



HAL
open science

Détection de l'infarctus du myocarde par un algorithme d'intelligence artificielle multi modal utilisant l'ECG et l'ETT 2D

Marie Rocher

► To cite this version:

Marie Rocher. Détection de l'infarctus du myocarde par un algorithme d'intelligence artificielle multi modal utilisant l'ECG et l'ETT 2D. Médecine humaine et pathologie. 2022. dumas-03828701

HAL Id: dumas-03828701

<https://dumas.ccsd.cnrs.fr/dumas-03828701>

Submitted on 25 Oct 2022

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.



UNIVERSITÉ
CÔTE D'AZUR

FACULTÉ
DE MÉDECINE

Année 2022

THESE POUR LE DIPLOME D'ETAT
DE DOCTEUR EN MEDECINE

**Détection de l'infarctus du myocarde par un algorithme
d'intelligence artificielle multi modal utilisant l'ECG et l'ETT 2D**

Présentée et soutenue publiquement le 13/10/2022
à la faculté de Médecine de Nice

Par Marie Rocher

Née le 13/01/1994 à Paris (75)

JURY

Président :

Monsieur le Professeur Emile Ferrari

Assesseurs :

Monsieur le Docteur David Bertora

Monsieur le Docteur Maxime Sermesant

Directrice de thèse :

Madame le Professeur Pamela Mocerì

Liste des enseignants au 1er septembre 2021 à la Faculté de Médecine de Nice

Doyen

Pr. BAQUÉ Patrick

Vice-doyens

**Pédagogie
Recherche
Etudiants**

**Pr. ALUNNI Véronique
Pr. DELLAMONICA jean
M. JOUAN Robin**

Chargé de mission projet Campus

Pr. PAQUIS Philippe

Conservateur de la bibliothèque

Mme AMSELLE Danièle

Directrice administrative des services

Mme CALLEA Isabelle

Doyens Honoraires

M. RAMPAL Patrick
M. BENCHIMOL Daniel

Liste des enseignants au 1er septembre 2021 à la Faculté de Médecine de Nice

PROFESSEURS CLASSE EXCEPTIONNELLE

M.	BAQUÉ Patrick	Anatomie - Chirurgie Générale (42.01)
M.	BERNARDIN Gilles	Réanimation Médicale (48.02)
Mme	BLANC-PEDEUTOUR Florence	Cancérologie – Génétique (47.02)
M.	DARCOURT Jacques	Biophysique et Médecine Nucléaire (43.01)
M.	DRICI Milou-Daniel	Pharmacologie Clinique (48.03)
M.	ESNAULT Vincent	Néphrologie (52-03)
M.	FERRARI Emile	Cardiologie (51.02)
M.	GILSON Eric	Biologie Cellulaire (44.03)
M.	GUGENHEIM Jean	Chirurgie Digestive (52.02)
M.	HASSEN KHODJA Reda	Chirurgie Vasculaire (51.04)
M.	HÉBUTERNE Xavier	Nutrition (44.04)
M.	HOFMAN Paul	Anatomie et Cytologie Pathologiques (42.03)
Mme	ICHAÏ Carole	Anesthésiologie et Réanimation Chirurgicale (48.01)
M.	LEFTHERIOTIS Georges	Physiologie (44.02)
M.	LEVRAUT Jacques	Médecine d'urgence (48.05)
M.	LONJON Michel	Neurochirurgie (49.02)
M.	MARTY Pierre	Parasitologie et Mycologie (45.02)
M.	MICHIELS Jean-François	Anatomie et Cytologie Pathologiques (42.03)
M.	MOUNIER Nicolas	Cancérologie, Radiothérapie (47.02)
M.	PADOVANI Bernard	Radiologie et Imagerie Médicale (43.02)
M.	PAQUIS Philippe	Neurochirurgie (49.02)
Mme	PAQUIS Véronique	Génétique (47.04)
M.	PRADIER Christian	Épidémiologie, Économie de la Santé et Prévention (46.01)
M.	QUATREHOMME Gérald	Médecine Légale et Droit de la Santé (46.03)
M.	RAUCOULES-AIMÉ Marc	Anesthésie et Réanimation Chirurgicale (48.01)
M.	ROBERT Philippe	Psychiatrie d'Adultes (49.03)
M.	SCHNEIDER Stéphane	Nutrition (44.04)
M.	TRAN Albert	Hépatogastro-entérologie (52.01)

Liste des enseignants au 1er septembre 2021 à la Faculté de Médecine de Nice

PROFESSEURS PREMIERE CLASSE

Mme	ALUNNI Véronique	Médecine Légale et Droit de la Santé (46.03)
Mme	ASKENAZY-GITTARD Florence	Pédopsychiatrie (49.04)
M.	BARRANGER Emmanuel	Gynécologie Obstétrique (54.03)
M.	BERTHET Jean-Philippe	Chirurgie Thoracique (51-03)
M.	BONGAIN André	Gynécologie-Obstétrique (54.03)
Mme	BREUIL Véronique	Rhumatologie (50.01)
M.	CASTILLO Laurent	O.R.L. (55.01)
M.	CHEVALIER Nicolas	Endocrinologie, Diabète et Maladies Métaboliques (54.04)
M.	CHEVALLIER Patrick	Radiologie et Imagerie Médicale (43.02)
Mme	CHINETTI Giulia	Biochimie-Biologie Moléculaire (44.01)
M.	DELLAMONICA Jean	Réanimation médicale (48.02)
M.	FERRERO Jean-Marc	Cancérologie ; Radiothérapie (47.02)
M.	FONTAINE Denys	Neurochirurgie (49.02)
M.	FOURNIER Jean-Paul	Thérapeutique (48-04)
M.	GUERIN Olivier	Méd. In ; Gériatrie (53.01)
M.	HANNOUN-LEVI Jean-Michel	Cancérologie ; Radiothérapie (47.02)
M.	IANNELLI Antonio	Chirurgie Digestive (52.02)
M	JEAN BAPTISTE Elixène	Chirurgie vasculaire (51.04)
M.	PASSERON Thierry	Dermato-Vénéréologie (50-03)
M.	PICHE Thierry	Gastro-entérologie (52.01)
Mme	RAYNAUD Dominique	Hématologie (47.01)
M.	ROSENTHAL Eric	Médecine Interne (53.01)
M.	ROUX Christian	Rhumatologie (50.01)
M.	STACCINI Pascal	Biostatistiques et Informatique Médicale (46.04)
M.	THOMAS Pierre	Neurologie (49.01)

Liste des enseignants au 1er septembre 2021 à la Faculté de Médecine de Nice

PROFESSEURS DEUXIEME CLASSE

M.	ANTY Rodolphe	Gastro-entérologie (52.01)
M.	BAHADORAN Philippe	Cytologie et Histologie (42.02)
Mme	BAILLIF Stéphanie	Ophtalmologie (55.02)
Mme	BANNWARTH Sylvie	Génétique (47.04)
M.	BENIZRI Emmanuel	Chirurgie Générale (53.02)
M.	BENOIT Michel	Psychiatrie (49.03)
M.	BOZEC Alexandre	ORL- Cancérologie (47.02)
M.	BREAUD Jean	Chirurgie Infantile (54-02)
M.	BRONSARD Nicolas	Anatomie Chirurgie Orthopédique et Traumatologique (42.01)
Mme	BUREL-VANDEBOS Fanny	Anatomie et Cytologie pathologiques (42.03)
M.	CARLES Michel	Maladies infectieuses - maladies tropicales (45.03)
M.	CLUZEAU Thomas	Hématologie (47.01)
M.	DELOTTE Jérôme	Gynécologie-obstétrique (54.03)
Mme	ESTRAN-POMARES Christelle	Parasitologie et mycologie (45.02)
M	FAVRE Guillaume	Physiologie (44.02)
Mme	GIORDANENGO Valérie	Bactériologie-Virologie (45.01)
Mme	GIOVANNINI-CHAMI Lisa	Pédiatrie (54.01)
M.	GUEVARA Nicolas	Oto-Rhino-laryngologie (55.01)
M.	HUMBERT Olivier	Biophysique et Médecine Nucléaire (43.01)
M.	ILIÉ Marius	Anatomie et Cytologie pathologiques (42.03)
Mme	LEROY Sylvie	Pneumologie-Addictologie (51.01)
Mme	MOCERI Pamela	Cardiologie (51.02)
M.	ORBAN Jean-Christophe	Anesthésiologie-réanimation ; Médecine d'urgence (48.01)
M.	ROHRLICH Pierre	Pédiatrie (54.01)
M.	RUIMY Raymond	Bactériologie-virologie (45.01)
Mme	SACCONI Sabrina	Neurologie (49.01)
Mme	SEITZ-POLSKI barbara	Immunologie (47.03)
M.	VANBIERVLIET Geoffroy	Gastro-entérologie (52.01)

Liste des enseignants au 1er septembre 2021 à la Faculté de Médecine de Nice

MAITRES DE CONFÉRENCES DES UNIVERSITÉS - PRATICIENS HOSPITALIERS

M.	AMBROSETTI Damien	Cytologie et Histologie (42.02)
Mme	BERNARD-POMIER Ghislaine	Immunologie (47.03)
M.	CAMUZARD Olivier	Chirurgie Plastique (50-04)
Mme	CONTENTI-LIPRANDI Julie	Médecine d'urgence (48-04)
M.	COURJON Johan	Maladie infectieuses - maladies tropicales (45.03)
Mme	DADONE-MONTAUDIÉ Bérangère	Cancérologie-radiothérapie (47.02)
M.	DOGLIO Alain	Bactériologie-Virologie (45.01)
M.	DOYEN Jérôme	Radiothérapie (47.02)
M.	GARRAFFO Rodolphe	Pharmacologie Fondamentale (48.03)
Mme	HINAULT Charlotte	Biochimie et biologie moléculaire (44.01)
M.	JOZWIAK Mathieu	Médecine intensive-Réanimation (48.02)
Mme	LAMY Brigitte	Bactériologie-virologie (45.01)
Mme	LONG-MIRA Elodie	Cytologie et Histologie (42.02)
M.	LOTTE Romain	Bactériologie-virologie ; Hygiène hospitalière (45.01)
Mme	MAGNIÉ Marie-Noëlle	Physiologie (44.02)
M.	MARTIS Nihal	Méd interne-gériatrie et biologie du vieillissement (53.01)
M.	MASSALOU Damien	Chirurgie Viscérale (52-02)
M.	MONTAUDIÉ Henri	Dermatologie (50.03)
Mme	MUSSO-LASSALLE Sandra	Anatomie et Cytologie pathologiques (42.03)
M.	NAÏMI Mourad	Biochimie et Biologie moléculaire (44.01)
M.	SAVOLDELLI Charles	Chirurgie maxillo-faciale et stomatologie (55.03)
M.	SQUARA Fabien	Cardiologie (51.02)
Mme	THUMMLER Susanne	Pédopsychiatrie (49-04)
M.	TOULON Pierre	Hématologie et Transfusion (47.01)
M.	TRAN Antoine	Pédiatrie (54.01)

Liste des enseignants au 1er septembre 2021 à la Faculté de Médecine de Nice

PROFESSEUR DES UNIVERSITÉS

M. DARMON David Médecine Générale (53.03)

MAITRE DE CONFÉRENCES DES UNIVERSITÉS

Mme GROS Auriane Orthophonie (69)

PROFESSEURS AGRÉGÉS

Mme LANDI Rebecca Anglais

PRATICIEN HOSPITALIER UNIVERSITAIRE

M. DURAND Matthieu Urologie (52.04)

M. SICARD Antoine Néphrologie (52-03)

PROFESSEURS ASSOCIÉS

Mme MONNIER Brigitte Médecine Générale (53.03)

MAITRES DE CONFÉRENCES ASSOCIÉS

Mme CASTA Céline Médecine Générale (53.03)

M. GASPERINI Fabrice Médecine Générale (53.03)

M. HOGU Nicolas Médecine Générale (53.03)

Mme RAQUIN-POUILLON Maud Médecine Générale (53.03)

Liste des enseignants au 1er septembre 2021 à la Faculté de Médecine de Nice

Constitution du jury en qualité de 4ème membre

Professeurs Honoraires

M. AMIEL Jean	M. GASTAUD Pierre
M. ALBERTINI Marc	M. GÉRARD Jean-Pierre
M. BALAS Daniel	M. GIBELIN Pierre
M. BATT Michel	M. GILLET Jean-Yves
M. BÉRARD Etienne	M. GRELLIER Patrick
M. BLAIVE Bruno	M. GRIMAUD Dominique
M. BOQUET Patrice	M. HOFLOGGER Philippe
M. BOURGEON André	M. JOURDAN Jacques
M. BOUTTÉ Patrick	M. LACOUR Jean-Philippe
M. BRUNETON Jean-Noël	M. LAMBERT Jean-Claude
Mme BUSSIERE Françoise	M. LAZDUNSKI Michel
M. CAMOUS Jean-Pierre	M. LEFEBVRE Jean-Claude
M. CANIVET Bertrand	M. LE FICHOUX Yves
M. CASSUTO Jill-patrice	M. MARIANI Roger
M. CHATEL Marcel	M. MASSEYEFF René
M. COUSSEMENT Alain	M. MATTEI Mathieu
Mme CRENESSE Dominique	M. MOUIEL Jean
M. DAR COURT Guy	M. MOUROUX Jérôme
M. DE PERETTI Fernand	Mme MYQUEL Martine
M. DELLAMONICA Pierre	M. PRINGUEY Dominique
M. DELMONT Jean	M. SANTINI Joseph
M. DEMARD François	M. SAUTRON Jean Baptiste
M. DESNUELLE Claude	M. SCHNEIDER Maurice
M. DOLISI Claude	M. THYSS Antoine
M. FENICHEL Patrick	M. TOUBOL Jacques
M. FUZIBET Jean-Gabriel	M. TRAN Dinh Khiem
M. FRANCO Alain	M. VAN OBBERGHEN Emmanuel
M. FREYCHET Pierre	

Liste des enseignants au 1er septembre 2021 à la Faculté de Médecine de Nice

M.C.U. Honoraires

M. ARNOLD Jacques
M. BASTERIS Bernard
M. BENOLIEL José
Mlle CHICHMANIAN Rose-Marie
Mme DONZEAU Michèle
M. EMILIOZZI Roméo
M. FOSSE Thierry
M. FRANKEN Philippe

M. GASTAUD Marcel
M. GIUDICELLI Jean
M. MAGNÉ Jacques
Mme MEMRAN Nadine
M. MENGUAL Raymond
M. PHILIP Patrick
M. POIRÉE Jean-Claude
Mme ROURE Marie-Claire
M. TESTA Jean

Liste des enseignants au 1er septembre 2021 à la Faculté de Médecine de Nice

PROFESSEURS CONVENTIONNÉS DE L'UNIVERSITÉ

M.	BERTRAND François	Médecine Interne
M.	BROCKER Patrice	Médecine Interne Option Gériatrie
M.	CHEVALLIER Daniel	Urologie
Mme	FOURNIER-MEHOUAS Manuella	Médecine Physique et Réadaptation
M.	JAMBOU Patrick	Coordination prélèvements d'organes
M.	LEBOEUF Mathieu	gynécologie- obstétrique
Mme	NADEAU Geneviève	uro-gynécologie
M.	ODIN Guillaume	Chirurgie maxilo-faciale
M.	PEYRADE Frédéric	Onco-Hématologie
M.	PICCARD Bertrand	Psychiatrie
M.	QUARANTA Jean-François	Santé Publique

Remerciements

A mon Président de jury,

Monsieur le Professeur Emile FERRARI

Vous me faites l'honneur de juger mon travail et de présider le jury de cette thèse. Merci d'exiger toujours le meilleur. Votre passion et votre investissement pour la médecine autant que pour les malades inspire le respect.

A ma directrice de thèse

Madame le Professeur Pamela Mocerì

Merci pour ton travail et ton accompagnement dans ce projet. Tes connaissances impressionnantes, ta rigueur et ton travail acharné dans le service sont un modèle pour moi. J'espère apprendre encore à tes côtés.

Au Docteur David Bertora,

Pour m'avoir accueilli dans ton service à 2 reprises, j'y ai acquis des bases solides. Merci pour ta patience et ta bienveillance, indispensable.

Au Docteur Maxime Sermesant

Merci pour votre collaboration à ce projet. Sans l'aide de l'INRIA, ce travail n'aurait pas pu voir le jour. J'espère pouvoir maintenir ce lien.

A Mademoiselle **Yingyu Yang**

Merci pour ta patience au cours de ces nombreux rendez-vous et tes explications sur le codage. J'ai l'honneur de présenter ce travail passionnant qui est aussi le tien. J'espère que notre collaboration durera.

A ma famille :

A mes parents, merci de m'avoir toujours encouragé, et surtout d'avoir pris soin de moi pendant les deux tiers de mes études de médecine. Maintenant, merci pour toutes les petites attentions à chaque fois qu'on se voit.

A ma grande sœur, sur qui j'ai toujours pu compter. Depuis toute petite tu es ma deuxième maman. Tu as maintenant 2 enfants merveilleux, qui ont beaucoup de chance de t'avoir !

A Nathan, merci de me faire rire et de me redonner le sourire en toute situation depuis 8 ans. J'adore tester, avec plus ou moins de succès, la cuisine des 4 coins du monde avec toi. Merci de partager mon quotidien, Je t'aime.

Aux collègues que j'ai connu au CHU :

Au Dr Delphine Baudouy, Merci pour ce semestre dans ton service et toutes ces après-midis en salle d'échographie. Ta volonté de toujours aller au bout des choses m'ont beaucoup appris.

Au Dr Sithy Bun, Merci pour tous ces Bo Bun en garde, ces potins et surtout tous ces enseignements de rythmologie !

Au Dr Didier Scarlatti, Merci pour l'accueil dans ton service, pour ces cours de rythmo du vendredi, et tout tes conseils sur la cardiologie de ville.

Au Dr Fabien Squara, ta passion pour la rythmologie m'ont permis d'apprendre énormément, toujours avec bienveillance.

Au Dr Michel Thiry, merci d'amener ta bonne humeur contagieuse tous les mardis au I4A.

Au Dr Nassim Redjimi, Merci pour tout ce que tu m'as appris sur la coronaropathie, d'avoir toujours été accessible et avec le sourire au cours de mes différents stage au CHU.

Au Dr Charlotte David, de cheffe à mes tous débuts à amie maintenant. Merci pour toutes les tisanes « nuits tranquilles » pour des nuits pas si tranquilles. Je compte sur toi encore longtemps pour les sorties nage, paddle etc... !

Au Dr Mohamed Labbaoui, le cardiologue avec le plus de tchatte de Nice, le S ! Merci pour ta bonne humeur à toute épreuve et ta bienveillance lors de mes premiers pas en cardiologie,

Au Dr Maria Azzolini-Jacquín, Tu es disponible, gentille et travailleuse, quel plaisir de te retrouver à Tzanck ! J'espère que tu feras ta place dans ce service. Je te souhaite plein de bonheur ainsi qu'à ta famille.

Au Dr Julie Kraemer, Tu es un peu ma grande sœur de la cardiologie, ce fut un plaisir d'être ta co-interne puis brièvement ton interne, merci pour tous tes conseils, ton aide sur les gardes agitées, et surtout d'être toujours de bonne humeur !

Au Dr Jules Bateau, Tu as toujours su voir quand j'étais en difficulté et trouver les bons mots. Merci pour ton aide. Je suis ravie de continuer à travailler avec toi.

Au Dr Etienne Fourrier, Dr Aude Missana, Dr Alexandre Poulard, Dr Benjamin Sartre, Dr Camille Wehrin, avec qui j'ai eu le plaisir de travailler et au CHU et qui m'ont fait progresser.

Au CH de Cannes

- En Cardiologie

Au Dr Nathalie Berkane, Merci pour ton accueil dans ton service, chaleureux et bienveillant même pendant la période difficile du Covid. Ta patience et ton humanité que ce soit avec tes patients, tes collègues ou tes internes sont un exemple à suivre.

Aux cathétériseurs : **Dr Lammens, Dr Bali, Dr Zémour**, merci de m'avoir invité dans votre bloc pour piquer quelques radiales et partager votre expérience toujours dans la bonne ambiance !

Au Dr Laurent Liprandi, merci pour tous ces cafés, ces explications passionnées de rythmos, et ton sourire, toujours présent, même après ta « je ne sais pas combienième » blessure au kite.

Au Dr Gauthier Garret, d'une grande gentillesse, merci pour ce que tu m'as appris.

Au Dr Benjamin Essayagh, toujours très pédagogue et accueillant dans ta salle d'échographie, j'ai énormément appris à tes côtés.

Au Dr Anne Talbodec, merci pour ce que tu m'as appris autant en visite qu'en salle d'échographie

Au Dr Andrei Lozba, toujours disponible pour aider et pour montrer les curiosités que tu rencontrais dans ta pratique.

- En réanimation

Au Dr Raphael Chambon et au Dr Pierre-Marie Bertrand. Vous formez un duo étonnant et pourtant complémentaire, vous aimez transmettre, ça se sent, ce fut un réel plaisir de travailler avec vous, j'ai beaucoup appris.

Au Dr Alexandre Robert, ta passion pour la réanimation et l'infectiologie éclaire les visites du service, même si elle agace parfois. Moi j'ai adoré.

Aux Dr Raphael Devanlay, Nicolas Clément, François Durand, Thomas Lanoux, Adil Bouskine, Marine Arrayago, Elodie Piquet merci d'avoir rendu ce stage aussi intéressant qu'agréable.

A l'IAT

Merci aux chirurgiens **Dr Tapia, Dr Lopez, Dr Teboul** de m'avoir laissé pénétrer dans vos blocs et de m'avoir montré des cœurs « en vrai », de m'avoir expliqué les intérêts et risques de chaque geste.

Au **Dr Alain Mihoubi** : Toujours disponible pour partager votre expérience. J'ai énormément appris.

Au **Dr Jean-Pierre Elbèze** : votre engagement auprès des patients et votre gentillesse quelle que soit l'heure à laquelle on vous dérange force le respect. Merci pour tout ce que j'ai appris.

Au **Dr Julien Adjedj, Dr Claude Mariottini, Dr Philippe Durand, Dr Hugo Marchand, Dr Léo Cuénin, Dr Pierre Meyer** vous formez une équipe soudée avec laquelle il est agréable de travailler, merci de m'avoir initié à la cardiologie structurelle.

A l'équipe d'anesthésie-réanimation : **Dr Philippe Camarasa, Dr Arnaud Causeret, Dr Marc Lopez, Dr Diane Lena, Dr Arnaud De LaChapelle, Dr Julien Cady** superbe accueil autant en réa qu'au bloc, merci !

A mes co-internes,

Baptiste, Nathan, Florian, les SEIGNEURS de la cardiologie, toujours là pour aider, mais surtout pour rigoler !!! Merci pour ces pauses déjeuners de folies.

Jean, Jérémy, Gilles, quel plaisir ce semestre avec vous, j'espère vous revoir grandi après un an !

Camille, Elise, un peu de douceur dans ce service, restez comme vous êtes.

Sarah, Clémentine, ingérables puis inséparables, j'ai adoré ce semestre avec vous 2 !

Pierre-Louis, louurd mais adorable ! Prends bien soin de Sam.

Didac, Amélie, une association très efficace pour gérer le bip de Cannes ! La première vague de covid est passé en douceur grâce à vous.

A mes amis,

Les copains de l'internat : Cette première année en votre compagnie a été inoubliable et a créé des liens solides.

Medhi, Margaux toujours la bougeotte, on peut compter sur vous pour les sorties, **Mag** quand tu veux pour la piscine !!!!, **Sam** la voisine à l'accent du sud qui met l'ambiance ! **Arnaud et Atina** pour

des apéros improvisés avec une Banitsa. **Coco** toujours prêt pour une bière même après la 100^e heure de bloc. **Matou** avec son talent d'imitatrice et son zouzon **Flo**. **Sarah et Antoine** adorables et toujours dispo. **Lélé et Jambou** et vos histoires à mourir de rire. **Cindy**, toujours en vadrouille.

Les copains de l'externat,

Vous vous êtes éparpillés en France mais ces années resteront gravées.

Juju, Solène, les meilleurs cardiologues, **Flo** le nicois, **Nico**, le maître du meme, **Axel, Guigui, Pierrot**, pour les verres de trop, **Kev et Sandrine** pour les sorties dans le sud, **Max** pour les blagues les plus nazes, **Sophie, Kenza, India, Laeti** pour le soutien sans faille pendant les révisions.

Vous me manquez !!

Les copines du lycée, qui ont gardé contact malgré l'éloignement **Estelle, Sérani**.

Je tiens à remercier également **toutes les équipes paramédicales** des différents services où je suis passée. J'ai toujours été bien reçue et j'ai progressé aussi grâce à vous.

Abréviations

AHA	American Heart Association
AUC	Area Under the Curve
CHU	Centre Hospitalier Universitaire
ECG	Électrocardiogramme
ESC	European Society of Cardiology
ETT	Echographie trans-thoracique
FEVG	Fraction d'Éjection Ventriculaire Gauche
GLS	Global Longitudinal Strain
IA	Intelligence Artificielle
IDM	Infarctus du myocarde
KNN	K Nearest Neighbors
MI	Myocardial infarction
RF	Random Forrest
SVM	Support Vector Machine

Sommaire

Liste des enseignants au 1er septembre 2021 à la Faculté de Médecine de Nice.....	3
Remerciements.....	11
Abréviations	16
Sommaire.....	17
ABSTRACT.....	19
RÉSUMÉ.....	20
Introduction- Généralités.....	21
1 Introduction.....	21
2 Bases de compréhension sur l'apprentissage automatique.....	22
3 L'infarctus du myocarde.....	25
3.1 Epidémiologie	25
3.2 Physiopathologie	25
3.3 Diagnostic du syndrome coronarien aigu.....	25
3.3.1 Place de l'électrocardiogramme	26
3.3.2 Place de la biologie	26
3.3.3 Place de l'échographie transthoracique	26
3.4 Traitement.....	27
4 Objectifs de l'étude	28
Matériel et méthodes	29
1 Design de l'étude.....	29
2 Utilisation des données ECG.....	30
3 Utilisation des données échographiques	31
4 Classification des patients	32
4.1 Classification des ECG	32
4.2 Classification des ETT	32
4.3 Classification par le modèle multimodal.....	33
5 Cadre réglementaire	33
Résultats.....	34
1 Description des patients à l'inclusion	34
2 Résultats du modèle multi-modal.....	35
2.1 Classification en normal ou infarctus	35
2.2 Classification en normal, SCA, séquelle d'infarctus.....	36
3 Résultats du modèle ECG	37
3.1 Classification en normal ou infarctus du myocarde.....	37

3.2	Classification en normal, SCA, séquelle d'infarctus	38
4	Résultats du modèle ETT	38
	Discussion.....	41
1	Principaux résultats	41
2	Intérêt du modèle ECG	41
3	Intérêt du modèle échographique	42
4	Intérêt du modèle combiné	42
5	Limites	42
6	Perspectives	43
	Conclusion	44
	Liste des tables	45
	Liste des figures.....	46
	Références.....	47
	Annexe 1.....	50

ABSTRACT

BACKGROUND: Correct interpretation of ECG and TTE is pivotal for an accurate diagnosis of acute coronary syndrome. The conventional computerized interpretation of the ECG has not been able to reach physician-level accuracy and correct TTE interpretation requires an expert-level practice. This study aims to develop and validate a deep neural network for automated ECG and TTE triage in primary care.

METHODS: We developed a deep neural network to detect acute and old MI with a combination of 12 lead ECG and 2D TTE. Our algorithm was trained on 5 public datasets and our private dataset, containing 3466 ECG recording, 500 TTE for EF calculation and 162 4-chambers TTE, 130 2-chambers TTE for myocardial segmentation. This algorithm has been evaluated on our database which included ECG and TTE of 79 patients including consecutive patients recruited in our unit with acute or previous MI (“old MI”) and controls without any significant cardio-vascular condition. We assessed ECG, TTE and multi-modality model performance in detecting the appropriate condition (normal; acute MI and old MI) using area under the receiver operating characteristic curve, accuracy, sensitivity, and specificity.

RESULTS: A total of 79 patients were included, our multimodal artificial intelligence algorithm identified myocardial infarction with an area under the receiver operating characteristics curve of 0,86 and accuracy of 85%. Sensitivity and specificity were 91% and 74% respectively. It was more difficult to detect precisely acute MI with a sensitivity, specificity, negative predictive value, and positive predictive value of 53%, 91%, 75%, 80%,79% respectively and accuracy of 79%. This lack of sensitivity may be explained by difficulties from our algorithm to detect acute MI based on ECG, with only 50% of them being correctly identified. The TTE model was more efficient, with a 0,95 sensitivity, 0,76 specificity and 0,88 accuracy.

CONCLUSION: This new algorithm showed performance of AI to detect MI with appropriate efficiency for AI model of TTE but the ECG AI algorithm performance should be improved to become clinically relevant.

RÉSUMÉ

INTRODUCTION : L'interprétation correcte de l'ECG et de l'ETT est fondamentale pour le diagnostic d'infarctus du myocarde. Cependant l'interprétation automatisée conventionnelle de l'ECG n'a jamais montré des performances égales ou supérieures à celle d'un médecin entraîné et l'interprétation d'une ETT reste du domaine de l'expertise. Cette étude a pour but de développer et de valider un algorithme d'intelligence artificielle pour un triage automatisé d'ECG et d'ETT sur la présence d'un infarctus du myocarde.

MÉTHODE : Nous avons développé un algorithme d'intelligence artificielle pour détecter les infarctus grâce à la combinaison d'un ECG 12 dérivations et d'une ETT 2D. Pour cela notre algorithme a été entraîné sur 5 bases de données publiques et notre base de données soit 3466 ECG, 500 ETT pour le calcul de la FEVG et 162 coupes cavités, 130 2 cavités pour la segmentation myocardique. Puis il a été testé sur notre base de données ECG et échocardiographies recueillis chez 79 patients : des témoins sains sans pathologie cardio-vasculaire significative et des patients consécutifs inclus dans le service qui s'y trouvaient en consultation ou hospitalisation pour infarctus ancien ou aigu. Nous avons évalué les performances diagnostiques de notre algorithme sur chaque examen et de manière multi modale en utilisant la courbe ROC, la sensibilité, la spécificité.

RÉSULTATS : Notre cohorte de validation recrutée au CHU de Nice est composée de 79 patients. Notre algorithme d'intelligence artificielle multimodal a su identifier un infarctus du myocarde sur notre base de données avec une sensibilité à 91%, une spécificité de 74%, une exactitude de 85% et une aire sous la courbe ROC de 0,86. La détection précise du SCA a été plus difficile avec une sensibilité, spécificité, valeur prédictive positive et valeur prédictive négative de 53%, 91%, 75%, 80%,79% respectivement. Ce manque de sensibilité est principalement expliqué par la difficulté de l'algorithme à détecter les SCA sur les ECG avec seulement 50% d'entre eux correctement identifiés. Les résultats étaient meilleurs sur le modèle ETT avec une sensibilité de 95 %, une spécificité de 76 % et une exactitude 88 % sur la détection d'une zone infarctée.

CONCLUSION : Cette étude montre une bonne performance de l'IA à détecter l'infarctus du myocarde sur des examens que l'on peut obtenir rapidement aux urgences, et cela même sur une petite base de données. Cette efficacité est plus marquée pour l'algorithme d'interprétation de l'échographie, tandis que l'algorithme d'interprétation de l'ECG devrait être amélioré pour être implémenté en pratique clinique.

Introduction- Généralités

1 Introduction

L'utilisation de l'intelligence artificielle en médecine est en croissance exponentielle depuis plusieurs années ; la cardiologie est une spécialité qui s'y prête particulièrement [1–4] au vu du nombre importants de données disponibles.

L'examen complémentaire cardiaque de loin le plus réalisé, par tout médecin cardiologue ou non est l'électrocardiogramme (ECG), car il est accessible, facile à réaliser et rapide. Néanmoins son interprétation reste délicate mais fondamentale pour l'orientation du patient vers des examens supplémentaires, notamment dans le cadre du syndrome coronarien aigu où 1 ECG sur 8 présentant des anomalies à haut risque n'est pas identifié correctement [5] .

Actuellement la plupart des appareils d'électrocardiogramme comportent un algorithme d'interprétation automatique basé sur la mesure de la durée et de l'amplitude des ondes P, Q, R, S, T. Mais ceux-ci ont été peu étudiés et les seules études évaluant leurs performances ont prouvé qu'elles étaient insuffisantes [6–9] avec un taux d'erreur pouvant aller jusqu'à 30%, entraînant un retard de prise en charge ou la réalisation d'examens complémentaires inutiles et coûteux.

Le deuxième examen complémentaire le plus réalisé en cardiologie est l'échocardiographie transthoracique. Il s'agit d'un examen non invasif, fondamental pour le diagnostic, le traitement et le suivi des maladies cardiaques ; il s'agit cependant d'un examen long (environ 20min pour un examen normal) nécessitant une formation prolongée (environ 350 examens pour savoir réaliser un examen basique.[10]) et pour lequel il existe une variabilité inter et intra observateur significative [11].

A l'aide notamment de ces 2 examens, le cardiologue diagnostique les principales urgences, dont l'infarctus du myocarde qui nécessite une prise en charge rapide.

L'utilisation d'outils comme l'intelligence artificielle serait d'une aide précieuse pour améliorer la gestion du flux de patients, à la fois en traitant un plus grand nombre d'examens, en réduisant le temps d'examen, et en améliorant la reproductibilité de ceux-ci[12,13].

2 Bases de compréhension sur l'apprentissage automatique

L'apprentissage automatique est une approche mathématique statistique issue de l'intelligence artificielle. Cette technique permet à un algorithme ou modèle d'apprendre à faire une ou plusieurs tâches.

La structure commune aux algorithmes d'intelligence artificielle est le réseau de neurone, il se compose d'au moins deux couches, chacune contenant plusieurs neurones ou nœuds. D'une couche à l'autre, les nœuds sont liés entre eux. A chacun sont associées des données d'entrée, un poids, un seuil et des données de sortie (dont la valeur est le résultat de la valeur d'entrée du neurone multipliée par le poids de celui-ci). Une illustration est fournie ci-dessous.

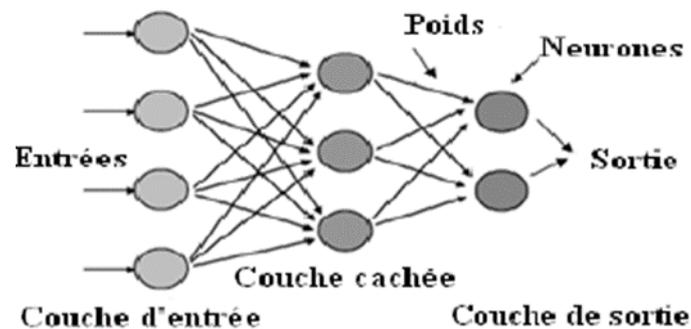


Figure 1 Schéma d'un réseau de neurone

Ce réseau de neurone peut apprendre à réaliser une tâche selon 3 méthodes principales : l'apprentissage supervisé, le non supervisé et par renforcement.

L'apprentissage supervisé consiste à fournir au réseau de neurones artificiels des entrées, et des sorties attendues. Chaque neurone correspond à une fonction mathématique. C'est grâce à ces données que le réseau de neurones artificiels apprend. L'apprentissage consiste à ajuster le poids des connexions entre ses neurones jusqu'à obtenir un taux d'erreur minimum.

Il existe également l'apprentissage non supervisé qui consiste à donner seulement des entrées, l'algorithme devra classer ces données en plusieurs catégories en mesurant leur similarité.[14] L'apprentissage par renforcement où l'algorithme apprend un comportement à partir d'expériences répétées, de façon à optimiser les récompenses reçues au cours du temps

Nous nous intéresserons dans notre étude à l'apprentissage supervisé.

Nous testerons 4 méthodes d'apprentissage supervisé courantes :

- La forêt d'arbres décisionnels (Random Forest) : où le réseau de neurone est construit de multiples arbres, chaque arbre correspondant à une série de questions dont la réponse (oui/non) mène à une décision. L'ensemble de ces décisions est compilé pour donner le résultat final. Un schéma simplifié est fourni ci-dessous.

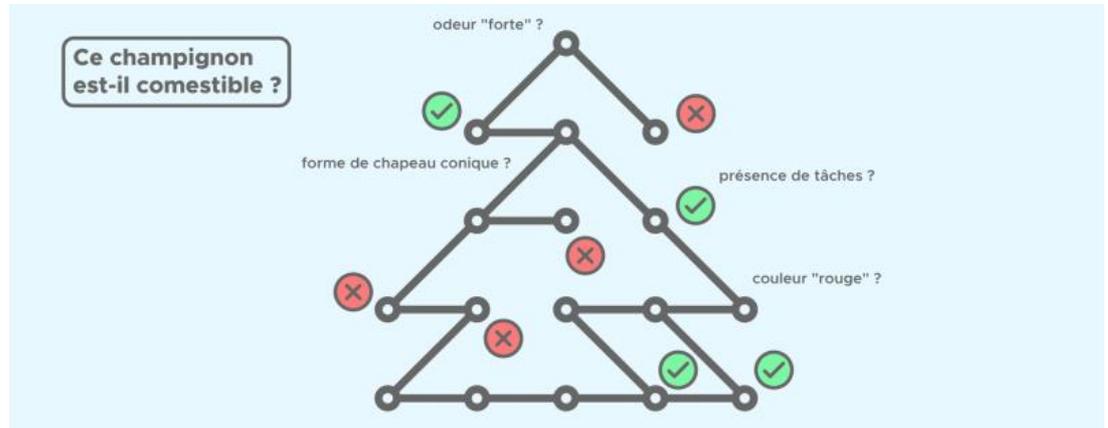


Figure 2 Illustration de la méthode Random Forest (RF)

- La machine à vecteur de support (Support Vector Machine) : consiste à rechercher une frontière linéaire ou non pour séparer les données. La meilleure frontière étant celle où il y a la plus grande marge entre les données de chaque côté de la frontière.

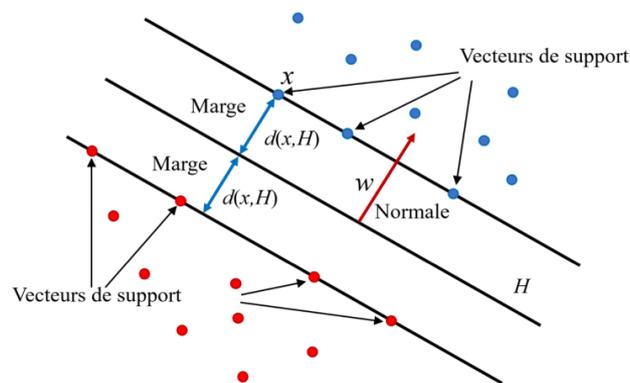


Figure 3 Schéma de la méthode Support Vector Machine (SVM)

- La régression logistique (Logistic Regression) : va chercher une relation mathématique entre les données et le résultat et l'appliquer pour classer les nouvelles données.

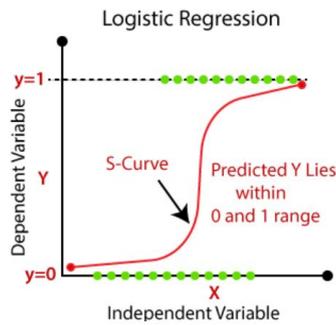


Figure 4 Schéma d'une régression logistique

- K plus proche voisins (K Nearest Neighbors) : où le réseau de neurone calcule la distance entre toutes les données. La nouvelle donnée sera classifiée suivant sa proximité avec celles déjà annotées.

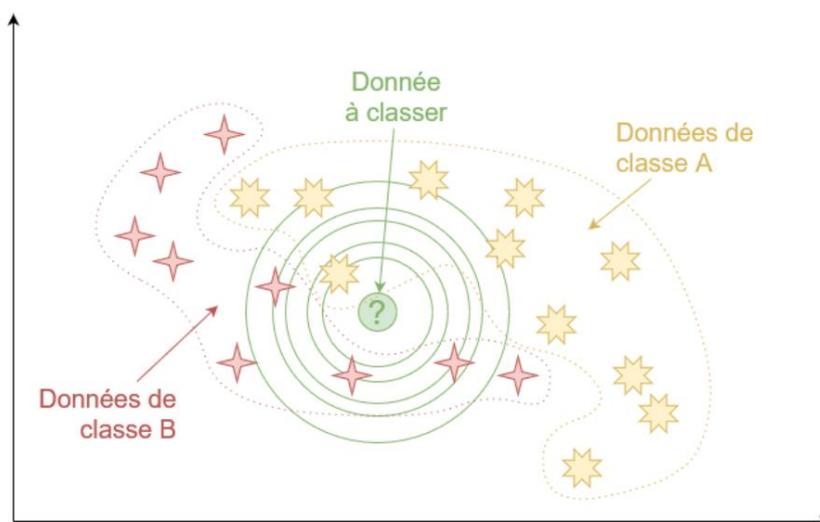


Figure 5 Illustration de la méthode des K nearest neighbors

3 L'infarctus du myocarde

3.1 Epidémiologie

Sept millions de patients par an dans le monde sont diagnostiqués « syndrome coronarien aigu ».[15]

Les principaux facteurs de risques sont le tabac, l'âge, le diabète, l'hypertension artérielle. Malgré une amélioration de la prise en charge ces vingt dernières années, la mortalité de cette pathologie reste importante, en France en 2015, elle s'élevait à 5,3% à 6 mois pour le syndrome coronarien aigu avec sus décalage du segment ST et 6,3% pour le syndrome coronarien aigu sans sus décalage du segment ST [16].

La prise en charge débute la majorité du temps aux urgences ou en préhospitalier. La douleur thoracique qui en est le symptôme le plus fréquent représente 10% des motifs d'admission aux urgences, hors traumatisme. Pourtant ; après triage ; seule la moitié d'entre eux sont hospitalisés et seul un quart des patients hospitalisés pour douleur thoracique ont finalement un diagnostic de syndrome coronarien aigu [17]

3.2 Physiopathologie

Le syndrome coronarien aigu inclut le syndrome coronarien aigu avec élévation du segment ST (SCA ST+), sans élévation du segment ST (SCA ST-) et l'angor instable.

Il correspond au niveau cellulaire à une ischémie des cardiomyocytes avec ou sans dégâts cellulaires pouvant aller jusqu'à la nécrose des cardiomyocytes. [18]

Cette ischémie est causée par une complication brutale de l'athérosclérose : érosion, rupture, ulcération, fissure de plaque, qui entraîne une diminution voire une interruption totale du flux sanguin dans la (ou les) coronaire(s) concernée(s).

3.3 Diagnostic du syndrome coronarien aigu

Le diagnostic de SCA est habituellement posé sur un ensemble d'arguments comprenant les symptômes, les paramètres hémodynamiques, les anomalies ECG et la biologie.

3.3.1 Place de l'électrocardiogramme

L'ECG est l'examen de première intention recommandé pour le diagnostic de syndrome coronarien aigu. Il doit être réalisé dans les 10 minutes à l'arrivée dans un service d'urgences et dès le premier contact avec un service médical et interprété par un médecin qualifié [18].

Sachant que dans 30% des cas l'ECG est normal, les anomalies rencontrées principalement sont un sus décalage du segment ST, un sous décalage du segment ST, des modifications de l'onde T. L'interprétation est plus délicate chez les patients présentant un ECG anormal de base, un bloc de branche, ou un rythme électro entrainé.

3.3.2 Place de la biologie

Le dosage de la troponine occupe une place importante dans l'algorithme de prise en charge d'une douleur thoracique, il est complémentaire de l'ECG.

Il se base sur un cycle avec deux dosages à une heure ou trois heures d'intervalle selon les kits disponibles.

Une augmentation rapide de ce marqueur au-delà du 99^e percentile indique une lésion myocardique. Mais ce marqueur est très sensible et s'élève dans de nombreuses autres pathologies cardiaques et non cardiaques [18]

Vous trouverez en annexe 1 l'algorithme de prise en charge des douleurs thoraciques proposé dans les recommandations européennes de 2020.

3.3.3 Place de l'échographie transthoracique

Bien qu'elle n'entre pas dans les algorithmes diagnostics de triage des douleurs thoraciques, l'ETT doit être disponible dans tous les services d'urgences et les unités douleurs thoraciques.

C'est un examen qui peut être réalisé, rapidement au lit du malade, et dont les résultats seront disponibles avant la biologie.

L'échographie permet d'identifier des signes d'ischémie et/ou de nécrose du myocarde qui se traduisent par une anomalie de mouvement d'un ou plusieurs segments du myocarde ou une diminution de la contractilité détectée par une modification régionale du strain [19]. Par convention le myocarde est divisé en 17 segments [20] et chaque segment peut être concerné par une anomalie de mouvement (hypokinésie, akinésie, dyskinésie).

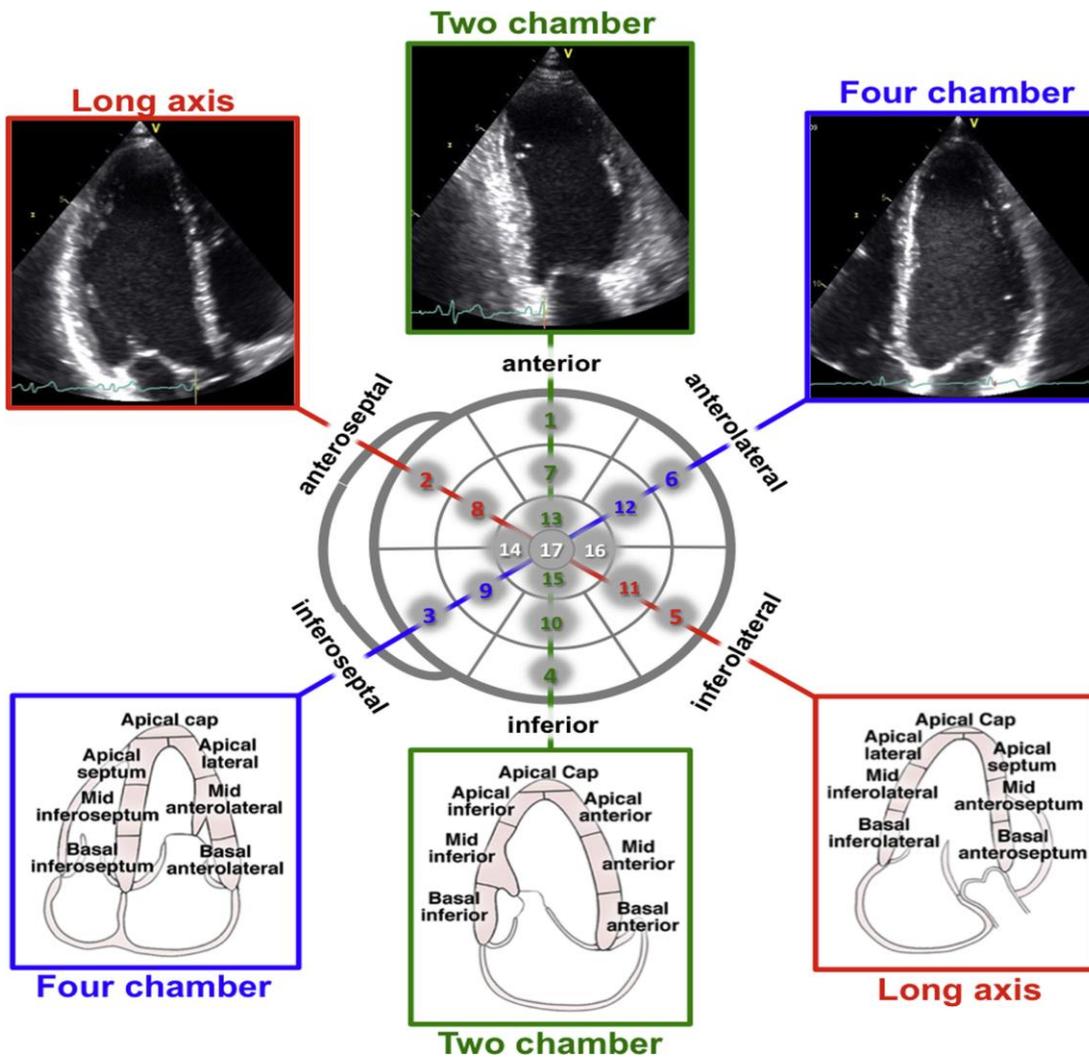


Figure 6 Segmentation myocardique en 17 segments selon les recommandations européennes

Selon l'artère coronaire atteinte et selon la dominance coronaire propre à chaque patient, plusieurs segments correspondant à un territoire coronaire présenteront des anomalies échographiques en cas de SCA. Un schéma des territoires coronaires reconnus par l'AHA est disponible en annexe.

3.4 Traitement

Le syndrome coronarien aigu nécessite une prise en charge rapide dont le but est de rétablir un flux sanguin normal permettant de diminuer le temps d'ischémie des cardiomyocytes et de réduire l'étendue de la nécrose.

Ceci est réalisé à l'aide d'un traitement anti thrombotique puis plus ou moins une prise en charge invasive en salle de cathétérisme.

Une prise en charge invasive précoce permet de réduire le temps d'hospitalisation et de diminuer la récurrence d'ischémie[21].

Celle-ci doit être rapide, réalisée dans les deux heures suivant la confirmation du diagnostic en cas de SCA ST+ ou de SCA ST- à très haut risque et dans les 24h suivant le diagnostic en cas SCA ST- à haut risque.

4 Objectifs de l'étude

Le syndrome coronarien aigu est une pathologie dont la fréquence augmente avec l'âge, et dont le diagnostic et une prise en charge rapide sont un enjeu pronostic majeur.

Au vu du vieillissement de la population, la demande d'examens complémentaires spécialisé à la recherche de cette pathologie est en constante augmentation.

L'ECG, l'ETT et le dosage de la troponine sont les examens de première intention pour la recherche de cette pathologie. L'ECG et l'ETT sont des examens dont l'interprétation est soumise à l'expérience du médecin qui les lit. Et la troponine s'élève dans des situations très variées, non spécifique du SCA ; il faut également attendre la plupart du temps les résultats de 2 prélèvements espacés d'au moins 1H (en fonction du kit de troponine utilisé) afin de conclure grâce à ce dosage.

Pour gérer l'afflux de demande pour ces examens, et améliorer la justesse de leur interprétation, **nous proposons dans cette étude l'évaluation d'un algorithme issu de l'intelligence artificielle pour dépister l'infarctus du myocarde**, ce qui pourrait être utile au triage des patients aux urgences. **L'algorithme étudié utilise un ECG et une échocardiographie 2D (une boucle 4 cavités et une boucle 2 cavités).**

Matériel et méthodes

1 Design de l'étude

Nous avons créé une base de données contenant les données anonymisées ECG et ETT de 79 patients.

Il s'agit de patients âgés de 16 à 94 ans, admis en consultation, ou hospitalisés dans le service de cardiologie du CHU Pasteur à Nice entre janvier 2021 et aout 2022.

Les critères d'inclusion étaient :

- Age supérieur à 16 ans
- Absence de refus de recueil des données

Les critères d'exclusion étaient :

- Diagnostic final incertain
- Présence d'une cardiopathie autre qu'ischémique

Nous avons également recueilli :

- Age,
- Taille,
- Poids,
- Sexe,
- Diagnostic retenu,
- Résultat de la coronarographie,
- FEVG,
- Anomalies ECG

Ces données ont été extraites du dossier médical informatisé.

Nous avons ensuite utilisé un algorithme que nous avons codé puis entraîné sur 5 bases de données publiques PTB[22], PTB XL[23], HMC QU[24], CPSC extra [25] et CAMUS[26] pour trier grâce à un ECG, une boucle 2 cavités, une boucle 4 cavités, les patients en normal, infarctus aigu et infarctus ancien. Le résultat de ce triage a ensuite été comparé au diagnostic qui avait été établi dans le dossier médical informatisé.

2 Utilisation des données ECG

Nous avons récupéré par patient un tracé 12 dérivation ECG de 10 secondes réalisé aux urgences, au cours de la consultation ou au cours de son hospitalisation, à la date la plus proche de l'ETT.

Nous avons utilisé plus de quatre appareils différents disponible sur le CHU de Nice pour l'acquisition des tracés.

Chaque image d'ECG a été numérisée et prétraité pour en extraire un signal.

Nous avons utilisé une méthode basée sur celle proposée par [27].

Un exemple est donné ci-dessous

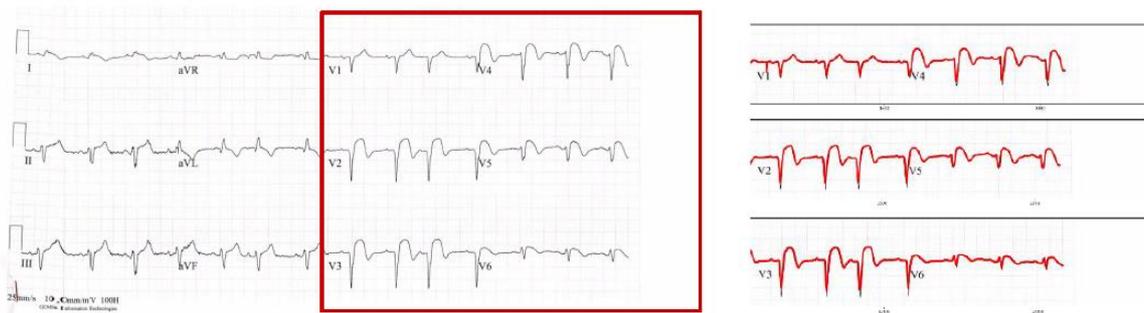


Figure 7 Exemple d'extraction de signal d'un ECG papier

Puis nous en avons déduit un battement moyen par dérivation et ce battement a ensuite été décomposé en 5 ondes P, Q, R, S, T par notre algorithme qui a été entraîné et validé à la réalisation de cette tâche sur la base de données publique PTB XL. Ce processus permet d'extraire 264 paramètres par ECG pour notre algorithme de classification.

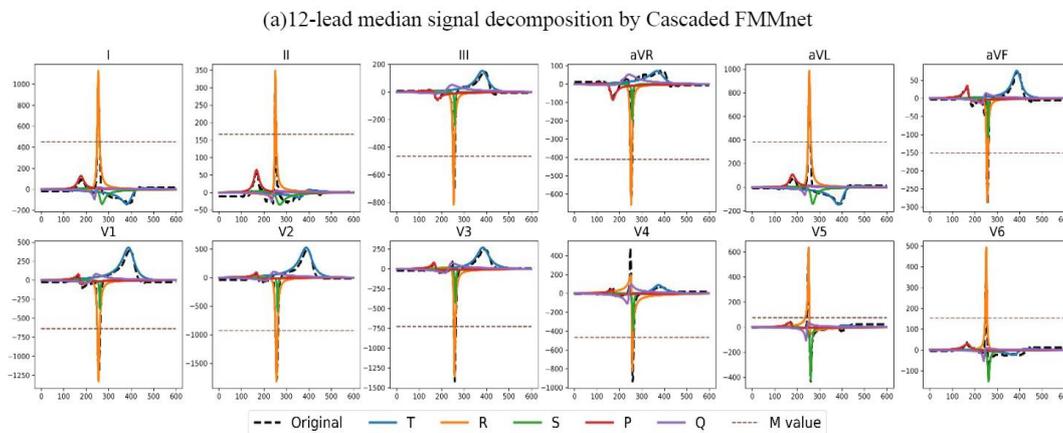


Figure 8 Décomposition en 5 ondes des 12 dérivation ECG

3 Utilisation des données échographiques

Nous avons extrait les boucles d'échographies d'un ou plusieurs examens de notre cohorte de patients. Ces examens avaient été réalisés dans le cadre du suivi ou de la découverte de leur pathologie cardiaque.

Les appareils utilisés pour l'acquisition étaient ceux présents au CHU de Nice : L'Affiniti 70, EPIQ 7, EPIQ CVx de Philips et le Vivid E95 de General Electric.

Pour chaque patient nous avons utilisé seulement une boucle 4 cavités et une boucle 2 cavités. Nous avons annoté en 2 ou 4 cavités les boucles extraites.

Les ETT devaient également avoir un premier traitement réalisé par notre algorithme pour identifier les différentes structures cardiaques, les mesurer, en donner un volume, et déterminer une fraction d'éjection ventriculaire gauche (FEVG) et évaluer le Strain Longitudinal Global (SLG). La base de données CAMUS contenant les échocardiographies 2 et 4 cavités de 500 patients a été utilisée pour entraîner notre algorithme à réaliser cette tâche.

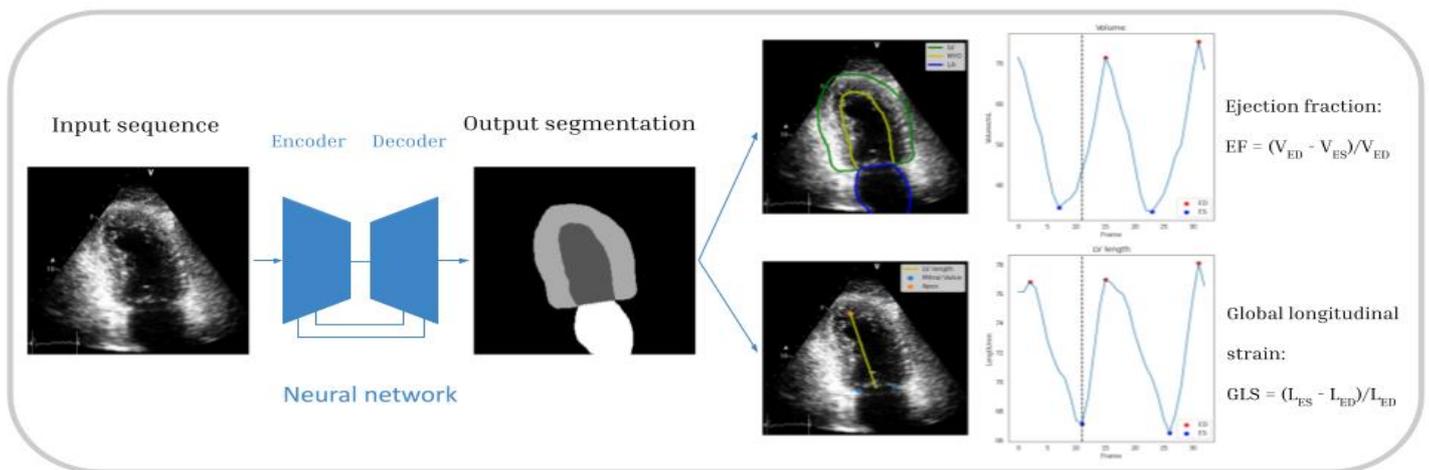


Figure 9 Illustration du processus de traitement des échographies

Nous avons également codé et entraîné notre algorithme à identifier les 7 segments myocardiques visibles sur une boucle 4 et 2 cavités standard. Puis à évaluer le déplacement de chaque segment du myocarde.

L'entraînement a également été réalisé sur la base de données CAMUS.

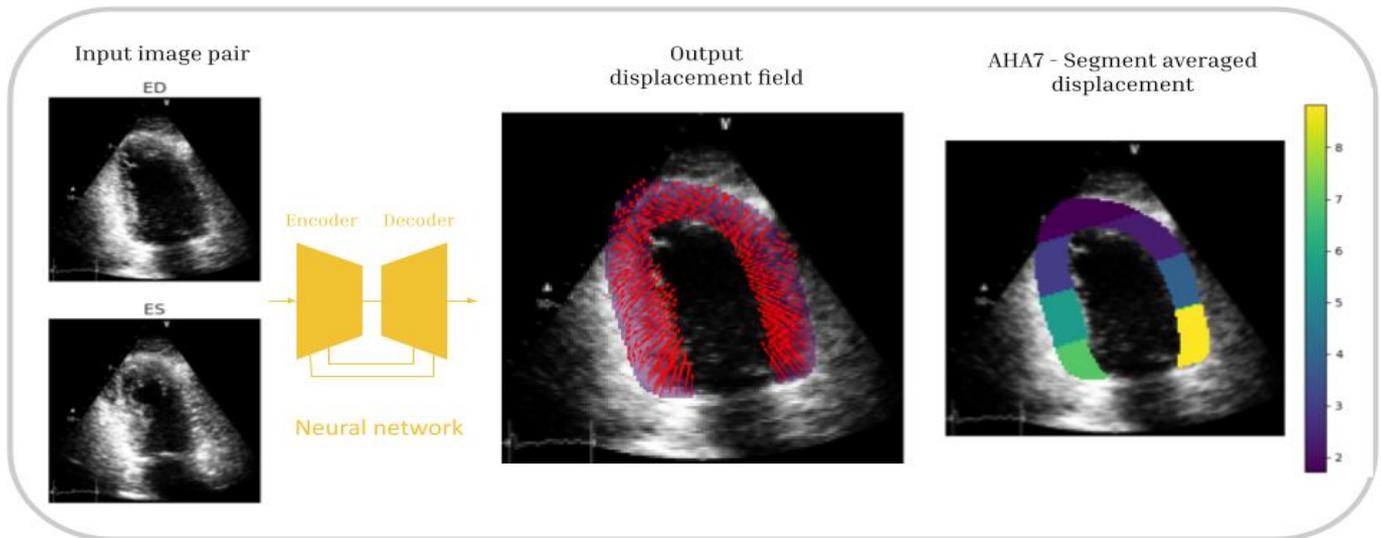


Figure 10 Evaluation du déplacement du myocarde par l'algorithme et division en 7 segments

4 Classification des patients

4.1 Classification des ECG

Pour la classification des ECG, nous avons codé puis entraîné notre algorithme à classifier les ECG en normal ou infarctus. Puis nous l'avons entraîné à différencier infarctus aigu et infarctus ancien.

Nous avons utilisé pour l'entraînement de l'algorithme les ECG issus de 3 bases de données publiques, PTB XL, PTB et CPSC extra ainsi que les ECG issus de notre base de données pour un total de 1024 ECG annotés normaux, 1237 ECG infarctus aigu et 1201 infarctus ancien. 2 méthodes de classification automatique ont été évaluées : la Logistic Regression, et la Support Vector Machine.

4.2 Classification des ETT

Les échocardiographies ont été classifiées normal ou présence d'un infarctus grâce à un algorithme entraîné sur la base de données publique HMC QU, contenant 162 boucles 4 cavités et 130 boucles 2 cavités de patients sains et présentant un SCA ainsi que les patients présents dans notre base de données. Les méthodes d'apprentissage testées étaient la Random Forest, la KNN et la Logistic Regression.

4.3 Classification par le modèle multimodal

Enfin basé sur les résultats précédents, nous avons codé et entraîné un algorithme de classification utilisant les données présentes dans notre base de données du CHU en prenant un ECG et une coupe 4 cavités pour chaque patient permettant déterminer la présence ou non d'un infarctus. Puis plus précisément d'une séquelle d'infarctus, d'un infarctus aigu (SCA) ou d'aucune anomalie. Les méthodes d'apprentissages testées étaient également la Random Forest, la KNN et la Logistic Regression.

5 Cadre réglementaire

Tous les patients ont été informés par la présence d'une affiche dans les salles d'échographie que leurs données pourraient être utilisées à des fins de recherche. L'opposition des patients est recueillie sur un registre et ces patients ne sont pas inclus dans les registres observationnels du service.

Résultats

1 Description des patients à l'inclusion

Concernant notre base de données d'évaluation au CHU de Nice, nous avons inclus 79 patients, dont l'âge moyen était de $65,2 \pm 15,9$ ans, avec une majorité d'hommes (65,8%),

Les données ECG étaient exploitables pour 82% d'entre eux, la coupe 4 cavités dans 96% des cas, et seulement dans 83% des cas pour la coupe 2 cavités.

La qualité des images d'échographie était faible dans 20,2% des cas (échogénicité limitée par la mauvaise visualisation d'au moins 2 segments).

	Entrainement				Validation
	Base ECG mixte n= 3401	CAMUS n= 500	HMC QU n= 160	CHU n=79	CHU n= 79
Age moyen (écart type)				65,2 (15,9)	65,2 (15,9)
Sexe masculin, n(%)				51 (64,5)	51 (64,5)
Sain, n (%)	1002 (29)		69 (42)	31 (39)	31 (39)
IDM aigu, n (%)	1217 (34)		91 (58)	22 (27)	22 (27)
IDM ancien, n (%)	1182 (35)			26 (32)	26 (32)
FE <45%, n (%)		246 (49)		30 (37)	30 (37)
ECG analysé, n (%)				65 (82)	65 (82)
4 cav analysée, n(%)		500 (100)		76 (96)	76 (96)
2 cav analysée, n (%)		500 (100)		66 (83)	66 (83)

Echogénicité médiocre, n (%)		94 (18,8)		16 (20,2)	16 (20,2)
Echogénicité moyenne ou bonne, n (%)		406 (82,2)		63 (79,8)	63 (79,8)

Tableau 1 Description des différentes bases de données utilisées

2 Résultats du modèle multi-modal

2.1 Classification en normal ou infarctus

Avec la combinaison des données d'un ECG et d'une coupe 4 cavités par patient, les meilleurs résultats ont été obtenus avec la méthode Random Forest, le modèle donnait de bons résultats pour le diagnostic d'un infarctus du myocarde avec une sensibilité à 0,91, une spécificité à 0,74, une exactitude à 0,85 et une aire sous la courbe ROC (AUC) à 0,86.

Les résultats sont résumés dans le tableau 2 ainsi que la courbe ROC correspondante.

Entrainement	Validation	Examens	Méthode	AUC	Exactitude	Sensibilité	Spécificité
CHU	CHU	ECG+ 4cavités	RF	0,86	0,85	0,91	0,74
CHU	CHU	ECG+ 4cavités	SVM	0,84	0,81	0,85	0,74
CHU	CHU	ECG+ 4 cavités	KNN	0,78	0,77	0,74	0,84

Tableau 2 Résultats du modèle multimodal sur le diagnostic d'infarctus du myocarde

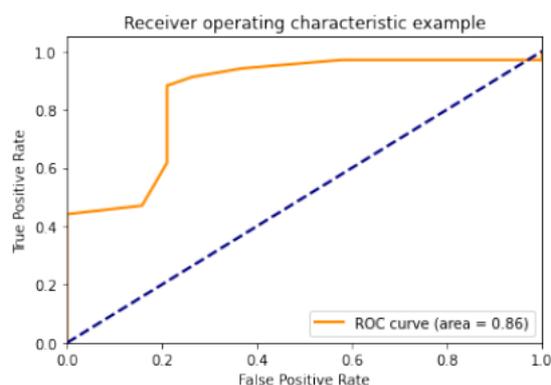


Figure 11 Courbe ROC : diagnostic de l'infarctus du myocarde par le modèle multimodal entraîné avec la méthode RF

2.2 Classification en normal, SCA, séquelle d'infarctus

La tâche était plus difficile lorsqu'il s'agissait de séparer les patients présentant un diagnostic d'infarctus aigu et une séquelle d'infarctus sur ces 2 mêmes examens. En effet, le modèle utilisant la méthode Random Forest permettait de diagnostiquer un SCA avec une Sensibilité seulement de 53%, une bonne spécificité de 91%, une valeur prédictive positive de 75% et une valeur prédictive négative de 80%. L'algorithme montrait des bonnes performances pour le diagnostic de séquelle d'infarctus avec une sensibilité, spécificité, VPP et VPN respectivement de 88%, 83%, 71% et 93% ainsi que pour les examens normaux avec une sensibilité, spécificité, VPP, VPN, respectivement de 78%, 85%, 75%, 87%. Ces résultats sont résumés dans le tableau 3 et illustrés par la matrice de confusion (Figure 8).

	Patients sains détectés	Infarctus aigu détectés	Séquelle d'infarctus détectées
Sensibilité	78%	53%	88%
Spécificité	85%	91%	83%
VPP	75%	75%	71%
VPN	87%	80%	93%
Exactitude	83%	79%	84%

Tableau 3 Résultats de l'algorithme multimodal pour la classification en sain/infarctus aigu/séquelle d'infarctus

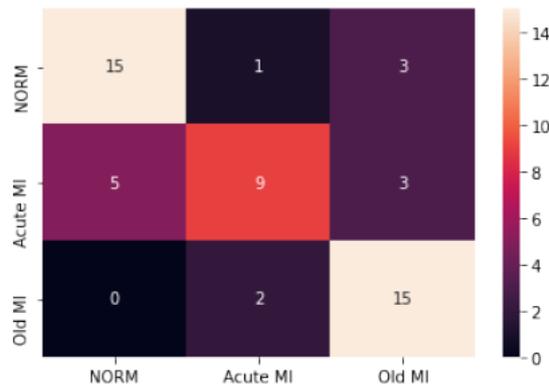


Figure 8 Matrice de confusion de notre algorithme : en abscisse le diagnostic prédit, en ordonnée le diagnostic établi dans le dossier médical. Couleur claire : nombre de patients élevé, couleur foncée : nombre de patients faible.

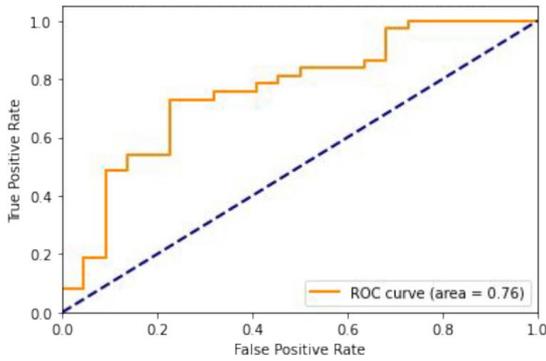
3 Résultats du modèle ECG

3.1 Classification en normal ou infarctus du myocarde

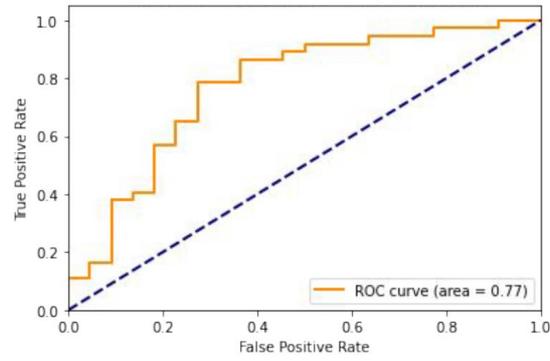
Les meilleurs résultats ont été obtenus par la méthode de régression logistique avec une détection des patients présentant un infarctus sur notre base de données avec une bonne sensibilité de 0,92, mais une mauvaise spécificité de 0.50, une exactitude de 0,76 et une aire sous la courbe ROC de 0,77. Ces performances n'étaient pas meilleures lorsque l'algorithme était entraîné sur la base de données du CHU avec une sensibilité de 0,70, une spécificité de 0,77 et une exactitude de 0,73 et une AUC de 0,76. Ces résultats sont résumés dans le tableau 2 suivi des courbes ROC.

Base de données d'évaluation	Base de données d'entraînement	Classification	Méthode	AUC	Exactitude	Sensibilité	Spécificité
CHU	PTB XL	IDM/NORM	LR	0,77	0,76	0,92	0,50
CHU	PTB XL	IDM/NORM	SVM	0,76	0,73	0,89	0,45
CHU	CHU	IDM/NORM	LR	0,76	0,73	0,70	0,77
CHU	CHU	IDM/NORM	SVM	0,77	0,68	0,59	0,73

Tableau 4 Résultat du modèle ECG sur le diagnostic d'infarctus du myocarde



(a) CHU-5fold ROC curve



(b) CHU (PTB-XL classifier) ROC curve

Figure 12 Courbe ROC modèle ECG a) entraîné sur base CHU b) entraîné sur PTB XL

3.2 Classification en normal, SCA, séquelle d'infarctus

La tâche devenait plus difficile lorsqu'il s'agissait de distinguer les infarctus aigus, des infarctus anciens. En effet notre modèle a montré des performances insuffisantes avec la reconnaissance d'un ECG présentant un infarctus aigu sur seulement 56% des ECG annotés infarctus aigu, 77% des ECG normaux identifiées et 74% des ECG présentant une séquelle d'infarctus. Ces performances n'étaient pas meilleures lorsque l'entraînement était réalisé sur la base de données mixte avec respectivement 82% des ECG normaux identifiés, seulement 50% des syndrome coronarien aigu et 63% des séquelles d'infarctus.

Base de données d'évaluation	Base de données d'entraînement	Méthode	Identification ECG Normal	Identification SCA	Identification séquelle d'IDM
CHU	CHU	RF	77%	56%	74%
CHU	CHU+ mixte	RF	82%	50%	63%

Tableau 5 Résultat du modèle ECG sur la classification Normal/SCA/ séquelle d'IDM

4 Résultats du modèle ETT

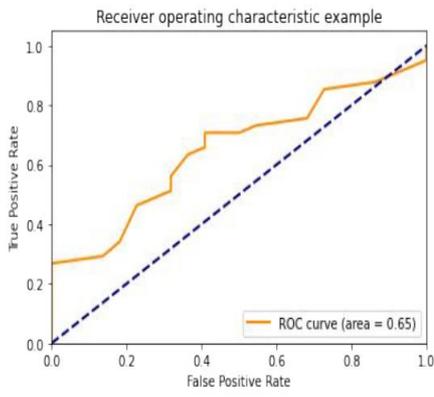
Nous avons également évalué notre algorithme sur la classification des échographies de notre base de données. La capacité de notre algorithme à détecter les infarctus était excellente lorsque nous combinions une boucle 4 et 2 cavités avec la méthode d'apprentissage des arbres décisionnels. Cette méthode donnait une sensibilité à 0,95, une spécificité à 0,76, une exactitude de 0,88 et une

aire sous la courbe ROC de 0,88. La boucle la plus contributive était la 4 cavités puisqu'elle permettait de détecter un infarctus avec une exactitude de 0,85, une sensibilité de 0,86 et une spécificité de 0,83 donnant une aire sous la courbe ROC de 0,90

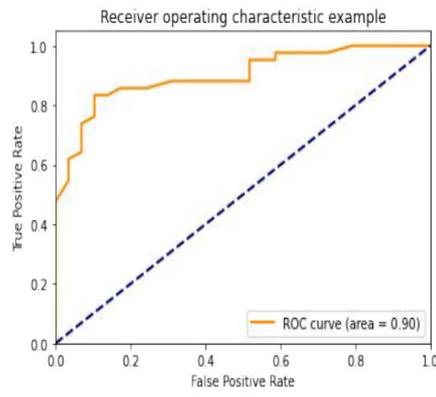
Le résumé de ces résultats sont présentés dans le tableau 6 ainsi que les courbes ROC.

Entrainement	Evaluation	Coupe	Méthode	AUC	Exactitude	Sensibilité	Spécificité
CHU	CHU	4+2 cavités	RF	0,95	0,88	0,95	0,76
CHU	CHU	4 cavités	RF	0,90	0,85	0,86	0,83
CHU	CHU	2 cavités	RF	0,65	0,70	0,73	0,64
CHU	CHU	4+2 cavités	KNN	0,72	0,66	0,73	0,52
CHU	CHU	4 cavités	KNN	0,82	0,76	0,79	0,72
CHU	CHU	2 cavités	KNN	0,66	0,62	0,63	0,59
CHU	CHU	4+2 cavités	SVM	0,77	0,78	0,84	0,67
CHU	CHU	4 cavités	SVM	0,87	0,82	0,81	0,83
CHU	CHU	2 cavités	SVM	0,70	0,68	0,66	0,73

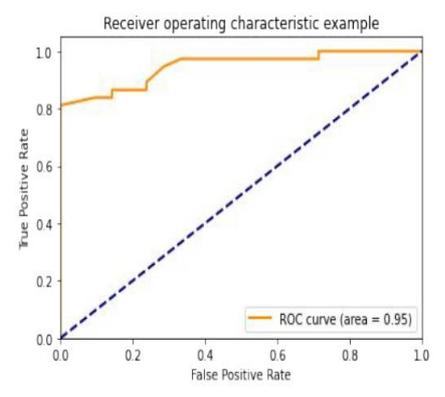
Tableau 6 Résultats du modèle ETT sur le diagnostic d'infarctus du myocarde



(a) 2CH ROC curve



(b) 4CH ROC curve



(c) 2CH+4CH ROC curve

Figure 13 Courbes ROC : diagnostic par l'algorithme de l'infarctus du myocarde sur une échographie (méthode RF)

Discussion

1 Principaux résultats

L'objectif principal de cette étude était d'évaluer les performances diagnostique d'un algorithme d'intelligence artificielle pour une pathologie fréquente et grave qu'est l'infarctus du myocarde. Notre algorithme a réalisé cette tâche avec un taux d'erreur encore élevé de 15%, une très bonne sensibilité à 0,91, une spécificité à 0,74, et une aire sous la courbe ROC (AUC) à 0,86.

Ces résultats peuvent être expliqués par la performance insuffisante du modèle ECG de notre algorithme qui avait une bonne sensibilité de 0,92 mais une spécificité insuffisante faisant chute l'indice d'exactitude à 76%. Les résultats sont en revanche satisfaisant pour le modèle d'échographie puisqu'il diagnostiquait un infarctus du myocarde en utilisant une coupe 4 et 2 cavités, avec une sensibilité de 0,95, une spécificité de 0,76 avec une aire sous la courbe ROC de 0,95, même avec 20% de patient présentant une échogénicité médiocre dans notre base de données.

A noter que cette étude nous a permis de constituer la première base de données contenant à la fois les données ECG et ETT annotées pour un même patient avec un diagnostic confirmé par le reste du dossier médical qui pourra être partagée et réutilisée.

2 Intérêt du modèle ECG

Concernant l'ECG, le manque de standardisation pour l'annotation et l'extraction des ECG est un problème récurrent dans la littérature[28] et cela a été un facteur limitant dans notre étude car nous avons utilisé pour l'entraînement 5 bases de données avec des méthodes d'annotations différentes. Le diagnostic d'infarctus et de son caractère aigu ou ancien, sur les bases de données d'entraînement, étaient posés par la seule lecture de l'ECG et non confirmé par d'autres examens, contrairement à notre base de données du CHU.

L'utilisation d'ECG au format papier pour notre base de données a été également un facteur limitant. En effet il a rendu le traitement des ECG plus long avec un risque d'erreur à chaque étape et donc un taux d'erreur final plus important. Pour preuve, L'évaluation de notre algorithme sur PTB XL, où les ECG étaient déjà numériques, a montré des performances bien plus élevées, avec une sensibilité de 0,93 et une spécificité de 0,96, avec un taux d'erreur de seulement 4%. Le résultat de l'évaluation de notre algorithme sur les autres bases de données est disponible en annexe.

Malgré ces limites connues, l'IA pour la lecture d'ECG aux urgences a déjà montré de bonnes performances pour distinguer les patients nécessitant des soins cardiologiques urgents [1], mais elle a été peu évaluée dans l'infarctus du myocarde sur un tracé 12D. Les seules études sur cette pathologie sont sur dispositifs portables, non disponibles en routine, avec des tracés à 1 dérivation [29]. Notre méthode reproductible et compréhensible apporte une première approche sur cette pathologie mais nécessite une amélioration de ses performances notamment en élargissant notre base de données qui bénéficie d'une annotation fiable.

3 Intérêt du modèle échographique

Concernant l'échocardiographie, l'utilisation de l'IA s'était jusqu'à présent intéressé à la réalisation de tâches basiques comme l'indentification des structures cardiaques et l'évaluation de la FEVG, montrant de bonnes performances dans ce domaine [30], nos résultats ne font que renforcer ces présomptions et la confiance que l'on pourrait accorder à l'IA pour ces paramètres.

En revanche peu d'études encore ont évalué l'IA pour la détection de zone infarctée [14,31], rendant notre modèle unique et utile dans cette indication.

4 Intérêt du modèle combiné

L'idée d'utiliser un algorithme informatique utilisant les résultats de plusieurs examens pour le diagnostic d'infarctus du myocarde n'est pas nouvelle [32] et a déjà montré de bonnes performances. L'intérêt de l'IA est de pouvoir interpréter directement ces examens sans intervention humaine puis de combiner ses propres résultats pour donner un diagnostic. Dans l'infarctus du myocarde, l'utilisation par une IA d'une combinaison de données brutes d'examens non interprétés pour poser un diagnostic est une première et est intéressante en soins primaire où l'interprétation des examens est non spécialisée. Le modèle multi modal est plus performant que les modèles d'examens pris séparément et l'ajout d'autres paramètres tels que la biologie ou les caractéristiques de la douleur thoracique pourrait encore augmenter ses performances.

5 Limites

La principale limite de notre étude est la constitution d'une base de données monocentrique, avec un nombre limité de patients réduisant les données d'entraînement et diminuant la validité externe. Concernant son utilisation, notre modèle ne permet pas d'évaluer la présence d'un angor stable ou

instable pour lesquels une anomalie de repos ECG ou ETT est souvent absente et donc néglige une grande partie des patients coronariens symptomatique qui pourrait consulter dans un service d'urgences et ne serait donc pas dépister par l'algorithme. De plus, notre étude a été limitée à l'étude du SCA et les 2 priorités de l'IA en soins primaires / cardiologie sont : la reconnaissance de l'IDM et l'identification de l'insuffisance cardiaque en cas de dyspnée. Les données que nous avons recueillies chez nos patients pour dyspnée avec insuffisance cardiaque ou non n'ont pas encore pu être analysées, à l'heure de l'écriture du manuscrit.

6 Perspectives

Pour améliorer les performances et la validité externe de notre algorithme, notamment sur les ECG, une base de données plus large et multi centrique serait nécessaire.

- Le raccourcissement du traitement des ECG par une extraction prospective du signal directement avant impression pourrait également améliorer les performances de notre modèle.
- Il pourrait être intéressant également de coupler l'utilisation de cet algorithme avec les résultats de la troponine qui est un examen fondamental dans la gestion des douleurs thoraciques
- L'application d'une technique similaire combinant l'ECG et l'ETT pour le diagnostic d'autres pathologies cardiaques pourrait être utile.
- Enfin cet algorithme n'a pas été évalué dans des conditions réelles d'utilisation. Il serait intéressant d'évaluer l'impact qu'aurait son utilisation dans un service de soins primaires sur les délais de prise en charge et la décision d'hospitalisation ou de réaliser des examens complémentaires.

Conclusion

Nous avons créé une base de données contenant les ECG et ETT de 79 patients avec un diagnostic d'infarctus du myocarde confirmé par plusieurs examens présent dans le dossier médical. Les performances de notre IA sont bonnes pour la détection du syndrome coronarien aigu en combinant un ECG et une coupe ETT 4 cavités. Mais celles-ci doivent être améliorées en augmentant la base de données ECG et en généralisant les méthodes d'annotation.

Il conviendra également d'évaluer l'impact d'un tel algorithme en pratique clinique.

Liste des tables

Tableau 1 Description des différentes bases de données utilisées.....	35
Tableau 2 Résultats du modèle multimodal sur le diagnostic d'infarctus du myocarde	35
Tableau 3 Résultats de l'algorithme multimodal pour la classification en sain/infarctus aigu/séquelle d'infarctus.....	36
Tableau 4 Résultat du modèle ECG sur le diagnostic d'infarctus du myocarde.....	37
Tableau 5 Résultat du modèle ECG sur la classification Normal/SCA/ séquelle d'IDM	38
Tableau 6 Résultats du modèle ETT sur le diagnostic d'infarctus du myocarde	39
Tableau 7 Résultats du modèle ECG sur différentes bases de données	51

Liste des figures

Figure 1 Schéma d'un réseau de neurone	22
Figure 2 Illustration de la méthode Random Forest (RF)	23
Figure 3 Schéma de la méthode Support Vector Machine (SVM).....	23
Figure 4 Schéma d'une régression logistique	24
Figure 5 Illustration de la méthode des K nearest neighbors	24
Figure 6 Segmentation myocardique en 17 segments selon les recommandations européennes	27
Figure 7 Exemple d'extraction de signal d'un ECG papier	30
Figure 8 Décomposition en 5 ondes des 12 dérivations ECG.....	30
Figure 9 Illustration du processus de traitement des échographies	31
Figure 10 Evaluation du déplacement du myocarde par l'algorithme et division en 7 segments ...	32
Figure 11 Courbe ROC : diagnostic de l'infarctus du myocarde par le modèle multimodal entraîné avec la méthode RF	36
Figure 12 Courbe ROC modèle ECG a) entraîné sur base CHU b) entraîné sur PTB XL.....	38
Figure 13 Courbes ROC : diagnostic par l'algorithme de l'infarctus du myocarde sur une échographie (méthode RF)	40
Figure 14 Algorithme de prise en charge des douleurs thoraciques ESC 2020.....	50
Figure 15 Territoires coronaires selon l'AHA 2002.....	50

Références

- [1] van de Leur RR, Blom LJ, Gavves E, Hof IE, van der Heijden JF, Clappers NC, et al. Automatic Triage of 12-Lead ECGs Using Deep Convolutional Neural Networks. *J Am Heart Assoc* 2020;9:e015138. <https://doi.org/10.1161/JAHA.119.015138>.
- [2] Adedinsewo D, Carter RE, Attia Z, Johnson P, Kashou AH, Dugan JL, et al. Artificial Intelligence-Enabled ECG Algorithm to Identify Patients With Left Ventricular Systolic Dysfunction Presenting to the Emergency Department With Dyspnea. *Circ Arrhythm Electrophysiol* 2020;13:e008437. <https://doi.org/10.1161/CIRCEP.120.008437>.
- [3] Zhou J, Du M, Chang S, Chen Z. Artificial intelligence in echocardiography: detection, functional evaluation, and disease diagnosis. *Cardiovasc Ultrasound* 2021;19:29. <https://doi.org/10.1186/s12947-021-00261-2>.
- [4] Wang W, Wang H, Chen Q, Zhou Z, Wang R, Wang H, et al. Coronary artery calcium score quantification using a deep-learning algorithm. *Clin Radiol* 2020;75:237.e11-237.e16. <https://doi.org/10.1016/j.crad.2019.10.012>.
- [5] Masoudi FA, Magid DJ, Vinson DR, Tricomi AJ, Lyons EE, Crouse L, et al. Implications of the Failure to Identify High-Risk Electrocardiogram Findings for the Quality of Care of Patients With Acute Myocardial Infarction. *Circulation* 2006;114:1565–71. <https://doi.org/10.1161/CIRCULATIONAHA.106.623652>.
- [6] Mawri S, Michaels A, Gibbs J, Shah S, Rao S, Kugelmass A, et al. The Comparison of Physician to Computer Interpreted Electrocardiograms on ST-elevation Myocardial Infarction Door-to-balloon Times. *Crit Pathw Cardiol* 2016;15:22–5. <https://doi.org/10.1097/HPC.0000000000000067>.
- [7] Salerno SM, Alguire PC, Waxman HS. Competency in Interpretation of 12-Lead Electrocardiograms: A Summary and Appraisal of Published Evidence. *Ann Intern Med* 2003;138:751–60. <https://doi.org/10.7326/0003-4819-138-9-200305060-00013>.
- [8] Schläpfer J, Wellens HJ. Computer-Interpreted Electrocardiograms: Benefits and Limitations. *J Am Coll Cardiol* 2017;70:1183–92. <https://doi.org/10.1016/j.jacc.2017.07.723>.
- [9] Garvey JL, Zegre-Hemsey J, Gregg R, Studnek JR. Electrocardiographic diagnosis of ST segment elevation myocardial infarction: An evaluation of three automated interpretation algorithms. *J Electrocardiol* 2016;49:728–32. <https://doi.org/10.1016/j.jelectrocard.2016.04.010>.
- [10] Popescu BA, Andrade MJ, Badano LP, Fox KF, Flachskampf FA, Lancellotti P, et al. European Association of Echocardiography recommendations for training, competence, and quality improvement in echocardiography. *Eur J Echocardiogr* 2009;10:893–905. <https://doi.org/10.1093/ejechocard/jep151>.
- [11] Thavendiranathan P, Grant AD, Negishi T, Plana JC, Popović ZB, Marwick TH. Reproducibility of Echocardiographic Techniques for Sequential Assessment of Left Ventricular Ejection Fraction and Volumes: Application to Patients Undergoing Cancer Chemotherapy. *J Am Coll Cardiol* 2013;61:77–84. <https://doi.org/10.1016/j.jacc.2012.09.035>.
- [12] Johnson KW, Torres Soto J, Glicksberg BS, Shameer K, Miotto R, Ali M, et al. Artificial Intelligence in Cardiology. *J Am Coll Cardiol* 2018;71:2668–79. <https://doi.org/10.1016/j.jacc.2018.03.521>.
- [13] Artificial intelligence assessment of heart function is superior to sonographer assessment n.d. <https://www.escardio.org/The-ESC/Press-Office/Press-releases/Artificial-intelligence-assessment-of-heart-function-is-superior-to-sonographer-assessment>,

<https://www.escardio.org/The-ESC/Press-Office/Press-releases/Artificial-intelligence-assessment-of-heart-function-is-superior-to-sonographer-assessment> (accessed September 6, 2022).

- [14] Lopez-Jimenez F, Attia Z, Arruda-Olson AM, Carter R, Chareonthaitawee P, Jouni H, et al. Artificial Intelligence in Cardiology: Present and Future. *Mayo Clin Proc* 2020;95:1015–39. <https://doi.org/10.1016/j.mayocp.2020.01.038>.
- [15] Bhatt DL, Lopes RD, Harrington RA. Diagnosis and Treatment of Acute Coronary Syndromes: A Review. *JAMA* 2022;327:662–75. <https://doi.org/10.1001/jama.2022.0358>.
- [16] Puymirat E, Simon T, Cayla G, Cottin Y, Elbaz M, Coste P, et al. Acute Myocardial Infarction. *Circulation* 2017;136:1908–19. <https://doi.org/10.1161/CIRCULATIONAHA.117.030798>.
- [17] Stepinska J, Lettino M, Ahrens I, Bueno H, Garcia-Castrillo L, Khoury A, et al. Diagnosis and risk stratification of chest pain patients in the emergency department: focus on acute coronary syndromes. A position paper of the Acute Cardiovascular Care Association. *Eur Heart J Acute Cardiovasc Care* 2020;9:76–89. <https://doi.org/10.1177/2048872619885346>.
- [18] 2020 ESC Guidelines for the management of acute coronary syndromes in patients presenting without persistent ST-segment elevation | *European Heart Journal* | Oxford Academic n.d. <https://academic.oup.com/eurheartj/article/42/14/1289/5898842?login=false> (accessed July 28, 2022).
- [19] Dahlslett T, Karlsen S, Grenne B, Eek C, Sjøli B, Skulstad H, et al. Early Assessment of Strain Echocardiography Can Accurately Exclude Significant Coronary Artery Stenosis in Suspected Non–ST-Segment Elevation Acute Coronary Syndrome. *J Am Soc Echocardiogr* 2014;27:512–9. <https://doi.org/10.1016/j.echo.2014.01.019>.
- [20] null null, Cerqueira MD, Weissman NJ, Dilsizian V, Jacobs AK, Kaul S, et al. Standardized Myocardial Segmentation and Nomenclature for Tomographic Imaging of the Heart. *Circulation* 2002;105:539–42. <https://doi.org/10.1161/hc0402.102975>.
- [21] Katritsis DG, Siontis GCM, Kastrati A, van't Hof AWJ, Neumann F-J, Siontis KCM, et al. Optimal timing of coronary angiography and potential intervention in non-ST-elevation acute coronary syndromes. *Eur Heart J* 2011;32:32–40. <https://doi.org/10.1093/eurheartj/ehq276>.
- [22] Bousseljot R-D, Kreiseler D, Schnabel A. The PTB Diagnostic ECG Database 2004. <https://doi.org/10.13026/C28C71>.
- [23] Wagner P, Strodthoff N, Bousseljot R-D, Kreiseler D, Lunze FI, Samek W, et al. PTB-XL, a large publicly available electrocardiography dataset. *Sci Data* 2020;7:154. <https://doi.org/10.1038/s41597-020-0495-6>.
- [24] Degerli A, Kiranyaz S, Hamid T, Mazhar R, Gabbouj M. Early Myocardial Infarction Detection over Multi-view Echocardiography 2022. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2111.05790>.
- [25] Liu F, Liu C, Zhao L, Zhang X, Wu X, Xu X, et al. An Open Access Database for Evaluating the Algorithms of Electrocardiogram Rhythm and Morphology Abnormality Detection. *J Med Imaging Health Inform* 2018;8:1368–73. <https://doi.org/10.1166/jmihi.2018.2442>.
- [26] Leclerc S, Smistad E, Pedrosa J, Østvik A, Cervenansky F, Espinosa F, et al. Deep Learning for Segmentation Using an Open Large-Scale Dataset in 2D Echocardiography. *IEEE Trans Med Imaging* 2019;38:2198–210. <https://doi.org/10.1109/TMI.2019.2900516>.
- [27] Fortune JD, Coppa NE, Haq KT, Patel H, Tereshchenko LG. Digitizing ECG image: A new method and open-source software code. *Comput Methods Programs Biomed* 2022;221:106890. <https://doi.org/10.1016/j.cmpb.2022.106890>.
- [28] Somani S, Russak AJ, Richter F, Zhao S, Vaid A, Chaudhry F, et al. Deep learning and the electrocardiogram: review of the current state-of-the-art. *EP Eur* 2021;23:1179–91. <https://doi.org/10.1093/europace/euaa377>.

- [29] Barbagelata A, Bethea CF, Severance HW, Mentz RJ, Albert D, Barsness GW, et al. Smartphone ECG for evaluation of ST-segment elevation myocardial infarction (STEMI): Design of the ST LEUIS International Multicenter Study. *J Electrocardiol* 2018;51:260–4. <https://doi.org/10.1016/j.jelectrocard.2017.10.011>.
- [30] Deep Learning–Based Automated Echocardiographic Quantification of Left Ventricular Ejection Fraction: A Point-of-Care Solution n.d. <https://doi.org/10.1161/CIRCIMAGING.120.012293>.
- [31] Lin X, Yang F, Chen Y, Chen X, Wang W, Chen X, et al. Echocardiography-based AI detection of regional wall motion abnormalities and quantification of cardiac function in myocardial infarction. *Front Cardiovasc Med* 2022;9.
- [32] Goldman L, Cook EF, Brand DA, Lee TH, Rouan GW, Weisberg MC, et al. A Computer Protocol to Predict Myocardial Infarction in Emergency Department Patients with Chest Pain. *N Engl J Med* 1988;318:797–803. <https://doi.org/10.1056/NEJM198803313181301>.

Annexe 1

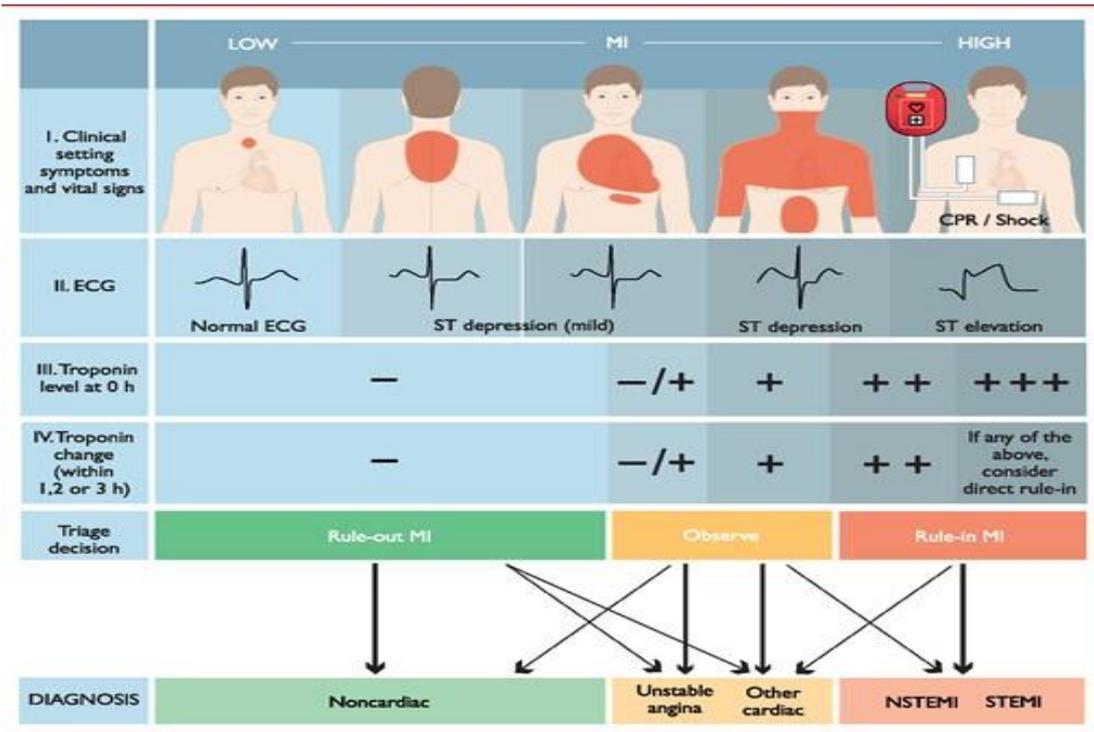


Figure 14 Algorithme de prise en charge des douleurs thoraciques ESC 2020

Coronary Artery Territories

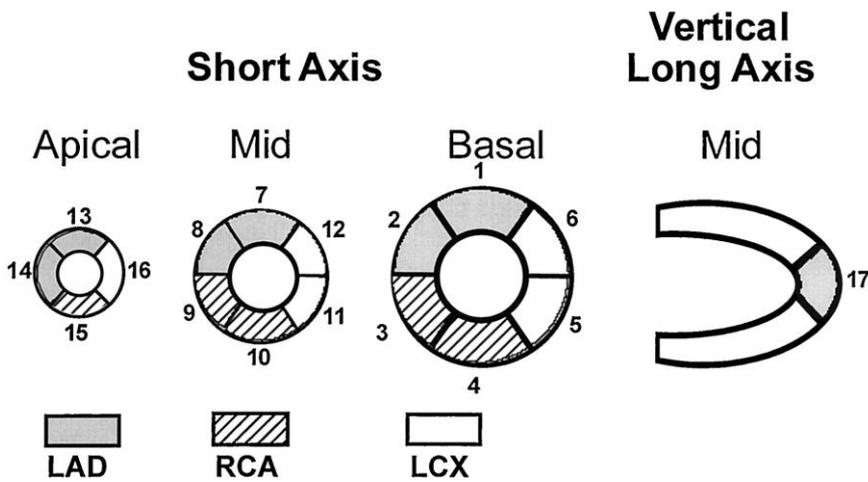


Figure 15 Territoires coronaires selon l'AHA 2002

Tableau 7 Résultats du modèle ECG sur différentes bases de données

Model	Dataset (evaluation)	Dataset (train)	Class	CV	AUROC	Accuracy	Sensitivity	Specificity
VGG [2]	PTB-XL	PTB-XL	MI	10-fold	1.00	0.97	0.96	0.98
Ours (LR)	PTB-XL	PTB-XL	MI	10-fold	0.99	0.96	0.93	0.96
Ours (SVM)	PTB-XL	PTB-XL	MI	10-fold	0.98	0.94	0.92	0.95
VGG [2]	PTB	PTB	MI	5-fold	0.98	0.96	0.97	0.91
Ours (LR)	PTB	PTB	MI	5-fold	0.95	0.91	0.92	0.88
Ours (SVM)	PTB	PTB	MI	5-fold	0.95	0.90	0.92	0.81
Ours (LR)	PTB	PTB-XL	MI	-	0.95	0.84	0.83	0.99
Ours (SVM)	PTB	PTB-XL	MI	-	0.94	0.82	0.79	0.99
Ours (LR)	CPSC	CPSC	MI	5-fold	0.97	0.93	0.88	0.96
Ours (SVM)	CPSC	CPSC	MI	5-fold	0.97	0.92	0.88	0.93
Ours (LR)	CPSC	PTB-XL	MI	-	0.97	0.94	0.86	0.97
Ours (SVM)	CPSC	PTB-XL	MI	-	0.95	0.91	0.83	0.95
Ours (LR)	CHU	CHU	MI	5-fold	0.79	0.69	0.76	0.59
Ours (SVM)	CHU	CHU	MI	5-fold	0.77	0.68	0.59	0.73
Ours (LR)	CHU	PTB-XL	MI	-	0.77	0.76	0.92	0.50
Ours (SVM)	CHU	PTB-XL	MI	-	0.76	0.73	0.89	0.45

Table 2: Classification results on different datasets using Cascaded FMM net.