HAL
open science

Applications actuelles des réseaux de neurones pour l'étude des lésions hépatiques en IRM : revue systématique de la littérature et étude préliminaire dans notre centre

Christelle Haikal

To cite this version:

Christelle Haikal. Applications actuelles des réseaux de neurones pour l'étude des lésions hépatiques en IRM : revue systématique de la littérature et étude préliminaire dans notre centre. Sciences du Vivant [q-bio]. 2021. dumas-03365090

HAL Id: dumas-03365090

https://dumas.ccsd.cnrs.fr/dumas-03365090

Submitted on 5 Oct 2021

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.

Faculté des sciences médicales et paramédicales
Aix*Marseille Université

Applications actuelles des réseaux de neurones pour l'étude des lésions hépatiques en IRM : revue systématique de la littérature et étude préliminaire dans notre centre.

T H È S E

Présentée et publiquement soutenue devant

LA FACULTÉ DES SCIENCES MÉDICALES ET PARAMÉDICALES DE MARSEILLE

Le 20 Septembre 2021

Par Madame Christelle HAIKAL

Née le 9 décembre 1993 à Decazeville (12)

Pour obtenir le grade de Docteur en Médecine

D.E.S. de RADIOLOGIE ET IMAGERIE MEDICALE NR

Membres du Jury de la Thèse :

Monsieur le Professeur JACQUIER Alexis	**Président**
Monsieur le Professeur VIDAL Vincent	**Assesseur**
Monsieur le Docteur LOUIS Guillaume	**Directeur**
Monsieur le Docteur TOUATI Julian	**Assesseur**
Monsieur GHATTAS Badih	**Assesseur**

Faculté des sciences médicales et paramédicales
Aix*Marseille Université

Applications actuelles des réseaux de neurones pour l'étude des lésions hépatiques en IRM : revue systématique de la littérature et étude préliminaire dans notre centre.

T H È S E

Présentée et publiquement soutenue devant

LA FACULTÉ DES SCIENCES MÉDICALES ET PARAMÉDICALES DE MARSEILLE

Le 20 Septembre 2021

Par Madame Christelle HAIKAL

Née le 9 décembre 1993 à Decazeville (12)

Pour obtenir le grade de Docteur en Médecine

D.E.S. de RADIOLOGIE ET IMAGERIE MEDICALE NR

Membres du Jury de la Thèse :

Monsieur le Professeur JACQUIER Alexis	**Président**
Monsieur le Professeur VIDAL Vincent	**Assesseur**
Monsieur le Docteur LOUIS Guillaume	**Directeur**
Monsieur le Docteur TOUATI Julian	**Assesseur**
Monsieur GHATTAS Badih	**Assesseur**

Faculté des sciences médicales et paramédicales
Aix*Marseille Université

FACULTÉ DES SCIENCES MÉDICALES & PARAMÉDICALES

Doyen	**:**	**Pr. Georges LEONETTI**
Vice-Doyen aux affaires générales	:	Pr. Patrick DESSI
Vice-Doyen aux professions paramédicales	:	Pr. Philippe BERBIS
Conseiller	:	Pr. Patrick VILLANI

Assesseurs :

➢ aux études	:	Pr. Kathia CHAUMOITRE
➢ à la recherche	:	Pr. Jean-Louis MEGE
➢ à l'unité mixte de formation continue en santé	:	Pr. Justin MICHEL
➢ pour le secteur NORD	:	Pr. Stéphane BERDAH
➢ Groupements Hospitaliers de territoire	:	Pr. Jean-Noël ARGENSON
➢ aux masters	:	Pr. Pascal ADALIAN

Chargés de mission :

➢ sciences humaines et sociales	:	Pr. Pierre LE COZ
➢ relations internationales	:	Pr. Stéphane RANQUE
➢ DU/DIU	:	Pr. Véronique VITTON
➢ DPC, disciplines médicales & biologiques	:	Pr. Frédéric CASTINETTI
➢ DPC, disciplines chirurgicales	:	Dr. Thomas GRAILLON

ÉCOLE DE MEDECINE

Directeur	**:**	**Pr. Jean-Michel VITON**

Chargés de mission

▪ PACES – Post-PACES	:	Pr. Régis GUIEU
▪ DFGSM	:	Pr. Anne-Laure PELISSIER
▪ DFASM	:	Pr. Marie-Aleth RICHARD
▪ DFASM	:	Pr. Marc BARTHET
▪ Préparation aux ECN	:	Dr Aurélie DAUMAS
▪ DES spécialités	:	Pr. Pierre-Edouard FOURNIER
▪ DES stages hospitaliers	:	Pr. Benjamin BLONDEL
▪ DES MG	:	Pr. Christophe BARTOLI
▪ Démographie médicale	:	Dr. Noémie RESSEGUIER
▪ Etudiant	:	Elise DOMINJON

Cabinet du Doyen – 25.02. 2020 (GL/HB)

Faculté des sciences
médicales et paramédicales
Aix*Marseille Université

ÉCOLE DE DE MAIEUTIQUE

Directrice : **Madame Carole ZAKARIAN**

Chargés de mission

- 1er cycle : Madame Estelle BOISSIER
- 2ème cycle : Madame Cécile NINA

ÉCOLE DES SCIENCES DE LA RÉADAPTATION

Directeur : **Monsieur Philippe SAUVAGEON**

Chargés de mission

- Masso- kinésithérapie 1er cycle : Madame Béatrice CAORS
- Masso-kinésithérapie 2ème cycle : Madame Joannie HENRY
- Mutualisation des enseignements : Madame Géraldine DEPRES

ÉCOLE DES SCIENCES INFIRMIERES

Directeur : **Monsieur Sébastien COLSON**

Chargés de mission

- Chargée de mission : Madame Sandrine MAYEN RODRIGUES
- Chargé de mission : Monsieur Christophe ROMAN

Cabinet du Doyen – 25.02. 2020 (GL/HB)

PROFESSEURS HONORAIRES

MM AGOSTINI Serge
ALDIGHIERI René
ALESSANDRINI Pierre
ALLIEZ Bernard
AQUARON Robert
ARGEME Maxime
ASSADOURIAN Robert
AUFFRAY Jean-Pierre
AUTILLO-TOUATI Amapola
AZORIN Jean-Michel
BAILLE Yves
BARDOT Jacques
BARDOT André
BERARD Pierre
BERGOIN Maurice
BERLAND Yvon
BERNARD Dominique
BERNARD Jean-Louis
BERNARD Jean-Paul
BERNARD Pierre-Marie
BERTRAND Edmond
BISSET Jean-Pierre
BLANC Bernard
BLANC Jean-Louis
BOLLINI Gérard
BONGRAND Pierre
BONNEAU Henri
BONNOIT Jean
BORY Michel
BOTTA Alain
BOTTA-FRIDLUND Danielle
BOURGEADE Augustin
BOUVENOT Gilles
BOUYALA Jean-Marie
BREMOND Georges
BRICOT René
BRUNET Christian
BUREAU Henri
CAMBOULIVES Jean
CANNONI Maurice
CARTOUZOU Guy
CAU Pierre
CHABOT Jean-Michel
CHAMLIAN Albert
CHARPIN Denis
CHARREL Michel

MM DEVRED Philippe
DJIANE Pierre
DONNET Vincent
DUCASSOU Jacques
DUFOUR Michel
DUMON Henri
ENJALBERT Alain
FAUGERE Gérard
FAVRE Roger
FIECHI Marius
FARNARIER Georges
FIGARELLA Jacques
FONTES Michel
FRANCES Yves
FRANCOIS Georges
FUENTES Pierre
GABRIEL Bernard
GALINIER Louis
GALLAIS Hervé
GAMERRE Marc
GARCIN Michel
GARNIER Jean-Marc
GAUTHIER André
GERARD Raymond
GEROLAMI-SANTANDREA André
GIUDICELLI Sébastien
GOUDARD Alain
GOUIN François
GRILLO Jean-Marie
GRIMAUD Jean-Charles
GRISOLI François
GROULIER Pierre
HADIDA/SAYAG Jacqueline
HASSOUN Jacques
HEIM Marc
HOUEL Jean
HUGUET Jean-François
JAQUET Philippe
JAMMES Yves
JOUVE Paulette
JUHAN Claude
JUIN Pierre
KAPHAN Gérard
KASBARIAN Michel
KLEISBAUER Jean-Pierre
LACHARD Jean

CHAUVEL Patrick
CHOUX Maurice
CIANFARANI François
CLAVERIE Jean-Michel
CLEMENT Robert
COMBALBERT André
CONTE-DEVOLX Bernard
CORRIOL Jacques
COULANGE Christian
CURVALE Georges
DALMAS Henri
DE MICO Philippe
DELPERO Jean-Robert
DESSEIN Alain
DELARQUE Alain
DEVIN Robert

MM MICHOTEY Georges
MIRANDA François
MONFORT Gérard
MONGES André
MONGIN Maurice
MUNDLER Olivier
NAZARIAN Serge
NICOLI René
NOIRCLERC Michel
OLMER Michel
OREHEK Jean
PAPY Jean-Jacques
PAULIN Raymond
PELOUX Yves
PENAUD Antony
PENE Pierre
PIANA Lucien
PICAUD Robert
PIGNOL Fernand
POGGI Louis
POITOUT Dominique
PONCET Michel
POUGET Jean
PRIVAT Yvan
QUILICHINI Francis
RANQUE Jacques
RANQUE Philippe
RICHAUD Christian
RIDINGS Bernard
ROCHAT Hervé
ROHNER Jean-Jacques
ROUX Hubert

LAFFARGUE Pierre
LAUGIER René
LE TREUT Yves
LEVY Samuel
LOUCHET Edmond
LOUIS René
LUCIANI Jean-Marie
MAGALON Guy
MAGNAN Jacques
MALLAN- MANCINI Josette
MALMEJAC Claude
MARANINCHI Dominique
MARTIN Claude
MATTEI Jean François
MERCIER Claude
METGE Paul

VANUXEM Paul
VERVLOET Daniel
VIALETTES Bernard
WEILLER Pierre-Jean

ROUX Michel
RUFO Marcel
SAHEL José
SALAMON Georges
SALDUCCI Jacques
SAMBUC Roland
SAN MARCO Jean-Louis
SANKALE Marc
SARACCO Jacques
SARLES Jacques
SARLES - PHILIP Nicole
SASTRE Bernard
SCHIANO Alain
SCOTTO Jean-Claude
SEBAHOUN Gérard
SEITZ Jean-François
SERMENT Gérard
SOULAYROL René
STAHL André
TAMALET Jacques
TARANGER-CHARPIN Colette
THIRION Xavier
THOMASSIN Jean-Marc
UNAL Daniel
VAGUE Philippe
VAGUE/JUHAN Irène

EMERITAT

2008		
M. le Professeur	LEVY Samuel	31/08/2011
Mme le Professeur	JUHAN-VAGUE Irène	31/08/2011
M. le Professeur	PONCET Michel	31/08/2011
M. le Professeur	KASBARIAN Michel	31/08/2011
M. le Professeur	ROBERTOUX Pierre	31/08/2011
2009		
M. le Professeur	DJIANE Pierre	31/08/2011
M. le Professeur	VERVLOET Daniel	31/08/2012
2010		
M. le Professeur	MAGNAN Jacques	31/12/2014
2011		
M. le Professeur	DI MARINO Vincent	31/08/2015
M. le Professeur	MARTIN Pierre	31/08/2015
M. le Professeur	METRAS Dominique	31/08/2015
2012		
M. le Professeur	AUBANIAC Jean-Manuel	31/08/2015
M. le Professeur	BOUVENOT Gilles	31/08/2015
M. le Professeur	CAMBOULIVES Jean	31/08/2015
M. le Professeur	FAVRE Roger	31/08/2015
M. le Professeur	MATTEI Jean-François	31/08/2015
M. le Professeur	OLIVER Charles	31/08/2015
M. le Professeur	VERVLOET Daniel	31/08/2015
2013		
M. le Professeur	BRANCHEREAU Alain	31/08/2016
M. le Professeur	CARAYON Pierre	31/08/2016
M. le Professeur	COZZONE Patrick	31/08/2016
M. le Professeur	DELMONT Jean	31/08/2016
M. le Professeur	HENRY Jean-François	31/08/2016
M. le Professeur	LE GUICHAOUA Marie-Roberte	31/08/2016
M. le Professeur	RUFO Marcel	31/08/2016
M. le Professeur	SEBAHOUN Gérard	31/08/2016
2014		
M. le Professeur	FUENTES Pierre	31/08/2017
M. le Professeur	GAMERRE Marc	31/08/2017
M. le Professeur	MAGALON Guy	31/08/2017
M. le Professeur	PERAGUT Jean-Claude	31/08/2017
M. le Professeur	WEILLER Pierre-Jean	31/08/2017

2015

M. le Professeur	COULANGE Christian	31/08/2018
M. le Professeur	COURAND François	31/08/2018
M. le Professeur	FAVRE Roger	31/08/2016
M. le Professeur	MATTEI Jean-François	31/08/2016
M. le Professeur	OLIVER Charles	31/08/2016
M. le Professeur	VERVLOET Daniel	31/08/2016

2016

M. le Professeur	BONGRAND Pierre	31/08/2019
M. le Professeur	BOUVENOT Gilles	31/08/2017
M. le Professeur	BRUNET Christian	31/08/2019
M. le Professeur	CAU Pierre	31/08/2019
M. le Professeur	COZZONE Patrick	31/08/2017
M. le Professeur	FAVRE Roger	31/08/2017
M. le Professeur	FONTES Michel	31/08/2019
M. le Professeur	JAMMES Yves	31/08/2019
M. le Professeur	NAZARIAN Serge	31/08/2019
M. le Professeur	OLIVER Charles	31/08/2017
M. le Professeur	POITOUT Dominique	31/08/2019
M. le Professeur	SEBAHOUN Gérard	31/08/2017
M. le Professeur	VIALETTES Bernard	31/08/2019

2017

M. le Professeur	ALESSANDRINI Pierre	31/08/2020
M. le Professeur	BOUVENOT Gilles	31/08/2018
M. le Professeur	CHAUVEL Patrick	31/08/2020
M. le Professeur	COZZONE Pierre	31/08/2018
M. le Professeur	DELMONT Jean	31/08/2018
M. le Professeur	FAVRE Roger	31/08/2018
M. le Professeur	OLIVER Charles	31/08/2018
M. le Professeur	SEBBAHOUN Gérard	31/08/2018

2018

M. le Professeur	MARANINCHI Dominique	31/08/2021
M. le Professeur	BOUVENOT Gilles	31/08/2019
M. le Professeur	COZZONE Pierre	31/08/2019
M. le Professeur	DELMONT Jean	31/08/2019
M. le Professeur	FAVRE Roger	31/08/2019
M. le Professeur	OLIVER Charles	31/08/2019

2019

M. le Professeur	BERLAND Yvon	31/08/2022
M. le Professeur	CHARPIN Denis	31/08/2022
M. le Professeur	CLAVERIE Jean-Michel	31/08/2022
M. le Professeur	FRANCES Yves	31/08/2022
M. le Professeur	CAU Pierre	31/08/2020
M. le Professeur	COZZONE Patrick	31/08/2020
M. le Professeur	DELMONT Jean	31/08/2020

M. le Professeur	FAVRE Roger	31/08/2020
M. le Professeur	FONTES Michel	31/08/2020
M. le Professeur	MAGALON Guy	31/08/2020
M. le Professeur	NAZARIAN Serge	31/08/2020
M. le Professeur	OLIVER Charles	31/08/2020
M. le Professeur	WEILLER Pierre-Jean	31/08/2020

2020

M. le Professeur	DELPERO Jean-Robert	31/08/2023
M. le Professeur	GRIMAUD Jean-Charles	31/08/2023
M. le Professeur	SAMBUC Roland	31/08/2023
M. le Professeur	SEITZ Jean-François	31/08/2023
M. le Professeur	BERLAND Yvon	31/08/2022
M. le Professeur	CHARPIN Denis	31/08/2022
M. le Professeur	CLAVERIE Jean-Michel	31/08/2022
M. le Professeur	FRANCES Yves	31/08/2022
M. le Professeur	BONGRAND Pierre	31/08/2021
M. le Professeur	COZZONE Patrick	31/08/2021
M. le Professeur	FAVRE Roger	31/08/2021
M. le Professeur	FONTES Michel	31/08/2021
M. le Professeur	NAZARIAN Serge	31/08/2021

Honoris causa

1967

MM. les Professeurs DADI (Italie)
CID DOS SANTOS (Portugal)

1974

MM. les Professeurs MAC ILWAIN (Grande-Bretagne)
T.A. LAMBO (Suisse)

1975

MM. les Professeurs O. SWENSON (U.S.A.)
Lord J.WALTON of DETCHANT (Grande-Bretagne)

1976

MM. les Professeurs P. FRANCHIMONT (Belgique)
Z.J. BOWERS (U.S.A.)

1977

MM. les Professeurs C. GAJDUSEK-Prix Nobel (U.S.A.)
C.GIBBS (U.S.A.)
J. DACIE (Grande-Bretagne)

1978

M. le Président F. HOUPHOUET-BOIGNY (Côte d'Ivoire)

1980

MM. les Professeurs A. MARGULIS (U.S.A.)
R.D. ADAMS (U.S.A.)

1981

MM. les Professeurs H. RAPPAPORT (U.S.A.)
M. SCHOU (Danemark)
M. AMENT (U.S.A.)
Sir A. HUXLEY (Grande-Bretagne)
S. REFSUM (Norvège)

1982

M. le Professeur W.H. HENDREN (U.S.A.)

1985

MM. les Professeurs S. MASSRY (U.S.A.)
KLINSMANN (R.D.A.)

1986

MM. les Professeurs E. MIHICH (U.S.A.)
T. MUNSAT (U.S.A.)
LIANA BOLIS (Suisse)
L.P. ROWLAND (U.S.A.)

1987

M. le Professeur P.J. DYCK (U.S.A.)

1988

MM. les Professeurs R. BERGUER (U.S.A.)
W.K. ENGEL (U.S.A.)
V. ASKANAS (U.S.A.)
J. WEHSTER KIRKLIN (U.S.A.)
A. DAVIGNON (Canada)
A. BETTARELLO (Brésil)

1989

M. le Professeur P. MUSTACCHI (U.S.A.)

1990

MM. les Professeurs J.G. MC LEOD (Australie)
J. PORTER (U.S.A.)

1991

MM. les Professeurs J. Edward MC DADE (U.S.A.)
W. BURGDORFER (U.S.A.)

1992

MM. les Professeurs H.G. SCHWARZACHER (Autriche)
D. CARSON (U.S.A.)
T. YAMAMURO (Japon)

1994

MM. les Professeurs G. KARPATI (Canada)
W.J. KOLFF (U.S.A.)

1995

MM. les Professeurs D. WALKER (U.S.A.)
M. MULLER (Suisse)
V. BONOMINI (Italie)

1997

MM. les Professeurs C. DINARELLO (U.S.A.)
D. STULBERG (U.S.A.)
A. MEIKLE DAVISON (Grande-Bretagne)
P.I. BRANEMARK (Suède)

1998

MM. les Professeurs O. JARDETSKY (U.S.A.)

1999

MM. les Professeurs J. BOTELLA LLUSIA (Espagne)

	D. COLLEN (Belgique)
	S. DIMAURO (U. S. A.)
2000	
MM. les Professeurs	D. SPIEGEL (U. S. A.)
	C. R. CONTI (U.S.A.)
2001	
MM. les Professeurs	P-B. BENNET (U. S. A.)
	G. HUGUES (Grande Bretagne)
	J-J. O'CONNOR (Grande Bretagne)
2002	
MM. les Professeurs	M. ABEDI (Canada)
	K. DAI (Chine)
2003	
M. le Professeur	T. MARRIE (Canada)
Sir	G.K. RADDA (Grande Bretagne)
2004	
M. le Professeur	M. DAKE (U.S.A.)
2005	
M. le Professeur	L. CAVALLI-SFORZA (U.S.A.)
2006	
M. le Professeur	A. R. CASTANEDA (U.S.A.)
2007	
M. le Professeur	S. KAUFMANN (Allemagne)

PROFESSEURS DES UNIVERSITES-PRATICIENS HOSPITALIERS

AGOSTINI FERRANDES Aubert
ALBANESE Jacques
ALIMI Yves
AMABILE Philippe
AMBROSI Pierre
ANDRE Nicolas
ARGENSON Jean-Noël
ASTOUL Philippe
ATTARIAN Shahram
AUDOUIN Bertrand
AUQUIER Pascal
AVIERINOS Jean-François
AZULAY Jean-Philippe
BAILLY Daniel
BARLESI Fabrice
BARLIER-SETTI Anne
BARLOGIS Vincent
BARTHET Marc
BARTOLI Christophe
BARTOLI Jean-Michel
BARTOLI Michel
BARTOLOMEI Fabrice
BASTIDE Cyrille
BENSOUSSAN Laurent
BERBIS Philippe
BERBIS Julie
BERDAH Stéphane
BEROUD Christophe
BERTUCCI François
BLAISE Didier
BLIN Olivier
BLONDEL Benjamin
BONIN/GUILLAUME Sylvie
BONELLO Laurent
BONNET Jean-Louis
BOUBLI Léon Surnombre
BOUFI Mourad
BOYER Laurent
BREGEON Fabienne
BRETELLE Florence
BROUQUI Philippe
BRUDER Nicolas
BRUE Thierry
BRUNET Philippe
BURTEY Stéphane
CARCOPINO-TUSOLI Xavier
CASANOVA Dominique
CASTINETTI Frédéric
CECCALDI Mathieu
CHAGNAUD Christophe
CHAMBOST Hervé
CHAMPSAUR Pierre
CHANEZ Pascal
CHARAFFE-JAUFFRET Emmanuelle
CHARREL Rémi
CHAUMOITRE Kathia
CHIARONI Jacques
CHINOT Olivier
CHOSSEGROS Cyrille
COLLART Frédéric
COSTELLO Régis
COURBIERE Blandine
COWEN Didier
CRAVELLO Ludovic
CUISSET Thomas
DA FONSECA David
DAHAN-ALCARAZ Laetitia
DANIEL Laurent
DARMON Patrice
DAVID Thierry
D'ERCOLE Claude
D'JOURNO Xavier
DEHARO Jean-Claude
DELAPORTE Emmanuel
DENIS Danièle
DISDIER Patrick
DODDOLI Christophe
DRANCOURT Michel
DUBUS Jean-Christophe
DUFFAUD Florence
DUFOUR Henry
DURAND Jean-Marc
DUSSOL Bertrand
EBBO Mikaël
EUSEBIO Alexandre
FABRE Alexandre
FAKHRY Nicolas
FELICIAN Olvier
FENOLLAR Florence
FIGARELLA/BRANGER Dominique
FLECHER Xavier
FOUILLOUX Virginie
FOURNIER Pierre-Edouard
FRANCESCHI Frédéric
FUENTES Stéphane
GABERT Jean
GABORIT Bénédicte
GAINNIER Marc
GARCIA Stéphane
GARIBOLDI Vlad
GAUDART Jean
GAUDY-MARQUESTE Caroline
GENTILE Stéphanie
GERBEAUX Patrick
GEROLAMI/SANTANDREA René
GILBERT/ALESSI Marie-Christine
GIORGI Roch
GIOVANNI Antoine
GIRARD Nadine
GIRAUD/CHABROL Brigitte
GONCALVES Anthony
GRANEL/REY Brigitte
GRANVAL Philippe
GREILLIER Laurent
GROB Jean-Jacques
GUEDJ Eric
GUIEU Régis
GUIS Sandrine
GUYE Maxime
GUYOT Laurent
GUYS Jean-Michel Surnombre
HABIB Gilbert
HARDWIGSEN Jean
HARLE Jean-Robert
HOUVENAEGHEL Gilles
JACQUIER Alexis
JOURDE-CHICHE Noémie
JOUVE Jean-Luc KAPLANSKI Gilles
KARSENTY Gilles
KERBAUL François détachement
KRAHN Martin
LAFFORGUE Pierre
LAGIER Jean-Christophe
LAMBAUDIE Eric
LANCON Christophe
LA SCOLA Bernard LAUNAY Franck
LAVIEILLE Jean-Pierre
LE CORROLLER Thomas
LECHEVALLIER Eric
LEGRE Régis
LEHUCHER-MICHEL Marie-Pascale
LEONE Marc
LEONETTI Georges
LEPIDI Hubert
LEVY Nicolas
MACE Loïc MAGNAN Pierre-Edouard
MANCINI Julien
MEGE Jean-Louis
MERROT Thierry
METZLER/GUILLEMAIN Catherine
MEYER/DUTOUR Anne
MICCALEF/ROLL Joëlle
MICHEL Fabrice
MICHEL Gérard
MICHEL Justin
MICHELET Pierre
MILH Mathieu
MILLION Matthieu
MOAL Valérie
MORANGE Pierre-Emmanuel
MOULIN Guy MOUTARDIER Vincent
NAUDIN Jean
NICOLAS DE LAMBALLERIE Xavier
NICOLLAS Richard NGUYEN Karine
OLIVE Daniel
OLLIVIER Matthieu
OUAFIK L'Houcine
OVAERT-REGGIO Caroline
PADOVANI Laetitia

PROFESSEURS DES UNIVERSITES-PRATICIENS HOSPITALIERS

PAGANELLI Franck
PANUEL Michel Surnombre
PAPAZIAN Laurent
PAROLA Philippe
PARRATTE Sébastien Disponibilité
PELISSIER-ALICOT Anne-Laure
PELLETIER Jean
PERRIN Jeanne
PETIT Philippe
PHAM Thao
PIERCECCHI/MARTI Marie-Dominiqu
PIQUET Philippe
PIRRO Nicolas
POINSO François
RACCAH Denis
RANQUE Stéphane
RAOULT Didier Surnombre
REGIS Jean
REYNAUD/GAUBERT Martine
REYNAUD Rachel
RICHARD/LALLEMAND Marie-Aleth
RICHIERI Raphaëlle
ROCHE Pierre-Hugues
ROCH Antoine
ROCHWERGER Richard
ROLL Patrice
ROSSI Dominique
ROSSI Pascal
ROUDIER Jean
SALAS Sébastien
SARLON-BARTOLI Gabrielle
SCAVARDA Didier
SCHLEINITZ Nicolas
SEBAG Frédéric
SIELEZNEFF Igor
SIMON Nicolas
STEIN Andréas
TAIEB David
THOMAS Pascal
THUNY Franck
TREBUCHON-DA FONSECA Agnès
TRIGLIA Jean-Michel
TROPIANO Patrick
TSIMARATOS Michel
TURRINI Olivier
VALERO René
VAROQUAUX Arthur Damien
VELLY Lionel
VEY Norbert
VIDAL Vincent
VIENS Patrice
VILLANI Patrick
VITON Jean-Michel
VITTON Véronique
VIEHWEGER Heide Elke détachement
VIVIER Eric
XERRI Luc

PROFESSEUR DES UNIVERSITES

ADALIAN Pascal
AGHABABIAN Valérie
BELIN Pascal
CHABANNON Christian
CHABRIERE Eric
FERON François
LE COZ Pierre
LEVASSEUR Anthony
RANJEVA Jean-Philippe
SOBOL Hagay

PROFESSEUR CERTIFIE

BRANDENBURGER Chantal retraite mars 2021
FRAISSE-MANGIALOMINI Jeanne

PROFESSEUR DES UNIVERSITES ASSOCIE à MI-TEMPS

REVIS Joana

PROFESSEUR DES UNIVERSITES MEDECINE GENERALE

GENTILE Gaëtan

PROFESSEUR ASSOCIE DE MEDECINE GENERALE

GUIDA Pierre

AHERFI Sarah
ANGELAKIS Emmanouil (disponibilité)
ATLAN Catherine (disponibilité)
BEGE Thierry
BELIARD Sophie
BENYAMINE Audrey
BERTRAND Baptiste
BEYER-BERJOT Laura
BIRNBAUM David
BONINI Francesca
BOUCRAUT Joseph
BOULAMERY Audrey
BOULLU/CIOCCA Sandrine
BOUSSEN Salah Michel
BUFFAT Christophe
CAMILLERI Serge
CARRON Romain
CASSAGNE Carole
CERMOLACCE Michel
CHAUDET Hervé
CHRETIEN Anne-Sophie
COZE Carole
CUNY Thomas
DADOUN Frédéric (disponibilité)
DALES Jean-Philippe
DARIEL Anne
DAUMAS Aurélie
DEGEORGES/VITTE Joëlle
DELLIAUX Stéphane
DESPLAT/JEGO Sophie
DEVILLIER Raynier
DUBOURG Grégory
DUCONSEIL Pauline
DUFOUR Jean-Charles
ELDIN Carole
FAURE Alice
FOLETTI Jean- Marc
FRANKEL Diane
FROMONOT Julien
GASTALDI Marguerite
GELSI/BOYER Véronique
GIUSIANO Bernard
GIUSIANO COURCAMBECK Sophie
GONZALEZ Jean-Michel
GOURIET Frédérique
GRAILLON Thomas
GUERIN Carole
GUENOUN MEYSSIGNAC Daphné
GUIDON Catherine
GUIVARCH Jokthan
HAUTIER/KRAHN Aurélie
HRAIECH Sami
KASPI-PEZZOLI Elise
L'OLLIVIER Coralie
LABIT-BOUVIER Corinne
LAFAGE/POCHITALOFF-HUVALE Marina
LAGARDE Stanislas
LAGIER Aude (disponibilité)
LAGOUANELLE/SIMEONI Marie-Claude
LEVY/MOZZICONACCI Annie
LOOSVELD Marie
MAAROUF Adil
MACAGNO Nicolas
MAUES DE PAULA André
MEGE Diane
MOTTOLA GHIGO Giovanna
NINOVE Laetitia
NOUGAIREDE Antoine
PAULMYER/LACROIX Odile
PESENTI Sébastien
RADULESCO Thomas
RESSEGUIER Noémie
ROBERT Philippe
ROBERT Thomas
ROMANET Pauline
SABATIER Renaud
SARI-MINODIER Irène
SAVEANU Alexandru
SECQ Véronique (disponibilité)
STELLMANN Jan-Patrick
SUCHON Pierre
TABOURET Emeline
TOGA Caroline
TOGA Isabelle
TOMASINI Pascale
TOSELLO Barthélémy
TROUSSE Delphine
TUCHTAN-TORRENTS Lucile
VELY Frédéric
VION-DURY Jean
ZATTARA/CANNONI Hélène

MAITRES DE CONFERENCES DES UNIVERSITES
(mono-appartenants)

ABU ZAINEH Mohammad
BARBACARU/PERLES T. A.
BERLAND Caroline
BOYER Sylvie
COLSON Sébastien
DEGIOANNI/SALLE Anna
DESNUES Benoît
MARANINCHI Marie
MERHEJ/CHAUVEAU Vicky
MINVIELLE/DEVICTOR Bénédicte
POGGI Marjorie
POUGET Benoît
RUEL Jérôme
THOLLON Lionel
THIRION Sylvie
VERNA Emeline

MAITRE DE CONFERENCES DES UNIVERSITES DE MEDECINE GENERALE

CASANOVA Ludovic

MAITRES DE CONFERENCES ASSOCIES DE MEDECINE GENERALE à MI-TEMPS

BARGIER Jacques
CALVET-MONTREDON Céline
FORTE Jenny
JANCZEWSKI Aurélie
NUSSLI Nicolas
ROUSSEAU-DURAND Raphaëlle
THERY Didier

MAITRE DE CONFERENCES ASSOCIE à MI-TEMPS

BOURRIQUEN Maryline

EVANS-VIALLAT Catherine

LAZZAROTTO Sébastien

LUCAS Guillaume

MATHIEU Marion

MAYENS-RODRIGUES Sandrine

MELLINAS Marie

ROMAN Christophe

TRINQUET Laure

PROFESSEURS DES UNIVERSITES et MAITRES DE CONFERENCES DES UNIVERSITES - PRATICIENS HOSPITALIERS
PROFESSEURS ASSOCIES, MAITRES DE CONFERENCES DES UNIVERSITES mono-appartenants

ANATOMIE *4201*

CHAMPSAUR Pierre (PU-PH)
LE CORROLLER Thomas (PU-PH)
PIRRO Nicolas (PU-PH)

GUENOUN-MEYSSIGNAC Daphné (MCU-PH)
LAGIER Aude (MCU-PH) disponibilité

THOLLON Lionel (MCF) (60ème section)

ANATOMIE ET CYTOLOGIE PATHOLOGIQUES *4203*

CHARAFE/JAUFFRET Emmanuelle (PU-PH)
DANIEL Laurent (PU-PH)
FIGARELLA/BRANGER Dominique (PU-PH)
GARCIA Stéphane (PU-PH)
XERRI Luc (PU-PH)

DALES Jean-Philippe (MCU-PH)
GIUSIANO COURCAMBECK Sophie (MCU PH)
LABIT/BOUVIER Corinne (MCU-PH)
MACAGNO Nicolas (MCU-PH)
MAUES DE PAULA André (MCU-PH)
SECQ Véronique (MCU-PH) disponibilité

ANESTHESIOLOGIE ET REANIMATION CHIRURGICALE ; MEDECINE URGENCE *4801*

ALBANESE Jacques (PU-PH)
BRUDER Nicolas (PU-PH)
LEONE Marc (PU-PH)
MICHEL Fabrice (PU-PH)
VELLY Lionel (PU-PH)

BOUSSEN Salah Michel (MCU-PH)
GUIDON Catherine (MCU-PH)

ANGLAIS *11*

BRANDENBURGER Chantal (PRCE) retraite mars 2021
FRAISSE-MANGIALOMINI Jeanne (PRCE)

BIOLOGIE ET MEDECINE DU DEVELOPPEMENT ET DE LA REPRODUCTION ; GYNECOLOGIE MEDICALE *5405*

METZLER/GUILLEMAIN Catherine (PU-PH)
PERRIN Jeanne (PU-PH)

ANTHROPOLOGIE *20*

ADALIAN Pascal (PR)

DEGIOANNI/SALLE Anna (MCF)
POUGET Benoît (MCF)
VERNA Emeline (MCF)

BACTERIOLOGIE-VIROLOGIE ; HYGIENE HOSPITALIERE *4501*

CHARREL Rémi (PU PH)
DRANCOURT Michel (PU-PH)
FENOLLAR Florence (PU-PH)
FOURNIER Pierre-Edouard (PU-PH)
NICOLAS DE LAMBALLERIE Xavier (PU-PH)
LA SCOLA Bernard (PU-PH)
RAOULT Didier (PU-PH) Surnombre

AHERFI Sarah (MCU-PH)
ANGELAKIS Emmanouil (MCU-PH) disponibilité
DUBOURG Grégory (MCU-PH)
GOURIET Frédérique (MCU-PH)
NOUGAIREDE Antoine (MCU-PH)
NINOVE Laetitia (MCU-PH)

CHABRIERE Eric (PR) (64ème section)

LEVASSEUR Anthony (PR) (64ème section)
DESNUES Benoit (MCF) (65ème section)
MERHEJ/CHAUVEAU Vicky (MCF) (87ème section)

BIOCHIMIE ET BIOLOGIE MOLECULAIRE *4401*

BARLIER/SETTI Anne (PU-PH)
GABERT Jean (PU-PH)
GUIEU Régis (PU-PH)
OUAFIK L'Houcine (PU-PH)

BUFFAT Christophe (MCU-PH)
FROMONOT Julien (MCU-PH)
MOTTOLA GHIGO Giovanna (MCU-PH)
ROMANET Pauline (MCU-PH)
SAVEANU Alexandru (MCU-PH)

BIOLOGIE CELLULAIRE *4403*

ROLL Patrice (PU-PH)

FRANKEL Diane (MCU-PH)
GASTALDI Marguerite (MCU-PH)
KASPI-PEZZOLI Elise (MCU-PH)
LEVY-MOZZICONNACCI Annie (MCU-PH)

BIOPHYSIQUE ET MEDECINE NUCLEAIRE *4301*

GUEDJ Eric (PU-PH)
GUYE Maxime (PU-PH)
TAIEB David (PU-PH)

BELIN Pascal (PR) (69ème section)
RANJEVA Jean-Philippe (PR) (69ème section)

CAMMILLERI Serge (MCU-PH)
VION-DURY Jean (MCU-PH)

BARBACARU/PERLES Téodora Adriana (MCF) (69ème section)

BIOSTATISTIQUES, INFORMATIQUE MEDICALE ET TECHNOLOGIES DE COMMUNICATION *4604*

GAUDART Jean (PU-PH)
GIORGI Roch (PU-PH)
MANCINI Julien (PU-PH)

CHAUDET Hervé (MCU-PH)
DUFOUR Jean-Charles (MCU-PH)
GIUSIANO Bernard (MCU-PH)

ABU ZAINEH Mohammad (MCF) (5ème section)
BOYER Sylvie (MCF) (5ème section)

CHIRURGIE ORTHOPEDIQUE ET TRAUMATOLOGIQUE *5002*

ARGENSON Jean-Noël (PU-PH)
BLONDEL Benjamin (PU-PH)
FLECHER Xavier (PU PH)
OLLIVIER Matthieu (PU-PH)
PARRATTE Sébastien (PU-PH) Disponibilité
ROCHWERGER Richard (PU-PH)
TROPIANO Patrick (PU-PH)

CANCEROLOGIE : RADIOTHERAPIE *4702*

BERTUCCI François (PU-PH)
CHINOT Olivier (PU-PH)
COWEN Didier (PU-PH)
DUFFAUD Florence (PU-PH)
GONCALVES Anthony PU-PH)
HOUVENAEGHEL Gilles (PU-PH)
LAMBAUDIE Eric (PU-PH)
PADOVANI Laetitia (PH-PH)
SALAS Sébastien (PU-PH)
VIENS Patrice (PU-PH)

SABATIER Renaud (MCU-PH)
TABOURET Emeline (MCU-PH)

CARDIOLOGIE *5102*

AVIERINOS Jean-François (PU-PH)
BONELLO Laurent (PU PH)
BONNET Jean-Louis (PU-PH)
CUISSET Thomas (PU-PH)
DEHARO Jean-Claude (PU-PH)
FRANCESCHI Frédéric (PU-PH)
HABIB Gilbert (PU-PH)
PAGANELLI Franck (PU-PH)
THUNY Franck (PU-PH)

CHIRURGIE VISCERALE ET DIGESTIVE *5202*

BERDAH Stéphane (PU-PH)
HARDWIGSEN Jean (PU-PH)
MOUTARDIER Vincent (PU-PH)
SEBAG Frédéric (PU-PH)
SIELEZNEFF Igor (PU-PH)
TURRINI Olivier (PU-PH)

BEGE Thierry (MCU-PH)
BEYER-BERJOT Laura (MCU-PH)
BIRNBAUM David (MCU-PH)
DUCONSEIL Pauline (MCU-PH)
GUERIN Carole (MCU PH)
MEGE Diane (MCU-PH)

CHIRURGIE INFANTILE *5402*

GUYS Jean-Michel (PU-PH) Surnombre
JOUVE Jean-Luc (PU-PH)
LAUNAY Franck (PU-PH)
MERROT Thierry (PU-PH)
VIEHWEGER Heide Elke (PU-PH) détachement
DARIEL Anne (MCU-PH)
FAURE Alice (MCU PH)
PESENTI Sébastien (MCU-PH)

CHIRURGIE MAXILLO-FACIALE ET STOMATOLOGIE *5503*

CHOSSEGROS Cyrille (PU-PH)
GUYOT Laurent (PU-PH)

FOLETTI Jean-Marc (MCU-PH)

CHIRURGIE THORACIQUE ET CARDIOVASCULAIRE *5103*

COLLART Frédéric (PU-PH)
D'JOURNO Xavier (PU-PH)
DODDOLI Christophe (PU-PH)
FOUILLOUX Virginie (PU-PH)
GARIBOLDI Vlad (PU-PH)
MACE Loïc (PU-PH)
THOMAS Pascal (PU-PH)
TROUSSE Delphine (MCU-PH)

CHIRURGIE VASCULAIRE ; MEDECINE VASCULAIRE *5104*

ALIMI Yves (PU-PH)
AMABILE Philippe (PU-PH)
BARTOLI Michel (PU-PH)
BOUFI Mourad (PU-PH)
MAGNAN Pierre-Edouard (PU-PH)
PIQUET Philippe (PU-PH)
SARLON-BARTOLI Gabrielle (PU PH)

HISTOLOGIE, EMBRYOLOGIE ET CYTOGENETIQUE *4202*

LEPIDI Hubert (PU-PH)

PAULMYER/LACROIX Odile (MCU-PH)

DERMATOLOGIE - VENEREOLOGIE *5003*

BERBIS Philippe (PU-PH)
DELAPORTE Emmanuel (PU-PH)
GAUDY/MARQUESTE Caroline (PU-PH)
GROB Jean-Jacques (PU-PH)
RICHARD/LALLEMAND Marie-Aleth (PU-PH)

DUSI

COLSON Sébastien (MCF)

BOURRIQUEN Maryline (MAST)
EVANS-VIALLAT Catherine (MAST)
LUCAS Guillaume (MAST)
MAYEN-RODRIGUES Sandrine (MAST)
MELLINAS Marie (MAST)
ROMAN Christophe (MAST)
TRINQUET Laure (MAST)

ENDOCRINOLOGIE ,DIABETE ET MALADIES METABOLIQUES ; GYNECOLOGIE MEDICALE *5404*

BRUE Thierry (PU-PH)
CASTINETTI Frédéric (PU-PH)
CUNY Thomas (MCU PH)

CHIRURGIE PLASTIQUE, RECONSTRUCTRICE ET ESTHETIQUE ; BRÛLOLOGIE *5004*

CASANOVA Dominique (PU-PH)
LEGRE Régis (PU-PH)

BERTRAND Baptiste (MCU-PH)
HAUTIER/KRAHN Aurélie (MCU-PH)

GASTROENTEROLOGIE ; HEPATOLOGIE ; ADDICTOLOGIE *5201*

BARTHET Marc (PU-PH)
DAHAN-ALCARAZ Laetitia (PU-PH)
GEROLAMI-SANTANDREA René (PU-PH)
GRANDVAL Philippe (PU-PH)
VITTON Véronique (PU-PH)

GONZALEZ Jean-Michel (MCU-PH)

GENETIQUE *4704*

BEROUD Christophe (PU-PH)
KRAHN Martin (PU-PH)
LEVY Nicolas (PU-PH)
NGYUEN Karine (PU-PH)

TOGA Caroline (MCU-PH)
ZATTARA/CANNONI Hélène (MCU-PH)

GYNECOLOGIE-OBSTETRIQUE ; GYNECOLOGIE MEDICALE *5403*

AGOSTINI Aubert (PU-PH)
BOUBLI Léon (PU-PH) Surnombre
BRETELLE Florence (PU-PH)
CARCOPINO-TUSOLI Xavier (PU-PH)
COURBIERE Blandine (PU-PH)
CRAVELLO Ludovic (PU-PH)
D'ERCOLE Claude (PU-PH)

EPIDEMIOLOGIE, ECONOMIE DE LA SANTE ET PREVENTION *4601*

AUQUIER Pascal (PU-PH)
BERBIS Julie (PU-PH)
BOYER Laurent (PU-PH)
GENTILE Stéphanie (PU-PH)

LAGOUANELLE/SIMEONI Marie-Claude (MCU-PH)
RESSEGUIER Noémie (MCU-PH)

MINVIELLE/DEVICTOR Bénédicte (MCF)(06ème section)

IMMUNOLOGIE *4703*

KAPLANSKI Gilles (PU-PH)
MEGE Jean-Louis (PU-PH)
OLIVE Daniel (PU-PH)
VIVIER Eric (PU-PH)

FERON François (PR) (69ème section)

BOUCRAUT Joseph (MCU-PH)
CHRETIEN Anne-Sophie (MCU PH)
DEGEORGES/VITTE Joëlle (MCU-PH)
DESPLAT/JEGO Sophie (MCU-PH)
ROBERT Philippe (MCU-PH)
VELY Frédéric (MCU-PH)

MALADIES INFECTIEUSES ; MALADIES TROPICALES *4503*

BROUQUI Philippe (PU-PH)
LAGIER Jean-Christophe (PU-PH)
MILLION Matthieu (PU-PH)
PAROLA Philippe (PU-PH)
STEIN Andréas (PU-PH)

ELDIN Carole (MCU-PH)

MEDECINE D'URGENCE *4805*

KERBAUL François (PU-PH) détachement
MICHELET Pierre (PU-PH)

MEDECINE INTERNE ; GERIATRIE ET BIOLOGIE DU VIEILLISSEMENT ; ADDICTOLOGIE *5301*

BONIN/GUILLAUME Sylvie (PU-PH)
DISDIER Patrick (PU-PH)
DURAND Jean-Marc (PU-PH)
EBBO Mikael (PU-PH)
GRANEL/REY Brigitte (PU-PH)
HARLE Jean-Robert (PU-PH)
ROSSI Pascal (PU-PH)
SCHLEINITZ Nicolas (PU-PH)

BENYAMINE Audrey (MCU-PH)

HEMATOLOGIE ; TRANSFUSION *4701*

BLAISE Didier (PU-PH)
COSTELLO Régis (PU-PH)
CHIARONI Jacques (PU-PH)
GILBERT/ALESSI Marie-Christine (PU-PH)
MORANGE Pierre-Emmanuel (PU-PH)
VEY Norbert (PU-PH)

DEVILLIER Raynier (MCU PH)
GELSI/BOYER Véronique (MCU-PH)
LAFAGE/POCHITALOFF-HUVALE Marina (MCU-PH)
LOOSVELD Marie (MCU-PH)
SUCHON Pierre (MCU-PH)

POGGI Marjorie (MCF) (64ème section)

MEDECINE LEGALE ET DROIT DE LA SANTE *4603*

BARTOLI Christophe (PU-PH)
LEONETTI Georges (PU-PH)
PELISSIER-ALICOT Anne-Laure (PU-PH)
PIERCECCHI-MARTI Marie-Dominique (PU-PH)

TUCHTAN-TORRENTS Lucile (MCU-PH)

BERLAND Caroline (MCF) (1ère section)

MEDECINE PHYSIQUE ET DE READAPTATION *4905*

BENSOUSSAN Laurent (PU-PH)
VITON Jean-Michel (PU-PH)

MEDECINE ET SANTE AU TRAVAIL *4602*

LEHUCHER/MICHEL Marie-Pascale (PU-PH)

SARI/MINODIER Irène (MCU-PH)

MEDECINE GENERALE *5303*

GENTILE Gaëtan (PR Méd. Gén. Temps plein)

CASANOVA Ludovic (MCF Méd. Gén. Temps plein)

GUIDA Pierre (PR associé Méd. Gén. à mi-temps) retraite au 25/09/2(

BARGIER Jacques (MCF associé Méd. Gén. À mi-temps)
CALVET-MONTREDON Céline (MCF associé Méd. Gén. à temps plein)
FORTE Jenny (MCF associé Méd. Gén. À mi-temps)
JANCZEWSKI Aurélie (MCF associé Méd. Gén. À mi-temps)
NUSSLI Nicolas (MCF associé Méd. Gén. À mi-temps)
ROUSSEAU-DURAND Raphaëlle (MCF associé Méd. Gén. À mi-temps)
THERY Didier (MCF associé Méd. Gén. À mi-temps) (nomination au 1/

NUTRITION *4404*

DARMON Patrice (PU-PH)
RACCAH Denis (PU-PH)
VALERO René (PU-PH)

ATLAN Catherine (MCU-PH) disponibilité
BELIARD Sophie (MCU-PH)

MARANINCHI Marie (MCF) (66ème section)

ONCOLOGIE 65 (BIOLOGIE CELLULAIRE)

CHABANNON Christian (PR) (66ème section)
SOBOL Hagay (PR) (65ème section)

OPHTALMOLOGIE *5502*

DAVID Thierry (PU-PH)
DENIS Danièle (PU-PH)

OTO-RHINO-LARYNGOLOGIE *5501*

DESSI Patrick (PU-PH)
FAKHRY Nicolas (PU-PH)
GIOVANNI Antoine (PU-PH)
LAVIEILLE Jean-Pierre (PU-PH)
MICHEL Justin (PU-PH)
NICOLLAS Richard (PU-PH)
TRIGLIA Jean-Michel (PU-PH)

RADULESCO Thomas (MCU-PH)

REVIS Joana (PAST) (Orthophonie) (7ème Section)

NEPHROLOGIE *5203*

BRUNET Philippe (PU-PH)
BURTEY Stépahne (PU-PH)
DUSSOL Bertrand (PU-PH)
JOURDE CHICHE Noémie (PU PH)
MOAL Valérie (PU-PH)

ROBERT Thomas (MCU-PH)

NEUROCHIRURGIE *4902*

DUFOUR Henry (PU-PH)
FUENTES Stéphane (PU-PH)
REGIS Jean (PU-PH)
ROCHE Pierre-Hugues (PU-PH)
SCAVARDA Didier (PU-PH)

CARRON Romain (MCU PH)
GRAILLON Thomas (MCU PH)

NEUROLOGIE *4901*

ATTARIAN Sharham (PU PH)
AUDOIN Bertrand (PU-PH)
AZULAY Jean-Philippe (PU-PH)
CECCALDI Mathieu (PU-PH)
EUSEBIO Alexandre (PU-PH)
FELICIAN Olivier (PU-PH)
PELLETIER Jean (PU-PH)

MAAROUF Adil (MCU-PH)

PEDOPSYCHIATRIE; ADDICTOLOGIE *4904*

DA FONSECA David (PU-PH)
POINSO François (PU-PH)

GUIVARCH Jokthan (MCU-PH)

PHARMACOLOGIE FONDAMENTALE - PHARMACOLOGIE CLINIQUE; ADDICTOLOGIE *4803*

BLIN Olivier (PU-PH)
MICALLEF/ROLL Joëlle (PU-PH)
SIMON Nicolas (PU-PH)

BOULAMERY Audrey (MCU-PH)

PARASITOLOGIE ET MYCOLOGIE *4502*

RANQUE Stéphane (PU-PH)

CASSAGNE Carole (MCU-PH)
L'OLLIVIER Coralie (MCU-PH)
TOGA Isabelle (MCU-PH)

PEDIATRIE *5401*

ANDRE Nicolas (PU-PH)
BARLOGIS Vincent (PU-PH)
CHAMBOST Hervé (PU-PH)
DUBUS Jean-Christophe (PU-PH)
FABRE Alexandre (PU-PH)
GIRAUD/CHABROL Brigitte (PU-PH)
MICHEL Gérard (PU-PH)
MILH Mathieu (PU-PH)
OVAERT-REGGIO Caroline (PU-PH)
REYNAUD Rachel (PU-PH)
TSIMARATOS Michel (PU-PH)

TOSELLO Barthélémy (MCU-PH)

PSYCHIATRIE D'ADULTES ; ADDICTOLOGIE *4903*

BAILLY Daniel (PU-PH)
LANCON Christophe (PU-PH)
NAUDIN Jean (PU-PH)
RICHIERI Raphaëlle (PU-PH)

CERMOLACCE Michel (MCU-PH)

PSYCHOLOGIE - PSYCHOLOGIE CLINIQUE, PCYCHOLOGIE SOCIALE *16*

AGHABABIAN Valérie (PR)

LAZZAROTTO Sébastien (MAST)

RADIOLOGIE ET IMAGERIE MEDICALE *4302*

BARTOLI Jean-Michel (PU-PH)
CHAGNAUD Christophe (PU-PH)
CHAUMOITRE Kathia (PU-PH)
GIRARD Nadine (PU-PH)
JACQUIER Alexis (PU-PH)
MOULIN Guy (PU-PH)
PANUEL Michel (PU-PH) surnombre
PETIT Philippe (PU-PH)
VAROQUAUX Arthur Damien (PU-PH)
VIDAL Vincent (PU-PH)

STELLMANN Jan-Patrick (MCU-PH)

REANIMATION MEDICALE ; MEDECINE URGENCE *4802*

GAINNIER Marc (PU-PH)
GERBEAUX Patrick (PU-PH)
PAPAZIAN Laurent (PU-PH)
ROCH Antoine (PU-PH)

HRAIECH Sami (MCU-PH)

PHILOSOPHIE *17*

LE COZ Pierre (PR) (17ème section)

MATHIEU Marion (MAST)

PHYSIOLOGIE *4402*

BARTOLOMEI Fabrice (PU-PH)
BREGEON Fabienne (PU-PH)
GABORIT Bénédicte (PU-PH)
MEYER/DUTOUR Anne (PU-PH)
TREBUCHON/DA FONSECA Agnès (PU-PH)

BONINI Francesca (MCU-PH)
BOULLU/CIOCCA Sandrine (MCU-PH)
DADOUN Frédéric (MCU-PH) (disponibilité)
DELLIAUX Stéphane (MCU-PH)
LAGARDE Stanislas (MCU-PH)

RUEL Jérôme (MCF) (69ème section)
THIRION Sylvie (MCF) (66ème section)

PNEUMOLOGIE; ADDICTOLOGIE *5101*

ASTOUL Philippe (PU-PH)
BARLESI Fabrice (PU-PH)
CHANEZ Pascal (PU-PH)

GREILLIER Laurent (PU PH)
REYNAUD/GAUBERT Martine (PU-PH)

TOMASINI Pascale (MCU-PH)

RHUMATOLOGIE *5001*

GUIS Sandrine (PU-PH)
LAFFORGUE Pierre (PU-PH)
PHAM Thao (PU-PH)
ROUDIER Jean (PU-PH)

THERAPEUTIQUE; MEDECINE D'URGENCE; ADDICTOLOGIE *4804*

AMBROSI Pierre (PU-PH)
VILLANI Patrick (PU-PH)

DAUMAS Aurélie (MCU-PH)

UROLOGIE *5204*

BASTIDE Cyrille (PU-PH)
KARSENTY Gilles (PU-PH)
LECHEVALLIER Eric (PU-PH)
ROSSI Dominique (PU-PH)

Remerciements

A notre Maître et Président du jury,

Monsieur le Professeur Alexis JACQUIER, merci de me faire l'honneur de présider ce jury de thèse. Merci pour votre disponibilité et votre proximité avec les internes. Vous m'avez accordée votre confiance et j'espère être à la hauteur de votre exigence. Soyez assuré de ma reconnaissance et de mon profond respect.

A nos Maîtres et Juges,

Monsieur le Docteur Guillaume LOUIS, merci pour ton apprentissage, pour ton aide précieuse et tes encouragements. Tu as toujours su me soutenir et particulièrement dans les moments plus difficiles. Merci de m'avoir confié ce sujet de thèse et de m'avoir accompagnée dans ce travail. Tu as toute ma reconnaissance et mon respect.

Monsieur le Professeur Vincent VIDAL, merci de me faire l'honneur de juger ce travail. Vous faites rayonner la radiologie interventionnelle et êtes la fierté de notre ville à travers le monde. Votre créativité et votre esprit d'initiative sont un modèle pour tous les internes. Soyez assuré de ma reconnaissance et de mon profond respect.

Monsieur le Docteur Julian TOUATI, je suis très heureuse et touchée que tu aies accepté de faire partie de ce jury. Merci pour tes précieux conseils, ta patience, ta gentillesse, tes connaissances et tes nombreuses qualités. Tu es sans aucun doute un excellent radiologue mais surtout quelqu'un sur qui l'on peut compter et un exemple pour les internes qui croisent ta route :) Best boss ever ;)

A notre membre du Jury,

Monsieur Badih GHATTAS, merci de me faire l'honneur de juger ce travail. Votre expertise en Intelligence Artificielle a été déterminante dans cette collaboration. J'espère que la collaboration entre nos deux services se poursuivra bien au-delà de ce travail. Soyez assuré de ma reconnaissance et de mon profond respect.

Pour votre enseignement,

Aux Professeurs J-M. BARTOLI, K. CHAUMOITRE, M. PANUEL, C. CHAGNAUD, A. VAROQUAUX, N. GIRARD, G. MOULIN, P. CHAMPSAUR, T. LE CORROLER, P. PETIT, J-Y. GAUBERT.

A tous mes Maîtres des Hôpitaux de Marseille, des CHU Nord, Conception, du BMT. A Alex le S en particulier, qui a rendu ces 6 mois au BMT inoubliables. A Stephi, à la fois en pédiatrie avec Lolo ou en neuro, la journée est toujours plus rigolote si tu es là :), à Ana pour ta gentillesse, à Rémi. A tous ceux qui ont été mes assistants que ce soit en stage ou en garde : Julien, Elsa, Paul H, Marie, Farouk, Basile, Ugo, Xavier, Aurélie, Charlotte, Samia, Seb, Robin, Pierre, Mika, Laure, Alexia, Clem, François P, François A, Camille, Paul K, Lisa, Dara, Justine, Axel, Max, Capucine, Firdaouss, Benoit, Pierre-Yves. A tous les chefs de radiologie qui ont croisé ma route.

Aux radiologues des HIA Saint-Anne et Laveran, et de l'Institut Paoli-Calmettes.

Une pensée aux radiologues et internes de l'Hôpital de la Croix Rousse à Lyon qui m'ont à l'époque fait découvrir et aimer cette merveilleuse spécialité.

A tous les manipulateurs radio, et à tout le personnel des différents services de radiologie avec qui j'ai eu la chance de travailler.

Aux patients, qui sont la première raison pour laquelle nous faisons ce métier.

A ma famille,

A mes parents, Michèle et Philippe, merci d'avoir veillé sur moi et de m'avoir soutenue depuis toujours. Je ne serais pas ici aujourd'hui sans vous. Vous êtes des parents et amis formidables. Merci pour tout. Je vous aime.

A mes frères, François et Guillaume, enfin tous dans le sud ! ☺ Je suis fière de vous et vous souhaite tout le bonheur que vous méritez, je vous aime.

A Malik, Dani et Thomas, vous faites partie de la famille.

Aux amis de la famille, et en particulier à nos amis libanais, à Isabel et Bernard, aux familles Pontier et Bonnier, A Jean et Marie.

A mes oncles, tantes et cousins, de France, de Californie ou du Liban.

A ma belle-famille Sarah et Marc, Tom (merci de nous avoir fourni les articles !), Jérémie, Marguerite.

A mes amis,

A Charlotte et Claire, mes témoins et amies en or, merci pour toutes ces années, tous ces bons moments. Pour votre amitié et votre soutien, votre présence dans les moments difficiles comme dans les moments de bonheur, les moments importants de la vie… Quelle chance de vous avoir. Je serai toujours là pour vous.

Et A Guillaume et François (quel bon duo de prénoms décidément, c'est forcément un signe ;)).

A Thérèse et Emmanuelle, mes plus vielles amies depuis la maternelle, dis-donc !

A Nico, pour tous ces souvenirs à, Montélimar et Lyon, et tous ces covoiturages :)

A la team lyonnaise, Céline et Thomas, Justine et Paul, Anaïs et Steven, Julia et Loïc, Fanny et André, Yohan et Laïa, Antoine et Léa, Guillaume et Marion, Théo et Alex, Florian et Camille, Fiona et Mich, Charlotte et Guillaume, Emilie, Manon, Anne, Emma. A toutes ces années d'externat, ces après-midis dans les pelouses de Grange Blanche, ces repas au RU, ces soirées médecine, ces WEI, à toutes nos vacances et tous nos bons moments, et à tous les prochains pendant de longues années je l'espère… ☺

A ma famille marseillaise, les S, les fratés, les soclos, les approndidos,

Quelle chance de vous avoir, en quittant Lyon je ne pouvais pas rêver d'une meilleure promo.

A Léa, le S, Léate, notre vraie marseillaise, un chouïa fada quand même ;), tu as brillamment ouvert le bal des thèses, et tu as ensoleillé notre internat et nos soirées avec ta joie et ta bonne humeur. Reviens asap stp :)

A Antoine et Julien, la team Bricorama, (y'a pas de panneau ?!), tic et tac, merci d'avoir été les papas de la promo (surtout Julien), d'avoir été nos confidents, et quel plaisir d'avoir partagé ces 3 mois de BMT avec vous, c'était excellent ;)

A Blandine (ou blandchine), miss potins, miss crush sur les chefs (oups), merci de nous faire tant rire, tu apportes du piquant à cette promo :)

A AMC et Sivadji nos réunionnais préférés, merci pour tous ces rhums arrangés ! AMC mon acolyte à nos débuts en tant que « socles », je suis bien contente que tu sois resté à la tête de cette promo :) Sivadji merci pour ta gentillesse, j'admire ton calme à toute épreuve, grande qualité pour une belle carrière de NRI que je te souhaite… :)

A Laurent, mon binôme de pédiatrie, merci pour ta bienveillance, ton soutien et ton aide précieuse. Je suis contente d'avoir été ta co-interne dans toutes ces aventures ☺

A Quentin, notre militaire préféré et mon futur collègue je l'espère :)

A Timothé et Abdelmajid, qui feront toujours partie de la promo :)

A Marie C et Marie D, qui ont rejoint cette promo :) A Fred, Laura et Marine.

***Aux internes (et anciens internes) de radiologie marseillais*,**

Merci pour toutes ces années passées à vos côtés, pour toutes ces gardes, toutes ces aprèm au « scan des urg », toutes les galères partagées, mais aussi toutes ces thèses, apéros AMIR, cabanes des Amis, parties de pétanque… Quelle ambiance de folie jamais égalée. Vous êtes le sang.

A Remzyyy si tu n'étais pas là il faudrait t'inventer !, Lilia ma maman à Nord ☺, Max et Mika nos tic et tac, Dibi boumboumboumboum, Geoffrey le toulonnais, Christopher et Géraldine les futurs militaires, les deux Thomas V et Thomas L, Stoppi qui a presque fait partie de notre promo ☺, Rivious notre future maman, Kawtar ma co-thésarde, on aura vécu les dernières galères ensemble ;), Matthieu pour ton aide pendant les échos de cheville ;), Clara, Clo-clo notre fo-folle préférée, Morgane et Maxime et leurs recommandations culinaires, Idddchir khati la star, Farah, Ahmed, Mathias, Cécile, Baptiste, Arnaud, Louis-zé, Hecki ou John, Melanight, Noëline, Antoine, JF, Momo, Benjamin, Consti, Romain, JP, Oinis, Baptiste L, à tous les nouveaux et aux plus anciens :)

A Nathan, mon mari,

Merci pour ton amour, ton soutien et ton immense aide dans ce travail. J'ai énormément de chance de t'avoir. A la vie qu'on a devant nous. Je t'aime pour toujours.

A tous ceux que j'oublie.

A la radiologie, quelle chance de faire partie de cette famille.

Table des matières

Abréviations 2

Résumé 3

Introduction 4

Première partie : Applications actuelles des réseaux de neurones pour l'étude des lésions hépatiques en IRM : revue systématique de la littérature 6

Matériels et méthodes 7
Revue de la littérature 7
Critères d'inclusion et d'exclusion 7
Extraction de données 7
Objectifs primaire et secondaires de l'étude 7

Résultats 9
Recherche sur la base de données 9
Caractéristiques des études 9
Préparation des données d'entrée dans le réseau de neurones 11
Vérité terrain 11
Caractéristiques des réseaux de neurones 12
Résultats 15
Résultats appliqués à la détection et à la caractérisation des lésions en radiologie 16

Discussion 17
Optimisation du réseau de neurones 17
Exigence diagnostique et thérapeutique en imagerie médicale 18
Gain de temps 18
Détection des lésions 19
Limitation du recours aux produits de contraste 19
Limites de l'intégration des réseaux de neurones en pratique quotidienne 20
Applications pratiques et idées futures 20
Limites de l'étude 21

Deuxième partie : Applications actuelles des réseaux de neurones pour l'étude des lésions hépatiques en IRM : étude préliminaire dans notre centre 22

Matériels et méthodes 23
Recrutement des examens 23
Sélection des cas et établissement de la « vérité terrain » 23
Traitement des images 23
Comptes-rendus radiologiques 25
Caractéristiques du réseau 25
Modèles 25

Résultats 28

Discussion 32
Performances du réseau 32
Perspectives 33
Limites de l'étude 33

Conclusion 34

Références 35

Abréviations

CCR	cancer colo-rectal
CHC	carcinome hépato-cellulaire
DCS	dice similarity coefficient
DICOM	digital imaging and communication in medicine
HNF	hyperplasie nodulaire et focale
IRM	imagerie par résonance magnétique
KDIGO	kidney disease: improving global outcomes
LCS	liquide cérébro-spinal
LIRADS	liver imaging reporting and data system
NC	non connu
NMFP	nombre moyen de faux positifs
PACS	picture archiving and communication system
PRISMA	preferred reporting items for systematic reviews and meta-analyses
ReLU	rectified linear unit
ResNet	residual network
ROI	region of interest
Se	sensibilité
Sp	spécificité
TNE	tumeur neuro-endocrine
VGG	visual geometry group
VPP	valeur prédictive positive

Résumé

Contexte. Les réseaux de neurones deviennent progressivement une aide à la détection des lésions en imagerie médicale dans le but de gagner du temps sur des tâches simples et répétitives. Leur application en imagerie par résonance magnétique reste un challenge car il s'agit d'une modalité comportant de nombreuses séquences différentes, chaque séquence étant constituée de plusieurs coupes successives. Les objectifs de ce travail sont **1)** de dresser un état des lieux de l'avancée des réseaux de neurones pour l'étude des lésions hépatiques en IRM **2)** de rapporter les résultats préliminaires de la caractérisation des lésions hépatiques par intelligence artificielle développée dans le service.

Matériels et méthodes. Nous avons conduit une revue systématique centrée sur les réseaux de neurones appliqués aux lésions hépatiques en IRM sur la base de données Medline, en accord avec les recommandations PRISMA. Réalisation d'une étude préliminaire dans notre centre.

Résultats. La recherche Medline a rapporté 98 articles dont 17 ont été retenus après lecture complète du texte. Les études portaient sur la détection de lésions (4/17, 24%), la caractérisation des lésions 5/17, 28%), la détection et la caractérisation (1/17, 6%), la prédiction du grade histologique de carcinome hépato-cellulaire (4/17, 24%) ou la classification LIRADS (3/17, 18%). La majorité des études (16/17, 94%) nécessitait de fournir au logiciel une région centrée manuellement sur la lésion. Les auteurs ont utilisé des réseaux de neurones convolutifs, avec une configuration 3D dans 41% des cas (7/17). Concernant la sensibilité sur l'échantillon test, 33% (5/15) des réseaux faisaient au moins une erreur toutes les 10 lésions et 60% (9/15) au moins une erreur toutes les 50 lésions. Cela montait à 75% (3/4) et 100% (4/4) sur l'échantillon validation. Concernant la précision (sensibilité + spécificité), 69% (9/13) des réseaux faisaient au moins une erreur toutes les dix lésions et 100% (13/13) au moins une erreur toutes les 50 lésions.

Conclusion. L'application des réseaux de neurones à la détection et la caractérisation de lésions hépatiques en IRM ouvre de nouveaux horizons. Ces logiciels pourraient à terme faciliter le travail du radiologue, par exemple en détectant automatiquement les lésions hépatiques et en proposant une aide au diagnostic et un grading des lésions. Les résultats de ces travaux préliminaires n'atteignent pas encore les standards exigés en radiologie et sont dépendants d'un important pré-traitement manuel des images.

Mots-clés : Intelligence Artificielle, IRM hépatique, lésion hépatique, réseaux de neurones, deep-learning.

Introduction

Le cancer du foie est la 13ème néoplasie la plus fréquente dans le monde avec un sex-ratio homme-femme de 3/1.[1] Les métastases siègent toujours au premier rang des tumeurs malignes intrahépatiques même si le carcinome hépato-cellulaire (CHC) demeure la tumeur hépatique primitive la plus fréquente avec une incidence en perpétuelle augmentation.[2] Le pronostic du CHC demeure sombre malgré les possibilités thérapeutiques modernes telles que la chimio-embolisation, la radiofréquence et l'immunothérapie,[3,4]. En effet, le cancer du foie demeure la 6ème néoplasie en terme de mortalité soulignant l'importance d'un diagnostic précoce.[1] Depuis les années 2010, l'imagerie médicale permet progressivement de s'affranchir d'une biopsie diagnostique dans de nombreux cas de CHC, et notamment sur foie de cirrhose déjà prouvée en anatomopathologie.[5,6] Cependant, il existe plusieurs autres tumeurs hépatiques bénignes et fréquentes, telles que les kystes et les angiomes, dont le diagnostic est éminemment radiologique et ne doit pas reposer sur une biopsie, qui reste un geste invasif avec de potentiels effets indésirables graves tels qu'une hémorragie.[7] La caractérisation radiologique des tumeurs hépatiques se fait préférentiellement en imagerie par résonance magnétique (IRM) car cette modalité d'imagerie apporte à la fois des informations morphologiques, de signal et de rehaussement après injection de produit de contraste. La prise en charge et le suivi radiologique de patients porteurs d'un CHC se fait le plus souvent dans des centres de référence qui disposent d'un service d'imagerie médicale spécialisé en imagerie digestive. Cependant, la démarche diagnostique devant une masse hépatique est un problème quotidien pour tout radiologie ayant une activité d'IRM. Les outils d'intelligence artificielle révolutionnent nos pratiques et ont la possibilité d'améliorer le travail du radiologue dans sa pratique.

L'intelligence artificielle, et en particulier les algorithmes de réseaux de neurones ou « deep learning », peuvent trouver leur place dans ce challenge diagnostique. En effet, les applications concrètes des réseaux de neurones se sont récemment diversifiées en médecine, et notamment en imagerie médicale où plusieurs logiciels d'aide au diagnostic ont vu le jour au cours de ces dernières années.[8] Certains logiciels sont d'ailleurs déjà disponibles dans la pratique quotidienne, par exemple pour la détection de nodules pulmonaires.[9] Cependant, la plupart de ces logiciels d'aide au diagnostic concernent la radiographie standard[10] ou le scanner,[9] et la place des réseaux de neurones est peu développée en IRM. Pour autant, ceux-ci pourraient se révéler prometteurs dans l'aide à la détection précoce et la caractérisation des différentes lésions hépatiques.

Les objectifs de notre cette étude sont **1)** de dresser un état des lieux de l'avancée des réseaux de neurones dans la détection et la caractérisation des lésions hépatiques en IRM, **2)** de mettre en avant les résultats préliminaires de la caractérisation des lésions hépatiques en IRM par l'algorithme d'intelligence artificielle développé dans le service de radiologie de l'Hôpital Universitaire la Timone adultes et l'Institut de Mathématiques de l'Université Aix-Marseille.

.

Première partie

Applications actuelles des réseaux de neurones pour l'étude des lésions hépatiques en IRM :

revue systématique de la littérature

Matériels et méthodes

Revue de la littérature

Nous avons mené une revue systématique de la littérature à partir de la base de données Medline (https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/) depuis sa création jusqu'à juillet 2021, sur l'étude de lésions hépatiques en IRM à l'aide du deep learning. Nous avons utilisé le mode de recherche avancé avec les associations suivantes de termes de recherche MeSH : « liver » et « MRI » et « deep learning ».

Critères d'inclusion et d'exclusion

Tous les articles ayant élaboré un réseau de neurones pour l'étude de lésions hépatiques en IRM ont été inclus, que ce soit pour la détection, la caractérisation, la classification selon LIRADS, ou la prédiction du grade histologique des lésions.

Ont été exclus les articles qui traitaient du parenchyme hépatique en IRM dans sa globalité, à savoir l'étude de la fibrose hépatique ou la segmentation du foie, les articles étudiant les lésions hépatiques en échographie ou en scanner, les articles qui ne traitaient pas directement du sujet et les articles non disponibles sur Internet malgré leur indexation dans la base de données Medline.

Extraction de données

Tous les articles inclus dans l'analyse quantitative ont été examinés de manière systématique et les informations suivantes ont été extraites selon un plan prédéfini : auteur et année de publication, type d'étude, objectif de l'étude, nombre de patients, nombre de lésions, augmentation des données, vérité-terrain, modalité d'imagerie, séquences IRM utilisées, données d'entrée du réseau de neurones, type de réseau de neurones, architecture du réseau de neurones, type de carte graphique, logiciel utilisé, algorithme d'optimisation, vérité-terrain utilisée pour le réseau de neurones, répartition des données pour l'apprentissage du réseau de neurones, faux positifs, meilleur résultat atteint par le réseau de neurones. Ce travail a été conduit selon les règles du Preferred Reporting Items for Systematic reviews and Meta-Analyses. [12]

Objectifs primaire et secondaires de l'étude

L'objectif principal de cette étude était de faire le point sur la capacité actuelle des réseaux de neurones à être une assistance en pratique clinique concernant la détection ou la caractérisation des lésions hépatiques en IRM. Les objectifs secondaires étaient de réaliser une évaluation objective de l'avancée des travaux en deep learning dans un domaine radiologique spécifique, ici les tumeurs hépatiques en IRM, et de soulever les limites des réseaux de neurones dans l'analyse d'images afin d'en tirer de futures pistes de recherche.

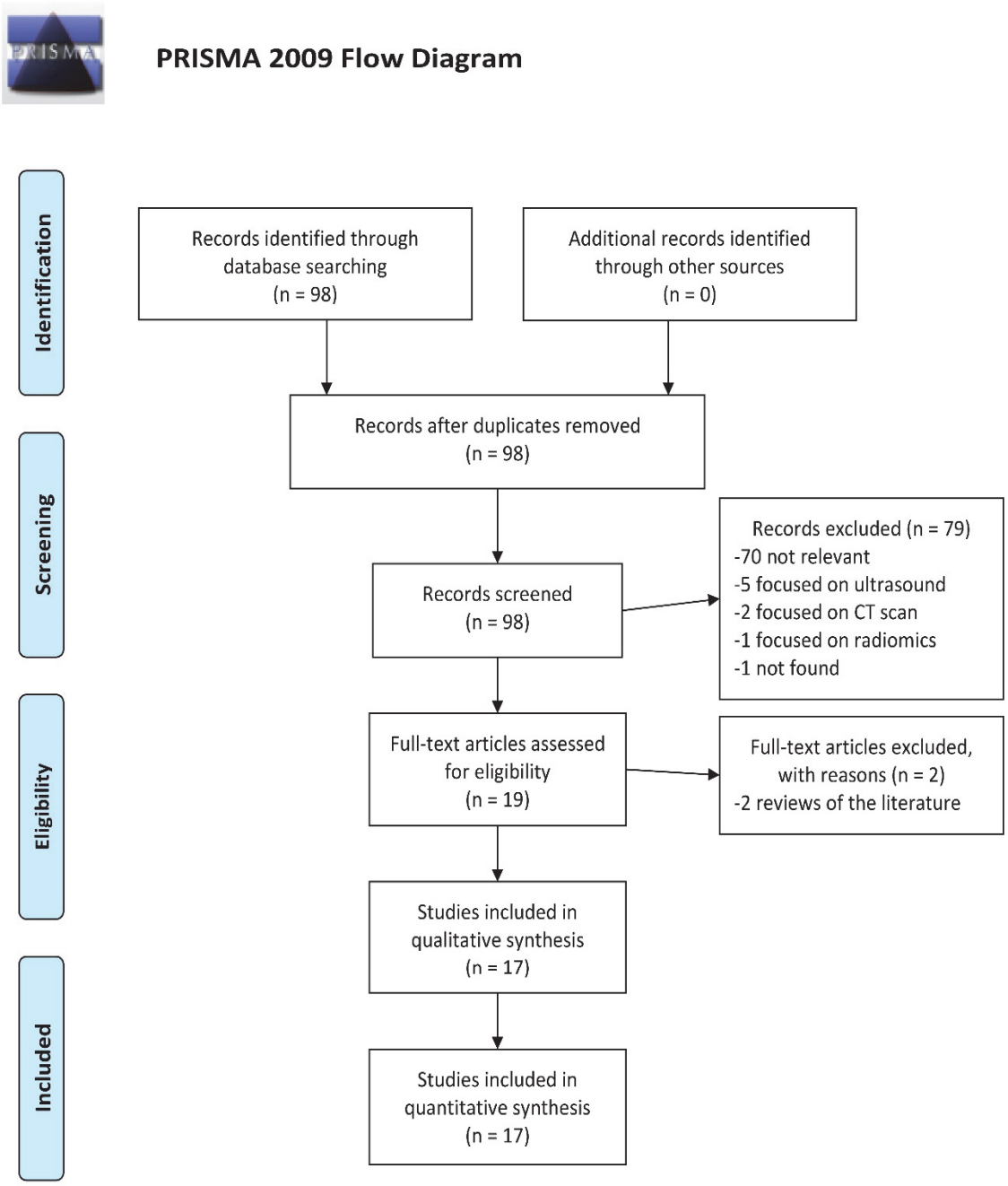


Figure 1. Revue systématique sur la base de données Medline concernant les réseaux de neurones appliqués aux lésions hépatiques en IRM : organigramme PRISMA

Résultats

Recherche sur la base de données

La recherche initiale sur la plateforme Medline a recensé 98 articles. Après lecture du résumé, 79 articles remplissaient les critères d'exclusion : 70 n'étaient pas directement reliés au sujet, cinq s'intéressaient à l'étude des lésions hépatiques en échographie, deux à l'étude des lésions en scanner, un portait sur les radiomics, et enfin un article n'a pas été trouvé sur Internet malgré son indexation sur la plateforme Medline. Parmi les 19 travaux restants, deux ont été exclus après lecture du texte car s'avéraient être des revues de la littérature. Finalement, 17 articles exploitables ayant créé un réseau de neurones pour l'étude de lésions hépatiques en IRM ont été inclus dans l'étude quantitative (Fig.1).

Caractéristiques des études

Toutes les études incluses étaient récentes : sept ont été publiées en 2019,[11–17] cinq en 2020[18–22] et cinq en 2021.[23–27] Elles étaient toutes rétrospectives. Douze études (71%) étaient monocentriques et cinq (29%) étaient multicentriques. Les objectifs des études étaient hétérogènes : quatre études (24%) concernaient la détection de lésions, cinq études (28%) avaient pour but de caractériser ou de différentier les lésions, une étude (6%) portait à la fois sur la détection et la caractérisation des lésions, quatre études (24%) avaient pour but de prédire le grade histologique du CHC, enfin trois études (18%) classifiaient les lésions hépatiques dans le système Liver Imaging Reporting and Data System (LI-RADS). Trois études (18%) incluaient moins de 60 patients, deux études (12%) incluaient entre 60 et 100 patients, huit études (47%) incluaient entre 101 et 300 patients, enfin trois études (18%) incluaient plus de 300 patients dont une comptant 1411 patients. Concernant le nombre de lésions, trois études (18%) comptaient mois de 100 lésions, quatre études (24%) comptaient entre 101 et 400 lésions, quatre études (24%) comptaient plus de 400 lésions et jusqu'à 691 lésions au maximum ; six études (35%) ne précisaient pas le nombre de lésions. Les examens radiologiques ont été menés sur des IRM 1,5 ou 3 Tesla (Tableau 1.1).

Tableau 1.1 Réseaux de neurones appliqués aux lésions hépatiques en IRM : revue systématique sur la base de données Medline.

Année auteur	Type d'étude rétrospective	Objectif	Nbre de patients	Nombre de lésions	Augmentation des données	Vérité terrain (caractérisation lesions)	Modalité d'imagerie
2020 Goehler	Monocentrique	Détection metastases neuro-endocrines	64 x 2	691	Non	Diagnostic radiologique	IRM
2019 Jansen	Monocentrique	Détection métastases (tumeur colorectale, neuro-endocrine, gastro-intestinale autre, sein)	72	420	Oui	Diagnostic radiologique	IRM
2020 Zhen	Multicentrique	Diagnostic de tumeurs hépatiques (kyste, hémangiome, HNF, autres nodules bénins, CHC, métastases, autres tumeurs malignes hépatiques primaires autres que CHC)	1411		Oui	Anatomopathologie	IRM 1.5 and 3T
2020 Bousabarah	Monocentrique	Détection CHC	174	231	Oui	-CHC LIRADS 5 -Anatomopathologie	IRM 1.5 and 3T
2020 Kim	Multicentrique	Détection CHC	455		Oui (x8)	Anatomopathologie	NC
2021 Oestmann	Monocentrique	Différencier CHC et autres lésions non-CHC	118	150	Oui (x100)	Anatomopathologie	IRM 1.5 and 3T
2021 Takenaga	Monocentrique	Détection et classification lésions (CHC, métastase, hémangiome, kyste, cicatrice post-thérapeutique)	184	184	Oui	Diagnostic radiologique	IRM 1.5 and 3T
2019 Trivizakis	Monocentrique	Différencier tumeurs primaires et métastases	130		Oui (x10)	Diagnostic radiologique	IRM 3T
2019 Hamm	Monocentrique	Classification lésions hépatiques (kyste, hémangiome, HNF, CHC, cholangio-carcinome, métastase CRC)	296	494	Oui (x100)	Diagnostic radiologique	IRM 1.5 and 3T
2019 Wang	Monocentrique	Caractéristiques lésions	296		Oui (x100)	Diagnostic radiologique	IRM 1.5 and 3T
2021 Wu	Monocentrique	Gradation LIRADS 4-5 versus 3	59	89	Oui (x7)	Diagnostic radiologique	NC
2020 Yamashita	Multicentrique	Gradation LIRADS	195		Oui	Diagnostic radiologique	NC
2021 Sheng	Multicentrique	Gradation LIRADS	510	510	Oui	Diagnostic radiologique	IRM 1.5T and 3T
2021 Jia	Monocentrique	Gradation CHC OMS	59	60	Oui	Anatomopathologie grade d'OMS	IRM 3T
2019 Jian	Monocentrique	Gradation CHC sur IRM non injectée	112	115	Oui (x125)	Anatomopathologie Grade d'Edmonson	IRM 3T
2019 Yang	Monocentrique	Gradation CHC	42	51	Oui (x8)	Anatomopathologie	IRM 3T
2019 Zhou	Multicentrique	Gradation HCC	75		Oui (x15)	Anatomopathologie grade d'Edmonson	NC

Préparation des données d'entrée dans le réseau de neurones

Les critères d'exclusion étaient les imageries incomplètes,[18,20,23,24] les examens de mauvaise qualité[16,20,22] ou avec des artéfacts de mouvement,[14,16,18–20] les lésions préalablement traitées[14,16,18–20,22,24] et celles ayant régressé après traitement,[14,24] les CHC infiltrants ou mal définis[18], les lésions inflammatoires,[22] enfin les lésions atypiques.[14] Seize études (94%) ont utilisé les séquences T1 dynamique avec injection de gadolinium. Trois d'entre elles (18%) ont également utilisé d'autres séquences (T2, T1 *in* et *out of phase*, diffusion). A noter qu'une étude (6%) n'a utilisé que la séquence de diffusion. Dix études (59%) ont procédé à l'enregistrement (registration) ou « recalage » des images afin de faire correspondre les principaux points anatomiques entre les différentes séquences.[11,13–15,18,19,21,24,26,27] Seize études (94%) ont utilisé un procédé d'augmentation des données, et cette information était manquante dans un cas (6%). Ce procédé informatique consistait en une rotation d'images,[13–17,20,22–27] une translation ou une transposition,[14–17,23–25] un retournement horizontal ou vertical,[13–17,22,23,27] un zoom,[19,20,26] un changement d'échelle,[14,15,22,25] une déformation,[13] une modulation d'intensité lumineuse,[13–15,19] une modulation de contraste,[14,15,20,22,26] enfin un découpage.[22] Cela a permis de multiplier le nombre d'images « positives », c'est-à-dire contenant au moins une lésion, d'un facteur huit à un facteur 125. Enfin, pour 16 études (94%), un ou plusieurs radiologues ont délimité manuellement les coupes IRM autour des lésions avant de les entrer dans le réseau : il s'agissait d'une région d'intérêt (Region of Interest, ROI) dans 10 cas (59%) ou d'une délimitation précise de la lésion, autrement dit une « segmentation » de lésion, dans 6 cas (35%). Seule une étude (6%) a utilisé 30 coupes natives successives sans pré-traitement d'image ; à noter que dans cette étude, seules les séquences en diffusion ont été utilisées (Tableau 1.1)

Vérité terrain

Sept études (41%) se sont exclusivement basées sur le diagnostic anatomo-pathologique pour la vérité terrain, tandis que neuf études (53%) se sont exclusivement basées sur un diagnostic radiologique. Enfin une étude (6%) a considéré des critères soit radiologiques, soit anatomo-pathologiques.

Caractéristiques des réseaux de neurones

Concernant le type de réseaux, un réseau de neurones convolutif a été utilisé dans 16 articles (94%), avec une structure 3D dans 7 cas (41%). Une architecture type U-net a été appliquée dans trois réseaux (18%), une architecture VGG dans un réseau (6%), une architecture ResNet dans quatre réseaux (24%), une architecture AlexNet dans un cas (6%), et enfin DenseNet dans un cas également (6%). Les architectures U-net puis ResNet étaient appliquées l'une après l'autre dans deux réseaux (12%). L'Unité Linéaire Rectifiée (ReLU) était la fonction d'activation la plus utilisée pour les couches intermédiaires (n = 10, 59%). Les auteurs avaient recours à l'optimisateur *adaptative moment estimation* (Adam) dans 12 cas (71%), tandis que dans deux cas (12%) était simplement mentionnée l'utilisation de l'algorithme du gradient stochastique, et dans trois cas (18%) il n'était pas mentionné. L'outil d'apprentissage automatique Tensorflow (Google Brain®, Mountain View, Californie, États-Unis) était fréquemment utilisé (n = 9, 53%). Les auteurs avaient le plus souvent recours au langage de programmation Python (n = 11, 65%), généralement sous une version 3.5 ou ultérieure. L'unité de traitement graphique (graphic processus unit, GPU) la plus couramment utilisée était une GeForce GTX de génération minimum 1080 (Nvidia®, Santa Clara, Californie, États-Unis) (n = 9, 53%) (Tableau 1.2).

Tableau 1.2 Réseaux de neurones appliqués aux lésions hépatiques en IRM : revue systématique sur la base de données Medline.

Année auteur	Séquences	Données d'entrée	Type de réseau de neurones	Architecture du réseau	Unité de traitement graphique (GPU)	Bibliothèque	Optimisateur	Fonction d'activation	Vérité terrain inculquée au réseau	Entrainement-test-validation (pourcentage)	Faux positifs
2020 Goehler	T1 sans gadolinium T1 dyn gadolinium	Coupe segmentée	3D convolutional residual neural network	U-net architecture ResNet-18 blocks	NVIDIA GTX 2080 Ti	TensorFlow 1.13.1 Python 3.6	Adam		Segmentation manuelle 2D	70-24-6	
2019 Jansen	Diffusion T1 sans gadolinium T1 dyn gadolinium	T1 dyn gado segmentées DWI segmentées	Fully convolutional neural network	Fully convolutional Dual pathway			Adam	ReLU	Segmentation manuelle (1 interne + 1 radiologue expérimenté)	70-23-7	
2020 Zhen	T1 sans gadolinium T2 Diffusion T1 dyn gadolinium	Région d'intérêt T2	Convolutional residual neural network	Google Inception-ResNet V2 architecture		Keras 2.2.0 Tensorflow	Algorithme du gradient stochastique		-3 radiologues expérimentés -données cliniques	82-18-0	
2020 Bousabarah	T1 dyn gadolinium	9 coupes adjacentes d'intérêt	Deep convolutional residual neural network	U-net architecture	NVIDIA Tesla XP	TensorFlow Python	Adam		Segmentation manuelle 2D	70-15-15	
2020 Kim	T1 gadolinium T1 hépato-biliaire	Région d'intérêt	Fine-tuned convolutional neural network	Propre aux auteurs	GeForce GTX 1080Ti 8GB	TensorFlow 1.8.0	Adam	ReLU	Diagnostic 1 interne + 1 radiologue expérimenté	70-15-15	Vésicule biliaire, vaisseaux, coeur
2021 Oestmann	T1 sans gadolinium T1 dyn gadolinium	Image recadrée sur lésion	3D convolutional neural network	Propre aux auteurs	GeForce GTX 1060	Keras 2.2 Tensorflow Python 3.5	Adam		Diagnostic 1 interne + 1 radiologue expérimenté	93-7-0	
2021 Takenaga	T1 sans T1 dyn gadolinium	Volume d'intérêt	3D fully convolutional residual network	ResNet	Tesla P100	Pytorch 1.4.0	Adam	ReLU	1 radiologue expérimenté	54-23-23	Vésicule biliaire
2019 Trivizakis	Diffusion	30 coupes	3D convolutional neural network	Propre aux auteurs			Adam	ReLU		57-25-18	
2019 Hamm	T1 dyn gadolinium	Image recadrée sur lésion	Convolutional neural network	Propre aux auteurs	GeForce GTX1060	Keras 2.2 TensorFlow Python 3.5	Adam	ReLU	2 radiologues	88-12-0	

13

Année auteur	Séquences	Données d'entrée	Type de réseau de neurones	Architecture du réseau	Unité de traitement graphique (GPU)	Bibliothèque	Optimisateur	Fonction d'activation	Vérité terrain inculquée au réseau	Entrainement-test-validation (pourcentage)	Faux positifs
2019 Wang	T1 dyn gadolinium	Image recadrée sur lésion	Convolutional neural network	Propre aux auteurs	GeForce GTX1060	Python 3.5 Keras 2.2 TensorFlow	Adam	ReLU		70-30	
2021 Wu	T1 sans gadolinium T1 dyn gadolinium	Image recadrée sur lésion	Convolutional neural network	AlexNet	NVIDIA GeForce 2080Ti	Python 3.6		ReLU	1 radiologue	60-20-20	
2020 Yamashita	T1 sans gadolinium T1 dyn gadolinium	Image recadrée sur lésion	Convolutional neural network	VGG16 Propre aux auteurs		Keras Python 3.6.4			113 radiologues expérimentés	70-15-15	
2021 Sheng	T1 sans gadolium T1 dyn gadolinium	Région d'intérêt	3D convolutional neural network	U-net architecture ResNet	4 NVIDIA Titan Xp 12GB	PyTorch 1.4 Python 3.7	Adam	ReLU	3 radiologues expérimentés Image recadrée		
2021 Jia	T2 T1 in, T1 out T1 dyn gadolinium	Image avec plus grand diamètre dans chaque séquence	Multimodality-contribution-aware TripNet	Propre aux auteurs						66-33-0	
2019 Jian	T1 sans gadolinium T1 dyn gadolinium	Coupe segmentée	Convolutional neural network	Deeply-supervised net	GeForce GTX1080 8GB	Tensorflow	Adam			65-35-0	
2019 Yang	T1 sans gadolinium T1 dyn gadolinium	Volume d'intérêt	Multi-chanel fusion 3D convolutional neural network	Propre aux auteurs	NVIDIA GeForce GTX 1080	Python LTS	Adam	ReLU	2 radiologues expérimentés		
2019 Zhou	T1 dyn gadolinium	Région d'intérêt Délinéation tumeur	3D convolutional neural network	3D SE-DenseNet	NVIDIA GeForce GTX 1080 Ti	TensorFlow Python	Algorithme du gradient stochastique	ReLU	Délimination manuelle	80-20-0	

Légende : ReLU (rectified linear unit), ResNet (residual network), T1 dyn gadolinium (T1 après injection dynamique de gadolinium), VGG (visual geometry group). Le type de réseau ainsi que l'architecture de réseau ont été annotés selon leur nomenclature anglo-saxonne.

Résultats (Tableau 3, Tableau S1)

Cinq études (29%) s'intéressaient à la détection de lésions intra-hépatiques qui pouvaient être des CHC, des métastases de tumeurs primitives extra-hépatiques, des kystes, des angiomes ou des HNF. Les résultats atteints par les réseaux de neurones concernant la précision, la sensibilité sur l'échantillon test, la sensibilité sur l'échantillon validation et l'aire sous la courbe, en fonction du nombre croissant de lésions, étaient les suivants : Takenaga *et al.*, 184 lésions (0.79, 0.72, NC, NC), Bousabarah *et al.*, 231 lésions (NC, 0.75, 0.72, NC), Jansen *et al.*, 420 lésions (NC, 0.998, NC, NC), Goehler *et al.*, 691 lésions (0.88, 0.71, NC, NC), Kim *et al.*, 455 patients, nombre de lésions NC (0.937, 0.94, 0.87, 0.9).

Cinq études (28%) avaient pour but de caractériser ou différentier les lésions qui pouvaient être des CHC, des cholangiocarcinomes ou autres tumeurs primitives malignes intra-hépatiques, des métastases de tumeurs primitives extra-hépatiques, des kystes, angiomes ou HNF ou autres lésions bénignes intra-hépatiques. Les résultats atteints par les réseaux de neurones concernant la précision, la sensibilité sur l'échantillon test, la sensibilité sur l'échantillon validation et l'aire sous la courbe, en fonction du nombre croissant de lésions, étaient les suivants : Trivizakis *et al*., 130 patients, nombre de lésions NC (0.83, 0.93, NC, 0.80), Oestmann *et al.*, 150 lésions (0.873, 0.927, NC, 0.912), Hamm *et al*., 494 lésions (0.92, 0.92, 0.90, 0.992), Wang *et al.*, 494 lésions (NC, 1.00, NC, NC), Zhen *et al.*, 1411 patients, nombre de lésions NC (0.94, 1.00, NC, 0.99).

Quatre études (24%) avaient pour but de prédire le grade histologique du CHC. Les résultats atteints par les réseaux de neurones concernant la précision, la sensibilité sur l'échantillon test, la sensibilité sur l'échantillon validation et l'aire sous la courbe, en fonction du nombre croissant de lésions, étaient les suivants : Yang *et al*., 51 lésions (0.74, 0.97, NC, 0.96), Jia *et al.*, 60 lésions (0.84, 0.87, NC, NC), Zhou *et al.*, 75 patients, nombre de lésions NC (0.83, NC, NC, 0.83), Jian *et al.*, 115 lésions (0.80, 0.82, NC, 0.82).

Trois études (18%) classifiaient les lésions hépatiques selon LIRADS. Les résultats atteints par les réseaux de neurones concernant la précision, la sensibilité sur l'échantillon test, la sensibilité sur l'échantillon validation et l'aire sous la courbe, en fonction du nombre croissant de lésions, étaient les suivants : Wu *et al.*, 89 lésions (0.90, 1.00, NC, 0.95), Yamashita *et al.*, 195 patients, nombre de lésions NC (NC, NC, NC, 0.88), Sheng *et al.*, 10 lésions (0.66, 1.00, 0.75, 0.79).

Résultats appliqués à la détection et à la caractérisation des lésions en radiologie (Tableau 3)

Concernant la sensibilité sur l'échantillon test, 33% des réseaux (5/15) faisaient au moins une erreur toutes les 10 lésions, ce qui montait à 60% (9/15) en considérant au moins une erreur toutes les 50 lésions. Concernant la sensibilité sur l'échantillon validation, plus proche de conditions d'interprétation « réelles », 75% des réseaux (3/4) faisaient au moins une erreur toutes les dix lésions et 100% des réseaux (4/4) faisaient au moins une erreur toutes les 50 lésions. Si l'on considère la précision, c'est-à-dire la combinaison de la sensibilité et de la spécificité, 69% (9/13) des réseaux faisaient au moins une erreur toutes les dix lésions, ce qui montait à 100% (13/13) des réseaux en considérant au moins une erreur toutes les 50 lésions.

Tableau 3. Résultats simplifiés

Auteur	**Nombre patients**	**Nombre lésions**	**Précision (accuracy)**	**Aire sous la courbe**	**Sensibilité (test)**	**Sensibilité (validation)**
Goehler	128	691	0.88		0.71	
Jansen	72	420			0.998	
Zhen	1411		0.94	0.99	1	
Bousabarah	174	231			0.75	0.73
Kim	455		0.94	0.90	0.94	0.87
Oestmann	118	150	0.87	0.91	0.93	
Takenaga	184	184	0.79		0.72	
Trivizakis	130		0.83	0.80	0.93	
Hamm	296	494	0.92	0.99	0.92	0.90
Wang	296	494			1	
Wu	59	89	0.90	0.95	1	
Yamashita	195			0.88		
Sheng	510	510	0.66	0.79	0.99	0.75
Jia	59	60	0.84		0.87	
Jian	112	115	0.80	0.82	0.82	
Yang	42	51	0.74	0.96	0.99	
Zhou	75		0.83	0.83		

Discussion

Optimisation du réseau de neurones

A la lumière de cette revue, de nombreux facteurs relatifs aux données d'entrée mais également à l'architecture du réseau de neurones impactent les performances du réseau. Tous les travaux utilisent des réseaux de neurones convolutifs, dont l'architecture est inspirée du cortex visuel du cerveau humain.[28,29] Tous les neurones de la couche d'entrée du réseau partagent les mêmes caractéristiques et notamment le même « poids », et analysent chacun une petite portion d'image (champ récepteur) qui recoupe la portion du neurone voisin. Le traitement identique de champs récepteurs se chevauchant s'appelle la convolution. Ensuite, le réseau met en commun les données (« pooling »), qui sont enfin traitées via des couches de sortie entièrement connectées permettant d'améliorer la cohérence d'analyse de l'image.[30] Dans le cas de champs d'étude restreints comme les lésions hépatiques en IRM, le manque de données et donc de puissance nécessite une adaptation du réseau de neurones à de petits échantillons, avec par exemple le recours à une architecture de type U-net.[31] L'augmentation des données par des modifications informatiques d'une même image, en lui appliquant par exemple une rotation, une inversion ou une modification d'intensité, permet d'entraîner davantage le réseau dans un domaine spécifique en cas de petit échantillon.[13–17,19,20,22–27] Elle est également nécessaire afin d'égaliser artificiellement le nombre de lésions pour chaque type de lésion et ainsi limiter le phénomène de « déséquilibre entre classes », la plupart des réseaux de neurones étant conçus pour l'analyse de classes de taille égale.[30] L'augmentation des données déforme le paysage des lésions hépatiques rencontrées en pratique clinique, et constitue probablement un biais de sélection lors de l'entraînement des réseaux, les lésions rares étant d'une certaine façon « sur-représentées ». Cet élément permet peut-être d'expliquer en partie la tendance de la chute de la sensibilité des réseaux entre l'échantillon d'images d'entraînement (test) et celui de validation, reflet de la « vraie vie » (Tableau 3).[14,18,20,25]

L'analyse d'images successives telles qu'en IRM nécessite idéalement un réseau de neurones 3D qui permet d'analyser simultanément des informations spectrales, rôle d'un réseau 1D, et des informations spatiales, rôle d'un réseau 2D.[30] Les architectures ont été également progressivement optimisées pour la reconnaissance d'images avec le Visual Geometry Group Network en 2014,[32] puis AlexNet et enfin ResNet.[33,34] Néanmoins, la difficulté de la segmentation de lésions hépatiques à la fois petites et hétérogènes semble encore constituer à l'heure actuelle une limite pour la caractérisation de ces lésions.[30]

Par ailleurs, les réseaux de neurones demeurent dépendants d'un pré-traitement important des images. En IRM notamment, il est nécessaire de retirer certaines coupes, d'homogénéiser la taille et l'intensité des images, et enfin de faire correspondre (enregistrer) les points anatomiques entre chaque coupe. Dans le cadre de la détection et de la classification de lésions hépatiques en IRM, il semble également nécessaire de délimiter manuellement une région d'intérêt autour de la lésion, compte-tenu du nombre important d'autres éléments anatomiques potentiellement artéfactuels comme les gros vaisseaux ou encore la vésicule biliaire.[20,26] Ce travail important en amont même de l'entrée des images dans le réseau de neurones semble actuellement constituer une limite majeure à l'utilisation quotidienne de cet outil en pratique clinique.

Exigence diagnostique et thérapeutique en imagerie médicale

L'implémentation d'un nouvel outil en pratique clinique médicale nécessite une sensibilité élevée pour la détection de lésions à enjeu pronostique et thérapeutique, comme les lésions malignes ou à risque de dégénérescence comme l'adénome. En effet, une sensibilité égale à 0.90, qui semble au premier abord une performance satisfaisante pour un réseau de neurones, apparaît à notre sens insuffisante pour la détection comme pour la caractérisation de lésions. En effet, cela correspondrait à une lésion non détectée ou à un diagnostic erroné toutes les 10 lésions, ce qui n'est pas envisageable en pratique clinique en médecine.[35,36] Il semble également nécessaire que les réseaux atteignent une spécificité élevée afin d'éviter une prise en charge abusive en présence d'une lésion bénigne, telle qu'un geste invasif diagnostique ou thérapeutique ou encore un suivi injustifié source d'angoisse à la fois pour le patient et pour le corps médical.

Gain de temps

L'un des objectifs principaux avancés pour l'utilisation de l'intelligence artificielle est le gain de temps pour le radiologue.[20,22] En automatisant des tâches qui nécessitent peu d'expertise radiologique comme la détection, la description, la caractérisation de lésions courantes, ou encore la comparaison entre deux examens de suivi oncologique, le temps gagné permettrait de se concentrer sur des examens plus exigeants en terme de réflexion diagnostique, ou de bénéficier d'un moment d'annonce dédié au patient, actuellement difficile à mettre en place en pratique quotidienne.[37] Les réseaux de neurones sont capables de détecter et caractériser une lésion hépatique typique en quelques millisecondes, ce qui semble attractif pour la pratique courante.[20,22] En revanche, à l'heure actuelle ces réseaux de neurones sont très généralement dépendants d'un pré-traitement de l'image, à savoir une segmentation manuelle des lésions ou

une délimitation manuelle d'une région d'intérêt. Ce temps de pré-traitement d'image semble encore une fois être un obstacle majeur à l'utilisation quotidienne. Dans cette revue, seule une étude utilise des données IRM brutes sans pré-traitement des images.[13] Elle se base sur les séquences de diffusion, et donc la cellularité des lésions, afin de différencier les tumeurs primitives malignes hépatiques des métastases hépatiques. Il s'agit donc d'une question très spécifique et donc marginale.

Détection des lésions

Dans une étude, le réseau de neurone détecte les petites métastases de tumeurs neuro-endocrines aussi bien qu'un interne de radiologie en 4ème année.[20] Ainsi, l'utilisation de l'intelligence artificielle pourrait servir de « seconde lecture » dans la prise en charge de ces cancers ou d'autres cancers avec métastases hépatiques fréquentes. Cette double lecture pourrait améliorer les performances afin de ne pas omettre l'existence ou l'apparition de lésion secondaire, ou bien pour faciliter le suivi évolutif sous traitement. Par exemple, il est de pratique courante de réaliser une IRM hépatique initiale lors du diagnostic de cancers du pancréas opérables ou borderline, afin d'adapter la stratégie chirurgicale selon la présence ou non de métastases hépatiques synchrones. La double lecture aurait aussi un intérêt pour le suivi et la détection des lésions parfois beaucoup mieux visibles en IRM qu'en scanner, comme par exemple les métastases de tumeurs neuro-endocrines.[19]

Limitation du recours aux produits de contraste

L'un des avantages suggérés de l'utilisation de l'intelligence artificielle serait de limiter voire d'éviter l'utilisation de produits de contraste pour la caractérisation des lésions, par exemple chez des patients souffrant d'insuffisance rénale très avancée (KDIGO ≥ 4/5). Le travail de Gong *et al.* a montré que le recours au deep learning permettait de conserver une qualité d'IRM cérébrale injectée convenable en réduisant de 90% la quantité de gadolinium injecté.[38] Il convient cependant de rappeler que les effets secondaires des produis de contraste gadolinés, tels que la fibrose systémique néphrogénique, restent exceptionnels.[39] Ainsi, dans le cas de l'IRM, nous pensons que la balance bénéfices-risques demeure la plupart du temps du côté de l'injection de produit de contraste autant pour la détection que pour la caractérisation des lésions. Un autre argument avancé serait la réduction des coûts liés aux produits de contraste.

Limites de l'intégration des réseaux de neurones en pratique quotidienne

Cette revue est le témoin de l'application de réseaux de neurones à un besoin très spécifique dans le cadre d'un champ d'étude extrêmement restreint, ici la détection ou la caractérisation de lésions hépatiques en IRM. La plupart des logiciels de deep learning utilisés en pratique quotidienne, comme par exemple la géolocalisation,[40] sont également des réseaux dénommés « faibles » (« narrow » ou « weak » artificial intelligence), c'est-à-dire dévolus à une tâche extrêmement spécifique. Ces réseaux sont généralement capables de dépasser les compétences humaines dans leur domaine d'application précis, mais ces capacités chutent dès lors qu'on élargit le champ d'application. Beaucoup d'auteurs voient là de potentiels dangers, car un réseau de neurones effectuant une tâche pour laquelle il n'est pas conçu peut rendre des résultats incompréhensibles voire être à l'origine d'une prise de décision dangereuse.[41] De plus, dans le domaine médical dont il est question ici, la conclusion après interprétation d'une imagerie en IRM par un médecin radiologue intègre une multitude de données épidémiologiques générales, de données anamnestiques et cliniques propres au patient, et enfin les données de l'imagerie qui sont souvent comparées aux examens précédents. Cette contextualisation est très complexe à faire intégrer à un algorithme. Une seule étude a intégré des données anamnestiques, cliniques et biologiques dans son réseau de neurones, ce qui nécessite encore une fois un pré-traitement lourd des informations en amont par le médecin, difficile à mettre en place en pratique clinique.[22]

Applications pratiques et idées futures

L'utilisation de réseaux de neurones pour l'étude des lésion hépatiques en IRM pourrait aider à l'uniformisation des pratiques et la reproductibilité notamment pour la classification des lésions. En effet, la classification des lésions reste subjective même selon LIRADS.[22] Ces mêmes auteurs précisent que l'intelligence artificielle pourrait réduire les écarts de diagnostic entre hôpitaux notamment dans les pays en voie de développement, et être une aide diagnostique pour les jeunes spécialistes.

L'un des intérêts théoriques des réseaux de neurones pourrait être la limitation du recours aux produits de contraste hépatospécifiques, propres à l'IRM hépatique. Par exemple, la différenciation entre un adénome à potentiel d'évolution maligne, ou une hyperplasie nodulaire et focale (HNF) toujours bénigne, est primordiale d'un point de vue diagnostique et thérapeutique chez des patients souvent jeunes. Cette différenciation requiert bien souvent un nouvel examen d'IRM dédié avec une acquisition très tardive autour de 60 à 90 minutes avec l'utilisation d'un produit de contraste hépato-spécifique onéreux. Un réseau de neurones performant pourrait

apporter une réelle valeur ajoutée à partir d'une IRM classique, mais nécessiterait des performances diagnostiques jamais atteintes du fait de l'enjeu thérapeutique concret avec une potentielle sanction chirurgicale en fonction du diagnostic.

Les réseaux de neurones pourraient être une aide diagnostique pour l'étude de lésions atypiques ou rares, en interrogeant une base de données de lésions connues et en rapatriant des images similaires pour proposer des pistes diagnostiques.[42] En effet, le plupart des articles de cette revue n'incluaient que des lésions typiques. Une seule étude incluait des lésions atypiques, mais uniquement dans l'objectif de différencier un CHC d'autres lésions hépatiques, sans caractériser ces autres lésions.[24]

Enfin, la prédiction par les réseaux de neurones du grade histologique du CHC pourrait éviter la répétition d'examens invasifs tels que les biopsies, et par là-même réaliser un gain de temps pour le patient comme pour la structure.

Limites de l'étude

Ce travail présente des limites inhérentes à son caractère rétrospectif. La compilation d'articles rétrospectifs favorise inconsciemment la sélection de réseaux de neurones ayant plutôt bien fonctionné, réalisant un biais de sélection. Par ailleurs, il existe un biais de mesure par les auteurs eux-mêmes vis-à-vis des examens d'IRM traités, mais également lors de notre lecture de ces travaux pour la réalisation de cette revue. Enfin, ce travail présente une forte hétérogénéité car tous les articles avaient un objectif plus ou moins différent, avec également des critères de mesure des performances du réseau de neurones très variables.

Néanmoins, il s'agit à notre connaissance du seul travail récent faisant la synthèse complète des performances des réseaux de neurones dans un domaine médical en particulier, ici les lésions hépatiques en IRM. Etant donné l'application récente des réseaux de neurones au domaine médical, il est difficile voire impossible de comparer les résultats de cette revue de littérature à des travaux précédents (validité externe). De plus, étant donné les progrès rapides de la recherche dans ce domaine, les résultats présentés ici ne seront probablement plus valables d'ici quelques années.

Deuxième partie

Applications actuelles des réseaux de neurones pour l'étude des lésions hépatiques en IRM :

étude préliminaire dans notre centre

Expérience d'un réseau de neurones pour la caractérisation de lésions hépatiques à l'Hôpital de La Timone

Matériels et méthodes

Recrutement des examens

Notre étude était monocentrique et rétrospective. Soixante-et-un patients ont été inclus, pour 62 IRM avec un total de 93 lésions étudiées. Les examens ont été effectués sur des IRM 1,5 ou 3 Tesla sans puis après injection de produit de contraste gadoliné, selon les habitudes protocolaires du service d'imagerie générale adultes de l'Hôpital Universitaire de la Timone.

Sélection des cas et établissement de la « vérité terrain »

Un interne en radiologie en 4ème année a recherché dans le système d'archivage et de communication des images (PACS) des IRM hépatiques réalisées entre 2013 et 2021 dans le centre de radiologie adulte de l'hôpital universitaire de la Timone. Ont été retenus les examens dont les comptes-rendus radiologiques décrivaient une ou plusieurs des lésions hépatiques suivantes : kyste, angiome ou CHC. Les comptes-rendus radiologiques ont tous été rédigés par un radiologue sénior spécialisé en imagerie digestive. Les critères d'exclusion comportaient les patients mineurs, les examens incomplets ou comportant trop d'artefacts, les lésions pour lesquelles persistait un doute diagnostique, les lésions trop atypiques ou les lésions traitées. La vérité-terrain concernant la nature de la lésion était le diagnostic retenu par le radiologue sénior. Lorsqu'une IRM comprenait plusieurs lésions, jusqu'à cinq lésions ont été incluses, et jusqu'à deux lésions de nature différente.

Traitement des images

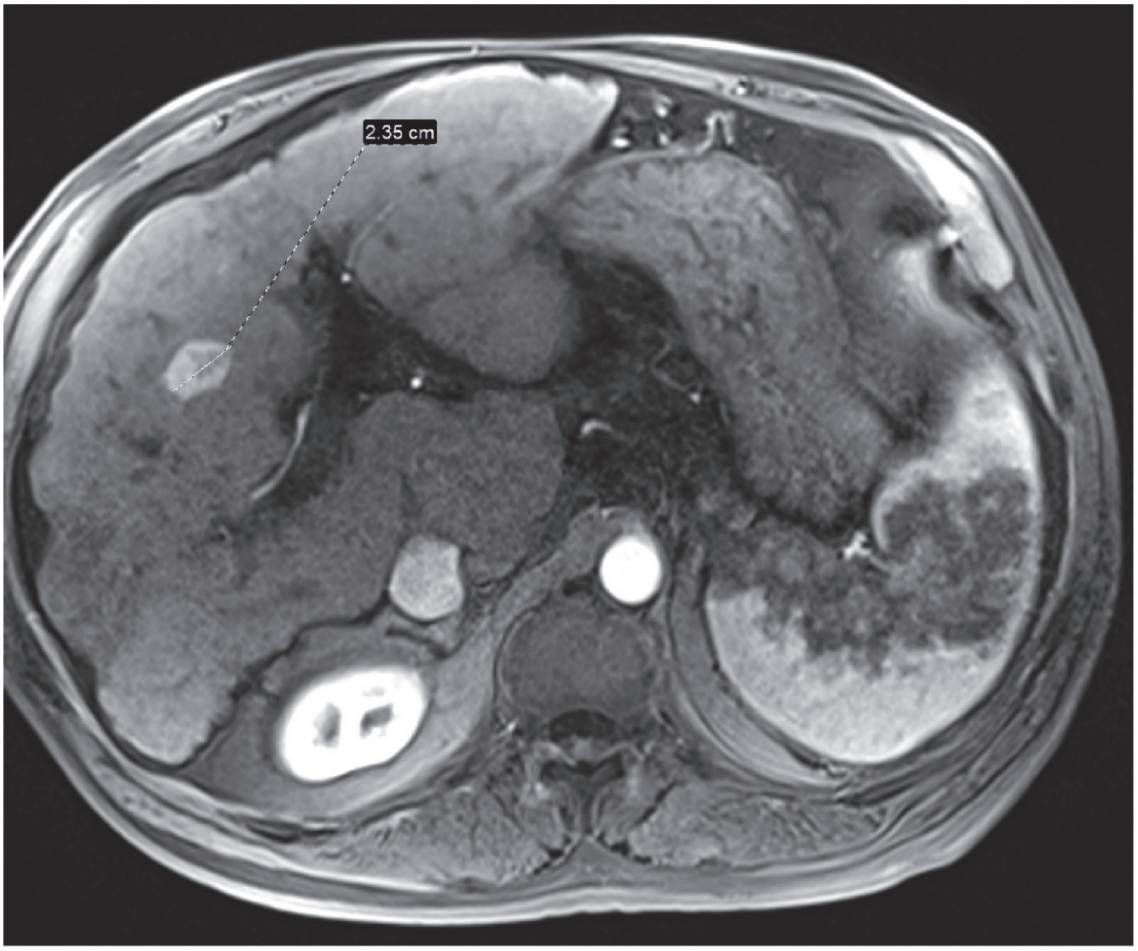
Les 93 examens IRM sélectionnés ont été téléchargés depuis le PACS et conservés en fichiers DICOM. L'ensemble des séquences a été gardé. Les séquences suivantes, toutes acquises dans le plan axial, ont été annotées par l'interne de radiologie : T2, T2 avec saturation du signal de la graisse, T1 en phase et en opposition de phase, diffusion et ADC, T1 écho de gradient avec saturation du signal de la graisse sans puis après injection dynamique de gadolinium. Pour chaque examen IRM, les coupes comportant la ou les lésions retenues ont été indiquées sur un document séparé, en donnant pour chaque lésion une image « clé » sur chaque séquence (Figure 1).

Figure 1. Exemple. Compte-rendu avec concepts. Niveaux de coupes où se situe la lésion pour chaque séquence. Image clé.

PATIENT 48

L'étude du parenchyme hépatique met en évidence une **lésion nodulaire** à la jonction des **segments 4 et 8** mesurant 23 mm.
Elle apparait en **hypersignal T2** et **hyposignal T1** hétérogène au parenchyme adjacent, discret **hypersignal de diffusion**.
Après injection de gadolinium, il existe un **rehaussement hypervasculaire intense et hétérogène** avec **lavage tardif** et **rehaussement d'une capsule fibreuse périphérique.**
Ces caractéristiques sont en faveur d'un **nodule de carcinome hépato-cellulaire**.

T1 fatsat = séquence 3 images 39 à 42 (image clé = 41)
T2 fatsat = séquence 4 images 13 à 15 (image clé = 14)
T2 : séquence 5 images 14 et 15 (image clé = 5)
T1 in out = séquence 6. In = images 115 à 118 (image clé = 116). Out = images 35 à 39 (image clé = 36)
Diffusion = séquence 7 (b1000) images 51 à 53 (image clé = 52) ; et séquence 8 (ADC) lésion difficilement visible image 18
T1 après injection dynamique de gadolinium = séquences 9 images 35 à 41 (image clé 38), 10 images 34 à 39 (images clé 36), 11 images 35 à 39 (image clé 38), 12 images 35 à 39 (image clé 38).



Comptes-rendus radiologiques

Pour chaque examen IRM, un nouveau compte-rendu radiologique utilisant une trame systématique décrivant uniquement la ou les lésions étudiée(s) a été réécrit par l'interne à partir du compte-rendu initial. Ainsi, des mots clés ou concepts caractéristiques des lésions ont été mis en valeur (Figure 1, tableau 1 et 2)

Caractéristiques du réseau

Un réseau de neurones convolutif a été utilisé pour faire la classification multi-label des concepts présents sur chaque coupe, avec une architecture type réseau de neurones « résiduel » (ResNet 152, https://arxiv.org/abs/1512.03385) codé sur Python version 3.7.6, tournant sur unité de traitement graphique Quadro RTX 5000 (Nvidia®, Santa Clara, Californie, États-Unis). Nous avons eu recours à l'optimisateur *adaptative moment estimation* (Adam) avec un taux d'apprentissage (learning rate) de 0.00001, et à la fonction de perte d'entropie croisée binaire pondérée (loss function *weighted sigmoid cross entropy)*. Les échantillons d'entraînement (80% des lésions, 45 patients), de test (10% des lésions, 9 patients) et de validation (10% des lésions, 7 patients) ont été constitués aléatoirement après échantillonnage stratifié par diagnostic lésionnel, afin d'assurer l'homogénéité de la répartition des lésions entre groupes. Les coupes ont été redimensionnées en 448 x 448 pixels puis ont été normalisées à l'échelle de la séquence. Une augmentation des données a été effectuée en utilisant les processus de rotation, translation, zoom, retournement horizontal ou vertical, un découpage, un floutage, enfin un recadrage aléatoire. Le réseau a effectué 25 tours complets (epochs) avec une taille de lot (batch size) fixée à 16.

Modèles

Trois modèles différents ont été testés, intégrant progressivement les différents éléments à savoir les concepts descriptifs, le type de séquence et les concepts diagnostiques. Le modèle V0 intègre une coupe à la fois, et prédit sa positivité (présence ou absence d'une lésion) ainsi que les 13 concepts (10 concepts descriptifs et trois concepts diagnostiques). Le modèle V2 intègre le type de séquence IRM. Le modèle V3 est un modèle hiérarchique similaire à V2, mais prédisant de façon séparée les 10 concepts descriptifs puis les trois concepts diagnostiques. Par simplification pour entrer les données dans le modèle, un même concept englobe plusieurs descriptions lésionnelles retrouvées dans les comptes-rendus radiologiques. Ceci est valable pour les concepts E à I (Annexe A1, Tableau T1). La répartition des concepts par lésion entrés dans le réseau de neurones est présentée dans la Figure 2 et le Tableau 1.

Tableau 1. Répartition des concepts sur les différents échantillons

- Répartition des concepts suivant les lésions sur les patients de l'échantillon d'apprentissage

	hypersignal T2 liquidien	hypersignal T2 franc et homogène	absence de restriction de diffusion	absence de rehaussement après injection de produit de contraste	rehaussement périphérique en mottes discontinues	garde le contraste sans lavage aux temps portal et tardif	discret hypersignal T2 hétérogène	rehaussement précoce, hypervasculaire et hétérogène	rehaussement d'une capsule fibreuse périphérique	lavage aux temps portal et tardif
kyste	27	0	27	27	0	0	0	0	0	0
angiome	0	19	19	0	19	19	0	0	0	0
CHC	0	0	0	0	0	0	16	16	13	17

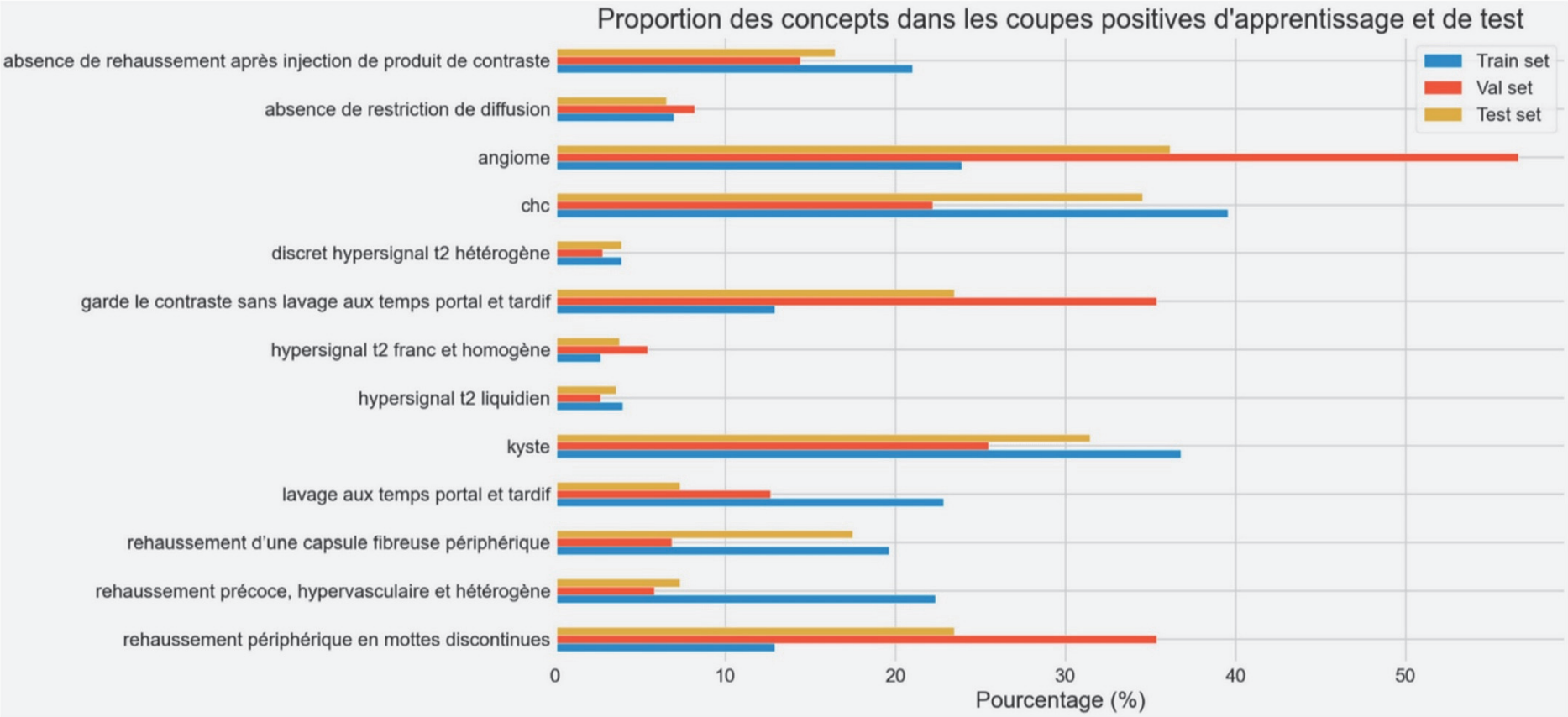
- Répartition des concepts suivant les lésions sur les patients de l'échantillon de validation

	hypersignal T2 liquidien	hypersignal T2 franc et homogène	absence de restriction de diffusion	absence de rehaussement après injection de produit de contraste	rehaussement périphérique en mottes discontinues	garde le contraste sans lavage aux temps portal et tardif	discret hypersignal T2 hétérogène	rehaussement précoce, hypervasculaire et hétérogène	rehaussement d'une capsule fibreuse périphérique	lavage aux temps portal et tardif
kyste	7	0	7	7	0	0	0	0	0	0
angiome	0	6	6	0	6	6	0	0	0	0
CHC	0	0	0	0	0	0	2	1	1	2

- Répartition des concepts suivant les lésions sur les patients de l'échantillon test

	hypersignal T2 liquidien	hypersignal T2 franc et homogène	absence de restriction de diffusion	absence de rehaussement après injection de produit de contraste	rehaussement périphérique en mottes discontinues	garde le contraste sans lavage aux temps portal et tardif	discret hypersignal T2 hétérogène	rehaussement précoce, hypervasculaire et hétérogène	rehaussement d'une capsule fibreuse périphérique	lavage aux temps portal et tardif
kyste	5	0	5	5	0	0	0	0	0	0
angiome	0	6	6	0	6	6	0	0	0	0
CHC	0	0	0	0	0	0	4	3	2	3

Figure 2. Répartition des concepts sur les différents échantillons



Résultats

Le modèle V2 atteint les meilleures performances concernant la sensibilité sur les concepts « absence de restriction de la diffusion », « discret hypersignal T2 hétérogène », « rehaussement précoce hypervasculaire et hétérogène » (1.0), puis la sensibilité chute à 0.687 pour le « lavage aux temps portal et tardif ». Le modèle atteint les meilleures performances de spécificité sur les concepts « absence de rehaussement après injection de produit de contraste », « rehaussement périphérique en mottes discontinues », « garde le contraste sans lavage aux temps portal et tardif », « rehaussement d'une capsule fibreuse périphérique », et « angiome » (1.0), puis « hypersignal T2 liquidien » (0.987), « absence de restriction de diffusion » (0.969), et enfin « hypersignal T2 franc et homogène » (0.959). Concernant la précision (accuracy), le modèle atteint les meilleures performances sur les concepts « hypersignal T2 liquidien » (0.984), « absence de rehaussement après injection de produit de contraste » (0.983), « rehaussement d'une capsule fibreuse périphérique » (0.982), « rehaussement périphérique en mottes discontinues » et « garde le contraste sans lavage aux temps portal et tardif » (0.976), « absence de restriction de la diffusion » (0.972), « hypersignal T2 franc et homogène » (0.957). Le modèle n'atteint pas des performances optimales concernant la valeur prédictive positive avec pour meilleur résultat le concept « absence de restriction de la diffusion » (0.767), le reste chutant à 0.086 ou moins (Tableau 2).

Les meilleurs résultats concernant l'aire sous la courbe se retrouvent sur les concepts « hypersignal T2 liquidien » (modèle V1 0.964, modèle V2 0.963), « hypersignal T2 franc et homogène (modèle V1 0.960, modèle V2 0.951), « discret hypersignal T2 hétérogène » (modèle V1 0.948, modèle V2 0.936), et enfin « absence de restriction de la diffusion » (modèle V1 et V2 0.986) (Tableau 3, 4).

Tableau 2. Résultats du modèle V2

	Seuil	accuracy	error_rate	precison	recall	specifity	F1	J_Youden
slice_selection	0.907	0.149	0.851	0.087	0.783	0.077	0.157	-0.14

	seuil	accuracy	error_rate	precison	recall_sensitivity	specifity	F1	J_Youden
hypersignal T2 liquidien	0.629	0.984	0.016	0.042	0.161	0.987	0.066	0.148
hypersignal T2 franc et homogène	0.003	0.957	0.043	0.044	0.485	0.959	0.08	0.444
absence de restriction de diffusion	0.028	0.972	0.028	0.767	1.0	0.969	0.868	0.969
absence de rehaussement après injection de produit de contraste	0.001	0.983	0.017	0.0	0.0	1.0	0.0	0.0
rehaussement périphérique en mottes discontinues	0.001	0.976	0.024	0.0	0.0	1.0	0.0	0.0
kyste	0.095	0.256	0.744	0.027	0.651	0.243	0.053	-0.106
angiome	0.002	0.963	0.037	0.0	0.0	1.0	0.0	0.0
garde le contraste sans lavage aux temps portal et tardif	0.001	0.976	0.024	0.0	0.0	1.0	0.0	0.0
discret hypersignal T2 hétérogène	0.001	0.317	0.683	0.006	1.0	0.315	0.011	0.315
rehaussement précoce, hypervasculaire et hétérogène	0.026	0.417	0.583	0.013	1.0	0.413	0.025	0.413
rehaussement d'une capsule fibreuse périphérique	0.001	0.982	0.018	0.0	0.0	1.0	0.0	0.0
CHC	0.382	0.828	0.172	0.086	0.407	0.843	0.142	0.251
lavage aux temps portal et tardif	0.035	0.5	0.5	0.01	0.687	0.498	0.02	0.186

Tableau 3. Résultats après optimisation du réseau avec une répartition entrainement-test-validation de 80%-10%-10% et 25 cycles d'apprentissage (epoch) : aire sous la courbe (AUC) des modèles sur l'échantillon test

	Coupes positives uniquement				Ensemble des coupes		
	AUC v0	AUC v1	AUC v2		AUC v0	AUC v1	AUC v2
hypersignal T2 liquidien	0.262	0.978	0.976		0.407	0.964	0.963
hypersignal T2 franc et homogène	0.374	0.970	0.962		0.507	0.960	0.951
absence de restriction de diffusion	0.328	0.972	0.985		0.286	0.986	0.986
absence de rehaussement après injection de produit de contraste	0.456	0.780	0.603		0.642	0.844	0.627
rehaussement périphérique en mottes discontinues	0.428	0.831	0.743		0.603	0.662	0.608
kyste	0.461	0.603	0.550		0.632	0.574	0.482
angiome	0.596	0.529	0.423		0.567	0.385	0.528
garde le contraste sans lavage aux temps portal et tardif	0.417	0.846	0.787		0.602	0.638	0.623
discret hypersignal T2 hétérogène	0.592	0.954	0.949		0.718	0.948	0.936
rehaussement précoce, hypervasculaire et hétérogène	0.462	0.788	0.525		0.281	0.615	0.535
rehaussement d'une capsule fibreuse périphérique	0.564	0.745	0.785		0.399	0.566	0.758
CHC	0.415	0.523	0.535		0.358	0.384	0.621
lavage aux temps portal et tardif	0.436	0.779	0.519		0.269	0.601	0.584

Tableau 4. Résultats avant optimisation du réseau avec une répartition entrainement-test de 90%-10% et 9 cycles d'apprentissage (epoch) : aire sous la courbe (AUC) des modèles sur l'échantillon test

	Coupes positives uniquement				Ensemble des coupes		
	AUC v0	AUC v1	AUC v2		AUC v0	AUC v1	AUC v2
hypersignal T2 liquidien	0.471	0.949	0.962		0.492	0.943	0.956
hypersignal T2 franc et homogène	0.481	0.966	0.968		0.350	0.953	0.960
absence de restriction de diffusion	0.794	0.374	0.982		0.788	0.413	0.987
absence de rehaussement après injection de produit de contraste	0.521	0.743	0.649		0.641	0.752	0.599
rehaussement périphérique en mottes discontinues	0.361	0.773	0.719		0.360	0.577	0.669
kyste	0.444	0.523	0.347		0.605	0.560	0.375
angiome	0.456	0.497	0.565		0.529	0.481	0.391
garde le contraste sans lavage aux temps portal et tardif	0.355	0.652	0.736		0.385	0.562	0.591
discret hypersignal T2 hétérogène	0.326	0.950	0.970		0.275	0.939	0.959
rehaussement précoce, hypervasculaire et hétérogène	0.479	0.708	0.725		0.661	0.759	0.647
rehaussement d'une capsule fibreuse périphérique	0.581	0.896	0.945		0.741	0.909	0.918
CHC	0.188	0.630	0.561		0.254	0.657	0.566
lavage aux temps portal et tardif	0.424	0.695	0.717		0.619	0.786	0.669

Discussion

Performances du réseau

Les résultats présentés par ce prototype de réseau de neurones sont difficilement interprétables. Le modèle semble obtenir ses meilleures performances sur un concept très simple d'interprétation, à savoir « l'absence de restriction de la diffusion ». Le fait que les tumeurs, en général très « cellulaires » et donc restreignant la diffusion, fait qu'elle « sautent aux yeux » dans les séquences de diffusion autant pour le radiologue que pour le modèle ; cela a d'ailleurs déjà fait l'objet de travaux montrant qu'il est possible pour un réseau de neurones de détecter voire même de caractériser certaines lésions sur des séquences de diffusion sans pré-traitement des images en amont par un radiologue.[13]

Les concepts « hypersignal T2 liquidien » et « hypersignal T2 franc et homogène » présentent une faible sensibilité, mais une forte spécificité et une bonne précision. De prime abord, on pourrait penser que les kystes hépatiques ou angiomes, fréquents et facilement détectables en séquence T2, feraient monter la sensibilité, mais que les autres composantes de l'image présentant un hypersignal T2 tels que la vésicule biliaire, les gros vaisseaux et le cœur, le contenu digestif et le liquide cérébro-spinal, une lésion à composante kystique dans un autre organe ou encore un épanchement péritonéal feraient chuter la spécificité et donc la précision.[20,26] Ces limitations sur la séquence T2 illustrent la nécessité d'une délimitation manuelle des lésions, qui nous parait être à l'heure actuelle une étape de pré-traitement de l'image indispensable sur l'ensemble des séquences.

La faible sensibilité du réseau sur les concepts cinétiques qui s'étudient dans le temps, tels que le « lavage aux temps portal et tardif », peut quant à elle s'expliquer par la difficulté pour le modèle d'intégrer une caractéristique dépendant d'un changement d'aspect de la lésion sur plusieurs séquences différentes. Il est probable qu'en cas de changement d'aspect de la lésion sur plusieurs séquences différentes, le modèle aura besoin d'intégrer les coupes de plusieurs séquences en même temps afin d'améliorer sa sensibilité.

Perspectives

Ces résultats discordants peuvent aider à améliorer ce prototype de réseau de neurones. Une délimitation des lésions par un radiologue parait indispensable pour améliorer la sensibilité du logiciel. En effet, la délimitation des lésions est retrouvée de façon presque systématique dans la littérature. Nous avons commencé un travail de segmentation des lésions mais celui-ci n'a pas été intégré à l'heure actuelle dans le logiciel. Cette segmentation parait indispensable pour limiter les faux positifs dans certaines séquences et ainsi éviter la détection de la vésicule biliaire sur les séquences T2, par exemple. Elle sera également nécessaire afin que le logiciel intègre des concepts cinétiques tels que le « lavage aux temps portal et tardif ».

De plus, il faudrait que le diagnostic d'une lésion soit établi en combinant des concepts descriptifs présents, nécessitant une sensibilité élevée, et des concepts absents, dépendant d'une spécificité élevée. Les concepts de diagnostic ne doivent donc pas rester au même plan que les concepts descriptifs, configuration qui a été employée jusqu'à maintenant dans notre prototype. Pour ce faire, il devient également nécessaire de faire intégrer au modèle que la plupart des concepts descriptifs ne se conçoivent que sur certaines séquences particulières, ce qui fait d'ailleurs tout l'intérêt diagnostique de l'IRM.

Limites de l'étude

A la lumière de la revue de littérature, la première limite de cette étude est le manque de puissance lié au nombre limité de lésions hépatiques, ainsi que le nombre restreint de lésions hépatiques différentes retenues. Par ailleurs, un biais majeur est l'absence de délimitation manuelle des lésions avant de rentrer l'image IRM dans le réseau de neurones ; conséquemment, il est impossible de savoir réellement ce que le réseau détecte lorsqu'il mentionne une image « positive », et donc ce que signifient les résultats obtenus.

Conclusion

L'utilisation des réseaux de neurones pour l'étude des lésions hépatiques en IRM n'est que très récente et embryonnaire.

Cette revue de la littérature se révèle hétéroclite car elle intègre des études visant des objectifs variés, qui reflètent la capacité de l'IRM hépatique à détecter et caractériser des lésions très différentes. Néanmoins, ces travaux ouvrent des pistes prometteuses telles que la prédiction non invasive du grade histologique ou l'économie de produit de contraste. Nos résultats montrent cependant que les réseaux de neurones atteignent des performances satisfaisantes au premier coup d'œil, mais qui demeurent selon nous insuffisantes pour assister le médecin radiologue dans son exercice quotidien. De plus, le pré-traitement des images demeure lourd et ne nous semble pas envisageable en pratique courante. Le radiologue trouve sa plus-value dans le fait de contextualiser son diagnostic à l'aide de données anamnestiques, cliniques et biologiques, tâche pour laquelle les réseaux de neurones « faibles » ne sont pas encore conçus. Ce travail doit donc être considéré comme une piste de réflexion pour améliorer les réseaux de neurones, et rediriger leurs champs d'application en IRM hépatique afin de répondre à une question clinique pertinente. L'utilité de ces réseaux se situe peut-être davantage dans l'analyse d'éléments non accessibles à l'œil humain tels que la détection de lésions microscopiques, ou dans l'utilisation de la radiomique pour fournir de nouveaux critères diagnostiques.

Notre étude préliminaire montre des résultats contradictoires et insuffisants, mais encourageants pour la suite. A la lumière de la littérature, il nous semble indispensable d'augmenter la puissance de l'étude en intégrant davantage de lésions, mais également de s'astreindre à une délimitation manuelle des images par le radiologue. Enfin, il semble justifié de lier l'extraction des concepts au type de séquence IRM, et de déduire le diagnostic à partir des concepts descriptifs présents ou absents, reproduisant ainsi le schéma de pensée d'un médecin radiologue.

Références

1. Siegel RL, Miller KD, Jemal A. Cancer statistics, 2020. CA A Cancer J Clin 2020;70(1):7–30.

2. Global Cancer Observatory. Fact Sheets by Population-Globocan-IARC n.d. WHO - International Agency for Research on Cancer [Internet] 2021;Available from: http://globocan.iarc.fr/ Pages/fact_sheets_population.aspx

3. Llovet JM, Ricci S, Mazzaferro V, et al. Sorafenib in Advanced Hepatocellular Carcinoma. N Engl J Med 2008;359(4):378–90.

4. Ikeda K. Recent advances in medical management of hepatocellular carcinoma. Hepatol Res 2019;49(1):14–32.

5. Forner A, Vilana R, Ayuso C, et al. Diagnosis of hepatic nodules 20 mm or smaller in cirrhosis: Prospective validation of the noninvasive diagnostic criteria for hepatocellular carcinoma. Hepatology 2007;47(1):97–104.

6. Marrero JA, Kulik LM, Sirlin CB, et al. Diagnosis, Staging, and Management of Hepatocellular Carcinoma: 2018 Practice Guidance by the American Association for the Study of Liver Diseases: Marrero et al. Hepatology 2018;68(2):723–50.

7. McGill DB, Rakela J, Zinsmeister AR, Ott BJ. A 21-year experience with major hemorrhage after percutaneous liver biopsy. Gastroenterology 1990;99(5):1396–400.

8. Saba T. Recent advancement in cancer detection using machine learning: Systematic survey of decades, comparisons and challenges. Journal of Infection and Public Health 2020;13(9):1274–89.

9. Rubin GD. Lung Nodule and Cancer Detection in Computed Tomography Screening. Journal of Thoracic Imaging 2015;30(2):130–8.

10. Nam JG, Park S, Hwang EJ, et al. Development and Validation of Deep Learning–based Automatic Detection Algorithm for Malignant Pulmonary Nodules on Chest Radiographs. Radiology 2019;290(1):218–28.

11. Jansen MJA, Kuijf HJ, Niekel M, et al. Liver segmentation and metastases detection in MR images using convolutional neural networks. J Med Imag 2019;6(04):1.

12. Jian W, Ju H, Cen X, et al. Improving the malignancy characterization of hepatocellular carcinoma using deeply supervised cross modal transfer learning for non-enhanced MR [Internet]. In: 2019 41st Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC). Berlin, Germany: IEEE; 2019 [cited 2021 Aug 10]. p. 853–6.Available from: https://ieeexplore.ieee.org/document/8857467/

13. Trivizakis E, Manikis GC, Nikiforaki K, et al. Extending 2-D Convolutional Neural Networks to 3-D for Advancing Deep Learning Cancer Classification With Application to MRI Liver Tumor Differentiation. IEEE J Biomed Health Inform 2019;23(3):923–30.

14. Hamm CA, Wang CJ, Savic LJ, et al. Deep learning for liver tumor diagnosis part I: development of a convolutional neural network classifier for multi-phasic MRI. Eur Radiol 2019;29(7):3338–47.

15. Wang CJ, Hamm CA, Savic LJ, et al. Deep learning for liver tumor diagnosis part II: convolutional neural network interpretation using radiologic imaging features. Eur Radiol 2019;29(7):3348–57.

16. Yang D, Jia X, Xiao Y, Wang X, Wang Z, Yang Z. Noninvasive Evaluation of the Pathologic Grade of Hepatocellular Carcinoma Using MCF-3DCNN: A Pilot Study. BioMed Research International 2019;2019:1–12.

17. Zhou Q, Zhou Z, Chen C, et al. Grading of hepatocellular carcinoma using 3D SE-DenseNet in dynamic enhanced MR images. Computers in Biology and Medicine 2019;107:47–57.

18. Bousabarah K, Letzen B, Tefera J, et al. Automated detection and delineation of hepatocellular carcinoma on multiphasic contrast-enhanced MRI using deep learning. Abdom Radiol 2021;46(1):216–25.

19. Goehler A, Harry Hsu T-M, Lacson R, et al. Three-Dimensional Neural Network to Automatically Assess Liver Tumor Burden Change on Consecutive Liver MRIs. J Am Coll Radiol 2020;17(11):1475–84.

20. Kim J, Min JH, Kim SK, Shin S-Y, Lee MW. Detection of Hepatocellular Carcinoma in Contrast-Enhanced Magnetic Resonance Imaging Using Deep Learning Classifier: A Multi-Center Retrospective Study. Sci Rep 2020;10(1):9458.

21. Yamashita R, Mittendorf A, Zhu Z, et al. Deep convolutional neural network applied to the liver imaging reporting and data system (LI-RADS) version 2014 category classification: a pilot study. Abdom Radiol 2020;45(1):24–35.

22. Zhen S, Cheng M, Tao Y, et al. Deep Learning for Accurate Diagnosis of Liver Tumor Based on Magnetic Resonance Imaging and Clinical Data. Front Oncol 2020;10:680.

23. Jia X, Sun Z, Mi Q, Yang D, Yang Z. A Multimodality-Contribution-Aware TripNet for Histologic Grading of Hepatocellular carcinoma. IEEE/ACM Trans Comput Biol Bioinform 2021;PP.

24. Oestmann PM, Wang CJ, Savic LJ, et al. Deep learning–assisted differentiation of pathologically proven atypical and typical hepatocellular carcinoma (HCC) versus non-HCC on contrast-enhanced MRI of the liver. Eur Radiol 2021;31(7):4981–90.

25. Sheng R, Huang J, Zhang W, et al. A Semi-Automatic Step-by-Step Expert-Guided LI-RADS Grading System Based on Gadoxetic Acid-Enhanced MRI. J Hepatocell Carcinoma 2021;8:671–83.

26. Takenaga T, Hanaoka S, Nomura Y, et al. Multichannel three-dimensional fully convolutional residual network-based focal liver lesion detection and classification in Gd-EOB-DTPA-enhanced MRI. Int J CARS 2021;16(9):1527–36.

27. Wu Y, White GM, Cornelius T, et al. Deep learning LI-RADS grading system based on contrast enhanced multiphase MRI for differentiation between LR-3 and LR-4/LR-5 liver tumors. Ann Transl Med 2020;8(11):701–701.

28. Tripp B. Approximating the Architecture of Visual Cortex in a Convolutional Network. Neural Comput 2019;31(8):1551–91.

29. Zeman AA, Ritchie JB, Bracci S, Op de Beeck H. Orthogonal Representations of Object Shape and Category in Deep Convolutional Neural Networks and Human Visual Cortex. Sci Rep 2020;10(1):2453.

30. Singh SP, Wang L, Gupta S, Goli H, Padmanabhan P, Gulyás B. 3D Deep Learning on Medical Images: A Review. Sensors 2020;20(18):5097.

31. Ronneberger O, Fischer P, Brox T. U-Net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation [Internet]. In: Navab N, Hornegger J, Wells WM, Frangi AF, editors. Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention – MICCAI 2015. Cham: Springer International Publishing; 2015 [cited 2021 Aug 14]. p. 234–41.Available from: http://link.springer.com/10.1007/978-3-319-24574-4_28

32. Simonyan K, Zisserman A. Very Deep Convolutional Networks for Large-Scale Image Recognition. arXiv:14091556 [cs] [Internet] 2015 [cited 2021 Aug 21];Available from: http://arxiv.org/abs/1409.1556

33. Hanif MS, Bilal M. Competitive residual neural network for image classification. ICT Express 2020;6(1):28–37.

34. He K, Zhang X, Ren S, Sun J. Deep Residual Learning for Image Recognition [Internet]. In: 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Las Vegas, NV, USA: IEEE; 2016 [cited 2021 Aug 14]. p. 770–8.Available from: http://ieeexplore.ieee.org/document/7780459/

35. Giardino A, Gupta S, Olson E, et al. Role of Imaging in the Era of Precision Medicine. Academic Radiology 2017;24(5):639–49.

36. Jiang H-Y, Chen J, Xia C-C, Cao L-K, Duan T, Song B. Noninvasive imaging of hepatocellular carcinoma: From diagnosis to prognosis. WJG 2018;24(22):2348–62.

37. Mangano MD, Bennett SE, Gunn AJ, Sahani DV, Choy G. Creating a Patient-Centered Radiology Practice Through the Establishment of a Diagnostic Radiology Consultation Clinic. AJR Am J Roentgenol 2015;205(1):95–9.

38. Gong E, Pauly JM, Wintermark M, Zaharchuk G. Deep learning enables reduced gadolinium dose for contrast-enhanced brain MRI: Deep Learning Reduces Gadolinium Dose. J Magn Reson Imaging 2018;48(2):330–40.

39. Woolen SA, Shankar PR, Gagnier JJ, MacEachern MP, Singer L, Davenport MS. Risk of Nephrogenic Systemic Fibrosis in Patients With Stage 4 or 5 Chronic Kidney Disease Receiving a Group II Gadolinium-Based Contrast Agent: A Systematic Review and Meta-analysis. JAMA Intern Med 2020;180(2):223–30.

40. Beaulac C, Larribe F. Narrow Artificial Intelligence with Machine Learning for Real-Time Estimation of a Mobile Agent's Location Using Hidden Markov Models. International Journal of Computer Games Technology 2017;2017:1–10.

41. Page J, Bain M, Mukhlish F. The Risks of Low Level Narrow Artificial Intelligence [Internet]. In: 2018 IEEE International Conference on Intelligence and Safety for Robotics (ISR). Shenyang: IEEE; 2018 [cited 2021 Aug 23]. p. 1–6.Available from: https://ieeexplore.ieee.org/document/8535903/

42. Kurtz C, Idoux P, Thangali A, Cloppet F, Beaulieu C, Rubin D. Semantic Retrieval of Radiological Images with Relevance Feedback. LIPADE, University Paris Descartes - Department of Radiology, Stanford University, USA [Internet] 2015;Available from: https://web.stanford.edu/group/rubinlab/pubs/Kurtz-2015a.pdf

Matériel supplémentaire

Tableau S1. Performances des réseaux de neurones sur les lésions hépatiques en IRM

Auteur année	Objectif	Sensibilité / Spécificité / valeur prédictive positive				Precision (accuracy)	Aire sous la courbe validation
2020 Goehler	Détection métastases neuro-endocrines	NMFP 0.75 Se 0.71 (tout recoupement) DSC 0.82	NMFP 2.81 Se 0.64 (recoupement >25%)	Se 0.43 (recoupement >50%) DSC 0.65		0.88 (tout recoupement) 0.82 (recoupement >25%) 0.70 (recoupement >50%)	
2019 Jansen	Détection métastases (tumeur colorectale, neuro-endocrine, gastro-intestinale autre, sein)	Se 0.998 (T1 dyn gado + DWI) pour réseau double voie (tout recoupement)	Se 0.722 (T1 dyn gado + DWI) pour réseau simple voie (tout recoupement)	Se 0.645 (T1 dyn gado) pour réseau simple voie (tout recoupement)	Faux positifs par cas 5 (simple voie, séquence IRM unique) 6 (simple voie, deux séquences IRM) 2 (double voie)		
2020 Zhen	Diagnostic de tumeurs hépatiques (kyste, hémangiome, HNF, autres nodules bénins, CHC, métastases, lésions hépatiques primitives malignes autres que CHC)	Se 0.895 (kyste) 0.826 (hémangiome) 1 (HNF) 0.778 (nodules bénins) 0.872 (HCC) 0.533 (autres lésions primitives malignes) 0.596 (métastases)	Sp 0.969 (kyste) 0.955 (hémangiome) 0.958 (HNF) 0.995 (nodules bénins) 0.916 (CHC) 0.976 (autres lésions primitives malignes) 0.979 (métastases)			0.939	0.986 (kyste) 0.944 (hémangiome) 0.987 (HNF) 0.914 (nodules bénins) 0.925 (CHC) 0.897 (autres lésions primitives malignes) 0.899 (métastases)
2020 Bousabarah	Détection CHC	Se 0.75 Test (DSC>20%)	Se 0.73 Validation (DSC>20%)	Se 0.66 test (DSC>50%)	Se 0.55 validation (DSC>50%)		
2020 Kim	Détection CHC	Se 0.94 test	Se 0.87 validation	Sp 0.99 test	Sp 0.93 validation	0.937	0.97 test 0.9 validation
2021 Oestmann	Différencier CHC et autres lésions non-CHC	Se 0.927 (CHC)	Sp 0.82 (CHC)	Se 0.82 (non CHC)	Sp 0.927 (non CHC)	0.873	0.912
2021 Takenaga	Détection et classification lésions (CHC, métastase, hémangiome, kyste, cicatrice post-thérapeutique)	Se 0.6	Se (CHC) 0.56	Se (métastase) 0.72		0.79	
2019 Trivizakis	Différencier tumeurs primaires et métastases	Se 0.93	Sp 0.67			0.83	0.80

Auteur année	Objectif	Sensibilité / Spécificité / valeur prédictive positive				Precision (accuracy)	Aire sous la courbe validation
2019 Hamm	Classification lésions hépatiques (kyste, hémangiome, HNF, CHC, Cholangiocarcinome, métastase CRC)	Se 92% test	Se 90% validation (80 et 85% pour les deux radiologues)	Sp 98% test	Sp 98% validation (96 et 97% pour les deux radiologues)	0.92	0.992
2019 Wang	Caractéristiques lésions	Se Rehaussement à la phase tardive 100 Rehaussement à la phase artérielle 0.903 Lésion à paroi fine 1	VPP Rehaussement à la phase tardive 93 Rehaussement artériel 0.912 Lésion à paroi fine 0.865	Se Infiltrative appearance 0.45 Nodularity 0.608 Central scars 0.80	VPP Aspect infiltrant 0.33 Aspect nodulaire 0.629 Cicatrice centrale 0.32		
2021 Wu	Grading LIRADS 4-5 versus 3	Se 1 (contraste spontané, artériel, lavage)				0.9	0.95
2020 Yamashita	Grading LIRADS	Accuracy 0.435 test	Accuracy 0.477 validation				0.78, 0.47, 0.84, 0.66 (LIRADS 1-2, 3, 4, 5) test 0.88, 0.74, 0.69, 0.79 (LIRADS 1-2, 3, 4, 5) validation
2021 Sheng	Grading LIRADS	Se Entrainement (base de donnée interne) 0.999 artériel .0985 lavage 0.978 capsule	Se test (base de données externe) 0.746 artériel 0.59 lavage 0.759 capsule	Sp Entrainement (base de données interne) 100 artériel 0.985 lavage 0.972 capsule	Sp test (base de données externe) 0.80 artériel 0.625 lavage 0.503 capsule	0.662	0.792 artériel 0.654 lavage 0.658 capsule
2021 Jia	Grading CHC OMS	Se 0.8725 (dataset augmenté)	Se 0.8333 (dataset d'origine)			0.84	
2019 Jian	Grading CHC sur IRM non injectée	Se 0.8182 (phase artérielle) Se 0.7818 (non injecté)	Sp 0.7778 (phase artérielle) 0.7556 (non injecté)	Se 0.7818 (sans injection, entrainé avec injection dynamique de gadolinium)	0.7556 (sans injection, entrainé avec injection dynamique de gadolinium)	0.80 (arterial) 0.77 (non enhanced)	0.82
2019 Yang	Grading CHC	Se 0.9688 (bien différencié) 0.7031 (modérément déifférencié) 0.3437 (peu différencié)	Sp 0.8962 (bien différencié) 0.6719 (modérément différencié) 0.9429 (peu différencié)			0.7396	0.9641 (bien différencié) 0.7067 (modérément différencié) 0.6448 (peu différencié)
2019 Zhou	Grading HCC					0.83	0.83

Légende : DSC (Dice similarity Coefficient), NMFP (nombre moyen de faux positifs), Se (sensibilité), Sp (spécificité), VPP (valeur prédictive positive)

Annexe A1. Liste des concepts

Concept A : hypersignal T2 liquidien
Séquences T2 et T2 fat-sat

Concept B : absence de restriction de diffusion
Séquences diffusion et ADC

Concept C : absence de rehaussement après injection de produit de contraste
Séquences T1 après injection dynamique de gadolinium

Concept D : hypersignal T2 franc et homogène
Séquences T2 et T2 fat-sat

Concept E : rehaussement périphérique en mottes discontinues
Séquences T1 après injection dynamique de gadolinium

Concept F : garde le contraste sans lavage aux temps portal et tardif
Séquences T1 après injection dynamique de gadolinium

Concept G : discret hypersignal T2 hétérogène
Séquences T2 et T2 fat-sat

Concept H : rehaussement précoce, hypervasculaire et hétérogène
Séquences T1 après injection dynamique de gadolinium

Concept I : lavage aux temps portal et tardif
Séquences T1 après injection dynamique de gadolinium

Concept J : rehaussement d'une capsule fibreuse périphérique
Séquences T1 après injection dynamique de gadolinium

Compte-tenu de la diversité des lésions hépatiques et des expressions utilisées dans les comptes-rendus qui ont servi de base de travail, les concepts suivants ont été volontairement regroupés dans un même groupe de concepts par simplification.

Concept E : rehaussement périphérique en mottes discontinues
- rehaussement périphérique en mottes discontinues
- rehaussement précoce en mottes périphériques
- rehaussement périphérique précoce
- rehaussement intense et précoce
- rehaussement lent périphérique discontinu
- rehaussement progressif périphérique en mottes discontinues

Concept F : garde le contraste sans lavage aux temps portal et tardif
- garde le contraste sans lavage aux temps portal et tardif
- garde le contraste sans lavage au temps tardif
- remplissage incomplet
- remplissage non complet ou incomplet au temps tardif
- garde le contraste au temps tardif

Concept G : discret hypersignal T2 hétérogène
- discret hypersignal T2 hétérogène
- discret hypersignal T2
- isosignal T2 hétérogène
- hypersignal T2
- hypersignal T2 hétérogène
- hypersignal T2 modéré

Concept H : rehaussement précoce, hypervasculaire et hétérogène
- rehaussement précoce, hypervasculaire et hétérogène
- rehaussement hypervasculaire, intense et hétérogène
- rehaussement hypervasculaire hétérogène
- rehaussement partiel, précoce, hypervasculaire et hétérogène
- rehaussement précoce hypervasculaire
- rehaussement précoce intense
- rehaussement précoce hétérogène
- rehaussement hypervasculaire

Concept I : lavage aux temps portal et tardif
- lavage aux temps portal et tardif
- lavage au temps tardif
- lavage tardif
- lavage tardif hétérogène
- lavage partiel aux temps portal et tardif

Tableau T1. Répartition des concepts par patient

Nombre	Nombre de patients par type de lésion	Patient	Diagnostic radiologue	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J
1	1	5-2	Kyste	1	1	1	0	0	0	0	0	0	0
2	2	20-1	Kyste	1	1	1	0	0	0	0	0	0	0
3	3	20-2	Kyste	1	1	1	0	0	0	0	0	0	0
4	4	22-2	Kyste	1	1	1	0	0	0	0	0	0	0
5	5	37-2	Kyste	1	1	1	0	0	0	0	0	0	0
6	6	72	Kyste	1	1	1	0	0	0	0	0	0	0
7	7	74	Kyste	1	1	1	0	0	0	0	0	0	0
8	8	75	Kyste	1	1	1	0	0	0	0	0	0	0
9	9	76	Kyste	1	1	1	0	0	0	0	0	0	0
10	10	80	Kyste	1	1	1	0	0	0	0	0	0	0
11	11	83-1	Kyste	1	1	1	0	0	0	0	0	0	0
12	12	83-2	Kyste	1	1	1	0	0	0	0	0	0	0
13	13	84-1	Kyste	1	1	1	0	0	0	0	0	0	0
14	14	85-1	Kyste	1	1	1	0	0	0	0	0	0	0
15	15	85-2	Kyste	1	1	1	0	0	0	0	0	0	0
16	16	87-1	Kyste	1	1	1	0	0	0	0	0	0	0
17	17	87-2	Kyste	1	1	1	0	0	0	0	0	0	0
18	18	109	Kyste	1	1	1	0	0	0	0	0	0	0
19	19	110-2	Kyste	1	1	1	0	0	0	0	0	0	0
20	20	111	Kyste	1	1	1	0	0	0	0	0	0	0
21	21	117	Kyste	1	1	1	0	0	0	0	0	0	0
22	22	120-2	Kyste	1	1	1	0	0	0	0	0	0	0
23	23	121	Kyste	1	1	1	0	0	0	0	0	0	0
24	24	122-1	Kyste	1	1	1	0	0	0	0	0	0	0
25	25	122-2	Kyste	1	1	1	0	0	0	0	0	0	0
26	26	122-3	Kyste	1	1	1	0	0	0	0	0	0	0
27	27	122-4	Kyste	1	1	1	0	0	0	0	0	0	0
28	28	122-5	Kyste	1	1	1	0	0	0	0	0	0	0
29	29	123-1	Kyste	1	1	1	0	0	0	0	0	0	0
30	30	123-2	Kyste	1	1	1	0	0	0	0	0	0	0
31	31	123-3	Kyste	1	1	1	0	0	0	0	0	0	0
32	32	123-4	Kyste	1	1	1	0	0	0	0	0	0	0
33	33	123-5	Kyste	1	1	1	0	0	0	0	0	0	0
34	34	125	Kyste	1	1	1	0	0	0	0	0	0	0
35	35	127-2	Kyste	1	1	1	0	0	0	0	0	0	0
36	36	129-1	Kyste	1	1	1	0	0	0	0	0	0	0
37	37	129-2	Kyste	1	1	1	0	0	0	0	0	0	0
38	38	129-3	Kyste	1	1	1	0	0	0	0	0	0	0
39	39	129-4	Kyste	1	1	1	0	0	0	0	0	0	0
40	1	5-1	Angiome	0	1	0	1	1	1	0	0	0	0
41	2	21	Angiome	0	1	0	1	1	1	0	0	0	0
42	3	22-1	Angiome	0	1	0	1	1	1	0	0	0	0
43	4	25	Angiome	0	1	0	1	1	1	0	0	0	0
44	5	26	Angiome	0	1	0	1	1	1	0	0	0	0
45	6	28	Angiome	0	1	0	1	1	1	0	0	0	0
46	7	30	Angiome	0	1	0	1	1	1	0	0	0	0
47	8	31	Angiome	0	1	0	1	1	1	0	0	0	0
48	9	33	Angiome	0	1	0	1	1	1	0	0	0	0
49	10	37-1	Angiome	0	1	0	1	1	1	0	0	0	0
50	11	38-1	Angiome	0	1	0	1	1	1	0	0	0	0
51	12	38-2	Angiome	0	1	0	1	1	1	0	0	0	0
52	13	84-2	Angiome	0	1	0	1	1	1	0	0	0	0
53	14	103-1	Angiome	0	1	0	1	1	1	0	0	0	0

Nombre	Nombre de patients par type de lésion	Patient	Diagnostic radiologue	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J
54	15	103-2	Angiome	0	1	0	1	1	1	0	0	0	0
55	16	103-3	Angiome	0	1	0	1	1	1	0	0	0	0
56	17	106	Angiome	0	1	0	1	1	1	0	0	0	0
57	18	110-1	Angiome	0	1	0	1	1	1	0	0	0	0
58	19	114	Angiome	0	1	0	1	1	1	0	0	0	0
59	20	115	Angiome	0	1	0	1	1	1	0	0	0	0
60	21	116	Angiome	0	1	0	1	1	1	0	0	0	0
61	22	119-2	Angiome	0	1	0	1	1	1	0	0	0	0
62	23	119-3	Angiome	0	1	0	1	1	1	0	0	0	0
63	24	120-1	Angiome	0	1	0	1	1	1	0	0	0	0
64	25	126-1	Angiome	0	1	0	1	1	1	0	0	0	0
1615	26	126-2	Angiome	0	1	0	1	1	1	0	0	0	0
66	27	130-1	Angiome	0	1	0	1	1	1	0	0	0	0
67	28	130-2	Angiome	0	1	0	1	1	1	0	0	0	0
68	29	130-3	Angiome	0	1	0	1	1	1	0	0	0	0
69	30	136-1	Angiome	0	1	0	1	1	1	0	0	0	0
70	31	136-2	Angiome	0	1	0	1	1	1	0	0	0	0
71	1	39	CHC	0	0	0	0	0	0	1	1	1	1
72	2	40	CHC	0	0	0	0	0	0	1	1	1	1
73	3	42	CHC	0	0	0	0	0	0	1	1	1	1
74	4	43	CHC	0	0	0	0	0	0	1	1	1	1
75	5	44	CHC	0	0	0	0	0	0	1	1	1	0
76	6	45	CHC	0	0	0	0	0	0	1	0	1	1
77	7	48	CHC	0	0	0	0	0	0	1	1	1	1
78	8	49	CHC	0	0	0	0	0	0	1	0	1	1
79	9	50	CHC	0	0	0	0	0	0	1	1	1	1
80	10	107-1	CHC	0	0	0	0	0	0	1	1	1	0
81	11	107-2	CHC	0	0	0	0	0	0	1	1	1	1
82	12	112	CHC	0	0	0	0	0	0	0	1	1	1
83	13	113	CHC	0	0	0	0	0	0	1	1	1	1
84	14	118	CHC	0	0	0	0	0	0	1	1	1	0
85	15	119-1	CHC	0	0	0	0	0	0	1	1	1	0
86	16	124	CHC	0	0	0	0	0	0	1	1	1	0
87	17	127-1	CHC	0	0	0	0	0	0	1	1	1	0
88	18	128	CHC	0	0	0	0	0	0	1	1	1	0
89	19	131	CHC	0	0	0	0	0	0	1	1	1	1
90	20	132	CHC	0	0	0	0	0	0	1	0	0	1
91	21	133	CHC	0	0	0	0	0	0	1	1	1	1
92	22	134	CHC	0	0	0	0	0	0	1	1	1	1
93	23	135	CHC	0	0	0	0	0	0	1	1	1	1

Légende : 0 (concept non présent dans l’examen), 1 (concept présent dans l’examen)

SERMENT D'HIPPOCRATE

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

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

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

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

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

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

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

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

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

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

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

Ordre National des Médecins
Conseil National de l'Ordre

Résumé

Contexte. Les réseaux de neurones deviennent progressivement une aide à la détection des lésions en imagerie médicale dans le but de gagner du temps sur des tâches simples et répétitives. Leur application en imagerie par résonance magnétique reste un challenge car il s'agit d'une modalité comportant de nombreuses séquences différentes, chaque séquence étant constituée de plusieurs coupes successives. Les objectifs de ce travail sont **1)** de dresser un état des lieux de l'avancée des réseaux de neurones pour l'étude des lésions hépatiques en IRM **2)** de rapporter les résultats préliminaires de la caractérisation des lésions hépatiques par intelligence artificielle développée dans le service.

Matériels et méthodes. Nous avons conduit une revue systématique centrée sur les réseaux de neurones appliqués aux lésions hépatiques en IRM sur la base de données Medline, en accord avec les recommandations PRISMA. Réalisation d'une étude préliminaire dans notre centre.

Résultats. La recherche Medline a rapporté 98 articles dont 17 ont été retenus après lecture complète du texte. Les études portaient sur la détection de lésions (4/17, 24%), la caractérisation des lésions 5/17, 28%), la détection et la caractérisation (1/17, 6%), la prédiction du grade histologique de carcinome hépato-cellulaire (4/17, 24%) ou la classification LIRADS (3/17, 18%). La majorité des études (16/17, 94%) nécessitait de fournir au logiciel une région centrée manuellement sur la lésion. Les auteurs ont utilisé des réseaux de neurones convolutifs, avec une configuration 3D dans 41% des cas (7/17). Concernant la sensibilité sur l'échantillon test, 33% (5/15) des réseaux faisaient au moins une erreur toutes les 10 lésions et 60% (9/15) au moins une erreur toutes les 50 lésions. Cela montait à 75% (3/4) et 100% (4/4) sur l'échantillon validation. Concernant la précision (sensibilité + spécificité), 69% (9/13) des réseaux faisaient au moins une erreur toutes les dix lésions et 100% (13/13) au moins une erreur toutes les 50 lésions.

Conclusion. L'application des réseaux de neurones à la détection et la caractérisation de lésions hépatiques en IRM ouvre de nouveaux horizons. Ces logiciels pourraient à terme faciliter le travail du radiologue, par exemple en détectant automatiquement les lésions hépatiques et en proposant une aide au diagnostic et un grading des lésions. Les résultats de ces travaux préliminaires n'atteignent pas encore les standards exigés en radiologie et sont dépendants d'un important pré-traitement manuel des images.

Mots-clés : Intelligence Artificielle, IRM hépatique, lésion hépatique, réseaux de neurones, deep-learning.