

Quantification de la respiration en unité de soins intensifs pédiatrique à partir de séquences d'images de vidéo

par

Haythem REHOUMA

THÈSE PAR ARTICLES PRÉSENTÉE À L'ÉCOLE DE TECHNOLOGIE
SUPÉRIEURE COMME EXIGENCE PARTIELLE À L'OBTENTION
DU DOCTORAT EN GÉNIE
Ph. D.

MONTREAL, LE 11 DÉCEMBRE 2019

ÉCOLE DE TECHNOLOGIE SUPÉRIEURE
UNIVERSITÉ DU QUÉBEC



Haythem Rehouma, 2019



Cette licence Creative Commons signifie qu'il est permis de diffuser, d'imprimer ou de sauvegarder sur un autre support une partie ou la totalité de cette œuvre à condition de mentionner l'auteur, que ces utilisations soient faites à des fins non commerciales et que le contenu de l'œuvre n'ait pas été modifié.

PRÉSENTATION DU JURY
CETTE THÈSE A ÉTÉ ÉVALUÉE
PAR UN JURY COMPOSÉ DE :

Mme Rita Noumeir, directeur de thèse
Département de génie électrique à l'École de technologie supérieure

M. Philippe Juvet, codirecteur de thèse
Département de pédiatrie de l'Université de Montréal

M. Luc Duong, président du jury
Département de génie logiciel et des TI, École de technologie supérieure

M. Jean-Marc Lina, membre du jury
Département de génie électrique à l'École de technologie supérieure

M. François Guibault, examinateur externe indépendant
Département de génie informatique à l'École polytechnique de Montréal

IL A FAIT L'OBJET D'UNE SOUTENANCE DEVANT JURY ET PUBLIC

LE 16 OCTOBRE 2019

À L'ÉCOLE DE TECHNOLOGIE SUPÉRIEURE

REMERCIEMENTS

Je tiens tout d'abord à exprimer mes sincères remerciements à ma directrice de recherche, professeure Rita Noumeir d'avoir accepté de diriger mes travaux de recherche. Son organisation et son souci du détail ont considérablement ajouté de la grande qualité aux travaux de cette thèse. Son soutien permanent, sa grande patience, ses qualités pédagogiques et humaines ont toujours été des facteurs décisifs pour le bon déroulement du travail.

J'exprime également ma profonde gratitude à mon codirecteur, docteur Philippe Juvet pour son écoute, ses précieux conseils et sa contribution importante au niveau médicale. Merci pour vos encouragements, vos lectures attentives et votre contribution à l'aboutissement de cette thèse.

Des réunions entre chercheurs cliniciens et chercheurs ingénieurs ont été mensuellement organisées par monsieur Juvet pour assurer le bon fonctionnement des différents travaux de recherche et solidifier la coordination au sein de notre équipe multidisciplinaire. Aussi, les réunions ont permis de détecter rapidement les barrières à la réalisation des travaux, de créer une synergie entre les membres du groupe et de partager les outils et les initiatives de chacun.

J'aimerais ensuite remercier les membres de jury d'avoir accepté d'évaluer ce travail et contribuer à l'améliorer.

Un grand merci aussi à tous les chercheurs du Laboratoire de traitement de l'information en santé (LATIS) de l'ÉTS pour leur support diligent. Nous avons partagé des moments exceptionnels et discuté plusieurs idées intéressantes.

Mes remerciements chaleureux vont à ma famille en Tunisie, à ma sœur Hela et mes frères Achref et Hichem pour leur amour inconditionnel, leurs encouragements et leur présence malgré la distance.

Merci cher ami Richard Mercier, pour ton encouragement continu et tes discours motivants.

VI

Je remercie mes deux enfants Alyssa (la petite TAZ) et Malek (LOUKI) pour tous les moments de joie qu'ils m'ont apportés.

Un grand merci à ma femme Mary-lou qui m'a supporté tout au long de ce parcours, tu es mon rayon de soleil !

Merci à ma chère mère. J'espère que tu es fière de moi. Je ne suis rien sans toi ! Je t'aime. Enfin, à celui qui m'a toujours accompagné à la cérémonie de fin d'année scolaire.

Tu étais très fier et je te demandais toujours de ne pas être en retard.

Cette année, tu es parti tellement vite ...

Que tu n'as pas eu le temps de m'accompagner.

À mon père, ce travail est pour toi...

Quantification de la respiration en unité de soins intensifs pédiatrique à partir de séquences d'images de vidéo

Haythem REHOUMA

RÉSUMÉ

L'enfant peut avoir des problèmes d'insuffisance respiratoire dus essentiellement à des infections des poumons. Cette insuffisance est difficile à prévoir et son analyse par le clinicien comporte des mesures quantitatives (fréquence respiratoire) et des observations qualitatives (volume inspiré et signes de tirage). Toutefois, l'observation qualitative est difficile lorsque ce volume est petit, ce qui est le cas chez le nourrisson.

C'est dans cette optique que s'inscrit notre projet de recherche qui vise à développer de nouvelles approches objectives pour évaluer l'insuffisance respiratoire, à l'aide de l'imagerie 3D. L'objectif principal est de concevoir et de développer un système informatisé d'aide à la décision clinique (SIAD-C) pour la détection de l'insuffisance respiratoire aux soins intensifs en passant par la quantification de quatre paramètres respiratoires (fréquence respiratoire, volume respiratoire, ventilation minute et balancement thoraco-abdominale [TAA]) chez les enfants gravement malades. Deux approches sont principalement proposées afin de quantifier ces paramètres principalement dans la population pédiatrique.

Les deux approches proposent deux différentes façons de calculer les paramètres de respiration. La première approche propose la reconstruction de la surface 3D pour calculer la fréquence respiratoire, volume respiratoire et ventilation minute, et ce à partir des données enregistrées par deux caméras KINECT placées aux coins du lit du patient. L'objectif d'utiliser deux caméras est de maximiser la couverture spatiale en enregistrant les données de respiration de la surface thoraco-abdominale et aussi des côtés latéraux. L'organisation de l'espace, dont la configuration des câbles et des caméras, a été optimisée afin de faciliter le déploiement du système dans les chambres de soins intensifs. Ainsi, le système s'intègre facilement au lit du patient.

La deuxième approche propose la reconstruction du mouvement 3D pour caractériser le balancement thoraco-abdominale. L'objectif est de détecter, extraire et visualiser le mouvement global des régions de la surface et de quantifier la différence entre le thorax et l'abdomen en cas de balancement thoraco-abdominale.

Une étude théorique approfondie des systèmes de suivi de respiration à l'heure actuelle est effectuée. L'étude inclut les processus d'acquisition et de traitement des données. Les performances de ces systèmes en termes de fiabilité et de validité sont discutées, en considérant les besoins et les attentes des utilisateurs, qu'ils soient experts cliniciens, patients ou grand public.

VIII

La validation de l'applicabilité du SIAD-C dans l'environnement clinique est examinée au moyen d'une série d'expériences en comparant les mesures quantitatives du SIAD-C à celles du ventilateur (étalon de référence).

Les résultats expérimentaux montrent l'efficacité de notre système dans l'environnement clinique. Ce système de mesures quantitative de la respiration est un outil de support très prometteur destiné à améliorer la surveillance de la détresse respiratoire, en particulier lorsque les ressources de soins de santé, telles que les experts en pédiatrie, sont limitées.

Mots-clés : Respiration, Environnement clinique, Caméra KINECT, Données 3D, Reconstruction de surface, extraction de mouvement.

Respiration quantification in pediatric intensive care unit using video imaging

Haythem REHOUMA

ABSTRACT

Children may suffer from respiratory failure due to lung infections. This can be difficult to predict by clinicians, whose analysis includes quantitative measurements (respiration rate) and qualitative observations (inhaled volume and chest indrawing). However, qualitative observation is difficult and imprecise when the volume is small, especially in infants.

It is with that perspective that we have developed new objective approaches for respiratory failure assessment, using 3D imaging. The main objective is to design and develop a computerized clinical decision support system (CCDSS) to detect respiratory failure in critically ill children. Two types of approaches were mainly proposed to quantify four respiratory parameters (respiratory rate, tidal volume, minute ventilation and thoraco-abdominal asynchrony), primarily in the paediatric population.

Our approaches suggest different techniques to estimate the respiratory parameters. The first approach suggests performing a 3D reconstruction of the surface to calculate values of respiratory rate, tidal volume and minute ventilation. The system consists of two KINECT cameras recording 3D input data. Both sensors are placed in opposite sides of the patient bed.

The aim of using two KINECT cameras was to provide a high spatial coverage of the patient's thoraco-abdominal zone as well as its lateral sides.

The space organization, including cable configurations and camera positions, has been optimized to facilitate the system effective deployment in intensive care rooms. Our system is fitting patient beds and can be easily incorporated into hospital rooms.

The second approach is using 3D motion reconstruction to characterize the thoraco-abdominal asynchrony. The aim is to detect, extract and visualize the global motion of the surface regions and to quantify the amplitude differences between the thorax and abdomen compartments, when the seesaw motion occurs.

An extensive theoretical study of human assessment monitoring systems has been proposed. The study includes both data acquisition process and data processing techniques. The systems performance has been also discussed in terms of reliability and validity, considering the needs and expectations of users, whether they are experts, patients, or the general public.

To verify the applicability of the proposed CCDSS system in the clinical environment, a number of experiments have been carried by comparing the CCDSS quantitative measures to those given by the mechanical ventilator (gold standard).

The experimental study investigated the robustness of our approaches in clinical environment. The proposed system is an innovative and promising support measurement tool intended to assist clinicians to monitor respiratory failure in clinical environment, especially when healthcare resources such as pediatric expert are limited.

Keywords : Respiration, Clinical environment, KINECT camera, 3D data, Surface Reconstruction, Motion extraction.

TABLE DES MATIÈRES

	Page
INTRODUCTION	1
CHAPITRE 1 REVUE DE LITTÉRATURE ET CONTRIBUTIONS.....	7
1.1 Physiologie et mécanique de la respiration.....	7
1.1.1 Physiologie de la respiration.....	7
1.1.2 Mécanique de la respiration.....	9
1.1.2.1 Inspiration	10
1.1.2.2 Expiration.....	10
1.1.3 Capacités pulmonaires	11
1.1.4 Le cycle respiratoire.....	13
1.2 Définition du problème de la quantification de la respiration	14
1.3 Développement de méthodes de l'examen de la fonction respiratoire	15
1.3.1 Méthodes d'évaluation de la fréquence respiratoire	18
1.3.1.1 Méthodes avec contact.....	19
1.3.1.2 Méthodes sans contact	20
1.3.2 Méthodes d'évaluation des volumes.....	24
1.3.2.1 Méthodes avec contact.....	24
1.3.2.1 Méthodes sans contact	26
1.3.3 Méthodes d'évaluation des mouvements de la cage thoracique	27
1.3.4 Limitations des méthodes actuelles	36
1.4 Objectif principal et objectifs spécifiques.....	37
1.5 Méthodologie	38
1.5.1 Plateforme de simulation et expérimentale.....	38
1.5.2 Les approches proposées.....	40
1.6 Contributions et originalité de recherche.....	44
CHAPITRE 2 INTRODUCTION	49
CHAPITRE 2 3D IMAGING SYSTEM FOR RESPIRATORY MONITORING IN PEDIATRIC INTENSIVE CARE ENVIRONMENT.....	51
2.1 Introduction.....	52
2.2 Materials and methods	56
2.2.1 Camera system and sensing properties	56
2.2.2 Automatic multi-view point-cloud matching.....	60
2.2.3 Region of interest extraction	63
2.2.4 Surface reconstruction	64
2.2.5 Extraction of respiratory signal.....	64
2.2.6 Experiments	66
2.2.7 Cloud-to-cloud distance	69
2.2.8 Accuracy and precision evaluation	71
2.3 Results and discussion	73

2.4	Conclusions.....	80
CHAPITRE 3	INTRODUCTION	85
CHAPITRE 3	QUANTITATIVE ASSESSMENT OF SPONTANEOUS BREATHING IN CHILDREN: EVALUATION OF A DEPTH CAMERA SYSTEM ...	87
3.1	Introduction.....	88
3.2	Related works.....	90
3.3	System overview	92
3.3.1	View alignment and data acquisition.....	93
3.3.2	Surface reconstruction	96
3.3.3	Volume variations and respiratory parameters calculation.....	97
3.4	Experimental design.....	98
3.4.1	Experimental protocol.....	98
3.4.1.1	Experimental tools and overall design:.....	98
3.4.1.2	Simulated controlled experimental design.....	101
3.4.1.3	Real uncontrolled experimental design.....	101
3.4.2	Ventilator waveform meaning	102
3.5	Results and discussion	103
3.5.1	Volume-time curve waveform	103
3.5.2	Statistical analysis	105
3.5.2.1	Simulated controlled scenarios results.....	105
3.5.2.2	Real uncontrolled scenarios results.....	108
3.5.3	Discussion	109
3.6	Conclusions.....	112
3.6.1	Contribution	112
3.6.2	Future work.....	113
CHAPITRE 4	INTRODUCTION	115
CHAPITRE 4	VISUALIZING AND QUANTIFYING THORACO-ABDOMINAL ASYNCHRONY IN CHILDREN FROM MOTION POINT CLOUD : A PILOT STUDY	117
4.1	Introduction.....	118
4.2	Related works.....	120
4.3	Materials and methods	127
4.3.1	Camera system and sensing properties	127
4.3.2	Motion estimation	129
4.3.3	Motion segmentation	130
4.4	Experimental setup.....	132
4.5	Results and discussion	134
4.5.1	Visualization	134
4.5.2	Validation metrics	138
4.5.2.1	Cloud-to-sensor distance.....	138
4.5.2.2	Cloud-to cloud distance	138
4.5.3	Comparison between Laser and camera in vertical position	140

4.5.4	Camera position validation	143
4.6	Conclusions.....	150
	CONCLUSION.....	153
	ANNEXE I.....	159
	APPENDICE A.....	163
	APPENDICE B.....	185
	APPENDICE C.....	207
	APPENDICE D.....	217
	BIBLIOGRAPHY.....	223

LISTE DES TABLEAUX

	Page
Table 1.1	Mécanique de la respiration.....11
Table 1.2	Capacité pulmonaire chez un adulte en bonne santé12
Table 1.3	Résumé des travaux d'évaluation de la fonction respiratoire.....17
Table 1.4	Liste des paramètres calculés avec la spirométrie23
Table 1.5	Résumé de la modélisation du mouvement de la surface thoraco-abdominale dans la littérature.....29
Table 1.6	Exemples d'outils de mesures utilisés dans la littérature pour mesurer le mouvement de la cage thoraco-abdominale30
Table 2-1	Comparative specifications and technical features of Microsoft Kinect v1 and v2 Taken from Al-Naji et al. (2017) and Bloesch et al. (2015).....57
Table 2-2	Precision and accuracy results for Kinect I and Kinect II59
Table 2-3	Reference ventilator settings for each experiment, with V_t : tidal volume, RR: respiratory rate and IT: Inspiration Time.....68
Table 2-4	Comparison between the values provided by the ventilator (gold standard) and those computed by our imaging system over one minute. V_t : Tidal volume, RR: respiratory rate, RE: Relative error and RSD: Relative standard deviation. For our method column, we present the mean value of all cycles over one minute. This value is constant in 'ventilator' columns as the ventilator delivers a constant V_t with a constant RR in each experiment .75
Table 2-5	V_t Reference ventilator values and our method mean V_t value estimation over five observations for each experiment.....77
Table 2-6	RR Reference ventilator values and our method mean RR value estimation over a number of observations for each experiment. This number is different for each set of experiments (30 observations for RR = 20, 15 observations for RR = 30, 20 observations for RR = 40 and 5 observations for RR = 50).....78
Table 2-7	V_t accuracy and precision results of our method. RE is the relative error between V_t observations mean value and V_t ventilator value. RSD is the relative standard deviation of V_t observations mean value. For each experiment, five observations are made to calculate RE and RSD81

Table 2-8	<i>RR</i> accuracy and precision results of our method. RE is the relative error between <i>RR</i> observations mean value and <i>RR</i> ventilator value. RSD is the relative standard deviation of <i>RR</i> observations mean value. Multiple observations were used to calculate RE and RSD and the number of observations is different for each set of experiments (30 observations for <i>RR</i> = 20, 15 observations for <i>RR</i> = 30, 20 observations for <i>RR</i> = 40 and 5 observations for <i>RR</i> = 50).....	82
Table 2-9	Results of the second test conducted on a mechanically ventilated patient. Mean ventilator values are compared to our method mean values with five one-minute observations for <i>Vt</i> and <i>RR</i> . The ventilator input parameters set by the nurse are: <i>Vt</i> = 40 ml, <i>RR</i> = 20 resp./minute.....	83
Table 2-10	Accuracy and precision results for the test conducted on a mechanically ventilated patient. Mean ventilator values are compared to our method mean values for <i>Vt</i> and <i>RR</i> . RE is the relative error between our method and the ventilator values, while RSD is the relative standard deviation of the observations	83
Table 3-1	Reference ventilator settings with <i>Vt</i> : tidal volume, <i>RR</i> : Respiratory Rate, <i>MV</i> : Minute Ventilation and <i>IT</i> : Inspiration Time.....	100
Table 3-2	Phantom results.....	105
Table 3-3	Patients results	108
Table 4-1	A comparative overview of the differences between previous methods in respiratory assessment	121
Table 4-2	Retraction distance estimation using the laser-ranging sensors and our method. The laser and the camera are placed in a vertical position. Δd_{laser} is retraction distance $\pm$ the standard deviation of the result over one minute as calculated using the laser, while Δd_{camera} is the retraction distance $\pm$ the standard deviation of the result over one minute as calculated using our method. Comparison and relationship between our method and the reference method are illustrated through correlation coefficient ρ and root mean square deviation (RMSD).....	143
Table 4-3	System accuracy when changing the camera positions using the cloud-to-camera metric (over one minute).....	146
Table 4-4	System accuracy when changing the camera positions using the cloud-to-cloud metric (over one minute)	147

LISTE DES FIGURES

	Page
Figure 1-1	Structure de la cage thoracique.....8
Figure 1-2	Classification des paramètres respiratoires.....16
Figure 2-1	Kinect v2 sensor system (a) components and (b) measurement technique59
Figure 2-2	Volume calculation workflow at frame t.....60
Figure 2-3	Illustration of transformations between world coordinate frame centred on the 2D marker and cameras coordinate frames62
Figure 2-4	Procrustes superimposition method - (1) Translation to a common origin, (2) scaling to unit centroid size, and finally (3) rotation to minimize the sum of squared distances between the corresponding shapes62
Figure 2-5	Cameras placement: possible combinations. The cameras are placed in the (a) bed top, (b) bed bottom, (c) top right and bottom left, (d) top3 left and bottom right, (e) bed right side, (f) bed left side. Positions c and d can be accepted. Positions a, b, e and f are rejected67
Figure 2-6	System setup and Kinect sensors locations during the experiment on a critically ill patient in the PICU of Sainte-Justine Hospital69
Figure 2-7	Finding corresponding “pairs” of 3D points between surfaces before and after respiratory displacement of the test lung surface. The surface $S1$ represents the minimum displacement and the surface $S2$ represents the maximum displacement after being inflated with air volume corresponding to the experiment settings. $q8'$ is the projection of $p8$ on $S2$ and $q8$ is the closest neighbor to $q8'$. Therefore, the corresponding point of $p8$ is $q8$70
Figure 2-8	Volume-time curves resulting from our 3D imaging system during volume-controlled ventilation in adult mode. These volumes were introduced by the mechanical ventilator into the artificial test lung to evaluate our method accuracy with big volumes. The displayed curves illustrate volume changes over time. The corresponding ventilator settings are listed in Table 2.3 from experiment 1 to experiment 9. For each of the experiments, it can be seen that volume values present high and low peaks. The highest peaks correspond to the end of air inhalation, while the lowest peaks correspond to the end of air exhalation. After reaching the highest peaks, the signal values slightly decrease over a short period of time. This slight decrease corresponds to relaxation time separating the inspiration and the expiration. The relaxation time takes approximately 0.4 seconds.....72

Figure 2-9	Volume-time curves resulting from our 3D imaging system during volume-controlled ventilation in neonatal mode. These volumes were introduced by the mechanical ventilator into the artificial test lung to evaluate our method accuracy with small volumes. The displayed curves illustrate volume changes over time. The corresponding ventilator settings are listed in Table 2.3 from experiment 10 to experiment 1472
Figure 2-10	Volume-time waveform resulting from our 3D imaging system for only the first experiment (ventilator settings: $V_t = 500$ ml, $RR = 20$ respirations/minute and $IT = 0.9$ seconds). The figure illustrates 5 cycles from which breathing characteristics are exhibited over the 105 frames (15 seconds). These characteristics uniquely identify the breathing patterns delivered by the mechanical ventilator.74
Figure 2-11	Analysis of only one complete cycle obtained by our 3D imaging system. This corresponds to cycle 2 of experiment 1 extracted and zoomed from Figure 2.10. The reference points A, B, C and D allow calculating inspiratory rise time (A–B), inspiratory time (A–C), and expiratory time (C–D). Point A represents the start of inspiration, point B is a peak position, point C represents the end of inspiration and the start of expiration and finally, point D is the end of expiration. For this cycle, the inspiratory rise time is 0.4286 seconds and the inspiratory time is 0.91605 seconds74
Figure 2-12	Scatter plot of Δd versus V_t and depth accuracy limit for Kinect v2 hardware. The gray zone presents the area where the camera cannot generate depth values accurately. Thus, this region presents the hardware limit.....79
Figure 2-13	Results of the second test conducted on the mechanically ventilated patient. The y-scale of our method results (dotted line, squares) was adjusted to the ventilator set of data (solid line) in order to make results fit into one graph and to study the applicability of our proposed method on a real patient.....79
Figure 3-1	System setup: The locations of depth sensor are shown with the 2 frames.....93
Figure 3-2	Schematic of the proposed method.....94
Figure 3-3	Schematic visualization of the proposed camera setup and their resulting views: (1) Baby mannequin, (2) Test lung, (3) Left camera, (4) Left camera view, (5) Right camera, (6) Right camera view94
Figure 3-4	Procrustes superimposition method - (a) raw data: shape 1 is the reference shape and shape 2 is the detected shape, (b) Alignment to a common centroid, (c) scaling the shape 2 to have an equal size of shape 1, (d) Rotation, (e) Optimal rotation.....96

Figure 3-5	Experimental scheme description - (a) arrangement and location of tools used in the cameras views alignment, (b) organization of tools used in the data collection and processing procedures.	99
Figure 3-6	The pressure and volume waveform in the.....	102
Figure 3-7	Volume variation of the 3D reconstructed torso by our method. The ventilator is set to the volume-controlled ventilation mode with the following parameters: RR=20 respirations/minute, Vt=500 ml and IT=0.9 seconds. The figure represents only the first five cycles. Concerning the markers, rectangles represent the start of inspiration, triangles indicate the end of inspiratory rise time, while the asterisk indicate the end of expiration. Cycle 2 is zoomed. When projecting on the y-axis, reference points are for inspiratory volume (A-B), expiratory volume (B-D) and when projecting on the x-axis, the reference points are for inspiratory rise time (A-B), relaxation time (B-C) and inspiratory time (A-C)	104
Figure 3-8	Scatter plots of phantom's quantitative measures for: Vt (a), RR (b) and MV (c). The plots are showing the relation between reference values (ventilator) and estimated values (3D system)	106
Figure 3-9	Bland Altman plots of phantom's quantitative measures. The plots are showing the agreement between the gold-standard method (ventilator) and our method (3D system) in estimating Vt (a), RR (b) and MV (c) quantitative measures	107
Figure 3-10	Patients results.	110
Figure 4-1	RGB-D camera description: (a) The used Structured-Light RGB-D sensor (Asus Xtion Pro Live) and the partially disassembled sensor (bottom), (b) A schematic diagram of the Asus Xtion Live camera structure, (c) The acquired RGB image, (d) The acquired depth image.	128
Figure 4-2	Motion extraction technique based on comparing distances from our RGB-D sensor, whose center is the origin of the coordinate system. The surface S_t is represented by M 3D point clouds $p_j, j \in 1..M$ at frame t, whose projection is on the surface S_{t+1} at frame t+1 are $q_j, j \in 1..M$. For every motion vector $V_i \in \mathcal{M}$, the Euclidian distance in the 3D space between vector points and the camera's center are calculated and compared. This comparison allows to determine the motion direction.....	131
Figure 4-3	First round of experiments setup: (1) ROI 1: Thoracic area; (2) ROI 2: Abdominal area; (3) RGB-D camera pointing to the thoraco-abdominal area; (4) Laser-ranging sensor pointing to a point in ROI1; and (5) Laser-ranging sensor pointing to a point in ROI2	134

Figure 4-4	Illustrations of mannequin acquired and treated data : (a) RGB image, (b) Depth image, (c) Point cloud (X,Y,Z), (d) Colorized point cloud (X,Y,Z,R,G,B), (e) Segmented ROI, (f) Calculated scene flow.....	135
Figure 4-5	Cloud to sensor distance estimation at the frame j	136
Figure 4-6	Regions extraction obtained for point clouds frames in the tested sequences: (a), (b) and (c) represent normal inspiration, (d), (e) and (f) represent normal expiration, (g), (h), (i), (j), (k) and (l) represent TAA. Clusters segmented as forward motion.....	137
Figure 4-7	Finding corresponding “pairs” of 3D points between consecutives frames..	140
Figure 4-8	Computing of cloud-to-cloud maximal displacement between surfaces.....	141
Figure 4-9	Our method curves for estimating abdomen (ROI2) and thorax (ROI3) depths are plotted in dotted black line and dotted gray line, respectively. Their corresponding depth curves calculated using the laser-based sensors are, respectively in plain black line and in plain gray line. The modes are: normal respiration, mild TAA, severe TAA.....	142
Figure 4-10	Second set of experiments setup and cameras positioning. The cameras are placed in the (a) bed top left, (b) bed top right, (c) bed bottom right and (d) bed bottom left. The reference camera sensor is always placed in a vertical position to the thoraco-abdominal area under the same conditions as those of the first set of experiments (see Figure 4.3).....	144
Figure 4-11	Estimating camera position using Procrustes alignment method	145

LISTE DES ABRÉVIATIONS, SIGLES ET ACRONYMES

AB	Abdomen
ABG	Arterial Blood Gases
AP	Anteroposterior
BA	Bland-Altman
CCDSS	Computerized Clinical Decision Support System
CCD	Charge-Coupled Device
CO ₂	Carbon Dioxide
COPD	Chronic Obstructive Pulmonary Disease
CT	Computed Tomography
ECG	Electrocardiogram
FEV	Forced Expiratory Volume
FFT	Fast Fourier Transform
IC	Inspiratory Capacity
ICP	Iterative Closest Point
ICU	Intensive Care Room
IIR	Infinite Impulse Response
IR	Infrared
LED	Light Emitting Diode
MV	Minute Ventilation
RR	Respiratory Rate
SIAD-C	Système Informatisé D'Aide à la Décision Clinique
VCSEL	Vertical Cavity Surface-Emitting Laser
ML	Maximum Likelihood
MRI	Magnetic Resonance Imaging
RC	Ribcage
RIP	Respiratory Inductive Plethysmography
RDS	Respiratory Distress Syndrome
RE	Relative Error
RGB-D	Red Green Blue - Depth

RMSE	Root Mean Square Deviation
ROI	Region Of Interest
RSD	Relative Standard Deviation
OEP	Opto-Electronic Plethysmography
OF	Optical Flow
OSA	Obstructive Sleep Apnea
OSI	Optical Surface Imaging
P _{AW}	Pression des Voies aériennes
PCA	Principal Component Analysis
PCO ₂	Pression Partielle en Dioxyde de Carbone
PEEP	Positive End-Expiratory Pressure
PET	Positron Emission tomography
PFT	Pulmonary Function Test
PICE	Pediatric Intensive Care Environment
PICU	Pediatric Intensive Care Unit
PO ₂	Pression Partielle en Oxygène
SDK	Software Development Kit
SF	Scene Flow
SL	Structured Light
ToF	Time of Flight
T _I	Temps Inspiratoire
TAA	Thoraco-abdominal Asynchrony
TAM	Thoraco-abdominal Movements
TV	Tidal Volume
US	Ultrasound
VC	Volume Courant
VCSEL	Vertical Cavity Surface Emitting Laser
VM	Volume Minute

LISTE DES UNITÉS DE MESURE

BPM	Breaths Per Minute
Hz	Hertz
L	Liter
L/m	Liter/minute
m	Meter
mL	Milliliter
s	Second

INTRODUCTION

La médecine de soins intensifs constitue un domaine médical dont le développement s'est considérablement accéléré durant la dernière décennie, grâce à l'avènement des technologies de pointe (support ventilatoire, hémodynamique et neurologique).

Au Canada, ce domaine reste essentiellement disponible dans les centres tertiaires. La géographie vaste et diversifiée du Canada rend pratiquement impossible un accès aux soins similaires pour tous les habitants.

Pour pallier ces difficultés, le développement du transport médical aérien ou terrestre est crucial. Néanmoins, le plateau technique et l'expertise des médecins de soins intensifs ne peuvent pas être déplacés vers chaque patient présentant un état critique. Le transport de ces patients constitue toujours un grand défi devant l'instabilité importante de leur état. L'environnement, les capacités de surveillance et le nombre des experts qui sont parfois limitées constituent un défi en soi.

La télémédecine présente une solution économiquement viable. Elle assure un contact entre les équipes de transport et les médecins de soins intensifs. L'évaluation clinique appropriée d'un patient en situation critique nécessite d'avoir un ensemble de données allant de l'examen clinique visuel au recueil des données biologiques ('télémonitoring').

Dans cette optique, la transmission vidéo constitue une perspective très intéressante. Cette technologie est actuellement non disponible dans les unités mobiles de soins intensifs. La transmission d'informations la plus usuelle est la communication audio. En revanche, l'audio a un caractère hautement subjectif. Aussi, la description de la gravité du signe clinique observé demeure très subjective.

Jusqu'à présent, il n'existe pas de banques de données d'images et de vidéos de sémiologie de soins intensifs. La création d'une telle banque de données permettrait d'homogénéiser la description clinique transmise oralement. L'utilisation de la transmission vidéo dans les

unités mobiles de soins intensifs optimisera la prise en charge des patients critiques à distance des centres tertiaires.

Nos travaux de recherches s'inscrivent dans cette perspective. L'idée est de réussir à implanter un système vidéo qui permet de fournir des mesures concrètes et ainsi aider dans leur prise de décision lorsque les ressources médicales, telles que les experts sont limitées. Toutefois, le travail présenté est une première petite composante qui s'inscrit dans ce grand travail de recherche. Cette composante essentielle est, sans doute, une des briques de base de ce grand projet. Ce premier travail suppose que les mesures sont prises à l'hôpital avec des patients sur leurs lits. Nous nous intéressons spécifiquement aux patients pédiatriques. Les recherches portant sur cette population accusent un retard considérable par rapport à celles portant sur les patients adultes. La population pédiatrique est marquée par une grande hétérogénéité en termes d'âge allant de la naissance à 18 ans (Mortamet et al., 2018).

Dans les soins intensifs pédiatriques, la majeure partie des admissions est causée par les pathologies respiratoires et principalement l'insuffisance respiratoire aigüe. Dans ce contexte, différents outils sont disponibles pour évaluer de manière plus objective le travail respiratoire du patient en insuffisance respiratoire aigüe.

Plusieurs paramètres, comme la fréquence respiratoire (FR), le volume courant (VC), la ventilation minute (VM), les signes d'hypoxie et les signes de lutte, sont utilisés au quotidien par les cliniciens afin d'évaluer l'état de santé du sujet et le degré de sévérité de la maladie. Ces paramètres, indiquant des symptômes de la maladie, sont souvent les éléments clés utilisés par le soignant pour donner les traitements nécessaires et en particulier initier une assistance ventilatoire en cas de détresse respiratoire. Actuellement, il n'y a pas d'ordre d'apparition des symptômes de la détresse respiratoire mais plutôt une aggravation de ces symptômes. Au début, la fréquence respiratoire devient un peu augmentée. Elle est suivie de légers signes de lutte. Ensuite, la fréquence respiratoire devient très augmentée et les signes de lutte seront très marqués. Ces signes, dus à la faiblesse des muscles respiratoires sont les suivants : (1) battement des ailes du nez, (2) balancement thoracoabdominal, (3) geignement expiratoire, (4) appel des muscles respiratoires accessoires et dépression des parties molles

(ou tirage inspiratoire), et enfin l'(5) entonnoir xiphoïdien. Généralement, il n'y a pas de règle sur les signes de lutte. Au début, un ou 2 signes sont présents, puis tous les signes sont présents. Lorsque le patient est gravement malade, le clinicien peut le mettre sous la ventilation mécanique en utilisant un ventilateur (ou respirateur) pour faciliter sa respiration ou même compenser une partie de son travail respiratoire.

En plus de fournir des données numériques (pressions, volumes et débits générés, compliance totale, etc.), les respirateurs modernes affichent de manière dynamique cycle à cycle ces différents éléments ce qui rend possible l'évaluation de la fonction respiratoire en temps réel et à faible coût, sans nécessiter de dispositif supplémentaire.

Toutefois, lorsque l'enfant n'est pas ventilé, il n'existe pas de moyen fiable d'évaluer quantitativement la fonction respiratoire. Cette tâche est effectuée visuellement par le clinicien pour affirmer si le patient souffre d'une insuffisance respiratoire ou déterminer la sévérité des symptômes de l'insuffisance respiratoire. En conséquence, cette tâche reste soumise à la subjectivité du clinicien. Plusieurs travaux ont été réalisés pour limiter cette subjectivité, comme l'utilisation du score de Silverman ou du score de Wood (Essouri et al., 2017). Ces scores aident à quantifier les signes cliniques de détresse respiratoire mais laissent toutefois un peu de subjectivité. L'évaluation reste fortement corrélée à l'expertise du clinicien. Ce qui constitue toujours un problème à résoudre surtout lorsque les ressources de soins de santé, telles que les experts en pédiatrie, sont limitées.

Le but principale de la thèse est de proposer une nouvelle approche objective pour évaluer quantitativement les paramètres de respiration lorsque le patient n'est pas ventilé mécaniquement. L'idée de base consiste à proposer un système informatisé d'aide à la décision clinique (SIAD-C) pour la détection de l'insuffisance respiratoire dans les soins intensifs, particulièrement chez les enfants gravement malades. L'objectif du SIAD-C n'est pas de remplacer le clinicien mais bien de pouvoir améliorer l'aide à la respiration, en détectant rapidement les problèmes et complications respiratoires.

Le rapport est présenté sous forme d'une thèse par articles. La première partie de la thèse dresse un état de l'art des techniques proposées pour l'évaluation de la respiration. Les trois

autres articles de journaux sont consacrés à la présentation des approches proposées pour évaluer quantitativement la respiration. Les trois articles sont acceptés et publiés dans des revues scientifiques.

La thèse est constituée de quatre chapitres. Dans le premier chapitre, le problème de quantification de la respiration est défini avant de présenter une étude bibliographique sur les systèmes de mesure actuellement proposés pour les différents environnements, spécifiquement l'environnement clinique. Un survol des différentes approches dans les revues de littérature a été reporté en critiquant les avantages et les limites de ces approches. Ensuite, on définit l'objectif principal, les objectifs spécifiques et la méthodologie du projet. Enfin, on met en évidence la contribution et l'originalité des approches proposées dans cette thèse afin de proposer un système vidéo capable de fournir des mesures précises de la respiration et de limiter la subjectivité des observations dans le contexte des soins intensifs.

Dans le deuxième chapitre, on propose un nouveau système 3D pour calculer la fréquence respiratoire et le volume courant dans un environnement de soins intensifs pédiatriques. Le système se compose de deux caméras RGBD qui offrent une large couverture spatiale de la région de respiration. Notre approche est basée sur une reconstruction surfacique de la partie thoraco-abdominal et de leurs parties latérales. Des expérimentations ont été effectuées en utilisant un mannequin de bébé dans un premier temps. L'approche a été testée ensuite sur un vrai patient mécaniquement ventilé afin de vérifier son applicabilité dans une unité de soins intensifs en contexte réel. La validation est réalisée en utilisant le respirateur mécanique (Servo i, Maquet Inc, Sweden).

Le troisième chapitre propose une validation plus approfondie des paramètres respiratoires calculés dans le chapitre précédent et l'introduction d'un paramètre supplémentaire de quantification de la respiration permettent de déterminer le niveau d'oxyde de carbone dans le sang et de caractériser plus précisément la ventilation. Ce paramètre, appelé le volume minute (VM), est le produit du volume courant (V_t) et de la fréquence respiratoire (RR). Il est principalement indiqué par le respirateur mécanique lorsque le patient est ventilé et est largement utilisé dans les soins intensifs. Une validation supplémentaire de notre approche est apportée dans ce travail en introduisant deux patients réels et une analyse statistique

détaillée moyennant une analyse de régression (corrélation et diagramme de dispersion) et une analyse de concordance entre notre approche et celle utilisée par le ventilateur (graphe de Bland-Altman).

Enfin, le quatrième chapitre introduit une nouvelle approche pour visualiser et quantifier les signes de tirage. Le système évalue ces signes en calculant les vecteurs de déplacement des points de la surface. La direction du mouvement est indiquée en utilisant le flot de scène. Notre apport réside particulièrement au niveau de l'extraction du mouvement. L'approche proposée permet de séparer les mouvements entrants et sortants et de calculer la distance de rétraction entre le thorax et l'abdomen dans le cas d'un balancement thoraco-abdominal. Une étude expérimentale a été réalisée en considérant dans un premier temps, un mannequin bébé fidèle aux caractéristiques anatomiques d'un nouveau-né présentant plusieurs types de signes de tirage. Les résultats ont été validés en considérant les enregistrements d'une diode laser à cavité verticale émettant par la surface (VCSEL) présentant une bonne précision. Ensuite, le système a été testé sur un vrai patient afin d'évaluer son applicabilité en contexte réel. La validation a été réalisée en comparant les résultats aux observations de deux experts en pédiatrie.

CHAPITRE 1

REVUE DE LITTÉRATURE ET CONTRIBUTIONS

Dans le présent chapitre, on décrit tout d'abord la physiologie et la mécanique de la respiration chez l'être humain. On définit ensuite le problème de la quantification de la respiration particulièrement dans l'environnement clinique avant de présenter une étude bibliographique sur le développement des systèmes et méthodes de l'examen de la fonction respiratoire au cours des dernières années. Plus spécifiquement, on focalise notre étude sur la quantification des variables respiratoires les plus significatives pour les soignants. Ces paramètres sont des bons indicateurs permettant aux cliniciens de diagnostiquer l'état du patient ou de prévoir une éventuelle dégradation de son état. Subséquemment, on fixe l'objectif principal et les objectifs spécifiques de notre thèse. Finalement, on présente la méthodologie et la contribution des approches proposées dans ce travail visant à quantifier la respiration des patients, particulièrement dans les soins intensifs pédiatriques.

1.1 Physiologie et mécanique de la respiration

La respiration est définie par le mouvement d'entrée (inspiration) et de sortie (expiration) de l'air dans les poumons. La respiration, appelée aussi ventilation pulmonaire, est automatique chez l'être humain. Habituellement, les mouvements respiratoires sont involontaires. Toutefois, ils peuvent être volontaires (à la différence des battements du cœur), notamment dans le cas des inspirations et des expirations forcées. La respiration se fait grâce à l'appareil respiratoire. Afin d'établir des méthodes et des outils fiables d'estimation de mouvement de respiration, la compréhension de la physiologie et de la mécanique de respiration est fondamentale.

1.1.1 Physiologie de la respiration

Ce paragraphe a pour objectif la compréhension de l'appareil respiratoire et la description des rôles des organes intervenant dans la respiration. En effet, l'appareil respiratoire comporte principalement deux parties : les voies aériennes supérieures et l'appareil broncho-

pulmonaire. Le pharynx réunit les deux parties. Le volume est en moyenne de 4,2 litres chez l'homme et 3,2 litres chez la femme. La respiration peut être normale ou forcée et contrôlée.

Plusieurs organes interviennent pendant la respiration. Ces organes constituent le système respiratoire supérieur (le nez, la bouche, le pharynx, le larynx, l'épiglotte, la trachée) et le système respiratoire inférieur (les bronches, les bronchioles, les alvéoles pulmonaires, les poumons, les muscles intercostaux et le diaphragme).

Les poumons sont protégés et maintenus en place par une structure constituée par plusieurs os appelée cage thoracique. La cage thoracique protège également d'autres organes vitaux, notamment le cœur. La cage thoracique est formée du sternum, des vertèbres thoraciques et de 12 côtes. Les côtes de la cage thoracique sont des os plats recourbés, obliques vers le bas. Les 12 paires de côtes sont réparties comme suit : 7 paires de vraies côtes, 3 paires de fausses côtes et 2 paires de côtes flottantes comme c'est illustré sur la Figure 1.1. Les 10 premières côtes (vraies et fausses côtes) sont attachées à deux vertèbres en arrière et au sternum en avant par l'intermédiaire de cartilage. Les 2 côtes flottantes ne sont reliées qu'aux vertèbres.

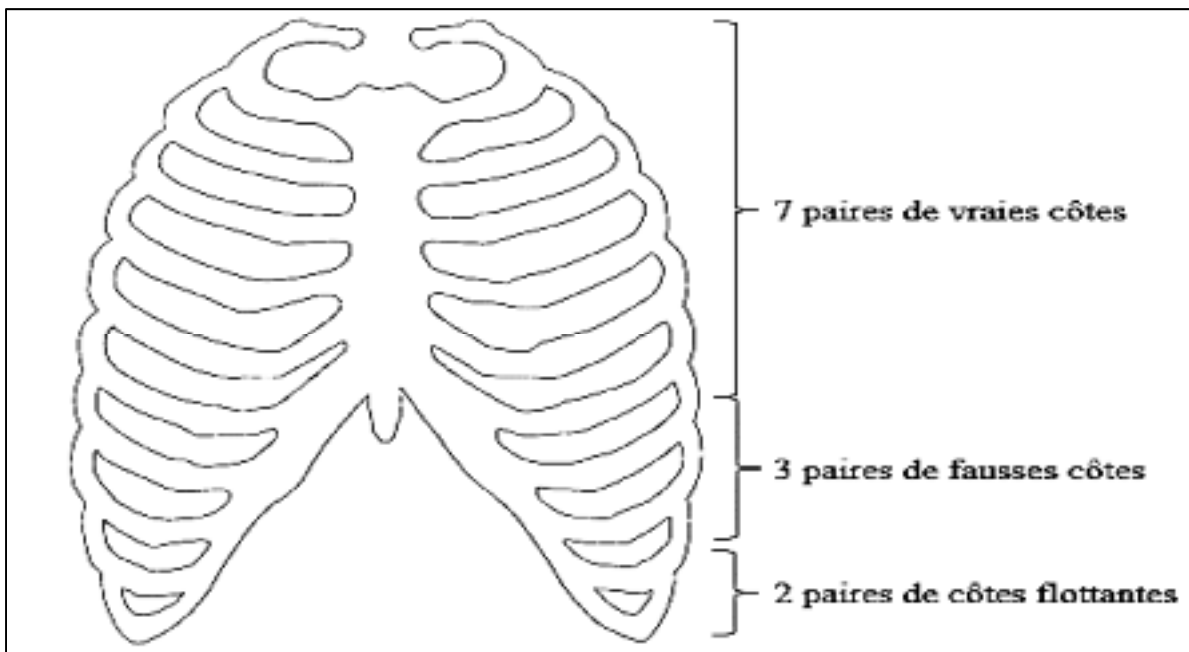


Figure 1-1 Structure de la cage thoracique

Le passage de l'air du nez aux poumons est décrit comme suit : d'abord, l'air entre par le nez ou de la bouche et passe à travers la cavité nasale. Ensuite, il traverse le larynx, passe par la trachée pour arriver aux bronches. L'air subit également plusieurs filtrations. Les poils du nez sont le premier filtre. Ils filtrent les particules les plus grossières. Au niveau de la muqueuse respiratoire (deuxième filtre), les cils vibratiles se débarrassent des impuretés. L'air arrive enfin aux poumons. La respiration est essentielle pour oxygéner le sang et évacuer le gaz carbonique (déchet).

1.1.2 Mécanique de la respiration

En mécanique respiratoire, le terme « pression » peut avoir plusieurs significations. Parfois il s'agit de la pression mesurée en un point précis, telle la pression intrapleurale. Dans d'autres cas, il s'agit de la différence de pression entre deux points, habituellement situés de part et d'autre d'une structure. La pression dans les poumons est appelée pression intrapulmonaire. Dans la suite, nous négligerons toutes les pressions dans la cage thoracique sauf la pression intrapulmonaire afin de mieux expliquer le mécanisme respiratoire.

La pression change au travers de la cage thoracique qui se déforme continuellement lors de la respiration. Elle change en fonction du volume des poumons. Ce volume, appelé volume pulmonaire, peut changer directement grâce aux mouvements du diaphragme et, d'autre part, indirectement grâce aux autres muscles respiratoires qui agissent sur la cage thoracique. Le volume pulmonaire augmente lors de l'inspiration et diminue lors de l'expiration.

Afin de comprendre la mécanique respiratoire il est primordial de comprendre la notion de diffusion des gaz, selon laquelle un gaz passe toujours d'une zone où la pression est plus élevée vers une zone où la pression est moins élevée. Aussi, il est important de comprendre le mécanisme de ventilation pulmonaire et la loi de Boyle-Mariotte. En effet, la ventilation pulmonaire repose sur des variations de volume dans la cavité thoracique. Étant donné que la pression d'un gaz est inversement proportionnelle à son volume : $P_1V_1=P_2V_2$ (P en mmHg et V en mm³), la pression diminue lorsque le volume augmente et vice-versa (Loi Boyle-Mariotte, on suppose que la température est constante).

La pression atmosphérique est égale à 760 mmHg et la pression intrapulmonaire varie entre 759 mmHg et 761 mmHg. Le déplacement de l'air dans les voies respiratoires est un phénomène mécanique qui comprend deux phases : l'inspiration et l'expiration. L'inspiration est la phase pendant laquelle l'air entre dans les poumons. L'expiration est la phase pendant laquelle l'air sort des poumons.

1.1.2.1 Inspiration

Le diaphragme est le muscle principal utilisé dans la respiration. Lorsqu'il se contracte, il s'abaisse. Les poumons sont tirés vers le bas et le volume de la cage thoracique augmente. De plus, les muscles intercostaux soulèvent les côtes vers le haut pour augmenter le volume. Le contenu abdominal est refoulé vers le bas. D'après la loi de Boyle-Mariotte, la pression diminue lorsque le volume augmente. Partant de ce fait, la pression descend dans les poumons à 759 mmHg. Cette variation de pression va être à l'origine d'écoulement d'air selon les gradients de pression, c'est-à-dire, du milieu à haute pression (Atmosphère : 760 mmHg) vers le milieu à basse pression (Poumons : 759 mmHg). L'inspiration est un mécanisme actif. Le diaphragme s'abaisse d'environ d'un centimètre lors de la ventilation au repos. Pendant un effort physique, il peut s'abaisser jusqu'à 10 cm. Chaque inspiration normale permet l'entrée d'environ 0,5 L d'air.

1.1.2.2 Expiration

L'expiration est le mouvement respiratoire pendant lequel l'air sort des poumons et qui vient après l'inspiration. Le diaphragme et les muscles intercostaux se relâchent spontanément grâce à leur élasticité. Le relâchement des muscles intercostaux permet aux côtes et au sternum redescendre vers le bas. Le diaphragme monte vers le haut. Le volume des poumons diminue et la pression augmente à 761 mmHg. L'air se dirige à l'extérieur des poumons vers l'atmosphère qui présente le milieu à basse pression (760 mmHg). Chaque expiration normale permet la sortie d'environ 0,5 L d'air. Les poumons ne se vident pas complètement de l'air. Il restera toujours une petite quantité d'air appelée volume résiduel (1,2 L). Le Tableau 1.1 récapitule la mécanique respiratoire.

1.1.3 Capacités pulmonaires

Le total des volumes pulmonaires correspond aux capacités pulmonaires. La capacité pulmonaire est donc la capacité des poumons d'accumuler l'air. En effet, les poumons possèdent une grande élasticité. Du reste, le volume des poumons n'est pas statique. En temps normal, chaque inspiration et expiration permettent l'entrée et la sortie d'environ 0,5L d'air. Les poumons ne se vident pas complètement même lors d'une inspiration forcée. Il reste un volume qui est impossible à expirer appelé volume résiduel (environ 1L).

Tableau 1.1 Mécanique de la respiration

Organe/ Facteur	Côtes et sternum	Diaphragme	Volume thorax/ poumons	Pression dans les poumons
Inspiration	Soulèvement avec la contraction des muscles intercostaux	Abaissement en se contractant	Augmentation	Diminution
Expiration	Abaissement avec le relâchement des muscles intercostaux	Élévation en se relâchant	Diminution	Augmentation

Chez un adulte en bonne santé, le volume courant d'air lors de l'inspiration et de l'expiration est de 0,5 L d'air. Le volume additionnel possible qui peut entrer dans les poumons lors de l'inspiration forcée s'appelle le volume de réserve inspiratoire et il est de 2,5 L.

Les poumons ne peuvent pas se vider complètement même après une expiration forcée. En effet, il reste encore 1,5 l d'air dans les poumons en fin d'une expiration forcée,. Ceci représente le volume de réserve expiratoire. Le volume de réserve inspiratoire et le volume de réserve expiratoire sont utilisés lorsque le volume courant ne suffit pas à assurer les échanges gazeux nécessaires, par exemple, lors de l'exercice physique. Le volume résiduel est le volume de gaz restant dans les poumons après une expiration forcée. La capacité vitale correspond au volume d'air mobilisé lors d'une expiration forcée qui suit

une inspiration forcée, c'est-à-dire la somme des volumes suivants : volume courant (0,5 L), volume de réserve inspiratoire (2,5 L), volume de réserve expiratoire (1,5 L). Donc, la capacité vitale est d'environ 4,5 L selon les individus. La capacité pulmonaire totale inclut aussi le volume résiduel qui correspond à environ 1,5 L. donc, la capacité pulmonaire totale est d'environ 6,0 L. quant à la capacité résiduelle fonctionnelle, elle correspond à la somme du volume de réserve expiratoire (1,5 L) et du volume résiduel (1,5 L), soit environ 3,0 L. L'espace mort représente le volume total de toutes les voies anatomiques conduisant l'air inspiré jusqu'aux alvéoles. Il ne participe pas aux échanges gazeux. La cavité buccale, les fosses nasales, le pharynx, la trachée et les bronches forment l'espace mort anatomique.

Tableau 1.2 Capacité pulmonaire chez un adulte en bonne santé

Volumes d'air échangés lors d'une respiration normale, d'une inspiration forcée et d'une expiration forcée		
Réserve inspiratoire (3 L)	Capacité vitale (5 L)	Volume pulmonaire total (6 L)
Volume courant (0.5 L) = Volume renouvelé (0,35 L) + Espace mort contenu au niveau des voies aériennes (0,15 L)		
Réserve expiratoire (1,5 L)		
Volume résiduel (1 L)		

Nous avons brièvement décrit les capacités pulmonaires ainsi que la mécanique respiratoire. Au cours d'une inspiration, l'oxygène dans l'air passe dans le sang qui le distribue à tous les organes du corps. Au cours de l'expiration, le gaz carbonique est envoyé à l'extérieur (produit comme déchet de nos organes). L'inspiration est une respiration active et l'expiration est une respiration passive. À l'inspiration, les muscles inspireurs (diaphragmes, muscles intercostaux, muscles du cou..) se contractent. L'expiration ne sollicite pas d'activité musculaire. Les muscles inspireurs se relâchent. Lors d'une inspiration forcée suivie par

une expiration forcée, le volume d'air expiré représente la capacité pulmonaire vitale de l'être humain.

1.1.4 Le cycle respiratoire

La fréquence respiratoire est le nombre de cycles respiratoires (inspiration et expiration) par minute, mesurés chez un individu. C'est un signe vital très important. Une anomalie de la fréquence respiratoire peut être un signe de détresse respiratoire, de dépression respiratoire ou une conséquence d'une condition particulière, par exemple l'exercice physique (sport) ou une émotion vive. La fréquence respiratoire normale diffère selon l'âge de l'individu. Nous citerons ci-dessous les moyennes des durées de cycles des nouveau-nés (< 1 semaine), nourrissons (< 1 an), enfants (< âge de la puberté), adolescents et adultes :

Nouveau-nés: Chaque cycle de respiration dure entre **1 seconde et 1.5 seconde** (inspiration + expiration). En conséquence, la respiration est entre 40 à 60 cycles par minute. Si nous considérons une caméra Kinect 2 à une cadence d'images 30 images par secondes, un nombre d'images entre **30 et 45 images** décrira un seul cycle respiratoire.

Nourrisson: Chaque cycle de respiration dure entre **1.5 seconde et 2 secondes**. En conséquence, la respiration est entre 30 à 40 cycles par minute. Si nous considérons une caméra Kinect 2 à une cadence d'images 30 images par secondes, un nombre d'images entre **45 et 60 images** décrira un seul cycle respiratoire.

Enfant: Chaque cycle de respiration dure entre **2 secondes et 3 secondes**. En conséquence, la respiration est entre 20 à 30 cycles par minute. Si nous considérons une caméra Kinect 2 à une cadence d'images 30 images par secondes, un nombre d'images entre **60 et 90 images** décrira un seul cycle respiratoire.

Adultes et adolescents: Chaque cycle de respiration dure entre **3 secondes et 5 secondes**. En conséquence, la respiration est entre 12 à 20 cycles par minute. Si nous considérons une caméra Kinect 2 à une cadence d'images 30 images par secondes, un nombre d'images entre **90 et 150 images** décrira un seul cycle respiratoire.

1.2 Définition du problème de la quantification de la respiration

L'analyse de la fonction respiratoire fait partie des pratiques quotidiennes des cliniciens. Cette tâche, étant très importante pour l'évaluation de l'état de santé du patient, soumet les soignants quelquefois à de grandes exigences des conditions telles que le stress, aux infections ou autres maladies respiratoires. L'analyse faite par le clinicien est à la fois qualitative et quantitative. Par exemple, la mesure de la fréquence respiratoire se fait quantitativement en utilisant des électrodes thoraciques (pléthysmographie), tandis que l'estimation de volume courant est une tâche qui se fait visuellement par le clinicien. L'expertise du technicien est un paramètre clé qui peut biaiser les résultats de l'évaluation. Des scores médicaux ont été proposés afin de réduire la subjectivité au minimum, comme le score de Wood. Toutefois, les résultats présentent toujours des traces de subjectivité (Essouri et al., 2017). Le volume courant et la ventilation minute sont uniquement calculés par le respirateur mécanique quand le patient est sous assistance respiratoire. Il n'y a aucune méthode ou système respiratoire qui calcule les volumes en respiration spontanée dans les milieux cliniques. L'évaluation des signes de luttres dans une détresse respiratoire est également effectuée par le clinicien. Il n'y a pas de moyen médical pour visualiser ou quantifier les signes de luttres en tout temps.

Les systèmes proposés actuellement dans l'état de l'art ne s'appliquent pas au contexte clinique, qui constitue un environnement hautement complexe et surtout limité par les contraintes espace. Beaucoup de méthodes d'analyse de la fonction respiratoire sont limités à des études qualitatives et ne comportent pas d'analyse quantitative. De plus, aucun travail ne propose de quantifier le mouvement de la cage thoraco-abdominale, visualiser ses mouvements lors d'une détresse respiratoire ou calculer la rétraction et le degré de sévérité de la rétraction.

Pour résoudre ce problème, ces évaluations doivent être effectuées méthodiquement afin de réduire la subjectivité au minimum. Nous développons des méthodes objectives pour évaluer la détresse respiratoire du patient, à l'aide de l'imagerie 3D. L'objectif du travail n'est pas de remplacer le clinicien. Le système visera principalement à limiter la subjectivité des examens physiques lorsque les ressources de soins de santé tels que les experts en pédiatrie, sont

limités. Plus précisément, la quantification de la respiration permettra de standardiser l'évaluation de la détresse respiratoire, ainsi que la détection précise des problèmes respiratoires. Finalement, le système doit aussi s'intégrer facilement dans les milieux cliniques.

1.3 Développement de méthodes de l'examen de la fonction respiratoire

L'examen de la fonction respiratoire est un élément essentiel dans de nombreuses applications médicales, telles que la prédiction des problèmes pulmonaires, l'observation des signes vitaux, la surveillance de la dégradation de l'état des patients en insuffisance respiratoire aiguë et dans la radiothérapie. En effet, les mouvements respiratoires représentent une difficulté majeure dans le traitement d'un cancer. Le déplacement des organes, du au mouvement de la respiration peut causer un sous-dosage de la tumeur ou un sur-dosage des tissus sains. La surveillance de la fonction respiratoire comprend principalement l'évaluation du mouvement de la surface thoraco-abdominale (A. De Groote et al., 1997; Seddon, 2015) et la mesure des paramètres physiologiques tels que les volumes respiratoires (Ashutosh et al., 1974; Barrow and Vorwald, 1969; Carlson et al., 1999; Franks et al., 1976; Lin, 1975; Rolfe, 1971; Siivola, 1989; Soleimani et al., 2017), la fréquence respiratoire (Al-Khalidi et al., 2011; Bernal et al., 2014; Charlton et al., 2018, 2016; Chatterjee et al., 2016; Folke et al., 2002; Meredith et al., 2012; Sanyal and Nundy, 2018; K.S. Tan et al., 2010; van Gastel et al., 2016), mesure de la saturation en oxygène dans le sang (SpO_2) et d'émission du dioxyde de carbone CO_2 par les voies respiratoires (Aramendi et al., 2014; Folke et al., 2002; Lenz et al., 1991; Minolta, 2006; Shelley, 2007).

Les systèmes de mesure existants, bien que qu'ils soient nombreux, peuvent être classés en deux catégories principales: systèmes nécessitant un contact physique avec le patient et des systèmes sans contact (Al-Khalidi et al., 2011). Les techniques de mesure traditionnelles sont invasives et utilisent un grand nombre de capteurs qui sont attachés directement au patient. De plus, les systèmes basés sur ces techniques nécessitent un personnel qualifié et bien formé pour les utiliser convenablement (Cao and Duan, 2006). Ces systèmes demandent également une bonne coopération de la part des patients.

Parmi les techniques les plus répandues dans le milieu clinique, on cite la pléthysmographie (Criée et al., 2011) et la spirométrie (Miller et al., 2005). Toutefois, certaines populations ont de la difficulté à les utiliser telles que chez les populations pédiatriques, les personnes âgées, fragiles ou encore chez les patients souffrant de troubles cognitifs. La pléthysmographie, par exemple, nécessite un contact physique avec le patient en utilisant de nombreux fils, dont certains attachés à la zone du visage (Al-Khalidi et al., 2011). Ce qui est souvent délicat à gérer. Particulièrement, cette technique peut être mal tolérée chez les enfants. En effet, des mouvements de l'enfant liés au stress peuvent biaiser les mesures (Coates et al., 1997). De même, le spiromètre, malgré son utilisation comme étalon de référence pour le test de la fonction pulmonaire, demeure un dispositif difficile à utiliser pour les enfants (Ayuk et al., 2017; Carter et al., 1994). En outre, il doit être recalibré au moins une fois chaque deux jours et nécessite du nouveau matériel supplémentaire (embout buccal et pince-nez) pour chaque patient (Soleimani et al., 2015). Ainsi, à partir de ces limitations, les cliniciens ont accordé un intérêt particulier aux méthodes non ou peu invasives et sans contact physique avec le patient. Ces méthodes visent à réduire partiellement ou complètement le grand nombre de capteurs attachés au corps du patient.

Avec l'avènement des nouvelles technologies, une variété de méthodes sans contact a été introduite dans le domaine médical pour compléter ou même remplacer progressivement les méthodes basées sur le contact physique. Cependant, au stade actuel de leur évolution, il existe un besoin évident d'amélioration de l'efficacité de ces systèmes pour qu'ils atteignent les performances optimales attendues dans les différents environnements, et spécifiquement l'environnement clinique (Aoki et al., 2015; Lovell et al., 2018; Rehouma et al., 2018).

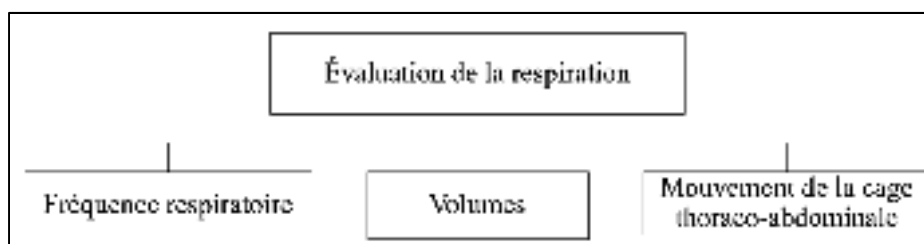


Figure 1-2 Classification des paramètres respiratoires

Tableau 1.3 Résumé des travaux d'évaluation de la fonction respiratoire

Paramètre	Nom de l'auteur, Année
Fréquence respiratoire	Al-Naji et al., 2017; Alinovi et al., 2015; Bai et al., 2010; Bernacchia et al., 2014; Burba et al., 2012; Cattani et al., 2014; Cretikos et al., 2008; Frigola et al., 2002; Longhi et al., 2014; Martinez and Stiefelhagen, 2012; McFadden et al., 1982; Nakajima et al., 2001; Ostadabbas et al., 2016; Park and Lee, 2014; Penne et al., 2008; Procházka et al., 2016; Rehouma et al., 2018, 2017; Tan et al., 2010; Yuan et al., 2013
Volumes	Bernal et al., 2014; De Groote et al., 1997; G. et al., 2015; Ostadabbas et al., 2014; Pelissier, 2003; Rehouma et al., 2018, 2017; Reyes et al., 2017; SJ. Cala, C. M. Kenyon, G. Ferrigno, P. Carnevali, A. Aliverti, A. Pedotti, P. T. Macklem et al., 1996; Soleimani et al., 2017; Yu et al., 2012
Mouvement de la surface thoraco-abdominale	Alnowami et al., 2012; Aoki et al., 2012; Barcelar Jde et al., 2013; Bueno et al., 2010; Courtney et al., 2008; Deoras et al., 1992; Ding et al., 2013; Falie et al., 2009; Falie and David, 2008; Heß et al., 2015; Jorge et al., 2018; Kaneko et al.s2012; Kotani et al., 2004; Laouani and Rouatbi, 2016; Marlin et al., 2002; Nakajima et al., 1997; Noonan et al., 2012; Orlando et al., 1972; Plathow et al., 2005; Povšič et al., 2015; Quirk et al., 2013; Schaerer et al., 2012; Schaller et al., 2008; Schroeder and Demetsky, 2011; Seppanen et al., 2015; Spinczyk et al., 2014; Tahavori et al., 2014; Ulrich et al., 2010; Wadhwa et al., 2013; Wang et al., 2009; Warren et al., 1997; Western, 1982; White et al., 2013; Wiesner and Yaniv, 2007; Wijenayake and Park, 2017

Dans les travaux publiés, l'évaluation de la fonction respiratoire a comporté principalement quatre catégories qui sont la fréquence respiratoire, les volumes respiratoires, la gazométrie sanguine et les mouvements de la cage thoracique. La gazométrie sanguine comprend les

calculs de l'acidité, et des niveaux d'oxygène et de dioxyde de carbone dans le sang artériel. Cette catégorie est hors de la portée de ce travail. On se limitera aux trois autres catégories comme c'est indiqué sur la Figure 1.2. Les deux premières catégories sont des paramètres respiratoires physiologiques (fréquence respiratoire, volumes), tandis que la dernière catégorie constitue un indicateur physique de la gravité de la maladie en cas de détresse respiratoire.

La fréquence respiratoire et les volumes sont habituellement liés aux fonctions et mécanismes physiologiques. Le mouvement de la surface thoraco-abdominale est sujet des examens physiques réalisées par le clinicien. Ces examens comportent un degré substantiel de subjectivité qui est fortement lié à l'expertise du soignant. L'étude du mouvement comporte la détermination des régions les plus actives dans la respiration et les déformations de la surface thoraco-abdominale. Le Tableau 1.3 regroupe les différents travaux de recherche portant sur l'évaluation de la fonction respiratoire, en se basant sur notre classification, comme le montre également la Figure 1.2.

1.3.1 Méthodes d'évaluation de la fréquence respiratoire

La fréquence respiratoire est l'un des indicateurs les plus importants utilisés par le clinicien pour évaluer les fonctions vitales du corps humain (Cretikos et al., 2008) et qui permet aussi de suivre la progression de la maladie. La fréquence respiratoire est mesurée en respirations par minute (« Breath Per Minute » - BPM). Ce paramètre est non seulement un indicateur d'alerte précoce de l'état de santé du patient, mais permet aussi de prédire des éventuelles dégradations importantes nécessitant une intervention clinique immédiate, telles que les arrêts cardiaques (George Yuan et al., 2013).

Des rythmes respiratoires irréguliers peuvent également être un indicateur de dysfonctionnement cardiaque (Rea, 2005; George Yuan et al., 2013). En outre, la fréquence respiratoire peut également être utilisée pour évaluer le stress et les émotions humaines (Boiten et al., 1994; Nakajima et al., 1996). La plage normale de la fréquence respiratoire dépend de l'âge du sujet. En règle générale, FR se situe entre 12 et 20 BPM chez les adultes en bonne santé, entre 15 et 30 BPM chez les nourrissons et peut varier de 30 à 60 BPM chez

les enfants et les nouveau-nés (Hermansen and Lorah, 2007). Dans des crises aiguës, la fréquence respiratoire pronostique le taux de mortalité des patients et détermine le besoin de ventilation invasive.

Des symptômes caractérisés par des taux anormalement élevés ou faibles de la fréquence respiratoire, appelés respectivement tachypnée (Dojat et al., 1992; Warren and Anderson, 2010) et la bradypnée (Dojat et al., 1992; Miller, 1957), sont souvent les symptômes de diverses dysfonctions pulmonaires. Comprendre comment bien mesurer et interpréter la fréquence respiratoire est une compétence clinique très importante.

Les méthodes basées sur le contact physique avec le patient comprennent la pneumographie par impédance, les techniques acoustiques, la ceinture respiratoire et la spirométrie. Les techniques sans contact ont été explorées à l'aide de la vision par ordinateur, la détection thermique, le radar, les diodes laser, l'ultrason, et d'autres techniques optiques comme la vision stéréoscopique, la lumière structurée et technologies de temps de vol.

1.3.1.1 Méthodes avec contact

Les méthodes basées sur le contact utilisent des dispositifs de détection (capteurs) attachés au corps du patient. Par exemple, la fréquence respiratoire peut être calculée à partir des variations d'une caractéristique acoustique, ou peut dériver de systèmes conçus pour mesurer les flux d'air, tel que le spiromètre. Elle peut également se calculer en utilisant d'autres systèmes conçus principalement pour la détection des mouvements thoraciques et abdominaux.

Une variété de techniques a été proposée pour mesurer la fréquence respiratoire via les spiromètres et des thermistances (Lindemann et al., 2002), ou encore pneumographie d'impédance (Gupta, 2011).

Dans les travaux de Shneerson et al., les variations du son respiratoire ont été analysés en plaçant un microphone au-dessus de la gorge. Cette analyse a permis de calculer la fréquence respiratoire et l'intensité du son (Shneerson, 2009). Werthammer et al. ont conçu un système

de mesure de sons respiratoires, détectant l'apnée du sommeil chez les nourrissons (Werthammer et al., 1983).

Les systèmes utilisés présentement en environnements cliniques, sont basés sur le contact physique avec le patient. Ces systèmes peuvent créer un inconfort chez le patient et influencer sur sa respiration. De plus, ils sont souvent mal tolérés chez les patients vulnérables comme les patients gravement malades, les nouveau-nés, les enfants, les patients avec une peau sensible ou brûlée et les personnes âgées. Finalement, ces systèmes ne peuvent pas être utilisés en dehors des environnements cliniques, en l'absence d'un expert. En conséquence, les techniques sans contact ont suscité un intérêt croissant pour l'évaluation respiratoire, particulièrement chez la population pédiatrique (Al-Khalidi et al., 2011).

1.3.1.2 Méthodes sans contact

Les méthodes sans contact requièrent des dispositifs de détection à distance sans aucun contact avec le patient. De nombreuses techniques ont été utilisées dans ce contexte pour estimer la fréquence respiratoire comme les techniques acoustiques.

Chon et al. ont placé un microphone près du cou du patient pour détecter les sons périodiques d'inhalation et d'expiration (Chon et al., 2009). Verkruysse et al. ont observé la variation périodique de la température de l'air nasal en utilisant une caméra thermique (Verkruysse et al., 2008).

La vision par ordinateur a été utilisée également pour calculer la fréquence respiratoire. Diverses techniques d'imagerie telles que le flot optique et la soustraction d'images ont été exploré dans ce cadre. Nakajima et al. ont utilisé le flot optique pour déterminer le taux de respiration (Kazuki Nakajima et al., 2001). D'autres chercheurs ont analysé les variations de la couleur de la peau à partir de la vidéo 2D pour déterminer le rythme respiratoire (Poh et al., 2011, 2010). Kumar et al. ont analysé une zone d'intérêt à côté des lèvres pour détecter les variations de couleur et ensuite estimer la fréquence respiratoire (Kumar et al., 2015). Bien que cette méthode ait permis de calculer le rythme respiratoire, elle demande toutefois une sélection minutieuse de la région d'intérêt. De plus, elle est sensible à la couleur de la peau et à la lumière ambiante, etc. Plusieurs essais ont été réalisés pour surmonter ces limitations en utilisant les techniques de traitement du signal et de modélisation statistique

telles que le filtrage temporel (Kondo et al., 1997; Longhi et al., 2014; Min et al., 2010; Wang et al., 2015).

La soustraction d'images 2D a été employée en utilisant une seule caméra couleur, pour détecter les mouvements répétitifs de la poitrine et de l'abdomen causés par la respiration (K Song Tan et al., 2010). En supposant que la respiration est périodique et identique chez l'individu, les auteurs ont utilisé cette technique afin d'en déduire la fréquence respiratoire. Cette supposition peut biaiser les résultats chez les individus gravement malades présentant une respiration fortement variable.

Alinovi et al. ont utilisé une méthode qui estime la fréquence respiratoire à partir d'une vidéo couleur 2D (Alinovi et al., 2015). Leur approche comporte deux étapes essentielles. Dans la première étape, l'algorithme fait l'extraction et l'amplification des petits mouvements difficiles à observer à l'œil nu, tels que les mouvements respiratoires dans un flux vidéo. Ensuite, les auteurs appliquent une décomposition spatiale suivie d'un filtrage temporel aux images (Wadhwa et al., 2013). Dans la deuxième étape, l'algorithme estime une fréquence à partir de plusieurs signaux (Luca Cattani et al., 2014). Cette approche effectue une décomposition multi-résolution des images vidéo, transformant l'image originale en une représentation pyramidale comportant différentes échelles spatiales. Cette représentation est ensuite filtrée pixel par pixel en utilisant le filtre à réponse impulsionnelle infinie (IIR). Le but de ce filtre est l'extraction des composants ayant une périodicité compatible avec la fréquence respiratoire. Enfin, un seul signal est extrait de la pyramide à chaque niveau. Les signaux extraits sont analysés conjointement en utilisant l'estimateur du maximum de vraisemblance (ML) afin de déduire la fréquence respiratoire. Bien que les résultats montrent que la méthode proposée gère de petits mouvements respiratoires, cette technique présente certaines faiblesses potentielles. Cette solution présente un haut niveau de complexité. Aussi, la précision de l'évaluation dépend fortement du type de filtre temporel utilisé. En effet, le filtre IIR extrait uniquement les signaux périodiques (Luca Cattani et al., 2014). Conséquemment, la méthode ne sera pas appropriée à l'évaluation de la respiration d'un patient gravement malade, dont les mouvements de respiration ne sont pas périodiques.

Les caméras thermiques ont été explorées pour l'extraction de la fréquence respiratoire, en surveillant des zones spécifiques du corps comme le cou. Plusieurs travaux ont utilisé la vidéo infrarouge pour calculer le rythme respiratoire ou détecter une respiration anormale (Al-Khalidi et al., 2010; Chekmenev et al., 2005; Fei and Pavlidis, 2006; Hsu and Chow, 2005; Lewis et al., 2011; Murthy et al., 2009; Murthy and Pavlidis, 2006; Pavlidis et al., 2007; Saatchi et al., 2009; Zhu et al., 2005). Par exemple, Hsu et Chow ont conçu un système basé sur des capteurs thermiques, pour surveiller l'activité respiratoire (Hsu and Chow, 2005). Le système ne requière pas de contact physique avec la peau de l'enfant. Les changements de température induits par la respiration, sont détectés par les capteurs. Les données sont ensuite traitées et analysées moyennant un ordinateur personnel.

Zhu et al. ont mis au point une méthode de surveillance de la fréquence respiratoire via l'extraction des traits du visage liés à la respiration à partir des images thermiques (Zhu et al., 2005).

D'autres travaux ont utilisé un capteur infrarouge à ondes longues (6-15 μm) pour mesurer les changements de la température autour de la région du cou, les vaisseaux de la carotide et la région nasale (Chekmenev et al., 2005). La segmentation de ces régions a été réalisée manuellement. Une technique basée sur une décomposition en ondelettes a été développée pour extraire la fréquence respiratoire.

Dans une étude réalisée par (Saatchi et al., 2009), la caméra thermique FLIR A40 a été utilisée pour surveiller la respiration en traçant les variations de la température de la surface d'une zone centrée sur la pointe du nez. La caméra, présentant une sensibilité thermique de 0,08 Kelvin, était fixée sur un trépied devant le sujet à une distance d'environ 1 mètre. Un algorithme de segmentation a été utilisé pour localiser et suivre une zone circulaire centrée sur la pointe du nez (Al-Khalidi et al., 2010). La zone extraite a été divisée en huit segments. Les valeurs de pixel ont été moyennées dans chacun des segments afin d'obtenir une valeur unique représentant la température de la peau du segment. Ce processus a été réitéré à chaque image afin d'en dériver et extraire automatiquement le signal de respiration.

Tableau 1.4 Liste des paramètres calculés avec la spirométrie

Description du paramètre physiologique	Acronyme
Capacité vitale	VC
Volume courant	V _t
Capacité vitale forcée	FVC
Volume expiratoire forcé durant 0.5 seconds après une inspiration forcée complète	FEV
Volume expiratoire forcé durant une seconde	FEV ₁
Volume expiratoire forcé durant deux secondes	FEV ₂
Volume expiratoire forcé durant trois secondes	FEV ₃
Le débit expiratoire entre les valeurs de 25 % et 75 % de la capacité vitale forcée	FEF 25–75
Capacité de respiration maximale	MVV
Volume de réserve expiratoire	ERV
Capacité inspiratoire	IC
Capacité vitale inspiratoire	IVC

Un des premiers systèmes de surveillance de la fréquence respiratoire sans contact, a été rapporté en 1997 en utilisant la technologie de Radar (Greneker, 1997). Le système, appelé le moniteur de signes vitaux radars RVSM (“ Radar Vital Signs Monitor”), a été développé initialement pour surveiller les performances des athlètes olympiques à des distances supérieures à 10 mètres. Le mouvement de respiration est détecté par effet Doppler. La limitation principale de ce travail était au niveau des artefacts du mouvement qui produisaient des signaux altérés. Une autre limitation consiste en un manque d’études décrivant l'utilisation de cette méthode chez les enfants.

Pour résumer, les recherches utilisant des méthodes sans contact pour calculer la fréquence respiratoire restent limitées dans les populations pédiatriques (nouveau-nés et enfants) et dans les environnements cliniques comme les soins intensifs.

1.3.2 Méthodes d'évaluation des volumes

L'évaluation des volumes respiratoires, connue sous le nom de "test de la fonction pulmonaire" ("Pulmonary function testing" - PFT) est particulièrement utile pour le diagnostic, le traitement et la surveillance des patients.

Les techniques couramment utilisées en environnement clinique pour mesurer les variations du volume pulmonaire sont la pléthysmographie et la spirométrie standard. Les paramètres les plus couramment dans le test de la fonction pulmonaire sont répertoriés dans le Tableau 1.4. Le paramètre qui nous intéresse le plus dans notre recherche est le volume courant. Les méthodes d'estimation du volume peuvent être regroupées en contact et sans contact. Les méthodes de contact comprennent principalement la spirométrie et la pléthysmographie du corps entier. La mesure sans contact a été explorée à l'aide de l'imagerie et de vidéos 2D, des techniques ultrasonores et optiques.

1.3.2.1 Méthodes avec contact

La spirométrie et la pléthysmographie corporelle ont toujours été les méthodes les plus utilisées, non seulement dans les travaux publiés dans la littérature, mais aussi en milieu clinique. Ces méthodes requièrent le contact avec le patient pour calculer les volumes respiratoires.

La spirométrie est le moyen le plus fiable de test des poumons, surtout dans le cas de la maladie pulmonaire obstructive chronique (MPOC) et de l'asthme. Le débit d'air est mesuré à l'aide d'appareils combinant des circuits électroniques et mécaniques. Le système utilise un microprocesseur pour le traitement des données et un enregistreur pour enregistrer les résultats des patients et les afficher sur un graphique. Cependant, la validité du spiromètre dépend de nombreux facteurs tels que la température du gaz, l'humidité, la viscosité et la densité.

De plus, la spirométrie demande de suivre des instructions spécifiques qui sont difficiles ou impossible à respecter chez les nourrissons et les personnes âgées. Pareillement, les patients gravement malades peuvent ne pas tolérer l'utilisation d'un embout buccal ou d'un masque facial (Tobin, 1988). Finalement, l'ensemble du processus à suivre peut causer des interférences avec la vraie activité respiratoire du patient (stress, malaise, etc.). Perez et al. ont signalé que la respiration orale forcée pouvait avoir des effets secondaires sur l'activité respiratoire (Perez and Tobin, 1985), comme la diminution de la fréquence respiratoire, l'augmentation du volume courant et l'augmentation de la production du CO₂.

La pléthysmographie corporelle, également connue sous le nom de “body box” ou “body plethysmography” en anglais, est bien établie en tant que méthode de référence en milieu clinique. Il s'agit de l'approche préférentielle pour calculer la capacité résiduelle fonctionnelle des poumons et leur capacité totale (Bernstein and Shepard Jr, 1966). Le pléthysmographe corporelle se déroule dans une cabine rigide fermée. Les sujets, invités à être assis ou debout, respirent à l'aide d'un pneumotachographe. Des transducteurs de pression présentant plusieurs sensibilités, sont utilisés pour estimer la pression et le volume à travers le pneumotachographe.

Comparée à la pléthysmographie corporelle, la spirométrie est utilisée pour estimer le volume d'air inspiré et expiré par les poumons au moyen d'un transducteur de pression différentielle (Aliverti et al., 2000). Par conséquent, la spirométrie est plus portable et pratique quand les patients sont familiarisés avec ses instructions, en contexte clinique et à domicile. Cependant, elle ne peut pas mesurer le mouvement de la surface thoracique, lorsqu'elle est appliquée seule sans ajouter d'autres techniques.

Malgré leurs limitations liés à l'utilisation dans des groupes de population, la spirométrie et la pléthysmographie corporelle sont toujours les méthodes les plus utilisées dans un grand nombre de de recherches récentes, sur les plans quantitatifs et qualitatifs (de Melo Barcelar et al., 2013; Laouani et al., 2016). En outre, elles sont utilisées également comme méthodes de référence pour valider les nouvelles méthodes (Cala et al., 1996; H.-K. Wang et al., 2009;

M.-C. Yu et al., 2012a). Également, ces deux méthodes sont largement utilisées dans l'environnement clinique.

1.3.2.1 Méthodes sans contact

Concernant les méthodes sans contact, les volumes respiratoires ont été étudiés en utilisant des smartphones, des systèmes ultrasons et des systèmes optiques.

Les appareils intelligents comme les 'smartphones et les tablettes' sont très accessibles de nos jours aux consommateurs. Bersain et al. ont proposé une technique de mesure du volume en analysant les changements de l'intensité des pixels dans les images couleurs RVB (Rouge, Vert, Bleu) de la surface thoracique entre les trames successives (Reyes et al., 2017). Un spiromètre a été utilisé comme méthode de référence pour valider leurs résultats. Le coefficient de détermination rapporté R^2 , était élevé de 0,95. Toutefois, les volumes courants testés étaient limités à la plage de 300 ml à 3 litres. Cette plage correspond à des grands volumes courants. Les enfants ou les nourrissons, présentant des petits poids, peuvent avoir un volume courant entre 10 ml et 100 ml. De plus, les auteurs signalent qu'ils ne peuvent pas tirer de conclusions sur la robustesse de leur méthode en termes de changements des conditions d'éclairage. Ce paramètre peut considérablement influencer les résultats.

Des systèmes ultrasons ont été proposés pour calculer le volume. Ces systèmes utilisent des ondes sonores qui sont réfléchies, déviées ou absorbées par le corps humain. L'image ultrasonore est ensuite reconstruite à partir de ces ondes sonores réfléchies. Li et al. ont proposé un système ultrasonique pour évaluer la relation entre la distance d'excursion diaphragmatique et le volume courant (Li et al., 2015). Leur système utilise un spiromètre et une sonde à ultrasons pour collecter des données pendant qu'un volontaire effectue une séance de respiration. La zone du diaphragme est détectée dans chaque trame d'image ultrasonore à l'aide d'un histogramme de descripteurs de gradient orientés (HOG) (Laptev et al., 2008). La distance d'excursion diaphragmatique a été calculée en suivant la contraction et la relaxation du diaphragme. Un spiromètre a été simultanément utilisé pour calculer le volume courant et trouver une relation avec la distance d'excursion du diaphragme. Les résultats montrent qu'une relation de régression linéaire existe entre l'excursion du

diaphragme et le volume courant. Cette relation a été utilisée en conséquence pour estimer le volume courant lors d'une échographie. Bien que ce travail ait donné des bons résultats, les auteurs ont signalé des défaillances possibles dans la détection du diaphragme. Ces défaillances peuvent être causées par l'acquisition d'une image incomplète ou par la détection d'un tissu ou d'un organe de forme similaire à celle du diaphragme. De plus, l'emplacement de la sonde et son angle peuvent influencer de manière significative l'erreur moyenne entre l'enregistrement spirométrique et le volume courant prédit.

Les appareils optiques ont été également explorés pour le calcul du volume récemment. Ces dispositifs, axés sur l'amélioration de propriétés physiques, attirent de plus en plus les chercheurs dans le domaine médical. Ostadabbas et al. ont utilisé une seule caméra utilisant la technologie de la lumière structurée pour calculer deux volumes respiratoires : la capacité vitale à volume forcé (CVF) et le volume d'air expiratoire forcé en une seconde après une inspiration forcée complète ("Forced Expiratory Volume in one second" - FEV1). Leur approche a montré un bon accord avec un test de spirométrie standard, à un intervalle de confiance de 95% et une corrélation moyenne de 0,88.

Li et al. ont proposé un système d'imagerie optique ("Optical Surface Imaging" - OSI) permettant de mesurer le volume courant et déterminer sa distribution spatiale entre le thorax et l'abdomen (Li et al., 2015). Le but était d'étudier le diaphragme et les muscles intercostaux et d'analyser leur implication dans les mouvements respiratoires. Les résultats de ce travail visent à améliorer la surveillance de la respiration dans les traitements de radiothérapie. Cette technique permet de bien localiser les tumeurs et les organes lors des interventions thoraciques ou abdominales. Bien que cette technique soit innovante, le système est extrêmement complexe à installer dans la plupart des environnements. De plus, il utilisait un très grand nombre de marqueurs pouvant influencer la respiration normale du patient.

1.3.3 Méthodes d'évaluation des mouvements de la cage thoracique

L'évaluation du mouvement de la surface moyennant un examen visuel est un élément essentiel de l'évaluation clinique de la respiration. L'expansion relative du thorax et de l'abdomen pourrait être un indicateur d'un certain nombre de maladies respiratoires.

Comprendre le mouvement des différentes régions de surface est une habilité nécessaire permettant au clinicien de déterminer la gravité de la maladie. Toutefois, l'exactitude de l'examen visuel reste fortement corrélée à l'expertise du clinicien.

Diverses stratégies ont été proposées pour comprendre le mouvement de la cage thoracique. Toutefois, il n'existe pas de méthodes à l'heure actuelle qui donne des valeurs quantitatives de la distance de rétraction entre thorax et abdomen.

La méthode la plus courante pour enregistrer les mouvements respiratoires est la pléthysmographie respiratoire par inductance ("Respiratory inductance plethysmography" – RIP). Les mouvements sont détectés par des capteurs intégrés dans deux ceintures entourant respectivement le thorax et l'abdomen. La pléthysmographie respiratoire par inductance a été utilisée dans la détection de l'asynchronie thoraco-abdominale et les distorsions de la cage thoracique.

Néanmoins, cette technique nécessite souvent un étalonnage qui n'est pas évident à réaliser avec certaines populations de patients. Des mauvaises calibrations, qui sont plus prononcées chez les nourrissons, peuvent conduire à des mesures inexactes.

Des évaluations de mouvement de la cage thoraco-abdominale ont été proposées en utilisant des modèles basés sur l'un des critères suivants : mesure de l'augmentation de son diamètre antéropostérieur, détection des variations de sa circonférence, estimation des changements transversaux, traçage des variations de points spécifiques d'une région ou de la surface thoraco-abdominale entière. Différentes implémentations de ces modèles ont été proposées sans ou avec des marqueurs placés sur la cage thoraco-abdominale.

Le tableau 1.5 présente des exemples de différentes implémentations de ces modèles de mouvement dans la littérature.

Le tableau 1.6 présente des exemples de dispositifs et outils utilisés par les différents modèles pour calculer le mouvement de la cage thoraco-abdominale.

Tableau 1.5 Résumé de la modélisation du mouvement de la surface thoraco-abdominale dans la littérature

Modèle	Nom de l'auteur, année
Variations du diamètre antéropostérieur	Agostoni et al., 1966, 1965; De Troyer and Estenne, 1990; Drummond et al., 2013; Estenne and De Troyer, 1986; Gaultier et al., 1987; Grassino et al., 1978; Grimby et al., 1968; Hagan et al., 1977; Hargrove et al., 2009; Joshua et al., 2014; Konno and Mead, 1967; Kotani et al., 2002; Loring and Mead, 1982; Mead and Loring, 1982; Reich and McHenry, 1990; White et al., 2013
Variations de la circonférence	Adams et al., 1993; Davis et al., 1999; De Groote et al., 2000; Lafortuna and Passerini, 1995
Changements transversaux	Adams et al., 1993; Brouillette et al., 1987; Bueno et al., 2010; Kiran S. Deoras et al., 1992; Laouani and Rouatbi, 2016; Revow et al., 1987; Sackner et al., 1989; Stocks et al., 1996; R. H. Warren et al., 1997
Suivi d'un point, une région ou surface (2D, 3D or 4D)	Allsop et al., 2012; Alnowam et al., 2010; Alnowami et al., 2010; Hirooki Aoki et al., 2012; Babchenko et al., 1999; Cai et al., 2011; Chu et al., 2006; Anne De Groote et al., 1997; de Melo Barcelar et al., 2013; Dietrich et al., 2006; Ding et al., 2013; Falie et al., 2008; Ferrigno et al., 1994; Heß et al., 2015; Hwang et al., 2012; Koch et al., 2004; Kotani et al., 2004; Müller et al., 2009; Nadeau et al., 2011; Nutti et al., 2014; Ozhasoglu and Murphy, 2002; Penne et al., 2008; Plathow et al., 2005; Povšič et al., 2015; Raichura et al., 2001; Ruan et al., 2008; Schaller et al., 2008, Seppänen et al., 2015; Sharp et al., 2017b; Spinczyk et al., 2012; F. Tahavori et al., 2014; Tarte et al., 2006; Ulrich et al., 2010; von Siebenthal et al., 2007; Wijenayake and Park, 2014; Yang et al., 2008; Zhang et al., 2013

Tableau 1.6 Exemples d'outils de mesures utilisés dans la littérature pour mesurer le mouvement de la cage thoraco-abdominale

Dispositif	Nom de l'auteur, année
Magnétomètres	Gilbert et al., 1981; Sharp et al., 1975
Pléthysmographie respiratoire par inductance	Bar-Yishay et al., 2003; Tobin et al., 1983; Verschakelen and Demedts, 1995
Pléthysmographie respiratoire par inductance	Aliverti et al., 2001, 2000; Binazzi et al., 2006; Romei et al., 2010; Sj. Cala et al., 1996
Dispositifs électromagnétiques et techniques radiologiques	Culham et al., 1994; Kondo et al., 2000
Caméra RGB 2D	K Nakajima et al., 2001; Kazuki Nakajima et al., 1997
Caméras de profondeur	H. Aoki et al., 2012; Penne et al., 2008; Seppänen et al., 2015; Fatemeh Tahavori et al., 2014
Systèmes hybrides (combinant plus que deux techniques)	Melo et al., 2013; H. Wang et al., 2009

Konno et Mead ont analysé les changements dans le diamètre antéropostérieur de la cage thoracique (RC) et de l'abdomen (AB) dans des sujets adultes en bonne santé (Konno and Mead, 1967). Ils ont supposé que la zone thoraco-abdominale peut être considérée comme une structure de deux compartiments : thorax et abdomen. Les auteurs ont également fait l'hypothèse que chacun des compartiments comporte un seul degré de liberté (translation du diamètre antéropostérieur). Sur la base de leur analyse des changements volumétriques, ils ont affirmé que l'abdomen a une contribution plus importante que le thorax en position couchée qu'en position debout.

En utilisant les résultats de Konno et Mead, Grassino et al. ont utilisé les données de substitution correspondant aux changements de diamètre antéropostérieur pour suivre le déplacement de la cage thoraco-abdominale et les variations du volume (Grassino et al., 1978). Les auteurs ont supposé que le diaphragme se contracte de manière isométrique.

En se basant sur cette hypothèse, les auteurs ont établi une relation entre l'expansion de la cage thoraco-abdominale et l'expansion diaphragmatique. Ils concluent finalement que le raccourcissement diaphragmatique se révèle plus dans le déplacement abdominal que dans le changement volumétrique pulmonaire global. Cependant, les auteurs ont négligé l'effet de l'expansion du thorax. Par exemple, la contribution du thorax peut être plus importante dans la respiration dans certains scénarios contrôlés.

Quelques années plus tard, Mead et Loring ont dévoilé une nouvelle vision de la mécanique de la respiration basée sur la contribution du thorax dans la respiration. En prouvant que le déplacement de la cage thoracique avait une contribution importante dans la modification du volume pulmonaire total, les auteurs ont ouvert la voie à d'autres travaux de recherche (Mead and Loring, 1982). De plus, les auteurs ont souligné le mouvement des organes pendant la respiration en précisant les limites anatomiques du thorax et de l'abdomen. Malgré leur contribution importante à la compréhension des mécanismes de la respiration, Mead et Loring n'ont pas fourni de données quantitatives du volume.

L'avènement technologique s'est accompagné de plusieurs solutions basées sur la méthode de Konno et Mead. La miniaturisation, l'intégration et le faible coût des appareils électroniques comme les magnétomètres et accéléromètres, ont permis d'adopter plus rapidement ces solutions pour les mesures du mouvement de la cage thoraco-abdominale. Ces techniques, dérivées de la méthode de Konno et Mead, ont été largement utilisées dans les recherches sur les populations d'adultes (De Troyer and Estenne, 1990; Drummond et al., 2013; Estenne and De Troyer, 1986; Reich and McHenry, 1990) et pédiatriques (Gaultier et al., 1987; Hagan et al., 1977).

Des techniques similaires utilisant la transmission par ultrasons c) et des capteurs lasers (Hargrove et al., 2009) ont été présentées. Des émetteurs placés sur la paroi thoracique

transmettaient des signaux à un récepteur externe pour mesurer les mouvements linéaires dans différentes régions de la cage respiratoire.

Le principal inconvénient de ces solutions était la présupposition que les changements se font dans une seule dimension. Cette hypothèse n'est pas vraie lorsqu'elle est appliquée à une structure 3D complexe. De plus, les techniques de mesure linéaire sont imprécises dans les calculs de volume surtout chez les enfants. Elles présentent, toutefois, une précision relativement acceptable dans le calcul de la fréquence respiratoire.

Ces techniques reposent sur la mesure des changements de la circonférence de la cage thoraco-abdominale plutôt que sur la mesure des déplacements linéaires de son diamètre antéropostérieur. La technique la plus connue utilisant ce principe est la pléthysmographie respiratoire par inductance. Cette technique est basée sur des mesures électromagnétiques des changements de la surface d'une section. Elle utilise deux spires conductrices intégrées dans deux fines bandes, entourant respectivement le thorax et l'abdomen. Ce montage assure l'étirement des bandes lors des variations de section des compartiments dues aux variations des volumes thoracique et abdominal (Adams et al., 1993).

Cette technique utilise, en effet, les propriétés des courants induits par un champ magnétique. Partant des principes de la physique, le courant induit par un champ magnétique alternatif dans une bobine varie avec la surface qu'elle encercle. Les inductances des bobines et les fréquences d'oscillations associées varient avec la respiration en fonction des surfaces du thorax et de l'abdomen.

Une autre technique, reposant sur le même concept a été proposée dans (Davis et al., 1999). Les auteurs ont mesuré les variations de la lumière transmise à travers des bandes à fibres optiques avec les changements de courbure. Cette technique s'appelle la pléthysmographie optique.

Lafortuna et al. ont suggéré une méthode permettant de mesurer le délai entre l'émission et la réception de signaux ultrasonores dans deux extrémités opposées de deux tubes en caoutchouc (Lafortuna and Passerini, 1995). Ces tubes sont placés d'une manière à entourer

la cage thoracique et l'abdomen. Bien que la technique ait donné de bons résultats dans l'estimation des volumes courants chez des adultes en bonne santé, elle n'a pas été testée pour les nourrissons et les enfants.

L'une des principales faiblesses de ces techniques est liée à la supposition hypothétique d'entrée de la forme de la section transversale. En effet, les auteurs supposent que cette forme est constante (De Groote et al., 2000). Un autre inconvénient est la couverture limitée d'un seul niveau pour chacun des thorax et abdomen. Ce qui engendre un manque de couverture spatial de la zone de respiration, qui peut facilement se constater dans les patients présentant une faiblesse musculaire ou une maladie respiratoire grave. De plus, cette technique n'est pas efficace dans les populations pédiatriques, incluant les nourrissons et les nouveau-nés.

Le suivi de points spécifique d'une surface ou d'une région intérêt, a été également utilisé pour évaluer le mouvement de la cage thoraco-abdominale. Ces techniques utilisent généralement des marqueurs pour tracer les variations dans une zone spécifique. Cette technique a été principalement utilisée pour les applications de radiothérapie et autres interventions peu invasives. En effet, le suivi des signaux respiratoires, permet de manipuler des cibles en mouvement, qu'il s'agisse d'organes ou de tumeurs se déplaçant à l'intérieur du corps humain en raison de la respiration. Diverses méthodes, ont été utilisées en radiothérapie, pour suivre la respiration, telles que l'AZ-733V d'Anzai Medical (Dietrich et al., 2006), le GateRT de VisionRT (Tarte et al., 2006), le Varian RPM (Ruan et al., 2008) et des capteurs de profondeur (Müller et al., 2009; Schaller et al., n.d.). Entre ces approches, le RPM a été le système le plus utilisé en pratique clinique. Basé sur la lumière structurée, le RPM permet de suivre quelques points à la surface de l'abdomen. Spinczyk et al. ont utilisé une caméra stéréo pour suivre le mouvement de l'abdomen en fixant des marqueurs optiques noir-blanc à l'abdomen. Leur méthode consiste à suivre le mouvement de quelques points sur la surface de l'abdomen (Spinczyk et al., 2012).

Les marqueurs fiduciaires ont été employé dans de nombreux travaux pour améliorer la précision du suivi (Plathow et al., 2005a; Seppenwoolde et al., 2007; Wiesner and Yaniv,

2007b). Ces systèmes suivent un seul ou plusieurs objets situés sur la cage thoraco-abdominale. Par exemple, Wisner et al. ont développé un système basé sur une caméra webcam pour surveiller la respiration (Wiesner and Yaniv, 2007b). La technique consiste à utiliser des repères de couleur tracés sur l'abdomen du patient et à suivre leur mouvement à l'aide d'une caméra couleur RVB et de techniques de vision par ordinateur 2D telles que le seuillage et l'analyse en composantes principales (ACP). Pour valider leur résultat, les auteurs ont utilisé un système d'images échographiques. Les résultats montrent une forte corrélation entre les signaux résultant des 2 techniques.

Palthow et al. se sont servis de l'imagerie par résonance magnétique dynamique et un marqueur de référence pour déterminer la corrélation entre le mouvement interne des organes et le mouvement externe de la surface. Ils ont effectué différentes manœuvres de respiration telles que les respirations normales et forcées (Plathow et al., 2005a). De même, Seppenwoolde et al. ont suivi le mouvement respiratoire externe à l'aide de trois marqueurs optiques de référence fixés à un gilet (Seppenwoolde et al., 2007). De petits marqueurs dorés ont été implantés près de la zone cible avant le début du traitement pour assurer une correspondance continue et forte entre les mouvements interne et externe.

Le principal inconvénient de ces approches est la dépendance aux marqueurs. L'utilisation continue du marqueur peut gêner les médecins pendant leur intervention ou causer de la perturbation au patient. De plus, les marqueurs peuvent être légèrement ou complètement déplacés de leurs positions initiales en conséquence du mouvement du patient.

Les représentations échographiques ont été employées également pour suivre la respiration et les organes en mouvement (Hwang et al., 2012; Nadeau et al., 2011). Un nombre de travaux ont préféré l'utilisation de techniques ultrasonores 2D, 3D et 4D, basées sur des ondes sonores pour créer l'image. L'échographie utilisait l'imagerie 2D comme standard. Ceci consiste en une représentation en coupe de l'organe étudié. La troisième dimension de l'échographie 3D est la profondeur. Enfin, l'échographie 4D utilise le temps comme quatrième dimension afin d'offrir une représentation plus réaliste du mouvement.

Les systèmes basés sur la radiographie et la fluoroscopie, bien qu'ils soient déjà intégrés en milieu clinique, présentent des résolutions faibles et des bruits plus élevés que l'imagerie numérique. De plus, ils peuvent exposer les patients à une dose supplémentaire de rayonnement (Nutti et al., 2014; Ozhasoglu and Murphy, 2002; F. Tahavori et al., 2014a; Zhang et al., 2013). Un autre inconvénient majeur de ces approches est la lenteur des acquisitions et leurs coûts très élevés. En outre, ces méthodes posent également le problème de la dépendance à des marqueurs de référence invasifs. Ce désavantage engendre des préparations complexes et des durées d'attentes et traitements longues, ce qui peut être extrêmement inconfortable pour le patient. L'attente à l'intérieur d'un scanner pour une longue période n'est pas applicable à certaines populations de patients tels que les enfants, les nouveau-nés, les personnes âgées et les patients atteints de maladies aiguës. Ainsi, ces approches ne peuvent pas être appliquées dans les environnements de soins intensifs pédiatriques.

Des approches optiques ont été abordées par les chercheurs pour l'évaluation du mouvement de la respiration (Allsop et al., 2012; Alnowam et al., 2010; Alnowami et al., 2010; Babchenko et al., 1999; Ferrigno et al., 1994; Wijenayake and Park, 2014; Yan et al., 2008). Ferrigno et al. ont placé des marqueurs passifs sur la zone thoraco-abdominale afin d'analyser le mouvement de la cage thoraco-abdominale et calculer la contribution de ses différents compartiments au volume global à l'aide d'un modèle géométrique (Ferrigno et al., 1994). Dans (Wijenayake and Park, 2014), la mesure de mouvement est réalisée en calculant les coordonnées 3D d'un certain nombre de marqueurs visuels codés à l'aide d'un système de caméra stéréo. Dans (Yan et al., 2008), la corrélation entre le mouvement interne de la tumeur et le mouvement externe de la cage thoracique a été étudié à l'aide d'une caméra infrarouge stéréo et 4 marqueurs réfléchissants positionnés sur la cage thoracique. La prédiction d'un modèle de mouvement de la cage thoraco-abdominale a procédé en deux étapes dans les travaux de (Alnowam et al., 2010; Alnowami et al., 2010). Dans une première étape, les mouvements de respiration ont été suivis à l'aide du système commercial 'Codamotion' basé sur des marqueurs infrarouges. Deuxièmement, les auteurs ont appliqué des estimations d'une fonction de densité de probabilité afin de prédire le mouvement respiratoire. Des capteurs à fibres optique et les réseaux de fibres Bragg ont aussi été utilisés

pour examiner l'évolution du mouvement respiratoire. Les auteurs ont calculé la variance de la courbature de la cage thoraco-abdominale (Allsop et al., 2012; Babchenko et al., 1999).

En résumé, l'optique constitue une avenue prometteuse pour les systèmes d'évaluation du mouvement respiratoire. L'avantage d'effectuer des mesures sans contact permettra aux systèmes optiques de s'adapter à de nombreux environnements et surtout à l'environnement clinique. Malgré cet avantage, une majorité de méthodes optiques est très dépendante de l'utilisation de marqueurs pour améliorer la précision des calculs. Certaines approches nécessitent un grand nombre de marqueurs pour améliorer la précision du suivi de mouvement. Ceci pourra gêner les patients et augmenter les temps de préparation du processus de mesure.

1.3.4 Limitations des méthodes actuelles

Malgré les recherches et investigations portant sur les systèmes médicaux sans contact, il n'existe pas actuellement de système complet de quantification de la respiration qui peut être déployé dans les environnements cliniques ou commercialisé dans d'autres environnements. En particulier, les différentes méthodes et systèmes sont soumis à diverses limitations, principalement liées à l'environnement. Parmi les limitations communément reconnues, on peut citer l'impact de la variation des conditions d'illumination sur la méthode, l'acquisition d'une information d'entrée incomplète, des couvertures spatiales ou temporelles insuffisantes de l'information de la respiration.

De plus, certains environnements sont hautement complexes et plus exigeants que d'autres milieux, en termes de restrictions, règles et conditions de fonctionnement. Ainsi, une bonne compréhension de l'environnement et de ses exigences est très importante et peut affecter directement l'application efficace des différents systèmes et méthodes de l'évaluation de la respiration proposés dans les travaux de l'état de l'art.

Particulièrement, l'unité des soins intensifs pédiatriques présente plusieurs défis liés à la gestion de l'espace, la présence de plusieurs appareils électroniques, la complexité d'intégration des nouveaux systèmes dans la chambre, et les exigences de mobilité rapide en cas d'urgence.

Évidemment, on ne vise pas à régler toutes les limitations de différents environnements mais on vise à prendre en considération les exigences les plus essentielles pour que le système de quantification de la respiration fonctionne efficacement dans les milieux cliniques. Le système proposé ne doit pas occuper un espace supplémentaire dans la chambre de soins. Il doit également s'intégrer facilement avec les équipements médicaux existants dans l'unité de soins intensifs. Finalement, le système doit pouvoir être détaché et transporté immédiatement en cas d'urgence pour ne pas retarder ou bloquer les interventions d'urgence tel qu'un transport rapide du patient aux unités de réanimations.

Finalement, la standardisation et la facilité d'utilisation permettront à toute personne de mesurer facilement les paramètres respiratoires. Cette standardisation n'est pas un objectif immédiat pour nous, mais demeure un objectif à long terme. On vise à offrir un premier pas vers la mise en œuvre d'un système complet de quantification de la respiration.

1.4 Objectif principal et objectifs spécifiques

D'après le survol des différentes solutions proposées afin d'analyser la fonction respiratoire, on constate que les approches proposées ne sont pas adaptées à l'environnement clinique et manquent la quantification des variables respiratoires. Beaucoup des approches proposées dépendent des marqueurs ou sont complexes à utiliser. D'autres approches souffrent de couvertures spatiales ou temporelles insuffisantes pour bien décrire l'information de la respiration. La validation des approches est limitée et ne couvre pas une variété de volumes respiratoires. De plus, il n'y a pas de moyen de visualisation des déformations de la cage thoraco-abdominale ou de calcul de la distance de rétraction entre le thorax et abdomen quand le patient est sujet à une détresse respiratoire (rétraction ou une respiration paradoxale). L'examen physique effectué par le clinicien reste toujours le seul moyen de détection de la détresse respiratoire et de son degré de sévérité. Ce qui augmentera la subjectivité de l'évaluation. Ainsi, à partir de ce constat, l'objectif principal de la thèse est de proposer des nouvelles méthodes objectives de quantification de la respiration qui permettront spécifiquement de restreindre la subjectivité des évaluations cliniques.

Actuellement, le respirateur mécanique (ou ventilateur mécanique) est l'étalon de référence de la quantification des variables respiratoires dans le milieu clinique et particulièrement dans le milieu des soins intensifs. Toutefois, le respirateur mécanique est uniquement utilisé avec des patients critiques nécessitant une assistance ventilatoire. Pour la détection de la détresse respiratoire, l'examen effectué par le clinicien est le seul moyen utilisé actuellement dans l'environnement clinique. À partir de ces deux points, on a fixé les objectifs spécifiques suivants:

- proposer une méthode objective qui permet de quantifier les paramètres physiologiques habituellement calculés par le respirateur mécanique et qui sont largement utilisés par les cliniciens : fréquence respiratoire, volume courant, temps d'inspiration, volume minute.
- proposer une technique qui permet d'identifier une détresse respiratoire en visualisant clairement les mouvements et les déformations de la cage thoracique qui sont évalués habituellement avec un examen physique.
- proposer une approche qui permet de calculer la rétraction, ce qui permettra à déterminer le degré de sévérité de la détresse respiratoire.
- valider en simulation la performance des approches proposées en milieu clinique.
- valider expérimentalement l'applicabilité de l'une / ou des approche(s) proposés sur des patients réels en milieu clinique, précisément le milieu des soins intensifs.

1.5 Méthodologie

1.5.1 Plateforme de simulation et expérimentale

Afin d'évaluer la performance des méthodes proposées, nous proposons de vérifier leur performance (applicabilité, exactitude et précision) via une série d'expérience dans le milieu des soins intensifs de l'hôpital Sainte-Justine. Plus précisément, les expériences ont été principalement menées dans trois plateformes de l'unité de soins intensifs à l'hôpital Sainte-Justine.

- a. La première plateforme est une chambre sans patients de l'unité des soins intensifs. Les premières expériences ont été menées dans cette chambre en simulant l'activité respiratoire d'un mannequin bébé, conçu selon les caractéristiques anatomiques et physiologiques d'un nouveau-né. Le mannequin est accompagné d'un poumon artificiel supportant des volumes allant de 10 mL à 1L (MAQUET Medical Systems, 1 litre Test Lung 190). Le reste des équipements sont des équipements standards réels, couramment utilisés dans les chambres de soins intensifs. La seule différence entre la première plateforme et l'environnement réel est le remplacement des patients réels par un mannequin simulant toutes les volumes respiratoires entre 10 mL et 500 mL. Le poumon artificiel est relié à un ventilateur mécanique (Servo i, Maquet Inc, Suède). Le ventilateur est un appareil médical d'assistance respiratoire situé à côté du lit du patient. Plusieurs volumes d'air correspondants à différents poids et catégories d'âge sont insufflés par le ventilateur pour simuler la respiration. Le système d'acquisition de données se compose de deux caméras RGB-D placées l'une en face de l'autre aux coins du lit, afin de maximiser la couverture spatiale. Les caméras sont placées à une distance de 1 m du matelas du lit (en haut à droite et en bas à gauche du lit), avec une inclinaison de 45°. Le système permet d'enregistrer les données de respiration alignées dans un seul et unique référentiel. Ces données sont ensuite traitées avec des méthodes d'analyse objectives. Les données du ventilateur sont enregistrées simultanément afin de valider les mesures quantitatives de notre système respiratoire.
- b. La deuxième plateforme est une chambre de l'unité des soins intensifs avec des patients réels. Une série d'expérience sont menés dans cette plateforme afin de vérifier l'applicabilité de la méthode proposée à quantifier des paramètres physiologiques de la respiration, tout en considérant les contraintes strictes de l'environnement des soins intensifs. La configuration du système a été vérifiée par l'équipe de l'inspection du matériel à Sainte-Justine avant de commencer les expérimentations. L'ensemble des équipements utilisés correspond exactement à ce qui a été utilisé avec la première plateforme. La différence entre les deux premières plateformes se situe au niveau de la

présence de patients réels dans la deuxième plateforme, tandis qu'un poumon artificiel simulant plusieurs volumes a été utilisé dans la première plateforme.

- c. La troisième plateforme est le centre de simulation mère-enfant à Sainte-Justine. La salle de simulation comporte un mannequin pour bébé qui peut simuler la rétraction et la respiration paradoxale. Le mannequin est conçu selon les caractéristiques anatomiques et physiologiques du nouveau-né. Plusieurs modes sont disponibles pour la simulation de la rétraction. Ces modes correspondent au degré de sévérité de la détresse respiratoire. Le mode et la fréquence respiratoire sont déclenchés par un ordinateur de bord relié au mannequin et ensuite calculés par notre système. Nous choisissons une fréquence respiratoire fixe, puis nous simulons la rétraction sur 1 minute pour plusieurs modes de détresse respiratoire. Afin de valider les résultats de notre méthode, nous utilisons dans un premier temps deux capteurs de télémétrie laser VL53L0X. Le laser utilisé constitue un système très précis de télémesure. Il se compose d'un réseau de lasers à cavité verticale émettant par la surface (VCSEL). Cette catégorie de lasers est connue par son émission étroite et stable par rapport au large spectre conventionnel de la lampe à diode électroluminescente (ou lampe à LED). Dans un deuxième temps, nous validons les différentes positions de la caméra RGB-D en la déplaçant entre les différents coins du lit et en comparant chaque fois avec la position verticale de référence.

1.5.2 Les approches proposées

L'analyse de la fonction respiratoire par le clinicien comporte des données quantitatives (mesure de la fréquence respiratoire) et subjectives (évaluation du volume inspiré et des signes de tirage). Afin de limiter la subjectivité de l'analyse qui est liée entre autres à l'expérience du clinicien, nous proposons deux méthodes objectives visant à évaluer la fonction respiratoire des patients en pédiatrie, à l'aide de l'imagerie 3D. De plus, un examen approfondi des systèmes d'évaluation de la fonction respiratoire proposés au cours des dernières années est fourni dans le cadre de ce travail. Cet examen des systèmes de quantification respiratoire dans la littérature inclut le processus d'acquisition de données et les techniques de traitement afin de mesurer la respiration. Nous discutons également les performances de ces systèmes en termes de fiabilité et de validité, et aussi en termes de

besoins et attentes utilisateurs, qu'ils soient experts, patients ou grand public. Au travers de ce travail, nous mettons en évidence un certain nombre de défis des études actuelles telles que : le manque de précision des mesures, les limitations dans les populations étudiées, le caractère incomplet des données traitées, les attentes du clinicien en matière de dispositifs de surveillance (complexité des systèmes, par exemple), résistance aux perturbations et différentes contraintes environnementales (les mouvements du patient, occlusion par une infirmière pour les systèmes d'imagerie) et enfin les limitations sur le déploiement dans les différents environnements.

Dans ce travail, nous proposons une revue critique et approfondie de la littérature englobant les travaux les plus pertinents sur les systèmes respiratoires. Ensuite, nous détaillons les deux approches proposées pour résoudre le problème de limitation des observations subjectives de la respiration dans l'environnement des soins intensifs lorsque le patient n'est pas ventilé.

Un aperçu de ces 3 éléments est présenté comme suit :

- a. La partie revue de littérature présente ces éléments : (1) description des anciens travaux de littérature portant sur l'évaluation de la respiration humaine, (2) mise à jour portant sur les derniers travaux récemment publiés, (3) comparaison de méthodes avec une étude de l'impact des données d'entrée sur le résultat global du système, (4) étude des contraintes environnementales et les exigences de précision, (5) discussion basée sur le point de vue patient/clinicien, (6) identification des besoins et opportunités les plus récentes dans les divers domaines de recherche, (7) identification des progrès réalisés sur les derniers appareils d'imagerie sans contact, et enfin (7) la formulation des recommandations pour les travaux futurs. Nous discutons également les solutions les plus prometteuses en termes de performances, fiabilité et de validité dans les différents environnements et explorons les principaux défis auxquels ces solutions sont confrontées pour répondre aux attentes médicales et industrielles.
- b. La première approche vise principalement à proposer un système de calcul de la fréquence respiratoire, volume courant, temps d'inspiration et ventilation minute. Ces paramètres quantitatifs sont uniquement obtenus lorsque le patient est branché à un

ventilateur mécanique. L'obtention de cette information aidera à limiter la subjectivité des observations quand il s'agit d'évaluer la respiration spontanée des patients non-ventilés mécaniquement, ce qui aidera à intervenir plus rapidement en cas de détresse respiratoire surtout lorsque les ressources en pédiatrie sont limitées. L'algorithme utilise une méthode basée sur la reconstruction surfacique de la zone de respiration. Deux caméras à haute résolution temporelle (30 trames/seconde) sont utilisées pour maximiser la couverture spatiale de la zone de respiration. L'utilisation des données 3D, avec la maximisation de la couverture spatiale de la respiration contribuera à augmenter la précision des calculs. La considération des contraintes imposées par la nature de l'environnement clinique, constitue un premier pas vers le déploiement d'un tel système dans les soins intensifs. La première étape de notre algorithme consiste à aligner les deux vues des caméras dans un même et seul repère. Pour ce faire, un marqueur 2D a été placé dans le champ de vision des deux caméras. Chaque caméra calcule sa position par rapport au marqueur 2D. La deuxième étape consiste à effectuer une extraction des régions de la respiration à partir de la vue 3D unifiée. Cette vue, représentée sous forme de nuage de points, est transformée en un maillage triangulaire dans un premier temps, puis finalement, en une surface reconstruite de la région thoraco-abdominale. Les discontinuités du maillage sont fermées en considérant un plan de référence bien défini à l'arrière de la cage thoracique et de ses parties latérales. La troisième étape consiste à calculer une valeur scalaire du volume en utilisant une décomposition récursive de la région extraite en des cubes, nommée arbre d'octants (octree). Partant d'un nœud racine sous la forme d'un seul grand cube, l'octant est subdivisé de manière récursive en huit sous-cubes de taille égale. Ce processus de subdivision se poursuit jusqu'à ce qu'une profondeur maximale prédéfinie soit atteinte ou que les régions atteintes soient vides. Le volume final est calculé pour chaque image en multipliant le nombre d'octants par la taille d'une seule unité. Finalement, un signal représentant la variation du volume de la scène reconstruite est calculé à partir des étapes précédentes. La fréquence de ce signal représente la fréquence respiratoire du patient et la variation de l'amplitude indique le volume inspiré. Les expériences ont été menées dans une salle de soins intensifs à l'Hôpital Sainte-Justine à Montréal. D'abord, le SIAD-C a été testé en simulant l'activité

- respiratoire d'un mannequin, conçu selon les caractéristiques anatomiques et physiologiques d'un nouveau-né, et ensuite, sur un patient réel. Les données sont collectées simultanément à partir du SIAD-C et d'un ventilateur mécanique. Différents volumes d'air correspondant à différents poids et différentes catégories d'âge (allant de 10 ml à 500 ml) ont été insufflés par le ventilateur pour simuler la respiration. Malgré le fait que les résultats sur le mannequin soient légèrement meilleurs qu'en situation clinique réelle, le SIAD-C présente une bonne exactitude et précision dans le calcul de la fréquence respiratoire et du volume inspiré.
- c. La deuxième méthode consiste à détecter et estimer les déformations de la zone thoraco-abdominale à partir de l'analyse du mouvement de la surface 3D. Pour résoudre ce problème, l'estimation et l'extraction de mouvement ont été étudiés en utilisant le flot de scène. Les informations géométriques dérivés des cartes de profondeur ont été utilisés conjointement avec les informations de couleur afin d'estimer le champ de déplacement 3D de la surface thoraco-abdominale. Les méthodes traditionnelles d'estimation de mouvement sont basées sur les variations d'intensité dans les images couleurs pour calculer les champs de mouvement. Dans le cas d'une seule caméra, les projections 2D des champs sont estimés en utilisant le flot optique (REF). L'estimation d'un champ 3D était uniquement possible en intégrant plusieurs angles de vue provenant de plusieurs caméras. L'avènement des caméras RGBD a permis l'estimation du déplacement 3D avec un seul capteur, en utilisant conjointement les images couleurs et les images de profondeur. Ensuite, les champs de mouvement sont classifiés en mouvements entrants et sortants. Finalement, la rétraction est estimée en calculant le déplacement de la surface dans les différentes régions respiratoires. Particulièrement, nous considérons le mouvement du thorax et de l'abdomen dans le cas des patients souffrant d'une respiration paradoxale. Notre approche estime la différence de déplacement entre les surfaces thoraciques et abdominales à partir des nuages de points. Ce qui permet de donner des mesures quantitatives des mouvements de la surface 3D dans le cas d'une rétraction. Notre approche donne un schéma simple et efficace pour calculer quantitativement l'information du mouvement 3D en utilisant les caméras RGBD. Contrairement à la première approche qui nécessite la reconstruction d'un modèle de surface, la deuxième

approche peut fonctionner sur une configuration plus simple en utilisant la carte de profondeur pour détecter et estimer la rétraction chez les patients souffrants d'une détresse respiratoire.

1.6 Contributions et originalité de recherche

L'originalité et la contribution de ce projet résident dans la conception d'un système d'analyse de la fonction respiratoire portant sur la limitation de la subjectivité individuelle des examens physiques, tout en s'adaptant aux conditions spécifiques des soins intensifs. Plus précisément, la quantification de la respiration permettra de standardiser l'évaluation de la détresse respiratoire, ainsi que la détection précise des problèmes respiratoires lorsque les ressources de soins de santé, telles que les experts en pédiatrie, sont limitées. Jusqu'à présent, il n'existe aucun outil clinique de mesure des variables quantitatives de la respiration lorsque le patient n'est pas ventilé mécaniquement. Les recherches portant sur les systèmes respiratoires, bien qu'ils soient très riches, présentent une lacune non négligeable liée à la fois à l'absence des mesures quantitatives et de la prise en charge des contraintes de l'environnement clinique, spécifiquement les soins intensifs qui sont encore beaucoup plus complexes et exigeants. Aujourd'hui, il n'existe pas de systèmes informatisés de mesure des variables quantitatives dans les environnements de soins intensifs. Ce travail propose une méthode objective d'évaluation de la respiration portant sur la quantification des variables respiratoires lorsque le patient n'est pas mécaniquement ventilé, tout en s'intégrant facilement dans les unités de soins intensifs. Dans la littérature, différents travaux ont été proposés afin de surveiller la respiration et de détecter l'apnée du sommeil. Ces travaux ont été basés sur des méthodes variées utilisant la vision par ordinateur, le traitement des images 2D couleurs et thermiques, les méthodes acoustiques, le radar et d'autres variantes optiques. Ces techniques, bien qu'innovantes, sont plus fondées sur des approches qualitatives et manquent majoritairement de générer des données numériques ou des informations qui peuvent être convertis en chiffres. De plus, le contexte est souvent négligé dans ces travaux, ce qui a limité considérablement le déploiement des systèmes respiratoires proposés dans les différents environnements, ainsi que leur capacité de fonctionnement et leurs performances optimales rapportés dans la littérature.

Dans le cadre de cette thèse, nous avons proposé un système informatisé de mesure des variables quantitatives qui s'intègre bien dans l'environnement des soins intensifs. Trois paramètres physiologiques et un paramètre physique sont mesurés en utilisant deux techniques basées respectivement sur la reconstruction de surface et la reconstruction du mouvement. Les approches et travaux réalisés sont décrits ci-dessous :

- a. La première technique consiste principalement à utiliser la reconstruction de la surface 3D pour une estimation précise des paramètres physiologiques de la respiration (fréquence respiratoire, volume courant et temps d'inspiration). Une bonne reconstruction fidèle nécessite des bonnes performances temporelles et spatiales. D'où la nécessité d'avoir une information d'entrée suffisante qui couvre toute l'information de la respiration et un algorithme de reconstruction de la surface. Pour résoudre ce problème, un système composé de deux caméras Kinect v2 placées dans deux angles différents du lit du patient, a été placé dans une chambre de soins intensifs. En alignant l'ensemble des données acquises par les deux caméras, le système permet de maximiser la couverture spatiale de la zone de respiration en enregistrant les données de respiration de la surface thoraco-abdominale et aussi des côtés latéraux. L'organisation de l'espace, dont la configuration des câbles et des caméras, a été optimisée afin de faciliter le déploiement du système dans les chambres de soins intensifs. Ainsi, le système s'intègre facilement au lit du patient. Cette configuration a été vérifiée et validée par l'équipe d'inspection des équipements de l'Hôpital Sainte-Justine. Le système est un outil de mesure innovant et prometteur pour assister les cliniciens dans l'évaluation objective de la fonction respiratoire. Les résultats expérimentaux ont démontré la robustesse et l'efficacité du SIAD-C à donner des mesures quantitatives de la respiration, ce qui limitera la subjectivité des observations. Les premiers résultats de cette étude ont été publiés dans un article de conférence (IPTA 2017) et d'un article de journal (CMIG 2018), tel que présenté ci-après :

Rehouma, H., Noumeir, R., Juvet, P., Bouachir, W., Essouri, S., 2017. A Computer Vision Method for Respiratory Monitoring in Intensive Care Environment Using RGB-D Cameras, in: proceedings of the 2017 seventh international conference on image processing theory, tools and applications (IPTA 2017).

Rehouma, H., Noumeir, R., Bouachir, W., Juvet, P., Essouri, S., 2018. 3D imaging system for respiratory monitoring in pediatric intensive care environment. *Comput. Med. Imaging Graph.* 70, 17–28.

- b. Dans le deuxième travail, on propose la quantification du volume minute, un paramètre important qui n'est pas disponible lorsque le patient est en respiration spontanée. Une étude plus approfondie de l'extraction du signal à partir de la courbe volume-temps a été présentée. Les expériences ont été réalisées pour des scénarios contrôlés et incontrôlés en incluant deux patients pédiatriques. Finalement, une étude statistique approfondie a été réalisée pour valider la concordance entre les calculs de notre méthode et celles du ventilateur mécanique. Cette étude a mené à la publication d'un article de journal tel que présenté ci-après :

Rehouma, H., Noumeir, R., Bouachir, W., Juvet, P., Essouri, S., 2019. Quantitative assessment of spontaneous breathing in children: Evaluation of a depth camera system. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*. Manuscript accepted for publication.

- c. La troisième approche consiste à utiliser la reconstruction du mouvement 3D pour estimer la rétraction. Actuellement, l'analyse de la détresse respiratoire et l'identification d'une éventuelle rétraction ou respiration paradoxale se fait uniquement par examen visuel. Toutefois, la précision de l'examen visuel reste fortement corrélée à l'expertise du clinicien. Il en résulte que l'évaluation peut toujours être affectée par un biais de subjectivité, surtout lorsque les experts en pédiatrie sont limités. Pour résoudre ce problème, une méthode objective de visualisation et de calcul de la rétraction a été proposée. Dans un premier temps, le mouvement 3D a été estimé en utilisant les données 3D. Pour estimer le mouvement fidèlement, les deux flux couleur et profondeur fournis par la caméra RGBD ont été considérés. L'objectif de considérer toute l'information est l'amélioration de l'estimation du mouvement. Ceci est rendu possible avec les nouvelles caméras de profondeur. En effet, la caméra Kinect V2 présente l'avantage d'acquérir les deux flux couleur et profondeur simultanément. Le déplacement 3D des points de la surface du torse a été calculé, et non pas uniquement le déplacement 2D comme le propose les approches classiques du flot optique. Ces vecteurs de mouvement ont été

calculés à partir de paires d'images RGBD extraites des trames consécutives. Les mouvements étaient classés en deux catégories principales : mouvement entrant et mouvement sortant. Ceci aidera considérablement le clinicien à bien identifier une éventuelle respiration paradoxale. Dans un deuxième temps, la rétraction a été calculée en analysant les nuages de points 3D. Deux métriques ont été proposées pour calculer la rétraction thoracique, permettant ainsi d'aider le clinicien à déterminer la gravité de la pathologie. Les résultats expérimentaux ont démontré la robustesse et l'efficacité de l'approche proposée à donner des mesures quantitatives de la rétraction, permettant ainsi d'exclure les risques de la subjectivité des évaluations. Cette étude a fait l'objet de la publication de l'article de journal suivant:

Rehouma, H., Noumeir, R., Masson, G., Essouri, S., & Jouvet, P., 2019. Visualizing and Quantifying Thoraco-Abdominal Asynchrony in Children From Motion Point Clouds: A Pilot Study. *IEEE Access*, 7, 163341-163357.

CHAPITRE 2

INTRODUCTION

Description générale et contributions

Dans le chapitre précédent, nous avons examiné le contexte médical de nos travaux : la quantification de la respiration. La problématique de la subjectivité des examens physiques a été posée. Les techniques d'évaluation de la fonction respiratoire ont été décrites, en se référant aux travaux de littérature. Ainsi, ce travail a été placé dans son contexte scientifique à travers une vision quasi-exhaustive sur les méthodes et les outils de l'examen de la fonction respiratoire. L'objectif de ce chapitre est de proposer des méthodes objectives de quantification des paramètres physiologiques de la respiration en milieu clinique, et spécifiquement aux soins intensifs. Dans cette optique, les contributions de ce chapitre sont les suivantes : (1) un système de vision par ordinateur 3D conçu pour les environnements de soins intensifs pédiatriques, (2) un mécanisme de positionnement efficace des caméras dans une salle de soins intensifs, (3) une large couverture spatiale de la zone de respiration et une grande résolution spatio-temporelle des données enregistrées, (4) une méthode quantitative de mesure du volume courant et de la fréquence respiratoire, (5) un montage expérimental incluant une variété de volumes pédiatriques allant de 10mL à 500mL, (6) une évaluation de la performance basée sur des scénarios réelles dans l'unité de soins intensifs pédiatrique, avec une comparaison des résultats obtenus avec ceux d'un respirateur mécanique, l'étalon de référence dans les soins intensifs pédiatriques.

Appendices associés

L'appendice A détaille les techniques de (1) l'alignement de deux vues (paragraphe 2.2.2), (2) l'arbre couvrant de poids minimal (paragraphe 2.2.2) et (3) la méthode de poisson pour la reconstruction de la surface (paragraphe 2.2.4). L'appendice B fournit un guide utilisateur des méthodes, logiciels et bibliothèques tierces. Il fournit également la liste de paramètres utilisés dans les méthodes et décrit l'impact de certains paramètres sur les performances de la

méthode. Des précisions améliorées des calculs seront justifiées par de nouvelles hypothèses et de meilleures estimations, ce qui tracera la voie pour une recherche empirique plus approfondie. Les attentes cliniques et les limites des approches proposées sont discutées brièvement à la fin de cet appendice. Cette discussion ouvrira la voie aux orientations futures.

L'appendice C fournit un guide pour les développeurs pour l'installation des différentes librairies et logiciels dans deux environnements, à savoir Windows (à partir de la version 8.1) et Linux (à partir de la version 14.0.4). Enfin, l'appendice D décrit le format des données utilisés dans ce travail.

CHAPITRE 2

3D IMAGING SYSTEM FOR RESPIRATORY MONITORING IN PEDIATRIC INTENSIVE CARE ENVIRONMENT

Haythem Rehouma^a, Rita Noumeir^a, Wassim Bouachir^b, Philippe Jouvét^c, Sandrine Essouri^c

^a Department of Electrical Engineering, École de Technologie Supérieure,
1100 Notre-Dame Street West, Montreal, Quebec, Canada, H3C 1K3

^b LICEF Research Center, TÉLUQ University,
4750 Henri-Julien Avenue, Montreal, Quebec, Canada, H2T 2C8

^c CHU Sainte-Justine, Mother and Child University Hospital Center,
3175, chemin de la cote-Sainte-Catherine, Montreal, Quebec, Canada, H3T 1C5

Published in Computerized Medical Imaging and Graphics, December 2018

Abstract

Assessment of respiratory activity in pediatric intensive care unit allows a comprehensive view of the patient's condition. This allows the identification of high-risk cases for prompt and appropriate medical treatment. Numerous research works on respiration monitoring have been conducted in recent years. However, most of them are unsuitable for clinical environment or require physical contact with the patient, which limits their efficiency. In this paper, we present a novel system for measuring the breathing pattern based on a computer vision method and contactless design. Our 3D imaging system is specifically designed for pediatric intensive care environment, which distinguishes it from the other imaging methods. Indeed, previous works are mostly limited to the use of conventional video acquisition devices, in addition to not considering the constraints imposed by intensive care environment. The proposed system uses depth information captured by two (Red Green Blue-Depth) RGB-D cameras at different view angles, by considering the intensive care unit constraints. Depth information is then exploited to reconstruct a 3D surface of a patient's torso with high temporal and spatial resolution and large spatial coverage. Our system captures the motion information for the top of the torso surface as well as for both its lateral

sides. For each reconstruction, the volume is estimated through a recursive subdivision of the 3D space into cubic unitary elements. The volume change is then calculated through a subtraction technique between successive reconstructions. We tested our system in the pediatric intensive care unit of the Sainte-Justine university hospital center, where it was compared to the gold standard method currently used in pediatric intensive care units. The performed experiments showed a very high accuracy and precision of the proposed imaging system in estimating respiratory rate and tidal volume.

Keywords: Intensive care unit, RGB-D camera, Point cloud, Surface reconstruction, Tidal volume, Respiratory monitoring.

2.1 Introduction

The Pediatric Intensive Care Unit (PICU) receives patients in critical condition, from newborns to 18 years old. In a PICU room, the patient is closely monitored on a 24h/24h basis to intervene in case of sudden worsening. Vital signs, including the respiratory rate (RR), are continuously measured to ensure patient's safety. An abnormal RR (too high or too low) can be a predictor of a potential physiological deterioration. Thus, the RR is used with other respiratory parameters for the assessment of the patient's condition. These respiratory parameters, including also tidal volume (V_t) and retraction signs of the breast are collected through clinical examination and several medical devices. Measuring them accurately is crucial in PICU. If the child is mechanically ventilated, RR and V_t are directly measured by the ventilator. With spontaneous breathing patients, RR is monitored using thoracic electrodes (plethysmography) that are sensitive to movements with a high rate of erroneous measurements, while V_t is not assessed by medical devices during spontaneous breathing. Lastly, retraction signs of the breast are only estimated by clinical examination, in a subjective way, even when caregivers use a scoring system (Essouri et al., 2016).

PICU plays a pivotal role in acute care hospitals, but services are sometimes affected by complex settings and unexpected urgent interventions. In this, environment, rooms are too small for their functions, equipment, and the number of patients. It is therefore important to

manage the space properly. Any occupied space should not cause interruptions, and caregivers need to provide the appropriate services with sufficiently free space around the patient. Due to these constraints, previous works on contactless RR and Vt assessment were limited to proofs of concept. They were conducted for a general use case, and are thus inappropriate for Pediatric Intensive Care Environment (PICE) (Benetazzo et al., 2014; Ostadabbas et al., 2014; Katashev et al., 2015; Harte et al., 2016; Sharp et al., 2017).

In this work, we present a contactless imaging system specifically designed to monitor critically-ill children in PICU. Our system allows early identification of evolving child conditions through a 3D imaging measurement method. Using two RGB-D sensors, we first align point clouds captured from different view angles in a common coordinate system. The aligned point cloud is segmented to reconstruct the surface of body regions involved by respiration. The volume is then calculated for each frame through a recursive subdivision of the 3D space into cubic unit elements. Finally, Vt and RR are accurately estimated by analyzing the changes in the calculated volumes.

Breathing monitoring systems can be classified into two main categories according to whether they are designed in a contact or a contactless approach (Al-Khalidi et al., 2011). With contact based methods, sensing instruments are attached to the body to measure breathing parameters such as airflow from acoustic breathing signals (Corbishley and Rodriguez-Villegas, 2008), body movement (Kan and Chen, 2012), and respiratory CO₂ emission and oximetry probe SpO₂ (Dullenkopf et al., 2003).

Despite their considerable potential in hospital wards, contact-based methods can cause disturbance to the patient, especially for children. For this reason, non-contact methods were given particular interest (Al-Khalidi et al., 2011). Over the last few years, several works based on non-contact sensors have been proposed for healthcare applications, such as respiratory assessment and sleep apnea detection. In this context, Lee et al. (2015) have presented a system based a Microwave Doppler Radar for capturing different respiratory dynamics like slow, normal, and fast breathing. This method is based on measuring the change in the phase and frequency of the transmitted signal due to the movement of the

chest/abdomen during the process of inhalation and exhalation. Detailed information on the breathing activity was extracted by decomposing the breathing cycle into inhalation, pause, and exhalation. Although their technique showed a good correlation with a conventional measurement device of respiratory rate (respiration belt), the authors did not report any volume measures. Moreover, the system was not tested in a clinical environment.

Other computer vision-based approaches have been proposed for respiratory assessment. For example, Bai et al. (2010) describe a temporal differencing method to continuously record the patient's breath and send the respiratory information over the Internet network to the hospital. An alarm signal is sent when the breathing activity stops for more than 10 seconds or if the respiratory rate is too low or fast. The proposed system detects moving objects by image processing and finds the differences between two continuous 2D frames to estimate breathing change. Despite the use of two webcams providing a wide detection range, only breath rate can be calculated using temporal differencing. Indeed, the use of 2D imaging methods does not allow volume calculation because of the lack of motion information in 3D space.

In another study, researchers used optical flow variations between frames to visualize the apparent velocity field of the entire body motion, including breast movement due to respiration (Nakajima et al., 2001, 1997). Nevertheless, their method does not allow the quantitative evaluation of respiratory parameters.

Within the last years, computer vision approaches were moving towards investigation of depth data in many important problems, such as detection, tracking and recognition. This trend resulted from the emergence of new depth acquisition devices with high accuracy. Such devices have greatly simplified the task of human breath detection, which have given rise to new possibilities for respiratory parameters estimation. In this direction, Xia and Siochi (2012) proposed a contactless respiratory monitoring system using a structured-light (SL) scanner. The structured light technology consists of projecting a known infrared pattern onto a scene. Depth data are then calculated by quantifying the differences between the captured pattern and the reference pattern. Therefore, the sensor can handle any change in the scene

illumination by only using the depth information. Once the images are captured, the average depth is calculated over a thoraco-abdominal zone. This zone was manually determined by placing a translation surface on the thorax in the center of the image. However, the study was a simple proof of concept of how to use raw depth data to visualize respiratory motion signals. It does not allow a concrete evaluation of respiration by determining breathing parameters, such as RR and Vt.

Another approach to estimate the respiratory rate was proposed (Benetazzo et al., 2014). The authors used a RGB-D SL camera to develop an algorithm for respiratory rate monitoring. Their algorithm requires the user to be sitting in frontal position with an angular orientation not exceeding 25° . Though the temporal resolution of their method was good, the spatial coverage was very limited and thus it was impossible to estimate Vt accurately.

Tahavori et al. (2014) placed an RGB-D SL camera above the body to calculate the average depth value of sixteen regions of interest on the chest and abdomen. They apply the principal component analysis to the depth information of these regions and demonstrate that only the first principal component describes nearly 70% of the motion data variance in chest and abdomen surfaces. Aoki et al. (2015) presented a breathing detection system using a SL camera as well. Thorax movements were detected by recording the depth information during bicycle pedaling exercise. However, these works have been shown to not be suited to the clinical environment and specifically for the PICU because they do not provide quantitative measure, in addition to their setting complexity.

Lately, Harte et al. (2016) developed a prototype for chest wall motion assessment using four SL cameras. The system aims to fit the clinical environment more than the existing respiration assessment methods. It performs a 3D reconstruction of the patient's torso to assess how the chest wall moves. The obtained results were compared with those of a spirometer. The system showed a good correlation with spirometry in static objects. Despite the method providing additional information about chest movement with a high spatial coverage of respiration zone, the system is inappropriate in a PICU settings. This is because the cameras were placed around the patient supposing him in a standing position. More

precisely, the patient must be in a precise marked position in order to meet the system conditions. This means that patients have to adapt their posture to the system and not the opposite. This makes the system unable to continuously monitor the respiration of children. In addition, the used hardware (four devices, excess of wiring) is not suitable as well for the PICE.

In this work, we developed a non-contact breathing measurement system within the constraints imposed by the specific nature of PICU. The requirements of high spatial coverage, spatial and temporal resolutions are very important for estimating breathing patterns accurately. It can be seen from the previous works cited above that a lack of one of these three factors affects the performance of the overall assessment. In fact, the lack of spatial coverage or spatial resolution conducts to incomplete or partial information in space. In this case, only a part of respiratory information will be used which can lead to imprecise and inaccurate results, especially when estimating V_t . Likewise, the lack of temporal resolution can provide misleading or incomplete information about the respiratory motion over time.

Our approach is thus based on considering these three important factors: spatial resolution, temporal resolution and spatial coverage of the respiration zone, while taking into account the constraints of the PICE environment.

2.2 Materials and methods

2.2.1 Camera system and sensing properties

An RGB-D sensor is able to capture three simultaneous streams: Color (RGB), Depth (D) and Infrared Radiation (IR). There have been multiple RGB-D cameras released by Intel and Microsoft over the last years. However, these devices presently work with a borderline level of acceptance of depth resolution. Many research works investigated the performance of RGB-D cameras such as Kinect v1 sensor (Khoshelham and Elberink, 2012; Mallick et al., 2014), Kinect v2 sensor (Lachat et al., 2015a; Pöhlmann et al., 2016; Sarbolandi et al., 2015) and Intel RealSense RGB-D imaging systems (Keselman et al., 2017). The Kinect v2 sensor has been markedly used in many research works due to its promising properties. Although

the first version of Kinect (Kinect v1) was used in many applications such as tracking and recognition (Oikonomidis et al., 2011; Schwarz et al., 2012; Beserra Gomes et al., 2013; González-Ortega et al., 2014; Li et al., 2016), the Kinect v2 has greatly improved upon it and was used as well in many application such as mobile robot navigation (Bloesch and Rodriguez, 2015), human motion recognition (Lun and Zhao, 2015) and suicide attempts preventing (Bouachir et al., 2018).

Table 2-1 Comparative specifications and technical features of Microsoft Kinect v1 and v2
Taken from Al-Naji et al. (2017) and Bloesch et al. (2015)

Features	Kinect v1	Kinect v2
Dimensions (w x d x h) [mm]	180 x 35 x 25	249 x 66 x 67
Connection type	USB 2.0	USB 3.0
Depth sensor technology	SL	ToF
Frame rate	30 Hz	30 Hz
Minimum latency	102 ms	20-60 ms
Color camera resolution	640 x 480 px	1920 x 1080 px
Infrared camera resolution	320 x 240 px	512 x 424 px
RGB camera field of view	62° x 48.6°	84.1° x 53.8°
Depth image field of view	57° x 43°	70° x 60°
Operative measuring range	0.4 m – 3.5 m	0.5 m – 4.5 m
Skeleton joints number	20 joints	25 joints
Maximum skeletal tracking	2	6

Table 2.1 presents the technical specifications of both Kinect v1 and v2. The Kinect v2 depth camera does not only present a significantly higher color and depth resolution, but also a wider field of view in comparison to Kinect v1. Furthermore, it has been proven, in a comparative study that Kinect v2 surpasses Kinect v1 in terms of accuracy and precision (Gonzalez-Jorge et al., 2015). Accuracy is the ability of a measuring method or device to capture the true value of a measure while precision is the ability of a measurement to be consistently reproduced. The experimental study investigated the accuracy and precision of

the two versions of Kinect cameras using a standard artefact based on five spheres and seven cubes. The tests were performed for two ranges (1m, 2m) and three inclination angles between each sensor and the artefact (45°, 90°, 135°). Table 2.2 summarizes the results of this analysis. It can be clearly seen that the accuracy is better for Kinect v2 at both 1 m and 2 m range. Precision as well is better for Kinect v2 mainly at the 2 m range.

Figure 2.1 illustrates the Kinect v2 imaging system as well as the measurement technique. The camera includes three devices (RGB camera, an infrared emitter and an infrared camera) to acquire color, infrared and depth images of the scene. This is illustrated in Figure 2.1.a. The color data arise from the RGB sensor, while infrared data and depth maps come from the depth sensor and have the same resolution. The color data have a very high-resolution of 1920 x 1080 px. The depth maps of inferior resolutions (512 x 424 px) are 2D images, where depth information is stored for each pixel. To estimate depth, the Kinect v2 uses the time-of-flight technique by measuring the round-trip time needed by a light pulse to travel from the sensor illuminator to the target object and back again (Figure 2.1.b). The illuminator is a near-infrared laser diode emitting a modulated infrared signal to the object. The reflected light is collected by the sensor detector. A timing generator is used to synchronize the actions of the emitter and the sensor detector. The depth of each pixel is then calculated by Equation 2.1:

$$d = \frac{\Delta\phi}{4\pi f} \times c \quad (2.1)$$

where d is the distance to be measured (pixel depth), $\Delta\phi$ is the phase shift between the emitted light and the reflected light, c is the speed of light (3×10^8 m/s) and f is the modulation frequency.

In this study, two calibrated Kinect v2 sensors are used to capture the scene from two viewpoints simultaneously and automatically merge them. Once the views are aligned, a region of interest (ROI) is segmented. The ROI includes the body region surface involved in breathing from two angles of view, allowing a high coverage. The ROI surface is then reconstructed in order to calculate the volume at Frame t .

Table 2-2 Precision and accuracy results for Kinect I and Kinect II
Taken from Gonzalez-Jorge et al. (2015)

Range	Accuracy (mm)		Precision (mm)	
	Kinect I	Kinect II	Kinect I	Kinect II
1 m	12	5	[2-6]	[2-6]
2m	25	5	< 12	< 8

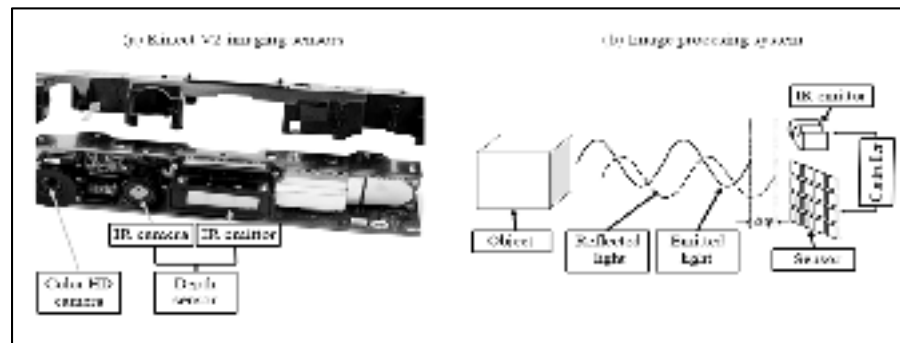


Figure 2-1 Kinect v2 sensor system (a) components and (b) measurement technique
Adapted from Foix and Aleny (2011) and Hansard et al. (2012)

Figure 2.2 illustrates the process of the respiratory parameters calculation, starting from raw depth data acquisition and leading to the volume calculation at a given frame. Our system then calculates a volume time-curve from the calculated volumes in subsequent frames. V_t and RR are finally estimated from the volume-time curve.

In this study, two calibrated Kinect v2 sensors are used to capture the scene from two viewpoints simultaneously and automatically merge them. Once the views are aligned, a region of interest (ROI) is segmented. The ROI includes the body region surface involved in breathing from two angles of view, allowing a high coverage. The ROI surface is then reconstructed in order to calculate the volume at Frame t . Figure 2.2 illustrates the process of the respiratory parameters' calculation, starting from raw depth data acquisition and leading

to the volume calculation at a given frame. Our system then calculates a volume time-curve from the calculated volumes in subsequent frames. V_t and RR are finally estimated from the volume-time curve.

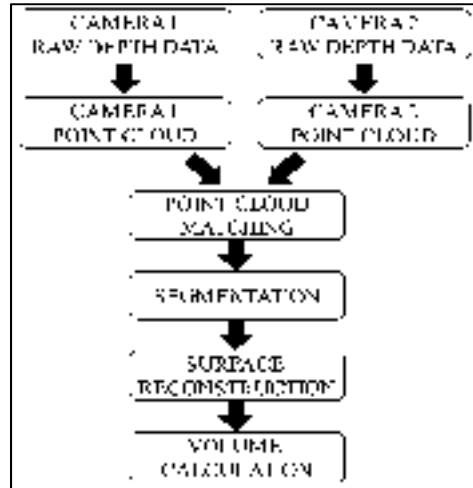


Figure 2-2 Volume calculation workflow at frame t

2.2.2 Automatic multi-view point-cloud matching

Point clouds are sets of points in 3D space used to create a representation of a scanned physical object. Points in a point cloud are always situated on the external surfaces of the object. They are very useful for 3D modeling and remain the starting point in any 3D data processing application. A point cloud derives from raw data. Indeed, it is straightforwardly generated from depth data using the camera software development kit (SDK). In our approach, point clouds need to be available simultaneously from two different view angles to provide a high spatial coverage of the patient's torso. Accordingly, point clouds alignment in a same coordinate system is performed as a first step in our method. This is illustrated in Figure 2.3, where a 2D marker is used to automatically align the point clouds. Our method assumes that the two cameras have a common view zone where the marker can be easily detected by both sensors. Each point cloud, covering a section of patient's torso, is thus aligned in the common coordinate system using the transformation matrix in Equation 2.2.

$$M = \begin{pmatrix} \cos \theta_y \cos \theta_z & \sin \theta_x \sin \theta_y \cos \theta_z + \cos \theta_x \sin \theta_z & -\cos \theta_x \sin \theta_y \cos \theta_z + \sin \theta_x \sin \theta_z & t_x \\ -\cos \theta_y \sin \theta_z & -\sin \theta_x \sin \theta_y \sin \theta_z + \cos \theta_x \cos \theta_z & \cos \theta_x \sin \theta_y \sin \theta_z + \sin \theta_x \cos \theta_z & t_y \\ \sin \theta_y & -\sin \theta_x \cos \theta_y & \cos \theta_x \cos \theta_y & t_z \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \quad (2.2)$$

In fact, each of the two cameras infers its relative position from the detected marker, which represents the world coordinate system. This is equivalent to the estimation of two matrices ${}^W_{C1}M$ and ${}^W_{C2}M$ from the cameras coordinate systems to the world coordinate system. In Equation 2.2, the transformation matrix has six variables $(\theta_x, \theta_y, \theta_z, t_x, t_y, t_z)$. It can be expressed as combinations of three parameters coming from 3D translation (t_x, t_y, t_z) and three other parameters coming from 3D rotation $(\theta_x, \theta_y, \theta_z)$. By calculating the rotation R and the translation t , we can find the transformation matrix. To find the optimal transformation, we used the Procrustes analysis recognized for its effectiveness to resolve these types of problems (Goodall, 1991; Rohlf and Slice, 1990; Dryden et al., 2016). Procrustes analysis is the process of superimposing one collection of marker configurations on another by translating, scaling, and rotating them, so that the distances between corresponding points in each configuration are minimized. The Procrustes distance (Rohlf, 1999) is based on a least-square fit method and requires two aligned shapes with one-to-one point correspondence.

The process of superimposing a marker on another is divided into five main steps: marker detection, finding centroids, marker scaling, finding rotation and translation, and finally Procrustes distance computing.

The first step uses only color data to detect the marker with a simple thresholding applied on the input images. The number of vertices of the detected area is compared to the number of vertices of the known shape to eliminate false results. If many images are detected, a subpixel precision processing technique is applied to refine the marker vertex locations. The second step uses the geometric model of the marker and computes its center of mass, so that the target marker can be placed over the reference configuration. In the third step, differences in size between configurations are removed by rescaling each configuration. Then, the differences in orientation is achieved by rotating one configuration (the target) around its

centroid until it shows minimal offset in location of its landmarks relative to the other configuration (the reference). To transform a detected shape by the camera $X_1 = (x_{11}, x_{21}, \dots, x_{n1})^T$ to an already known shape $X_2 = (x_{12}, x_{22}, \dots, x_{n2})^T$, we use Equation 2.3, where R is the rotation and t is the translation.

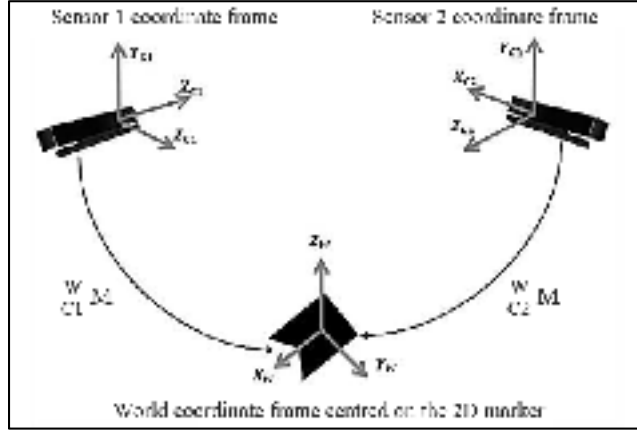


Figure 2-3 Illustration of transformations between world coordinate frame (X_w, Y_w, Z_w) centred on the 2D marker and cameras coordinate frames (X_{ci}, Y_{ci}, Z_{ci}) , $i \in \{1, 2\}$

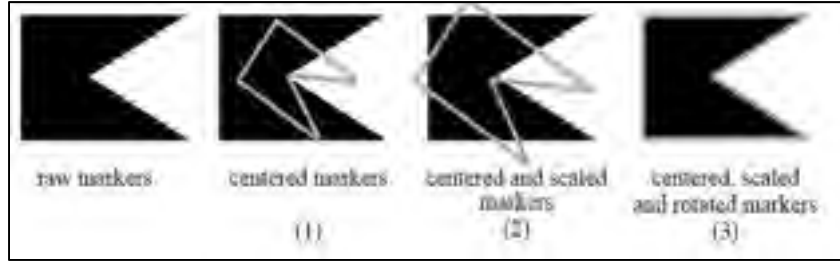


Figure 2-4 Procrustes superimposition method - (1) Translation to a common origin, (2) scaling to unit centroid size, and finally (3) rotation to minimize the sum of squared distances between the corresponding shapes

$$X_2 = R \times X_1 + t \quad (2.3)$$

To compute the Procrustes distance between the target and reference structures, we apply the Equation 2.4.

$$P_d^2 = \sum_{j=1}^n \left[(x_{j1} - x_{j2})^2 + (y_{j1} - y_{j2})^2 \right] \quad (2.4)$$

These steps are repeated in order to minimize P_d^2 and subsequently compute the optimal alignment. This is also illustrated in Figure 2.4.

2.2.3 Region of interest extraction

The extraction is performed using Cloud Compare (Girardeau-Montaut, 2015) and Point Cloud Library (Rusu and Cousins, 2011a). By including classical computer vision functions and algorithms, Cloud Compare allows 3D data processing and visualization. The contributor community is growing and expanding its applications in many research and industry fields. As such, Cloud Compare is continuously updated and becoming a standard tool in 3D data processing. Cloud Compare uses the Point Cloud Library as a third-party library to provide a set of additional computer vision algorithms, such as 3D data filtering, projections, feature estimation, etc... Point Cloud Library is a C++ library containing various algorithms to process all forms of point cloud data. This includes color data, depth data, point clouds, mesh data, noisy data and even reconstructed models. Point Cloud Library also includes numerous filters for data cleaning. These filters can process the data based on the position of the points in addition to other parameters. For example, some Point Cloud Library filters can be used to drop any point with an intensity value below a certain threshold. In our work, the 3D vision libraries are used for extracting the region of interest, as well as for cleaning the point cloud.

Once point cloud matching is performed, we first extract a rectangular cuboidal region of interest (ROI) including the thoraco-abdominal region using Cloud Compare. The clouds are selected at once and then aligned together. Our camera system is positioned in a manner to ensure the inclusion of the thoracic-abdominal area in the extracted region. It should be noted that we are not performing a precise segmentation of the thoracic-abdominal region by finding its boundaries. Instead, we perform a coarse segmentation by extracting a rectangular cuboid including the thoracic-abdominal region. Since our method for volume calculation is based on a subtraction technique, a precise segmentation of the ROI is not needed and only the moving volume due the chest contraction and expansion between subsequent frames is retained. The rest of volume is removed by the subtraction operation. Moreover, our coarse extraction technique allows a significant decrease of the computation time. The extracted 3D point cloud may contain noise that appears as clusters of neighboring points. We remove this

noise using the Statistical outlier removal filter of the Point Cloud Library. This filter allows removing points that do not statistically fit with the rest of the data. The principle is to calculate the mean distance from each point to all its neighbors. The distribution is assumed to be Gaussian with a mean and standard deviation. Then, a threshold value is computed based on the mean and standard deviation of all distances. The filter finally keeps points whose mean distance is below the threshold value.

2.2.4 Surface reconstruction

Because of the presence of holes and surface discontinuity, the point cloud information is not sufficient to calculate the volume. An intermediary mesh with closed gaps then needs to be generated. Using meshes simplifies surface reconstruction significantly. Thus, our surface reconstruction scheme follows three essential phases. Once the surface is scanned and the point cloud is calculated, a minimum spanning tree propagation technique (Seth Pettie and Ramachandran, 2002) is applied in order to compute and orient normals. In our case, this technique allows to close the reconstructed surface. Its main principle consists in constructing a graph over the point cloud for all the vertexes through the k-nearest neighbors of each point. Then, the orientation of the vertex with the highest z value is calculated. Afterward, the correction of the direction of the entire vertex is conducted across the graph. Finally, the surface is reconstructed using Poisson surface reconstruction (Hoppe, 2008; Kazhdan et al., 2013; Berger et al., 2014), which takes as input a group of points with oriented normals and calculates a closed volume. By acting on a set of 3D points with oriented normals, the method solves for an approximate indicator function of the inferred solid, whose gradient best matches the input normals. The indicator function is zero everywhere except close to the surface. Note that all surfaces are closed by considering a reference plane at a well-defined distance from the subject's back and the lateral chest wall.

2.2.5 Extraction of respiratory signal

The volume of the reconstructed surface is calculated using Cloud Compare (Girardeau-Montaut, 2015). Our method relies on the octree 3D structure representation. Based on a hierarchical tree structure, an octree partitions the 3-D space (Meagher, 1980). Starting from

a root node in the form of single large cube, the octree is recursively subdivided into eight equal sized sub-cubes. This subdivision process continues until a predefined maximal depth is reached or if the regions are empty. The final volume is computed for each frame by multiplying the number of octrees by the unit size.

As a result, we compute a 2D signal where the frequency is the respiratory rate. On the other hand, the change in the signal amplitude is the key to estimate the tidal volume V_t . Note that the position of the reference plane is not important in V_t estimation, as even if the real volume of the thoracic-abdominal area is not accurate, this does not affect the accuracy of volume difference between frames with our subtraction method. The ROI volume is calculated at each frame to estimate a surrogate of the patient's real volume-time curve. After detecting relevant peaks and minima of the curve, the tidal volume is deduced by subtracting volume values corresponding to consecutive extrema points. On the other hand, the respiratory rate is calculated from the volume-time curve by simply counting the number of peaks in a minute. In fact, each cycle has only one peak corresponding to the end of an inspiration.

To improve the accuracy of our method, we compute the average duration of a respiratory cycle (D) using Equation 2.5:

$$D = \frac{\sum_{i=1}^{N_p-1} d_i}{N_p-1} \quad (2.5)$$

where N_p is the number of peaks of the volume-time curve in a minute and d_i is the temporal distance between peaks i and $i + 1$. We then deduce the respiratory rate RR using Equation 2.6:

$$RR = \frac{60 \text{ seconds}}{D} \quad (2.6)$$

The tidal volume is the volume of air inhaled or exhaled from a person's lungs in a cycle. For more accuracy, the final tidal volume in a cycle is calculated as the average value of inspiratory and expiratory volumes. The tidal volume per minute is thus the average of all tidal volumes during a minute as shown in Equation 2.7:

$$Vt = \frac{\sum_{i=1}^{N_p} tv_i}{N_p} \quad (2.7)$$

where tv_i is the tidal volume of the cycle i .

2.2.6 Experiments

Our experiments have been conducted in an intensive care room at Sainte-Justine Hospital in Montreal. To simulate the breathing activity, we used a baby mannequin, designed according to neonatal anatomical and physiological characteristics and with an artificial test lung for infants (MAQUET Medical Systems, 1 Liter Test Lung 190). The lung is connected to a mechanical ventilator (Servo i, Maquet Inc, Sweden). The ventilator is a bedside machine used to push a volume of air into the lungs. The pushed volume is usually adjusted by caregivers according to the baby's weight and condition.

Two cameras can be disposed according to the different schemes shown in Figure 2.5. Considering the limited space in a PICU, the cameras can be placed on two of the four legs of the bed. Since the knowledge of lateral surface motion is important for a complete torso reconstruction, the mannequin's lateral sides should be covered by the field of view of the two cameras together. In Figure 2.5, we illustrate all possible combinations. Only the four first configurations are admissible (a, b, c and d), as the other configurations do not allow coverage to both lateral sides. These first four positions were tested experimentally and only positions (c) and (d) were retained as shown in Figure 2.5. In fact, the depth sensor is placed on the left side of the camera as illustrated in Figure 2.1. On this basis, depth views are not symmetrical. In configuration (a), the camera placed at the right of the patient (camera 1) allows to have a good point cloud of the right lateral side of the torso whereas the left camera (camera 2) does not cover the left side of the torso due to the position of the infrared sensor. In configurations (c) and (d), both cameras allow good point clouds of both lateral sides. The sensors are finally positioned in the top right and the bottom left of the bed (configuration (c)), both in the direction of 45° and at a distance of 1m to the crib mattress. This positioning offers a high spatial coverage since we cover the top and lateral sides of the baby.

For system calibration, the 2D marker is placed on the bed in such a way to be in a common field of view of the two cameras. The cameras infer their relative positions from the detected marker. We then remove the marker and place the baby mannequin in the bed.

In order to evaluate the performance of our method, the ventilator is used as gold standard. In PICE and for health professional decision-makers, the ventilator is considered as the most reliable method to provide accurate and precise quantitative measures for RR and Vt. Thus, ventilator measures are recorded in parallel to our experiments and are considered as ground-truth data.

We simulate spontaneous breathing of a patient with different volumes. Note that our mannequin lung supports volumes from 10 mL to 1L. Therefore, we used the same mannequin to test different volumes for all ages. Two primary modes were used to push the air into the artificial lungs: the neonatal and the adult mode. The air volumes for neonatal mode are respectively: 10 ml, 20 ml, 30 ml, 40 ml, 50 ml and 100 ml. For adult mode, the volumes are respectively: 150 ml, 200 ml, 250 ml, 300 ml, 350 ml, 400 ml, 450 ml and 500 ml. Vt and RR are computed with our method. The results are then compared with the ventilator reference values. The complete settings for each experiment are listed in Table 2.3.

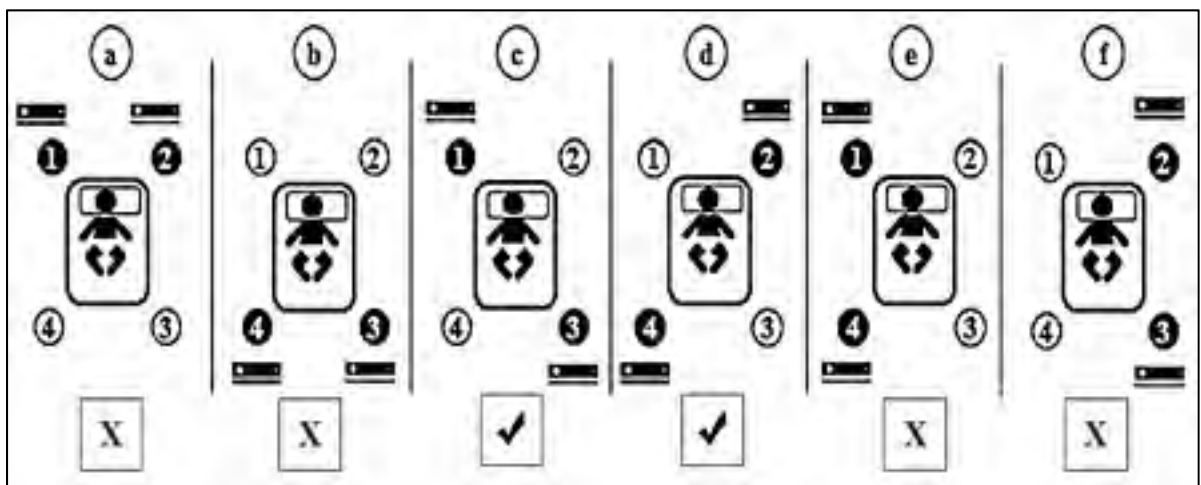


Figure 2-5 Cameras placement: possible combinations. The cameras are placed in the (a) bed top, (b) bed bottom, (c) top right and bottom left, (d) top3 left and bottom right, (e) bed right side, (f) bed left side. Positions c and d can be accepted. Positions a, b, e and f are rejected

To verify the applicability of the proposed method on a real patient, a second test was conducted by measuring the breathing pattern of a mechanically ventilated infant. This test involved a 4 months and 20 days old female, weighed 6.6 kg. The patient was sleeping and requiring the ventilator support for breathing. The test was performed in a PICU room of Sainte-Justine Hospital, one of the largest pediatric health centers in Canada. This experiment was conducted with approval from the Research Ethics Board (REB) of the hospital. Figure 2.6 shows the PICU room setup, where Kinect sensors were placed to accommodate the patient and the already existing medical equipment. In case of emergency, the cameras can be easily and quickly detached from the bed allowing the urgent transport of the patient. This configuration was checked and validated by the equipment inspection team of the Hospital. Note that the breathing activity can be controlled totally or partially by the mechanical ventilator. For example, the ventilator performed the entire breathing activity in the first test with the mannequin. In the second test (with a real patient), the ventilator is doing the preponderance of the breathing work, while the patient is partially contributing in the respiration. The ventilator settings are set to $Vt = 40$ mL and $R = 20$ breaths/minute.

Table 2-3 Reference ventilator settings for each experiment, with Vt : tidal volume, RR : respiratory rate and IT : Inspiration Time

	EXPERIMENT NUMBER	Vt (ml)	RR (resp./min)	IT (seconds)
Adult mode	1	500	20	0.9
	2	450	20	0.9
	3	400	20	0.9
	4	350	20	0.9
	5	300	20	0.9
	6	250	20	0.9
	7	200	30	0.9
	8	150	30	0.9
	9	100	30	0.9
Pediatric mode	10	50	40	0.5
	11	40	40	0.5
	12	30	40	0.5
	13	20	40	0.5
	14	10	50	0.5



Figure 2-6 System setup and Kinect sensors locations during the experiment on a critically ill patient in the PICU of Sainte-Justine Hospital

The final Vt and RR values displayed by the ventilator are not only controlled by the ventilator, but also by the patient's breathing effort.

2.2.7 Cloud-to-cloud distance

The common Euclidean metric $\mathcal{L}_2$ is adopted to calculate distance between clouds. We consider S_1 and S_2 the external surfaces respectively in the initial and final state (before and after being inflated with air), as indicated in Figure 2.7. Point clouds of the surface S_2 are regarded as “target” points $q = (q_x, q_y, q_z)$, whereas the point clouds of the surface S_1 are considered as points $p = (p_x, p_y, p_z)$ in the “initial position”. The distance between p and q is calculated using $\mathcal{L}_2$ in the space $\mathbb{R}^3$. The aim is to find corresponding 3D points before and after surface displacement from S_1 to S_2 . Consider that we have M source points cloud p_i on the surface S_1 . Points $p_i, i \in \{1..M\}$ from S_1 are projected on S_2 using the normal vector at each source point. The projected points are noted $q'_i, i \in \{1..M\}$. To find a corresponding destination point in S_2 , the nearest neighbor is selected in $q_i, i \in \{1..M\}$. Then, the displacement distance is computed for each pair in the cloud using Equation 2.8, where p represents the “initial” point in S_1 surface and q is the “target” point in S_2 surface.

$$\|p - q\| = \sqrt{(p_x - q_x)^2 + (p_y - q_y)^2 + (p_z - q_z)^2} \quad (2.8)$$

The maximum displacement is selected for each cloud. For each experiment, these steps are repeated over each pair of N_p clouds. To compute the maximum displacement Δd in each experiment, we used Equation 2.9, where the maximum displacement is first calculated over one pair of point cloud and then calculated over the N_p clouds of each experiment.

$$\Delta d = \max_{j \in [1, N_p]} \left(\max_{i \in [1, M]} \left(\|p_i^j - q_i^j\| \right) \right) \quad (2.9)$$

In Figure 2.8, the source point p_8 on the surface S_1 (before displacement) is projected on the surface S_2 (after displacement) using the normal vector in p_8 . As can be seen, the nearest neighbors of the projected point q'_8 are q_8 and q_{14} . Since q_8 is closest to q'_8 than q_{14} as $\|q'_8 - q_{14}\| > \|q'_8 - q_8\|$, it will be selected as the corresponding point of p_8 . Finally, the depth displacement distance is computed for the pair (p_8, q_8) by calculating $\|p_8 - q_8\|$.

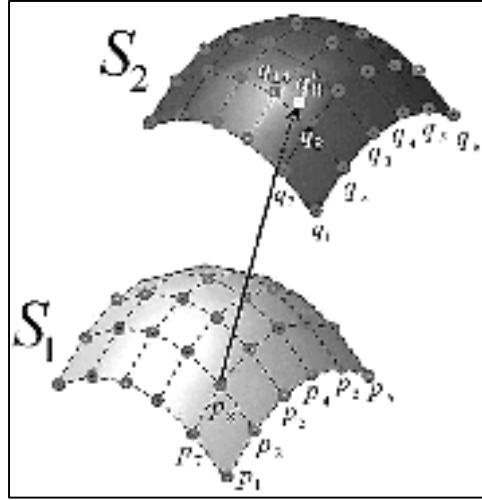


Figure 2-7 Finding corresponding “pairs” of 3D points between surfaces before and after respiratory displacement of the test lung surface. The surface S_1 represents the minimum displacement and the surface S_2 represents the maximum displacement after being inflated with air volume corresponding to the experiment settings. q'_8 is the projection of p_8 on S_2 and q_8 is the closest neighbor to q'_8 . Therefore, the corresponding point of p_8 is q_8

The maximum displacement Δd is computed for different combinations of ventilator Vt settings. Point clouds corresponding to experiments listed in Table 2.3 are used in order to determine Δd .

2.2.8 Accuracy and precision evaluation

In this section, we analyze the accuracy and precision of our method in estimating Vt and RR. The quantitative values resulting from our 3D system are compared to the reference values measured by the ventilator ("ground truth" data) using the root mean square deviation (RMSD), the relative error (RE) and the relative standard deviation (RSD) metrics. The root mean square deviation is used to evaluate accuracy. RMSD is calculated as:

$$RMSD = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \hat{x}_i)^2}{n}} \quad (2.10)$$

where x is the reference value (measured by the ventilator), $\hat{x}_i$ is the estimated value in cycle I (measured by our 3D system) and n is the number of experiments.

The relative error has also been used to determine the accuracy of the quantitative values measured by our 3D system. To calculate RE, we use Equation 2.11:

$$RE = 100 \times \left| \frac{\hat{x} - \bar{x^r}}{\bar{x}} \right| \quad (2.11)$$

where $\bar{x^r}$ is the mean of reference values and $\hat{x}$ is the mean of estimated values over a number of observations.

Precision is studied through the variation of Vt values for one minute. The amount of measure repetition is determined by the number of cycles in one minute. To evaluate precision, we used the relative standard deviation (RSD) calculated as:

$$RSD = 100 \times \frac{SD}{|\bar{x}|} \quad (2.12)$$

where $\bar{x}$ is the sample mean value and SD is its standard deviation.

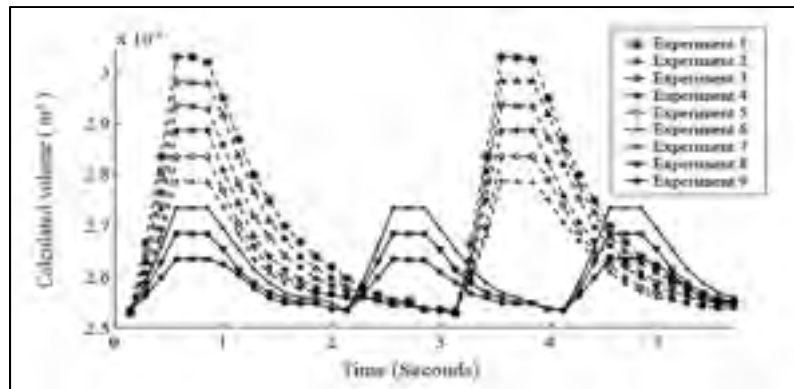


Figure 2-8 Volume-time curves resulting from our 3D imaging system during volume-controlled ventilation in adult mode. These volumes were introduced by the mechanical ventilator into the artificial test lung to evaluate our method accuracy with big volumes. The displayed curves illustrate volume changes over time. The corresponding ventilator settings are listed in Table 2.3 from experiment 1 to experiment 9. For each of the experiments, it can be seen that volume values present high and low peaks. The highest peaks correspond to the end of air inhalation, while the lowest peaks correspond to the end of air exhalation. After reaching the highest peaks, the signal values slightly decrease over a short period of time. This slight decrease corresponds to relaxation time separating the inspiration and the expiration. The relaxation time takes approximately 0.4 seconds

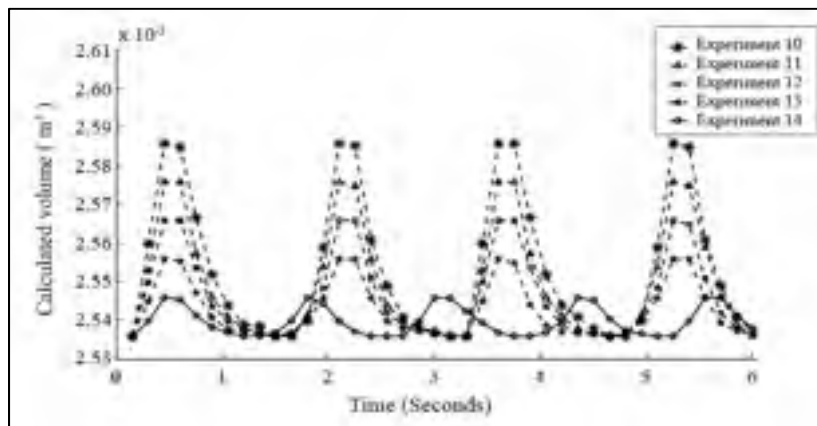


Figure 2-9 Volume-time curves resulting from our 3D imaging system during volume-controlled ventilation in neonatal mode. These volumes were introduced by the mechanical ventilator into the artificial test lung to evaluate our method accuracy with small volumes. The displayed curves illustrate volume changes over time. The corresponding ventilator settings are listed in Table 2.3 from experiment 10 to experiment 14

2.3 Results and discussion

The results obtained from the setup in Table 2.3 are illustrated in Figure 2.8 and Figure 2.9. Figure 2.8 shows the results of the first nine experiments corresponding to adult mode, whereas Figure 2.9 shows the results of five experiments corresponding to neonatal mode. These curves present a good regularity, as the calculated signal is periodic.

In volume-controlled ventilation, the air volumes are delivered with the same quantity at regular intervals by the ventilator. Curves for experiments 1 to 6 have equidistant peaks, with a time distance of about 3 seconds. Similarly, curves corresponding to experiments 7 to 9 and experiments 10 to 13 have also equidistant peaks, (2.14 seconds and 1.42 seconds respectively). This is expected, as the mentioned experiments present the same RR ventilator settings. Since RR values are increasing from experiments 1 to 14, the period is expected to decrease. For a clearer illustration, we show the calculated first five cycles in experiment 1 in Figure 2.10. The resulting signal from our 3D imaging system is periodic and regular, and the waveform of one period seems to be the same between the 5 cycles. Moreover, peaks are shown very clearly. An approximation of the respiratory rate can be visually calculated by a simple peak analysis technique. A more precise method to calculate the respiratory rate is to involve the distance between consecutive peaks. This method was detailed in section 2.5. Figure 2.11 illustrates the second cycle of Figure 2.10 (zoomed in), to show how tidal volume is calculated by our system for a single respiration.

The validation on both neonate and adult's volumes is reported in Tables 2.4. Experiments 1 to 9 report the validation on adult's volumes, while experiments 10 to 14 report the validation on neonate's volumes. The mean values between cycles over one minute are shown in Table 2.4. The resulting RMSD between measured and reference values shows an error of ± 1.94 ml and ± 0.59 respirations per minute for respectively tidal volume and respiratory rate. These small RMSD value indicate that the estimation of our method is very close to the reference values given by the ventilator. Furthermore, the differences of Vt mean values given by the ventilator and our method are in the scale of a few milliliters while maximum difference between the two methods does not exceed 4.37 ml (in experiment 11).

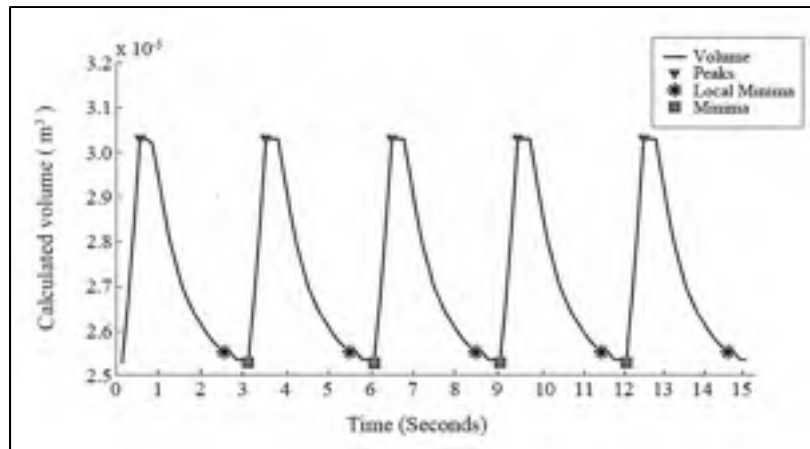


Figure 2-10 Volume-time waveform resulting from our 3D imaging system for only the first experiment (ventilator settings: $V_t = 500$ ml, $RR = 20$ respirations/minute and $IT = 0.9$ seconds). The figure illustrates 5 cycles from which breathing characteristics are exhibited over the 105 frames (15 seconds). These characteristics uniquely identify the breathing patterns delivered by the mechanical ventilator. Peaks positions are shown with triangles markers. They represent the end of inspiratory rise time. An asterisk marker represents the end of expiration, while a rectangle represents the start of inspiration

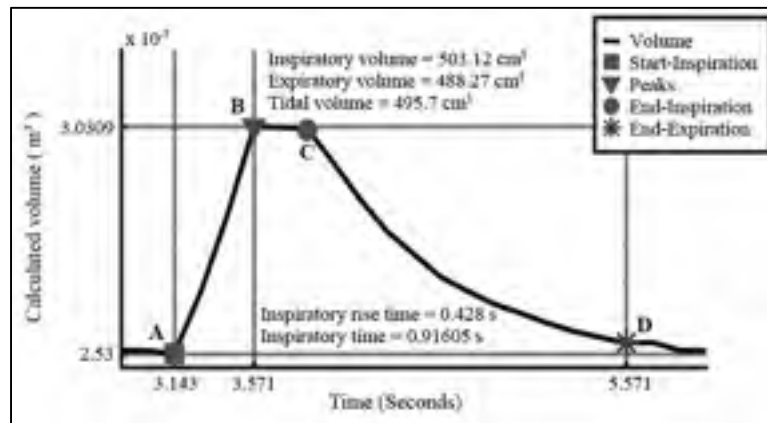


Figure 2-11 Analysis of only one complete cycle obtained by our 3D imaging system. This corresponds to cycle 2 of experiment 1 extracted and zoomed from Figure 2.10. The reference points A, B, C and D allow calculating inspiratory rise time (A–B), inspiratory time (A–C), and expiratory time (C–D). Point A represents the start of inspiration, point B is a peak position, point C represents the end of inspiration and the start of expiration and finally, point D is the end of expiration. For this cycle, the inspiratory rise time is 0.4286 seconds and the inspiratory time is 0.91605 seconds

Table 2-4 Comparison between the values provided by the ventilator (gold standard) and those computed by our imaging system over one minute. *Vt*: Tidal volume, *RR*: respiratory rate, *RE*: Relative error and *RSD*: Relative standard deviation. For our method column, we present the mean value of all cycles over one minute. This value is constant in 'ventilator' columns as the ventilator delivers a constant *Vt* with a constant *RR* in each experiment

NUM		Vt (ml)				RR (resp./min)			
		Ventilator	Our method	RE (%)	RSD (%)	Ventilator	Our method	RE (%)	RSD (%)
Adult mode	1	500	498,64	0,27	0,79	20	19,1973	4,01	5,68
	2	450	453,36	0,75	0,289	20	19,8329	0,83	4,39
	3	400	401,47	0,37	0,71	20	18,9734	5,13	5,43
	4	350	348,53	0,42	0,71	20	19,3495	3,25	1,76
	5	300	298,91	0,36	0,89	20	20,4946	2,47	4,59
	6	250	250,09	0,04	1,34	20	19,9994	0,003	1,25
	7	200	200,37	0,18	0,96	30	29,3494	2,16	3,305
	8	150	149,63	0,24	2,17	30	29,2494	2,5	3,285
	9	100	101,37	1,37	3,14	30	29,4945	1,68	3,46
Pediatric mode	10	50	48,63	2,74	6,09	40	39,9548	0,11	2,35
	11	40	44,37	10,92	7,32	40	39,3861	1,53	2,56
	12	30	27,63	7,9	9,05	40	39,3804	1,55	2,23
	13	20	21,05	5,25	10,40	40	39,6108	0,97	1,69
	14	10	7,95	20,5	36,23	50	49,4554	1,09	1,60

On the other hand, the differences of *RR* mean values given by the 2 methods are in the order of one respiration per minute.

Table 2.4 also shows the relative error values between experiments for *Vt* and *RR*. *RE* values for *Vt* are small for large volumes and larger for small volumes. For example, the *RE* value for *Vt* in experiment 1 is 0,27, while in experiment 14, the *RE* value of *Vt* is 20,5. It can be concluded that our method is more accurate for large volumes. However, our system achieves approximately the same accuracy for small and big respiratory rate values.

We also analyzed the RSD values in Table 2.4 in order to study the precision of our system. Note that each respiratory cycle in our volume-time curve is considered here as an observation. We can see again that RSD values for V_t are small for big volumes and larger for small volumes (e.g. RSD is 0,79 in experiment 1 and 36,23 in experiment 14). Our method is consequently more precise for large volumes. On another level, our method presents approximately the same precision for small and big RR values.

In order to further assess the precision of our 3D imaging system, we endorse the obtained results based on repetitive testing. Each experiment is replicated 5 times. Mean values, relative error and relative standard deviation are calculated for each set of observations. Tidal volume observations are shown in Table 2.5. This table shows the results of each repetition, as well as the average result over all the repetitions. Table 2.6 shows the calculated respiratory rates for each experiment, as well as the average result. We notice a small RMSD between measured and reference values for both V_t ($\pm 8,9432$ ml) and RR (± 1.3654 respirations per minute), respectively calculated from Table 2.5 and Table 2.6. These results mean that the estimated values by our method are very close to the reference values given by the ventilator. Additionally, the tidal volume RMSD is in the scale of few milliliters, while the respiratory rate RMSD is always in the order of one respiration per minute.

Table 2.7 shows the relative error and the relative standard deviation of calculated tidal volumes. RE and RSD values are better for larger volumes than smaller volumes. In experiment 14, the RE and RSD values of V_t are respectively 46,54% and 40,52%. Our method presents almost better accuracy and precision for larger volumes.

Table 2.8 summarizes RE and RSD results for respiratory rate. In total, we have 30 observations for RR = 20, 15 observations for RR = 30, 20 observations for RR = 40 and 5 observations for RR = 50. To sum up, the proposed system is able to ensure approximately the same accuracy and precision for both high and low respiratory rates.

Table 2-5 Vt Reference ventilator values and our method mean Vt value estimation over five observations for each experiment

	NUMBER	Ventilator	#1	#2	#3	#4	#5	Average Vt (ml)
Adult mode	1	500	498,64	485,88	502,5	494,33	502	496,67
	2	450	453,36	447,23	448,5	450	446,66	449,15
	3	400	401,47	398,66	397	395,33	395,66	397,63
	4	350	348,53	347,60	345,66	348,48	349,66	347,99
	5	300	298,91	294,43	298,43	295,96	296,43	296,83
	6	250	250,09	251,89	251	249,5	248,28	250,15
	7	200	200,37	199	199,66	199,71	199,5	199,65
	8	150	149,63	145	149	148	140	146,32
	9	100	101,37	98,75	99,5	98,33	99,44	99,48
Pediatric mode	10	50	48,63	44,55	49,03	45,73	46,26	46,84
	11	40	44,37	35,77	36,65	32,87	34,95	36,92
	12	30	27,63	22,57	24,17	25,13	26,08	25,12
	13	20	21,05	15,44	14,28	15	15,28	16,21
	14	10	7,95	4,96	2,36	4,57	6,88	5,34

To explain the performance difference between small and large volumes in Table 2.7, the camera depth accuracy is compared to the distance between the test lung's initial external surface (when it is empty) and final external surfaces (after being filled with air). As shown in Figure 2.12, Δd variation is very small and almost constant when the volumes are below 50 mL. However, Δd variations are linear and proportional to Vt for volumes between 100 mL and 500 mL. Let p be the cameras depth accuracy ($p = 2$ mm for the Kinect v2 sensor). The gray area in Figure 2.12 presents a depth displacement inferior to depth resolution ($\Delta d < p$). This means that the hardware configuration limit is reached in this region, causing relatively inaccurate depth values. Seen from this perspective, the obtained results for neonates' volumes are quite reasonable.

The results of the second test conducted on a mechanically ventilated patient are presented in Figure 2.13, Table 2.9 and Table 2.10.

Table 2-6 *RR* Reference ventilator values and our method mean *RR* value estimation over a number of observations for each experiment. This number is different for each set of experiments (30 observations for *RR* = 20, 15 observations for *RR* = 30, 20 observations for *RR* = 40 and 5 observations for *RR* = 50)

	NUMBER	Ventilator	#1	#2	#3	#4	#5	Average RR (resp./min)
Adult mode	1	20	19,19	19,33	19,76	19,5	19,33	19,5617
	2	20	19,83	19,71	19,23	19,60	19,87	
	3	20	18,97	19,70	19,79	19,77	19,08	
	4	20	19,35	19,79	19,60	19,71	19,66	
	5	20	20,49	19,60	19,5	19,61	19,33	
	6	20	19,99	19,33	19,78	18,86	19,5	
	7	30	29,35	29,60	29,05	29,60	29,33	29,4690
	8	30	29,25	29,66	29,03	29,79	29,71	
	9	30	29,49	29,5	29,35	29,75	29,60	
Pediatric mode	10	40	39,95	39,66	39,77	38,18	39,33	39,3945
	11	40	39,38	39	39,5	39,16	38,87	
	12	40	39,38	39,71	39,66	39,77	38,87	
	13	40	39,61	39,71	39,60	39,5	39,24	
	14	50	49,45	49,79	49,66	49,34	49,17	49,5043

Figure 2.13 shows both reference ventilator signal and the reconstructed signal. Our method results are well correlated with the ventilator measurements ($\rho = 0.97$). Table 2.9 shows the calculated tidal volumes and respiratory rates average for each experiment. We notice that *RR* and *Vt* values are changing between the different observations. This is due to the patient's respiratory effort, which is varying with time. To assess the precision of our system, we calculate the relative error and the relative standard deviation, as shown in Table 2.10. The *RE* and *RSD* values of *RR* are respectively 3,2516% and 9,8727%, which shows good accuracy and precision in estimating the respiratory rate. The *RE* and *RSD* values of *Vt* are respectively 9,169% and 12,3274%.

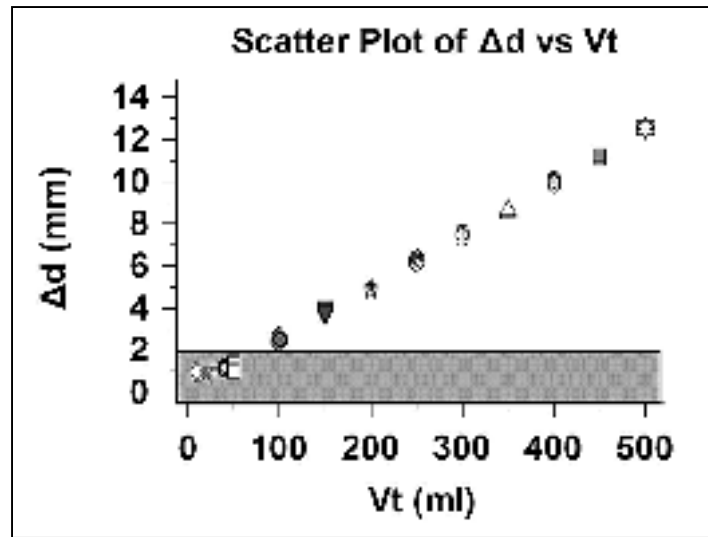


Figure 2-12 Scatter plot of Δd versus V_t and depth accuracy limit for Kinect v2 hardware. The gray zone presents the area where the camera cannot generate depth values accurately. Thus, this region presents the hardware limit

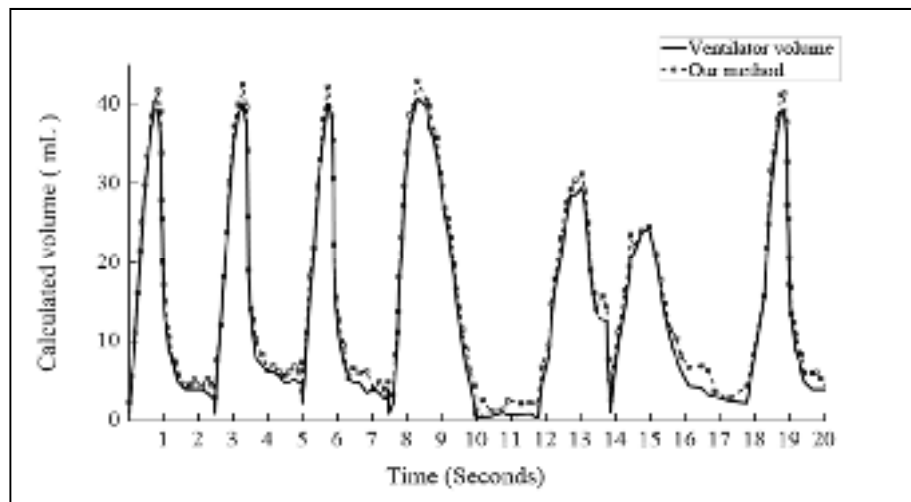


Figure 2-13 Results of the second test conducted on the mechanically ventilated patient. The y-scale of our method results (dotted line, squares) was adjusted to the ventilator set of data (solid line) in order to make results fit into one graph and to study the applicability of our proposed method on a real patient

When comparing with experiments conducted on our mannequin, the nearest experiment is experiment 11 (see Tables 2.5 and 2.7). In fact, the average of the real patient volume is 38,9398 mL (ventilator), which is near to the tested V_t in experiment 11 (40 mL). The RE and RSD values are respectively 7.69% and 11.89% for the mannequin against 9,169% and 12,3274% for the real patient. Although results on the mannequin are slightly better, we can conclude that our method presents a high accuracy and a good precision in estimating the tidal volume of a real patient. Moreover, this experiment confirms the applicability of our method in the PICU environment, where space arrangement including the configuration of cables and cameras was optimized to facilitate the system deployment.

2.4 Conclusions

We proposed a 3D imaging system for respiratory monitoring in pediatric intensive care environment. The system uses two depth cameras providing a high spatial coverage of body regions involved in the respiration, notably the top of the torso surface and its lateral sides. Our system first aligns point clouds in a common coordinate system. Then, it performs a Poisson surface reconstruction of a segmented region of interest. The volume is computed in each frame using an octree subdivision technique of the 3D space. This allows the construction of a volume-time curve as a 2D signal that we use to compute respiratory parameters.

Our system is a very promising support tool intended to assist caregivers to monitor respiration in PICU environment. The major innovation of our monitoring system is the ability to provide a quantitative measure of tidal volume, and respiratory rate for spontaneous breathing patients in a PICU room. Note that these parameters are not assessed by medical devices during spontaneous breathing, as they can only be indicated by the ventilator when the patient is mechanically ventilated. The proposed system has been evaluated experimentally. The quantitative measures were compared to the ground truth data of the mechanical ventilator. The system was able to accurately and precisely track both tidal volume changes and respiratory rate.

Table 2-7 *Vt* accuracy and precision results of our method. RE is the relative error between *Vt* observations mean value and *Vt* ventilator value. RSD is the relative standard deviation of *Vt* observations mean value. For each experiment, five observations are made to calculate RE and RSD

	NUMBER	Average value	RE (%)	RSD (%)
Adult mode	1	496,67	0,66	1,38
	2	449,15	0,19	0,60
	3	397,63	0,59	0,63
	4	347,99	0,57	0,43
	5	296,83	1,06	0,62
	6	250,15	0,06	0,55
	7	199,65	0,17	0,25
	8	146,32	2,45	2,70
	9	99,48	0,52	1,17
Pediatric mode	10	46,84	6,32	4,10
	11	36,92	07,69	11,89
	12	25,12	16,26	7,60
	13	16,21	18,93	16,90
	14	5,3462	46,54	40,52

Our future work will be articulated around two directions. Firstly, we plan to develop a GPU-based platform for real-time acquisition, processing and data analysis, for a more practical level. Secondly, we will extend the system ability by characterizing the retraction signs of the breast, an important parameter in PICU, whose actual assessment is based on the clinician's observation. We thus aim to develop an objective method for monitoring retraction signs of the breast.

Table 2-8 *RR* accuracy and precision results of our method. RE is the relative error between *RR* observations mean value and *RR* ventilator value. RSD is the relative standard deviation of *RR* observations mean value. Multiple observations were used to calculate RE and RSD and the number of observations is different for each set of experiments (30 observations for *RR* = 20, 15 observations for *RR* = 30, 20 observations for *RR* = 40 and 5 observations for *RR* = 50)

	EXPERIMENT NUMBER	Average value	RE (%)	RSD (%)
Adult mode	1	19,5617	2,19	1,68
	2			
	3			
	4			
	5			
	6			
	7	29,4690	1,77	0,84
	8			
	9			
Pediatric mode	10	39,3945	1,51	1,06
	11			
	12			
	13			
	14	49,5043	0,99	0,49

Table 2-9 Results of the second test conducted on a mechanically ventilated patient. Mean ventilator values are compared to our method mean values with five one-minute observations for V_t and RR . The ventilator input parameters set by the nurse are: $V_t = 40$ ml, $RR = 20$ resp./minute. The final V_t and RR values displayed by the ventilator are not only controlled by the ventilator, but also by the patient's breathing effort

Number	Method	V_t	RR
#1	Ventilator	38,193	20,5
	Our method	34.596	19.715
#2	Ventilator	42,498	25
	Our method	41.793	23,971
#3	Ventilator	36,149	23,5
	Our method	31.482	23,346
#4	Ventilator	34,113	25,5
	Our method	30.346	24,489
#5	Ventilator	43,746	28
	Our method	39.015	26,966

Table 2-10 Accuracy and precision results for the test conducted on a mechanically ventilated patient. Mean ventilator values are compared to our method mean values for V_t and RR . RE is the relative error between our method and the ventilator values, while RSD is the relative standard deviation of the observations

	Ventilator average	Our method average	RE (%)	RSD (%)
V_t	38,9398	35,4464	9,169	12,3274
RR	24,5	23,697	3,2516	9,8727

CHAPITRE 3

INTRODUCTION

Description générale et contributions

Dans le chapitre précédent, nous avons proposé un nouveau système de quantification de la fréquence respiratoire et du volume courant. Le système a été conçu pour s'intégrer facilement dans une chambre de soins intensifs. Les résultats obtenus ont été comparés avec un respirateur mécanique et ont abouti à une exactitude et précision acceptables, principalement pour les grands volumes en dessus de 50mL. Nous avons déterminé que ces résultats proviennent essentiellement du facteur précision de l'appareil de l'acquisition. En effet, la caméra Kinect v2 atteint sa limite de précision de la profondeur pour des déplacements inférieurs à 2mm. Mis à part cette limite, nous ajoutons l'hypothèse que d'autres facteurs au niveau de l'approche, peuvent affecter la précision de l'estimation des paramètres quantitatives. Ces facteurs sont présentés et analysés dans les appendices A et B. La validation des approches proposées est limitée par le faible nombre de sujets. Ceci est dû en partie à la grande complexité de l'unité de soins intensifs. Ce chapitre vise à appuyer les conclusions tirées du chapitre précédent en étudiant la capacité des méthodes proposées à bien fonctionner avec des tests répétitifs via une étude statistique des résultats. De plus, nous faisons des tests supplémentaires sur des patients réels. Sous cet angle, les contributions de ce chapitre sont les suivantes : (1) une évaluation statistique approfondie de la méthode basée sur une étude de régression linéaire et une étude de concordance avec la méthode de référence (la ventilation mécanique), (2) estimation de la ventilation minute, un nouveau paramètre respiratoire estimé et un indicateur du taux du dioxyde du carbone dans le sang, (3) des tests répétitifs pour vérifier la performance du système proposé sur des données simulées et des patients ventilés, (4) augmentation du nombre de patients à 2 patients, (5) une explication approfondie de la forme du profil respiratoire délivré par le respirateur mécanique, et (6) une discussion plus approfondie que celle du chapitre précédent des différentes limitations du système proposé. Nous soulignons les conditions cliniques sous lesquels les performances reportées ont été atteintes. Par exemple, nous soulignons le

caractère intermittent des évaluations. Aussi, il est important que le patient ne porte pas des vêtements ou que la partie thoraco-abdominale ne soit pas couverte au moment de l'enregistrement des données (par exemple par une couverture de lit ou l'occlusion de la vue des caméras par une infirmière).

Appendices associés

Les méthodes et approches numériques de ce travail sont décrites dans l'appendice A. L'application de ces méthodes pour le calcul du volume sont détaillés dans l'appendice B. La discussion des performances et les paramètres d'entrée choisis sont également décrits dans l'appendice B. L'installation des applications logicielles de bureau et les librairies tierces utilisées dans ce travail sont décrites dans l'appendice C et enfin la description des données est fournie dans l'appendice D.

CHAPITRE 3

QUANTITATIVE ASSESSMENT OF SPONTANEOUS BREATHING IN CHILDREN: EVALUATION OF A DEPTH CAMERA SYSTEM

Haythem Rehouma^a, Rita Noumeir^a, Philippe Jouvét^b, Sandrine Essouri^b

^a Department of Electrical Engineering, École de Technologie Supérieure,
1100 Notre-Dame Street West, Montreal, Quebec, Canada, H3C 1K3

^b CHU Sainte-Justine, Mother and Child University Hospital Center,
3175, chemin de la cote-Sainte-Catherine, Montreal, Quebec, Canada, H3T 1C5

Published in IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, November 2019

Abstract

This paper describes a new approach for quantitative evaluation of respiration in the pediatric intensive care unit (PICU). Video sequences of thorax movements are recorded by two depth cameras to cover the 3D surface of the torso and its lateral sides. The breathing activity implies a frame-by-frame surface deformation, which can be described by the volume variation of reconstructed surfaces between consecutive video frames. A quantitative evaluation of the breathing pattern is then performed through a subtraction technique, thereby detecting the volume variation between subsequent frames. A high-fidelity simulation was performed in a realistic environment designed for critically ill children. The simulation was then followed by a real-world evaluation, involving 2 newborn babies (1 female and 1 male) who required ventilator support. The breathing signal patterns resulting from our approach were compared to those measured by mechanical ventilation in terms of their waveforms, evaluating the most significant dynamic parameters: tidal volume, respiratory rate and minute ventilation. Our experimental study showed a significant agreement between the proposed 3D imaging system and the gold standard method in estimating respiratory waveforms and parameters. Our work presents the following innovations: firstly, we suggest a 3D imaging system specifically designed for PICUs based on a contactless design. Secondly, we propose

an efficient positioning mechanism for the cameras, offering a very high spatial coverage of the thoraco-abdominal zone and considering the PICU constraints. Finally, we propose an objective vision-based method to quantitatively measure respiration for spontaneous breathing patients in PICUs.

Keywords: Breathing pattern, clinical decision support systems design, depth images, mechanical ventilation, pediatric intensive care unit, quantitative respiration evaluation, simulation, surface reconstruction.

3.1 Introduction

Respiratory rate (RR), tidal volume (V_t) and minute ventilation (MV) are important parameters commonly needed by doctors to assess health conditions in a Pediatric Intensive Care Unit (PICU), which receives children in critical condition, from newborns to 18-year-olds. These parameters are among the main indicators to determine the degree of respiratory failure. MV has a strong relationship with blood carbon dioxide levels. Patients presenting a critical life-threatening health condition, such as respiratory failure, are mechanically ventilated. For those reaching a more stable condition, most need to stay in a PICU so that medical intervention can be administered rapidly in case of sudden worsening. Their health conditions must be monitored over time to track improvements or declines. Usually, RR is measured at regular time intervals using plethysmography, a method which can present a high rate of erroneous measures. V_t and MV can only be measured by ventilator spirometers when a child is mechanically ventilated. That said, there is currently no clinical tools to get V_t and MV measures if the child is not mechanically ventilated, and our method described in this paper proposes a solution to fill this gap.

Despite the wealth of research conducted to date, to the best of our knowledge, there is no work reporting quantitative measures of minute ventilation using a contactless method. Secondly, there is still a significant lack of systems that can accommodate the clinical environment, specifically the PICU, because of their paucity or absence of quantitative measures as well as the complexity of their system's setup. We believe that this is the first

work that report quantitative measures of respiratory rate, tidal volume and minute ventilation together in a PICU. Most importantly, these measurements can be obtained when the patient is not mechanically ventilated.

In our work, two Time-of-Flight (ToF) cameras were used to perform a surface reconstruction of the upper part of the torso and its lateral sides. This was successfully achieved through an efficient positioning mechanism for the cameras, offering a very high spatial coverage of the thoraco-abdominal zone for a good surface reconstruction. The volume variation change between consecutive reconstructions is then calculated. From the volume variation, we extract quantitative measures of respiratory rate, tidal volume and minute ventilation together in a pediatric intensive care room. Most importantly, these measurements can be obtained when the patient is not mechanically ventilated. Furthermore, the system components accommodate the PICU room and can be easily and quickly detached from the bed allowing the urgent transport of the patient in emergency cases.

The detailed setup, the cameras registration, the surfaces reconstruction and a detailed algorithm were described and discussed in our previous work (Rehouma et al., 2018). We have demonstrated that it was possible to track torso volume changes and we have validated our work by evaluating the root mean square deviation (RMSD), the relative error (RE) and the relative standard deviation (RSD) metrics applied on RR and Vt measures. In this paper, we present an extensive validation of the system using several improvements of the respiratory assessment algorithm, the measurement of a new parameter which is the minute ventilation (MV), an extensive experimental investigation and real patient data. More specifically, these include:

- an in-depth study of volume–frame curve to extract key points for quantitative breathing assessment;
- a method for calculating a minute ventilation parameter in spontaneous breathing, a good indicator for carbon dioxide level in the blood;

- experiments that investigate the performance of the 3D video system. The experiments were performed for simulated controlled scenarios using a high-fidelity phantom simulator with different pediatric volumes and for real uncontrolled scenarios conducted on two PICU children requiring the ventilator support for breathing; and
- an evaluation of our proposed method using a statistical analysis and method-comparison study where we study the agreement between our method and mechanical ventilation, a reference method currently used in intensive care environments. Our results are presented with regression analyses, as well as with Bland-Altman (BA) plots, two evaluation methods that are commonly used in the medical field.

The related works are presented next in section 3.2, followed by the system's technical description and the proposed method in section 3.3. Section 3.4 describes the experimental design and used tools. The results are presented and discussed in section 3.5. We end with our conclusions and some indications for future work in section 3.6.

3.2 Related works

Various techniques have been studied in the literature for respiratory assessment. These techniques can be grouped into two main categories: contact and non-contact. In the contact-based methods, sensing devices are attached to the subject's body to measure breathing parameters such as body movements (Kan and Chen, 2012), respiratory acoustical signals (Corbishley and Rodriguez-Villegas, 2008), (Pasterkamp et al., 1993), breathing rate (AL-Khalidi et al., 2011), lung volumes (Godfrey et al., 1970), respiratory CO₂ emission and oximetry probe SpO₂ (Dullenkopf et al., 2003).

Although contact-based methods were widely used to evaluate and benchmark the respiration measurements, they still require skills and may be uncomfortable for patients, especially for infants. Therefore, non-contact techniques have raised interest for respiratory assessment (AL-Khalidi et al., 2011). Many works have been proposed over years utilizing different sensor types including: Doppler radar-based (Li et al., 2010), (Lee et al., 2014), high resolution accelerometers (Dehkordi et al., 2011), (Reinvuo et al., 2006), magnetometers (Levine et al., 1991), laser-based measurement (Bulanova et al., 2014) and camera-based

imaging (Cala et al., 1996). For example, Lee et al. (Lee et al., 2014) reported a non-contact method to detect different types of breathing disorders using Microwave Doppler Radar. Different breathing parameters are deduced from phase and frequency changes of the radar transmitted signals. The work had shown a reasonably good correlation with a respiratory belt. However, no pulmonary volume measures have been reported in this work. Furthermore, the system was not tested in a clinical environment. Cala et al. (Cala et al., 1996) used 4 infrared charge-coupled cameras and 86 reflective markers on the body surface to estimate lung volume. The cameras were placed 4 m in front of and behind the patient. The markers configuration was used to define 4 compartments: right chest wall, left chest wall, rib cage and abdomen. Although the method was showing a good correlation with spirometry, the markers configuration can disturb the doctors during their intervention. Moreover, markers can be slightly moved from their initial positions due to the patient motion.

Camera sensors have been steadily improved and have created unprecedented opportunities for researchers to develop new computer vision algorithms. In this context, Bersain et al. (Reyes et al., 2017) proposed a non-contact breathing assessment technique using a smartphone camera to analyze the intensity changes in the video channels produced by the chest wall expansion and contraction during respiration. They could estimate the respiratory rate and the tidal volume from a volumetric surrogate signal by analyzing the intensity changes. A spirometer was used as a gold standard method to simultaneously record the tidal volume. The coefficient of determination R^2 , reported as 0.95, was calculated for only the peak-to-peak amplitudes between the smartphone signal and the spirometer tidal volume. In their experiments, the tidal volumes ranged from 300 mL to 3L, which does not correspond to the range of tidal volumes in infants. Children of smaller weights in a pediatric intensive care environment can have a tidal volume of between 10 mL and 500 mL. Moreover, the authors report that they cannot make conclusions about their method's robustness in terms of lighting condition changes, which can considerably influence the results. Recently, Harte et al. (Harte et al., 2016) used 4 structured-light cameras to analyze chest wall motion. The cameras were placed around a subject at 1 m to perform a 3D reconstruction of the patient's torso with a high spatial coverage and a good temporal resolution. The results were validated

using a spirometer. The system provided a good spatial and temporal coverage of the chest and showed a good correlation with the spirometer. However, errors in the 3D reconstruction were reported as the four sensors were not synchronized (Harte et al., 2016), (Al-Naji et al., 2017). These errors are caused by a design limitation of the four cameras, which are unsynchronized in frequency and time. Moreover, the system settings are unsuitable to the PICU. Because the cameras are placed around the subject, it is the subject who should adapt his/her posture to the system by standing in a fixed marked position. This restraint makes respiration monitoring impossible for almost all situations.

3.3 System overview

Compared to its previous model (Kinect v1), the Kinect v2 camera presents a better resolution for the raw depth data stream (512 x 424 pixels for Kinect v2 versus 320 x 240 pixels for Kinect v1) and a higher field of view (70°x 60° for Kinect v2 versus 57°x 43° pixels for Kinect v1). Moreover, it was suggested that Kinect v2 depth resolution are 2 mm under 3 meters' distance (Yang et al., 2015). Accordingly, valid signals could be obtained for detecting surface movements with small amplitudes in the range of a few millimeters. The imaging system has been considering the use of two Kinect v2 cameras for providing motion information with high spatial coverage of the respiration zone. For each Kinect, the acquired depth information is processed and converted to a point cloud. A point cloud is a data structure in the form of an array of points, with each cell containing the x, y and z coordinates for a specific point. Derived from depth data, a point cloud represents the external surface of the scanned object and is the starting point in many 3D data processing applications. Using the Kinect for windows software development kit, point clouds are directly generated from depth data.

Figure 3.2 presents an overview of our proposed computer vision system. We first align the cameras' view angles in a common coordinate system (Figure 3.2.a). Then, we simultaneously collect two sets of data by simulating the breathing activity. The first set is the depth data acquired by our system from two complementary view angles, while the second set corresponds to the mechanical ventilator parameters (Figure 3.2.b). This second set will be used for the validation of our method.



Figure 3-1 System setup: The locations of depth sensor are shown with the 2 frames

The first set of depth data is transformed into a point cloud using the SDK functions. After identifying and extracting a region of interest.

The system consists of two opposite Kinect cameras mounted on two adjustable length metal stands, which are PICU bed accessories, originally used as serum hanger (IV Pole). The two metal stands are placed in the top right and the bottom left of the patient bed, as shown in Figure 3.1. The two cameras are stabilized at a height of 100 cm above the crib mattress and tilted down at 45 degrees from the horizontal position. The second version of the Microsoft depth sensor model (Kinect v2) has been used in this work for its remarkable technical properties such as spatio-temporal resolution.

3.3.1 View alignment and data acquisition

In our method, point clouds need to be available from two cameras presenting complementary view angles. The final view includes the information for the top of the torso movement as well as for its lateral sides, as shown in Figure 3.3. To position the camera to offer this full view, the position and orientation of the camera are determined in a world reference frame given a set of points and their corresponding 2D projections in the image (Haralick et al., 1989). The camera position and orientation consists of a transformation matrix with 6 degrees-of-freedom (DOF) which are made up of the 3D translation and the

rotation (roll, pitch, and yaw) of the camera with respect to the world. Each camera can infer its relative position in the world coordinate system using the transformation matrix.

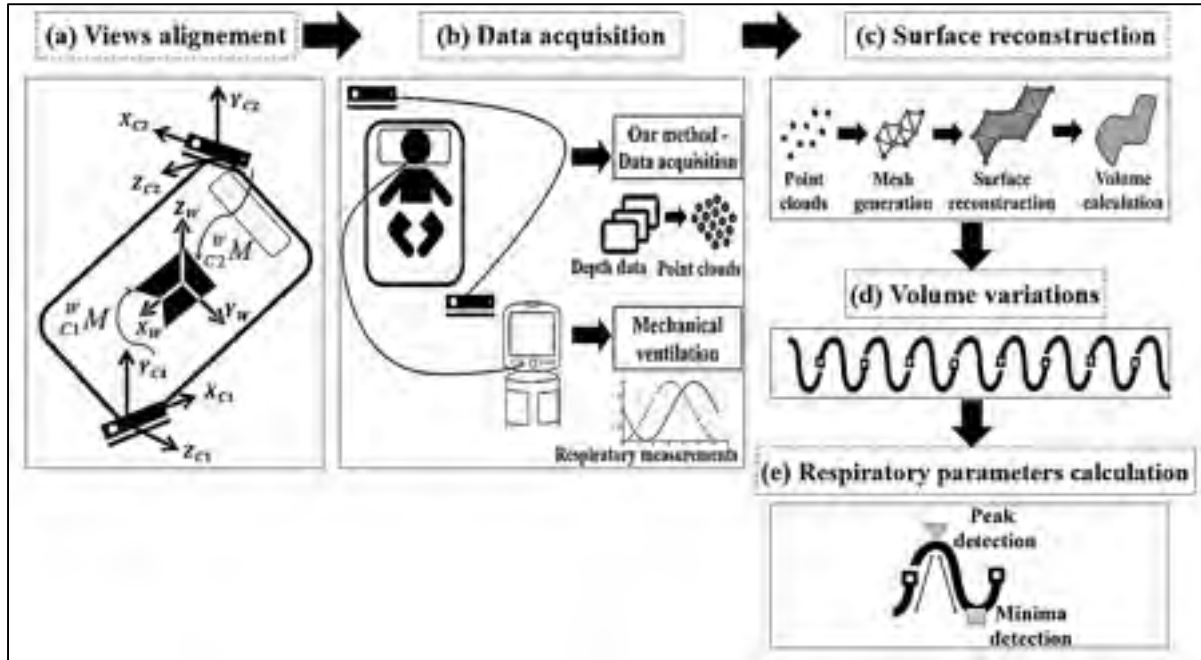


Figure 3-2 Schematic of the proposed method

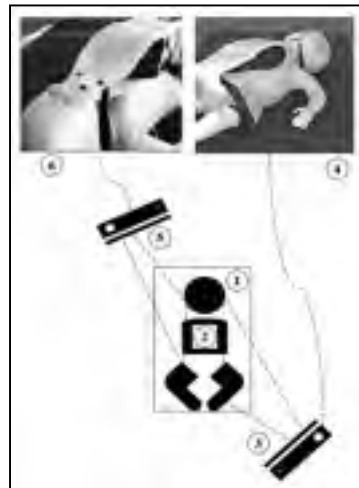


Figure 3-3 Schematic visualization of the proposed camera setup and their resulting views: (1) Baby mannequin, (2) Test lung, (3) Left camera, (4) Left camera view, (5) Right camera, (6) Right camera view

To find the optimal transformation, we used Procrustes analysis (PA), known as an efficient method in shapes comparison by removing rigid transformations between them (Dryden and Mardia, 2016; Goodall, 1991; Rohlf and Slice, 1990). We calculate the transform parameters between two shapes (a detected shape by the camera and a reference shape) by matching them to be as close as possible. For this purpose, we translate, scale then rotate the detected shape towards the reference shape. Figure 3.4 shows a five-sided polygon used to find the optimal transformation between the camera coordinate frame and the world coordinate frame. The marker location is found using thresholding in a first step. For more precision, the number of vertices of the detected polygon is compared with the number of vertices of the reference shape. Once the marker vertices are matched between the reference and detected shapes, the corresponding metric locations are found using the provided Kinect software development kit. In the second step, we compute the center of mass of both detected and reference shapes to align them at a common centroid. In the third step, we rescale the detected shapes to have an equal size with the reference shapes. Then, we reduce the difference in orientation between two shapes by rotating the polygon around its centroid until a minimal distance between the shapes is realized. To illustrate these steps, we used Equation 3.1 where X_1 is the detected shape and X_2 is the reference shape, R is the applied rotation and t is the applied translation.

$$X_2 = R * X_1 + t \quad (3.1)$$

To compute the Procrustes distance between the target and the reference structures, we apply Equation 3.2, where we minimize the sum of squared distances with one-to-one point correspondence.

$$P_d^2 = \sum_{j=1}^n \left[(x_{j1} - x_{j2})^2 + (y_{j1} - y_{j2})^2 \right] \quad (3.2)$$

The alignment procedure is described in Figure 3.4, in which a 2D marker is aligning two different views, each one of them covering an area of the respiratory zone. The final point cloud is including the complete information of the torso and its lateral sides.

After point cloud alignment is accomplished, we proceed to the surface reconstruction. First, each cloud is properly cleaned of any noise and outliers using the Statistical Outlier Removal filter (SOR) of the Point Cloud Library (PCL) (Rusu and Cousins, 2011b). To simplify the computation, we extract a ROI, which includes the thoracic-abdominal area, using the software Cloud Compare (CC) (D Girardeau-Montaut, 2015). The clouds are selected and then segmented together all at once. The segmented thoracic-abdominal area does not have to be precise, as the method is based on a subtraction technique. Following the segmentation of the ROI, the volume variations due to the surface motion will only be those resulting from the chest contraction and expansion between successive frames.

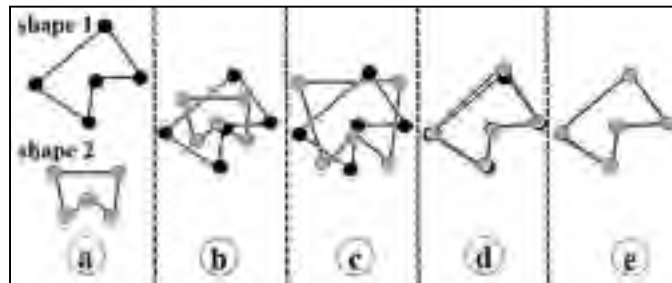


Figure 3-4 Procrustes superimposition method - (a) raw data: shape 1 is the reference shape and shape 2 is the detected shape, (b) Alignment to a common centroid, (c) scaling the shape 2 to have an equal size of shape 1, (d) Rotation, (e) Optimal rotation

3.3.2 Surface reconstruction

To compute the volume, we need a closed surface. However, creating good surfaces from scanned objects is a complex task for which traditional modeling techniques have proven to be difficult. We create a closed surface by means of five main steps: (1) generating mesh from point clouds, (2) removing artefacts and fixing holes, (3) closing meshes by using a reference plane, (4) computing and orienting normals, and (5) applying the Poisson reconstruction method. First, a mesh with closed gaps needs to be generated from point clouds. Using meshes considerably simplifies surface reconstruction. Having holes or gaps in the mesh is one of the most common errors that prevent an accurate surface reconstruction and give an invalid volume. We move artifacts and fill holes using a variant (Cignoni et al., 2008) of the algorithm presented in (Liepa, 2003). The mesh is then closed using a reference

plane placed at the patient's back. The minimum spanning tree technique was used (S Pettie and Ramachandran, 2002) to compute and orient normals. This method is convenient when the surface is open. The idea is to construct a graph over the mesh using the k-nearest neighbors' algorithm and to estimate the orientation of the top of the graph. Then, we go across the graph and correct the orientation of all the vertexes. Finally, we apply the Poisson reconstruction method (Bolitho et al., 2009), known for its efficiency in surface reconstruction (Berger et al., 2014), to compute a closed volume. Acting on a closed mesh with oriented normals, we compute a 3D indicator function χ of the inferred solid whose gradient best matches the input normals. This function is equal to zero everywhere except close to the surface (Kazhdan and others, 2005). We obtain the reconstructed surface by extracting a suitable isosurface.

3.3.3 Volume variations and respiratory parameters calculation

The volume is calculated by subdividing the reconstructed surface using an octree representation, a hierarchical tree data structure that offers a high performance (Meagher, 1980). Beginning from a root element, the octree is recursively subdivided into eight equal sized sub-cubes. The root octree element is a large 3D cube covering the reconstructed surface. This subdivision continues until a maximal octree depth is achieved or if the octrees are empty. The final volume is then calculated in each reconstruction by multiplying the octrees number by an octree unit size.

After the volume is obtained, we represent the volume variations in the form of a 2D signal whose frequency is the respiratory rate and whose maximum-to-minimum amplitude difference is the tidal volume. In fact, the respiratory rate can be calculated by simply counting the number of peaks in a minute. Each peak corresponds to the end of an inspiration.

However, to improve the accuracy of our method, we use Equation 3.3 where RR, expressed as the number of respirations per minute, is the respiratory rate, N is the number of peaks of the volume-time curve during the observation time ΔT (in seconds).

$$RR = \frac{N * 60}{\Delta T} \quad (3.3)$$

To compute the average tidal volume in a minute, we use Equation 3.4 where tv_i is the tidal volume of the cycle i .

$$V_t = \frac{\sum_{i=1}^N tv_i}{N} * \frac{60}{\Delta T} \quad (3.4)$$

We also compute the minute ventilation (or pulmonary ventilation), which is the volume of air inspired or expired during one minute, as given by Equation 3.5:

$$MV = RR * V_t = \sum_{i=1}^N tv_i * \left(\frac{60}{\Delta T} \right)^2 \quad (3.5)$$

The inspiratory time is the amount of time taken to deliver the tidal volume of air to the lung. To compute the average inspiratory time, we use Equation 3.6 where t_{ii} is the inspiratory time of the cycle i .

$$TI = \frac{\sum_{i=1}^N t_{ii}}{N} * \frac{60}{\Delta T} \quad (3.6)$$

3.4 Experimental design

3.4.1 Experimental protocol

3.4.1.1 Experimental tools and overall design:

This section presents the general experimental plan and the tools utilized. Two breathing data sets were collected simultaneously in an intensive care room at Sainte-Justine Hospital in Montreal. The first set corresponds to our method's quantitative measures, while the second set corresponds to those of the gold-standard method (Mechanical ventilation). The equipment, as shown in Figure 3.1 and Figure 3.5, was designed and adjusted to minimize the space required in the room. Two cameras are placed on the two sides of the patient's bed, at its top and bottom, in opposite positions and pointing towards the chest wall. This design allows to collect breathing information from the torso's top surface as well from its lateral sides. To simulate spontaneous breathing, an artificial test lung (MAQUET Medical Systems,

1 Liter Test Lung 190) was placed over the torso region of a mannequin designed according to neonatal anatomical and physiological characteristics and connected to a mechanical respirator (Servo i, Maquet Inc, Sweden). The respirator is a bedside machine insufflating a volume of air into artificial lungs. The insufflated volume is fixed by doctors during experiments according to the patient's age and weight. The pediatric intensive care room, in Sainte-Justine Hospital has the following dimensions: 5.5 meters in width, 5 meters in length and 2.40 meters in height. The tools and the system design are illustrated in Figure 3.5.

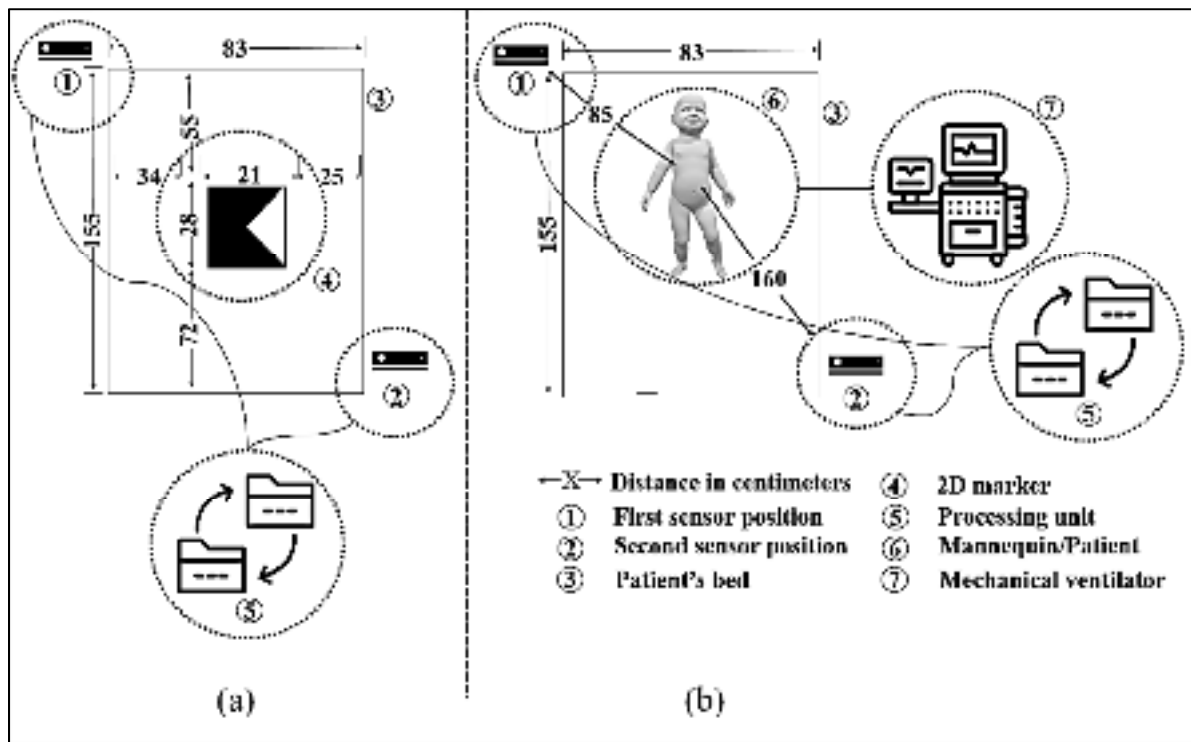


Figure 3-5 Experimental scheme description - (a) arrangement and location of tools used in the cameras views alignment, (b) organization of tools used in the data collection and processing procedures.

Figure 3.5.a shows the location of the marker in our experiments, as well as its dimensions (28 cm x 21 cm). There are no restrictions for the marker position other than it must be in a common field of view of the two cameras and on a flat surface. The marker can be placed before or after placing the patient in bed. The alignment process takes an average computation time of 1.6 seconds, after which the marker is removed from the patient's bed.

Table 3-1 Reference ventilator settings with Vt: tidal volume, RR: Respiratory Rate, MV: Minute Ventilation and IT: Inspiration Time

	Experiment number	Vt (ml)	RR (resp./min)	IT (seconds)	MV (l/min)
Adult mode	1	500	20	0.9	10
	2	450	20	0.9	9
	3	400	20	0.9	8
	4	350	20	0.9	7
	5	300	20	0.9	6
	6	250	20	0.9	5
	7	200	30	0.9	6
	8	150	30	0.9	4.5
	9	100	30	0.9	3
Pediatric mode	10	50	40	0.5	2
	11	40	40	0.5	1.6
	12	30	40	0.5	1.2
	13	20	40	0.5	0.8
	14	10	50	0.5	0.5

Figure 3.5.b illustrates the experimental setup under which the experiments were conducted. The cameras are connected to a processing unit that records and merges the frames sequence. The processing unit is composed of two interconnected computers. Each computer runs a 64-bit version of Microsoft Windows 10 operating system and features a 4th generation Intel core i7 processor with four cores, two USB 3.0 connectors and 8 GB of memory. Since the Kinect v2 Software Development Kit allows a single sensor per machine, we connect each Kinect v2 sensor to a separate computer. The client/server configuration is used to connect the two computers. One of these computers is used as a client and a server simultaneously. Finally, the clock is synchronized to the server's time (e.g. with the hospital timer's server). The sensors are positioned at the top right and at the bottom left of the bed, both at an angle of 45° towards the thoraco-abdominal zone. The distances between the cameras and the patient's chest wall are 0.85 meters (top camera) and 1.6 meters (bottom camera), which fits well within the Kinect v2's operating distances (0.5 meter to 3 meters). This design provides the best depth resolution values and the highest density of the 3D points (Yang et al., 2015).

We performed experiments to measure the V_t , RR and MV in a high-fidelity phantom as well as in human subjects. Two types of experiments were conducted to evaluate the performance of the proposed system. First, experiments were performed using a high-fidelity phantom simulator with a variety of pediatric volumes going from 10 mL to 500 mL. The mannequin experiments were followed by a second set of experiments on real patients to verify the suitability and adaptability of the system to actual clinical scenarios. The reference V_t , RR and MV values were obtained from the ventilator measures. Their values were estimated in milliliters (mL), breaths per minute (breaths/minute) and liters per minute (L/minute), respectively, using five one-minute experiments repeated five times.

3.4.1.2 Simulated controlled experimental design

The first set of experiments was performed using the phantom with known pediatric breathing patterns. The tested patterns include various pediatric volumes from 10 mL to 500mL. Two primary modes were used to simulate spontaneous breathing: neonatal and adult. A clinician participated in the acquisition and selected the different volumes for both modes. The ventilator was set to the volume-controlled ventilation (VCV) mode, in which breaths are delivered based on set variables. We mainly adjusted three variables for each experiment on the ventilator screen: the respiratory rate, the tidal volume and the inspiratory time. Table 3.1 presents the 14 different settings used to simulate the experiments. Data were collected in one-minute experiments. To further assess the precision of our method, we conducted an analysis based on repetitive testing. Each experiment was repeated five times under unchanged conditions. We analyzed the clustered observations of our three estimated parameters (V_t , RR and MV) using the Bland-Altman method.

3.4.1.3 Real uncontrolled experimental design

The second set of experiments was conducted on two real patients to validate our system in clinical practice. The experiments were conducted with the approval of the Research Ethics Board (REB) of the Sainte-Justine university hospital center (Ethical Review Board number 2020-2276). The first child is a 4 months old female weighed 6,6 kg. The second child is a 1-year old male weighed 13,4 kg. Mechanical ventilation provides full or partial support during

the breathing activity. Indeed, the respiration is completely controlled by the ventilator in the phantom experiments, and partially controlled by the ventilator in human experiments. The second patient made more breathing efforts than the first patient, and was, therefore, more assisted in his breathing activity by the ventilator.

3.4.2 Ventilator waveform meaning

This work evaluates the agreement between our method and the mechanical invasive ventilation (gold standard) in respiratory and volume measurement. Mechanical ventilatory support is based on ventilator spirometry and is routinely used as life-sustaining treatment for critically ill patients in intensive care. The main principle of a mechanical ventilator is to deliver into the lung either a defined volume (which creates a positive intra-thoracic pressure) or a defined pressure (which generates a variable volume depending on the respiratory system compliance and resistance). In this study we choose the volume-controlled ventilation mode with a known volume. The volume is pre-defined for each experiment, allowing a direct comparison to be made between measures.

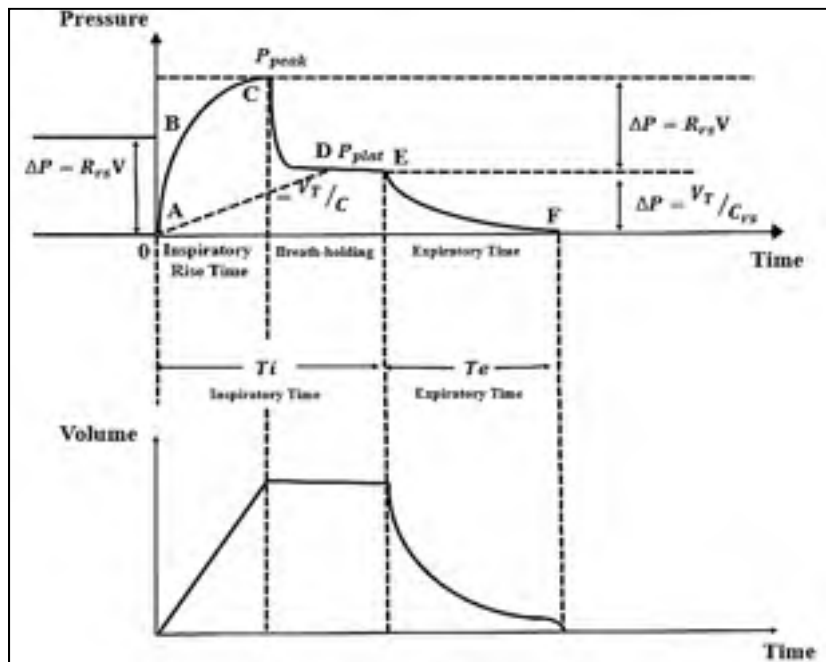


Figure 3-6 The pressure and volume waveform in the Volume Controlled Ventilation (VCV) mode

Other studies have modelled the respiratory system as a linear model using Equation 3.7 (Zhang et al., 2015), where P_{aw} is the airway pressure of the respiratory system, R_{rs} is the airway resistance, P_m is the impact of respiratory muscle, C_{rs} is the degree of lung expansion per unit pressure change called lung compliance, and PEEP is the positive end expiratory pressure, which is the pressure in lungs above the atmospheric pressure outside the human body.

$$P_{aw} + P_m = R_{rs} \dot{V} + PEEP \quad (3.7)$$

As shown in Figure 3.6, the mechanical ventilator insufflates a defined amount of gas into the lung at a certain flow from point A until point C, where the airway pressure reaches its peak value (P_{peak}). As soon as the flow stops (the ventilator inspiratory valve is closed), the airway pressure drops until point D, achieving a balance between the alveolar pressure and the circuit pressure. The pressure from point D to E is the plateau pressure (P_{plat}), which is directly related to the alveolar pressure and determines the patient oxygenation. The ventilator expiratory valve will then open from point E, where the expiration starts. The airway pressure returns to the initial state at point F (Gomersall et al., 2006; Tobin and others, 1994). According to the volume-controlled ventilation mode theory, the ventilator volume curve is expected to have the same waveform as the one shown in Figure 3.6.

3.5 Results and discussion

3.5.1 Volume-time curve waveform

The proposed method estimates quantitative measures from the volume variation of the 3D reconstructed surface. Figure 3.7 shows the volume variation calculated using our method for the first five cycles.

Data were collected by our method during one minute for each experiment. The ventilator is set to volume-controlled ventilation mode with fixed ventilation parameters (tidal volume: 500 ml, respiratory rate: 20 respirations/minute and inspiratory time: 0.9 seconds). We can clearly see from Figure 3.7 that volume variation is a periodic signal as it completes a pattern within a measurable time frame.

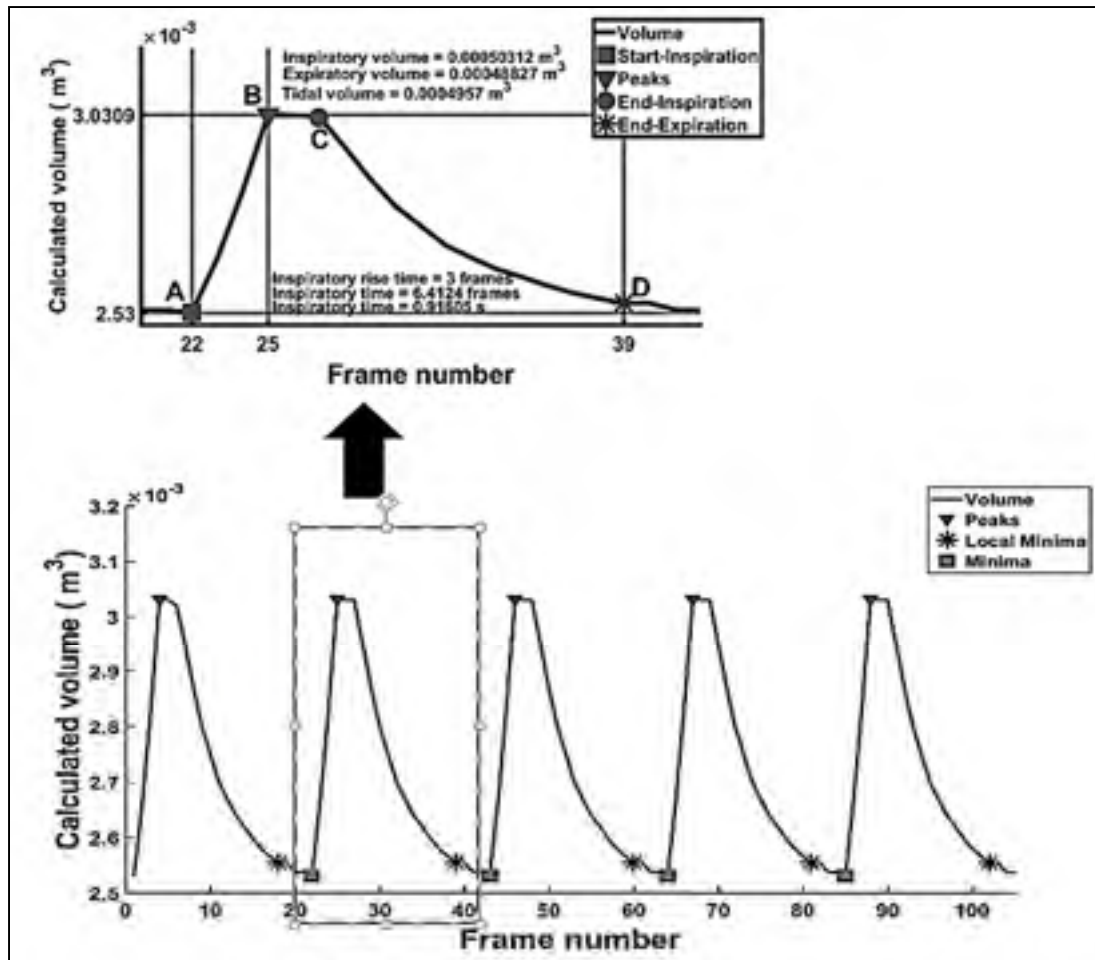


Figure 3-7 Volume variation of the 3D reconstructed torso by our method. The ventilator is set to the volume-controlled ventilation mode with the following parameters: RR=20 respirations/minute, V_t =500 ml and IT=0.9 seconds. The figure represents only the first five cycles. Concerning the markers, rectangles represent the start of inspiration, triangles indicate the end of inspiratory rise time, while the asterisk indicate the end of expiration. Cycle 2 is zoomed. When projecting on the y-axis, reference points are for inspiratory volume (A-B), expiratory volume (B-D) and when projecting on the x-axis, the reference points are for inspiratory rise time (A-B), relaxation time (B-C) and inspiratory time (A-C)

This pattern corresponds to one cycle-breath. Cycle 2 is represented on a larger scale at the top of Figure 3.7 (restrained values of x-axis between frames number 20 and number 42). The tidal volume is the average value of the inspiratory volume (A-B) and the expiratory volume (B-D), and the inspiratory time is represented by the number of frames between the start of inspiration (reference point A) and the end of inspiration (reference point C).

3.5.2 Statistical analysis

The reference V_t , RR and MV values were obtained from the ventilator measures. Their values were estimated in milliliters (mL), breaths per minute (breaths/minute) and liters per minute (L/minute), respectively, using five one-minute experiments repeated five times each. The root mean square deviation (RMSD) was used to measure the performance of the algorithms introduced for V_t , RR and MV estimation. Regression analyses, as well as Bland-Altman (BA) plots (Bland and Altman, 1999), were used to assess the associations and agreements between our system and ventilator measurements. All the tests were conducted at a 95% confidence level. Values of the no-correlation coefficient $p < 0.05$ were taken to be significant.

3.5.2.1 Simulated controlled scenarios results

The resulting RMSD between measured and reference values shows an error of 8.94 mL, 1.36 breaths/minute and 0.2 Liters/minute for respectively V_t , RR and MV (see Table 3.2). These small RMSD values indicate that the quantitative measures of our method are very close to those given by the gold standard method. Hence, our method presents a good accuracy in estimating V_t , RR and MV.

Figure 3.8 reports graphically the results obtained for the quantitative measures pairs in V_t (Figure 3.8.a), RR (Figure 3.8.b) and MV (Figure 3.8.c). The pairs are plotted in a Cartesian coordinates system, where the x-axis represents the ventilator reference data and the y-axis represents our system's measures.

Table 3-2 Phantom results

Parameter	RMSD	R^2	r	p
V_t	$8,94.10^{-3}$	$9,97.10^{-1}$	$9,94.10^{-1}$	$4,2.10^{-4}$
RR	1,36	$9,98.10^{-1}$	$9,96.10^{-1}$	$1,9.10^{-4}$
MV	2.10^{-1}	$9,95.10^{-1}$	$9,93.10^{-1}$	$6,4.10^{-4}$

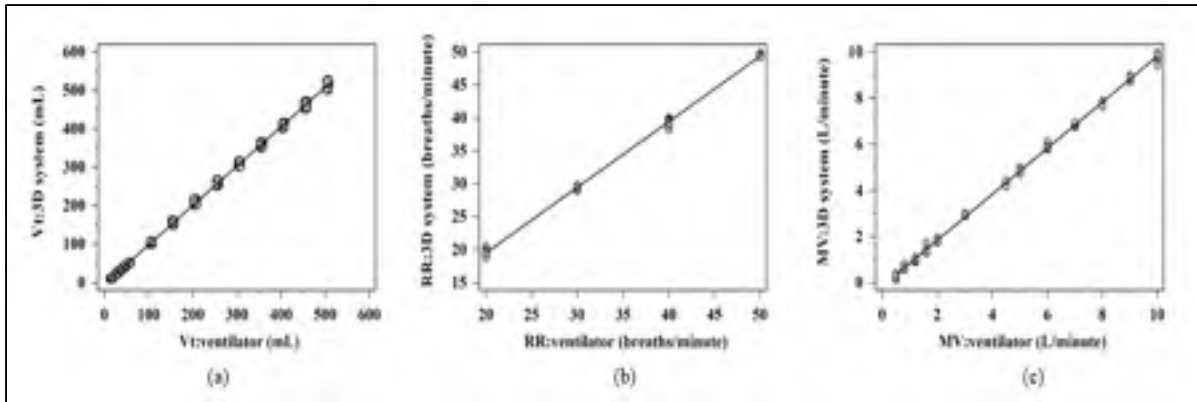


Figure 3-8 Scatter plots of phantom's quantitative measures for: Vt (a), RR (b) and MV (c). The plots are showing the relation between reference values (ventilator) and estimated values (3D system)

The regression line, represented by a solid line in the graphs, is showing the best fit between the two systems' measures. The goodness of fit was evaluated using the coefficient of determination (R^2). As shown in Table 3.2, R^2 values affirm that our measures fit well with the reference data (0.997 in Vt, 0.998 in RR, 0.995 in MV).

The correlation coefficients reveal, as well, a high correlation between the two quantitative data sets. Indeed, r is very high ($r > 0.99$) (0.994 in Vt, 0.996 in RR, 0.993 in MV) while the no-correlation coefficient p is lower than 0.0001. Accordingly, our method's measures are highly correlated with the reference data.

However, a high correlation between methods measures does not mean that there is an agreement between the two techniques. Therefore, we apply the Bland-Altman technique to assess the agreement between our method and that of the ventilator for the same respiratory parameters. Bland-Altman plots provide a visual representation of the level of agreement between two quantitative measurements by showing the mean difference between them and constructing their statistical limits of agreement.

In a Bland-Altman plot, the differences between two techniques are plotted against the averages of the two techniques, thereby presenting an approximation of the true value (Bland and Altman, 1986, 1999).

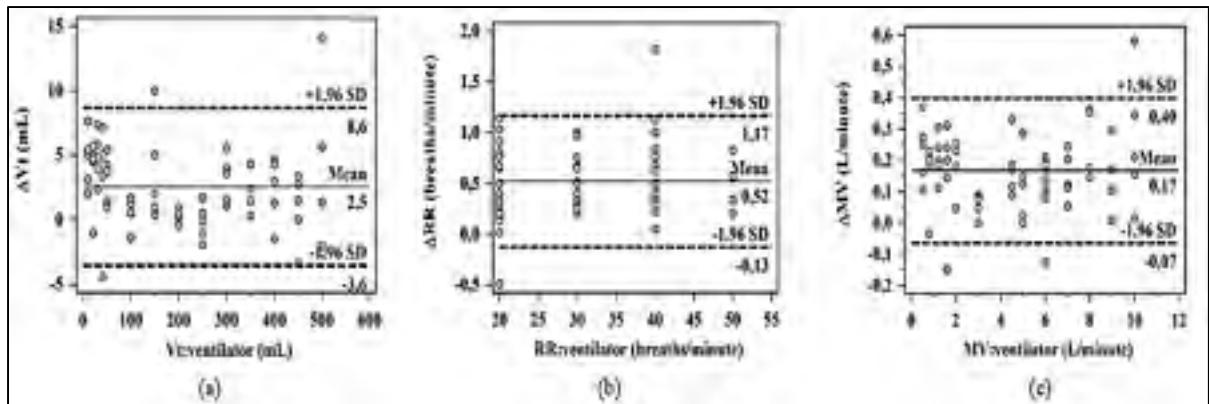


Figure 3-9 Bland Altman plots of phantom's quantitative measures. The plots are showing the agreement between the gold-standard method (ventilator) and our method (3D system) in estimating Vt (a), RR (b) and MV (c) quantitative measures

Since the ventilator is a gold standard in PICU, the differences are plotted against the ventilator method instead of the mean of the two methods (Krouwer, 2008). The plot can conclude an agreement between two methods if 95% of the data points lie within $\pm 1.96SD$ of the mean of these paired differences.

Figure 3.9 shows Bland-Altman plots for Vt, RR and MV. For each graph, the mean and the standard deviation (SD) of the paired differences of the Bland-Altman plots are shown. The graphs demonstrate the degree of agreement between the values estimated by our method and the values measured by the ventilator. We can note a small suggestion of a bias between the two methods, as the value of the mean difference is not zero (2.5 ml in Vt, 0.52 breaths/minute in RR and 0.17 liters/minute in MV. These values are clinically negligible.

Moreover, 95% of the paired differences lie within the limits of agreement. The percentages of values outside the limits of agreement are 4.28% (3 from 70), 2.86% (2 from 70) and 4.28% (3 from 70) for the Vt, RR and MV BA plots, respectively.

Finally, the small biases in the BA graphs prove again that our method is accurate, while the narrow limits of agreement indicate that our method is precise.

Table 3-3 Patients results

Parameter		RMSD	R^2	r	p
Patient 1	Vt	$5,4.10^{-3}$	$9,47.10^{-1}$	$9,64.10^{-1}$	$8,3.10^{-4}$
	RR	$7,5.10^{-1}$	$9,88.10^{-1}$	$9,84.10^{-1}$	$2,2.10^{-4}$
	MV	$2,2.10^{-1}$	$9,68.10^{-1}$	$9,71.10^{-1}$	$8,7.10^{-4}$
Patient 2	Vt	$6,4.10^{-3}$	$9,58.10^{-1}$	$9,66.10^{-1}$	$6,5.10^{-4}$
	RR	$6,8.10^{-1}$	$9,79.10^{-1}$	$9,81.10^{-1}$	$2,4.10^{-4}$
	MV	$2,4.10^{-1}$	$9,42.10^{-1}$	$9,80.10^{-1}$	$7,4.10^{-4}$

3.5.2.2 Real uncontrolled scenarios results

As shown in Table 3.3, the RMSD values for Vt, RR and MV estimation in patient 1, are respectively 5.4 mL, 0.75 breaths/minute and 0.22 Liters/minute against 6.4 mL, 0.68 breaths/minute and 0.24 Liters/minute in patient 2 and 3,37 mL, 0,53 breaths/minute and 0.18 Liters/minute in the phantom for volumes less than 200 mL. Although the results are slightly better in the mannequin, the small RMSD values in the 2 patients demonstrate that our approach is reasonably accurate in Vt, RR and MV estimation.

Figure 3.10 shows the results of statistical tests of patient 1 and patient 2's respiration measurements. The correlation between the pairs of measures is high ($r > 0.95$, $p < 0.001$) and the coefficient of determination shows a high fit between the two systems measures ($0.90 < R^2 < 0.99$, $p < 0.0001$). This result can be interpreted as a promising outcome, indicating that our 3D computer vision system quantitative measures are highly correlated to the measures given by the gold-standard.

The Bland-Altman plot shows that no estimation fell outside the 95% confidence interval, indicating that the two assessments are measuring the same quantity. The mean values between the two measures of Vt, RR and MV in patient 1, are respectively 3.3 mL, 0.8 breaths/minute and 0.19 Liters/minute against 4,1 mL, 0.70 breaths/minute and 0.26 Liters/minute in patient 2 and 2.5 mL, 0.52 breaths/minute and 0.17 Liters/minute in the phantom. Accordingly, the results are presenting a small suggestion of bias between the two

methods. In fact, our method is slightly underestimating quantitative measures for V_t , RR and MV. However, this difference is clinically negligible and is not biasing the medical interpretation. Moreover, we have almost the same small values of bias on the Bland-Altman plots when comparing with experiments conducted on our mannequin, which indicate that the small difference between the two systems is practically constant.

3.5.3 Discussion

We have described a novel computer vision technique for the quantitative assessment of respiration in an intensive care environment. Our major contribution is a system capable of quantitatively assessing the respiration function in spontaneous patients. Moreover, our system has proved to provide accurate measures when compared to the gold standard in the PICU. Presently, there is no way of quantitatively assessing the respiration function in spontaneous patients, as this is solely done visually, by the clinician, approximately and subjectively.

Our method calculates a volume-time curve using a 3D reconstruction of the torso surface. Since the knowledge of the complete motion information of respiration is very important for accurate evaluation, the key concept of our approach is to offer high spatial coverage, high spatial resolution and high temporal resolution of the respiration zone. Our system uses two depth cameras to perform a surface reconstruction of the thoraco-abdominal region as well as its lateral sides, and it then calculates the volume variation in each frame. From the volume variation, we extract tidal volume, respiratory rate and minute ventilation.

The agreement of our quantitative method with the mechanical ventilation method was investigated through the Bland-Altman approach. We collected replicates of paired observations of three quantitative respiratory parameters: tidal volume, respiratory rate and inspiratory time. We studied the mean difference and estimated an agreement interval between the two methods for each respiratory variable. Our method shows a significant agreement with the gold standard method in estimating the tidal volume, respiratory rate and inspiratory time. Hence, our proposed system is a very promising support tool intended to assist caregivers in respiration monitoring in an intensive care environment.

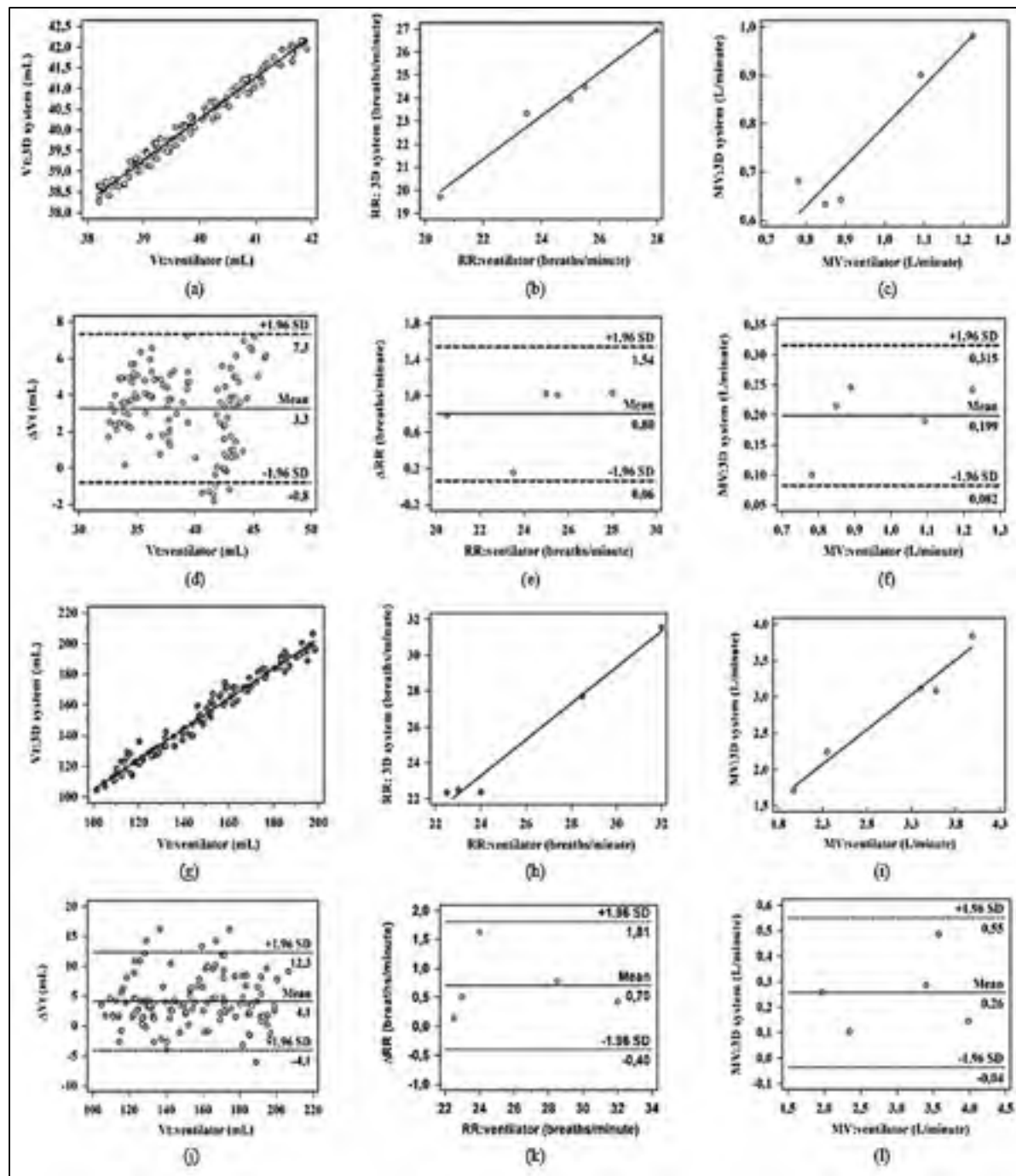


Figure 3-10 Patients results. Patient 1 quantitative measures are illustrated in lines 1 and 2 (a-f), while patient 2 quantitative measures are shown in rows 3 and 4 (g-l). Line 1 shows the patient1 Scatter plot of Vt (a), RR (b) and MV (c); line 2 shows the patient1 Bland Altman plot of Vt (d), RR (e) and MV (f); line 3 shows the patient2 Scatter plot of Vt (g), RR (h) and MV (i) and line 4 shows the patient2 Bland Altman plot of Vt (j), RR (k) and MV (l)

In intensive care environments, studies on simulated data using phantoms are necessary to validate the initial findings of new innovative methods. In our study, the objective of the simulation is to experiment with the different volumes, which allow us to test on case-by-case basis possible measures for pediatric patients at frequent intervals. However, although the mannequin-based simulator system is high fidelity and uses a real mechanical ventilator machine and real PICU room, there are some limitations to the realism of the phantom-based simulator. The only use of simulated data might be misleading for the effective applicability of the method. This mainly points out two key limitations of this study.

The first limitation arises from the shortcomings of the mannequin's physical signs and lack of investigation of real patient's response to the system. Indeed, the camera's system may go unnoticed by a real patient or may cause him increased stress. Moreover, pediatric range from newborns to eighteen-year-old subjects, which could have very different torso shapes and volumes depending on gender and build.

The second limitation lies in the scope of real clinical situations management, including the cases of: occlusion by a nurse/health professional; patient's positions change and the obscuration by bed clothing or bed sheets.

As regards the first limitation, the objective of using a phantom is to experiment with the many volumes, which allow us to test all possible measures for pediatric patients ranging from newborns to 18-year-olds. Indeed, we have tested volumes from 10 mL to 500 mL, which vary in a pediatric patient depending on his size, weight and age. This was not possible to achieve in a quite complex, vulnerable and unpredictable environment such as pediatric intensive care environment. Furthermore, the hospital procedure requires the simulation of research new systems before being used in real situations. Indeed, the system configuration was checked and validated by the equipment inspection team of the hospital, whose principal role is to review the room's organizational and procedural controls to ensure that they are appropriate, effective and not presenting any risk to the patients. They also have examined if the proposed system supports different situations, including emergency cases. Therefore, our study, although done on mannequin data, allows us to test not only all pediatric volumes,

which is very difficult to experiment with real patients in intensive care environments, but also to test the applicability of our system with many possible scenarios which may occur in PICU, including emergency cases. Nevertheless, we tested our method on two real patients in the PICU to verify its applicability in a real clinical situation. Although results were better using a mannequin, the performed experiments on real patients yielded high accuracy and showed significant agreement with gold standard method, claiming that our method is suitable for the intensive care environment.

As regards the second limitation, it is important to understand the assessment process for spontaneous breathing patients, which represents the context of this study. In fact, spontaneous breathing patients are breathing without the use of mechanical ventilation because of their relatively stable condition. Therefore, the measuring process can be intermittent or sequential and does not necessarily need to be continuous. Indeed, measuring the physiological parameters is carried out at regular intervals, which are defined by relevant health care staff. Therefore, our camera based-system is highly appropriate for spontaneous breathing assessment in intensive care environments as our method can successfully measure the relevant parameters from a short acquisition where there is no occlusion.

Experiments have been carried out on naked torso patients in supine position and in intermittent operation mode without interfering with day-to-day procedures, which prevents a potential occlusion by a nurse/health professional; or obscuration by bed clothing or bed sheets. It is therefore essential to respect these three conditions over which the optimal system operation is achieved (patient in supine position, patient with naked torso, avoid occlusions when acquiring data). The intermittent nature of assessments in spontaneous breathing patient clearly facilitates compliance with these optimal conditions.

3.6 Conclusions

3.6.1 Contribution

To assess the severity of a child's condition, important physiological parameters, including respiratory rate, tidal volume, and minute ventilation, are continuously collected if the child is mechanically ventilated. However, only RR is assessed in spontaneous breathing patients

using thoracic electrodes (plethysmography). Currently, there is no medical device used in PICU to measure V_t and MV in non-mechanically ventilated patients. This is the context in which our work is situated. We thus underline these main contributions:

- a 3D imaging system specifically designed for pediatric intensive care unit based on a contactless design and addressing spontaneous breathing patients. The camera system can be easily and quickly detached in emergency cases. The system provides support and supplements rather than replaces the existing medical devices.
- experiments evaluating performance of the proposed system. The experiments were performed for both simulated controlled scenarios and real uncontrolled scenarios. Controlled scenarios are using a high-fidelity phantom simulator with a variety of pediatric volumes going from 10 mL to 500 mL, while real uncontrolled scenarios were conducted on two PICU children requiring the ventilator support for breathing.
- an in-depth evaluation of our method principally using two main metrics: (1) a statistical analysis using correlation tests and scatter plots and (2) method-comparison analysis using Bland-Altman method to examine the agreement between our method and mechanical ventilation, the gold standard method currently used in intensive care environments.

3.6.2 Future work

We intend to perform additional experiments on patients as well as on mannequins to complement our initial findings, and to set out the system in PICU to be used in a daily routine practice. We plan to evaluate the system using different kinds of clothing (sweaters, T-shirts, pajamas...) and study how garments may affect the accuracy of measurements. For other future studies, we plan to develop an objective method for the assessment and monitoring of the retraction signs of the breast (RSB), a usual sign of respiratory distress and often included in the calculation of the clinical score of respiratory disease, and which incorporates a subjective clinical assessment. Two examples of RSB are chest indrawing, which is the inward movement of the skin between the ribs during inspiration (intercostal and subcostal indrawing), and the thoraco-abdominal asynchrony (TAA) or paradoxical motion

(PM) of the chest and abdomen, during which the abdomen moves outward while the chest moves inward during inspiration. Objective measurement of such RSB will improve the validity of clinical scores such as the Wood or PRAM scores for both research and clinical practice.

CHAPITRE 4

INTRODUCTION

Description générale et contributions

Dans le chapitre précédent, nous avons proposé un système de quantification de la fréquence respiratoire, du volume courant et de la ventilation minute. Une évaluation statistique des résultats a été proposée. Les mesures du système ont été comparées à celles du respirateur mécanique. L'applicabilité du système en milieu clinique a été examinée sur des sujets réels. Enfin, une discussion des limitations cliniques a été présentée à la fin du chapitre précédent. Dans ce chapitre, nous nous intéressons aux déformités et distorsions de la cage thoraco-abdominale, un indicateur de la gravité de l'insuffisance respiratoire chez les enfants gravement malades. Particulièrement, nous étudions l'asynchronie entre le thorax et l'abdomen. Cette asynchronie est connue aussi sous le nom du mouvement paradoxal de la cage thoraco-abdominale. L'évaluation de cette déformité se fait actuellement par inspection visuelle. Cette évaluation est fortement corrélée à l'expertise du clinicien. Des méthodes de visualisation et de détection de la synchronie thoraco-abdominale sont proposées afin de réduire cette subjectivité. Dans ce contexte, les contributions de ce chapitre sont les suivantes : (1) détection et visualisation de l'asynchronie thoraco-abdominale, (2) calcul de la différence d'amplitude entre le thorax et abdomen (distance de rétraction) et (3) étude de l'impact du positionnement de la caméra sur la précision des mesures de la distance de rétraction. Il est à noter que nous sommes les premiers à proposer de visualiser la respiration paradoxale et à mesurer la différence d'amplitude entre le thorax et abdomen ou distance de rétraction.

Appendices associés

Dans l'appendice A, nous présentons les étapes méthodologiques de l'approche proposée par (Jaimez et al., 2015) pour le calcul des vecteurs de mouvements en temps réel et la visualisation des petits mouvements en général (paragraphe 4.3.2), ainsi que les paramètres

utilisés de cet algorithme. Dans ce chapitre, nous détaillons notre approche basée sur cette implémentation pour la visualisation du mouvement paradoxale et le calcul de la distance de rétraction (paragraphe 4.5.3). Le matériel utilisé et les bibliothèques tiers utilisés sont décrits dans l'appendice C.

CHAPITRE 4

VISUALIZING AND QUANTIFYING THORACO-ABDOMINAL ASYNCHRONY IN CHILDREN FROM MOTION POINT CLOUDS: A PILOT STUDY

Haythem Rehouma^a, Rita Noumeir^a, Gabriel Masson^b, Sandrine Essouri^b, Philippe Jouvét^b

^a Department of Electrical Engineering, École de Technologie Supérieure,
1100 Notre-Dame Street West, Montreal, Quebec, Canada, H3C 1K3

^b CHU Sainte-Justine, Mother and Child University Hospital Center,
3175, chemin de la cote-Sainte-Catherine, Montreal, Quebec, Canada, H3T 1C5

Published in IEEE Access, November 2019

Abstract

In a situation of respiratory failure (RF), patients show signs of increased work of breathing leading to the involvement of accessory respiratory muscles and a desynchronization between rib cage and abdomen known as thoraco-abdominal asynchrony (TAA). Proper assessment of these signs requires sufficiently skilled and trained medical staff. However, human assessment is subjective and is practically impossible to audit. A new non-contact method is proposed for TAA visualization and quantification, in children with RF. The surface variations are analyzed by calculating the 3-dimensional motion of the thorax and abdomen regions during the breathing process. A high-fidelity mannequin was used to simulate thoraco-abdominal asynchrony. The proposed system uses depth information recorded by an RGB-D (Red Green Blue-Depth) camera. Furthermore, surface displacement was calculated in four simulated modes from the normal to the severe TAA mode. Respiratory rates were also calculated based on the analysis of the surface movements. The proposed method was compared to a highly precise laser-ranging system with 1 mm resolution. The resulting root mean square deviation (RMSD) showed an error of 1.78 mm in normal mode, 2.83 mm in mild mode, 2.23 mm in severe mode and 2.34 mm in irregular

mode. The results showed a high correlation between the two methods in estimating the retraction distance and respiratory rate ($\rho > 0.985$).

Keywords: non-contact breathing monitoring, clinical environment, motion estimation, quantitative measures, respiratory failure, sensors, thoraco-abdominal asynchrony (TAA), spontaneous breathing.

4.1 Introduction

In a clinical environment, breathing monitoring is an important vital task that is done on a daily basis for different patients' ages. Breathing monitoring mainly comprises an assessment of the chest wall motion and measurement of the physiological parameters such as respiratory rate and tidal volume. While many methods have been developed for physiological parameters assessment, there is still a lack of methods to better assess the chest wall spatial motion during breathing patients.

Chest wall motion assessment, in clinical practice, is currently based on intermittent human observation of the rib cage and abdominal compartments and is done through physical examinations. In fact, visual inspection is the first tool in physical examinations. This initial assessment allows the early detection of a potential respiratory failure in order to provide the appropriate medical treatment to the patient. In case of respiratory failure, determining the severity is a key factor to help the clinician to make the right decision, whether by providing an immediate oxygen support and possibly bag-and-mask ventilation or even patient intubation and mechanical ventilation to provide full or partial breathing support.

Chest wall distortion, known as thoraco-abdominal asynchrony or paradoxical motion, is one of the most important clinical symptoms of respiratory failure (Aly, 2004; Hammer and Newth, 2009; Sivan and Newth, 1990). This clinical sign is visually inspected by the physician. However, the accuracy of this inspection is highly correlated to the clinician's expertise. The interpretations of a patient's results are thus, limited by high inter-observer variation. This subjectivity is problematic, especially when healthcare resources such as

pediatric experts are limited. Objective assessment of chest wall motion, on the other hand, is difficult because there are no standard medical devices reporting quantitative values of the surface displacements to address the severity of patients' symptoms when the paradoxical motion occurs.

Previous works aimed at quantifying the chest wall movement and detecting asynchrony generally make use of respiratory inductive plethysmography (Bar-Yishay et al., 2003; Tobin et al., 1983a, 1983b; Verschakelen and Demedts, 1995). This contact method requires surrounding the subject body with two belts, one thoracic and one abdominal. Although the results are reasonably good, the application of this technique is still limited by some unresolved issues such as the calibration process and the restrictions of contact with the subject body. Moreover, contact-based methods may create discomfort to the patient and influence his breathing, an effect which is more pronounced in infants.

In this work, we present a contactless real-time imaging system designed to monitor and observe the most active regions on the thoraco-abdominal surface through a 3D imaging measurement method. The proposed system visualizes deformations of the chest wall through a 3D imaging measurement method, allowing the detection of two parallel pathways of the body wall motion when thoraco-abdominal movements (TAM) occurs. Furthermore, the thorax and abdomen regions were individually analyzed to quantify the thorax-to-abdomen breathing displacement. Using an RGB-D sensor, geometric information (depth data) and intensity variations (color images) are utilized together to estimate a dense 3D motion field.

The proposed system uses a coarse-to fine multiresolution approach to represent different levels of displacement estimation. The estimation is an optimization problem that is solved based on a primal-dual approximation framework. Using the cloud-to-cloud distance estimation, displacement distances were calculated between thoracic and abdominal regions. Experiments were conducted in four simulated retraction modes from the normal to the severe mode.

4.2 Related works

Various techniques have been proposed for chest wall motion assessment, as shown in Table 4.1. These techniques can be grouped into two main classes: contact and non-contact. In contact methods, chest wall motion has been measured using sensing devices attached to the subject's body; these include magnetometers (Gilbert et al., 1981; Sharp et al., 1975) and respiratory inductive plethysmography (Bar-Yishay et al., 2003; Tobin et al., 1983a, 1983b; Verschakelen and Demedts, 1995).

For non-contact techniques, many works have been proposed using different types of sensors, including optoelectronic plethysmography (Aliverti et al., 2001, 2000; Binazzi et al., 2006; Romei et al., 2010; Sj. Cala et al., 1996), electromagnetic devices and radiological techniques (Culham et al., 1994; Kondo et al., 2000).

Two major shortcomings of optoelectronic plethysmography approaches are that they still require particular skills to be used effectively, and they utilize a huge number of markers with complex and slow preparations and thus, may be uncomfortable for patients, especially for infants. On the other hand, radiological techniques present higher cost, slow acquisition, low resolution and high noise levels and may cause patient exposure to an extra dose of radiation (Nutti et al., 2014; Ozhasoglu and Murphy, 2002; F. Tahavori et al., 2014a; Zhang et al., 2013). Additionally, the need to be inside a scanner for a long period limits these approaches and make their application difficult when managing certain groups of patients such as children, newborns, elderly people and patients with acute diseases.

In order to overcome those limitations, researchers have investigated optical techniques in more depth, taking advantage of the rapid progress for scene understanding using the new RGB-D cameras that have provided a way to experiment new computer vision approaches for respiration assessment. These algorithms go from a general investigation of breathing waveforms to the estimation of respiratory rates and lung volumes, which are part of respiration physiological assessment. Physiological parameters estimation has been studied in our previous work (Rehouma et al., 2018).

TABLE 4-1 A comparative overview of the differences between previous methods in respiratory assessment

Method /device	Author name, year	Measured parameter	Validation method, validation dataset	Results with respect to each study's objective
OEP	Dellaca et al., 2010 (Dellaca et al., 2010)	Chest wall volume changes	Pneumotachograph, s=20 newborns	• $r^2 = 0.95$
	Aliverti et al., 2000 (Aliverti and Pedotti, 2002)	Chest wall volume changes	Spirometry and pneumotachography, s= 24	• $d1 = 1.7 \pm 5.9\%$ • $d2 = -1.6. \pm 5.4\%$ • $d3 = 4.9 \pm 6.4\%$
	Reinaux et al., 2016 (Reinaux et al., 2016)	Tidal breathing measurements	Pneumotachograph, s=20 infants	• mean difference =0.02 ml • limit of agreement from 4.11 to 4.08 ml (95%CI)
ToF Sensor	Soleimani et al., 2017 (Soleimani et al., 2016)	Forced vital capacity	Spirometer, s=85	• $r^2 = 0.98$
	Ulrich et al., 2010 (Ulrich et al., 2010b)	Respiratory motion	Reference signals used as ground truth, s=0 (using a phantom)	• for a breathing amplitude of 1.5 mm: $\rho = 0.65$ • for a breathing amplitude bigger than 5 mm: $\rho > 0.8$
	Penne et al., 2008 (Penne et al., 2008b)	Respiratory signal	Respiratory gating System ANZAI belt (AZ733V, ANZAI Medical Co.), s=13	• $\rho = 0.85$ (chest) • $\rho = 0.91$(abdomen)
	Ostadabbas et al., 2015 (Ostadabbas et al., 2015)	Airway resistance	Clinical results using spirometry and plethysmography tests, s=14	• tidal volume error= 0.07 ± 0.06 liter • accuracy in predicting three levels of severity of airway obstruction =76.2% • accuracy of airway obstruction detection = 80%
	Procházka et al., 2016 (Procházka et al., 2016)	Respiratory rate	Contact-based sensor (Garmin Ltd), s=1	• accuracy = 0.26%

Method /device	Author name, year	Measured parameter	Validation method, validation dataset	Results with respect to each study's objective
SL 3D sensor	Tahavori et al., 2014 (Fatemeh Tahavori et al., 2014)	Respiratory motion (investigate dominate variations) using PCA	Multi-ROI analysis, s=20	The first principal component describes more than 70% of the motion data variance in thoracic and abdominal surfaces.
	Aoki et al., 2012 (Hirooki Aoki et al., 2012)	Volume respiratory waveform	Expiration gas analyzer, s=4	$p < 0.001$ $\rho > 0.98$
	Benetazzo et al., 2014 (Benetazzo et al., 2014)	Respiratory rate	Spirometer, s=5	$p < 0.001$ $\rho = 0.98$
	Seppanen et al., 2015 (Seppänen et al., 2015)	Airflow waveforms	Spirometer, s=8	$r^2 = 0.93$
	Heß et al., 2015 (Heß et al., 2015)	Abdominal and thoracic motion	Moving a high-precision platform with 10 micrometer accuracy, s=10	- abdominal region: $\rho = 0.74 \pm 0.17$ - Thoracic region: $\rho = 0.45 \pm 0.23$
	De Boer et al., 2010 (de Boer et al., 2010)	Chest volume changes	Spirometer, s=40	$r^2 = 0.91$ (volume) $r^2 = 0.97$ (forced expiration)
	Yu et al., 2012 (M.-C. Yu et al., 2012b)	Tidal volume	Spirometer, s=1	$\rho = 0.96$
	Ostadabbas et al., 2014 (Ostadabbas et al., 2014b)	- FVC - FEV1 - Airway resistance	Spirometer, s=5	$\rho = 0.88$
Prediction model using PDF	Alnowam et al., 2010 (Alnowam et al., 2010)	Respiratory motion	Marker-based tracking system, s=20	$RMSD = 0.78$ mm
Optical Surface Imaging (OSI) system	Li et al., 2015 (Li et al., 2015)	Tidal volume	Spirometer and CT imaging, s=3	$r^2 = 0.99$ (CT imaging) $\rho = 0.98$ (spirometer)
Laser Doppler vibrometry (LDV)	Sirevaag et al., 2016 (Sirevaag et al., 2016)	Respiratory rate and Heart rate	Comparison of 4 respiratory phases inspiration active, inspiration peak, expiration active and expiration peak, s=32	$\rho = 0.99$ (correlation between mean values at each of the four respiration phases).

Method /device	Author name, year	Measured parameter	Validation method, validation dataset	Results with respect to each study's objective
3D surface reconstruction using RGB-D sensors	Sharp et al., 2017 (Sharp et al., 2017b)	Respiratory function testing • FVC • FEV1 • VC • IC	Spirometer, s=251	• FVC ($r=0.999$, $p<0.001$) • FEV1 ($r=0.937$, $p<0.001$) • VC ($r = 0.998$, $p < 0.001$) • IC ($r = 0.995$, $p < 0.001$)
	Rehouma et al., 2018 (Rehouma et al., 2018)	• Respiratory rate • Tidal volume	Mechanical ventilator, s=1	• Respiratory rate: (RE=3.25%, RSD=9.87%) • Tidal volume: (RE=9.17%, RSD=12.3%)
	Schaller et al., 2008 (Schaller et al., 2008)	Respiratory signal	Respiratory gating System ANZAI belt (AZ733V, ANZAI Medical Co.), s=13	• $\rho = 0.88$

OEP: optoelectronic plethysmography, **s**: number of subjects, **r^2** : Coefficient of determination, **d1**: discrepancy between OEP and Spirometry, **d2**: discrepancy between OEP and pneumotachography, **d3**: discrepancy between spirometry and pneumotachography, **ρ** : correlation coefficient, **p**: no-correlation coefficient, **PDF**: Probability Distribution Function, **ToF**: Time-of-Flight, **FVC**: Forced vital capacity, **FEV1**: Forced expiratory volume in 1 second, **VC**: relaxed vital capacity, **IC**: inspiratory capacity, **ROI**: Region of Interest, **PCA**: Principal Component Analysis, **CT**: computerized tomography, **RE**: Relative Error, **RSD**: Relative Standard Deviation.

Chest wall motion assessment using RGB-D cameras uses a light source of various projection patterns to extract the desired information from the measured surface. They can be grouped into structured-light based (SL) techniques (Hirooki Aoki et al., 2012; Heß et al., n.d.; Povšič et al., 2015a; Seppänen et al., 2015; Fatemeh Tahavori et al., 2014) and time-of-flight (TOF) techniques (Falie et al., 2008; Penne et al., 2008a; Schaller et al., n.d.; Sharp et al., 2017a; Ulrich et al., 2010a).

For example, Aoki et al. (Hirooki Aoki et al., 2012) proposed a contactless method using an SL camera to compute respiration waveforms during a bicycle pedaling exercise. In their method, a region of interest (ROI) is extracted using the depth information, and then a second region where the respiration component is more dominant than the pedaling motion component is extracted from the ROI by applying The Fourier Transform (FT) Band Pass Filter (BPF). The respiration waveform is finally calculated using a frequency analysis of the

depth changes between the frames in the region of respiration. Although their results showed good correlation with an expiration gas analyzer, their study was very limited, and the authors provided no further details.

Seppanen et al. (Seppänen et al., 2015) generated respiratory airflow waveforms using an SL depth sensor. Authors reported good correlation between the estimated airflow signal and a spirometer signal, used as gold standard method.

Tahavori et al. (Fatemeh Tahavori et al., 2014) investigated the motion data variance due to breathing. They used an SL depth camera, which they placed above the body to calculate the average depth value of 16 ROIs on the chest and abdomen surfaces to analyze their motion over time. They demonstrated, after applying the principal component analysis (PCA) to these average depth values, that just the first principal component already describes more than 70% of the motion data variance in chest and abdomen surfaces.

Povšič et al. proposed a method for respiration displacement visualization in the thoraco-abdominal region (Povšič et al., 2015a). The results showed that the proposed approach is accurate and comparable to the Iterative Closest Point (ICP) method, used as a reference method. The technique can be a useful diagnostic tool to observe the most active regions in the thoraco-abdominal region during breathing exercises on an indoor bicycle or in a treadmill workout. However, quantitative evaluation is not possible using this approach. Moreover, the system requires a complicated calibration process using five markers attached to the thoraco-abdominal region, which limits the clinical application of this technique.

Among the ToF-based approaches, Penne et al. (Penne et al., 2008a) computed the breathing signal using a single ToF camera. Their approach is based on computing the best-fitting planes for 2 ROIs corresponding to the abdominal and thoracic regions. Respiration signal estimations were derived by calculating the displacement of each plane to a plane representing the patient's couch. To validate their approach, the authors compared their results to those obtained from an ANZAI belt (AZ- 733V, ANZAI Medical Co.) for chest and abdomen regions. Good correlation results were reported for both thoracic and abdominal regions.

Falje et al. have recorded the patient's thorax and abdomen movements during sleep using an SR3000 model ToF camera (Falje et al., 2008). They divided the chest wall into 12 zones, in which they separately analyze their motion to detect any irregular breathing or respiratory arrest during sleep.

Schaller et al. used the SR3000 ToF camera to estimate a real-time multidimensional respiratory signal from a 3D surface reconstruction of a patient's chest wall without using any marker (Schaller et al., 2008). They reported that it is feasible to acquire a 3D model in real time using a single camera and to compute the thorax and abdomen breathing motion simultaneously. They also mention that their method allows splitting the chest wall into many regions and estimating their respective breathing patterns. To validate their technique, the authors acquired thoracic and abdominal breathing patterns using an external gating system, the ANZAI belt, as a reference method. Their results showed a strong correlation between the patterns of the two techniques.

Despite the significant progress made in chest wall assessment, there is still a need for methods to visualize and quantify chest wall motion for a more concrete and precise characterization of respiratory diseases. Indeed, the proposed non-contact methods include breathing waveform estimation, motion data variance in the respiration region and physiological parameters estimation, but they do not include quantitative assessment of the chest wall motion and deformation visualization, without having to use markers attached to the chest wall. Currently, there are no quantitative reference values for chest wall distortion allowing to estimate the severity of a respiratory failure.

In this study, the classification of TAA is a modification of a previous disease severity score (DSS), used by Gern et al. (Gern et al., 2002; Wishaupt et al., 2016). Chest wall deformities are subdivided into mild and severe. These TAA modes are compared to a reference mode, which we have called the normal mode. Indeed, the normal mode is defined by the coordinated expansion of the thoraco-abdominal compartments. The two compartments are in phase. When considering the breathing pattern, this mode is similar to normal physiological human breathing and is our gold standard. TAA in both mild and severe forms

is shown by an uncoupling of the ribcage-abdominal motion that may result in a decrease in tidal volume (V_t), a decrease in alveolar minute ventilation (MV) and thus ventilatory failure (Davis et al., 1993). More specifically, the mild TAA mode is defined by a non-parallel expansion of the rib cage (RC) and abdominal (AB) compartments relative to the normal mode. This mode is characterized by opposing movements with small amplitude changes and a potential slight phase shift between the thorax and abdomen regions. This asynchrony in movement between RC and AB indicates a certain level of diaphragm weakness (Hammer and Newth, 2009). This TAA mode is difficult to observe with the naked eye, and its detection is highly correlated to the clinician's expertise. However, this mode is characterized by a slightly increased work of breathing (WOB). Severe TAA mode is defined by a non-parallel expansion of the rib cage (RC) and abdomen (AB) compartments. This mode is characterized by opposing movement with large amplitude changes and a potential slight phase shift between the thoracic and abdominal regions. The severe TAA mode movements indicate a high level of diaphragm fatigue that may lead to respiratory failure (Hammer and Newth, 2009). These retractions are clearly visible to the naked eye through physical examination by caregivers, and are frequently seen in critically ill children with respiratory disorders (Balasubramaniam et al., 2019; Hammer and Newth, 2009). The irregular TAA mode is a random expansion order of the rib cage and abdomen of the three thoraco-abdominal deformities described above.

We have developed a non-contact system to identify and quantify the motion of the thoraco-abdominal region patterns in patients with TAA. The system uses a single RGB-D camera to estimate a dense and instantaneous 3D motion field corresponding to the motion of the surface due to breathing. To estimate a 3D dense motion field, the system takes advantage of the RGB-D camera's features by using both acquired color and depth data simultaneously, and by exploiting its good spatial and temporal resolution. Our approach is thus based on considering these three important factors: spatial resolution, temporal resolution and the use of multiple streams (color and depth data) to collect detailed information about breathing patterns. The main objective is to verify that the new non-contact system is efficient and reliable for identifying and quantifying TAA.

4.3 Materials and methods

4.3.1 Camera system and sensing properties

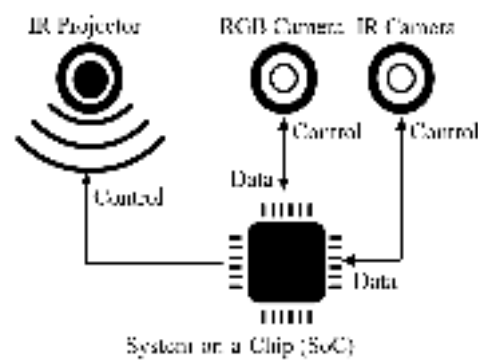
An RGB-D sensor, also called range sensor, is a camera device equipped with a class1 laser operating at near infrared (IR) wavelengths ($\sim 830\text{nm}$). A variety of 3D sensors, exploiting two main categories of working principles, have been introduced into the market. The first category is based on the structured light (SL) triangulation technique. The system utilizes an IR laser projector that constantly projects a refraction pattern on the scene, an infrared camera that observes this pattern, and a color camera. As the projected pattern is known, it is possible to compute the disparity using computer vision techniques. Algorithms, such as image rectification and block matching, are implemented in a System-on-a-Chip (SoC) unit and processed internally in the device. These vision algorithms estimate the distance for each image pixel (Maizels et al., 2010). The second category is based on the Time-of-flight (ToF) technique. The device incorporates almost the same components as triangulation-based devices with two electronic modules (IR and RGB). The sensor uses an infrared flash module that determines the distance to objects by measuring the round-trip travel time of an amplitude-modulated light from the source to the target and back to the camera at each pixel (Mutto et al., 2012; Sarbolandi et al., 2015).

Three simultaneous streams can be captured using an RGB-D sensor: Color (RGB), Depth (D) and Infrared Radiation (IR). Multiple RGB-D cameras have been released by Intel and Microsoft over the last few years. However, those devices presently work with a borderline level of acceptance of their depth resolution. Most of the new RGB-D cameras provide registered RGB and depth images at a fairly high frame rate (30 Hz), which presents an advantageous setting for the implementation of real-time computer vision algorithms. Many studies have investigated the performance of RGB-D cameras, such as the Kinect v1 structured-light sensor (Khoshelham and Elberink, 2012; Mallick et al., 2014), the Kinect v2 time-of-flight sensor (Lachat et al., 2015b; Pöhlmann et al., 2016; Sarbolandi et al., 2015) and Asus Xtion structured-light camera (Heß et al., 2015; Povšič et al., 2015b; Ulrich et al., 2010b). The Kinect sensors (v1 and v2) have been widely used in many studies due their promising properties. However, an electronic box consisting of a power supply and a USB

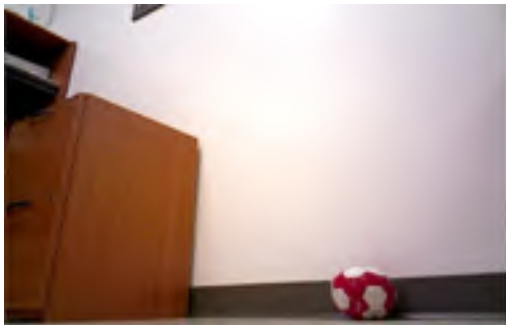
extension is required to connect the Kinect sensor to a computer, making for a complex and demanding installation. Unlike Kinect cameras, the Asus Xtion is very user friendly, presents a small size and does not require complex installations to be used with a laptop. There is no need for an alimentation cable or a specific USB adapter. Moreover, the Asus Xtion sensor can run well on any computer system, unlike the Kinect sensor which requires a USB 3.0 port to transfer the data between the camera and the computer. Furthermore, the images in the two streams are time-stamped by a common clock. The shutters are not in sync, but the time stamps can be used to match color images to the closest depth images, a significant advantage of the Asus Xtion Pro Live Motion over the Kinect camera. The main advantage of using the Kinect is the ease of skeleton detection using the skeleton joints provided in the Kinect SDK (20 joints for the Kinect v1 and 25 joints for the kinectv2), which is not needed in this work. The Asus Xtion Pro Live Motion Sensing Camera therefore has many advantages, and is the camera used in this work.



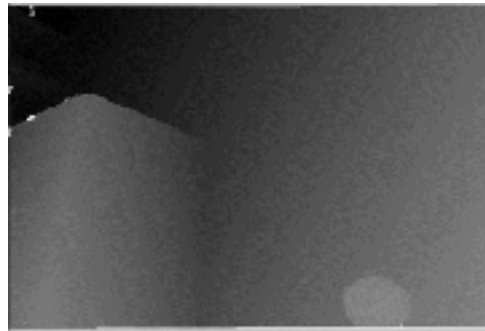
(a)



(b)



(c)



(d)

Figure 4-1 RGB-D camera description: (a) The used Structured-Light RGB-D sensor (Asus Xtion Pro Live) and the partially disassembled sensor (bottom), (b) A schematic diagram of the Asus Xtion Live camera structure, (c) The acquired RGB image, (d) The acquired depth image.

A schematic representation of our RGB-D imaging system is given in Figure 4.1. Figure 4.1.a shows the Asus Xtion Pro Live commercial model, and a partially disassembled sensor (in the bottom). Figure 4.1.b presents a schematic diagram of the technology employed by the Asus Xtion Live camera. Figures 4.1.c and 4.1.d illustrate a sample frame (color and depth) of a ball and an office cabinet, respectively, observed with the RGB-D sensor. The color and depth images have a same resolution of 640×480 pixels. The depth frame is a gray-scale format image whose pixels values indicate the distance between objects in the scene and the sensor. As shown in Figure 4.1.d, the intensity of objects (ball, office cabinet and the wall) varies, depending on their proximity to the camera.

4.3.2 Motion estimation

Optical flow is the computer vision algorithm most widely used to estimate a dense motion. However, optical flow formulation allows the motion estimation only in 2D and not in 3D. Estimating the 3D motion requires more prior information than optical flow. The RGB-D camera provides the additional information that allows for 3D motion estimation, the depth information. Thus, we consider estimating the 3-D motion of points in the scene using both color and depth frames simultaneously.

The aim is to calculate the dense 3D motion field of a scene between two instants of time, t and $t+1$, using color and depth images provided by the RGB-D sensor. First, we consider a set of color and depth images presenting the same size and acquired at the same time using an RGB-D sensor.

Let $M : (\Omega \in \mathbb{R}^2) \rightarrow \mathbb{R}^3$ denote the motion field, where Ω is the image domain. M is expressed in terms of the optical flow u, v and the range flow w . For any pixel with a nonzero depth value, the bijective relationship $\Gamma : \mathbb{R}^3 \rightarrow \mathbb{R}^3$ between M and $V = (u, v, w)^T$ is given by Equation 4.1:

$$\mathbf{M} = \Gamma(\mathbf{V}) = \begin{pmatrix} \frac{z}{f_x} & 0 & \frac{x}{z} \\ 0 & \frac{z}{f_y} & \frac{y}{z} \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} u \\ v \\ w \end{pmatrix} \quad (4.1)$$

Equation 4.1 can be deduced directly from the well-known “pin-hole model”, where f_x , f_y are the focal length values and X , Y , Z the spatial coordinates of the observed point. Following the differential model provided by Horn and Schunk (Horn and Schunk, 1981), who provided the first formulation of optical flow, the problem of motion estimation can be formulated as a minimization problem of certain energy functional. Under a general perspective, there are three main points in an optical flow algorithm: 1) the formulation of the energy to be minimized; 2) the discretization scheme; and 3) the solver used to minimize the energy (Le Tarnec et al., 2014). Hence, the motion field is computed from the resolution of Equation 4.2:

$$\min_{\mathbf{V}}\{E_D(\mathbf{V}) + E_R(\mathbf{V})\} \quad (4.2)$$

In Equation 4.2, the sum of data and regularization terms is minimized over $\mathbf{V}$. The first term $E_D(\mathbf{V})$ represents the data term, including both color and depth data, while the second term $E_R(\mathbf{V})$ is the regularization term used to smooth the flow field and to constrain the solution space. The resolution of the minimization problem as described in equation (2), can be found in this work (Jaimez et al., 2015), along with the implementation details.

4.3.3 Motion segmentation

The aim is to regroup motion vectors that have almost the same moving direction (either towards or away from the camera) in order to differentiate between the main surface deformation schemes. These deformations result from air movement into and out of the lungs, which depends upon changes in pressure and volume in the thoracic cavity. Since air is always flowing from an area of high pressure to an area of low pressure, changing the pressure inside the lungs, using the intercostal muscles and the diaphragm determines the direction of airflow and the surface deformation scheme. There are roughly two possible deformations of the 3D surface, either approaching or moving away from the camera. Accordingly, we mainly subdivide the calculated 3D vector motion fields into a set of two groups, corresponding to inward and outward movements. We used the Euclidian distance, as shown in Equation 4.3, for assessing similarity between depth motion maps vectors (*DMMV*) direction. Let $\mathcal{M}$ be the total motion field on the surface S_1 . Each 3D vector motion field

$V(x_{i+1} - x_i, y_{i+1} - y_i, z_{i+1} - z_i) \in \mathcal{M}$ is either moving towards ($DMMV_{out}$) or away from the camera ($DMMV_{in}$). This is represented by Equations 4.4 and 4.5.

$$d_i^2 = x_i^2 + y_i^2 + z_i^2 \quad (4.3)$$

$$DMMV_{in} = \{V_i \in \mathcal{M} \text{ such that } d^{t+1} > d^t, i \in 1..N\} \quad (4.4)$$

$$DMMV_{out} = \{V_i \in \mathcal{M} \text{ such that } d^{t+1} < d^t, i \in 1..N\} \quad (4.5)$$

where i indicates a 3D point, (x, y, z) are the spatial coordinate of a 3D point i , V is the motion field of a 3D point i , $\mathcal{M}$ is the total motion field, N is the number of 3D points over the surface S_t and d^t is the Euclidian distance from the origin of coordinate system at frame t .

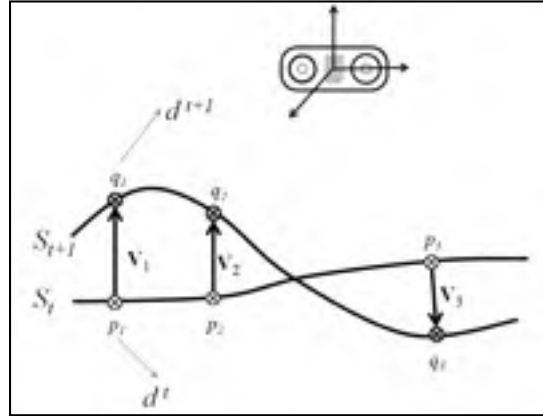


Figure 4-2 Motion extraction technique based on comparing distances from our RGB-D sensor, whose center is the origin of the coordinate system. The surface S_t is represented by M 3D point clouds $p_j, j \in \{1..M\}$ at frame t , whose projection is on the surface S_{t+1} at frame $t+1$ are $q_j, j \in \{1..M\}$. For every motion vector $V_i \in \mathcal{M}$, the Euclidian distance in the 3D space between vector points and the camera's center are calculated and compared. This comparison allows to determine the motion direction. For $V_1, d^{t+1} < d^t$, V_1 is moving towards the camera ($DMMV_{out}$) which correspond to an outward movement. For $V_3, d^{t+1} > d^t$ and V_3 is moving away from the camera ($DMMV_{in}$) which corresponds to an inward movement

In Figure 4.2, the Euclidian distance d^t is calculated for all motion vectors at their origins and compared to the distance d^{t+1} at frame $t+1$. This comparison allows the clustering of the motion vector fields into outward and inward movements. For example, the comparison of the Euclidian distance in V_1 , V_2 and V_3 yields to adding V_1 and V_2 to **DMMV_{out}** cluster and V_3 to **DMMV_{in}** cluster.

Consider we have M point clouds on each surface and N surfaces. We define S_{in}^j and S_{out}^j as the set of sub-surfaces of S^j , $j \in \{1..N\}$, respectively moving inward and outward, as shown in Equations 4.6 and 4.7. For example, S_{in}^1 is the subsurface of S^1 moving inward. The rest of the surface is set to zero. Indeed, we only keep the points of the surface moving inward in the same direction. Likewise, S_{out}^1 is the subsurface of S^1 moving outward.

$$S_{in}^j = \{p_i(x_i, y_i, z_i) \in S^j / V_i \in DMMV_{in}\}, j \in \{1..N\} \quad (4.6)$$

$$S_{out}^j = \{p_i(x_i, y_i, z_i) \in S^j / V_i \in DMMV_{out}\}, j \in \{1..N\} \quad (4.7)$$

4.4 Experimental setup

We perform all measurements on a baby mannequin (SimBaby, Laerdal ®) designed for medical pediatric simulation with specific anatomical and physiological characteristics. Our experiments were done in the simulation center at Sainte-Justine Hospital in Montreal, in conditions similar to a pediatric intensive care unit room.

The experimental environment includes a mannequin used to simulate the retraction, an Asus Xtion RGB-D sensor placed 1 meter over the mannequin and 2 VL53L0X laser-ranging sensors. The VL53L0X sensor is a fully integrated sensing system with an embedded 940 nm infrared VCSEL (vertical-cavity surface-emitting laser) array. VCSELs are known by their narrow and stable emissions when compared to the conventional wide spectrum of LEDs (light-emitting diodes). The VL53L0X distance sensor system uses Time-of-Flight (ToF) technology to accurately measure the distance to a target object. The sensor is independent of the target's color or reflectivity and can report distances of up to 2 m with 1 mm resolution

(Chen et al., 2018; Merat et al., 2018). To detect the invisible laser beam on the mannequin's thoraco-abdominal surfaces, we use a 940 nm laser detector card.

Four situations were recorded, normal breathing mode without any TAA, mild TAA, severe TAA then irregular mode. In normal condition, the thorax and abdomen inflate simultaneously during inspiration and deflate simultaneously during expiration.

In TAA, the thorax will deflate while the abdomen inflates, reflecting the high level of negative intra-thoracic pressure during inspiration and during expiration the thorax inflate while the abdomen deflate. In mild condition, thoracic deflate will be less intense compare to the severe condition, thus distance between thorax and abdomen is lower. In irregular mode, the SimBaby will create random cycles with either normal or mild TAA or severe TAA.

The mode and the respiratory rate are triggered by a board computer linked to the mannequin. We choose a fixed respiratory rate: 35 respirations /minute, which is clinically relevant. We recorded data over 1 minute for each mode in this order: normal, mild TAA, severe TAA and irregular mode.

We performed two sets of experiments. We calculate the depth variation of the retraction zones in the first set of experiments. In this case, the camera is positioned 1 meter above the thoraco-abdominal zone and is pointing downwards.

As shown in Figure 4.3, the camera is positioned in a vertical or slightly angled position so that variations along the X- and Y-axes are insignificant when tracking the position of a 3D point in the camera coordinate frame. In the second round of experiments, we validate the viewing angle of the camera by calculating the retraction zone depth from different viewing angles. To evaluate the precision of our method, we simultaneously collected two other sets of data corresponding to the two lasers measures.

As shown in Figure 4.3, the sensors are wrapped around the camera. The first laser calculates the distance variation in the thoracic region, and the second laser calculates the distance variation in the abdominal area.

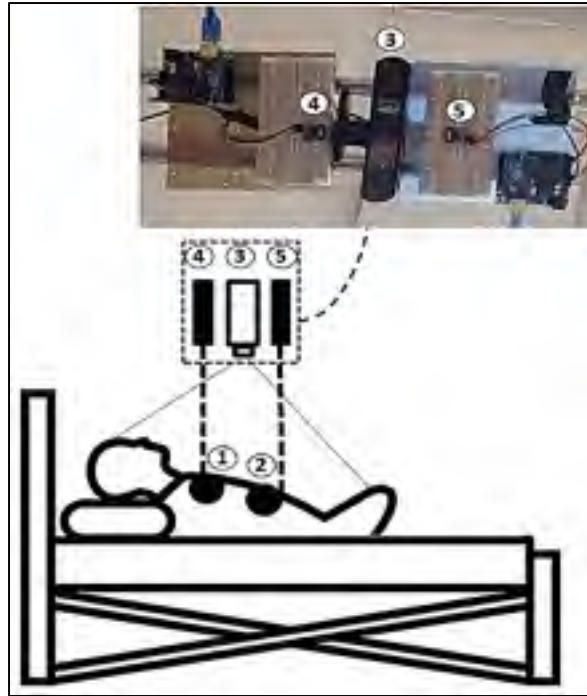


Figure 4-3 First round of experiments setup: (1) ROI 1: Thoracic area; (2) ROI 2: Abdominal area; (3) RGB-D camera pointing to the thoraco-abdominal area; (4) Laser-ranging sensor pointing to a point in ROI1; and (5) Laser-ranging sensor pointing to a point in ROI2

4.5 Results and discussion

4.5.1 Visualization

The thoracoabdominal zone was extracted as described in section 4.4. This zone includes the areas of interest, whose motion are given by a 3D dense point cloud describing the patient's breathing. Different data types are shown in Figure 4.4. The raw data is composed of RGB and depth images.

The point cloud (X, Y, Z) is derived from depth images, while the colored point cloud is calculated from both depth and RGB data.

Figure 4.4.f shows the calculated scene-flow using the method in (Jaimez et al., 2015), where the blue points are the initial positions of 3D points (at frame t) and the red points are the final positions (at frame $t+1$).

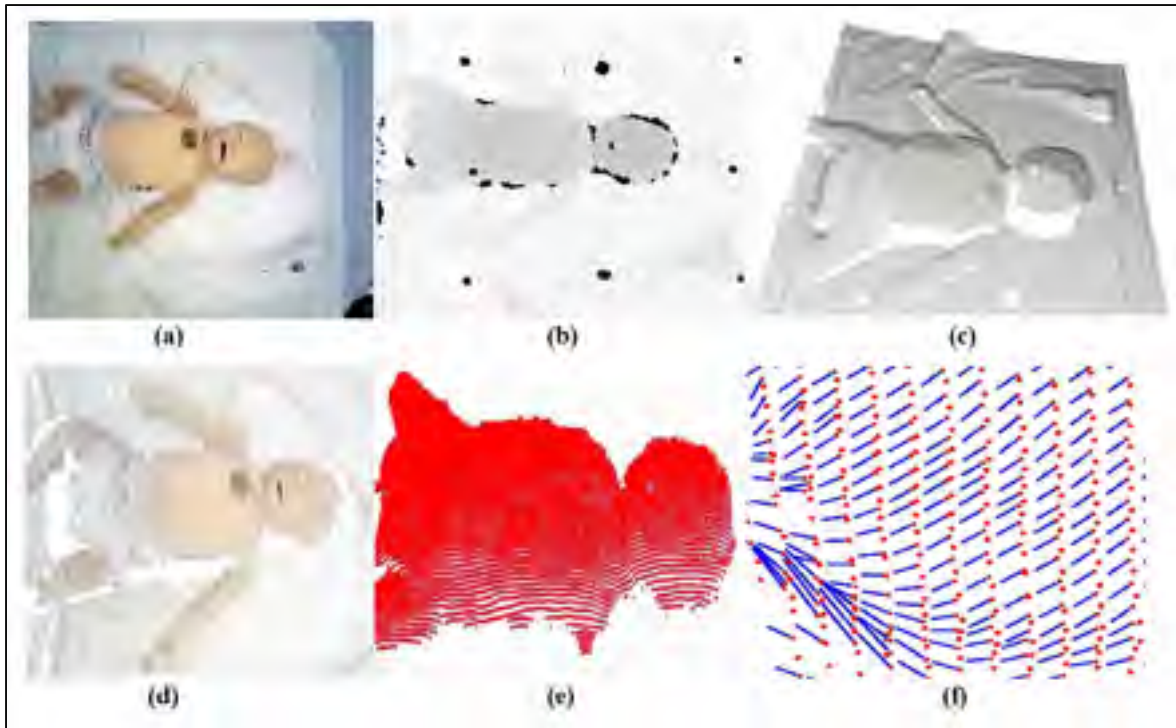


Figure 4-4 Illustrations of mannequin acquired and treated data : (a) RGB image, (b) Depth image, (c) Point cloud (X,Y,Z), (d) Colorized point cloud (X,Y,Z,R,G,B), (e) Segmented ROI, (f) Calculated scene flow

The inspiration movement corresponds to a 3D motion towards the camera, while the expiration is a 3D motion in the opposite direction. In the case of TAA, the two motions occur almost simultaneously at two different zones of the thoraco-abdominal zone. As shown in Figure 4.6, the chest and abdomen are moving opposite to each other and this is detected by our extraction technique. The inspiration is indicated by the red point cloud and the expiration is represented by the blue point cloud. Using our method for motion extraction presented in sub-section 4.3.3, it is possible to extract two sub-regions according to the inward or forward movement of the point cloud. 3D point clusters moving forward are depicted in red, while 3D point clusters moving backward are colored in blue. As shown in Figure 4.6, the breathing motion has been simulated using the phantom. Three categories of movements corresponding to the inspiration, expiration and TAA, are clearly seen. During normal inspiration, the lungs are inflated by the expansion and contraction movements of the diaphragm and the ribs that give the thorax its shape. Figures 4.6.a, 4.6.b and 4.6.c represent

inspiration motion. Most of the 3D points are colored in red due to the forward movement of both chest and abdomen.

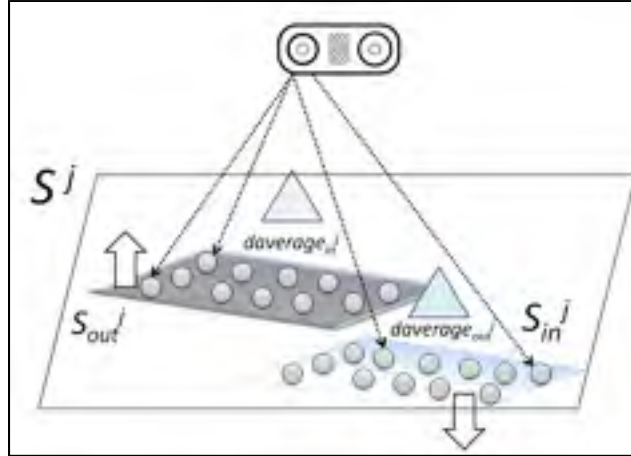


Figure 4-5 Cloud to sensor distance estimation at the frame j

Expiration is a passive movement; the lungs act like a deflating balloon following by the abdomen. Figures 4.6.d, 4.6.e, and 4.6.f represent the expiration motion. Most of the 3D points are colored in blue due to the inward movement of the chest and the abdomen. Figures 4.6.g, 4.6.h, 4.6.i, 4.6.j, 4.6.k and 4.6.l represent the paradoxical motion. Since the chest moves in the opposite direction of the abdomen, both red and blue colors can be seen and are more equitably distributed between 3D point clouds.

The movements of the rib cage are paradoxical relative to those of the abdomen and to airflow. As shown in Figures 4.6.g, 4.6.h and 4.6.i representing inspiration time, the thorax is deflecting thus the region is represented with a blue point cloud and the abdomen point cloud is represented in red. This means that the rib cage is moving inward while the abdomen is moving forward. In Figures 4.6.j, 4.6.k and 4.6.l, representing expiration time, the chest region is represented with a red point cloud while the abdomen point cloud is represented in blue. In Figures 4.6.c, 4.6.f, 5-i, and 4.6.l, we apply a translation between the two clusters moving forward and backward in order to visualize them clearly in two different plans.

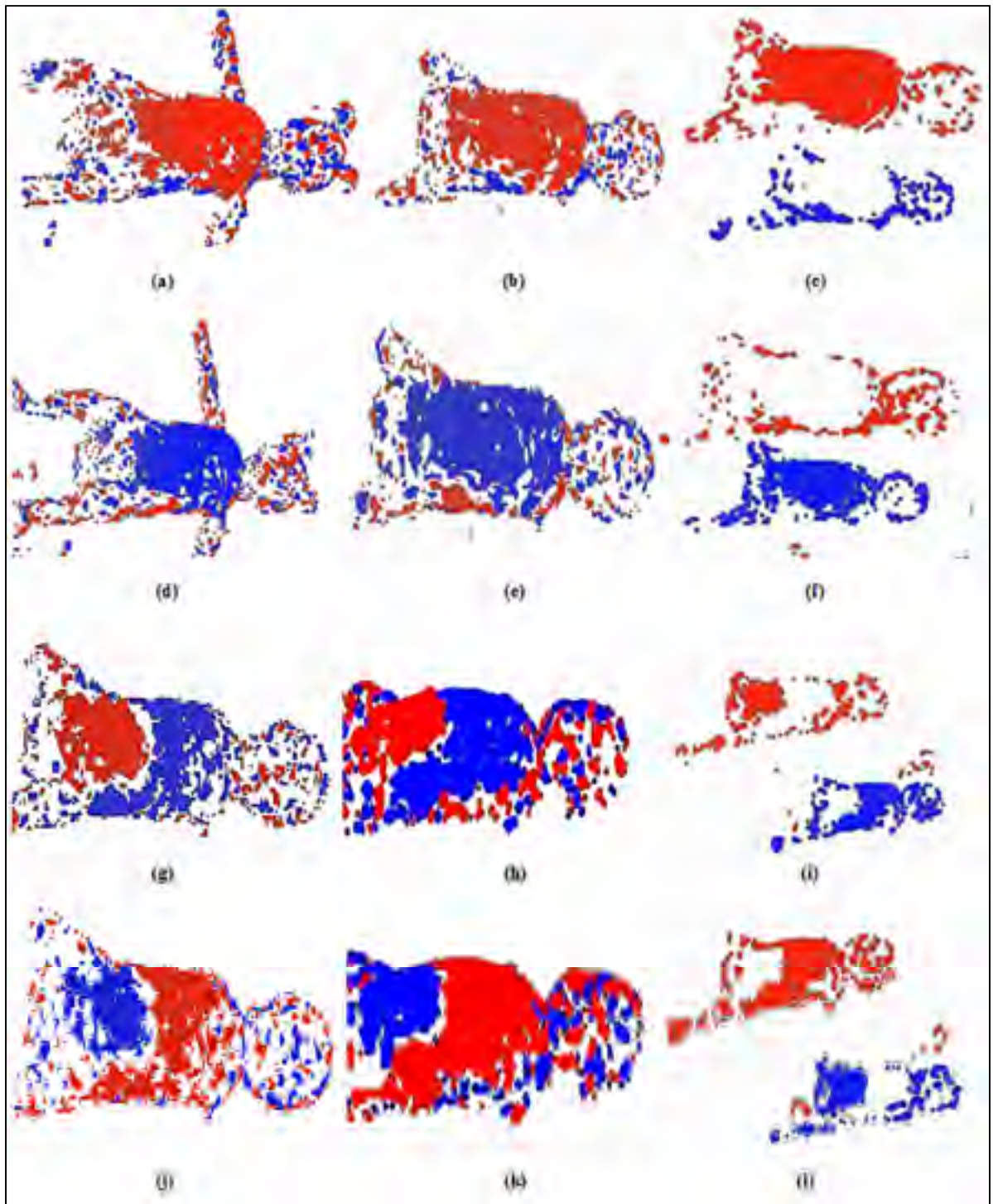


Figure 4-6 Regions extraction obtained for point clouds frames in the tested sequences: (a), (b) and (c) represent normal inspiration, (d), (e) and (f) represent normal expiration, (g), (h), (i), (j), (k) and (l) represent TAA. Clusters segmented as forward motion

4.5.2 Validation metrics

4.5.2.1 Cloud-to-sensor distance

We consider the set of surfaces $S^j, j \in \{1..N\}$ and define $daverage_{in}^j$ and $daverage_{out}^j$ as the average distances respectively from the camera to the inward S_{in}^j and outward S_{out}^j moving sub-surfaces. The distance between a 3D point $p_i(x_i, y_i, z_i)$ and the sensor is the euclidian distance, which has been given in Equation 4.3. The cloud-to-sensor distance is defined in this work as the average distance from the camera to the cloud over all 3D points in the cloud. The cloud-to-sensor distance is calculated from the camera to the 2 sub-surfaces S_{in}^j and S_{out}^j , in order to have the average motion signal for both retraction regions and to estimate the retraction distance on the two regions.

As shown in Figure 4.5, the distances $daverage_{in}^j$ and $daverage_{out}^j$ are calculated for each frame $j \in \{1..N\}$ between the sensor and the two extracted surfaces S_{in}^j and S_{out}^j , allowing the estimation of chest and abdominal motions.

4.5.2.2 Cloud-to cloud distance

Tracking 3D points in point clouds data during breathing is complicated in a very acutely-angled position. Displacement variations along the X- and Y- camera axes are more important than in the case when we place the camera vertically above the thoraco-abdominal zone. For this reason, we use a method that takes displacements along the X- and Y- camera axes.

We consider S^j and S^{j+1} the thoraco-abdominal surfaces respectively at two consecutives frames, as indicated in Figure 4.7. Point clouds of the surface S^{j+1} are regarded as “target” points $p^{S^{j+1}} = (p_x^{S^{j+1}}, p_y^{S^{j+1}}, p_z^{S^{j+1}})$, whereas the point clouds of the surface S^j are the original points $p^{S^j} = (p_x^{S^j}, p_y^{S^j}, p_z^{S^j})$. The distance between 3D points is calculated using the Euclidian distance in the space $\mathbb{R}^3$. The aim is to find corresponding 3D points before and after surface displacement from S^j to S^{j+1} . Consider that we have M source points

cloud $p_i^{S_j}$ on the surface S_j . Points $p_i^{S_j}$, $i \in \{1..M\}$ from S^j are projected on S^{j+1} using the normal vector at each source point. The projected points are noted $p_i'^{S_{j+1}}$, $i \in \{1..M\}$. To find a corresponding destination point in S^{j+1} , the nearest neighbor is selected in $p_i^{S_{j+1}}$, $i \in \{1..M\}$. Then, the displacement distance is computed for each pair $(p_i^{S_j}, p_i'^{S_{j+1}})$ in the cloud using the Euclidian distance, where $p_i^{S_j}$ represents the “initial” point in S^j surface and $p_i'^{S_{j+1}}$ is the “target” point in S^{j+1} surface.

In Figure 4.8, the source point $p_1^{S_{j+1}}$ on the surface S^j (cloud in the frame j) is projected on the surface S^{j+1} (cloud in frame j+1) using the normal vector in $p_1^{S_j}$. As can be seen, the nearest neighbors of the projected point $p_1'^{S_{j+1}}$ are $p_1^{S_{j+1}}$, $p_2^{S_{j+1}}$, $p_3^{S_{j+1}}$ and $p_4^{S_{j+1}}$. Since $p_1^{S_{j+1}}$ is closest point to the projection $p_1'^{S_{j+1}}$, it will be selected as the corresponding point of $p_1^{S_j}$. Finally, the displacement distance $d_1^{S_j S_{j+1}}$ is computed for the pair $(p_1^{S_j}, p_1'^{S_{j+1}})$ by calculating $\|p_1^{S_{j+1}} - p_1'^{S_{j+1}}\|_2$. By iterating the procedure of finding corresponding 3D points between consecutive frames and calculating the distance between initial points and their projections, we get a vector of distances $d_i = (d_i^{S_1 S_2}, d_i^{S_2 S_3}, d_i^{S_3 S_4}, \dots, d_i^{S_{N-1} S_N})$, $i \in \{1..N\}$. We finally calculate the Δd_i distance by summing the distances between the different projections of the initial 3D point (sum of d_i vector components). Δd is the maximum of Δd_i over M point clouds ($i \in \{1..M\}$).

To summarize, consider that we have M source points cloud $p_i^{S_1}$, $i \in \{1..M\}$ over the surface S_1 and N surfaces $(S_1, S_2, \dots, S_N)$. Our algorithm includes two main steps. First, we find correspondences between 3D points and their projections on the consecutive surface, then we compute the distance between each 3D point and its projection. Indeed, we compute the different distances $d_i^{S_j S_{j+1}}$, $i \in \{1..M\}$ and $j \in \{1..N\}$ between clouds for each 3D point on the surface S_j and its projection on the surface S_{j+1} . The maximal displacement between S_1 and S_N is given by Equation 4.8.

$$\Delta d = \max_{i \in \{1..M\}} \left(\sum_{j=1}^{N-1} d_i^{S_j S_{j+1}} \right) \quad (4.8)$$

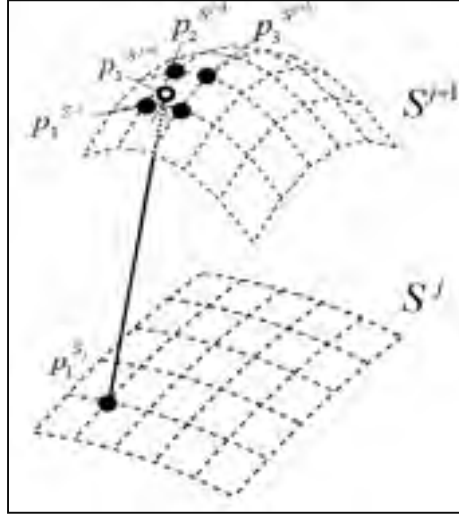


Figure 4-7 Finding corresponding “pairs” of 3D points between consecutives frames

Note that cloud-to-cloud maximal displacement is calculated over the two sub-surfaces S_{in}^j and S_{out}^j . Our technique obtains the direction of the surface motion, estimates the distance of the different 3D points paths after displacement and calculates the maximal path.

4.5.3 Comparison between Laser and camera in vertical position

In the first experiment, the camera and the two lasers are placed vertically to the thoraco-abdominal zone, which makes variations negligible along the X- and Y-axes. Experiments were performed for normal condition and 3 modes: mild, severe and irregular. 3D point clouds moving in the same direction have been grouped in the same cluster by using our technique presented in paragraph 4.5.2.1. Indeed, the motion extraction technique determines the number of sub-surfaces. In normal respiration, only one region corresponding to inspiration or expiration is extracted. In TAA, two sub-regions, corresponding to the motion of the thorax and the abdomen are extracted. The average distance is calculated relative to each sub-region of 3D point clouds, using the technique described 4.5.2.1.

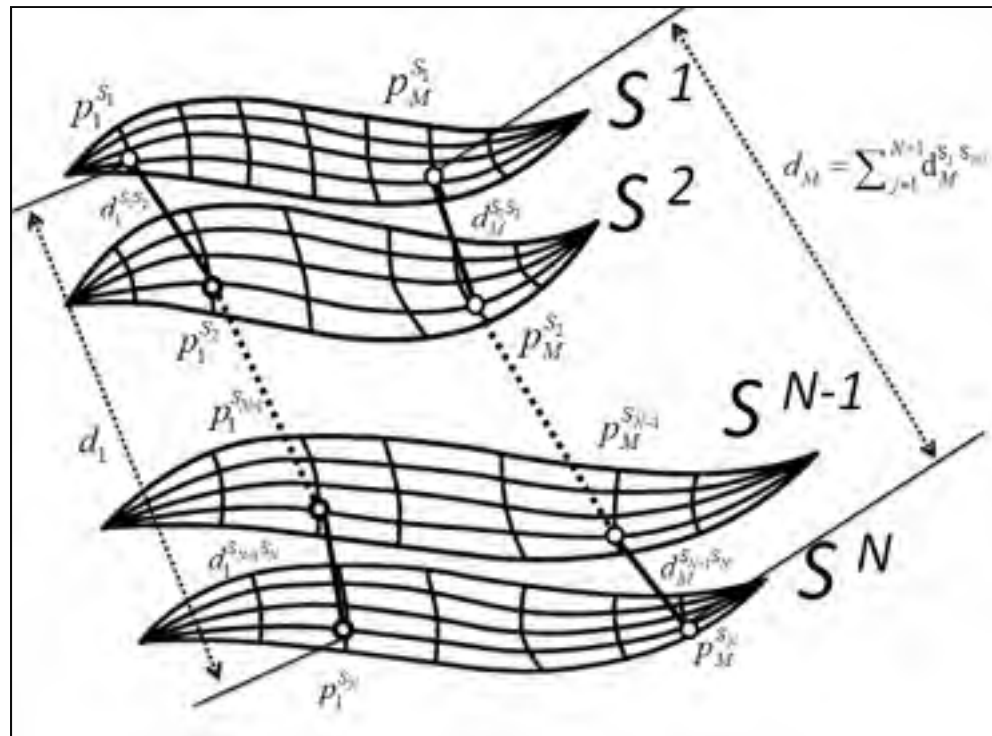


Figure 4-8 Computing of cloud-to-cloud maximal displacement between surfaces

The results obtained from the setup in Figure 4.3 are illustrated in Figure 4.9, which shows the results of the four experiments corresponding to the normal respiration, mild TAA, severe TAA, and irregular mode. We demonstrate that both techniques (laser and video) are correlated and reliable whatever the conditions. Thoracic and abdominal movements are in-phase with synchronous movements of the two components in normal mode.

The signals are showing a characteristic pattern of paradoxical motion with the two components working in opposition in TAA modes. The maximum-to-minimum amplitude between thoracic and abdominal signals represents the retraction difference between the two regions of interest. In the irregular mode, thorax and abdomen are in phase during a normal cycle and in opposition during TAA cycle in random order. Intensity of opposition is different regarding severity of TAA.

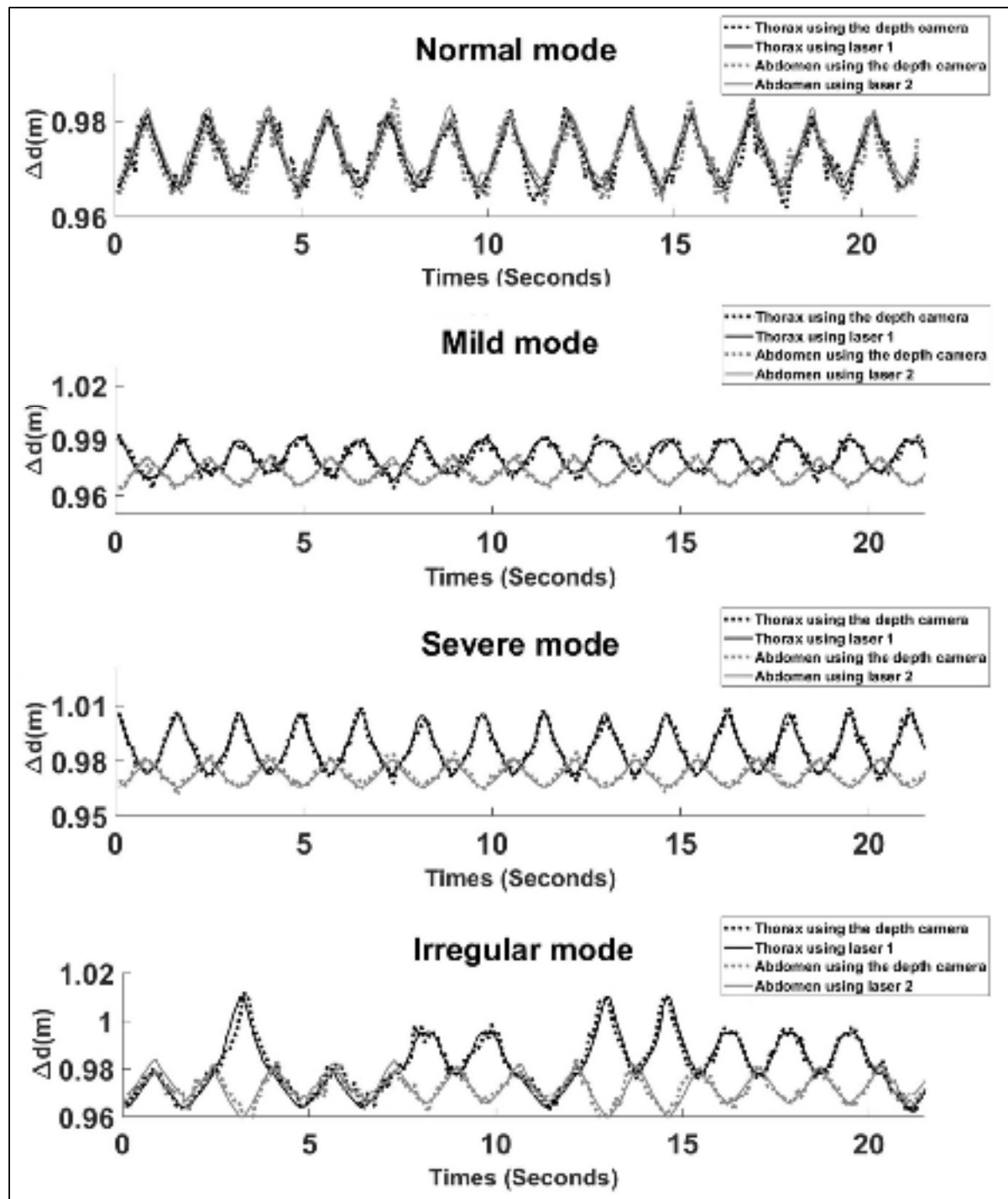


Figure 4-9 Our method curves for estimating abdomen (ROI2) and thorax (ROI3) depths are plotted in dotted black line and dotted gray line, respectively. Their corresponding depth curves calculated using the laser-based sensors are, respectively in plain black line and in plain gray line. The modes are: normal respiration, mild TAA, severe TAA and irregular mode

Table 4-2 Retraction distance estimation using the laser-ranging sensors and our method. The laser and the camera are placed in a vertical position. Δd_{laser} is retraction distance $\pm$ the standard deviation of the result over one minute as calculated using the laser, while Δd_{camera} is the retraction distance $\pm$ the standard deviation of the result over one minute as calculated using our method. Comparison and relationship between our method and the reference method are illustrated through correlation coefficient ρ and root mean square deviation (RMSD)

Experiment number	Mode	Δd_{laser} (cm)	Δd_{camera} (cm)	ρ	RMSD (mm)
1	Severe	3,52 $\pm$ 0,23	3,64 $\pm$ 0,41	0,992	2,23
2	Mild	1,98 $\pm$ 0,18	1,95 $\pm$ 0,24	0,989	2,83
3	Normal	0,27 $\pm$ 0,11	0,23 $\pm$ 0,13	0,994	1,78
4	Irregular	2,82 $\pm$ 0,63	2,77 $\pm$ 0,11	0,986	2,34

As shown in Table 4.2, the retraction distance is calculated by averaging the maximum-to-minimum amplitude between the thorax and abdomen respiration signals during a minute of recording. This distance is 1.95 $\pm$ 2.4mm in mild mode, 3.64 $\pm$ 4.1 mm in severe mode, and 2.77 $\pm$ 1.1mm in the irregular mode. Results show a very good correlation between the two methods for the 4 modes (>0.985) and a small RMSD of 1.78 in normal mode, 2.83 mm in mild mode, 2.23 mm in severe mode, and 2.34 mm in irregular mode. In the normal mode, thoracic and abdominal signals are in-phase and hence, Δd_{laser} and Δd_{camera} are calculated by considering the maximum-to-maximum amplitude between our method (camera) and the reference signal (laser). We notice that the amplitude of the abdominal region signal is lower than the signal at thorax region in both severe and mild modes and is slightly higher in the normal mode.

4.5.4 Camera position validation

In the second set of experiments, we place the camera in different positions around the mannequin, as shown in Figure 4.10. The cameras are placed in the (a) bed top left, (b) bed top right, (c) bed bottom left, and (d) bed bottom right. The camera is always oriented to the

mannequin thoraco-abdominal zone. In each experiment, we calculate the depth variation using our method and then we perform a comparison with the values of the sensor placed in a vertical position.

The reason of testing many camera positions, as shown in Figures 4.10 and 4.11, is to study the impact of changing the position around the bed on the system's accuracy. Considering the limited space in a PICU, the camera can be placed on one of the four legs of the bed. The most preferable two positions are positions 3 and 4, which correspond to the bottom of the bed. Indeed, the space corresponding to the top of the bed is often occupied by medical staff and other medical devices and thus, is not always accessible. Nevertheless, the ideal working position of our RGB-D camera is the vertical position.

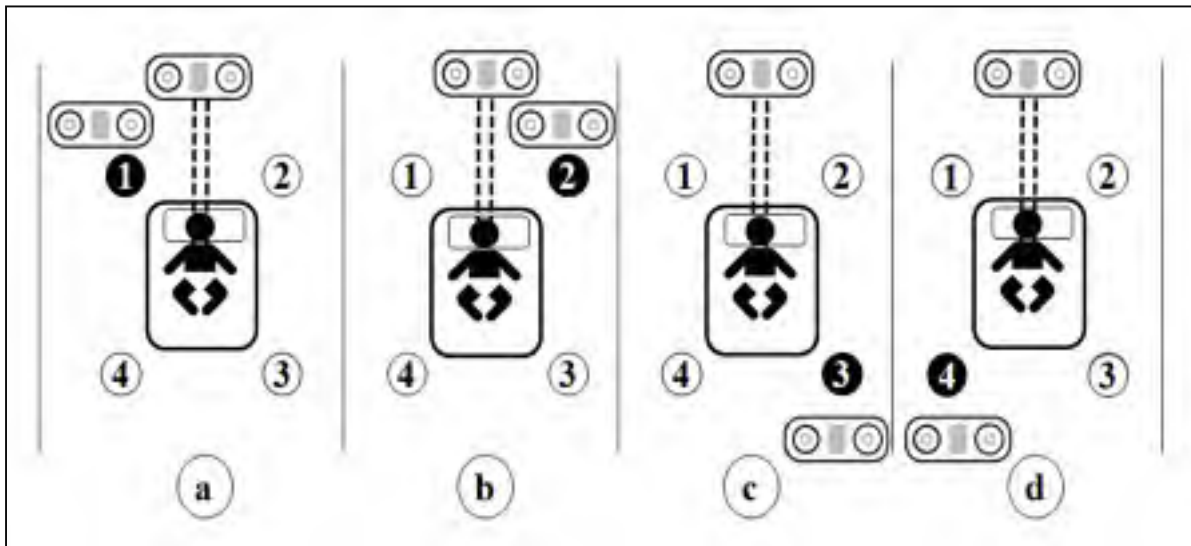


Figure 4-10 Second set of experiments setup and cameras positioning. The cameras are placed in the (a) bed top left, (b) bed top right, (c) bed bottom right and (d) bed bottom left. The reference camera sensor is always placed in a vertical position to the thoraco-abdominal area under the same conditions as those of the first set of experiments (see Figure 4.3)

To investigate the impact of changing the position on the system accuracy, we performed a comparison with each of the four bed positions (top left, top right, bottom left, bottom right). The experiments yielded high accuracy and showed significant agreement between our method and the method using laser-ranging sensors when the camera is placed in a vertical

position. However, placing the camera in a vertical position above the patient may be problematic when deploying the system in the pediatric intensive care environment. Any occupied space should not cause care interruptions or present a potential risk for patient safety. Moreover, caregivers need to provide the appropriate services with sufficiently free space around the patient. According to doctors, bed bottom positions are usually the most appropriate to place our camera. In this sub-section, we study the system performance when the camera is placed in many positions around the bed, mainly at the bed top (camera #1 and #2) and bottom positions (camera #3 and #4).

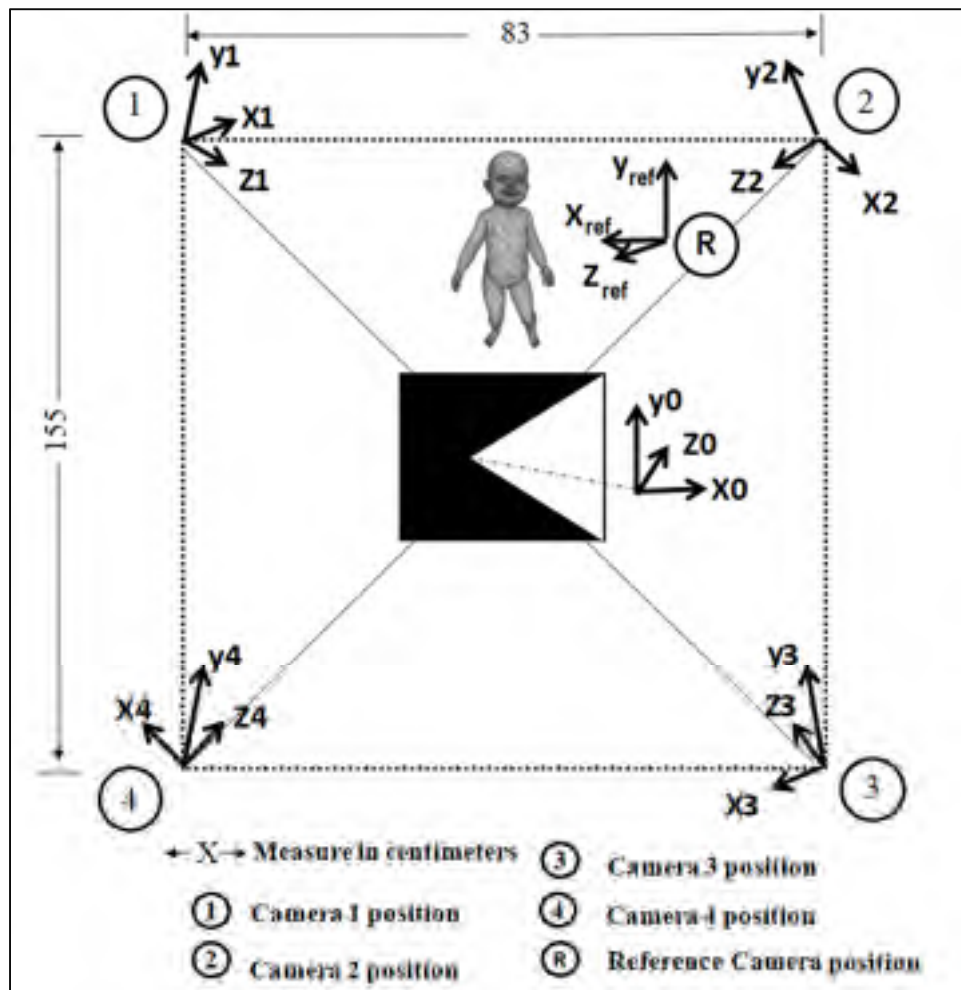


Figure 4-11 Estimating camera position using Procrustes alignment method

Table 4-3 System accuracy when changing the camera positions using the cloud-to-camera metric (over one minute)

Experiment Number		1	2	3	4
Mode		Normal	Mild	Severe	Irregular
Camera ref	Δd_{camera} (cm)	0,23±0,13	1,95 ±0,24	3,64±0,41	2,77±0,11
Camera 1	Δd (cm)	0,26±0,21	1,92 ±0,19	3,59±0,59	2,74±0,34
	ρ	0,994	0.991	0,993	0.989
	<i>RMSD</i> (mm)	2.23	2.53	2.317	2.814
Camera 2	Δd (cm)	0,24±0,34	1,94 ±0,32	3,62±0,17	2,76±0,25
	ρ	0,988	0.99	0,981	0.984
	<i>RMSD</i> (mm)	2.0684	2.0387	2.1502	2.5196
Camera 3	Δd (cm)	0,45±0,48	2,36 ±0,44	4,21±0,64	3,01±0,75
	ρ	0.9673	0.9549	0,9625	0.9639
	<i>RMSD</i> (mm)	3.78	4.83	5.23	6.34
Camera 4	Δd (cm)	0,33±0,13	2,11 ±0,24	4,71±0,41	2,97±0,64
	ρ	0,9532	0.9743	0.9627	0.9471
	<i>RMSD</i> (mm)	5.16	4.94	6.64	6.38

The results obtained from the setup in Figures 4.10 and 4.11 are illustrated in Tables 4.3 and 4.4. Table 4.3 shows the results of experiments corresponding to the different cameras positions using the camera-to-cloud metric, whereas Table 4.4 shows the results of the same experiments and data using the cloud-to-cloud distance metric.

The aim is to substantiate the results in Table 4.4 obtained based on using a different distance metric.

Table 4-4 System accuracy when changing the camera positions using the cloud-to-cloud metric (over one minute)

Experiment Number		1	2	3	4
Mode		Normal	Mild	Severe	Irregular
Camera ref	Δd_{camera} (cm)	0,34±0,316	2,24 ±0,346	3,94±0,649	2,91±0,216
Camera 1	Δd (cm)	0,36±0,78	2,12 ±0,45	3,99±0,32	3,11±0,64
	ρ	0,992	0.991	0,992	0.99
	<i>RMSD</i> (mm)	2.316	2.612	2.346	2.914
Camera 2	Δd (cm)	0,34±0,62	2,33 ±0,15	3,96±0,34	2,9±0,56
	ρ	0,992	0.992	0,989	0.99
	<i>RMSD</i> (mm)	2.157	2.364	2.316	2.846
Camera 3	Δd (cm)	0,42±0,67	2,75 ±0,54	4,98±0,41	3,67±0,74
	ρ	0.988	0.991	0,987	0.97
	<i>RMSD</i> (mm)	5.87	5.64	6.15	6.29
Camera 4	Δd (cm)	0,31±0,35	2,66 ±0,43	4,34±0,51	3,03±0,72
	ρ	0,981	0.986	0.969	0.963
	<i>RMSD</i> (mm)	5.74	5.34	4.12	6.12

In Table 4.3, the RMSD and correlation values are calculated for different modes between the new position (cameras #1, #2, #3 & #4) and the reference position (camera in the vertical position). Next, we calculate the average RMSD and correlation values for all modes. The results show an average RMSD value of 2.48mm for camera #1, 2.19mm for camera #2, 5.04mm for camera #3 and 5.84mm for camera #4. The correlation coefficients also reveal a high correlation between the reference measures and the quantitative data sets' measures corresponding to different camera bed positions. Indeed, ρ is very high (> 0.98) for both bed head positions (cameras #1 and #2) and relatively high (>0.9) for the bottom bed positions

(cameras #3 and #4). Our method's measures corresponding to the head positions are also highly correlated with the reference data (camera in the vertical position). Likewise, the small RMSD value indicates that the system performs very well for both bed head positions. However, we notice slightly higher RMSD values for bed bottom positions (5.04mm for camera #3 and 5.84mm for camera #4). The cloud-to-cloud distance was also used to confirm the obtained results. The aim is to study the precision of our 3D imaging system when changing camera positions around the patient bed. Results show an average RMSD value of 2.55mm for camera #1, 2.42mm for camera #2, 5.99mm for camera #3 and 5.33mm for camera #4. The correlation coefficients reveal a very high correlation (> 0.99) for both bed head positions (cameras #1 and #2) and a high correlation (>0.95) for the bottom bed positions (cameras #3 and #4). Furthermore, the RMSD is small for both bed head positions, yielding very good accuracy and are slightly higher for bed bottom positions (5.988mm for camera #3, 5.33mm for camera #4).

The cloud-to-cloud distance metric yields similar findings to those obtained using the camera-to-cloud metric, which confirms the applicability of our system in an intensive care environment. Furthermore, the camera can be placed in both top and bottom positions of the patient's bed. However, placing the camera at the top of the bed yields slightly better results. The slight difference in performance between top and bottom positions is due to the camera depth resolution, which varies with distance from the sensor (Khoshelham and Elberink, 2012; Nock et al., 2013). Nevertheless, the accuracy in the bottom position is considered acceptable for the calculation of the retraction distance.

Our proposed system offers a new innovative method allowing not only the detection of respiratory failure in spontaneous breathing patients but also the visualization and quantification of the severity degree of TAA in patients with respiratory failure. This should have a great clinical impact and potential to improve respiratory management, especially when healthcare resources such as pediatric expert are limited.

Although the mannequin-based simulator system is high fidelity and provides the correct chest wall geometry and motion in TAA patients, some issues related to the realism of the

phantom-based simulator may limit the actual clinical application of our findings. The first potential issue is related to the shortcomings of the mannequin's physical signs and the lack of an investigation of real patient's response to the system. The mannequin is mainly programmed to reproduce the asynchronous thoraco-abdominal motion in spontaneous breathing patients. The system performance should be investigated in real patients, and more specifically in the pediatric population given their overall low degree of cooperation. Some situations may affect the assumptions under which the reported performance has been achieved. These include the infant's increased stress, augmented anxiety/agitation and infant movement beyond the system's field of view. The second potential issue lies in the scope of real clinical situations management, including the cases of: occlusion by a nurse/health professional; a patient's change in position and any obscuration by bed clothing or bed sheets.

In view of the limitations regarding real subjects in a real clinical environment, it is important to frame the context of this study in order to more fully understand some assumptions and conditions. This improved understanding will make it possible to realize the system's optimal performance.

The initial assessment of an infant in respiratory failure is aimed first at the detection of a potential respiratory failure and then at its degree of severity. This assessment will allow the patient to be managed promptly with immediate oxygen support or even intubation and mechanical ventilation. The proposed system is intended to improve the scope of the clinical decision-support tools.

In this regard, the measuring process can be intermittent or sequential; it does not necessarily need to be continuous. Indeed, measuring the retraction distance between the thorax and the abdomen is carried out at regular intervals, which are defined by relevant health care staff. Therefore, our camera based-system is highly appropriate for spontaneous breathing assessment in intensive care environments as our method can successfully measure the relevant parameters from a short acquisition where there is no occlusion. The medical examination is carried out on naked torso patients in a supine position and in intermittent

operation mode without interfering with day-to-day procedures. This approach prevents a potential occlusion by a nurse/health professional or any obscuration by bed clothing or bed sheets. It is therefore essential to respect these conditions over which the optimal system operation is achieved (patient in supine position, patient with naked torso, avoid occlusions when acquiring data). The intermittent nature of assessment in a spontaneous breathing patient clearly facilitates compliance with these optimal conditions.

Addressing all possible TAA modes was made possible through this pilot study by using a high-fidelity phantom designed according to the human chest wall deformity characteristics. The hospital procedure requires the simulation of new clinical systems before they can be used in real situations.

Future works will mainly focus on performing experiments on patients as well as on phantoms to complement our initial findings, and to set out the system in a clinical environment to be used in a daily routine practice. We plan to evaluate the system using different kinds of clothing (sweater, T-shirt, pajamas...) and study how garments may affect the accuracy of measurements. For other future studies, we plan to build a reference TAA dataset using our video recordings. This will pave the way for this line of research. Our method allows detecting, visualizing and quantifying the thoraco-abdominal asynchrony. The system's ability will be extended by defining and training a deep neural network model with the future TAA dataset, thereby improving the automatic classification of illness severity.

4.6 Conclusions

This manuscript presents a new non-contact vision-based method for monitoring acute respiratory failure in a pediatric intensive care environment. The proposed system uses a depth sensor to track the thoracic and abdominal surface motion with high spatial and temporal resolutions. A 3D motion field is computed for each time frame using the collected RGB-D data.

This is the first objective method to be proposed for the assessment of retraction signs. The results confirm the accuracy of the proposed method in the estimation of retraction zone

distance with a significant agreement with a laser distance sensor system. The accuracy is slightly better in the bed head positions than at the bottom positions due to the hardware's limitation.

Our system is a very promising support tool intended to assist caregivers in respiration assessment in a pediatric intensive care environment. For future work, we aim to design a fully integrated and straightforward system for respiration assessment. In a previous work, we developed a system that estimates the most relevant respiratory parameters in PICU: tidal volume, respiratory rate, minute ventilation and inspiratory time. We plan to merge and simplify the two techniques so they will function in a single straightforward measurement system.

CONCLUSION

Dans le cadre de cette thèse, nous avons étudié le problème de l'objectivité de l'évaluation de respiration chez les enfants en soins intensifs. En effet, actuellement, il n'existe pas de moyen d'évaluer quantitativement la fonction respiratoire et les rétractions liés à la faiblesse des muscles respiratoires chez des enfants non ventilés. Cette tâche est faite visuellement par le clinicien et donc sujette à une grande subjectivité. Nous avons conçu un système 3D pour le suivi de la respiration des enfants aux soins intensifs. Ce système offre une méthode objective de calcul des paramètres respiratoires les plus pertinents afin de détecter les problèmes d'insuffisance respiratoire. Ceci permettra d'aider les soignants œuvrant aux unités de soins intensifs. Trois principaux paramètres physiologiques d'évaluation du travail respiratoire ont été étudiés dans nos travaux : la fréquence respiratoire, le volume courant et la ventilation minute. De plus, une approche a été proposée pour visualiser les signes de tirage et pour mesurer la distance de rétraction entre le thorax et l'abdomen dans le cas d'un balancement thoraco-abdominal.

Les deux principales approches ont été fondées, respectivement, sur la reconstruction de la surface 3D et l'extraction du déplacement 3D. La première approche permet de calculer la fréquence respiratoire, le volume courant et la ventilation minute à partir des données enregistrées par deux caméras Kinect v2 placées à deux coins du lit du patient. L'objectif des deux caméras est de maximiser la couverture spatiale en enregistrant les données de respiration de la surface thoraco-abdominale et aussi des côtés latéraux. L'organisation de l'espace, dont la configuration des câbles et des caméras, a été optimisée afin de faciliter le déploiement du système dans les chambres de soins intensifs. Ainsi, le système s'intègre facilement au lit du patient. Cette configuration a été vérifiée par l'équipe d'inspection des équipements de l'Hôpital Sainte-Justine. Nous avons pu mettre en évidence l'exactitude et la précision du système proposé en comparant ses mesures quantitatives à celles d'un ventilateur mécanique, l'étalon de référence dans les soins intensifs. L'utilisation de l'information 3D complète combinée avec une large couverture spatio-temporelle sont les paramètres clés de l'exactitude et précision des mesures quantitatives. Les résultats

expérimentaux ont démontré la robustesse et l'efficacité de notre système d'imagerie à donner des mesures quantitatives de la respiration, ce qui limitera la subjectivité des observations. De plus, notre système s'intègre facilement dans les environnements cliniques et spécifiquement dans les unités de soins intensifs. Ceci constitue un pas vers le déploiement des systèmes de vision par ordinateur dans les environnements cliniques et vers le renforcement de collaboration entre cliniciens et ingénieurs.

La deuxième approche permet de visualiser et de quantifier les signes de tirage. Les vecteurs de mouvement sont calculés et ensuite séparés en mouvements entrants et sortants. La validation de l'applicabilité de notre approche a été étudiée en simulant le balancement thoraco-abdominal au moyen d'une série d'expériences cliniques. Plusieurs cas de sévérités ont été considérés. La validation a été menée dans un premier temps, en comparant les résultats simulés aux enregistrements d'une diode laser à cavité verticale émettant par la surface (VCSEL) présentant une bonne précision. La distance de rétraction entre thorax et abdomen a été calculée. Dans le futur, le système va être testé sur un vrai patient afin d'évaluer son applicabilité en contexte réel. La deuxième validation se fera en comparant les résultats aux observations de deux experts en pédiatrie.

Le système et méthodes proposés présentent plusieurs nouveautés sur les deux plans ingénierie et médical. Premièrement, Il s'agit d'une première méthode qui permet de quantifier le volume, la fréquence et la ventilation minute sans contact avec le patient, quand il est sous respiration spontanée aux soins intensifs. Le système permet de détecter objectivement les détresses respiratoires, ainsi que la visualisation des mouvements anormaux de la cage thoraco-abdominale. Le seul moyen utilisé actuellement pour la quantification des variables respiratoires dans le milieu des soins intensifs est le respirateur mécanique. Toutefois, le respirateur est uniquement utilisé avec des patients qui nécessitent d'être branchés mécaniquement. Aussi, il n'y a pas de moyen pour visualiser la déformation de la cage thoraco-abdominale lors d'une rétraction ou une respiration paradoxale. Il s'agit d'une première méthode qui permet de voir le mouvement 3D des déformations lors d'une anomalie respiratoire. Ceci permettra de limiter la subjectivité des analyses individuelles des examens physique surtout lorsque les ressources en santé, telles que les experts en pédiatrie

sont limités. Deuxièmement, nous avons visé avec nos méthodes à quantifier plusieurs paramètres respiratoires en même temps. Ceci veut dire que plusieurs paramètres dérivent d'une seule approche. L'objectif est de réduire la complexité des algorithmes proposées et de viser les paramètres les plus significatives pour les soignants. Ces paramètres sont des indicateurs permettant aux cliniciens de diagnostiquer l'état du patient ou prévoir une éventuelle dégradation ou complication sévère de son état. Troisièmement, nous avons effectué une validation globale incluant tous les volumes pédiatriques. Une série d'expérience a été réalisée afin d'évaluer les performances du système et méthodes proposé. Ces expériences ont été réalisées pour deux types de scénarios : contrôlés et non contrôlés. Pour les scénarios contrôlés, nous avons utilisé un simulateur fantôme présentant une très haute-fidélité aux caractéristiques physiologiques et anatomiques des vrais patients. Les scénarios non contrôlés ont permis de tester la vraie applicabilité du système dans l'environnement de soins intensifs. Tous les volumes pédiatriques ont été testés en utilisant le mannequin de simulation.

Deux métriques ont été utilisées dans la validation des performances du système telles que l'erreur moyenne (pour l'exactitude) et l'écart type relatif (pour la précision). Nous avons également proposé une étude statistique accompagnée d'une analyse de régression et un examen de concordance entre nos méthodes et le ventilateur mécanique dans la mesure des variables quantitatifs de la respiration. Ces études sont couramment employées dans le domaine médical pour évaluer l'exactitude et la précision des mesures. Le système révèle une légère augmentation de performance dans les scénarios contrôlés que les scénarios non contrôlés, et dans l'estimation des grands volumes que des petits volumes pédiatriques. Ceci est principalement dû aux limitations du capteur dont la limite de résolution est atteinte pour les très petits volumes tel que 10mL. Néanmoins, l'erreur est acceptable par les médecins. Il s'agit du premier système estimant sans contact physique des très petits volumes pédiatriques.

La nouveauté de ce système réside également dans son adaptabilité au matériel déjà existant dans les soins intensifs. En effet, l'unité de soins intensifs présente un environnement hautement complexe prenant en charge principalement des patients en état critique. Ces

patients présentent habituellement des défaillances d'une fonction vitale, ou risquent de développer des complications sévères. La priorité absolue dans cet environnement est de fournir les soins nécessaires aux patients. Toutefois, les chambres dans les unités de soins intensifs sont petites pour leurs fonctions et sont toujours occupées par le matériel médical nécessaire pour les soins tel que les ventilateurs mécaniques, les supports pour médicaments et d'autres outils électroniques spécialisés. De plus, le soignant a toujours besoin d'espace supplémentaire autour du patient pour bien se déplacer rapidement et efficacement dans la chambre. Les espaces supplémentaires occupés dans la chambre peuvent causer des distractions aux soignants et aux patients, ce qui peut perturber les soins ou causer des blessures graves.

Le système proposé ne prend pas d'espace supplémentaire dans la chambre de soin. Il s'intègre facilement au lit du patient. De plus, il peut se détacher très rapidement du lit pour pouvoir déplacer le patient en cas d'urgence telle que le déplacement du patient vers le service de réanimation. Cette configuration a été bien vérifiée par l'équipe d'inspection matérielle de l'hôpital Sainte-Justine.

Le travail présente toutefois des limitations qui sont principalement liés à l'utilisation des données simulées. Bien que le contexte d'expérimentation soit réel et propre aux soins intensifs (ventilateur mécanique, chambre dans les soins intensifs, lit standard, volumes pédiatriques courants ...), le mannequin présente des signes physiques limités à la respiration normale, rétractions et respiration paradoxale. Il y a un manque d'investigation de la réponse réelle du patient au système. Bien que notre système de caméras puisse ne pas être remarqué par le patient réel, il peut également lui provoquer un stress supplémentaire biaisant les résultats d'estimation de sa respiration. L'utilisation de données simulées uniquement pourrait induire en erreur sur l'applicabilité effective des méthodes et système proposés. C'est pour cette raison que le système a été vérifié avec deux patients pédiatriques réels pour vérifier l'applicabilité du système dans un contexte non simulé. Nous envisageons tester le système avec un plus grand nombre de patients dans le futur.

Les études sur des données simulées sont nécessaires pour valider les premiers résultats d'une nouvelle méthode dans le domaine médical et surtout dans les unités de soins intensifs. L'objectif de la simulation était d'expérimenter différents volumes pédiatriques et de vérifier tous les scénarios possibles avant d'expérimenter le système avec des vrais patients. Ceci nous a permis de tester beaucoup de mesures volumiques pédiatriques. Nous testerons également prochainement d'autres scénarios de simulations. Le but est de proposer une large banque de données simulées qui peut servir à d'autres chercheurs dans le domaine médical.

Dans le futur, nous pensons encore améliorer la configuration actuelle du système en fixant une seule caméra au plafond dans la chambre, au-dessus du patient. Cette configuration sera possible avec l'avènement technologiques et améliorations techniques apportés aux caméras RGB-D. Microsoft a dévoilé sa nouvelle caméra l'Azure Kinect qui présente des caractéristiques très avantageuses. Le capteur se compose d'un petit boîtier avec une caméra de profondeur avec des meilleures résolutions de 1 mégapixel et une caméra couleur 12 mégapixels et des larges couvertures spatiales. De plus, cette nouvelle caméra est compatible avec deux systèmes d'exploitation (Windows 10 et Ubuntu), contrairement à la version actuelle qui est adaptée pour fonctionner sur un seul système d'exploitation (Windows). Nous envisageons tester ce capteur présentant des meilleures caractéristiques physiques sur les méthodes que nous avons proposé dans ce travail.

ANNEXE I

Calcul du nuage de points 3D à partir de la carte de profondeur 2D

Nous expliquons dans cette section la relation entre les coordonnées 2D et 3D d'un point de l'objet enregistré. La compréhension de cette relation passe par le modèle classique du sténopé. La Figure-A I-1 illustre le modèle classique de projection d'un point de l'espace 3D en un point du plan image 2D. Ce modèle comporte deux repères 3D et un repère 2D. Les deux repères 3D correspondent au repère caméra (X_c, Y_c, Z_c) et monde (X_M, Y_M, Z_M) , tandis que le repère 2D (x, y) correspond au repère image. Le référentiel 3D du/la sujet / scène enregistré(e), est appelé repère monde. Nous représentons le repère monde par un marqueur placé dans le lit. Ce repère est sous forme d'un pentagone. La relation entre les deux repères 3D peut être décrite par une matrice de transformation (rotation et translation). Déterminer cette matrice permet un passage facile d'un repère à un autre. Ce qui permettra d'exprimer les coordonnées 3D d'un point dans le repère caméra ou repère marqueur (monde). Initialement, le nuage de point sera exprimé dans le repère de la caméra. L'objectif est d'exprimer ce nuage dans les deux repères image (x, y) et monde (X_M, Y_M, Z_M) .

Exprimer les points dans le repère image permettra d'effectuer des opérations basiques de traitement d'image, comme le seuillage. Exprimer les points dans le repère monde est intéressant quand la scène est observée par plusieurs caméras et que l'on désire représenter les nuages de points, initialement exprimés dans leur repères caméra 3D, dans un seul repère afin d'augmenter la densité des points. Nous déterminons la relation entre les deux repères tridimensionnelles caméra et monde grâce à la résolution du problème de Procuste, détaillé dans l'appendice A.

Nous fournissons dans ce annexe la relation entre le repère caméra 3D et le repère image. L'axe Z du repère caméra et le plan virtuel de l'image sont orthogonaux. Le point principal (point c) est défini par l'intersection de l'axe Z et le plan virtuel de l'image. Finalement, les coordonnées 2D des points sur l'image évoluent dans le repère image. On distingue les

coordonnées images (x, y) (en mètre) dont le point origine $(0,0)$ correspond au point principal c (comme illustré sur la Figure-A I-1), et aussi les coordonnées pixels (u, v) ayant pour point origine $(0,0)$ le coin supérieur gauche de l'image. Les images couleurs 2D contiennent l'information de luminosité, tandis que les images profondeurs 2D contiennent l'information de la distance (axe Z_c dans le repère caméra et troisième coordonnée du nuage 3D).

Le passage coordonnées caméra $(X, Y, Z) \rightarrow$ Coordonnées image (x, y) est illustré par l'équation A.I.1 (Luhmann et al., 2013). Le passage coordonnées image $(x, y) \rightarrow$ Coordonnées pixel (u, v) est illustré par l'équation A.I.2.

La première étape est de transformer les coordonnées image et caméra en coordonnées homogènes. Ainsi, les points (x, y) deviennent $[x, y, 1]^T$ et les point (X, Y, Z) deviennent $[X, Y, Z, 1]^T$. Les deux équations A.I.1 et A.I.2 permettent de déduire la relation finale entre les deux systèmes de coordonnées caméra 3D et coordonnées pixel 2D. Cette relation est illustrée par l'équation A.I.3.

$$Z \begin{bmatrix} x \\ y \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} f & 0 & 0 & 0 \\ 0 & f & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \\ 1 \end{bmatrix} \quad (\text{A.I.1})$$

$$\begin{bmatrix} u \\ v \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} k_x & 0 & c_x \\ 0 & k_y & c_y \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \\ 1 \end{bmatrix} \quad (\text{A.I.2})$$

$$Z \begin{bmatrix} u \\ v \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} f \cdot k_x & 0 & c_x \\ 0 & f \cdot k_y & c_y \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \end{bmatrix} \Rightarrow \begin{cases} X = \frac{u - c_x}{f \cdot k_x} \cdot Z \\ Y = \frac{v - c_y}{f \cdot k_y} \cdot Z \end{cases} \quad (\text{A.I.3})$$

Où :

- (c_x, c_y) : Coordonnées du point du point principal en pixel
- (k_x, k_y) : Nombre de pixels par unité de longueur suivant les directions x et y
- f : Distance focale de la caméra
- $(f \cdot k_x, f \cdot k_y)$: les distances focales en pixels

La correspondance entre coordonnées caméra et coordonnées pixel nécessite alors une calibration de la caméra, en se basant sur la connaissance préalable des paramètres internes de la caméra (c, f). Pour pallier à ce problème de passage entre coordonnées 3D et coordonnées 2D, les développeurs du SDK de la Kinect V2, ont mis à la disposition des développeurs deux fonctions ***MapDepthFrameToCameraSpace()*** et ***MapColorFrameToDepthSpace()***, comme c'est illustré sur la Figure-A I-2.

La méthode ***MapDepthFrameToCameraSpace()*** permet de projeter l'image de profondeur dans l'espace 3D de la caméra, alors que la méthode ***MapColorFrameToDepthSpace()*** permet de passer d'une fenêtre de pixels couleurs à l'image de profondeur. De ce fait, l'information colorimétrique correspondante sera associée à un emplacement précis dans l'image qui présente une plus petite taille de 512 par 424 pixels. Ceci implique une perte d'une partie de l'information couleur puisque l'image couleur est de taille 1920 par 1080 pixels. Grâce à cette seconde fonction, il est inutile de calculer les paramètres externes des deux lentilles, puisque les paramètres des lentilles sont connus et sont inclus dans ces fonctions du SDK.

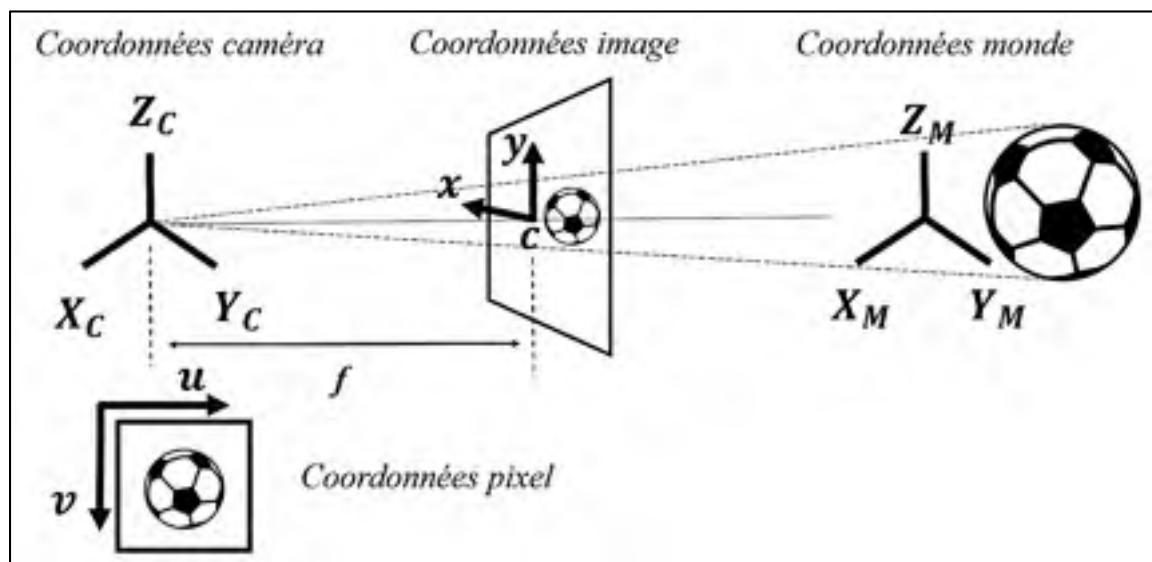


Figure-A I-1 Représentation des différents repères utilisés dans le modèle sténopé de caméra

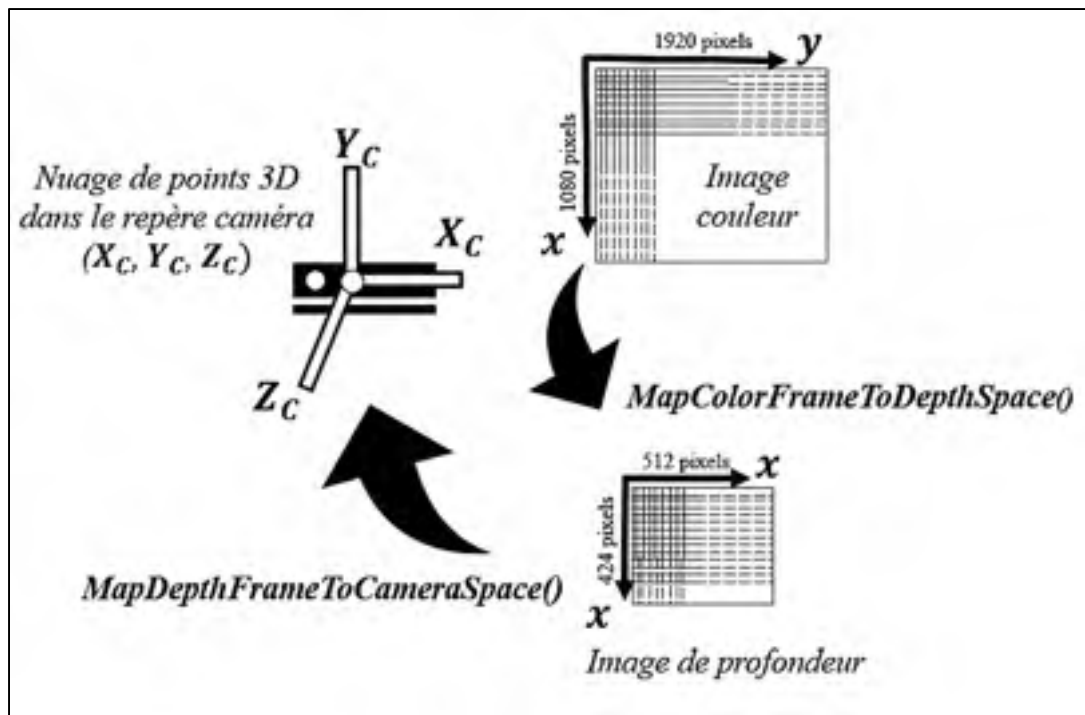


Figure-A I-2 Relation entre les repères dans le capteur Kinect V2 et fonctions de « mapping » entre les repères

APPENDICE A

DESCRIPTION DES TECHNIQUES NUMÉRIQUES UTILISÉES

Cet appendice présente une description des techniques numériques utilisées dans ce travail. Nous décrirons principalement le processus d'alignement de deux vues dans un seul référentiel, la méthode de Procruste, le filtre SOR ("Statistical Outlier Removal"), l'arbre couvrant de poids minimal ("Minimum Spanning Tree") et la reconstruction de Poisson. Il est à noter que les paramètres utilisateur ou empiriques sont donnés dans l'appendice B.

A.1 Alignement de deux vues

Les commentaires de ce paragraphe concernent la fusion de deux vues par la méthode de Procruste, présentée dans la Figure 2.3 page 62. Le principe de fusion de deux vues consiste à aligner les informations issues de deux ou plusieurs caméras dans un seul référentiel. Le but est de trouver la transformation (R et t) permettant d'exprimer des points 3D dans un seul système de coordonnées. En effet, chaque caméra présente son propre référentiel ayant pour origine le centre de la lentille infrarouge. La caméra présente deux caméras : une caméra couleur et une caméra infrarouge. La caméra infrarouge fournit des cartes de profondeur qui contiennent une information de distance à l'objet, stockée dans une matrice 2D. Le passage de cette matrice bidimensionnelle à des coordonnées de points 3D se fait automatiquement en utilisant des fonctions de « mapping » implémentées dans le Software Development Kit. La caméra présente trois espaces en fonction des données enregistrées :

- l'espace de profondeur ou espace des cartes de profondeurs : L'image présente une dimension de 512 x 424 pixels. Chaque pixel a 2 coordonnées x et y , et une valeur représentant la distance à l'objet.
- l'espace couleur ou espace RVB (Rouge, Vert, Bleu) : L'image présente une dimension de 1920 x 1080 pixels. Chaque pixel a 2 coordonnées x et y , et une valeur représentant la luminosité du pixel.

- l'espace caméra ou espace 3D : Cet espace a pour origine le centre de la lentille infrarouge, avec un axe z perpendiculaire au capteur et évoluant en direction de la scène à enregistrer. Les coordonnées X, Y, Z obtenues sont en mètres. Le passage des coordonnées 2D aux coordonnées 3D cette matrice bidimensionnelle à des coordonnées de points 3D se fait automatiquement en utilisant des fonctions de « mapping » implémentées dans le Software Development Kit.

Les espaces de la caméra Kinect v2 sont décrits dans le guide de programmation du Software Development Kit à l'adresse <https://msdn.microsoft.com>. Chaque pixel de la matrice de profondeur contient une information de distance Z, la relation liant les coordonnées pixels (u,v) aux coordonnées 3D (X,Y,Z) a été décrite dans l'Annexe A.

L'alignement de deux vues revient à trouver les transformations entre le repère du marqueur R_W et le repère de chaque caméra R_{C1} et R_{C2} . Ceci revient à calculer la matrice de transformation ${}^W_{C1}M$ et ${}^W_{C2}M$ entre les deux repères R_W et R_{C1} d'une part et R_W et R_{C2} d'autre part. Une fois calculée, le nuage de points 3D exprimé initialement dans le repère local (R_{C1} par exemple) de la caméra ($C1$ par exemple) sera multiplié par cette matrice (${}^W_{C1}M$ par exemple) pour qu'il soit exprimé dans le nouveau repère monde (R_W), centré sur le centre du marqueur 2D. Dans la Figure A-1, les transformations ${}^W_{C1}M, {}^W_{C2}M, {}^W_{C3}M \dots {}^W_{Cn}M$ entre les repères caméra $R_{C1}, R_{C2}, R_{C3} \dots R_{Cn}$ et le repère monde R_W sont calculés. $C1, \dots, Cn$ désignent les caméras $1 \dots n$ et W désigne le marqueur ou le monde (*World*). Le problème d'alignement de deux vues est ramené alors à calculer les matrices de transformation ${}^W_{C1}M, {}^W_{C2}M, {}^W_{C3}M \dots {}^W_{Cn}M$.

A.2 Calcul des matrices de transformation avec la méthode de Procrustes

La matrice de transformation est estimée en utilisant une comparaison de formes basée sur la méthode de Procruste, une méthode mathématique qui permet de réaliser des transformations sur des vecteurs multidimensionnels de manière à réduire la distance euclidienne entre ces vecteurs. Soit $X_2 = [x_{12}, x_{22}, \dots, x_{n2}, y_{12}, y_{22}, \dots, y_{n2}]^T$ une forme géométrique ayant n sommets, dont les coordonnées sont préalablement connues dans le plan 2D de l'espace couleur de la caméra. D'autre part, le marqueur utilisé doit présenter la même forme,

imprimé et placée dans la scène. L'estimation de la matrice de transformation consiste à détecter en premier la forme sur le marqueur $X_1 = [x_{12}, x_{21}, \dots, x_{n1}, y_{12}, y_{21}, \dots, y_{n1}]^T$ en utilisant un seuillage 2D.

Les marqueurs utilisés sont très séparables de l'arrière-plan même à une grande distance de la caméra. Chaque marqueur est représenté par un pentagone noir. La détection se fait par un seuillage simple de l'image 2D. L'avantage que représente une forme pentagonale par rapport à une forme carrée réside dans la précision de la détection. En plus, la concavité de la forme permet la détermination de son orientation sans augmenter la complexité du processus de détection.

La deuxième étape consiste à trouver les transformations pour faire correspondre la forme détectée X_1 à la forme connue X_2 . La matrice de transformation est la matrice $M = (R, t)$ telle que $X_2 = R \times X_1 + t$

Les étapes pour trouver la matrice ${}^W_{Ci}M$ qui correspond à la transformation entre les repères de la caméra R_{Ci} de la caméra i et le repère monde R_W du marqueur sont les suivantes :

- 1) calculer le centre de gravité de chaque forme ;
- 2) effectuer une translation des deux formes pour avoir le même centre de gravité ;
- 3) normalisation des formes pour avoir la même taille ;
- 4) rotation de la forme X_1 de manière à minimiser la distance de Procruste. Ceci est itératif jusqu'à minimiser la distance de Procruste en dessous d'un seuil fixé empiriquement en fonction de la taille de la forme.

Une fois la matrice ${}^W_{Ci}M$ est calculée, elle est appliquée au nuage de points 3D afin de le représenter dans le repère du marqueur R_W . Le résultat sera l'obtention de tous les nuages de points représentés et alignés dans le repère R_W .

A.3 Filtre SOR

Le filtre « *SOR filter* » ou S.O.R. (« *Statistical Outlier Removal* ») permet de supprimer les valeurs aberrantes dans le nuage de point. D'abord, les n voisins les plus proches sont choisis pour chaque point 3D. Ensuite, la distance moyenne à ces points est calculée. Un seuil max distance est défini à partir de la distance moyenne avec son écart type multiplié par un nombre de fois *nsigma* choisi par l'utilisateur. Finalement, le filtre rejette les points dont la

distance est supérieure au seuil *max distance* (somme de la distance moyenne plus un certain nombre de fois *nsigma* de l'écart type). Tous les paramètres choisis par l'utilisateur ou empiriques sont définis dans l'appendice B.

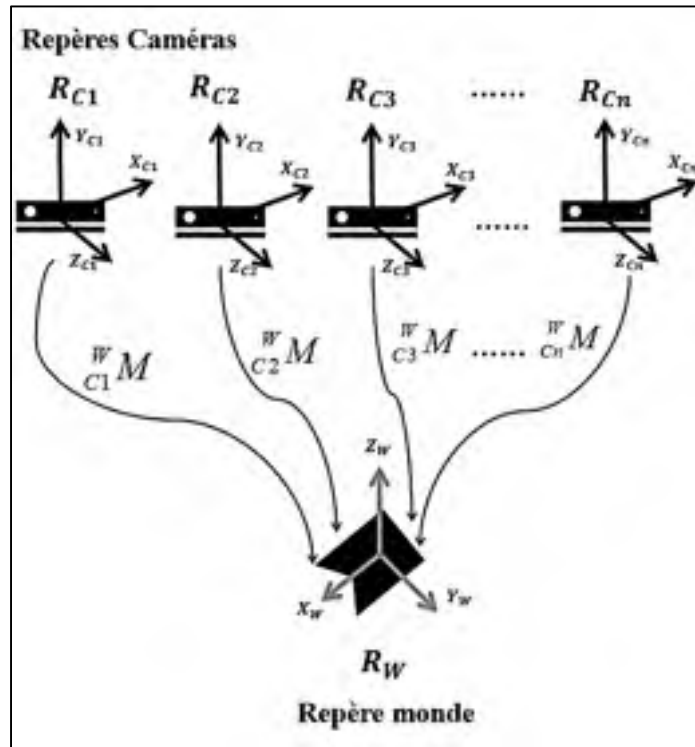


Figure A-1 Procédure de l'alignement de plusieurs vues dans un seul repère

A.4 Orientation des normales avec l'arbre couvrant de poids minimal

Le calcul des normales dans un nuage de points non organisé se fait via l'estimation d'une surface locale. Cette surface peut être représentée par le point 3D (ou l'on calcule la normale) et ses voisins. Ceci revient à trouver les plans tangentiels en ce point. L'algorithme, implémenté dans CloudCompare, calcule les normales comme un produit pondéré sur les k -voisins les plus proches. Certains paramètres peuvent influencer la qualité de l'estimation comme le niveau du bruit et le nombre des voisins. Dans CloudCompare, l'utilisateur peut choisir entre trois modèles d'estimation de surfaces locales qui sont : (1) calage local de plan par la technique des moindres carrés (méthode rapide mais bruitée), (2) triangulation 2D, (3) interpolation des points par une fonction de hauteur quadratique (robuste mais moins rapide). Pour orienter les normales, nous utilisons l'algorithme de l'arbre couvrant minimal ou MST

("Minimum Spanning Tree"), un problème classique dans la théorie de graphe. Dans notre travail, nous associons un graphe au nuage de points. Partant d'un graphe avec un nombre de sommets et un nombre d'arêtes ayant des poids de valeurs dans l'ensemble des entiers relatifs, l'approche du MST consiste à trouver l'ensemble des arêtes permettant de rejoindre tous les sommets avec un coût minimal et sans former de cycles (passage deux fois par le même sommet). Cette approche est directement applicable dans des problèmes d'optimisation et conception de réseau de transports et les réseaux de télécommunications. Cette approche est aussi applicable dans la reconstruction de surfaces. En effet, la première étape consiste à créer un graphe sur le nuage de point obtenu. Un graphe planaire pondéré est créé à partir des points 3D (sommets du graphes) et dont les arêtes seront les distances entre les points 3D. En effet, chaque arête $(p, q) \in V$ possède un poids $w(p, q)$ qui est la distance euclidienne entre les deux points $p = (p_x, p_y, p_z)$ et $q = (q_x, q_y, q_z)$. Nous définissons alors le graphe pondéré suivant $G(I) = (V, E)$ ou l'ensemble des sommets sera $V = (\text{les points de } I)$ et l'ensemble des arêtes sera l'ensemble $(p, q) \ p, q \in V$ tel que le poids sera la distance euclidienne entre les points. Le poids est donné par l'équation A.1.

$$w(p, q) = \sqrt{(p_x - q_x)^2 + (p_y - q_y)^2 + (p_z - q_z)^2} \quad (\text{A.1})$$

Une fois que le graphe $G(I) = (V, E)$ est construit sur le nuage de points, nous appliquons l'algorithme de l'arbre couvrant minimal. En effet, un arbre couvrant T d'un graphe connecté pondéré G est un sous graphe de G qui satisfait les deux conditions suivantes : (1) T contient tous les sommets de G , et (2) T ne contient pas de cycles. Un arbre couvrant minimal est un arbre couvrant T qui présente la pondération minimale (somme des distances entre points 3D) de tous les arbres couvrants pondérées possibles. Cela peut se faire en cherchant l'arête présentant la pondération minimale et l'ajoutant dans l'arbre. Ce processus est réitéré jusqu'à ce que plus d'arêtes ne peuvent plus être ajoutés dans le graphe. CloudCompare est basé sur ces techniques pour créer un graphe ainsi que l'arbre couvrant minimum associé, et ensuite orienter les normales en utilisant l'arbre couvrant minimum obtenu. La réorientation est appliquée de manière homogène à toutes les normales du nuage. Cette implémentation utilisée dans CloudCompare est celle décrite dans décrite dans les travaux de Hoppe et al. :

Hoppe, H., DeRose, T., Duchamp, T., McDonald, J., & Stuetzle, W. (1992). Surface reconstruction from unorganized points (Vol. 26, No. 2, pp. 71-78). ACM.

L'algorithme commence à partir d'un point aléatoire (par exemple un point 3D d'une arête présentant le poids maximal ou la distance euclidienne maximale) puis propage l'orientation normale d'un voisin à l'autre. La propagation est effectuée à l'aide de l'arbre couvrant minimal obtenu. Par conséquent, l'utilisateur doit spécifier le nombre maximal de voisins connectés à chaque nœud. Plus le nombre de voisins est grand, meilleur est la précision de l'orientation. D'autre part, choisir un grand nombre de voisins peut être coûteux en temps de calcul et en mémoire.

A.5 Reconstruction de Poisson

La reconstruction de Poisson a été proposée par Michael Kazhdan de l'Université Johns Hopkins, et est utilisée dans une variété de logiciels de traitement de maillage comme MeshLab et CloudCompare. La méthode de Kazhdan permet de trouver la surface la mieux ajustée à un nuage de points dense, comme paramètre d'entrée. Cet algorithme est principalement avantageux par rapport à d'autres méthodes de reconstruction lorsque les normales ne sont pas déjà fournies par le dispositif d'acquisition. En effet, la reconstruction de poisson permet de mailler un nuage de point. Il y a une multitude de paramètres affectent la qualité du maillage final. Ces paramètres sont énumérés dans la section suivante. Particulièrement, le bruit et la densité de points sont des paramètres clés dans la reconstruction 3D. La présence d'une grande quantité de bruit ou l'utilisation d'une faible densité de points peut engendrer des maillages très irréguliers. Un nuage de points avec une densité élevée peut améliorer la qualité de la reconstruction. La densité de la reconstruction dépend aussi de l'orientation de la surface. Les normales sont orientées en utilisant l'algorithme de l'arbre couvrant de poids minimal (« Minimum spanning tree »).

Comme illustré sur la Figure A.2, cette approche prend en entrée des points munis de leurs normales. Une fonction indicatrice est définie sur R^3 tel que les valeurs inférieures à zéro sont à l'extérieur et les valeurs supérieures à zéro à l'intérieur. L'objectif est d'approximer cette fonction pour pouvoir extraire une surface lisse. Le gradient de cette fonction a été

défini comme le champ de normales entrantes (normales des points x_i). À partir de cette définition, le gradient V est égal à 0 partout sauf au voisinage de la surface. En partant de cette modélisation, le problème revient à trouver la fonction indicatrice χ qui minimise $\|\nabla\chi - V\|$. Il peut ainsi se reformuler comme une équation de Poisson $\Delta\chi = \nabla \cdot \nabla\chi$. L'équation de diffusion est la suivante : $\Delta\chi = 0$. Pour implémenter l'algorithme de poisson d'une manière efficace, les auteurs proposent de décomposer χ dans une base à support compact ou d'utiliser une discrétisation adaptative de l'espace et ce en se basant sur la structure hiérarchique d'arbre d'octants ("octree") plutôt que d'utiliser une grille uniforme. Les auteurs proposent une implémentation de leur code qui est disponible sur ce lien public : <http://www.cs.jhu.edu/~misha/Code/PoissonRecon>. Cette implémentation a été utilisée par CloudCompare via l'ajout du plugin *qPoissonRecon*.

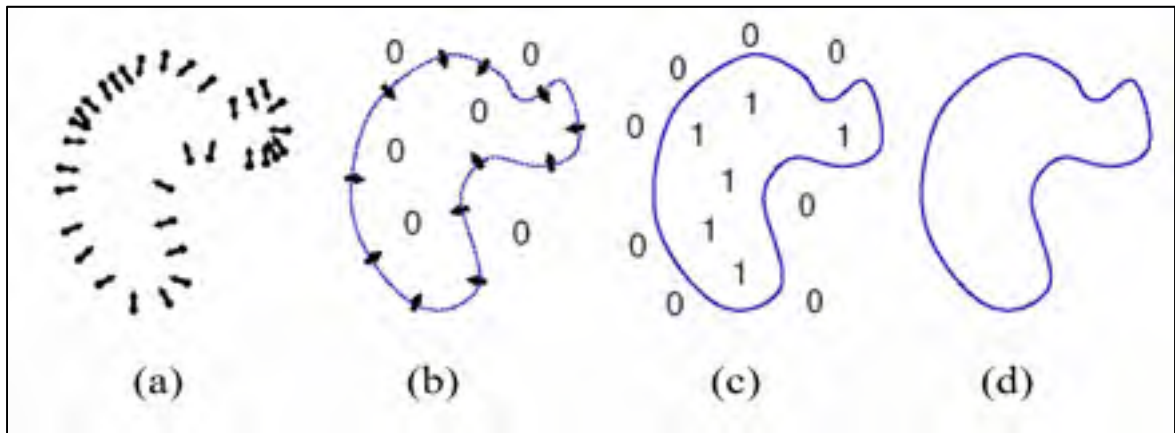


Figure A-2 Étapes de la reconstruction de Poisson en 2D: (a) Points orientés $\vec{V}$, (b) Gradient indicateur $\nabla\chi_M$, (c) Fonction indicatrice χ_M , (d) Surface ∂M . Les points avec les normales orientées sont représentés en (a). Le gradient de la fonction indicatrice est approximé à travers le champ normal en (b). Ensuite, la fonction indicatrice, est déduite de ce gradient. Cette fonction est nulle partout sauf près de la surface(c), et enfin, la surface de l'objet peut être extraite (d).

A.6 Calcul de vecteurs de mouvements 3D en temps réel (Chapitre 4)

La visualisation et le calcul de la distance de rétraction passe par les étapes suivantes : (1) Calcul de vecteurs de mouvements en temps réel, (2) Extraction du mouvement selon la direction, (3) Calcul de la distance de rétraction, (4) Expérimentations et validation. Dans cet

appendice, nous décrirons l'implémentation de la première étape, proposée par (Jaimez et al., 2015), et les paramètres utilisés de l'algorithme. Le reste des étapes a été bien décrit dans le chapitre 4.

M. Jaimez, M. Souiai, J. Gonzalez-jimenez, and D. Cremers, "A Primal-Dual Framework for Real-Time Dense RGB-D Scene Flow," 2015.

A.6.1 Estimation du mouvement entre les instants t et $t+1$

Pour estimer d'une manière fiable le mouvement, il faut prendre en compte toute l'information fournie par la caméra RGBD, à savoir les informations de couleur et de profondeur. Le déplacement 3D des points de la surface du torse a été considéré, et non pas uniquement leur déplacement 2D, dans un souci de précision et de fiabilité. Le champ de déplacement 3D des points d'une scène est appelé flot de scène. Ce dernier est calculé à partir de paires d'images RGBD extraites des trames consécutives. Le flot optique traditionnel présente la projection du flot de scène dans les images 2D. Le calcul de mouvement sera robuste en utilisant le flot de scène avec un cadre de minimisation variationnelle. Le niveau de détails de l'estimation est étudié avec une approche multirésolution en fournissant des estimations grossières et fines du flot de scène.

Pour mieux comprendre la notion du flot de scène, considérons une scène 3D à l'instant t

dans une trame de la caméra. Soit $\vec{X}_t = \begin{pmatrix} X_t \\ Y_t \\ Z_t \end{pmatrix}$ les coordonnées d'un point de la scène à l'instant t .

Le flot de scène, $\overrightarrow{v}(\vec{x}): \Omega \rightarrow \mathbb{R}^3$ est défini comme le mouvement 3D de chaque point visible de la surface entre les instant t et $t+1$.

$$\vec{X}_{t+1} = \vec{X}_t + \overrightarrow{v}(\vec{x}_t) \quad (\text{A.2})$$

Le mouvement 3D de chaque point visible dans la scène engendre un mouvement dans le domaine 2D de l'image, défini par le flot de l'image et qui correspond au champ de mouvement 2D $\overrightarrow{u(x)}: \Omega \rightarrow \mathbb{R}^2$.

Le modèle de la caméra présenté dans l'annexe I, définit une transformation bijective entre le repère 3D de la caméra et le domaine 2D de l'image. Nous travaillons dans les mêmes repères définis dans l'annexe I. Comme pour la caméra Kinect v2, la caméra Asus Xtion Pro Live présente trois espaces principaux, à savoir : (1) l'espace couleur qui présente 2 coordonnées pixels x et y et la valeur du pixel est une intensité entre 0 et 255, (2) l'espace de profondeur qui présente 2 coordonnées pixels x et y et la valeur du pixel est une distance et (3) l'espace caméra : 3 coordonnées en mètres X, Y, Z . L'origine de cet espace est le centre de la lentille infrarouge, avec un axe Z perpendiculaire au capteur. Le nuage de points 3D obtenu est dans un repère local relatif à la caméra (puisque la caméra est fixe). Chaque trame capturée par la caméra ('frame') est définie avec son origine (centre optique de la caméra) et les axes (X, Y, Z) de la caméra où (X, Y) ont la même direction de l'axe de l'image et Z a la direction de l'axe optique. Les coordonnées positives selon Z sont dans la direction de vue.

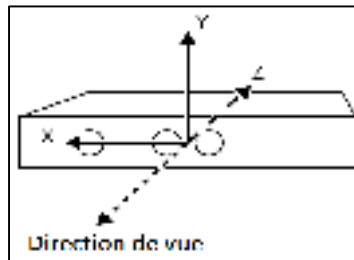


Figure A-3 Système de coordonnées relatif aux caméras Kinect et Asus Xtion Pro Live

Dans la représentation RGBD, chaque point 3D visible au capteur est paramétré dans le domaine Ω de l'image. Comme expliqué dans l'annexe I, la projection $\pi: \mathbb{R}^3 \rightarrow \mathbb{R}^2$ transforme un point 3D, $\mathbf{X} = \begin{pmatrix} X \\ Y \\ Z \end{pmatrix}$, dans le repère du monde réel en un pixel $\mathbf{x} = \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix}$, dans le domaine de l'image en utilisant la projection suivante :

$$\begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} = \pi(\mathbf{X} \in \mathbb{R}^3) = \begin{pmatrix} f_x \frac{x}{z} + c_x \\ f_y \frac{y}{z} + c_y \end{pmatrix} \quad (\text{A.3})$$

f_x, f_y sont les distances focales de la caméra et c_x, c_y sont les coordonnées du point principal. La projection inverse π^{-1} retro-projette un point 2D de l'image dans l'espace 3D de la caméra pour un z bien donné. L'équation 21 illustre l'obtention d'un nuage de points 3D. Les équations A.3 et A.4 sont équivalentes.

$$\begin{pmatrix} X \\ Y \\ Z \end{pmatrix} = \pi^{-1}(\mathbf{x} \in \mathbb{R}^2) = \begin{pmatrix} Z \frac{x - c_x}{f_x} \\ Z \frac{y - c_y}{f_y} \\ Z \end{pmatrix} \quad (\text{A.4})$$

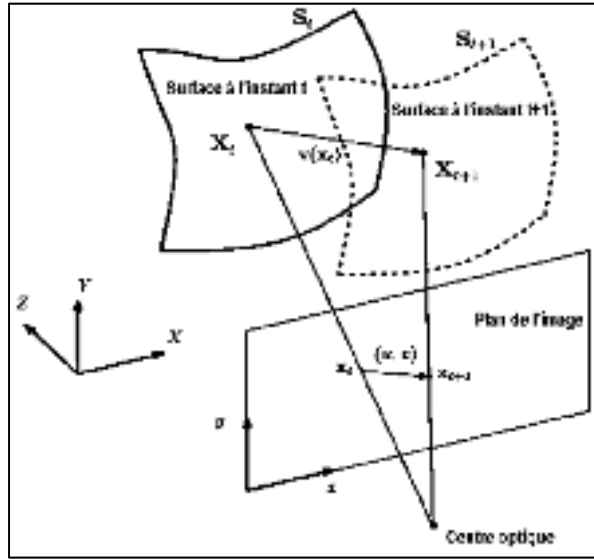


Figure A-4 Mouvement d'un point de surface rigide dans l'espace 3D et dans le domaine de l'image (Quiroga, J., et al., 2014)

Étant donné une image RGBD $S(\mathbf{x}) = \{I(\mathbf{x}), Z(\mathbf{x})\}$, les notations $\mathbf{X}$ ou $\pi^{-1}(\mathbf{x}, Z(\mathbf{x}))$ sont les coordonnées 3D d'un voxel (pixel 3D) du pixel 2D $\mathbf{x}$ de l'image.

Pour résumer, l'observation des pixels, issus des images, fournit des informations utiles sur le mouvement, à travers les variations temporelles de la fonction d'intensité. Ces variations permettent d'estimer des champs de vitesse 2D denses dans l'image. Ces champs de vitesse sont appelés flot optique. Les meilleurs modèles sont ceux qui utilisent tous les données disponibles. Ainsi, le flot optique est intéressant dans le cas de l'acquisition des données avec une seule caméra couleur, tandis que le flot de scène n'est pas intéressant dans ce cas. Le flot optique n'est pas très utile dans le cas d'un système multi-caméra couleur ou un système d'acquisition RGBD puisque nous n'exploitons pas tous les données fournis par la caméra et le flot de scène devient très intéressant dans ce cas (disponibilité de l'information 3D de la scène).

L'estimation de mouvement est un problème mal posé si nous considérons uniquement la variation de la fonction d'intensité. Des contraintes additionnelles sont nécessaires (autant en 2D qu'en 3D), notamment une contrainte de continuité ou une contrainte de régularité du champ de mouvement.

A.6.2 Formulation variationnelle basée sur le flot de scène

Nous chercherons à bien exploiter toutes les données de couleur et de profondeur avec le flot de scène pour estimer le mouvement en tenant compte de la structure. L'estimation doit prendre en considération des petits mouvements et calculer efficacement un champ de déplacement 3D qui convient le mieux aux déplacements de respiration. Le modèle de (Horn et Schunk, 1981) est un exemple d'estimation de ce type de mouvement. Il s'agit d'un problème d'optimisation numérique résolu par une formulation variationnelle.

Dans le cadre de l'estimation de mouvement de respiration, le problème mathématique à résoudre peut se formuler comme un problème d'optimisation linéaire dans lequel une fonctionnelle supposée linéaire est minimisée. L'avantage principal de la résolution d'un problème linéaire est la facilité de son implémentation. Des équations aux dérivées partielles représenteront analytiquement le comportement dynamique de la surface physique du torse en mouvement de respiration. La résolution numérique de ces équations sera rapide avec un algorithme qui peut être implémenté sur un GPU. Avec cette méthode, nous pouvons

calculer numériquement le comportement de la surface du torse et même des surfaces plus complexes à condition qu'elles soient continues et décrites par des équations aux dérivées partielles linéaires.

A.6.3 Formulation

Considérons un ensemble d'images couleur et images de profondeur obtenus avec une caméra RGB-D

$I_{RGB}: \mathbb{R}^2 \rightarrow \mathbb{R}$ et $I_Z: \mathbb{R}^2 \rightarrow \mathbb{R}$. Soit les éléments suivants :

- La surface à l'instant t : $S^t \subset \mathbb{R}^3$
- La projection $\Pi : \mathbb{R}^3 \rightarrow \mathbb{R}^2$ de l'espace 3D vers l'espace 2D (voir l'équation A.3)
- Un point $\mathbf{P}$ (dans l'espace 3D) : $(X, Y, Z)^T \in \mathbb{R}^3$
- Le point p (dans l'espace 2D) qui est la projection du point $\mathbf{P}$ dans l'image
- Le déplacement 3D entre t et $t+1$: $V^t : S^t \rightarrow \mathbb{R}^3$ avec $V^t(P) = \frac{dP}{dt} \forall P \in S^t$
- Mouvement 3D (autre présentation) : $\vec{V} = (u, v, \omega)^T = \left(\frac{\delta x}{\delta t}, \frac{\delta y}{\delta t}, \frac{\delta z}{\delta t} \right)^T$
- Le déplacement 2D ou flot optique v^t (projection de V^t sur l'image I^t) $v^t = J_\Pi(p)V^t$.

- Mouvement 2D (autre présentation) : $\vec{v} = (u, v)^T = \left(\frac{\delta x}{\delta t}, \frac{\delta y}{\delta t} \right)^T$
- La matrice jacobienne 2x3 : $J_\Pi(p) = \frac{\partial p}{\partial P}$
- Visibilité à l'instant t de la surface S^t dans le domaine de l'image $\Omega : \Omega^t = \Pi S^t$
- Un ensemble d'image couleur : $I_{RGB} = \{I^f | f \in [1..N]\}$ f désigne la trame ('frame').
- Un ensemble d'image de profondeur : $Z = \{Z^f | f \in [1..N]\}$

- La relation bijective $\vec{V} (\in \mathbb{R}^3) = (u, v, \omega)^T \rightarrow \mathbf{M} = \Gamma(\vec{V}) = \begin{pmatrix} \frac{Z}{f_x} & 0 & \frac{X}{Z} \\ 0 & \frac{Z}{f_y} & \frac{Y}{Z} \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} u \\ v \\ w \end{pmatrix}$

L'estimation de mouvement 3D peut se formuler sous forme d'un problème d'optimisation numérique où une énergie est minimisée. Ce problème d'optimisation peut être résolu par

une formulation variationnelle du flot de scène. L'énergie est formée par un terme d'attache aux données renforçant les contraintes photométriques et géométriques et un terme de lissage favorisant un champ de déplacement régulier.

$$\min_{\mathbf{V}} \{E_D(\mathbf{V}) + E_R(\mathbf{V})\} \quad (\text{A.4})$$

A.6.3.1 Contraintes liées au terme des données

E_D est le terme de données. Il a deux types de données (couleur et profondeur). Considérons des images d'intensités I^0 et I^1 et des images de profondeur Z^0 et Z^1 pris à des instants t et $t+I$ respectivement. Les images d'intensités ont la même intensité lumineuse. Ceci peut être exprimé par la correspondance des intensités $I_0(x, y) = I_1(x + u, y + v)$. Ce qui mène à l'équation A.5.

$$q_I(\mathbf{V}, x, y) = I_0(x, y) - I_1(x + u, y + v) = 0 \quad (\text{A.5})$$

Contrairement à la luminosité, la profondeur varie dans le temps. Le changement de la profondeur entre t et $t+I$ est $\omega = \frac{dZ}{dt}$.

Ceci peut être exprimé par $\omega = Z_1(x + u, y + v) - Z_0(x, y)$. Ce qui mène à l'équation A.6.

$$q_Z(\mathbf{V}, x, y) = \omega - Z_1(x + u, y + v) + Z_0(x, y) = 0 \quad (\text{A.6})$$

Le terme de données $E_D(\mathbf{V})$ à minimiser est obtenu à partir des équations (A.5) et (A.6). Il prend en considération les deux contraintes de luminance et de cohérence géométrique de la scène :

$$E_D(\mathbf{V}) = \int_{\Omega} |q_I(\mathbf{V}, x, y)| + \mu(x, y) |q_Z(\mathbf{V}, x, y)| dx dy \quad (\text{A.7})$$

$\mu(x, y)$ est un poids qui souligne l'importance du terme des données géométriques. Il s'agit donc d'un terme de pondération qui assure la cohérence géométrique par rapport à la constance de la luminance afin d'avoir un résultat qui rende compte de l'importance relative du terme géométrique. Aussi et contrairement à des nombreuses approches de la littérature qui utilisent la norme L_2 ou une approximation différentiable d'une norme non différentiable,

la norme utilisée dans l'équation A.7 est la norme L_1 . La norme L_1 est plus robuste que la norme L_2 pour l'élimination des points aberrants (Wedel et al., 2009).

Le terme de données E_D est non linéaire et non convexe. Ainsi, la fonctionnelle d'énergie peut présenter plusieurs minimums locaux et ne pas converger vers un seul minimum. La solution à ce problème consiste à utiliser une approche multirésolution (*'coarse-to-fine'*) basée sur l'utilisation d'une pyramide d'images. Les calculs sont effectués à chaque niveau de la pyramide pour avoir le minimum global. Ces calculs sont, ensuite, injectés dans le niveau inférieur. La solution est calculée et échantillonnée du niveau le plus grossier au niveau le plus fin et en utilisant une version linéarisée des équations A.5 et A.6 (développement en série de Taylor). Le minimum global est obtenu à chaque niveau de pyramide.

$$\varrho_I(\mathbf{V}) \approx I_0(x, y) - I_1(x + u^*, y + v^*) + \nabla I_1(x + u^*, y + v^*) \cdot (u, v)^T \quad (\text{A.8})$$

$$\varrho_Z(\mathbf{V}) \approx \omega - Z_0(x, y) - Z_1(x + u^*, y + v^*) + \nabla Z_1(x + u^*, y + v^*) \cdot (u, v)^T \quad (\text{A.9})$$

Les paramètres u^*, v^* sont les solutions calculées dans le niveau précédent. Les équations (A.8) et (A.9) sont respectivement connues sous les noms d'**OFCE** (**'Optical Flow Constraint Equation'**) et **RFCE** (**'Range Flow Constraint Equation'**). L'algorithme de minimisation choisi est l'algorithme primal-dual pour minimiser la norme L_1 sans faire des approximations.

Le terme des données n'est pas suffisant pour calculer une solution unique. Un terme de régularisation $E_R(\mathbf{V})$ doit être ajouté. Ce terme lisse le flux et ajoute des contraintes à l'espace des solutions.

A.6.3.2 Contraintes liées au terme de régularisation

Les contraintes liées au terme des données ne fournissent pas assez de contraintes pour estimer les déplacements 3D. Ces contraintes résolvent uniquement 2 degrés de liberté sur 3. Un terme de régularisation E_R est ajouté pour surmonter ce problème et aussi pour lisser les flots optique et de profondeur. (Vedula et al., 2005) proposent deux façons de régularisation :

(1) dans le plan de l'image et (2) sur la surface 3D. La première méthode estime plusieurs flots optiques pour avoir des contraintes plus complètes sur le flot de scène tandis que la deuxième méthode effectue la régularisation directement sur la surface 3D.

Le régularisateur utilisé par (Jaimez et al., 2015) est un régularisateur basé sur la variation totale de la surface. La variation totale est un concept très utilisé depuis son introduction la première fois par 1992 par (Rudin et al., 1992). La définition mathématique de la variation totale discrète dans une image $f \in \mathbb{R}^N$ ($N = n \times n$ pixels) est donnée par l'équation A.10.

$$\|f\|_{TV} = \|\nabla f\|_1 \quad (\text{A.10})$$

$\|\cdot\|_1$ est la norme L_1 définie par l'équation A.11. Pour un vecteur $\mathbf{X} = (x_1, x_2) \in \mathbb{R}^N$, nous avons :

$$\|\nabla \mathbf{X}\|_1 = \sum \sqrt{x_1[i, j]^2 + x_2[i, j]^2} \quad (\text{A.11})$$

La variation totale d'une surface continue est définie par l'équation A.12.

$$TV: x \rightarrow \int_{\Omega} |\nabla f| \quad (\text{A.12})$$

Une définition globale pour la variation totale pour les fonctions de plusieurs variables réelles est donnée par l'équation A.13.

$$V(f, \Omega) = \sup \left\{ \int_{\Omega} f(x) \operatorname{div}(\phi(x)) dx : \phi \in C_c^1(\Omega, \mathbb{R}^N), \|\phi\|_{L^\infty(\Omega)} \leq 1 \right\} \quad (\text{A.13})$$

En effet, $C_c^1(\Omega, \mathbb{R}^N)$ représente l'ensemble des fonctions à valeurs vectorielles continûment différentiables à support compact contenu dans Ω , et $\|\phi\|_{L^\infty(\Omega)}$ est la norme liée à la borne supérieure essentielle.

Soit C la surface observée d'une scène, $C: (l \in \mathbb{R}) \rightarrow \mathbb{R}^2$. Cette surface devient une courbe en 2D. Soit la variation totale $f: C \rightarrow \mathbb{R}$ un composant du champ de mouvement sur la courbe C en respectant l'angle de vue de la caméra. La variation totale de f en 2D est définie par l'équation A.14.

$$TV(f) = \int_{\Omega} \left| \frac{\partial f}{\partial x} \right| dx \quad (\text{A.14})$$

La régularisation de l'équation A.14 est réalisée sur le domaine de l'image Ω . Elle ne prend pas en considération le fait que les pixels voisins dans une image peuvent correspondre à des points différents dans l'espace 3D avec différentes valeurs de f . Puisque les données géométriques sont disponibles, une régularisation plus correcte consiste à lisser uniquement les points voisins sur C à la place du segment de l'image.

$$TV_g(f) = \int_{\Omega} \left| \frac{\partial f}{\partial l} \right| dx \quad (\text{A.15})$$

L'intégration se fait toujours sur le domaine de l'image Ω . En effet, la courbe C n'est pas connu. Les informations disponibles de C sont sa projection dans le domaine de l'image Ω (couleur et profondeur). La dérivation de en respectant l et x peut être décomposée en les deux directions de l'espace 3D : X et Z .

$$\frac{\partial f}{\partial l} = \frac{\partial f}{\partial x} \frac{\partial x}{\partial l} + \frac{\partial f}{\partial z} \frac{\partial z}{\partial l} \quad (\text{A.16})$$

$$\frac{\partial f}{\partial x} = \frac{\partial f}{\partial x} \frac{\partial x}{\partial x} + \frac{\partial f}{\partial z} \frac{\partial z}{\partial x} \quad (\text{A.17})$$

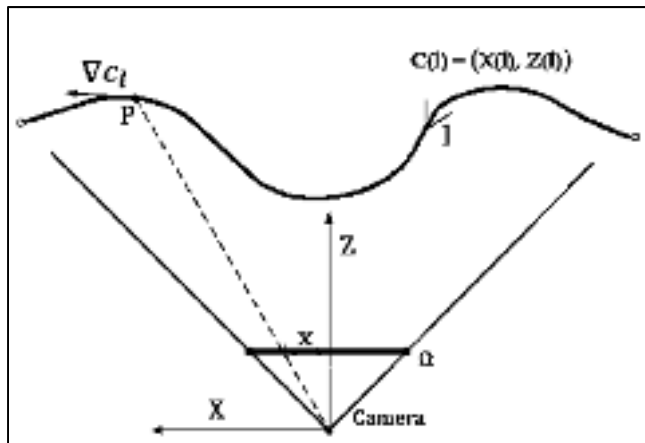


Figure A-5 Représentation à deux dimensions (vue de dessus) d'une caméra observant une scène (Jaimez et al., 2015).

Le vecteur $\left(\frac{\partial X}{\partial l}, \frac{\partial Z}{\partial l}\right)$ est le vecteur unitaire de la tangente à la courbe C. Il se calcule comme une fonction du gradient des coordonnées X et Z sur le domaine de l'image.

$$\nabla C_l = \left(\frac{\partial X}{\partial l}, \frac{\partial Z}{\partial l}\right) = \frac{1}{\sqrt{\left(\frac{\partial X}{\partial x}\right)^2 + \left(\frac{\partial Z}{\partial x}\right)^2}} \left(\frac{\partial X}{\partial x}, \frac{\partial Z}{\partial x}\right) \quad (\text{A.18})$$

L'équation A.19 est obtenue en remplaçant l'équation A.18 dans l'équation A.16. L'équation A.19 illustre une variation totale qui prend en considération la géométrie de la scène.

$$TV_g(f) = \int_{\Omega} \left| r_x \frac{\partial f}{\partial x} \right| dx = \int_{\Omega} \frac{1}{\sqrt{\left(\frac{\partial X}{\partial x}\right)^2 + \left(\frac{\partial Z}{\partial x}\right)^2}} \left| \frac{\partial f}{\partial x} \right| dx \quad (\text{A.19})$$

Cette dernière équation favorise la régularisation entre les points voisins dans l'espace 3D présentant une grande valeur r_x . La régularisation est faible pour les points distants présentant une petite valeur de r_x . Il s'agit d'un bon régulateur. En effet, les points voisins appartiennent au même objet tandis que les points distants appartiennent à des objets différents. L'équation A.20 est une généralisation de l'équation A.19 en 3D :

$$TV_g(f) = \int_{\Omega} \left| \left(r_x \frac{\partial f}{\partial x}, r_y \frac{\partial f}{\partial y} \right) \right| dx dy \quad (\text{A.20})$$

Avec $r_x = \frac{1}{\sqrt{\left(\frac{\partial X}{\partial x}\right)^2 + \left(\frac{\partial Z}{\partial x}\right)^2}}$ et $r_y = \frac{1}{\sqrt{\left(\frac{\partial Y}{\partial y}\right)^2 + \left(\frac{\partial Z}{\partial y}\right)^2}}$. La forme finale de la régularisation est

présentée par l'équation A.21 :

$$E_R(\mathbf{V}) = \lambda_I \int_{\Omega} \left| \left(r_x \frac{\partial u}{\partial x}, r_y \frac{\partial u}{\partial y} \right) \right| + \left| \left(r_x \frac{\partial v}{\partial x}, r_y \frac{\partial v}{\partial y} \right) \right| dx dy + \lambda_D \int_{\Omega} \left| \left(r_x \frac{\partial w}{\partial x}, r_y \frac{\partial w}{\partial y} \right) \right| dx dy \quad (\text{A.21})$$

λ_I et λ_D sont deux poids constants.

A.6.3.3 Formulation d'un problème d'optimisation linéaire convexe

La formulation de l'énergie à minimiser est basée sur un terme de données linéarisée. Nous rappelons que l'avantage principal de la résolution d'un problème linéaire est la facilité de son implémentation avec des approches variationnelles. Le régulateur utilisé A.21 est convexe. Ainsi, la résolution du problème d'optimisation est ramenée à des solveurs convexes. L'énergie à minimiser n'est pas lisse. (Jaimez et al., 2015) ont utilisé un solveur du premier ordre pour ce type de minimisation. L'équation A.4 peut s'écrire sous cette forme en considérant les équations A.7, A.13 et A.21 :

$$\min_V \left(\sup_{\substack{p_u \in \kappa \\ p_v \in \kappa \\ p_w \in \kappa \\ \xi_Z \in \wp}} \lambda_I \int_{\Omega} \left\langle p_u(x, y), \left(r_x \frac{\partial u}{\partial x}, r_y \frac{\partial u}{\partial y} \right)^T \right\rangle dx dy + \right. \\ \left. \lambda_I \int_{\Omega} \left\langle p_v(x, y), \left(r_x \frac{\partial v}{\partial x}, r_y \frac{\partial v}{\partial y} \right)^T \right\rangle dx dy + \lambda_D \int_{\Omega} \left\langle p_w(x, y), \left(r_x \frac{\partial w}{\partial x}, r_y \frac{\partial w}{\partial y} \right)^T \right\rangle dx dy + \right. \\ \left. \int_{\Omega} |\varrho_I(\mathbf{V}, x, y)| + \xi_Z \mu(x, y) |\varrho_Z(\mathbf{V}, x, y)| dx dy \right) \quad (\text{A.22})$$

p_u , p_v et p_w sont les variables duales qui correspondent aux régularisateurs et ξ_Z est une variable duale qui correspond au terme de données. Ces variables sont restreints par les ensembles κ et $\wp$.

$$\kappa = \{p: \Omega \rightarrow \mathbb{R}^2 \mid \|p(x, y)\|_2 \leq 1\} \quad (\text{A.23})$$

$$\wp = \{\xi: \Omega \rightarrow \mathbb{R} \mid |\xi(x, y)| \leq 1\} \quad (\text{A.24})$$

L'expression (A.22) est convexe si nous considérons les variables primales, et est concave si nous considérons les variables duales. Ce qui permet de calculer un optimum global avec l'algorithme primal-dual. Le solveur itératif est très adéquat pour le développement en temps réel du flot de scène. En effet, les mises à jour à l'échelle du pixel près des variables primales et duales peuvent être faites sur un GPU en parallèle.

Pour résumer, les termes de profondeur et de régularisation sont dualisés tandis que le terme de couleur est minimisé. :

- Terme de profondeur ('Range flow') $|q_Z(\mathbf{V}, x, y)|$: dualisation
- Terme de couleur ('Optical flow') $|q_I(\mathbf{V}, x, y)|$: minimisation
- Terme de régularisation : dualisation

Ce qui représente un équilibre entre convergence et complexité. L'ajout d'une variable duale au terme de données correspondant au flot optique $|q_I(\mathbf{V}, x, y)|$ ralentira la convergence et ainsi affaiblira les performances temporelles de l'algorithme. D'autre part, la formulation du problème primal-dual sans associer une variable duale au terme de données augmentera la gourmandise en temps de calcul (Jaimez et al., 2015).

A.6.3.4 Détails de l'implémentation

Nous décrivons dans ce paragraphe la méthode de calcul des gradients de l'image. Nous déterminerons aussi le filtre appliqué aux sorties de chaque niveau de la pyramide, les paramètres et les fonctions de pondération.

Calcul des gradients

Pour calculer les gradients des images, une formule de pondération vers l'avant et l'arrière ('forward-backward') est utilisée dans l'approche de (Jaimez et al., 2015). Les fonctions de pondération détectent la géométrie dans les deux sens (en avant et en arrière).

$$\frac{\partial I}{\partial x} \approx \frac{r_x^+ \frac{\partial^+ I}{\partial x} + r_x^- \frac{\partial^- I}{\partial x}}{r_x^+ + r_x^-} \quad (\text{A.25})$$

$$\frac{\partial Z}{\partial x} \approx \frac{r_x^+ \frac{\partial^+ Z}{\partial x} + r_x^- \frac{\partial^- Z}{\partial x}}{r_x^+ + r_x^-} \quad (\text{A.26})$$

Le calcul de $\frac{\partial I}{\partial y}$ et $\frac{\partial Z}{\partial y}$ se fait de la même manière. Le signe (+) est utilisé pour les approximations à droite le signe (-) est utilisé pour les approximations à gauche. Les gabarits $[0 \ -1 \ 1]$ et $[-1 \ 1 \ 0]$ sont utilisés respectivement pour les dérivations à droite et à gauche ∂^+ et ∂^- . Ces expressions sous-pondèrent des dérivés qui contiennent des frontières ou des discontinuités (lorsque r_x et r_y sont très faible). Le but est de calculer correctement le gradient de la surface réelle et de ne pas avoir des très grandes valeurs au niveau des bords d'un objet.

Choix du filtre

La sélection d'une stratégie de filtrage appropriée est importante. En effet, la solution d'un problème variationnel peut contenir des valeurs aberrantes. Ces valeurs passent d'un niveau à un autre dans la pyramide. Ils sont particulièrement préjudiciables dans les niveaux intermédiaires. La valeur finale sera significativement modifiée. Le choix du bon filtre permettra de rejeter les valeurs aberrantes à la sortie de chaque niveau de la pyramide avant de les propager au niveau suivant. Traditionnellement, le filtre médian est utilisé dans cette situation pour rejeter les valeurs aberrantes. Toutefois, ce filtre présente un inconvénient majeur. En effet, il combine les mouvements des différents objets quand il est appliqué à leurs frontières. Comme alternative, (Jaimez et al., 2015) utilisent un filtre médian 3 x 3 pondéré. Les pixels sont pondérés dans des histogrammes locaux, accumulés pour obtenir la valeur médiane. La fonction de pondération est définie par l'équation (A.27).

$$h_{median} = \frac{1}{1 + k_d(\Delta Z)^2 + k_{dt}\frac{\partial Z^2}{\partial t}} \quad (A.27)$$

La variable ΔZ est la différence de profondeur entre les pixels, $\frac{\partial Z}{\partial t}$ est la dérivée temporelle de la profondeur. Cette fonction distingue les flots des différents objets, et pénalise les pixels présentant une haute dérivée temporelle, susceptibles de contenir des valeurs aberrantes.

Choix des fonctions de pondérations et des autres paramètres

Nous donnons une idée sur les fonctions de pondération et les paramètres d'implémentation dans la formulation variationnelle utilisée. Nous traitons les paramètres suivants : $\mu(x, y)$, λ_I , λ_D , k_d , k_{dt} , μ_0 et k_μ .

$$\mu(x, y) = \frac{\mu_0}{1 + k_\mu \left(\frac{\partial Z^2}{\partial x} + \frac{\partial Z^2}{\partial y} + \frac{\partial Z^2}{\partial t} \right)} \quad (\text{A.28})$$

La fonction $\mu(x, y)$, utilisée pour pondérer le terme de profondeur, est choisie de façon de renforcer la cohérence géométrique dans les zones présentant des gradients de profondeurs faibles. À ces endroits, la profondeur est continue (gradient faible) et la pondération n'est nécessaire. L'expression A.28 affaiblit la pondération pour les gradients faibles. En outre, (Jaimez et al., 2015) ont choisi les paramètres de calcul de flot de scène empiriquement. Ils ont utilisé ces valeurs : $\lambda_I = 0.04$, $\lambda_D = 0.35$, $k_d = 5$, $k_{dt} = 10$, $\mu_0 = 75$, $k_\mu = 1000$. Nous avons utilisé les mêmes paramètres dans notre implémentation.

APPENDICE B

GUIDE UTILISATEUR

Cet appendice présente un guide pour les utilisateurs permettant d'appliquer les différentes techniques dans cette thèse et de décrire leur utilisation avec des logiciels et les librairies tierces. Ce guide fournit également une liste de paramètres appliqués dans les différentes méthodes. Nous concluons par une petite discussion de l'impact de ces paramètres sur les performances de la méthode.

B.1 Acquisition des données

Une architecture client/serveur a été utilisée comme décrit dans la Figure B-2. Chaque caméra est liée à un ordinateur comportant un client. L'une des deux machines se comporte comme un serveur (Figure B-3) auquel les deux clients sont connectés. Les clients sont deux interfaces ayant chacune un champ pour entrer l'adresse IP de l'ordinateur serveur (Figure B-4). Le serveur permet d'indiquer l'état de synchronisation des deux ordinateurs, ainsi l'alignement des deux caméras (Figure B-3). Voici les étapes de calibration et d'enregistrement des données :

- placer les deux Kinect au bout du lit du patient à une hauteur de 1 mètre du matelas
- poser le marqueur sur le lit comme (Figure B-1)
- démarrer le serveur sur un des deux ordinateurs (Figure B-3)
- démarrer le client sur chacun des deux ordinateurs (Figure B-4)
- récupérer l'adresse IP du serveur
- connecter les deux clients au serveur en utilisant l'adresse IP récupérée (Figure B-4)
- cliquer sur le bouton calibrer. Deux champs textes seront affichées dans l'interface du serveur indiquant l'état de la calibration
- cliquer sur le bouton enregistrer. Quand l'enregistrement est fini, les données sont transférées sur l'ordinateur serveur.



Figure B-1 Montage expérimental pour l'acquisition des données. Utilisation de deux caméras dans (b) et (c) et d'une seule caméra dans (a).

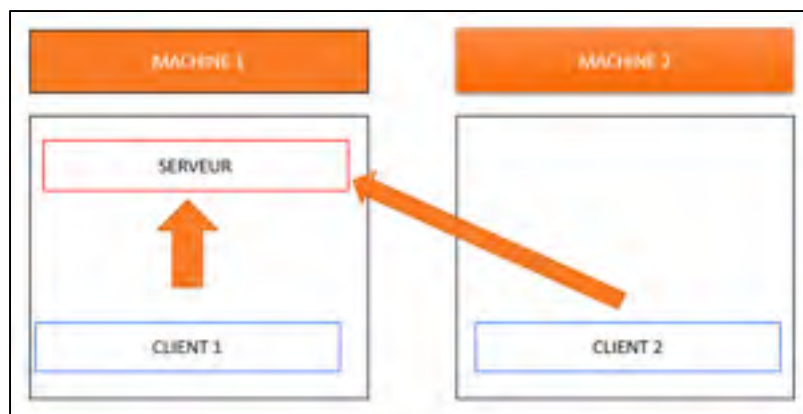


Figure B-2 Architecture de la configuration client/serveur utilisée.



Figure B-3 Serveur



Figure B-4 Client

B.2 Traitement des données

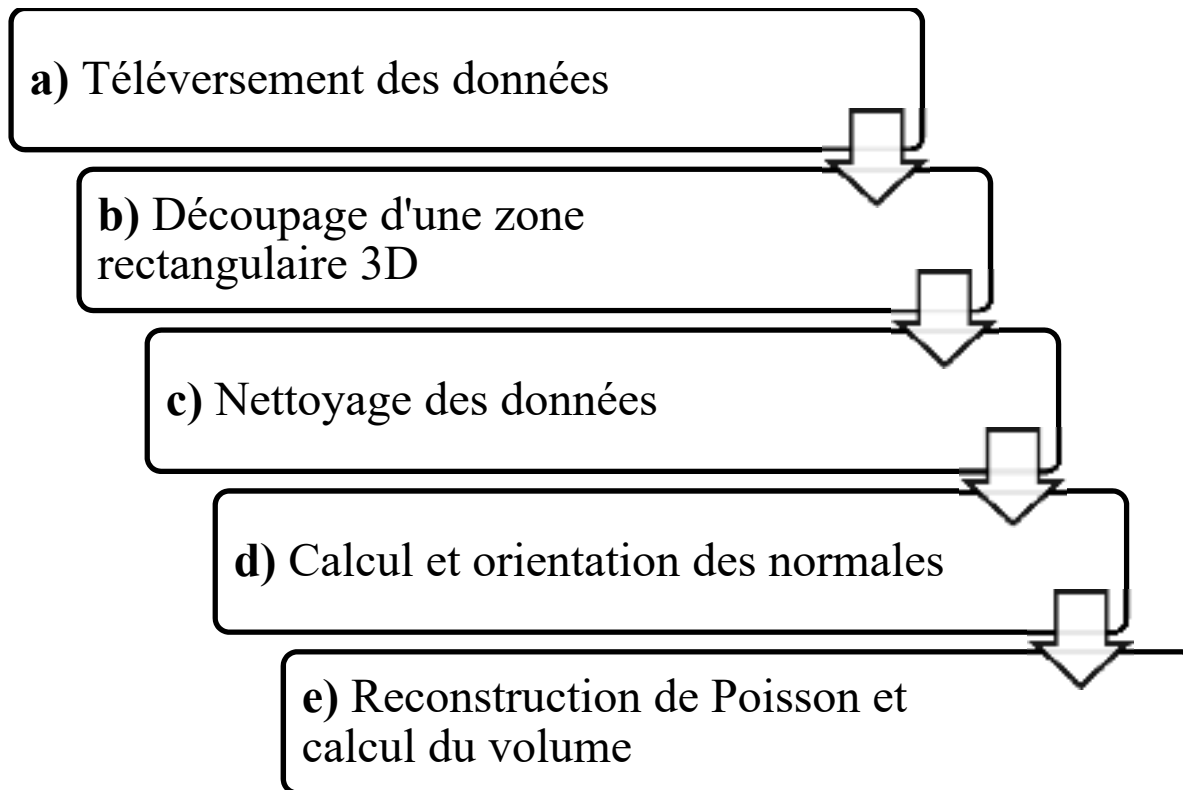


Figure B-5 Étapes de calcul du volume

B.2.1 Téléversement des données

La première étape consiste à téléverser les données à partir de votre station de travail dans l'espace de visualisation 3D de CloudCompare. Pour ce faire, il suffit d'effectuer de glisser et déposer ("drag and drop"). La deuxième méthode consiste à aller à "FILE → OPEN". Un imprime-écran est donné dans la Figure B-10.

B.2.2 Découpage d'une zone rectangulaire 3D

La deuxième étape consiste à sélectionner tous les nuages de points dans la zone arbre de navigation à gauche. Il est possible de sélectionner une ou plusieurs entités en cliquant sur leurs noms dans l'arbre ou en les sélectionnant directement dans la zone de vue 3D.

CloudCompare offre la possibilité de faire un découpage d'un groupe de nuages de points en même temps en cliquant sur l'outil "SEGMENT → RECTANGULAR SELECTION → SEGMENT IN → CONFIRM SEGMENTATION". Des imprime-écrans sont donnés dans les Figures B-11 et B-12. Dans le cas où l'utilisateur choisit de ne pas découper les nuages de points en même temps, il est important de sauvegarder les paramètres de sélection dans la zone "PROPERTIES".

B.2.3 Nettoyage des données

CloudCompare comporte l'outil 'Filtre S.O.R' (« Statistical Outlier Removal ») qui permet de filtrer un nuage de point à partir de son comportement statistique local. L'implémentation de ce filtre provient de la bibliothèque PCL ("Point Cloud Library"). Ce filtre calcule d'abord la distance moyenne de chaque point par rapport à ses voisins (en considérant k voisins les plus proches pour chaque - k est le premier paramètre). Ensuite, il rejette les points plus éloignés de la distance moyenne plus un nombre de fois l'écart type (deuxième paramètre). Pour utiliser cet outil, il faut cliquer sur "TOOLS → CLEAN → SOR FILTER". Les paramètres d'entrée sont : (1) un ou plusieurs nuages de points, (2) le nombre de voisins qui sera utilisé pour calculer la « distance aux voisins » pour chaque point et (3) le multiplicateur d'écart-type numérique (nSigma). Les paramètres utilisés sont des paramètres empiriques choisis après plusieurs expérimentations (Figure B-6).

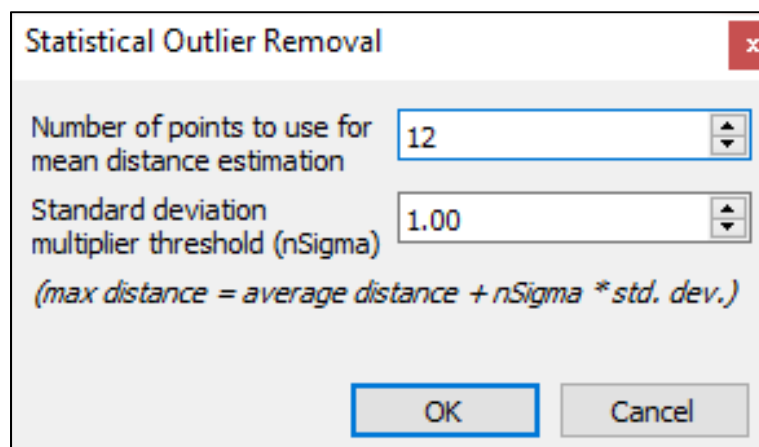


Figure B-6 Paramètres utilisés pour le filtre SOR

B.2.4 Ajout d'un plan

L'utilisateur peut choisir d'ajouter un plan automatiquement ou de le créer manuellement pour un ou plusieurs nuages de points simultanément. Pour ajouter un plan dans CloudCompare, l'utilisateur peut choisir l'une de ces trois options : (1) "TOOLS → FIT → PLANE", (2) "EDIT → PLANE → FIT" et (3) "EDIT → PLANE → CREATE". Un exemple est illustré dans la figure B-14.

B.2.5 Calcul et orientation des normales

CloudCompare offre la possibilité de calculer les normales et de les orienter lorsqu'elles ne sont pas fournies par l'outil d'acquisition. Pour ce faire, il faut choisir "EDIT → NORMALS → COMPUTE". Pour orienter les normales, l'utilisateur peut procéder de la manière suivante : "EDIT → NORMALS → ORIENT NORMALS". Les paramètres choisis pour le calcul et orientation des normales sont les suivants (Figure B-7) :

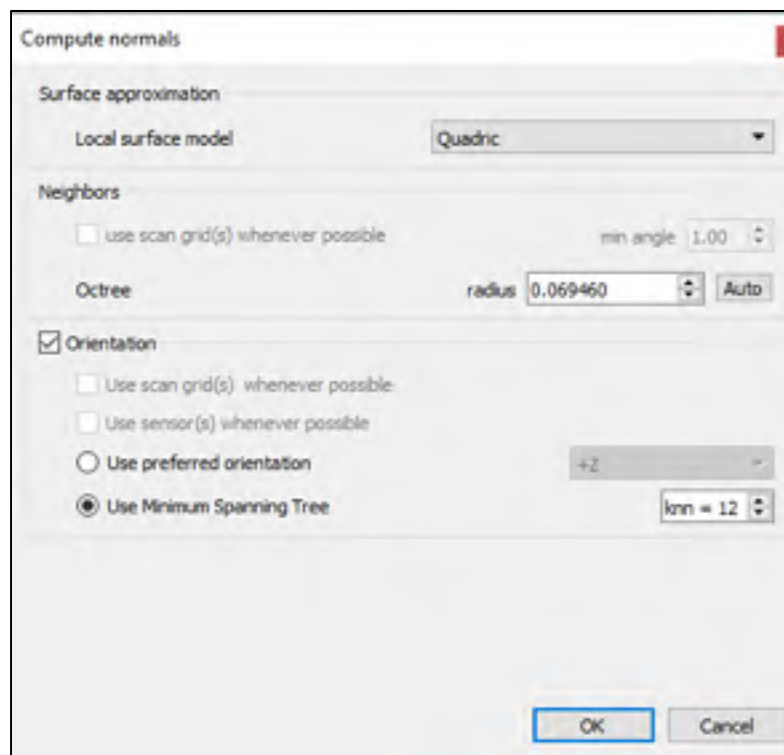


Figure B-7 Calcul des normales

B.2.6 Reconstruction de Poisson et calcul du volume

CloudCompare propose une implémentation de la méthode de Kazhdan connue sous le nom reconstruction de Poisson. Le code original proposé par l'auteur est disponible sous le lien suivant : <http://www.cs.jhu.edu/~misha/Code/PoissonRecon>. CloudCompare utilise cette implémentation via l'ajout du plugin *qPoissonRecon*. Les Figure B-8 illustre le paramètre « *Octree_Depth* » utilisé pour la reconstruction que nous avons choisi égale à 8 après plusieurs essais :

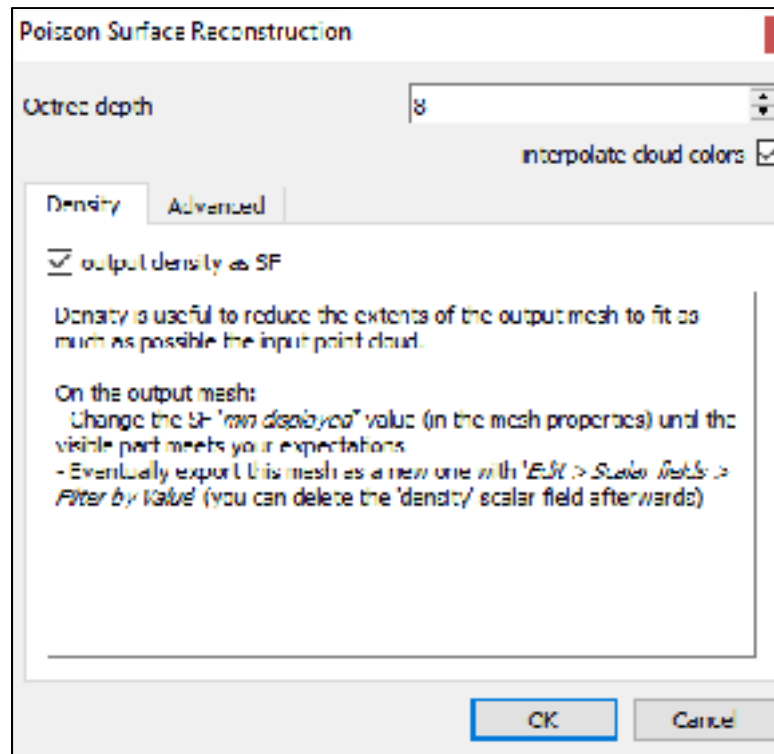


Figure B-8 Le plugin *qPoissonRecon*

B.3 Discussion

Du point de vue clinique, nous avons discuté à la fin du chapitre 3 l'importance de l'utilisation des données simulées dans le milieu clinique. Les mannequins facilitent la validation des premiers résultats des méthodes innovantes d'aide à la décision clinique. Cependant, l'étude du système sur un grand nombre de patients est cruciale pour la validation des résultats obtenus et le déploiement du système. Nous avons discuté également les

conditions d'utilisation du système 3D proposé. En effet, le système ne vise pas à adresser tous les cas possibles. Il fonctionne, cependant, sous certaines conditions sous lesquelles les performances rapportées dans ce travail ont été atteintes. Les expériences ont été menées sur des patients avec des torses nus et dormant sur le dos. Les enregistrements ont été réalisés en mode intermittent, sans interférer avec les procédures quotidiennes. Nous n'avons pas étudié les cas où le patient est habillé ou lorsqu'il est couvert avec un drap. Habituellement, les médecins ont besoin de prendre les mesures à des courtes durées. Ceci aidera à respecter les conditions de fonctionnement mentionnés. Ces conditions ont été décrites plus en détail à la fin du chapitre 3.

D'autre part, les médecins ont estimé un taux d'erreur acceptable de 10% de la vraie mesure. Nous remarquons que dans le chapitre 2, toutes les erreurs relatives du volume étaient moins de 10% sauf pour les trois dernières expériences, dans le Tableau 2-7. Il s'agit des petits volumes suivant de 30mL, 20mL et 10 mL, avec des erreurs respectives de 16,26%, 18,93% et 46,54%. Nous avons expliqué ce manque d'exactitude par la limitation de la caméra RGB-D pour ces volumes nécessitant une grande précision de calcul de profondeur pour des très petites variations de la surface. Nous discutons dans ce qui suit certaines étapes méthodologiques qui peuvent être à l'origine ce manque d'exactitude. Nous remarquons que les résultats étaient dans la marge tolérable pour des volumes de l'ordre de 40 mL et plus, pour le mannequin (Tableau 2-7) et aussi pour des vrais patients (Tableau 2-10). Dans le futur, il sera important de tester la méthode sur un grand nombre de patients présentant différents profils respiratoires. Ceci permettra une meilleure validation clinique et permettra d'effectuer des améliorations du système pour son déploiement dans les chambres de l'hôpital.

Le premier niveau de subdivision d'un octree est le niveau 0. Il s'agit d'un grand cube qui englobe complètement le nuage de points. Au niveau 1, ce grand cube est subdivisé en 8 sous-cubes de même taille (Figures B-18.a et B-22.a). Au niveau 2, chacun de ces sous-cube est encore subdivisé en 8 sous-cubes. Au niveau $N+1$, l'arbre est construit en subdivisant

chacun des sous-cubes du niveau N en 8 sous-cubes de même taille. CloudCompare est basé sur ce principe de division récursive de l'octree.

Plus grand est le paramètre « *Octree_Depth* », meilleure sera la qualité de la reconstruction mais plus l'algorithme de Poisson sera gourmand en temps et en ressources. En effet, le nombre de cubes de l'ordre de 8^N (2^{3N}) au niveau N . Au niveau 7 de l'octree, le nombre de cubes peut arriver à $2^{3 \times 7}$ si la scène ne présente aucune région vide, soit 2 097 152 cubes. En pratique, un grand nombre de cubes n'est pas conservé en mémoire vu que beaucoup de zones sont vides. En conséquence, la structure est généralement beaucoup plus compacte. Au niveau 10, le nombre de cubes peut arriver à un milliard si la scène ne présente aucune région vide (ce qui est rare). CloudCompare utilise un codage spécial de l'octree pour réduire la complexité des calculs. En effet, la taille de l'octree ne dépasse pas le nombre de points dans le nuage. Le niveau N maximale de l'octree est égal à 10. La position de chaque point est alors codée sur 30 bits (3×10), soit approximativement 4 octets (32 bits), ce qui ne nécessite pas beaucoup de RAM.

Comme illustré sur les Figures B-19 et B-20, les cubes deviennent de plus en plus petits avec un nombre de subdivision N croissant. Par exemple, soit d_0 est la taille d'une arête du cube initial (niveau 0). Au niveau 1, la taille de l'arête sera égale à $d_0/2$. Au niveau N , la taille de l'arête sera égale à $d_0/2^N$. Par exemple, les cellules de l'octree au niveau 7 d'un octree sont 128 fois plus petites que la cellule initiale, au niveau 0, contenant tout le nuage de points.

Finalement, un grand nombre d'octree permet une meilleure précision vue que la structure formée par toutes les sous-cubes sera très proche du nuage de point initial.

Pour résumer, la méthode de Poisson permet d'effectuer une reconstruction 3D à partir d'un nuage de point. L'algorithme produit une surface lisse à partir de l'estimation des normales locales V_i en chaque point i . Ensuite le gradient est calculé afin de calculer une fonction indicatrice permettant d'identifier les points de la surface. La dernière étape consiste à extraire la surface. Les paramètres à ajuster le mieux pour avoir une meilleure reconstruction sont : (1) la profondeur de l'octree « *Octree_Depth* » et (2) le nombre d'échantillons par nœud « *Samplers per node* ». La qualité de la reconstruction dépend directement de ces deux

paramètres. Le paramètre « *Samples per node* » définit le nombre minimum de points que doit contenir un nœud de l'octree. Ce paramètre doit être ajusté en fonction du bruit de la mesure (1.0 à 5.0 dans le cas d'un nuage faiblement bruité, 15.0 à 20.0 pour un nuage fortement bruité). Ces valeurs ont été recommandés dans les travaux de Poux et al. (Poux et al., 2013). CloudCompare offre des paramètres par défaut pour ce paramètre (*Samples per node*=1.5). Les deux paramètres « *Octree_Depth* » et « *Samples per node* » ont une grande influence sur la qualité finale de la reconstruction. Il est recommandé de garder la valeur de « *Samples per node* » à 1.5. Nous modifions uniquement la valeur de « *Octree_Depth* ». L'utilisateur peut modifier cette valeur dans la fenêtre de reconstruction. Plus grand est le paramètre « *Octree_Depth* », meilleure sera la qualité de la reconstruction. Cependant, l'algorithme coûtera plus cher en temps de traitement. Dans ces situations, il s'agit généralement pour l'utilisateur de trouver un niveau qui aboutisse au meilleur compromis entre temps de calcul et qualité de reconstruction. Les configurations recommandées pour ce paramètre sont des valeurs comprises entre 6 et 12. Si l'ordinateur de l'utilisateur n'est pas puissant, il ne faut jamais dépasser la valeur 11, sinon le temps de calcul sera très long (de l'ordre de plusieurs heures pour une seule reconstruction). Ce dernier paramètre « *Octree_Depth* » a la plus d'influence sur la qualité du maillage. Il est aussi recommandé dans le manuel d'utilisation de CloudCompare (Girardeau-Montaut et al., 2015) de garder tous les autres paramètres par défaut (« *Samples per node* » =1.5, « *point weight* » =4, « *boundary* » = *Neuman*). Ces valeurs assurent une bonne reconstruction avec un temps de calcul de l'ordre de quelques secondes à plusieurs minutes. Ce temps dépend des caractéristiques de l'ordinateur utilisé. Un ordinateur de faibles spécifications n'est pas recommandé pour effectuer les reconstructions. L'ordinateur que nous avons utilisé présente les caractéristiques suivantes : Intel® Core™ i7 de 4eme génération, processeur 64 bits, 16 Gb de RAM, carte graphique NVIDIA GeoForce GTX960M, Windows 10. Le temps de calcul est de l'ordre d'une vingtaine de secondes (pour un « *Octree_Depth* » = 8). Nous avons démontré qu'avec les paramètres utilisés dans notre travail, il est possible de détecter les variations de la surface due au mouvement de respiration. Cette subdivision était de l'ordre $2^{-8}=0.00390625$ (taille du cube initiale =1 m³). Le temps de reconstruction était de l'ordre de 25 secondes avec les spécifications de l'ordinateur utilisé mentionnées ci-dessus.

Dans le chapitre 2, nous avons analysé le manque d'exactitude et précision pour les petits volumes, et nous avons démontré que c'est principalement dû à la limite du capteur, qui sera atteinte dans cette zone. Également, un petit biais semble être présent, dans le chapitre 3, entre les mesures du respirateur et celles de notre système. Nous ferons l'hypothèse que le nombre de subdivision peut avoir un impact sur la précision de la méthode. Un des perspectives de ce travail sera de déterminer la relation entre le nombre de subdivisions de l'octree et la précision de calcul des paramètres respiratoires. Ce travail nécessitera un superordinateur (supercalculateur) afin de minimiser le temps de traitement. Il sera intéressant de déterminer la différence de l'erreur de calcul de paramètres respiratoires en fonction de la profondeur de subdivision. Ceci permettra de déterminer l'impact du nombre de subdivision de l'octree sur le calcul exact des paramètres de respiration.

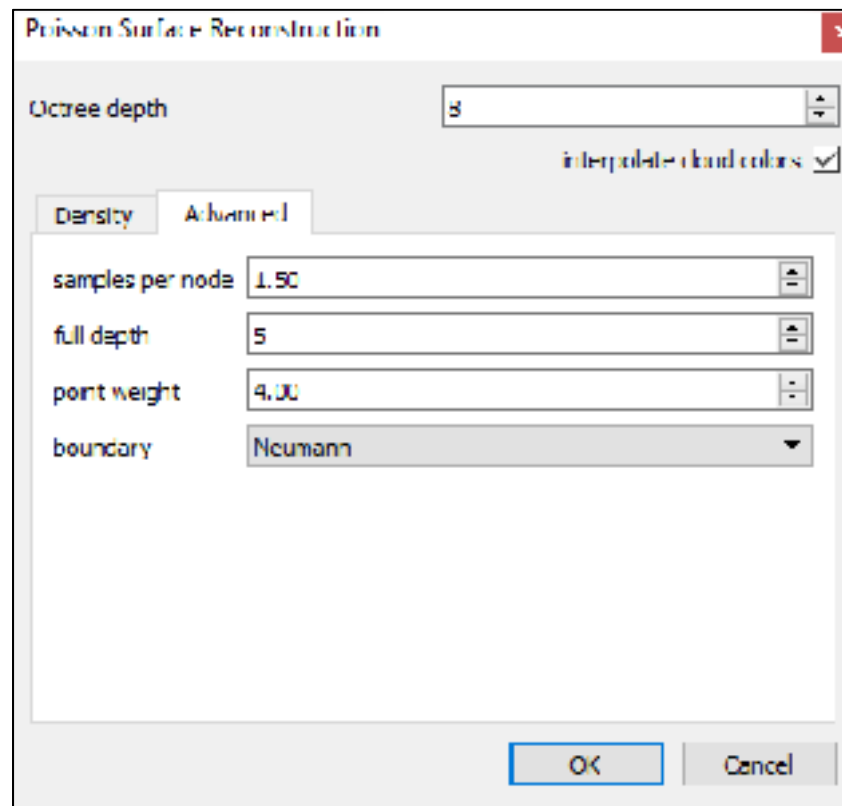


Figure B-9 Configuration des paramètres avancées du plugin *qPoissonRecon*

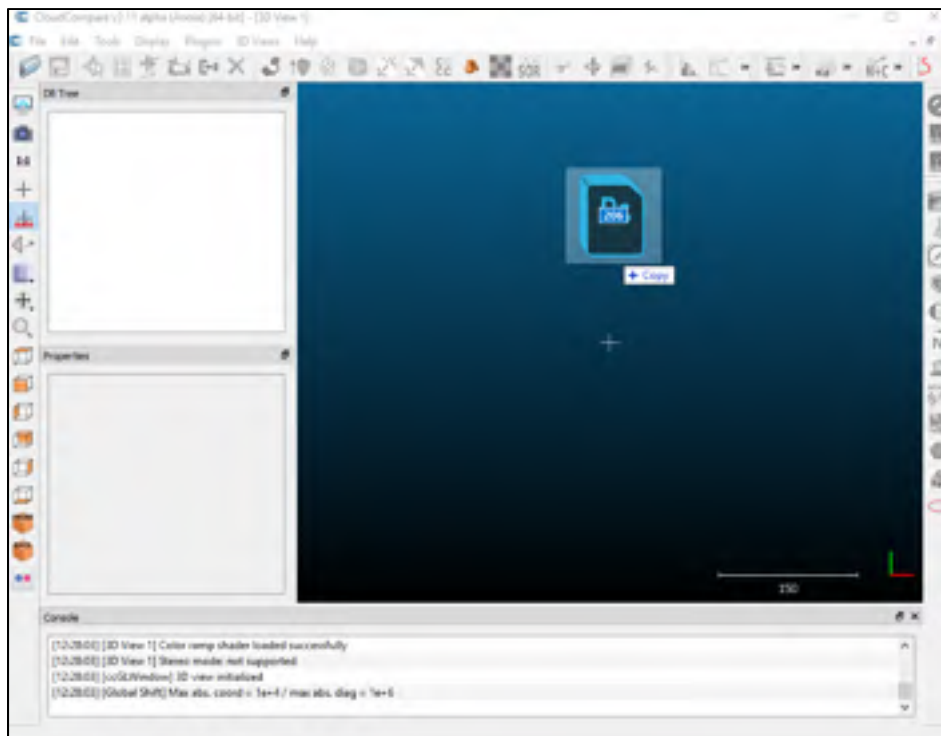


Figure B-10 Téléversement des données sur CloudCompare

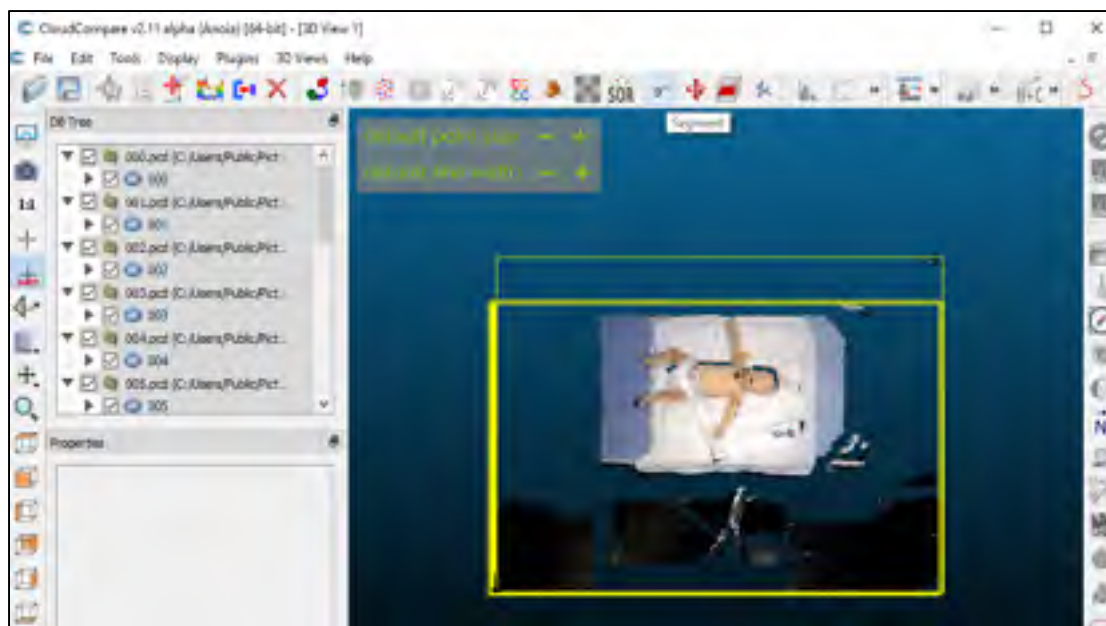


Figure B-11 Sélection des données sur CloudCompare

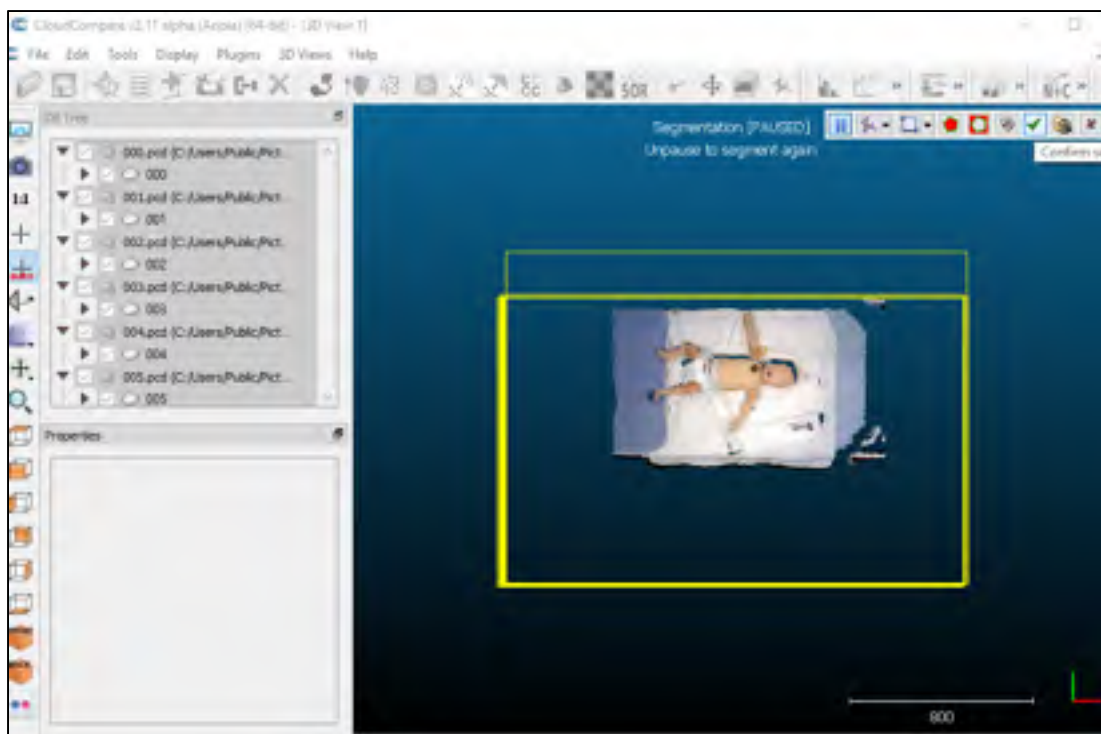


Figure B-12 Extraction d'une zone rectangulaire

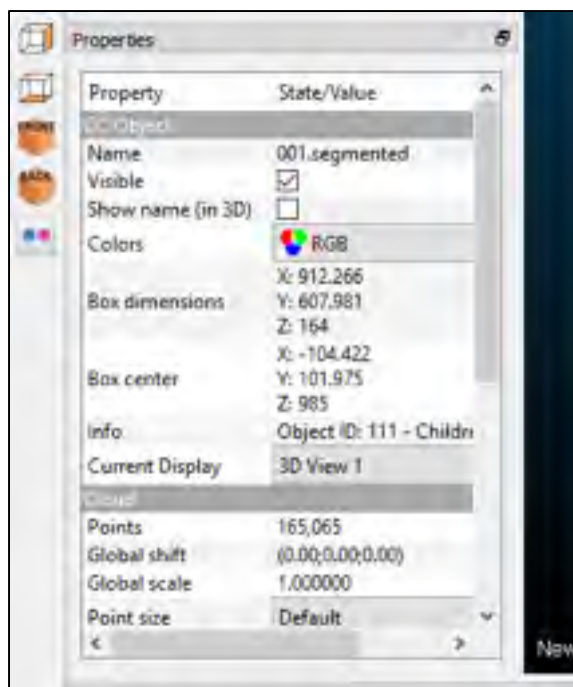


Figure B-13 Propriétés du nuage 1



Figure B-14 Exemple d'ajout d'un plan de fermeture

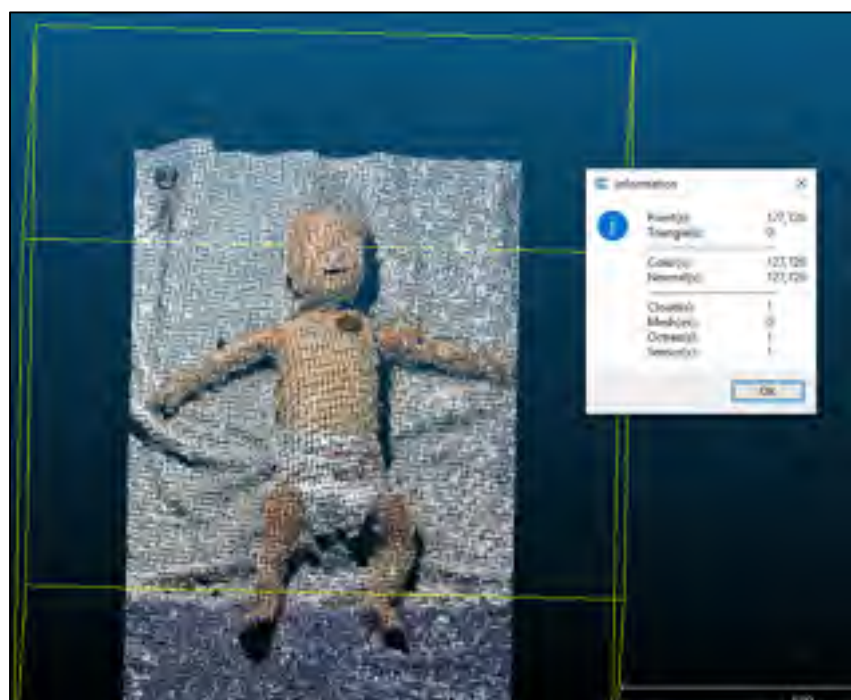


Figure B-15 Propriétés du nuage 1

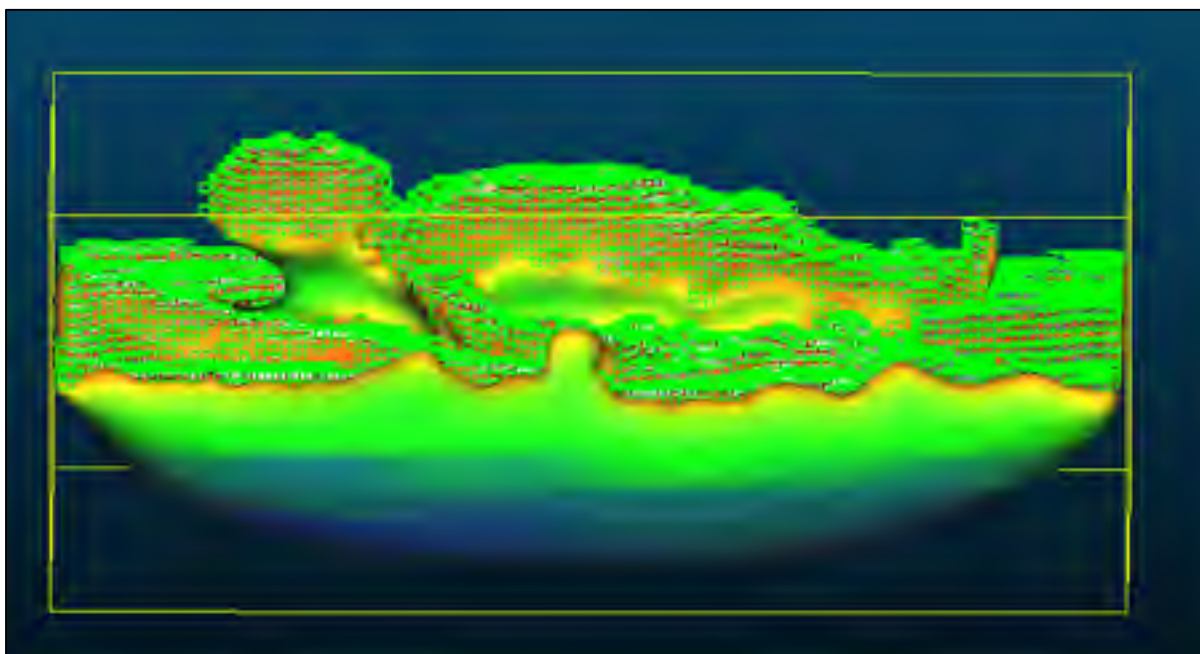
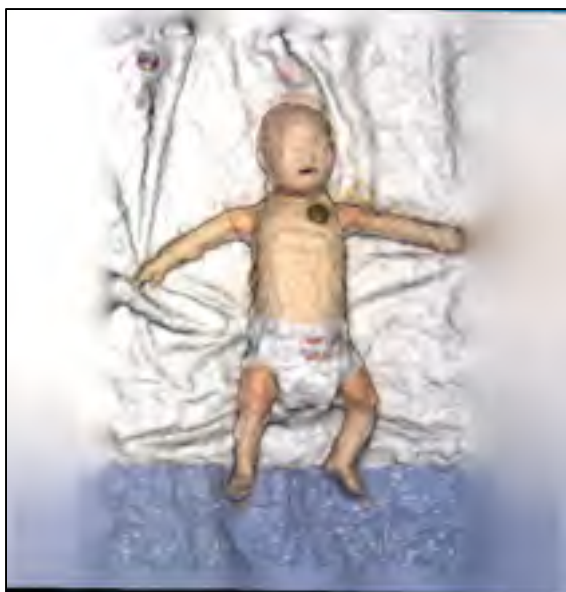
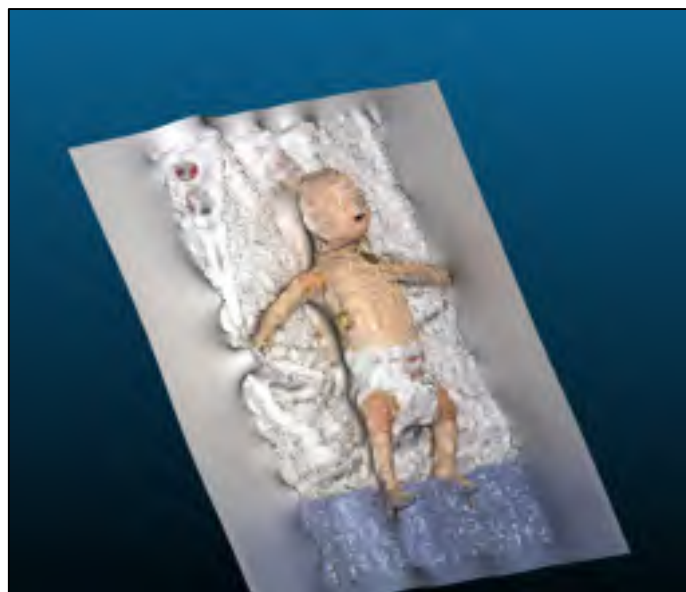


Figure B-16 Exemple d'une mauvaise reconstruction

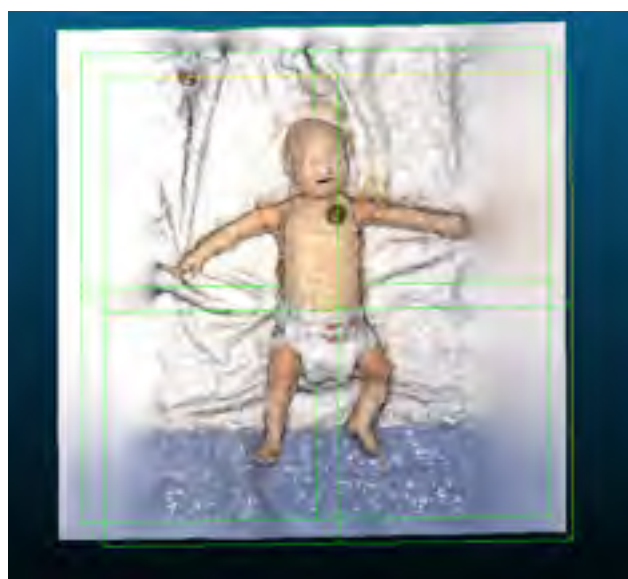


(a)

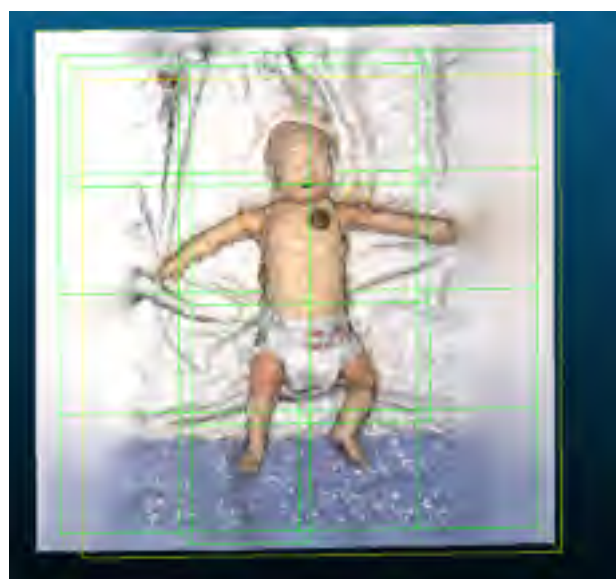


(b)

Figure B-17 Reconstruction obtenue avec la valeur « *Octree_Depth* » = 8 sous plusieurs angles de vues

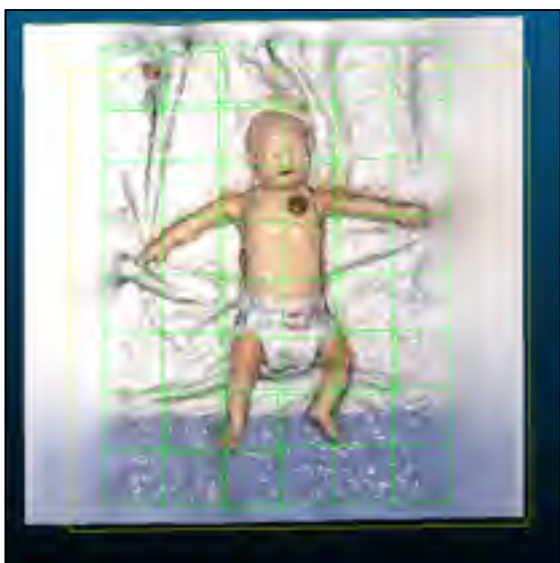


(a)

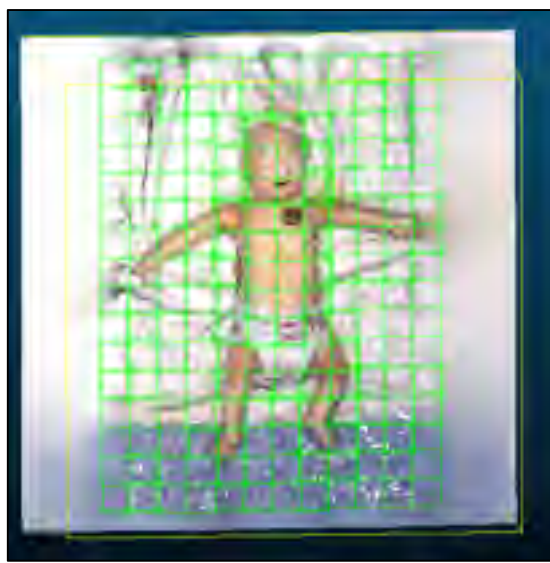


(b)

Figure B-18 Subdivision récursive de la reconstruction en utilisant un arbre d'octant (vue frontale) (a) niveau 1, (b) niveau 2

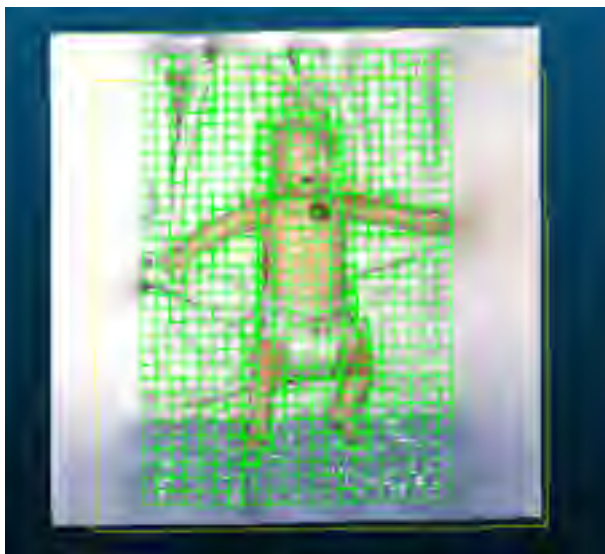


(a)

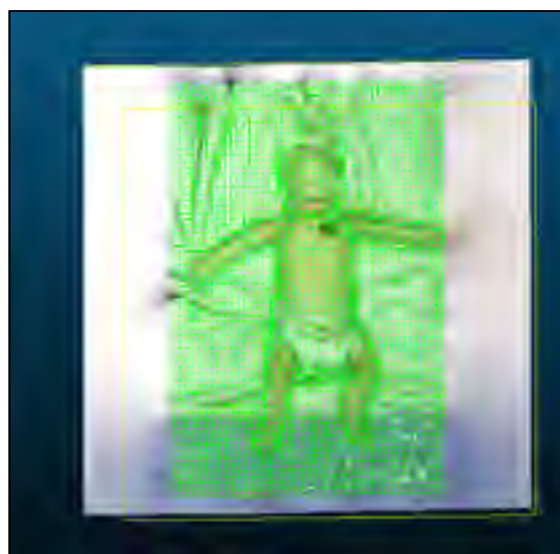


(b)

Figure B-19 Subdivision récursive de la reconstruction en utilisant un arbre d'octant (a) niveau 3, (b) niveau 4

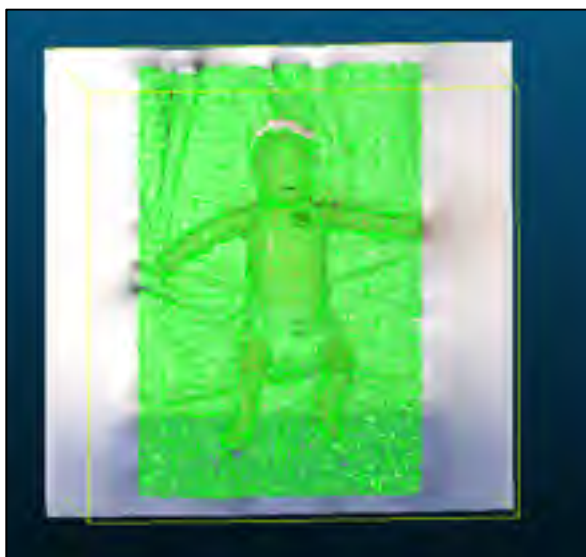


(a)

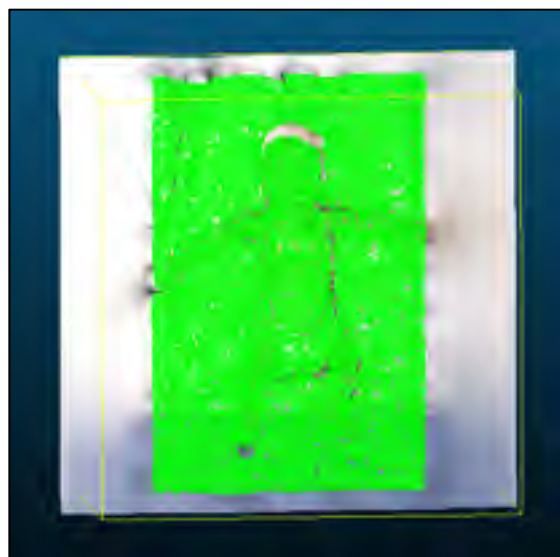


(b)

Figure B-20 Subdivision récursive de la reconstruction en utilisant un arbre d'octant
(a) niveau 5, (b) niveau 6

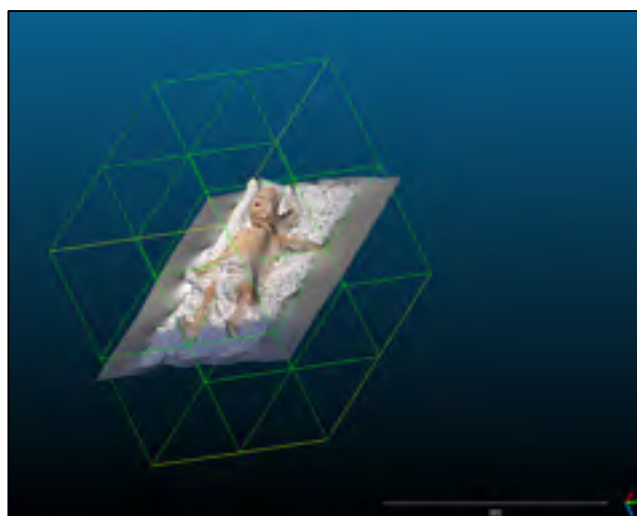


(a)

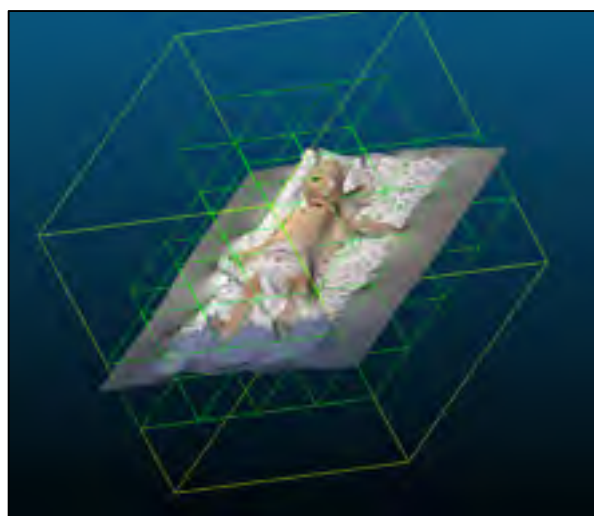


(b)

Figure B-21 Subdivision récursive de la reconstruction en utilisant un arbre d'octant
(a) niveau 7, (b) niveau 8

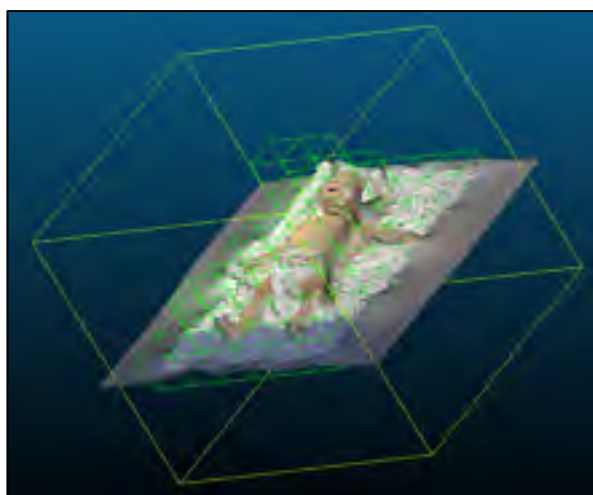


(a)

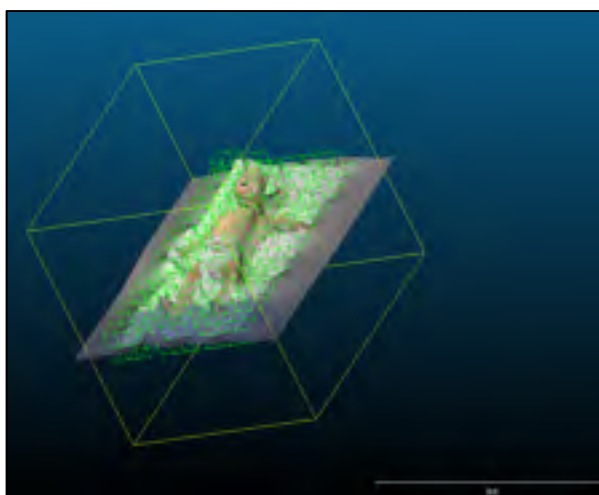


(b)

Figure B-22 Subdivision récursive de la reconstruction en utilisant un arbre d'octant de point de vue 3D du côté gauche: (a) niveau 1, (b) niveau 2



(a)



(b)

Figure B-23 Subdivision récursive de la reconstruction en utilisant un arbre d'octant de point de vue 3D du côté gauche: (a) niveau 3, (b) niveau 4

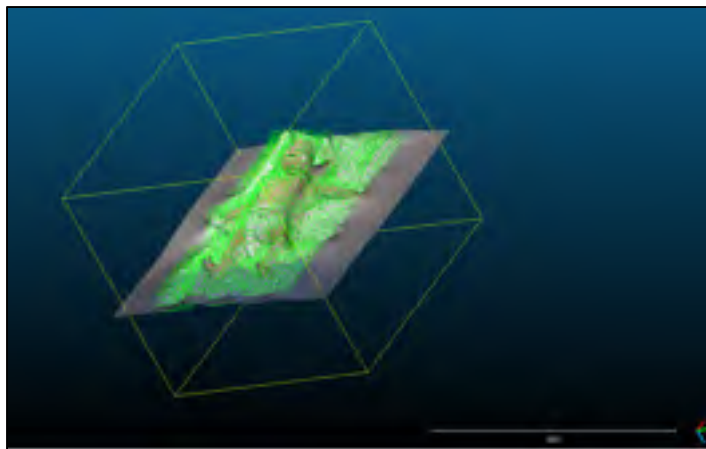


Figure B-24 Subdivision récursive de la reconstruction en utilisant un arbre d'octant de point de vue 3D du côté gauche: niveau 5



(a)



(b)

Figure B-25 Exemple d'acquisition avec une seule caméra mal positionnée autour du lit du patient : (a) Le nuage de points présente une faible densité sur le côté latéral gauche, (b) Zoom de la partie latérale gauche dans le cas d'une acquisition qui ne respecte pas la distance de fonctionnement d'une caméra RGB-D.

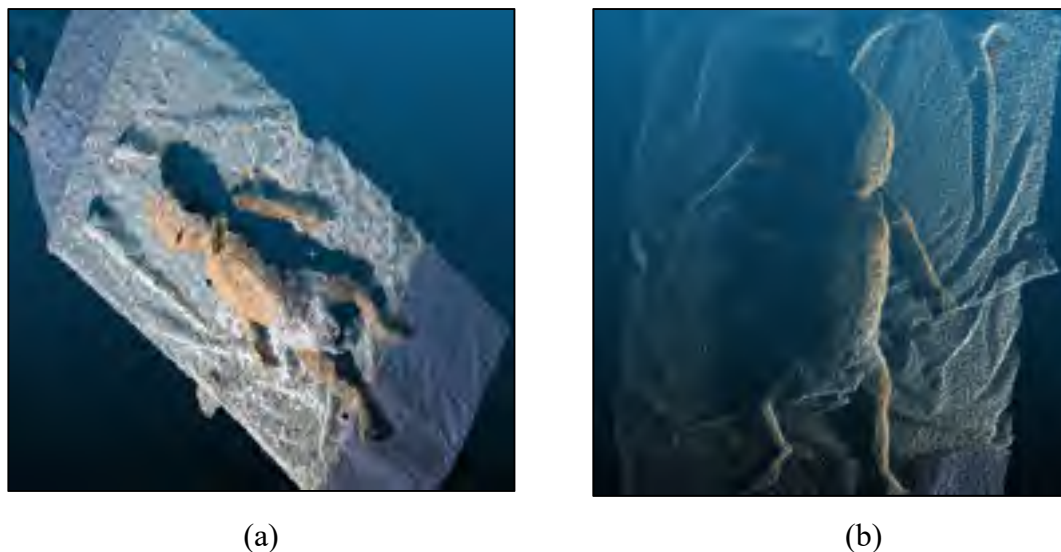


Figure B-26 Exemple de mauvaises acquisitions (a) acquisition avec une information manquante sur la partie gauche, (b) acquisition avec de l'information manquante sur la partie droite.

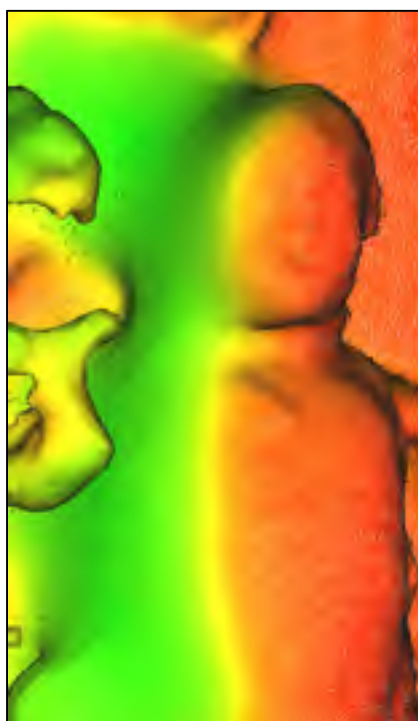


Figure B-27 Exemple de mauvaise reconstruction 3D à cause du manque de l'information sur la partie latérale droite

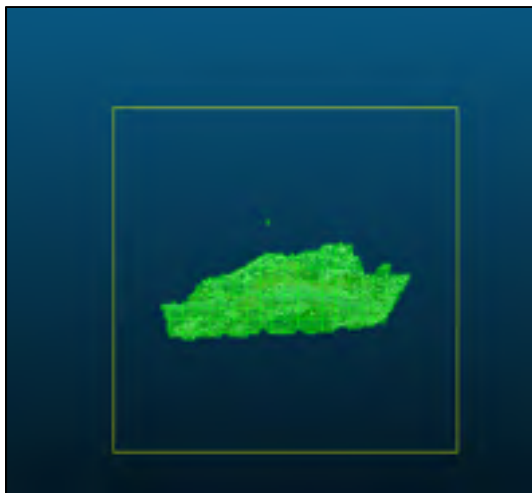


Figure B-28 Exemple de subdivision en arbre d'octant niveau 2^{-8}

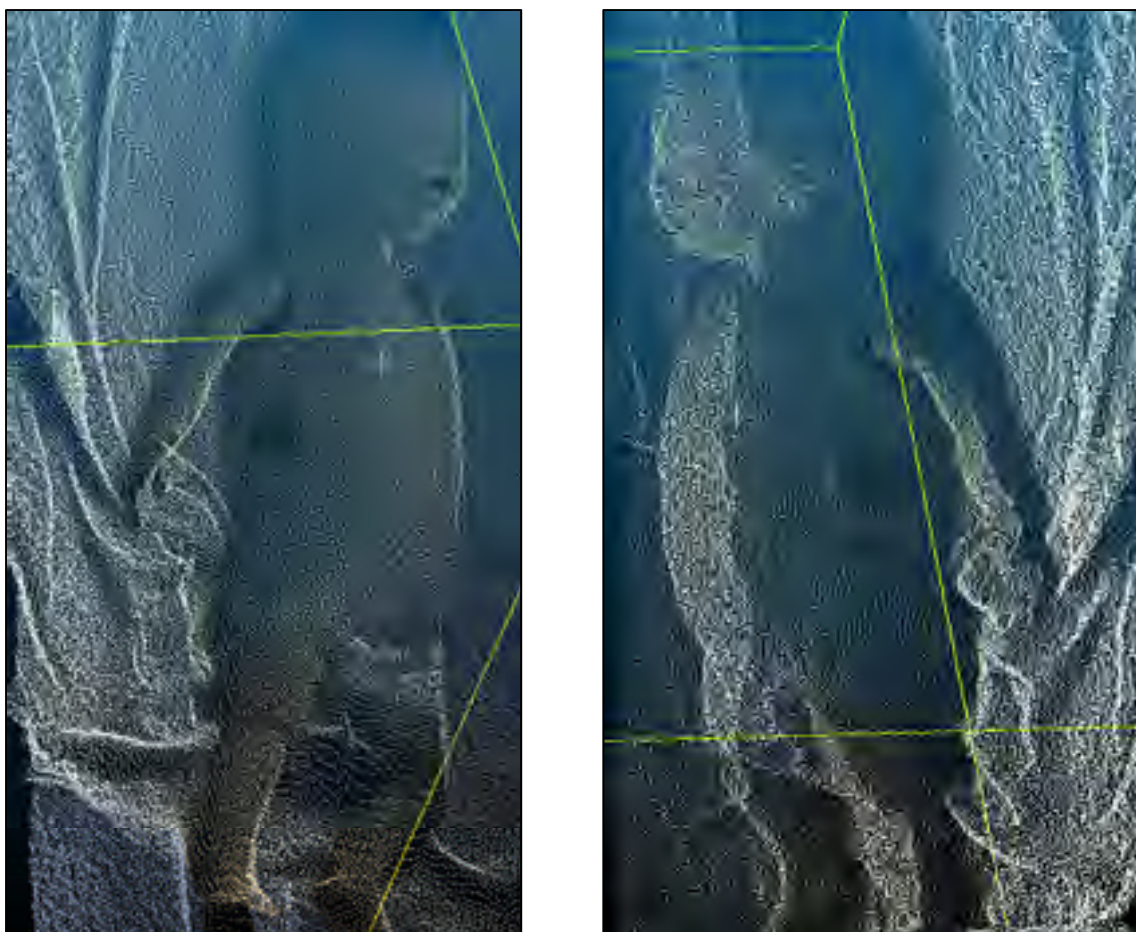


Figure B-29 Exemple d'un nuage de point dense (a) partie gauche, (b) partie droite.

APPENDICE C

GUIDE DÉVELOPPEUR

Cet appendice présente un guide développeur, qui décrit le matériel utilisé ainsi que les logiciels et bibliothèques utilisés dans ce travail. Nous décrivons le matériel requis pour l'installation des SDK des (1) caméras KINECT v2 et de (2) ASUS Xtion PRO LIVE. Nous fournissons aussi un guide d'installation de (3) CloudCompare, (4) Point Cloud Library and (5) Primal-Dual Scene Flow for RGB-D cameras.

C.1 Installation du SDK de la caméra KINECT v2

La caméra Kinect v2 pour Windows est un capteur RGB-D qui permet l'enregistrement de trois types d'images en même temps (couleur, profondeur, infrarouge). En plus, le capteur permet la détection de la squelette (jusqu'à 6 personnes) et la détection de l'état des mains (ouvertes ou fermées). Le capteur Kinect dispose de deux caméras : une caméra couleur (rouge-vert-bleu) et une caméra de profondeur présentant une longueur d'onde égale de 830 nm, et qui calcule deux images de type profondeur et infrarouge respectivement. Les images infrarouges de la caméra Kinect v2 ne sont pas des vraies images thermiques. En effet, la Kinect ne s'appuie pas sur la chaleur émise par l'objet mais sur la distance. Plus l'objet sera loin et plus la quantité de rayonnement infrarouge réfléchi (renvoyée vers la caméra) sera faible. À l'inverse, lorsque l'objet est proche, la quantité de rayonnement infrarouge réfléchi sera plus importante. Ainsi la caméra infrarouge mesure la distance de l'objet en fonction de l'intensité. Il s'agit du faux infrarouge qui est basé sur la distance et la quantité de lumière réfléchi et non pas la chaleur dégagée par le corps. Les images infrarouges de la Kinect v2 sont très utiles dans la détection du squelette.

C.1.1 Caractéristiques de la caméra Kinect v2

- une caméra couleur enregistrant des images de taille 1920x1080 pixels, présentant une cadence d'images égale à 30 images/seconde ou 30 fps ;

- une caméra infrarouge enregistrant des images de taille 512x484 pixels, et un émetteur de lumière infrarouge ;
- détection du corps (25 articulations par personne), maximum 6 personnes ;
- 4 microphones.

C.1.2 Matériel requis

- un processeur 64 bits ;
- port USB 3.0 ;
- au moins 4 Gb de RAM ;
- carte graphique supportant DirectX 11 ;
- windows 8 et plus.

C.1.3 Étapes de l'installation du SDK

Aller au centre de téléchargement de Windows sur l'adresse suivante : <https://www.microsoft.com/en-us/download/details.aspx?id=44561>. Afin d'installer le SDK pour Windows, il faut s'assurer que le capteur n'est pas connecté à aucun port de l'ordinateur.

1. Effectuer une double clique sur KinectSDK-v2.0_1409-Setup.exe
2. Connecter la Kinect après que l'installation réussie.
3. L'installation des pilotes USB se fait automatiquement au moment de la détection de la Kinect v2 sur un port USB 3.0
4. Vérifier que l'installation est complétée en démarrant le gestionnaire de périphériques
5. Taper dans la barre de recherche Windows Kinect SDK et le résultat suivant apparaîtra : SDK Browser v2.0 (Kinect for Windows).

C.2 Installation du SDK de la caméra ASUS Xtion PRO LIVE

La caméra ASUS Xtion PRO LIVE est moins exigeante que la Kinect v2 en termes de ressources matérielles requises.

C.2.1 Caractéristiques de la caméra ASUS Xtion PRO LIVE

- caméra présentant deux cadences d'images dont la fréquence varie selon la résolution : (1) 30 fps pour la résolution VGA (640 x 480) et 60 fps pour la résolution QVGA (320 x 240).
- une caméra infrarouge 512x484, et un émetteur de lumière infrarouge
- pas de détection du corps.

C.2.2 Matériel requis

- un processeur 32 bits ou 64 bits
- port USB 2.0
- 2 Gb de RAM
- supporté par une grande variété d'environnements : Windows 32/64 : XP , Vista, 7, Linux Ubuntu 10.10: X86,32/64 bit et Android.

C.2.3 Étapes de l'installation du SDK sur Windows

Aller au centre de téléchargement de Asus Xtion Pro Live sur l'adresse suivante : https://www.asus.com/us/3D-Sensor/Xtion_PRO_LIVE/HelpDesk_Download/. L'utilisateur commence par choisir son système d'exploitation et ensuite, il peut télécharger et installer le SDK correspondant.

C.3 Étapes de l'installation de OPENNI2 sur Linux 14.04.6 LTS et plus

Dans notre cas, nous travaillons avec le Linux 14.04.6 LTS et plus. Le package OPEN NI est installé en suivant les étapes suivantes :

1. GCC 4.x

- Télécharger et installer de : <http://gcc.gnu.org/releases.html>
- Ou utiliser la ligne de commande : `sudo apt-get install g++`

2. Python 2.6+/3.x

- Télécharger et installer de : <http://www.python.org/download/>
- Ou utiliser la ligne de commande : `sudo apt-get install python`

3. LibUSB 1.0.x

- Télécharger et installer de : <http://sourceforge.net/projects/libusb/files/libusb-1.0/>
- Ou utiliser la ligne de commande : `sudo apt-get install libusb-1.0-0-dev`

4. LibUDEV : utiliser la ligne de commande : `sudo apt-get install libudev-dev`

5. JDK 6.0

- Télécharger et installer de
: <http://www.oracle.com/technetwork/java/javase/downloads/jdk-6u32-downloads-1594644.html>
- Ou utiliser la ligne de commande:
 - `sudo apt-get install openjdk-6-jdk`

6. FreeGLUT3

- Télécharger et installer de
: <http://freeglut.sourceforge.net/index.php#download>
- Ou utiliser la ligne de commande: `sudo apt-get install freeglut3-dev`

7. Doxygen

- Télécharger et installer de
: <http://www.stack.nl/~dimitri/doxygen/download.html#latestsrc>
- Ou utiliser la ligne de commande: `sudo apt-get install doxygen`

8. GraphViz

- Télécharger et installer de:
http://www.graphviz.org/Download_linux_ubuntu.php
- Ou utiliser la ligne de commande: `sudo apt-get install graphviz`

C.4 Installation de CloudCompare

CloudCompare (CC) fonctionne sur 3 plateformes : Windows, Linux et MacOS. Pour installer CC sur Windows, il faut suivre ces étapes :

1. Copier le répertoire principal ainsi que ses sous-modules de l'adresse GitHub suivante : <https://github.com/cloudcompare/CloudCompare>

```
git clone --recursive https://github.com/cloudcompare/CloudCompare.git
```
2. Installer CMake (3.0 or newer)
3. Installer Qt (<http://www.qt.io/> - pour *Linux*)
 - CloudCompare 2.7 nécessite l'installation de la **version 5.5** ou plus
4. Être sûr d'avoir un compilateur compatible avec C++11 (gcc 4.7+ / clang / Visual 2013 ou plus)
5. Exécuter l'interface graphique de CMake (commande `cmake-gui` sur Linux) et attendre que les tests et configuration s'accomplissent.
 - Si la génération de tous les fichiers échoue, vérifier la variable **QT5_ROOT_PATH**. Si la variable est vide, il faut copier le chemin de l'installation de QT manuellement sur votre ordinateur dans **QT5_ROOT_PATH** et recompiler.
6. Avant de cliquer sur le bouton 'Générer', l'utilisateur peut ajouter ces options en cochant la case correspondante à chaque option:
 - `OPTION_BUILD_CCVIEWER`
 - `OPTION_USE_DXF_LIB`
 - `PLUGIN_IO_QFBX`
 - `OPTION_USE_GDAL`
 - `PLUGIN_IO_QE57`
 - `OPTION_USE_SHAPE_LIB`
 - `PLUGIN_IO_QPDAL`

7. CloudCompare offre un grand nombre de plugins. Il faut juste étendre le menu INSTALL. L'utilisateur peut voir un nombre de plugins qui ne sont pas nécessaires au fonctionnement de CloudCompare mais qui peuvent être très utiles. Dans notre cas, il faut ajouter qPoissonRecon pour installer l'implémentation de l'algorithme de Poisson de Kazhdan.

C.5 Installation de Point Cloud Library

Les bibliothèques PCL 1.5.1 et 1.6.0 sont fournies sous forme de fichiers binaires précompilés pour les utilisateurs de Windows 32 bits et 64 bits. Nous utilisons la bibliothèque de nuages de points (PCL) sous Linux 14.0.4. Pour ce faire, l'utilisateur peut compiler PCL à partir des sources. Voici les étapes à suivre :

1. Allez sur Github et téléchargez le numéro de version de votre choix.
2. Décompressez l'archive tar-bzip, par exemple. (remplacer 1.7.2 par le numéro de version adéquat)

```
tar xvfj pcl-pcl-1.7.2.tar.gz
```

3. Créer le répertoire pcl-pcl-1.7.2 (remplacez 1.7.2 par le numéro de version correct) et ensuite créer dans ce dossier un autre répertoire "build" :

```
cd pcl-pcl-1.7.2 && mkdir build && cd build
```

4. Exécuter **CMake** en utilisant les options par défaut :

```
cmake ..
```

5. Pour utiliser l'interface graphique de CMAKE, on peut exécuter cette commande tout simplement

```
ccmake ..
```

Il est à noter que CMAKE utilise par défaut la configuration "Debug". Nous pouvons passer facilement à la configuration "Release" en utilisant la commande suivante:

```
cmake -DCMAKE_BUILD_TYPE=Release ..
```

6. Compiler les fichiers sources avec

```
make -j2
```

7. Installer le résultat en utilisant la commande :

```
sudo make -j2 install
```

Voici le résumé du script

```
cd pcl-pcl-1.7.2 && mkdir build && cd build
cmake -DCMAKE_BUILD_TYPE=Release ..
make -j2
sudo make -j2 install
```

C.6 Installation de Open CV (pour Open Computer Vision)

Afin d'installer la librairie Open CV sur Linux, il suffit d'enregistrer le script suivant sous *install-opencv.sh* par exemple et ensuite taper la commande suivante : *sudo ./install-opencv.sh*.

```
dateformat="+%a %b %-eth %Y %l:%M:%S %p %Z"
starttime=$(date "$dateformat")
starttimesec=$(date +%s)
curdir=$(cd `dirname $0` && pwd)
logfile="$curdir/install-opencv.log"
rm -f $logfile
log(){
timestamp=$(date +"%Y-%m-%d %k:%M:%S")
echo "n$timestamp $1"
echo "$timestamp $1" >> $logfile 2>&1
}
sudo apt-get update
sudo apt-get upgrade
sudo apt-get -y install libopencv-dev build-essential cmake git libgtk2.0-dev pkg-config python-dev python-numpy libdc1394-22 libdc1394-22-dev libjpeg-dev libpng12-dev libtiff4-dev libjasper-dev libavcodec-dev libavformat-dev libswscale-dev libxine-dev libgstreamer0.10-dev libgstreamer-plugins-base0.10-dev libv4l-dev libtbb-dev libqt4-dev libfaac-dev libmp3lame-dev libopencore-amrnb-dev libopencore-amrwb-dev libtheora-dev libvorbis-dev libxvidcore-dev x264 v4l-utils unzip
FOLDER_NAME="opencv"
mkdir ${FOLDER_NAME}
cd ${FOLDER_NAME}
wget https://github.com/Itseez/opencv/archive/3.0.0-alpha.zip -O opencv-3.0.0-alpha.zip
unzip opencv-3.0.0-alpha.zip
log "Installation de la bib OpenCV 3.0.0"
cd opencv-3.0.0-alpha
mkdir build
cd build
cmake -D CMAKE_BUILD_TYPE=RELEASE -D CMAKE_INSTALL_PREFIX=/usr/local -D WITH_TBB=ON -D BUILD_NEW_PYTHON_SUPPORT=ON -D WITH_V4L=ON -D WITH_QT=ON -D WITH_OPENGL=ON ..
make -j $(nproc)
```

```

sudo make install
sudo /bin/bash -c 'echo "/usr/local/lib" > /etc/ld.so.conf.d/opencv.conf'
sudo ldconfig
endtime=$(date +%Y%m%d%H%M%S)
endtimesec=$(date +%s)
elapsedtimesec=$((expr $endtimesec - $starttimesec))
ds=$((elapsedtimesec % 60))
dm=$((elapsedtimesec / 60 % 60))
dh=$((elapsedtimesec / 3600))
displaytime=$(printf "%02d:%02d:%02d" $dh $dm $ds)

```

C.7 Installation de MRPT (Mobile Robot Programming Toolkit)

Afin d'installer la librairie MRPT 1.5 sur Linux, il suffit d'enregistrer le script suivant sous *install-mrpt.sh* par exemple et ensuite taper la commande suivante : `sudo ./install-mrpt.sh`.

```

sudo add-apt-repository ppa:joseluisblancoc/mrpt-1.5
sudo apt-get update
sudo apt-get install libmrpt-dev mrpt-apps

```

C.8 Installation de Primal-Dual Scene Flow for RGB-D cameras

L'algorithme de (Mariano et al., 2015) a été modifié afin d'extraire le mouvement de la respiration et calculer les vecteurs de mouvements se déplaçant dans la même direction. Nous donnons les instructions pour installer l'environnement et une variété de bibliothèques tierces, télécharger les dépendances et exécuter l'algorithme. Premièrement, nous avons besoin d'installer CUDA, OPENCV, OPENNI2 and MRPT. Nous avons donné dans les paragraphes précédents les instructions pour les installations de OPENCV, OPENNI2 and MRPT. L'installation de CUDA est simple et se fait depuis le site officiel de la librairie : <https://developer.nvidia.com/cuda-downloads>. Cependant, il faut avoir une carte graphique avec des aptitudes de calcul supérieur à 2.0. Dans notre travail, nous avons utilisé une carte graphique NVIDIA® GeForce® GT 720M. Le processus de compilation est simple. Le seul problème peut provenir des en-têtes inclus dans la liste des dépendances. Si le compilateur ne peut pas trouver des dépendances, il faut trouver les fichiers correspondants sur l'ordinateur et ensuite inclure le chemin correct vers ces fichiers (sur l'ordinateur de l'utilisateur). Une fois que la compilation est terminée, l'utilisateur peut créer un dossier qu'il appellera "BUILD". Il peut ensuite exécuter le script suivant :

```
cd BUILD  
cmake ..  
make
```

Finalement, l'utilisateur peut démarrer le script en utilisant la commande suivante : *./Retract*. L'utilisateur peut ajouter des options à la ligne de commande comme *./Retract --help*. Voici une liste de commande que l'utilisateur peut utiliser :

./Retract --help : Pour afficher la liste des options et de l'aide ...

./Retract --fps f: pour changer la cadence d'acquisition ou le "*frame rate*".

APPENDICE D

FORMAT DE DONNÉES

Cet appendice présente un guide pour le format de données utilisé dans ce travail. Principalement, nous utilisons les formats suivants : (1) images d'intensités en *png* (2) images de profondeur en *png* (3) nuage de points en *ply*, *pcd* et *obj*. Les images intensités sont des images couleurs en 2D (8 bits en PNG). Pour les enregistrer avec OPENCV, nous utilisons le bout de code suivant:

```
cv::Mat image_name(height, width, CV_8U)
cv::imwrite(filename, image_name)
```

Les images de profondeur des images 2D (16 bits en PNG) et dont les valeurs de pixels correspondent à la distance à l'objet dans la scène. Pour illustrer la variation du niveau de gris en fonction de la distance clairement, nous multiplions les valeurs réelles de profondeur par un facteur 5000. Pour enregistrer les images de profondeurs avec OPENCV, nous utilisons le bout de code suivant:

```
cv::Mat image_name(height, width, CV_16U)
cv::imwrite(filename, image_name)
```

Les cartes de profondeur et les nuages de points sont deux formats différents permettant d'afficher l'information de la distance de l'objet par rapport à la caméra. Cependant, les nuages de points donnent une représentation dans un système de coordonnées en trois dimensions, tandis que les données de profondeur représentent l'emplacement d'un pixel dans un système de coordonnées en deux dimensions. Ainsi, les données de profondeur peuvent être représentées par une image 2D en niveaux de gris et dont les pixels indiquent une distance. Dans une image de profondeur, les points sont représentés par les coordonnées de pixels (i, j) dans le plan de l'image, stockant une valeur z (distance du point). Un nuage de point est un format 3D représentant la surface externe de l'objet. Il est défini par les coordonnées X , Y et Z . Enfin, les nuages de points sont une représentation 3D de données de

profondeur 2D. Ils peuvent être générés à partir des informations de profondeur en utilisant l'équation (D.1) :

$$\begin{cases} X = z \frac{i - c_x}{f_x} \\ Y = z \frac{j - c_y}{f_y} \\ Z = z \end{cases}, \quad (D.1)$$

Avec X , Y and Z sont les coordonnées 3D d'un point dans le plan de la caméra, (i, j) sont les coordonnées du pixel dans le plan de l'image, z est la distance à l'objet, (c_x, c_y) est le centre optique de la caméra et (f_x, f_y) sont distances focales de la caméra. L'équation (D.1) est appliquée sur toute la carte de profondeur. Le résultat est un nuage de point dans le plan de la caméra.

Dans ce travail, le format 3D des données du mannequin ou du patient est un nuage de point enregistré avec l'une de ces trois extensions *PLY*, *PCD*, et *OBJ*.

Format PLY

PLY est l'abréviation de Polygon File Format ou Format de Fichier de Polygones). Ce format fournit en une description simple d'un objet unique comme une liste de polygones nominalement plats. Plusieurs propriétés sont stockées dans le format PLY, telles que couleur, normales aux surfaces et coordonnées de texture. Il existe deux versions de ce format de fichier, un en ASCII, l'autre en binaire. Au début de chaque fichier PLY, il y a un header indiquant le contenu du fichier. Des exemples d'éléments que peut contenir l'entête sont illustrées dans les figures D-1 et D-2. Dans ces exemples, la première ligne indique le début de l'entête et le type du fichier. La deuxième ligne indique le format de stockage (ascii 1.0). La troisième ligne indique qu'il y a 162851 points stockées. Les 4^{ème}, 5^{ème} et 6^{ème} lignes indiquent l'abscisse, l'ordonnée et la cote du point sur les axes x , y et z , respectivement. Les 7^{ème}, 8^{ème} et 9^{ème} lignes indiquent les valeurs rouges, vert et bleu du point 3D. D'autres informations supplémentaires peuvent être ajoutés/retirés à/de cette entête selon le type de l'application et le capteur d'acquisition 3D. Finalement, la dixième ligne indique la fin de l'entête. Comme c'est illustré sur les figures D-1 et D-2, le format ascii est lisible par

l'utilisateur, tandis que le format binaire ne peut pas être lu par l'utilisateur. Toutefois, les deux formats sont facilement lus par CloudCompare ou les autres environnements de développement tel que Matlab, Meshlab et Meshmixer.

```

1 ply
2 format ascii 1.0
3 element vertex 162851
4 property float x
5 property float y
6 property float z
7 property uchar red
8 property uchar green
9 property uchar blue
10 end_header
11 0.8948175 1.754032 3.199828 233 231 220
12 0.9047970 1.751549 3.183141 232 231 217
13 0.9190781 1.753893 3.182453 232 230 219
14 0.9351476 1.755679 3.188130 233 231 220
15 0.9509739 1.758219 3.192735 233 231 220
16 0.9632692 1.757702 3.184574 233 231 220
17 0.9800642 1.761072 3.192322 233 231 220
18 0.9965189 1.764715 3.198983 233 231 220
19 1.015066 1.768653 3.211965 234 232 221
20 1.026204 1.767232 3.199543 233 231 220

```

Figure D-1 Format PLY en ASCII.

```

1 ply
2 format binary_little_endian 1.0
3 element vertex 162851
4 property float x
5 property float y
6 property float z
7 property uchar red
8 property uchar green
9 property uchar blue
10 end_header
11 0.8948175 1.754032 3.199828 233 231 220
12 0.9047970 1.751549 3.183141 232 231 217
13 0.9190781 1.753893 3.182453 232 230 219
14 0.9351476 1.755679 3.188130 233 231 220
15 0.9509739 1.758219 3.192735 233 231 220
16 0.9632692 1.757702 3.184574 233 231 220
17 0.9800642 1.761072 3.192322 233 231 220
18 0.9965189 1.764715 3.198983 233 231 220
19 1.015066 1.768653 3.211965 234 232 221
20 1.026204 1.767232 3.199543 233 231 220

```

Figure D-2 Format PLY en binaire.

Format PCD

PCD est l'abréviation de Point Cloud Data. Ce format fournit une description simple d'un nuage de point. Chaque fichier PCD contient une en-tête, codé en ASCII, qui contient les propriétés du nuage de points stocké dans le fichier. L'avantage du format PCD par rapport aux autres formats est la flexibilité et la rapidité de l'enregistrement des données. D'autres avantages incluent la capacité de stockage de différents types de données comme les types primitives (char, short, int, float, double). Ceci permet aux données du nuage de points d'être flexibles et efficaces en termes de stockage et de traitement. Lorsque les données ne sont pas valides (exemple points très proche de la caméra), leurs coordonnées sont stockées sous forme de types NAN, comme c'est illustré dans l'exemple de la figure D-3. Travailler avec le format PCD constitue le moyen le plus simple et le plus rapide pour charger et enregistrer des données sur disque dur.

```

1 # .PCD v0.7 - Point Cloud Data file format
2 VERSION 0.7
3 FIELDS x y z rgba
4 SIZE 4 4 4 4
5 TYPE F F F U
6 COUNT 1 1 1 1
7 WIDTH 610
8 HEIGHT 480
9 VIEWPOINT 0 0 0 1 0 0 0
10 POINTS 307200
11 DATA ascii
12 nan nan nan 5794686
13 nan nan nan 5791686
14 nan nan nan 5860481
15 nan nan nan 5992323
16 nan nan nan 6058366
17 nan nan nan 5992573
18 nan nan nan 6058880
19 nan nan nan 6058880
20 nan nan nan 5993603

```

Figure D-3 Format PCD en ASCII.

Format OBJ

OBJ est l'abréviation de Object. Ce format fournit une description des données géométriques d'un objet 3D (sommets, coordonnées de texture, couleur). Ce format présente l'avantage d'être supporté par plusieurs environnements de développement (Maya de Autodesk, Blender, MeshLab, 3D Studio Max, Lightwave, etc..). Il est aussi favorisé pour un travail en local. Chaque fichier OBJ contient une en-tête, codé en ASCII, qui contient les propriétés du nuage. Ces fichiers peuvent être au format ASCII (.obj) ou binaire (.mod). Dans un fichier OBJ, le caractère # indique un commentaire. Une surface polygonale est décrite par des sommets et des faces. Un fichier OBJ peut contenir également les informations de texture et de normales en chaque sommet s'il y a lieu.

```

1 # List of Vertices, with (x,y,z) coordinates.
2 v 0.232064 0.923369 -1.320651
3 v 0.237824 0.934581 -1.323140
4 v 0.227034 0.922240 1.310940
5 v 0.230774 0.922482 -1.317610
6
7 # List of texture/UV coordinates.
8 vt 0.596436 0.513184 0
9 vt 0.594727 0.513104 0
10 vt 0.594727 0.510198 0
11 vt 0.596191 0.510490 0
12
13 # List of Normals.
14 n 1/1 2/2 3/3 4/4
15 n 2/2 5/5 6/6 3/3
16 n 5/5 7/7 8/8 6/6
17 n 7/7 9/9 10/10 8/8
18 n 4/4 3/3 11/11 12/12
19 n 3/3 6/6 13/13 11/11
20 n 6/6 8/8 14/14 13/13
21 n 8/8 10/10 15/15 14/14
22 n 10/10 16/16 17/17 15/15
23 n 16/16 19/19 20/20 21/21
24 n 19/19 22/22 23/23 20/20
25 n 22/22 24/24 25/25 23/23
26 n 24/24 26/26 27/27 25/25
27

```

Figure D-4 Format OBJ en ASCII.

Par exemple, v 1.0 0.0 0.0 désigne un sommet. L'information vt 1.0 0.0 indique une coordonnée de texture. Une normale est donnée avec le format suivant: vn 0.0 1.0 0.0. Enfin, une face peut être décrite à partir des informations précédentes par des indices faisant appel

aux coordonnées des points, de texture et des normales qui sont déjà définies. Un exemple de face peut être illustré de la manière suivante : `f v1/vt1/vn1 v2/vt2/vn2 v3/vt3/vn3`. Cette face définit un triangle constitué des sommets d'indices `v1`, `v2` et `v3`. Chacun de ces sommets possède une coordonnée de texture qui peut être reconnue par (1) un indice dans la liste des coordonnées de texture `vt` et (2) une normale déjà décrite dans la liste des normales `vn`. La figure D-4 illustre un exemple de fichier OBJ codé en ASCII. Cet exemple indique la liste des sommets, textures et enfin la liste des faces. Chaque information est distinguée de la suivante en ajoutant un espace.

Les trois formats cités sont supportés par CloudCompare et Point Cloud Library. En plus, CloudCompare propose une boîte de dialogue (Figure B-13) à l'ouverture d'un fichier 3D. Ce qui permettra à l'utilisateur de lire facilement les données 3D. En conséquence, il est possible d'ouvrir tous les formats indiqués précédemment, quelque soit le capteur d'acquisition. Il est important de respecter le format de l'entête (pour les formats PLY et PCD) indiquée dans chaque fichier sinon l'utilisateur risque de ne pas pouvoir ouvrir le fichier 3D. Aussi, la quantité et l'ordre d'apparition des informations doivent être égales dans chaque ligne. Par exemple, la ligne 2 dans la figure D-4 présente 4 colonnes. Puisque la ligne 3 décrit aussi le même type d'information (un sommet), il faut qu'elle contienne 4 colonnes également.

BIBLIOGRAPHY

- Adams, J.A., Zabaleta, I.A., Stroh, D., Sackner, M.A., 1993. Measurement of breath amplitudes: comparison of three noninvasive respiratory monitors to integrated pneumotachograph. *Pediatr. Pulmonol.* 16, 254–258.
- Agostoni, E., Mognoni, P., Torri, G., Miserocchi, G., 1966. Forces deforming the rib cage. *Respir. Physiol.* 2, 105–117.
- Agostoni, E., Mognoni, P., Torri, G., Saracino, F., 1965. Relation between changes of rib cage circumference and lung volume. *J. Appl. Physiol.* 20, 1179–1186.
- Al-Khalidi, F.Q., Saatchi, R., Burke, D., Elphick, H., 2010. Facial tracking method for noncontact respiration rate monitoring, in: *Communication Systems Networks and Digital Signal Processing (CSNDSP)*, 2010 7th International Symposium On. pp. 751–754.
- Al-Khalidi, F.Q., Saatchi, R., Burke, D., Elphick, H., Tan, S., 2011. Respiration rate monitoring methods: A review. *Pediatr. Pulmonol.* 46, 523–529. doi:10.1002/ppul.21416
- AL-Khalidi, F.Q., Saatchi, R., Burke, D., Elphick, H., Tan, S., 2011. Respiration rate monitoring methods: A review. *Pediatr. Pulmonol.* 46, 523–529.
- Al-Naji, A., Gibson, K., Lee, S.-H., Chahl, J., 2017. Real Time Apnoea Monitoring of Children Using the Microsoft Kinect Sensor: A Pilot Study. *Sensors* 17, 286. doi:10.3390/s17020286
- Alinovi, D., Cattani, L., Ferrari, G., Pisani, F., Raheli, R., 2015. Spatio-temporal video processing for respiratory rate estimation. 2015 IEEE Int. Symp. Med. Meas. Appl. 12–17. doi:10.1109/MeMeA.2015.7145164
- Aliverti, A., Dellacà, R., Pelosi, P., Chiumello, D., Gattinoni, L., Pedotti, A., 2001. Compartmental analysis of breathing in the supine and prone positions by optoelectronic plethysmography. *Ann. Biomed. Eng.* 29, 60–70.
- Aliverti, A., Dellacà, R., Pelosi, P., Chiumello, D., Pedotti, A., Gattinoni, L., 2000. Optoelectronic plethysmography in intensive care patients. *Am. J. Respir. Crit. Care Med.* 161, 1546–1552.
- Aliverti, A., Pedotti, A., 2002. Opto-electronic plethysmography, in: *Mechanics of Breathing*. Springer, pp. 47–59.
- Allsop, T.D.P., Bhamber, R., Lloyd, G.D., Miller, M.R., Dixon, A., Webb, D.J., Ania-Castañón, J.D., Bennion, I., 2012. Respiratory function monitoring using a real-time three-dimensional fiber-optic shaping sensing scheme based upon fiber Bragg gratings. *J. Biomed. Opt.* 17, 117001.
- Alnowam, M.R., Lewis, E., Wells, K., Guy, M., 2010. Respiratory motion modelling and prediction using probability density estimation, in: *Nuclear Science Symposium Conference Record (NSS/MIC)*, 2010 IEEE. pp. 2465–2469.
- Alnowami, M., Alnowaimi, B., Tahavori, F., Copland, M., Wells, K., 2012. A quantitative assessment of using the Kinect for Xbox360 for respiratory surface motion tracking 8316, 83161T. doi:10.1117/12.911463

- Alnowami, M., Lewis, E., Wells, K., Guy, M., 2010. Inter-and intra-subject variation of abdominal vs. thoracic respiratory motion using kernel density estimation, in: Nuclear Science Symposium Conference Record (NSS/MIC), 2010 IEEE. pp. 2921–2924.
- Aly, H., 2004. Respiratory Disorders in the. *Pediatr. Rev.* 25, 201.
- Aoki, H., Miyazaki, M., Nakamura, H., Furukawa, R., Sagawa, R., Kawasaki, H., 2012. Non-contact respiration measurement using structured light 3-D sensor. *SICE Annu. Conf.* 614–618.
- Aoki, Hirooki, Miyazaki, M., Nakamura, H., Furukawa, R., Sagawa, R., Kawasaki, H., 2012. Non-contact respiration measurement using structured light 3-d sensor, in: 2012 Proceedings of SICE Annual Conference (SICE). pp. 614–618.
- Aoki, H., Nakamura, H., Fumoto, K., Nakahara, K., Teraoka, M., 2015. Basic study on non-contact respiration measurement during exercise tolerance test by using kinect sensor. 2015 IEEE/SICE Int. Symp. Syst. Integr. 217–222. doi:10.1109/SII.2015.7404981
- Aramendi, E., Alonso, E., Russell, J.K., Daya, M., González-Otero, D., Ayala, U., 2014. Monitoring respiratory rate with capnography during cardiopulmonary resuscitation. *Resuscitation* 85, S26–S27. doi:https://doi.org/10.1016/j.resuscitation.2014.03.075
- Ashutosh, K., Gilbert, R., Auchincloss, J.H., Erlebacher, J., Peppi, D., 1974. Impedance pneumograph and magnetometer methods for monitoring tidal volume. *J. Appl. Physiol.* 37, 964–966.
- Ayuk, A.C., Uwaezuoke, S.N., Ndukwu, C.I., Ndu, I.K., Iloh, K.K., Okoli, C. V, 2017. Spirometry in asthma care: a review of the trends and challenges in pediatric practice. *Clin. Med. Insights Pediatr.* 11, 1179556517720675.
- Babchenko, A., Khanokh, B., Shomer, Y., Nitzan, M., 1999. Fiber optic sensor for the measurement of the respiratory chest circumference changes. *J. Biomed. Opt.* 4, 224–230.
- Bai, Y.W., Li, W.T., Chen, Y.W., 2010. Design and implementation of an embedded monitor system for detection of a patient's breath by double webcams. 2010 IEEE Int. Work. Med. Meas. Appl. MeMeA 2010 - Proc. 171–176. doi:10.1109/MEMEA.2010.5480222
- Balasubramaniam, S.L., Wang, Y., Ryan, L., Hossain, J., Rahman, T., Shaffer, T.H., 2019. Age-related ranges of respiratory inductance plethysmography (RIP) reference values for infants and children. *Paediatr. Respir. Rev.* 29, 60–67.
- Bar-Yishay, E., Putilov, A., Einav, S., 2003. Automated, real-time calibration of the respiratory inductance plethysmograph and its application in newborn infants. *Physiol. Meas.* 24, 149.
- Barcelar Jde, M., Aliverti, A., Melo, T.L., Dornelas, C.S., Lima, C.S., Reinaux, C.M., de Andrade, A.D., 2013. Chest wall regional volumes in obese women. *Respir Physiol Neurobiol* 189, 167–173. doi:10.1016/j.resp.2013.07.016
- Barrow, R.E., Vorwald, A.J., 1969. Capacitance respirometry. *Arch. Environ. Heal. An Int. J.* 19, 579–585.
- Benetazzo, F., Freddi, A., Monteriù, A., Longhi, S., 2014. Respiratory rate detection algorithm based on RGB-D camera: theoretical background and experimental results. *Healthc. Technol. Lett.* 1, 81–86.
- Berger, M., Alliez, P., Tagliasacchi, A., Seversky, L.M., Silva, C.T., Levine, J. a., Sharf, A., 2014. State of the Art in Surface Reconstruction from Point Clouds. *Proc. Eurographics 2014, Eurographics Stars* 161–185. doi:10.2312/egst.20141040

- Bernacchia, N., Scalise, L., Casacanditella, L., Ercoli, I., Marchionni, P., Tomasini, E.P., 2014. Non contact measurement of heart and respiration rates based on KinectTM. IEEE MeMeA 2014 - IEEE Int. Symp. Med. Meas. Appl. Proc. 4–8. doi:10.1109/MeMeA.2014.6860065
- Bernal, E.A., Mestha, L.K., Shilla, E., 2014. Non contact monitoring of respiratory function via depth sensing, in: Biomedical and Health Informatics (BHI), 2014 IEEE-EMBS International Conference On. pp. 101–104.
- Bernstein, L., Shepard Jr, R.H., 1966. High resolution display for variables in volume-displacement body plethysmography. *J. Appl. Physiol.* 21, 721–724.
- Beserra Gomes, R., Ferreira da Silva, B.M., Rocha, L.K. de M., Aroca, R.V., Velho, L.C.P.R., Gonçalves, L.M.G., 2013. Efficient 3D object recognition using foveated point clouds. *Comput. Graph.* 37, 496–508. doi:10.1016/j.cag.2013.03.005
- Binazzi, B., Lanini, B., Bianchi, R., Romagnoli, I., Nerini, M., Gigliotti, F., Duranti, R., Milic-Emili, J., Scano, G., 2006. Breathing pattern and kinematics in normal subjects during speech, singing and loud whispering. *Acta Physiol.* 186, 233–246.
- Bland, J.M., Altman, D., 1986. STATISTICAL METHODS FOR ASSESSING AGREEMENT BETWEEN TWO METHODS OF CLINICAL MEASUREMENT. *Lancet* 327, 307–310. doi:http://dx.doi.org/10.1016/S0140-6736(86)90837-8
- Bland, J.M., Altman, D.G., 1999. Measuring agreement in method comparison studies. *Stat. Methods Med. Res.* 8, 135–160.
- Bloesch, M., Rodriguez, D., 2015. Kinect v2 for Mobile Robot Navigation : Evaluation and Modeling.
- Bloesch, M., Rodriguez, D., Kaestner, R., Hutter, M., Siegwart, R., 2015. Kinect v2 for Mobile Robot Navigation Evaluation and Modeling Péter Fankhauser. doi:10.1109/ICAR.2015.7251485
- Boiten, F.A., Frijda, N.H., Wientjes, C.J.E., 1994. Emotions and respiratory patterns: review and critical analysis. *Int. J. Psychophysiol.* 17, 103–128.
- Bolitho, M., Kazhdan, M., Burns, R., Hoppe, H., 2009. Parallel poisson surface reconstruction, in: International Symposium on Visual Computing. pp. 678–689.
- Bouachir, W., Noumeir, R., n.d. Automated video surveillance for preventing suicide attempts.
- Brouillette, R.T., Morrow, A.S., Weese-Mayer, D.E., Hunt, C.E., 1987. Comparison of respiratory inductive plethysmography and thoracic impedance for apnea monitoring. *J. Pediatr.* 111, 377–383.
- Bueno, C.J., Vieira, D.S.R., Pereira, D.R., Britto, R.R., 2010. <Breathing pattern and thoracoabdominal motion in healthy individuals- influence of age and sex.pdf> 14, 411–416.
- Bulanova, A., Bukreeva, E., Nikiforova, O., Kistenev, J., 2014. The analysis of breath air by laser spectroscopy method for diagnosis of COPD. *Eur. Respir. J.* 44, P1004.
- Burba, N., Bolas, M., Krum, D.M., Suma, E.A., 2012. Unobtrusive measurement of subtle nonverbal behaviors with the Microsoft Kinect. *Proc. - IEEE Virtual Real.* doi:10.1109/VR.2012.6180952
- Cai, J., Chang, Z., Wang, Z., Paul Segars, W., Yin, F.-F., 2011. Four-dimensional magnetic resonance imaging (4D-MRI) using image-based respiratory surrogate: a feasibility study. *Med. Phys.* 38, 6384–6394.

- Cala, S.J., Kenyon, C.M., Ferrigno, G., Carnevali, P., Aliverti, A., Pedotti, A., Macklem, P.T., Rochester, D.F., 1996. Chest wall and lung volume estimation by optical reflectance motion analysis. *J. Appl. Physiol.* 81, 2680–2689.
- Cao, W., Duan, Y., 2006. Breath Analysis : Potential for Clinical Diagnosis and Exposure Assessment 811, 800–811. doi:10.1373/clinchem.2005.063545
- Carlson, B.W., Neelon, V.J., Hsiao, H., 1999. Evaluation of a non-invasive respiratory monitoring system for sleeping subjects. *Physiol. Meas.* 20, 53.
- Carter, E.R., Stecenko, A.A., Pollock, B.H., Jaeger, M.J., 1994. Evaluation of the interrupter technique for the use of assessing airway obstruction in children. *Pediatr. Pulmonol.* 17, 211–217.
- Cattani, L., Kouamou Ntonfo, G.M., Lofino, F., Ferrari, G., Raheli, R., Pisani, F., 2014. Maximum-likelihood detection of neonatal clonic seizures by video image processing. *Int. Symp. Med. Inf. Commun. Technol. ISMICT* 1–5. doi:10.1109/ISMICT.2014.6825219
- Cattani, Luca, Ntonfo, G.M.K., Lofino, F., Ferrari, G., Raheli, R., Pisani, F., 2014. Maximum-likelihood detection of neonatal clonic seizures by video image processing, in: *Medical Information and Communication Technology (ISMICT), 2014 8th International Symposium On.* pp. 1–5.
- Charlton, P.H., Birrenkott, D.A., Bonnici, T., Pimentel, M.A.F., Johnson, A.E.W., Alastruey, J., Tarassenko, L., Watkinson, P.J., Beale, R., Clifton, D.A., 2018. Breathing Rate Estimation from the Electrocardiogram and Photoplethysmogram: A Review. *IEEE Rev. Biomed. Eng.* 11, 2–20. doi:10.1109/RBME.2017.2763681
- Charlton, P.H., Bonnici, T., Tarassenko, L., Clifton, D.A., Beale, R., Watkinson, P.J., 2016. An assessment of algorithms to estimate respiratory rate from the electrocardiogram and photoplethysmogram. *Physiol. Meas.* 37, 610–626. doi:10.1088/0967-3334/37/4/610
- Chatterjee, A., Prathosh, A.P., Praveena, P., Upadhy, V., 2016. Real-Time Visual Respiration Rate Estimation with Dynamic Scene Adaptation, in: *Bioinformatics and Bioengineering (BIBE), 2016 IEEE 16th International Conference On.* pp. 154–160.
- Chekmenov, S.Y., Rara, H., Farag, A.A., 2005. Non-contact, wavelet-based measurement of vital signs using thermal imaging, in: *The First International Conference on Graphics, Vision, and Image Processing (GVIP), Cairo, Egypt.* pp. 107–112.
- Chen, Z., Wang, Y., Liu, H., 2018. Unobtrusive Sensor-Based Occupancy Facing Direction Detection and Tracking Using Advanced Machine Learning Algorithms. *IEEE Sens. J.* 18, 6360–6368.
- Chon, K.H., Dash, S., Ju, K., 2009. Estimation of respiratory rate from photoplethysmogram data using time--frequency spectral estimation. *IEEE Trans. Biomed. Eng.* 56, 2054–2063.
- Chu, W.C.W., Li, A.M., Ng, B.K.W., Chan, D.F.Y., Lam, T., Lam, W.W.M., Cheng, J.C.Y., 2006. Dynamic magnetic resonance imaging in assessing lung volumes, chest wall, and diaphragm motions in adolescent idiopathic scoliosis versus normal controls. *Spine (Phila. Pa. 1976).* 31, 2243–2249.
- Cignoni, P., Callieri, M., Corsini, M., Dellepiane, M., Ganovelli, F., Ranzuglia, G., 2008. Meshlab: an open-source mesh processing tool., in: *Eurographics Italian Chapter Conference.* pp. 129–136.

- Coates, A.L., Peslin, R., Rodenstein, D., Stocks, J., 1997. Measurement of lung volumes by plethysmography. *Eur. Respir. J.* 10, 1415–1427.
- Corbishley, P., Rodríguez-Villegas, E., 2008. Breathing detection: towards a miniaturized, wearable, battery-operated monitoring system. *IEEE Trans. Biomed. Eng.* 55, 196–204.
- Courtney, R., Van Dixhoorn, J., Cohen, M., 2008. Evaluation of breathing pattern: Comparison of a manual assessment of respiratory motion (MARM) and respiratory induction plethysmography. *Appl. Psychophysiol. Biofeedback* 33, 91–100. doi:10.1007/s10484-008-9052-3
- Cretikos, M.A., Bellomo, R., Hillman, K., Chen, J., Finfer, S., Flabouris, A., 2008. Respiratory rate: the neglected vital sign. *Med. J. Aust.* 188, 657.
- Criée, C.P., Sorichter, S., Smith, H.J., Kardos, P., Merget, R., Heise, D., Berdel, D., Köhler, D., Magnussen, H., Marek, W., Mitfessel, H., Rasche, K., Rolke, M., Worth, H., Jörres, R.A., 2011. Body plethysmography – Its principles and clinical use. *Respir. Med.* 105, 959–971. doi:https://doi.org/10.1016/j.rmed.2011.02.006
- Culham, E.G., Jimenez, H.A., King, C.E., 1994. Thoracic kyphosis, rib mobility, and lung volumes in normal women and women with osteoporosis. *Spine (Phila. Pa. 1976)*. 19, 1250–1255.
- Davis, C., Mazzolini, A., Mills, J., Dargaville, P., 1999. A new sensor for monitoring chest wall motion during high-frequency oscillatory ventilation. *Med. Eng. Phys.* 21, 619–623.
- Davis, G.M., Cooper, D.M., Mitchell, I., 1993. The measurement of thoraco-abdominal asynchrony in infants with severe laryngotracheobronchitis. *Chest* 103, 1842–1848.
- de Boer, W., Lasenby, J., Cameron, J., Wareham, R., Ahmad, S., Roach, C., Hills, W., Iles, R., 2010. SLP: A Zero-Contact Non-Invasive Method for Pulmonary Function Testing., in: *BMVC*. pp. 1–12.
- De Groote, A., Verbandt, Y., Paiva, M., Mathys, P., 2000. Measurement of thoracoabdominal asynchrony: importance of sensor sensitivity to cross section deformations. *J. Appl. Physiol.* 88, 1295–1302.
- De Groote, A., Wantier, M., Cheron, G., Estenne, M., Paiva, M., 1997. Chest wall motion during tidal breathing. *J. Appl. Physiol.* 83, 1531–1537. doi:10.1152/jappl.1997.83.5.1531
- De Groote, Anne, Wantier, M., Chéron, G., Estenne, M., Paiva, M., 1997. Chest wall motion during tidal breathing. *J. Appl. Physiol.* 83, 1531–1537.
- de Melo Barcelar, J., Aliverti, A., de Barros Melo, T.L.L., Dornelas, C.S., Lima, C.S.F.R., Reinaux, C.M.A., de Andrade, A.D., 2013. Chest wall regional volumes in obese women. *Respir. Physiol. Neurobiol.* 189, 167–173.
- De Troyer, A., Estenne, M., 1990. Chest Wall Motion in Paraplegic Subjects 1-3. *Am Rev Respir Dis* 141, 332–336.
- Dehkordi, P.K., Marzencki, M., Tavakolian, K., Kaminska, M., Kaminska, B., 2011. Validation of respiratory signal derived from suprasternal notch acceleration for sleep apnea detection, in: *Engineering in Medicine and Biology Society, EMBC, 2011 Annual International Conference of the IEEE*. pp. 3824–3827.
- Dellaca, R.L., Ventura, M.L., Zannin, E., Natile, M., Pedotti, A., Tagliabue, P., 2010. Measurement of total and compartmental lung volume changes in newborns by optoelectronic plethysmography. *Pediatr. Res.* 67, 11.

- Deoras, K.S., Greenspan, J.S., Wolfson, M.R., Keklikian, E.N., Shaffer, T.H., Allen, J.L., 1992. Effects of inspiratory resistive loading on chest wall motion and ventilation: Differences between preterm and full-term infants. *Pediatr. Res.* 32, 589–594. doi:10.1203/00006450-199211000-00022
- Dietrich, L., Jetter, S., Tücking, T., Nill, S., Oelfke, U., 2006. Linac-integrated 4D cone beam CT: first experimental results. *Phys. Med. Biol.* 51, 2939.
- Ding, L., Zhang, H., Xie, Y., 2013a. Respiratory motion tracking with a multi-camera vision system. *ICMIPE 2013 - Proc. 2013 IEEE Int. Conf. Med. Imaging Phys. Eng.* 352–355. doi:10.1109/ICMIPE.2013.6864567
- Ding, L., Zhang, H., Xie, Y., 2013b. Respiratory motion tracking with a multi-camera vision system, in: *Medical Imaging Physics and Engineering (ICMIPE), 2013 IEEE International Conference On.* pp. 352–355.
- Dojat, M., Brochard, L., Lemaire, F., Harf, A., 1992. A knowledge-based system for assisted ventilation of patients in intensive care units. *Int. J. Clin. Monit. Comput.* 9, 239–250.
- Drummond, G.B., Bates, A., Mann, J., Arvind, D.K., 2013. Characterization of breathing patterns during patient-controlled opioid analgesia. *Br. J. Anaesth.* 111, 971–978.
- Dryden, I.L., Mardia, K. V., 2016. *Statistical Shape Analysis: With Applications in R* 125–173. doi:10.1002/9781119072492.ch7
- Dullenkopf, A., Bernardo, S. Di, Berger, F., Fasnacht, M., Gerber, A.C., Weiss, M., 2003. Evaluation of a new combined SpO₂/PtcCO₂ sensor in anaesthetized paediatric patients. *Pediatr. Anesth.* 13, 777–784.
- Ecole, U.P., Programme, U.D.E.M., Mortamet, G., 2018. UNIVERSITE PARIS-EST UNIVERSITE DE MONTREAL Programme de doctorat en sciences biomédicales Evaluation du Travail Respiratoire dans l' Insuffisance Respiratoire Aiguë de l' Enfant 1–154.
- Essouri, S., Baudin, F., Chevret, L., Vincent, M., Emeriaud, G., Juvet, P., 2017. Variability of care in infants with severe bronchiolitis: less-invasive respiratory management leads to similar outcomes. *J. Pediatr.* 188, 156–162.
- Essouri, S., Baudin, F., Chevret, L., Vincent, M., Emeriaud, G., Juvet, P., 2016. Variability of Care in Infants with Severe Bronchiolitis: Less-Invasive Respiratory Management Leads to Similar Outcomes. *J. Pediatr.* 188, 156–162.e1. doi:10.1016/j.jpeds.2017.05.033
- Estenne, M., De Troyer, A., 1986. The effects of tetraplegia on chest wall statics. *Am. Rev. Respir. Dis.* 134, 121–124.
- Falie, D., David, L., 2008. Respiratory Motion Visualization and the Sleep Apnea Diagnosis with the Time of Flight (ToF) camera . *WSEAS - Vis. imaging Simul.* 179–184.
- Falie, D., David, L., Ichinr, M., 2009. Statistical algorithm for detection and screening sleep apnea. 2009 Int. Symp. Signals, Circuits Syst. ISSCS 2009 3–6. doi:10.1109/ISSCS.2009.5206206
- Falie, D., Ichim, M., David, L., 2008. Respiratory motion visualization and the sleep apnea diagnosis with the time of flight (ToF) camera. *Vis. Imaging Simul.*
- Fei, J., Pavlidis, I., 2006. Analysis of breathing air flow patterns in thermal imaging, in: *Engineering in Medicine and Biology Society, 2006. EMBS'06. 28th Annual International Conference of the IEEE.* pp. 946–952.

- Ferrigno, G., Carnevali, P., Aliverti, A., Molteni, F., Beulcke, G., Pedotti, A., 1994. Three-dimensional optical analysis of chest wall motion. *J. Appl. Physiol.* 77, 1224–1231.
- Foix, S., Aleny, G., 2011. Lock-in Time-of-Flight (ToF) Cameras : A Survey 11, 1–11.
- Folke, M., Granstedt, F., Hök, B., Scheer, H., 2002. Comparative provocation test of respiratory monitoring methods. *J. Clin. Monit. Comput.* 17, 97–103.
- Franks, C.I., Brown, B.H., Johnston, D.M., 1976. Contactless respiration monitoring of infants. *Med. Biol. Eng.* 14, 306–312.
- Frigola, M., Amat, J., Pagès, J., 2002. Vision based respiratory monitoring system, in: *Proceedings of the 10th Mediterranean Conference on Control and Automation (MED 2002)*, Lisbon, Portugal. pp. 9–13.
- Frigola, M., Amat, J., Pagès, J., 2002. Vision Based Respiratory Monitoring System. *Proc. 10th Mediterr. Conf. Control Autom. - MED2002* 1–5.
- G., L., H., H., J., W., D.G., L., Q., C., C.P., G., J., S., J., Z., A., R., 2015. Novel spirometry based on optical surface imaging. *Med. Phys.* 42, 1690–1697. doi:10.1118/1.4914391
- Gaultier, C.L., Praud, J.P., Canet, E., Delaperche, M.F., d'Allest, A.M., 1987. Paradoxical inward rib cage motion during rapid eye movement sleep in infants and young children. *J. Dev. Physiol.* 9, 391–397.
- Gern, J.E., Martin, M.S., Anklam, K.A., Shen, K., Roberg, K.A., Carlson-Dakes, K.T., Adler, K., Gilbertson-White, S., Hamilton, R., Shult, P.A., others, 2002. Relationships among specific viral pathogens, virus-induced interleukin-8, and respiratory symptoms in infancy. *Pediatr. Allergy Immunol.* 13, 386–393.
- Gilbert, R., Auchincloss Jr, J.H., Peppi, D., 1981. Relationship of rib cage and abdomen motion to diaphragm function during quiet breathing. *Chest* 80, 607–612.
- Girardeau-Montaut, Daniel, 2015. CloudCompare version 2.6.1. user manual 181.
- Girardeau-Montaut, D., 2015. Cloud Compare—3D Point Cloud and Mesh Processing Software. Open Source Proj.
- Godfrey, S., Kamburoff, P.L., Nairn, J.R., 1970. Spirometry, lung volumes and airway resistance in normal children aged 5 to 18 years. *Respir. Med.* 64, 15–24.
- Gomersall, C.D., Joynt, G., Cheng, C., Yap, F., Lam, P., Torrance, J., Ramsay, S., Boots, R., Graham, C., Freebairn, R., others, 2006. Basic Assessment and Support in Intensive Care.
- Gonzalez-Jorge, H., Rodríguez-González, P., Martínez-Sánchez, J., González-Aguilera, D., Arias, P., Gesto, M., Díaz-Vilariño, L., 2015. Metrological comparison between Kinect I and Kinect II sensors. *Meas. J. Int. Meas. Confed.* 70, 21–26. doi:10.1016/j.measurement.2015.03.042
- González-Ortega, D., Díaz-Pernas, F.J., Martínez-Zarzuela, M., Antón-Rodríguez, M., 2014. A Kinect-based system for cognitive rehabilitation exercises monitoring. *Comput. Methods Programs Biomed.* 113, 620–631. doi:10.1016/j.cmpb.2013.10.014
- Goodall, C., 1991. Procrustes methods in the statistical analysis of shape. *J. R. Stat. Soc. Ser. B* 285–339.
- Grassino, A., Goldman, M.D., Mead, J., Sears, T.A., 1978. Mechanics of the human diaphragm during voluntary contraction: statics. *J. Appl. Physiol.* 44, 829–839.
- Greneker, E.F., 1997. Radar sensing of heartbeat and respiration at a distance with security applications, in: *Radar Sensor Technology II*. pp. 22–28.

- Grimby, G., Bunn, J., Mead, J., 1968. Relative contribution of rib cage and abdomen to ventilation during exercise. *J. Appl. Physiol.* 24, 159–166.
- Gupta, A.K., 2011. Respiration rate measurement based on impedance pneumography. Texas Instruments Appl. Rep. SBAA181.
- Hagan, R., Bryan, A.C., Bryan, M.H., Gulston, G., 1977. Neonatal chest wall afferents and regulation of respiration. *J. Appl. Physiol.* 42, 362–367.
- Hammer, J., Newth, C.J.L., 2009. Assessment of thoraco-abdominal asynchrony. *Paediatr. Respir. Rev.* 10, 75–80.
- Hansard, M., Lee, S., Choi, O., Horaud, R., Hansard, M., Lee, S., Choi, O., Horaud, R., Cameras, F., 2012. Time of Flight Cameras : Principles , Methods , and Applications To cite this version : HAL Id : hal-00725654.
- Haralick, R.M., Joo, H., Lee, C.-N., Zhuang, X., Vaidya, V.G., Kim, M.B., 1989. Pose estimation from corresponding point data. *IEEE Trans. Syst. Man. Cybern.* 19, 1426–1446.
- Hargrove, J., Zemper, E.D., Jannausch, M.L., 2009. Respiratory measurement utilizing a novel laser displacement technique: normal tidal breathing. *Biomed. Instrum. Technol.* 43, 327–331.
- Harte, J.M., Golby, C.K., Acosta, J., Nash, E.F., Kiraci, E., Williams, M.A., Arvanitis, T.N., Naidu, B., 2016. Chest wall motion analysis in healthy volunteers and adults with cystic fibrosis using a novel Kinect-based motion tracking system. *Med. Biol. Eng. Comput.* 54, 1631–1640. doi:10.1007/s11517-015-1433-1
- Hermansen, C.L., Lorah, K.N., 2007. Respiratory distress in the newborn. *Am Fam Physician* 76, 987–994.
- Heß, M., Büther, F., Gigengack, F., Dawood, M., Schäfers, K.P., 2015. A dual-Kinect approach to determine torso surface motion for respiratory motion correction in PET. *Med. Phys.* 42, 2276–2286.
- Hoppe, H., DeRose, T., Duchamp, T., McDonald, J., and Stuetzle, W. Surface reconstruction from unorganized points. *SIGGRAPH Comput. Graph.* 26, 2 (July 1992), 71–78.
- Horn, B.K.P., Schunck, B.G., 1981. Determining optical flow. *Artif. Intell.* 17, 185–203.
- Hsu, C.-H., Chow, J.C., 2005. Design and clinic monitoring of a newly developed non-attached infant apnea monitor. *Biomed. Eng. Appl. Basis Commun.* 17, 126–134.
- Hwang, Y., Kim, J.-B., Kim, Y.S., Bang, W.-C., Kim, J.D.K., Kim, C., 2012. Ultrasound image-based respiratory motion tracking, in: *Medical Imaging 2012: Ultrasonic Imaging, Tomography, and Therapy*. p. 83200N.
- Jaimez, M., Souiai, M., Gonzalez-jimenez, J., Cremers, D., 2015. A Primal-Dual Framework for Real-Time Dense RGB-D Scene Flow.
- Jorge, J., Villarroel, M., Chaichulee, S., McCormick, K., Tarassenko, L., 2018. Data fusion for improved camera-based detection of respiration in neonates. *Opt. Diagnostics Sens. XVIII Towar. Point-of-Care Diagnostics* 1050112, 36. doi:10.1117/12.2290139
- Joshua, A., Shetty, L., Pare, V., 2014. Variations in dimensions and shape of thoracic cage with aging: an anatomical review. *Anat. J. Africa* 3, 346–355.
- Kan, Y.-C., Chen, C.-K., 2012. A Wearable Inertial Sensor Node for Body Motion Analysis. *IEEE Sens. J.* 12, 651–657. doi:10.1109/JSEN.2011.2148708
- Kaneko, H., Horie, J., 2012. Breathing Movements of the Chest and Abdominal Wall in Healthy Subjects. *Respir. Care* 57, 1442–1451. doi:10.4187/respcare.01655

- Kaneko, H., Horie, J., Ishikawa, A., 2015. New scale to assess breathing movements of the chest and abdominal wall: preliminary reliability testing. *J. Phys. Ther. Sci.* 27, 1987–92. doi:10.1589/jpts.27.1987
- Katashev, A., Romberg, K., Danielsson, A., Saraste, H., 2015. Application of 3D Scanner for Estimation of Chest Movement in Scoliotic Patients, in: Mindedal, H., Persson, M. (Eds.), 16th Nordic-Baltic Conference on Biomedical Engineering: 16. NBC & 10. MTD 2014 Joint Conferences. October 14–16, 2014, Gothenburg, Sweden. Springer International Publishing, Cham, pp. 63–66. doi:10.1007/978-3-319-12967-9_17
- Kazhdan, M., Bolitho, M., Hoppe, H., 2006. Poisson Surface Reconstruction. *Proc. Symp. Geom. Process.* 61–70. doi:10.1145/1364901.1364904
- Kazhdan, M.M., others, 2005. Reconstruction of solid models from oriented point sets., in: Symposium on Geometry Processing. pp. 73–82.
- Keselman, L., Woodfill, J.I., Grunnet-Jepsen, A., Bhowmik, A., 2017. Intel RealSense Stereoscopic Depth Cameras. doi:10.1109/CVPRW.2017.167
- Khoshelham, K., Elberink, S.O., 2012. Accuracy and resolution of kinect depth data for indoor mapping applications. *Sensors* 12, 1437–1454. doi:10.3390/s120201437
- King, A.P., Buerger, C., Tsoumpas, C., Marsden, P.K., Schaeffter, T., 2012. Thoracic respiratory motion estimation from MRI using a statistical model and a 2-D image navigator. *Med. Image Anal.* 16, 252–264. doi:10.1016/j.media.2011.08.003
- Koch, N., Liu, H.H., Starkschall, G., Jacobson, M., Forster, K., Liao, Z., Komaki, R., Stevens, C.W., 2004. Evaluation of internal lung motion for respiratory-gated radiotherapy using MRI: Part I—correlating internal lung motion with skin fiducial motion. *Int. J. Radiat. Oncol. Biol. Phys.* 60, 1459–1472.
- Kondo, T., Kobayashi, I., Taguchi, Y., Ohta, Y., Yanagimachi, N., 2000. A dynamic analysis of chest wall motions with MRI in healthy young subjects. *Respirology* 5, 19–25.
- Kondo, T., Uhlig, T., Pemberton, P., Sly, P.D., 1997. Laser monitoring of chest wall displacement. *Eur. Respir. J.* 10, 1865–1869.
- Konno, K., Mead, J., 1967. Measurement of the separate volume changes of rib cage and abdomen during breathing. *J. Appl. Physiol.* 22, 407–422.
- Kotani, T., Minami, S., Takahashi, K., Isobe, K., Nakata, Y., Takaso, M., Inoue, M., Maruta, T., Akazawa, T., Ueda, T., Moriya, H., 2004a. An Analysis of Chest Wall and Diaphragm Motions in Patients with Idiopathic Scoliosis Using Dynamic Breathing MRI. *Spine (Phila. Pa. 1976)*. 29, 298–302. doi:10.1097/01.BRS.0000106490.82936.89
- Kotani, T., Minami, S., Takahashi, K., Isobe, K., Nakata, Y., Takaso, M., Inoue, M., Maruta, T., Akazawa, T., Ueda, T., others, 2004b. An analysis of chest wall and diaphragm motions in patients with idiopathic scoliosis using dynamic breathing MRI. *Spine (Phila. Pa. 1976)*. 29, 298–302.
- Kotani, T., Minami, S., Takahashi, K., Isobe, K., Nakata, Y., Takaso, M., Inoue, M., Nishikawa, S., Maruta, T., Tamaki, T., others, 2002. Three dimensional analysis of chest wall motion during breathing in healthy individuals and patients with scoliosis using an ultrasonography-based system. *Stud. Health Technol. Inform.* 91, 135–139.
- Krouwer, J.S., 2008. Why Bland–Altman plots should use X , not $(Y + X)/2$ when X is a reference method. *Stat. Med.* 27, 778–780.
- Kumar, M., Veeraraghavan, A., Sabharwal, A., 2015. DistancePPG: Robust non-contact vital signs monitoring using a camera. *Biomed. Opt. Express* 6, 1565–1588.

- Lachat, E., Macher, H., Landes, T., Grussenmeyer, P., 2015b. Assessment and calibration of a RGB-D camera (Kinect v2 Sensor) towards a potential use for close-range 3D modeling. *Remote Sens.* 7, 13070–13097. doi:10.3390/rs71013070
- Lafortuna, C.L., Passerini, L., 1995. A new instrument for the measurement of rib cage and abdomen circumference variation in respiration at rest and during exercise. *Eur. J. Appl. Physiol. Occup. Physiol.* 71, 259–265.
- Laouani, A., Rouatbi, S., 2016. Thorax and Abdomen Motion Analysis in Patients with Obstructive Diseases. *J. Pulm. Respir. Med.* 06, 1–5. doi:10.4172/2161-105X.1000313
- Laouani, A., Rouatbi, S., Saguem, S., Calabrese, P., 2016. Thorax and abdomen motion analysis in patients with obstructive diseases. *J Pulm Respir Med* 6, 2.
- Le Tarnec, L., Destrempe, F., Cloutier, G., Garcia, D., 2014. A Proof of Convergence of the Horn--Schunck Optical Flow Algorithm in Arbitrary Dimension. *SIAM J. Imaging Sci.* 7, 277–293.
- Lee, Y.S., Pathirana, P.N., Evans, R.J., Steinfort, C.L., 2015. Noncontact detection and analysis of respiratory function using microwave Doppler Radar. *J. Sensors* 2015. doi:10.1155/2015/548136
- Lee, Y.S., Pathirana, P.N., Steinfort, C.L., Caelli, T., 2014. Monitoring and analysis of respiratory patterns using microwave doppler radar. *IEEE J. Transl. Eng. Heal. Med.* 2, 1–12.
- Lenz, G., Heipertz, W., Epple, E., 1991. Capnometry for continuous postoperative monitoring of nonintubated, spontaneously breathing patients. *J. Clin. Monit.* 7, 245–248.
- Levine, S., Silage, D., Henson, D., Wang, J.Y., Krieg, J., LaManca, J., Levy, S., 1991. Use of a triaxial magnetometer for respiratory measurements. *J. Appl. Physiol.* 70, 2311–2321.
- Lewis, G.F., Gatto, R.G., Porges, S.W., 2011. A novel method for extracting respiration rate and relative tidal volume from infrared thermography. *Psychophysiology* 48, 877–887.
- Li, B.Y.L., Xue, M., Mian, A., Liu, W., Krishna, A., 2016. Robust RGB-D face recognition using Kinect sensor. *Neurocomputing* 214, 93–108. doi:10.1016/j.neucom.2016.06.012
- Li, C., Ling, J., Li, J., Lin, J., 2010. Accurate Doppler radar noncontact vital sign detection using the RELAX algorithm. *IEEE Trans. Instrum. Meas.* 59, 687–695.
- Li, G., Huang, H., Wei, J., Li, D.G., Chen, Q., Gaebler, C.P., Sullivan, J., Zatzky, J., Rimner, A., Mechalakos, J., 2015. Novel spirometry based on optical surface imaging. *Med. Phys.* 42, 1690–1697.
- Liepa, P., 2003. Filling Holes in Meshes, in: *Proceedings of the 2003 Eurographics/ACM SIGGRAPH Symposium on Geometry Processing, SGP '03*. Eurographics Association, Aire-la-Ville, Switzerland, Switzerland, pp. 200–205.
- Lin, J.C., 1975. Noninvasive microwave measurement of respiration. *Proc. IEEE* 63, 1530.
- Lindemann, J., Leiacker, R., Rettinger, G., Keck, T., 2002. Nasal mucosal temperature during respiration. *Clin. Otolaryngol. Allied Sci.* 27, 135–139.
- Longhi, S., Monteriù, A., Freddi, A., Benetazzo, F., 2014. Respiratory rate detection algorithm based on RGB-D camera: theoretical background and experimental results. *Healthc. Technol. Lett.* 1, 81–86. doi:10.1049/htl.2014.0063
- Loring, S.H., Mead, J., 1982. Action of the diaphragm on the rib cage inferred from a force-balance analysis. *J. Appl. Physiol.* 53, 756–760.

- Lovell, D., Cheung, J., Perrin, D., 2018. Promises and Challenges in the Use of Consumer-Grade Devices for Sleep Monitoring. *IEEE Rev. Biomed. Eng.* 11, 53–67. doi:10.1109/RBME.2018.2811735
- Luhmann, T., Robson, S., Kyle, S. and Boehm, J., 2013, *Close-Range Photogrammetry and 3D Imaging*. Editions De Gruyter, 2nde édition, ISBN 978-3-11-030278-3. 684 pages.
- Lun, R., Zhao, W., 2015. A survey of applications and human motion recognition with microsoft kinect. *Int. J. Pattern Recognit. Artif. Intell.* 29, 1555008.
- Maizels, A., Shpunt, A., Litvak, S., 2010. Enhanced 3d interfacing for remote devices.
- Mallick, T., Das, P.P., Majumdar, A.K., 2014. Characterizations of noise in Kinect depth images: A review. *IEEE Sens. J.* 14, 1731–1740. doi:10.1109/JSEN.2014.2309987
- Marlin, D.J., Schroter, R.C., Cashman, P.M.M., Deaton, C.M., Poole, D.C., Kindig, C. a, McDonough, P., Erickson, H.H., 2002. Movements of thoracic and abdominal compartments during ventilation at rest and during exercise. *Equine Vet. J. Suppl. i*, 384–90. doi:10.1111/j.2042-3306.2002.tb05453.x
- Martinez, M., Stiefelhagen, R., 2012. Breath rate monitoring during sleep using near-ir imagery and PCA. *Biomed. Eng. IEEE Trans.* 48, 3472–3475.
- McFadden, J.P., Price, R.C., Eastwood, H.D., Briggs, R.S., 1982. Raised respiratory rate in elderly patients: a valuable physical sign. *Br Med J (Clin Res Ed)* 284, 626–627.
- Mead, J., Loring, S.H., 1982. Analysis of volume displacement and length changes of the diaphragm during breathing. *J. Appl. Physiol.* 53, 750–755.
- Meagher, D.J.R., 1980. Octree encoding: A new technique for the representation, manipulation and display of arbitrary 3-d objects by computer. Electrical and Systems Engineering Department Rensselaer Polytechnic Institute Image Processing Laboratory.
- Melo, J. De, Aliverti, A., Lourdes, T., Barros, L. De, Soares, C., Souza, C., Rattes, F., Maria, C., Reinaux, A., Dornelas, A., Andrade, D., 2013. Respiratory Physiology & Neurobiology Chest wall regional volumes in obese women. *Respir. Physiol. Neurobiol.* 189, 167–173. doi:10.1016/j.resp.2013.07.016
- Merat, P., Harvey, E.J., Mitsis, G.D., 2018. A Miniature Multi-sensor Shoe-Mounted Platform for Accurate Positioning, in: 2018 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics (SMC). pp. 2772–2777.
- Meredith, D.J., Clifton, D., Charlton, P., Brooks, J., Pugh, C.W., Tarassenko, L., 2012. Photoplethysmographic derivation of respiratory rate: a review of relevant physiology. *J. Med. Eng. Technol.* 36, 1–7. doi:10.3109/03091902.2011.638965
- Miller, H.C., 1957. STUDIES OF RESPIRATORY INSUFFICIENCY IN NEWBORN INFANTS: III. Respiratory Rates and Birth Weights of Premature Infants as Guides to Their Survival and Need for Oxygen Therapy. *Pediatrics* 20, 817–826.
- Miller, M.R., Hankinson, J., Brusasco, V., Burgos, F., Casaburi, R., Coates, A., Crapo, R., Enright, P. vd, Van Der Grinten, C.P.M., Gustafsson, P., others, 2005. Standardisation of spirometry. *Eur. Respir. J.* 26, 319–338.
- Min, S.D., Kim, J.K., Shin, H.S., Yun, Y.H., Lee, C.K., Lee, M., 2010. Noncontact respiration rate measurement system using an ultrasonic proximity sensor. *IEEE Sens. J.* 10, 1732–1739.
- Minolta, K., 2006. Basic understanding of the pulse oximeter. how to read spo2. Konica Minolta Sensing, Inc. Ramsey.

- Müller, K., Schaller, C., Penne, J., Horneegger, J., 2009. Surface-based respiratory motion classification and verification, in: *Bildverarbeitung Für Die Medizin 2009*. Springer, pp. 257–261.
- Murthy, J.N., van Jaarsveld, J., Fei, J., Pavlidis, I., Harrykissoo, R.I., Lucke, J.F., Faiz, S., Castriotta, R.J., 2009. Thermal infrared imaging: a novel method to monitor airflow during polysomnography. *Sleep* 32, 1521–1527.
- Murthy, R., Pavlidis, I., 2006. Noncontact measurement of breathing function. *IEEE Eng. Med. Biol. Mag.* 25, 57–67.
- Mutto, C.D., Zanuttigh, P., Cortelazzo, G.M., 2012. Time-of-flight cameras and microsoft kinect (TM). Springer Publishing Company, Incorporated.
- Nadeau, C., Krupa, A., Gangloff, J., 2011. Automatic tracking of an organ section with an ultrasound probe: Compensation of respiratory motion, in: *International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention*. pp. 57–64.
- Nakajima, Kazuki, Matsumoto, Y., Tamura, T., 2001. Development of real-time image sequence analysis for evaluating posture change and respiratory rate of a subject in bed. *Physiol. Meas.* 22, N21.
- Nakajima, K., Matsumoto, Y., Tamura, T., Nakajim, K., Matsumoto, Y., Tamura, T., 2001. Development of real-time image sequence analysis for evaluating posture change and respiratory rate of a subject in bed. *Physiol. Meas.* 22, N21–N28. doi:10.1088/0967-3334/22/3/401
- Nakajima, K., Osa, A., Maekawa, T., Miike, H., 1997. Evaluation of body motion by optical flow analysis. *Japanese J. Appl. Physics, Part 1* 36, 2929–2937.
- Nakajima, K., Osa, A., Maekawa, T., Miike, H., 1997. Evaluation of body motion by optical flow analysis. *Jpn. J. Appl. Phys.* 36, 2929.
- Nakajima, K., Osa, A., Miike, H., 1997. A method for measuring respiration and physical activity in bed by optical flow analysis. *J. Biomed. Opt.* 5, 2054–2057 vol.5. doi:10.1109/IEMBS.1997.758752
- Nakajima, K., Tamura, T., Miike, H., 1996. Monitoring of heart and respiratory rates by photoplethysmography using a digital filtering technique. *Med. Eng. Phys.* 18, 365–372.
- Nock, C., Taugourdeau, O., Delagrang, S., Messier, C., 2013. Assessing the potential of low-cost 3D cameras for the rapid measurement of plant woody structure. *Sensors* 13, 16216–16233.
- Noonan, P.J., Howard, J., Tout, D., Armstrong, I., Williams, H.A., Cootes, T.F., Hallett, W.A., Hinz, R., 2012. Accurate markerless respiratory tracking for gated whole body PET using the Microsoft Kinect. *IEEE Nucl. Sci. Symp. Conf. Rec.* 3973–3974. doi:10.1109/NSSMIC.2012.6551910
- Nutti, B., Kronander, Å., Nilsing, M., Maad, K., Svensson, C., Li, H., 2014. Depth Sensor-Based Realtime Tumor Tracking for Accurate Radiation Therapy., in: *Eurographics (Short Papers)*. pp. 1–4.
- Oikonomidis, I., Kyriazis, N., Argyros, A., 2011. Efficient model-based 3D tracking of hand articulations using Kinect. *Proceedings Br. Mach. Vis. Conf.* 2011 101.1–101.11. doi:10.5244/C.25.101
- Orlando, E., D’Antuono, G., Cipolla, C., Cascella, D., Raffi, G.B., Petralia, S., Degli Esposti, G.C., 1972. [Analysis of left ventricular wall motion by means of ultrasonics]. *G Ital Cardiol* 2, 234–239.

- Ostadabbas, S., Bulach, C., Ku, D.N., Anderson, L.J., Ghovanloo, M., 2014. A passive quantitative measurement of airway resistance using depth data, in: 2014 36th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society. pp. 5743–5747.
- Ostadabbas, S., Sebkhi, N., Zhang, M., Rahim, S., Anderson, L.J., Lee, F.E.-H., Ghovanloo, M., 2016. A vision-based respiration monitoring system for passive airway resistance estimation. *IEEE Trans. Biomed. Eng.* 63, 1904–1913.
- Ozhasoglu, C., Murphy, M.J., 2002. Issues in respiratory motion compensation during external-beam radiotherapy. *Int. J. Radiat. Oncol. Biol. Phys.* 52, 1389–1399.
- Park, C., Lee, B., 2014. Real-time estimation of respiratory rate from a photoplethysmogram using an adaptive lattice notch filter. *Biomed. Eng. Online* 13, 170.
- Pasterkamp, H., Kraman, S.S., DeFrain, P.D., Wodicka, G.R., 1993. Measurement of respiratory acoustical signals: comparison of sensors. *Chest* 104, 1518–1525.
- Pavlidis, I., Dowdall, J., Sun, N., Puri, C., Fei, J., Garbey, M., 2007. Interacting with human physiology. *Comput. Vis. Image Underst.* 108, 150–170.
- Pelissier, L., 2003. Ultrasound imaging system. US Pat. 6,558,326B2 16, 9014–9020.
- Penne, J., Schaller, C., Hornegger, J., Kuwert, T., 2008. Robust real-time 3D respiratory motion detection using time-of-flight cameras. *Int. J. Comput. Assist. Radiol. Surg.* 3, 427–431.
- Perez, W., Tobin, M.J., 1985. Separation of factors responsible for change in breathing pattern induced by instrumentation. *J. Appl. Physiol.* 59, 1515–1520.
- Pettie, Seth, Ramachandran, V., 2002. An optimal minimum spanning tree algorithm. *J. ACM* 49, 16–34. doi:10.1145/505241.505243
- Plathow, C., Zimmermann, H., Fink, C., Umathum, R., Schöbinger, M., Huber, P., Zuna, I., Debus, J., Schlegel, W., Meinzer, H.-P., others, 2005a. Influence of different breathing maneuvers on internal and external organ motion: use of fiducial markers in dynamic MRI. *Int. J. Radiat. Oncol. Biol. Phys.* 62, 238–245.
- Poh, M.-Z., McDuff, D.J., Picard, R.W., 2011. Advancements in noncontact, multiparameter physiological measurements using a webcam. *IEEE Trans. Biomed. Eng.* 58, 7–11.
- Poh, M.-Z., McDuff, D.J., Picard, R.W., 2010. Non-contact, automated cardiac pulse measurements using video imaging and blind source separation. *Opt. Express* 18, 10762–10774.
- Pöhlmann, S.T.L., Harkness, E.F., Taylor, C.J., Astley, S.M., 2016. Evaluation of Kinect 3D Sensor for Healthcare Imaging. *J. Med. Biol. Eng.* 36, 857–870. doi:10.1007/s40846-016-0184-2
- Poux, F. (2013). Vers de nouvelles perspectives lasergrammétriques: optimisation et automatisé de la chaîne de production de modèles 3D. Le Mans: CNAM ESGT.
- Povšič, K., Jezeršek, M., Možina, J., 2015. Real-time 3D visualization of the thoraco-abdominal surface during breathing with body movement and deformation extraction. *Physiol. Meas.* 36, 1497.
- Procházka, A., Schätz, M., Vyšata, O., Vališ, M., 2016. Microsoft Kinect visual and depth sensors for breathing and heart rate analysis. *Sensors (Switzerland)* 16, 1–11. doi:10.3390/s16070996
- Quiroga, J. (2014). Scene Flow Estimation from RGBD Images (Doctoral dissertation, Grenoble University).

- Quirk, S., Becker, N., Smith, W.L., 2013. External respiratory motion analysis and statistics for patients and volunteers. *J. Appl. Clin. Med. Phys.* 14, 90–101. doi:10.1120/jacmp.v14i2.4051
- Raichura, N., Entwisle, J., Leverment, J., Beardsmore, C.S., 2001. Breath-hold MRI in evaluating patients with pectus excavatum. *Br. J. Radiol.* 74, 701–708.
- Rea, T.D., 2005. Agonal respirations during cardiac arrest. *Curr. Opin. Crit. Care* 11, 188–191.
- Rehouma, H., Noumeir, R., Bouachir, W., Jouvet, P., Essouri, S., 2018. 3D imaging system for respiratory monitoring in pediatric intensive care environment. *Comput. Med. Imaging Graph.* 70, 17–28.
- Rehouma, H., Noumeir, R., Jouvet, P., Bouachir, W., Essouri, S., 2017. A Computer Vision Method for Respiratory Monitoring in Intensive Care Environment Using RGB-D Cameras, in: *PROCEEDINGS OF THE 2017 SEVENTH INTERNATIONAL CONFERENCE ON IMAGE PROCESSING THEORY, TOOLS AND APPLICATIONS (IPTA 2017)*.
- Reich, A.R., McHenry, M.A., 1990. Estimating respiratory volumes from rib cage and abdominal displacements during speech activities. *J. Speech, Lang. Hear. Res.* 33, 467–475.
- Reinaux, C.M.A., Aliverti, A., da Silva, L.G.M., da Silva, R.J., Gonçalves, J.N., Noronha, J.B., Filho, J.E.C., de Andrade, A.D., de Amorim Britto, M.C., 2016. Tidal volume measurements in infants: Opto-electronic plethysmography versus pneumotachograph. *Pediatr. Pulmonol.* 51, 850–857.
- Reinvuo, T., Hannula, M., Sorvoja, H., Alasaarela, E., Myllyla, R., 2006. Measurement of respiratory rate with high-resolution accelerometer and EMFit pressure sensor, in: *Sensors Applications Symposium, 2006. Proceedings of the 2006 IEEE*. pp. 192–195.
- Revow, M.D., England, S.J., Stogryn, H.A., Wilkes, D.L., 1987. Comparison of calibration methods for respiratory inductive plethysmography in infants. *J. Appl. Physiol.* 63, 1853–1861.
- Reyes, B.A., Reljin, N., Kong, Y., Nam, Y., Chon, K.H., 2017. Tidal Volume and Instantaneous Respiration Rate Estimation using a Volumetric Surrogate Signal Acquired via a Smartphone Camera. *IEEE J. Biomed. Heal. Informatics* 21, 764–777. doi:10.1109/JBHI.2016.2532876
- Rohlf, F.J., 1999. Shape Statistics: Procrustes Superimpositions and Tangent Spaces. *J. Classif.* doi:10.1007/s003579900054
- Rohlf, F.J., Slice, D., 1990. Extensions of the Procrustes method for the optimal superimposition of landmarks. *Syst. Biol.* 39, 40–59.
- Rolfe, P., 1971. A magnetometer respiration monitor for use with premature babies. *Biomed. Eng. (NY)*. 6, 402–404.
- Romei, M., Mauro, A. Lo, D'angelo, M.G., Turconi, A.C., Bresolin, N., Pedotti, A., Aliverti, A., 2010. Effects of gender and posture on thoraco-abdominal kinematics during quiet breathing in healthy adults. *Respir. Physiol. Neurobiol.* 172, 184–191.
- Ruan, D., Fessler, J.A., Balter, J.M., 2008. Mean position tracking of respiratory motion. *Med. Phys.* 35, 782–792.

- Rudin, L. I., Osher, S., & Fatemi, E. (1992). Nonlinear total variation based noise removal algorithms. *Physica D: Nonlinear Phenomena*, 60(1), 259-268.
- Rusu, R.B., Cousins, S., 2011a. 3D is here: point cloud library. *IEEE Int. Conf. Robot. Autom.* 1–4. doi:10.1109/ICRA.2011.5980567
- Rusu, R.B., Cousins, S., 2011b. 3d is here: Point cloud library (pcl), in: *Robotics and Automation (ICRA)*, 2011 IEEE International Conference On. pp. 1–4.
- Saatchi, R., Al-Khayatt, F.Q., Burke, D., Elphick, H., 2009. Thermal image analysis of the skin surface centred on the tip of the nose for respiration monitoring.
- Sackner, M.A., Watson, H., Belsito, A.S., Feinerman, D., Suarez, M., Gonzalez, G., Bizousky, F., Krieger, B., 1989. Calibration of respiratory inductive plethysmograph during natural breathing. *J. Appl. Physiol.* 66, 410–420.
- Sanyal, S., Nundy, K.K., 2018. Algorithms for Monitoring Heart Rate and Respiratory Rate From the Video of a User's Face. *IEEE J. Transl. Eng. Heal. Med.* 6. doi:10.1109/JTEHM.2018.2818687
- Sarbolandi, H., Lefloch, D., Kolb, A., 2015. Kinect range sensing: Structured-light versus Time-of-Flight Kinect. *Comput. Vis. Image Underst.* 139, 1–20. doi:10.1016/j.cviu.2015.05.006
- Schaerer, J., Fassi, A., Riboldi, M., Cerveri, P., Baroni, G., Sarrut, D., 2012. Multi-dimensional respiratory motion tracking from markerless optical surface imaging based on deformable mesh registration. *Phys. Med. Biol.* 57, 357–373. doi:10.1088/0031-9155/57/2/357
- Schaller, C., Penne, J., Hornegger, J., 2008. Time-of-flight sensor for respiratory motion gating. *Med. Phys.* 35, 3090–3093.
- Schwarz, L.A., Mkhitarian, A., Mateus, D., Navab, N., 2012. Human skeleton tracking from depth data using geodesic distances and optical flow. *Image Vis. Comput.* 30, 217–226. doi:10.1016/j.imavis.2011.12.001
- Seddon, P., 2015. Options for Assessing and Measuring Chest Wall Motion. *Paediatr. Respir. Rev.* 16, 3–10. doi:10.1016/j.prrv.2014.10.006
- Seppänen, T.M., Kananen, J., Noponen, K., Alho, O.-P., Seppänen, T., 2015. Accurate measurement of respiratory airflow waveforms using depth data, in: *Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC)*, 2015 37th Annual International Conference of the IEEE. pp. 7857–7860.
- Seppanen, T.M., Kananen, J., Noponen, K., Alho, O.P., Seppanen, T., 2015. Accurate measurement of respiratory airflow waveforms using depth data. *Proc. Annu. Int. Conf. IEEE Eng. Med. Biol. Soc. EMBS 2015-Novem*, 7857–7860. doi:10.1109/EMBC.2015.7320213
- Seppenwoolde, Y., Berbeco, R.I., Nishioka, S., Shirato, H., Heijmen, B., 2007. Accuracy of tumor motion compensation algorithm from a robotic respiratory tracking system: a simulation study. *Med. Phys.* 34, 2774–2784.
- Sharp, C., Soleimani, V., Hannuna, S., Camplani, M., Damen, D., Viner, J., Mirmehdi, M., Dodd, J.W., 2017a. Toward respiratory assessment using depth measurements from a time-of-flight sensor. *Front. Physiol.* 8. doi:10.3389/fphys.2017.00065
- Sharp, C., Soleimani, V., Hannuna, S., Camplani, M., Damen, D., Viner, J., Mirmehdi, M., Dodd, J.W., 2017b. Toward respiratory assessment using depth measurements from a time-of-flight sensor. *Front. Physiol.* 8, 65.

- Sharp, J.T., Goldberg, N.B., Druz, W.S., Danon, J., 1975. Relative contributions of rib cage and abdomen to breathing in normal subjects. *J. Appl. Physiol.* 39, 608–618.
- Shelley, K.H., 2007. Photoplethysmography: beyond the calculation of arterial oxygen saturation and heart rate. *Anesth. Analg.* 105, S31–S36.
- Shneerson, J.M., 2009. *Sleep medicine: a guide to sleep and its disorders*. John Wiley & Sons.
- Siivola, J., 1989. New noninvasive piezoelectric transducer for recording of respiration, heart rate and body movements. *Med. Biol. Eng. Comput.* 27, 423–424.
- Sirevaag, E.J., Casaccia, S., Richter, E.A., O'Sullivan, J.A., Scalise, L., Rohrbaugh, J.W., 2016. Cardiorespiratory interactions: Noncontact assessment using laser Doppler vibrometry. *Psychophysiology* 53, 847–867.
- Sivan, Y., Newth, J.L., 1990. Thoracoabdominal Asynchrony in Acute Upper Airway Obstruction in Small Children1, 2. *Am Rev Respir Dis* 142, 540–544.
- SJ. cala et al., 1996. Chest wall and lung volume estimation by optical reflectance motion analysis. *J. Appl. Physiol.* 81, 2680–2689. doi:10.1016/j.jacr.2010.07.010
- Soleimani, V., Member, Student, Mirmehdi, M., Member, Senior, Damen, D., Dodd, J., Hannuna, S., Sharp, C., Camplani, M., Viner, J., 2017. Remote , Depth-Based Lung 64, 1943–1958.
- Soleimani, V., Mirmehdi, M., Damen, D., Dodd, J., Hannuna, S., Sharp, C., Camplani, M., Viner, J., 2016. Remote, depth-based lung function assessment. *IEEE Trans. Biomed. Eng.* 64, 1943–1958.
- Soleimani, V., Mirmehdi, M., Damen, D., Hannuna, S., Camplani, M., Viner, J., Dodd, J., 2015. Remote pulmonary function testing using a depth sensor. 2015 IEEE Biomed. Circuits Syst. Conf. c, 1–4. doi:10.1109/BioCAS.2015.7348445
- Spinczyk, D., Karwan, A., Copik, M., 2014. Methods for abdominal respiratory motion tracking. *Comput. Aided Surg.* 19, 34–47. doi:10.3109/10929088.2014.891657
- Spinczyk, D., Karwan, A., Rudnicki, J., Wróblewski, T., 2012. Stereoscopic liver surface reconstruction. *Videosurgery Other Miniinvasive Tech.* 7, 181.
- Stocks, J., Sly, P.D., Tepper, R.S., Morgan, W.J., 1996. *Infant respiratory function testing*. John Wiley & Sons.
- Tahavori, F., Alnowami, M., Wells, K., 2014a. Marker-less Respiratory Motion Modeling Using the Microsoft Kinect for Windows. *SPIE Med. Imaging* 9036, 1–10. doi:10.1117/12.2043569
- Tahavori, Fatemeh, Alnowami, M., Wells, K., 2014. Marker-less respiratory motion modeling using the Microsoft Kinect for Windows, in: *Medical Imaging 2014: Image-Guided Procedures, Robotic Interventions, and Modeling*. p. 90360K.
- Tahavori, F., Alnowami, M., Wells, K., 2014b. Marker-less Respiratory Motion Modeling Using the Microsoft Kinect for Windows. *SPIE Med. Imaging* 44, 1–10. doi:10.1117/12.2043569
- Tan, K.S., Saatchi, R., Elphick, H., Burke, D., 2010. Real-time vision based respiration monitoring system. 7th Int. Symp. Commun. Syst. Networks Digit. Signal Process. 770–774. doi:10.1109/TBME.2005.869784
- Tan, K Song, Saatchi, R., Elphick, H., Burke, D., 2010. Real-time vision based respiration monitoring system, in: *Communication Systems Networks and Digital Signal Processing (CSNDSP), 2010 7th International Symposium On*. pp. 770–774.

- Tarte, S., McClelland, J., Hughes, S., Blackall, J., Landau, D., Hawkes, D., 2006. A non-contact method for the acquisition of breathing signals that enable distinction between abdominal and thoracic breathing.
- Tobin, M.J., 1988. Respiratory monitoring in the intensive care unit1 2. *Am Rev Respir Dis* 138, 1625–1642.
- Tobin, M.J., Chadha, T.S., Jenouri, G., Birch, S.J., Gazeroglu, H.B., Sackner, M.A., 1983a. Breathing patterns: 2. Diseased subjects. *Chest* 84, 286–294.
- Tobin, M.J., Chadha, T.S., Jenouri, G., Birch, S.J., Gazeroglu, H.B., Sackner, M.A., 1983b. Breathing patterns: 1. Normal subjects. *Chest* 84, 202–205.
- Tobin, M.J., others, 1994. Principles and practice of mechanical ventilation. McGraw-Hill New York.
- Tomich, G. M., França, D. C., Diório, A. C. M., Britto, R. R., Sampaio, R. F., & Parreira, V.F., 2007. Breathing pattern, thoracoabdominal motion and muscular activity during three breathing exercises. *J. Transp. Eng.* 40, 1409–1417. doi:dx.doi.org/10.1590/S0100-879X2006005000165
- Ulrich, C., Schaller, C., Penne, J., Hornegger, J., 2010a. Evaluation of a time-of-flight-based respiratory motion management system. *CEUR Workshop Proc.* 574, 152–156.
- Ulrich, C., Schaller, C., Penne, J., Hornegger, J., 2010b. Evaluation of a Time-of-Flight-based Respiratory Motion Management System., in: *Bildverarbeitung Für Die Medizin*. pp. 152–156.
- van Gastel, M., Stuijk, S., de Haan, G., 2016. Robust respiration detection from remote photoplethysmography. *Biomed. Opt. Express* 7, 4941. doi:10.1364/BOE.7.004941
- Vedula, S., Baker, S., Rander, P., Collins, R., & Kanade, T. (1999). Three-dimensional scene flow. In *Computer Vision, 1999. The Proceedings of the Seventh IEEE International Conference on* (Vol. 2, pp. 722-729). IEEE.
- Verkruysse, W., Svaasand, L.O., Nelson, J.S., 2008. Remote plethysmographic imaging using ambient light. *Opt. Express* 16, 21434–21445.
- Verschakelen, J.A., Demedts, M.G., 1995. Normal thoracoabdominal motions. Influence of sex, age, posture, and breath size. *Am. J. Respir. Crit. Care Med.* 151, 399–405.
- von Siebenthal, M., Szekely, G., Gamper, U., Boesiger, P., Lomax, A., Cattin, P., 2007. 4D MR imaging of respiratory organ motion and its variability. *Phys. Med. Biol.* 52, 1547.
- Wadhwa, N., Rubinstein, M., Durand, F., Freeman, W.T., 2013. Phase-based video motion processing. *ACM Trans. Graph.* 32, 1. doi:10.1145/2461912.2461966
- Wang, H.-K., Lu, T.-W., Liing, R.-J., Shih, T.T.-F., Chen, S.-C., Lin, K.-H., 2009. Relationship between chest wall motion and diaphragmatic excursion in healthy adults in supine position. *J. Formos. Med. Assoc.* 108, 577–586.
- Wang, H., Lu, T., Liing, R., Shih, T.T., 2009. Relationship Between Chest Wall Motion and Diaphragmatic Excursion in Healthy 108, 577–586. doi:10.1016/S0929-6646(09)60376-4
- Wang, H.K., Lu, T.W., Liing, R.J., Shih, T.T.F., Chen, S.C., Lin, K.H., 2009. Relationship Between Chest Wall Motion and Diaphragmatic Excursion in Healthy Adults in Supine Position. *J. Formos. Med. Assoc.* 108, 577–586. doi:10.1016/S0929-6646(09)60376-4
- Wang, W., Stuijk, S., De Haan, G., 2015. Exploiting spatial redundancy of image sensor for motion robust rPPG. *IEEE Trans. Biomed. Eng.* 62, 415–425.
- Warren, J.B., Anderson, J.M., 2010. Newborn respiratory disorders. *Pediatr. Rev.* 31, 487.

- Warren, R.H., Horan, S.M., Robertson, P.K., 1997. Chest wall motion in preterm infants using respiratory inductive plethysmography. *Eur. Respir. J.* 10, 2295–2300. doi:10.1183/09031936.97.10102295
- Wedel, A., Pock, T., Zach, C., Bischof H., and Cremers D., “An improved algorithm for TV-L1 optical flow,” in *Statistical and Geometrical Approaches to Visual Motion Analysis*, pp. 23–45, Springer, 2009.
- Werthammer, J., Krasner, J., DiBenedetto, J., Stark, A.R., 1983. Apnea monitoring by acoustic detection of airflow. *Pediatrics* 71, 53–55.
- Western, C., 1982. Interpretation of thoracoabdominal movements during breathing 7–11. doi:10.1042/cs0620007
- White, B.M., Zhao, T., Lamb, J., Bradley, J.D., Low, D.A., 2013a. Quantification of the thorax-to-abdomen breathing ratio for breathing motion modeling. *Med. Phys.* 40, 063502. doi:10.1118/1.4805099
- White, B.M., Zhao, T., Lamb, J., Bradley, J.D., Low, D.A., 2013b. Quantification of the thorax-to-abdomen breathing ratio for breathing motion modeling. *Med. Phys.* 40.
- Wiesner, S., Yaniv, Z., 2007a. Monitoring Patient Respiration using a Single Optical Camera 2740–2743.
- Wiesner, S., Yaniv, Z., 2007b. Monitoring patient respiration using a single optical camera. *IEEE Eng. Med. Biol. Mag.* 1, 2740.
- Wijenayake, U., Park, S.-Y., 2014. Respiratory motion estimation using visual coded markers for radiotherapy, in: *Proceedings of the 29th Annual ACM Symposium on Applied Computing*. pp. 1751–1752.
- Wijenayake, U., Park, S.Y., 2017. Real-time external respiratory motion measuring technique using an RGB-D camera and principal component analysis. *Sensors (Switzerland)* 17. doi:10.3390/s17081840
- Wishaupt, J.O., van den Berg, E.A.N., van Wijk, T., van der Ploeg, T., Versteegh, F.G.A., Hartwig, N.G., 2016. Paediatric apnoeas are not related to a specific respiratory virus, and parental reports predict hospitalisation. *Acta Paediatr.* 105, 542–548.
- Xia, J., Siochi, R.A., 2012. A real-time respiratory motion monitoring system using <sc>KINECT</sc>: Proof of concept. *Med. Phys.* 39, 2682–2685. doi:10.1118/1.4704644
- Yan, H., Zhu, G., Yang, J., Lu, M., Ajlouni, M., Kim, J.H., Yin, F.-F., 2008. Investigation of the location effect of external markers in respiratory-gated radiotherapy. *J. Appl. Clin. Med. Phys.* 9, 57–68.
- Yang, D., Lu, W., Low, D.A., Deasy, J.O., Hope, A.J., El Naqa, I., 2008. 4D-CT motion estimation using deformable image registration and 5D respiratory motion modeling. *Med. Phys.* 35, 4577–4590.
- Yang, L., Zhang, L., Dong, H., Alelaiwi, A., Saddik, A. El, 2015. Evaluating and improving the depth accuracy of Kinect for Windows v2. *IEEE Sens. J.* 15, 4275–4285. doi:10.1109/JSEN.2015.2416651
- Yu, M.C., Liou, J.L., Kuo, S.W., Lee, M.S., Hung, Y.P., 2012. Noncontact respiratory measurement of volume change using depth camera. *Proc. Annu. Int. Conf. IEEE Eng. Med. Biol. Soc. EMBS C*, 2371–2374. doi:10.1109/EMBC.2012.6346440
- Yuan, G., Drost, N., McIvor, R., 2013. Respiratory rate and breathing pattern. *McMaster Univ. Med. J.* 10, 23–25. doi:10.1111/head.12649

- Zhang, P., Sun, J., Wan, G., Liu, W., 2015. Development of ventilator tester calibration equipment.
- Zhang, Y., Yang, J., Zhang, L., Court, L.E., Balter, P.A., Dong, L., 2013. Modeling respiratory motion for reducing motion artifacts in 4D CT images. *Med. Phys.* 40, 41716.
- Zhu, Z., Fei, J., Pavlidis, I., 2005. Tracking human breath in infrared imaging, in: *Bioinformatics and Bioengineering, 2005. BIBE 2005. Fifth IEEE Symposium On.* pp. 227–231.