



HAL
open science

Application de méthodes de “ Deep Learning ” en intelligence artificielle pour l’identification en temps réel de vues échocardiographiques

Alexandre Dezellus

► **To cite this version:**

Alexandre Dezellus. Application de méthodes de “ Deep Learning ” en intelligence artificielle pour l’identification en temps réel de vues échocardiographiques. Sciences du Vivant [q-bio]. 2019. dumas-02498256

HAL Id: dumas-02498256

<https://dumas.ccsd.cnrs.fr/dumas-02498256>

Submitted on 4 Mar 2020

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L’archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d’enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

UNIVERSITE DE BORDEAUX
U.F.R. DES SCIENCES MEDICALES

Année 2019

Thèse 3202

**Thèse pour l'obtention du
Diplôme d'Etat de Docteur en Médecine**

Présentée et soutenue publiquement le 27 novembre 2019

Alexandre DEZELLUS
né le 11 septembre 1990 à Boulogne-Billancourt (92)

**Application de méthodes de « Deep Learning » en intelligence
artificielle pour l'identification en temps réel de vues
échocardiographiques**

Sous la direction de Monsieur le Professeur Stéphane LAFITTE

Jury

Monsieur le Professeur Raymond ROUDAUT	Président
Monsieur le Professeur Louis LABROUSSE	Rapporteur
Monsieur le Professeur Jean-Benoît THAMBO	Juge
Madame le Professeur Patricia REANT	Juge
Monsieur le Professeur Stéphane LAFITTE	Directeur

Remerciements :

Aux membres du jury :

A Monsieur le Professeur Raymond ROUDAUT,

Vous me faites l'honneur de présider cette thèse. Vous avez accompagné et guidé avec bienveillance mes premiers pas en temps qu'interne. Vous qui avez dédié votre carrière au développement de l'échocardiographie, votre jugement revêt une signification particulière.

A Monsieur le Professeur Louis LABROUSSE,

Merci d'avoir accepté d'être rapporteur et juge de mon travail de thèse. Vos enseignements sur la chirurgie cardiaque m'ont beaucoup enrichi. Je reste en admiration devant votre capacité de travail et votre dévouement auprès des patients.

A Monsieur le Professeur Jean-Benoît THAMBO,

Ces six mois passés dans votre service m'ont fait découvrir un univers initialement inconnu mais passionnant de la cardiologie et de l'échocardiographie. Je vous remercie de votre forte implication dans la formation des internes. Je vous suis reconnaissant d'avoir accepté de faire partie de ce jury.

A Madame le Professeur Patricia REANT,

Vos nombreuses relectures avisées m'ont permis d'être toujours plus exigeant et précis dans la réalisation d'une échocardiographie. Merci de me faire confiance pour votre projet de recherche et d'avoir accepté de juger mon travail.

A Monsieur le Professeur Stéphane LAFITTE,

Je vous remercie de m'avoir confié ce travail passionnant et innovant qui s'inscrit dans votre objectif de rendre l'échocardiographie accessible au plus grand nombre à travers le monde pour soigner au mieux les patients. Votre point de vue et vos conseils ont été précieux tout au long de l'élaboration du projet et de la rédaction de cette thèse. Je vous suis extrêmement reconnaissant de m'admettre au sein de votre équipe.

A l'équipe de DESKI

Travailler avec vous pour concevoir et réaliser ce beau projet fut passionnant, j'espère pouvoir continuer d'y apporter ma contribution. Mes quelques compétences échocardiographiques vous sont acquises.

Au Docteur Bertrand Moal,

Je te remercie pour ta vision, ta rigueur dans ce projet et dans l'élaboration de cette thèse. Ce travail n'aurait pas été le même sans cela.

A Olivier Moal,

Merci pour ton aide et tes conseils. J'ai particulièrement apprécié ces moments d'échanges de compétences. Je suis sûr que tu peux devenir un excellent échocardiographe.

A Emilie Roger,

Je te suis extrêmement reconnaissant pour tout le travail que tu as accompli afin que cette thèse puisse voir le jour.

A Victor Ferrand,

Ton travail et ta disponibilité pour rendre le travail d'annotation le plus fluide possible m'a évité de devenir fou.

Dédicaces

A mon Père, pour m'avoir transmis l'exigence du travail bien fait.

A ma Mère, pour son soutien inconditionnel.

A ma Sœur et mon Frère, pour tous nos moments passés ensemble.

A Sarah, pour son amour.

A Nicolas, après presque 10 ans à travailler aux mêmes objectifs, nos routes professionnelles se séparent. Tous mes vœux de bonheurs pour ta nouvelle vie sur le bassin d'Arcachon.

A tous ceux qui m'ont transmis leur savoir et soutenu durant toutes ces années.

Table des matières

Liste des abréviations	6
1. Introduction générale	7
1.1. Démocratiser l'échocardiographie	7
1.1.1. Généralités sur l'échocardiographie	7
1.1.2. Un accès restreint	8
1.1.3. Intérêt d'une démocratisation	8
1.1.3.1. En situation vitale	8
1.1.3.2. Dépistage	9
1.1.4. Les avancées facilitant son accès.....	10
1.1.4.1. Miniaturisation des dispositifs.....	10
1.1.4.2. L'échographie cardiaque focalisée	10
1.1.4.3. Formation	11
1.1.4.4. La télé-échocardiographie	11
1.1.4.5. L'intelligence artificielle	12
1.2. L'intelligence artificielle	12
1.2.1. Généralités sur l'intelligence artificielle.....	12
1.2.2. Apprentissage profond et réseaux de neurones	13
1.2.3. Exemples et possibilités d'utilisations en cardiologie	15
1.3. DESKI	16
1.3.1. Un partenariat avec le CHU pour démocratiser l'échocardiographie.....	16
1.3.2. La première étape d'un projet ambitieux.....	17
2. Article	18
2.1 Abstract	18
2.1.1 English version	18
2.1.2 Version Française	19
2.2 Introduction	20
2.2.1 Interest of wider access to echocardiography	20
2.2.2 State of the art in artificial intelligence for classification of echocardiographic views. 20	
2.2.3 Objective	21
2.3 Method and experiment	22
2.3.1 Data selection	22
2.3.2 Labellisation method	22
2.2.3 View prediction algorithm.....	25
2.2.4 Algorithm evaluation.....	28
2.4 Results	30

2.3.1	Annotated and exploited data	30
2.4.1	Demographic and echocardiographic characteristics	31
2.4.2	View prediction algorithm performances	34
2.5	Discussion	37
2.6	Conclusion	38
Bibliographie		39
Serment d’Hippocrate		43

Liste des abréviations :

FRANCAIS :

CHU : centre hospitalo-universitaire
DIU : diplôme inter-universitaire
DU : diplôme d'université
ETT : échocardiographie transthoracique
FEVG : fraction d'éjection ventriculaire gauche
IA : intelligence artificielle
IRM : imagerie par résonance magnétique
SAMU : service d'aide médicale urgente

ANGLAIS :

2 CH : apical two chamber
4 CH : apical four chamber
APLAX or 3CH : apical three chamber
AUC : Receiver operating characteristic curves
BMI : Body mass index
CNN : convolutional neural network
EF : ejection fraction
IVC : inferior veena cava
LA : left atrium
LV : left ventricle
LV EDV : left ventricular end-diastolic volume
LV EDD : left ventricular end-diastolic diameter
LV EF : left ventricular ejection fraction
ND : not determined
PLAX : para-sternal long axis
RV : right ventricle
RV SP : right ventricular peak systolic pressure
SAX : para-sternal short axis
SC-4CH : subcostal four chambers
SC-IVC : subcostal inferior veena cava
TAPSE : tricuspid annular plane systolic excursion

1. Introduction générale

1.1. Démocratiser l'échocardiographie

1.1.1. Généralités sur l'échocardiographie

L'échographie est une technique d'imagerie médicale qui utilise les ultra-sons et dont le début de l'utilisation date des années 50. L'un des atouts majeurs de cette technique est qu'elle peut être très facilement utilisée en continu, permettant alors d'analyser les éléments en mouvements. Avec l'augmentation des puissances de calculs des ordinateurs depuis quelques décennies, il est désormais possible d'obtenir des images précises de structures millimétriques ainsi que des images en trois dimensions.

Il s'agit donc de l'examen de choix pour l'étude du cœur qui permet l'analyse en temps réel de ses volumes, sa contraction, sa relaxation, des mouvements des valves et des flux sanguins.

La réalisation d'une échocardiographie comporte la visualisation du cœur à partir de différents points du thorax. Les trois points principaux sont en para-sternal gauche, à l'apex du cœur et sous le sternum.

A partir de ces zones, l'opérateur doit obtenir plusieurs vues de références qui sont strictement définies afin de pouvoir correctement observer les différentes structures cardiaques et réaliser des mesures comparables d'un examen et d'un praticien à l'autre. Les flux sanguins sont également analysés sur certaines de ces vues. Un examen standard comporte une dizaine de vues de référence du cœur en mouvement et une dizaine d'enregistrements Doppler mais peut en contenir beaucoup plus en cas d'anomalies (1).

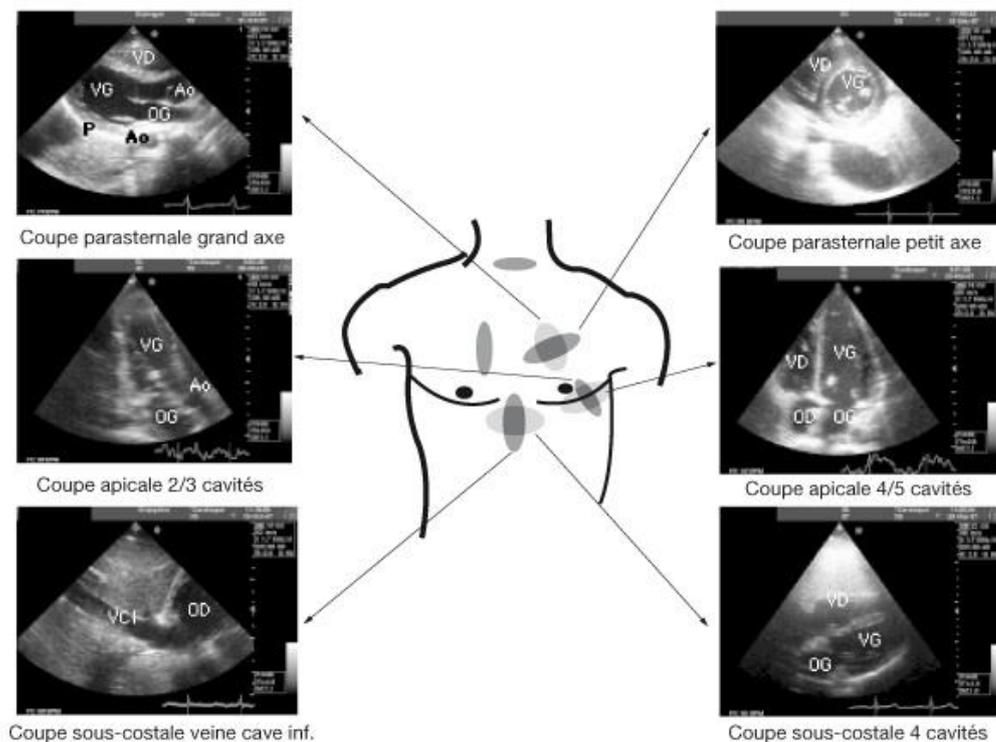


Figure 1 Exemples de vues accessibles selon la région anatomique explorée

1.1.2. Un accès restreint

Bien qu'accessible à l'ensemble des médecins, la diffusion de l'échocardiographie reste limitée par la complexité de son apprentissage.

Il faut tout d'abord apprendre à manier la sonde, l'échographe et être capable d'obtenir les vues de référence après avoir appris à les identifier. La morphologie du patient, la forme du thorax, la position exacte du cœur, les déplacements du cœur selon la position du patient et sa respiration sont autant d'éléments à prendre en compte et font que chaque examen est différent du précédent. Il en résulte une phase d'entraînement importante avant d'être capable de réaliser un examen aisément, d'autant plus qu'il faut également une intégration de la boucle cérébrale « visualisation de l'image-mouvements fins du poignet et de la main ».

Une fois capable d'obtenir les vues de références, il faut pouvoir identifier les éléments pathologiques sachant qu'il existe de nombreuses variations anatomiques et que les artefacts sont fréquents.

La société européenne d'échocardiographie considère donc que pour acquérir les compétences basiques pour mener un examen seul, il faut une formation de 6 mois avec la réalisation d'au moins 350 examens qui doivent être relus et validés. Il faut bien évidemment que ces examens comportent le plus de pathologies différentes et au maximum un tiers d'examens normaux.

Il faut également que l'opérateur réalise un nombre annuel suffisant d'examens afin de garder sa compétence. (2) Ces recommandations visent un public médecin qui a déjà reçu une formation significative en anatomie, échographie et cardiologie.

L'autre facteur limitant est le coût des appareils qui atteint plusieurs dizaines de milliers d'euros dans leur version classique et plus d'une centaine de milliers d'euros pour les appareils les plus performant disponibles dans les structures de soins.

1.1.3. Intérêt d'une démocratisation

1.1.3.1. En situation vitale

Dès 1994, il est montré que sa réalisation en réanimation impacte la prise en charge des patients sous ventilation mécanique. (3) De nombreuses études vont être publiées sur le sujet dans les années 2000 et vont confirmer l'existence d'un apport de cet examen dans le diagnostic et le traitement de pathologies aiguës graves comme l'insuffisance respiratoire aiguë (4) (5) (6). Au fil des années, l'échocardiographie s'est de plus en plus implantée en réanimation et est désormais devenue un examen incontournable (7) particulièrement dans les cas de défaillance hémodynamique.

En médecine d'urgence intra et extra (8) hospitalière, l'échocardiographie a également son intérêt dans plusieurs situations graves ou fréquentes. Elle peut permettre de déterminer l'existence d'une activité cardiaque ou non lors des arrêts cardio-circulatoires et aider

rapidement au diagnostic différentiel des syndromes thoraciques aigus à savoir infarctus du myocarde, embolie pulmonaire, épanchement péricardique, dissection aortique (9) et d'orienter vers une origine cardiaque à une dyspnée.

Les pathologies cardiovasculaires dont les douleurs thoraciques représentent 5% des motifs de recours aux urgences en Ile-de-France sur les 3,3 millions de passages enregistrés en 2015 (10). Une étude observationnelle de 2017 sur la prise en charge des douleurs thoraciques en France ayant regroupée 187 patients pris en charge à domicile par une équipe médicale du SAMU et 615 patients pris en charge aux urgences retrouve la réalisation d'une échocardiographie dans seulement 3% des cas par l'équipe du SAMU et 7% des cas dans le service d'accueil des urgences. Dans cette cohorte, 33% des patients pris en charge par le SAMU présentaient un infarctus du myocarde, une embolie pulmonaire, un épanchement péricardique ou une dissection aortique. 15% des patients admis aux urgences présentaient une de ces pathologies (11).

1.1.3.2. Dépistage

L'échocardiographie tient également une place majeure dans le dépistage des cardiopathies en particulier dans celui des valvulopathies.

Les valvulopathies restant longtemps asymptomatiques, il existe souvent des lésions irréversibles altérant le pronostic des malades lors de leur découverte alors que prises en charge précocement le pronostic aurait été normalisé.

L'auscultation d'un souffle cardiaque n'étant pas spécifique d'une valvulopathie, puisque sa prévalence varie de 5 à 52% chez les adultes et jusqu'à 80 % chez les enfants (12) (13) (14) (15), il s'agit d'un mauvais examen de dépistage.

Dans les pays ayant un accès très limité à l'échographie, il existe un sous diagnostic majeur des valvulopathies et notamment du rhumatisme articulaire aigu qui touche 30 millions de personnes et entraîne 305.000 décès à travers le monde (16). Le rhumatisme articulaire est la seule valvulopathie dont le traitement médicamenteux par antibiotique empêche la récurrence d'infection à streptocoque du groupe A responsable de la maladie et permet ainsi de limiter l'aggravation de la maladie. S'agissant d'un problème de santé public mondial, des recommandations ont été rédigées en 2012 afin d'organiser et faciliter un dépistage échocardiographique des populations à risque (17).

Dans les pays disposant d'un accès relativement facile à l'échocardiographie, il persiste néanmoins des groupes de patients ayant peu accès aux spécialistes. Un dépistage échographique par le médecin généraliste pourrait permettre d'adresser plus facilement à un spécialiste et pourrait à l'inverse dans le cadre de l'auscultation d'un souffle éviter un recours injustifié et onéreux au spécialiste (14).

Outre les valvulopathies, le dépistage précoce des patients asymptomatiques souffrant d'insuffisance cardiaque à fraction d'éjection altérée est également un enjeu puisque l'initiation d'un traitement dès ce stade améliore le pronostic (18). L'insuffisance cardiaque à fraction d'éjection altérée touche environ 0.25 à 1.5% de la population en Europe avec une augmentation

de la prévalence liée à l'âge puisque la prévalence est de 2.5 à 7.5% chez les plus de 70 ans (19).

1.1.4. Les avancées facilitant son accès

1.1.4.1. Miniaturisation des dispositifs

La première étape indispensable à la diffusion de l'échocardiographie était de réduire la taille des appareils afin d'en faciliter l'usage.

Les années 90 voient donc apparaître des appareils dont les dimensions et l'ergonomie permet de les amener facilement au lit du malade, permettant ainsi le développement de l'utilisation de l'échocardiographie en réanimation et en médecine d'urgence où le déplacement du patient dans une salle d'examen dédiée comporte des risques. La grande majorité de ce type d'appareils permet de réaliser une étude échocardiographique complète.

Depuis une décennie se développent des appareils miniatures qui tiennent en main et depuis quelques années il existe des sondes que l'on branche directement sur une tablette ou un téléphone. Le coût de ces appareils n'est seulement que de l'ordre de quelques milliers d'euros.

Il devient alors possible d'envisager ces échographes comme le nouveau stéthoscope et que n'importe quel professionnel de santé puisse les utiliser.

Ces échographes miniatures ne permettent pas encore de réaliser une étude échocardiographique complète (20) mais sont tout à fait performants pour réaliser une échocardiographie focalisée.

1.1.4.2. L'échographie cardiaque focalisée

L'échocardiographie telle qu'elle est réalisée par les cardiologues est un examen très complet qui dure entre 20 et 30 minutes voir plus selon la pathologie du patient. Sa réalisation en situation d'urgence ou de dépistage implique obligatoirement une simplification afin que l'examen soit plus facile et plus rapide à réaliser.

Devant la diffusion de l'échocardiographie grâce aux appareils miniatures, la société américaine d'échocardiographie a décidé d'encadrer la pratique en définissant l'échocardiographie focalisée comme un examen permettant d'identifier l'absence ou la présence d'un ou plusieurs éléments en utilisant un protocole d'acquisition prédéfini (20).

Ce type d'examen permet donc de répondre à des questions précises et pertinentes comme la détection d'un anévrisme de l'aorte (21) ou lors de prise en charge urgente en milieu intra ou extrahospitalier (22) (23).

Dans le cadre du dépistage, si un problème cardiaque est détecté lors de l'échocardiographie focalisée, le patient bénéficie d'une évaluation cardiologique plus complète dans un second temps.

La réalisation de ce type d'examen est faisable par les médecins généralistes et les résultats influencent les diagnostics et la prise en charge des patients (24).

1.1.4.3. Formation

Pour tenter de répondre au besoin généré par l'utilité de l'échocardiographie, il a fallu augmenter le nombre d'opérateurs et donc développer une offre de formation adaptée et élargie à un public non-cardiologue et non-médecin.

Depuis 2009, les infirmiers peuvent devenir des techniciens d'échocardiographie et réaliser l'examen avec une relecture et une validation de l'interprétation par un cardiologue. Cette pratique était déjà courante dans de nombreux pays.

Comme il est impossible d'envisager de former tous les opérateurs à réaliser un examen complet en toute situation, différents niveaux d'échocardiographie comportant des objectifs définis ont été mis en place afin d'offrir une formation adaptée à la pratique future de l'opérateur.

L'accès au diplôme inter-universitaire (DIU) d'échocardiographie a donc été organisé en deux niveaux et est accessible à tout médecin et aux infirmiers.

En anesthésie-réanimation, un DIU spécifique avec des objectifs échocardiographiques propres et couvrant un champ plus large des techniques ultra-soniques a également été créé.

La réalisation d'une échocardiographie focalisée nécessite également une formation adéquate, la société Française de médecine d'urgence a donc publié des recommandations fixant des objectifs à atteindre pour les médecins urgentistes. (25)

L'offre de formation à ce type d'examen est en pleine expansion, y compris sur le plan universitaire avec une formation intégrée pour le nouveau diplôme d'étude spécialisé en médecine d'urgence et l'existence d'un diplôme d'université (DU) d'échoscopie pour les médecins généralistes. Ce diplôme est proposé par la faculté de médecine de Bordeaux depuis quelques années.

1.1.4.4. La télé-échocardiographie

Le recours aux moyens de communications actuels permet d'enregistrer, de revoir ou de diffuser en temps réel un examen échocardiographique.

Il est donc possible de recourir à des experts pour l'analyse d'examen complexes et ainsi accélérer ou éviter de longs transports vers des centres spécialisés notamment en cardiologie congénitale (26).

Il est également possible d'utiliser cette technologie pour guider un échographiste peu expérimenté dans la réalisation d'un examen. Il devient alors possible de réaliser une échocardiographie standard en tout point du globe disposant d'une connexion internet (27).

En utilisant la robotique, il est même possible de réaliser l'examen à distance via un bras articulé actionné à distance par l'expert (28). Cette technologie est utilisée en Guadeloupe depuis fin 2016.

1.1.4.5. L'intelligence artificielle

Malgré l'ensemble des moyens mis en œuvre pour démocratiser l'échocardiographie, on constate que le problème initial persiste puisque dans la plupart des cas il faut souvent recourir à la compétence d'un expert en échocardiographie.

Une technique d'apprentissage profond ou « deep learning » a récemment montré qu'elle pouvait permettre d'élaborer des algorithmes aussi performants que des experts dans l'analyse d'image dans le cadre du dépistage de mélanome (29), du cancer du poumon (30) et de la rétinopathie diabétique (31). Son utilisation en échocardiographie ouvre la perspective de pouvoir créer un outil capable de faciliter la formation de l'ensemble des opérateurs et de permettre à un non expert de réaliser une échocardiographie focalisée voire une échocardiographie complète avec la même précision que si elle avait été réalisée par un expert.

1.2.L'intelligence artificielle

1.2.1. Généralités sur l'intelligence artificielle

Même si la définition de ce qu'est l'intelligence artificielle (IA) est loin de faire consensus, elle regroupe l'ensemble des théories et des techniques ayant pour objectif de faire réaliser à des machines des tâches réservées aux êtres vivants dotés d'une intelligence.

Cette science a été conceptualisée dans les années 1950, notamment par Alan Turing lorsqu'il rédige « Computing machinery and intelligence » (32) et décrit le test dit de Turing qui consiste à confronter verbalement en aveugle un humain face à un ordinateur et un humain. Le test est réussi si l'humain est incapable de différencier lequel de ses deux interlocuteurs est la machine. Aucun système n'a pour le moment incontestablement réussi ce test.

L'invention de machines pour effectuer des tâches complexes de l'esprit est en réalité plus ancienne, puisqu'en 1645 Blaise Pascal invente la première machine à calculer, la pascaline, dont il dira « la machine d'arithmétique fait des effets qui approchent plus de la pensée que tout ce que font les animaux ; mais elle ne fait rien qui puisse faire dire qu'elle a de la volonté, comme les animaux ».

Le domaine de l'IA ne cesse de se développer en parallèle à l'évolution des possibilités informatiques avec notamment l'augmentation des puissances de calculs et des possibilités de stockage. Son expansion s'accélère puisque plus de la moitié des 340.000 brevets déposés depuis les années 1950 l'ont été depuis 2013 (33).

Si les systèmes intelligents ont rapidement su effectuer des tâches complexes comme jouer aux échecs par recherche arborescente ou établir un diagnostic médical à partir de règles écrites par des experts (système expert), il aura fallu attendre la décennie actuelle pour voir les systèmes devenir capable d'identifier ce que comporte une image avec un taux d'erreur de quelques pourcents. Une telle tâche est pourtant très simple pour tout humain comparé à battre Garry Kasparov aux échecs.

Ces récents progrès ont été rendu possible par l'intégration et l'amélioration de l'apprentissage machine ou « machine learning »

1.2.2. Apprentissage profond et réseaux de neurones

Un système entraînable est composé d'un algorithme avec une entrée qui correspond à ce que l'on donne au système comme une image et une sortie correspondant à une caractéristique de ce qui a été donné, comme par exemple ce qui est sur l'image. Il s'agit donc de systèmes de classifications.

Ce type de systèmes reste basé sur des règles mathématiques et donc sur des modèles statistiques mais permettent de prendre en compte un nombre beaucoup plus important de paramètres. Ils leur sont donc possible d'établir des liens complexes et d'avoir de meilleures capacités de prédiction en comparaison aux modèles statistiques habituelles.

L'apprentissage machine le plus courant est dit supervisé : on montre en entrée la photo d'un élément comme un chat et l'on donne la sortie désirée la caractéristique « chat ». Après avoir vu chaque image, la machine ajuste ses paramètres pour approcher sa sortie de la sortie désirée. En montrant des milliers d'exemples étiquetés, le système peut alors être capable de classifier correctement la plupart d'entre eux. Grâce à la capacité de généralisation, le système devient également capable de classifier des images de chat qu'il n'a jamais vu.

Les premiers systèmes de classifications existent depuis les années 50 et sont composés de deux blocs. Le premier, appelé extracteur de caractéristiques, est programmé manuellement et transforme le tableau de nombres représentant l'image en une série de nombres appelée vecteur de caractéristiques, dont chacun indique l'existence ou non d'un motif simple de l'image. Le deuxième bloc appelé classifieur reçoit le vecteur, pondère chaque nombre et calcule une somme pondérée des caractéristiques. Si la somme est supérieure à un seuil fixé, la classe est reconnue. Les poids (positifs ou négatifs) forment un prototype pour la classe à laquelle le vecteur de caractéristiques est comparé. Ils sont différents pour chaque catégorie et sont modifiés lors de l'apprentissage.

On en déduit de cette méthode que la construction de l'extracteur de caractéristiques est primordiale et complexe et qu'il faut le repenser à chaque nouvelle application.

Pour contourner ce problème, on utilise l'apprentissage profond dont le concept est décrit depuis les années 80.

Le système entraînable est alors toujours constitué d'une entrée et d'une sortie mais comporte également une série de modules arrangés en couches successives lui valant le qualificatif profond. Une couche représente une étape de traitement. Chaque module est entraînable et peut être ajusté de manière comparable aux poids des classifieurs linéaires afin de rapprocher la sortie produite de la sortie désirée.

Ces architectures profondes ont une capacité de hiérarchisation avec l'extraction des caractéristiques les plus simples pour les couches superficielles qui vont être combinées à des concepts de plus en plus en complexe dans les couches suivantes. La machine construit elle-même l'extracteur de caractéristiques lors de la phase d'apprentissage.

L'appellation « réseau neuronal » est employée car cette organisation en couches interconnectées et dont le poids des connexions évoluent selon l'apprentissage, rappelle l'organisation des neurones humains dont les connexions varient également selon l'apprentissage.

L'un des réseaux de neurones multicouches le plus répandu est le réseau convolutif dans lequel chaque élément n'est initialement connecté qu'à un petit nombre d'éléments voisins dans la couche précédente. Cette architecture s'inspire de celle du cortex visuel des mammifères.

Le principe de fonctionnement des réseaux de neurones convolutifs est le suivant :

Une première couche de neurones dite de « convolution » fonctionne comme un ensemble de filtres qui permet d'identifier des caractéristiques au sein de l'image afin de pouvoir les repérer d'une image à l'autre. La deuxième couche dite de « pooling » permet de réduire la taille de l'image en préservant les informations les plus importantes. En pratique, on utilise une fenêtre de quelques pixels que l'on réduit à une seule valeur, en général la maximale. Ce processus convolution-pooling est répété plusieurs fois. Les images filtrées de haut niveau ainsi obtenues passent dans la couche de neurones entièrement connectés qui traduit ces images en vote pour finalement permettre de classifier l'image initiale.

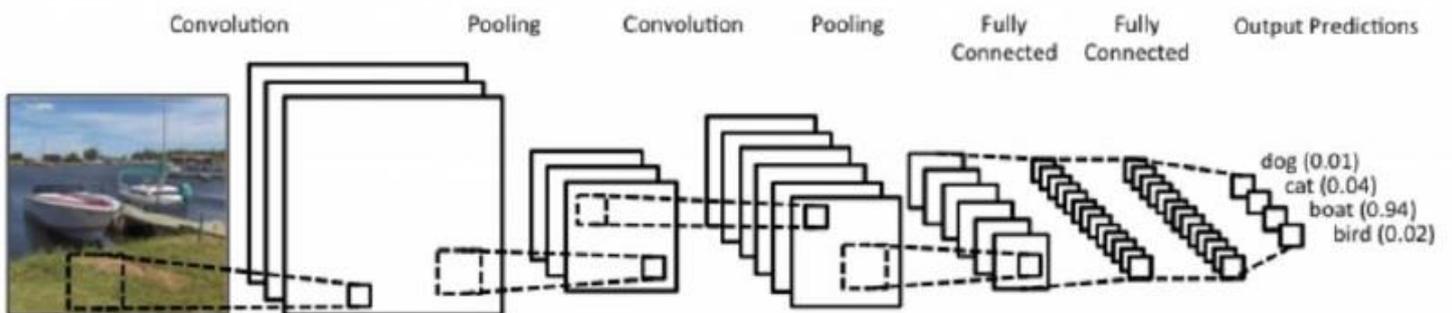


Figure 2: Schéma d'un réseau de neurone convolutif

Malgré l'existence de la couche de « pooling », le nombre de calcul nécessaire reste très important. Il a donc fallu attendre pendant presque 30 ans qu'une telle puissance de calcul soit facilement accessible via les graphical processing units (GPUs) qui sont des processeurs graphiques conçus pour les jeux-vidéos initialement.

À la suite de la victoire en 2012 de ce type de réseau neuronal à la compétition de reconnaissance d'objets « ImageNet » (34), les réseaux convolutifs sont devenus l'état de l'art dans les problématiques de vision par ordinateur.

Afin d'illustrer l'entraînement et le test d'un réseau de neurones convolutifs, supposons que nous voulons être capable de reconnaître l'image d'une voiture.

Il va donc falloir disposer de milliers d'images de voiture mais aussi de milliers d'images très différentes qui ne contiennent pas de voitures et surtout d'éléments qui pourraient avoir des caractéristiques communes avec une voiture mais sans en être une, comme par exemple un bus. Il faut alors que l'ensemble de ces images soit annotées manuellement « voiture » ou « non voiture » ce qui est fastidieux.

Il faut ensuite choisir l'architecture que l'on souhaite utiliser, sachant que globalement plus le réseau est profond plus il est précis mais cela demande plus de calculs et prend donc plus de temps.

On sépare ensuite notre jeu de données en trois. Le premier, le plus important, qui contient généralement au moins 60% des données, est utilisé pour entraîner le réseau de neurones. Le deuxième, de l'ordre de 10 à 20 % des données, sert à valider l'algorithme après le premier apprentissage en ajustant les paramètres du réseau de neurones pour optimiser sa capacité à reconnaître une voiture. Le dernier, qui constitue également entre 10 et 20% des données, est utilisé pour tester les performances du réseau de neurones à reconnaître une voiture en calculant sa précision.

Afin de limiter le biais lié à la répartition des données, il faut bien évidemment que cette répartition soit aléatoire. Il est également possible de réaliser une validation croisée en répétant cette répartition autant de fois que nécessaire pour que toutes les données aient servi à tester le réseau de neurone. Si le jeu de test contient 20% des données il faut donc répéter 5 fois le processus « apprentissage / validation / test ».

On obtient la performance finale en réalisant la moyenne des cinq.

Le meilleur moyen de tester les performances d'un réseau de neurones est bien évidemment de l'utiliser sur une autre base de données similaire.

Parmi les autres types de réseau neuronal, on peut citer les réseaux récurrents qui sont constitués de neurones interconnectés interagissant non-linéairement avec au moins une phase cyclique. Ils sont plus adaptés à l'analyse de séries temporelles.

En opposition à l'apprentissage supervisé, il existe un apprentissage non supervisé. Le système ne reçoit alors pas d'indications sur la sortie. L'objectif est que la machine identifie et classe des caractéristiques issues des données fournies. On peut alors espérer découvrir de nouveaux marqueurs de risque ou de nouvelles images pathologiques (35). Ce type d'apprentissage inclut les réseaux adverses génératifs qui sont capable de générer des images.

1.2.3. Exemples et possibilités d'utilisations en cardiologie

Les perspectives d'utilisations de l'apprentissage profond et des réseaux de neurones en cardiologie sont nombreuses.

En échocardiographie, Zhang et al (36) décrivent un modèle de segmentation automatique du cœur sur 5 vues de référence permettant de calculer les volumes du ventricule gauche, de l'oreillette gauche et d'en déduire la fraction d'éjection ventriculaire gauche (FEVG). Ils présentent également un modèle de détection de la cardiomyopathie hypertrophique, de l'amylose et de l'hypertension artérielle pulmonaire avec des courbes de caractéristique de performance (courbe ROC) respectivement de 0.93, 0.87 et 0.85. Asch et al ont publié il y a quelques mois à propos du calcul automatique de la FEVG « visuelle » (37).

En imagerie par résonance magnétique, un (38) des nombreux algorithmes de segmentation automatique a reçu l'autorisation par la « Federal drug administration » (FDA) pour une utilisation clinique.

En tomodensitométrie thoracique, l'évaluation des lésions coronaires fait l'objet du développement de nombreux algorithmes (39). Zreik et al (40) détectent des lésions myocardiques associées à des mesures de fractionnel flow reserve inférieures à 0.8 et apportent donc une possible alternative à cette mesure invasive.

Les réseaux de neurones sont également utilisés pour la détection des plaques en tomographie par cohérence optique lors de la coronarographie (41) et pour l'interprétation des scintigraphies myocardiques de perfusion.

L'utilisation d'intelligence artificielle en imagerie cardio-vasculaire suscite un engouement puisqu'une revue récente décrit l'existence de plus de 80 articles sur le sujet (39). Néanmoins, l'imagerie n'est pas le seul domaine où l'on peut espérer un apport de l'intelligence artificielle en cardiologie.

Concernant la rythmologie, des équipes tentent de créer des algorithmes capables de classifier les anomalies de l'électrocardiogramme. Tison et al, (42) arrivent à détecter avec une concordance de 72 % la présence de fibrillation atriale sur un enregistrement avec une montre intelligente. Le deep-learning pourrait également être utilisé pour créer de meilleurs algorithmes que ceux utilisés actuellement pour la discrimination des arythmies par les défibrillateurs automatiques implantables.

Dans le cadre de l'insuffisance cardiaque, l'utilisation des réseaux de neurones a montré une meilleure performance dans la détection précoce de l'insuffisance cardiaque (43). L'apprentissage machine a également démontré qu'il pouvait mieux prédire le risque de réadmission par rapport à la régression logistique (44) (45).

1.3.DESKI

1.3.1. Un partenariat avec le CHU pour démocratiser l'échocardiographie

Créée début 2016, la start-up Bordelaise DESKI est spécialisée dans le développement de solutions d'intelligence artificielle pour l'imagerie médicale.

Elle a commencé par développer, grâce à une base de données de radiographies du rachis sur laquelle a travaillé un des co-fondateurs, des algorithmes permettant une analyse automatique de la colonne vertébrale afin d'aider le chirurgien dans son diagnostic ainsi que pour prédire l'alignement post-opératoire de la colonne vertébrale.

Elle a également développé en collaboration avec le Neurocentre Magendie et le centre hospitalo-universitaire (CHU) de Bordeaux une application logicielle « DeepStroke » qui

permet la segmentation automatique de la zone impactée à la phase aigüe d'un AVC sur les séquences de diffusion en IRM.

Fort de ce premier partenariat avec le CHU de Bordeaux, la start-up s'est mise en quête d'un nouveau projet. C'est à la suite de la rencontre entre la start-up et le professeur Stéphane Lafitte, responsable du laboratoire d'échocardiographie du CHU et qui met ses compétences au service de l'enseignement de l'échocardiographie pour le plus grand nombre en étant notamment co-responsable du DU d'échoscopie destiné au médecin généraliste, qu'est né le projet de développer une solution d'aide à l'acquisition et à l'analyse de l'échocardiographie.

Afin de mener à bien ce projet, DESKI et le CHU de Bordeaux ont signé un accord-cadre permettant le développement de projets d'intelligence artificielle par des accès rapides, privilégiés et réguliers à la structure de recherche du CHU de Bordeaux.

Cet accord a notamment permis à DESKI d'installer au sein du CHU de Bordeaux, un serveur de calcul à hautes performances.

Sachant que plus de 17.000 examens échocardiographiques sont réalisés et stockés chaque année sur les serveurs du CHU, DESKI dispose d'une base de données gigantesque pour ce projet.

1.3.2. La première étape d'un projet ambitieux

Même si DESKI dispose de la base de données nécessaire pour mener à bien son projet, elle a rapidement été confrontée à un problème classique du deep learning : les données ne contiennent pas l'ensemble des annotations nécessaires pour entraîner le réseau de neurones.

Le compte-rendu de l'examen contient certes de nombreuses informations mais n'établit pas de lien avec la vidéo sur laquelle l'information a été vue. La vue enregistrée n'est également jamais renseignée car cette question ne se pose plus pour l'échographiste qui a appris à les reconnaître au tout début de sa formation.

La reconnaissance automatique des vues de références est donc la première étape indispensable avant de pouvoir entraîner le réseau de neurones à effectuer d'autres analyses plus précises.

C'est donc afin de remplir ce premier objectif indispensable que des membres de l'équipe du Professeur Lafitte et la start-up DESKI ont travaillé ensemble.

L'article qui suit vous présente les premiers travaux de cette étroite collaboration.

2. Article

2.1 Abstract

2.1.1 English version

Introduction: Echocardiography is an indispensable tool for the management of cardiovascular diseases, its access is unfortunately limited by the number of experts. The use of artificial intelligence techniques opens the possibility of assisting an operator, in the acquisition and analysis of focused echocardiography, using new ultra-portable devices, thus allowing access to the greatest number. Identifying in real-time the reference views required for this exam is the first step.

Objective: Develop an algorithm that can identify echocardiographic reference views in real-time with sufficient quality to ensure reliable interpretation.

Method: Use of echocardiographic exams from the database of Bordeaux University Hospital. Annotation of video acquisitions with 8 labels, 7 of which correspond to the mains reference views that meet defined quality criteria. The last label called "not determined" was attributed to all other views including reference views that did not meet the quality criteria. A convolutional neural network with a simplified VGG architecture was trained to distinguish these 8 labels. Performances were evaluated by image and by acquisition with cross-validation.

Results: 369 studies from 358 patients, representing 5785 acquisitions, were annotated. The "not-determined" class accounted for 49.7% of acquisitions. The algorithm distinguishes the 8 classes with an average accuracy of $81.75 \pm 1.27\%$ per frame and $82.97 \pm 1.42\%$ per acquisition. The F1 score is $79.15 \pm 2.50\%$ per frame and $81.48 \pm 1.91\%$ per acquisition. Most of the classification errors are between the reference views and the "not determined" class, since only 35 (0.61%) of the reference views have been classified in the wrong reference view.

Conclusion: Real-time identification of seven references views of sufficient quality for performing focused echocardiography is feasible with acceptable accuracy

2.1.2 Version Française

Introduction : L'échocardiographie est un outil indispensable à la prise en charge des maladies cardiovasculaire mais son accès est limité par le nombre d'expert. L'utilisation de techniques d'intelligence artificielle ouvre la possibilité d'assister un opérateur dans la réalisation et l'analyse d'une échocardiographie focalisée à l'aide d'appareils miniatures permettant ainsi un accès au plus grand nombre. Identifier en temps réel les vues de référence requises à cet examen est la première étape.

Objectif : Développer un algorithme capable d'identifier en temps réel les vues de référence échocardiographiques avec une qualité suffisante pour garantir une interprétation fiable.

Méthode : Utilisation d'examen échocardiographiques issus de la base de données du CHU de Bordeaux. Annotation des acquisitions vidéos avec 8 labels dont 7 correspondants aux principales vues de référence respectant des critères de qualités définis. Le dernier label appelé « non déterminé » était attribué à toutes les autres acquisitions et notamment aux vues de référence ne satisfaisant pas les critères de qualités. Un réseau de neurones convolutionnel avec une architecture VGG simplifiée a été entraîné à distinguer ces 8 labels. Les performances ont été évaluées par image et par acquisition avec réalisation d'une validation croisée.

Résultats : 369 examens issus de 358 patients, représentant 5785 acquisitions, ont été annotés. La classe « non-déterminée » représentait 49.7% des acquisitions. L'algorithme distingue les 8 classes avec une précision moyenne de $81.75 \pm 1.27\%$ par image et $82.97 \pm 1.42\%$ par acquisition. Le score F1 est de $79.15 \pm 2.50\%$ par image et $81.48 \pm 1.91\%$ par acquisition. L'essentiel des erreurs de classifications sont entre les vues de référence et la classe « non déterminée » puisque seulement 35 (0.61%) des vues de référence ont été classées dans la mauvaise vue de référence.

Conclusion : L'identification en temps réel de 7 vues de référence de qualité suffisante pour réaliser une échocardiographie focalisée est faisable avec une précision acceptable.

2.2 Introduction

2.2.1 Interest of wider access to echocardiography

Echocardiography is a non-invasive method that allows an accurate analysis of cardiac function. This procedure quickly becomes essential in the management of patients in cardiology as well as in intensive care. Its access in the world is still limited by the time and the practice necessary to the training of an operator to realize a complete examination. (2). The cost of the devices is also an obstacle in many countries.

In recent years, probes with connection to a tablet or smartphone have been developed. These devices offer the possibility of being able to carry out partial examinations said focused but which make it possible to answer specific questions in a given situation (20) (21) (22) (23).

In emergency situations, it becomes theoretically possible for any doctor to be able to practice this examination to help the management of chest pain syndromes, hemodynamic or respiratory failure (8).

In the context of screening, a focused echocardiography could allow the general practitioner (24) to facilitate the detection of heart failure (46), degenerative aortic stenosis or avoid to refer to a cardiologist when discovering a breath (13).

Its use could also be very useful in the detection of rheumatic heart disease which is a scourge on a world scale (17).

Because these devices are much less expensive than a complete ultrasound device, the price will probably not be the limiting factor for their use. On the other hand, the training of users remains a major obstacle since, despite the development of training offers, it seems unrealistic to be able to train during the decade all the potential users to the realization and the interpretation of this type of exam.

Artificial intelligence has recently proven that through deep learning and neural network, it was able to match experts in melanoma image analysis (29) or in the detection of lung cancer by analyzing a chest computed tomography scan. (30)

It seems quite possible to hope to apply this technique to the analysis of echocardiographic images and thus allow operators to perform a quality examination with little experience.

2.2.2 State of the art in artificial intelligence for classification of echocardiographic views

Echocardiography involves visualizing the heart according to precisely defined reference views.

Being able to obtain these views is the first step in the training of a sonographer and is essential to achieving a good interpretation of the exam. It makes sense that it is the first step to be taken to develop an artificial intelligence solution.

When an operator records an acquisition of a reference view, there is often no indication of the name of the view records. It is therefore essential, to be able to recognize it automatically for extract it in a thousand copies of a database, to train the neural network to differentiate the different anomalies visible on this view.

The automatic extraction of a view can also facilitates the comparison of several examinations of the same patient.

The classification of the most common reference echocardiographic views by a convolutional neural network (CNN) has been described by four teams with an accuracy around 90% (36) (47) (48) (49).

Of these four classification systems, only one is able to identify the view in real time (49).

While it is quite feasible to identify reference views, no one has tried to classify reference views of sufficient quality to allow a reliable analysis. The risk of obtained an erroneous analysis on a low-quality view seems to us too important. For helping a non-expert in his acquisitions, being able to distinguish views of good and low quality is also essential.

2.2.3 Objective

The purpose of this study was to train a CNN to identify in real time reference views of sufficient quality to consider a reliable analysis and guide an inexperienced operator in the context of a focused echocardiography.

2.3 Method and experiment

2.3.1 Data selection

From the echocardiography database of the centre hospitalo-universitaire (CHU, *University Hospital*) of Bordeaux (France) and in agreement with the Commission nationale de l'informatique et des libertés (CNIL, *National Commission on Informatics and Liberty*), echocardiographic studies have been extracted including their clinic report, images and video recordings (next called, *acquisitions*) between 2017 and 2019. Only studies containing an evaluation for the left ventricle end-diastolic volume, the left ventricle end-systolic volume and the left ventricle ejection fraction (50) were extracted. No condition was applied on acquisition device or acquisition operator.

In total, 3,322 studies from 3,052 patients have been extracted. On those studies, annotation was performed only on a sub-selection randomly selected.

2.3.2 Labellisation method

An annotation interface accessible with an internet browser on any computer connected to the CHU's network has been developed to optimize the annotation work by the cardiologist.

We used seven labels corresponding to the reference views necessary to focused echocardiography : Para-sternal long axis (PLAX), para-sternal short axis(SAX), apical 4 chambers (4-CH), apical 2 chambers (2CH), apical long axis (APLAX), subcostal 4 chambers (SC-4CH) and subcostal inferior vena cava (SC-IVC). Some other reference views, as para-sternal short axis at aortic valve level and at apex level, apical 5 chambers, para-sternal long axis right ventricle inflow, suprasternal, subcostal short axis, abdominal aorta, were labelled but considered "not determined" because they are not useful for focused echography.

After identifying the reference view, it was necessary to determine if the view was of sufficient quality. To do this, we have defined quality criteria for each reference view. For example, for the 4-CH view, the left ventricle had to be entirely visible and the image quality had to be sufficient to compute ejection fraction by Simpson and detect wall motion abnormalities. The detail for each view is described in Table 1.

Any reference view that did not meet the quality criteria region was labelled "not determined".

The "non-consistent view" label was assigned to each acquisition that had at least one image that did not match the reference view displayed on the rest of the acquisition. All "non-consistent view" acquisitions have been excluded from our dataset.

Reference view	Quality criteria
4-CH	Entire LV visible with sufficient image quality for calculating EF by Simpson and detect wall motion abnormalities
2-CH	Entire LV visible with sufficient image quality for calculating EF by Simpson and detect wall motion abnormalities
APLAX (3-CH)	Entire LV visible with sufficient image quality for detect wall motion abnormalities RV and Aortic valve correctly visible for considering the view as a good APLAX
PLAX	LV's basal segments visible with sufficient image quality for diameter measurement and detect wall motion abnormalities LA, Aortic valve and RV correctly visible for considering the view as a good PLAX
SC-IVC	Measurement of the diameter of IVC a few centimetres before the heart doable
SC-4CH	Sufficient image quality for detect a pericardial effusion between RV and liver Entire view of LV and RV is not required
SAX-Pilar or mitral = SAX	Sufficient image quality for detect wall motion abnormalities or to see valvular movement.

LV = Left ventricule, RV = Right ventricule, EF = Ejection fraction, CH = Chambers, PLAX = para-sternal long axis, APLAX = apical long axis, SAX = short axis, SC = sub-costal, LA = Left atrium, IVC = Inferior veina cava

Table 1: Quality criteria used for each reference view

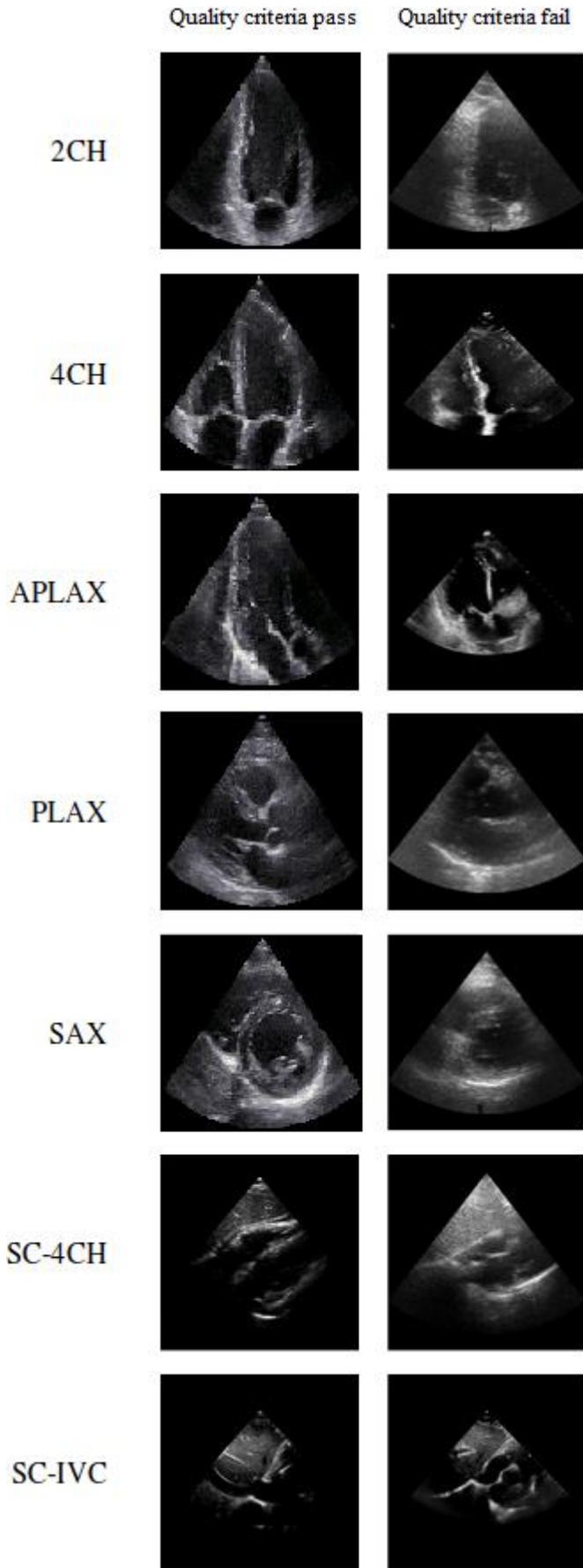


Figure 3 : Examples of good or low quality views

2.2.3 View prediction algorithm

Model

A simplified VGG architecture (51) was used in order to perform view classification.

Our VGG is composed of 6 convolutional blocks, with 3 max-pooling layers each 2 blocks, 2 dense (fully-connected) blocks and 1 classification block.

Block	Input shape	Filters	Kernel size	Stride	Padding
Conv. 1	(128, 128, 1)	32	3	1	1
Conv. 2	(128, 128, 32)	32	3	1	1
Max. Pool.	(128, 128, 32)	-	2	2	0
Conv. 3	(64, 64, 32)	64	3	1	1
Conv. 4	(64, 64, 64)	64	3	1	1
Max. Pool.	(64, 64, 64)	-	2	2	0
Conv. 5	(32, 32, 64)	128	3	1	1
Conv. 6	(32, 32, 128)	128	3	1	1
Max. Pool.	(32, 32, 128)	-	2	2	0
Dense 7	(16, 16, 128)	1024	-	-	-
Dense 8	1024	512	-	-	-
Class. 9	512	8	-	-	-

Table 2: VGG9 Architecture

For convolutional and dense blocks, ReLU activation function $f(x) = \max(0, x)$ (52) was used. For classification block, Softmax activation function was used. For all blocks, batch normalization was added before activation function in order to reduce overfitting effect (53). We also used dropout after the last max-pooling layer and before the classification block.

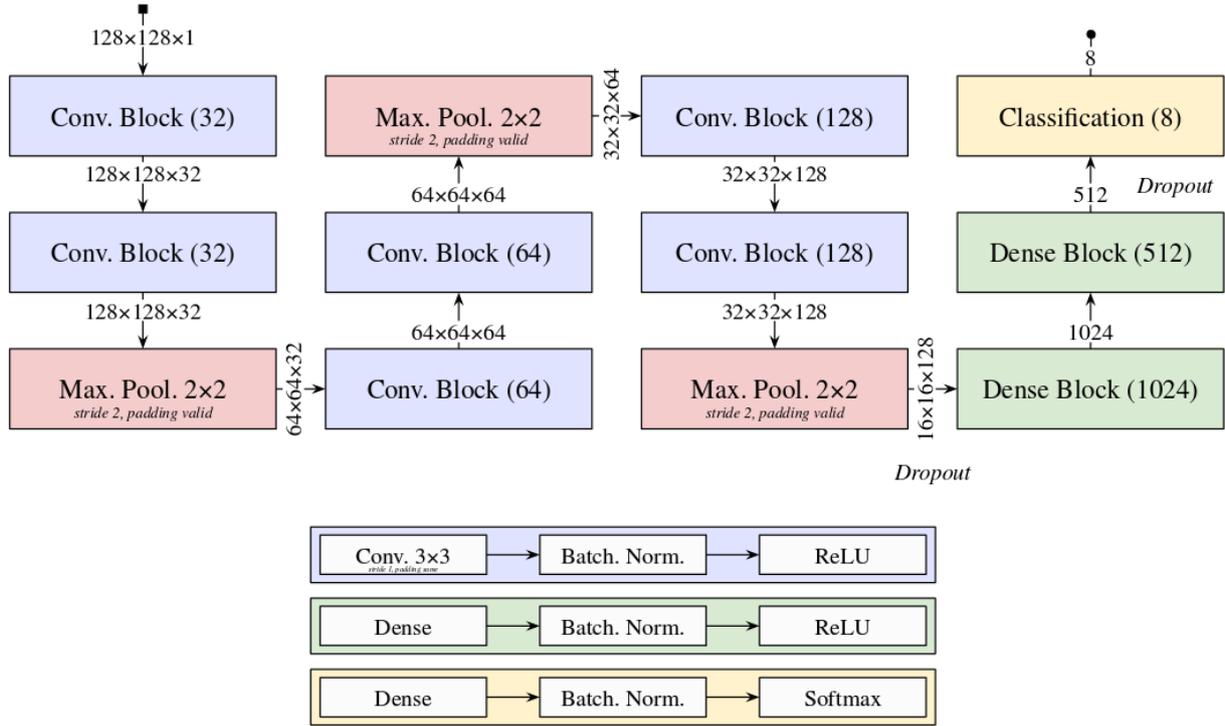


Figure 4: VGG9 architecture

Model was trained with Adam optimizer (54) with a learning rate of 10^{-5} and categorical cross-entropy as loss function. Batches of 64 images of shape $128 \times 128 \times 1$ pixels were sent through the model during 1,000 epochs maximum.

To introduce diversity into our batches, here the methodology used to feed the algorithm:

1. get $2N$ acquisitions
2. for each acquisition, get 10 random frames
3. shuffle the $20N$ images
4. yield batches of 64 images
5. when there are less than $10N$ images, get N acquisitions
6. for each new acquisition, get 10 random frames
7. add the $10N$ new images to the remaining images
8. shuffle images
9. yield batches of 64 images
10. back to step 5.

In our case, we took $N = 5$.

Our “VGG9” model classifies frames into 8 classes. 7 classes are dedicated to reference views (2CH, 4CH, APLAX, PLAX, SAX, SC-4CH and SC-IVC as described before) and 1 to “Non determined” (ND) view.

Preprocessing

Frames from an acquisition (*i.e.* an ultrasound video recording) were extracted from DICOM files (55). The array composed by the frames has 4 dimensions (*number of frames* = N , *height* = H , *width* = W , *channel* = $C = 3$).

Colored and static pixels were removed; their values are turned into 0.

Colored pixels are detected if the difference between the pixel values along the “channel” axis is too important.

$$(pixel_value_red + pixel_value_green + pixel_value_blue) / 3 - pixel_value_red \gg 0$$

Static pixels are detected if the difference between the pixel values along the “number of frames” axis is not null.

$$(pixel_value_frame_1 + \dots + pixel_value_frame_N) / N - pixel_value_1 = 0$$

RGB frames are turned into grayscale frames (*number of frames* = N , *height* = H , *width* = W , *channel* = $C = 1$).

Black strips around the region of interest are removed. This region is generally given by the DICOM file.

Finally, the frames are reshaped into $128 \times 128 \times 1$ pixels, keeping the scale between height and width axes.

Data-augmentation

2 types of data-augmentation were used. One type consisted in creating artificial (“fake”) images (from scratch or from real images) which are images added to the training dataset before training; and the other consisted in deforming the images during training.

For “fake” images, we created:

- images with Gaussian noise
- images with Gaussian noise + conical mask
- images with Gaussian noise with gradient + conical mask
- images which are the overlay of real images from different reference views
- images which are the horizontal flips of (APLAX and subcostal views)

We added 2% of such “fake” images in the training set used to train the model. Thus, we got an “augmented” training set.

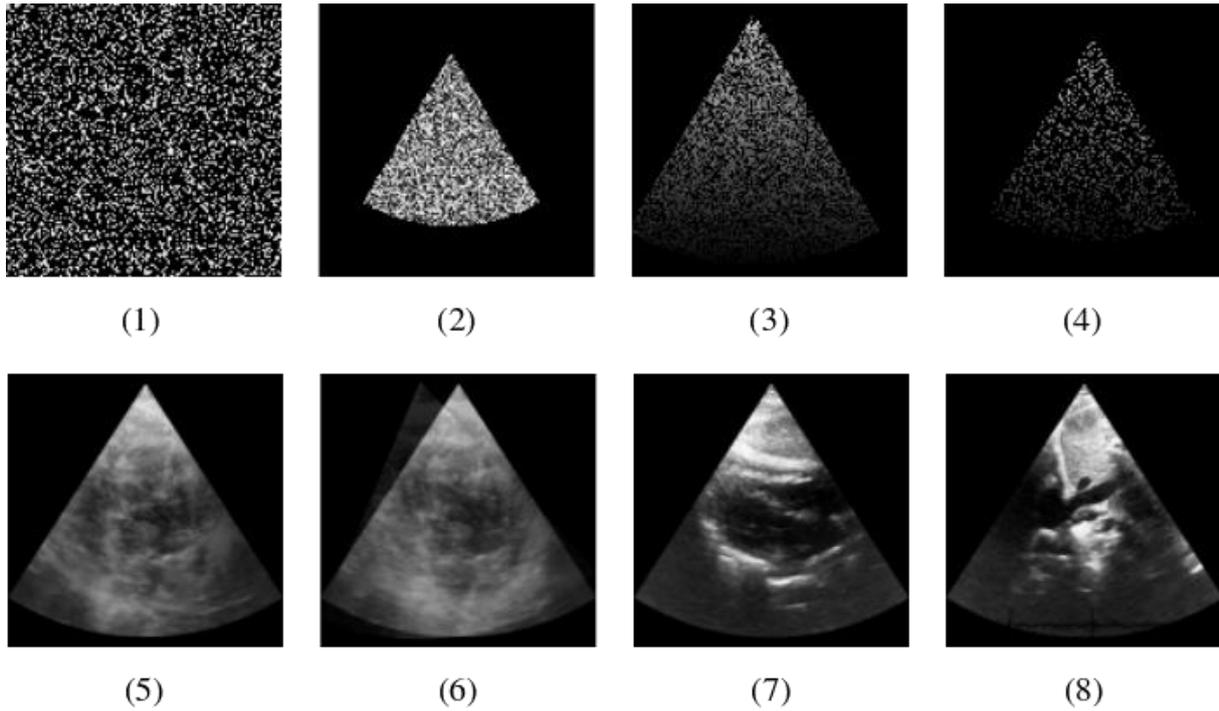


Figure 5: Fake data examples

(1) Gaussian noise; (2) Gaussian noise + conical mask; (3-4) Gaussian noise with gradient + conical mask; (5-6) Overlay of view reference frames; (7-8) Flip of view reference frame

For deformed images, we applied:

- rotation between -10 and $+10$ ° with a probability of 40%
- translation between -10 and $+10$ pixels with a probability of 40%
- zoom up to $1.2\times$ the original size with a probability of 40%
- shrink up to $0.9\times$ the original size with a probability of 20%
- Gaussian noise with a probability of 30%

These deformations are randomly applied on images from the “augmented” training set, just before they are sent to the model.

2.2.4 Algorithm evaluation

Our algorithm has been evaluated both by frame and by acquisition. Results by acquisition were obtained by getting the average of all the frames of an acquisition.

Validation was performed on frames from acquisitions which have not been seen by the algorithm. Validation set represents 20% of the database.

We used several metrics:

- the overall accuracy, meaning the number of correct predictions divided by the total number of predictions
- the overall F1-score, meaning the average of the F1-scores per class

- the overall area under curve (AUC), meaning the average of the AUC per class

F1-score per class C is defined as

$$F1_c = 2 \times Precision_c \times Recall_c / (Precision_c + Recall_c)$$

where $Precision_c$ is the precision per class, *i.e.* the number of correct predictions in that class divided by the total number of predictions which is in that class and $Recall_c$ is the recall per class, *i.e.* the number of correct predictions in that class divided by the total number of predictions which should be in that class.

The AUC is obtained by computing sensitivity regarding the specificity. The sensitivity of the class C is the proportion of correct predictions in C which actually belong to C (so the recall), whereas the specificity of the class C is the proportion of correct predictions out of C which actually not belong to C .

A 5-fold patient-based cross-validation was performed. Thus, database has been split into 5 sets of 71 or 72 patients, and we successively trained our algorithm with 4 of these sets, the last one (20% of the amount of data) being used for validation.

The metrics was computed for the 5 test sets, and the average, standard deviation, minimum and maximum were calculated for each classes.

2.4 Results

2.3.1 Annotated and exploited data

358 patients have been annotated representing 369 studies (being 11.11% of the studies eligible for annotation), 5,785 acquisitions and 403,396 frames. Studies have been performed on 4 different devices from 3 different brands (GE, Philips and Siemens) distributed as detailed in Table 3. A total of 1,262 acquisitions were annotated as a non-consistent view and thus have not been exploited in our algorithm.

	Percent	<i>N</i>	<i>N</i> acquisitions
GE Vingmed Ultrasound	28.18	104	1,446
GEMS Ultrasound	25.75	95	1,725
Philips Medical Systems	31.17	115	1,916
SIEMENS	14.90	55	698

Table 3: Device distribution per study

The annotated acquisitions were classified into 8 classes, as shown in Table 4. A strong proportion of the ND class is observed in the database (about 50% of acquisitions). Subcostal views are the least represented in the database (2-3% of acquisitions), whereas the other classes are rather balanced (about 8% of acquisitions).

	Percent	<i>N</i>	<i>N</i> frames
ND	49.68	2,874	210,320
2CH	8.38	485	32,008
4CH	13.90	804	54,753
APLAX	6.29	364	24,737
PLAX	8.06	466	29,053
SAX	7.92	458	31,607
SC-4CH	3.23	187	11,264
SC-ICV	2.54	147	9,654

Table 4: View distribution per acquisition, ND: Non determined; 2CH: Apical 2 chamber; 4CH: Apical 4 chamber; APLAX: Apical long axis (apical 3 chamber); PLAX: Parasternal Long Axis; SAX: Parasternal Short Axis; SC-4CH: Subcostal 4 chamber; SC-IVC: Subcostal inferior vena cava.

For ND class, about 44% of acquisitions came from zoomed views, 19% form non reference views, 18% form other reference views than the ones we classified (for instance, suprasternal view, apical 5 chamber view or parasternal short axis made on aortic level) and 19% from reference views which have been labelled as cropped or low quality views.

	Percent	N
ZOOM	44.33	1,274
NON REFERENCE	19.14	550
OTHER	17.64	507
2CH	4.07	117
4CH	5.81	167
APLAX	2.71	78
PLAX	2.30	66
SAX	2.19	63
SC-4CH	1.57	45
SC-ICV	0.24	7

Table 5: Origins of ND class

2.4.1 Demographic and echocardiographic characteristics

Demographic characteristics

Acquisitions were performed on adults between 18 and 93 years old. Demographic characteristics are described in Table 6. About 31% of patients were women and the database include 10% of obese persons.

Note that for height and weight, and thus body surface area and body mass index, the information was missing for 4 studies.

	Mean	STD	MIN	MAX	Missing data
Age (years)	61.40	16.37	18.00	93.00	0
Height (m)	1.69	0.10	1.40	1.98	4
Weight (kg)	72.02	15.12	40.00	124.00	4
Body Surface Area (m ²)	1.82	0.22	1.27	2.47	4
Body Mass Index (kg/m ²)	24.99	4.35	15.63	39.78	4

	Percent	N	Sample size	Missing data
Female	31.17	115	369	0
Male	68.83	254	369	0
BMI > 30 kg/m ²	10.14	37	365	4

Table 6: Demographic characteristics

Echocardiographic characteristics

Data included normal and pathological patients. Thus, 17% of patients have a left ventricular ejection fraction < 45%, 17% of patients have an abnormal left ventricle end-diastolic volume and 13% an abnormal left ventricle end-diastolic diameter. About 35% of patients have an abnormal right ventricular peak systolic pressure and tricuspid annular plane systolic excursion.

	Percent	N	Sample size	Missing data
LV EF < 45%	17.07	63	369	0
Women LV EDV > 104 mL	9.57	11	115	0
Men LV EDV > 155 mL	20.47	52	254	0
Women LV EDD > 53 mm	3.74	4	107	8
Men LV EDD > 58 mm	17.70	43	243	11
RV SP > 35 mmHg	36.13	112	310	59
TAPSE < 17 mm	35.18	89	253	116

Table 7: Echographic characteristics

BMI: Body Mass Index; LV EF: Left Ventricular Ejection Fraction; LV EDV: Left Ventricular End-Diastolic Volume; LV EDD: Left Ventricular End-Diastolic Diameter; RV SP: Right Ventricular peak Systolic Pressure; TAPSE: Tricuspid Annular Plane Systolic Excursion.

Indications

Table 8 describes the indications that led patients to have an echocardiographic examination performed. The most frequent cause was cardiac valve issues (15% of patients), followed by heart rhythm disorders (13%) and ischemic heart disease (12%).

	Percent	N
Endocarditis	1.35	5
Respiratory pathology	2.71	10
Pulmonary hypertension	3.52	13
Pericardial effusion	4.07	15
Hypertrophic cardiomyopathy	5.15	19
Cardiovascular risk factors / Cardiovascular symptoms	5.42	20
Valvulopathy	5.96	22
Dilated cardiomyopathy	6.23	23
Cardiotoxic drugs	6.50	24
Heart transplant	10.57	39
Ischemic heart disease	12.20	45
Rhythm disorders	13.01	48
Valve prosthesis / Valve plastic	14.91	55
Unknown	2.98	11
Other	5.42	20

Table 8: Indications

2.4.2 View prediction algorithm performances

On cross-validation, we achieved an overall accuracy of $81.75 \pm 1.27\%$ on frames and $82.97 \pm 1.42\%$ on acquisitions. A F1-score of $79.15 \pm 2.50\%$ was reached on frames and of $81.48 \pm 1.91\%$ on acquisitions.

Table 9 gives the average results for each metric of each class along the 5 test sets used for 5-fold cross-validation. Best performances were obtained on PLAX class with an average F1-score of 87% of frames and 89% on acquisitions; and worst performances on SAX class with an average F1-score of 71% on frames and 75% on acquisitions.

	Precision (%)	Recall (%)	F1-score (%)	AUC (%)
ND	83.46 ± 2.56	83.52 ± 2.66	83.42 ± 0.92	91.14 ± 0.85
2CH	74.59 ± 3.68	75.63 ± 4.96	75.10 ± 4.22	97.86 ± 0.43
4CH	82.84 ± 4.97	86.06 ± 3.77	84.20 ± 0.89	98.47 ± 0.24
APLAX	80.79 ± 2.62	76.71 ± 7.89	78.43 ± 3.89	98.58 ± 0.34
PLAX	84.63 ± 5.18	90.73 ± 1.21	87.48 ± 2.56	99.32 ± 0.24
SAX	74.97 ± 6.32	68.62 ± 8.82	71.32 ± 5.93	97.03 ± 1.13
SC-4CH	79.59 ± 5.07	82.83 ± 4.55	81.07 ± 3.79	99.47 ± 0.33
SC-IVC	84.46 ± 12.85	64.15 ± 8.03	72.20 ± 7.91	98.62 ± 0.85

	Precision (%)	Recall (%)	F1-score (%)	AUC (%)
ND	84.19 ± 2.44	82.62 ± 2.52	83.34 ± 1.29	91.61 ± 0.72
2CH	77.46 ± 3.11	81.80 ± 4.43	79.54 ± 3.40	98.68 ± 0.18
4CH	84.20 ± 4.67	88.95 ± 3.30	86.35 ± 1.60	98.66 ± 0.31
APLAX	80.96 ± 3.60	80.56 ± 7.24	80.50 ± 3.42	98.95 ± 0.20
PLAX	85.96 ± 4.55	92.49 ± 1.23	89.07 ± 2.82	99.39 ± 0.21
SAX	78.34 ± 4.67	72.13 ± 9.51	74.69 ± 5.43	98.22 ± 0.38
SC-4CH	81.85 ± 6.39	83.69 ± 6.21	82.52 ± 4.43	99.64 ± 0.16
SC-IVC	86.80 ± 11.42	67.99 ± 7.74	75.87 ± 7.75	99.00 ± 0.75

Table 9: Average results by frames (top) and by acquisition (bottom) per class for cross-validation

PréConfusion matrices for frames and acquisitions are displayed Figure 6. Those matrices have been obtained by merging the predictions of all sets used for 5-fold cross-validation. Only 35 acquisitions labelled as a reference view have been predicted in a wrong reference view (0.61% of acquisitions), 450 acquisitions have been predicted as a non-determined (ND) view instead of reference view (7.78% of acquisitions), and 496 acquisitions have been predicted as a reference view instead of a ND view (8.57% of acquisitions). Thus, 4,804 acquisitions (83.05% of acquisitions) are well predicted.

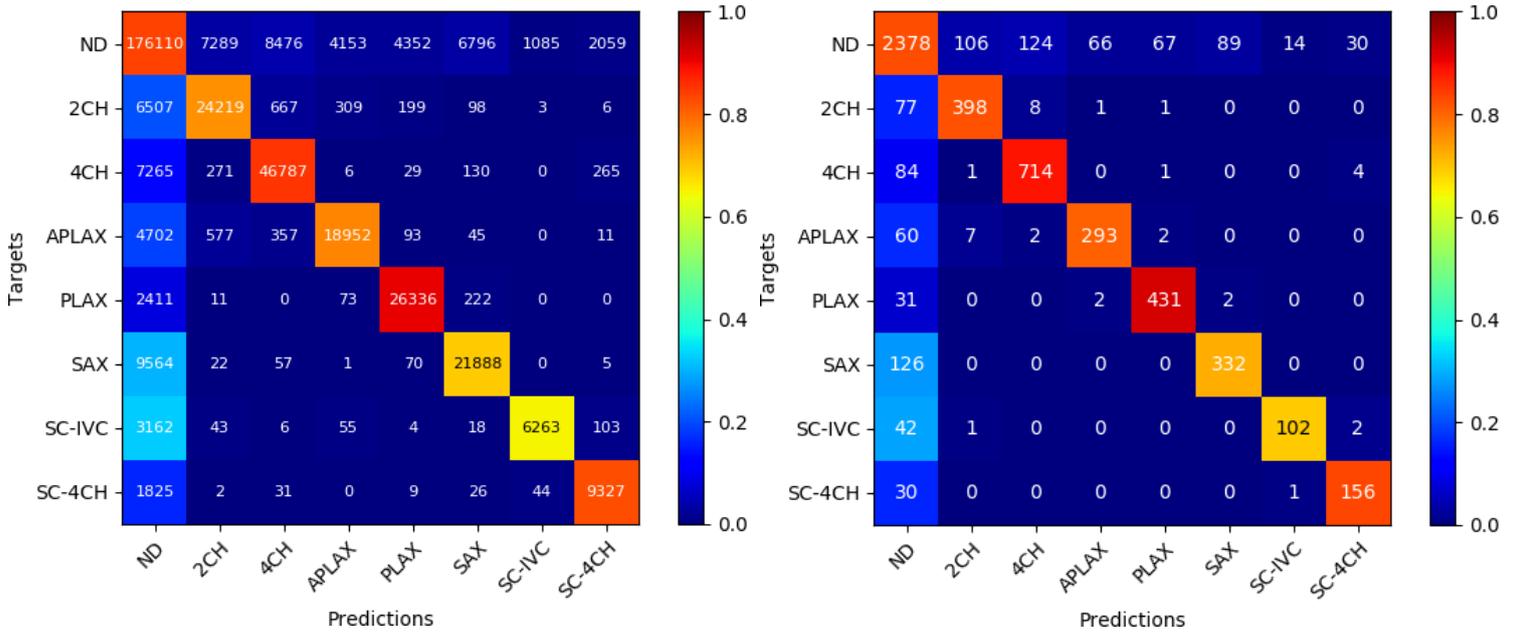


Figure 6: Confusion matrix by frame (left) and by acquisition (right)

White number in cell (i, j) indicates the number of frames (resp. acquisitions) which are predicted in class j knowing that they must be predicted in class i . Color of cell (i, j) indicates the proportion of frames (resp. acquisitions) which are predicted in class j regarding the number of frames (resp. acquisitions) which must be predicted in class i (so the recall).

ROC curves for frames and acquisitions are displayed Figure 7. Those curves have also been obtained by merging the predictions of all sets used for 5-fold cross-validation. ND class outperformed regarding other classes.

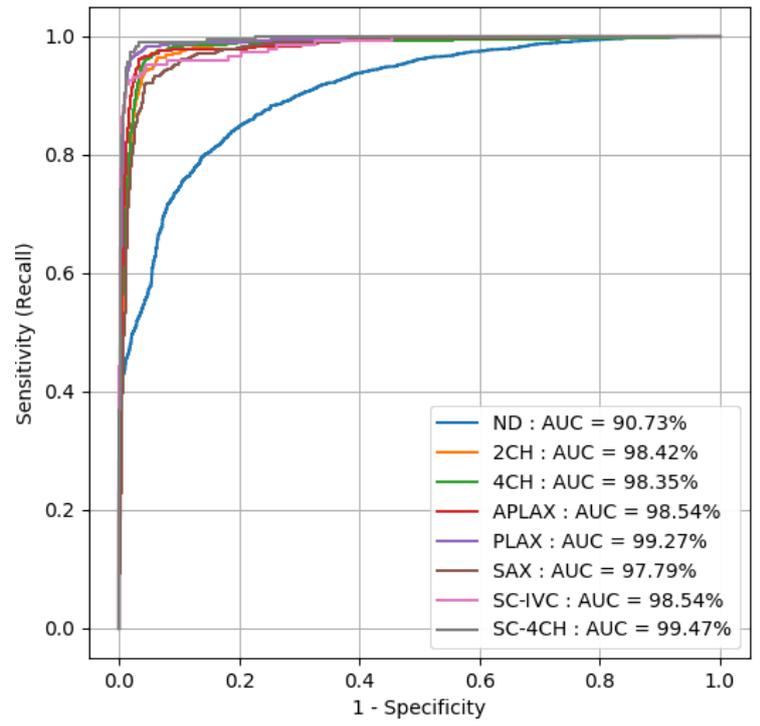
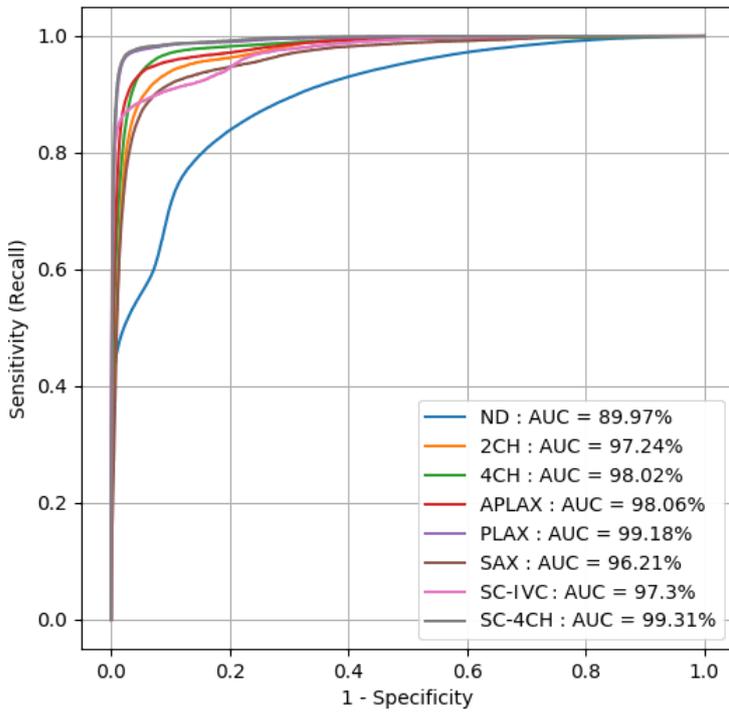


Figure 7: Receiver operating characteristic curves on frames (left) and acquisitions (right)

2.5 Discussion

We succeeded in creating an algorithm that can identify the seventh most usual views in echocardiography in which the experts said that the quality was sufficient to detect abnormalities and make some specific measurements. We reached an accuracy of 83% but there were only 34 misclassifications between reference views. More than 40% of those errors included 2CH view with 8 2CH classified as 4CH and 7 APLAX classified as 2CH.

Three studies have reported the training of a CNN to classify reference views with better accuracy: 98.63% for Ostvik and al (49), 97.8% for Madani and al (47), 92.1% for Gao and al (48).

We explain this difference by the fact that these studies had only sought to classify the views without considering their quality. Indeed, ask the algorithm to classify a view as being of poor quality compared to a reference view that necessarily has many similarities, is a more complex task. By looking at figure 6 we see that more than 95% of the misclassification are between the non-determined class and others.

Zhang and al (28) also asked for a more complex task to their algorithm by classified 23 views, most of which were fine subclasses of references views, such as 4CH with or without a full view of LV or LA. They had an overall accuracy of 84% by frame that is similar to our results. Zhang's subclass detection of reference views has similarities with our desire to identify the views with anatomical elements we considered indispensable. Wishing to develop an algorithm to guide focused echocardiography, the identification of each subclass of reference views was not relevant.

We are, however, the only ones, to date, having trained an algorithm to distinguish the views of insufficient quality to avoid risking an analysis that would be biased. Deducing our work for the use of echocardiography by the majority, this parameter seems essential.

Aware of such risk, Zhang and al developed a strategy to not use low quality view in their segmentation and disease detection models. After noticed a correlation between quality of view and percentage of probability attributed to the view by their algorithm, they built a quality score to only include good quality studies in their model, but it was applied to a complete study and not to a single video recording of a reference view as we do.

The database used to develop our view classification system is diverse for several reasons.

Firstly, it includes the largest number of patients with 358 patients for 369 examinations as against 277 for Zhang and al, 267 for Madani and al, 205 for Ostvik and al and 205.

Secondly, the characteristics of our patients correspond to those encountered in the cardiological environment, when their pathologies, they are varied and also reflect those seen in a cardiology department even if there is an excessive share of valvulopathy, valvular prosthesis, and heart transplantation because our center has an important surgical activity.

Thirdly, the echocardiographic characteristics record (table 7) shows that our sample contains a significant number of abnormal studies.

Fourthly, the studies used were carried out by more than thirty different operators, on four different ultrasound models from 3 manufacturers.

We believe that this diversity will allow to maintain the same level of accuracy in the use of our algorithm outside our database.

Nevertheless, our algorithm and method present some limitations. The dataset was unbalanced with an over-representation of ND class (almost 50%). This imbalance probably influenced the algorithm.

We encountered difficulties with subcostal view, many of them were non consistent view or low-quality views. The lack of data probably explains the recall of 68% for SC-IVC. Subcostal views were also a problem for Ostvisk and al.

All data were annotated by only one cardiologist. Despite all the objective criteria used, it is impossible not to consider the part of subjectivity that implies and in particular for the choice to annotate the view as good or bad quality.

Our algorithm was developed to work in real-time. Only Ostvisk and al also offer a real-time classification. We have been able to test that ability and we interview a lot of interests there.

By displaying in real time, to a novice operator, the probabilities attributed to the view he is acquiring, it is then possible to help him to find the better view. We are also thinking, to use this ability to automatically save this best view. This could save time for the operator but also can then automatically start an analysis, such as the calculation of the ejection fraction, of the recorded view while the operator continues his acquisitions.

2.6 Conclusion

Real-time identification of seven references views of sufficient quality for performing focused echocardiography is feasible with acceptable accuracy. Opening the possibility of creating a system of assistance to the realization of this examination. Analysis algorithm development remains to be done to interpret those acquisitions

Bibliographie

1. *Echocardiographie clinique de l'adulte*. Abergel E, Cohen A, Guéret P, Roudaut R. s.l. : Estem, 2006.
2. *European Association of Echocardiography recommendations for training, competence, and quality improvement in echocardiography*. Popescu et al. 8, 2009, European Journal of Echocardiography, Vol. 10, pp. 893-905.
3. *Diagnostic accuracy and therapeutic impact of transthoracic and transesophageal echocardiography in mechanically ventilated patients in the ICU*. Vignon P, Mentec H, Terre S, Gastinne H, Gueret P, Lemaire F. 1994, Chest, Vol. 106, pp. 1829-1834.
4. *Evaluation of left filling pressure by transthoracic Doppler echocardiography in the intensive care unit*. Boussuges A, Blanc P, Molenat F, Burnet H, Habib G, Sainty JM. 30, 2002, Crit Care Med, pp. 362-367.
5. *Transesophageal pulsed Doppler echocardiography of pulmonary venous flow to assess left ventricular filling pressure in ventilated patients with acute respiratory distress syndrome*. Vargas F, Gruson D, Valentino R, Nam Bui H, Salmi LR, Gilleron V, Gbikpi-Benissan G, Guenard H, Hilbert G. 19, 2004, pp. 187-197.
6. *Echocardiographic Doppler assessment of pulmonary capillary wedge pressure in surgical patients with postoperative circulatory shock and acute lung injury*. Bouhemad B, Nicolas-Robin A, Benois A, Lemaire S, Goarin JP, Rouby JJ. 98, Anesthesiology, pp. 1091-1100.
7. *Méd*
8. *Usefulness of hand-held ultrasound devices in out-of-hospital diagnosis performed by emergency physicians*. Lapostolle F, Petrovic T, Lenoir G, et al., 2006, Am J Emerg Med.
9. *ESC Guidelines for the management of acute coronary syndromes in patients presenting without persistent ST-segment elevation*. Roffi et al. 3, 2015, European Heart Journal, Vol. 37, pp. 267-315.
10. <https://www.iledefrance.ars.sante.fr/sites/default/files/2017-02/Urgences-CREU-Rapport-IDF-2015.pdf>.
11. *Management of chest pain in the French emergency healthcare system: the prospective observational EPIDOULTHO study*. Charpentier, and al. 2017, European Journal of Emergency Medicine.
12. *Echography or auscultation*. C, Shub. 2003, Can Fam Phys.
13. *Echography in evaluating systolic murmurs of unknown cause*. Attenhofer Jost C, et al. 2000, Am J Med.
14. *Auscultation versus echography in a healthy population with precordial murmur*. EA, Shry. 2001, Am J Cardiol.
15. *Initial clinical evaluation of cardiac systolic murmurs in the ED by noncardiologist*. Reichlin S, et al. 2004, Am J Emerg Med .
16. *Global Burden of Disease Collaborative Network. Global Burden of Disease Study 2016*. (IHME), Institute for Health Metrics and Evaluation. Seattle, United States : s.n., 2017.

17. *World Heart Federation criteria for echocardiographic diagnosis of rheumatic heart disease—an evidence-based guideline.* Reményi B, et al. 9, 2012, *Nat. Rev. Cardiol*, pp. 297-209.
18. *Effect of enalapril on mortality and the development of heart failure in asymptomatic patients with reduced left ventricular ejection fractions.* SOLVD, Investigators. 1992, *N Engl J Med*.
19. *ESC Guidelines for the diagnosis and treatment of acute and chronic heart failure.* Ponikowski, and al. 27, 2016, *European Heart Journal*, Vol. 37, pp. 2129-2200.
20. *Focused Cardiac Ultrasound: Recommendations from the American Society of Echocardiography.* Spencer, et al. 6, 2013, *Journal of the American Society of Echocardiography*, Vol. 26, pp. 567-581.
21. *Fast Track Echo of Abdominal Aortic Aneurysm Using a Real Pocket-Ultrasound Device at Bedside: Ultraportable Echography and Abdominal Aortic Aneurysm.* Dijos, et al. 3, 2012, *Echocardiography*, Vol. 29, pp. 285-290.
22. *Intérêt de l'échographie ultraportable dans la prise en charge et l'orientation du patient en pré-hospitalier.* Roudaut, et al. 2012.
23. *Focused Cardiac Ultrasound in the Emergent Setting: A Consensus Statement of the American Society of Echocardiography and American College of Emergency Physicians.* Labovitz, et al. 12, 2010, *Journal of the American Society of Echocardiography*, Vol. 23.
24. *Focused cardiac ultrasound is feasible in the general practice setting and alters diagnosis and management of cardiac disease.* Yates, et al. 3, 2016, *Echo Research and Practice*, Vol. 3, pp. 63-69.
25. *Premier niveau de compétence pour l'échographie clinique en médecine d'urgence. Recommandations de la Société française de médecine d'urgence par consensus formalisé.* SFMU, membres de la commission des référentiels de la. 4, 2016, *Annales françaises de médecine d'urgence*, Vol. 6, pp. 284-295.
26. *A retrospective analysis of a pediatric tele-echocardiography service to treat, triage, and reduce trans-Pacific transport.* Rouse CA, et al. 2017, *Journal of telemedicine and Telecare*.
27. *Système de télé-expertise échographique temps réel et de télédiagnostic échographique temps différé. Étude pilote au Togo .* K Adambounou, et al. 1, 2012, *Médecine et santé tropicales*, Vol. 22, pp. 54-60.
28. *Teles-operated Echocardiography Using a Robotic Arm and an Internet Connection.* Arbeille P, et al. 10, 2014, *Ultrasound in Medicine & Biology*, Vol. 40, pp. 2521-2529.
29. *Man against machine: diagnostic performance of a deep learning convolutional neural network for dermoscopic melanoma recognition in comparison to 58 dermatologists.* Haenssle, et al. 8, 2018, *Annals of Oncology*, Vol. 29, pp. 1836-1842.
30. *End-to-end lung cancer screening with three-dimensional deep learning on low-dose chest computed tomography.* Ardila, et al. 6, 2019, *Nature Medicine*, Vol. 25, pp. 954-961.
31. *Development and Validation of a Deep Learning Algorithm for Detection of Diabetic Retinopathy in Retinal Fundus Photographs.* Gulshan, and al. 22, 2016, *JAMA*, Vol. 316, p. 2402.
32. *Computing Machinery and Intelligence.* Turing, A. 236, 1950, *Mind, New Series*, Vol. 59, pp. 433-460.

33. *WIPO Technology Trends 2019: Artificial Intelligence*. Organization, World Intellectual Property. Geneva : s.n.
34. *ImageNet classification with deep convolutional neural networks*. Krizhevsky, and al. 6, 2017, *Communications of the ACM*, Vol. 60, pp. 84-90.
35. *Clinical applications of machine learning in cardiovascular disease and its relevance to cardiacimaging*. Al'Aref, and al. 2019, *Eur Heart J*.
36. *Fully Automated Echocardiogram Interpretation in Clinical Practice: Feasibility and Diagnostic Accuracy*. Zhang, et al. 16, 2018, *Circulation*, Vol. 138, pp. 1623-1635.
37. *Automated Echocardiographic Quantification of Left Ventricular Ejection Fraction Without Volume Measurements Using a Machine Learning Algorithm Mimicking a Human Expert*. Asch, et al. 9, 2019, *Circulation: Cardiovascular Imaging*, Vol. 12.
38. *FastVentricle: Cardiac Segmentation with ENet*. Lieman-Sifry, et al. Toronto : s.n., 2017, *International Conference on Functional Imaging and Modeling of the heart*, pp. 127-138.
39. *State-of-the-Art Deep Learning in Cardiovascular Image Analysis*. Litjens, et al. 2019, *JACC: Cardiovascular Imaging*.
40. *Deep learning analysis of the myocardium in coronary CT angiography for identification of patients with functionally significant coronary artery stenosis*. Zreik, et al. 2018, *Medical Image Analysis*, Vol. 44, pp. 72-85.
41. *Automatic plaque detection in ivoct pullbacks using convolutionel neural networks*. Gessert, et al. 2018, *IEEE Trans Med Imaging*.
42. *Passive Detection of Atrial Fibrillation Using a Commercially Available Smartwatch*. Tison, et al. 5, 2018, *JAMA Cardiol*, Vol. 3, pp. 409-416.
43. *Using recurrent neural network models for early detection of heart failure onset*. Choi, and al. 2016, *Journal of the American Medical Informatics Association*.
44. *A machine learning model to predict the risk of 30-day readmissions in patients with heart failure: a retrospective analysis of electronic medical records data*. Golas, and al. 1, 2018, *BMC Medical Informatics and Decision Making*, Vol. 18.
45. *Analysis of Machine Learning Techniques for Heart Failure Readmissions*. Mortazavi, and al. 6, 2016, *Circulation: Cardiovascular Quality and Outcomes*, Vol. 9.
46. *Échoscopie cardiaque en médecine générale: évaluation de paramètres hémodynamiques pour le suivi des patients insuffisants cardiaques*. Alexis, Leger. Aix-Marseille Université : s.n., 2019.
47. *Fast and accurate view classification of echocardiograms using deep learning*. Madani, et al. 1, 2018, *NPJ Digital Medicine*, Vol. 1.
48. *A fused deep learning architecture for viewpoint classification of echocardiography*. Gao, et al. 2017, *Information Fusion*, Vol. 36.
49. *Real-Time Standard View Classification in Transthoracic Echocardiography Using Convolutional Neural Networks*. Østvik, et al. 2, 2019, *Ultrasound in Medicine & Biology*, Vol. 45, pp. 374-384.

50. *Recommendations for chamber quantification: A report from the American Society of Echocardiography's Guidelines and Standards Committee and the Chamber Quantification Writing Group, developed in conjunction with the European Association of Echocardiography*. [Lang, R. M., Bierig, M., Devereux, R. B., et al. 12, 2005, *Journal of the American Society of Echocardiography*, Vol. 18, pp. 1440-1463.
51. *Very deep convolutional networks for large-scale image recognition*. Simonyan, K., & Zisserman, A. 2014, arXiv preprint arXiv, pp. 1409-1556.
52. *Deep sparse rectifier neural networks*. Glorot, X., Bordes, A., & Bengio, Y. 2011, In Proceedings of the fourteenth international conference on artificial intelligence and statistics, pp. 315-323.
53. *Batch normalization: Accelerating deep network training by reducing internal covariate shift*. Ioffe, S., & Szegedy, C. 2015, arXiv preprint arXiv:1502.03167.
54. *Adam: A method for stochastic optimization*. Kingma, D. P., & Ba, J. 2014, arXiv preprint arXiv:1412.6980.
55. <https://www.dicomstandard.org>.

SERMENT D'HIPPOCRATE

Au moment d'être admis à exercer la médecine, je promets et je jure d'être fidèle aux lois de l'honneur et de la probité.

Mon premier souci sera de rétablir, de préserver ou de promouvoir la santé dans tous ses éléments, physiques et mentaux, individuels et sociaux.

Je respecterai toutes les personnes, leur autonomie et leur volonté, sans aucune discrimination selon leur état ou leurs convictions. J'interviendrai pour les protéger si elles sont affaiblies, vulnérables ou menacées dans leur intégrité ou leur dignité. Même sous la contrainte, je ne ferai pas usage de mes connaissances contre les lois de l'humanité.

J'informerai les patients des décisions envisagées, de leurs raisons et de leurs conséquences.

Je ne tromperai jamais leur confiance et n'exploiterai pas le pouvoir hérité des circonstances pour forcer les consciences.

Je donnerai mes soins à l'indigent et à quiconque me les demandera. Je ne me laisserai pas influencer par la soif du gain ou la recherche de la gloire.

Admis dans l'intimité des personnes, je tairai les secrets qui me seront confiés. Reçu à l'intérieur des maisons, je respecterai les secrets des foyers et ma conduite ne servira pas à corrompre les mœurs.

Je ferai tout pour soulager les souffrances. Je ne prolongerai pas abusivement les agonies. Je ne provoquerai jamais la mort délibérément.

Je préserverai l'indépendance nécessaire à l'accomplissement de ma mission. Je n'entreprendrai rien qui dépasse mes compétences. Je les entretiendrai et les perfectionnerai pour assurer au mieux les services qui me seront demandés.

J'apporterai mon aide à mes confrères ainsi qu'à leurs familles dans l'adversité.

Que les hommes et mes confrères m'accordent leur estime si je suis fidèle à mes promesses ; que je sois déshonoré et méprisé si j'y manque.