

Applications des outils d'Intelligence Artificielle en imagerie cardiovasculaire



WEBINAR IA - 8 février 2021

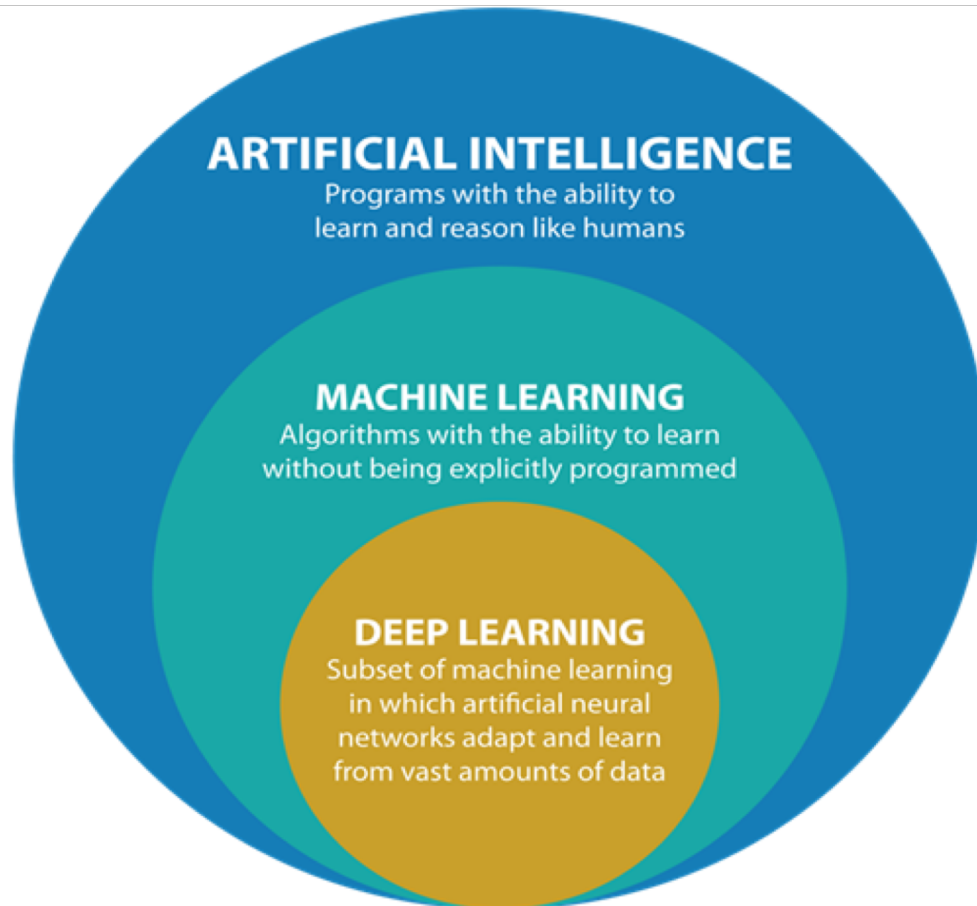
Axel BARTOLI

Hôpital de la TIMONE – MARSEILLE
CRMBM – UM 7339

Pr. A. JACQUIER, J. FOURNEL, B. GHATTAS



Intelligence Artificielle



See discussions, stats, and author profiles for this publication at: <https://www.researchgate.net/publication/328320453>

Will machine learning end the viability of radiology as a thriving medical specialty?

Article in *British Journal of Radiology* · October 2018

DOI: 10.1259/bjr.20180416

Is Artificial Intelligence the New Friend for Radiologists? A Review Article

Sravani Gampala ¹, Varun Vankeshwaram ², Satya Siva P. Gadula ³

¹. Radiology, GSL Medical College, Rajahmundry, IND ². Medicine, Zaporozhye State Medical University, Zaporozhye, UKR ³. Internal Medicine, GSL Medical College, Rajahmundry, IND

➤ *BMJ Mil Health*. 2020 Aug;166(4):254-256. doi: 10.1136/jramc-2018-001055. Epub 2019 Jan 31.

Artificial intelligence and the radiologist: the future in the Armed Forces Medical Services

Debraj Sen ¹, R Chakrabarti ², S Chatterjee ³, D S Grewal ⁴, K Manrai ⁴

Médecine cardiovasculaire de pointe

L'imagerie cardio-vasculaire s'intègre dans la médecine cardiovasculaire

Changement de paradigme en médecine (cardiovasculaire):

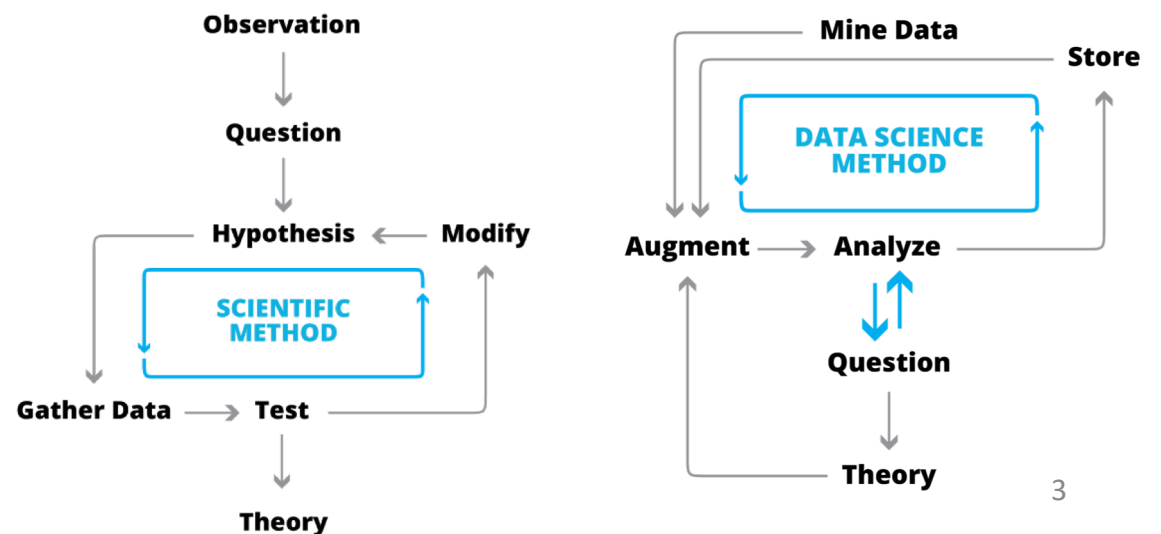
MEDECINE DE PRECISION/PERSONNALISÉ

« Delivering the right treatments, at the right time, to the right person »

≠ de l'approche réductionniste:

« les patients avec des signes identiques ont la même physiopathologie et peuvent être traités de façon identique »
« one size fits all »

Changement de paradigme de la démarche scientifique :



Artificial Intelligence in Precision Cardiovascular Medicine

Chayakrit Krittanawong, MD,^{a,b} HongJu Zhang, PhD,^c Zhen Wang, PhD,^{d,e} Mehmet Aydar, PhD,^{b,f} Takeshi Kitai, MD, PhD^{b,g}

JOURNAL OF THE AMERICAN COLLEGE OF CARDIOLOGY
© 2017 BY THE AMERICAN COLLEGE OF CARDIOLOGY FOUNDATION
PUBLISHED BY ELSEVIER

VOL. 69, NO. 21, 2017
ISSN 0735-1097/\$36.00
<http://dx.doi.org/10.1016/j.jacc.2017.03.571>

Médecine cardiovasculaire de pointe

THE REAL BIG DATA

Clinique :

Age, genre, origine..
TA, dyspnée, douleurs..

ECG

Biologie:

HBA1c, creat, tropon, BNP..

Génomique :

Epigénomique
Transcriptomique

Imagerie :

ETT/ETO
TDM
IRM : Protocoles, machines
SPECT

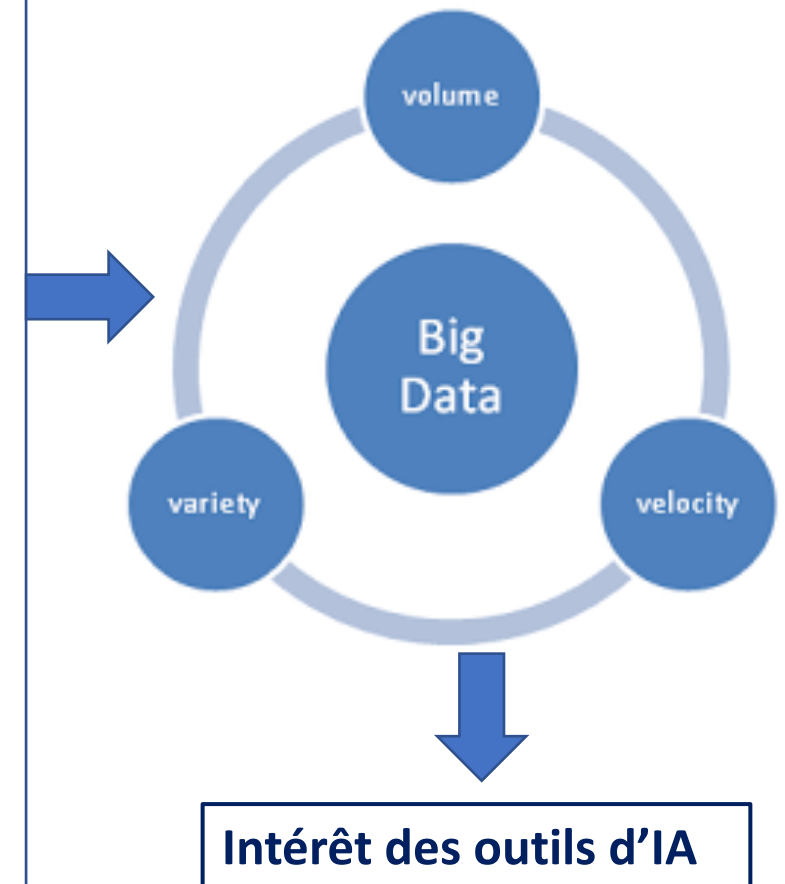
Données interventionnelles:

Cathétérisme droit
Coronarographie

Review > Nat Rev Cardiol. 2016 Jun;13(6):350-9. doi: 10.1038/nrcardio.2016.42.
Epub 2016 Mar 24.

Big data analytics to improve cardiovascular care: promise and challenges

John S Rumsfeld^{1 2}, Karen E Joynt^{3 4}, Thomas M Maddox^{1 2}



Médecine cardiovasculaire de pointe : difficultés

- Données hétérogènes
- Données éparpillées
- Données déstructurées
- Données en constante évolution

I.R.M. CARDIAQUE

L'examen d'imagerie est réalisé avec un accès sécurisé permettant d'éviter les risques de contamination dans le respect des procédures définies par le HCSP avec notamment la mise en œuvre de circuits séparés COVID - et COVID+.

INDICATION : Bilan cardiaque. Troubles du rythme.

TECHNIQUE : Acquisition selon le protocole habituel

RESULTATS

Absence d'anomalie concernant la cinétique globale ou segmentaire du ventricule gauche. Il ne semble pas exister de dyskinésie focale.
Présence d'une petite prise de contraste douteuse sous-endocardique du segment antéro-septal en région medio-ventriculaire.
La fraction d'éjection est conservée, aux alentours de 65%. Les volumes ventriculaires sont dans les limites de la normale.
Le ventricule droit quant à lui ne présente aucune anomalie suspecte.
Pas de thrombus identifiable.

CONCLUSION

Absence d'anomalie suspecte sur l'examen réalisé ce jour sous réserve d'une lésion discrètement rehaussée du segment antéro-septal en région medio-ventriculaire.

A. BARTOLI – interne

I.R.M. CARDIAQUE

INDICATION : Extrasystole ventricules.

TECHNIQUE :

Magnetom Vida 3T - - Date d'installation - N° Agrément : 45293
DOTAREM FL INJ 20ML - Qté injectée : 24 CC - Lot : 20gd091b01
Ciné IRM petit-axe ; Ciné IRM long axe 2 cavités ; Ciné IRM long axe 4 cavités
Mapping, séquences de rehaussement tardif

RESULTATS

-Paramètres ventriculaires gauches :
FEVG: 58%
VTD: 69mL/m²
VTS 22mL/m²
Masse myocardique : 78 g/m²

-Paramètres ventriculaires droits :
FEVD : 63%
VTD : 56mL/m²
VTS : 20mL/m²

- Troubles de la cinétique: OUI → Segment 12: akinesie.
- Pas de rehaussement tardif.
- Valeurs T1 mapping: Normales → 1150 ms.
- Valeurs T2 mapping : Normales → 42ms.
- Epanchement pleuropéricardique : NON
- Thrombus intracardiaque : NON.

CONCLUSION

Examen sans particularités.

A. BARTOLI – interne

	Patient XXX	Patient XXX	Patient XXX	Patient XXX
Date Examen				
CLINIQUE				
Age (yrs)	65	84	74	91
Genre (M/F)	M	M	F	M
Taille (cm)	165	174	168	181
Poids (kg)	87	58	56	56
PARAMETRES				
FEVG (%)	55	54	59	35
VTDPVG (mL)	104	94	52	53
VTSVG (mL)	51	44	25	41
SV VG (mL)	52	50	27	12
VTDPVG/BSA (mL/m ²)	80	65	41	35
VTSVG/BSA (mL/m ²)	25	25	19	9
SV VG/BSA(mL/m ²)	55	40	22	26
Masse Myo (g)	101	95	80	97
Masse Myo /Bsa(g/m ²)	81	80	56	70
DTD (mm)	x	x	55	63
FEVD (%)	50	48	40	48
VTDPVD (mL)	100	94	65	50
VTSVD (mL)	50	44	32	29
SV VD(mL)	50	50	33	21
VTDPVD/BSA(mL/m ²)	80	73	45	41
VTSVD/BSA(mL/m ²)	41	38	25	23
SV VD/BSA(mL/m ²)	39	45	20	17
Masse Myo VD (g)	x	x	x	x
Masse Myo VD /Bsa (g/m ²)	x	x	x	x
EPANCHEMENT				
Ep. Péricardique (Y/N)	Y	N	N	N
Ep. Pleural (Y/N)	Y	N	N	N
FLUX AORTIQUE				
Forward volume (mL)	58	65	49	78
Backward volume (mL)	1	10	8	2
FR (%)	1	13	19	1
REHAUSSEMENT TARDIF				
Segment 1 (Y/N)	N	N	N	N
Segment 2 (Y/N)	N	Y	N	N
Segment 3 (Y/N)	N	Y	N	N

Intelligence Artificielle et imagerie cardiovasculaire

G. Litjens et al./Medical Image Analysis 42 (2017) 60–88

61

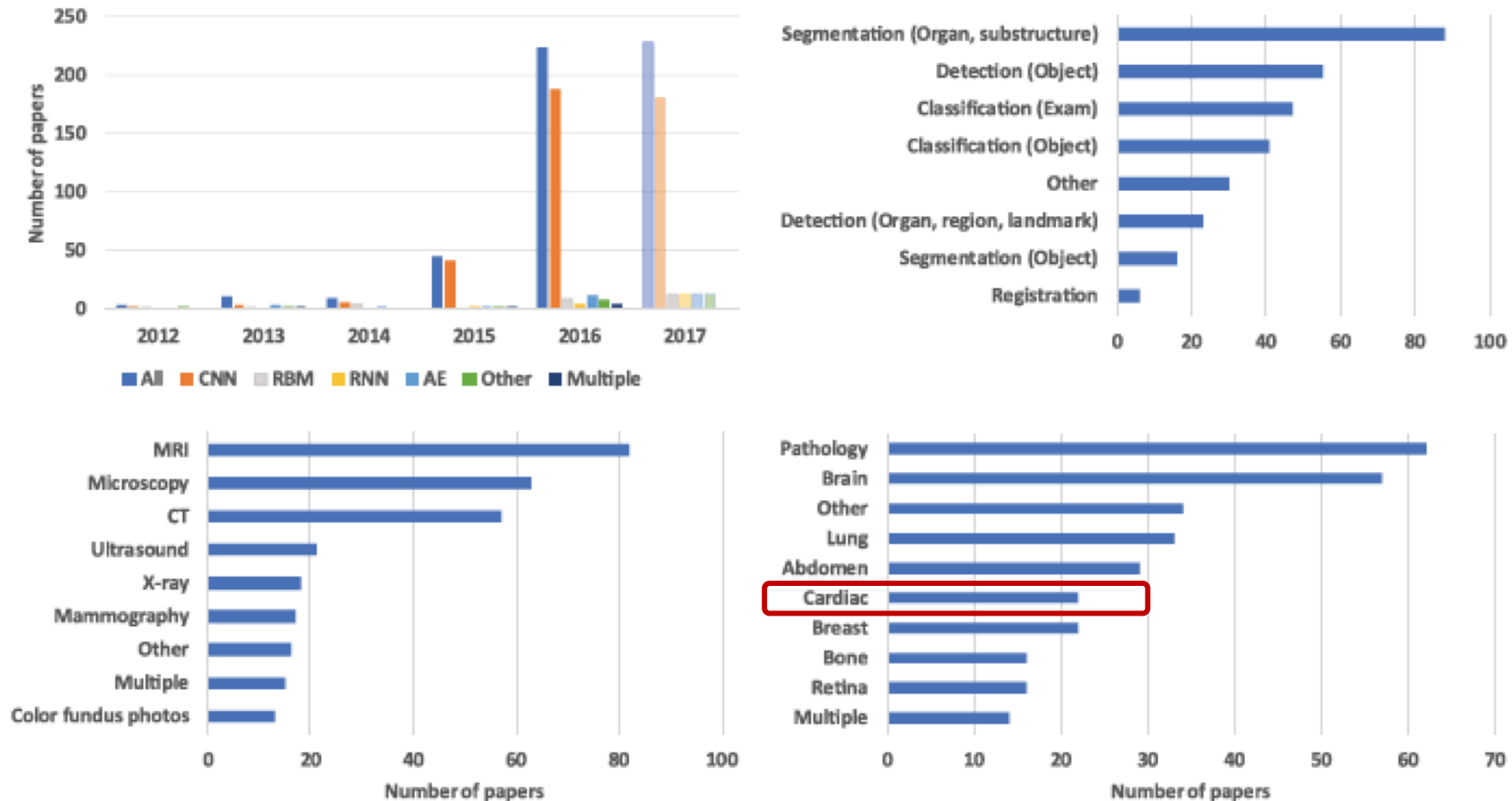


Fig. 1. Breakdown of the papers included in this survey in year of publication, task addressed (Section 3), imaging modality, and application area (Section 4). The number of papers for 2017 has been extrapolated from the papers published in January.

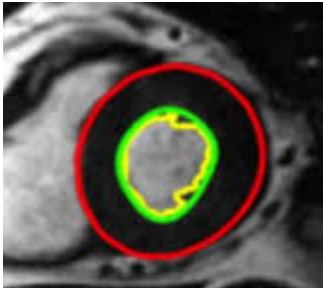
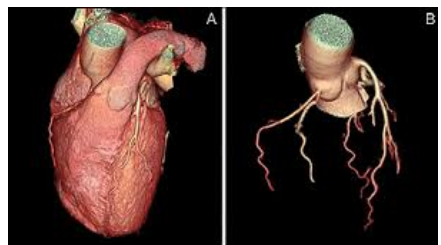
Intelligence Artificielle en imagerie cardiovasculaire

Quels besoins ?



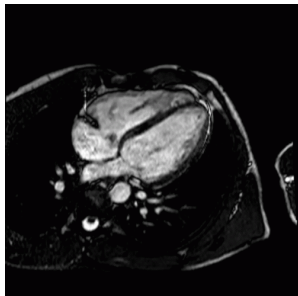
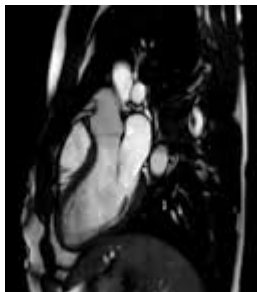
Acquisition :

- Cœur: organe mobile, difficultés d'acquisition
- IRM: positionnement de coupes / synchronisation cardiaque
- Coroscaner: irradiant



Post-traitement :

- Paramètres fonctionnels objectifs → étape obligatoire de segmentation cardiaque
- Analyse coronaire automatique / mesure diamètre vasculaire



Interprétation :

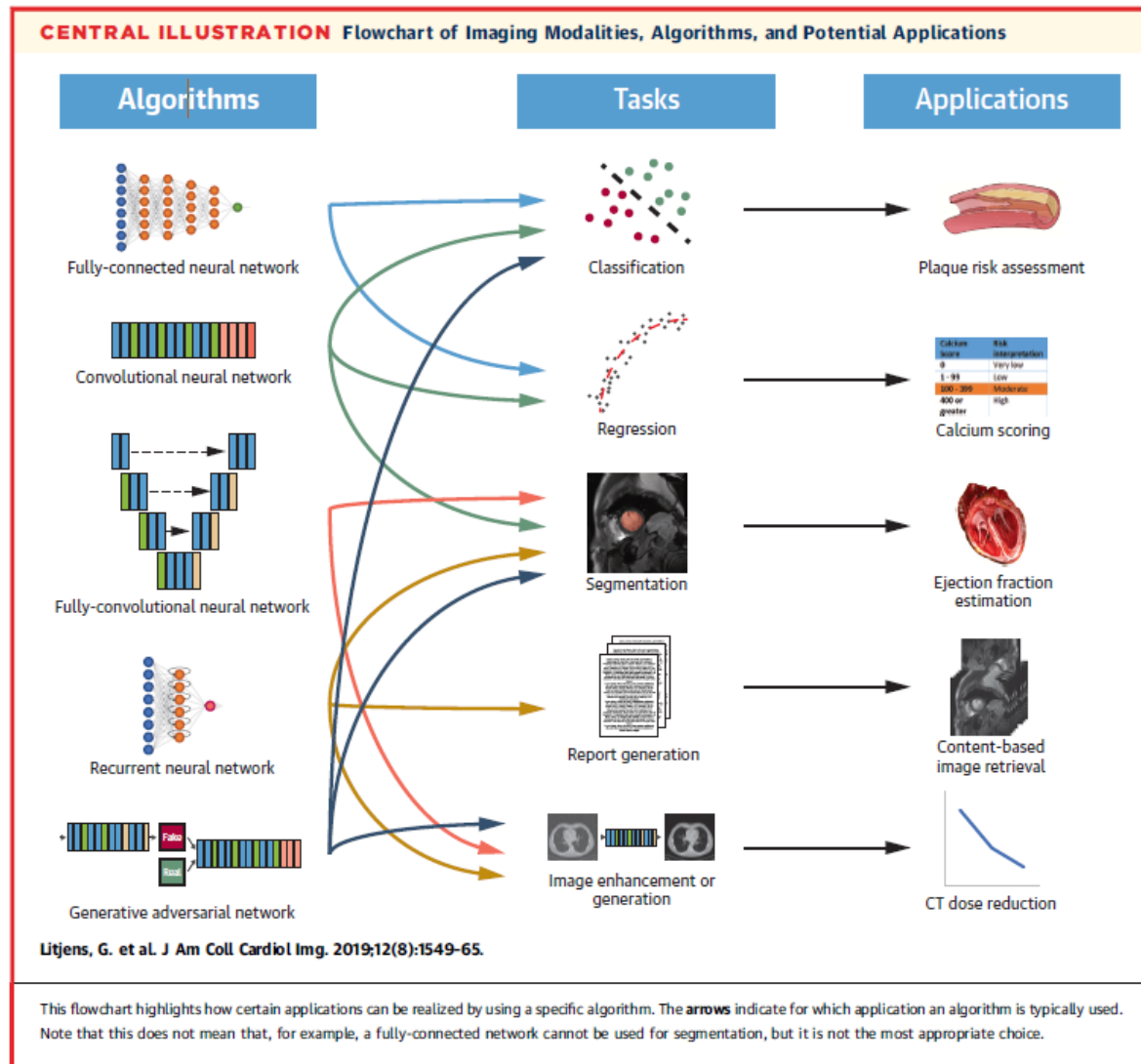
- Caractérisation de lésion
- Analyse du rehaussement tardif, des mesures de relaxométrie

Compte-rendu :

- CR standardisés voire automatisés

Intelligence Artificielle en imagerie cardiovasculaire

Quels outils ?



Applications

Acquisition

Post-traitement

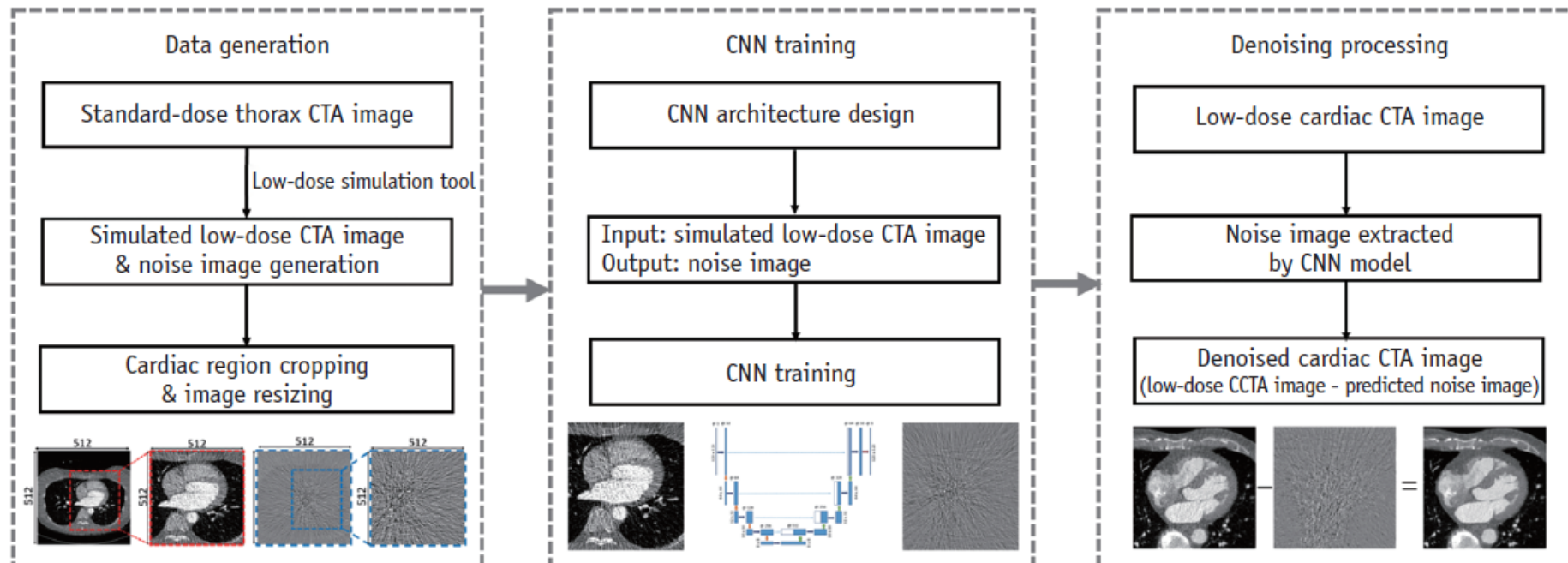
Interprétation

Classification et CR

Background : Réduction de la dose en coroscanner → augmentation du bruit de l'image

Objectif: Obtenir un outil de DL permettant de réduire artificiellement le bruit sur un coroscanner low-dose

Méthodes :



Original Article | Cardiovascular Imaging

eISSN 2005-8330
<https://doi.org/10.3348/kjr.2020.0020>
Korean J Radiol 2020;21(10):1165-1177



Incremental Image Noise Reduction in Coronary CT Angiography Using a Deep Learning-Based Technique with Iterative Reconstruction

Jung Hee Hong, MD¹, Eun-Ah Park, MD, PhD¹, Whal Lee, MD, PhD¹, Chulkyun Ahn, MD², Jong-Hyo Kim, MD, PhD^{1,2}

¹Department of Radiology, Seoul National University College of Medicine, Seoul National University Hospital, Seoul, Korea; ²Department of Transdisciplinary Studies, Graduate School of Convergence Science and Technology, Seoul National University, Seoul, Korea

Applications

Acquisition

Post-traitement

Interprétation

Classification et CR

Résultats :

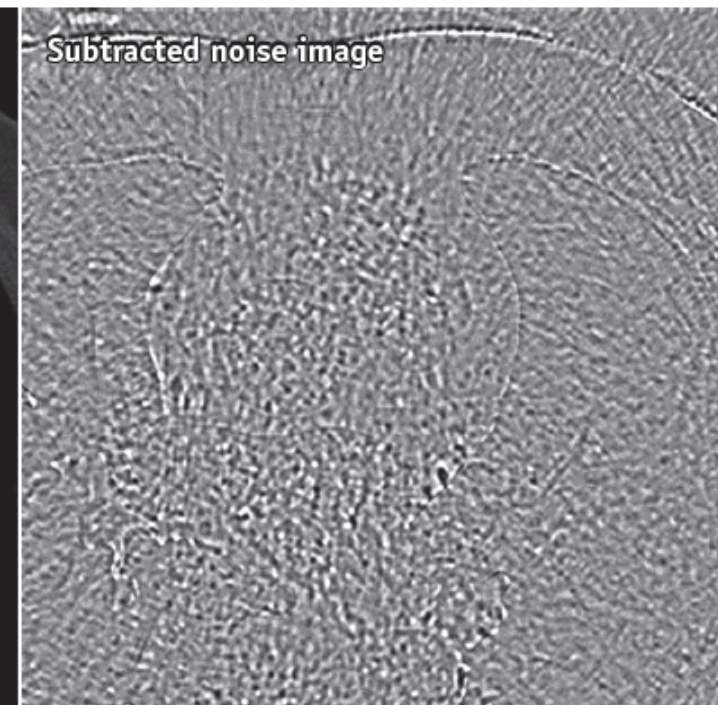
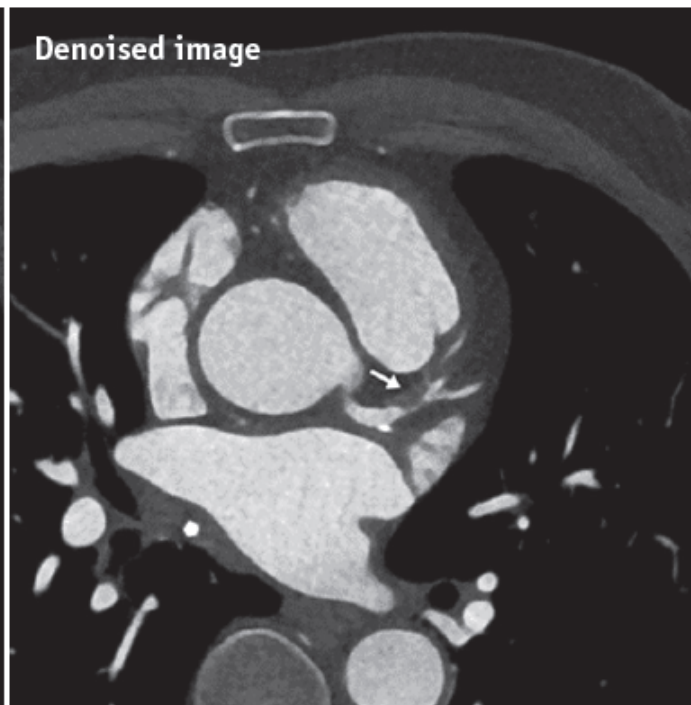
Subjective Image Assessment

Original Article | Cardiovascular Imaging

eISSN 2005-8330
<https://doi.org/10.3348/kjr.2020.0020>
Korean J Radiol 2020;21(10):1165-1177



Incremental Image Noise Reduction in Coronary CT Angiography Using a Deep Learning-Based Technique with Iterative Reconstruction



hn, MD²,
Seoul, Korea; ²Department of
Seoul, Korea

Applications

Acquisition

Post-traitement

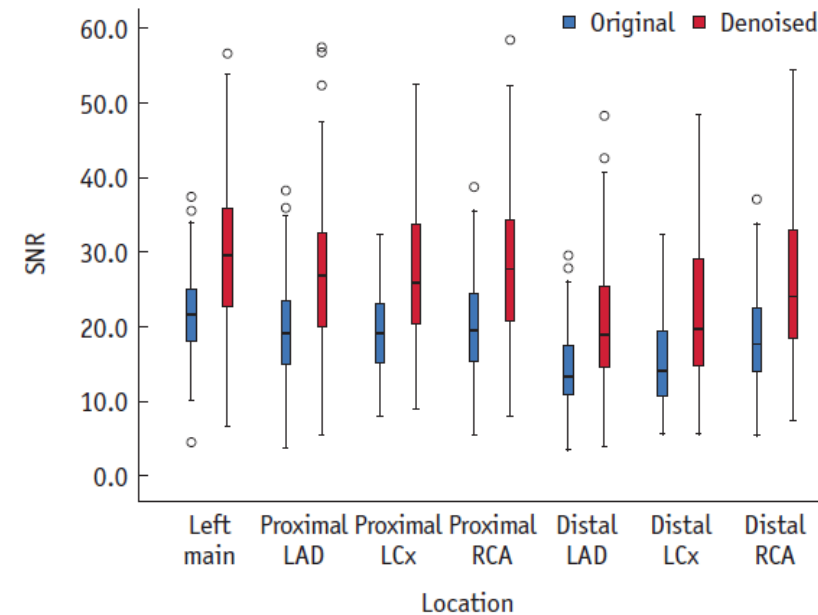
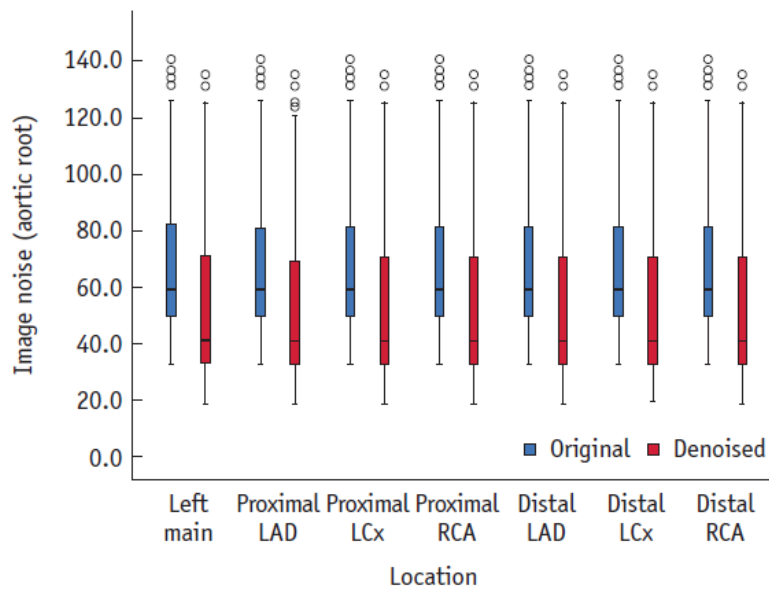
Interprétation

Classification et CR

Résultats :

Objective Image Assessment

Mesures du bruit de l'image, du ratio signal/bruit (SNR), ratio contraste/bruit dans les mêmes régions anatomiques, par un observateur en aveugle du type d'image



Original Article | Cardiovascular Imaging

eISSN 2005-8330
<https://doi.org/10.3348/kjr.2020.0020>
Korean J Radiol 2020;21(10):1165-1177



Incremental Image Noise Reduction in Coronary CT Angiography Using a Deep Learning-Based Technique with Iterative Reconstruction

Jung Hee Hong, MD¹, Eun-Ah Park, MD, PhD¹, Whal Lee, MD, PhD¹, Chulkyun Ahn, MD², Jong-Hyo Kim, MD, PhD^{1,2}

¹Department of Radiology, Seoul National University College of Medicine, Seoul National University Hospital, Seoul, Korea; ²Department of Transdisciplinary Studies, Graduate School of Convergence Science and Technology, Seoul National University, Seoul, Korea

Applications

Acquisition

Post-traitement

Interprétation

Classification et CR

Limitations:

- Nombre de patients relativement faible
- 1 seul type de scanner
- Patients très minces (BMI moyen : 24 kg/m²)
- Et surtout ... lorsqu'on regarde les performances diagnostiques de l'outil pour évaluer la présence de sténoses significatives >50%

Original Article | Cardiovascular Imaging

eISSN 2005-8330
<https://doi.org/10.3348/kjr.2020.0020>
Korean J Radiol 2020;21(10):1165-1177



Table 3. Segment-Based Diagnostic Accuracy of CCTA according to Original and Denoised Images*

Diagnostic Accuracy	Original	Denoised	<i>P</i>
Accuracy	95.1 (988/1039)	95.2 (989/1039)	
Sensitivity	84.3 (145/172)	86.6 (149/172)	0.289
Specificity	97.2 (843/867)	96.9 (840/867)	0.375
PPV	85.8 (145/169)	84.7 (149/176)	0.310
NPV	96.9 (843/870)	97.3 (840/863)	0.170
True positive	145	149	
True negative	843	840	
False positive	24	27	
False negative	27	23	

*Data are presented as percentage (%), number/total number) or number. NPV = negative predictive value, PPV = positive predictive value

Binary CT
Technique

hn, MD²,

Seoul, Korea; ²Department of
Seoul, Korea

Applications

Acquisition

Post-traitement

Interprétation

Classification et CR

➤ Med Image Comput Comput Assist Interv. 2011;14(Pt 3):479-86.
doi: 10.1007/978-3-642-23626-6_59.

Automatic view planning for cardiac MRI acquisition

Xiaoguang Lu ¹, Marie-Pierre Jolly, Bogdan Georgescu, Carmel Haye, Peter Speier, Michaela Schmidt, Xiaoming Bi, Randall Kroeker, Dorin Comaniciu, Peter Kellman, Edgar Mueller, Jens Guehring

Radiology: Artificial Intelligence

ORIGINAL RESEARCH

Deep Learning–based Prescription of Cardiac MRI Planes

Kevin Blansit, MS • Tara Retson, MD, PhD • Evan Masutani • Naeim Babrami, PhD • Albert Hsiao, MD, PhD

From the Department of Biomedical Informatics (K.B., A.H.), Department of Radiology (T.R., N.B., A.H.), Department of Bioengineering (E.M.), and School of Medicine (E.M.), University of California San Diego, 9500 Gilman Dr, La Jolla, CA 92093. Received November 15, 2018; revision requested February 19, 2019; revision received June 18; accepted July 25. Address correspondence to K.B. (e-mail: kblansit@eng.ucsd.edu)

K.B. supported by U.S. National Library of Medicine (T15 LM011271). T.R. supported by National Institute of Biomedical Imaging and Bioengineering (T32 EB005970). E.M. supported by National Institute of General Medical Sciences (T32 GM007198). A.H. supported by GE Healthcare. Study supported by NVIDIA(NVIDIA GPU Grant).

Conflicts of interest are listed at the end of this article.

Radiology: Artificial Intelligence 2019; 1(6):e180069 • <https://doi.org/10.1148/ryai.2019180069> • Content codes: **IN** **MR** **CA**

Applications

Acquisition

Post-traitement

Interprétation

Compte-rendu

SEGMENTATION

ETAPE ESSENTIELLE de l'IRM cardiaque d'où sont dérivés les paramètres fonctionnels mais très chronophage, avec une faible valeur ajoutée du radiologue, avec une reproductibilité moyenne

Deep Learning Techniques for Automatic MRI Cardiac Multi-structures Segmentation and Diagnosis: Is the Problem Solved?

Olivier Bernard, Alain Lalande, Clement Zotti, Frederick Cervenansky, Xin Yang, Pheng-Ann Heng, Irem Cetin, Karim Lekadir, Oscar Camara, Miguel Angel Gonzalez Ballester, Gerard Sanroma, Sandy Napel, Steffen Petersen, Georgios Tziritas, Elias Grinias, Mahendra Khened, Varghese Alex Kollerathu, Ganapathy Krishnamurthi, Marc-Michel Rohé, Xavier Pennec, Maxime Sermesant, Fabian Isensee, Paul Jäger, Klaus H. Maier-Hein, Peter M. Full, Ivo Wolf, Sandy Engelhardt, Chrisitan F. Baumgartner, Lisa M. Koch, Jelmer M. Wolterink, Ivana Išgum, Yeonggul Jang, Yoonmi Hong, Jay Patravali, Shubham Jain, Olivier Humbert, and Pierre-Marc Jodoin

Applications

Acquisition

Post-traitement

Interprétation

Classification et CR

Segmentation :

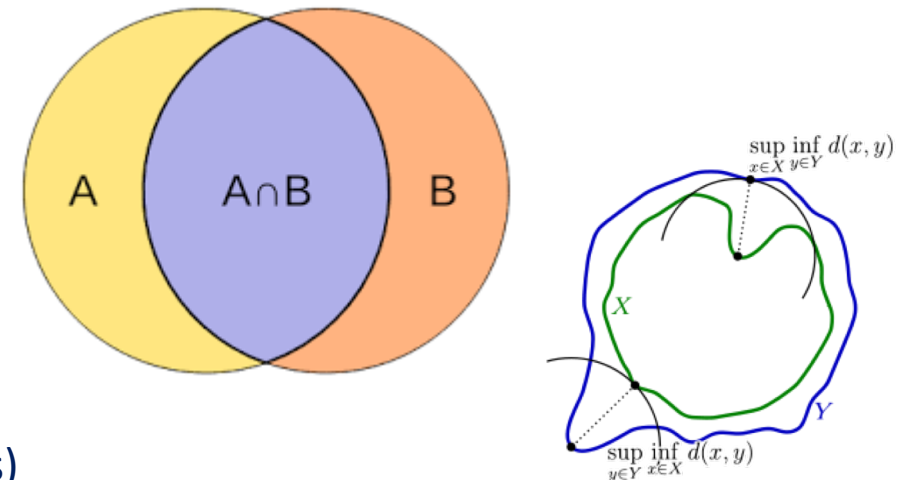
- de quoi? VG? VD? oreillettes? Whole heart?
- sur quelles séquences?
- sur quelle population?
- de quelles structures?
- avec quels outils?
- avec quelle méthode évaluer la performance?
- semi-automatique avec aide humaine ou fully-automated?

Segmentation :

- VD/VG
- short-axis ED et ES de la base à l'apex
- 150 patients (100 train / 50 test)
- myocarde et cavité cardiaque (inclusion muscles papillaires et trabéculations)
- 10 outils issus de 10 centres de référence
- critères géométriques: Indice de similarité de Dice et Hausdorff distance et critères cliniques: FEVG et LVEDV
- mixte en fonction des équipes

Deep Learning Techniques for Automatic MRI Cardiac Multi-structures Segmentation and Diagnosis: Is the Problem Solved?

Olivier Bernard, Alain Lalande, Clement Zotti, Frederick Cervenansky, Xin Yang, Pheng-Ann Heng, Irem Cetin, Karim Lekadir, Oscar Camara, Miguel Angel Gonzalez Ballester, Gerard Sanroma, Sandy Napel, Steffen Petersen, Georgios Tziritas, Elias Grinias, Mahendra Khened, Varghese Alex Kollerathu, Ganapathy Krishnamurthi, Marc-Michel Rohé, Xavier Pennec, Maxime Sermesant, Fabian Isensee, Paul Jäger, Klaus H. Maier-Hein, Peter M. Full, Ivo Wolf, Sandy Engelhardt, Christian F. Baumgartner, Lisa M. Koch, Jelmer M. Wolterink, Ivana Išgum, Yeonggut Jang, Yoonmi Hong, Jay Patravali, Shubham Jain, Olivier Humbert, and Pierre-Marc Jodoin



Applications

Acquisition

Post-traitement

Interprétation

Classification et CR

TABLE IV

CLINICAL METRICS FOR THE 10 EVALUATED METHODS ON THE TESTING DATASET. **RED** IS THE BEST METHOD, AND **BLUE** ARE THE METHODS WITHIN A P-VALUE LARGER THAN 0.05 ACCORDING TO BIAS AND STD MEASUREMENTS.

Methods *	<i>LV_{EDV}</i>			<i>LV_{EF}</i>			<i>RV_{EDV}</i>			<i>RV_{EF}</i>			<i>MY_{Mass}</i>		
	corr	bias±σ	mae	corr	bias±σ	mae	corr	bias±σ	mae	corr	bias±σ	mae	corr	bias±σ	mae
	val.	ml.	ml.	val.	%	%	val.	ml.	ml.	val.	%	%	val.	g.	g.
Khened <i>et al.</i> [46]	0.997	0.6 ± 5.5	4.2	0.989	-0.5 ± 3.4	2.5	0.982	-2.9 ± 12.6	8.4	0.858	-2.2 ± 6.9	5.3	0.990	-2.9 ± 7.5	6.3
Isensee <i>et al.</i> [44]	0.997	2.7±5.7	5.1	0.991	0.2 ± 3.1	2.1	0.988	4.4±10.8	7.9	0.901	-2.7 ± 6.2	4.7	0.989	-4.8 ± 7.6	7.3
Zotti <i>et al.</i> [52]	0.997	9.6±6.4	10.3	0.987	-1.2 ± 3.6	2.7	0.991	-3.7 ± 9.2	7.4	0.872	-2.2 ± 6.8	5.4	0.984	-12.4±9.0	13.1
Jain <i>et al.</i> [47]	0.997	9.9±6.7	10.8	0.971	1.7±5.5	4.1	0.945	5.6±22.2	15.0	0.791	6.8±8.1	8.3	0.989	11.6±8.1	11.9
Wolterink <i>et al.</i> [50]	0.993	3.0±8.7	6.8	0.988	-0.5 ± 3.4	2.5	0.980	3.6 ± 15.2	10.9	0.852	-4.6±6.9	6.6	0.963	-1.0 ± 14.6	10.0
Jang <i>et al.</i> [45]	0.993	-0.4 ± 8.7	6.0	0.989	-0.3 ± 3.3	2.3	0.986	-10.8±11.6	12.1	0.793	-3.2 ± 8.3	6.3	0.968	11.5±12.9	14.1
Baumgartner <i>et al.</i> [43]	0.995	1.4 ± 7.6	6.1	0.988	0.6 ± 3.4	2.6	0.977	-2.3 ± 15.1	11.1	0.851	1.2 ± 7.3	5.7	0.982	-6.9±9.8	9.8
Rohé <i>et al.</i> [48]	0.993	4.2±8.6	7.5	0.989	-0.1 ± 3.2	2.6	0.983	7.3±13.4	11.7	0.781	-0.7 ± 9.9	7.8	0.967	-3.4 ± 13.3	10.3
Tziritas-Grinias [49]	0.992	2.0 ± 11.7	8.5	0.975	-1.6 ± 5.0	4.3	0.930	18.6±25.4	24.8	0.758	-0.5 ± 9.1	7.1	0.942	-28.9±28.0	30.3
Yang <i>et al.</i> [51]	0.894	12.2±32.0	27.5	0.926	1.5 ± 8.7	6.1	0.789	47.3±41.9	48.7	0.576	8.8±23.2	15.7	N/A	N/A	N/A

* *LV_{EDV}*: End diastolic left ventricular volume; *LV_{EF}*: Left ventricular ejection fraction; *RV_{EDV}*: End diastolic right ventricular volume; *RV_{EF}*: Right ventricular ejection fraction; *MY_{Mass}*: Myocardial mass in diastole; *mae*: mean absolute error

Applications

Acquisition

Post-traitement

Interprétation

Classification et CR

Mais alors que reste-t-il à améliorer ?

TABLE V
PERCENTAGE OF PATIENTS WITH AN EF ERROR LOWER THAN 5%.

Methods	LV	RV
Isensee <i>et al.</i> [44]	92 %	68%
Jang <i>et al.</i> [45]	88 %	60%
Rohe <i>et al.</i> [48]	88 %	34%
Zotti <i>et al.</i> [52]	84 %	60%
Khened <i>et al.</i> [46]	84 %	56%
Baumgartner <i>et al.</i> [43]	84 %	54%
Wolterink <i>et al.</i> [50]	80 %	38%
Jain <i>et al.</i> [47]	68 %	54%
Tziritas-Grinias [49]	66 %	38%
Yang <i>et al.</i> [51]	58 %	32%

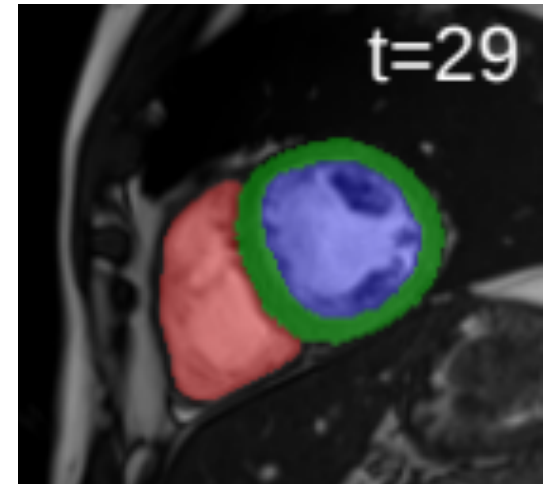
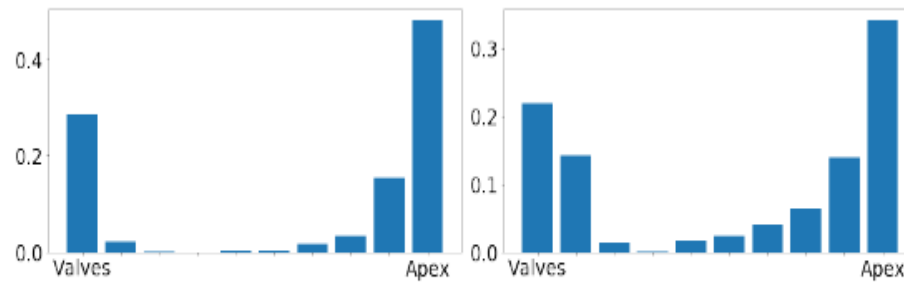
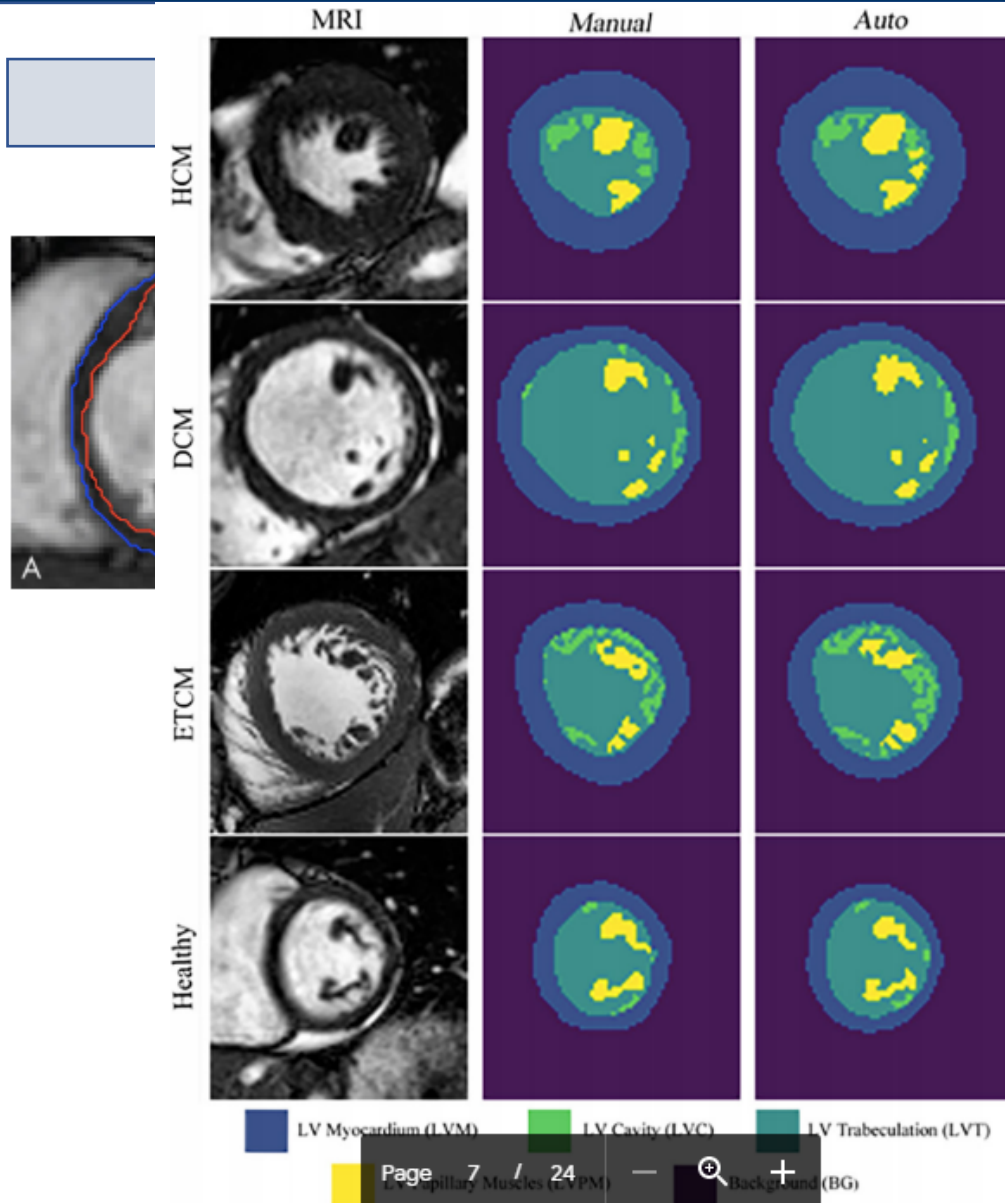


Fig. 3. Histogram of degenerated slices ED (left), and ES (right).

Applications



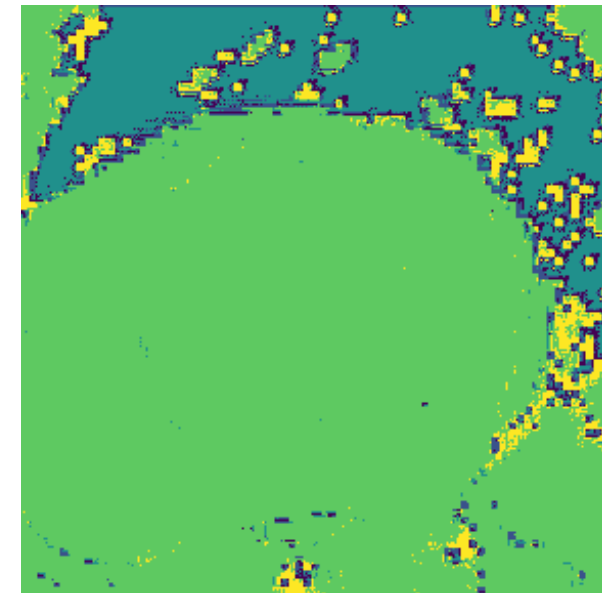
Interprétation

Classification et CR

Radiology: Artificial Intelligence

Deep Learning–based Automated Segmentation of Left Ventricular Trabeculations and Myocardium on Cardiac MR Images: A Feasibility Study

Axel Bartoli, MD • Joris Fournel, ?? • Zakarya Bentatou, ?? • Gilbert Habib, MD, PhD • Alain Lalande, PhD • Monique Bernard, PhD • Loïc Boussel, MD, PhD • François Pontana, MD, PhD • Jean-Nicolas Dacher, MD, PhD • Badih Ghattas, MCU • Alexis Jacquier, MD, PhD²⁷



Applications

Acquisition

Post-traitement

Interprétation

Classification et CR

Mais ce n'est pas suffisant

ETAPES SUIVANTES:



1. Etudier cet algorithme sur de grandes banques de données
2. Valider les résultats cliniques obtenus sur de larges cohortes et établir des mesures de références
3. Analyser ces données au sien du BIG DATA cardiovasculaire afin de mieux comprendre les liens entre phénotypes de trabéculations, génotype et pronostic de ces patients



Petersen et al. *Journal of Cardiovascular Magnetic Resonance* (2017) 19:18
DOI 10.1186/s12968-017-0327-9

*Journal of Cardiovascular
Magnetic Resonance*

RESEARCH

Open Access

Reference ranges for cardiac structure and function using cardiovascular magnetic resonance (CMR) in Caucasians from the UK Biobank population cohort



MINI REVIEW ARTICLE

Front. Cardiovasc. Med., 21 January 2020 | <https://doi.org/10.3389/fcvm.2019.00195>

Artificial Intelligence for Cardiac Imaging-Genetics Research

Antonio de Marvao[†], Timothy J. W. Dawes[†] and Declan P. O'Regan^{*}

MRC London Institute of Medical Sciences, Imperial College London, London, United Kingdom

Applications

Acquisition

Post-traitement

Interprétation

Classification et CR

Besoin: difficulté du diagnostic d'amylose cardiaque (CA)

- difficulté d'acquisition
- aspect variable à différents moments de la maladie
- diagnostics différentiels

Objectif: développer un outil diagnostique de CA en IRM basé sur des méthodes de DL

Population: 206 patients monocentriques adressés pour suspicion de CA dont 107 avec un diagnostic final de CA

DL architecture: CNN déjà utilisé pour l'identification du type d'image IRM et d'orientation de coupes dont l'objectif est de reconnaître les images de rehaussement tardif (LGE - SA, 2C, 4C) PUIS caractérisation des images en probabilité de CA de 0.1 à 1 (CA si >0.5)

Training: n = 134/ **validation:** n = 30 / **testing:** n = 42

Evaluation: précision du DL à diagnostiquer la CA en comparaison au diagnostic Ground Truth: AUC de la courbe ROC

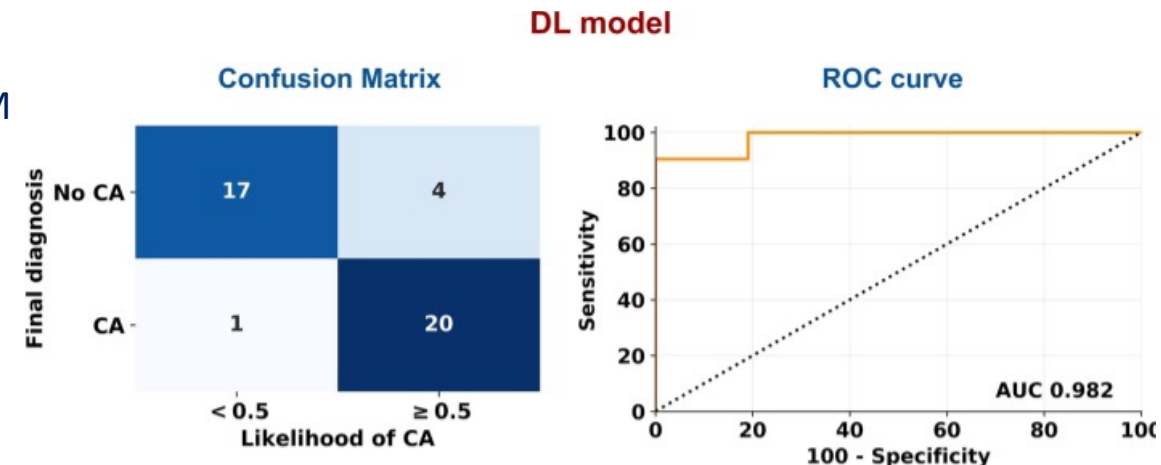
Martini et al. J Cardiovasc Magn Reson (2020) 22:84
<https://doi.org/10.1186/s12968-020-00690-4>

Journal of Cardiovascular
Magnetic Resonance

RESEARCH

Open Access

Deep learning to diagnose cardiac amyloidosis from cardiovascular magnetic resonance



Applications

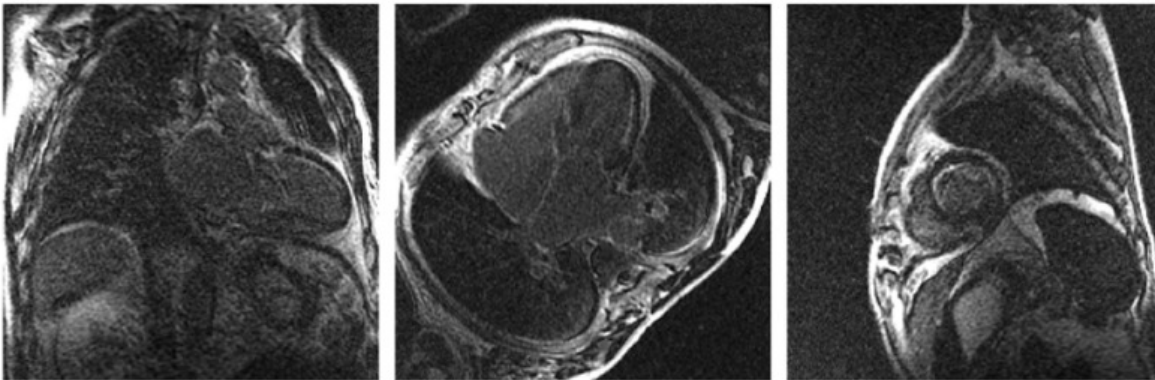
Acquisition

Post-traitement

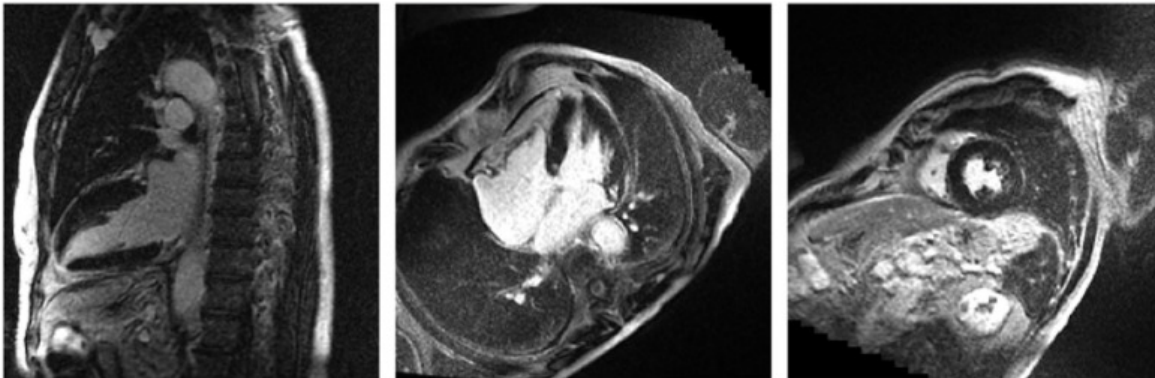
Interprétation

Classification et CR

DL-based diagnosis = CA (likelihood of CA 92.9%), definite diagnosis = CA



DL-based diagnosis = no CA (likelihood of CA 33.0%), definite diagnosis = no CA



Martini et al. *J Cardiovasc Magn Reson* (2020) 22:84
<https://doi.org/10.1186/s12968-020-00690-4>

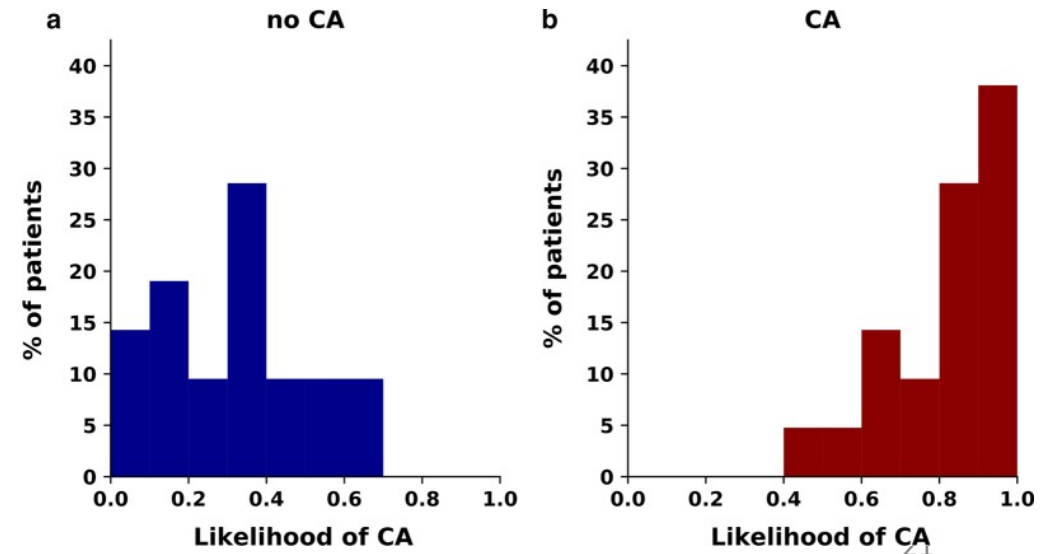
Journal of Cardiovascular
Magnetic Resonance

RESEARCH

Open Access



Deep learning to diagnose cardiac amyloidosis from cardiovascular magnetic resonance



Applications

Acquisition

Post-traitement

Interprétation

Classification et CR

Questionnements et limitations ?

Training:

- une seule machine, un seul champ magnétique
- séquences: entraîner que sur les séquences LGE ? T1?
- comment l'outil se comporte t il sur une séquence artéfactée

Testing:

- monocentrique.. Nécessité d'une validation externe
- fait uniquement sur des patients suspects d'amylose. Comment se comporte t il en population générale?

Ici un patient sur 2 avec CA $\neq$ population générale

Résultats :

- cela reste une probabilité de diagnostic
- que faire de ces patients FAUX ou intermédiaire ..?

Martini et al. J Cardiovasc Magn Reson (2020) 22:84
<https://doi.org/10.1186/s12968-020-00690-4>

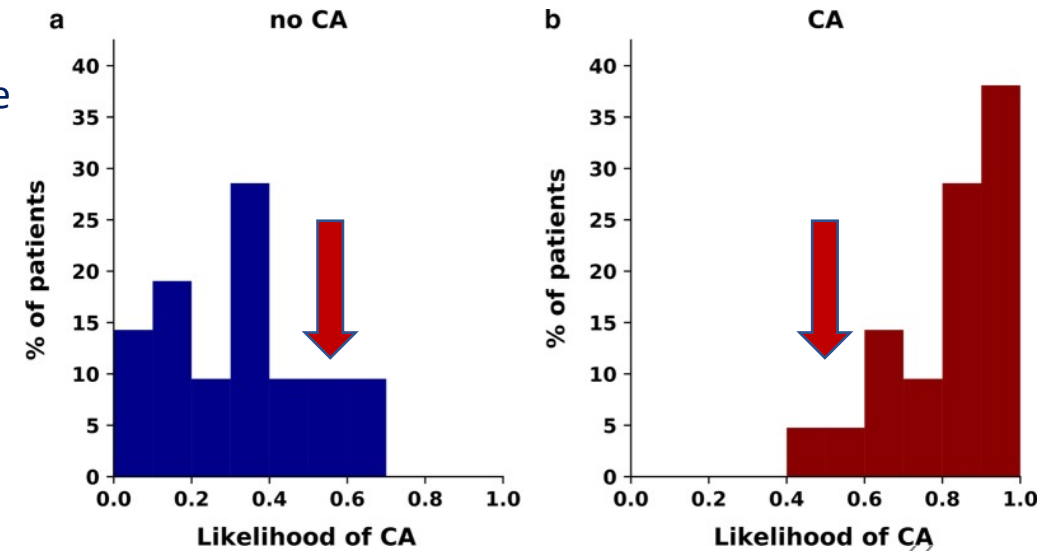
Journal of Cardiovascular
Magnetic Resonance

RESEARCH

Open Access



Deep learning to diagnose cardiac amyloidosis from cardiovascular magnetic resonance



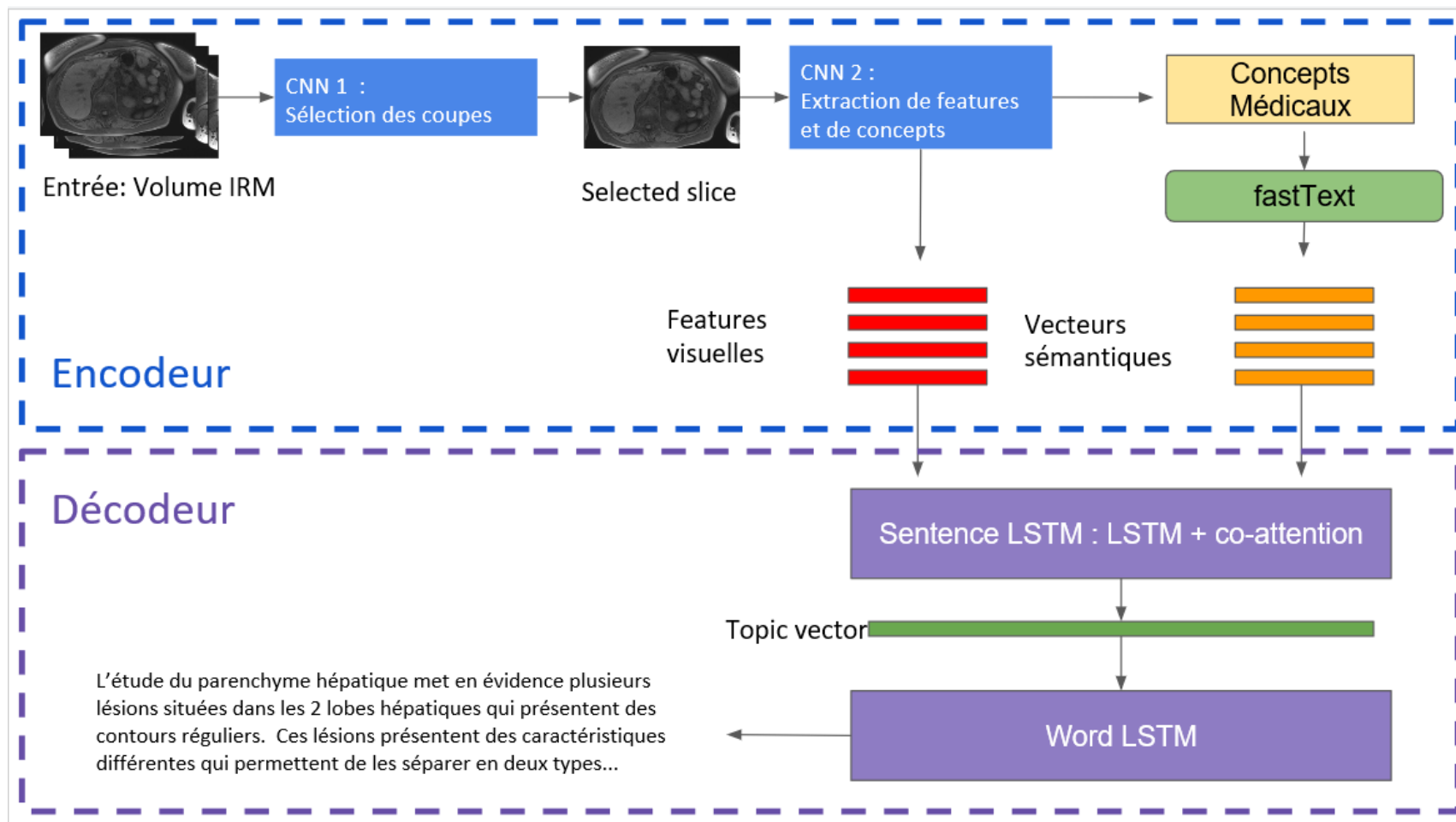
Applications

Acquisition

Post-traitement

Interprétation

Classification et CR



Médecine cardiovasculaire de pointe: applications

Apprentissage Supervisé

Prédiction de risque cardiovasculaire et du premier évènement cardiovasculaire en comparaison aux classifications actuelles (ACC/AHA)

378, 256 patients avec + de 30 variables

Apprentissage Non Supervisé



RESEARCH ARTICLE

Can machine-learning improve cardiovascular risk prediction using routine clinical data

Stephen F. Weng^{1,2,3,4,5}, Jenna Reps^{3,4,6}, Joe Kai^{1,2,4}, Jonathan M. Garibaldi^{3,4,4}
Nadeem Qureshi^{1,2,4}

Table 4. Performance of the machine-learning (ML) algorithms predicting 10-year cardiovascular disease (CVD) risk derived from applying training algorithms on the validation cohort of 82,989 patients. Higher c-statistics results in better algorithm discrimination. The baseline (BL) ACC/AHA 10-year risk prediction algorithm is provided for comparative purposes.

Algorithms	AUC c-statistic	Standard Error*	95% Confidence Interval		Absolute Change from Baseline
			LCL	UCL	
BL: ACC/AHA	0.728	0.002	0.723	0.735	—
ML: Random Forest	0.745	0.003	0.739	0.750	+1.7%
ML: Logistic Regression	0.760	0.003	0.755	0.766	+3.2%
ML: Gradient Boosting Machines	0.761	0.002	0.755	0.766	+3.3%
ML: Neural Networks	0.764	0.002	0.759	0.769	+3.6%

Médecine cardiovasculaire de pointe: applications

Apprentissage Supervisé

Phenomapping for Novel Classification of Heart Failure with Preserved Ejection Fraction

Sanjiv J. Shah, MD^{1,2}, Daniel H. Katz, MD¹, Senthil Selvaraj, MD, MA¹, Michael A. Burke, MD¹, Clyde W. Yancy, MD, MSc¹, Mihai Gheorghiade, MD^{1,3}, Robert O. Bonow, MD^{1,3}, Chiara Chiara Huang, PhD⁴, and Rahul G. Deo, MD, PhD⁵

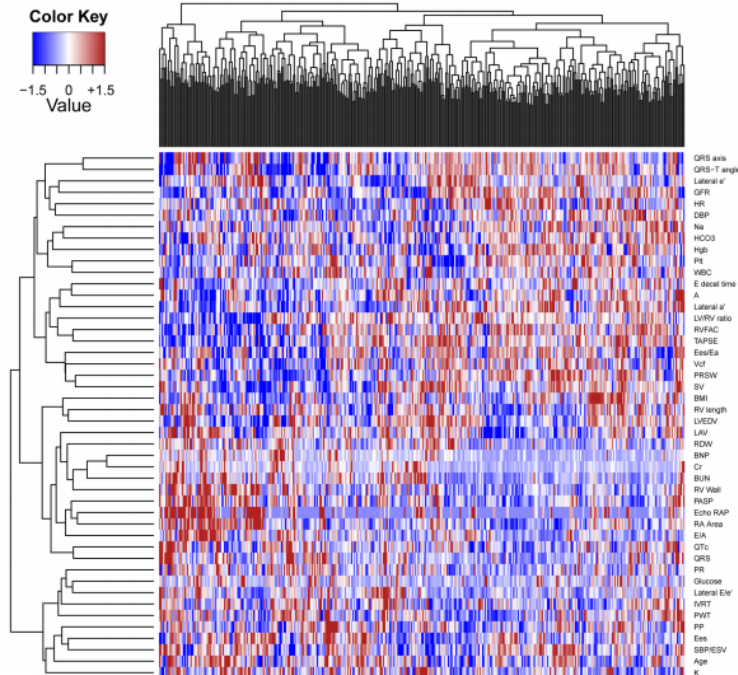


Figure 1. Phenotype Heatmap (PhenoMap) of HFpEF. Columns represent individual study participants and rows represent individual phenotypes. Red = increased value of a phenotype; Blue = decreased value of a phenotype.

Apprentissage Non Supervisé

Trouver au sein de données brutes/sans apprentissage des liens entre les données pour identifier des clusters/phénotypes au sein d'une pathologie.

Ici: HFpEF

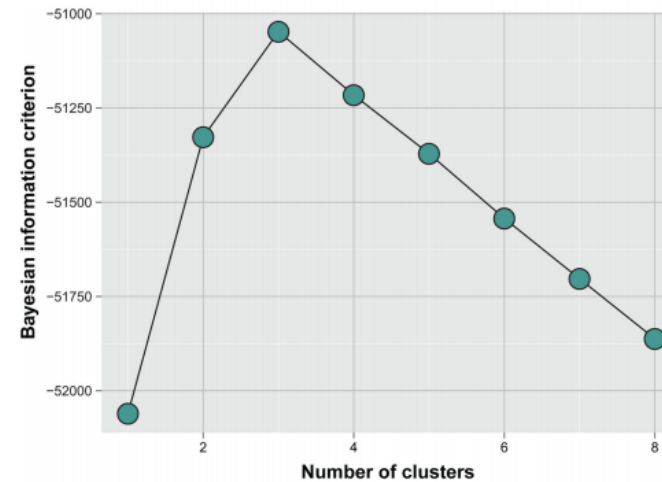


Figure 2. Bayesian Information Criterion Analysis for the Identification of the Optimal Number of Pheno-Groups.

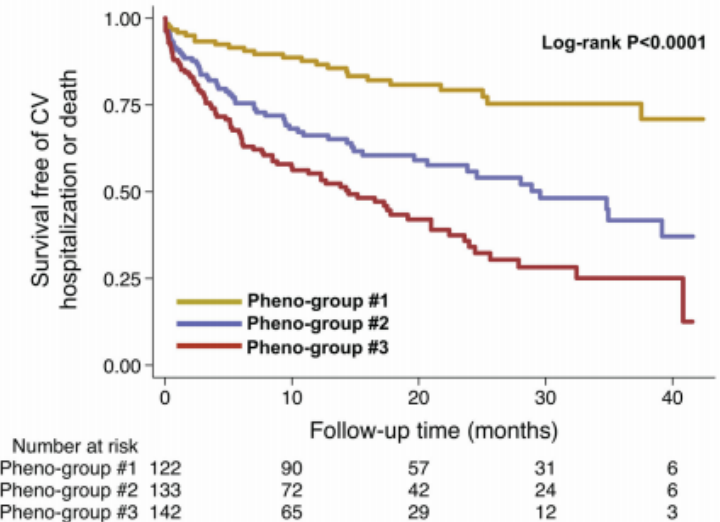


Figure 4. Survival Free of Cardiovascular Hospitalization or Death, Stratified by Pheno-Group.

Conclusion: imagerie cardio-vasculaire et IA

L'IA a déjà modifié de façon majeure la recherche en imagerie cardiovasculaire et progressivement la pratique clinique à toutes les étapes du workflow d'imagerie

Particularités de l'imagerie cardiovasculaire :

- Difficultés des acquisitions d'images
- Trame d'interprétation (coroscaner ou IRM cardiaque) qui est semblable
- Besoin de paramètres fonctionnels objectifs / de mesure
- L'absence d'anatomopathologie le plus souvent

Points primordiaux :

Bien identifier la problématique
Travailler avec des données de qualité, permettant d'extrapoler les résultats à la population ciblée
Choisir une architecture d'IA adaptée à la problématique
Bien évaluer les performances de l'outil
Intégrer l'outil à la pratique clinique

Conclusion: imagerie cardio-vasculaire et IA

L'IA a déjà modifié de façon majeure la recherche en imagerie cardiovasculaire et progressivement la pratique clinique à toutes les étapes du workflow d'imagerie

Particularités de l'imagerie cardiovasculaire :

- Difficultés des acquisitions d'images
- Trame d'interprétation (coroscaner ou IRM cardiaque) qui est semblable
 - Besoin de paramètres fonctionnels objectifs / de mesure
 - L'absence d'anatomopathologie le plus souvent

Nécessité de s'améliorer :

AU DEBUT DU PROCESSUS

Bénéficier de données analysables,
annotées et classées correctement

Et multicentriques

A LA FIN DU PROCESSUS

Valider l'outil sur de grandes cohortes
et en pratique clinique prospective

Evaluer l'impact final de l'outil dans le
prise en charge du patient

Applications des outils d'Intelligence Artificielle en imagerie cardiovasculaire



WEBINAR IA - 8 février 2021

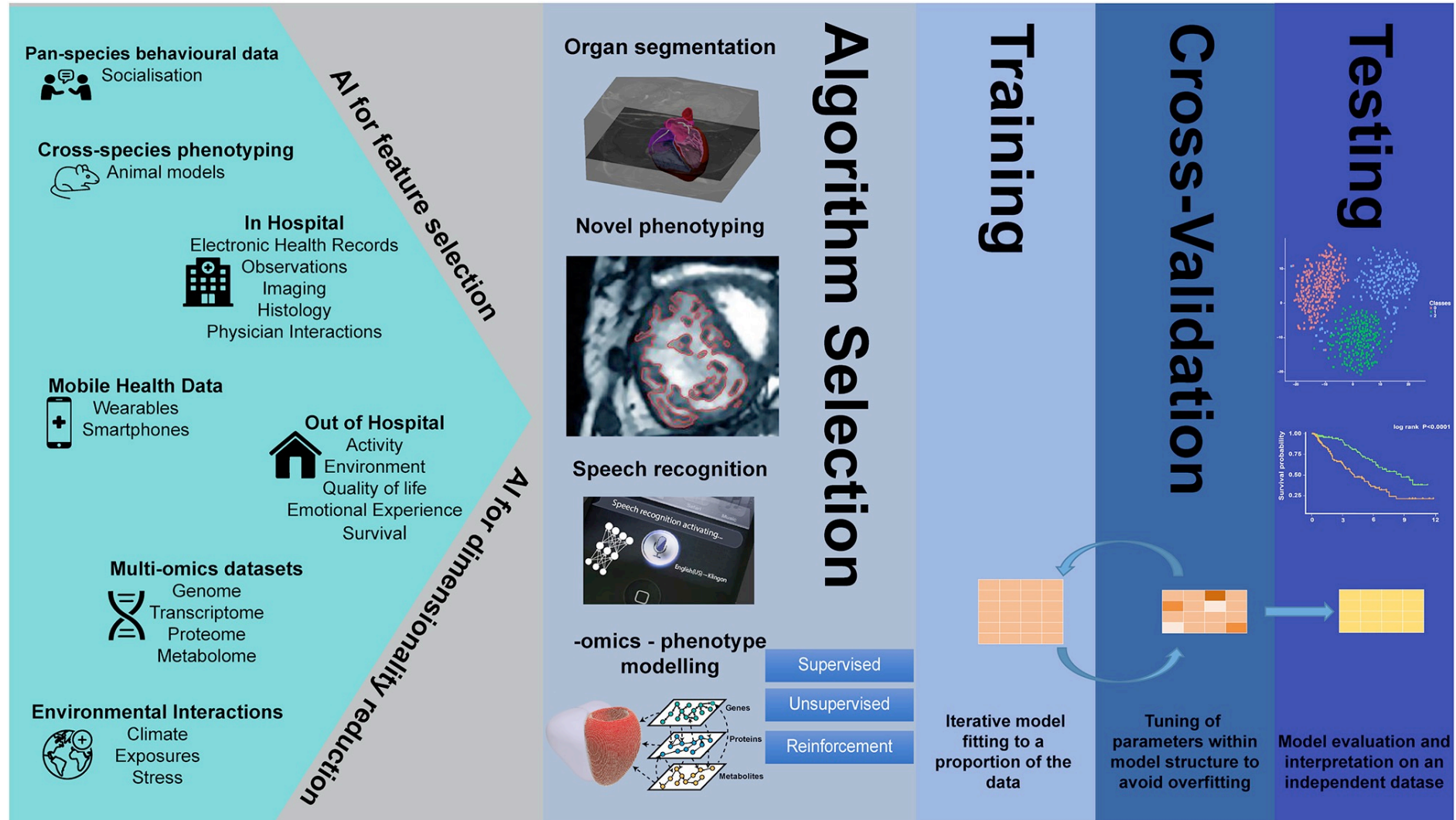
Axel BARTOLI

Hôpital de la TIMONE – MARSEILLE
CRMBM – UM 7339

Pr. A. JACQUIER, J. FOURNEL, B. GHATTAS



Médecine cardiovasculaire et IA: méthode



Médecine cardiovasculaire de pointe et IA

En quoi l'IA peut optimiser ce « BIG DATA cardiovasculaire »

