



HAL
open science

Étude préliminaire et validation d'un algorithme d'aide à la décision pour l'extubation des patients en réanimation

Sarah Saffaf

► **To cite this version:**

Sarah Saffaf. Étude préliminaire et validation d'un algorithme d'aide à la décision pour l'extubation des patients en réanimation. Sciences du Vivant [q-bio]. 2024. dumas-04718689

HAL Id: dumas-04718689

<https://dumas.ccsd.cnrs.fr/dumas-04718689v1>

Submitted on 2 Oct 2024

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

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

**Étude préliminaire et validation d'un algorithme d'aide à la décision pour
l'extubation des patients en réanimation**

T H E S E

Présentée et publiquement soutenue devant

LA FACULTÉ DES SCIENCES MEDICALES ET PARAMEDICALES

DE MARSEILLE

Le 25 Septembre 2024

Par Madame Sarah SAFFAF

Née le 29 octobre 1995 à Colmar (68)

Pour obtenir le grade de Docteur en Médecine

D.E.S. d' ANESTHESIE REANIMATION

Membres du Jury de la Thèse :

Monsieur le Professeur VELLY Lionel	Président
Monsieur le Professeur LAGIER David	Assesseur
Monsieur le Docteur CUNGI Pierre-Julien	Directeur
Monsieur le Docteur GOMERT Romain	Assesseur

Faculté des sciences médicales et paramédicales

Doyen

Vice-Doyen aux affaires générales
Vice-Doyen aux professions paramédicales
Conseiller

Pr. Georges LEONETTI

Pr. Patrick DESSI
Pr. Philippe BERBIS
Pr. Patrick VILLANI

Assesseurs :

- Aux études
- À la recherche
- À l'unité mixte de formation continue en santé
- Pour le secteur NORD
- Groupements Hospitaliers de territoire
- Aux masters

Pr. Kathia CHAUMOITRE
Pr. Jean-Louis MEGE
Pr. Justin MICHEL
Pr. Stéphane BERDAH
Pr. Jean-Noël ARGENSON
Pr. Pascal ADALIAN

Chargés de mission :

- Sciences humaines et sociales
- Relations internationales
- DU/DIU
- DPC
- Développement DPC

Pr. Pierre LE COZ
Pr. Stéphane RANQUE
Pr. Véronique VITTON
Pr. Gabrielle SARLON
Pr. Frédéric CASTINETTI
Pr. Thomas GRAILLON

Ecole de médecine

Directeur

Pr. Jean-Michel VITON

Chargés de mission

- PASS - LAS
- DFGSM
- DFASM
- DFASM
- Préparation aux ECN
- DES spécialités
- DES stages hospitaliers
- DES MG
- Démographie médicale
- Etudiant

Pr. Régis GUIEU
Pr. Anne-Laure PELISSIER
Pr. Marie-Aleth RICHARD
Pr. Marc BARTHET
Pr. Aurélie DAUMAS
Pr. Patrick DESSI
Pr. Benjamin BLONDEL
Pr. Christophe BARTOLI
Dr. Noémie RESSEGUIER
Lily BLANC-PACCHIONI

Ecole de médecine dentaire

Directeur

Directeurs adjoints

Chargés de mission

- Formation initiale
- Recherche
- Formation continue
- Relations internationales
- Internat et diplômes d'études spécialisées
- Affaires générales

Pr. Bruno FOTI

Pr. Michel RUQUET

Pr. Anne RASKIN

Pr. Michel RUQUET

Pr. Anne RASKIN

Pr. Frédéric BUKIET

Pr. Hervé TASSERY

Pr. Virginie MONNET-CORTI

Dr. Alain TOSELLO

Ecole de maïeutique

Directrice

Madame Carole ZAKARIAN

Chargés de mission :

- 1er cycle
- 2e cycle

Madame Estelle BOISSIER

Madame Cécile NINA

Ecole des sciences de la réadaptation

Directeur

Directrice adjointe

Pr. Laurent BENSOUSSAN

Pr. Valérie AGHABABIAN

Ecole des sciences infirmières

Directeur

Pr. Sebastien COLSON

Professeurs honoraires

AGOSTINI Serge	CHARPIN Denis	GEROLAMI-SANTANDREA André
ALBANESE Jacques	CHARREL Michel	GIUDICELLI Sébastien
ALDIGHERI René	CHAUVÉL Patrick	GOUDARD Alain
ALESSANDRINI Pierre	CHOUX Maurice	GOUIN François
ALLIEZ Bernard	CIANFARANI François	GRILLO Jean-Marie
AMBROSI Pierre	CLAVERIE Jean-Michel	GRIMAUD Jean-Charles
AQUARON Robert	CLEMENT Robert	GRISOLI François
ARGEME Maxime	COMBALBERT André	GROB Jean-Jacques
ASSADOURIAN Robert	CONTE-DEVOLX Bernard	GROULIER Pierre
AUFFRAY Jean-Pierre	CORRIOL Jacques	GUY S Jean-Michel
AUTILLO-TOUATI Amapola	COULANGE Christian	HADIDA/SAYAG Jacqueline
AZORIN Jean-Michel	CURVALE Georges	HARLE Jean-Robert
BAILLE Daniel	DALMAS Henri	HASSOUN Jacques
BAILLE Yves	DE MICO Philippe	HEIM Marc
BARDOT Jacques	DEJOU Jacques	HOUEL Jean
BARDOT André	DELPÉRO Jean-Robert	HUGUET Jean-François
BERARD Pierre	DESSEIN Alain	JAQUET Philippe
BERGOIN Maurice	DELARQUE Alain	JAMMES Yves
BERLAND Yvon	DENIS Danièle	JOUVE Paulette
BERNARD Dominique	DEVIN Robert	JUHAN Claude
BERNARD Jean-Louis	DEVRED Philippe	JUIN Pierre
BERNARD Pierre-Marie	DJIANE Pierre	KAPHAN Gérard
BERTRAND Edmond	DONNET Vincent	KASBARIAN Michel
BISSET Jean-Pierre	DUCASSOU Jacques	KLEISBAUER Jean-Pierre
BLANC Bernard	DUFOUR Michel	LACHARD Jean
BLANC Jean-Louis	DUMON Henri	LAFFARGUE Pierre
BOLLINI Gérard	DURAND Jean-Marc	LAUGIER René
BONGRAND Pierre	ENJALBERT Alain	LE TREUT Yves
BONNEAU Henri	ERARD Jacques	LEGRE Régis
BONNET Jean-Louis	FAUGÈRE Gérard	LEVY Samuel
BONNOIT Jean	FAVRE Roger	LOUCHET Edmond
BORY Michel	FIECHI Marius	LOUIS René
BOTTA Alain	FARNARIER Georges	LUCIANI Jean-Marie
BOTTA-FRIDLUND Danièle	FIGARELLA Jacques	MAGALON Guy
BOUBLI Léon	FIGARELLA-BRANGER Dominique	MAGNAN Jacques
BOURGADE Augustin	FONTES Michel	MALLAN- MANCINI Josette
BOUVENOT Gilles	FOUREL Jean	MALMEJAC Claude
BOUYALA Jean-Marie	FRANCES Yves	MARANINCHI Dominique
BREMOND Georges	FRANCOIS Georges	MARIANI Paul
BRICOT René	FUENTES Pierre	MARTIN Claude
BRUNET Christian	GABRIEL Bernard	MARTINI Louis
BUREAU Henri	GALINIER Louis	MATTEI Jean François
CAMBOULIVES Jean	GALLAIS Hervé	MERCIER Claude
CARTOUZOU Guy	GAMERRE Marc	MICHEL Jean
CAU Pierre	GARCIN Michel	MICHOTÉY Georges
CHABOT Jean-Michel	GARNIER Jean-Marc	MIRANDA François
CHAMLIAN Albert	GAUTHIER André	MONFORT Gérard
	GERARD Raymond	MONGES André

Professeurs honoraires

MONGIN Maurice
MOULIN Guy
MUNDLER Olivier
NAZARIAN Serge
NICOLI René
NOIRCLERC Michel
OLIVE Daniel
OLMER Michel
OREHEK Jean
ORTHLIEB Jean-Daniel
PANUEL Michel
PAPY Jean-Jacques
PAULIN Raymond
PELOUX Yves
PENAUD Antony
PIANA Lucien
PICAUD Robert
PIGNOL Fernand
POGGI Louis
POITOUT Dominique
PONCET Michel
POUGET Jean
PRIVAT Yvan
QUILICHINI Francis
RANQUE Jacques
RANQUE Philippe
RAOULT Didier
REBOUL Maurice
RICHAUD Christian
RIDINGS Bernard
ROCHAT Hervé
ROHNER Jean-Jacques
ROUDIER Jean
ROUX Hubert
ROUX Michel
RUFO Marcel
SAHEL José
SALAMON Georges
SALDUCCI Jacques
SALVADORI André
SAMBUC Roland
SAN MARCO Jean-Louis
SANKALE Marc
SARACCO Jacques
SARLES Jacques
SARLES - PHILIP Nicole
SASTRE Bernard
SCHIANO Alain
SEBAHOUN Gérard
SEITZ Jean-François
SERMENT Gérard
SIMEONI Horace
SIMON Jean
SOULAYROL René
TAMALET Jacques
TARANGER-CHARPIN Colette
THIRION Xavier
THOMASSIN Jean-Marc
TRIGLIA Jean-Michel
UNAL Daniel
VAGUE Philippe
VAGUE/JUHAN Irène
VANUXEM Paul
VERVLOET Daniel
VIALETES Bernard
WEILLER Pierre-Jean
ZATTARA Henri

Emeritat

2023

Pr AMBROSI Pierre	31/08/2026
Pr OLIVE Daniel	31/08/2026
Pr ROUDIER Jean	31/08/2026
Pr FIGARELLA-BRANGER Dominique	31/08/2025
Pr HARLE Jean-Robert	31/08/2025
Pr PANUEL Michel	31/08/2025
Pr BOUBLI Léon	31/08/2024
Pr LEGRE Régis	31/08/2024
Pr RAOULT Didier	31/08/2024
Pr BERLAND Yvon	31/08/2024
Pr CHARPIN Denis	31/08/2024
Pr CLAVERIE Jean-Michel	31/08/2024
Pr BONGRAND Pierre	31/08/2024
Pr COZZONE Patrick	31/08/2024
Pr MARANINCHI Dominique	31/08/2024
Pr NAZARIAN Serge	31/08/2024

2022

Pr FIGARELLA-BRANGER Dominique	31/08/2025
Pr HARLE Jean-Robert	31/08/2025
Pr PANUEL Michel	31/08/2025
Pr BOUBLI Léon	31/08/2024
Pr LEGRE Régis	31/08/2024
Pr RAOULT Didier	31/08/2024
Pr DELPERO Jean-Robert	31/08/2023
Pr GRIMAUD Jean-Charles	31/08/2023
Pr SAMBUC Roland	31/08/2023
Pr SEITZ Jean-François	31/08/2023
Pr BERLAND Yvon	31/08/2023
Pr CHARPIN Denis	31/08/2023
Pr CLAVERIE Jean-Michel	31/08/2023
Pr BONGRAND Pierre	31/08/2023
Pr COZZONE Patrick	31/08/2023
Pr FONTES Michel	31/08/2023
Pr MARANINCHI Dominique	31/08/2023
Pr NAZARIAN Serge	31/08/2023
Pr DEJOU Jacques	31/08/2023
Pr HUE Olivier	31/08/2023

2021

Pr BOUBLI Léon	31/08/2024
Pr LEGRE Régis	31/08/2024
Pr RAOULT Didier	31/08/2024
Pr DELPERO Jean-Robert	31/08/2023
Pr GRIMAUD Jean-Charles	31/08/2023
Pr SAMBUC Roland	31/08/2023
Pr SEITZ Jean-François	31/08/2023
Pr BERLAND Yvon	31/08/2022
Pr CHARPIN Denis	31/08/2022
Pr CLAVERIE Jean-Michel	31/08/2022
Pr FRANCES Yves	31/08/2022
Pr BONGRAND Pierre	31/08/2022
Pr BRUNET Christian	31/08/2022
Pr COZZONE Patrick	31/08/2022
Pr FAVRE Roger	31/08/2022
Pr FONTES Michel	31/08/2022
Pr NAZARIAN Serge	31/08/2022
Pr OLIVER Charles	31/08/2022

2020

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

2019

Pr	BERLAND Yvon	31/08/2022
Pr	CHARPIN Denis	31/08/2022
Pr	CLAVERIE Jean-Michel	31/08/2022
Pr	FRANCES Yves	31/08/2022
Pr	CAU Pierre	31/08/2020
Pr	COZZONE Patrick	31/08/2020
Pr	DELMONT Jean	31/08/2020
Pr	FAVRE Roger	31/08/2020
Pr	FONTES Michel	31/08/2020
Pr	MAGALON Guy	31/08/2020
Pr	NAZARIAN Serge	31/08/2020
Pr	OLIVER Charles	31/08/2020
Pr	WEILLER Pierre-Jean	31/08/2020

2018

Pr	MARANINCHI Dominique	31/08/2021
Pr	BOUVENOT Gilles	31/08/2019
Pr	COZZONE Pierre	31/08/2019
Pr	DELMONT Jean	31/08/2019
Pr	FAVRE Roger	31/08/2019
Pr	OLIVER Charles	31/08/2019
Pr	RIDINGS Bernard	31/08/2021

2017

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

2016

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

2015

Pr	COULANGE Christian	31/08/2018
Pr	COURAND François	31/08/2018
Pr	FAVRE Roger	31/08/2016
Pr	MATTEI Jean-François	31/08/2016
Pr	OLIVER Charles	31/08/2016
Pr	VERVLOET Daniel	31/08/2016

2014

Pr	FUENTES Pierre	31/08/2017
Pr	GAMERRE Marc	31/08/2017
Pr	MAGALON Guy	31/08/2017
Pr	PERAGUT Jean-Claude	31/08/2017
Pr	WEILLER Pierre-Jean	31/08/2017

2013

Pr	BRANCHEREAU Alain	31/08/2016
Pr	CARAYON Pierre	31/08/2016
Pr	COZZONE Patrick	31/08/2016
Pr	DELMONT Jean	31/08/2016
Pr	HENRY Jean-François	31/08/2016
Pr	LE GUICHAOUA Marie-Roberte	31/08/2016
Pr	RUFO Marcel	31/08/2016
Pr	SEBAHOUN Gérard	31/08/2016

2012

Pr AUBANIAC Jean-Manuel	31/08/2015
Pr BOUVENOT Gilles	31/08/2015
Pr CAMBOULIVES Jean	31/08/2015
Pr FAVRE Roger	31/08/2015
Pr MATTEI Jean-François	31/08/2015
Pr OLIVER Charles	31/08/2015
Pr VERVLOET Daniel	31/08/2015

2011

Pr DI MARINO Vincent	31/08/2015
Pr MARTIN Pierre	31/08/2015
Pr METRAS Dominique	31/08/2015

2010

Pr MAGNAN Jacques	31/12/2014
-------------------	------------

2009

Pr DJIANE Pierre	31/08/2011
Pr VERVLOET Daniel	31/08/2012

2008

Pr LEVY Samuel	31/08/2011
Pr JUHAN-VAGUE Irène	31/08/2011
Pr PONCET Michel	31/08/2011
Pr KASBARIAN Michel	31/08/2011
Pr ROBERTOUX Pierre	31/08/2011

Docteurs Honoris Causa

1967

Pr DADI (Italie)
Pr CID DOS SANTOS (Portugal)

1974

Pr MAC ILWAIN (Grande-Bretagne)
Pr T.A. LAMBO (Suisse)

1975

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

1976

Pr P. FRANCHIMONT (Belgique)
Pr Z.J. BOWERS (U.S.A.)

1977

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

1978

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

1980

Pr A. MARGULIS (U.S.A.)
Pr R.D. ADAMS (U.S.A.)

1981

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

1982

Pr W.H. HENDREN (U.S.A.)

1985

Pr S. MASSRY (U.S.A.)
Pr KLINSMANN (R.D.A.)

1986

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

1987

Pr P.J. DYCK (U.S.A.)

1988

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

1989

Pr P. MUSTACCHI (U.S.A.)

1990

Pr J.G. MC LEOD (Australie)
Pr J. PORTER (U.S.A.)

1991

Pr J. Edward MC DADE (U.S.A.)
Pr W. BURGDORFER (U.S.A.)

1992

Pr H.G. SCHWARZACHER (Autriche)
Pr D. CARSON (U.S.A.)
Pr T. YAMAMURO (Japon)

1994

Pr G. KARPATI (Canada)
Pr W.J. KOLFF (U.S.A.)

1995

Pr D. WALKER (U.S.A.)
Pr M. MULLER (Suisse)
Pr V. BONOMINI (Italie)

1997

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

1998

Pr O. JARDETSKY (U.S.A.)

1999

Pr J. BOTELLA LLUSIA (Espagne)
Pr D. COLLEN (Belgique)
Pr S. DIMAURO (U. S. A.)

Docteurs Honoris Causa

2000

D. SPIEGEL (U. S. A.)

C. R. CONTI (U.S.A.)

2001

P-B. BENNET (U. S. A.)

G. HUGUES (Grande Bretagne)

J-J. O'CONNOR (Grande Bretagne)

2002

M. ABEDI (Canada)

K. DAI (Chine)

2003

T. MARRIE (Canada)

G.K. RADDI (Grande Bretagne)

2004

M. DAKE (U.S.A.)

2005

L. CAVALLI-SFORZA (U.S.A.)

2006

A. R. CASTANEDA (U.S.A.)

2007

S. KAUFMANN (Allemagne)

Professeurs des Universités - Praticiens hospitaliers

AGOSTINI FERRANDES Aubert	CASTINETTI Frédéric	FLECHER Xavier
ALIMI Yves	CECCALDI Mathieu	FOUILLOUX Virginie
AMABILE Philippe	CERMOLACCE Michel	FOTI Bruno
ANDRE Nicolas	CHAGNAUD Christophe	FOURNIER Pierre-Edouard
ARGENSON Jean-Noël	CHAMBOST Hervé	FRANCESCHI Frédéric
ASTOUL Philippe	CHAMPSAUR Pierre	FUENTES Stéphane
ATTARIAN Shahram	CHANEZ Pascal	GABERT Jean
AUDOIN Bertrand	CHARAFFE-JAUFFRET Emmanuelle	GABORIT Bénédicte
AUQUIER Pascal	CHARREL Rémi	GAINNIER Marc
AVIERINOS Jean-François	CHAUMOITRE Kathia	<i>GARCIA Stéphane (disponibilité)</i>
AZULAY Jean-Philippe	CHIARONI Jacques	GARIBOLDI Vlad
BARLIER-SETTI Anne	CHINOT Olivier	GAUDART Jean
BARLOGIS Vincent	CHOSSEGROS Cyrille	GAUDY-MARQUESTE Caroline
BARTHET Marc	COLLART Frédéric	GENTILE Stéphanie
BARTOLI Christophe	COSTELLO Régis	GERBEAUX Patrick
BARTOLI Jean-Michel	COUDERC Anne-Laure	GEROLAMI/SANTANDREA René
BARTOLI Michel	COURBIERE Blandine	GILBERT/ALESSI Marie-Christine
BARTOLOMEI Fabrice	CRAVELLO Ludovic	GIORGI Roch
BASTIDE Cyrille	CUISSET Thomas	GIOVANNI Antoine
BAT Flora	CUNY Thomas	GIRARD Nadine
BELIARD-LASSERRE Sophie	DA FONSECA David	GIRAUD/CHABROL Brigitte
BENSOUSSAN Laurent	DAHAN-ALCARAZ Laetitia	GONCALVES Anthony
BERBIS Philippe	DANIEL Laurent	GONZALEZ Jean- Michel
BERBIS Julie	DARMON Patrice	GRAILLON Thomas
BERDAH Stéphane	DAUMAS Aurélie	GRANEL/REY Brigitte
BEROUD Christophe	DAVID Thierry	GRANDVAL Philippe
BERTRAND Baptiste	D'ERCOLE Claude	GREILLIER Laurent
BERTUCCI François	D'JOURNO Xavier	GUEDJ Eric
BEYER-BERJOT Laura	DEHARO Jean-Claude	GUIEU Régis
BLAISE Didier	DELAPORTE Emmanuel	GUIS Sandrine
BLANC Julie	<i>DESSI Patrick (Surnombre)</i>	GUYOT-CECCALDI Laurent
BLIN Olivier	DEVILLIER Raynier	GUYE Maxime
BLONDEL Benjamin	DISDIER Patrick	HABIB Gilbert
BOISSIER Romain	DODDOLI Christophe	HARDWIGSEN Jean
BONIN/GUILLAUME Sylvie	DRANCOURT Michel	HOUVENAEGHEL Gilles
BONELLO Laurent	DUBOURG Grégory	HRAIECH Sami
BOULATE David	DUBUS Jean-Christophe	JACQUIER Alexis
BOYER Laurent	DUFFAUD Florence	JOURDE-CHICHE Noémie
BREGEON Fabienne	DUFOUR Henry	JOUVE Jean-Luc
BRETELLE Florence	DUSSOL Bertrand	KAPLANSKI Gilles
BROUQUI Philippe	EBBO Mikaël	KARSENTY Gilles
BRUDER Nicolas	ESCLASSAN Rémi	KERBAUL François (détachement)
BRUE Thierry	EUSEBIO Alexandre	KRAHN Martin
BRUNET Philippe	FABRE Alexandre	LAFFORGUE Pierre
BUKIET Frédéric	FAKHRY Nicolas	LAGIER Jean-Christophe
BURTEY Stéphane	FAURE Alice	LAMBAUDIE Eric
CARCOPINO-TUSOLI Xavier	FELICIAN Olivier	LANCON Christophe
CASANOVA Dominique	FENOLLAR Florence	LA SCOLA Bernard

Professeurs des Universités - Praticiens hospitaliers

LAUNAY Franck
LAVIEILLE Jean-Pierre
LE CORROLLER Thomas
LE GALL Michel
LECHEVALLIER Eric
LEHUCHER-MICHEL Marie-Pascale
LEONE Marc
LEONETTI Georges
LEPIDI Hubert
LEVY Nicolas (disponibilité)
LOOSVELD Marie
MACE Loïc
MAGNAN Pierre-Edouard
MANCINI Julien
MEGE Jean-Louis
MERROT Thierry
METZLER/GUILLEMAIN Catherine
MEYER/DUTOUR Anne
MICCALEF/ROLL Joëlle
MICHEL Fabrice
MICHEL Gérard
MICHEL Justin
MICHELET Pierre
MILH Mathieu
MILLION Matthieu
MOAL Valérie
MONNET-CORTI Virginie
MORANGE Pierre-Emmanuel
MOUTARDIER Vincent
NAUDIN Jean
NICOLAS DE LAMBALLERIE Xavier
NICOLLAS Richard
NGUYEN Karine
OLLIVIER Matthieu
OUAFIK L'Houcine
OVAERT-REGGIO Caroline
PADOVANI Laetitia
PAGANELLI Franck
PAPAZIAN Laurent
PAROLA Philippe
PELLISSIER-ALICOT Anne-Laure
PELLETIER Jean
PERRIN Jeanne
PESENTI Sébastien
PETIT Philippe
PHAM Thao
PHILIP-ALLIEZ Camille
PIERCECCHI/MARTI Marie-Dominique
PIQUET Philippe

PIRRO Nicolas
POINSO François
RACCAH Denis
RADULESCO Thomas
RANQUE Stéphane
REGIS Jean
REYNAUD/GAUBERT Martine
REYNAUD Rachel
RICHARD/LALLEMAND Marie-Aleth
RICHIERI Raphaëlle
ROCHE Pierre-Hugues
ROCH Antoine
ROCHWERGER Richard
ROLL Patrice
ROSSI Dominique
SALAS Sébastien
SARLON-BARTOLI Gabrielle
SCAVARDA Didier
SCHLEINITZ Nicolas
SEBAG Frédéric
SIELEZNEFF Igor
SIMON Nicolas
STEIN Andréas
SUISSA Laurent
TABOURET Emeline
TAIEB David
THOMAS Pascal
THUNY Franck
TOMASINI Pascale
TOSELLO Barthélémy
TREBUCHON-DA FONSECA Agnès
TROPANO Patrick
TSIMARATOS Michel (détachement)
TURRINI Olivier
VALERO René
VAROQUAUX Arthur Damien
VELLY Lionel
VEY Norbert
VIDAL Vincent
VIENS Patrice
VILLA Antoine
VILLANI Patrick
VITON Jean-Michel
VITTON Véronique
VIEHWEGER Heide Elke (détachement)
VIVIER Eric
XERRI Luc
ZIELESKIEWICZ Laurent

◆ **Professeurs des Universités**

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

◆ **Professeur certifié**

FRAISSE-MANGIALOMINI Jeanne

◆ **Professeur des Universités associé à mi-temps**

REVIS Joana

◆ **Professeur des Universités médecine générale**

GENTILE Gaëtan

◆ **Professeur associé des Universités à mi-temps médecine générale**

BARGIER Jacques
JANCZEWSKI Aurélie

◆ **Professeur des Universités associé à temps plein des disciplines médicales**

BOUSSUGES Alain

◆ **Professeur des Universités associé à mi-temps des disciplines médicales**

BOURVIS Nadège

Maître de conférences des Universités - Praticiens hospitaliers

ABOUDHARAM Gérard	GIRAUD Thomas	RESSEGUIER Noémie
AHERFI Sarah	GIRAUDEAU Anne	ROBERT Philippe
ANGELAKIS Emmanouil (<i>disponibilité</i>)	GIUSIANO COURCAMBECK Sophie	ROBERT Thomas
ANTEZACK Angéline	GOURIET Frédérique	ROCHE-POGGI Philippe
APPAY Romain	GRIMALDI Stéphane	ROCHIGNEUX Philippe
ATLAN Catherine (<i>disponibilité</i>)	GUERIN Carole	ROMANET Pauline
BALLESTER Benoit	GUENOUN MEYSSIGNAC Daphné	SABATIER Renaud
BARON Sophie	GUIDON Catherine	SARI-MINODIER Irène
BEGE Thierry	GUIBVARC'H Maud	SAULTIER Paul
BELLONI Didier	GUIVARCH Jokthan	SAVEANU Alexandru
BENYAMINE Audrey	HABERT Paul	SILVESTRI Frédéric
BIRNBAUM David	HAK Jean-François	STELLMANN Jan-Patrick
BLANCHET Isabelle	HAUTIER Aurélie	STEPHAN Grégory
BOBOT Mickael	HEIM Xavier	SUCHON Pierre
BOHAR Jacques	IBRAHIM KOSTA Manal	<i>TOGA Isabelle Retraite au 20/09/2023</i>
BONINI Francesca	JACQUOT Bruno	TOSELLO Alain
BOUCRAUT Joseph	JALOUX Charlotte	TROUDE Lucas
BOULAMERY Audrey	JARROT Pierre-André	TROUSSE Delphine
BOULLU/CIOCCA Sandrine	KASPI-PEZZOLI Elise	TUCHTAN-TORRENTS Lucile
BOUSSEN Salah Michel	L'OLLIVIER Coralie	VELY Frédéric
BUFFAT Christophe	LABORDE Gilles	VENTON Geoffroy
CAMILLERI Serge	LABIT-BOUVIER Corinne	ZATTARA/CANNONI Hélène
CAMOIN Ariane	LAFAGE/POCHITALOFF-HUVALE Marina	
CAMPANA Fabrice	LAGARDE Stanislas	
CARRON Romain	<i>LAGIER Aude (disponibilité)</i>	
CASAZZA Estelle	LAGOUANELLE/SIMEONI Marie-Claude	
CASSAGNE Carole	LAMBERT Isabelle	
CATHERINE Jean-Hugues	LAURENT Michel	
CHAUDET Hervé	LENOIR Marien	
CHOPINET Sophie	LEVY/MOZZICONACCI Annie	
CHRETIEN Anne-Sophie	MAAROUF Adil	
COZE Carole	MACAGNO Nicolas	
<i>DADOUN Frédéric (disponibilité)</i>	MALISSEN Nausicaa	
DALES Jean-Philippe	<i>MAUES DE PAULA André (disponibilité)</i>	
DARIEL Anne	MEGE Diane	
DEHARO Pierre	MENSE Chloé	
DELLIAUX Stéphane	MENU Estelle	
DELTEIL Clémence	MORAND-HUGUET Aurélie	
DESPLAT/JEGO Sophie	MOTTOLA GHIGO Giovanna	
DUCONSEIL Pauline	NETTER Antoine	
DUFOUR Jean-Charles	NINOVE Laetitia	
ELDIN Carole	NOIRRIET-ESCLASSAN Emmanuelle	
FOLETTI Jean- Marc	NOUGAIREDE Antoine	
FRANKEL Diane	PAULMYER/LACROIX Odile	
FROMNOT Julien	PIZZO Francesca	
GARCIAZ Sylvain	POMMEL Ludovic	
GASTALDI Marguerite	PRECKEL Bernard-Eric	
GAUDRY Marine	PROST Solène	
GELSI/BOYER Véronique	RE Jean-Philippe	

◆ Maître de conférences des Universités (mono-appartenants)

ABU ZAINEH Mohammad
BARBACARU/PERLES T. A.
BERLAND Caroline
BOYER Sylvie
DEGIOANNI/SALLE Anna

DESNUES Benoît
MARANINCHI Marie
MERHEJ/CHAUVEAU Vicky
MEZOUAR Soraya
POGGI Marjorie

RUEL Jérôme
THOLLON Lionel
THIRION Sylvie
VERNA Emeline

◆ Maître de conférence des Universités de médecine générale

CASANOVA Ludovic
JEGO SABLIER Maëva

◆ Maître de conférences associés de médecine générale à mi-temps

BERNAL Alexis
FIERLING Thomas
FORTE Jenny
GUERCIA Olivier
GUILLOT Laure
MIGLIARDI Jonathan
MITILIAN Eva
THERY Didier

◆ Maître de conférences associés à mi-temps

BOURRIQUEN Maryline
LAZZAROTTO Sébastien
LUCAS Guillaume
MATHIEU Marion
MAYENS-RODRIGUES Sandrine

MELLINAS Marie
MORIN-GALFOUT Sara
ROMAN Christophe
TRINQUET Laure
VILLA Milène

◆ **CDI LRU temps plein Ecole des Sciences de la réadaptation**

Formation Ergothérapie

BLANC Catheline
DESPRES Géraldine
GIRAUDIER Anaïs
PAVE Julien

Formation Pédicurie-Podologie

GRIFFON Patricia
PETITJEAN Aurélie

Formation Orthoptie

MONTICOLO Chloé

Formation Masso-Kinésithérapie

AUTHIER Guillaume	HOUDANT Benjamin
CAORS Béatrice	MIRAPEIX Sébastien
CHAULLET Karine	MULLER Philippe
ERCOLANO Bruno	ROSTAGNO Stéphan
HENRY Joannie	

◆ **CDD LRU temps plein Ecole des Sciences infirmières**

CHAYS-AMANIA Audrey

◆ **CDD LRU temps plein Anglais**

GILSINN Amanda

◆ **Attaché temporaire d'enseignement et de recherche**

SACHAU-CARCEL Géraldine

◆ **CDI LRU Ecole de Maïeutique**

CLADY Emilie
FREMONDIERE Pierre
MATTEO Caroline
MONLEAU Sophie
MUSSARD-HASSLER Pascale
RIQUET Sébastien
ZAKARIAN Carole

Professeurs des Universités - Praticiens hospitaliers Maîtres de conférences des Universités - Praticiens hospitaliers Enseignants mono-appartenants Enseignants médecine générale Enseignants associés

◆ ANATOMIE 4201

CHAMPSAUR Pierre (PU-PH)
LE CORROLLER Thomas (PU-PH)
PIRRO Nicolas (PU-PH)
GUENOUN-MEYSSIGNAC Daphné (MCU-PH)
LAGIER Aude (MCU-PH) (disponibilité)
THOLLON Lionel (MCF) (60ème section)

◆ ANATOMIE ET CYTOLOGIE PATHOLOGIQUES 4203

CHARAFE/JAUFFRET Emmanuelle (PU-PH)
DANIEL Laurent (PU-PH)
GARCIA Stéphane (PU-PH) (disponibilité)
XERRI Luc (PU-PH)
APPAY Romain (MCU-PH)
DALES Jean-Philippe (MCU-PH)
GIUSIANO COURCAMBECK Sophie (MCU PH)
LABIT/BOUVIER Corinne (MCU-PH)
MAUES DE PAULA André (MCU-PH) (disponibilité)

◆ ANESTHESIOLOGIE ET REANIMATION CHIRURGICALE ; MEDECINE URGENCE 4801

BRUDER Nicolas (PU-PH)
LEONE Marc (PU-PH)
MICHEL Fabrice (PU-PH)
VELLY Lionel (PU-PH)
ZIELESKIEWICZ Laurent (PU-PH)
BOUSSEN Salah Michel (MCU-PH)
GUIDON Catherine (MCU-PH)

◆ ANGLAIS 11

FRAISSE-MANGIALOMINI Jeanne (PRCE)

◆ ANTHROPOLOGIE 20

ADALIAN Pascal (PR)
DEGIOANNI/SALLE Anna (MCF)
VERNA Emeline (MCF)
SACHAU-CARCEL Géraldine (ATER)

◆ BACTERIOLOGIE-VIROLOGIE ; HYGIENE HOSPITALIERE 4501

CHARREL Rémi (PU PH)
DRANCOURT Michel (PU-PH)
DUBOURG Grégory (PU-PH)
FENOLLAR Florence (PU-PH)
FOURNIER Pierre-Edouard (PU-PH)
NICOLAS DE LAMBALLERIE Xavier (PU-PH)
LA SCOLA Bernard (PU-PH)
AHERFI Sarah (MCU-PH)
ANGELAKIS Emmanouil (MCU-PH) (disponibilité)
BARON Sophie (MCU-PH)
GOURIET Frédérique (MCU-PH)
NOUGAIREDE Antoine (MCU-PH)
NINOVE Laetitia (MCU-PH)
CHABRIERE Eric (PR) (64ème section)
LEVASSEUR Anthony (PR) (64ème section)
DESNUES Benoit (MCF) (65ème section)
MERHEJ/CHAUVEAU Vicky (MCF) (87ème section)

◆ BIOCHIMIE ET BIOLOGIE MOLECULAIRE 4401

BARLIER/SETTI Anne (PU-PH)
GABERT Jean (PU-PH)
GUIEU Régis (PU-PH)
OUAFIK L'Houcine (PU-PH)
BUFFAT Christophe (MCU-PH)
FROMNOT Julien (MCU-PH)
MARLINGE Marion (MCU-PH)
MOTTOLA GHIGO Giovanna (MCU-PH)
ROMANET Pauline (MCU-PH)
SAVEANU Alexandru (MCU-PH)

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

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

◆ **BIOPHYSIQUE ET MEDECINE
NUCLEAIRE 4301**

GUEDJ Eric (PU-PH)
GUYE Maxime (PU-PH)
TAIEB David (PU-PH)
BELIN Pascal (PR) (69ème section)
RANJEVA Jean-Philippe (PR) (69ème section)
CAMMILLERI Serge (MCU-PH)
BARBACARU/PERLES Téodora Adriana (MCF)
(69ème section)

◆ **BIostatISTIQUES,
INFORMATIQUE MEDICALE
ET TECHNOLOGIES
DE COMMUNICATION 4604**

GAUDART Jean (PU-PH)
GIORGI Roch (PU-PH)
MANCINI Julien (PU-PH)
CHAUDET Hervé (MCU-PH)
DUFOUR Jean-Charles (MCU-PH)
ABU ZAINEH Mohammad (MCF) (5ème section)
BOYER Sylvie (MCF) (5ème section)

◆ **CHIRURGIE ORTHOPEDIQUE
ET TRAUMATOLOGIQUE 5002**

ARGENSON Jean-Noël (PU-PH)
BLONDEL Benjamin (PU-PH)
FLECHER Xavier (PU PH)
OLLIVIER Matthieu (PU-PH)
ROCHWERGER Richard (PU-PH)
TROPANO Patrick (PU-PH)
PROST Solène (MCU-PH)

◆ **BIOLOGIE CELLULAIRE 4403**

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

◆ **CARDIOLOGIE 5102**

AVIERINOS Jean-François (PU-PH)
BONELLO Laurent (PU PH)
CUISSSET Thomas (PU-PH)
DEHARO Jean-Claude (PU-PH)
FRANCESCHI Frédéric (PU-PH)
HABIB Gilbert (PU-PH)
PAGANELLI Franck (PU-PH)
THUNY Franck (PU-PH)
DEHARO Pierre (MCU PH)

◆ **CHIRURGIE VISCERALE
ET DIGESTIVE 5202**

BERDAH Stéphane (PU-PH)
BEYER-BERJOT Laura (PU-PH)
HARDWIGSEN Jean (PU-PH)
MOUTARDIER Vincent (PU-PH)
SEBAG Frédéric (PU-PH)
SIELEZNEFF Igor (PU-PH)
TURRINI Olivier (PU-PH)
BEGE Thierry (MCU-PH)
BIRNBAUM David (MCU-PH)
CHOPINET Sophie (MCU-PH)
DUCONSEIL Pauline (MCU-PH)
GUERIN Carole (MCU PH)
MEGE Diane (MCU-PH)

◆ **CHIRURGIE INFANTILE 5402**

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

◆ **CANCEROLOGIE ; RADIOTHERAPIE 4702**

BERTUCCI François (PU-PH)
CHINOT Olivier (PU-PH)
DUFFAUD Florence (PU-PH)
GONCALVES Anthony (PU-PH)
HOUVENAEGHEL Gilles (PU-PH)
LAMBAUDIE Eric (PU-PH)
PADOVANI Laetitia (PH-PH)
SALAS Sébastien (PU-PH)
TABOURET Emeline (PU-PH)
VIENS Patrice (PU-PH)
ROCHIGNEUX Philippe (MCU-PH)
SABATIER Renaud (MCU-PH)

◆ **CHIRURGIE VASCULAIRE ; MEDECINE VASCULAIRE 5104**

ALIMI Yves (PU-PH)
AMABILE Philippe (PU-PH)
BARTOLI Michel (PU-PH)
MAGNAN Pierre-Edouard (PU-PH)
PIQUET Philippe (PU-PH)
SARLON-BARTOLI Gabrielle (PU-PH)
GAUDRY Marine (MCU-PH)

◆ **HISTOLOGIE, EMBRYOLOGIE ET CYTOGENETIQUE 4202**

LEPIDI Hubert (PU-PH)
MACAGNO Nicolas (MCU-PH)
PAULMYER/LACROIX Odile (MCU-PH)

◆ **DERMATOLOGIE - VENEREOLOGIE 5003**

BERBIS Philippe (PU-PH)
DELAPORTE Emmanuel (PU-PH)
GAUDY/MARQUESTE Caroline (PU-PH)
RICHARD/LALLEMAND Marie-Aleth (PU-PH)
MALISSEN Nausicaa (MCU-PH)

◆ **CHIRURGIE MAXILLO-FACIALE ET STOMATOLOGIE 5503**

CHOSSEGROS Cyrille (PU-PH)
GUYOT-CECCALDI Laurent (PU-PH)
FOLETTI Jean-Marc (MCU-PH)

◆ **CHIRURGIE THORACIQUE ET CARDIOVASCULAIRE 5103**

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

◆ **CHIRURGIE PLASTIQUE, RECONSTRUCTRICE ET ESTHETIQUE ; BRÛOLOGIE 5004**

BERTRAND Baptiste (PU-PH)
CASANOVA Dominique (PU-PH)
HAUTIER Aurélie (MCU-PH)
JALOUX Charlotte (MCU-PH)

◆ **GASTROENTEROLOGIE ; HEPATOLOGIE ; ADDICTOLOGIE 5201**

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

◆ **GENETIQUE 4704**

BEROUD Christophe (PU-PH)
KRAHN Martin (PU-PH)
LEVY Nicolas (PU-PH) Disponibilité
NGYUEN Karine (PU-PH)
ZATTARA/CANNONI Hélène (MCU-PH)

◆ ENDOCRINOLOGIE, DIABETE ET MALADIES METABOLIQUES ; GYNECOLOGIE MEDICALE 5404

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

◆ EPIDEMIOLOGIE, ECONOMIE DE LA SANTE ET PREVENTION 4601

AUQUIER Pascal (PU-PH)
BERBIS Julie (PU-PH)
BOYER Laurent (PU-PH)
GENTILE Stéphanie (PU-PH)
LAGOUANELLE/SIMEONI Marie-Claude (MCU-PH)
RESSEGUIER Noémie (MCU-PH)

◆ IMMUNOLOGIE 4703

KAPLANSKI Gilles (PU-PH)
MEGE Jean-Louis (PU-PH)
OLIVE Daniel (PU-PH)
VIVIER Eric (PU-PH)
FERON François (PR) (69ème section)
BOUCRAUT Joseph (MCU-PH)
CHRETIEN Anne-Sophie (MCU PH)
DESPLAT/JEGO Sophie (MCU-PH)
HEIM Xavier (MCU-PH)
JARROT Pierre-André (MCU PH)
ROBERT Philippe (MCU-PH)
VELY Frédéric (MCU-PH)

◆ MALADIES INFECTIEUSES ; MALADIES TROPICALES 4503

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

◆ GYNECOLOGIE-OBSTETRIQUE ; GYNECOLOGIE MEDICALE 5403

AGOSTINI Aubert (PU-PH)
BLANC Julie (PU-PH)
BRETTELLE Florence (PU-PH)
CARCOPINO-TUSOLI Xavier (PU-PH)
COURBIERE Blandine (PU-PH)
CRAVELLO Ludovic (PU-PH)
D'ERCOLE Claude (PU-PH)
NETTER Antoine (MCU-PH)

◆ HEMATOLOGIE ; TRANSFUSION 4701

BLAISE Didier (PU-PH)
COSTELLO Régis (PU-PH)
CHIARONI Jacques (PU-PH)
DEVILLIER Raynier (PU PH)
GILBERT/ALESSI Marie-Christine (PU-PH)
LOOSVELD Marie (PU-PH)
MORANGE Pierre-Emmanuel (PU-PH)
VEY Norbert (PU-PH)
GARCIAZ Sylvain (MCU-PH)
GELSI/BOYER Véronique (MCU-PH)
IBRAHIM KOSTA Manal (MCU PH)
LAFAGE/POCHITALOFF-HUVALE Marina (MCU-PH)
SUCHON Pierre (MCU-PH)
VENTON (MCU-PH)
POGGI Marjorie (MCF) (64ème section)

◆ MEDECINE LEGALE ET DROIT DE LA SANTE 4603

BARTOLI Christophe (PU-PH)
LEONETTI Georges (PU-PH)
PELISSIER-ALICOT Anne-Laure (PU-PH)
PIERCECCHI-MARTI Marie-Dominique (PU-PH)
DELTEIL Clémence (MCU PH)
TUCHANT-TORRENTS Lucile (MCU-PH)
BERLAND Caroline (MCF) (1ère section)

◆ MEDECINE PHYSIQUE ET DE READAPTATION 4905

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

◆ **MEDECINE D'URGENCE 4805**

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

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

BONIN/GUILLAUME Sylvie (PU-PH)
COUDERC Anne-Laure (PU-PH)
DISDIER Patrick (PU-PH)
EBBO Mikael (PU-PH)
GRANEL/REY Brigitte (PU-PH)
ROSSI Pascal (PU-PH)
SCHLEINITZ Nicolas (PU-PH)
BENYAMINE Audrey (MCU-PH)

◆ **NEPHROLOGIE 5203**

BRUNET Philippe (PU-PH)
BURTEY Stéphanne (PU-PH)
DUSSOL Bertrand (PU-PH)
JOURDE CHICHE Noémie (PU PH)
MOAL Valérie (PU-PH)
BOBOT Mickael (MCU-PH)
ROBERT Thomas (MCU-PH)

◆ **NUTRITION 4404**

BELIARD Sophie (PU-PH)
DARMON Patrice (PU-PH)
RACCAH Denis (PU-PH)
VALERO René (PU-PH)
ATLAN Catherine (MCU-PH) (disponibilité)
MARANINCHI Marie (MCF) (66ème section)

◆ **ONCOLOGIE 65 (BIOLOGIE CELLULAIRE)**

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

◆ **MEDECINE ET SANTE AU TRAVAIL 4602**

LEHUCHER/MICHEL Marie-Pascale (PU-PH)
VILLA Antoine (PU-PH)
SARI/MINODIER Irène (MCU-PH)

◆ **MEDECINE GENERALE 5303**

GENTILE Gaëtan (PR Méd. Gén. Temps plein)
BARGIER Jacques (PR associé Méd. Gén. À mi-temps)
JANCZEWSKI Aurélie (PR associé Méd. Gén. À mi-temps)
CASANOVA Ludovic (MCF Méd. Gén. Temps plein)
JEGO SABLIER Maëva (MCF Méd. Gén. Temps plein)
BERNAL Alexis (MCF associé Méd. Gén. À mi-temps)
FIERLING Thomas (MCF associé Méd. Gén. À mi-temps)
FORTE Jenny (MCF associé Méd. Gén. À mi-temps)
GUERCIA Olivier (MCF associé Méd. Gén. À mi-temps)
GUILLOT Laure (MCF associé Méd. Gén. À mi-temps)
MIGLIARDI Jonathan (MCF associé Méd. Gén. À mi-temps)
MITILIAN Eva (MCF associé Méd. Gén. À mi-temps)
THERY Didier (MCF associé Méd. Gén. À mi-temps)

◆ **NEUROCHIRURGIE 4902**

DUFOUR Henry (PU-PH)
FUENTES Stéphane (PU-PH)
GRAILLON Thomas (PU PH)
REGIS Jean (PU-PH)
ROCHE Pierre-Hugues (PU-PH)
SCAVARDA Didier (PU-PH)
CARRON Romain (MCU PH)
TROUDE Lucas (MCU-PH)

◆ **NEUROLOGIE 4901**

ATTARIAN Sharham (PU PH)
AUDOIN Bertrand (PU-PH)
AZULAY Jean-Philippe (PU-PH)
CECCALDI Mathieu (PU-PH)
EUSEBIO Alexandre (PU-PH)
FELICIAN Olivier (PU-PH)
PELLETIER Jean (PU-PH)
SUISSA Laurent (PU-PH)
GRIMALDI Stéphan (MCU-PH)
MAAROUF Adil (MCU-PH)

◆ OPHTALMOLOGIE 5502

DAVID Thierry (PU-PH)

◆ OTO-RHINO-LARYNGOLOGIE 5501

DESSI Patrick (PU-PH) (surnombre)

FAKHRY Nicolas (PU-PH)

GIOVANNI Antoine (PU-PH)

LAVIEILLE Jean-Pierre (PU-PH)

MICHEL Justin (PU-PH)

NICOLLAS Richard (PU-PH)

RADULESCO Thomas (PU-PH)

◆ PARASITOLOGIE ET MYCOLOGIE 4502

RANQUE Stéphane (PU-PH)

CASSAGNE Carole (MCU-PH)

L'OLLIVIER Coralie (MCU-PH)

MENU Estelle (MCU-PH)

TOGA Isabelle (MCU-PH) Retraite le 20/09/2023

◆ PEDIATRIE 5401

ANDRE Nicolas (PU-PH)

BARLOGIS Vincent (PU-PH)

CHAMBOST Hervé (PU-PH)

DUBUS Jean-Christophe (PU-PH)

FABRE Alexandre (PU-PH)

GIRAUD/CHABROL Brigitte (PU-PH)

MICHEL Gérard (PU-PH)

MILH Mathieu (PU-PH)

OVAERT-REGGIO Caroline (PU-PH)

REYNAUD Rachel (PU-PH)

TOSELLO Barthélémy (PU-PH)

TSIMARATOS Michel (PU-PH)

COZE Carole (MCU-PH)

MORAND-HUGGET Aurélie (MCU-PH)

SAULTIER Paul (MCU-PH)

◆ PSYCHIATRIE D'ADULTES ; ADDICTOLOGIE 4903

CERMOLACCE Michel (PU-PH)

LANCON Christophe (PU-PH)

NAUDIN Jean (PU-PH)

RICHIERI Raphaëlle (PU-PH)

◆ PEDOPSYCHIATRIE ; ADDICTOLOGIE 4904

BAT Flora (PU-PH)

DA FONSECA David (PU-PH)

POINSO François (PU-PH)

BOURVIS Nadège (PR associée)

GUIVARCH Jokthan (MCU-PH)

◆ PHARMACOLOGIE FONDAMENTALE - PHARMACOLOGIE CLINIQUE ; ADDICTOLOGIE 4803

BLIN Olivier (PU-PH)

MICALLEF/ROLL Joëlle (PU-PH)

SIMON Nicolas (PU-PH)

BOULAMERY Audrey (MCU-PH)

◆ PHILOSOPHIE 17

LE COZ Pierre (PR) (17ème section)

MATHIEU Marion (MAST)

◆ PHYSIOLOGIE 4402

BARTOLOMEI Fabrice (PU-PH)

BREGEON Fabienne (PU-PH)

GABORIT Bénédicte (PU-PH)

MEYER/DUTOUR Anne (PU-PH)

TREBUCHON/DA FONSECA Agnès (PU-PH)

BOUSSUGES Alain (PR associé à temps plein)

BONINI Francesca (MCU-PH)

BOULLU/CIOCCA Sandrine (MCU-PH)

DADOUN Frédéric (MCU-PH) (disponibilité)

DELLIAUX Stéphane (MCU-PH)

LAGARDE Stanislas (MCU-PH)

LAMBERT Isabelle (MCU-PH)

PIZZO Francesca (MCU-PH)

RUEL Jérôme (MCF) (69ème section)

THIRION Sylvie (MCF) (66ème section)

◆ **PSYCHOLOGIE -
PSYCHOLOGIE CLINIQUE,
PCYCHOLOGIE SOCIALE 16**

AGHABABIAN Valérie (PR)

◆ **RADIOLOGIE ET
IMAGERIE MEDICALE 4302**

BARTOLI Jean-Michel (PU-PH)
CHAGNAUD Christophe (PU-PH)
CHAUMOITRE Kathia (PU-PH)
GIRARD Nadine (PU-PH)
JACQUIER Alexis (PU-PH)
PETIT Philippe (PU-PH)
VAROQUAUX Arthur Damien (PU-PH)
VIDAL Vincent (PU-PH)
HABERT Paul (MCU PH)
HAK Jean-François (MCU PH)
STELLMANN Jan-Patrick (MCU-PH)

◆ **REANIMATION MEDICALE ;
MEDECINE URGENCE 4802**

GAINNIER Marc (PU-PH)
HRAIECH Sami (PU-PH)
PAPAZIAN Laurent (PU-PH)
ROCH Antoine (PU-PH)

◆ **SCIENCES DE LA REEDUCATION
ET READAPTATION 91**

REVIS Joana (PAST)
AUTHIER Guillaume
BLANC Catheline
CAORS Béatrice
CHAULLET Karine
ERCOLANO Bruno
GRIFFON Patricia
GIRAUDIER Anaïs
GRIFFON Patricia
HENRY Joannie
HOUDANT Benjamin
MIRAPEIX Sébastien
MONTICOLO Chloé
MULLER Philippe
PAVE Julien
PETITJEAN Aurélie
ROSTAGNO Stéphan
LAZZAROTTO Sébastien (MAST)
TRINQUET Laure (MAST)

◆ **PNEUMOLOGIE ;
ADDICTOLOGIE 5101**

ASTOUL Philippe (PU-PH)
CHANEZ Pascal (PU-PH)
GREILLIER Laurent (PU PH)
REYNAUD/GAUBERT Martine (PU-PH)
TOMASINI Pascale (PU-PH)

◆ **RHUMATOLOGIE 5001**

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

◆ **THERAPEUTIQUE ;
MEDECINE D'URGENCE ;
ADDICTOLOGIE 4804**

DAUMAS Aurélie (PU-PH)
VILLANI Patrick (PU-PH)

◆ **UROLOGIE 5204**

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

◆ **MAÏËTIQUE 90**

CLADY Emilie
FREMONDIERE Pierre
MATTEO Caroline
MONLEAU Sophie
MUSSARD-HASSLER Pascale
REPELLIN David
RIQUET Sébastien
ZAKARIAN Carole

◆ **SCIENCES INFIRMIERES 92**

COLSON Sébastien (PR)
BOURRIQUEN Maryline (MAST)
LUCAS Guillaume (MAST)
MAYEN-RODRIGUES Sandrine (MAST)
MELLINAS Marie (MAST)
ROMAN Christophe (MAST)
VILLA Milène (MAST)

◆ **ODONTOLOGIE PEDIATRIQUE ET ORTHOPEDIE DENTO-FACIALE 56-01**

LE GALL Michel (PU-PH)
PHILIP-ALLIEZ Camille (PU-PH)
TARDIEU Corinne (PU-PH)
BLANCHET Isabelle (MCU-PH)
BOHAR Jacques (MCU-PH)
CAMOIN Ariane (MCU-PH)
GAUBERT Jacques (MCU-PH)
NOIRRIT-ESCLASSAN Emmanuelle (MCU-PH)

◆ **DENTISTERIE RESTAURATRICE, ENDODONTIE, PROTHESES, FONCTION-DYSFONTION, IMAGERIE, BIOMATERIAUX 58-01**

BUKIET Frédéric (PU-PH)
ESCLASSAN Rémi (PU-PH)
TASSERY Hervé (PU-PH)
TERRER Elodie (PU-PH)
ABOUDHARAM Gérard (MCU-PH)
BALLESTER Benoît (MCU-PH)
CASAZZA Estelle (MCU-PH)
GIRAUD Thomas (MCU-PH)
GIRAUDEAU Anne (MCU-PH)
GUIVARC'H Maud (MCU-PH)
JACQUOT Bruno (MCU-PH)
LABORDE Gilles (MCU-PH)
LAURENT Michel (MCU-PH)
MENSE Chloé (MCU-PH)
POMMEL Ludovic (MCU-PH)
PRECKEL Bernard-Eric (MCU-PH)
RE Jean-Philippe (MCU-PH)
SILVESTRI Frédéric (MCU-PH)
STEPHAN Grégory (MCU-PH)
TOSELLO Alain (MCU-PH)

◆ **CHIRURGIE ORALE ; PARODONTOLOGIE ; BIOLOGIE ORALE 57-01**

MONNET-CORTI Virginie (PU-PH)
ANTEZACK Angéline (MCU-PH)
BELLONI Didier (MCU-PH)
CAMPANA Fabrice (MCU-PH)
CATHERINE Jean-Hugues (MCU-PH)
ROCHE-POGGI Philippe (MCU-PH)

◆ **PREVENTION, EPIDEMIOLOGIE, ECONOMIE DE LA SANTE, ODONTOLOGIE LEGALE 56-02**

FOTI Bruno (PU-PH)
LE GALL Michel (PU-PH)
LAN Romain (MCU-PH)

◆ **BIOLOGIE CELLULAIRE 65**

ABOUT Imad (PR)

Aux membres du Jury,

Professeur Lionel VELLY, je vous remercie de me faire l'honneur d'être le président de mon jury de thèse. Merci pour ce que vous faites pour l'anesthésie-réanimation à Marseille et pour son enseignement. Je vous suis reconnaissante de l'intérêt que vous portez à mon travail.

Professeur David LAGIER, je vous remercie d'avoir accepté faire partie de mon jury. Merci pour la découverte de l'anesthésie-réanimation cardio-vasculaire lors de mon premier passage. Au plaisir de revenir travailler dans votre service.

Docteur Pierre-Julien CUNGI, je te remercie d'avoir accepté d'être mon directeur de thèse, d'avoir mené à bien ce projet, de m'avoir accompagné tout au long avec ta bienveillance. Tes explications sur les vitres des box à tes conseils de lectures éclectiques auront marqué mon passage à Sainte-Anne. Ce travail n'aurait pas pu être mené sans toi. Encore merci pour tout.

Docteur Romain GOMERT, je te remercie d'avoir accepté de faire partie de mon jury. Merci pour tes enseignements, et pour ces échanges sur des sujets variés autour d'innombrables pizzas en garde.

A ma famille,

- A mon parents Gehad et Hala, merci pour tout, ce que vous m'avez appris, des opportunités que vous nous avez offerts, de l'enfance qu'on a eue, de nous avoir faire bouger à dans le monde, désolée pour toutes les choses que j'ai pu casser. A ma maman chérie, merci d'être toujours là, de trouver une solution à tous mes problèmes, merci de ta gentillesse et de tout ce que tu nous consacré. A mon papa, bricoleur de l'extrême, je me demandais quand j'étais petite « que ne sait-tu pas ? » et je me le demande encore. Je vous aime.
- A Saidos, le « grand » des fraté, le camarade de tous les coups de mon enfance, merci d'avoir adhérer à mes jeux nuls comme j'ai essayé les vôtres avec Adam, merci d'être toujours là pour m'écouter me plaindre, désopasdéso pour le vélo, via ferrata et autres choses. Merci pour toutes ses soirées jeux de sociétés. Je lirai ton texte comme tu as lu ma thèse et n'oublie pas que j'ai gagné à la dernière partie d'échecs.
- A Adam, le faux jumeau de 6 ans d'écart, le ptit dernier, le chouchou, au style vestimentaire évolutif, que de journées passées crayon à la main mais on t'aime bien malgré les galères, merci d'être là quand j'en ai besoin pour me sauver la mise
- à Leen, loin des yeux mais pas du cœur, grandir à tes côtés font partie des meilleurs souvenirs d'enfance, j'espère qu'on pourra être réunies bientôt, tu me manques
- à mes grands-mères, Salwa et Amira, شكرًا ياتيتنا على كل هذه العطلة الصيفية التي كانت رائعة, أحبكم
- à toute la grande famille, très loin des yeux mais pas du cœur :
 - à mes grand-pères Omar "يا سارة يا زينة الحارة" et Mohammed Said,
 - à mes tantes et oncles Lina, Randa, Mazen, Maher, Rafah, Khissal, Ghazal, Raed, Ammar.,
 - à tous les cousins et cousines, où que vous soyez

Table des matières

<i>Abstract</i>	2
<i>Introduction</i>	3
Principales complications de la ventilation mécanique	3
Complications des échecs d'extubations	5
Les facteurs de risques d'échec de sevrage de ventilation mécanique / d'extubation	6
Informatisation des réanimation et intelligence artificielle	10
Prémices de l'utilisation des algorithmes et de l'intelligence artificielle en médecine	11
Création et entraînement d'un algorithme d'IA	12
Les arbres	14
Les réseaux de neurones	15
<i>Méthodologie</i>	21
Critères d'inclusion	21
Critères de non-inclusion	21
Critère de jugement principal	21
Données recueillies	21
Aspect Éthique	22
Extraction et traitement des données	22
<i>Résultats</i>	25
Population de HIA SA	26
Développement du modèle BLACKBOOST	30
<i>Discussion</i>	33
<i>Conclusion</i>	39
<i>Abréviations</i>	40
<i>Annexes</i>	41
<i>Bibliographie</i>	43

Abstract

Introduction

L'échec de l'extubation est une complication fréquente de la ventilation mécanique, associée à une morbi-mortalité significative. Ce travail vise à développer et valider un modèle d'apprentissage automatique pour aider le clinicien à prédire l'échec de l'extubation en réanimation.

Méthode

L'échec de l'extubation est défini comme une ré-intubation dans les 48 heures suivant une extubation. Un total de 5619 patients ayant subi une première tentative d'extubation a été inclus. Ces patients ont été répartis de manière aléatoire entre une cohorte d'entraînement et une cohorte de test. Plusieurs modèles d'apprentissage automatique (Réseau de neurones, arbres décisionnels, modèles de régression logistique) ont été testés en s'appuyant sur une cinquantaine de prédicteurs cliniques et paracliniques issue de la base de données du logiciel métier de la réanimation.

Résultats

La population incluse a été admise en réanimation entre le 1^{er} janvier 2013 et le 1^{er} janvier 2024. Sur les 5619 tentatives d'extubation, 644 se sont soldées par un échec. Le modèle BLACKBOOST (Gradient boosting with regression trees) a montré les meilleures performances, avec une aire sous la courbe (AUC) de 0,66, une sensibilité de 66 %, et une spécificité de 58 %. Les variables les plus discriminantes pour la prédiction de l'échec de l'extubation étaient le score de Glasgow, la tension artérielle et la fréquence respiratoire.

Conclusion

En conclusion, cette étude préliminaire a permis de développer et de valider le modèle d'apprentissage BLACKBOOST, qui s'est révélé supérieur aux autres modèles testés pour prédire l'échec de l'extubation chez les patients en réanimation.

Une nouvelle approche nécessitant un nettoyage de la base de données permettra d'augmenter les performances de notre modèle et permettre son utilisation en pratique quotidienne.

Mots clés: Extubation, Machine Learning, Artificial intelligence, weaning, mechanical ventilation, prediction, intensive care units

Introduction

Le sevrage de la ventilation mécanique invasive en unité de réanimation est une préoccupation quotidienne du clinicien. C'est une étape importante du parcours du patient en réanimation, trop précoce, il expose à une ré-intubation mais trop tardive elle expose à la survenue de complications.

Dans ce travail, l'échec de sevrage mécanique et échec d'extubation ainsi seront synonymes et nous utiliserons les termes de « ventilation mécanique » ou « ventilation mécanique invasive » de manière indifférente.

La ventilation mécanique intéresse une grande population de patients de réanimation. Une grande cohorte nord-américaine multicentrique de 1998 sur 15 757 patients retrouve une proportion de 33 % de patients recevant une ventilation mécanique pour une durée médiane de 5,9 jours (1) et une étude rétrospective américaine parue en 2013 sur 226 942 patients retrouve une proportion de 39,5 % de patients en unité de soins intensifs ayant nécessité une ventilation mécanique (2). Ces résultats sont constants avec des pays offrant des soins de santé comparables, comme au Japon, qui retrouve une proportion de 32 % de leurs patients de réanimation sous ventilation mécanique entre 2015 et 2018 (3). En France le taux de patients ventilés en réanimation semble être plus élevés (45,5 % de patients sous ventilation mécanique invasive dans l'étude GAME OVER – 2024 (Etude 1 jour donné sur 81 réanimations, 1071 patients).

La ventilation mécanique, surtout en réanimation, n'est pas dépourvue de complications.

Principales complications de la ventilation mécanique

Les pneumopathies acquises sous ventilation mécanique : les complications liées à une ventilation mécanique prolongée sont multiples, la principale est la pneumopathie acquise sous ventilation mécanique (PAVM), complication fréquente et grave. Celles-ci sont définies dans la RFE SFAR-SRLF de 2018 comme des pneumopathies survenant après au moins 48 heures de ventilation mécanique invasive. Leur incidence est très variable selon les définitions et pays. L'étude prospective observationnelle sur 27 unités de soins intensifs européennes EU-VAP/CAP fournit une incidence de 18,3 épisodes de PAVM par 1000 jours de ventilation mécanique (4). En outre, leur délai de survenue est court, entre le cinquième et neuvième jour

de ventilation mécanique (5,6). Pourvoyeuses d'une morbidité-mortalité décrites dans de nombreuses études, elles sont responsables d'une augmentation de la durée de séjour en réanimation d'une moyenne de 7 jours, d'une augmentation des coûts estimée à plus de 40 000 dollars par patient par *Rello* en 2002 (7) aux États-Unis et d'une mortalité attribuable de 13 % (8,9). On peut aussi noter, que la ré-intubation est reconnue comme un facteur de risque de développer une PAVM (10), et présuppose qu'en prévenant la survenue d'échecs d'extubation et par conséquent la ré-intubation, nous pourrions ainsi améliorer le pronostic des malades.

Iatrogénicité de la ventilation mécanique : La iatrogénicité de la ventilation mécanique invasive a été mainte fois documentée à travers la physiopathologie des **lésions pulmonaires induites par la ventilation mécanique** ou ventilator-induced-lung-injury (VILI) qui rassemblent les concepts de barotraumatismes (augmentation de la pression transmurale qui va entraîner une diffusion du gaz alvéolaire), de volotromatismes (surdistension alvéolaire liée aux volumes de ventilation utilisés), de bio-traumatismes (réponse inflammatoire intense à une agression pulmonaire) et d'atélectraumatismes (ouverture et fermeture cycliques des alvéoles pulmonaires atelectatiques mais recrutables pendant la ventilation contribuent aux lésions pulmonaires) (11).

Complication systémique de la ventilation mécanique : les complications ne sont pas limitées à la sphère ventilatoire avec des **complications gastro-intestinales** décrites, telle une hypomobilité digestive ainsi que des ulcères de stress. Le mécanisme serait une modification de l'hémodynamique splanchnique à travers la ventilation en pression positive. (12)

L'aspect **économique** d'une ventilation mécanique est à prendre en compte. Ainsi, une journée de ventilation mécanique amène à un surcoût de 60 %, soit d'environ 600 euros par jour en Allemagne (13), et d'environ 1600 dollars par jour aux Etats unis (14).

La dimension psychologique sur le vécu des patients est aussi à prendre en compte. Les patients sous ventilation mécanique rapportent que celle-ci est source d'inconfort, de vulnérabilité et d'anxiété (15).

Complications des échecs d'extubations

Un sevrage trop rapide d'une ventilation mécanique invasive encore nécessaire au patient expose à d'autres problématiques. En réanimation le processus de sevrage de la ventilation mécanique invasive et de l'extubation diffère de l'extubation après anesthésie générale pour chirurgie programmée.

Son échec est usuellement défini par la ré-intubation dans les 48 heures, 72 heures ou 7 jours suivant extubation. Son incidence est aux alentours de 15 % dans la littérature (16).

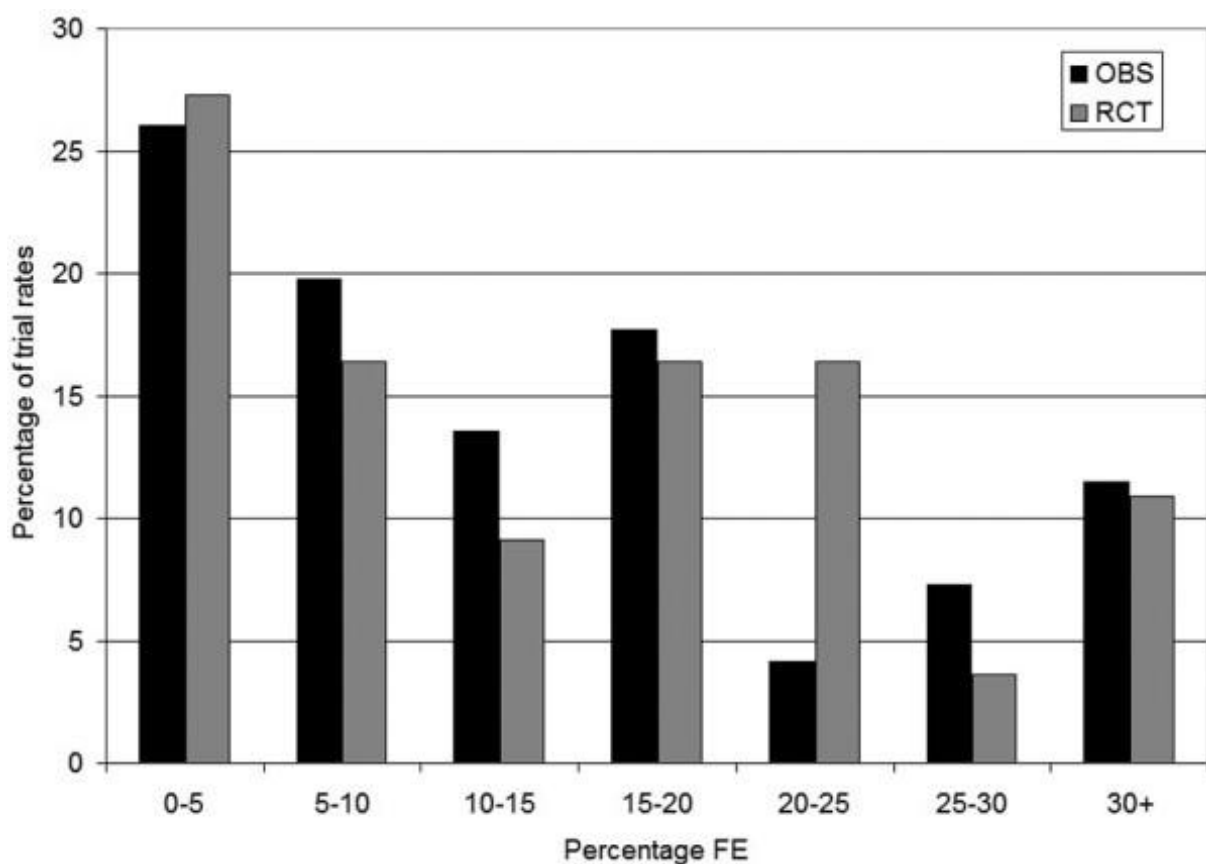


Figure 1 What is the optimal rate of failed extubation? (18)

L'échec de sevrage de la ventilation mécanique provoque de nombreuses complications d'une augmentation de la mortalité : un patient en échec de sevrage ventilatoire présente un risque de décès 7 fois supérieur, une durée de séjour supérieure à 14 jours en réanimation après extubation et une plus grande probabilité de nécessité un centre de réadaptation post réanimation (17).

Une étude publiée en 2012 (figure 1) s'intéresse au taux idéal d'échec d'extubation, qu'ils situent entre 5 et 10 %. Un taux inférieur indique que les équipes pratiquent des extubations tardives, et gardent intubés des patients qui pourrait être sevrés de ventilation mécanique et un taux supérieur, que les équipes ont tendance à une extubation précoce, en s'exposant à des échecs d'extubation (18).

L'étiologie de l'échec d'extubation ainsi que le délai extubation-réintubation sont des facteurs indépendants de mortalité (10).

Les facteurs de risques d'échec de sevrage de ventilation mécanique / d'extubation

De nombreux facteurs de risques d'échec d'extubation ont été identifiés dans la littérature afin d'aider le clinicien dans sa décision d'extubation au lit du malade :

- Les caractéristiques intrinsèques du patient, tel un âge élevé (19,20), un indice de masse corporelle supérieur à 30, un antécédent de maladie cardiovasculaire ou respiratoire, le motif d'admission (une lésion spinale aigue complète à une probabilité multipliée par trois de relever d'un échec d'extubation (21).
 - Sexe – un sexe féminin est associé à une incidence deux fois plus élevée d'un échec d'extubation (22)
 - Age – un âge supérieur à 65 ans est associé aux échecs d'extubation (OR 2,1 (23)
 - IMC – un IMC inférieur à 18,5 est associé à un échec de sevrage ventilatoire avec un OR de 1,97 (24)
 - Antécédents – par exemple, une insuffisance rénale chronique terminale est associée à un OR à 14 dans cette analyse multivariée (20)
- La durée de ventilation mécanique et l'étiologie de l'indication de ventilation mécanique, dès 24 heures de ventilation mécanique (25) .
 - La durée de ventilation mécanique – une durée de ventilation mécanique supérieure ou égale à 5 présente un OR de 3,54 d'échec de sevrage (24).
 - L'étiologie de la mise sous ventilation mécanique – la difficulté de sevrage est prévisible selon le motif d'admission ou de mise sous ventilation mécanique,

ainsi un patient ventilé mécaniquement pour une exacerbation de pathologie respiratoire chronique ou pour une pneumonie présente un sevrage respiratoire statistiquement plus compliqué (26), et un état de coma nécessitant une mise sous ventilation mécanique est associée à sur-risque d'échec avec un OR de 4,9 (22).

- Une dysfonction de la pompe cardiaque est décrite depuis 1989 comme associée à un échec de sevrage de ventilation mécanique (27).
 - BNP – Un des marqueurs retrouvés dans la littérature est le taux de brain natriurétic peptide avant extubation. Une étude randomisée contrôlée multicentrique de 2012 compare une stratégie de gestion de la surcharge hydrosodée guidée par BNP contre évaluation clinique par le clinicien, avec une durée de ventilation mécanique significativement inférieure dans le groupe BNP (58 heures contre 42 heures) ainsi d'un bilan entrée-sortie négatif de + de 2 litres contre le groupe avec évaluation clinique (28,29).
 - Œdème aigu pulmonaire – L'apparition d'un œdème pulmonaire de sevrage ventilatoire peut être approché en suivant l'évolution de l'eau pulmonaire extravasculaire, l'augmentation de la protidémie et de l'hémoglobine après une épreuve de sevrage ventilatoire (30).
 - Bilan entrée sortie – La surcharge hydrosodée, évaluée par un bilan entrée sortie positif (31) ainsi qu'une hyponatrémie < 135 mmol/L est associée à une durée de ventilation mécanique prolongée (32).
 - Saturation veineuse en oxygène (SvO₂) – Une réduction de la saturation veineuse centrale de plus de 4,5 % durant l'épreuve de sevrage respiratoire est fortement associée à une réintubation et constitue un élément prédictif de l'échec d'extubation (33,34).
 - L'échographie cardiaque – Les résultats de l'échographie cardiaque transthoraciques permettent également d'identifier les patients à risque d'OAP de sevrage ventilatoire (35) ou les patients présentant une dysfonction diastolique est associée à un échec de sevrage ventilatoire prévisible (36,37) .
- Une atteinte de la mécanique respiratoire telle une dysfonction diaphragmatique, un drive respiratoire élevé avec une fréquence respiratoire élevée est prédictif d'un plus grand taux d'échec de sevrage respiratoire.
 - Une toux inefficace avant extubation est associée à 5 fois plus d'échec de sevrage ventilatoire (38).

- Des index permettant d'approcher une évaluation des pressions et volumes respiratoires ont été décrits dans la littérature.
 - o Une étude américaine de 1996 rapporte que le simple rapport fréquence respiratoire spontanée sur le volume courant, est capable de prédire l'échec de sevrage respiratoire avec une aire sous la courbe à 0,92 (39).
 - o Le rapport pression inspiratoire/pression inspiratoire max aurait une sensibilité de 0,75 et une spécificité de 0,67 mais associé au rapport fréquence respiratoire sur volume courant, celles-ci améliorent leur performance pour une sensibilité et spécificité de 0,81 et 0,93 respectivement (40).
 - o L'integrative weaning index (ou indice de sevrage intégratif (ISI) s'appuie sur une diversité de données cliniques et physiologiques, telles que la dynamique respiratoire avec la fréquence respiratoire et le volume courant, la compliance pulmonaire, les résistances et les gaz du sang (41) comparativement à d'autres index permet d'approcher la meilleure aire sous la courbe à 0,96.
- La dysfonction diaphragmatique est évaluée à environ 30 % dans la littérature mais ces patients présentent une probabilité d'échec d'extubation du sevrage ventilatoire de plus de 80 %, or une évaluation rapide par échographie est réalisable en quelques minutes (42-44).
- Un état neurologique altéré, évalué par un score de Glasgow inférieur ou égal à 10 (31). Une méta analyse reprenant 928 patients retrouve que les patients présentant un score de glagow entre 7 et 9 ont un risque d'échec d'extubation multiplié par 5 (25).
- La présence d'un syndrome infectieux évolutif non contrôlé
 - o La présence d'un syndrome inflammatoire biologique (hyperleucocytose, protéine C réactive, procalcitonine) : chez les patients atteints de pneumopathie à SARS COV 2, une procalcitonine positive est associée à une durée de ventilation mécanique prolongée de 5 jours (45).
 - o Des sécrétions endotrachéales « modérées à copieuses » sont associées à un OR de 4 pour l'échec de sevrage de ventilation mécanique (22,46).
- Une compliance pulmonaire statique diminuée est associée à une nécessité de ré intubation précoce (47).
- Un état de dénutrition avec masse musculaire diminuée est fortement prédictive d'un échec de sevrage ventilatoire : l'évaluation de la masse musculaire squelettique par la mesure de l'index du muscle psoas en L3 est associée à un odd ratio de 24 pour l'échec d'extubation (48).

- Cependant l'évaluation par équipe de soin n'est pas toujours valable : La prédiction de l'échec d'extubation chez les patients à haut risque d'échec d'extubation est mauvaise, les soignants identifiant mal les patients « à haut risque » qui vont réussir leur extubation.

Tableau 1 : Sensitivité et spécificité de la prédiction des soignants du risque d'échec d'extubation (38)

TABLE 4. Sensitivity and Specificity of the Prediction From Caregivers for a High Risk of Extubation Failure

Variable	Success (n = 188) Failure (n = 29)		Sensitivity, % (95% CI)	Specificity, % (95% CI)	Positive Predictive Value, % (95% CI) ^a	Negative Predictive Value, % (95% CI) ^b
	High-Risk Patients					
By the senior physicians	n = 18	n = 10	34 (19–54)	90 (85–94)	36 (19–56)	90 (85–94)
By the residents	n = 16	n = 9	31 (16–51)	91 (86–95)	36 (19–57)	90 (84–93)
By the nurses	n = 18	n = 9	31 (17–52)	90 (85–94)	33 (17–54)	89 (84–93)

^aRate of extubation failure in patients considered at high risk for extubation failure.

^bRate of extubation success in patients not considered at high risk for extubation failure.

Sensitivity = True positives/(true positives + false negatives). True positives were patients considered at high risk of extubation failure by caregivers who actually failed extubation. False negatives were patients who were not considered at high risk of extubation failure by caregivers but failed extubation.

Specificity = True negatives/(true negatives + false positives). True negatives were patients who were not considered at high risk of extubation failure by caregivers and who succeeded extubation. False positives were patients considered at high risk for extubation failure who succeeded extubation.

Values are given with 95% CI. Data are from 217 patients including 188 patients who succeeded extubation (missing data for six patients) and 29 patients who failed (missing data for two patients).

La prédiction de l'échec d'extubation par le clinicien n'est pas fiable (tableau 1,(38). Dans une étude prospective française de 2015 sur la prédiction des échecs d'extubation, les soignants dont des cliniciens expérimentés n'arrivent pas à détecter les patients à risque d'échec d'extubation et qui ont réellement présenté un échec d'extubation. La sensibilité retrouvée par les auteurs est d'environ 30 %, quel que soit la formation du soignant et la spécificité est bien meilleure avec plutôt 90 %. Hors l'échec d'extubation est porteur de complications plus graves qu'un retard d'extubation, rendant ainsi cette population « critique » de « patients à risque d'échec d'extubation » qu'il faut savoir repérer.

Ainsi, d'innombrables facteurs existent dont l'influence sur le sevrage de la ventilation est variable selon les patients et évaluer leur impact conjoint chez chaque patient nécessite une expertise du clinicien ainsi qu'une vision holistique des divers facteurs.

Néanmoins, malgré une expérience clinique importante, cette population est difficilement identifiable par les cliniciens.

Informatisation des réanimation et intelligence artificielle

L'évolution vers l'informatisation des systèmes de recueils de données hospitaliers, des logiciels de réanimation, qui compile une quantité de données considérables, des constantes des patients aux prescriptions médicamenteuses, en passant par les paramètres ventilatoires, avec une précision surpassant le recueil humain constitue une formidable base de données exploitables par des algorithmes fondés sur l'apprentissage statistique, qui permettent l'analyse de données massives et peuvent aider le clinicien à prendre des décisions en temps réel.

L'apprentissage automatique, ou machine learning, est une branche de l'intelligence artificielle qui vise à permettre aux machines d'apprendre à partir de données en utilisant des modèles mathématiques. Concrètement, il s'agit d'extraire des informations pertinentes d'un ensemble de données d'entraînement qui vont déterminer les paramètres du modèle qui offriront les meilleures performances pour accomplir la tâche assignée. Une fois l'apprentissage terminé, le modèle peut ensuite être déployé en sur des données inconnues.

Contrairement aux méthodes traditionnelles basées sur des règles prédéfinies ou des critères statistiques simples, le machine learning permet d'exploiter de grandes quantités de données complexes pour identifier des schémas cachés, des relations non évidentes et des tendances que les cliniciens ou les méthodes conventionnelles sont incapable d'analyser.

Le machine learning surpasse également les méthodes statistiques classiques en raison de sa capacité à traiter les données non linéaires et multidimensionnelles, permettant ainsi des prédictions plus précises et rapides. Cela améliore non seulement la précision diagnostique, mais peut aussi réduire les erreurs médicales et optimiser la gestion des ressources dans les soins de santé.

Bien que les bases théoriques remontent à la seconde moitié du XXème siècle, l'avènement majeur de l'intelligence artificielle est récent en raison de la nécessité de grandes quantités de données et de grandes puissances de calculs qui sont devenus accessibles aux cours des vingt dernières années.

Prémices de l'utilisation des algorithmes et de l'intelligence artificielle en médecine

Les premières approches du sevrage ventilatoire s'appuyaient sur des méthodes statistiques simples pour identifier des tendances et des paramètres clés, tels que la fréquence respiratoire, la pression artérielle et l'oxygénation. Ces méthodes statistiques permettaient d'établir des seuils et des scores prédictifs pour guider les cliniciens dans le processus de sevrage. Cependant, ces approches étaient souvent limitées par leur rigidité et leur incapacité à intégrer la complexité et la variabilité des réponses individuelles des patients.

Avec le développement de l'intelligence artificielle (IA) et de l'apprentissage automatique, l'approche du sevrage ventilatoire a évolué vers une analyse plus sophistiquée des données.

L'utilisation d'algorithmes pour l'aide à la décision médicale est apparue tôt dans la généralisation de l'utilisation de l'informatique, avec dès les années 1970, le développement de MYCIN à l'université de Stanford. MYCIN opérait selon un système de « backward chaining » ou chaînage arrière pour permettre d'identifier une bactérie causante d'une méningite ou bactériémie et ainsi recommander une antibiothérapie adaptée au poids du patient, à travers une série de questions type oui/non avec un taux d'acceptabilité du traitement semblables à un comité d'expert. (49)

Dès 2018, Komorowski utilise ainsi un algorithme SARSA (State-Action-Reward-State-Action) dans le cadre du sepsis pour optimiser le remplissage vasculaire et l'utilisation de vasopresseurs en utilisant une base de données de plus de 17 000 patients (base de données disponible en accès libre - MIMIC-III Clinical Database v1.4 (physionet.org)), la mortalité est inférieure dans le groupe où les décisions de cliniciens coïncident avec les décisions de leur algorithme « AI Clinician » (50).

L'avancée majeure que permet ces « aides à la décision » est de proposer une prise en charge individuelle et optimisée aux données renseignées.

Création et entraînement d'un algorithme d'IA

L'entraînement d'un algorithme de « deep learning » sur une base de données suit plusieurs étapes :

- Recueil des données
- Formatage et nettoyage
- Entraînement du modèle
- Validation

La qualité de la base de données détermine l'entraînement de l'algorithme, une base de données avec des données complètes et une qualité de recueil régulière permet d'entraîner un algorithme plus fiable.

- Le filtrage de la base de données car la quantité de données générées rend impossible le contrôle humain individuel des valeurs erronées et impose une méthode de gestion des valeurs manquantes et d'élimination des valeurs aberrantes.
 - Une gestion des valeurs manquantes est primordiale avec des méthodes variées :
 - Retrait ou suppression des données manquantes
 - Imputation soit par
 - Interpolation des données manquantes : consiste à compléter la donnée manquante en regardant la valeur précédente et/ou la valeur suivante
 - Moyenne ou Mode : souvent la médiane, car la moyenne qui est très sensible aux valeurs aberrantes.
 - Régression avec une variable corrélée
 - Méthode Hot Deck : choix d'une valeur au hasard dans le même jeu de données
 - Correction des valeurs aberrantes ou des valeurs erronées dans les données
- Section aléatoire des données : Séparation en ensembles d'entraînement, de validation et de test.

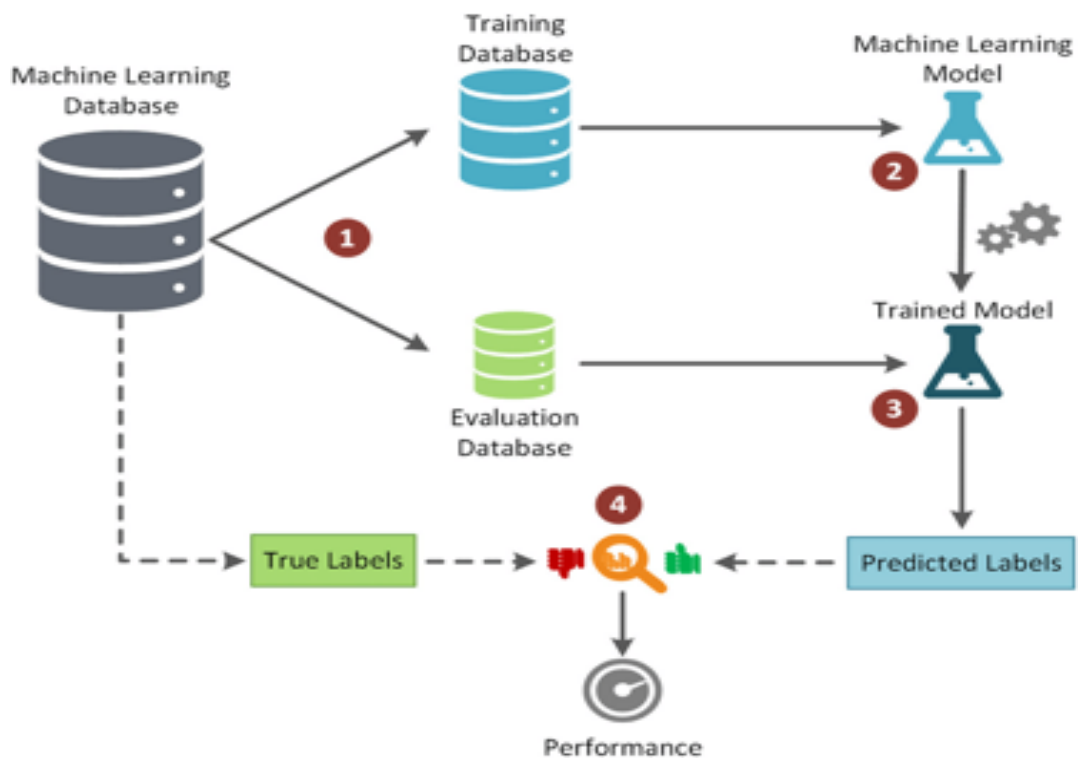


Figure 2 : Illustration de la phase d'apprentissage et de test des données

- Phase d'apprentissage : une majorité de la base de données est utilisée pour entraîner l'algorithme.
- Phase de **test** : l'algorithme est testé sur une partie de la base de données où le résultat est connu mais laquelle il n'a jamais été entraîné.

Pour une validation encore plus robuste, des techniques telles que la **validation croisée** peut également être utilisées, où les données sont subdivisées en plusieurs blocs pour tester le modèle plusieurs fois avec différentes combinaisons d'ensembles de test et d'apprentissage.

Le résultat obtenu est la performance de l'algorithme sur la base de données et donc théoriquement sur la population dont elle est représentative (51).

Les principaux modèles d'apprentissage que nous allons tester sont des modèles appartenant à deux familles : les réseaux de neurones et les arbres décisionnel, ces deux méthodes peuvent être associées.

Les arbres

Les arbres de décision sont un modèle simple et puissant en apprentissage automatisé, utilisé pour prendre des décisions ou faire des prédictions.

Structure de l'Arbre

Un arbre de décision ressemble à un diagramme de flux. Il se compose de :

- **Nœuds** : Chaque nœud représente une question ou un test sur une caractéristique des données (par exemple, "L'âge est-il supérieur à 30 ans ?").
- **Branches** : Chaque branche montre le résultat possible d'une question (par exemple, "Oui" ou "Non") et conduit à un autre nœud ou à une feuille.
- **Feuilles** : Les feuilles sont les décisions finales ou les prédictions faites par l'arbre (par exemple, "Approuver le prêt" ou "Refuser le prêt").

Principe de Fonctionnement

1. Pose de Questions Successives :

- L'arbre commence par poser une question sur les données. Par exemple, si on cherche à prédire si un patient présente une défaillance rénale la première question pourrait être "Quelle est la diurèse recueillie sur les quatre dernières heures ?".

2. Division des Données :

- En fonction de la réponse à la question (oui ou non), les données sont divisées en sous-groupes. Chaque sous-groupe passe ensuite par d'autres questions, spécifiées par les nœuds suivants.

3. Répétition du Processus :

- Ce processus de questionnement et de division continue jusqu'à ce que les données soient suffisamment bien classées ou qu'aucune autre question pertinente ne puisse être posée.

4. Décision Finale :

- Quand on arrive à une feuille (la fin d'une branche), l'arbre a pris une décision ou fait une prédiction basée sur les réponses aux questions posées. Par exemple, après avoir posé plusieurs questions, l'arbre peut décider de "Oui, le

patient présente une insuffisance rénale" ou "Non, le patient ne présente pas d'insuffisance rénale".

Entraînement d'un Arbre

Pour construire l'arbre, l'algorithme analyse les données d'entraînement et choisit les questions qui divisent le mieux les données pour les rendre aussi simples et précises que possible. L'objectif est de trouver les questions qui permettent de classer les données de manière à faire le moins d'erreurs possible.

Les réseaux de neurones

Un réseau de neurones artificiels est un modèle mathématique inspiré par le fonctionnement des neurones biologiques. Il est conçu pour identifier des motifs complexes dans les données et peut être utilisé pour des tâches comme la classification, la régression, la reconnaissance d'images, et bien d'autres.

Structure de Base

Un réseau de neurones se compose de plusieurs couches de neurones (ou unités). Les principaux composants sont :

- **Neurones (nœuds ou unités)** : Les neurones sont les éléments de base du réseau. Chaque neurone reçoit des entrées, effectue un calcul sur ces entrées, et produit une sortie.
- **Couches** :
 - **Couche d'entrée** : La première couche du réseau, qui reçoit directement les données brutes (par exemple, les pixels d'une image).
 - **Couches cachées** : Les couches situées entre l'entrée et la sortie. Elles sont appelées "cachées" parce qu'elles ne sont pas directement visibles par l'utilisateur. Ces couches permettent au réseau de capturer des motifs complexes dans les données.
 - **Couche de sortie** : La dernière couche qui produit la prédiction finale du réseau (par exemple, la gradation d'une insuffisance rénale).

Fonctionnement des Neurones

Chaque neurone dans une couche donnée reçoit une ou plusieurs entrées (provenant des neurones de la couche précédente) et produit une sortie, suivant les étapes suivantes :

- **Entrée pondérée** : Chaque entrée est multipliée par un poids. Ces poids sont des valeurs ajustables qui déterminent l'importance de chaque entrée pour ce neurone.
- **Somme pondérée** : Le neurone additionne toutes les entrées pondérées pour produire une somme.
- **Fonction d'activation** : Cette somme est ensuite passée à travers une fonction d'activation, qui introduit de la non-linéarité dans le modèle. Les fonctions d'activation courantes sont :
 - **Sigmoïde** : Transforme la somme en une valeur comprise entre 0 et 1.
 - **ReLU (Rectified Linear Unit)** : Remplace les valeurs négatives par zéro, ce qui permet d'accélérer l'apprentissage et de mieux gérer les grands réseaux.
 - **Tanh** : Transforme la somme en une valeur comprise entre -1 et 1.

Propagation Avant (Forward Propagation)

Le processus par lequel les données sont passées à travers le réseau, des entrées jusqu'à la sortie, est appelé propagation avant.

1. **Entrée** : Les données d'entrée sont envoyées à la couche d'entrée.
2. **Propagation** : Les données sont transformées par chaque couche cachée successivement, en utilisant les neurones et les fonctions d'activation.
3. **Sortie** : Le résultat final de la dernière couche cachée est envoyé à la couche de sortie, qui produit la prédiction finale.

Erreur et Fonction de Coût

Une fois la prédiction produite, elle est comparée à la vérité terrain (la valeur réelle ou étiquette) pour calculer l'erreur du modèle. Cette erreur est mesurée à l'aide d'une fonction de coût (ou fonction de perte).

Rétropropagation (Backpropagation)

Pour améliorer les performances du réseau, les poids des connexions entre neurones doivent être ajustés. Cela se fait via la rétropropagation, un processus d'optimisation qui fonctionne en deux étapes :

- 1. Calcul du gradient** : En utilisant la dérivée de la fonction de coût par rapport aux poids, on calcule comment chaque poids doit être ajusté pour réduire l'erreur.
- 2. Mise à jour des poids** : Les poids sont ajustés dans le sens opposé du gradient (c'est-à-dire dans la direction qui réduit l'erreur). Ce processus est souvent géré par des algorithmes comme la descente de gradient.

Deep Neural Networks

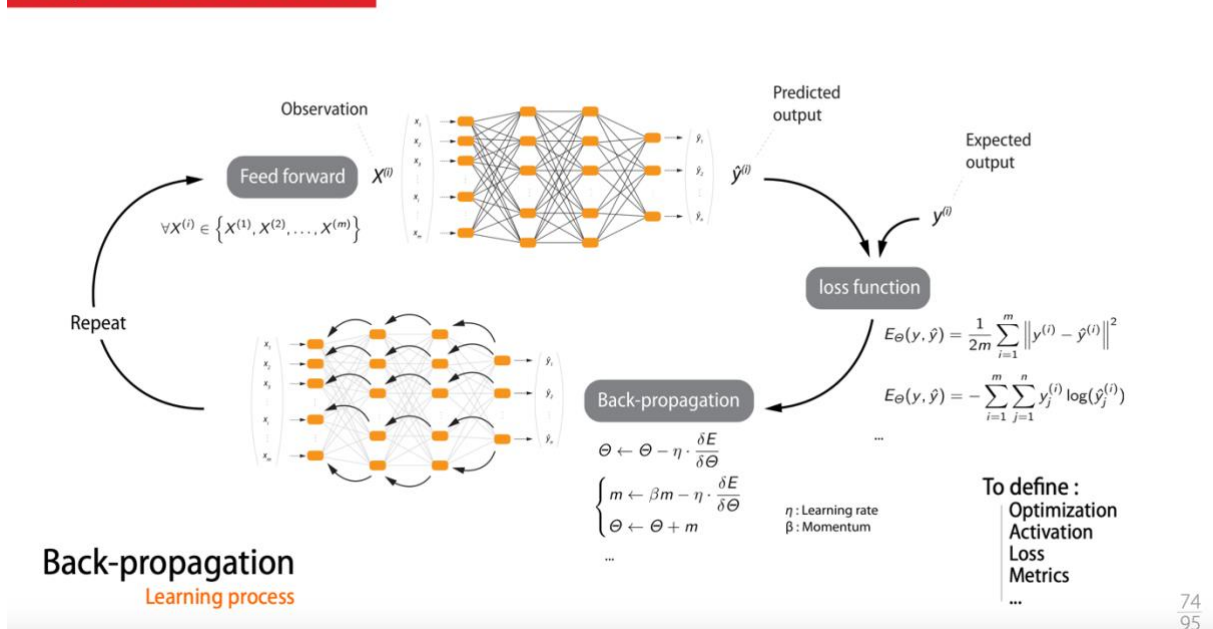


Figure 3 : Backpropagation d'un réseau de neurones

Entraînement

Le réseau de neurones est entraîné en passant plusieurs fois un ensemble de données à travers le réseau, en ajustant les poids à chaque étape pour minimiser l'erreur. Ce processus est répété sur plusieurs itérations (appelées époques) jusqu'à ce que le réseau atteigne un niveau de performance satisfaisant.

Un réseau de neurones fonctionne en apprenant à ajuster les poids des connexions entre neurones pour minimiser l'erreur entre les prédictions du réseau et les valeurs réelles, en utilisant des méthodes comme la propagation avant et la rétropropagation.

Ces deux principales méthodes de construction d'algorithme d'apprentissage sont associées à une pondération des données en amont, car dans nos modèles de prédictions des échecs d'extubation, le taux d'échec est plus faible que le taux de réussite ce qui crée un déséquilibre. De plus la prédiction de l'échec est plus importante que la prédiction de la réussite. Il est donc nécessaire de donner plus de poids aux échecs.

Un des écueils fréquents du « machine learning » est le surapprentissage (ou overfitting) où un modèle apprend non seulement les tendances générales des données d'entraînement, mais aussi les détails et le bruit. En d'autres termes, le modèle devient trop complexe, au point où il commence à capturer des fluctuations aléatoires dans les données d'entraînement, plutôt que les relations sous-jacentes qui généralisent bien sur de nouvelles données.

Inversement, l'underfitting (ou sous-apprentissage) se produit lorsqu'un modèle d'apprentissage est trop simple pour capturer les relations sous-jacentes dans les données d'entraînement. En conséquence, le modèle n'apprend pas correctement et échoue à généraliser, non seulement sur les nouvelles données, mais aussi sur les données d'entraînement.

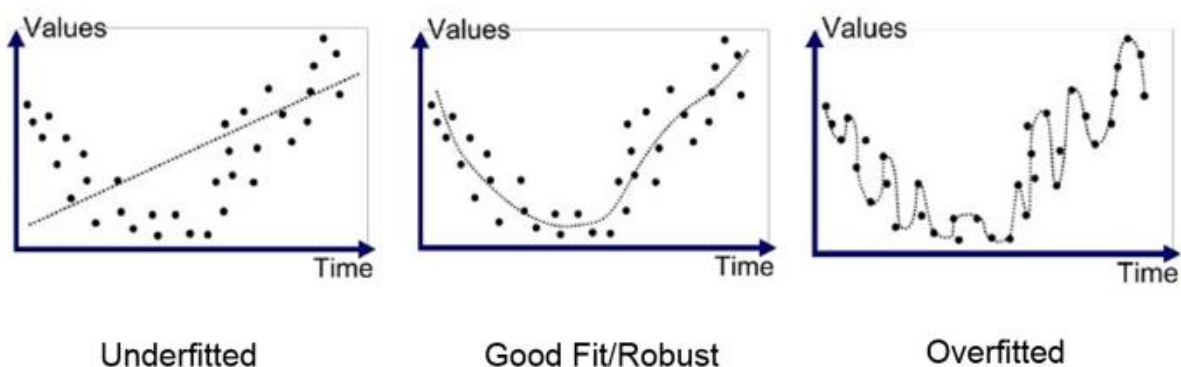


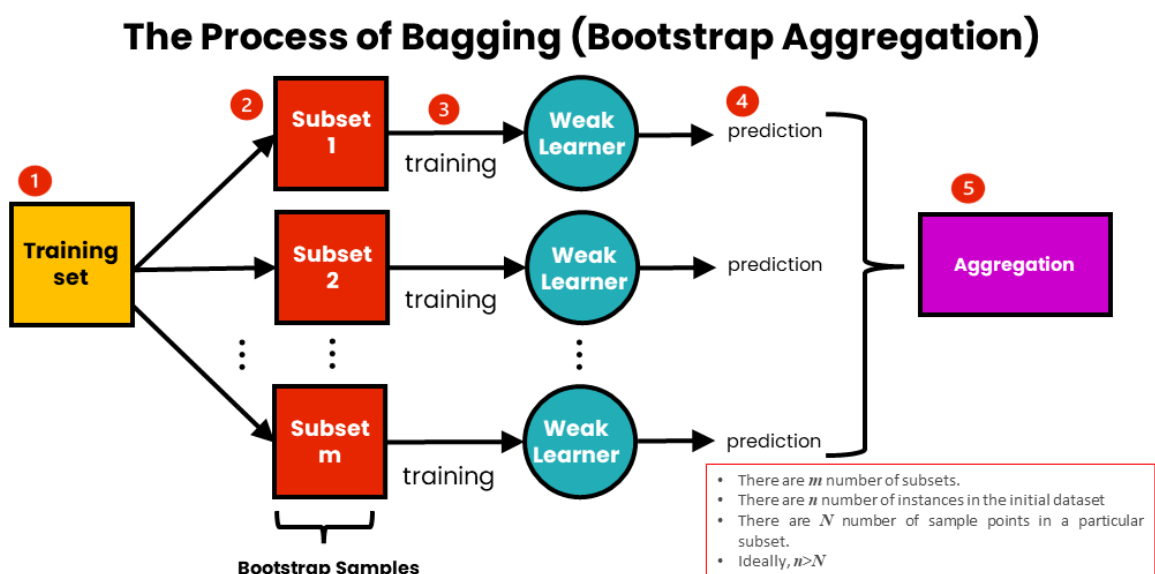
Figure 4 : Underfitting et Overfitting

On dénombre une grande variété d'algorithmes de deep learning ou modèle d'apprentissage à partir d'une base de données, dont les « modèles d'ensemble » ou « ensemble models » qui combinent plusieurs modèles individuels ou apprenant faibles pour obtenir des meilleures performances meilleures qu'un seul modèle. Cela permet de réduire le risque de surapprentissage et donc améliorer la généralisation.

De nombreux modèles sont ainsi décrits dont :

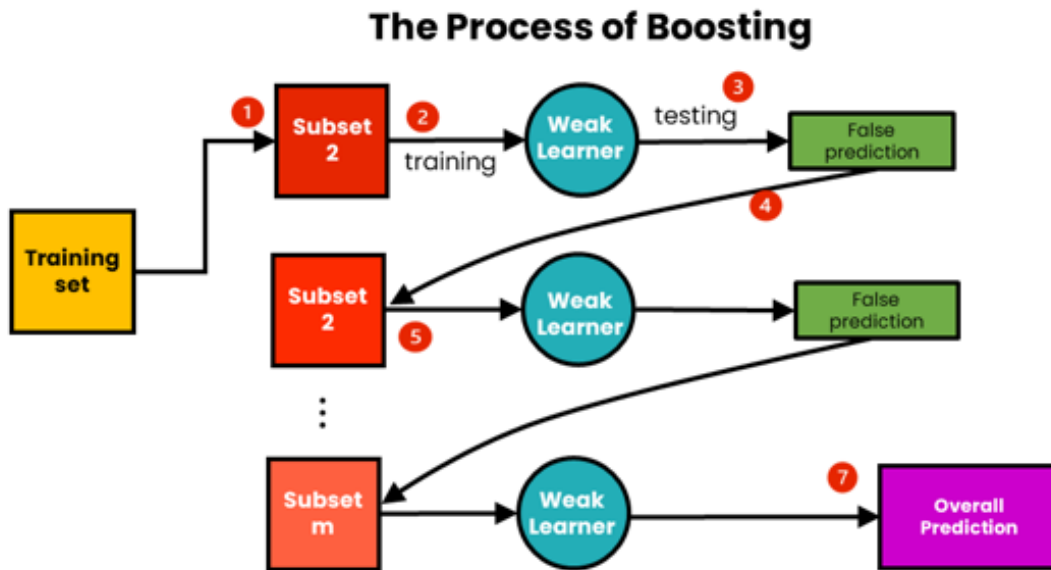
- Le bagging ou “bootstrap aggregating” est un modèle d'ensemble qui entraîne chaque apprenant faible en parallèle de manière indépendante ou en concurrence. On tire au sort un nombre d'échantillons n de la base de données, représentatifs de la vraie distribution de la base, et on entraîne l'algorithme « weak learners » de façon séparée sur chacun de ces échantillons (3). L'assemblage de chacun de ces algorithmes ayant de faibles performances individuelles en un algorithme dit fort « strong learner ».

L'apprenant faible le plus couramment utilisé pour décrire ce modèle est l'arbre de décision.



- Le boosting est un modèle d'ensemble qui combine plusieurs apprenant faibles pour créer un modèle fort, en corrigeant les erreurs de l'apprenant faible par une pondération. Lors de l'initialisation, un apprenant faible est entraîné puis à chaque itération le nouveau modèle est entraîné en accordant une pondération aux données mal classées précédentes (4,5). Ainsi

chaque modèle est pondéré selon sa performance et ces modèles faibles sont combinés pour une somme pondérée pour la prédiction définitive (7).



L'objectif final de ce travail est d'aider le clinicien à améliorer la stratégie de sevrage de la ventilation mécanique pour diminuer la durée de ventilation mécanique tout en réduisant l'échec d'extubation chez les patients de réanimation en développant un agent d'apprentissage par renforcement / un modèle de deep learning pour optimiser le délai pour l'extubation chez les patients de soins intensifs sous ventilation mécanique.

Méthodologie

Critères d'inclusion

Tous les patients âgés de plus de 18 ans admis en réanimation à l'Hôpital des instructions de Sainte Anne à Toulon entre le 01/01/2013 et le 01/01/2024 ayant nécessité une intubation orotrachéale avant ou après son admission en réanimation et ayant bénéficié de plus de 24h de ventilation mécanique invasive en réanimation.

Critères de non-inclusion

Nous n'avons pas inclus les patients qui étaient opposés à l'utilisation de leurs données dans le cadre de la recherche, les personnes mineures, les femmes enceintes ainsi que les patients ayant nécessité une durée de ventilation mécanique invasive inférieure à 24 heures.

Critère de jugement principal

Un échec d'extubation est considéré comme une extubation volontaire suivie d'une ré-intubation dans les 48h après la première tentative d'extubation d'un patient en réanimation.

Les données collectées en amont de l'extubation et présentes sur la base de données de la réanimation sont analysées afin d'établir un modèle prédictif d'échec d'extubation.

Données recueillies

Les données collectées sont issues de la base de données du logiciel métier du service de réanimation l'HIA Sainte-Anne (Centricity Critical Care ®, GE) qui sont stockées sur le serveur d'archive Sybase ASE (SAP) de l'HIA Sainte Anne.

Les données recueillies sont des :

- *Données démographiques* : âge, sexe, durée de séjour en réanimation. Année d'admission.
- *Données issues du monitoring* : la pression artérielle systolique (PAS), la pression artérielle moyenne (PAM), la pression artérielle diastolique (PAD), la pression veineuse centrale (PVC), la pression intracrânienne (PIC), la fréquence cardiaque (FC), la saturation tissulaire en oxygène (SpO2), la fréquence respiratoire (FR).

- *Données issues des ventilateurs* : la pression expiratoire positive (PEP), la pression de crête (Ppic), la pression de plateau (Pplat), PR, la fraction inspiratoire en oxygène (FiO2)
- *Données issues des machines d'épuration extra rénale* : le débit sang, le volume de pré dilution, le volume de post dilution, le débit d'ultrafiltration.
- *Données issues des surveillances infirmières* : Insertions (intubation, cathéter artériel et centraux, SAD, SNG), sécrétion trachéale, abondance et aspect, fréquences des aspirations, examen neurologique détaillé : score de Glasgow et motricité des membres, score de sédation.
- *Données issues des surveillances médicales* : Évènements marquants, observations.
- *Données issues des prescriptions médicales et médicaments en cours d'administration* : Médicaments, dose et fréquences d'administration.
- *Données issues des analyses gazométriques* : la pression partielle d'oxygène (PaO2), la pression partielle de dioxyde de carbone (PaCO2), le potentiel hydrogène (pH), les bicarbonate (HCO3-), les lactates.
- *Données issues des analyses de laboratoire* : NFS, ionogramme, CRP, PCT

Aspect Éthique

C'est une étude rétrospective sur données de santé acquises au cours des soins, considérée hors RIPH.

Elle a été approuvée par le C2E de la DFRI et traitement des données déclarée MR004 auprès de la CNIL. L'information a été réalisée par courrier électronique pour les patients vivants et pour les personnes de confiance des patients décédés ayants des données utilisées par cette recherche. De plus, des informations concernant l'utilisation des données des patients sont incluses dans le livret d'accueil de la réanimation et la salle d'attente de la réanimation. Une anonymisation des patients a été réalisée lors de l'extraction des données pour créer le jeu de données de travail.

Extraction et traitement des données

Logiciels utilisés

Le logiciel R (CRAN) version 4.1.1 a été utilisé avec utilisation des package odbc pour la connectivité à la base de données ASE (Sybase) du logiciel métier Centricity Critical Care

(GE). L'utilisation du package **tidyverse** pour le tri et l'organisation des données, et l'utilisation de package **CompareGroups** pour les analyses statistiques univariées. Nous avons utilisé le du package **caret** (détail : <http://topepo.github.io/caret/>) pour le test et la création de modèle de d'apprentissage profond.

Extraction des données

L'extraction des données de la base de données du logiciel métier est réalisé via une requête SQL après exclusion des données des patients opposés à l'utilisation de leurs données.

Cette extraction a été réalisée en deux temps :

- Une première requête permettant d'identifier le premier échec d'extubation d'un patient (c'est-à-dire une ré-intubation dans les 48 heures suivant une extubation) et de l'horodater.
- Une seconde requête permettant de recueillir toutes les variables monitorées recueillies sur la base de données dans les 24 heures précédent cet échec d'extubation.

Les données sont traitées sur les ordinateurs de l'HIA Sainte Anne pour pouvoir être exploitée par un algorithme selon plusieurs paramètres : transformation données booléenne pour les variables qualitatives, transformation avec des paramètres statistiques simple pour les variables quantitatives (minimum, maximum, médiane, temps passé au-dessus d'un certain seuil)

Traitement statistique des données

Les variables jugées importantes ont été sélectionnées par 3 « experts » indépendants afin de limiter le nombre de variables présentes dans le modèle après création d'un listing de toutes les variables disponibles, puis elles ont bénéficié d'un traitement préalable afin d'éliminer les données aberrantes. Une analyse des données manquantes est effectuée à l'issue de ce processus. La base de données est séparée en une cohorte d'entraînement à 80 % des données et une cohorte d'essai en 20 % des données restantes, au hasard.

Les données manquantes seront imputées par une méthode (k-nearest neighbors) après analyse.

Le seuil de signification statistique était défini à 0,05.

Le but de ce travail étant de prédire les échecs d'extubation, nous avons pondérées les données afin que les données associées aux échecs aient un poids égal à la fréquence des échecs divisé par la fréquence des réussites d'extubation aux patients ayant eu un échec.

Les différents modèles acceptant pondération seront testés :

Adjacent Categories Probability Model for Ordinal Data

Bagged CART

Bagged Flexible Discriminant Analysis

Bagged MARS

Bagged MARS using gCV Pruning

Bayesian Generalized Linear Model

Boosted Generalized Additive Model

Boosted Generalized Linear Model

Boosted Tree

C5.0

CART or Ordinal Responses

CHI-squared Automated Interaction Detection

Conditional Inference Random Forest

Conditional Inference Tree

Continuation Ratio Model for Ordinal Data

Cumulative Probability Model for Ordinal Data

DeepBoost

eXtreme Gradient Boosting

Flexible Discriminant Analysis

Generalized Linear Model

Generalized Linear Model with Stepwise Feature Selection

Model Averaged Neural Network

Multivariate Adaptive Regression Spline

Negative Binomial Generalized Linear Model

Neural Network

Penalized Discriminant Analysis

Random Forest

Stochastic Gradient Boosting

Tree Models from Genetic Algorithms

Après avoir testé différents algorithmes de machine learning sur la cohorte test, le choix du meilleur algorithme doit être basé sur une analyse des performances et d'autres critères. Les modèles sont évalués sur la cohorte de test afin de tester leur capacité de discrimination. Une courbe ROC avec AUC est réalisée.

Résultats

Notre base de données contient 13 140 patients couvrant la période d'inclusion. Ces patients proviennent à la fois des services de réanimation et des unités de soins continus (USC). Parmi ces 13 140 patients, seuls 7 129 patients ont été admis en réanimation et de ces patients admis en réanimation, 5 619 ont bénéficié d'une extubation après 24 heures de ventilation mécanique (hors extubation terminale réalisé dans le cadre d'une fin de vie).

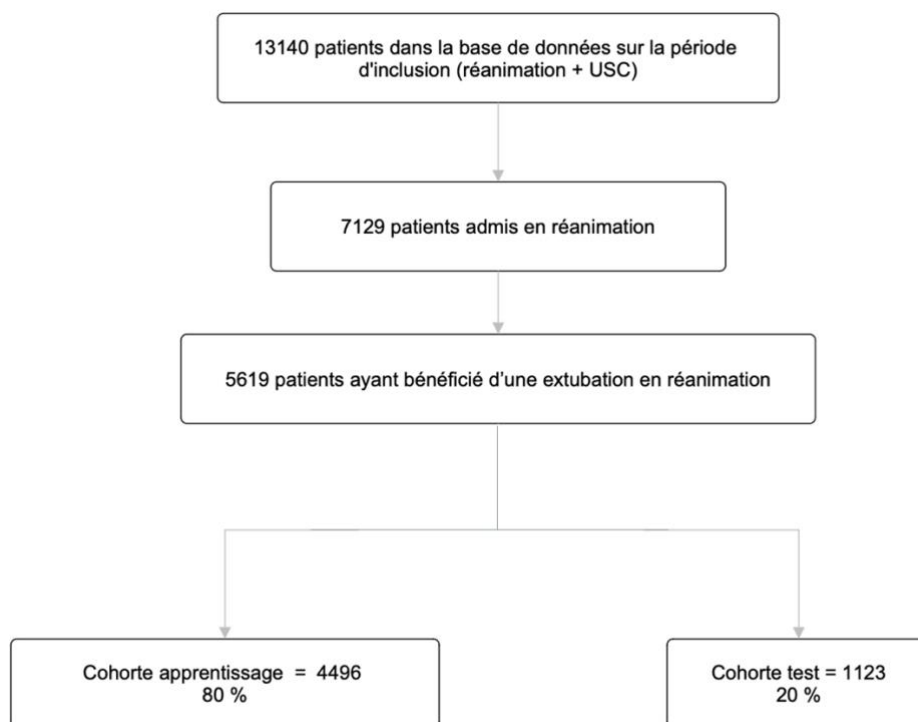


Figure 5 : Flowchart de la répartition des données des patients

Ces 5 619 patients sont ensuite répartis en deux cohortes, au hasard : une cohorte d'apprentissage qui contient 4 496 patients, soit 80 % des patients et une cohorte test qui comprend 1 123 patients, soit 20 % des patients.

Population de HIA SA

Notre base de données contenait 5 619 patients, sur une période étendue entre 2013 à 2024 en considérant la première tentative d'extubation. L'âge médian des patients était de 60 ans, et 3 496 patients (soit 65 %) était des sujets masculins. L'IGS II médian était de 56, avec un écart type de 17,9.

Dans notre travail, un total de 4 736 patients a été inclus dans le groupe "Réussite" et 644 dans le groupe "Échec". L'âge moyen des patients dans le groupe "réussite" était de 60,2 ans (écart-type : 18,6), tandis que dans le groupe "échec", l'âge moyen était légèrement plus élevé, à 61,4 ans (écart-type : 17,4) ; cependant, cette différence n'était pas statistiquement significative ($p = 0,099$).

Tableau 1 : Caractéristiques des patients

	<i>Réussite</i>	<i>Échec</i>	<i>p</i>
	<i>N=4736</i>	<i>N=644</i>	
<u>Age</u> *	60.2 (18.6)	61.4 (17.4)	0.099
<u>Sexe</u>			0.078
Féminin	1679 (35.5%)	205 (31.8%)	
Masculin	3057 (64.5%)	439 (68.2%)	
<u>Groupe de patients</u>			<0.001
Brûlés (BRULES)	276 (5.94%)	19 (2.96%)	
Etat de choc (CHOC)	999 (21.5%)	136 (21.2%)	
Détresse respiratoire (DRA)	867 (18.6%)	202 (31.5%)	
Neurolésés (NEURO)	1520 (32.7%)	172 (26.8%)	
Traumatisé sévère (POLYTRAUMA)	856 (18.4%)	103 (16.0%)	
Surveillance post-opératoire (POST-OP)	132 (2.84%)	10 (1.56%)	

* ans +/- écart type

Les sous-groupes de patients les plus représentés sont les groupes neurolésés, les patients admis pour détresse respiratoire aiguë, les patients admis en état de choc et les patients

traumatisés sévères avec des différences significatives observées. Dans le sous-groupe des patients en détresse respiratoire à l'admission, une proportion significativement plus élevée de patients a présenté un "échec" d'extubation (31,5 %, n = 202) par rapport au groupe "réussite" (18,6 %, n = 867).

Tableau 2 : Répartition des prédicteurs dans les groupes « réussite » et « échec »

	<i>Réussite</i>	<i>Échec</i>	<i>p</i>
	<i>N=4736</i>	<i>N=644</i>	
Durée totale de ventilation (h)	104,1 (324)	197.7 (419)	<0.001
IGS II	56.2 (18.1)	54.8 (15.5)	0.153
FR min (cycles/min)	11.8 (7.68)	14.4 (8.89)	<0.001
FR max (cycles/min)	34.0 (38.8)	35.2 (14.8)	0.158
FR moyenne (cycles/min)	20.0 (7.97)	21.9 (6.45)	<0.001
FIO2 moyenne (%)	45.8 (14.8)	47.7 (16.5)	0.018
VT moyen (ml)	462 (1247)	467 (181)	0.834
VM moyen (L)	9.43 (21.1)	12.8 (62.8)	0.277
PEP moyenne (mmHg)	8.14 (2.91)	8.15 (2.51)	0.898
SpO2 moyenne (%)	97.0 (5.18)	96.8 (4.17)	0.450
SpO2 > 95 % (%)	16.9 (28.2)	22.6 (33.6)	<0.001
ECO2 moyenne (mmHg)	37.4 (32.0)	37.2 (6.64)	0.772
ECO2 max (mmHg)	53.5 (103)	50.6 (15.7)	0.354
PAS maximum (mmHg)	222 (1898)	736 (8258)	0.171
PAS minimum (mmHg)	76.7 (33.8)	92.2 (30.9)	<0.001
PAS moyenne (mmHg)	125 (21.7)	132 (22.6)	<0.001
PAS > 180 mmHg (%)	2.88 (8.88)	3.84 (12.2)	0.095
PAS < 90 mmHg (%)	9.15 (18.6)	4.48 (13.5)	<0.001
PAD max (mmHg)	111 (48.0)	110 (51.2)	0.849
PAD min (mmHg)	40.4 (18.5)	47.4 (15.3)	<0.001
PAD moyenne (mmHg)	63.4 (11.9)	65.3 (11.1)	0.001

PAD > 100 mmHg (%)	1.94 (6.84)	1.70 (6.70)	0.456
PAD < 50 mmHg (%)	15.2 (24.5)	10.4 (21.6)	<0.001
PAM max (mmHg)	196 (226)	203 (388)	0.708
PAM min (mmHg)	44.5 (29.6)	56.8 (30.9)	<0.001
PAM moyenne (mmHg)	84.7 (15.7)	89.5 (18.7)	<0.001
PAM > 120 mmHg (%)	0.42 (2.33)	0.29 (1.22)	0.054
PAM < 65 mmHg (%)	56.8 (33.8)	52.7 (35.2)	0.015
FC > 120 bpm (%)	10.2 (23.6)	13.5 (28.9)	0.007
FC < 50 bpm (%)	2.12 (9.69)	0.83 (5.30)	<0.001
PVC moyenne (mmHg)	19.5 (27.9)	19.3 (32.6)	0.885
PVC2 moyenne (mmHg)	1.51 (5.32)	1.43 (4.97)	0.728
Température minimale (°C)	35.7 (2.62)	36.1 (2.36)	<0.001
Température > 38.5°C (%)	3.59 (14.4)	5.65 (19.4)	0.016
GCSV (échelle)	1.75 (1.58)	2.20 (1.87)	<0.001
GCSM (échelle)	3.30 (2.22)	4.10 (2.10)	<0.001
GCSY (échelle)	2.09 (1.32)	2.55 (1.34)	<0.001
Score de Ramsay minimum	3.93 (1.88)	3.43 (1.87)	0.195
Score de Ramsay maximum	4.85 (1.52)	4.79 (1.69)	0.849
Motricité MSD (échelle)	4.21 (3.06)	3.35 (2.58)	<0.001
Motricité MSG (échelle)	3.65 (2.32)	3.04 (2.12)	<0.001
Motricité MID (échelle)	3.74 (2.26)	3.27 (2.11)	0.004
Motricité MIG (échelle)	3.77 (2.27)	3.21 (2.14)	0.001

Les données entre parenthèses sont des écart-types si absence de précision contraire.

Dans les prédicteurs pronostics, la fréquence respiratoire minimale est statistiquement significative plus élevée dans le groupe échec avec 11 cycles /min dans le groupe réussite contre 14 cycles/min dans le groupe échec, ainsi que la fréquence respiratoire moyenne de 22 cycles/min dans le groupe « réussite » contre 20 cycles/min dans le groupe « échec ».

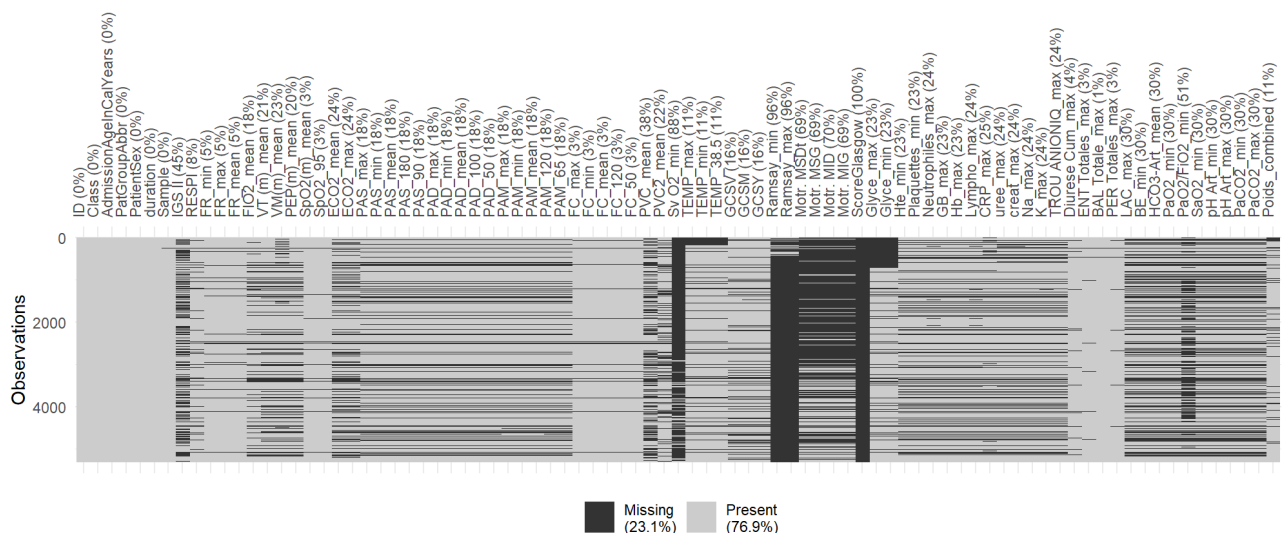
La durée de ventilation mécanique est statistiquement plus élevée dans le groupe des patients ayant un échec de sevrage de ventilation mécanique avec 190 heures en moyenne alors que le groupe de patients ayant réussi leur extubation ont une durée moyenne de 104 heures.

Parmi les autres prédicteurs notables avec une différence significative, on retrouve les différentes composantes du score de Glasgow oculaire, moteur et verbal, la pression artérielle et ses différentes composantes, et le score de force motrice des différents membres.

Données manquantes

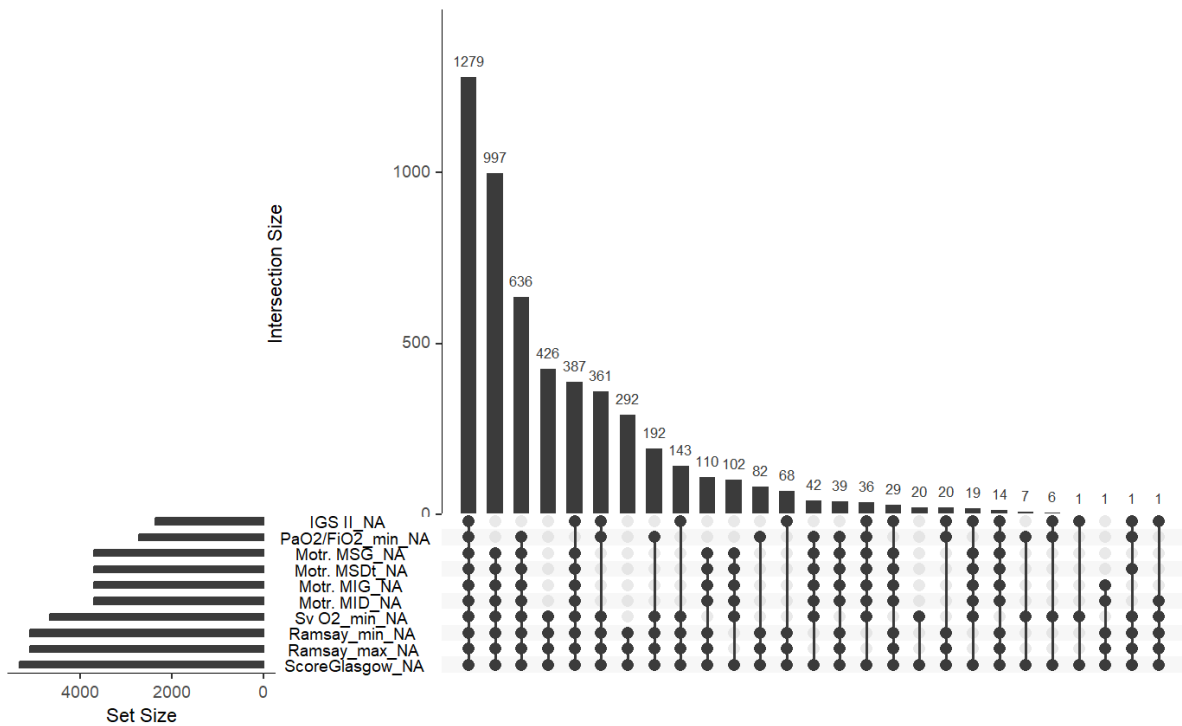
Les données manquantes (figure 6, annexe 1) concernent notamment des données dont le recueil est opérateur dépendant et non informatisé. Sur l'ensemble de nos données, 23,1% sont manquantes. Parmi les données manquantes, elles prédominent sur certaines variables comme le score de Glasgow total, la SVO2, le score de RAMSAY, le score IGS, les scores de motricités par membre, et le rapport PaO2 sur FiO2.

Figure 6 : Visualisation globale des données manquantes



Une analyse du lien entre les données manquantes (figure 7, annexe 2) a été réalisée, qui retrouve que les données manquantes sont faiblement liées entre elles, et donc manquantes de manière indépendantes des unes des autres.

Figure 7 : Visualisation du lien entre les données manquantes (diagramme UpSet)



Développement du modèle BLACKBOOST

L'algorithme BLACKBOOST entraîné à partir d'une cinquantaine de prédicteurs sélectionnés par les cliniciens sur les 503 disponibles sur la base de données. Celle-ci inclue entre autres les composantes du score de Glasgow, les paramètres ventilatoires, les paramètres hémodynamiques, les entrées et sorties hydriques des patients, et les données issues des bilans biologiques. Les données manquantes ont été imputées par une méthode knn.

Tableau des performances du modèle BLACKBOOST sur cohorte test			
		Réalité	
		Réussite	Échec
Prédiction	Réussite	656	55
	Échec	335	77

Dans notre cohorte de test, nous avons recensé 991 réussites d'extubation et 132 échecs d'extubation soit une prévalence d'échec d'extubation de 13,31 %.

Le modèle d'apprentissage BLACKBOOST que nous avons développé prédit, sur la cohorte test, comme « réussite » 656 réussites d'extubation sur 991 réussites soit une sensibilité de 66% et prédit comme « échec » 77 échecs d'extubation sur les 132 échecs, soit une spécificité de 58 %. L'aire sous la courbe du modèle (figure 8) est de 0,66.

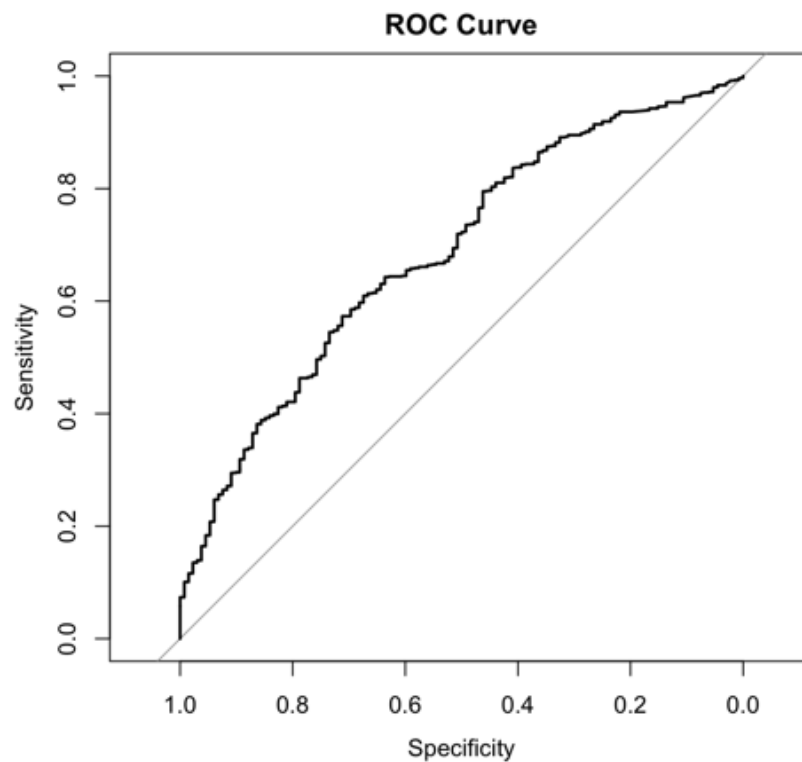


Figure 8 : Sensibilité et spécificité de l'algorithme BLACKBOOST (AUC 0,66300661)

Les prédicteurs les plus fortement associés à la réussite ou l'échec d'extubation parmi les modèles sont les pressions artérielles (la pression artérielle moyenne minimale, la pression artérielle systolique, la pression artérielle diastolique), les différentes composantes du score de Glasgow (oculaire verbal et moteur), la fréquence respiratoire moyenne, le groupe de patient et la diurèse cumulée maximale.

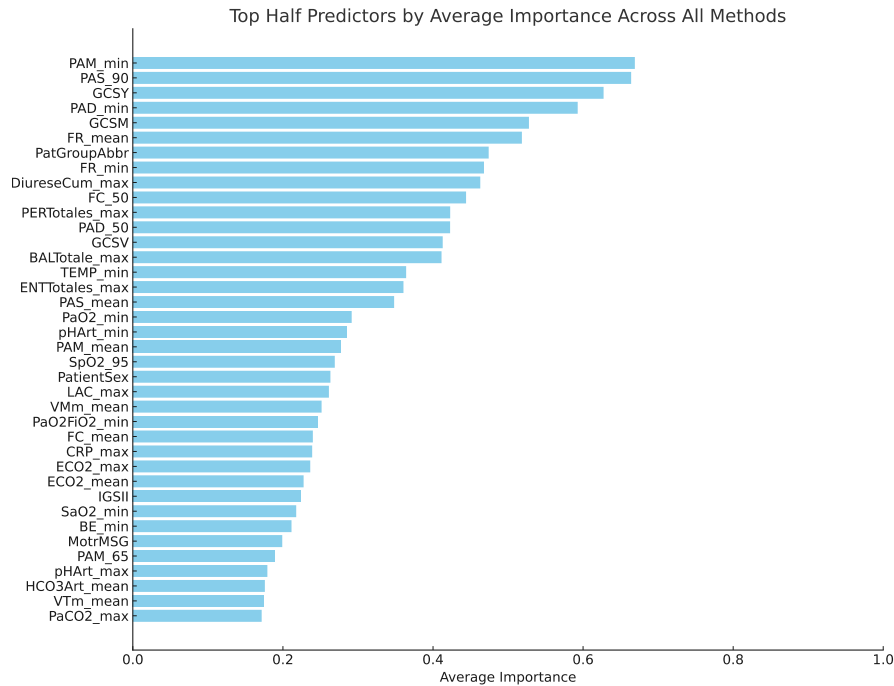


Figure 9 : Prédicteurs les plus importants parmi toutes les méthodes

Les prédicteurs les moins associés à la réussite, quel que soit le modèle utilisé, sont le score de sédation de Ramsay, la glycémie, le poids total, la créatininémie maximale et la fréquence cardiaque maximale.

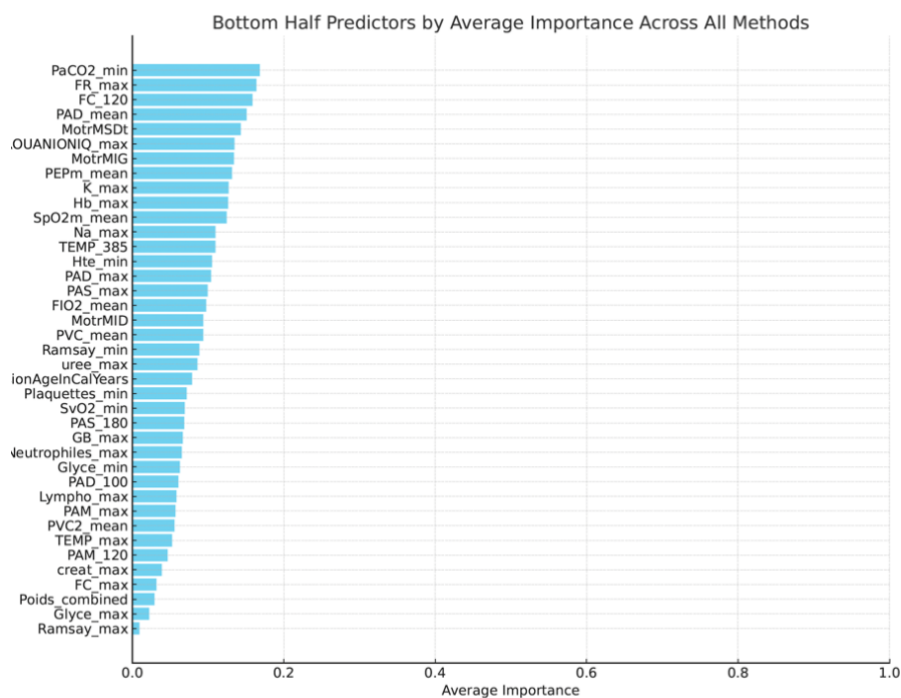


Figure 10 : Prédicteurs les moins importants parmi toutes les méthodes

Discussion

Les modèles d'apprentissages sont prometteurs pour permettre d'améliorer la cinétique de l'extubation en réanimation en permettant une approche globale grâce à un traitement d'un nombre de données variées important, en un temps faible, ce qu'un clinicien peut difficilement réaliser. L'application clinique au quotidien est possible et permettra de fournir une aide à la décision en permettant de dépister les patients à risque d'échec et ainsi, optimiser leur prise en charge avant tout sevrage de ventilation mécanique.

Ainsi, l'échec d'extubation est associé une morbi-mortalité non négligeable et s'accompagne également de la survenue de complications telles que le syndrome de détresse respiratoire aiguë, le sepsis, les pneumonies associées à la ventilation, un séjour prolongé en unité de soins intensifs, et une augmentation des coûts médicaux rendant intéressant le développement de tels modèles qui sont peu coûteux à mettre en place et utilisent des données cliniques déjà disponibles dans les bases de données des logiciels métiers. Ces algorithmes peuvent par ailleurs être auto-apprenants et améliorer leur performance au cours du temps en incluant de nouvelles données au fur et à mesure que la base de données est enrichie par le logiciel métier.

Or, un modèle d'apprentissage bien entraîné permet de supplanter la performance du clinicien, notamment pour des diagnostics. Graf démontre qu'un algorithme est meilleur dans le diagnostic de pathologies rhumatologiques que des cliniciens expérimentés dans la spécialité (52).

Dans notre travail plusieurs modèles « classiques » dit d'intelligence artificielle ont été testés dont des modèles basés sur de la régression logistique, des réseaux de neurones et des arbres diagnostiques. Le modèle de prédiction retenu, *BLACKBOOST*, est une méthode qui combine le boosting avec une technique appelée modèle additif. L'ajustement est réalisé sur une méthode d'optimisation sur le gradient plutôt que d'ajuster de manière brute comme les méthodes plus classiques.

La sensibilité du modèle *BLACKBOOST* obtenue sur notre cohorte de test est de 66 %. C'est une sensibilité acceptable pour une étude préliminaire, tandis que la sensibilité d'une évaluation de l'extubation par un clinicien est bien plus mauvaise, à environ 30 % (38).

Cependant la spécificité de notre modèle est plus médiocre, de 58 %, ce qui produit une quantité non négligeable de faux positifs, soit des patients qui ne présenteront pas d'échec d'extubation mais classés comme « échec ». Ce choix est lié à une pondération des échecs plus importante dans notre algorithme, car limiter l'échec d'extubation est cliniquement plus pertinent que retarder une extubation. La pondération du modèle a été réalisée en donnant plus de poids aux échecs d'extubation, altérant ainsi la spécificité de notre modèle. Ce choix a été fait car le but de développer un tel algorithme n'est pas de remplacer le clinicien dans sa prise de décision, mais en l'incluant au sein d'un tableau de bord synthétisant les données du patient à un moment donné, d'attirer le clinicien sur un potentiel problème.

Ce travail préliminaire qui est le commencement d'une série de travaux visant à améliorer les qualités de prédiction de l'algorithme a permis de mettre en évidence plusieurs axes d'améliorations nécessaires à la poursuite de ce travail et à son implémentation future dans le logiciel métier de réanimation comme outil d'aide à la décision du clinicien.

Parmi les prédicteurs les plus fortement associés à un échec d'extubation, on retrouve des paramètres classiquement décrits dans la littérature médicale comme facteurs d'échec d'extubation : des paramètres hémodynamiques avec la pression artérielle moyenne et ses déterminants, les composantes du score d'évaluation neurologique de Glasgow ainsi que la balance hydrique du patient représentée par la diurèse cumulée. Des paramètres hémodynamiques défavorables, une polypnée, une force motrice diminuée sont associés dans notre travail à l'échec du sevrage de ventilation mécanique. Cependant, les composantes du score de Glasgow sont statistiquement plus élevées dans notre groupe échec par rapport au groupe réussite. Cela pourrait être expliqué par la grande proportion de patients neurolésés dans notre cohorte, souvent porteurs de lésions axonales diffuses et dont la progression neurologique est lente, qui sont extubés avec des scores de Glasgow faible sans ré-intubation.

Le choix des prédicteurs détermine la performance de l'algorithme mais il est subordonné aux données disponibles et à la qualité de celles-ci. Ainsi des paramètres qui pourraient être pertinents tel que la mesure de l'épaisseur du muscle psoas en L3, la mesure de la course diaphragmatique, les données issues de manœuvres dynamiques tel que les pressions inspiratoires en occlusion, les pressions d'occlusion à 0.1 secondes ne sont pas présentes dans une base de données (48). Des prédicteurs très intéressants théoriquement peuvent être difficilement implémentés dans de tels algorithmes car la qualité de prédiction fournie par

modèle d'apprentissage ne doit pas se faire au dépend d'un recueil exhaustif chronophage par le clinicien. Plutôt, ils doivent s'inscrire dans la pratique clinique quotidienne, afin d'apporter une « vraie » aide à la décision qui ne demande pas un surcroît de travail de collecte de données qui peut paraître vain lors de sa réalisation.

Ainsi, la qualité de la base de données subordonne la fiabilité de l'algorithme obtenu, quel que soit le modèle de machine learning retenu. Les données erronées, aberrantes ou manquantes et leurs proportions ainsi que leur méthode de gestion pour y faire face déterminent ainsi la représentation véritable que la base de données est d'une population. Il existe toujours une partie des données manquantes, qu'il faut s'efforcer de réduire au minimum et leur méthode de gestion reste un axe de discussion, leur retrait est possible lorsque leur proportion est faible mais rend l'échantillon non représentatif si trop importante.

Le mécanisme expliquant l'absence de données permet de déterminer leur méthode de gestion, qui diffère si la donnée est manquante au hasard ou si celle-ci est difficile à obtenir (53). D'une part, on retrouve les données manquantes par hasard (missing at random - MAR ou missing completely at random - MCAR) ou dépendante d'une autre variable mais non liée à la donnée en elle-même, qui sont des données manquantes de manière purement aléatoire. L'absence de ces données ne provoque pas de biais dans les résultats. Il est possible d'ignorer ces données ou de les estimer par des techniques d'imputation sans craindre de biais significatif.

L'autre type de données manquantes sont les données manquantes de manière non aléatoire (Missing Not At Random - MNAR) dont la probabilité d'absence dépend des valeurs des données elles-mêmes ou de la variable manquante. Cela introduit un biais, et les techniques d'imputation classiques risquent de ne pas corriger ce biais. Il faut parfois des modèles plus sophistiqués ou des hypothèses supplémentaires pour traiter ces données.

La prise en compte du mécanisme de disparition des données est essentielle pour éviter de fausser les analyses et garantir la validité des résultats.

Dans notre travail, nous retrouvons une grande proportion de données manquantes, avec plus de 23% de données manquantes, qui sont liés à une difficulté d'homogénéisation des données sur une base dont la durée de recueil s'étend sur plus d'une décennie.

Une partie de ces données est renseignée manuellement et ont donc une fréquence moindre d'inscription dans la base de données (par 4 ou 6 heures) mais aussi qui ne sont

renseignées parfois que si estimées nécessaires par le personnel médical et paramédical.

Certains patients admis pour une surveillance spécifique – par exemple neurologique – peuvent par exemple bénéficier d'un moindre renseignement de certaines données – par exemple hémodynamiques – que ce soit un choix dans l'organisation des surveillances (allègement de la charge infirmière) ou un biais de celui qui collecte les données auprès du patient.

Une autre partie des données faiblement renseignées est expliquée par la modification du référencement par le logiciel de réanimation lors d'une modification de l'adressage de certaines données – par exemple, lors d'un changement de machines que ce soit en réanimation (ventilateurs, machine d'épuration extra-rénale, monitoring) ou à l'extérieur de la réanimation (automates de laboratoires) ou d'un changement de pratiques en dehors du service comme la manière de retranscrire la biologie (changement d'unité, changement de nom).

Par exemple, dans notre travail, le score de Glasgow total est une donnée manquante pour chaque patient alors que ses composantes individuelles sont renseignées pour plus de 80% des patients. Cela est lié à un problème de référencement lors de l'enregistrement des données.

Ces différentes modifications qui peuvent survenir régulièrement sur les données qui sont enregistrées sur une période de plus de dix ans sur une base de données, entraînant des problèmes d'identification qui parfois sont complexes et qui biaisent les analyses préliminaires. Ces problématiques une fois identifiées peuvent être corrigées au prix d'un travail fastidieux et de longue haleine. La partie la plus importante du travail futur sera de créer une base de données filtrée et homogène à partir des données identifiées comme étant mal adressées ou mal renseignées au cours du temps.

Un autre axe d'amélioration possible pour notre algorithme est l'intégration des données de pharmacie. Elles permettraient ainsi de rechercher une association entre la présence de certains traitements, notamment le délai d'arrêt entre la sédation du patient et l'extubation ou l'utilisation d'hypnotiques, sédatifs ou de morphiniques en post extubation, soit des traitements à retentissement neurologique ou respiratoire, pouvant expliquer partiellement un échec d'extubation. Ces données n'ont pas été incluses dans le modèle préliminaire en raison de la complexité de traitement qu'elles imposaient.

La temporalité des données est aussi une piste à optimiser, qui n'a pu être implémenté dans nos modèles préliminaires en raison de la complexité de réalisation. Le modèle d'apprentissage donne une prédiction à un instant précis avec des données instantanées avec un reflet limité de l'évolution sur plusieurs jours, qu'elle soit clinique ou biologique. Dans notre modèle, les données recueillies sont les données des 24 heures précédant l'extubation mais il serait intéressant d'étudier s'il est possible d'améliorer la performance en intégrant aux modèles des techniques permettant de considérer des évolutions sur des périodes données (long short-term memory (LSTM) models), notamment pour l'évolution des dosages sanguins biologiques, mesurées une fois par jour ou des balances hydriques sur une échelle temporelle plus longue.

La définition de l'échec d'extubation est une des limitations de notre travail. Ici, nous avons adopté une ré-intubation dans les 48h, définition qui n'est pas partagée dans toute la littérature et qui présente certaines limites dans le cadre de notre réanimation (nombreuses hémorragies méningées qui peuvent se redégrader sur des phénomènes neurologiques de type vasospasme imposant leur re-intubation, patients chirurgicaux pris en charge de façon itératives au bloc opératoire et mis sous ventilation mécanique à de multiples reprises sur le séjour rendant leur identification automatique difficile dans la base de donnée).

Dès 2017, l'application des réseaux de neurones dans le domaine médicale est introduite, notamment par Esteva et *Al* dans Nature qui l'utilise pour classer des lésions dermatologiques néoplasiques. Leur modèle, entraîné sur plus de 120 000 images, surpasse des dermatologistes entraînés. (54)

Dans le domaine du sevrage ventilatoire, de multiples études ayant entraîné des modèles différents sont décrits.

Une équipe Taiwanaise, Chen et *Al*, en 2022 entraîne un modèle pour prédire le sevrage ventilatoire des patients de réanimation cardiaque sur les données uniques du ventilateur. L'aire sous la courbe de leur modèle pour prédire le sevrage de ventilation mécanique dans les 24 heures est de 0,86 soit meilleure que notre modèle mais pour une population plus homogène de chirurgie cardiaque de patients sélectionnés, et un nombre limité de données recueillies (modèle simplifié à 7 prédicteurs) (55).

Une équipe Chinoise, Liu et *Al.*, a développé en 2022, un modèle d'apprentissage, et l'a implémenté dans leur unité de soins intensifs pour une utilisation en vie réelle. Une évaluation par questionnaire des utilisateurs à 2 ans d'utilisation retrouve une utilisation décrite comme

facile et un intérêt pour les soignants. L'analyse des données retrouve une durée de ventilation mécanique diminuée de 21 heures avec utilisation de leur modèle en vie quotidienne. (56)

L'émergence des modèles d'apprentissage et de leur applications pratiques et cliniques est déjà une réalité, notamment les domaines de l'imagerie où l'Agence américaine des produits alimentaires et médicamenteux (FDA) a autorisé la commercialisation d'un algorithme (ULTROMICS) permettant le diagnostic échographique des insuffisances cardiaque à fraction d'éjection conservée avec une sensibilité de 87 % et spécificité de 81% (57).

D'autres problématiques seront à considérer non évoquées précédemment, notamment l'impact éthique des décisions rendues par l'utilisation d'algorithmes. Le respect de l'éthique est une préoccupation consciente ou inconsciente mais qui porte un poids dans le rendu de nos décisions. La problématique de l'exportation ou la modélisation de la considération éthique par l'intelligence artificielle est une question ancienne mais d'actualité.

La généralisation et l'application en routine de ces « aides à la décision » au sein de tableaux de bords permettant aux cliniciens de saisir de façon optimale l'état d'un patient a un moment peut potentiellement améliorer la prise en charge des patients au quotidien. L'implémentation d'outils de ce type sensibilisera les cliniciens à l'importance de la qualité des données médicales qui sont implémentées de façon automatique ou manuelle sur leur logiciel métier et contribuera ainsi à créer un cercle vertueux d'amélioration. Tous les domaines dont médicaux sont concernés, de la prévention en identifiant des facteurs risques précocement, au dépistage, diagnostic et pronostic des pathologies à la phase thérapeutique en permettant un choix de la meilleure prise en charge. Leur utilisation permettra de guider la décision du clinicien en ayant une approche individualisée des données du patient vers une médecine personnalisée.

Conclusion

Ce travail préliminaire a pour objectif le développement d'un outil d'aide à la décision d'extubation pour le clinicien basé sur des algorithmes d'intelligence artificielle sur les données intégrées au logiciel métier de la réanimation. Nous avons développé un modèle d'apprentissage possédant une performance moyenne (AUC 0,66) avec une sensibilité de 66% et une spécificité de 58% sur la prédiction d'échec d'extubation dans les 48 heures.

L'absence d'homogénéité de la base de données utilisée liée à la durée de recueil, de la quantité et de la nature des données recueillies a permis de mettre en évidence des axes d'amélioration qui permettront de nouvelles itérations plus performantes.

Ainsi, l'amélioration de la qualité de la base de données et l'intégration de nouvelles données comme celles des prescriptions permettra d'augmenter les performances de notre modèle et d'implémenter les résultats dans la décision du clinicien au lit du patient.

On pourra envisager ensuite l'étude de l'influence de ces outils sur les décisions du clinicien, et la modification des pratiques en réanimation. À terme, cet outil pourrait non seulement améliorer les processus décisionnels au lit du patient, mais également avoir un impact tangible sur les résultats cliniques et la qualité des soins prodigués, notamment dans l'aide à la décision des cliniciens moins expérimentés.

Par ailleurs, la généralisation de l'utilisation des bases de données massives et l'intelligence artificielle dans le domaine médical représente une opportunité majeure pour transformer les pratiques de soins. Démocratiser ces technologies, tout en garantissant une utilisation éthique et centrée sur le patient, facilitera leur adoption par les cliniciens et leur intégration dans les pratiques de routine. Cela ouvrira la voie à une médecine plus personnalisée et guidée par les données, permettant une amélioration continue des standards de soins. Enfin, les enjeux éthiques liés à l'utilisation croissante des algorithmes dans la prise de décision clinique devront être explorés afin de garantir une utilisation responsable et transparente de ces technologies.

Abréviations

AUC : Aire sous la courbe

AI : artificial intelligence

BNP : brain natriurétique peptide

CRP : protéine C réactive

FC : Fréquence cardiaque

FIO₂ : Fraction Inspiratoire en Oxygène

FR : Fréquence respiratoire

GCS : Glasgow Coma Score (Y : yeux, V : verbal, M : moteur)

HIA : hôpital d'instruction des armées

IA : intelligence artificielle

IGS II : Indice de Gravité Simplifié II

IMC : index de masse corporelle

ISI : indice de sevrage intégratif

MAR : missing at random

MNAR : missing not at random

NFS : Numération formule sanguine

OAP : oedème aigu pulmonaire

OR : Odd Ratio

PAM : Pression artérielle moyenne

PAD : Pression artérielle diastolique

PAS : Pression artérielle systolique

PEP : Pression expiratoire positive

PIC : Pression intracrânienne

PAVM : pneumonies acquises sous ventilation mécanique

Pplat : Pression de plateau

Ppic : Pression de crête

PVC : Pression veineuse centrale

PCT : Procalcitonine

SQL : Structured Query Language

SAD : Sonde à double lumière

SNG : Sonde nasogastrique

SpO₂ : Saturation tissulaire en oxygène

SvO₂ : Saturation veineuse en oxygène

USC : Unité de Soins Continus

VILI : ventilator-induced-lung-injury

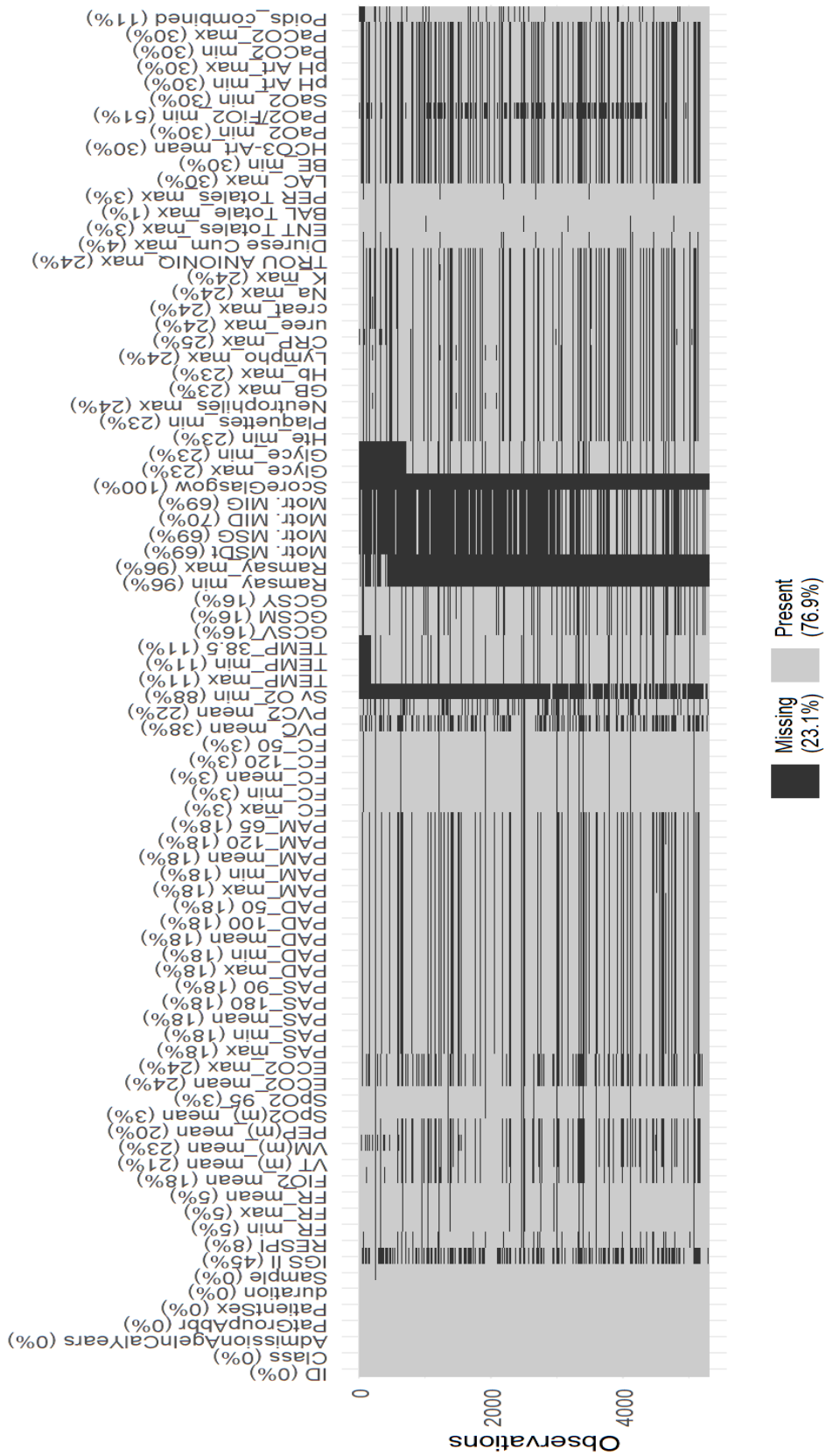
VM : Ventilation Minute

VT : Volume Tidal

ECO₂ : pression partielle de dioxyde de carbone à la fin de l'expiration

Annexes

Annexe 1, Visualisation globale des données manquantes



Bibliographie

1. Esteban A. Characteristics and Outcomes in Adult Patients Receiving Mechanical Ventilation A 28-Day International Study. *JAMA*. 16 janv 2002;287(3):345.
2. Wunsch H, Wagner J, Herlim M, Chong DH, Kramer AA, Halpern SD. ICU Occupancy and Mechanical Ventilator Use in the United States*: *Crit Care Med*. déc 2013;41(12):2712-9.
3. Ohbe H, Sasabuchi Y, Kumazawa R, Matsui H, Yasunaga H. Intensive Care Unit Occupancy in Japan, 2015–2018: A Nationwide Inpatient Database Study. *J Epidemiol*. 5 déc 2022;32(12):535-42.
4. Koulenti D, Tsigou E, Rello J. Nosocomial pneumonia in 27 ICUs in Europe: perspectives from the EU-VAP/CAP study. *Eur J Clin Microbiol Infect Dis*. nov 2017;36(11):1999-2006.
5. Cook DJ. Incidence of and Risk Factors for Ventilator-Associated Pneumonia in Critically Ill Patients. *Ann Intern Med*. 15 sept 1998;129(6):433.
6. Forel JM, Voillet F, Pulina D, Gacouin A, Perrin G, Barrau K, et al. Ventilator-associated pneumonia and ICU mortality in severe ARDS patients ventilated according to a lung-protective strategy. *Crit Care*. 2012;16(2):R65.
7. Rello J, Ollendorf DA, Oster G, Vera-Llonch M, Bellm L, Redman R, et al. Epidemiology and Outcomes of Ventilator-Associated Pneumonia in a Large US Database. *Chest*. déc 2002;122(6):2115-21.
8. Melsen WG, Rovers MM, Groenwold RH, Bergmans DC, Camus C, Bauer TT, et al. Attributable mortality of ventilator-associated pneumonia: a meta-analysis of individual patient data from randomised prevention studies. *Lancet Infect Dis*. août 2013;13(8):665-71.
9. Muscedere JG, Day A, Heyland DK. Mortality, Attributable Mortality, and Clinical Events as End Points for Clinical Trials of Ventilator-Associated Pneumonia and Hospital-Acquired Pneumonia. *Clin Infect Dis*. août 2010;51(S1):S120-5.
10. Torres A, Gatell JM, Aznar E, el-Ebiary M, Puig De La Bellacasa J, González J, et al. Re-intubation increases the risk of nosocomial pneumonia in patients needing mechanical ventilation. *Am J Respir Crit Care Med*. juill 1995;152(1):137-41.
11. Beitler JR, Malhotra A, Thompson BT. Ventilator-induced Lung Injury. *Clin Chest Med*. déc 2016;37(4):633-46.
12. Mutlu GM, Mutlu EA, Factor P. GI Complications in Patients Receiving Mechanical Ventilation. *Chest*. avr 2001;119(4):1222-41.
13. Kaier K, Heister T, Wolff J, Wolkewitz M. Mechanical ventilation and the daily cost of ICU care. *BMC Health Serv Res*. déc 2020;20(1):267.
14. Dasta JF, McLaughlin TP, Mody SH, Piech CT. Daily cost of an intensive care unit day: The contribution of mechanical ventilation*: *Crit Care Med*. juin 2005;33(6):1266-71.

15. Baumgarten M, Poulsen I. Patients' experiences of being mechanically ventilated in an ICU : a qualitative metasynthesis. *Scand J Caring Sci.* juin 2015;29(2):205-14.
16. Krinsley JS, Reddy PK, Iqbal A. What is the optimal rate of failed extubation? *Crit Care.* 2012;16(1):111.
17. Epstein SK, Ciubotaru RL, Wong JB. Effect of Failed Extubation on the Outcome of Mechanical Ventilation. *Chest.* juill 1997;112(1):186-92.
18. Krinsley JS, Reddy PK, Iqbal A. What is the optimal rate of failed extubation? *Crit Care.* 2012;16(1):111.
19. Lai CC, Chen CM, Chiang SR, Liu WL, Weng SF, Sung MI, et al. Establishing predictors for successfully planned endotracheal extubation. *Medicine (Baltimore).* oct 2016;95(41):e4852.
20. Chao CM, Lai CC, Cheng AC, Chiang SR, Liu WL, Ho CH, et al. Establishing failure predictors for the planned extubation of overweight and obese patients. *Lazzeri C, éditeur. PLOS ONE.* 16 août 2017;12(8):e0183360.
21. Wilson M, Nickels M, Wadsworth B, Kruger P, Semciw A. Acute cervical spinal cord injury and extubation failure: A systematic review and meta-analysis. *Aust Crit Care.* janv 2020;33(1):97-105.
22. Jaber S, Quintard H, Cinotti R, Asehnoune K, Arnal JM, Guitton C, et al. Risk factors and outcomes for airway failure versus non-airway failure in the intensive care unit: a multicenter observational study of 1514 extubation procedures. *Crit Care.* déc 2018;22(1):236.
23. Cheng AC, Cheng KC, Chen CM, Hsing SC, Sung MY. The Outcome and Predictors of Failed Extubation in Intensive Care Patients—The Elderly is an Important Predictor. *Int J Gerontol.* déc 2011;5(4):206-11.
24. Bansal V, Smischney NJ, Kashyap R, Li Z, Marquez A, Diedrich DA, et al. Reintubation Summation Calculation: A Predictive Score for Extubation Failure in Critically Ill Patients. *Front Med.* 17 févr 2022;8:789440.
25. Wang S, Zhang L, Huang K, Lin Z, Qiao W, Pan S. Predictors of Extubation Failure in Neurocritical Patients Identified by a Systematic Review and Meta-Analysis. *Kamel H, éditeur. PLoS ONE.* 8 déc 2014;9(12):e112198.
26. Peñuelas O, Frutos-Vivar F, Fernández C, Anzueto A, Epstein SK, Apezteguía C, et al. Characteristics and Outcomes of Ventilated Patients According to Time to Liberation from Mechanical Ventilation. *Am J Respir Crit Care Med.* 15 août 2011;184(4):430-7.
27. Lemaire F, Teboul JL, Cinotti L, Giotto G, Abrouk F, Steg G, et al. Acute Left Ventricular Dysfunction during Unsuccessful Weaning from Mechanical Ventilation. *Anesthesiology.* 1 août 1988;69(2):171-9.
28. Dessap AM, Roche-Campo F, Kouatchet A, Tomicic V, Beduneau G, Sonneviller R, et al. Natriuretic Peptide-driven Fluid Management during Ventilator Weaning: A Randomized Controlled Trial. *Am J Respir Crit Care Med.* 15 déc 2012;186(12):1256-63.

29. Mekontso-Dessap A, De Prost N, Girou E, Braconnier F, Lemaire F, Brun-Buisson C, et al. B-type natriuretic peptide and weaning from mechanical ventilation. *Intensive Care Med.* oct 2006;32(10):1529-36.
30. Dres M, Teboul JL, Anguel N, Guerin L, Richard C, Monnet X. Extravascular Lung Water, B-Type Natriuretic Peptide, and Blood Volume Contraction Enable Diagnosis of Weaning-Induced Pulmonary Edema*. *Crit Care Med.* août 2014;42(8):1882-9.
31. Frutos-Vivar F, Ferguson ND, Esteban A, Epstein SK, Arabi Y, Apezteguía C, et al. Risk Factors for Extubation Failure in Patients Following a Successful Spontaneous Breathing Trial. *Chest.* déc 2006;130(6):1664-71.
32. Padhi R, Panda BN, Jagati S, Patra SC. Hyponatremia in critically ill patients. *Indian J Crit Care Med.* févr 2014;18(2):83-7.
33. Mallat J, Baghdadi FA, Mohammad U, Lemyze M, Temime J, Tronchon L, et al. Central Venous-to-Arterial Pco₂ Difference and Central Venous Oxygen Saturation in the Detection of Extubation Failure in Critically Ill Patients*. *Crit Care Med.* oct 2020;48(10):1454-61.
34. Teixeira C, Da Silva NB, Savi A, Vieira SRR, Nasi LA, Friedman G, et al. Central venous saturation is a predictor of reintubation in difficult-to-wean patients*. *Crit Care Med.* févr 2010;38(2):491-6.
35. Caille V, Amiel JB, Charron C, Belliard G, Vieillard-Baron A, Vignon P. Echocardiography: a help in the weaning process. *Crit Care.* 2010;14(3):R120.
36. Konomi I, Tasoulis A, Kaltsi I, Karatzanos E, Vasileiadis I, Temperikidis P, et al. Left Ventricular Diastolic Dysfunction—An Independent Risk Factor for Weaning Failure from Mechanical Ventilation. *Anaesth Intensive Care.* juill 2016;44(4):466-73.
37. Sanfilippo F, Di Falco D, Noto A, Santonocito C, Morelli A, Bignami E, et al. Association of weaning failure from mechanical ventilation with transthoracic echocardiography parameters: a systematic review and meta-analysis. *Br J Anaesth.* janv 2021;126(1):319-30.
38. Thille AW, Boissier F, Ben Ghezala H, Razazi K, Mekontso-Dessap A, Brun-Buisson C. Risk Factors for and Prediction by Caregivers of Extubation Failure in ICU Patients: A Prospective Study*. *Crit Care Med.* mars 2015;43(3):613-20.
39. Maxam-Moore VA, Goedecke RS. The development of an early extubation algorithm for patients after cardiac surgery. *Heart Lung.* janv 1996;25(1):61-8.
40. Yang KL. Inspiratory pressure/maximal inspiratory pressure ratio: a predictive index of weaning outcome. *Intensive Care Med.* avr 1993;19(4):204-8.
41. Nemer SN, Barbas CS, Caldeira JB, Cárias TC, Santos RG, Almeida LC, et al. A new integrative weaning index of discontinuation from mechanical ventilation. *Crit Care.* 2009;13(5):R152.
42. Jung B, Moury PH, Mahul M, De Jong A, Galia F, Prades A, et al. Diaphragmatic dysfunction in patients with ICU-acquired weakness and its impact on extubation failure. *Intensive Care Med.* mai 2016;42(5):853-61.

43. Kim WY, Suh HJ, Hong SB, Koh Y, Lim CM. Diaphragm dysfunction assessed by ultrasonography: Influence on weaning from mechanical ventilation*: Crit Care Med. déc 2011;39(12):2627-30.
44. Le Neindre A, Philippart F, Luperto M, Wormser J, Morel-Sapene J, Aho SL, et al. Diagnostic accuracy of diaphragm ultrasound to predict weaning outcome: A systematic review and meta-analysis. Int J Nurs Stud. mai 2021;117:103890.
45. Krause M, Douin DJ, Tran TT, Fernandez-Bustamante A, Aftab M, Bartels K. Association between procalcitonin levels and duration of mechanical ventilation in COVID-19 patients. Tan W, éditeur. PLOS ONE. 18 sept 2020;15(9):e0239174.
46. Mokhlesi B, Tulaimat A, Gluckman TJ, Wang Y, Evans AT, Corbridge TC. Predicting extubation failure after successful completion of a spontaneous breathing trial. Respir Care. déc 2007;52(12):1710-7.
47. Abplanalp LA, Ionescu F, Calvo-Ayala E, Yu L, Nair GB. Static Respiratory System Compliance as a Predictor of Extubation Failure in Patients with Acute Respiratory Failure. Lung. juin 2023;201(3):309-14.
48. Woo HY, Oh SY, Lee H, Ryu HG. Evaluation of the association between decreased skeletal muscle mass and extubation failure after long-term mechanical ventilation. Clin Nutr. sept 2020;39(9):2764-70.
49. Shortliffe EH, Davis R, Axline SG, Buchanan BG, Green CC, Cohen SN. Computer-based consultations in clinical therapeutics: Explanation and rule acquisition capabilities of the MYCIN system. Comput Biomed Res. août 1975;8(4):303-20.
50. Komorowski M, Celi LA, Badawi O, Gordon AC, Faisal AA. The Artificial Intelligence Clinician learns optimal treatment strategies for sepsis in intensive care. Nat Med. nov 2018;24(11):1716-20.
51. Tamascelli N, Paltrinieri N, Cozzani V. Predicting chattering alarms: A machine Learning approach. Comput Chem Eng. déc 2020;143:107122.
52. Gräf M, Knitza J, Leipe J, Krusche M, Welcker M, Kuhn S, et al. Comparison of physician and artificial intelligence-based symptom checker diagnostic accuracy. Rheumatol Int. 10 sept 2022;42(12):2167-76.
53. Rubin DB. Inference and missing data. Biometrika. 1976;63(3):581-92.
54. Esteva A, Kuprel B, Novoa RA, Ko J, Swetter SM, Blau HM, et al. Dermatologist-level classification of skin cancer with deep neural networks. Nature. 2 févr 2017;542(7639):115-8.
55. Chen WT, Huang HL, Ko PS, Su W, Kao CC, Su SL. A Simple Algorithm Using Ventilator Parameters to Predict Successfully Rapid Weaning Program in Cardiac Intensive Care Unit Patients. J Pers Med. 21 mars 2022;12(3):501.
56. Liu CF, Hung CM, Ko SC, Cheng KC, Chao CM, Sung MI, et al. An artificial intelligence system to predict the optimal timing for mechanical ventilation weaning for intensive care unit patients: A two-stage prediction approach. Front Med. 18 nov 2022;9:935366.

57. Akerman AP, Porumb M, Scott CG, Beqiri A, Chartsias A, Ryu AJ, et al. Automated Echocardiographic Detection of Heart Failure With Preserved Ejection Fraction Using Artificial Intelligence. *JACC Adv.* août 2023;2(6):100452.

SERMENT D'HIPPOCRATE

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

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

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

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

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

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

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

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

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

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

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