



ROYAUME DU MAROC
UNIVERSITE MOHAMMED V DE
RABAT
FACULTE DE MEDECINE
ET DE PHARMACIE



Année: 2021

Thèse N°: 90

LES APPLICATIONS DE L'INTELLIGENCE
ARTIFICIELLE DANS LE DOMAINE DE LA SANTÉ
THESE

Présentée et soutenue publiquement le : / /2021

PAR

Monsieur Amine BENRAHHAL

Né le 05 Novembre 1995 à Rabat

Pour l'Obtention du Diplôme de

Docteur en Médecine

Mots Clés : Intelligence artificielle; Apprentissage automatique;

Apprentissage profond; Médecine; Santé

Membres du Jury :

Madame Naïma EL HAFIDI

Professeur de Pédiatrie

Monsieur Azeddine IBRAHIMI

Professeur de Biotechnologie Médical

Madame Mouna OUADGHIRI

Professeur de Biologie Moléculaire

Monsieur Mounir KISRA

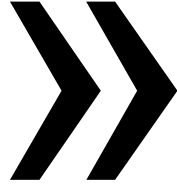
Professeur de Chirurgie Pédiatrique

Président

Rapporteur

Juge

Juge



سبحانك لا علم لنا إلا ما علمتنا
إنك أنت العليم الحكيم



سورة البقرة: الآية: 31





**UNIVERSITE MOHAMMED V
FACULTE DE MEDECINE ET DE PHARMACIE
RABAT**

DOYENS HONORAIRES :

1962 – 1969: Professeur Abdelmalek FARAJ
1969 – 1974: Professeur Abdellatif BERBICH
1974 – 1981: Professeur Bachir LAZRAK
1981 – 1989: Professeur Taieb CHKILI
1989 – 1997: Professeur Mohamed Tahar ALAOUI
1997 – 2003: Professeur Abdelmajid BELMAHI
2003 - 2013: Professeur Najia HAJJAJ – HASSOUNI

ADMINISTRATION :

Doyen	Professeur Mohamed ADN AOUI
Vice-Doyen chargé des Affaires Académiques et Etudiantes	
	Professeur Brahim LEKEHAL
Vice-Doyen chargé de la Recherche et de la Coopération	
	Professeur Toufiq DAKKA
Vice-Doyen chargé des Affaires Spécifiques à la Pharmacie	
	Professeur Younes RAHALI
Secrétaire Général	
	Mr. Mohamed KARRA

*** Enseignants Militaires**

1 - ENSEIGNANTS-CHERCHEURS MEDECINS ET PHARMACIENS

PROFESSEURS DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR :

Décembre 1984

Pr. MAAOUNI Abdelaziz
Pr. MAAZOUZI Ahmed Wajdi
Pr. SETTAF Abdellatif

Médecine Interne – [Clinique Royale](#)
Anesthésie -Réanimation
Pathologie Chirurgicale

Décembre 1989

Pr. ADNAOUI Mohamed
Pr. OUAZZANI Taïbi Mohamed Réda

Médecine Interne – [Doyen de la FMPR](#)
Neurologie

Janvier et Novembre 1990

Pr. KHARBACH Aïcha
Pr. TAZI Saoud Anas

Gynécologie -Obstétrique
Anesthésie Réanimation

Février Avril Juillet et Décembre 1991

Pr. AZZOUZI Abderrahim
Pr. BAYAHIA Rabéa
Pr. BELKOUCHI Abdelkader
Pr. BENCHEKROUN Belabbes Abdellatif
Pr. BENSOUDA Yahia
Pr. BERRAHO Amina
Pr. BEZAD Rachid
Pr. CHERRAH Yahia
Pr. CHOKAIRI Omar
Pr. KHATTAB Mohamed
Pr. SOULAYMANI Rachida
Pr. TAOUFIK Jamal

Anesthésie Réanimation- [Doyen de FMPO](#)
Néphrologie
Chirurgie Générale
Chirurgie Générale
Pharmacie galénique
Ophtalmologie
Gynécologie Obstétrique [Méd.Chef Maternité des Orangers](#)
Pharmacologie
Histologie Embryologie
Pédiatrie
Pharmacologie- [Dir. du Centre National PV Rabat](#)
Chimie thérapeutique

Décembre 1992

Pr. AHALLAT Mohamed
Pr. BENSOUDA Adil
Pr. CHAHED OUAZZANI Laaziza
Pr. CHRAIBI Chafiq
Pr. EL OUAHABI Abdessamad
Pr. FELLAT Rokaya
Pr. JIDDANE Mohamed
Pr. TAGHY Ahmed
Pr. ZOUHDI Mimoun

Chirurgie Générale [Doyen de FMPT](#)
Anesthésie Réanimation
Gastro-Entérologie
Gynécologie Obstétrique
Neurochirurgie
Cardiologie
Anatomie
Chirurgie Générale
Microbiologie

** Enseignants Militaires*

Mars 1994

Pr. BENJAAFAR Nouredine
Pr. BEN RAIS Nozha
Pr. CAOUI Malika
Pr. CHRAIBI Abdelmjid
Pr. EL AMRANI Sabah
Pr. ERROUGANI Abdelkader
Pr. ESSAKALI Malika
Pr. ETTAYEBI Fouad
Pr. IFRINE Lahssan
Pr. RHRAB Brahim
Pr. SENOUCI Karima

Mars 1994

Pr. ABBAR Mohamed*
Pr. BENTAHILA Abdelali
Pr. BERRADA Mohamed Saleh
Pr. CHERKAOUI Lalla Ouafae
Pr. LAKHDAR Amina
Pr. MOUANE Nezha

Mars 1995

Pr. ABOUQUAL Redouane
Pr. AMRAOUI Mohamed
Pr. BAIDADA Abdelaziz
Pr. BARGACH Samir
Pr. EL MESNAOUI Abbes
Pr. ESSAKALI HOUSSYNI Leila
Pr. IBEN ATTYA ANDALOUSSI Ahmed
Pr. OUAZZANI CHAHDI Bahia
Pr. SEFIANI Abdelaziz
Pr. ZEGGWAGH Amine Ali

Décembre 1996

Pr. BELKACEM Rachid
Pr. BOULANOUAR Abdelkrim
Pr. EL ALAMI EL FARICHA EL Hassan
Pr. GAOUZI Ahmed
Pr. OUZEDDOUN Naima
Pr. ZBIR EL Mehdi*

Radiothérapie
Biophysique
Biophysique
Endocrinologie et Maladies Métaboliques [Doyen de la FMPA](#)
Gynécologie Obstétrique
Chirurgie Générale – [Directeur du CHIS](#)
Immunologie
Chirurgie Pédiatrique
Chirurgie Générale
Gynécologie –Obstétrique
Dermatologie

Urologie [Inspecteur du SSM](#)
Pédiatrie
Traumatologie – Orthopédie
Ophtalmologie
Gynécologie Obstétrique
Pédiatrie

Réanimation Médicale
Chirurgie Générale
Gynécologie Obstétrique
Gynécologie Obstétrique
Chirurgie Générale
Oto-Rhino-Laryngologie
Urologie
Ophtalmologie
Génétique
Réanimation Médicale

Chirurgie Pédiatrie
Ophtalmologie
Chirurgie Générale
Pédiatrie
Néphrologie
Cardiologie [Directeur HMI Mohammed V](#)

*** Enseignants Militaires**

Novembre 1997

Pr. ALAMI Mohamed Hassan
Pr. BIROUK Nazha
Pr. FELLAT Nadia
Pr. KADDOURI Noureddine
Pr. KOUTANI Abdellatif
Pr. LAHLOU Mohamed Khalid
Pr. MAHRAOUI CHAFIQ
Pr. TOUFIQ Jallal
Pr. YOUSFI MALKI Mounia

Gynécologie-Obstétrique
Neurologie
Cardiologie
Chirurgie Pédiatrique
Urologie
Chirurgie Générale
Pédiatrie
Psychiatrie [Directeur Hôp.Ar-razi Salé](#)
Gynécologie Obstétrique

Novembre 1998

Pr. BENOMAR ALI
Pr. BOUGTAB
Pr. ER RIHANI Hassan
Pr. BENKIRANE Majid*

Neurologie [Doyen de la FMP Abulcassis](#)
Abdesslam Chirurgie Générale
Oncologie Médicale
Hématologie

Janvier 2000

Pr. ABID Ahmed*
Pr. AIT OUAMAR Hassan
Pr. BENJELLOUN Dakhama Badr.Sououd
Pr. BOURKADI Jamal-Eddine
Pr. CHARIF CHEFCHAOUNI Al Montacer
Pr. ECHARRAB El Mahjoub
Pr. EL FTOUH Mustapha
Pr. EL MOSTARCHID Brahim*
Pr. TACHINANTE Rajae
Pr. TAZI MEZALEK Zoubida

Pneumo-phtisiologie
Pédiatrie
Pédiatrie
Pneumo-phtisiologie [Directeur Hôp. My Youssef](#)
Chirurgie Générale
Chirurgie Générale
Pneumo-phtisiologie
Neurochirurgie
Anesthésie-Réanimation
Médecine Interne

Novembre 2000

Pr. AIDI Saadia
Pr. AJANA Fatima Zohra
Pr. BENAMR Said
Pr. CHERTI Mohammed
Pr. ECH-CHERIF EL KETTANI Selma
Pr. EL HASSANI Amine
Pr. EL KHADER Khalid
Pr. GHARBI Mohamed El Hassan
Pr. MDAGHRI ALAOUI Asmae

Neurologie
Gastro-Entérologie
Chirurgie Générale
Cardiologie
Anesthésie-Réanimation
Pédiatrie -[Directeur Hôp.Cheikh Zaid](#)
Urologie
Endocrinologie et Maladies Métaboliques
Pédiatrie

*** Enseignants Militaires**

Décembre 2001

Pr. BALKHI Hicham*
Pr. BENABDELJLIL Maria
Pr. BENAMAR Loubna
Pr. BENAMOR Jouda
Pr. BENELBARHDADI Imane
Pr. BENNANI Rajae
Pr. BENOUACHANE Thami
Pr. BEZZA Ahmed*
Pr. BOUCHIKHI IDRISSE Med Larbi
Pr. BOUMDIN El Hassane*
Pr. CHAT Latifa
Pr. DAALI Mustapha*
Pr. EL HIJRI Ahmed
Pr. EL MAAQILI Moulay Rachid
Pr. EL MADHI Tarik
Pr. EL OUNANI Mohamed
Pr. ETTAIR Said
Pr. GAZZAZ Miloudi*
Pr. HRORA Abdelmalek
Pr. KABIRI EL Hassane*
Pr. LAMRANI Moulay Omar
Pr. LEKEHAL Brahim
Pr. MEDARHRI Jalil
Pr. MIKDAME Mohammed*
Pr. MOHSINE Raouf
Pr. NOUINI Yassine
Pr. SABBAH Farid
Pr. SEFIANI Yasser
Pr. TAOUFIQ BENCHEKROUN Soumia

Anesthésie-Réanimation
Neurologie
Néphrologie
Pneumo-phtisiologie
Gastro-Entérologie
Cardiologie
Pédiatrie
Rhumatologie
Anatomie
Radiologie
Radiologie
Chirurgie Générale
Anesthésie-Réanimation
Neuro-Chirurgie
Chirurgie-Pédiatrique
Chirurgie Générale
Pédiatrie -[Directeur Hôp. Univ. Cheikh Khalifa](#)
Neuro-Chirurgie
Chirurgie Générale [Directeur Hôpital Ibn Sina](#)
Chirurgie Thoracique
Traumatologie Orthopédie
Chirurgie Vasculaire Périphérique [V-D chargé Aff Acad. Est.](#)
Chirurgie Générale
Hématologie Clinique
Chirurgie Générale
Urologie
Chirurgie Générale
Chirurgie Vasculaire Périphérique
Pédiatrie

Décembre 2002

Pr. AL BOUZIDI Abderrahmane*
Pr. AMEUR Ahmed *
Pr. AMRI Rachida
Pr. AOURLARH Aziz*
Pr. BAMOU Youssef *
Pr. BELMEJDOUB Ghizlene*
Pr. BENZEKRI Laila
Pr. BENZZOUBEIR Nadia
Pr. BERNOUSSI Zakiya

Anatomie Pathologique
Urologie
Cardiologie
Gastro-Entérologie [Dir.-Adj. HMI Mohammed V](#)
Biochimie-Chimie
Endocrinologie et Maladies Métaboliques
Dermatologie
Gastro-Entérologie
Anatomie Pathologique

*** Enseignants Militaires**

Pr. CHOHO Abdelkrim *
 Pr. CHKIRATE Bouchra
 Pr. EL ALAMI EL Fellous Sidi Zouhair
 Pr. EL HAOURI Mohamed *
 Pr. FILALI ADIB Abdelhai
 Pr. HAJJI Zakia
 Pr. JAAFAR Abdeloihab*
 Pr. KRIOUILE Yamina
 Pr. MOUSSAOUI RAHALI Driss*
 Pr. OUJILAL Abdelilah
 Pr. RAISS Mohamed
 Pr. SIAH Samir *
 Pr. THIMOU Amal
 Pr. ZENTAR Aziz*

Janvier 2004

Pr. ABDELLAH El Hassan
 Pr. AMRANI Mariam
 Pr. BENBOUZID Mohammed Anas
 Pr. BENKIRANE Ahmed*
 Pr. BOULAADAS Malik
 Pr. BOURAZZA Ahmed*
 Pr. CHAGAR Belkacem*
 Pr. CHERRADI Nadia
 Pr. EL FENNI Jamal*
 Pr. EL HANCHI ZAKI
 Pr. EL KHORASSANI Mohamed
 Pr. HACHI Hafid
 Pr. JABOUIRIK Fatima
 Pr. KHARMAZ Mohamed
 Pr. MOUGHIL Said
 Pr. OUBAAZ Abdelbarre *
 Pr. TARIB Abdelilah*
 Pr. TIJAMI Fouad
 Pr. ZARZUR Jamila

Janvier 2005

Pr. ABBASSI Abdellah
 Pr. ALLALI Fadoua
 Pr. AMAZOUZI Abdellah
 Pr. BAHIRI Rachid
 Pr. BARKAT Amina

Chirurgie Générale
 Pédiatrie
 Chirurgie Pédiatrique
 Dermatologie
 Gynécologie Obstétrique
 Ophtalmologie
 Traumatologie Orthopédie
 Pédiatrie
 Gynécologie Obstétrique
 Oto-Rhino-Laryngologie
 Chirurgie Générale
 Anesthésie Réanimation
 Pédiatrie
 Chirurgie Générale

Ophtalmologie
 Anatomie Pathologique
 Oto-Rhino-Laryngologie
 Gastro-Entérologie
 Stomatologie et Chirurgie Maxillo-faciale
 Neurologie
 Traumatologie Orthopédie
 Anatomie Pathologique
 Radiologie
 Gynécologie Obstétrique
 Pédiatrie
 Chirurgie Générale
 Pédiatrie
 Traumatologie Orthopédie
 Chirurgie Cardio-Vasculaire
 Ophtalmologie
 Pharmacie Clinique
 Chirurgie Générale
 Cardiologie

Chirurgie Réparatrice et Plastique
 Rhumatologie
 Ophtalmologie
 Rhumatologie
 Pédiatrie

Directeur Hôp. Al Ayachi Salé

*** Enseignants Militaires**

Pr. BENYASS Aatif
 Pr. DOUDOUH Abderrahim*
 Pr. HAJJI Leila
 Pr. HESSISSEN Leila
 Pr. JIDAL Mohamed*
 Pr. LAAROUSSI Mohamed
 Pr. LYAGOUBI Mohammed
 Pr. SBIHI Souad
 Pr. ZERAIDI Najia

AVRIL 2006

Pr. ACHEMLAL Lahsen*
 Pr. BELMEKKI Abdelkader*
 Pr. BENCHEIKH Razika
 Pr. BIYI Abdelhamid*
 Pr. BOUHAFS Mohamed El Amine
 Pr. BOULAHYA Abdellatif*
 Pr. CHENGUETI ANSARI Anas
 Pr. DOGHMI Nawal
 Pr. FELLAT Ibtiham
 Pr. FAROUDY Mamoun
 Pr. HARMOUCHE Hicham
 Pr. IDRIS LAHLOU Amine*
 Pr. JROUNDI Laila
 Pr. KARMOUNI Tariq
 Pr. KILI Amina
 Pr. KISRA Hassan
 Pr. KISRA Mounir
 Pr. LAATIRIS Abdelkader*
 Pr. LMIMOUNI Badreddine*
 Pr. MANSOURI Hamid*
 Pr. OUANASS Abderrazzak
 Pr. SAFI Soumaya*
 Pr. SOUALHI Mouna
 Pr. TELLAL Saïda*
 Pr. ZAHRAOUI Rachida

Octobre 2007

Pr. ABIDI Khalid
 Pr. ACHACHI Leila
 Pr. ACHOUR Abdessamad*

Cardiologie
 Biophysique
 Cardiologie *(mise en disponibilité)*
 Pédiatrie
 Radiologie
 Chirurgie Cardio-vasculaire
 Parasitologie
 Histo-Embryologie Cytogénétique
 Gynécologie Obstétrique

Rhumatologie
 Hématologie
 O.R.L
 Biophysique
 Chirurgie - Pédiatrique
 Chirurgie Cardio – Vasculaire. Directeur Hôpital Ibn Sina Marr.
 Gynécologie Obstétrique
 Cardiologie
 Cardiologie
 Anesthésie Réanimation
 Médecine Interne
 Microbiologie
 Radiologie
 Urologie
 Pédiatrie
 Psychiatrie
 Chirurgie – Pédiatrique
 Pharmacie Galénique
 Parasitologie
 Radiothérapie
 Psychiatrie
 Endocrinologie
 Pneumo – Phtisiologie
 Biochimie
 Pneumo – Phtisiologie

Réanimation médicale
 Pneumo phtisiologie
 Chirurgie générale

*** Enseignants Militaires**

Pr. AIT HOUSSA Mahdi *
 Pr. AMHAJJI Larbi *
 Pr. AOUI Sarra
 Pr. BAITE Abdelouahed *
 Pr. BALOUCH Lhousaine *
 Pr. BENZIANE Hamid *
 Pr. BOUTIMZINE Nourdine
 Pr. CHERKAoui Naoual *
 Pr. EHIRCHIOU Abdelkader *
 Pr. EL BEKKALI Youssef *
 Pr. EL ABSI Mohamed
 Pr. EL MOUSSAOUI Rachid
 Pr. EL OMARI Fatima
 Pr. GHARIB Noureddine
 Pr. HADADI Khalid *
 Pr. ICHOU Mohamed *
 Pr. ISMAILI Nadia
 Pr. KEBDANI Tayeb
 Pr. LOUZI Lhoussain *
 Pr. MADANI Naoufel
 Pr. MAHI Mohamed *
 Pr. MARC Karima
 Pr. MASRAR Azlarab
 Pr. MRANI Saad *
 Pr. OUZZIF Ez zohra *
 Pr. RABHI Monsef *
 Pr. RADOUANE Bouchaib*
 Pr. SEFFAR Myriame
 Pr. SEKHSOKH Yessine *
 Pr. SIFAT Hassan *
 Pr. TABERKANET Mustafa *
 Pr. TACHFOUTI Samira
 Pr. TAJDINE Mohammed Tariq*
 Pr. TANANE Mansour *
 Pr. TLIGUI Houssain
 Pr. TOUATI Zakia

Mars 2009

Pr. ABOUZAHIR Ali *
 Pr. AGADR Aomar *
 Pr. AIT ALI Abdelmounaim *
 Pr. AKHADDAR Ali *

Chirurgie cardio vasculaire
 Traumatologie orthopédie
 Parasitologie
 Anesthésie réanimation
 Biochimie-chimie
 Pharmacie clinique
 Ophtalmologie
 Pharmacie galénique
 Chirurgie générale
 Chirurgie cardio-vasculaire
 Chirurgie générale
 Anesthésie réanimation
 Psychiatrie
 Chirurgie plastique et réparatrice
 Radiothérapie
 Oncologie médicale
 Dermatologie
 Radiothérapie
 Microbiologie
 Réanimation médicale
 Radiologie
 Pneumo phtisiologie
 Hématologie biologique
 Virologie
 Biochimie-chimie
 Médecine interne
 Radiologie
 Microbiologie
 Microbiologie
 Radiothérapie
 Chirurgie vasculaire périphérique
 Ophtalmologie
 Chirurgie générale
 Traumatologie-orthopédie
 Parasitologie
 Cardiologie

Médecine interne
 Pédiatrie
 Chirurgie Générale
 Neuro-chirurgie

*** Enseignants Militaires**

Pr. ALLALI Nazik
 Pr. AMINE Bouchra
 Pr. ARKHA Yassir
 Pr. BELYAMANI Lahcen *
 Pr. BJIJOU Younes
 Pr. BOUHSAIN Sanae *
 Pr. BOUI Mohammed *
 Pr. BOUNAIM Ahmed *
 Pr. BOUSSOUGA Mostapha *
 Pr. CHTATA Hassan Toufik *
 Pr. DOGHMI Kamal *
 Pr. EL MALKI Hadj Omar
 Pr. EL OUENNASS Mostapha*
 Pr. ENNIBI Khalid *
 Pr. FATHI Khalid
 Pr. HASSIKOU Hasna *
 Pr. KABBAJ Nawal
 Pr. KABIRI Meryem
 Pr. KARBOUBI Lamya
 Pr. LAMSAOURI Jamal *
 Pr. MARMADÉ Lahcen
 Pr. MESKINI Toufik
 Pr. MESSAOUDI Nezha *
 Pr. MSSROURI Rahal
 Pr. NASSAR Ittimade
 Pr. OUKERRAJ Latifa
 Pr. RHORFI Ismail Abderrahmani *

Octobre 2010

Pr. ALILOU Mustapha
 Pr. AMEZIANE Taoufiq*
 Pr. BELAGUID Abdelaziz
 Pr. CHADLI Mariama*
 Pr. CHEMSI Mohamed*
 Pr. DAMI Abdellah*
 Pr. DARBI Abdellatif*
 Pr. DENDANE Mohammed Anouar
 Pr. EL HAFIDI Naima
 Pr. EL KHARRAS Abdennasser*
 Pr. EL MAZOUZ Samir

Radiologie
 Rhumatologie
 Neuro-chirurgie *Directeur Hôp.des Spécialités*
 Anesthésie Réanimation
 Anatomie
 Biochimie-chimie
 Dermatologie
 Chirurgie Générale
 Traumatologie-orthopédie
 Chirurgie Vasculaire Périphérique
 Hématologie clinique
 Chirurgie Générale
 Microbiologie
 Médecine interne
 Gynécologie obstétrique
 Rhumatologie
 Gastro-entérologie
 Pédiatrie
 Pédiatrie
 Chimie Thérapeutique
 Chirurgie Cardio-vasculaire
 Pédiatrie
 Hématologie biologique
 Chirurgie Générale
 Radiologie
 Cardiologie
 Pneumo-Phthisiologie

Anesthésie réanimation
 Médecine Interne *Directeur ERSSM*
 Physiologie
 Microbiologie
 Médecine Aéronautique
 Biochimie- Chimie
 Radiologie
 Chirurgie Pédiatrique
 Pédiatrie
 Radiologie
 Chirurgie Plastique et Réparatrice

*** Enseignants Militaires**

Pr. EL SAYEGH Hachem
Pr. ERRABIH Ikram
Pr. LAMALMI Najat
Pr. MOSADIK Ahlam
Pr. MOUJAHID Mountassir*
Pr. NAZIH Mouna*
Pr. ZOUAIDIA Fouad

Urologie
Gastro-Entérologie
Anatomie Pathologique
Anesthésie Réanimation
Chirurgie Générale
Hématologie
Anatomie Pathologique

Decembre 2010

Pr. ZNATI Kaoutar

Anatomie Pathologique

Mai 2012

Pr. AMRANI Abdelouahed
Pr. ABOUELALAA Khalil *
Pr. BENCHEBBA Driss *
Pr. DRISSI Mohamed *
Pr. EL ALAOUI MHAMDI Mouna
Pr. EL OUAZZANI Hanane *
Pr. ER-RAJI Mounir
Pr. JAHID Ahmed
Pr. RAISSOUNI Maha *

Chirurgie pédiatrique
Anesthésie Réanimation
Traumatologie-orthopédie
Anesthésie Réanimation
Chirurgie Générale
Pneumophtisiologie
Chirurgie Pédiatrique
Anatomie Pathologique
Cardiologie

Février 2013

Pr. AHID Samir
Pr. AIT EL CADI Mina
Pr. AMRANI HANCHI Laila
Pr. AMOR Mourad
Pr. AWAB Almahdi
Pr. BELAYACHI Jihane
Pr. BELKHADIR Zakaria Houssain
Pr. BENCHEKROUN Laila
Pr. BENKIRANE Souad
Pr. BENNANA Ahmed*
Pr. BENSGHIR Mustapha *
Pr. BENYAHIA Mohammed *
Pr. BOUATIA Mustapha
Pr. BOUABID Ahmed Salim*
Pr. BOUTARBOUCH Mahjouba
Pr. CHAIB Ali *
Pr. DENDANE Tarek

Pharmacologie
Toxicologie
Gastro-Entérologie
Anesthésie Réanimation
Anesthésie Réanimation
Réanimation Médicale
Anesthésie Réanimation
Biochimie-Chimie
Hématologie
Informatique Pharmaceutique
Anesthésie Réanimation
Néphrologie
Chimie Analytique et Bromatologie
Traumatologie orthopédie
Anatomie
Cardiologie
Réanimation Médicale

*** Enseignants Militaires**

Pr. DINI Nouzha *	Pédiatrie
Pr. ECH-CHERIF EL KETTANIMohamed Ali	Anesthésie Réanimation
Pr. ECH-CHERIF EL KETTANI Najwa	Radiologie
Pr. ELFATEMI Nizare	Neuro-chirurgie
Pr. EL GUERROUJ Hasnae	Médecine Nucléaire
Pr. EL HARTI Jaouad	Chimie Thérapeutique
Pr. EL JAOUDI Rachid *	Toxicologie
Pr. EL KABABRI Maria	Pédiatrie
Pr. EL KHANNOUSSI Basma	Anatomie Pathologique
Pr. EL KHLOUFI Samir	Anatomie
Pr. EL KORAICHI Alae	Anesthésie Réanimation
Pr. EN-NOUALI Hassane *	Radiologie
Pr. ERRGUIG Laila	Physiologie
Pr. FIKRI Meryem	Radiologie
Pr. GHFIR Imade	Médecine Nucléaire
Pr. IMANE Zineb	Pédiatrie
Pr. IRAQI Hind	Endocrinologie et maladies métaboliques
Pr. KABBAJ Hakima	Microbiologie
Pr. KADIRI Mohamed *	Psychiatrie
Pr. LATIB Rachida	Radiologie
Pr. MAAMAR Mouna Fatima Zahra	Médecine Interne
Pr. MEDDAH Bouchra	Pharmacologie
Pr. MELHAOUI Adyl	Neuro-chirurgie
Pr. MRABTI Hind	Oncologie Médicale
Pr. NEJJARI Rachid	Pharmacognosie
Pr. OUBEJJA Houda	Chirurgie Pédiatrique
Pr. OUKABLI Mohamed *	Anatomie Pathologique
Pr. RAHALI Younes	Pharmacie Galénique <i>Vice-Doyen à la Pharmacie</i>
Pr. RATBI Ilham	Génétique
Pr. RAHMANI Mounia	Neurologie
Pr. REDA Karim *	Ophtalmologie
Pr. REGRAGUI Wafa	Neurologie
Pr. RKAIN Hanan	Physiologie
Pr. ROSTOM Samira	Rhumatologie
Pr. ROUAS Lamiaa	Anatomie Pathologique
Pr. ROUIBAA Fedoua *	Gastro-Entérologie
Pr SALIHOUN Mouna	Gastro-Entérologie
Pr. SAYAH Rochde	Chirurgie Cardio-Vasculaire
Pr. SEDDIK Hassan *	Gastro-Entérologie
Pr. ZERHOUNI Hicham	Chirurgie Pédiatrique
Pr. ZINE Ali *	Traumatologie Orthopédie

*** Enseignants Militaires**

AVRIL 2013

Pr. EL KHATIB MOHAMED KARIM *

Stomatologie et Chirurgie Maxillo-faciale

MARS 2014

Pr. ACHIR Abdellah
Pr. BENCHAKROUN Mohammed *
Pr. BOUCHIKH Mohammed
Pr. EL KABBAJ Driss *
Pr. EL MACHTANI IDRISSE Samira *
Pr. HARDIZI Houyam
Pr. HASSANI Amale *
Pr. HERRAK Laila
Pr. JANANE Abdellah *
Pr. JEAIDI Anass *
Pr. KOUACH Jaouad*
Pr. LEMNOUER Abdelhay*
Pr. MAKRAM Sanaa *
Pr. OULAHYANE Rachid*
Pr. RHISSASSI Mohamed Jaafar
Pr. SEKKACH Youssef*
Pr. TAZI MOUKHA Zakia

Chirurgie Thoracique
Traumatologie- Orthopédie
Chirurgie Thoracique
Néphrologie
Biochimie-Chimie
Histologie- Embryologie-Cytogénétique
Pédiatrie
Pneumologie
Urologie
Hématologie Biologique
Gynécologie-Obstétrique
Microbiologie
Pharmacologie
Chirurgie Pédiatrique
CCV
Médecine Interne
Généologie-Obstétrique

DECEMBRE 2014

Pr. ABILKACEM Rachid*
Pr. AIT BOUGHIMA Fadila
Pr. BEKKALI Hicham *
Pr. BENAZZOU Salma
Pr. BOUABDELLAH Mounya
Pr. BOUCHRIK Mourad*
Pr. DERRAJI Soufiane*
Pr. DOBLALI Taoufik
Pr. EL AYOUBI EL IDRISSE Ali
Pr. EL GHADBANE Abdedaim Hatim*
Pr. EL MARJANY Mohammed*
Pr. FEJJAL Nawfal
Pr. JAHIDI Mohamed*
Pr. LAKHAL Zouhair*
Pr. OUDGHIRI NEZHA
Pr. RAMI Mohamed
Pr. SABIR Maria
Pr. SBAI IDRISSE Karim*

Pédiatrie
Médecine Légale
Anesthésie-Réanimation
Chirurgie Maxillo-Faciale
Biochimie-Chimie
Parasitologie
Pharmacie Clinique
Microbiologie
Anatomie
Anesthésie-Réanimation
Radiothérapie
Chirurgie Réparatrice et Plastique
O.R.L
Cardiologie
Anesthésie-Réanimation
Chirurgie Pédiatrique
Psychiatrie
Médecine préventive, santé publique et Hyg.

*** Enseignants Militaires**

AOUT 2015

Pr. MEZIANE Meryem
Pr. TAHIRI Latifa

Dermatologie
Rhumatologie

PROFESSEURS AGREGES :

JANVIER 2016

Pr. BENKABBOU Amine
Pr. EL ASRI Fouad*
Pr. ERRAMI Nouredine*
Pr. NITASSI Sophia

Chirurgie Générale
Ophtalmologie
O.R.L
O.R.L

JUIN 2017

Pr. ABBI Rachid*
Pr. ASFALOU Ilyasse*
Pr. BOUAYTI El Arbi*
Pr. BOUTAYEB Saber
Pr. EL GHISSASSI Ibrahim
Pr. HAFIDI Jawad
Pr. OURAINI Saloua*
Pr. RAZINE Rachid
Pr. ZRARA Abdelhamid*

Microbiologie
Cardiologie
Médecine préventive, santé publique et Hyg.
Oncologie Médicale
Oncologie Médicale
Anatomie
O.R.L
Médecine préventive, santé publique et Hyg.
Immunologie

NOVEMBRE 2018

Pr. AMELLAL Mina
Pr. SOULY Karim
Pr. TAHRI Rajae

Anatomie
Microbiologie
Histologie-Embryologie-Cytogénétique

NOVEMBRE 2019

Pr. AATIF Taoufiq *
Pr. ACHBOUK Abdelhafid *
Pr. ANDALOUSSI SAGHIR Khalid *
Pr. BABA HABIB Moulay Abdellah *
Pr. BASSIR RIDA ALLAH
Pr. BOUATTAR TARIK
Pr. BOUFETTAL MONSEF
Pr. BOUCHENTOUF Sidi Mohammed *
Pr. BOUZELMAT Hicham *
Pr. BOUKHRIS Jalal *

Néphrologie
Chirurgie Réparatrice et Plastique
Radiothérapie
Gynécologie-obstétrique
Anatomie
Néphrologie
Anatomie
Chirurgie Générale
Cardiologie
Traumatologie-orthopédie

*** Enseignants Militaires**

Pr. CHAFRY Bouchaib *
 Pr. CHAHDI Hafsa *
 Pr. CHERIF EL ASRI Abad *
 Pr. DAMIRI Amal *
 Pr. DOGHMI Nawfal *
 Pr. ELALAOUI Sidi-Yassir
 Pr. EL ANNAZ Hicham *
 Pr. EL HASSANI Moulay EL Mehdi *
 Pr. EL HJOUJI Aabderrahman *
 Pr. EL KAOUI Hakim *
 Pr. EL WALI Abderrahman *
 Pr. EN-NAFAA Issam *
 Pr. HAMAMA Jalal *
 Pr. HEMMAOUI Bouchaib *
 Pr. HJIRA Naoufal *
 Pr. JIRA Mohamed *
 Pr. JNIENE Asmaa
 Pr. LARAQUI Hicham *
 Pr. MAHFOUD Tarik *
 Pr. MEZIANE Mohammed *
 Pr. MOUTAKI ALLAH Younes *
 Pr. MOUZARI Yassine *
 Pr. NAOUI Hafida *
 Pr. OBTEL Majdouline
 Pr. OURRAI Abdelhakim *
 Pr. SAOUAB Rachida *
 Pr. SBITTI Yassir *
 Pr. ZADDOUG Omar *
 Pr. ZIDOUH Saad *

Traumatologie-orthopédie
 Anatomie Pathologique
 Neurochirurgie
 Anatomie Pathologique
 Anesthésie-réanimation
 Pharmacie Galénique
 Virologie
 Gynécologie-obstétrique
 Chirurgie Générale
 Chirurgie Générale
 Anesthésie-réanimation
 Radiologie
 Stomatologie et Chirurgie Maxillo-faciale
 O.R.L
 Dermatologie
 Médecine Interne
 Physiologie
 Chirurgie Générale
 Oncologie Médicale
 Anesthésie-réanimation
 Chirurgie Cardio-vasculaire
 Ophtalmologie
 Parasitologie-Mycologie
 Médecine préventive, santé publique et Hyg.
 Pédiatrie
 Radiologie
 Oncologie Médicale
 Traumatologie Orthopédie
 Anesthésie-réanimation

*** Enseignants Militaires**

2 - ENSEIGNANTS-CHERCHEURS SCIENTIFIQUES

PROFESSEURS/Prs. HABILITES

Pr. ABOUDRAR Saadia	Physiologie
Pr. ALAMI OUHABI Naima	Biochimie-chimie
Pr. ALAOUI KATIM	Pharmacologie
Pr. ALAOUI SLIMANI Lalla Naïma	Histologie-Embryologie
Pr. ANSAR M'hammed	Chimie Organique et Pharmacie Chimique
Pr. BARKIYOU Malika	Histologie-Embryologie
Pr. BOUHOUCHE Ahmed	Génétique Humaine
Pr. BOUKLOUZE Abdelaziz	Applications Pharmaceutiques
Pr. CHAHED OUAZZANI Lalla Chadia	Biochimie-chimie
Pr. DAKKA Taoufiq	Physiologie
Pr. FAOUZI Moulay El Abbès	Pharmacologie
Pr. IBRAHIMI Azeddine	Biologie moléculaire/Biotechnologie
Pr. KHANFRI Jamal Eddine	Biologie
Pr. OULAD BOUYAHYA IDRISSE Med	Chimie Organique
Pr. REDHA Ahlam	Chimie
Pr. TOUATI Driss	Pharmacognosie
Pr. YAGOUBI Maamar	Environnement, Eau et Hygiène
Pr. ZAHIDI Ahmed	Pharmacologie

Mise à jour le 11/06/2020

KHALED Abdellah

***Chef du Service des Ressources Humaines
FMPR***

*** Enseignants Militaires**



Remerciements



*À notre maître, Président de thèse,
Madame le professeur EL HAFIDI NAÏMA
Professeur de pédiatrie à l'Hôpital d'Enfants de Rabat*

Pour l'honneur que vous nous avez fait en acceptant de présider notre jury ainsi que pour votre enseignement. Et nous vous sommes très reconnaissants de bien vouloir porter intérêt à ce travail.

*A mon directeur de thèse,
Monsieur le professeur IBRAHIMI Azeddine,
Professeur d'enseignement supérieur, directeur du Laboratoire
de Biotechnologie Médicale (Médbiotech) à la Faculté de Médecine
et de Pharmacie de Rabat*

*Pour m'avoir proposé ce sujet, pour avoir accepté de diriger ce travail et
pour le temps que vous m'avez accordé malgré votre planning chargé,
veuillez trouver ici mes sincères remerciements.*

A notre maitre, Juge de thèse
Madame le professeur Pr OUADGHIRI MOUNA
Professeur d'enseignement supérieur , microbiologiste
et biologiste moléculaire

*Nous vous remercions de nous avoir honorés par votre présence parmi
les membres du jury, Veuillez trouver ici, cher Maitre, le témoignage de
notre grande estime et de notre sincère reconnaissance.*

A notre maitre, Juge de thèse
Monsieur le professeur MOUNIR KISRA,
Professeur de Chirurgie Pédiatrique et chef de service de chirurgie
A à l'Hôpital d'Enfants de Rabat

Votre présence au sein de notre jury constitue pour moi un grand honneur. Qu'il me soit permis de vous présenter à travers ce travail le témoignage de mon grand respect et l'expression de ma profonde reconnaissance.



Liste des abréviations



LISTE DES ABRÉVIATIONS :

ADN	: Acide désoxyribonucléique.
ANN	: Réseau neuronal artificiel.
AUC	: Aire sous la courbe.
AVC	: Accident vasculaire cérébral.
BAV	: Bloc auriculo ventriculaire.
BPCO	: Broncho pneumopathie chronique obstructive.
CAD	: Diagnostic assisté par ordinateur.
CBC	: Carcinome basocellulaire.
CHC	: Carcinome hépatocellulaire.
CI	: Intervalle de confiance
CNN	: Réseau neuronal convolutif.
DES	: Dossiers de santé électroniques.
DL	: Apprentissage profond.
DME	: Œdème maculaire diabétique.
DMLA	: dégénérescence maculaire liée à l'âge.
DNN	: Réseau de neurones profond.
ECG	: Électrocardiogramme.
EHR	: Dossier médical électronique.
FA	: Fibrillation auriculaire.
FDA	: Food and Drug Administration.
FVC	: Fracture vertébrale par compression.
GAFAMI	: L'acronyme des géants du Web (Google, Apple, Facebook, Amazon et Microsoft).

GDPR	: Règlement général de protection des données.
IA	: Intelligence artificielle.
IAG	: L'intelligence artificielle générale.
IANH	: IA de niveau humain.
IRM	: L'imagerie par résonance magnétique.
ML	: Apprentissage automatique.
MRCA	: Algorithme de classement multicritère.
MV	: Vision par ordinateur.
NBI	: Imagerie à bande étroite.
NLP	: Traitement automatique du langage naturel.
OCT	: Tomographie par cohérence optique.
P	: La valeur-p.
QI	: Quotient intellectuel.
RDP	: Rétinopathie du prématuré.
ROC	: Caractéristique de fonctionnement du récepteur.
RVO	: Occlusion de la veine rétinienne.
SMN	: Symptôme non moteur.
TDM	: La tomodensitométrie.
TMA	: Tissue microarray.
WSI	: Imagerie sur lame entière.
WTC	: Pathologistes avec contrainte de temps.
WTOC	: Pathologistes sans contrainte de temps.



Liste des illustrations



LISTE DES FIGURES

Figure 1: Le test de Turing	5
Figure 2:: 1956 conférence de Dartmouth, les pères fondateurs de l'IA.	7
Figure 3: Les 3 V du Big Data.....	13
Figure 4: les types de données utilisés dans le domaine de la santé.....	14
Figure 5: Illustration de l'apprentissage supervisé et non supervisé	17
Figure 6: les réseaux de neurones profonds.....	20
Figure 7: la relation entre IA , ML , DL.....	21
Figure 8: l'IA en action, Un DNN calcule la probabilité de malignité pour chaque image ...	34
Figure 9: AI dans l'interprétation du fond d'oeil.....	39
Figure 10: Illustration de la détection automatisée du liquide maculaire dans les OCT.	40
Figure 11: Une approche de réseau neuronal profond pour l'analyse des électrocardiogrammes.....	43
Figure 12: CAD en temps réel pour le diagnostic des polypes	46
Figure 13: première chirurgie d'implants dentaires autonome en chine	50
Figure 14: l'exosquelette Recupera REHA pour la réadaptation suite à un AVC.	56
Figure 15: Le robot thérapeutique Paro	58
Figure 16: Une représentation schématique des scénarios de la MSanté.	60
Figure 16: Le modèle du coach médical.	63
Figure 18: la classification et les scores de probabilité de mélanome pour les images dermoscopiques des nævus et des mélanomes bénins : non marqués, marqués et recadrés. .	69
Figure 19: Démonstration de la manière dont des attaques adverses contre divers systèmes d'IA médicale peuvent être exécutées.	70

LISTE DES TABLEAUX

Tableau 1: les différentes applications du ML [16]	18
Tableau 2: liste des approbations de l'IA par la FDA	30
Tableau 3: Tableau récapitulatif des études comparatives entre les algorithmes d'IA et les dermatologues	35
Tableau 4: liste de quelques d'algorithmes d'apprentissage automatique et profond pour prédire les résultats cliniques.	54
Tableau 5: publications d'algorithmes d'IA évalués par des pairs	67
Tableau 6: les principales préoccupations éthiques dans différentes publications.	75



Table des Matières



TABLE DES MATIÈRES

INTRODUCTION	1
1. DÉFINITIONS	2
1.1 L'Intelligence	2
1.2 L'Intelligence artificielle	3
2. HISTOIRE DE L'INTELLIGENCE ARTIFICIELLE	6
- Gestation de l'intelligence artificielle (1943-1955) :	6
- Naissance de l'intelligence artificielle (1956) :	6
- L'enthousiasme des débuts (1952 – 1969) : le grand espoir :	7
- L'épreuve de la réalité (1966-1973) :	8
- Systèmes experts (1969-1979) : La clé du pouvoir ?	9
- De 1980 jusqu'à aujourd'hui :	10
3. MÉTHODES DE L'IA	13
3.1 Big data	13
3.2 L'apprentissage automatique	15
3.2.1 L'apprentissage supervisé :	15
3.2.2 Apprentissage non supervisé :	16
3.2.3 L'apprentissage par renforcement :	18
3.3 Apprentissage profond	19
APPLICATIONS DE L'IA DANS LA SANTE	22
1. IA COMME OUTIL DIAGNOSTIQUE.....	23
1.1 La radiologie :	23
1.2 Anatomopathologie :	30
1.2 Dermatologie.....	33
1.3 Ophtalmologie :	39
1.4 Cardiologie :	43
1.5 Gastro-entérologie :	44
1.6 Psychiatrie :	47
2. CHIRURGIE :	48
1.1 Amélioration des modalités de formation actuelle	48

1.2 Amélioration cognitive	48
1.3 Automatisation.....	49
3. PRISE DE DÉCISION ET TRAITEMENT :	51
4. IA ET MÉDECINE PRÉDICTIVE :	53
5. AUTRES	55
5.1 Services de réadaptation :	55
5.2 Soins infirmiers.....	57
5.3 L'IA et la recherche pharmaceutique :.....	59
5.4 L'IA dans la M santé :	60
5.4 L'IA et l'élargissement de la disponibilité de l'expertise clinique :.....	64
LIMITES :	65
1. ÉTUDES RÉTROSPECTIVES ET PROSPECTIVES	66
2. LE PETIT NOMBRE D'ESSAIS CONTRÔLÉS RANDOMISÉS ÉVALUÉS PAR LES PAIRS.....	66
3. LES MÉTRIQUES ET L'APPLICABILITÉ CLINIQUE	68
4. LES FACTEURS DE CONFUSION	68
5. SUSCEPTIBILITÉ AUX ATTAQUES OU MANIPULATIONS ADVERSES :.....	70
6. LES DÉFIS DE LA GÉNÉRALISATION.....	71
7. DIFFICULTÉ À COMPARER LES DIFFÉRENTS ALGORITHMES :.....	71
8. CHANGEMENT D'ENSEMBLE DE DONNÉES.	71
IMPLICATIONS ÉTHIQUES DES ALGORITHMES D'INTELLIGENCE ARTIFICIELLE DANS LE DOMAINE DE LA SANTÉ :	73
1 RESPONSABILITÉ	77
2. JUSTICE ET ÉQUITÉ	77
3. CONFIDENTIALITÉ ET SÉCURITÉ DES DONNÉES	78
4. EFFETS SUR LES PROFESSIONNELS DE LA SANTÉ.....	79
5. EFFETS SUR LES PATIENTS	80
6. FIABILITÉ ET SÉCURITÉ	80
7. TRANSPARENCE ET CONFIANCE	81
CONCLUSION.....	83
RESUMES.....	85
BIBLIOGRAPHIE	89



Introduction



1. DÉFINITIONS

1.1 L'Intelligence

Afin de fournir une définition de l'intelligence artificielle, il est nécessaire de donner une explication d'abord de l'intelligence en général.

Le terme *intelligence* de la langue française est dérivé du latin *intellĕgō* (« discerner, démêler, comprendre, remarquer »), dont le préfixe *intĕl* (« entre, parmi ») et le radical *lĕgō* (« ramasser, recueillir, choisir ») donnent le sens étymologique « choisir entre, ramasser parmi (un ensemble) » [1,2]

Au fil des années, plusieurs définitions ont été données :

Jean Piaget (1896-1980) : l'intelligence n'est pas ce que l'on sait, mais ce que l'on fait quand on ne sait pas.

Cyril Burt (1883-1971) : une aptitude cognitive générale innée.

David Wechsler (1896-1981) : L'intelligence est la capacité globale et complexe de l'individu d'agir dans un but déterminé, de penser de manière rationnelle et d'avoir des rapports utiles avec son milieu.

William Stern (1871 – 1938) : a introduit la notion du QI (quotient intellectuelle), et a formulé une définition de l'intelligence comme étant, la capacité générale d'un individu à adapter consciemment sa pensée à de nouvelles exigences. Il s'agit de l'adaptabilité mentale générale à de nouvelles tâches et conditions de vie. [3]

Howard Gardner (1943-) : l'intelligence est la faculté de résoudre des problèmes , ou de produire des biens ayant de la valeur pour une société ou un groupe défini.

En 1986, plus d'une vingtaine d'experts en psychologie ont été interrogés pour donner une définition de l'intelligence, mais aucun consensus ne s'est dégagé. Elle reste toujours un concept encore mal défini sur le plan scientifique [4].

Néanmoins , on peut dire de manière générale que « L'intelligence » est : « l'ensemble de processus retrouvés dans des systèmes, plus ou moins complexes, vivants ou non, qui permettent de comprendre, d'apprendre et de s'adapter à des situations nouvelles ».

1.2 L'Intelligence artificielle

La définition la plus simple de l'intelligence artificielle est celle de Larousse : « Ensemble de théories et de techniques mises en œuvre , en vue de réaliser des machines capables de simuler l'intelligence humaine. » [5]

Marvin Lee Minsky, un des fondateurs de l'IA, la définissait comme « la construction de programmes informatiques , qui s'adonnent à des tâches qui ne sont, pour l'instant, accomplies de façon satisfaisante que par des êtres humains , car elles demandent des processus mentaux de haut niveau tels que : l'apprentissage perceptuel, l'organisation de la mémoire et le raisonnement critique [6] ». Les progrès récents rendent partiellement obsolète cette définition datant des débuts de l'IA. Le développement constant de cette technologie explique donc en partie les difficultés dans l'établissement d'une définition consensuelle. Les deux points communs des définitions existantes sont : Le caractère « artificiel » par l'usage de l'informatique avec des algorithmes et de

l'électronique avec des processeurs. Le second point est son caractère « intelligent » ? qui lui permet d'effectuer des tâches cognitives généralement attribuées à l'homme :

- Traitement du langage naturel pour communiquer avec succès.
- Stockage des données et des connaissances.
- Raisonnement logique automatique pour répondre de manière adéquate aux stimuli environnementaux.
- Capacité d'apprentissage pour le réajustement des réactions.

Les caractéristiques mentionnées ont été également examinées par Alan Turing, qui a élaboré un test d'intelligence pour les machines :

➤ Le test de Turing

Dans ce test, un ordinateur digital (A) et une personne (B) doivent avoir une conversation de cinq minutes avec une autre personne (C). Cette personne (C), (l'interrogateur), doit poser des questions et doit faire la distinction entre l'ordinateur numérique et l'être humain (Figure 1). L'ordinateur passe le test s'il peut tromper l'interlocuteur dans 30 pour cent des cas. [5]

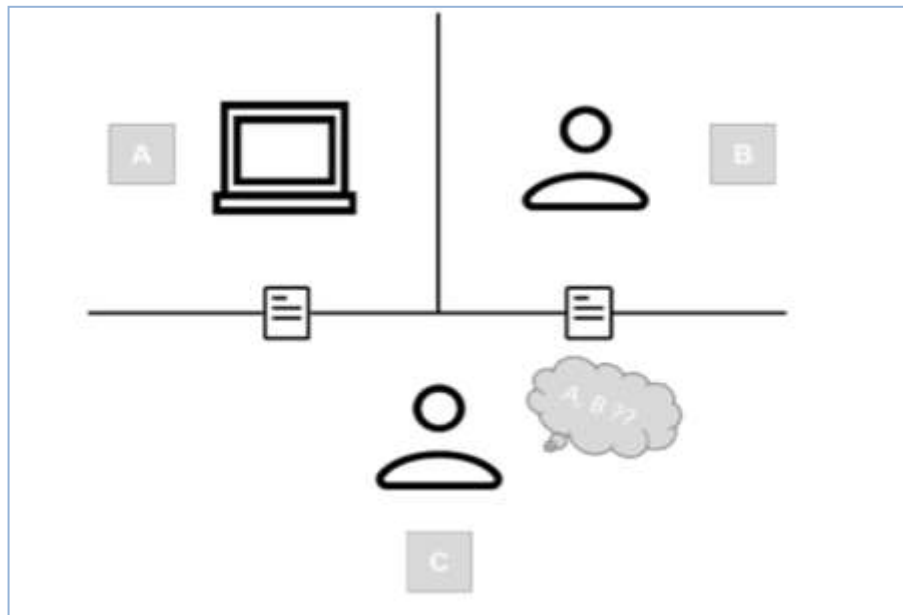


Figure 1: Le test de Turing

Turing a prédit que dans une cinquantaine d'années, il sera possible de programmer des ordinateurs, avec une capacité de stockage d'environ 109 [chiffres binaires], pour qu'ils jouent si bien le jeu de l'imitation qu'un interrogateur moyen n'aura pas plus de 70 % de chances de faire la bonne identification après cinq minutes d'interrogatoire [5]. Ce pourcentage n'est pas encore atteint, ce qui peut être considéré comme une preuve de la complexité de l'intelligence humaine. Néanmoins, en 2008, six entités conversationnelles artificielles ont failli passer le test de Turing lors d'une expérience à l'université de Reading. Toutes les applications en compétition "ont réussi à tromper au moins un de leurs interrogateurs humains". Mais aucune n'a réussi à franchir le seuil fixé par turing. La machine gagnante, appelée Elbot, ne pouvait atteindre qu'un taux de réussite de 25 %. [7]

2. HISTOIRE DE L'INTELLIGENCE ARTIFICIELLE [8]

❖ Gestation de l'intelligence artificielle (1943-1955) :

Bien que le terme n'existait pas encore, le premier travail reconnaissable comme le début de l'IA a été réalisé pendant cette période. Warren McCulloch et Walter Pitts ont introduit un modèle de neurones artificiels en 1943. Ils ont suggéré que des réseaux correctement conçus seront capables d'apprendre. Donald Hebb a ensuite proposé une règle pour modifier les liens entre les neurones. En 1950, Marvin Minsky et Dean Edmonds, deux étudiants à l'université de Harvard, ont construit le premier réseau neuronal. Alan Turing a proposé le "Test de Turing" en 1950 dans son article "Computational Machinery and Intelligence". Dans cet article, il a également présenté l'apprentissage automatique, les algorithmes génétiques et l'apprentissage par renforcement.

❖ Naissance de l'intelligence artificielle (1956) :

Le camp d'été de Dartmouth, un séminaire organisé du 18 juin au 17 août 1956 à Hanover, New Hampshire, États-Unis, marque le début de l'histoire moderne de l'IA. Des scientifiques de haut rang tels que John McCarthy, Claude Shannon (inventeur de la théorie de l'information), Allan Newell et Herbert Simon (prix Nobel 1978, inventeur de la rationalité limitée), Marvin Minsky (co-fondateur du laboratoire d'intelligence artificielle du MIT, père des réseaux de neurones), Oliver Selfridge, Arthur Samuel, Trenchard More, Ray Solomonoff et Nathaniel Rochester (Figure 2), composaient le groupe fondateur du séminaire. Leur objectif était de penser à des concepts pour reproduire divers composants de l'intelligence humaine de base (le langage, la vision et le raisonnement...) dans des machines [9]. C'est l'un des membres de ce groupe,

John McCarthy, qui a utilisé pour la première fois le terme « intelligence artificielle » [10]. « L'IA est en fait un nom créé par un chercheur pour faire parler son sujet , et lui permettre de ne pas s'assimiler à des disciplines voisines, telles que les mathématiques, les statistiques ou l'informatique. Le terme représente une déclaration d'indépendance d'une nouvelle discipline scientifique.[9] » Le séminaire de Dartmouth n'a pas abouti à d'autres progrès, mais il a au moins permis aux principaux acteurs de l'IA de faire connaissance.



Figure 2:: 1956 conférence de Dartmouth, les pères fondateurs de l'IA.

❖ L'enthousiasme des débuts (1952 – 1969) : le grand espoir :

Durant cette période active, plusieurs programmes ont été élaborés pour résoudre différents problèmes. Logic Theorist (par Allan Newell et Herbert Simon) et Geometry Theorem Prover (Herbert Gelernter) ont pu prouver quelques théorèmes mathématiques, tous déjà connus, mais en trouvant parfois

des preuves et des méthodes plus élégantes. Le "General Problem Solver"(GPS) de Newell et Simon a résolu des énigmes simples avec un raisonnement similaire au raisonnement humain. Le GPS a certainement été le premier programme à intégrer l'approche de la « pensée humaine ». Arthur Samuel a créé un programme pour jouer aux dames à un bon niveau amateur. John McCarthy a défini le langage “Lisp”, qui deviendra le langage de programmation dominant en IA au cours des trente prochaines années. Les étudiants de Minsky ont travaillé sur de petits problèmes ("micromonde") comme des problèmes d'analogie comparables à ceux des tests de QI, à l'origine du programme ANALOGIE (1968), ou encore la manipulation de cubes (le fameux "blockworld") avec l'idée, après avoir progressivement augmenté la complexité, de développer des agents intelligents. Les recherches sur les réseaux de neurones se sont également poursuivies.

❖ L'épreuve de la réalité (1966-1973) :

Dès le début, les chercheurs en IA ont fait des prédictions très optimistes prédisant le succès dans un proche avenir. Leur excès de confiance était dû aux performances prometteuses des premiers systèmes d'IA sur des exemples simples. Le passage suivant est souvent cité, écrit par Simon Herbert en 1957 : « Mon intention n'est pas de vous surprendre ou de vous choquer, mais le moyen le plus simple de le résumer est de dire qu'il existe désormais des machines capables de penser, d'apprendre et de créer. De plus, leur capacité à accomplir ces tâches se développera rapidement jusqu'à ce que, dans un proche avenir, le champ des problèmes auxquels ils puissent s'attaquer, devient coextensif à celui de l'humain ».

Il est devenu de plus en plus évident au cours de ces années, que les prédictions faites par les chercheurs en IA avaient été trop optimistes. L'échec le plus emblématique était celui de la traduction automatique. En 1966, un rapport d'un comité consultatif indiquait qu'il n'y avait pas de machines capables de traduire des textes scientifiques généraux, et qu'il était impossible d'en imaginer une dans le futur. De grandes déceptions se sont reproduites lorsque les chercheurs ont essayé d'appliquer leurs algorithmes à des problèmes plus complexes, pour déduire que cela ne fonctionnait pas, en raison d'un manque de mémoire et de puissance de calcul. Ces différents échecs ont entraîné l'arrêt du financement de l'IA aux États-Unis et en Grande-Bretagne.

❖ **Systèmes experts (1969-1979) : La clé du pouvoir ?**

Le paradigme de résolution de problèmes développé au cours de la première décennie de recherche sur l'IA consistait en un mécanisme de recherche à usage général, qui essayait d'enchaîner des étapes de raisonnement de base pour trouver des solutions complètes. Ces approches ont été appelées méthodes faibles parce que, bien qu'elles soient générales, elles ne permettent pas de résoudre des problèmes plus importants ou plus complexes. L'alternative aux méthodes faibles consiste à recourir aux informations plus puissantes et spécifiques du domaine concerné, qui permettent des modes de raisonnement plus efficaces et de gérer plus facilement des cas typiques rencontrés dans des domaines d'expertise limités. On pourrait dire que pour résoudre un problème difficile, il est presque obligatoire de connaître la solution à l'avance. Le premier système expert, appelé "DENDRAL", a été créé en 1969 pour la tâche spécialisée de déterminer la structure moléculaire d'une molécule à partir de sa formule et les résultats de sa spectrométrie de masse. Après le succès de

"DENDRAL", d'autres systèmes experts ont été créés, en particulier le système "MYCIN", qui diagnostiquait les infections sanguines. Avec 450 règles, « MYCIN » a réussi à diagnostiquer à un niveau proche de celui des experts humains et nettement meilleur que celui des jeunes médecins.

❖ De 1980 jusqu'à aujourd'hui :

➤ L'IA devient une industrie :

Digital Equipment Corporation (McDermott, 1982) a créé « R1 », le premier système commercial expert réussi. Ce programme configurait des ordinateurs en fonction des commandes des clients et leur permettait d'économiser des dizaines de millions de dollars chaque année. Par la suite, presque toutes les grandes entreprises aux USA disposaient d'un département d'IA et utilisaient des systèmes experts ou prévoyaient de les utiliser. Les Etats-Unis et le Japon ont financé de gros projets d'IA, et la Grande Bretagne a relancé son programme de financement.

➤ Retour des réseaux de neurones :

Au milieu des années 1980, quatre groupes de chercheurs ont réinventé l'algorithme d'apprentissage par rétropropagation, initialement développé en 1960 par Bryson et Ho. Cet algorithme a été utilisé à de nombreux problèmes d'apprentissage, et la publication des résultats dans la collection "Parallel Distributed Processing" (1986 ,Rumelhart et McClelland) a suscité un grand enthousiasme. Depuis, l'apprentissage automatique est devenu l'un des domaines les plus actifs de l'IA, et a été appliqué avec succès à de nombreux problèmes pratiques tels que l'exploration de données.

➤ L'IA est devenu une science (1987) :

L'intelligence artificielle est devenue un domaine scientifique de plus en plus rigoureux et formel. La plupart des approches étudiées aujourd'hui sont basées sur des théories mathématiques ou des études expérimentales plutôt que sur l'intuition, et sont appliquées plus souvent aux problèmes du monde réel.

➤ **Émergence des agents intelligents (1995) :**

Les tentatives de construire des agents complets ont permis de constater, que les sous-domaines isolés de l'IA ont besoin d'être réorganisés, vu que leurs résultats sont destinés à se compléter. Nous pouvons illustrer ce besoin avec les avancées récentes dans le pilotage de véhicules robotisés, qui ont été rendues possibles grâce à la fusion de plusieurs approches, y compris le développement de meilleurs capteurs, la perception automatique intégrée de la cartographie et de la localisation... Les pères fondateurs de l'IA croient que l'IA devrait revenir à ses racines et se battre pour créer, selon les mots de Herbert Simon : « des machines qui pensent, qui apprennent et qui créent ». Ils appellent cette tendance « IA de niveau humain » ou « IANH ». Le sous-domaine de l'intelligence artificielle générale ou "IAG" en est une idée connexe.

➤ **La disponibilité de vastes ensembles de données (2001) :**

Au cours des 60 premières années de l'informatique, l'accent a été mis sur les algorithmes comme principal objet de recherche. Les dernières recherches en IA montrent que pour de nombreux problèmes, il est plus logique de s'intéresser aux données et de réduire les exigences pour le choix de l'algorithme applicable. La « pierre d'achoppement » des connaissances en IA peut être résolue en apprenant plutôt qu'en codant manuellement les connaissances en question, il faut juste que l'algorithme d'apprentissage ait suffisamment de données d'entraînement.

➤ Les grandes percées de 2011 : (11)

Vers 2011, trois révolutions concomitantes majeures ont permis à l'intelligence artificielle de faire un grand pas en avant :

- Premièrement, l'introduction du réseau neuronal convolutif (CNN).
- Deuxièmement, des processeurs graphiques à faible coût permettant d'effectuer un grand nombre de calculs.
- Et enfin, la disponibilité d'énormes bases de données (Big Data).

Ces nouveaux algorithmes sont désormais utilisés dans des applications d'intelligence artificielle à grande échelle, telles que la reconnaissance vocale de Siri, la reconnaissance d'images de Facebook et la voiture autonome de Google.

3. MÉTHODES DE L'IA

3.1 Big data

Le concept du Big Data répond à la règle des 3V (Figure 3).
Il doit contenir :

- Un grand Volume de données à traiter
- Une Variété d'informations de diverses sources
- Un certain niveau de Vélocité, à atteindre, c'est-à-dire la rapidité de génération et de traitement des données.

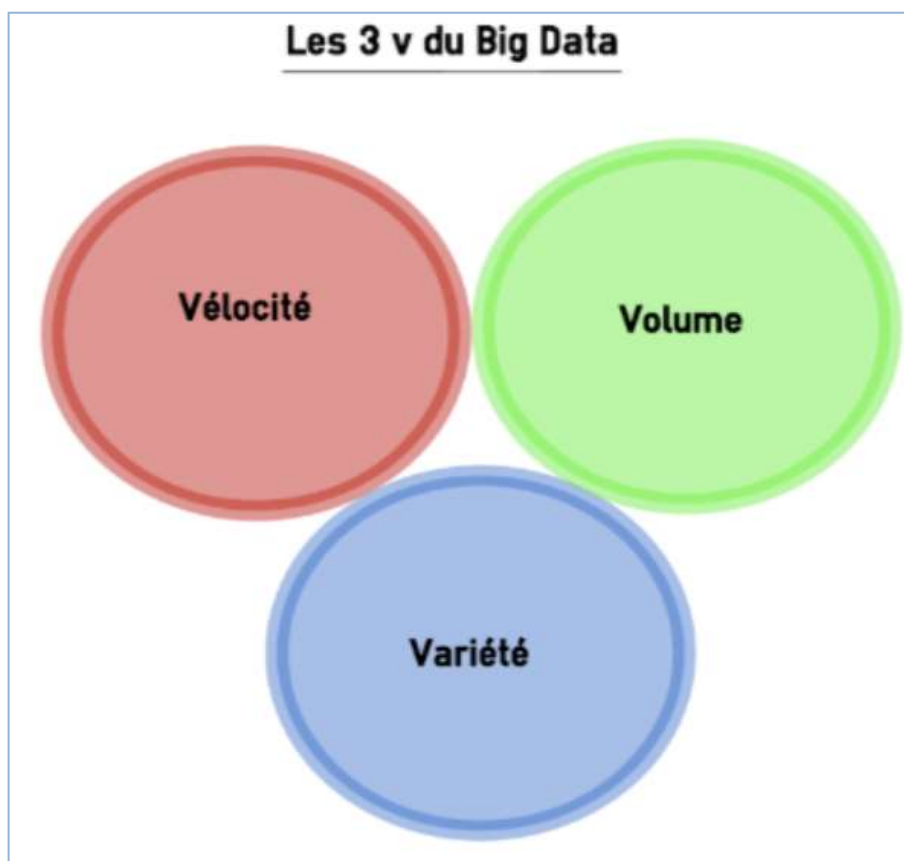


Figure 3: Les 3 V du Big Data

Dans le domaine de la santé, différents types de données sont utilisées :

(Figure 4)

- Cliniques, issues de l'interrogatoire et de l'examen clinique réalisé par le médecin.
- Biologiques, provenant du prélèvement des liquides biologiques.
(Sang, urines et liquide céphalorachidien ...)
- Imagerie : permettant de mettre en image différents organes.
- Génétiques : apportant des informations relatives à la santé des patients en cherchant des anomalies sur l'ADN.

...



Figure 4: les types de données utilisés dans le domaine de la santé.

Le Big Data permet à l'intelligence artificielle de stocker un volume important de données, structurées et non structurées, avec une vitesse de traitement satisfaisante afin d'en extraire du sens, de prendre des décisions rapides et d'apprendre à aboutir à des résultats excellents ... ceci a permis d'obtenir des avancées considérables dans l'apprentissage de la machine intelligente. [12]

3.2 L'apprentissage automatique

L'idée de base de l'apprentissage automatique est la suivante : Si un programme informatique a une tâche spécifique, comment faire en sorte que le programme apprenne de sa propre expérience lors de l'exécution de la tâche pour qu'il puisse mieux exécuter la même tâche dans l'avenir ? Mare a différencier entre l'intelligence artificielle et l'apprentissage machine (ML) en disant que l'IA est un concept plus large de machines capables d'exécuter des tâches d'une manière que nous considérons comme "intelligente", et le ML est une application courante de l'IA basée sur l'idée que nous devrions simplement donner aux machines l'accès à des données pour qu'elles apprennent par elles-mêmes.

Le domaine de l'apprentissage automatique peut être divisé en trois sous-domaines : (figure 5)

3.2.1 L'apprentissage supervisé :

Signifie que le système apprend à classer selon un *modèle* de classification. Le processus se passe en deux phases. Lors de la première phase (dite d'*apprentissage*), il s'agit de déterminer un modèle à partir des données

étiquetées (par un expert). La seconde phase (dite de *test*) consiste à prédire l'étiquette d'une nouvelle donnée, en se basant sur le modèle préalablement appris.

Un exemple serait la reconnaissance d'un chien :

Phase d'apprentissage : des entrées à types d'images étiquetées (chien ou non chien) . Le système apprend alors à quoi ressemble un chien à partir de ces images de formation (modèle de classification).

Phase de test : afin de vérifier le succès de la formation, une image inconnue est présentée au système et celui-ci doit être capable de dire à partir des caractéristiques précédemment apprises si l'image montre un chien ou non.[13]

3.2.2 Apprentissage non supervisé :

Lorsque le système contient des exemples mais pas d'étiquettes, et que le nombre et la nature des classes n'ont pas été prédéterminés, on parlera alors d'apprentissage non supervisé ou de « clustering ». Le système apprend à identifier les modèles dans les intrants en fonction des attributs disponibles et à les classer dans des groupes similaires, puis l'opérateur associe ou dérive un sens à chaque groupe et modèle.

Par exemple : Pour un épidémiologiste, qui tente de trouver des hypothèses explicatives chez un nombre considérable de patients atteints d'un cancer du foie. L'ordinateur va différencier les différents groupes, que l'épidémiologiste va ensuite associer à divers facteurs potentiellement explicatifs :

Hérédité, origine ethnique, mode de vie, habitudes toxiques et exposition à des substances diverses (métaux lourds, aflatoxine ou autre toxine ...)

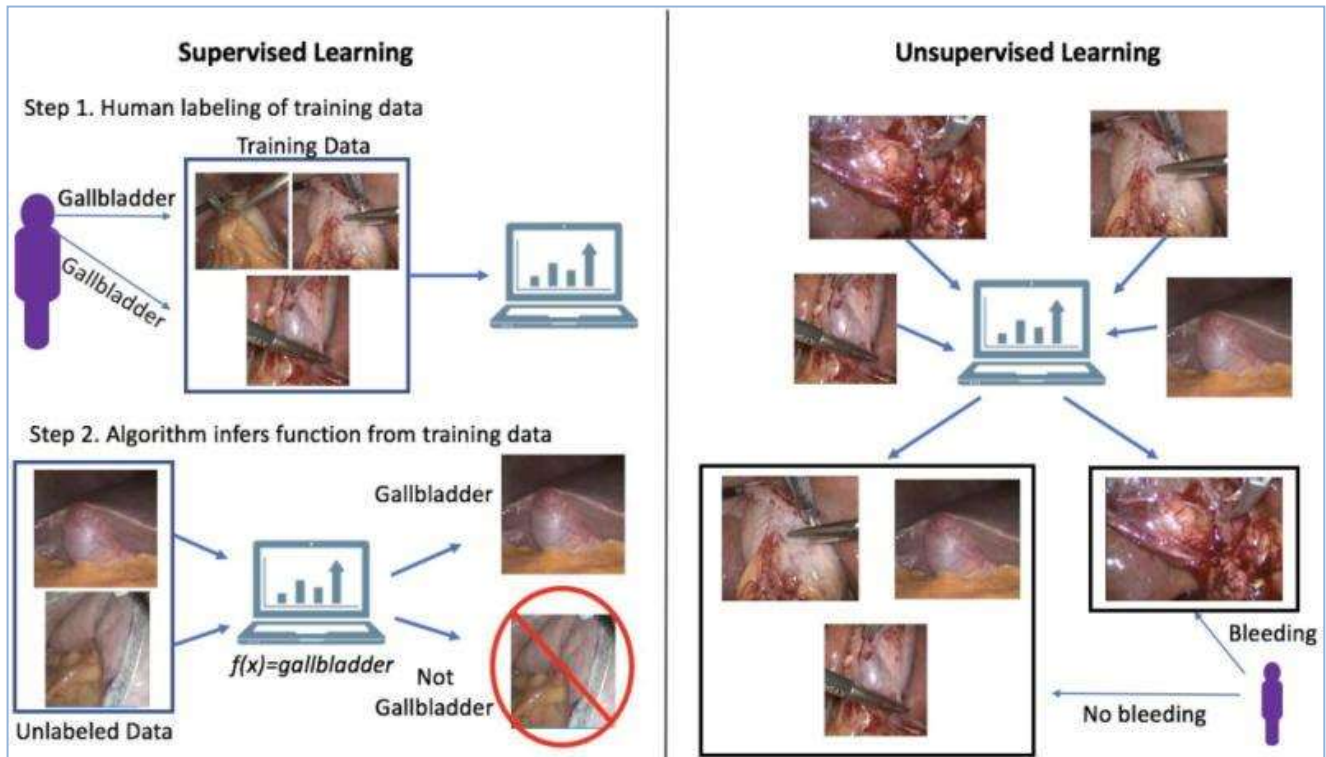


Figure 5: Illustration de l'apprentissage supervisé et non supervisé .

Dans l'apprentissage supervisé, les données étiquetées par l'homme sont transmises à un algorithme d'apprentissage machine pour apprendre à l'ordinateur une fonction, comme la reconnaissance de la vésicule biliaire dans une image. Dans l'apprentissage non supervisé, les données non marquées sont transmises à un algorithme d'apprentissage automatique, qui tente ensuite de trouver une structure cachée aux données, comme l'identification d'un rouge vif, et puis c'est à l'opérateur de déduire un sens : saignement. [14]

3.2.3 L'apprentissage par renforcement :

Tout comme dans l'apprentissage non supervisé, la machine apprend par elle-même, mais le mode d'apprentissage est différent, le système s'appuie sur des récompenses ou des sanctions pour ajuster ses actions. [15]

Tableau 1: les différentes applications du ML [16]

Apprentissage supervisé	Apprentissage non supervisé	Renforcement de l'apprentissage
<u>Classification.</u> Tri des images en différentes classes/groupes	<u>Regroupement (Clustering) :</u> Catégorisation des données sur la base de propriétés similaires.	<u>Visualisation :</u> L'évaluation de grandes quantités de données et la dérivation des données importantes.
<u>Régression :</u> Apprentissage continue d'une fonction basée sur des valeurs qui repose sur cette fonction.	<u>Analyse des composantes principales :</u> Simplification des données.	

3.3 Apprentissage profond

L'apprentissage profond [17,] ou apprentissage en profondeur

(DL) est un ensemble de méthodes d'apprentissage automatique (ML), supervisés ou non supervisés, tentant de modéliser avec un haut niveau d'abstraction des données, et ceci en utilisant un modèle de DNN multicouche à d'énormes quantités de données (figure 6).

Le DL a permis des progrès importants dans les domaines :

- De l'analyse des signaux visuels ou sonores,
- De la reconnaissance faciale, de la reconnaissance vocale,
- De la vision par ordinateur MV,
- Et du NLP.

Le DL est le plus utilisé en médecine, en particulier en radiologie, en dermatologie et en anatomopathologie... les ordinateurs permettent d'évaluer et d'apprendre à partir de milliers d'images, ce qui peut aider les médecins et faciliter leurs tâches quotidiennes.

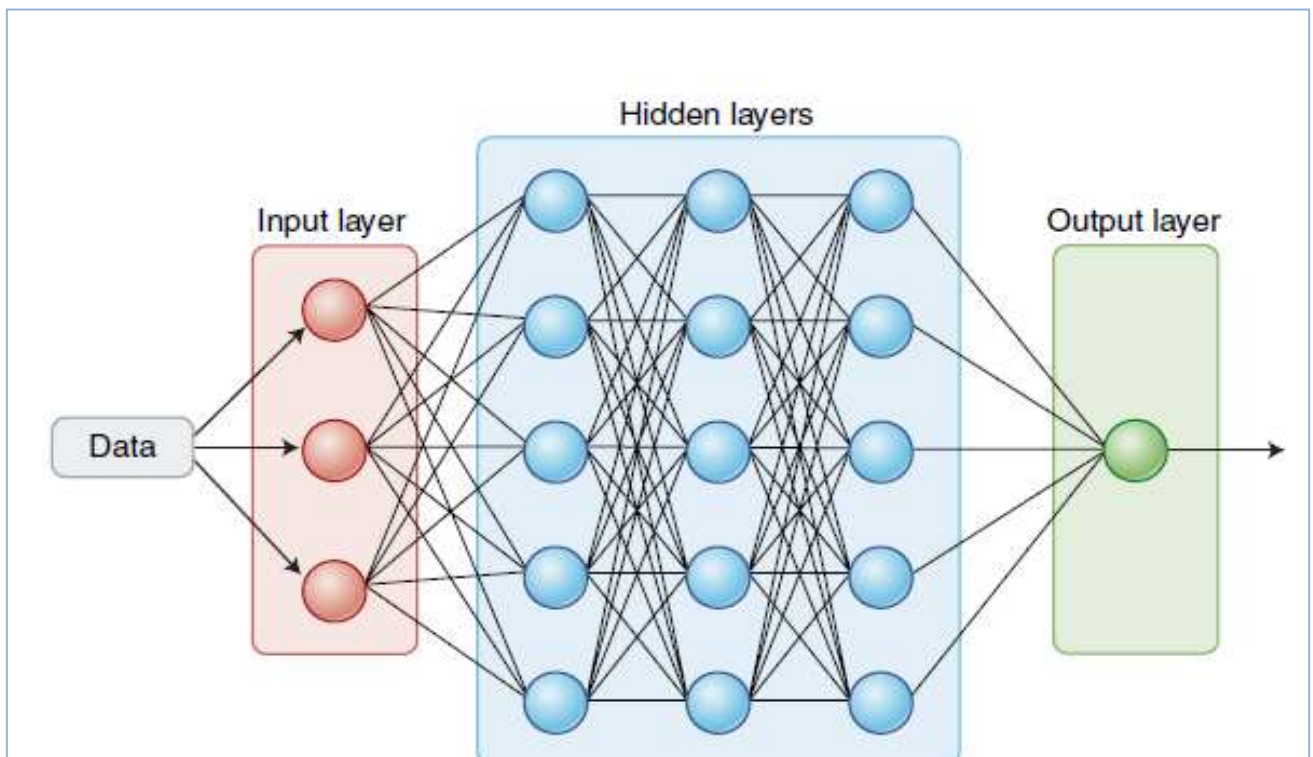


Figure 6: les réseaux de neurones profonds

Les réseaux de neurones artificiels (ANN), sont composés de nombreuses unités de calcul appelées « neurones » (cercle rouge en pointillé) qui reçoivent des entrées de données (similaires aux dendrites dans les neurones biologiques), effectuent des calculs et transmettent une sortie (similaire aux axones) au neurone suivant.

Les neurones d'entrée reçoivent des données, tandis que les neurones de couche cachée (de nombreuses couches cachées différentes peuvent être utilisées) effectuent les calculs nécessaires pour analyser les relations complexes dans les données. Les neurones de la couche cachée envoient ensuite les données à une couche de sortie qui fournit la version finale de l'analyse pour interprétation. Les ANN sont dites peu profondes lorsqu'elles n'ont qu'une seule couche cachée (c'est-à-dire une couche entre l'entrée et la sortie). Ils sont dits profonds DNN lorsque les couches cachées sont multiples.

Pour résumer les derniers paragraphes, il est nécessaire de délimiter à nouveau brièvement les trois termes IA, ML et DL. L'intelligence artificielle en général comprend les systèmes intelligents simulant la pensée et le comportement humains. L'apprentissage automatique est un sous-domaine de l'IA et comprend des processus, qui permettent aux ordinateurs d'apprendre par l'expérience. L'apprentissage profond est un sous-domaine de l'apprentissage automatique et comprend des DNN multicouches, qui apprennent par une hiérarchie de concepts, étant appliquée à d'énormes ensembles de données. (Figure 7)

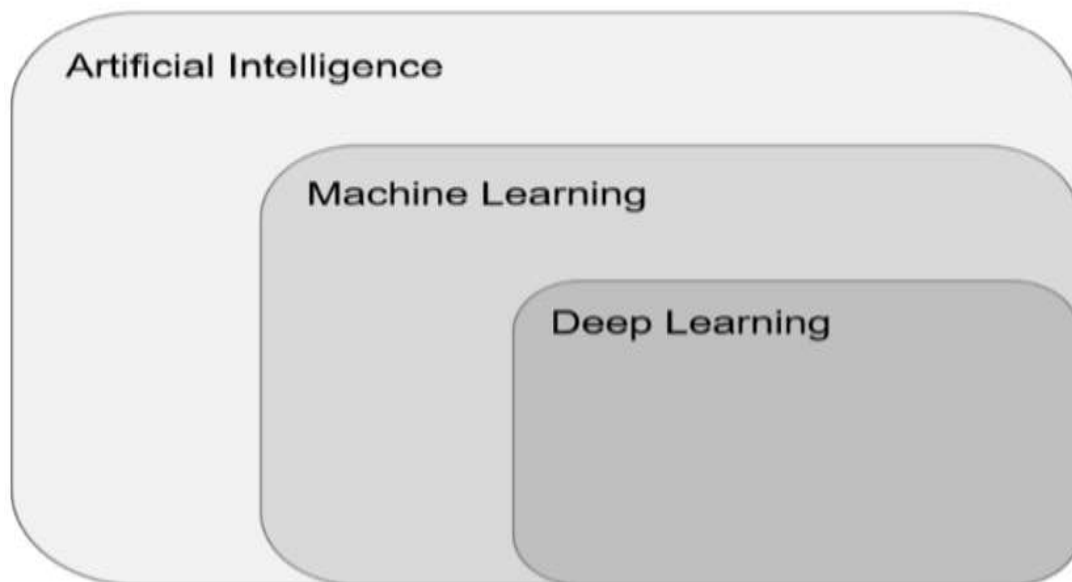


Figure 7: la relation entre IA , ML , DL.



Applications de l'IA dans la santé



La santé est parmi les domaines, pour lesquels l'IA est la plus en pointe. De nombreux outils d'IA spécialisés dans la santé sont développés. Les principaux domaines concernés sont le diagnostic, la prise décision, la thérapeutique, la prévention et la chirurgie...

Plusieurs études ont été réalisées, certaines visent à démontrer la supériorité de cette technologie sur les spécialistes, tandis que d'autres visent plutôt à créer des outils ayant vocation à assister les médecins. Nous allons donner ici des exemples d'applications de l'IA dans le domaine de la santé, qu'elles soient actuelles, à venir ou potentielles. Cette liste n'est pas exhaustive, nous allons cependant essayer de donner un panel représentatif de ces applications.

1. IA COMME OUTIL DIAGNOSTIQUE

D'une manière générale, on peut dire que les immenses progrès réalisés dans le domaine de l'intelligence artificielle en matière de diagnostic sont basés sur une combinaison d'apprentissage profond supervisé et le big data ,et ont permis l'analyse, de données de santé, et d'établir des diagnostics de plus en plus précis... Différentes spécialités sont concernées :

1.1 La radiologie :

Un domaine qui a attiré une attention particulière pour l'application de l'IA.[18]

❖ Les radiographies thoraciques :

Sont le type d'imagerie médicale les plus utilisés, avec plus de 2 milliards effectués dans le monde chaque année. [19]

Dans une étude, la précision d'un algorithme, basé sur un réseau de neurones profond (DNN) de 121 couches, dans la détection de la pneumonie dans plus de 112000 images de radiographie thoracique de face, a été comparée à celle de quatre radiologues, et la conclusion était que l'algorithme surpassait les radiologues avec une AUC de 0,76. [18] Une équipe de Google a développé un algorithme, qui a analysé le même ensemble d'images pour faire des diagnostics différents, et les résultats étaient : des scores AUC allant de 0,63 pour la pneumonie à 0,87 pour la cardiomégalie et pour le collapsus pulmonaire [20], et une AUC de 0.99 pour la classification de la tuberculose. [21]

Plus récemment, un DNN est actuellement utilisé dans les hôpitaux en Inde pour établir quatre diagnostics clés, à savoir : nodules pulmonaires, tuberculose pulmonaire, la mucoviscidose et la pneumoconiose. [22]

❖ **Tomodensitométrie (TDM) :**

○ **Les nodules pulmonaires :**

Des chercheurs des hôpitaux universitaires de Genève en Suisse ont développé un algorithme d'apprentissage automatique qui permet la détection des nodules malins et élimine les nodules bénins. L'algorithme a atteint :

- Sensibilité : 96,9%,
- Spécificité : 93,3%,
- Valeur prédictive positive : 93,9%,
- Valeur prédictive négative : 96,6%
- Et une AUC de : 0,983. [23]

○ **Les masses hépatiques :[24]**

Dans une étude clinique rétrospective, un ensemble d'images de masses hépatiques a été utilisé. Les masses ont été diagnostiquées selon cinq catégories (catégorie A : carcinomes hépatocellulaires [CHC] / catégorie B : tumeurs hépatiques malignes autres que les CHC classiques et précoces / catégorie C : masses indéterminées, et masses hépatiques bénignes rares autres que les hémangiomes et les kystes / catégorie D : hémangiomes et catégorie E : kystes).

Une formation supervisée d'un DNN à 6 couches a été réalisée en utilisant

55 536 images obtenues en 2013. Le système a été testé sur un ensemble de 100 images obtenues en 2016 (21, 9, 35, 20 et 15 masses hépatiques pour les catégories A, B, C, D et E respectivement). La formation et les tests ont été effectués cinq fois.

Le DNN a permis le diagnostic et la différenciation des masses hépatiques, avec comme résultats : une précision moyenne du diagnostic différentiel des masses hépatiques de 84% et une AUC de 0,92 pour différencier les catégories A-B des catégories C-E.

❖ Le cancer du pancréas : [25]

Le cancer du pancréas est une cause majeure de mortalité causant des centaines de milliers de décès chaque année dans le monde. Le taux de survie à 5 ans du patient peut atteindre 20% [26] si le cancer est détecté à un stade précoce, mais tombe rapidement à 5% s'il est découvert tardivement au stade de métastase, par conséquent un diagnostic précoce peut signifier la différence entre la vie et la mort pour les patients. Un modèle de DL effectué sur 300 scanners normaux et 136 cas d'adénocarcinome a atteint une spécificité de 90,2% (les faux positifs se produisent sur moins de 1/10 cas normaux) une sensibilité de 80,2% (moins de 1 / 5 cas ne sont pas détectés).

Malgré le petit nombre d'images de formation, le modèle reste prometteur pour l'application clinique.

❖ Le traumatisme crânien : [27]

Le scanner cérébrale est l'examen de référence pour les patients présentant un traumatisme crânien ou des symptômes d'AVC. Un ensemble d'algorithmes d'apprentissage en profondeur ont été créés, et ont permis la détection avec une AUC moyenne de 0,92 les hémorragies intracrâniennes :

- De 0 · 90 [0 · 89-0 · 91] pour l'intra parenchymateuse,
- De 0 · 96 [0 · 94-0 · 97] pour l'intraventriculaire,
- De 0 · 92 [0 · 90-0 · 93] pour la sous-dural,
- De 0 · 93 [0 · 91-0 · 95] pour l'extradural,
- Et 0 · 90 [0 · 89-0 · 92] pour la sous-arachnoïdien.
- Une AUC de 0 · 92 (0 · 91-0 · 94) pour les fractures de la voûte crânienne.
- De 0 · 93 (0 · 91-0 · 94) pour le décalage de la ligne médiane
- Et de 0 · 86 (0 · 85-0 · 87) pour l'effet de masse.

Une étude de reconnaissance d'imagerie axée sur la gravité des événements neurologiques aigus, (tels que les accidents vasculaires cérébraux les traumatismes crâniens, l'hydrocéphalie) a été menée sur plus de 37000 scanners cérébraux. La précision de l'algorithme a atteint une AUC de 0,73.[28]

❖ La mammographie [29]

La mammographie de dépistage vise à identifier le cancer du sein aux stades précoces de la maladie, stades dans lesquels le traitement est le plus efficace. Malgré l'existence de programmes de dépistage dans le monde entier, l'interprétation des mammographies est affectée par des taux élevés de faux positifs et de faux négatifs [30].

Un système d'intelligence artificielle (IA) a été démontré capable à réduire de 5,7% et 1,2% (USA et Royaume-Uni respectivement) les faux positifs , et de 9,4% et 2,7% les faux négatifs.

Dans une étude indépendante, le système d'IA a surpassé tous les lecteurs humains avec une AUC supérieure de 11,5%. En plus de l'augmentation de la précision et l'efficacité du dépistage, le système réduisait la charge de travail du deuxième lecteur de 88%. [31]

Dans une autre étude, 24 radiologues ont interprété rétrospectivement 1435 mammographies numériques, dont 336 étaient malins (23%) et 430 bénins (30%). [32] L'AUC du système d'IA était supérieure à celle de 11 des 24 lecteurs, inférieure à 11 d'entre eux et égale à deux.

Les DNN ont été appliqués à d'autres types d'imagerie :

❖ Les radiologies osseuses :

- Les fractures de la hanche représentent un problème de santé publique important dans le monde. Ils font partie des causes les plus courantes d'hospitalisation, de morbidité et de mortalité chez les personnes âgées avec un risque de 17,5% pour les femmes et de 6% pour les hommes [33]. Le taux de mortalité, toutes causes confondues, est supérieur à 20% en un an et moins de 50% des patients retrouvent leur autonomie [34]. Le diagnostic d'une fracture est généralement posé par imagerie pelvienne aux rayons X. Pour limiter les erreurs diagnostiques, 5 à 10% des patients font des radiographies supplémentaires (scintigraphie osseuses, TDM ou IRM), et dont seulement un tiers démontrent une fracture [35]. Non seulement cela augmente les coûts de diagnostic et l'utilisation des ressources [36], mais sans accès à ces modalités d'imagerie

avancées (par exemple dans les régions éloignées et mal desservies), un diagnostic retardé ou manqué est susceptible d'entraîner des conséquences graves pour les patients, y compris une augmentation du taux de mortalité [37] et de la durée d'hospitalisation. [38]

Un système d'apprentissage profond a été développé pour détecter les fractures de la hanche à partir des radiographies pelviennes. Le système a été formé sur une base de données de 53,000 images, et il a été démontré que les performances diagnostiques étaient équivalentes à celles d'un radiologue avec une AUC de 0,994. Ceci a permis d'augmenter la précision du diagnostic, de réduire le besoin pour des tests supplémentaires coûteux, d'élargir l'accès à l'interprétation d'images médicales de « niveau expert », et d'améliorer les résultats globaux des patients. [39]

- Les fractures vertébrales par compression (FVC) :

La présence d'une FVC est hautement indicative de l'ostéoporose, et représente un prédicteur important pour le développement d'une seconde fracture ostéoporotique dans la colonne vertébrale ou ailleurs, notamment de la hanche. Cependant, elles sont systématiquement négligées par les radiologues. Seulement 13% à 16% des FVC confirmées rétrospectivement sont effectivement rapportées au moment de l'interprétation du scanner. Cela est probablement dû au fait, qu'elles sont considérées comme des découvertes fortuites par rapport à l'indication principale du scanner. Un modèle de DNN a atteint une précision de 92.9% pour le diagnostic automatique des FVC.[40]

- Les fractures du poignet peuvent être difficile pour les médecins des urgences à diagnostiquer avec précision, un DNN a conduit à une nette amélioration, en augmentant la sensibilité de 81% à 92%, et en réduisant les erreurs d'interprétation de 47%. [41]

- L'estimation de l'âge osseux avec une précision comparable à trois radiologues.[42]

- ❖ **La scintigraphie cérébrale** à la recherche de signes d'hémorragie [44]

- ❖ **IRM cardiaque pour** détecter le cœur, et faire une segmentation ventriculaire automatique et rapide. [45]

- ❖ **Le score calcique coronaire** [43]

Un certain nombre d'algorithmes d'interprétation d'images ont été approuvés par FDA, et la liste s'allonge rapidement (Tableau 2).

Tableau 2: liste des approbations de l'IA par la FDA .

Company	FDA Approval	Indication
Apple	September 2018	Atrial fibrillation detection
Aidoc	August 2018	CT brain bleed diagnosis
iCAD	August 2018	Breast density via mammography
Zebra Medical	July 2018	Coronary calcium scoring
Bay Labs	June 2018	Echocardiogram EF determination
Neural Analytics	May 2018	Device for paramedic stroke diagnosis
IDx	April 2018	Diabetic retinopathy diagnosis
Icometrix	April 2018	MRI brain interpretation
Imagen	March 2018	X-ray wrist fracture diagnosis
Viz.ai	February 2018	CT stroke diagnosis
Arterys	February 2018	Liver and lung cancer (MRI, CT) diagnosis
MaxQ-AI	January 2018	CT brain bleed diagnosis
Alivecor	November 2017	Atrial fibrillation detection via Apple Watch
Arterys	January 2017	MRI heart interpretation

1.2 Anatomopathologie :

Les pathologistes ont été beaucoup plus lents que les radiologues [46], ils ne convertissent toujours pas systématiquement les lames de verre en images numériques en utilisant l'imagerie sur lame entière (WSI).

L'hétérogénéité et l'incohérence marquées entre les interprétations des lames par les pathologistes ont été amplement documentées. L'apprentissage profond des lames de pathologie numérisées offre le potentiel d'améliorer la précision et la vitesse d'interprétation des lames. Plusieurs études ont été faites dans ce sens :

- CAMELYON16, groupe de chercheurs, vise à développer des solutions automatisées pour détecter les métastases des ganglions lymphatiques dans le cancer du sein. Un ensemble d'images de lames entières a été utilisé pour l'entraînement : avec métastases (n =110) et sans métastases nodales (n = 160).

Les performances des algorithmes ont été évaluées dans un ensemble de 129 lames test indépendantes (49 avec et 80 sans métastases). Le même ensemble de lames a été également évalué par 11 pathologistes avec contrainte de temps (WTC) (d'une session de 2 heures) et par un pathologiste sans contrainte de temps (WTOC). Les résultats étaient :

- L'aire sous la courbe (AUC) pour les algorithmes varie de 0,556 à 0,994.
- L'algorithme le plus performant a permis d'obtenir une précision pour les vrais positifs comparable à celle du pathologiste WOTC (72,4% [95%CI, 64,3 %-80,4 %]), et une moyenne de faux positifs de 0,0125 par image normale.
- Le meilleur algorithme a obtenu des résultats nettement meilleurs que ceux du pathologiste (WTC) : AUC de 0,994 [95% CI, 0,983-0,999] contre une AUC moyenne de 0,810 [0,738-0,884]).[47]

- Le cancer du poumon est le cancer le plus répandu dans le monde, et l'évaluation histopathologique est indispensable à son diagnostic. Cependant, l'évaluation des lames ne permet pas de prédire avec précision les pronostics des patients. Dans une étude utilisant un ensemble de 2186 images histopathologiques de l'adénocarcinome et des carcinomes épidermoïdes à partir de la base de données du CANCER GENOME ATLAS (TCGA), et 294 images supplémentaires de la base de données de Stanford Tissue Microarray (TMA),

9 879 caractéristiques quantitatives ont été extraites, et utilisées par des méthodes d'apprentissage automatique. Ceci a permis de distinguer les survivants à court terme des survivants à long terme atteints d'un adénocarcinome de stade I ($P < 0.003$) ou le carcinome épidermoïde ($P = 0.023$) dans l'ensemble des données de la TCGA. Puis la validation de la survie a été réalisée dans une étude cohorte TMA ($P < 0.036$ pour les deux types de tumeurs). Ces résultats suggèrent que des caractéristiques d'images dérivées automatiquement peuvent prédire le pronostic des patients atteints de cancer de poumon.[48]

Un autre algorithme d'apprentissage profond pour les lames numériques du cancer du poumon n'a pas été seulement capable de classer avec précision les tumeurs (AUC de 0,97), mais a permis également de prédire le type de mutation génomique spécifique (AUC de 0.733 à 0.856) ,qui ne serait pas discernable autrement par les pathologistes [49].

- D'autres études ont évalué des algorithmes de DL pour la classification du cancer du sein [50] et du cancer du poumon [48] sans comparaison directe avec les pathologistes.

- Les tumeurs cérébrales peuvent être difficiles à classifier, le ML, en utilisant des modèles de méthylation de l'ADN tumoral via le séquençage, a conduit à une classification nettement améliorée de 12% par rapport aux pathologistes utilisant des méthodes histologiques traditionnelles. [51,52]

- La combinaison des pathologistes et de l'algorithme a conduit à une meilleure précision, et l'algorithme a nettement accéléré l'examen des lames [53]. Cette étude est particulièrement remarquable, car la synergie de l'interprétation combinée du pathologiste et de l'algorithme a été soulignée, au lieu de la comparaison clinicien-algorithme.

- Outre la classification précise des tumeurs, le ML peut être utilisé pour affiner les images floues.[54].

1.2 Dermatologie

Les compétences requises pour poser un diagnostic dermatologique précis nécessitent une exposition à des centaines de patients pendant de nombreuses années. En outre, la plupart des lésions cutanées sont diagnostiquées par des médecins généralistes ,et des problèmes d'imprécision ont été soulignés.

Ces dernières années, l'IA a fait d'énormes progrès dans le domaine de la reconnaissance et la classification d'images (figure 8) [56], ce qui a conduit les informaticiens à appliquer ces techniques pour développer des algorithmes capables de reconnaître différentes lésions cutanées, en particulier le mélanome.

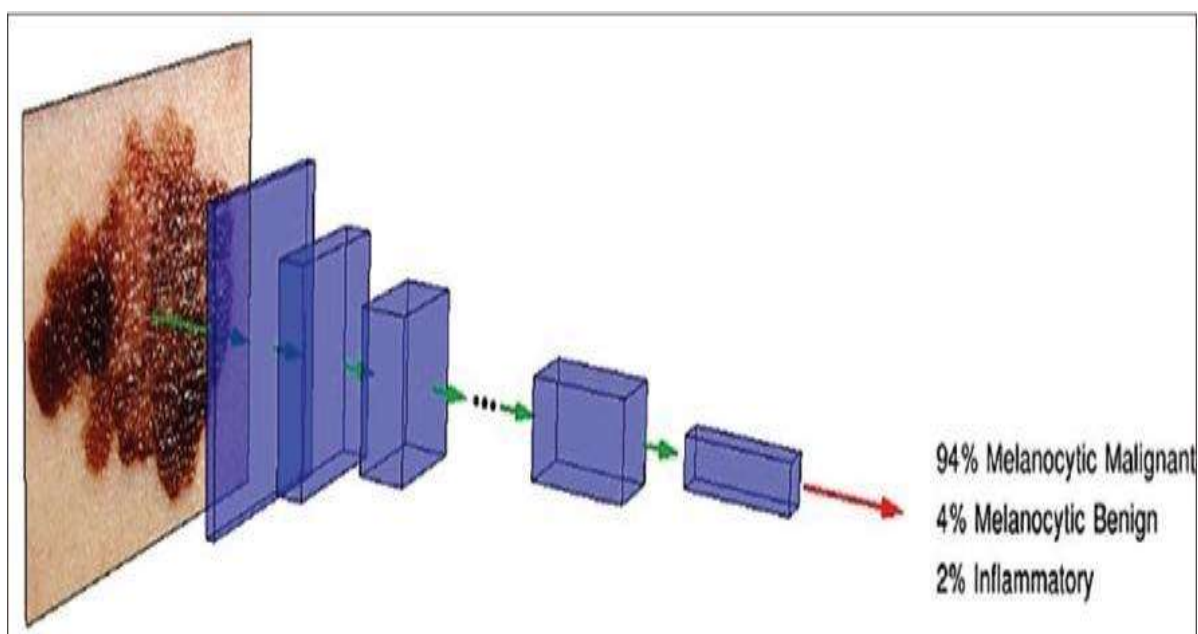


Figure 8: l'IA en action, Un DNN calcule la probabilité de malignité pour chaque image

Depuis 2017, de nombreuses études évaluent la précision des algorithmes.
(Tableau 3) [55]

Tableau 3: Tableau récapitulatif des études comparatives entre les algorithmes d'IA et les dermatologues

Auteur, date	Objectif du modèle	Données d'entrée pour l'apprentissage du modèle	Données de test fournies au DNN et aux dermatologues	Méthode de comparaison	Performance du DNN, et résultat de la comparaison :
Esteva et al, 2017	Classification des lésions kératinocytaires ou mélanocytaires en bénignes ou malignes (images cliniques et dermoscopiques)	127 463 images de formation et de validation, avec 2032 étiquettes de maladies.	Images cliniques (265) et dermoscopiques (111) confirmées par une biopsie	L'évaluation a été faite par 21 dermatologues à qui il a été demandé de décider de "biopsier/traiter la lésion ou de rassurer le patient", en déduisant de ces décisions qu'elles étaient bénignes/malignes.	Réseau : Carcinome : AUC 0,96 Mélanome : AUC 0,94 Mélanome dermoscopique : AUC 0,91 Dermatologues : Dans les 3 catégories, seul 1 dermatologue sur les 21-25 dermatologues était au-dessus de la courbe ROC du DNN
Marchetti et al, 2018	Classification des lésions comme bénignes ou malignes	Non décrit	100 images dermoscopiques choisies au hasard (dont la moitié étaient des mélanomes) à partir de l'ensemble des données d'essais fournis (n=379)	Huit dermatologues ont été invités à classer les lésions sur les 100 images comme bénignes ou malignes, ce qui a été évalué comme un résultat primaire. Ils ont également été interrogés sur leur décision de prise en charge .	DNN le plus performant : Sensibilité : 70%. Spécificité à 82% de sensibilité sur la courbe AUC 0.76 AUC: 0.86 Moyenne des dermatologues : Classification : Sensibilité : 82%. Spécificité 59 AUC : 0.71 Prise en charge : Sensibilité 89% Spécificité 47% AUC : 0,68

Haenssle et al, 2018	Classification des lésions mélanocytaires dermoscopiques en bénignes ou mélanocytaires	Nombre non communiqué, mais des images dermoscopiques provenant de dermatologues coopérants et de la base de données de l'International Skin Imaging Collaboration (ISIC) ont été utilisées. Les interprétations ont été rédigées par des dermatologues, ou prouvées par biopsie (proportion non indiquée).	Une série de 300 images comprenant 20 % de mélanomes et 80 % de lésions bénignes a été obtenue à partir de la bibliothèque d'images validées du département de dermatologie de l'université de Heidelberg. Deux dermatologues expérimentés ont sélectionné de manière prospective 100 images de la série-300 pour une difficulté diagnostique croissante, afin de les utiliser dans le test des DNN	Classification bénigne ou maligne de 58 dermatologues. Il a été également demandé aux dermatologues quelle serait leur prise en charge (excision, suivi à court terme, sortie) Une approche à deux niveaux : Niveau 1 : Données dermoscopiques seules Niveau 2 : Données dermoscopiques plus informations cliniques (4 semaines après le niveau 1)	Réseau : Classification AUC :0,86 Dermatologue Classification de niveau 1 AUC: 0,79 Classification de niveau 2 AUC :0,82 Il est à noter que le ROC pour la prise en charge diffère considérablement de la classification. Notamment, la sensibilité moyenne des dermatologues est de 98,6%, qui est supérieur à la sensibilité de 95% du réseau, même lorsqu'elle est testée sur un plus grand nombre de données.
Han et al, 2018	Classifier les images de 12 lésions cutanées. (le CBC, le carcinome intraépithélial, le carcinome épidermoïde et le mélanome)	19,398 images	480 images choisies au hasard dans les bases de données "Asan" et Edimbourg.	Les AUC sont calculés pour les 12 diagnostics. Le DNN évalué par 3 ensembles de données de tests différents (1 asiatique, 2 caucasiens). 16 dermatologues ont reçu une image et une question à choix multiple pour les 12 catégories de diagnostics.	Réseau : Asan AUC 0,91 d'Édimbourg AUC 0,89 Dermatologues : La valeur moyenne des performances de 16 dermatologues est jugée inférieure ou équivalente au mieux.
Rezvantlab et al, 2018	Classification en 8 catégories des lésions cutanées	10015 images dermoscopiques provenant de la base de données ISIC, 200 images dermoscopiques provenant de la base de données PH2.	Non décrit	Non décrit	Réseau (exemples les plus performants) : Resnet 152 : AUC% pour le mélanome 94,4%. DesnseNet 201 : AUC% pour le CBC 99,3% Dermatologue : ROC AUC% pour le mélanome 82,26 CBC ROC AUC% 88,92%

Fujisawa et al, 2018	La classification par niveau : Niveau 1 : lésion cutanée bénigne ou maligne, Niveau 2 : bénigne / maligne et épithéliale / mélanocytaire Niveau 3 : 14 classifications	4867 images cliniques obtenues de 1842 patients de l'Université de Tsukuba. 14 diagnostics, un mélange d'images malignes et bénignes .	Sélection aléatoire de 140 images à partir des données de formation, chaque dermatologue a reçu 140 images différentes. Au total, 1820 images ont été classées par les dermatologues et 1142 par le réseau neuronal.	13 dermatologues certifiés, 9 résidents en cours de formation en dermatologie ont été invités à effectuer une classification de 1er niveau, puis une classification de 3ème niveau	Résultats rapportés en : sensibilité Réseau : Niveau 1 : 92,4%± 2,1% Niveau 3 : 74,5%± 4,6% Dermatologues certifiés : Niveau 1 : 85,3 %± 3,7 Niveau 3 : 59,7%± 7,1% Résidents : Niveau 1 : 74,4%±6,8% Niveau 3 : 41,7 %±12,0
Tschandl et al, 2019	Classification des lésions cutanées non pigmentées comme cancéreuses, et faire un diagnostic spécifique	7895 images dermoscopiques, 5829 images agrandies ,prises par un clinicien dans une clinique de traitement du cancer de la peau.	Les DNN ont été validées sur 2072 images de test .	95 évaluateurs (dont 62 dermatologues certifiés), répartis en 3 groupes selon leur expérience en dermoscopie. Tous ont classé 50 cas aléatoires de la série de tests 2072 images comme bénins/malins, et ont été invités à poser un diagnostic spécifique et à suggérer une prise en charge.	Réseau : CNN AUC : 0.742 Sensibilité du CNN à 51,3% de spécificité dans la détection du cancer de la peau : 80,5%. fréquence de la CNN pour obtenir un diagnostic spécifique correct : 37,6%. Les médecins : AUC : 0.695 Sensibilité et spécificité : 77,6 %, 51,3 Fréquence d'obtention d'un diagnostic spécifique correct : 33,5%.
Brinker et al, 2019	1. Classification des lésions mélanocytaires dermoscopiques comme bénignes ou malignes 2. Classification des images mélanocytaires cliniques comme bénignes ou malignes	12378 images dermoscopiques de la base de données ISIC Images cliniques de la base de données MED-NODE	100 images de test provenant de la CITI et de MED-NODE.	1. 157 dermatologues de 12 hôpitaux ont reçu 100 images de la base de données ISIC et ont été invités à identifier les mélanomes par rapport aux naevus 2. 145 dermatologues ont reçu 100 images de la base de données MED-NODE. Une prise en charge (traiter ou rassurer) a été demandée.	1. Dermoscopique Réseau : sensibilité :74,% spécificité : 86,5 % Dermatologues : Sensibilité moyenne : 74,1 % Spécificité moyenne : 60 % La performance moyenne des dermatologues se situe en dessous de la courbe ROC de DNN .

					2. Images cliniques Réseau : de 89,4 %. Spécificité: 68,2%. Dermatologues : Sensibilité moyenne 89,4%, spécificité 64,4%.
Tschandl et al, 2019	1. Classification des lésions mélanocytaires en 7 diagnostics spécifiques	10015 images de la base de données ISIC (dans le cadre du défi 2018)	Des lots de 30 lésions sélectionnées au hasard à partir d'un ensemble de tests ; ces lots comprenaient des images provenant de sources qui n'ont pas contribué à l'ensemble d'entraînement.	511 lecteurs (283 dermatologues diplômés, 118 résidents, 83 médecins généralistes)	Réseaux : Sensibilité moyenne des trois principaux algorithmes : 86,2%. Médecins : Sensibilité moyenne des experts (>10 ans d'expérience) : 81,2%.

1.3 Ophtalmologie :

Plusieurs études comparent les performances entre les algorithmes et les ophtalmologistes dans le diagnostic de différentes affections oculaires.

❖ Fond d'œil :

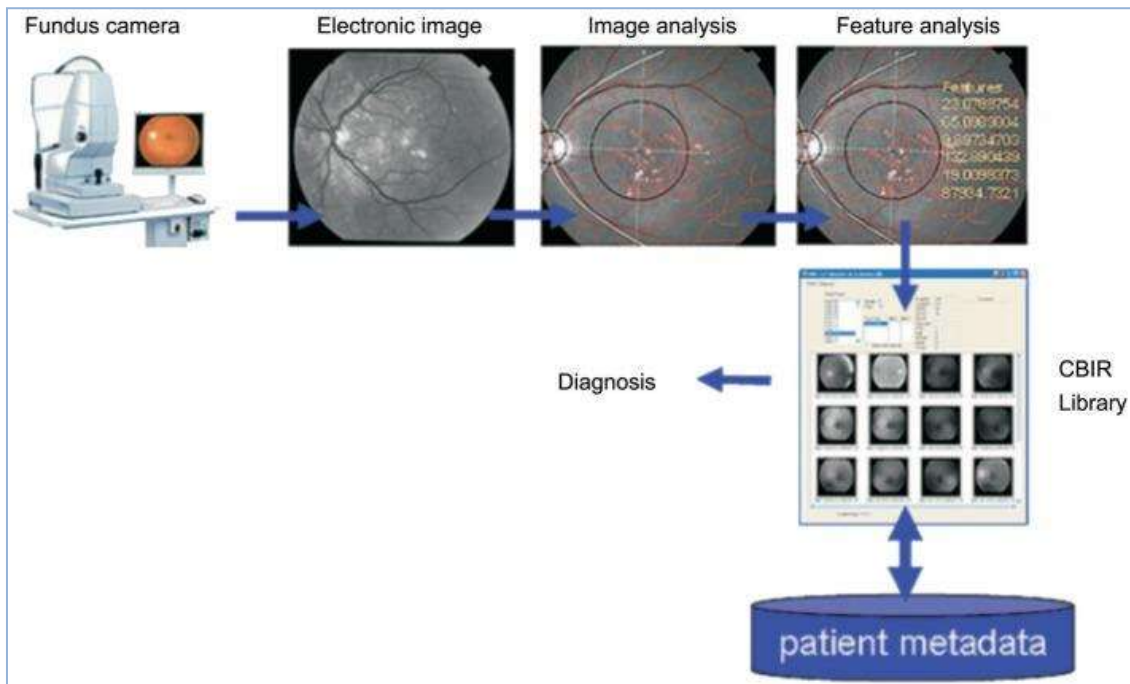


Figure 9: AI dans l'interprétation du fond d'oeil

Une image du fond d'œil est soumise pour localiser les structures et les lésions anatomiques, puis extraire et analyser les caractéristiques.

Les caractéristiques sont un index permettant de faire des recherches dans la bibliothèque pour les comparer avec des images similaires provenant de la base de données. Les données cliniques du patient peuvent aussi être incluses pour aboutir au diagnostic.[57]

Après une formation sur plus de 128000 images de fond d'œil étiquetées par 54 ophtalmologues, un réseau de neurones a été utilisé pour évaluer plus de 10000 images de plus de 5000 patients pour la rétinopathie diabétique, et le classement du réseau neuronal a été comparé à huit ophtalmologues (rétinopathie ou œdème maculaire modérés ou graves : stade: aucune, légère, modérée, sévère ou proliférative). L'AUC était de 0,99. [58]

Dans une autre étude visant à diagnostiquer la dégénérescence maculaire liée à l'âge (DMLA), la précision des algorithmes variait entre 88% et 92%, presque aussi élevée que celle des ophtalmologues experts [59].

❖ La tomographie par cohérence optique (OCT) :

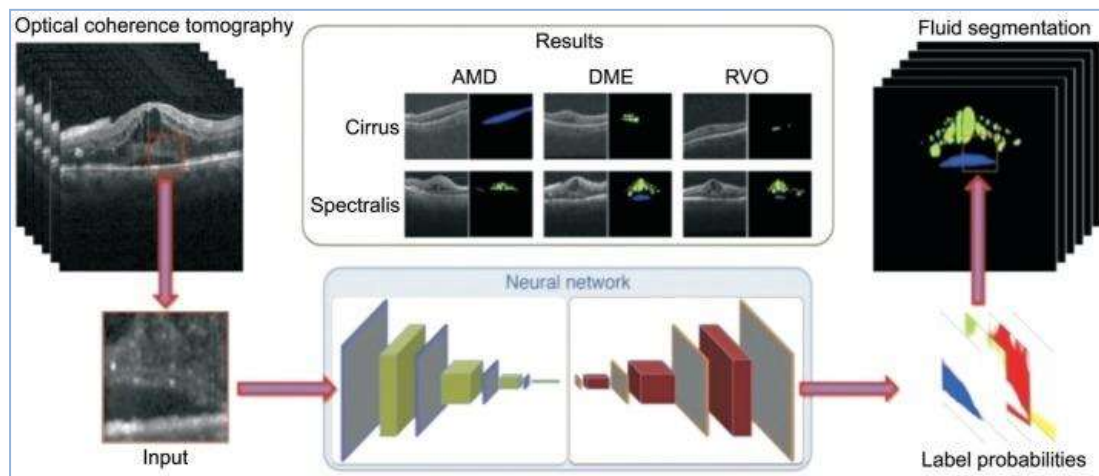


Figure 10: Illustration de la détection automatisée des : AMD , DME , RVO dans les OCT.

La performance d'un algorithme d'apprentissage en profondeur pour l'interprétation de (OCT) a été comparée aux ophtalmologues pour le diagnostic et la classification des deux causes les plus courantes de cécité : la rétinopathie diabétique et la DMLA (figure10). Après une formation sur un ensemble de données de plus de 100 000 images, la validation a été effectuée sur 1000 images et les performances ont été comparables à celles de six ophtalmologues avec une sensibilité > 96%. [60,61]

Une autre étude est allée au-delà du diagnostic de la rétinopathie diabétique ou de la dégénérescence maculaire. Un groupe de 997 patients présentant 50 pathologies rétiniennes différentes a été évalué pour référence urgente par un algorithme (utilisant deux types différents de dispositifs OCT qui produisent des images 3D) et les résultats ont été comparés à ceux d'experts (quatre spécialistes de la rétine et quatre optométristes) l'AUC était de 0,992 pour le triage des références urgentes et l'élimination des fausses urgences. L'algorithme n'a manqué aucun cas de décision de référence, tandis que les huit cliniciens se sont mis d'accord que sur 65%. Les erreurs des décisions de référence ont été réduites pour les deux types de cliniciens en intégrant le fond d'œil des patients et leurs renseignements cliniques et paracliniques, mais le taux d'erreur de l'algorithme (sans renseignements ni fond d'œil) de 3,5% était aussi bon ou mieux que les huit experts. [62]

Dans une étude prospective, 900 patients atteints de diabète ont été évalués par un système propriétaire (un appareil d'imagerie combiné à un algorithme) fabriqué par IDx. Pour la formation du système, des images de fond d'œil et d'OCT ont été obtenues à partir des centres de lecture spécialisés dans l'interprétation de ces images. [63,64] L'algorithme a atteint une sensibilité de

87% et une spécificité de 91%. Cet essai a conduit à l'approbation par la FDA du dispositif et de l'algorithme IDx pour la détection automatique, sans recours au clinicien, de la rétinopathie diabétique « plus que légère ».

D'autres affections oculaires moins courantes (les cataractes congénitales et la RDP) ont été évaluées par les réseaux neuronaux, et une précision comparable à celle des ophtalmologistes a été rapportée.[67]

Alors que les études des images OCT rétinienne et du fond d'œil se sont jusqu'à présent concentrées sur les affections oculaires, des travaux récents suggèrent que ces images peuvent fournir une fenêtre sur le cerveau pour un diagnostic précoce des démences, y compris la maladie d'Alzheimer [67]. L'utilisation potentielle des photographies rétinienne semble également transcender les maladies oculaires en soi. Les images de plus de 280000 patients ont été évaluées par un DNN pour les facteurs de risque cardiovasculaire comme l'âge, le sexe, la pression artérielle systolique, le tabagisme, l'hémoglobine glyquée et la probabilité d'avoir un événement cardiaque majeur, avec validation dans deux ensembles de données indépendants. L'AUC pour le sexe à 0,97 était notable, indiquant que l'algorithme pouvait identifier le sexe avec précision à partir de la photo rétinienne, mais les autres étaient de l'ordre de 0,70, ce qui suggère qu'il peut y avoir un signal qui pourrait être utile pour le suivi des patients et pour le contrôle de leurs facteurs de risque [65,66].

1.4 Cardiologie :

Les principaux examens paracliniques que les cardiologues utilisent en pratique sont les électrocardiogrammes (ECG) (figure 11) [69] et les échocardiogrammes, tous peuvent être évalués avec des DNN. Il existe près de 40 ans d'histoire d'ECG à lecture automatique utilisant des algorithmes non intelligents avec une imprécision notable [68].

❖ ECG :

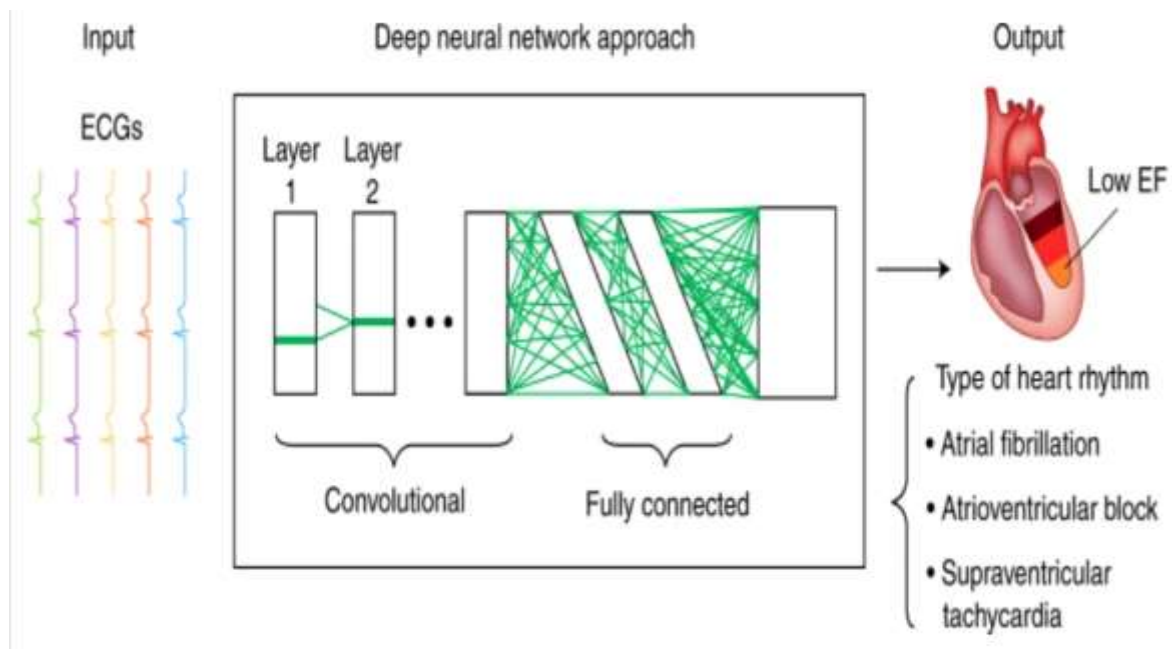


Figure 11: Une approche de réseau neuronal profond pour l'analyse des électrocardiogrammes.

Pour détecter automatiquement des anomalies sur l'ECG, un algorithme doit reconnaître implicitement les différents types d'ondes, et discerner les relations complexes entre elles au fil du temps. Cela est difficile en raison de la variabilité de la morphologie des ondes entre les patients, ainsi que par la présence parfois d'artefacts.

Dans une étude, l'apprentissage profond a été utilisé pour diagnostiquer l'infarctus du myocarde dans un petit ensemble de données rétrospectives de 549 ECG, une sensibilité de 93% et une spécificité de 90% ont été rapportées, ce qui était comparable aux cardiologues. [70]

Dans une autre étude, Plus de 64000 ECG à une dérivation (sur plus de 29000 patients) ont été évalués par un DNN et six cardiologues. Le DNN a atteint une précision comparable aux cardiologues dans la détection de 14 troubles de rythme et de conduction différents (FA, flutter auriculaire, les extrasystoles, les BAV...). [71]

❖ L'échocardiographie :

Un ensemble de 267 études de patients (composé de plus de 830 000 images fixes) a été classé en 15 vues standards (vues parasternales gauches et droites, vues apicales, vues sous-costales ...) par un DNN et par des cardiologues. La précision globale des images fixes uniques était de 92% pour l'algorithme et de 79% pour quatre médecins. [72]

Une autre étude rétrospective de 8 000 échocardiogrammes a montré une précision élevée pour la classification de la cardiomyopathie hypertrophique (AUC, 0,93), de l'amylose cardiaque (AUC : 0,87) et de l'hypertension artérielle pulmonaire (AUC : 0,85). [73]

1.5 Gastro-entérologie :

Trouver des polypes de petite taille (< 5 mm) à la coloscopie peut être extrêmement difficile pour les gastro-entérologues.

La première validation clinique prospective de l'IA a été réalisée chez 325 patients qui présentaient collectivement 466 petits polypes. L'algorithme a

atteint une précision de 94 % et une valeur prédictive négative de 96 % lors d'une coloscopie de routine en temps réel sans injection de colorants [74,75]. La vitesse du diagnostic était de 35 secondes, et l'algorithme a fonctionné aussi bien pour les gastroentérologues novices que pour les experts. (Figure 12)

Les résultats de l'amélioration de la vitesse et de la précision ont été reproduits dans une autre étude indépendante [76], où un algorithme d'apprentissage profond a été développé en utilisant les données de 1 290 patients, puis validé sur :

- 27 113 images de coloscopie récemment collectées auprès de 1 138 patients présentant au moins un polype détecté (sensibilité par image, 94,38% ; spécificité par image 95,92%, AUC : 0.984),
- une base de données publiques de 612 images contenant des polypes (sensibilité par image: 88,24 %),
- 138 vidéos de coloscopie avec des polypes confirmés histologiquement (sensibilité par image de 91,64 %, sensibilité par polype : 100 %),
- 54 vidéos de coloscopie complète sans polypes (spécificité par image : 95,40 %).

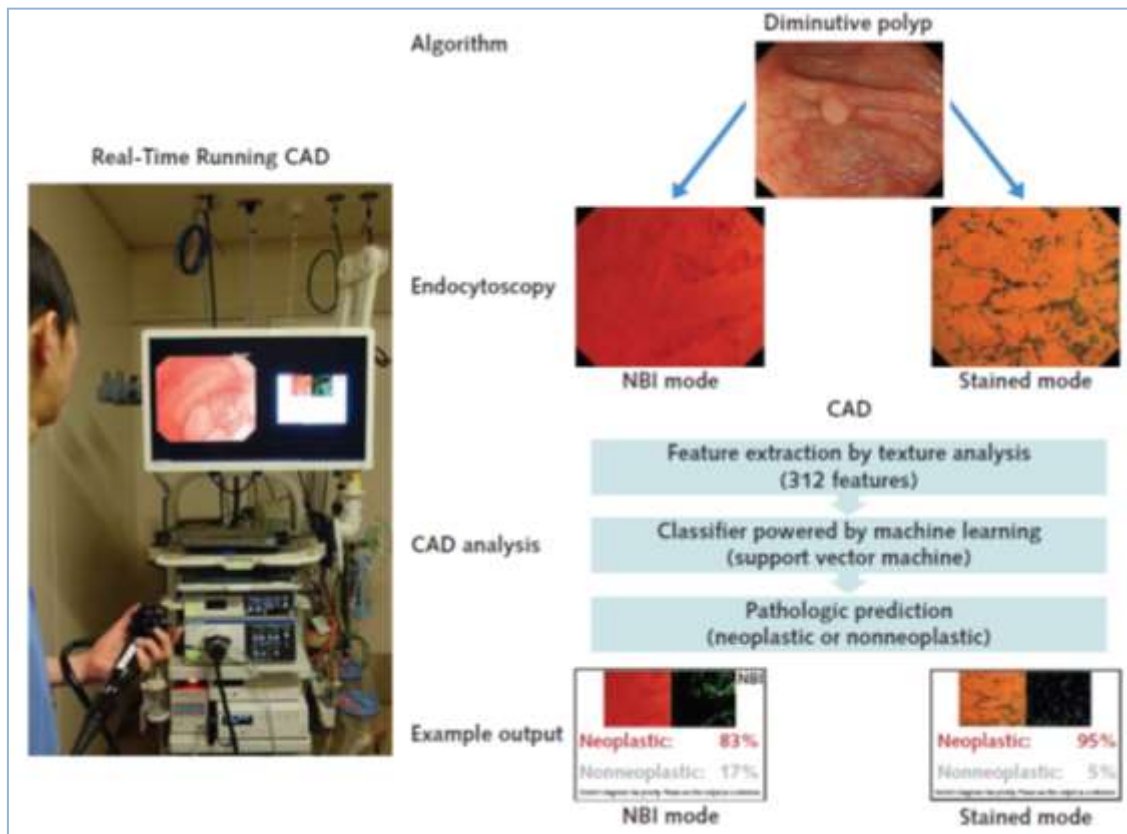


Figure 12: CAD en temps réel pour le diagnostic des polypes .

L'ordinateur sur lequel la CAD est installée est connecté directement à une unité d'endoscopie (Evis Lucera Elite CV 290 [Olympus]), ce qui permet d'automatiser le diagnostic. Les endoscopistes peuvent lancer la sortie CAD en appuyant simplement sur le bouton de capture de l'endoscope. L'algorithme de la CAD dans le NBI et les modes colorés procède en 3 étapes : l'analyse de la texture, la classification et la prédiction pathologique. Ces analyses prennent 0,4 seconde et produisent immédiatement la prédiction pathologique du polype cible comme étant néoplasique ou non, ainsi que la probabilité du diagnostic (0 à 100 %).

1.6 Psychiatrie :

La dépression, l'énorme fardeau de la santé mentale dont 350 millions personnes dans le monde souffrent . Il convient à noter qu'il existe ici un potentiel de l'IA à soutenir les patients touchés et aider les cliniciens dont le nombre est très limité. Parmi les divers outils en cours de développement, existe : le suivi numérique des dépressions et de l'humeur via l'interaction au clavier, la parole, la voix, la reconnaissance faciale et l'utilisation de chatbots interactifs.

En utilisant le réseau social Facebook, il a été démontré que les publications personnelles permettent de prédire le diagnostic de la dépression plus tard documenté dans les dossiers médicaux électroniques.

L'apprentissage automatique a été également exploré pour :

- Prédire les médicaments antidépresseurs les plus adaptés.
- Trouver des caractéristiques communes (sur l'IRM) des patients souffrant de la dépression.
- Prédire le suicide
- Prédire les épisodes de psychose dans les schizophrènes. [67]

2. CHIRURGIE :

Il existe trois domaines principaux dans lesquels les auteurs estiment que l'IA pourrait avoir un impact sur la chirurgie dans l'avenir : l'amélioration des modalités de formation, l'amélioration cognitive du chirurgien et l'automatisation des procédures chirurgicales. [77]

1.1 Amélioration des modalités de formation actuelle

L'un des premiers objectifs de l'IA en chirurgie est l'amélioration des modalités de formation. Les simulateurs de la réalité virtuelle suivent tous les mouvements et toutes les forces des instruments simulés, générant d'énormes quantités de données qui peuvent être analysées en détail grâce à des algorithmes d'apprentissage automatique, puis utilisées pour la stratification des compétences chirurgicales, et la recommandation de stratégies de formation personnalisées et ainsi l'amélioration des déficiences individuelles.

Dans une étude de résection neurochirurgicales de tumeurs en réalité virtuelle, un algorithme d'apprentissage automatique a réussi à classer les participants en 4 niveaux d'expertise avec une précision de 90%.

1.2 Amélioration cognitive

Le volume de la littérature médicale dépasse déjà la capacité de chaque médecin à maintenir ses connaissances à jour, et il continue de croître à un rythme accéléré. Pour les chirurgiens, il existe une autre dimension de l'expérience opératoire qui se limite à la capacité d'un individu à voir et à opérer des cas. Il existe un savoir expérientiel qui pourrait offrir des perspectives incroyables s'il était accessible à tout chirurgien individuel, en particulier à un moment où les besoins sont tels que la rencontre d'une découverte inattendue au

cours d'une opération. Imaginez, si au lieu d'appeler un partenaire plus expérimenté, un chirurgien pouvait instantanément faire appel à l'expérience collective d'experts du monde entier ? ceci peut sembler un objectif très ambitieux, mais il n'est peut-être pas aussi éloigné que nous le pensons.

L'IA peut extraire des données chirurgicales quantitatives à partir d'enregistrements vidéo de l'opération (en utilisant la vision automatique), avec une précision de 85,6 %. Cela suggère que la vidéo opératoire pourrait être utilisée comme source de données pour la recherche dans le cadre de l'aide à la décision clinique peropératoire, de la prédiction des risques ou des études de résultats.

1.3 Automatisation

Parmi les essais de combiner l'IA avec la chirurgie, on trouve :

Le système Mako utilise une planification préopératoire sophistiquée pour permettre une préparation osseuse robotisée autonome pour le remplacement articulaire. Le système a été montré capable de diminuer les lésions des tissus mous pendant la préparation osseuse par rapport aux chirurgiens expérimentés et de réduire le temps de récupération.

Une approche similaire a été adoptée par le système Aquablation pour le traitement de l'hypertrophie bénigne de la prostate. Le système utilise une planification préopératoire et une échographie peropératoire en temps réel pour effectuer une ablation prostatique automatisée avec une technologie de jet d'eau précise. Ceci a permis de bons résultats fonctionnels.

Bien que ces systèmes sont alimentés par des algorithmes d'IA, aucun d'eux n'est encore complètement autonome, ils nécessitent toujours l'intervention

humaine. Les premières tentatives d'utilisation de l'IA pour l'automatisation chirurgicale complète se sont concentrées sur des tâches simples telles que les sutures. De tels efforts sont essentiels pour établir une base de connaissances pour des tâches plus complexes.

Une publication récente menée sur des porcs a montré la capacité d'un robot piloté par l'IA à effectuer une anastomose intestinale supérieure à des chirurgiens experts en tissu porcin.

Dans une autre publication, un robot dentiste en Chine a pu réaliser la première chirurgie d'implants dentaires autonome (figure13) réussie au monde en insérant deux nouvelles dents dans la bouche d'une femme sans aucune intervention humaine. [78]



Figure 13: première chirurgie d'implants dentaires autonome en chine

3. PRISE DE DÉCISION ET TRAITEMENT :

L'intelligence artificielle peut soutenir le domaine prescriptif de la prise de décision et du traitement. Ici, elle peut examiner chaque dossier médical, journal, article de santé, et les dernières recherches et études sur le traitement [79]. Grâce à une analyse approfondie de ces données, les systèmes d'IA identifient des modèles qui soutiennent : les décisions médicales, les propositions de traitement et la priorisation des tâches [80]. Par exemple, elle peut prédire la progression probable des affections chroniques en fonction de l'état actuel du patient, coordonner les plans de soins et même aider les patients à respecter leurs plans de traitement. De cette manière, il aide le personnel médical à adopter une approche plus globale de la gestion des maladies.

Plusieurs études illustrent le potentiel de l'IA dans ce domaine.

Le choix d'un plan de traitement efficace et spécifique aux patientes atteintes du cancer du sein, a été un défi pour les médecins, vu le grand nombre de possibilités thérapeutiques ainsi que la diversité des critères, tels que le stade du cancer (in situ, invasif, métastatique.), les caractéristiques de la tumeur, les tares des patients... [81].

Hasan, M., Büyüktaktın, İ. E, et Elamin proposent un nouvel algorithme de classement multicritères (MCRA) , qui évalue une grande variété de scénarios et offre les meilleures décisions thérapeutiques au patient. Ces décisions ont été cohérentes avec celles de plusieurs oncologues différents.

La septicémie est la troisième cause de décès dans le monde et la principale cause de mortalité dans les hôpitaux [83], cependant la meilleure prise en charge thérapeutique reste incertaine. Les preuves montrent que les pratiques actuelles de remplissage et de l'utilisation de vasopresseurs sont sous-optimales, et induisent probablement des dommages chez une proportion de patients [84,85]. Pour s'attaquer à ce problème, un agent d'apprentissage par renforcement a été développé, et a extrait des connaissances implicites en analysant une myriade de données pour enfin proposer des stratégies thérapeutiques optimales. Il a été démontré que la valeur du traitement sélectionné par le clinicien IA est en moyenne plus élevée que celle des cliniciens humains. Dans une grande cohorte de validation indépendante des données de formation, la mortalité était la plus faible chez les patients, pour lesquels les doses réelles des cliniciens correspondaient aux décisions de l'IA. Le modèle fournit des décisions de traitement individualisées pour la septicémie, ce qui pourraient améliorer le pronostic des patients.

Dans une autre étude, une approche itérative d'exploration de données pour améliorer les stratégies de traitement a été développée pour les maladies chroniques, notamment le diabète de type 2, afin de prédire et éventuellement éliminer les erreurs thérapeutiques. [82]

Un autre algorithme d'apprentissage profond, a permis de classer les différents stades de la BPCO, et de proposer un traitement adapté en prenant en considération les différentes interactions médicamenteuses possibles.[86]

4. IA ET MÉDECINE PRÉDICTIVE :

Le fait de pouvoir prédire les principaux résultats pourrait, en théorie, rendre l'utilisation des ressources de soins palliatifs des hôpitaux plus efficace et plus précise. Par exemple, si un algorithme pouvait être utilisé pour estimer le risque de réadmission d'un patient à l'hôpital, qui serait autrement indétectable compte tenu des critères cliniques habituels de sortie, des mesures pourraient être prises pour éviter la sortie et adapter les ressources aux problèmes sous-jacents. Pour un patient gravement malade, une très forte probabilité de survie à court terme pourrait aider ce patient et son médecin à prendre des décisions concernant la réanimation, l'insertion d'une sonde endotrachéale pour la ventilation mécanique et d'autres mesures invasives. De même, il est possible que, le fait de décider quels patients pourraient bénéficier de soins palliatifs, et de déterminer qui risque de développer une septicémie ou un choc, pourrait être amélioré par les outils de prédiction de l'IA. En utilisant les données du dossier médical électronique, des algorithmes d'apprentissage automatique et approfondi ont été capable de prédire de nombreux paramètres cliniques importants, allant de la maladie d'Alzheimer au décès (tableau 4)

De nombreuses entreprises commercialisent déjà de tels algorithmes, comme Careskore, qui fournit aux systèmes de santé une estimation du risque de réadmission et de mortalité en se basant sur les données du EHR. L'imagerie a été aussi intégrée pour améliorer la précision de ces prédictions. [67].

Tableau 4: liste de quelques d'algorithmes d'apprentissage automatique et profond pour prédire les résultats cliniques.

Prediction	<i>n</i>	AUC	Publication (Reference number)
In-hospital mortality, unplanned readmission, prolonged LOS, final discharge diagnosis	216,221	0.93*0.75+0.85#	Rajkomar et al. ⁹⁶
All-cause 3-12 month mortality	221,284	0.93 [^]	Avati et al. ⁹¹
Readmission	1,068	0.78	Shameer et al. ¹⁰⁶
Sepsis	230,936	0.67	Horng et al. ¹⁰²
Septic shock	16,234	0.83	Henry et al. ¹⁰³
Severe sepsis	203,000	0.85@	Culliton et al. ¹⁰⁴
<i>Clostridium difficile</i> infection	256,732	0.82++	Oh et al. ⁹³
Developing diseases	704,587	range	Miotto et al. ⁹⁷
Diagnosis	18,590	0.96	Yang et al. ⁹⁰
Dementia	76,367	0.91	Cleret de Langavant et al. ⁹²
Alzheimer's Disease (+ amyloid imaging)	273	0.91	Mathotaarachchi et al. ⁹⁸
Mortality after cancer chemotherapy	26,946	0.94	Elfiky et al. ⁹⁵
Disease onset for 133 conditions	298,000	range	Razavian et al. ¹⁰⁵
Suicide	5,543	0.84	Walsh et al. ⁸⁶
Delirium	18,223	0.68	Wong et al. ¹⁰⁰

LOS, length of stay; *n*, number of patients (training+ validation datasets). For AUC values: *, in-hospital mortality; +, unplanned readmission; #, prolonged LOS; ^, all patients; @, structured + unstructured data; ++, for University of Michigan site.

5. AUTRES

5.1 Services de réadaptation :

Des résultats de recherche prometteurs sont actuellement obtenus dans ce domaine. Des robots sont utilisés pour améliorer les capacités motrices chez les patients avec des séquelles neurologiques. En utilisant des bases de données individuelles, les méthodes d'apprentissage automatique peuvent créer un programme de rééducation optimal adapté à chaque patient [87]

"L'accident vasculaire cérébral est l'une des principales causes de morbidité et de mortalité chez les adultes dans le monde et la première cause d'invalidité dans tous les pays industrialisés".[88] Environ 150 à 200 personnes pour 100 000 habitants y sont victimes chaque année. En raison de l'évolution socio-démographique et de l'augmentation de l'espérance de vie, le nombre de cas pourrait augmenter de plus de 50 % d'ici 2050. La majorité des patients souffrent de séquelles après l'AVC, telle l'altération de leur capacité de marche, caractérisée par une diminution de la vitesse, une faible endurance voire l'hémiplégie. [89]

Afin de contrer individuellement les déficiences mentionnées, le projet Recupera REHA (figure 14) a réalisé une percée dans le domaine de la robotique de réadaptation. Pendant plus de trois ans, une équipe de recherche a travaillé sur la conception d'un exosquelette complet novateur pouvant être porté pour le soutien externe du système musculo-squelettique humain. Cet exosquelette permet aux patients de recevoir une formation intuitive et soutenue, et de retrouver ainsi leurs capacités motrices perdues. Le système peut être contrôlé à l'aide de l'activité musculaire du patient, sur la base des signaux d'électromyographie mesurés (il peut déduire l'intention du patient et le soutenir intuitivement dans ses mouvements), ou bien il peut être contrôlé par une tierce personne.[90]

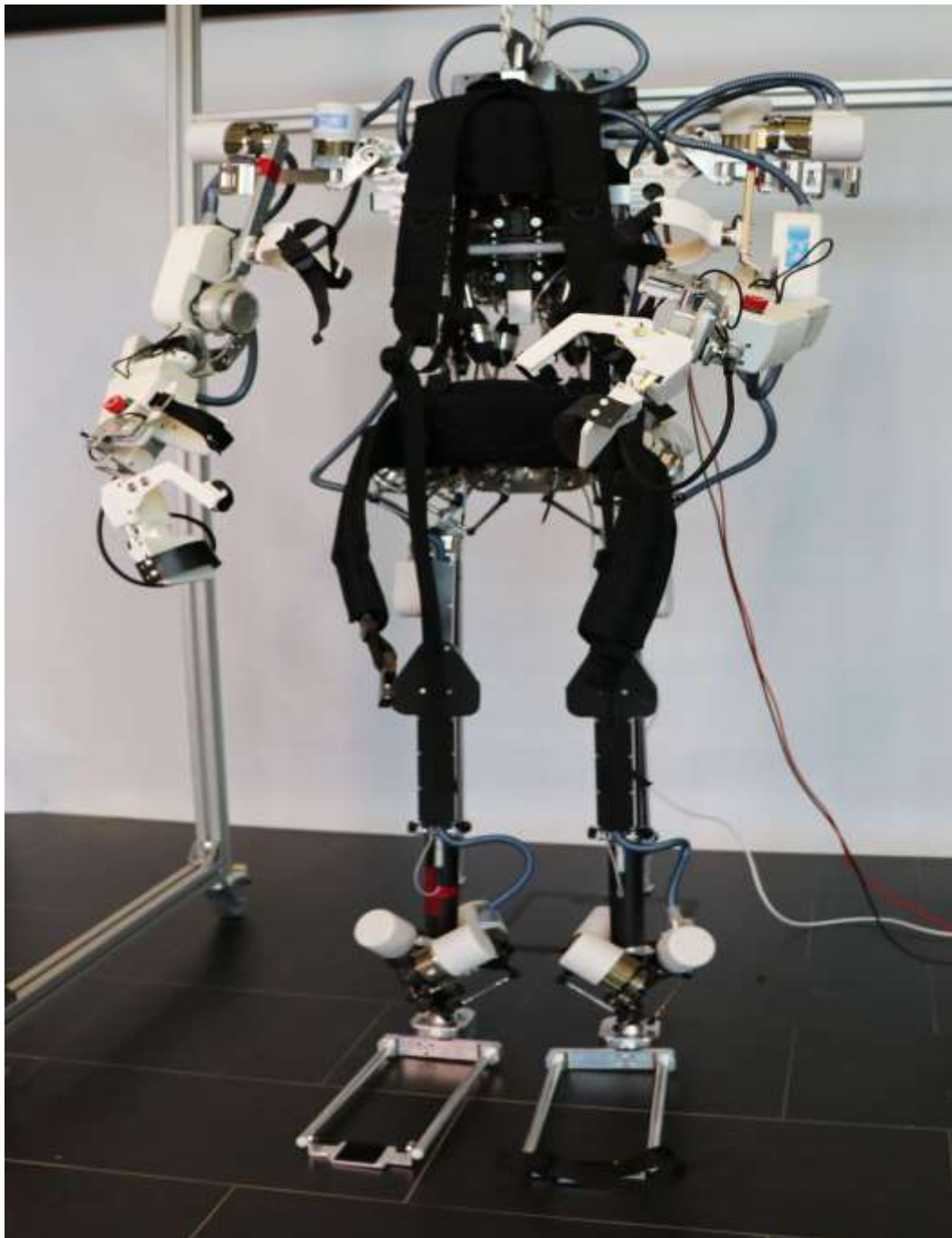


Figure 14: l'exosquelette Recupera REHA pour la réadaptation suite à un AVC.

5.2 Soins infirmiers

L'IA offre la possibilité de contrer la crise des soins infirmiers. Les prévisions de développement démographique supposent que la proportion de personnes très âgées va au moins doubler au cours des dix prochaines années et que le taux de natalité va diminuer. Une très grande partie de ces personnes aura besoin de soutien et de soins infirmiers. Selon une étude de la fondation Bertelsmann, il manquera jusqu'à 500 000 personnels soignants en Allemagne d'ici 2030.[91]

Grâce à l'IA, les tâches de routine telles que l'allumage des lumières ou l'appui-tête électronique du lit..., peuvent être effectuées par des robots, et le personnel soignant aura ainsi plus de temps pour se concentrer sur les relations interpersonnelles et sur une meilleure prise en charge des patients. [92]

Care-O-bot est un robot assistant mobile, conçu pour aider activement les humains dans leur vie quotidienne [93]. Le robot se caractérise par sa capacité de déplacement flexible et autonome, de manipulation, de préhension, de perception de l'environnement et d'interaction fiable. Grâce à ces capacités, Care-O-bot est capable de rechercher de manière indépendante le chemin optimal vers une destination donnée tout en évitant les obstacles. Grâce à son bras de préhension, il peut saisir des objets et ouvrir des portes. De nombreux capteurs permettent au robot de percevoir son environnement et de l'enregistrer en trois dimensions. Et il peut apprendre de nouvelles tâches et de nouveaux objets par apprentissage automatique. [97]

Le robot Casero a une approche complètement différente. Il est davantage considéré comme un robot de service que comme un robot de guérison, et est exclusivement utilisé pour le transport des repas, du linge, des médicaments, du matériel médical et des dossiers au sein d'un hôpital. Il s'agit d'un système de transport automoteur conçu pour libérer les infirmières et les médecins de tâches simples et ainsi réduire leur charge de travail. [94]

Un autre type de robot infirmier est le robot thérapeutique Paro (figure 15). Il est principalement utilisé pour les soins aux patients atteints de démence. Le robot ressemble à un petit phoque et réagit au toucher par des sons et des mouvements. Il s'agit d'une tentative d'utiliser le succès de la thérapie assistée par les animaux dans des domaines où cela n'est pas possible. [95]

Les robots comme Paro, qui imitent le comportement des animaux domestiques, offrent d'excellentes possibilités de communiquer avec des patients difficiles, mais ils suscitent des inquiétudes quant aux droits et à l'autonomie des patients."



En 2017, le robot Pepper a été introduit dans une maison de retraite pour aider les personnes âgées et soulager le personnel soignant en prenant en charge les tâches de routine comme allumer un téléviseur, ainsi que des tâches plus importantes, comme rappeler aux gens de prendre leurs médicaments ou de boire de l'eau. Le robot a été développé pour avoir une forme similaire à celle des humains afin de s'assurer qu'il serait accepté par les patients. En utilisant un tel robot, il est possible de regagner un peu d'indépendance et d'autonomie au vieil âge. Les personnes âgées reçoivent un soutien à domicile et de l'aide peut être demandée en cas d'urgence. Pepper est capable de traiter le langage, d'"entendre" et de "voir", et puis rechercher sur internet les informations demandées par les personnes afin de répondre... [96]

Un autre robot appelé Hobbit est, comme Pepper, combine les capacités des robots précédemment introduits. Tous les deux sont des robots dits humanoïdes. Hobbit combine des fonctions de communication, de sécurité et d'assistance et peut ainsi permettre aux personnes âgées de vivre de façon autonome à domicile. Le système aide à prévenir les chutes en éliminant les obstacles et en appelant à l'aide en cas d'urgence. Il peut apprendre, reconnaître et transporter des objets. Le robot peut également passer des appels téléphoniques et jouer de la musique et des vidéos. [94]

5.3 L'IA et la recherche pharmaceutique :

Le développement de produits pharmaceutiques au moyen de tests cliniques est extrêmement fastidieux, prend le plus souvent plus de 10 ans et coûte des milliards de dollars américains. L'utilisation de l'IA peut soutenir certaines étapes, et rendre ainsi le processus de découverte de médicaments beaucoup plus rapide, moins coûteux et plus sûr. L'IA peut aider à des étapes telles que la

découverte de nouveaux composants qui pourraient être des médicaments possibles. Il peut également aider à trouver de nouvelles applications pour des composants déjà testés [98].

Lors de l'épidémie de virus Ebola en Afrique de l'Ouest en 2014, un programme alimenté par l'IA a été utilisé pour scanner des médicaments disponibles, qui pourraient être modifiés pour lutter contre la maladie. En un seul jour, on a découvert que deux médicaments réduisaient l'infection. Alors qu'une analyse de ce type prend généralement des mois, voire des années, une différence qui pourrait sauver des milliers de vies [99].

5.4 L'IA dans la M santé :

La santé mobile est définie comme la pratique consistant à utiliser des appareils mobiles tels que les téléphones portables, les appareils de surveillance des patients, les assistants numériques personnels, et autres appareils sans fil à des fins médicales et de santé publique. (Figure 16)

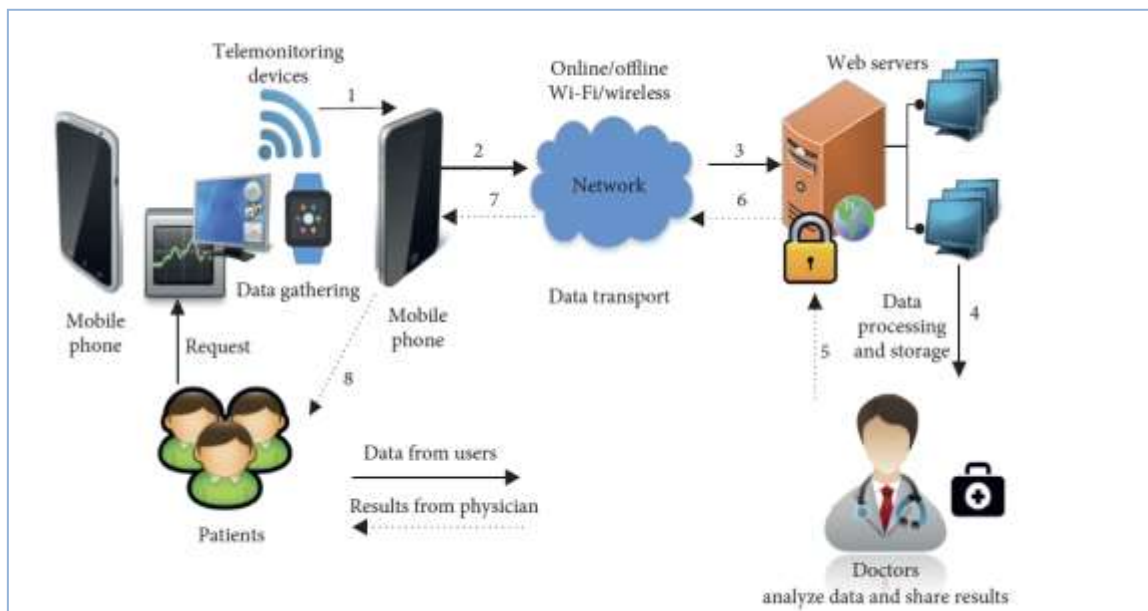


Figure 16: Une représentation schématique des scénarios de la MSanté.

Actuellement, plus de 500 projets sont en cours de développement dans le domaine de la MSanté et près de 40 000 applications médicales mobiles sont déjà disponibles dans le monde entier. Il s'agit d'appareils médicaux mobiles conçus spécifiquement pour surveiller certains paramètres, tel le rythme cardiaque, le taux de glucose, la pression artérielle, les habitudes de sommeil... [100]

Fin 2017, un algorithme de SmartWatch a été approuvé par la FDA pour la détection de la fibrillation. Les capteurs de photopléthysmographie et d'accéléromètre de la montre mesurent le rythme cardiaque de l'utilisateur au repos et à l'activité physique, et lorsqu'il y a un écart important par rapport à ce qui est prévu, l'utilisateur reçoit une notification pour enregistrer un ECG via la montre, qui est ensuite interprété par un algorithme. Mais on peut craindre que l'utilisation à grande échelle d'un tel algorithme, en particulier dans la population jeune et à faible risque, peut conduire à un nombre important de faux positifs et entraîne ainsi des consultations médicales inutiles. En revanche, l'apprentissage approfondi du tracé de l'ECG sur la smartwatch, peut détecter avec précision l'hyperkaliémie en analysant surtout l'onde T. Ceci peut être particulièrement utile pour les patients souffrant de maladies rénales.

Les examens sur smartphone avec l'IA sont pratiqués également pour aboutir à des diagnostics, notamment les lésions et éruptions cutanées, les infections de l'oreille, les migraines. [67]

Une application pour smartphone appelée i-Prognosis, conçue pour dépister la maladie de Parkinson, collecte de manière non intrusive et continue les données comportementales des participants résultant de l'utilisation quotidienne de leur smartphone. Les types de données comprennent des caractéristiques de la voix, de la frappe sur l'écran tactile, les localisations ainsi que des caractéristiques liées aux SMN (symptômes non moteurs) tels que l'humeur [101]. En cas d'anomalies dans les données collectées, l'utilisateur sera notifié pour consulter un expert.

Outre le diagnostic, certaines applications pour smartphones utilisent l'IA pour contrôler l'observance thérapeutique, comme Ai Cure (NCT02243670), qui prend une vidéo selfie du patient lorsqu'il avale le médicament prescrit.

Jusqu'à 70 % des personnes atteintes de prédiabète finiront par développer un diabète. [102] Sweetch, une plateforme d'IA validée cliniquement, permet la prévention et la gestion du prédiabète adulte en proposant des régimes alimentaires à suivre et des recommandations de programme de sport... [103].

Une étude plus récente a permis, grâce à une collecte de données multimodales, de prédire la réponse glycémique à des aliments spécifiques pour un individu (schéma physiologique très hétérogène parmi les personnes et qui est fortement influencé par le microbiome intestinal) . L'utilisation de l'IA avec des données multimodales pour guider un régime alimentaire individualisé est un précédent pour l'encadrement médical virtuel dans l'avenir. Actuellement, des algorithmes à base de règles simples (valeurs de glycémie élevées ou basses), sont utilisés pour la gestion de la glycémie chez les personnes diabétiques. Si ces algorithmes ont permis d'éviter des épisodes d'hypoglycémie, les algorithmes intelligents qui intègrent les données complètes d'un individu, seront susceptibles alors d'être

beaucoup plus informatifs et utiles. [67] Ainsi, la plupart des maladies chroniques courantes, telles que l'hypertension, l'asthme et la dépression pourraient théoriquement être mieux gérées grâce à un encadrement virtuel. À terme, lorsque toutes les données d'un individu et le corpus de la littérature médicale pourront être intégrés, une approche holistique et préventive sera possible (figure 17)

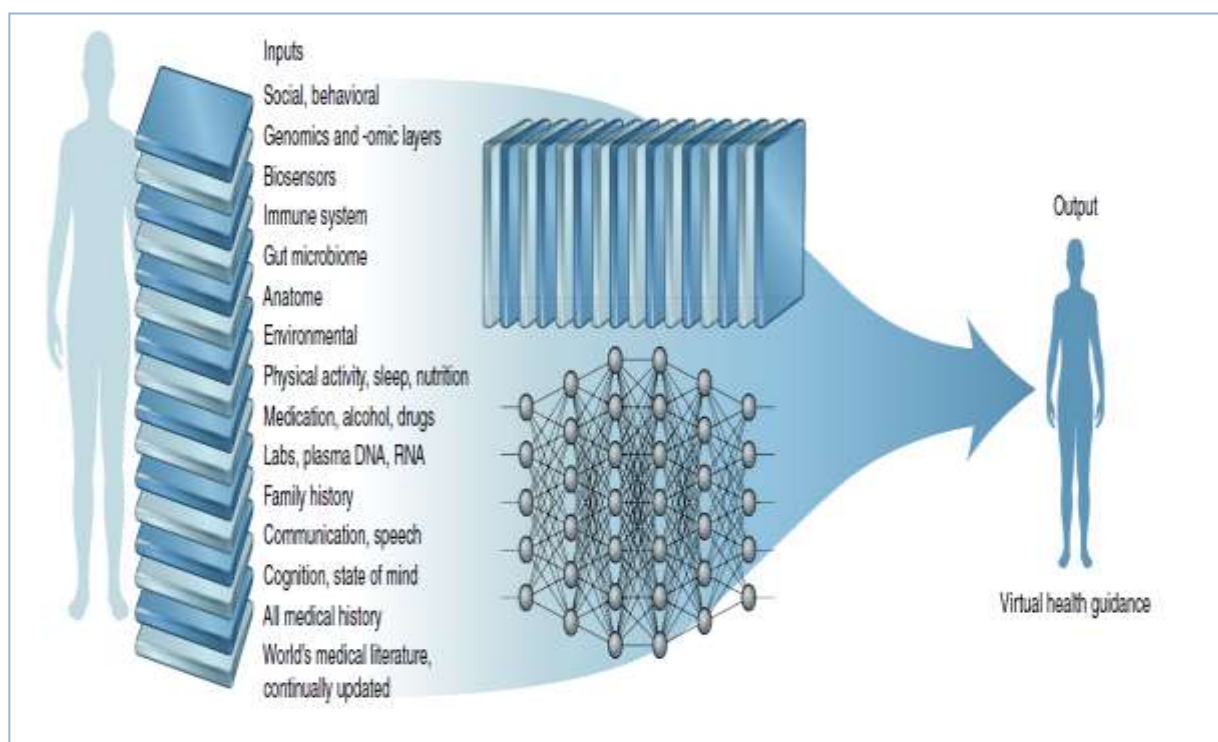


Figure 17: Le modèle du coach médical.

Un coach médical virtuel utilise des données complètes d'un individu , apprises par DL, pour fournir des recommandations personnalisées et promouvoir ainsi la santé de la personne.

5.4 L'IA et l'élargissement de la disponibilité de l'expertise clinique :

Il est impossible pour les médecins d'interagir individuellement avec tous les patients qui pourraient avoir besoin de soins. L'apprentissage automatique peut permettre aux cliniciens de fournir une évaluation médicale de qualité sans implication personnelle. Par exemple, les patients présentant de nouvelles éruptions cutanées peuvent obtenir un diagnostic en envoyant une photo qu'ils prennent sur leur smartphone [104], ce qui évite des visites inutiles en urgence. Un patient qui envisage de se rendre aux urgences pourrait s'entretenir avec un système de triage automatisé et, le cas échéant, être orienté vers une autre structure de soins. Lorsqu'un patient a besoin d'une assistance professionnelle, les modèles pourraient identifier les médecins ayant l'expertise et la disponibilité les plus pertinentes. De même, pour accroître le confort et réduire les coûts, les patients qui devraient être hospitalisés, pourraient rester chez eux si des machines peuvent surveiller à distance les données de leurs capteurs.

La transmission des connaissances issues de l'IA directement aux patients, est devenue de plus en plus importante dans les régions du monde où l'accès à l'expertise médicale directe est limité [105]. Les infirmières pourraient être en mesure d'assurer de nombreuses tâches qui sont normalement effectuées par les médecins, les médecins de premier recours pourraient être en mesure d'assumer certains des rôles exercés par les spécialistes, et les spécialistes pourraient consacrer plus de temps aux patients qui ont vraiment besoin de leur expertise médicale.



Limites : [106]



1.ÉTUDES RÉTROSPECTIVES ET PROSPECTIVES

Alors que les études existantes ont porté sur un très grand nombre de patients avec une analyse comparative approfondie par rapport aux performances des experts, la grande majorité de ces études ont été rétrospectives. Ce n'est que par le biais d'études prospectives que nous commencerons à comprendre la véritable utilité des systèmes d'IA, car les performances risquent d'être moins bonnes lorsque les données du monde réel diffèrent de celles rencontrées lors de la formation des algorithmes. Les études prospectives à ce jour sont peu nombreuses , et comprennent la classification de la rétinopathie diabétique, la détection des métastases du cancer du sein dans les biopsies des ganglions lymphatiques sentinelles, la détection des fractures du poignet, la détection des polypes coliques et la détection des cataractes congénitales.

2.LE PETIT NOMBRE D'ESSAIS CONTRÔLÉS RANDOMISÉS ÉVALUÉS PAR LES PAIRS

Comme il est courant dans la communauté de l'apprentissage automatique, de nombreuses études ont été publiées uniquement sur des serveurs de prépublication , et ne sont pas soumises à des évaluations par les pairs.

Les preuves évaluées par les pairs seront importantes pour la confiance et la généralisation de l'adoption de l'IA au sein de la communauté médicale.

À ce jour, il existe très peu d'essais de ce genre. (Tableau 5) [67]

Tableau 5: publications d'algorithmes d'IA évalués par des pairs

Specialty	Images	Publication
Radiology/ neurology	CT head, acute neurological events	Titano et al. ²⁷
	CT head for brain hemorrhage	Arbabshirani et al. ¹⁹
	CT head for trauma	Chilamkurthy et al. ²⁰
	CXR for metastatic lung nodules	Nam et al. ⁸
	CXR for multiple findings	Singh et al. ⁷
	Mammography for breast density	Lehman et al. ²⁶
	Wrist X-ray*	Lindsey et al. ⁹
Pathology	Breast cancer	Ehteshami Bejnordi et al. ⁴¹
	Lung cancer (+ driver mutation)	Coudray et al. ³³
	Brain tumors (+ methylation)	Capper et al. ⁴⁵
	Breast cancer metastases*	Steiner et al. ³⁵
	Breast cancer metastases	Liu et al. ³⁴
Dermatology	Skin cancers	Esteva et al. ⁴⁷
	Melanoma	Haenssle et al. ⁴⁸
	Skin lesions	Han et al. ⁴⁹
Ophthalmology	Diabetic retinopathy	Gulshan et al. ⁵¹
	Diabetic retinopathy*	Abramoff et al. ³¹
	Diabetic retinopathy*	Kanagasingam et al. ³²
	Congenital cataracts	Long et al. ³⁸
	Retinal diseases (OCT)	De Fauw et al. ⁵⁶
	Macular degeneration	Burlina et al. ⁵²
	Retinopathy of prematurity	Brown et al. ⁶⁰
	AMD and diabetic retinopathy	Keremany et al. ⁵³
Gastroenterology	Polyps at colonoscopy*	Mori et al. ³⁶
	Polyps at colonoscopy	Wang et al. ³⁷
Cardiology	Echocardiography	Madani et al. ²³
	Echocardiography	Zhang et al. ²⁴

Prospective studies are denoted with an asterisk.

3. LES MÉTRIQUES ET L'APPLICABILITÉ CLINIQUE

Malgré son utilisation universelle dans les études sur l'apprentissage automatique, l'AUC caractéristique d'un modèle n'est pas nécessairement le meilleur moyen pour représenter son applicabilité clinique. Un algorithme avec une AUC de 0,99 ne vaut pas grand-chose, s'il n'est pas prouvé qu'il améliore les résultats cliniques. [107]

Ceci peut être illustré par un modèle fournissant une interprétation automatisée des cardiogrammes pendant le travail chez les femmes enceintes, qui n'a pas pu améliorer les résultats cliniques pour les mères ni pour les bébés, malgré sa précision élevée. [108]

4. LES FACTEURS DE CONFUSION

Les algorithmes du ML utilisent tout les signaux disponibles dans les intrants pour obtenir les meilleures performances possibles. Cela peut inclure l'exploitation de facteurs de confusion inconnus qui peuvent ne pas être fiables, compromettant la capacité de l'algorithme à se généraliser à de nouveaux ensembles de données. Dans un exemple classique, un modèle de ML n'a pas appris la différence essentielle entre les chiens et les loups, mais a plutôt appris que les loups sont généralement représentés debout sur la neige, alors que les chiens apparaissent généralement sur l'herbe. Des préoccupations similaires existent dans le domaine de la santé. Dans une étude, un algorithme était plus susceptible de classer une lésion cutanée comme maligne si une image comportait une règle ou des traces de marqueur dermatologique, car la présence de ces signes était corrélée à une probabilité accrue de lésion cancéreuse. Il a également été démontré que la présence de marques cutanées chirurgicales augmente faussement les scores de probabilité de mélanome et dont le taux de faux positifs.

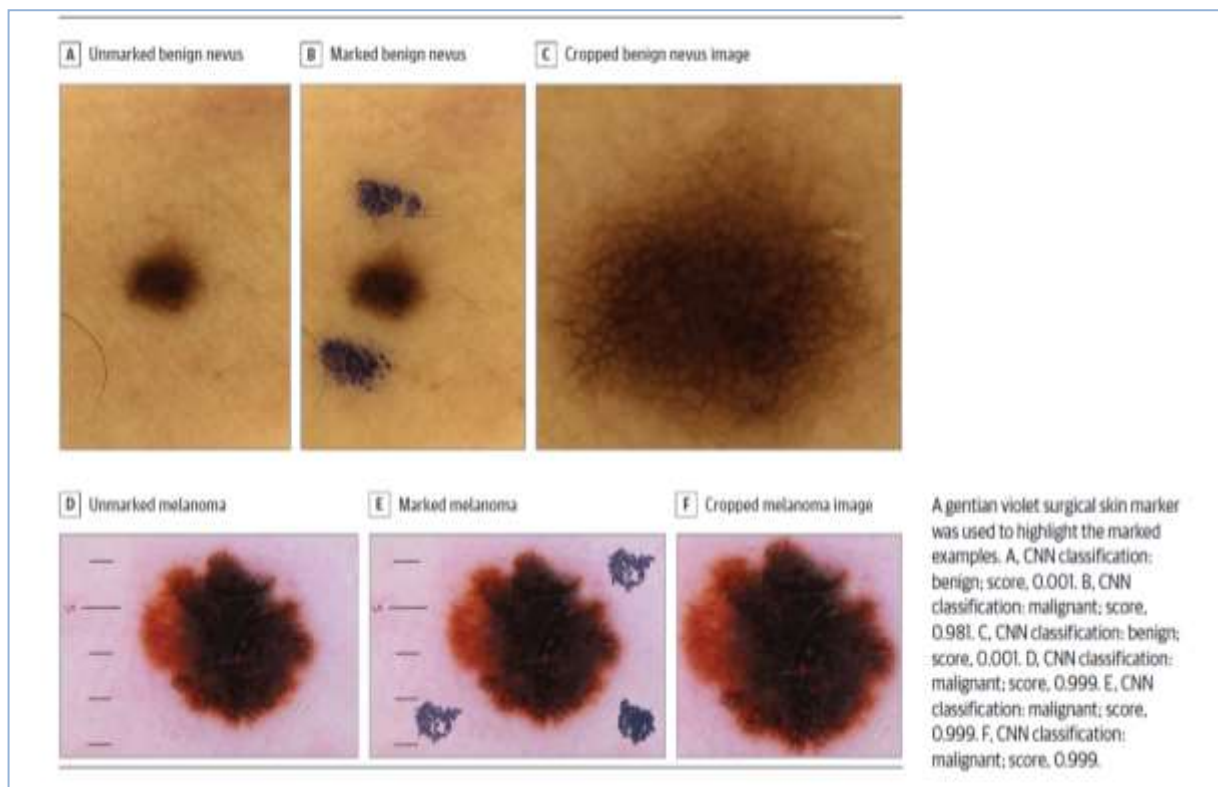


Figure 18: la classification et les scores de probabilité de mélanome pour les images dermoscopiques des nævus et des mélanomes bénins : non marqués, marqués et recadrés.

Dans une autre étude, il a été constaté que la détection de la fracture de la hanche était facilitée par des facteurs de confusion, notamment le modèle de scanner et les scans marqués "urgent". Un autre algorithme de détection de la pneumonie sur les radiographies du thorax a permis d'identifier avec précision l'équipement et le service de l'hôpital, et a appris à faire le lien entre un appareil de radiographie portable et la pneumonie. Des travaux continus sont nécessaires pour comprendre les caractéristiques spécifiques apprises par les réseaux neuronaux et seront essentiels pour la généralisation dans de multiples environnements de soins de santé.

5. SUSCEPTIBILITÉ AUX ATTAQUES OU MANIPULATIONS ADVERSES :

Une attaque adverse, adversarial attack en anglais, décrit un modèle susceptible d'être manipulé par des intrants explicitement conçus pour le tromper. Par exemple, dans une étude, des images de grains de beauté bénins ont été mal diagnostiquées comme malignes en ajoutant intentionnellement un bruit ou même une simple rotation [109].

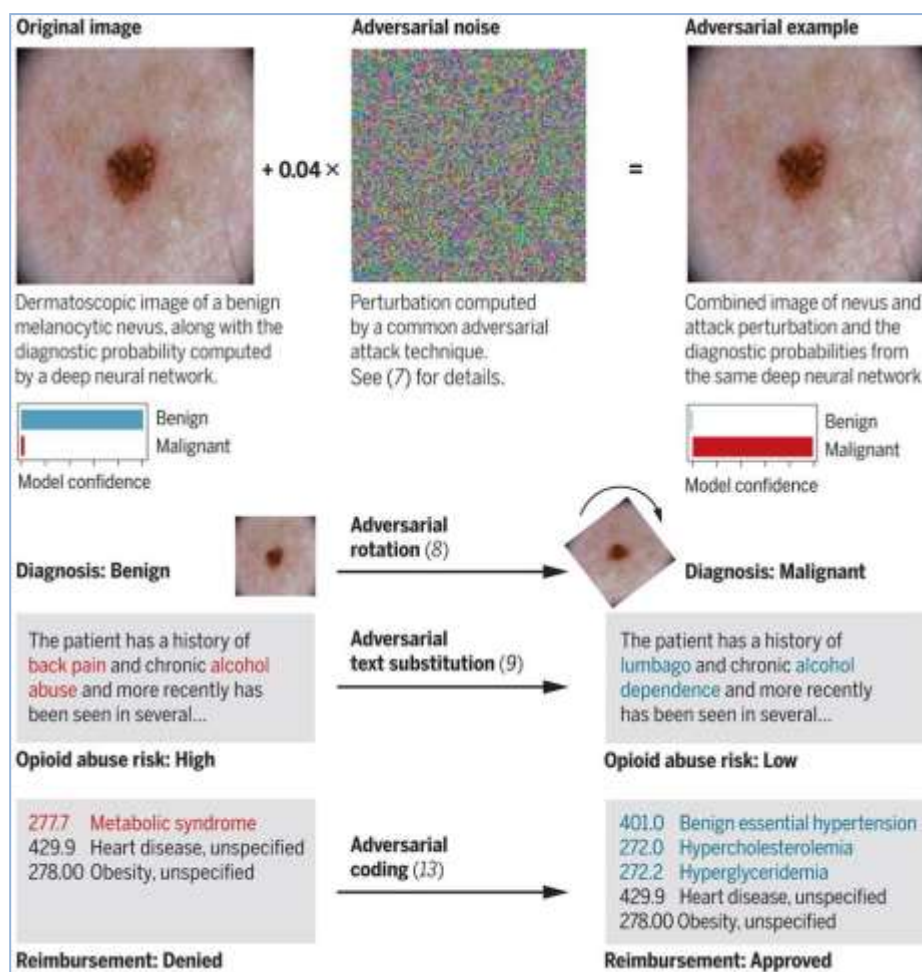


Figure 19: Démonstration de la manière dont des attaques adverses contre divers systèmes d'IA médicale peuvent être exécutées.

6. LES DÉFIS DE LA GÉNÉRALISATION

La majorité des systèmes d'IA sont loin de permettre une généralisation fiable à de nouvelles populations et à de nouveaux milieux, en raison des différences de techniques entre les établissements (notamment les différences d'équipement, de définitions de codage, de systèmes de DSE ,et d'équipement et de tests de laboratoire) ainsi que des variations dans les pratiques cliniques et administratives locales.

7. DIFFICULTÉ À COMPARER LES DIFFÉRENTS ALGORITHMES :

La comparaison objective des algorithmes entre les études est difficile, car les performances de chaque étude sont rapportées en utilisant des méthodologies différentes sur des populations différentes, avec des distributions d'échantillons et des caractéristiques différentes. Pour faire des comparaisons équitables, les algorithmes doivent être soumis à une comparaison sur le même ensemble de tests qui est représentatif de la population cible, en utilisant les mêmes métriques de performance. Sans cela, les cliniciens auront du mal à déterminer quel algorithme est le plus performant pour leurs patients.

8. CHANGEMENT D'ENSEMBLE DE DONNÉES.

Particulièrement important pour les algorithmes de prédiction, il est facile d'ignorer le fait que toutes les données d'entrée sont générées dans un environnement non statique avec des populations de patients changeantes, et où les pratiques cliniques et opérationnelles évoluent dans le temps. Ces changements (nouvelles recommandations, amélioration de la prise en charge...) induisent obligatoirement des modifications dans les résultats.

Ceci a été illustré en utilisant MIMIC, un ensemble de données hospitalières publiques. Il 'a été constaté que l 'AUC a diminué de 0,3 lors de prédiction de la mortalité sur des données datant de 10 ans plus tard, et une diminution de 0,15 pour la prédiction de la durée du d'hospitalisation.

Par conséquent, les méthodes permettant d'identifier les changements et d'actualiser les modèles en réponse à la détérioration des performances sont essentielles. Les mesures d'atténuation pour gérer cet effet comprennent une quantification minutieuse des performances dans le temps afin, d'identifier les problèmes de manière proactive, ainsi que la nécessité probable d'un réapprentissage périodique voir un remplacement complet du modèle.



*Implications éthiques
des algorithmes d'intelligence
artificielle dans le domaine
de la santé :*



De nombreuses questions éthiques et sociales apparaissent lorsqu'on étudie l'application de l'IA dans le domaine de la santé. La pratique clinique exige normalement des jugements complexes qui font appel à des capacités humaines incapables d'être reproduites par les algorithmes de l'IA, comme la compassion ou l'intuition... [110] En fait, l'affirmation selon laquelle l'IA sera capable de faire preuve d' "autonomie" , a été remise en question par des éthiciens et des spécialistes des sciences sociales qui affirment qu'il s'agit d'une compétence humaine impossible à reproduire par une machine. De plus, des questions de vie privée et de sécurité entrent en jeu avec la grande quantité de données des patients nécessaires à la formation des algorithmes d'apprentissage automatique [111]. C'est pourquoi les défis éthiques doivent être traités conjointement par tous les acteurs concernés afin de garantir l'acceptabilité de l'IA [112].

Après avoir analysé les sujets qui sont apparus de manière récurrente dans la littérature (tableau 6) les principales préoccupations éthiques sont :

1) Responsabilité, 2) Biais des données, justice et équité, 3) Confidentialité et sécurité des données, 4) Effets sur les professionnels de santé, 5) Effets sur les patients, 6) Fiabilité et sécurité et 7) Transparence et confiance.

Tableau 6: les principales préoccupations éthiques dans différentes publications.

AUTEUR	TITRE	Questions éthiques mentionnées
Academy of Medical Royal Colleges (2019)	<i>Artificial Intelligence in Healthcare</i>	▪ Sécurité des patients ▪ La relation médecin-malade ▪ Acceptation et confiance du public ▪ Responsabilité ▪ Biais, inégalité et équité ▪ Qualité des données, consentement et gouvernance de l'information ▪ Impact sur la vie professionnelle des médecins. ▪ Impact sur le système de santé
Bartoletti (2019)	<i>AI in Healthcare: Ethical and Privacy Challenges</i>	▪ Vie privée ▪ Confiance du public ▪ Transparence ▪ Effet sur les professionnels de la santé ▪ Responsabilité ▪
Becker (2019)	<i>Artificial intelligence in medicine: What is it doing for us today?</i>	▪ Vie privée et sécurité ▪ Isolement des patients âgés ▪ biais et injustice. ▪ Menace de remplacement du médecin ▪ Impact sur la vie professionnelle des médecins
Bhatnagar, et al. (2018)	<i>The Malicious Use of Artificial Intelligence: Forecasting, Prevention, and Mitigation</i>	▪ Menaces pour la sécurité ▪ Violation de la vie privée
Bird, et al. (2016)	<i>Exploring or Exploiting? Social and Ethical Implications of Autonomous Experimentation in AI</i>	▪ Biais des données, justice et équité. ▪ Vie privée
Bostrom & Yudkowsky (2011)	<i>The Ethics of Artificial</i>	▪ Discrimination involontaire ▪ Biais

	<i>Intelligence</i>	▪ Transparence ▪ Responsabilité ▪ Prévisibilité ▪ Robustesse ▪ Innocuité
Microsoft (2018)	<i>Healthcare, Artificial Intelligence, Data and Analytics</i>	❖ Équité ❖ Fiabilité ❖ vie privée et sécurité ❖ Inclusivité ❖ Transparence ❖ Responsabilité
Mittelstadt, et al. (2016)	<i>The ethics of algorithms: Mapping the debate</i>	● Équité, non-discrimination ● Traçabilité ● Opacité ("boîte noire") ● Transparence ● Biais ● Vie privée ● Autonomie ● Responsabilité morale
Nuffield Council of Bioethics (2018)	<i>AI in healthcare and research</i>	● Fiabilité et sécurité ● Transparence et responsabilité ● Biais des données, justice et équité ● Conséquences pour les patients ● Conséquences sur les professionnels de la santé. ● Vie privée et sécurité ● Utilisation malveillante de l'IA
European Commission – High-level Expert Group on Artificial Intelligence (2018)	<i>Ethics Guidelines for Trustworthy AI</i>	● Robustesse technique et sécurité ● Vie privée et gouvernance des données ● Transparence ● Diversité, non-discrimination et équité ● Le bien-être de la société et de l'environnement ● Responsabilité

1. RESPONSABILITÉ

La question principale est la suivante : Qui doit être tenu responsable si l'IA se trompe ? Cette discussion est fondamentale pour atteindre un accord entre les cliniciens, les organisations de soins de santé, les décideurs politiques et les développeurs de technologies. L'IA se développe sans relâche et nous serons confrontés à des erreurs potentielles et à des conséquences imprévues. [113]

Les développeurs se concentrent actuellement sur le développement d'outils d'IA qui aident les cliniciens mais ne les remplacent pas, ce qui implique que la responsabilité des décisions repose toujours sur le clinicien [114]. Cependant, les médecins pourraient tomber dans le "biais d'automatisation", qui est la tendance humaine à faire plus confiance aux machines qu'à leur propre jugement [115]. Les diagnostics erronés faits par l'IA peuvent sembler fiables au départ et les médecins ne vont donc pas faire d'effort supplémentaire pour les vérifier. Ceci peut induire des conséquences graves. Il serait difficile de tenir quelqu'un pour responsable dans ce genre de circonstances...

2. JUSTICE ET ÉQUITÉ

Les applications d'IA sont conçues dans le but de réduire les biais et les erreurs humaines. Cependant, si les algorithmes d'apprentissage automatique sont formés avec des données incomplètes et non représentatives, ils pourraient conduire à une discrimination basée sur la race, le sexe, l'âge, le statut socio-économique etc... [116]. Par exemple, un algorithme appelé COMPAS a été utilisé aux États-Unis pour aider les juges à décider des peines en prédisant le risque qu'un suspect récidive. Cependant, après analyse des résultats, il a été constaté que l'outil était biaisé à l'encontre des individus noirs, les classant comme futurs criminels deux fois plus que pour les individus blancs [117]. De

même, des biais peuvent être "chargés" dans les algorithmes, reflétant les préjugés et les croyances des développeurs de l'IA [113]. Il serait possible de remédier à ce problème en garantissant la diversité des équipes de développeurs [118].

En ce qui concerne les problèmes d'équité, les solutions de santé en matière d'IA seront plus difficiles à mettre en œuvre dans les endroits où les données sont limitées ou difficiles à collecter, comme dans certains pays africains. Ces populations seront sous-représentées et leurs préoccupations médicales ne seront donc pas correctement prises en compte par les développeurs [119].

3. CONFIDENTIALITÉ ET SÉCURITÉ DES DONNÉES

Les données médicales sont considérées comme sensibles et privées [120]. C'est pourquoi des mesures appropriées doivent être prises pour garantir que les systèmes d'IA ne puissent pas être piratés et que les organismes de santé ou les développeurs de cette technologie ne commercialisent pas les données.

l'IA pourrait être utilisée pour mener des cyber-attaques dans les hôpitaux, causant des dégâts énormes à un coût minime [121] et il est de la responsabilité des professionnels de la santé et des développeurs de veiller à ce que ces risques soient minimisés.

La discussion sur la propriété des données devrait aussi être soulignée dans les futurs programmes de réglementation [113]. Les données relatives aux soins de santé appartiennent-elles au patient, à l'hôpital ou au développeur ? La propriété peut-elle varier en fonction du contexte ? Il convient de répondre à ces questions afin d'améliorer la transparence du développement d'IA pour les soins de santé.

4. EFFETS SUR LES PROFESSIONNELS DE LA SANTÉ

Les compétences nécessaires à la pratique de la médecine vont changer de manière significative, ce qui entraînera de sérieuses modifications dans la formation et l'éducation des cliniciens.

Les médecins peuvent avoir le sentiment que leur autonomie et leur expertise sont menacées par les systèmes d'IA.[122]. En particulier dans le domaine de la radiologie, où l'IA a fait des progrès très importants .Ceci pourraient générer un changement significatif dans le rôle du radiologue d'une approche orientée vers le diagnostic à une approche orientée vers la thérapeutique [113].

Les praticiens seront libérés des tâches de routine et pourront passer plus de temps avec les patients, néanmoins, cela pourrait inciter les hôpitaux à employer moins de personnel ou du personnel moins qualifié, car les infirmières soutenues par l'IA peuvent remplacer une partie du travail actuellement effectué par les médecins [120].

On craint également que les médecins tombent dans le "biais d'automatisation" expliqué précédemment, et seront ainsi moins enclins à vérifier la fiabilité du diagnostic établi par les algorithmes d'IA, surtout ceux qui offrent une précision de plus de 90 %.

5. EFFETS SUR LES PATIENTS

L'IA conduira à des soins de santé plus autonomes dans lesquels les applications pourraient fournir des conseils directs aux patients. Le développement de la télémédecine permet aux patients âgés de rester chez eux tout en suivant des traitements qui, autrement, auraient été effectués dans des centres de soins. Toutefois, cela peut entraîner une perte de contact humain susceptible de causer des problèmes psychologiques dans une population déjà vulnérable [123]. En outre, les indices non verbaux qui sont couramment analysés par les médecins pour rechercher les causes potentielles d'un symptôme ne seront guère interprétés par les outils numériques. Pour cette raison, il est important d'impliquer les médecins dans le processus afin de s'assurer que les valeurs de qualité, de sécurité et de soutien aux patients sont maintenues lors de l'application d'IA [113]. De plus, les applications qui rendent impossible pour l'utilisateur de vérifier s'il a affaire à une personne réelle ou à une machine, doivent informer explicitement de ce qu'il en est, et le patient doit prendre la décision de suivre ou non les conseils donnés [124].

6. FIABILITÉ ET SÉCURITÉ

Il est essentiel d'aborder les questions de fiabilité et de sécurité lors de l'application de l'IA dans la santé. Cela est dû au fait que l'IA pourrait nuire aux patients lorsqu'elle donne des résultats erronés.

Par exemple, des documents internes publiés par IBM ont montré que son superordinateur, IBM Watson for Oncology, a donné des conseils de traitement erronés à plusieurs reprises, mettant en danger des vies humaines [125]. Dans un cas similaire, un essai clinique a été organisé pour analyser la précision d'une

application d'IA capable de prédire quels patients étaient susceptibles de développer des complications après avoir souffert d'une pneumonie [126]. L'application indiquait à tort que les patients asthmatiques devaient être renvoyés chez eux car leur taux de survie était beaucoup plus élevé que celui des patients non asthmatiques. Cependant, elle ne tenait pas compte du fait que les patients asthmatiques étaient normalement envoyés directement à l'unité de soins intensifs et recevaient des soins plus intensifs que les autres patients. Ce type de contexte, qui ne prend pas en considération les différents paramètres médicaux, est l'une des grandes limites du déploiement complet des outils d'IA dans le domaine des soins de santé. En fait, si les algorithmes d'IA sont formés avec des données insuffisantes ou biaisées et que ces problèmes ne sont pas détectés, leur introduction peut causer des dommages à grande échelle [113]. Enfin, la performance des applications d'IA qui offrent des conseils de santé pourrait également être remise en question. Par exemple, ces applications peuvent être trop prudentes, ce qui pourrait entraîner une augmentation du nombre de consultation ou d'examen paracliniques inutiles [127]

7. TRANSPARENCE ET CONFIANCE

Les algorithmes d'apprentissage automatique sont normalement décrits comme une "boîte noire". Les décisions et les processus se produisent à l'intérieur de multiples couches de connexions entre les "neurones" qui pourraient être impossibles à comprendre pour le cerveau humain. Il est alors difficile pour les médecins de justifier les résultats , et pour les patients de faire confiance au système.

En outre, les technologies d'apprentissage approfondi sont encore plus difficiles à expliquer car elles s'adaptent et apprennent continuellement, rendant la généralisation hors de portée et compliquant l'identification des erreurs ou des biais. Le règlement général de l'UE sur la protection des données (GDPR) affirme que les individus pourraient être en mesure de discréditer des décisions prises uniquement par des moyens artificiels et que, dans tous les cas, la logique du traitement des données devrait être expliquée en détail [128].

Et enfin, il existe des incertitudes dans le public quant à l'accès des entreprises privées aux données des patients. Certaines personnes affirment qu'elles ne font pas confiance aux développeurs de technologies d'IA à faire passer l'intérêt public avant leurs récompenses financières [129].



Conclusion



Le champ d'application de l'IA et des technologies liées à l'IA en médecine et en soins de santé est vaste et s'élargit rapidement. Les avancées récentes offrent une opportunité très prometteuse d'améliorer les soins de santé.

Toutefois, l'application clinique de l'IA est soumise à plusieurs limites et obstacles qui doivent être franchis. Une évaluation clinique prospective solide sera essentielle pour garantir la sécurité et l'efficacité des systèmes d'IA, en utilisant des métriques de performance qui vont au-delà des mesures de la précision de l'algorithme et qui se concentrent plutôt sur les résultats cliniques. Des ensembles de données indépendants, représentatifs des futures populations cibles, doivent être utilisés pour permettre la comparaison de différents algorithmes, tout en évaluant soigneusement les biais potentiels et les facteurs de confusion involontaires. Les implications éthiques de l'utilisation de cette technologie doivent également être examinées de manière approfondie. Seule la réalisation de ces étapes permettra une intégration plus efficace et plus harmonieuse de l'IA dans le domaine de la santé.



Résumés



RÉSUMÉ

Titre : Les applications de l'intelligence artificielle dans le domaine de la santé.

Auteur : AMINE BENRAHHAL

Directeur : Pr. IBRAHIMI AZEDDINE

Mots clés : Intelligence artificielle, apprentissage automatique, apprentissage profond, médecine, santé.

L'objectif de notre travail est de faire une mise au point sur l'apport de l'IA dans le domaine de la santé.

L'utilisation médicale de l'IA est rendue possible grâce au développement de l'apprentissage profond et du Big Data. Cela commence à avoir un impact important sur plusieurs niveaux.

Elle peut aider les médecins de différentes spécialités, à établir des diagnostics de plus en plus précis, de prendre des décisions optimales, de choisir des traitements appropriés et de faire des prédictions en se basant sur l'EHR et d'autres données du patient.

L'IA est également utilisée dans la chirurgie, dans son côté théorique par l'amélioration de la qualité de formation, et dans le côté pratique par l'assistance du chirurgien voir par la réalisation de façon autonome des gestes chirurgicaux simples tels que les sutures.

D'autres domaines médicaux bénéficient à leur tour de cette technologie, dans les soins infirmiers et la réadaptation, l'IA, combinée à la robotique permet d'améliorer les capacités motrices des patients souffrant de séquelles neurologiques, et d'aider les personnes âgées à récupérer leur autonomie. Elle permet également de libérer les infirmières et les médecins des tâches simples et de réduire leur charge de travail, ainsi ils vont consacrer plus de temps aux patients qui ont vraiment besoin de leur expertise.

Les limites actuelles, notamment le petit nombre d'études prospectives, les métriques utilisées qui ne reflètent pas l'applicabilité clinique, les obstacles techniques liés à la science de l'IA ainsi que les principaux cadres éthiques tels que la responsabilité, l'équité et la confidentialité et la sécurité des données seront aussi examinés dans cette thèse.

ABSTRACT

Title : The applications of artificial intelligence in the healthcare sector .

Author : AMINE BENRAHHAL

Director: Pr. IBRAHIMI AZEDDINE

Keywords : Artificial intelligence, machine learning, deep learning, medicine, health.

The objective of our work is to provide an overview of the contribution of AI in the healthcare sector.

The medical use of AI is made possible through the development of deep learning and Big Data. This is beginning to have a significant impact on several levels.

It can help physicians in different specialties to make increasingly accurate diagnoses, make optimal decisions, choose appropriate treatments and make predictions based on EHR and other patient data.

AI is also used in surgery, in its theoretical side by improving the quality of training, and in the practical side by assisting the surgeon or even performing simple surgical procedures such as suturing autonomously.

Other medical fields also benefit from this technology, in nursing care and rehabilitation, AI combined with robotics can improve the motor abilities of patients suffering from neurological sequelae, and help the elderly to recover their autonomy. It also frees nurses and doctors from simple tasks and reduces their workload so that they can devote more time to patients who really need their expertise.

Current limitations, including the small number of prospective studies, the metrics used that do not reflect clinical applicability, technical barriers related to the science of AI, and key ethical aspects such as accountability, equity and data privacy and security will also be examined in this thesis.

ملخص

العنوان : تطبيقات الذكاء الاصطناعي في قطاع الرعاية الصحية

المؤلف : أمين بن رحال

تحت إشراف الأستاذ الإبراهيمي عز الدين :

الكلمات الأساسية : الذكاء الاصطناعي ، التعلم الآلي ، التعلم العميق ، الطب ، الصحة

الهدف من عملنا هو تقديم لمحة عامة عن مساهمة الذكاء الاصطناعي في مجال الرعاية الصحية .

أصبح الاستخدام الطبي للذكاء الاصطناعي ممكناً من خلال تطوير التعلم العميق والبيانات الضخمة. لقد بدأ هذا في إحداث تأثير كبير على عدة مستويات .

فهو يمكن من مساعدة الأطباء من مختلف التخصصات على إجراء تشخيصات دقيقة واتخاذ القرارات المثلى، واختيار العلاجات المناسبة، والتنبؤ بالأمراض بناءً على بيانات المريض .

يستخدم الذكاء الاصطناعي أيضاً في الجراحة، في الجانب النظري من خلال تحسين جودة التدريب، وفي الجانب العملي من خلال مساعدة الجراح أو حتى عن طريق إجراء عمليات جراحية بسيطة بشكل مستقل مثل الغرز .

المجالات الطبية الأخرى بدورها تستفيد من هذه التكنولوجيا:

ففي مجال التمريض وإعادة التأهيل، يمكن للذكاء الاصطناعي جنباً إلى جنب مع الروبوتات من تحسين المهارات الحركية للمرضى الذين يعانون من اعراض عصبية، ومساعدة كبار السن على استعادة استقلاليتهم. كما أنه يحرر الممرضات والأطباء من المهام البسيطة ويقلل من عبء العمل عليهم، حتى يتمكنوا من قضاء المزيد من الوقت مع المرضى الذين يحتاجون إلى خبراتهم .

القيود الحالية، بما في ذلك العدد الصغير من الدراسات المستقبلية، والمقاييس المستخدمة التي لا تعكس التطبيق السريري، والحوازر التقنية المتعلقة بعلم الذكاء الاصطناعي وكذلك الأطر الأخلاقية الرئيسية مثل الإنصاف والعدالة، وخصوصية البيانات وأمنها ستدرس أيضاً في هذه الأطروحة .



Bibliographie



- [1] **Gaffiot, Félix.**, Le grand Gaffiot : dictionnaire latin-français, Hachette-Livre, 2000 (ISBN 2-01-1667658 et 9782011667656, OCLC 45552377, lire en ligne [archive])
- [2] **Picoche, Jacqueline, 19.-**, Dictionnaire étymologique du français, Paris, Dictionnaires Le Robert, dl 2006, 619 p. (ISBN 2-84902-3167 et 9782849023167, OCLC 421643014, lire en ligne [archive])
- [3] **Stern, W. (1912).** Die psychologischen Methoden der Intelligenzprüfung und deren Anwendung an Schulkindern, in: Bericht über den V. Kongress für experimentelle Psychologie/ Berlin 1912. Leipzig: Verlag von Johann Ambrosius Barth
- [4] « **Intelligence: Knowns and unknowns.** », American Psychologist, vol. 51, n° 2, 1^{er} février 1996 (ISSN 1935-990X et 0003-066X, DOI 10.1037/0003-066X.51.2.77, lire en ligne [archive],
- [5] **Turing, A. (1950).** Computing Machinery and Intelligence, in: Mind: a quarterly review of psychology and philosophy, Vol. 59, No. 236, p. 433-460.
- [6] **Russel, S. / Norvig, P. (2012).** Künstliche Intelligenz: Ein moderner Ansatz. 3., aktualisierte Auflage. München: Pearson , page 1177 .
- [7] **Alleyne, R. (2008).** Online source: Computers still not quite clever enough to fool humans, Turing Test shows, in: The Daily Telegraph, 12th October 2008.
- [8] 1 **Russell S, Norvig P.** Artificial intelligence: a modern approach. Harlow (U.K.): Pearson; 2014. 1091 p.

- [9] **Ezratty O.** Les usages de l'intelligence artificielle 2018 . Opinions Libres - Le blog d'Olivier Ezratty. [cité 31 mars 2019].
- [10] **McCarthy J, Minsky M, Rochester N, Shannon CE.** A Proposal for the Dartmouth Summer Research Project on Artificial Intelligence, August 31, 1955. AI Magazine. 2006;27:12-4.
- [11] **Soudoplatoff S.** L'intelligence artificielle : l'expertise partout accessible à tous [Internet]. Fondapol. 2018 [cité 30 juill 2019].:
- [12] **DATA ACADEMIE,** Le Big Data et l'Intelligence Artificielle, (consulté le 12/05/2019) .
- [13] **Nguyen, C.N. / Zeigermann, O.** (2018). Machine Learning. kurz & gut. O'Reillys Taschenbibliothek. 1. Auflage. Heidelberg: O'Reilly
- [14] **Hashimoto DA, Rosman G, Rus D, Meireles OR.** Artificial Intelligence in Surgery: Promises and Perils. Annals of Surgery. 2018 Jul;268(1):70-76.
- [15] **Kaelbling, Leslie P.; Littman, Michael L.; Moore, Andrew W.** (1996). "Reinforcement Learning: A Survey". Journal of Artificial Intelligence Research. 4: 237285.
- [16] **onw representation based on nguyen / Zeigermann** (2018), p.21-25
- [17] « **apprentissage** profond » [archive], Le Grand Dictionnaire terminologique, Office québécois de la langue française (consulté le 28 janvier 2020).

- [18] **Wang, X. et al.** ChestX-ray8: hospital-scale chest X-ray database and benchmarks on weakly-supervised classification and localization of common thorax diseases (2017)
- [19] **Topol EJ. High-performance medicine:** the convergence of human and artificial intelligence. Nat Med 2019. [cited 2019].
- [20] **Li, Z. et al.** Thoracic disease identification and localization with limited supervision. (2017).
- [21] **Lakhani, P. & Sundaram, B.** Deep learning at chest radiography: automated classification of pulmonary tuberculosis by using convolutional neural networks. Radiology 284, 574–582 (2017).
- [22] **Singh, R. et al.** Deep learning in chest radiography: detection of findings and presence of change. PLoS ONE 13, e0204155 (2018).
- [23] **Ridley, E. L.** Deep-learning algorithm can stratify lung nodule risk (2017).
- [24] **Yasaka, K. et al.** Deep learning with convolutional neural network for differentiation of liver masses at dynamic contrast-enhanced CT: a preliminary study. Radiology 286, 887–896 (2018).
- [25] **Liu, F. et al.** Joint shape representation and classification for detecting PDAC in abdominal CT scans (2018).
- [26] **PDQ Adult Treatment Editorial Board:** Pancreatic cancer treatment (PDQR) (2017)

- [27] **Chilamkurthy, S. et al.** Deep learning algorithms for detection of critical findings in head CT scans: a retrospective study. *Lancet* 392 , 2388–2396 (2018).
- [28] **Titano, J. J. et al.** Automated deep-neural-network surveillance of cranial images for acute neurologic events. *Nat. Med.* 24, 1337–1341 (2018).
- [29] **Lehman, C. D. et al.** Mammographic breast density assessment using deep learning: clinical implementation. *Radiology* (2018).
- [30] **Lehman, C. D. et al.** National performance benchmarks for modern screening digital mammography: update from the Breast Cancer Surveillance Consortium. *Radiology* 283, 49–58 (2017).
- [31] **International** evaluation of an AI system for breast cancer screening ,
- [32] **. Yee, K. M.** AI algorithm matches radiologists in breast screening exams (2017).
- [33] **Kannus, P. et al.** Epidemiology of hip fractures. *Bone* 18, S57-S63 (1996)..
- [34] **Morrison, R. S., Chassin, M. R. & Siu, A. L.** The medical consultant's role in caring for patients with hip fracture. *Annals of internal medicine* 128, 1010-1020 (1998).
- [35] **Cannon, J., Silvestri, S. & Munro, M.** Imaging choices in occult hip fracture. *The Journal of emergency medicine* 37, 144-152 (2009) .
- [36] **Shabat, S. et al.** Economic consequences of operative delay for hip fractures in a non-profit institution .

- [37] **Shiga, T., Wajima, Z. i. & Ohe, Y.** Is operative delay associated with increased mortality of hip fracture patients? Systematic review, meta-analysis, and meta-regression. *Canadian Journal of Anesthesia* 55, 146 (2008).
- [38] **Simunovic, N., Devereaux, P. & Bhandari, M.** Surgery for hip fractures: Does surgical delay affect outcomes? *Indian journal of orthopaedics* 45, 27 (2011).
- [39] **Gale, W. et al.** Detecting hip fractures with radiologist-level performance using deep neural networks (2017).
- [40] **Bar, A. et al.** Compression fractures detection on CT.
- [41] **Lindsey, R., et al.** Deep neural network improves fracture detection by clinicians. *Proc. Natl. Acad. Sci. USA* 115, 11591–11596 (2018).
- [42] **Ridley, E. L.** Deep learning shows promise for bone age assessment. (2017).
- [43] **Shadmi, R. et al.** Fully-convolutional deep-learning based system for coronary calcium score prediction from non-contrast chest CT. In 2018 IEEE 15th International Symposium on Biomedical Imaging (ISBI 2018) (IEEE, 2018).
- [44] **Arbabshirani, M. R. et al.** Advanced machine learning in action: identification of intracranial hemorrhage on computed tomography scans of the head with clinical workflow integration. *NPJ Digit. Med.* 1,9 (2018).

- [45] **Lieman-Sifry, J. et al.** FastVentricle: cardiac segmentation with ENet. (2017).
- [46] **Acs, B. & Rimm, D. L.** Not just digital pathology, intelligent digital pathology. *JAMA Oncol.* 4, 403–404 (2018).
- [47] **Ehteshami Bejnordi, B. et al.** Diagnostic assessment of deep learning algorithms for detection of lymph node metastases in women with breast cancer. *JAMA* 318, 2199–2210 (2017).
- [48] **Yu, K. H. et al.** Predicting non–small cell lung cancer prognosis by fully automated microscopic pathology image features. *Nat. Commun.* 7, 12474 (2016).
- [49] **Coudray, N. et al.** Classification and mutation prediction from non-small cell lung cancer histopathology images using deep learning. *Nat. Med.* 24, 1559–1567 (2018).
- [50] **Cruz-Roa, A. et al.** Accurate and reproducible invasive breast cancer detection in whole-slide images: a deep learning approach for quantifying tumor extent. *Sci. Rep.* 7, 46450 (2017).
- [51] **Wong, D. & Yip, S.** Machine learning classifies cancer. *Nature* 555, 446–447 (2018).
- [52] **Capper, D. et al.** DNA methylation–based classification of central nervous system tumours. *Nature* 555, 469–474 (2018).
- [53] **Steiner, D. F., et al.** Impact of Deep Learning Assistance on the Histopathologic Review of Lymph Nodes for Metastatic Breast Cancer. *Am. J. Surg. Pathol.* 42, 1636–1646 (2018).

- [54] **Yang, S. J. et al.** Assessing microscope image focus quality with deep learning. BMC Bioinformatics 19, 77 (2018).
- [55] **X. Du-Harpur, F.M. Watt, N.M. Luscombe, and M.D. Lynch** What is AI? Applications of artificial intelligence to dermatology
- [56] **Ahmad Alabdulkareem.:** Artificial intelligence and dermatologists: Friends or foes?
- [57] **/Xue-Li Du, Wen-Bo Li, and Bo-Jie Hu** : Application of artificial intelligence in ophthalmology (2018)
- [58] **Wong, T. Y. & Bressler, N. M.** Artificial intelligence with deep learning technology looks into diabetic retinopathy screening. JAMA 316, 2366–2367 (2016).
- [59] **Burlina, P. M. et al.** Automated grading of age-related macular degeneration from color fundus images using deep convolutional neural networks. JAMA Ophthalmol. 135, 1170–1176 (2017).
- [60] **Kermany, D. S. et al.** Identifying medical diagnoses and treatable diseases by image-based deep learning. Cell 172, 1122–1131.e1129 (2018).
- [61] **Rampasek, L. & Goldenberg, A.** Learning from everyday images enables expert-like diagnosis of retinal diseases. Cell 172, 893–895 (2018).
- [62] **De Fauw, J. et al.** Clinically applicable deep learning for diagnosis and referral in retinal disease. Nat. Med. 24, 1342–1350 (2018).

- [63] **Keane, P. & Topol, E.** With an eye to AI and autonomous diagnosis. *NPJ Digit. Med.* 1, 40 (2018).
- [64] **Abramoff, M. et al.** Pivotal trial of an autonomous AI-based diagnostic system for detection of diabetic retinopathy in primary care offices. *NPJ Digit. Med.* 1, 39 (2018).
- [65] **Poplin, R. et al.** Prediction of cardiovascular risk factors from retinal fundus photographs via deep learning. *Nat. Biomed. Eng.* 2, 158–164 (2018).
- [66] **All eyes are on AI. *Nat. Biomed. Eng.* 2, 139 (2018).**
- [67] **Topol, E.J.** High-performance medicine: the convergence of human and artificial intelligence. *Nat Med* 25, 44–56 (2019).
- [68] **Willems, J. et al.** The diagnostic performance of computer programs for the interpretation of electrocardiograms. *N. Engl. J. Med.* 325, 1767–1773 (1991).
- [69] **Mincholé, A., Rodriguez, B.** Artificial intelligence for the electrocardiogram. *Nat Med* 25, 22–23 (2019).
- [70] **Strodthoff, N. & Strodthoff, C.** Detecting and interpreting myocardial infarctions using fully convolutional neural networks.
- [71] **Rajpurkar, P. et al.** Cardiologist-level arrhythmia detection with convolutional neural networks.)
- [72] **Madani, A. et al.** Fast and accurate view classification of echocardiograms using deep learning. *NPJ Digit. Med.* 1, 6 (2018).

- [73] **Zhang, J. et al.** Fully automated echocardiogram interpretation in clinical practice feasibility and diagnostic accuracy. *Circulation* 138,1623–1635 (2018).
- [74] **Mori, Y. et al.** Real-time use of artificial intelligence in identification of diminutive polyps during colonoscopy. *Ann. Intern. Med.* 169, 357–366(2018).
- [75] **Holme, Ø. & Aabakken, L.** Making colonoscopy smarter with standardized computer-aided diagnosis *Ann. Intern. Med.* 169, 409–410 (2018).
- [76] **Wang, P. et al.** Development and validation of a deep-learning algorithm for the detection of polyps during colonoscopy. *Nat. Biomed. Eng.* 2, 741–748 (2018).
- [77] **J.Wall and T. Krummel,** The Digital Surgeon: How Big Data, Automation, and Artificial Intelligence Will Change Surgical Practice, *Journal of Pediatric Surgery*,
- [78] **South China Morning Post.** Chinese robot dentist is first to fit implants in patient's mouth without any human involvement.
- [79] **Arnold, D., & Wilson, T.** (2017). What doctor? Why AI and robotics will define new health. PwC.Viewable
- [80] **Bennett, C. C., & Doub, T. W. (2016).** Expert Systems in Mental Health Care: AI Applications in Decision-Making and Consultation. In *Artificial Intelligence in Behavioral and Mental Health Care*, pp. 27-51. Academic Press.

- [81]** Hasan, M., Büyüктаhtakın, İ. E., & Elamin, E. (2019). A multi-criteria ranking algorithm (MCRA) for determining breast cancer therapy. *Omega*, 82, 83-101
- [82]** Meyer, G., Adomavicius, G., Johnson, P. E., Elidrisi, M., Rush, W. A., Sperl-Hillen, J. M., & O'Connor, P. J. (2014). A machine learning approach to improving dynamic decision making. *Information Systems Research*, 25(2), 239-263.
- [83]** Liu, V. et al. Hospital deaths in patients with sepsis from 2 independent cohorts. *J. Am. Med. Assoc.* 312, 90–92 (2014) .
- [84]** Byrne, L. & Van Haren, F. Fluid resuscitation in human sepsis: time to rewrite history? *Ann. Intensive Care* 7, 4 (2017) .
- [85]** Marik, P. & Bellomo, R. A rational approach to fluid therapy in sepsis. *Br. J. Anaesth.* 116, 339–349 (2016) .
- [86]** Anakal S and Sandhya P. Clinical decision support system for chronic obstructive pulmonary disease using machine learning techniques. In: *International Conference on Electrical, Electronics, Communication, Computer and Optimisation Techniques*. 2017: 1–4..
- [87]** Cf. Schmidt / Bräth / Obermeier (2019), p. 13. : Schmidt, T. / Bräth, E. / Obermeier, B. (2019). *Prävention, Diagnose, Therapie. Lernende Systeme im Gesundheitswesen. Grundlagen, Anwendungsszenarien und Gestaltungsoptionen*. München: Lernende Systeme , Die Plattform für Künstliche Intelligenz.

- [88] **Belda-Louis et al. (2011), p. 1.:** Belda-Louis et al. (2011). Rehabilitation of gait after stroke: a review towards a top-down approach, in: Journal of neuroengineering and rehabilitation, Vol. 8, Issue 66.
- [89] **Cf. Kecskeméthy et al. (2019), p. 238.:** Kecskeméthy, A. et al. (2019) ReHabX: Personalisierte Therapiesteuerung bei Gangstörungen am Beispiel des Schlaganfalls, in: Pfannstiel, M. A. / Da-Cruz, P. / Mehlich, H. (Eds.), Digitale Transformation von Dienstleistungen im Gesundheitswesen V: Impulse für Rehabilitation. Wiesbaden: Springer Gabler.
- [90] **Cf. DFKI. (2018), p. 7.:** DFKI Deutsches Forschungszentrum für Künstliche Intelligenz. (2018). DFKI NEWS 01 2018. DFKI-Newsletter, Issue 41.
- [91] **Cf. Rothgang / Müller / Unger (2012), p. 79.: Rothgang, H. / Müller, R. / Unger, R. (2012).** Themenreport ‘Pflege 2030’ Was ist zu erwarten -was ist zu tun? Gütersloh: Bertelsmann-Stiftung.
- [92] **Cf. Vesper / Hoffmann (2017), p. 1.:** Vesper, M. / Hoffmann, C. (2017). Denkipuls digitale Ethik: Roboter als persönliche Assistenten für ältere Menschen. Version 01. Berlin: Initiative D21 e.V.
- [93] **Fraunhofer** Institute for Manufacturing Engineering and Automation IPA. (2012), p. 1. : Fraunhofer Institute for Manufacturing Engineering and Automation IPA. (2012). Care-Obot 3: Product vision of a robotic home assistant.

- [94] **Münch (2017), p. 47. : Münch, F. (2017).** Autonome Systeme im Krankenhaus. Datenschutzrechtlicher Rahmen und strafrechtliche Grenzen, in: Hilgendorf, E. / Beck, S. (Eds.), Robotik und Recht. Baden-Baden: Nomos Verlagsgesellschaft.
- [95] **Cf. Calo et al. (2011), p. 1. : Calo, C. J. et al. (2011).** Ethical Implications of Using the Paro Robot with a Focus on Dementia Patient Care. Human-Robot Interaction in Elder Care: Papers from the 2011 AAAI Workshop (WS-11-12)
- [96] **Cf. Vesper / Hoffmann (2017), p. 2f. : Vesper, M. / Hoffmann, C. (2017).** Denimpuls digitale Ethik: Roboter als persönliche Assistenten für ältere Menschen. Version 01. Berlin: Initiative D21 e.V.
- [97] **Fraunhofer** Institute for Manufacturing Engineering and Automation IPA. (2012), p. 2. :
- [98] **Svetlana I, Zorica D, Jelena P, Jelena P.** Artificial intelligence in pharmaceutical product formulation : neural computing. Chemical Industry and Chemical Engineering Quarterly 2009;15:227-36.
- [99] **Agrawal P.** Artificial Intelligence in Drug Discovery and Development. Journal of Pharmacovigilance 2018;6:1-2.
- [100] **Faizal khan, Sultan Refa Alotaibi,** "Applications of Artificial Intelligence and Big Data Analytics in m-Health: A Healthcare System Perspective", Journal of Healthcare Engineering, vol. 2020, Article ID 8894694, 15 pages

- [101] **Klingelhoefer et al. (2019), p. 1. :** Klingelhoefer, L. et al. (2019). i-Prognosis: Towards an early detection of Parkinson's disease via a smartphone application. :
- [102] **Tabák et al. (2014), p. 3. :** Tabák, A. G. et al. (2014). Prediabetes: A high-risk state for developing diabetes, in: The Lancet, Vol. 379, Issue 9833, p. 2279-2290.
- [103] **Cf. Everett et al. (2018), p. 2f. :** Everett, E. et al. (2018). A Novel Approach for Fully Automated, Personalized Health Coaching for Adults with Prediabetes: Pilot Clinical Trial, in Journal of Medical Internet Research, Vol. 20, No. 2.
- [104] **Esteva A, Kuprel B, Novoa RA, et al.** Dermatologist-level classification of skin cancer with deep neural networks. Nature 2017; 542: 115-8.
- [105] **Steinhubl SR, Kim K-I, Ajayi T, Topol EJ.** Virtual care for improved global health. Lancet 2018; 391: 419
- [106] **Kelly, C.J., Karthikesalingam, A., Suleyman, M. et al.** Key challenges for delivering clinical impact with artificial intelligence. BMC Med 17, 195 (2019).
- [107] **Shah NH, Milstein A, Bagley PhD SC.** Making machine learning models clinically useful. JAMA. 2019.
- [108] **Brocklehurst P, Field D, Greene K, Juszczak E, Keith R, Kenyon S, et al.** Computerised interpretation of fetal heart rate during labour (INFANT): a randomised controlled trial. Lancet. 2017;389:1719–29.

- [109] **Finlayson SG, Bowers JD, Ito J, Zittrain JL, Beam AL, Kohane IS.** Adversarial attacks on medical machine learning. *Science*. 2019;363:1287–9.
- [110] **Parks, J. A. (2010).** Lifting the Burden of Women’s Care Work: Should Robots Replace the “Human Touch”? *Hypatia*.
- [111] **Becker, A. (2019).** Artificial intelligence in medicine: What is it doing for us today? *Health Policy and Technology*, 8(2).
- [112] **Bresnick, J. (2018, September 17).** Arguing the Pros and Cons of Artificial Intelligence in Healthcare. *Health IT Analytics*.
- [113] **Academy of Medical Royal Colleges. (2019).** Artificial Intelligence in Healthcare.
- [114] **Hart, R. (2017a, May 23).** When artificial intelligence botches your medical diagnosis, who’s to blame? *Quartz*.
- [115] **Skitka, L. J., Mosier, K., & Burdick, M. D. (2000).** Accountability and automation bias. *International Journal of Human Computer Studies*.
- [116] **Bird, S. Barocas, S. Crawford, K. Diaz, F. & Wallach, H. (2016)** Exploring or Exploiting? Social and Ethical Implications of Autonomous Experimentation in AI. *Workshop on Fairness, Accountability, and Transparency in Machine Learning*, 2016.
- [117] **Angwin, J., Larson, J., Mattu, S. & Kirchner, L. (2016, May 23).** Machine Bias. *ProPublica*.
- [118] **Crawford, K. (2016, June 25).** Artificial Intelligence’s White Guy Problem. *The New York Times*. Retrieved from

- [119] **Hart R. (2017b, July 10).** If you're not a white male, artificial intelligence's use in healthcare could be dangerous. Quartz.
- [120] **Nuffield Council of Bioethics. (2018).** AI in healthcare and research.
- [121] **Bhatnagar, S., Cotton, T., Brundage, M., Avin, S., Clark, J., Toner, H., Amodei, D. (2018).** The Malicious Use of Artificial Intelligence: Forecasting, Prevention, and Mitigation.
- [122] **Hamid, S. (2016).** The Opportunities and Risks of Artificial Intelligence in Medicine and Healthcare. The Babraham Institute, University of Cambridge, (Summer 2016), 1–4.
- [123] **Sharkey, A., & Sharkey, N. (2012).** Granny and the robots: Ethical issues in robot care for the elderly. Ethics and Information Technology.
- [124] **Mittelstadt, B. (2017).** 'The doctor will not see you now': The algorithmic displacement of virtuous medicine. In: Otto, P. & Graf, E. (Eds) 3TH1CS - The Reinvention of Ethics in the Digital Age.
- [125] **Ross, C. (2018, July 25).** IBM's Watson supercomputer recommended 'unsafe and incorrect' cancer treatments, internal documents show. STAT.
- [126] **Caruana, R., Lou, Y., Gehrke, J., Koch, P., Sturm, M., & Elhadad, N. (2015).** Intelligible models for healthcare: Predicting pneumonia risk and hospital 30-day readmission. Proceedings of the ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining.
- [127] **Frakt, A. (2016, July 11).** Using the Web or an App Instead of Seeing a Doctor? Caution is Advised. The New York Times. Retrieved from .

- [128] **General Data Protection Regulation (GDPR). (2018).** General Data Protection Regulation (GDPR) .
- [129] **Perrin, N. & Mikhailov, D. (2017, November 3).** Why we can't leave AI in the hands of Big Tech. The Guardian.

Serment d'Hippocrate

Au moment d'être admis à devenir membre de la profession médicale, je m'engage solennellement à consacrer ma vie au service de l'humanité.

- *Je traiterai mes maîtres avec le respect et la reconnaissance qui leur sont dus.*
- *Je pratiquerai ma profession avec conscience et dignité. La santé de mes malades sera mon premier but.*
- *Je ne trahirai pas les secrets qui me seront confiés.*
- *Je maintiendrai par tous les moyens en mon pouvoir l'honneur et les nobles traditions de la profession médicale.*
- *Les médecins seront mes frères.*
- *Aucune considération de religion, de nationalité, de race, aucune considération politique et sociale ne s'interposera entre mon devoir et mon patient.*
- *Je maintiendrai le respect de la vie humaine dès la conception.*
- *Même sous la menace, je n'userai pas de mes connaissances médicales d'une façon contraire aux lois de l'humanité.*
- *Je m'y engage librement et sur mon honneur.*

قسم أبقر اط

بسم الله الرحمان الرحيم

أقسم بالله العظيم

في هذه اللحظة التي يتم فيها قبولي عضوا في المهنة الطبية أتعهد علانية:

- بأن أكرس حياتي لخدمة الإنسانية.
- وأن أحترم أساتذتي وأعترف لهم بالجميل الذي يستحقونه.
- وأن أمارس مهنتي بوازع من ضميري وشرفي جاعلا صحة مريض هدي الأول.
- وأن لا أفشي الأسرار المعهودة إلي.
- وأن أحافظ بكل ما لدي من وسائل على الشرف والتقاليد النبيلة لمهنة الطب.
- وأن أعتبر سائر الأطباء إخوة لي.
- وأنا أقوم بواجبي نحو مرضاي بدونا وأيا اعتبر دينيا ووطنيا وعرقيا وسياسيا واجتماعيا.
- وأن أحافظ بكل حزم على احترام الحياة الإنسانية منذ نشأتها.
- وأن لا أستعمل معلوماتي الطبية بطريق يضر بحقوق الإنسان مهما لاقيت من تهديد.
- بكل هذا أتعهد عن كامل اختيار ومقسما بالله.

والله على ما أقول شهيد



المملكة المغربية
جامعة محمد الخامس بالرباط
كلية الطب والصيدلة
الرباط



سنة : 2021

أطروحة رقم: 90

تطبيقات الذكاء الاصطناعي في قطاع الرعاية الصحية أطروحة

2021 / / قدمت ونوقشت علانية يوم :

من طرف
السيد أمين بنرحال
المزاد في 05 نونبر 1995 بالرباط
لنيل شهادة
دكتور في الطب

الكلمات الأساسية : الذكاء الاصطناعي؛ التعلم الآلي؛ التعلم العميق؛ الطب؛ الصحة

أعضاء لجنة التحكيم:

رئيس	السيدة نعيمة الحفيظي أستاذة في طب الأطفال
مشرف	السيد عز الدين الإبراهيمي أستاذ في البيوتكنولوجيا الطبية
عضو	السيدة منى أودغيري أستاذة في البيولوجيا الجزيئية
عضو	السيد منير كسرا أستاذ في جراحة الأطفال