

REPUBLIQUE DU CAMEROUN

Paix-Travail-Patrie

UNIVERSITE DE YAOUNDE I

FACULTE DES SCIENCES

CENTRE DDE RECHERCHE ET DE
FORMATION DOCTORALE EN SCIENCES
TECHNOLOGIES ET GEOSCIENCES

UNITE DE RECHERCHE ET DE FORMATION
DOCTORALE " PHYSIQUE ET APPLICATIONS"

BP 812 Yaoundé

email : crfd stg@uy1.uninet.cm



REPUBLIC OF CAMEROON

Peace-Work-Fatherland

UNIVERSITY OF YAOUNDE I

FACULTY OF SCIENCES

POSTGRADUATE SCHOOL OF SCIENCE
TECHNOLOGY AND GEOSCIENCES

RESEARCH AND POSTGRADUATE TRAINING
UNIT FOR "PHYSICS AND APPLICATIONS"

PO BOX 812 Yaoundé

email : crfd stg@uy1.uninet.cm

DÉPARTEMENT DE PHYSIQUE

LABORATOIRE DE PHYSIQUE NUCLEAIRE, ATOMIQUE, MOLECULAIRE ET BIOPHYSIQUE

ETUDE PAR APPRENTISSAGE AUTOMATIQUE DES DEMI- VIES DE DESINTEGRATION ALPHA DES NOYAUX PAIRS-PAIRS, PAIRS-IMPAIRS, IMPAIRS- IMPAIRS POUR $117 < Z < 120$

Mémoire présenté en vue d'obtention du Diplôme de Master of Science en Physique

Option : Physique Nucléaire, Dosimétrie et Radioprotection

Par :

MANGA Marie Joselyne Fortune

Matricule : **20S2689**

Licenciée en Physique (UYI)

Sous la Direction de :

BEN-BOLIE Germain Hubert

Professeur

Université de Yaoundé I



Année 2025

**ÉTUDE PAR APPRENTISSAGE
AUTOMATIQUE DES DEMI-VIES
DE DÉSINTÉGRATION ALPHA DES
NOYAUX PAIRS-PAIRS,
PAIRS-IMPAIRS,
IMPAIRS-IMPAIRS POUR
 $117 < Z < 120$**

Mémoire Présenté par :

MANGA Marie Joselyne Fortune

Licenciée en Physique (UY1)

En vue d'obtention du Diplôme de Master en Physique

Spécialité : **Physique Nucléaire, Atomique, Moléculaire et Biophysique**

Option : **Physique Nucléaire, Dosimétrie et Radioprotection**

Sous la Direction de :

BEN-BOLIE Germain Hubert

Professeur

Université de Yaoundé I

Faculté des Sciences

Département de Physique

Laboratoire de Physique Nucléaire, Atomique, Moléculaire et Biophysique

2025

Table des matières

DÉDICACE	v
REMERCIEMENTS	vi
ABRÉVIATIONS	viii
RÉSUMÉ	ix
ABSTRACT	x
INTRODUCTION GÉNÉRALE	1
1 REVUE DE LA LITTÉRATURE	4
1.1 Introduction	4
1.2 Noyau atomique	4
1.3 Radioactivité	5
1.3.1 Désintégration alpha (α)	6
1.3.2 Désintégration β	7
1.3.3 Désintégration γ	8
1.3.4 Loi de décroissance radioactive et l'activité	8
1.3.5 Durée de vie moyenne et demi-vie	9
1.4 Théorie de la désintégration α : mécanisme et modèles quantiques	9
1.5 Formules empiriques et semi-empiriques	10
1.6 Contexte scientifique des noyaux superlourds	10
1.7 Apprentissage automatique	11
1.7.1 Types d'apprentissage automatique	11
1.7.1.1 Apprentissage supervisé	11
1.7.1.2 Apprentissage non supervisé	11
1.7.1.3 Apprentissage semi-supervisé	12
1.7.1.4 Apprentissage par renforcement	12
1.8 Modèles d'apprentissage automatique linéaires et non linéaires	12
1.8.1 Modèles d'apprentissage automatique linéaires	12

1.8.1.1	Régression linéaire	13
1.8.1.2	Régression logistique	13
1.8.1.3	Arbres de décision	13
1.8.1.4	Forêt aléatoire	14
1.8.2	Modelés non linéaire	14
1.8.2.1	Machine à vecteurs de support(MVS)	14
1.8.2.2	Reseaux de Neurones Artificiels (en anglais Artificial Neural Networks, abrégé ANN)	15
1.9	Conclusion	17
2	MATERIEL ET METHODES	18
2.1	Introduction	18
2.2	Catégories de noyaux étudiés	18
2.3	Formules semi-empiriques de référence	19
2.3.1	Formule de Royer	19
2.3.2	Loi universelle de désintégration modifiée (MUDL)	19
2.4	Détails des calculs	20
2.5	Collecte et préparation des données	22
2.6	Choix du modèle et entraînement du modèle d'apprentissage	23
2.7	Réglage des hyperparamètres	24
2.8	Prédiction	24
2.9	Évaluation des performances	24
2.10	Justification du choix méthodologique	25
2.11	Conclusion	25
3	RÉSULTATS ET DISCUSSION	26
3.1	Introduction	26
3.2	Résultats des formules semi-empiriques	26
3.3	Entraînement de l'algorithme d'apprentissage automatique pour prédire les valeurs Q_α	27
3.4	Prédictions des demi-vies de désintégration alpha pour les noyaux superlourds non mesurés à l'aide des formules empiriques et du modèle de RNA	36
3.5	DISCUSSION	44
3.6	Conclusion	46
	CONCLUSION GÉNÉRALE ET PERSPECTIVE	47

Liste des Figures

1.1	Structure du noyau atomique [28]	5
1.2	Schéma d'une désintégration α [30]	6
1.3	Exemple d'arbre de décision [45]	13
1.4	Schéma d'une forêt aléatoire [46]	14
1.5	Schéma d'un MVS [47]	15
1.6	Schéma d'un RNA [49]	16
1.7	Schéma d'un simple perceptron [50]	16
3.1	Courbe comparative de la valeur de Q_α empirique et celle de Q_α^{ANN} pour $Z = 117$	29
3.2	Courbe comparative de la valeur de Q_α empirique et celle de Q_α^{ANN} pour $Z = 118$	31
3.3	Courbe comparative de la valeur de Q_α empirique et celle de Q_α^{ANN} pour $Z = 119$	33
3.4	Courbe comparative de la valeur de Q_α empirique et celle de Q_α^{ANN} pour $Z = 120$	35
3.5	Représentation graphique des demi-vies empiriques et celle du RNA en fonction du nombre de nucléons (A) et du nombre de neutrons (N) pour $Z = 117$	38
3.6	Représentation graphique des demi-vies empiriques et celle de l'ANN en fonction du nombre de nucléons (A) et du nombre de neutrons (N) pour $Z = 118$	40
3.7	Représentation graphique des demi-vies empiriques et celle de RNA en fonction du nombre de nucléons (A) et du nombre de neutrons (N) pour $Z = 119$	42
3.8	Représentation graphique des demi-vies empiriques et celle de RNA en fonction du nombre de nucléons (A) et du nombre de neutrons (N) pour $Z = 120$	44

Liste des tableaux

2.1	Coefficients de la formule empirique de Royer	19
3.1	Écart-types (σ) des formules empiriques améliorées [55]	27
3.2	Tableau comparatif des valeur de Q_α et Q_α^{ANN} pour $Z = 117$	28
3.3	Tableau comparatif des valeur de Q_α et Q_α^{ANN} pour $Z = 118$	30
3.4	Tableau comparatif des valeur de Q_α et Q_α^{ANN} pour $Z = 119$	31
3.5	Tableau comparatif des valeur de Q_α et Q_α^{ANN} pour $Z = 120$	33
3.6	Démi-vies prédites à partir des valeurs Q_α prédites pour $Z = 117$	37
3.7	Démi-vies prédites à partir des valeurs Q_α prédites pour $Z = 118$	38
3.8	Démi-vies prédites à partir des valeurs Q_α prédites pour $Z = 119$	40
3.9	Démi-vies prédites à partir des valeurs Q_α prédites pour $Z = 120$	42

DÉDICACE

Je dédie ce mémoire à **ma famille**

REMERCIEMENTS

Je remercie tout d'abord le Seigneur Dieu Tout Puissant, qui sans lui rien de tout ceci n'aurait été possible.

Comme le spécifie un adage, *"d'une seule main on ne peut faire un paquet"*. La mise en œuvre de ce modeste travail atteste bien la pertinence de cet adage. Il est le fait de plusieurs personnes. J'adresse ici mes sincères remerciements à tous ceux qui ont contribué de près ou de loin à ce document :

- Je remercie le Professeur **BEN-BOLIE Germain Hubert** , Chef de Département de Physique de l'Université de Yaoundé I, Chef de Laboratoire de Physique Nucléaire, Atomique, Moléculaire et biophysique, pour sa disponibilité, ses remarques, ses conseils, son paternalisme et surtout sa rigueur dans le travail. Qu'il trouve ici l'expression de ma grande reconnaissance ;
- L'ensemble des enseignants du département de Physique entre autre , Professeur **NJAND-JOCK Philippe**, Professeur **SAIDOU**, Professeur **ELE ABIAMA Patrice**, Professeur **TCHAWOUA Clément**, Professeur **HONA Jacques**, Professeur **EMA'A EMA'A Jean Marie**, le Professeur **BOYOMO Marthe** et Professeur **MVOGO ALain** pour la qualité des enseignements et leurs soutiens durant ces années édifiantes depuis la classe de première année ;
- Je remercie les honorables membres du jury qui auront la tâche d'apprécier ce travail. Qu'ils trouvent ici l'expression de mes sincères remerciements ;
- Je remercie mon père, Monsieur **S.M. ZOA NANGA Yves Mathieu**, et à mes mère Madame **LEBA AMBASSA Augustine Sylvie**, et Madame **EKOTO Rosine Françoise**, femmes de sagesse et de dévouement, dont l'abnégation, le soutien constant et l'amour indéfectible ont constitué les piliers fondamentaux de mon éducation et de mon accomplissement personnel ;

Je remercie également :

- Le Docteur **ATANGANA LIKENE André Aimé**, pour ses précieux conseils, son esprit de travail et sa passion pour la recherche m'ont été bénéfique. Qu'il trouve ici l'expression de ma grande reconnaissance ;
- Le Docteur **MAH TSILA Phillipe**, pour son encadrement, sa compréhension et sa passion pour le travail qui m'ont été bénéfique ;
- Les Docteurs **MBIDA MBEMBE Serges**, **NGOUBI HENOCK**, **NGA ONGONDO Dieudonné** pour tous leurs conseils, la disponibilité et leurs interventions constructives lors des séminaires académiques ;
- Les Doctorants **NDZONO Victor-Paulin** et **TSAFACK Patrick** pour tous leurs conseils ;
- Mes camarades de promotion pour les débats édifiants de tous les jours, plus particulièrement à : **KAMGANG José Marie**, **ETOGA ETOGA Paul Junior**, **BOULEMOU MENGNE Brice Aimé**, **NGONG CLOVIS KAH**, **MAWAMBA Lynda Sterine**, **MAGNE Larissa Diane**, **NGIAMBA BINYOH Thierry** ;
- Mon amie **MATCHEME KENGNE Michelle Prisca** pour sa présence et son soutien indéfectible ;
- Mes **Frères et Sœurs** pour leur amour inconditionnel ;
- **Ma grande Famille** ;
- Tous ceux qui ont pu contribuer à l'aboutissement de ce travail, qu'ils trouvent ici l'expression de ma profonde gratitude.

ABRÉVIATIONS

- **ANN** : Artificial Neural Network
- **CERN** : Conseil Européen pour la Recherche Nucléaire
- **DZR** : Deng-Zhao-Royer
- **EQM** : Erreur Quadratique Moyenne
- **FAIR** : Facility for Antiproton and Ion Research
- **FRIB** : Facility for Rare Isotope Beams
- **GSI** : Gesellschaft für Schwerionenforschung en français Société pour la Recherche des Ions Lourds
- **IA** : Intelligence Artificielle
- **Km** : Kilomètre
- **MUDL** : Modified Universal Decay Law
- **ML** : Machine Learning
- **NUBASE** : NUclear properties dataBASE
- **Og** : Oganesson
- **Pb** : Plomb
- R^2 : Coefficient de détermination
- **RIBF** : Radioactive Isotope Beam Factory
- **REQM** : Racine carrée d'Erreur Quadratique Moyenne
- **RNA** : Réseau de Neurones Artificiels
- **SEMFIS** : Semi-Empirical Mass Formula for Isotopes and Stability
- **Ts** : Tenessine

RÉSUMÉ

L'étude porte sur la prédiction des demi-vies de désintégration α des noyaux superlourds, en combinant une formule semi-empirique appropriée et l'algorithme d'apprentissage automatique (en anglais Machine Learning). Les principales formules utilisées incluent celles de Royer (DZR) et la loi universelle modifiée de désintégration (MUDL) qui sont des références. Du côté du Machine Learning, l'approche s'est centrée sur les réseaux de neurones artificiels (RNA). Conformément au théorème du "No Free Lunch", plusieurs modèles ont été testés pour identifier le plus adapté aux données issues de NUBASE2020. La formule améliorée de Royer, avec un écart type de 0.5411, s'est révélée la plus performante parmi les formules semi-empiriques. Parmi les modèles de ML, le RNA a donné les résultats les plus précis, ce qui en fait l'outil le plus fiable pour prédire les demi-vies des noyaux superlourds. Les calculs ont porté notamment sur 500 noyaux dont on connaissait les valeurs expérimentales pour entraîner notre modèle de ML, ainsi que sur 144 noyaux (pairs-pairs, pairs-impairs, impairs-impairs) dont le numéro atomique est compris entre 117 et 120 pour prédire leurs demi-vies. Pour cela, les valeurs de Q_α ont été prédites par le RNA, puis utilisées comme entrées pour estimer les demi-vies à l'aide du DZR et du modèle de RNA pour les noyaux dont les demi-vies ne sont pas encore mesurées. Les résultats obtenus montrent que le modèle basé sur le RNA est capable de reproduire avec une bonne précision les demi-vies de désintégration α et, dans certains cas, d'améliorer les prédictions par rapport aux formules semi-empiriques. Les comparaisons entre les formules semi-empiriques existante (DZR, MUDL) et le modèle de RNA montrent des résultats globalement cohérents, utiles pour guider les futures recherches expérimentales. Ce travail met en évidence l'intérêt de l'IA comme outil complémentaire aux approches théoriques et semi-empiriques, en particulier pour des noyaux superlourds dont les données expérimentales sont limitées.

Mots-clés : Noyaux superlourds, Apprentissage automatique, Désintégration α , Réseau de neurones artificiels (RNA), Formule semi-empirique de Royer améliorée, prédiction de demi-vies, demi-vies.

ABSTRACT

The present study focuses on predicting the α -decay half-lives of superheavy nuclei by combining an appropriate semi-empirical formula with machine learning techniques. The principal formulas employed include Royer's expression (DZR) and the modified universal decay law (MUDL), both of which serve as standard references. On the machine learning side, the approach was centered on artificial neural networks (ANNs). In accordance with the "No Free Lunch" theorem, several models were evaluated in order to identify the one best suited to the dataset derived from NUBASE2020. Among the semi-empirical formulas, Royer's improved expression, with a standard deviation of 0.5411, proved to be the most effective. Among the machine learning models, the ANN yielded the most accurate results, thereby establishing itself as the most reliable tool for predicting the half-lives of superheavy nuclei. The calculations were carried out on a set of 500 nuclei with known experimental values, which served to train the ML model, as well as on 144 nuclei (even-even, even-odd, odd-odd) with atomic numbers ranging from 117 to 120, for which half-life predictions were sought. For this purpose, the Q_α values were first predicted by the ANN and subsequently used as inputs to estimate the half-lives via both the DZR expression and the ANN model, in the cases where experimental half-lives have not yet been measured. The results demonstrate that the ANN-based model is capable of reproducing α -decay half-lives with high accuracy and, in certain instances, surpassing the predictive power of semi-empirical formulas. Comparisons between existing semi-empirical approaches (DZR, MUDL) and the ANN model exhibit overall consistency, providing useful guidance for future experimental investigations. This work highlights the value of artificial intelligence as a complementary tool to theoretical and semi-empirical approaches, particularly in the study of superheavy nuclei for which experimental data remain scarce.

Keywords : Superheavy nuclei, Machine learning, α -decay, Artificial neural networks (ANN), Improved Royer semi-empirical formula, half-life prediction, empirical formulas.

INTRODUCTION GÉNÉRALE

En 1898, Ernest Rutherford [1] met en évidence que la radioactivité émise par un minéral d'uranium résulte de deux types distincts d'émissions notamment la radioactivité α et la radioactivité β [2]. Le rayonnement β a d'abord attiré l'attention des chercheurs, tandis que le rayonnement α , bien que moins pénétrant, a été plus facile à manipuler expérimentalement [3]. En 1903, Rutherford et Soddy démontrent que les particules alpha sont chargées positivement, qu'elles ont une masse proche de celle d'un petit atome, et une vitesse très élevée (environ 25 000 km/s), ce qui les distingue nettement des électrons émis lors du rayonnement β .

Depuis, de nombreuses approches théoriques ont été développées pour modéliser les demi-vies des noyaux radioactifs parmi lesquelles les variantes du modèle de la goutte liquide (généralisée et effective), les descriptions de type fission, les modèles de clusters préformés, et bien d'autres [4]. Typiquement, les demi-vies issues de désintégration α se situent entre 10^{-6} et 10^{17} s, pour des énergies cinétiques allant de 4 à 9 MeV [1].

Un aspect central de la désintégration α est que la particule α doit d'abord être formée à l'intérieur du noyau avant de pouvoir s'échapper, ce qui influence fortement les prédictions des modèles [5]. Ce processus, gouverné par l'interaction des forces nucléaires et électromagnétiques [5], représente la plus légère des émissions de type cluster, et revêt une importance majeure en physique nucléaire. Des expériences récentes ont d'ailleurs cherché à détecter des désintégrations α très lentes présentes naturellement [6]. Par exemple, le bismuth-209 (^{209}Bi), longtemps considéré comme le plus lourd noyau stable [7], a été montré en 2003 (étude de Marcillac) comme faiblement radioactif, bien que la désintégration soit extrêmement rare. En 2012, des mesures ont permis de conclure que le plomb naturel, bien que théoriquement instable, possède une demi-vie supérieure à 10^{35} ans, le rendant plus stable encore que le bismuth [8].

Le modèle en couches fournit aujourd'hui la meilleure explication de la stabilité nucléaire [9]. Il identifie certains nombres magiques de protons ou de neutrons (2, 8, 20, 50, 82, 126), qui confèrent une grande stabilité aux noyaux [10]. Bien que les neutrons isolés soient instables, les noyaux stables contiennent souvent un excès de neutrons pour compenser la ré-

pulsion coulombienne entre protons [11]. L'essor de faisceaux radioactifs intenses et l'ouverture d'infrastructures telles que FAIR (située en Allemagne), HIE-ISOLDE (située au CERN), SPIRAL2 (située en France), FRIB (située au USA) et RIBF (située au Japon) [12], permettent d'explorer des noyaux très instables et de confronter les modèles théoriques à des données expérimentales inédites.

Historiquement, la prédiction des demi-vies reposait sur des formules empiriques. Geiger et Nuttall ont introduit la première relation logarithmique [13], suivis par Viola et Seaborg, auteurs d'un modèle semi-empirique [14]. Par la suite, Brown (en 1992), Royer (en 2000, avec un modèle de goutte liquide incluant les effets de proximité), Poenaru (formule SEMFIS basée sur des modèles de fission asymétrique et les nombres magiques) ont enrichi ces approches. Wang et *al.* (en 2015) ont introduit le spin et la parité des noyaux parents et fils dans les prédictions, à partir de NUBASE2012.

Plus récemment, l'apprentissage automatique (en anglais Machine Learning, abrégé ML), branche de l'Intelligence Artificielle (IA) [15], s'est imposé comme un outil puissant pour modéliser des systèmes complexes à partir de données. En physique, il a été utilisé pour étudier les masses nucléaires [16], analyser des collisions d'ions lourds [17], prédire les demi-vies β [18], ou encore explorer des matériaux complexes comme les verres [19] ou la thermodynamique des machines de Boltzmann [20]. Utama et *al.* (en 2016) ont estimé les masses nucléaires dans les étoiles à neutrons [21], tandis que Ubaldo (en 2019) a prédit les demi-vies de désintégration α de noyaux superlourds à l'aide d'un réseau neuronal bayésien [22].

Malgré ces avancées, un défi subsiste, celui de la prédiction fiable des demi-vies pour les désintégrations α non mesurée, dans lesquelles la particule émise emporte un moment angulaire non nul. Ces cas présentent des écarts significatifs entre les données expérimentales et les prédictions si l'effet centrifuge n'est pas correctement pris en compte. En tenant compte du moment angulaire ℓ , des formules améliorées permettent désormais d'atteindre une précision remarquable, réduisant l'écart quadratique moyen (EQM) de 1,2 à environ 0,5 pour les noyaux pairs-impairs et impairs-impairs, selon les dernières mises à jour sur 700 noyaux de NUBASE2020 [23].

Aujourd'hui, le tableau périodique compte 118 éléments. Les éléments superlourds ($Z \geq 104$) sont produits par fusion nucléaire, souvent par bombardement de noyaux cibles comme le plomb (Pb, $Z = 82$) ou le bismuth (Bi, $Z = 83$) avec des projectiles de $Z = 24$ à 30. Les laboratoires comme le GSI (situé en Allemagne) ont ainsi synthétisé les éléments 107 à 112. L'étude des noyaux superlourds est essentielle pour explorer les limites de la chimie relativiste,

la structure électronique des atomes, et tester la validité des modèles quantiques modernes [24]. Dans cette dynamique, l'intérêt pour les isotopes superlourds ($Z = 119, 120$), dont la synthèse est envisagée dans les prochaines années, ne cesse de croître. Anticiper leurs propriétés de désintégration, notamment leur demi-vie α , est crucial pour leur détection expérimentale. Pour cela, la combinaison de méthodes semi-empiriques et d'approches d'apprentissage automatique représente une avancée majeure. En particulier, les Réseaux de Neurones Artificiels (RNA) permettent de modéliser des relations complexes à partir de données expérimentales réelles. Ils ont déjà été utilisés avec succès dans le domaine de la physique nucléaire.

Dans ce contexte, le présent travail s'inscrit dans une approche hybride visant à combiner la fiabilité démontrée des formules semi-empiriques avec la capacité prédictive des modèles de RNA, dans le but spécifique de prédire les demi-vies de désintégration alpha pour les noyaux superlourds non encore mesurés, en particulier ceux compris entre $Z = 117$ et $Z = 120$. L'approche est capable de tenir compte des effets microscopiques (structure en couches, moment angulaire, blocage) et de généraliser les prédictions à de nouveaux éléments.

Les objectifs spécifiques de cette étude sont :

- Constituer et organiser une base de données regroupant les demi-vies α connues des noyaux superlourds ainsi que les paramètres nucléaires pertinents.
- Mettre en œuvre un modèle d'apprentissage automatique spécialement basé sur RNA, pour prédire les demi-vies à partir de ces données.
- Prédire l'énergie de désintégration Q_{α}^{ANN} par RNA, et l'utiliser comme entrée pour estimer les $T_{1/2}$ des noyaux non mesurés, notamment ceux ayant $117 < Z < 120$.
- Comparer les prédictions issues du modèle d'apprentissage automatique avec celles fournies par certaines formules semi-empiriques existante.
- Évaluer la performance du modèle au moyen d'indicateurs statistiques adaptés tels que la racine carrée de l'erreur quadratique moyenne (REQM), le coefficient de détermination.
- Analyser les avantages et inconvénients de l'approches par apprentissage automatique et proposer les perspectives d'améliorations et d'extension.

Ce travail est organisé comme suit : le formalisme théorique utilisé dans notre étude, à savoir les formules de désintégration alpha et les modèles d'apprentissage automatique, est présenté au chapitre 1. Le matériel et méthodes utilisées pour les calculs sont discutées au chapitre 2. Les résultats des calculs sont présentés et discutés au chapitre 3 et enfin la conclusion de notre étude ainsi que les perspectives.

REVUE DE LA LITTÉRATURE

1.1 Introduction

La désintégration α joue un rôle fondamental dans la compréhension de la stabilité des noyaux lourds et superlourds. Depuis les premières approches empiriques, telles que la loi de Geiger–Nuttall, jusqu’aux modèles quantiques de type Gamow et aux formules semi-empiriques, de nombreux outils ont été proposés pour prédire les demi-vies α . Cependant, ces méthodes rencontrent des limites, notamment pour les noyaux superlourds situés aux frontières de la stabilité nucléaire. L’émergence des méthodes d’Intelligence Artificielle (IA), en particulier l’apprentissage automatique, ouvre de nouvelles perspectives en permettant de modéliser directement les données expérimentales et d’améliorer la précision des prédictions. Dans ce chapitre, nous présenterons les bases théoriques de la désintégration nucléaire, ensuite les modèles empiriques et semi-empiriques de la désintégration α , enfin nous introduirons les approches modernes fondées sur l’apprentissage automatique.

1.2 Noyau atomique

Jusqu’au début du XXe siècle, la structure du noyau atomique demeurait largement inconnue des physiciens [25]. Le noyau atomique a été découvert par Rutherford en 1911 à la suite de l’expérience de la feuille d’or de Geiger-Marsden [26]. Il est constitué de protons et de neutrons situés au centre d’un atome. Les protons et les neutrons sont liés ensemble par la force nucléaire. Le proton et neutron ont approximativement la même masse, environ $1,67 \times 10^{-24}$ grammes, son rayon est de l’ordre de 10^{-15} m. Le proton est chargé positivement et possède un spin demi-entier ; le neutron n’a pas de charge et possède également un spin demi-entier. L’électron est la particule la plus légère de l’atome, avec une masse de $9,1 \times 10^{-31}$ kg. Le noyau atomique est représenté par le symbole ${}^A_Z X$ où Z est le numéro atomique correspondant au nombre de protons dans le noyau et A le nombre de nucléons ou le nombre de masse. La

différence du nombre de masse (A) et du numéro atomique (Z) donne le nombre de neutrons (N) [27]. La forme du noyau atomique est une propriété fondamentale en physique nucléaire, elle varie rapidement en fonction du nombre de masse, en ajoutant ou retranchant un nucléon ou en augmentant le spin du noyau. Sa stabilité dépend du rapport entre forces attractives nucléaires et répulsions coulombiennes. Certains noyaux sont stables, tandis que d'autres, instables, se désintègrent spontanément pour atteindre une configuration plus stable. Cette instabilité est à l'origine de la radioactivité, phénomène central en physique nucléaire. La figure 1.1 [28] ci dessous illustre la structure du noyau atomique.

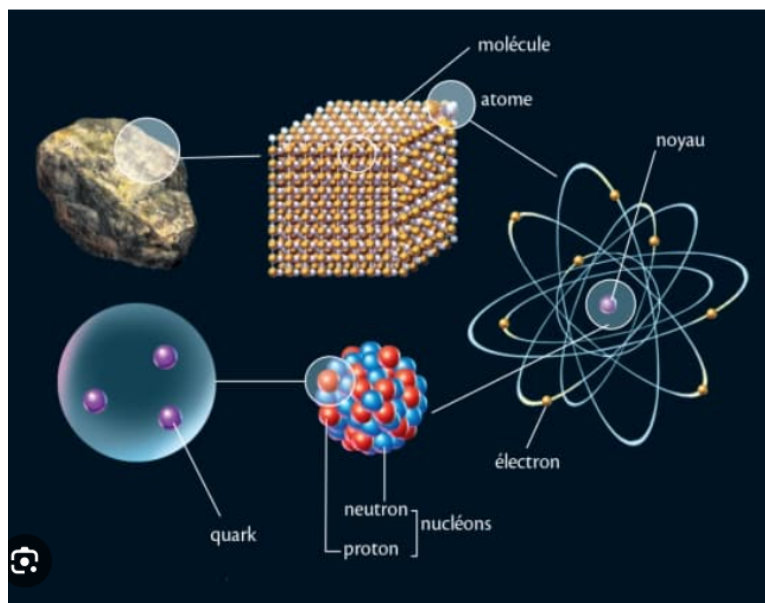


FIGURE 1.1 – Structure du noyau atomique [28]

1.3 Radioactivité

La radioactivité est le phénomène physique par lequel des noyaux atomiques instables (dits radionucléides ou radioisotopes) se désintègrent spontanément en d'autres noyaux en émettant simultanément des particules de matière (électrons, noyaux d'hélium, neutrons, etc.) et de l'énergie (photons et énergie cinétique). La radioactivité α a été découverte en 1896 par Henri Becquerel dans le cas de l'uranium, et très vite confirmée par Pierre et Marie Curie pour le radium. C'est cette dernière qui introduit à cette occasion les termes de radioactivité et radio-élément [29].

L'émission de particules matérielles et immatérielles est appelée rayonnement, et l'énergie des particules est suffisante pour entraîner l'ionisation de la matière traversée, d'où le nom de rayonnements ionisants. On distingue plusieurs modes de désintégration radioactive en fonc-

tion de la nature du rayonnement émis notamment les rayons α constitués de noyaux d'hélium (également appelés particules α), les rayons β constitués d'électrons ou de positons (particules β^- ou β^+) et les rayons γ constitués de photons, auxquels il faut ajouter les neutrons qui dérivent des fissions spontanées.

1.3.1 Désintégration alpha (α)

Les particules alpha sont des noyaux d'hélium (${}^4_2\text{He}$) se déplaçant rapidement, ayant une charge de +2. Elles possèdent un nombre de masse de 4 et un numéro atomique de 2. Lorsqu'un noyau ${}^A_Z X$ subit une désintégration alpha, on a :



où A et Z représentent respectivement le nombre de masse et le numéro atomique. Lors de la désintégration alpha (α), le noyau X perd deux protons et deux neutrons pour former le noyau Y . La figure 1.2 [30] nous illustre cela.

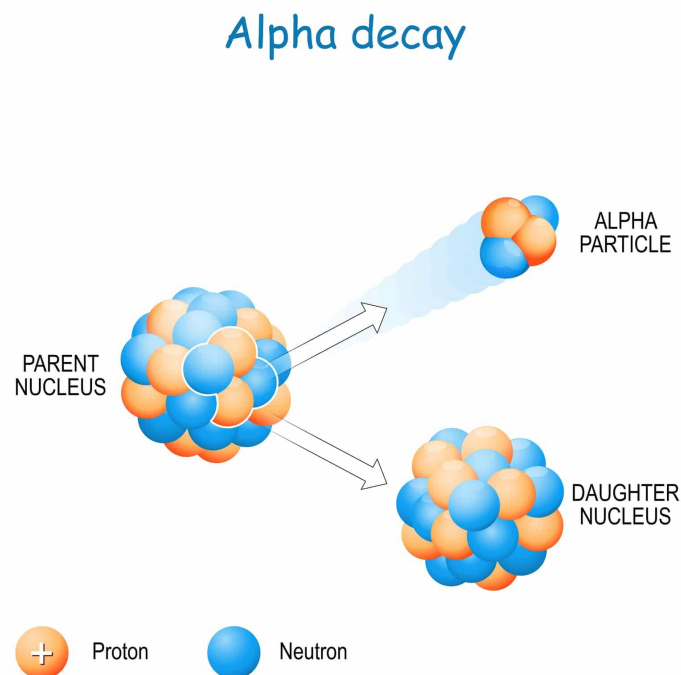


FIGURE 1.2 – Schéma d'une désintégration α [30]

L'énergie totale disponible pour la désintégration alpha, notée Q , est définie comme :

$$Q = E_\alpha + E_r, \quad (1.2)$$

où E_α est l'énergie cinétique de la particule alpha, et E_r est l'énergie de recul du noyau fils. La désintégration alpha peut se produire spontanément uniquement si $Q > 0$, et si le moment angulaire ainsi que la parité sont conservés.

Dans l'étude de la désintégration alpha allant de l'état initial (I_i, π_i) à l'état final (I_f, π_f) , la valeur du moment angulaire L porté par la particule alpha est donnée par les relations :

$$|I_i - I_f| \leq L \leq I_i + I_f, \quad (1.3)$$

$$\pi_f = \pi_i (-1)^L, \quad (1.4)$$

Les désintégrations alpha sans changement de spin ni de parité sont appelées **désintégrations permises**, et elles sont les plus probables. Cependant, d'autres modes de désintégration sont possibles si l'énergie, le spin et la parité sont conservés. Lorsque la fenêtre énergétique est étroite, il est rare de détecter une désintégration alpha, en particulier si d'autres canaux de désintégration sont ouverts en parallèle.

La probabilité de désintégration alpha dépend de la cinématique du processus et de la structure des noyaux parent et fils. Pour extraire des informations sur cette structure, on peut calculer la **largeur réduite de désintégration alpha** Γ^2 , généralement exprimée en keV. Dans le formalisme de Rasmussen, elle est donnée par :

$$\Gamma^2 = \frac{\hbar \ln 2}{T_{1/2} \cdot P}, \quad (1.5)$$

où \hbar est la constante de Planck réduite, P est la probabilité de pénétration, et $T_{1/2}$ est la demi-vie partielle du noyau parent.

La probabilité de pénétration contient l'information sur la capacité d'une particule à franchir les barrières coulombienne et centrifuge avec une énergie donnée. La demi-vie partielle dépend de la branche de désintégration du noyau parent et de l'intensité de la désintégration vers un état donné.

1.3.2 Désintégration β

- **Désintégration β^+**

Ici, le noyau père instable se désintègre en un noyau fils plus stable avec émission d'un positron (${}^+_0e$) et d'un neutrino (ν^0_0). Son équation de désintégration est :



- **Désintégration β^-**

Ici, le noyau père instable se désintègre en un noyau fils plus stable avec émission d'un électron (${}_{-1}^0e$) et d'un antineutrino ($\bar{\nu}_0^0$). L'équation de désintégration s'écrit :



1.3.3 Désintégration γ

La radioactivité γ est la désexcitation d'un noyau atomique instable. Le rayonnement électromagnétique γ provient généralement d'un noyau fils instable issu de la radioactivité α ou β . Elle se traduit par l'équation :



1.3.4 Loi de décroissance radioactive et l'activité

La probabilité qu'un noyau reste stable au temps t est donnée par la loi :

$$P(t) = e^{-\lambda t}, \quad (1.9)$$

où λ est la constante de décroissance. Si N_0 est le nombre de noyaux à $t = 0$ et N le nombre de noyaux restant à l'instant t , alors :

$$P(t) = \frac{N}{N_0}, \quad (1.10)$$

donc le nombre de noyaux restant à l'instant t est :

$$N(t) = N_0 e^{-\lambda t}. \quad (1.11)$$

La loi de désintégration d'une substance radioactive s'énonce comme suit :

$$\frac{dN}{dt} = -\lambda N_0 e^{(-\lambda t)} = -N\lambda. \quad (1.12)$$

L'activité (A) est le nombre de désintégrations par unité de temps. Donc :

$$A = -\frac{dN}{dt} = N\lambda. \quad (1.13)$$

1.3.5 Durée de vie moyenne et demi-vie

La vie moyenne est le temps de vie moyen pour qu'un noyau se désintègre. La vie moyenne peut être calculée en utilisant :

$$\tau_{av} = \frac{\int_0^{\infty} t \exp(-\lambda t) dt}{\int_0^{\infty} \exp(-\lambda t) dt} = \frac{1}{\lambda} = \tau. \quad (1.14)$$

La demi-vie est le temps nécessaire pour qu'un noyau radioactif se réduise de moitié :

$$T_{1/2} = \frac{\ln 2}{\lambda} = 0,693\tau. \quad (1.15)$$

Si β et γ jouent un rôle important, la désintégration α est le mode privilégié des noyaux très lourds, et constitue donc l'objet central de cette étude.

1.4 Théorie de la désintégration α : mécanisme et modèles quantiques

Rutherford [25] a proposé que, pour étudier le noyau atomique, des forces attractives non coulombiennes jouent un rôle essentiel dans la stabilité du noyau. Gamow [31], de son côté, pensait que l'existence de telles forces fait que le potentiel coulombien commence à diminuer à une certaine position r , où le potentiel total atteint un maximum U_0 pour $r_0 \approx 10^{-14}$ m, puis décroît pour $r > r_0$.

Pour expliquer comment une particule α d'énergie $E < U_0$ peut traverser une région comprise entre $r_1 = 3,2 \times 10^{-14}$ m et $r_2 = 6,3 \times 10^{-14}$ m (ce qui est impossible selon la physique classique), Gamow a abordé le problème en considérant le passage quantique à travers une barrière rectangulaire de hauteur U_0 et de largeur l . Il a ainsi formulé la fonction d'onde totale comme suit [32] :

$$\psi = \psi(q) \exp\left(\frac{2\pi i E}{h} t\right). \quad (1.16)$$

Les solutions $\psi(q)$ de l'équation de Schrödinger indépendante du temps sont données par :

$$\frac{\partial^2 \psi}{\partial q^2} + \frac{8\pi^2 m}{h^2} (E - U) \psi = 0. \quad (1.17)$$

Gamow, Gurney et Condon [31] ont adopté l'interprétation probabiliste de la fonction d'onde de Schrödinger, proposée par Born, pour expliquer ces phénomènes quantiques. En réalité la désintégration α est un processus de l'effet tunnel où la particule α , confinée dans le potentiel nucléaire, traverse la barrière coulombienne malgré une énergie inférieure à la hauteur de cette

barrière. Ce mécanisme a été formalisé dès 1928 par Gamow, Gurney et Condon [31], qui ont introduit l'idée de probabilité de pénétration quantique.

1.5 Formules empiriques et semi-empiriques

Pour prédire les demi-vies α , plusieurs relations empiriques et semi-empiriques ont été développées, adaptées aux données expérimentales disponibles notamment :

- **Loi de Geiger–Nuttall (1912) [33]** qui est la première relation reliant la demi-vie α à l'énergie Q_α . Elle est simple mais limitée car dépendante de paramètres spécifiques à chaque chaîne isotopique.
- **Universal Decay Law (UDL) en 2009 [34] et sa version modifiée Modified Universal Decay Law (MUDL) en 2021 [35]** qui généralisent la loi de Geiger–Nuttall, mais montrent des limites pour les noyaux superlourds.
- **Formule de Denisov–Khudenko (DK) en 2009 [36]** qui est une relation semi-empirique prenant en compte différents types de noyaux.
- **Formule de Royer (2000) [37]** qui est une relation analytique ajustée sur un large ensemble de données expérimentales, améliorée dix ans plus tard pour inclure le moment angulaire [38].

Ces formules restent largement utilisées comme références, mais leur précision diminue souvent pour les noyaux superlourds. C'est précisément ce constat qui justifie l'exploration de nouvelles approches comme l'Intelligence Artificielle.

1.6 Contexte scientifique des noyaux superlourds

L'étude des noyaux superlourds ($Z \geq 104$) est importante pour explorer l'« îlot de stabilité », une région hypothétique où certains noyaux pourraient présenter des demi-vies significativement plus longues. Cependant, leur observation expérimentale est rendue difficile par leur production extrêmement rare et leur durée de vie très courte. Dans ce contexte, la prédiction théorique ou computationnelle des demi-vies α devient un outil indispensable pour guider les expériences et comprendre la structure nucléaire à la limite de la stabilité.

1.7 Apprentissage automatique

L'apprentissage automatique (en anglais Machine Learning, abrégé ML) est une branche de l'Intelligence Artificielle (IA). Le concept fondamental de ce domaine est de permettre aux machines d'apprendre à partir de données sans programmation explicite et de faire des prédictions sur un ensemble de données inconnues. L'apprentissage automatique a été appliqué à la modélisation statistique globale et à la prédiction des propriétés nucléaires depuis le début des années 1990 [39]. L'apprentissage est le processus de conversion de l'expérience en expertise ou en connaissance. L'entrée d'un algorithme d'apprentissage est constituée de données d'entraînement, représentant l'expérience [40].

1.7.1 Types d'apprentissage automatique

Il existe différents types d'algorithmes d'apprentissage automatique [41] :

- (i) Algorithme d'apprentissage supervisé
- (ii) Algorithme d'apprentissage non supervisé
- (iii) Algorithme d'apprentissage semi-supervisé
- (iv) Algorithme d'apprentissage par renforcement

1.7.1.1 Apprentissage supervisé

Dans l'apprentissage supervisé, l'objectif est d'inférer une fonction ou une correspondance à partir de données d'entraînement étiquetées. Les données d'entraînement se composent d'un vecteur d'entrée X et d'un vecteur de sortie Y contenant des étiquettes ou des tags. Une étiquette ou un tag du vecteur Y est l'explication de son exemple d'entrée respectif provenant du vecteur d'entrée X . Ensemble, ils forment un exemple d'entraînement, c'est-à-dire que les données d'entraînement sont constituées d'exemples d'entraînement. Si l'étiquetage n'existe pas pour le vecteur d'entrée X , alors X est une donnée non étiquetée [42].

1.7.1.2 Apprentissage non supervisé

L'apprentissage non supervisé implique des données non étiquetées, ce qui est généralement le cas pour les algorithmes de regroupement (clustering). Dans l'apprentissage non supervisé, les données d'entraînement ne sont pas étiquetées, c'est-à-dire que le système essaie d'apprendre sans enseignant. L'objectif d'un algorithme d'apprentissage non supervisé est de créer un modèle qui prend comme entrée un vecteur de caractéristiques x et le transforme

soit en un autre vecteur, soit en une valeur qui peut être utilisée pour résoudre un problème pratique [43].

1.7.1.3 Apprentissage semi-supervisé

Les algorithmes d'apprentissage semi-supervisé sont des combinaisons d'apprentissage non supervisé et supervisé. En apprentissage semi-supervisé, la quantité d'exemples non étiquetés est bien supérieure à celle des exemples étiquetés. L'objectif de l'apprentissage semi-supervisé est le même que celui d'un algorithme d'apprentissage supervisé. On espère qu'en utilisant de nombreux exemples non étiquetés, l'algorithme d'apprentissage produise un meilleur modèle [43].

1.7.1.4 Apprentissage par renforcement

L'apprentissage par renforcement est un sous-domaine de l'apprentissage automatique où un agent apprend en interagissant avec un environnement et en modifiant son comportement afin de maximiser sa récompense. Par exemple, un robot peut être entraîné à naviguer dans un environnement complexe en attribuant une récompense élevée aux actions qui l'aident à atteindre une destination souhaitée [44]. La machine peut exécuter des actions dans chaque état. Différentes actions apportent différentes récompenses et peuvent également amener la machine à un autre état de l'environnement. L'objectif d'un algorithme d'apprentissage par renforcement est d'apprendre une politique [43].

1.8 Modèles d'apprentissage automatique linéaires et non linéaires

Les algorithmes sont la partie la plus évidente de l'apprentissage automatique, c'est-à-dire que tout problème peut être résolu différemment. La méthode de l'algorithme d'apprentissage automatique que nous choisissons d'utiliser affecte la précision, la performance et la taille du modèle final. Les modèles d'apprentissage automatique peuvent être classés en deux catégories : les modèles linéaires et les modèles non linéaires.

1.8.1 Modèles d'apprentissage automatique linéaires

Le modèle linéaire suppose que la population d'un ensemble de données donné peut être adéquatement modélisée par une distribution de probabilité ayant un ensemble fixe de paramètres. Les algorithmes d'apprentissage automatique qui relèvent de cette catégorie incluent :

1.8.1.1 Régression linéaire

C'est une méthode supervisée où la variable cible est continue. L'apprentissage consiste à minimiser l'erreur quadratique moyenne (EQM) entre les prédictions et les valeurs réelles suivant la relation :

$$\text{EQM}(X, h_\theta) = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (h_\theta(x_i) - y_i)^2. \quad (1.18)$$

La solution analytique dite **équation normale**, est donnée par :

$$\hat{\theta} = (X^T X)^{-1} X^T Y. \quad (1.19)$$

Cette méthode est rapide pour des ensembles de données de petites ou moyenne taille.

1.8.1.2 Régression logistique

Elle est principalement utilisée pour les tâches de classification binaire. elle estime la probabilité qu'une observation appartienne à une classe donnée à l'aide de la fonction logistique (sigmoïde) :

$$p(y = 1|x) = \frac{1}{1 + e^{-(\theta_0 + \theta^T x)}}. \quad (1.20)$$

La sortie est interprétée comme une probabilité, et un seuil (souvent 0.5) permet de trancher entre deux classes.

1.8.1.3 Arbres de décision

Les arbres de décision sont des modèles d'apprentissage supervisé très intuitifs, basés sur une structure arborescente. Chaque nœud interne correspond à un test sur une variable, chaque branche a un résultat possible, et chaque feuille a une prédiction. Ils sont construits selon des critères d'homogénéité (entropie, indice de Gini) afin de maximiser la séparation des classes à chaque division. Bien qu'interprétables, les arbres simples ont tendance à sur-ajuster les données.

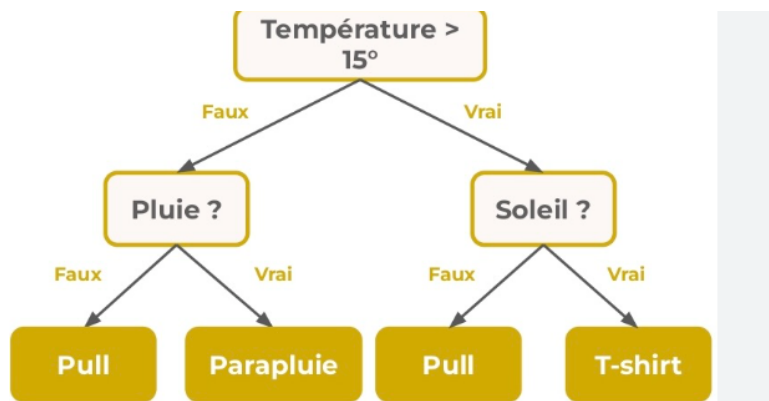


FIGURE 1.3 – Exemple d'arbre de décision [45]

La figure 1.3 [45] présente un modèle très simple d'aide à la décision basé sur les conditions météorologiques. Si la température est inférieure ou égale à 15°, on regarde s'il pleut pour choisir entre pull ou parapluie. Si la température est supérieure à 15°, on regarde s'il y a du soleil pour choisir entre pull ou t-shirt.

1.8.1.4 Forêt aléatoire

La forêt aléatoire est une méthode d'ensemble qui combine un grand nombre d'arbres de décision, chacun construit sur un sous échantillon aléatoire des données. La prédiction finale est obtenue par agrégation :

- Vote majoritaire pour les tâches de classification
- Moyenne pour les tâches de régression

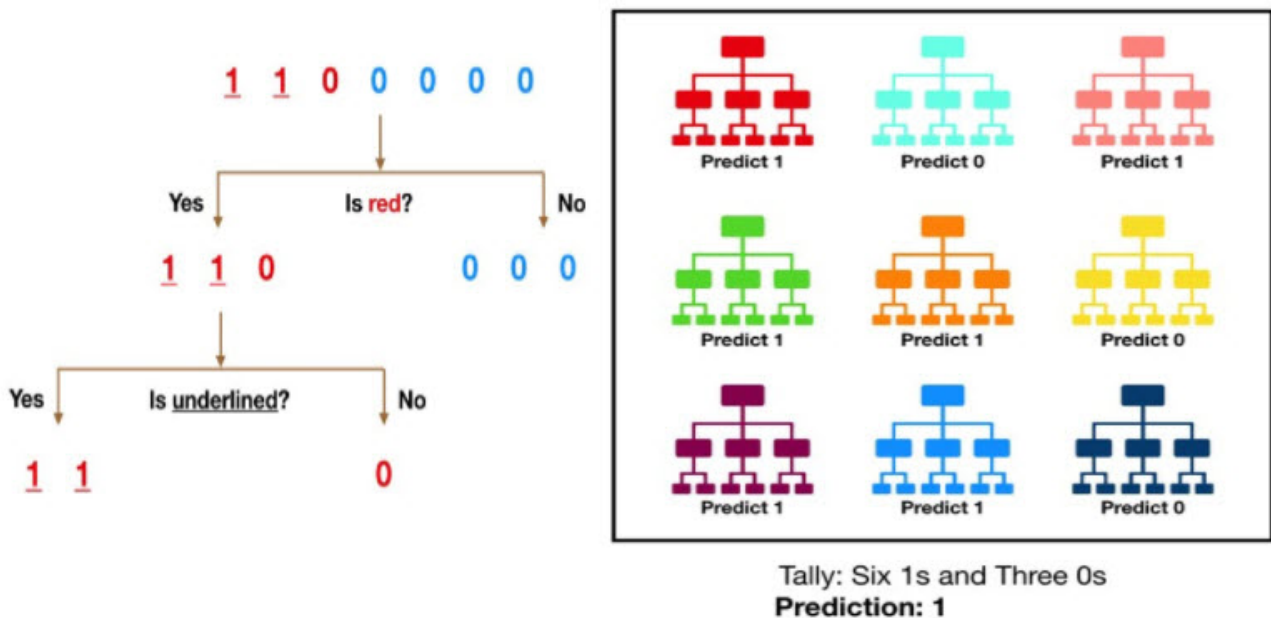


FIGURE 1.4 – Schéma d'une forêt aléatoire [46]

La figure 1.4 [46] illustre la prise de décision collective d'une forêt aléatoire, où plusieurs arbres de décision votent, et la majorité détermine la prédiction finale.

1.8.2 Modelés non linéaire

On distingue :

1.8.2.1 Machine à vecteurs de support(MVS)

La machine à vecteurs de support est un algorithme d'apprentissage supervisé utilisé principalement pour la classification. Elle cherche à trouver l'hyperplan optimal qui sépare les

classes dans un espace de caractéristiques. Cet hyperplan est choisi de manière à maximiser la marge, c'est-à-dire la distance entre les points de données les plus proches de chaque classe et l'hyperplan. Les MVS peuvent également utiliser des noyaux (kernels) pour transformer les données dans des espaces de dimensions supérieures, ce qui permet de gérer des problèmes non linéaires.

La figure 1.5 [47] explique comment un MVS sépare deux classes de données à l'aide d'un hyperplan, en maximisant la marge entre les classes et en utilisant certains points clés (support vectors) pour définir cette séparation.

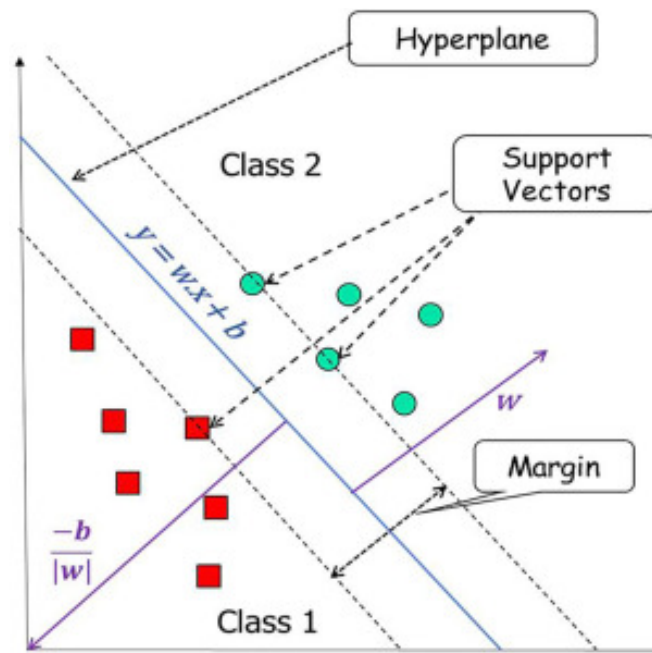


FIGURE 1.5 – Schéma d'un MVS [47]

1.8.2.2 Réseaux de Neurones Artificiels (en anglais Artificial Neural Networks, abrégé ANN)

Le modèle mathématique qui imite le cerveau humain est appelé Réseau de Neurones Artificiels (RNA). Le RNA est un modèle d'apprentissage automatique inspiré du réseau des neurones biologiques. Ces neurones sont considérés comme des unités de traitement. Les neurones sont connectés via des poids synaptiques adaptatifs [48]. Un RNA est composé de trois couches. La première couche est considérée comme la couche d'entrée, la deuxième couche intermédiaire est appelée couche cachée, et la dernière couche est la couche de sortie, comme illustré à la Figure 1.6 [49].

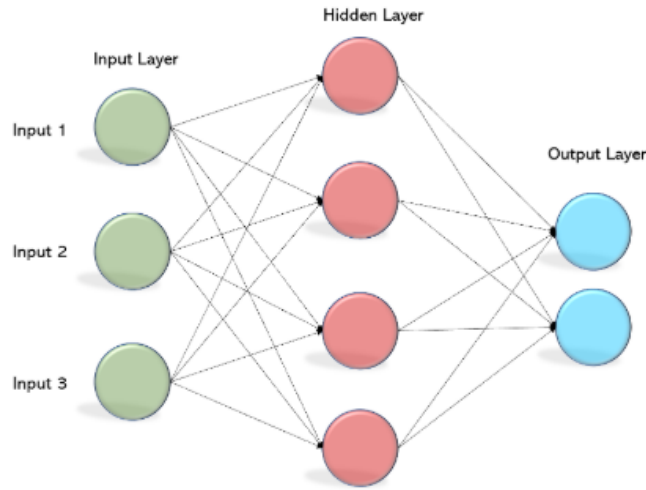


FIGURE 1.6 – Schéma d'un RNA [49]

La forme la plus simple d'un RNA est connue sous le nom de perceptron, inventé en 1957 par Frank Rosenblatt. La figure 1.7 [50] illustre le modèle de perceptron simple.

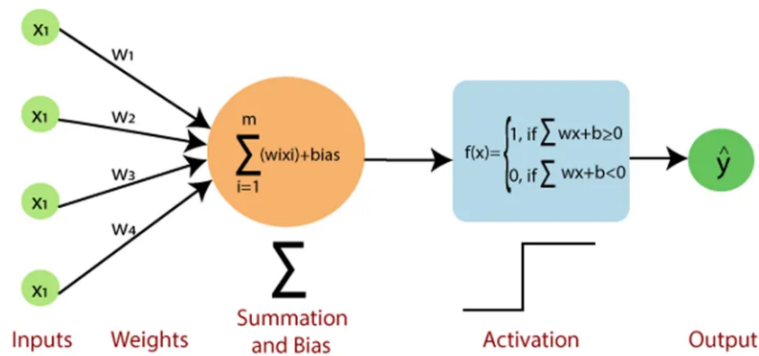


FIGURE 1.7 – Schéma d'un simple perceptron [50]

Le perceptron utilise le principe de l'unité logique à seuil (TLU), c'est-à-dire que les entrées et sorties sont des nombres indicateurs binaires ou des valeurs activées. Dans le perceptron, chaque connexion d'entrée est associée à un poids. La somme pondérée de ses entrées est donnée par :

$$s = w_1 x_1 + w_2 x_2 + w_3 x_3 + \dots + w_n x_n = \mathbf{X}^T \mathbf{W}. \quad (1.21)$$

Ensuite, une fonction de seuil est appliquée à la somme, ce qui donne une sortie :

$$h_w(x) = \text{step}(s), \quad (1.22)$$

où $\mathbf{X}^T = x_1, x_2, x_3, \dots, x_n$ sont les données d'entrée tandis que y est la sortie. Pour calculer les couches entièrement connectées, cela signifie que tous les neurones d'une couche sont connectés à chaque neurone de la couche suivante. La sortie d'une couche de neurones artificiels à partir

de la couche précédente s'exprime ainsi [41] :

$$h_{w,b}(X) = \varphi(XW + b), \quad (1.23)$$

où X représente la matrice des caractéristiques d'entrée, ayant une ligne par instance et une colonne par caractéristique. La matrice de poids W contient les poids de connexion, à l'exception de ceux du neurone de biais. Elle comporte une ligne par neurone d'entrée et une colonne par neurone artificiel dans la couche. Le vecteur de biais b contient tous les poids de connexion entre le neurone de biais et les neurones artificiels. Il y a un terme de biais par neurone artificiel. La fonction φ est appelée fonction d'activation [41].

1.9 Conclusion

La désintégration α constitue un phénomène clé dans l'étude des noyaux lourds et superlourds. Les approches théoriques, empiriques et semi-empiriques développées au cours du XXe siècle ont permis de proposer des prédictions globalement satisfaisantes, mais elles présentent encore des limites, notamment pour les noyaux superlourds et aux abords de l'îlot de stabilité. L'IA, et en particulier l'apprentissage automatique, représente aujourd'hui une alternative pertinente pour compléter ces approches, en exploitant directement les données expérimentales disponibles et en améliorant la qualité des prédictions. Dans la suite de ce travail, nous parlerons du matériel et des méthodes utilisées pour atteindre notre objectif en comparant les performances d'un modèle d'apprentissage automatique aux formules semi-empiriques existantes dans la prédiction des demi-vies α .

MATERIEL ET METHODES

2.1 Introduction

Dans cette partie, nous présentons les données et les outils utilisés, ainsi que les modèles de référence et la méthodologie adoptée pour atteindre les objectifs fixés. Les noyaux étudiés sont des noyaux superlourds ($Z \geq 104$), pour lesquels les données expérimentales disponibles concernent essentiellement les énergies de désintégration Q_α , les spins et parités, ainsi que les demi-vies expérimentales. Ces données constituent le matériel de base de ce travail. Parmi ces derniers, nous retenons la formule de Royer et la Modified Universal Decay Law (MUDL). Les étapes méthodologiques comprennent la collecte des données, la préparation des entrées, le choix des algorithmes de ML, leur entraînement, leur évaluation et enfin l'étape de prédiction.

2.2 Catégories de noyaux étudiés

La désintégration α dépend fortement de la parité des nombres de protons (Z) et de neutrons (N). On distingue généralement quatre types de noyaux à savoir :

- Noyaux pairs-pairs (PP) qui sont des noyaux où Z et N sont tous deux pairs à l'instar de ^{212}Po (Polonium avec $Z = 84$ et $N = 128$), ^{226}Ra (Radium avec $Z = 88$ et $N = 138$).
- Noyaux pairs-impairs (P-N) qui sont des noyaux où Z est pair et N est impair à l'instar de ^{211}Po (Polonium avec $Z = 84$ et $N = 127$), ^{227}Ra (Radium avec $Z = 88$ et $N = 139$).
- Noyaux impairs-pairs (N-P) qui sont des noyaux où Z est impair et N est pair à l'instar de ^{211}Bi (Bismuth avec $Z = 83$ et $N = 128$), ^{223}Fr (Francium avec $Z = 87$ et $N = 136$).
- Noyaux impairs-impairs (N-N) qui sont noyaux où Z et N sont tous deux impairs à l'instar de ^{210}Bi (Bismuth avec $Z = 83$ et $N = 127$), ^{224}Ac (Actinium avec $Z = 89$ et $N = 135$).

Cette classification est importante car les formules semi-empiriques introduisent souvent des paramètres différents selon la parité du noyau.

2.3 Formules semi-empiriques de référence

2.3.1 Formule de Royer

Royer, en 2000[37], a proposé une formule analytique pour la demi-vie logarithmique de la désintégration alpha des émetteurs alpha, qui dépend des nombres de charges du noyau parent, du nombre de masse du noyau parent et de l'énergie libérée lors de la réaction Q . Elle s'écrit comme suit :

$$\log_{10} T_{1/2}^{\text{Royer}} = a + bA^{1/6}\sqrt{Z} + c\frac{Z}{\sqrt{Q}}, \quad (2.1)$$

où a , b , c sont des paramètres ajustables obtenus par ajustement aux données expérimentales[37]. Dix ans plus tard, Royer a modifié cette formule empirique en y ajoutant le moment angulaire ℓ , à partir des données expérimentales de 334 noyaux[38]. La formule modifiée de Royer s'écrit :

$$\log_{10} T_{1/2}^{\text{Royer}} = a + bA^{1/6}\sqrt{Z} + c\frac{Z}{\sqrt{Q}} + d\frac{\Delta NZ}{Q} \left((l+1)^{1/2} \right) + eA[1 - (-1)^\ell], \quad (2.2)$$

où a , b , c , d , e sont des paramètres ajustables. Les valeurs obtenues pour les noyaux pairs-pairs, pairs-impairs, impairs-pairs et impairs-impairs sont données dans le Tableau.

TABLE 2.1 – Coefficients de la formule empirique de Royer

	a	b	c	d	e
pairs-pairs	-27,690	-1,0441	1,5702	0	0
pairs-impairs	-27,750	-1,138	1,6378	$1,7383 \times 10^{-6}$	0,0025
impairs-pairs	-27,915	-1,2092	1,6031	$8,9785 \times 10^{-6}$	0,0025
impairs-impairs	-26,448	-1,1023	1,5967	$1,6961 \times 10^{-6}$	0,0010

2.3.2 Loi universelle de désintégration modifiée (MUDL)

Qi et al. [34] ont proposé une loi universelle de désintégration pour décrire les modes de désintégration α et la désintégration par émission de clusters, en partant de la théorie de la matrice-R de type α et du mécanisme microscopique d'émission de particules chargées. Cela relie les demi-vies des désintégrations radioactives de type monopole aux valeurs Q_α ainsi qu'à leurs masses et charges. La formule de la loi universelle de désintégration s'écrit comme suit :

$$\log_{10} T_{1/2}^{\text{UDL}}(s) = a\chi' + b\rho' + c, \quad (2.3)$$

où

$$\chi' = aZ_cZ_d\sqrt{\frac{\mu}{Q_\alpha}}, \quad (2.4)$$

$$\rho' = \sqrt{AZ_cZ_d(A_c^{1/3} + A_d^{1/3})}, \quad (2.5)$$

Les paramètres $a = 0,4314$, $b = -0,4087$, $c = -25,7725$ sont déterminés par ajustement aux demi-vies expérimentales de désintégration α et par émission de clusters.

Avec le temps, les chercheurs ont observé que UDL fonctionne bien globalement, mais présente des limites : Moins précise pour les noyaux superlourds et les noyaux proches des limites de stabilité, néglige certains effets structurels comme les effets de coquilles, l'appariement, ou les déformations nucléaires, néglige certains effets structurels comme les effets de coquilles, l'appariement, ou les déformations nucléaires.

Pour corriger ces limitations, la formule MUDL (Modified Universal Decay Law) a été introduite en 2012 (notamment par Soylu et *al.*) [35]. L'objectif était de modifier la forme originale de l'Universal Decay Law (UDL) pour améliorer les prédictions pour les noyaux lourds et superlourds, intégrer de façon plus fine l'influence des effets de coquilles et de déformation, rendre la formule plus précise sur une large gamme de noyaux. La forme modifiée est donnée par :

$$\log_{10}T_{1/2} = aZ_cZ_d\sqrt{\frac{A}{Q_c}} + b\sqrt{AZ_cZ_d(A_d^{1/3} + A_c^{1/3})} + c + d\sqrt{AZ_cZ_d(A_d^{1/3} + A_c^{1/3})}\sqrt{\ell(\ell+1)} \quad (2.6)$$

où $A = \frac{A_cA_d}{A_c+A_d}$ avec A_c et A_d sont les masses des noyaux de clusters et noyaux fils respectivement. Les constantes $a = 0.4392$, $b = -0.3944$, $c = -27.0649$ et $d = 0.0052$ ont été obtenu par ajustement aux demi-vies expérimentales de désintégration α .

2.4 Détails des calculs

Cette section présente les aspects techniques des calculs effectués. Le langage de programmation utilisé est Python 3.8, avec l'environnement de développement JupyterLab, une interface web puissante conçue pour favoriser l'interactivité et la reproductibilité des calculs scientifiques. Python, langage de haut niveau, a été choisi pour sa syntaxe proche de l'anglais et sa capacité à accomplir des tâches complexes avec moins de lignes de code que d'autres langages comme Java, MatLab, C ou C++. De plus, le débogage (processus qui consiste à détecter, analyser et corriger les erreurs dans un programme informatique) y est simplifié grâce à l'affichage progressif des erreurs. La déclaration des variables et l'attribution des données se font automatiquement dans la plupart des cas. Les bibliothèques Python utilisées incluent Numpy, Pandas, Matplotlib,

Scikit-learn et TensorFlow [41].

Notre travail se décompose en trois grandes étapes de calcul :

Collecte et préparation des données

Dans cette première phase, il s'agit de constituer et organiser une base de données regroupant les demi-vies α connues des noyaux superlourds ainsi que les paramètres nucléaires pertinents

Entraînement du modèle d'apprentissage automatique pour prédire les demi-vies de désintégration α

Cette seconde étape consiste à entraîner le modèle de ML pour estimer les demi-vies de désintégration α des noyaux présents dans la base de données NUBASE2020. Au total, 500 émetteurs alpha ont été pris en compte. L'algorithme qui a été utilisé est le Réseau de Neurones Artificiels. Le module TensorFlow a été employé pour entraîner notre RNA.

Prédiction des valeurs Q par réseaux de neurones

La troisième étape concerne l'estimation des valeurs Q^{ANN} à l'aide d'un RNA. Ces valeurs sont indispensables pour prédire les demi-vies de désintégration α de noyaux superlourds encore non mesurés expérimentalement. Étant donné l'absence de données expérimentales pour ces noyaux, le recours au RNA permet de prédire les valeurs Q_{α}^{ANN} nécessaires à l'évaluation de leur stabilité. Un RNA de type feed-forward a été mis en œuvre à l'aide de TensorFlow, en combinaison avec Scikit-learn.

L'utilisation du modèle d'apprentissage automatique pour effectuer des prédictions suit généralement plusieurs étapes clés :

- Collecte des données et préparation des données
- Choix du modèle et entraînement du modèle d'apprentissage
- Ajustement des hyperparamètres
- Réalisation des prédictions
- Évaluation des performances du modèle

2.5 Collecte et préparation des données

Les données utilisées dans cette étude à savoir le nombre de masse (A), le numéro atomique (Z), les valeurs expérimentales de Q_α , ainsi que le moment angulaire orbital ℓ porté par la particule émise proviennent ou sont dérivées de la base de données NUBASE2020 [51, 52, 53].

NUBASE2020 est une base de données nucléaires évaluée qui fournit des valeurs recommandées pour diverses propriétés physiques des noyaux, telles que les énergies d'excitation, les masses, les modes de désintégration et leurs intensités, pour tous les noyaux dont les caractéristiques expérimentales sont connues (y compris ceux ayant des états de vie moyenne supérieure à 100 ns). Elle contient également des informations sur des noyaux non observés expérimentalement, dont les propriétés sont déduites à partir de tendances systématiques observées chez les noyaux voisins [52]. Toutefois, nous nous sommes basés sur des noyaux ayant des données expérimentales pour entraîner notre modèle de ML afin de prédire les demi-vies des noyaux superlourds non encore mesurées.

Les données extraites comprennent : le numéro atomique (Z), le nombre de masse (A), la parité, les demi-vies, les valeurs Q_α et les modes de désintégration. Au total, les données de 500 émetteurs alpha ont été initialement extraites. L'énergie de désintégration alpha (valeur Q_α) a été calculée à l'aide de la relation suivante [51] :

$$Q = M_P - M_D - M_\alpha, \quad (2.7)$$

où M_P et M_D représentent respectivement les excès de masse du noyau parent et du noyau fils, et M_α est l'excès de masse de la particule alpha [36, 51]. L'émission de particules alpha obéit à une règle de sélection dépendant du spin et de la parité. Si le spin et la parité diffèrent entre les états initial et final, la particule alpha transporte un moment angulaire non nul. La valeur minimale du moment angulaire orbital l_{\min} est déterminée par :

$$j = |j_p - j_d|, \quad (2.8)$$

$$l_{\min} = \begin{cases} j & \text{si } j \text{ est pair et } \pi_p = \pi_d, \\ j+1 & \text{si } j \text{ est impair et } \pi_p = \pi_d, \\ j & \text{si } j \text{ est impair et } \pi_p \neq \pi_d, \\ j+1 & \text{si } j \text{ est pair et } \pi_p \neq \pi_d, \end{cases} \quad (2.9)$$

où j_p, π_p sont le spin et la parité du noyau parent, et j_d, π_d ceux du noyau fils.

2.6 Choix du modèle et entraînement du modèle d'apprentissage

Le modèle de ML sélectionné pour notre étude est le réseau de neurones artificiels (RNA). Les modèles linéaires tels que la régression linéaire et logistique, n'ont pas été retenus car ils sont peu adaptés aux relations non linéaires. Une comparaison préliminaire a révélé que ces modèles linéaires présentaient une plus grande déviation standard, ce qui indique une moins bonne performance.

La **normalisation** est réalisée à l'aide du module `MinMaxScaler` de la bibliothèque `scikit-learn`. Elle consiste à transformer les données pour que toutes les valeurs soient comprises dans l'intervalle $[0,1]$. Cette méthode utilise les hyperparamètres par défaut. Une fois configurée, elle est appliquée via la fonction `fit_transform()`, qui produit une version transformée du jeu de données.

La **standardisation**, quant à elle, consiste à centrer chaque variable autour de zéro et à la réduire à un écart-type égal à un, en soustrayant la moyenne et en divisant par l'écart-type. Les données sont ensuite divisées en deux ensembles : un *ensemble d'entraînement* (80%) et un *ensemble de test* (20%). Cette opération est réalisée à l'aide de la fonction `train_test_split()` de `scikit-learn`. Les algorithmes d'apprentissage automatique sont entraînés sur l'ensemble d'entraînement, puis évalués à l'aide de l'ensemble de test. Rappelons ici que l'objectif de cette étude est de sélectionner les algorithmes capables de produire les meilleures prédictions sur l'ensemble de test.

Un modèle est considéré en **surapprentissage** (*overfitting*) s'il obtient de bonnes performances sur les données d'entraînement mais échoue à généraliser sur des données non vues. À l'inverse, un modèle est en **sous-apprentissage** (*underfitting*) s'il présente de mauvaises performances sur les deux ensembles.

Techniques pour éviter le surapprentissage

- **Validation croisée (Cross-validation)** : Cette méthode permet d'ajuster les hyperparamètres uniquement sur l'ensemble d'entraînement, tout en préservant l'ensemble de test. Elle sert également à évaluer les performances réelles d'un modèle. La validation croisée à K plis (*K-fold*) consiste à diviser les données en K sous-ensembles. Par exemple, pour $K = 7$, on effectue une *validation croisée à 7 plis*, utilisée dans cette étude.
- **Réduction de la complexité du modèle** : Un modèle trop complexe peut s'adapter excessivement aux données d'apprentissage, même si le volume est important. Réduire sa

complexité permet de favoriser la généralisation et d'améliorer la rapidité de traitement.

- **Régularisation** : Elle regroupe des techniques qui visent à contraindre la complexité d'un modèle, en ajoutant une pénalité à la fonction de coût. Cela permet de prévenir le surapprentissage en forçant le modèle à rester simple.

2.7 Réglage des hyperparamètres

De nombreux algorithmes d'apprentissage automatique possèdent des paramètres appelés *hyperparamètres*, qui ne peuvent pas être appris directement à partir des données. Ces hyperparamètres doivent être ajustés pour optimiser les performances du modèle. Leur réglage permet de contrôler la complexité du modèle et d'ajuster le compromis entre biais et variance. Dans cette étude, les hyperparamètres ont été réglés afin d'obtenir les meilleures performances possibles pour notre algorithme de ML utilisé.

2.8 Prédiction

Une fois l'algorithme entraîné et validé, le modèle obtenu peut être utilisé pour effectuer des prédictions. Dans cette étude, le modèle de ML a été appliqué à l'estimation des demi-vies d'émission α pour des noyaux superlourds dont les mesures expérimentales ne sont pas encore disponibles.

2.9 Évaluation des performances

Pour évaluer la performance des algorithmes de régression, l'indicateur retenu est l'*erreur quadratique moyenne* (RMSE), aussi désignée comme écart-type dans ce contexte. Elle permet de quantifier l'écart entre les prédictions théoriques et les valeurs expérimentales. La formule utilisée est la suivante :

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left(\log_{10} T_{1/2}^{(\text{théorique})} - \log_{10} T_{1/2}^{(\text{expérimental})} \right)^2} \quad (2.10)$$

où :

- $T_{1/2}^{(\text{théorique})}$ est la demi-vie d'émission alpha prédite par le modèle,
- $T_{1/2}^{(\text{expérimental})}$ est la demi-vie mesurée, extraite de la base de données NUBASE2020,
- N est le nombre total de noyaux considérés.

Cette mesure permet de comparer objectivement les performances des différents modèles sur les données d'essai [54].

2.10 Justification du choix méthodologique

Les formules semi-empiriques (Royer, MUDL) sont considérées comme des modèles de référence car elles reposent sur une longue tradition d'ajustements aux données expérimentales. Elles fournissent une estimation de base, mais ne capturent pas toujours la complexité de la structure nucléaire, en particulier pour les noyaux superlourds. Le modèle d'apprentissage automatique, au contraire, ne repose pas sur une formule explicite mais sur l'analyse directe des données. L'intérêt de cette étude est donc de comparer ces deux démarches : formules analytiques semi-empiriques et approche IA fondée sur les données.

2.11 Conclusion

En résumé, le matériel utilisé pour ce travail est constitué des données expérimentales relatives aux noyaux superlourds, tandis que les méthodes incluent deux approches notamment les formules semi-empiriques de Royer et MUDL, considérées comme modèles de référence, et un modèle de RNA. La comparaison des résultats obtenus par ces approches permettra d'évaluer la pertinence de l'IA dans la prédiction des demi-vies de désintégration α .

RÉSULTATS ET DISCUSSION

3.1 Introduction

Dans cette partie du travail, nous présenterons les résultats des méthodes décrits dans le précédent chapitre, en utilisant les cadres théoriques décrits dans le chapitre 1. Comme expliqué précédemment, les paramètres d'entrée tels que le numéro atomique, le nombre de masse, le moment angulaire orbital et les valeurs de Q_α ont été pris dans la base de données NUBASE2020. Dans cette partie, nous présenterons et analyserons les résultats obtenus à partir des deux approches retenues à savoir les formules semi-empiriques de Royer et de la Modified Universal Decay Law (MUDL), et le modèle d'apprentissage automatique (RNA). Les prédictions des demi-vies α sont comparées aux valeurs expérimentales issues de la base de données utilisée, et les performances de chaque approche sont évaluées au moyen d'indicateurs statistiques tels que la racine carrée de l'erreur quadratique moyenne (REQM) et le coefficient de détermination R^2 . Cette comparaison va nous permettre de juger de la précision de chaque modèle et d'identifier les domaines dans lesquels l'approche par apprentissage automatique peut constituer un gain significatif.

3.2 Résultats des formules semi-empiriques

Les formules de Royer et de MUDL ont été appliquées à l'ensemble des noyaux super-lourds de la base de données. Les prédictions obtenues montrent une tendance générale cohérente avec les valeurs expérimentales, mais avec des écarts variables selon le type de noyau [55]. Le tableau 3.1 [55] donne les écarts-type selon chaque noyau. On remarque :

- Pour les noyaux pairs-pairs (P-P), les prédictions sont globalement satisfaisantes, avec une erreur moyenne relativement faible.
- Pour les noyaux pairs-impairs (P-N) et impairs-pairs (N-P), on observe une augmentation des écarts, en raison des effets de spin et de parité qui sont plus complexes à modéliser.

- Pour les noyaux impairs-impairs (N-N), les écarts sont généralement les plus importants, confirmant la difficulté à prédire correctement leurs demi-vies avec des formules analytiques.

TABLE 3.1 – Écarts-types (σ) des formules empiriques améliorées [55]

Formule	Even-Even	Even-Odd	Odd-Even	Odd-Odd	Tous Noyaux	Anc. Coeff.
Royer	0.38849	0.51962	0.57056	0.75933	0.541078	0.86846
MUDL	0.39699	0.65166	0.64837	0.79755	0.606310	0.80785

La dernière colonne du tableau indique les écarts-types obtenus à l'aide des coefficients anciens, mais en utilisant les valeurs Q_α de la base NUBASE2020.

3.3 Entraînement de l'algorithme d'apprentissage automatique pour prédire les valeurs Q_α

Pour prédire les demi-vies des noyaux superlourds non encore mesurés, il est essentiel de disposer de leurs **valeurs** Q_α , souvent absentes expérimentalement. L'apprentissage automatique, en particulier les **réseaux de neurones artificiels (RNA)**, constitue une méthode prometteuse pour estimer les valeurs Q des noyaux mesurés et non mesurés.

- **Données utilisées** : 500 valeurs Q de la base de données NUBASE2020.
- **Langage / Outils** : Python, bibliothèque `scikit-learn`, fonction `train_test_split`.
- **Répartition des données** : 80% pour l'entraînement, 20% pour le test.
- **Méthode de validation** : Validation croisée à 7 plis.
- **Nombre d'époques** : 700
- **Taille du batch** : 32

Les performances du modèle sont évaluées via l'écart-type σ calculé sur les ensembles d'entraînement et de test :

- Écart-type (entraînement) : $\sigma_{\text{train}} = 0,3778316176159842$
- Écart-type (test) : $\sigma_{\text{test}} = 0,14068987256155804$

Le coefficient de détermination obtenu est : $R^2 = 0.81$

L'équation utilisée pour calculer l'écart-type est la suivante :

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left(Q_{\text{théorie},i}^{\text{ANN}} - Q_{\text{empirique},i} \right)^2}. \quad (3.1)$$

Les résultats obtenus par le modèle de RNA sont illustrés dans les **Tableau 3.2, 3.3, 3.4, 3.5** et les **Figures 3.1,3.2, 3.3, 3.4**. Ces résultats montrent que le modèle est capable de prédire efficacement les valeurs Q_α , ouvrant la voie à leur utilisation dans l'étude des noyaux superlourds non mesurés expérimentalement.

TABLE 3.2 – Tableau comparatif des valeur de Q_α et Q_α^{ANN} pour $Z = 117$

α transition	A	Z	N	Q_α (MeV)	Q_α^{ANN} (MeV)
Noyau avec $Z = 117$					
$^{281}\text{Ts} \rightarrow ^{277}\text{Mc}$	281	117	164	13.52	13.41
$^{282}\text{Ts} \rightarrow ^{278}\text{Mc}$	282	117	165	13.33	13.29
$^{283}\text{Ts} \rightarrow ^{279}\text{Mc}$	283	117	166	13.00	13.07
$^{284}\text{Ts} \rightarrow ^{280}\text{Mc}$	284	117	167	12.64	12.68
$^{285}\text{Ts} \rightarrow ^{281}\text{Mc}$	285	117	178	12.39	12.56
$^{286}\text{Ts} \rightarrow ^{282}\text{Mc}$	286	117	179	12.19	12.61
$^{287}\text{Ts} \rightarrow ^{283}\text{Mc}$	287	117	170	11.92	12.11
$^{288}\text{Ts} \rightarrow ^{284}\text{Mc}$	288	117	171	11.81	12.12
$^{289}\text{Ts} \rightarrow ^{285}\text{Mc}$	289	117	172	11.79	11.94
$^{290}\text{Ts} \rightarrow ^{286}\text{Mc}$	290	117	173	11.62	11.82
$^{291}\text{Ts} \rightarrow ^{287}\text{Mc}$	291	117	174	11.46	11.75
$^{292}\text{Ts} \rightarrow ^{288}\text{Mc}$	292	117	175	11.51	11.71
$^{293}\text{Ts} \rightarrow ^{289}\text{Mc}$	293	117	176	11.33	11.45
$^{294}\text{Ts} \rightarrow ^{290}\text{Mc}$	294	117	177	11.19	11.41
$^{295}\text{Ts} \rightarrow ^{291}\text{Mc}$	295	117	178	11.12	11.33
$^{296}\text{Ts} \rightarrow ^{292}\text{Mc}$	296	117	179	11.40	11.61
$^{297}\text{Ts} \rightarrow ^{293}\text{Mc}$	297	117	180	11.54	11.65
$^{298}\text{Ts} \rightarrow ^{294}\text{Mc}$	298	117	181	11.43	11
$^{299}\text{Ts} \rightarrow ^{295}\text{Mc}$	299	117	182	11.39	11.58
$^{300}\text{Ts} \rightarrow ^{296}\text{Mc}$	300	117	183	11.50	11.69
$^{301}\text{Ts} \rightarrow ^{297}\text{Mc}$	301	117	184	11.54	11.76
$^{302}\text{Ts} \rightarrow ^{298}\text{Mc}$	302	117	185	12.16	11.31
$^{303}\text{Ts} \rightarrow ^{299}\text{Mc}$	303	117	186	12.73	12.90
$^{304}\text{Ts} \rightarrow ^{300}\text{Mc}$	304	117	187	12.55	12.78
$^{305}\text{Ts} \rightarrow ^{301}\text{Mc}$	305	117	188	12.13	12.41
$^{306}\text{Ts} \rightarrow ^{302}\text{Mc}$	306	117	189	11.64	11.82
$^{307}\text{Ts} \rightarrow ^{303}\text{Mc}$	307	117	190	11.00	11.16

α transition	A	Z	N	Q_α (MeV)	Q_α^{ANN} (MeV)
Noyau avec $Z = 117$					
$^{308}\text{Ts} \rightarrow ^{304}\text{Mc}$	308	117	191	10.45	10.66
$^{309}\text{Ts} \rightarrow ^{305}\text{Mc}$	309	117	192	10.01	9.96
$^{310}\text{Ts} \rightarrow ^{306}\text{Mc}$	310	117	193	9.60	9.77
$^{311}\text{Ts} \rightarrow ^{307}\text{Mc}$	311	117	194	8.84	9.04
$^{312}\text{Ts} \rightarrow ^{308}\text{Mc}$	312	117	195	9.06	9.01
$^{313}\text{Ts} \rightarrow ^{309}\text{Mc}$	313	117	196	8.31	8.55
$^{314}\text{Ts} \rightarrow ^{310}\text{Mc}$	314	117	197	8.28	8.61
$^{315}\text{Ts} \rightarrow ^{310}\text{Mc}$	315	117	198	8.91	8.83
$^{316}\text{Ts} \rightarrow ^{310}\text{Mc}$	316	117	199	8.47	8.44
$^{317}\text{Ts} \rightarrow ^{310}\text{Mc}$	317	117	200	8.49	8.37

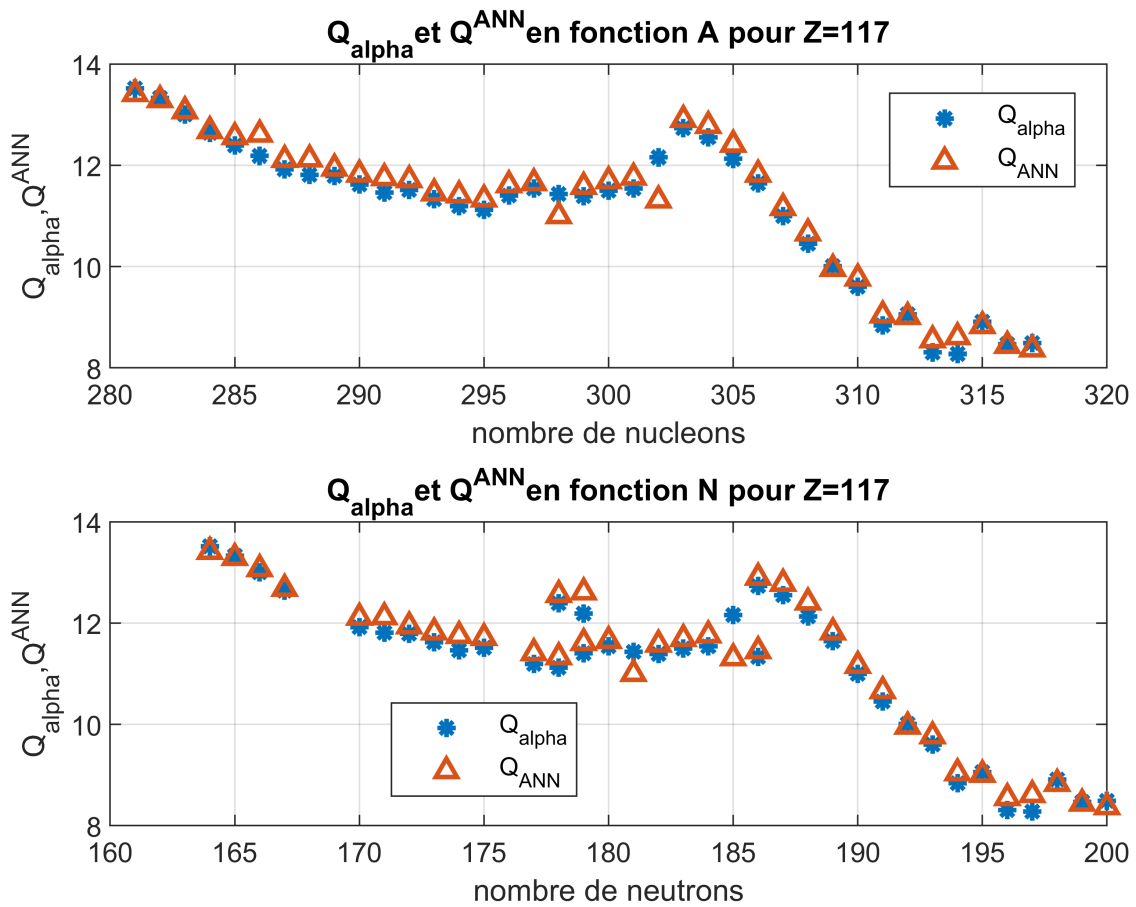


FIGURE 3.1 – Courbe comparative de la valeur de Q_α empirique et celle de Q_α^{ANN} pour $Z = 117$

TABLE 3.3 – Tableau comparatif des valeur de Q_α et Q_α^{ANN} pour $Z = 118$

α transition	A	Z	N	Q_α (MeV)	Q_α^{ANN} (MeV)
Noyau avec $Z = 118$					
$^{282}\text{Og} \rightarrow ^{278}\text{Lv}$	282	118	164	13.75	13.94
$^{283}\text{Og} \rightarrow ^{279}\text{Lv}$	283	118	165	13.59	13.76
$^{284}\text{Og} \rightarrow ^{280}\text{Lv}$	284	118	166	13.28	13.48
$^{285}\text{Og} \rightarrow ^{281}\text{Lv}$	285	118	167	13.89	14.04
$^{286}\text{Og} \rightarrow ^{282}\text{Lv}$	286	118	168	12.89	13.02
$^{287}\text{Og} \rightarrow ^{283}\text{Lv}$	287	118	169	12.73	12.96
$^{288}\text{Og} \rightarrow ^{284}\text{Lv}$	288	118	170	12.52	12.81
$^{289}\text{Og} \rightarrow ^{285}\text{Lv}$	289	118	171	13.59	13.70
$^{290}\text{Og} \rightarrow ^{286}\text{Lv}$	290	118	172	12.41	12.82
$^{291}\text{Og} \rightarrow ^{287}\text{Lv}$	291	118	173	12.22	12.35
$^{292}\text{Og} \rightarrow ^{288}\text{Lv}$	292	118	174	12.01	12.60
$^{293}\text{Og} \rightarrow ^{289}\text{Lv}$	293	118	175	12.02	12.49
$^{294}\text{Og} \rightarrow ^{290}\text{Lv}$	294	118	176	11.87	12.01
$^{295}\text{Og} \rightarrow ^{291}\text{Lv}$	295	118	177	11.70	11.94
$^{296}\text{Og} \rightarrow ^{292}\text{Lv}$	296	118	178	11.56	11.69
$^{297}\text{Og} \rightarrow ^{293}\text{Lv}$	297	118	179	12.00	12.15
$^{298}\text{Og} \rightarrow ^{294}\text{Lv}$	298	118	180	12.12	12.32
$^{299}\text{Og} \rightarrow ^{295}\text{Lv}$	299	118	181	11.99	12.51
$^{300}\text{Og} \rightarrow ^{296}\text{Lv}$	300	118	182	11.91	12.21
$^{301}\text{Og} \rightarrow ^{297}\text{Lv}$	301	118	183	11.98	12.10
$^{302}\text{Og} \rightarrow ^{298}\text{Lv}$	302	118	184	11.99	12.14
$^{303}\text{Og} \rightarrow ^{299}\text{Lv}$	303	118	185	12.55	12.63
$^{304}\text{Og} \rightarrow ^{300}\text{Lv}$	304	118	186	13.10	13.31
$^{305}\text{Og} \rightarrow ^{301}\text{Lv}$	305	118	187	12.93	13.05
$^{306}\text{Og} \rightarrow ^{302}\text{Lv}$	306	118	188	12.53	12.77
$^{307}\text{Og} \rightarrow ^{303}\text{Lv}$	307	118	189	11.98	12.03
$^{308}\text{Og} \rightarrow ^{304}\text{Lv}$	308	118	190	11.20	11.44
$^{309}\text{Og} \rightarrow ^{305}\text{Lv}$	309	118	191	10.67	10.41
$^{310}\text{Og} \rightarrow ^{306}\text{Lv}$	310	118	192	10.29	10.58
$^{311}\text{Og} \rightarrow ^{307}\text{Lv}$	311	118	193	9.39	9.14
$^{312}\text{Og} \rightarrow ^{308}\text{Lv}$	312	118	194	9.06	9.22
$^{313}\text{Og} \rightarrow ^{309}\text{Lv}$	313	118	195	8.76	8.69
$^{314}\text{Og} \rightarrow ^{310}\text{Lv}$	314	118	196	8.50	8.65
$^{315}\text{Og} \rightarrow ^{311}\text{Lv}$	315	118	197	8.40	8.48

α transition	A	Z	N	Q_α (MeV)	Q_α^{ANN} (MeV)
Noyau avec $Z = 118$					
$^{316}\text{Og} \rightarrow ^{312}\text{Lv}$	316	118	198	8.47	8.59
$^{317}\text{Og} \rightarrow ^{313}\text{Lv}$	317	118	199	8.09	8.23
$^{318}\text{Og} \rightarrow ^{314}\text{Lv}$	318	118	200	8.48	8.64

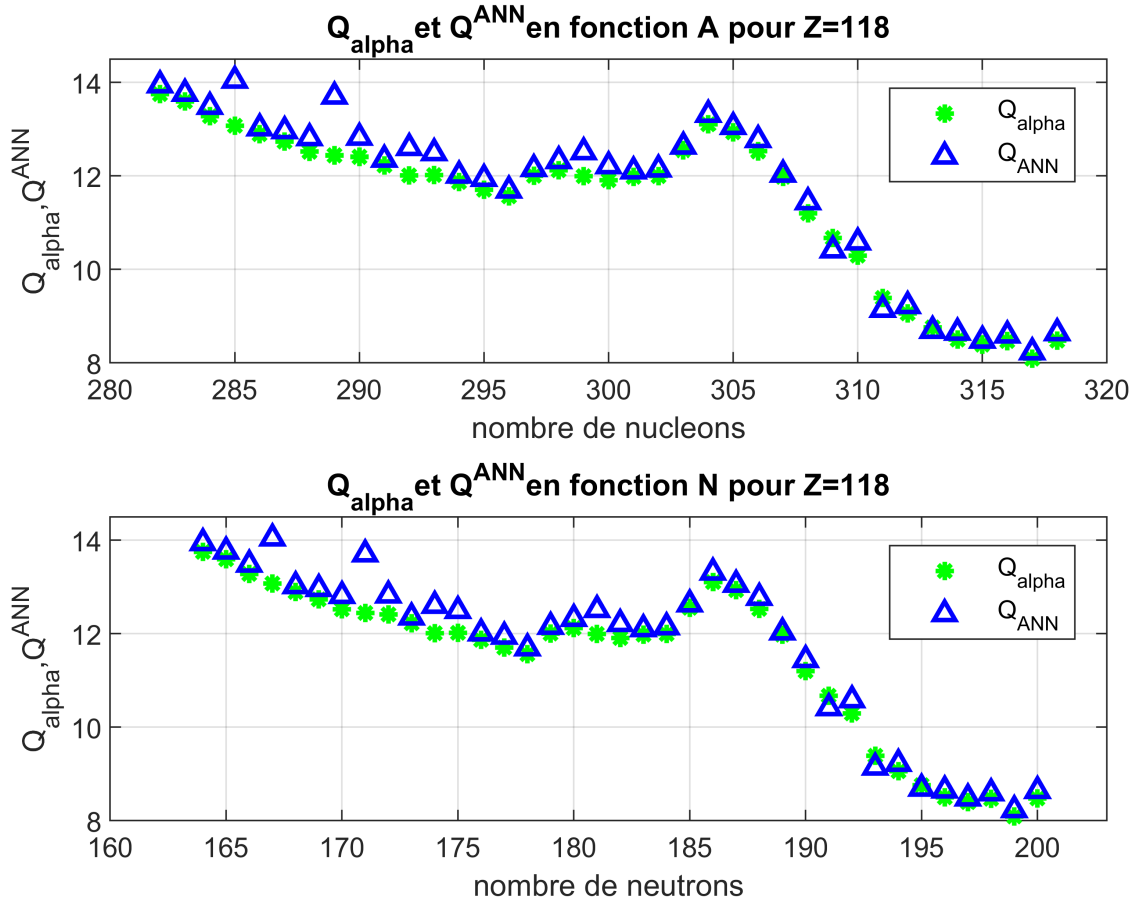
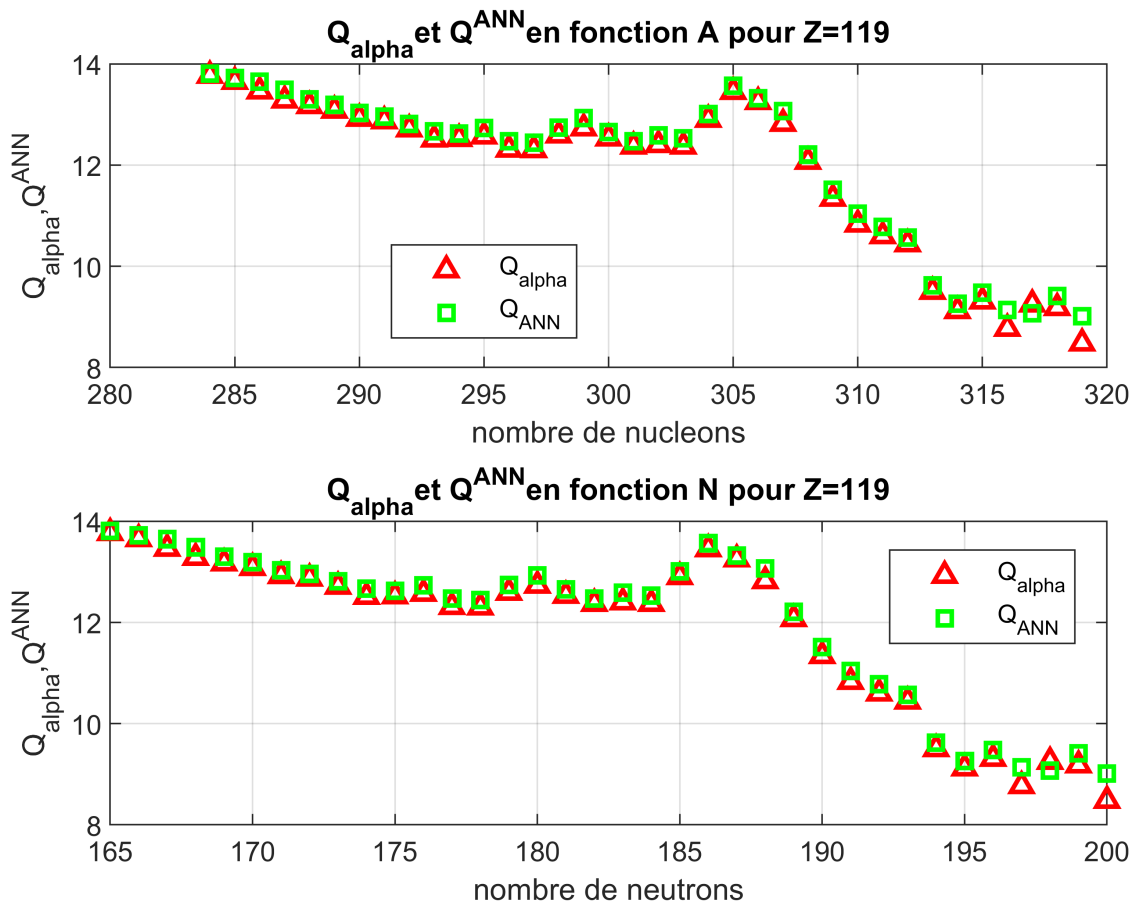


FIGURE 3.2 – Courbe comparative de la valeur de Q_α empirique et celle de Q_α^{ANN} pour $Z = 118$

TABLE 3.4 – Tableau comparatif des valeur de Q_α et Q_α^{ANN} pour $Z = 119$

α transition	A	Z	N	Q_α (MeV)	Q_α^{ANN} (MeV)
Noyau avec $Z = 119$					
$^{284}119 \rightarrow ^{280}\text{Ts}$	284	119	165	13.77	13.81
$^{285}119 \rightarrow ^{281}\text{Ts}$	285	119	166	13.65	13.72
$^{286}119 \rightarrow ^{282}\text{Ts}$	286	119	167	13.46	13.65
$^{287}119 \rightarrow ^{283}\text{Ts}$	287	119	168	13.28	13.49
$^{288}119 \rightarrow ^{284}\text{Ts}$	288	119	169	13.17	13.30

α transition	A	Z	N	Q_α (MeV)	Q_α^{ANN} (MeV)
Noyau avec $Z = 119$					
$^{289}_{119} \rightarrow ^{285}\text{Ts}$	289	119	170	13.08	13.19
$^{290}_{119} \rightarrow ^{286}\text{Ts}$	290	119	171	12.92	13.03
$^{291}_{119} \rightarrow ^{287}\text{Ts}$	291	119	172	12.87	12.96
$^{292}_{119} \rightarrow ^{288}\text{Ts}$	292	119	173	12.71	12.81
$^{293}_{119} \rightarrow ^{289}\text{Ts}$	293	119	174	12.51	12.67
$^{294}_{119} \rightarrow ^{290}\text{Ts}$	294	119	175	12.52	12.62
$^{295}_{119} \rightarrow ^{291}\text{Ts}$	295	119	176	12.57	12.73
$^{296}_{119} \rightarrow ^{292}\text{Ts}$	296	119	177	12.31	12.47
$^{297}_{119} \rightarrow ^{293}\text{Ts}$	297	119	178	12.30	12.44
$^{298}_{119} \rightarrow ^{294}\text{Ts}$	298	119	179	12.59	12.74
$^{299}_{119} \rightarrow ^{295}\text{Ts}$	299	119	180	12.73	12.83
$^{300}_{119} \rightarrow ^{296}\text{Ts}$	300	119	181	12.53	12.65
$^{301}_{119} \rightarrow ^{297}\text{Ts}$	301	119	182	12.37	12.47
$^{302}_{119} \rightarrow ^{298}\text{Ts}$	302	119	183	12.40	12.59
$^{303}_{119} \rightarrow ^{299}\text{Ts}$	303	119	184	12.37	12.53
$^{304}_{119} \rightarrow ^{300}\text{Ts}$	304	119	185	12.90	13.01
$^{305}_{119} \rightarrow ^{301}\text{Ts}$	305	119	186	13.45	13.57
$^{306}_{119} \rightarrow ^{302}\text{Ts}$	306	119	187	13.25	13.32
$^{307}_{119} \rightarrow ^{303}\text{Ts}$	307	119	188	12.82	13.07
$^{308}_{119} \rightarrow ^{304}\text{Ts}$	308	119	189	12.07	12.21
$^{309}_{119} \rightarrow ^{305}\text{Ts}$	309	119	190	11.34	11.51
$^{310}_{119} \rightarrow ^{306}\text{Ts}$	310	119	191	10.83	11.04
$^{311}_{119} \rightarrow ^{307}\text{Ts}$	311	119	192	10.60	10.78
$^{312}_{119} \rightarrow ^{308}\text{Ts}$	312	119	193	10.44	10.57
$^{313}_{119} \rightarrow ^{309}\text{Ts}$	313	119	194	9.50	9.62
$^{314}_{119} \rightarrow ^{310}\text{Ts}$	314	119	195	9.12	9.26
$^{315}_{119} \rightarrow ^{311}\text{Ts}$	315	119	196	9.31	9.48
$^{316}_{119} \rightarrow ^{312}\text{Ts}$	316	119	197	8.77	9.14
$^{317}_{119} \rightarrow ^{313}\text{Ts}$	317	119	198	9.25	9.07
$^{318}_{119} \rightarrow ^{314}\text{Ts}$	318	119	199	9.18	9.41
$^{319}_{119} \rightarrow ^{315}\text{Ts}$	319	119	200	8.48	9.01

FIGURE 3.3 – Courbe comparative de la valeur de Q_α empirique et celle de Q_α^{ANN} pour $Z = 119$ TABLE 3.5 – Tableau comparatif des valeur de Q_α et Q_α^{ANN} pour $Z = 120$

α transition	A	Z	N	Q_α (MeV)	Q_α^{ANN} (MeV)
Noyau avec $Z = 120$					
$^{287}_{120}\text{Og} \rightarrow ^{283}_{120}\text{Og}$	287	120	167	13.91	13.61
$^{288}_{120}\text{Og} \rightarrow ^{284}_{120}\text{Og}$	288	120	168	13.75	13.92
$^{289}_{120}\text{Og} \rightarrow ^{285}_{120}\text{Og}$	289	120	169	13.68	13.41
$^{290}_{120}\text{Og} \rightarrow ^{286}_{120}\text{Og}$	290	120	170	13.63	13.46
$^{291}_{120}\text{Og} \rightarrow ^{286}_{120}\text{Og}$	291	120	171	13.41	13.31
$^{292}_{120}\text{Og} \rightarrow ^{288}_{120}\text{Og}$	292	120	172	13.31	13.19
$^{293}_{120}\text{Og} \rightarrow ^{289}_{120}\text{Og}$	293	120	173	13.24	13.20
$^{294}_{120}\text{Og} \rightarrow ^{290}_{120}\text{Og}$	294	120	174	13.07	13.29
$^{295}_{120}\text{Og} \rightarrow ^{291}_{120}\text{Og}$	295	120	175	13.10	13.40
$^{296}_{120}\text{Og} \rightarrow ^{292}_{120}\text{Og}$	296	120	176	13.19	13.42
$^{297}_{120}\text{Og} \rightarrow ^{293}_{120}\text{Og}$	297	120	177	13.02	13.38
$^{298}_{120}\text{Og} \rightarrow ^{294}_{120}\text{Og}$	298	120	178	12.90	13.07

α transition	A	Z	N	Q_α (MeV)	Q_α^{ANN} (MeV)
Noyau avec $Z = 120$					
$^{299}_{120} \rightarrow ^{295}\text{Og}$	299	120	179	13.19	13.46
$^{300}_{120} \rightarrow ^{296}\text{Og}$	300	120	180	13.29	13.51
$^{301}_{120} \rightarrow ^{297}\text{Og}$	301	120	181	13.03	13.21
$^{302}_{120} \rightarrow ^{298}\text{Og}$	302	120	182	12.88	13.11
$^{303}_{120} \rightarrow ^{299}\text{Og}$	303	120	183	12.80	13.09
$^{304}_{120} \rightarrow ^{300}\text{Og}$	304	120	184	12.75	13.16
$^{305}_{120} \rightarrow ^{301}\text{Og}$	305	120	185	13.27	13.38
$^{306}_{120} \rightarrow ^{302}\text{Og}$	306	120	186	13.82	14.03
$^{307}_{120} \rightarrow ^{303}\text{Og}$	307	120	187	13.58	13.91
$^{308}_{120} \rightarrow ^{304}\text{Og}$	308	120	188	13.04	13.43
$^{309}_{120} \rightarrow ^{305}\text{Og}$	309	120	189	12.17	12.61
$^{310}_{120} \rightarrow ^{306}\text{Og}$	310	120	190	11.48	11.82
$^{311}_{120} \rightarrow ^{307}\text{Og}$	311	120	191	11.10	10.89
$^{312}_{120} \rightarrow ^{308}\text{Og}$	312	120	192	11.05	11.13
$^{313}_{120} \rightarrow ^{309}\text{Og}$	313	120	193	10.92	11.19
$^{314}_{120} \rightarrow ^{310}\text{Og}$	314	120	194	9.97	10.12
$^{315}_{120} \rightarrow ^{311}\text{Og}$	315	120	195	10.15	10.02
$^{316}_{120} \rightarrow ^{312}\text{Og}$	316	120	196	9.97	10.22
$^{317}_{120} \rightarrow ^{313}\text{Og}$	317	120	197	9.96	9.88
$^{318}_{120} \rightarrow ^{314}\text{Og}$	318	120	198	9.99	10.10
$^{319}_{120} \rightarrow ^{316}\text{Og}$	319	120	199	9.89	10.05
$^{320}_{120} \rightarrow ^{316}\text{Og}$	320	120	200	9.71	10.02

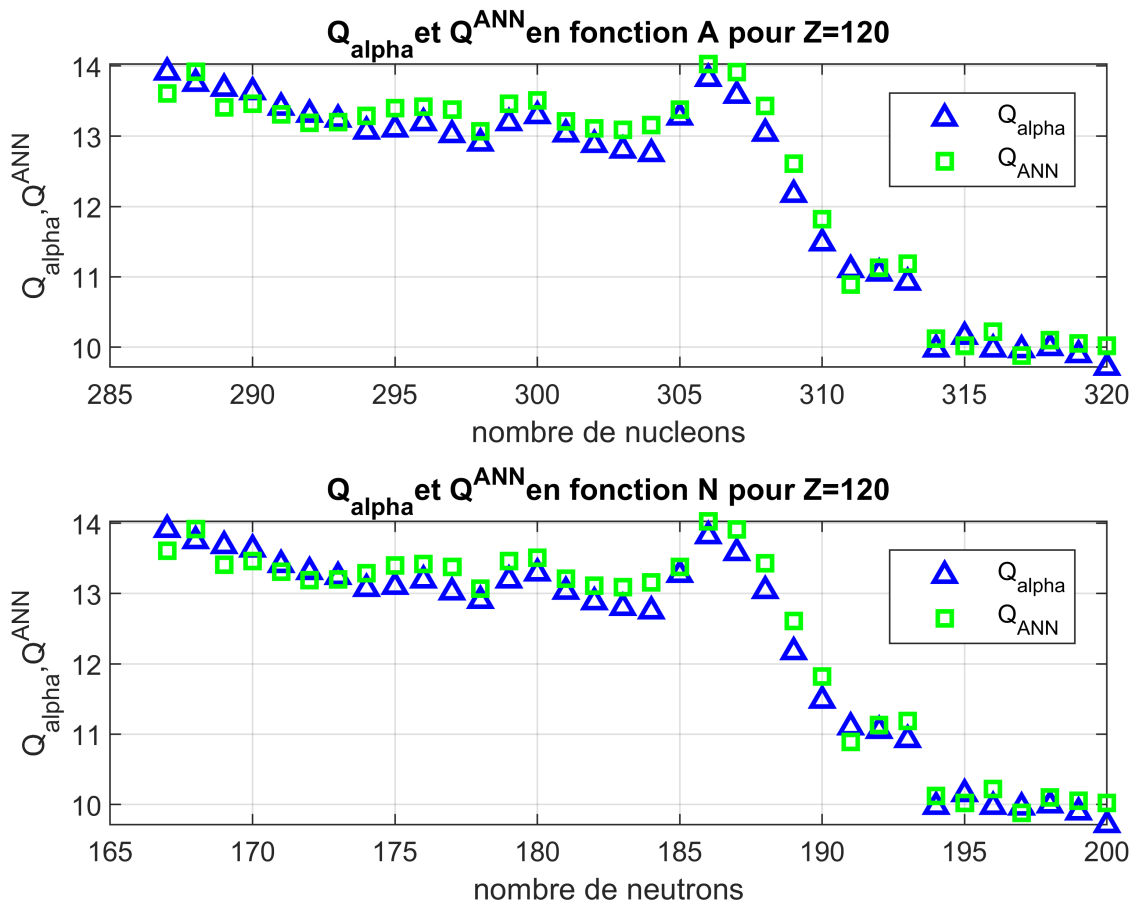


FIGURE 3.4 – Courbe comparative de la valeur de Q_{α} empirique et celle de Q_{α}^{ANN} pour $Z = 120$

Les figures 3.1, 3.2, 3.3 et 3.4 présentent l'évolution de Q_{α} (énergie de désintégration α théorique) et Q_{α}^{ANN} (énergie prédite par un réseau de neurones artificiels) pour l'élément superlourd de numéro atomique $Z = 111, 118, 119, 120$ respectivement, en fonction du nombre de nucléons (A) et du nombre de neutrons (N). Cette énergie renseigne sur la stabilité nucléaire : une valeur élevée de Q_{α} indique une désintégration α plus probable et donc une stabilité moindre du noyau.

- Dans tous les graphiques, Q_{α} et Q_{α}^{ANN} montrent une tendance générale à augmenter puis à se stabiliser avec une augmentation du nombre de nucléons ou de neutrons. Cette similarité suggère que le modèle RNA est capable de capturer certaines caractéristiques des interactions nucléaires fondamentales.
- À partir d'un certain nombre de nucléons (environ 300), les valeurs de Q_{α} et Q_{α}^{ANN} tendent à se stabiliser. Cela indique que les forces nucléaires d'attraction et de répulsion atteignent un équilibre, ce qui est un phénomène bien connu dans les systèmes nucléaires et peut être interprété comme un effet de saturation.

- Pour de noyaux comme $Z = 117$ et $Z = 118$, les divergences importantes entre Q_α et Q^{ANN} sont observées. Par exemple, à $N = 200$, Q^{ANN} peut prédire des valeurs nettement inférieures ou supérieures à celle de Q_α . Cela peut indiquer que le modèle RNA ne tient pas compte de certains effets nucléaires complexes, tels que les excitations collectives ou les configurations orbitales spécifiques.
- Les résultats du modèle de l'RNA montrent qu'il peut prédire des énergies de désintégration qui se rapprochent des valeurs mesurées pour certains noyaux. Cela représente un progrès significatif dans l'utilisation de l'IA pour modéliser des propriétés nucléaires, tandis que les divergences soulignent de la complexité des phénomènes en jeu.

3.4 Prédictions des demi-vies de désintégration alpha pour les noyaux superlourds non mesurés à l'aide des formules empiriques et du modèle de RNA

Les valeurs Q prédites par le modèle de réseau de neurones artificiels (RNA), dont la précision a été validée dans les précédents tableaux, ont permis d'étendre les calculs aux noyaux superlourds non encore observés expérimentalement. Ces noyaux sont situés dans l'intervalle $Z = 117$ à 120 et $A = 281$ à 320 . Pour ce faire, la formule empirique de Royer a été utilisée. Les résultats des prédictions sont présentés dans les **Tableaux 3.6, 3.7, 3.8, 3.9**. Les colonnes incluent :

- A : numéro de masse
- Z : nombre atomique
- N : nombre de neutrons
- Q^{ANN} : valeur Q_α prédite par le modèle de RNA
- ℓ : moment angulaire orbital (fixé à 0 pour les noyaux pair-pair)
- $\log_{10} T_{1/2}^{DZR}$: calculé avec formule empirique de Royer
- $\log_{10} T_{1/2}^{MUDL}$: calculé avec la formule empirique de MUDL
- **This Work** : demi-vie prédite par le modèle de RNA

TABLE 3.6 – Demi-vies prédites à partir des valeurs Q_α prédites pour $Z = 117$

α transition	A	Z	N	Q_α^{ANN} (MeV)	$J_p^\pi \rightarrow J_d^\pi$	l	$\log_{10} T_{1/2}^{\text{DZRR}}$ (s)	$\log_{10} T_{1/2}^{\text{MUDL}}$ (s)	This Work
Noyau avec $Z = 177$									
$^{281}\text{Ts} \rightarrow ^{277}\text{Mc}$	281	117	164	13.41	$3/2^- \rightarrow 1/2^-$	2	-6.29	-5.24	-6.08
$^{282}\text{Ts} \rightarrow ^{278}\text{Mc}$	282	117	165	13.29	$3/2^- \rightarrow 1/2^-$	2	-5.48	-4.87	-5.12
$^{283}\text{Ts} \rightarrow ^{279}\text{Mc}$	283	117	166	13.07	$3/2^- \rightarrow 1/2^-$	2	-5.31	-4.19	-5.17
$^{284}\text{Ts} \rightarrow ^{280}\text{Mc}$	284	117	167	12.68	$3/2^- \rightarrow 1/2^-$	2	-4.13	-3.42	-4.26
$^{285}\text{Ts} \rightarrow ^{281}\text{Mc}$	285	117	178	12.56	$3/2^- \rightarrow 1/2^-$	2	-4.08	-2.87	-3.70
$^{286}\text{Ts} \rightarrow ^{282}\text{Mc}$	286	117	179	12.61	$3/2^- \rightarrow 1/2^-$	2	-3.20	-2.42	-3.06
$^{287}\text{Ts} \rightarrow ^{283}\text{Mc}$	287	117	170	12.11	$3/2^- \rightarrow 1/2^-$	2	-3.08	-1.78	-2.81
$^{288}\text{Ts} \rightarrow ^{284}\text{Mc}$	288	117	171	12.12	$3/2^- \rightarrow 1/2^-$	2	-2.37	-1.53	-2.62
$^{289}\text{Ts} \rightarrow ^{285}\text{Mc}$	289	117	172	11.94	$3/2^- \rightarrow 1/2^-$	2	-2.81	-1.49	-2.41
$^{290}\text{Ts} \rightarrow ^{286}\text{Mc}$	290	117	173	11.82	$3/2^- \rightarrow 1/2^-$	2	-1.97	-1.08	-1.60
$^{291}\text{Ts} \rightarrow ^{287}\text{Mc}$	291	117	174	11.75	$3/2^- \rightarrow 5/2^-$	2	-2.07	-0.69	-1.84
$^{292}\text{Ts} \rightarrow ^{288}\text{Mc}$	292	117	175	11.71	$3/2^- \rightarrow 5/2^-$	2	-1.74	-0.83	-1.33
$^{293}\text{Ts} \rightarrow ^{289}\text{Mc}$	293	117	176	11.45	$3/2^- \rightarrow 1/2^-$	2	-1.89	-0.38	-2.04
$^{294}\text{Ts} \rightarrow ^{290}\text{Mc}$	294	117	177	11.41	$3/2^- \rightarrow 5/2^-$	2	-0.90	-0.02	-0.61
$^{295}\text{Ts} \rightarrow ^{291}\text{Mc}$	295	117	178	11.33	$3/2^- \rightarrow 5/2^-$	2	-1.30	0.15	-1.51
$^{296}\text{Ts} \rightarrow ^{292}\text{Mc}$	296	117	179	11.61	$3/2^- \rightarrow 5/2^-$	2	-1.54	-0.61	-1.89
$^{297}\text{Ts} \rightarrow ^{293}\text{Mc}$	297	117	180	11.65	$3/2^- \rightarrow 5/2^-$	2	-2.37	-0.98	-1.97
$^{298}\text{Ts} \rightarrow ^{294}\text{Mc}$	298	117	181	11	$1/2^- \rightarrow 5/2^-$	2	-1.65	-0.71	-1.23
$^{299}\text{Ts} \rightarrow ^{295}\text{Mc}$	299	117	182	11.58	$1/2^- \rightarrow 5/2^-$	2	-2.04	-0.62	-1.91
$^{300}\text{Ts} \rightarrow ^{296}\text{Mc}$	300	117	183	11.69	$1/2^- \rightarrow 5/2^-$	2	-1.86	-0.92	-1.70
$^{301}\text{Ts} \rightarrow ^{297}\text{Mc}$	301	117	184	11.76	$1/2^- \rightarrow 5/2^-$	2	-2.44	-1.04	-1.91
$^{302}\text{Ts} \rightarrow ^{298}\text{Mc}$	302	117	185	11.31	$5/2^+ \rightarrow 5/2^+$	1	-3.62	-3.05	-4.06
$^{303}\text{Ts} \rightarrow ^{299}\text{Mc}$	303	117	186	12.90	$1/2^- \rightarrow 5/2^+$	2	-5.12	-3.90	-4.27
$^{304}\text{Ts} \rightarrow ^{300}\text{Mc}$	304	117	187	12.78	$5/2^+ \rightarrow 5/2^-$	1	-4.50	-3.98	-4.71
$^{305}\text{Ts} \rightarrow ^{301}\text{Mc}$	305	117	188	12.41	$1/2^- \rightarrow 5/2^-$	2	-3.87	-2.55	-3.38
$^{306}\text{Ts} \rightarrow ^{302}\text{Mc}$	306	117	189	11.82	$1/2^- \rightarrow 1/2^+$	1	-2.50	-1.83	-2.90
$^{307}\text{Ts} \rightarrow ^{303}\text{Mc}$	307	117	190	11.16	$5/2^+ \rightarrow 5/2^-$	1	-1.40	-0.16	-1.20
$^{308}\text{Ts} \rightarrow ^{304}\text{Mc}$	308	117	191	10.66	$1/2^+ \rightarrow 1/2^+$	0	0.41	0.76	0.61
$^{309}\text{Ts} \rightarrow ^{305}\text{Mc}$	309	117	192	9.96	$9/2^+ \rightarrow 5/2^-$	3	1.81	3.66	2.41
$^{310}\text{Ts} \rightarrow ^{306}\text{Mc}$	310	117	193	9.77	$1/2^- \rightarrow 5/2^-$	2	3.21	4.53	3.46
$^{311}\text{Ts} \rightarrow ^{307}\text{Mc}$	311	117	194	9.04	$1/2^- \rightarrow 5/2^-$	2	5.27	7.24	6.33
$^{312}\text{Ts} \rightarrow ^{308}\text{Mc}$	312	117	195	9.01	$3/2^+ \rightarrow 1/2^+$	2	4.95	6.40	5.42
$^{313}\text{Ts} \rightarrow ^{309}\text{Mc}$	313	117	196	8.55	$1/2^+ \rightarrow 1/2^+$	0	6.92	8.23	7.13
$^{314}\text{Ts} \rightarrow ^{310}\text{Mc}$	314	117	197	8.61	$1/2^+ \rightarrow 1/2^-$	1	7.59	8.98	7.27
$^{315}\text{Ts} \rightarrow ^{310}\text{Mc}$	315	117	198	8.83	$11/2^+ \rightarrow 1/2^-$	5	6.19	8.29	7.42
$^{316}\text{Ts} \rightarrow ^{310}\text{Mc}$	316	117	199	8.44	$11/2^+ \rightarrow 3/2^-$	5	8.25	10.00	9.44
$^{317}\text{Ts} \rightarrow ^{310}\text{Mc}$	317	117	200	8.37	$11/2^+ \rightarrow 3/2^-$	5	7.69	9.90	8.54

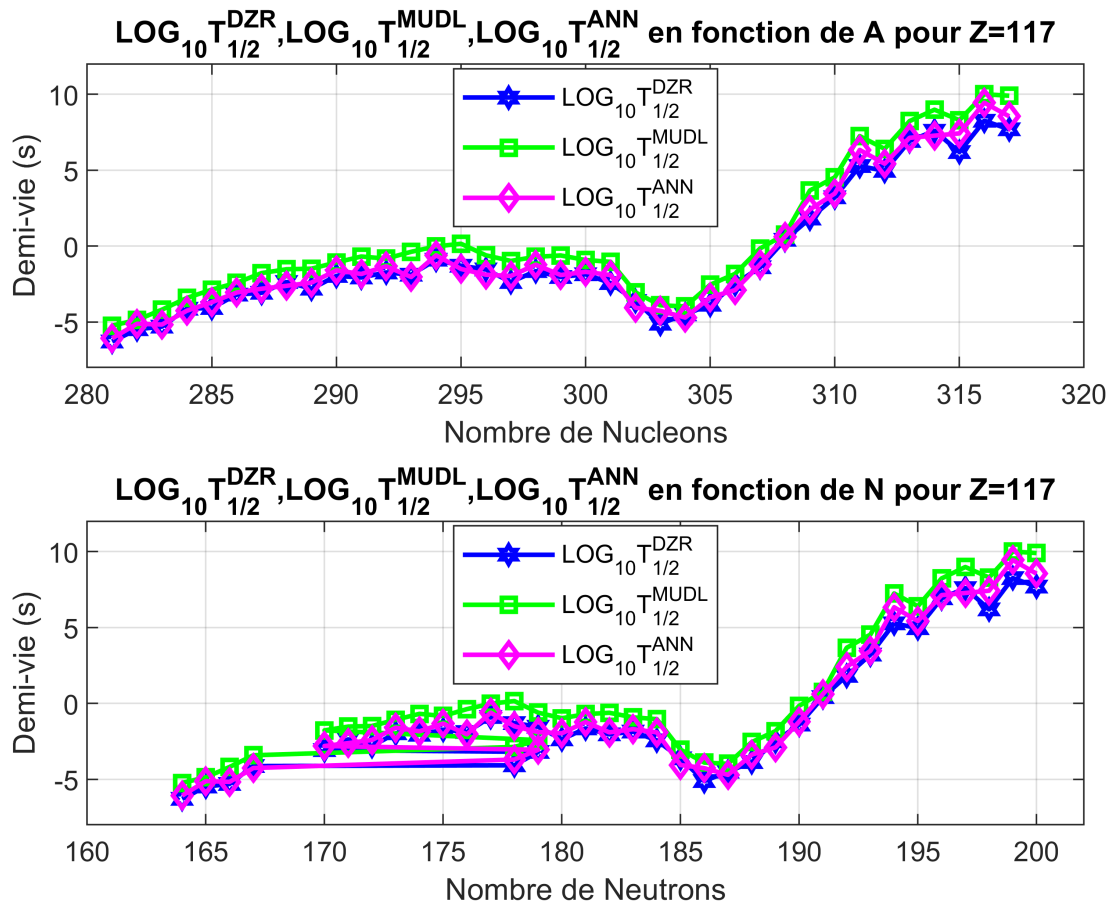


FIGURE 3.5 – Représentation graphique des demi-vies empiriques et celle du RNA en fonction du nombre de nucleons(A) et du nombre de neutrons (N) pour Z = 117

TABLE 3.7 – Demi-vies prédites à partir des valeurs Q_α prédites pour Z = 118

α transition	A	Z	N	Q_α^{ANN} (MeV)	$J_p^\pi \rightarrow J_d^\pi$	l	$\log_{10} T_{1/2}^{DZR}$ (s)	$\log_{10} T_{1/2}^{MUDL}$ (s)	This Work
Noyau avec Z = 118									
$^{282}\text{Og} \rightarrow ^{278}\text{Lv}$	282	118	164	13.94	$0^+ \rightarrow 0^+$	0	-7.02	-6.48	-6.83
$^{283}\text{Og} \rightarrow ^{279}\text{Lv}$	283	118	165	13.76	$1/2^+ \rightarrow 13/2^-$	7	-3.51	-2.83	-2.81
$^{284}\text{Og} \rightarrow ^{280}\text{Lv}$	284	118	166	13.48	$0^+ \rightarrow 0^+$	0	-6.16	-5.55	-6.22
$^{285}\text{Og} \rightarrow ^{281}\text{Lv}$	285	118	167	14.04	$1/2^+ \rightarrow 1/2^+$	0	-5.40	-5.12	-5.31
$^{286}\text{Og} \rightarrow ^{282}\text{Lv}$	286	118	168	13.02	$0^+ \rightarrow 0^+$	0	-5.42	-4.75	-5.69
$^{287}\text{Og} \rightarrow ^{283}\text{Lv}$	287	118	169	12.96	$1/2^+ \rightarrow 1/2^+$	0	-4.75	-4.41	-4.90
$^{288}\text{Og} \rightarrow ^{284}\text{Lv}$	288	118	170	12.81	$0^+ \rightarrow 0^+$	0	-4.68	-3.95	-4.18
$^{289}\text{Og} \rightarrow ^{285}\text{Lv}$	289	118	171	13.70	$3/2^+ \rightarrow 3/2^+$	0	-4.17	-3.79	-4.52
$^{290}\text{Og} \rightarrow ^{286}\text{Lv}$	290	118	172	12.82	$0^+ \rightarrow 0^+$	0	-4.48	-3.73	-4.66
$^{291}\text{Og} \rightarrow ^{287}\text{Lv}$	291	118	173	12.35	$5/2^+ \rightarrow 3/2^+$	2	-3.41	-2.21	-3.13
$^{292}\text{Og} \rightarrow ^{288}\text{Lv}$	292	118	174	12.60	$0^+ \rightarrow 0^+$	0	-3.63	-2.81	-3.26

α transition	A	Z	N	Q_{α}^{ANN} (MeV)	$J_p^{\pi} \rightarrow J_d^{\pi}$	l	$\log_{10} T_{1/2}^{\text{DZR}}$ (s)	$\log_{10} T_{1/2}^{\text{MUDL}}$ (s)	This Work
Noyau avec $Z = 118$									
$^{293}\text{Og} \rightarrow ^{289}\text{Lv}$	293	118	175	12.49	$1/2^+ \rightarrow 5/2^+$	2	-3.00	-1.76	-2.81
$^{294}\text{Og} \rightarrow ^{290}\text{Lv}$	294	118	176	12.01	$0^+ \rightarrow 0^+$	0	-3.57	-2.50	-3.14
$^{295}\text{Og} \rightarrow ^{291}\text{Lv}$	295	118	177	11.94	$1/2^+ \rightarrow 1/2^+$	0	-2.60	-2.09	-2.78
$^{296}\text{Og} \rightarrow ^{292}\text{Lv}$	296	118	178	11.69	$0^+ \rightarrow 0^+$	0	-2.65	-1.75	-2.51
$^{297}\text{Og} \rightarrow ^{293}\text{Lv}$	297	118	179	12.15	$1/2^+ \rightarrow 1/2^+$	0	-3.33	-2.87	-3.52
$^{298}\text{Og} \rightarrow ^{294}\text{Lv}$	298	118	180	12.32	$0^+ \rightarrow 0^+$	0	-3.99	-3.17	-3.49
$^{299}\text{Og} \rightarrow ^{295}\text{Lv}$	299	118	181	12.51	$3/2^+ \rightarrow 1/2^+$	2	-3.04	-1.77	-2.97
$^{300}\text{Og} \rightarrow ^{296}\text{Lv}$	300	118	182	12.21	$0^+ \rightarrow 0^+$	0	-3.54	-2.69	-4.14
$^{301}\text{Og} \rightarrow ^{297}\text{Lv}$	301	118	183	12.10	$1/2^+ \rightarrow 3/2^+$	2	-3.05	-1.77	-3.17
$^{302}\text{Og} \rightarrow ^{298}\text{Lv}$	302	118	184	12.14	$0^+ \rightarrow 0^+$	0	-3.76	-2.92	-3.01
$^{303}\text{Og} \rightarrow ^{299}\text{Lv}$	303	118	185	12.63	$7/2^+ \rightarrow 1/2^+$	4	-3.63	-2.24	-3.12
$^{304}\text{Og} \rightarrow ^{300}\text{Lv}$	304	118	186	13.31	$0^+ \rightarrow 0^+$	0	-6.17	-5.48	-6.02
$^{305}\text{Og} \rightarrow ^{301}\text{Lv}$	305	118	187	13.05	$5/2^+ \rightarrow 1/2^+$	2	-5.17	-4.02	-5.11
$^{306}\text{Og} \rightarrow ^{302}\text{Lv}$	306	118	188	12.77	$0^+ \rightarrow 0^+$	0	-5.02	-4.25	-4.99
$^{307}\text{Og} \rightarrow ^{303}\text{Lv}$	307	118	189	12.03	$5/2^+ \rightarrow 3/2^+$	2	-3.16	-1.86	-3.21
$^{308}\text{Og} \rightarrow ^{304}\text{Lv}$	308	118	190	11.44	$0^+ \rightarrow 0^+$	0	-1.97	-0.98	-2.25
$^{309}\text{Og} \rightarrow ^{305}\text{Lv}$	309	118	191	10.41	$7/2^+ \rightarrow 5/2^+$	2	0.07	1.60	0.82
$^{310}\text{Og} \rightarrow ^{306}\text{Lv}$	310	118	192	10.58	$0^+ \rightarrow 0^+$	0	0.45	1.61	0.76
$^{311}\text{Og} \rightarrow ^{307}\text{Lv}$	311	118	193	9.14	$9/2^+ \rightarrow 7/2^+$	2	3.87	5.66	4.33
$^{312}\text{Og} \rightarrow ^{308}\text{Lv}$	312	118	194	9.22	$0^+ \rightarrow 0^+$	0	4.30	5.73	4.70
$^{313}\text{Og} \rightarrow ^{309}\text{Lv}$	313	118	195	8.69	$9/2^+ \rightarrow 9/2^+$	0	5.71	6.86	5.52
$^{314}\text{Og} \rightarrow ^{310}\text{Lv}$	314	118	196	8.65	$0^+ \rightarrow 0^+$	0	6.30	7.88	6.71
$^{315}\text{Og} \rightarrow ^{311}\text{Lv}$	315	118	197	8.48	$5/2^- \rightarrow 1/2^+$	3	7.65	9.85	8.02
$^{316}\text{Og} \rightarrow ^{312}\text{Lv}$	316	118	198	8.59	$0^+ \rightarrow 0^+$	0	6.38	7.97	6.81
$^{317}\text{Og} \rightarrow ^{313}\text{Lv}$	317	118	199	8.23	$1/2^+ \rightarrow 5/2^+$	3	8.86	11.15	10.61
$^{318}\text{Og} \rightarrow ^{314}\text{Lv}$	318	118	200	8.64	$0^+ \rightarrow 0^+$	0	6.31	7.91	6.03

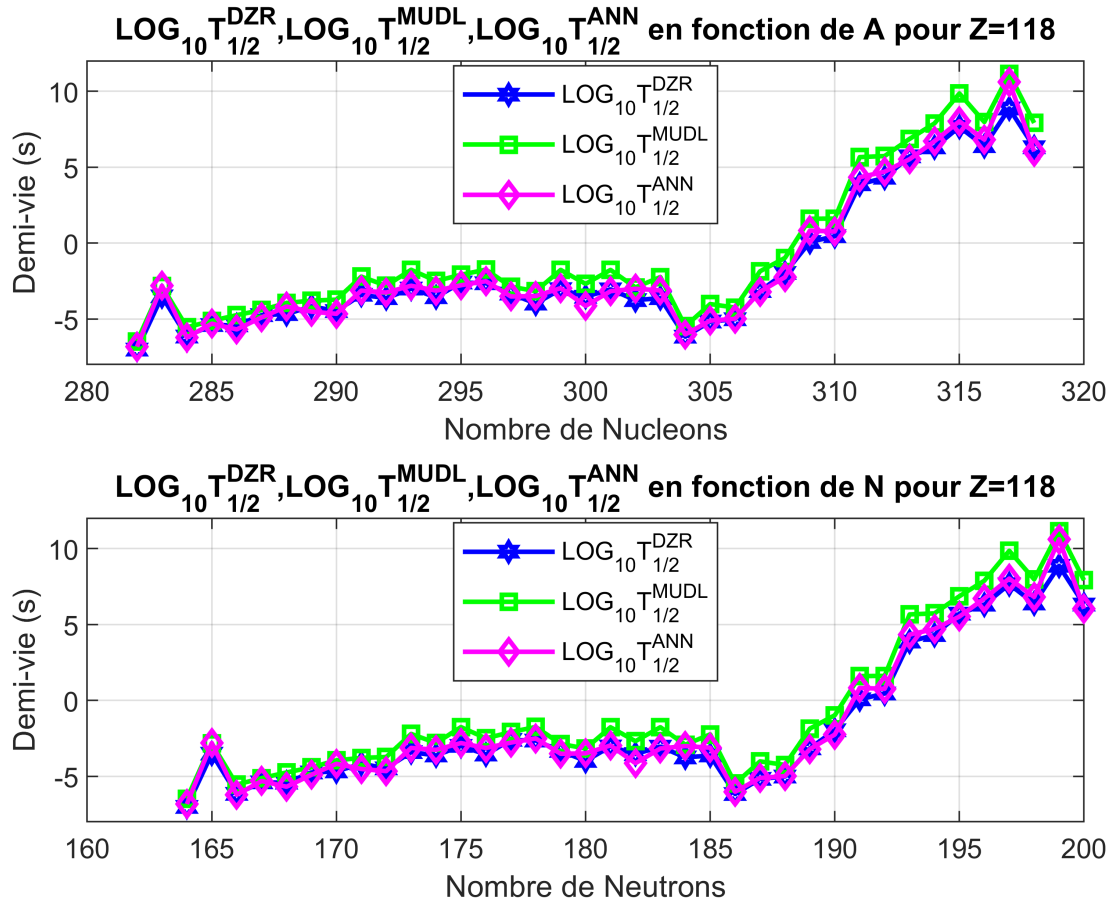


FIGURE 3.6 – Représentation graphique des demi-vies empiriques et celle de l’ANN en fonction du nombre de nucléons(A) et du nombre de neutrons (N) pour Z = 118

TABLE 3.8 – Demi-vies prédites à partir des valeurs Q_α prédites pour Z = 119

α transition	A	Z	N	Q_α^{ANN} (MeV)	$J_p^\pi \rightarrow J_d^\pi$	l	$\log_{10} T_{1/2}^{\text{DZR}}$ (s)	$\log_{10} T_{1/2}^{\text{MUDL}}$ (s)	This Work
Noyau avec Z = 119									
$^{284}_{119}\text{T}_{85} \rightarrow ^{280}_{119}\text{T}_{81}$	284	119	165	13.81	$1/2^- \rightarrow 7/2^-$	4	-5.02	-4.22	-4.97
$^{285}_{119}\text{T}_{86} \rightarrow ^{281}_{119}\text{T}_{82}$	285	119	166	13.72	$1/2^- \rightarrow 3/2^-$	2	-6.00	-4.90	-5.62
$^{286}_{119}\text{T}_{87} \rightarrow ^{282}_{119}\text{T}_{83}$	286	119	167	13.65	$1/2^- \rightarrow 3/2^-$	2	-5.19	-4.53	-5.11
$^{287}_{119}\text{T}_{88} \rightarrow ^{283}_{119}\text{T}_{84}$	287	119	168	13.49	$1/2^- \rightarrow 3/2^-$	2	-5.32	-4.17	-4.88
$^{288}_{119}\text{T}_{89} \rightarrow ^{284}_{119}\text{T}_{85}$	288	119	169	13.30	$1/2^- \rightarrow 3/2^-$	2	-4.65	-3.95	-4.33
$^{289}_{119}\text{T}_{90} \rightarrow ^{285}_{119}\text{T}_{86}$	289	119	170	13.19	$1/2^- \rightarrow 3/2^-$	2	-4.96	-3.77	-4.27
$^{290}_{119}\text{T}_{91} \rightarrow ^{286}_{119}\text{T}_{87}$	290	119	171	13.03	$1/2^- \rightarrow 3/2^-$	2	-4.18	-3.44	-4.36
$^{291}_{119}\text{T}_{92} \rightarrow ^{287}_{119}\text{T}_{88}$	291	119	172	12.96	$1/2^- \rightarrow 3/2^-$	2	-4.57	-3.34	-4.52
$^{292}_{119}\text{T}_{93} \rightarrow ^{288}_{119}\text{T}_{89}$	292	119	173	12.81	$1/2^- \rightarrow 3/2^-$	2	-3.78	-3.00	-4.14
$^{293}_{119}\text{T}_{94} \rightarrow ^{289}_{119}\text{T}_{90}$	293	119	174	12.67	$1/2^- \rightarrow 3/2^-$	2	-3.84	-2.56	-3.75
$^{294}_{119}\text{T}_{95} \rightarrow ^{290}_{119}\text{T}_{91}$	294	119	175	12.62	$1/2^- \rightarrow 3/2^-$	2	-3.41	-2.60	-3.83

α transition	A	Z	N	Q_{α}^{ANN} (MeV)	$J_p^{\pi} \rightarrow J_d^{\pi}$	l	$\log_{10} T_{1/2}^{\text{DZR}}$ (s)	$\log_{10} T_{1/2}^{\text{MUDL}}$ (s)	This Work
Noyau avec Z = 119									
$^{295}_{119} \rightarrow ^{291}\text{Ts}$	295	119	176	12.73	$1/2^{-} \rightarrow 3/2^{-}$	0	-4.01	-2.73	-3.98
$^{296}_{119} \rightarrow ^{292}\text{Ts}$	296	119	177	12.47	$1/2^{-} \rightarrow 3/2^{-}$	2	-2.99	-2.14	-3.09
$^{297}_{119} \rightarrow ^{293}\text{Ts}$	297	119	178	12.44	$1/2^{-} \rightarrow 3/2^{-}$	2	-3.45	-2.13	-3.57
$^{298}_{119} \rightarrow ^{294}\text{Ts}$	298	119	179	12.74	$1/2^{-} \rightarrow 3/2^{-}$	1	-3.64	-2.82	-3.92
$^{299}_{119} \rightarrow ^{295}\text{Ts}$	299	119	180	12.93	$1/2^{-} \rightarrow 3/2^{-}$	1	-4.42	-3.15	-4.46
$^{300}_{119} \rightarrow ^{296}\text{Ts}$	300	119	181	12.65	$1/2^{-} \rightarrow 3/2^{-}$	2	-3.54	-2.71	-3.66
$^{301}_{119} \rightarrow ^{297}\text{Ts}$	301	119	182	12.47	$3/2^{-} \rightarrow 3/2^{-}$	2	-3.99	-3.46	-3.90
$^{302}_{119} \rightarrow ^{298}\text{Ts}$	302	119	183	12.59	$3/2^{-} \rightarrow 3/2^{-}$	0	-3.60	-3.54	-4.03
$^{303}_{119} \rightarrow ^{299}\text{Ts}$	303	119	184	12.53	$3/2^{-} \rightarrow 1/2^{-}$	0	-3.71	-2.38	-3.79
$^{304}_{119} \rightarrow ^{300}\text{Ts}$	304	119	185	13.01	$1/2^{-} \rightarrow 1/2^{-}$	0	-4.60	-4.07	-4.71
$^{305}_{119} \rightarrow ^{301}\text{Ts}$	305	119	186	13.57	$3/2^{-} \rightarrow 1/2^{-}$	0	-5.98	-4.79	-5.21
$^{306}_{119} \rightarrow ^{302}\text{Ts}$	306	119	187	13.32	$5/2^{+} \rightarrow 5/2^{+}$	0	-5.44	-5.50	-5.62
$^{307}_{119} \rightarrow ^{303}\text{Ts}$	307	119	188	13.07	$1/2^{-} \rightarrow 1/2^{-}$	0	-5.05	-4.58	-5.26
$^{308}_{119} \rightarrow ^{304}\text{Ts}$	308	119	189	12.21	$5/2^{+} \rightarrow 5/2^{+}$	1	-2.97	-2.85	-3.22
$^{309}_{119} \rightarrow ^{305}\text{Ts}$	309	119	190	11.51	$5/2^{+} \rightarrow 1/2^{-}$	1	-1.10	0.57	-1.01
$^{310}_{119} \rightarrow ^{306}\text{Ts}$	310	119	191	11.04	$5/2^{+} \rightarrow 1/2^{-}$	0	0.67	1.97	1.06
$^{311}_{119} \rightarrow ^{307}\text{Ts}$	311	119	192	10.78	$5/2^{+} \rightarrow 5/2^{+}$	6	0.20	1.05	0.83
$^{312}_{119} \rightarrow ^{308}\text{Ts}$	312	119	193	10.57	$5/2^{+} \rightarrow 1/2^{+}$	2	1.41	2.63	1.85
$^{313}_{119} \rightarrow ^{309}\text{Ts}$	313	119	194	9.62	$5/2^{+} \rightarrow 9/2^{+}$	2	3.78	5.67	4.12
$^{314}_{119} \rightarrow ^{310}\text{Ts}$	314	119	195	9.26	$1/2^{+} \rightarrow 1/2^{-}$	1	5.30	6.55	5.05
$^{315}_{119} \rightarrow ^{311}\text{Ts}$	315	119	196	9.48	$1/2^{+} \rightarrow 1/2^{-}$	1	4.17	5.84	4.19
$^{316}_{119} \rightarrow ^{312}\text{Ts}$	316	119	197	9.14	$1/2^{+} \rightarrow 3/2^{+}$	2	6.72	8.33	5.94
$^{317}_{119} \rightarrow ^{313}\text{Ts}$	317	119	198	9.07	$5/2^{-} \rightarrow 1/2^{+}$	3	4.85	6.97	5.53
$^{318}_{119} \rightarrow ^{314}\text{Ts}$	318	119	199	9.41	$1/2^{+} \rightarrow 1/2^{+}$	0	4.92	5.63	4.89
$^{319}_{119} \rightarrow ^{315}\text{Ts}$	319	119	200	9.01	$1/2^{+} \rightarrow 11/2^{+}$	6	9.15	11.30	9.37

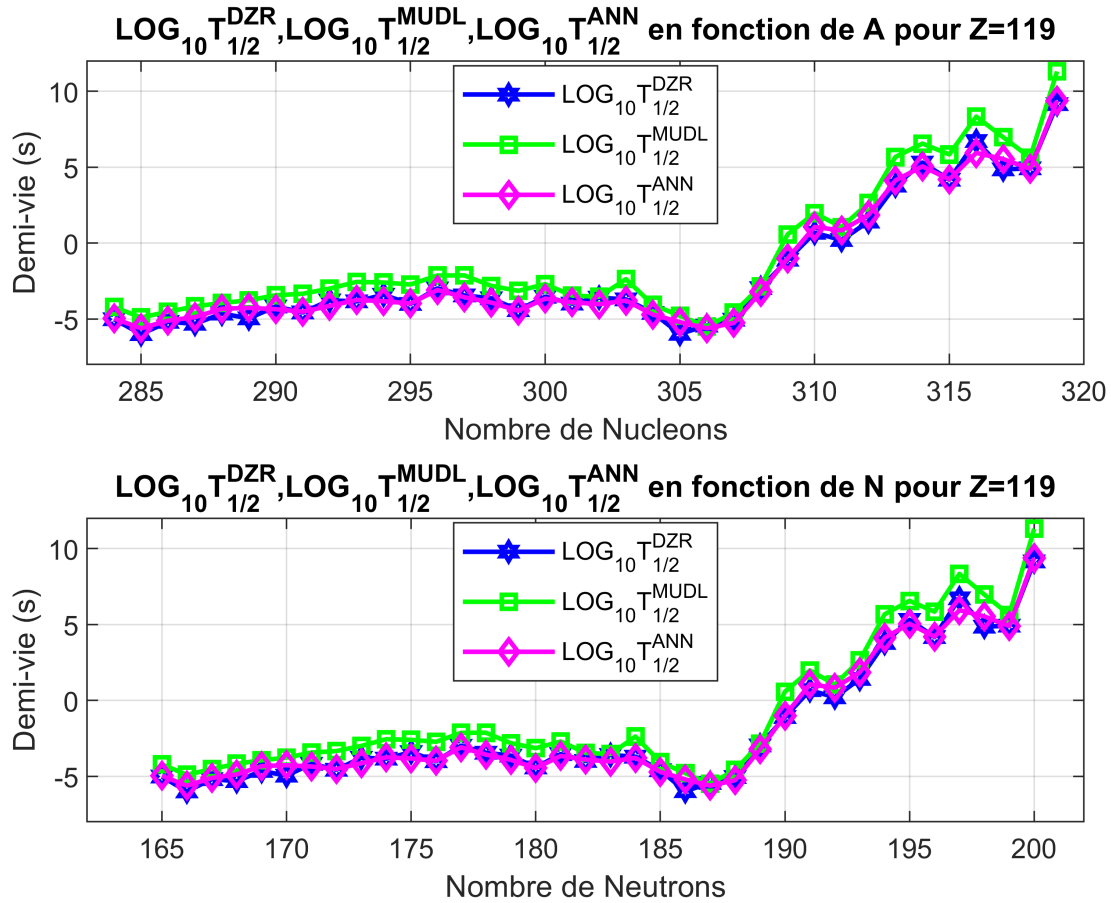


FIGURE 3.7 – Représentation graphique des demi-vies empiriques et celle de RNA en fonction du nombre de nucleons(A) et du nombre de neutrons (N) pour Z = 119

TABLE 3.9 – Demi-vies prédites à partir des valeurs Q_α prédites pour Z = 120

α transition	A	Z	N	Q_α^{ANN} (MeV)	$J_p^\pi \rightarrow J_d^\pi$	l	$\log_{10} T_{1/2}^{DZR}$ (s)	$\log_{10} T_{1/2}^{MUDL}$ (s)	This Work
Noyau avec Z = 120									
$^{287}_{120} \rightarrow ^{283}_{Og}$	287	120	167	13.61	$7/2^+ \rightarrow 1/2^+$	4	-5.43	-4.21	-5.25
$^{288}_{120} \rightarrow ^{284}_{Og}$	288	120	168	13.92	$0^+ \rightarrow 0^+$	0	-6.53	-5.92	-5.83
$^{289}_{120} \rightarrow ^{285}_{Og}$	289	120	169	13.41	$1/2^+ \rightarrow 1/2^+$	0	-6.06	-5.80	-6.17
$^{290}_{120} \rightarrow ^{286}_{Og}$	290	120	170	13.46	$0^+ \rightarrow 0^+$	0	-6.34	-5.71	-6.11
$^{291}_{120} \rightarrow ^{286}_{Og}$	291	120	171	13.31	$3/2^+ \rightarrow 1/2^+$	2	-5.26	-4.16	-5.14
$^{292}_{120} \rightarrow ^{288}_{Og}$	292	120	172	13.19	$0^+ \rightarrow 0^+$	0	-5.75	-5.08	-5.30
$^{293}_{120} \rightarrow ^{289}_{Og}$	293	120	173	13.20	$5/2^+ \rightarrow 3/2^+$	2	-4.96	-3.83	-4.72
$^{294}_{120} \rightarrow ^{290}_{Og}$	294	120	174	13.29	$0^+ \rightarrow 0^+$	0	-5.31	-4.59	-5.06
$^{295}_{120} \rightarrow ^{291}_{Og}$	295	120	175	13.40	$1/2^+ \rightarrow 5/2^+$	2	-4.72	-3.56	-4.81
$^{296}_{120} \rightarrow ^{292}_{Og}$	296	120	176	13.42	$0^+ \rightarrow 0^+$	0	-5.59	-4.88	-5.15
$^{297}_{120} \rightarrow ^{293}_{Og}$	297	120	177	13.38	$1/2^+ \rightarrow 1/2^+$	0	-4.90	-4.53	-4.97

α transition	A	Z	N	Q_{α}^{ANN} (MeV)	$J_p^{\pi} \rightarrow J_d^{\pi}$	l	$\log_{10} T_{1/2}^{\text{DZR}}$ (s)	$\log_{10} T_{1/2}^{\text{MUDL}}$ (s)	This Work
Noyau avec $Z = 120$									
$^{298}_{120} \rightarrow ^{294}_{\text{Og}}$	298	120	178	13.07	$0^+ \rightarrow 0^+$	0	-5.03	-4.28	-4.89
$^{299}_{120} \rightarrow ^{295}_{\text{Og}}$	299	120	179	13.46	$1/2^+ \rightarrow 1/2^+$	0	-5.28	-4.93	-5.12
$^{300}_{120} \rightarrow ^{296}_{\text{Og}}$	300	120	180	13.51	$0^+ \rightarrow 0^+$	0	-5.86	-5.16	-5.44
$^{301}_{120} \rightarrow ^{297}_{\text{Og}}$	301	120	181	13.21	$3/2^+ \rightarrow 1/2^+$	2	-4.68	-3.50	-4.37
$^{302}_{120} \rightarrow ^{298}_{\text{Og}}$	302	120	182	13.11	$0^+ \rightarrow 0^+$	0	-5.06	-4.30	-5.19
$^{303}_{120} \rightarrow ^{299}_{\text{Og}}$	303	120	183	13.09	$1/2^+ \rightarrow 3/2^+$	2	-4.24	-3.02	-4.09
$^{304}_{120} \rightarrow ^{300}_{\text{Og}}$	304	120	184	13.16	$0^+ \rightarrow 0^+$	0	-4.82	-4.03	-4.71
$^{305}_{120} \rightarrow ^{301}_{\text{Og}}$	305	120	185	13.38	$3/2^+ \rightarrow 1/2^+$	2	-5.24	-4.08	-5.10
$^{306}_{120} \rightarrow ^{302}_{\text{Og}}$	306	120	186	14.03	$0^+ \rightarrow 0^+$	0	-6.99	-6.34	-6.93
$^{307}_{120} \rightarrow ^{303}_{\text{Og}}$	307	120	187	13.91	$1/2^+ \rightarrow 7/2^+$	4	-5.16	-3.83	-5.14
$^{308}_{120} \rightarrow ^{304}_{\text{Og}}$	308	120	188	13.43	$0^+ \rightarrow 0^+$	0	-5.49	-4.74	-5.61
$^{309}_{120} \rightarrow ^{305}_{\text{Og}}$	309	120	189	12.61	$5/2^+ \rightarrow 5/2^+$	0	-3.27	-2.75	-3.56
$^{310}_{120} \rightarrow ^{306}_{\text{Og}}$	310	120	190	11.82	$0^+ \rightarrow 0^+$	0	-2.02	-1.02	-2.16
$^{311}_{120} \rightarrow ^{307}_{\text{Og}}$	311	120	191	10.89	$7/2^+ \rightarrow 5/2^+$	2	-0.40	1.12	0.84
$^{312}_{120} \rightarrow ^{308}_{\text{Og}}$	312	120	192	11.13	$0^+ \rightarrow 0^+$	0	-0.96	0.13	-0.49
$^{313}_{120} \rightarrow ^{309}_{\text{Og}}$	313	120	193	11.19	$9/2^+ \rightarrow 7/2^+$	2	0.04	1.60	0.75
$^{314}_{120} \rightarrow ^{310}_{\text{Og}}$	314	120	194	10.12	$0^+ \rightarrow 0^+$	0	2.07	3.37	2.48
$^{315}_{120} \rightarrow ^{311}_{\text{Og}}$	315	120	195	10.02	$9/2^+ \rightarrow 9/2^+$	0	1.87	2.77	2.06
$^{316}_{120} \rightarrow ^{312}_{\text{Og}}$	316	120	196	10.22	$0^+ \rightarrow 0^+$	0	2.03	3.34	2.19
$^{317}_{120} \rightarrow ^{313}_{\text{Og}}$	317	120	197	9.88	$5/2^- \rightarrow 9/2^+$	3	3.03	4.94	4.43
$^{318}_{120} \rightarrow ^{314}_{\text{Og}}$	318	120	198	10.10	$0^+ \rightarrow 0^+$	0	1.94	3.24	2.52
$^{319}_{120} \rightarrow ^{316}_{\text{Og}}$	319	120	199	10.05	$1/2^+ \rightarrow 5/2^-$	3	3.21	5.14	4.06
$^{320}_{120} \rightarrow ^{316}_{\text{Og}}$	320	120	200	10.02	$0^+ \rightarrow 0^+$	0	2.78	4.15	3.39

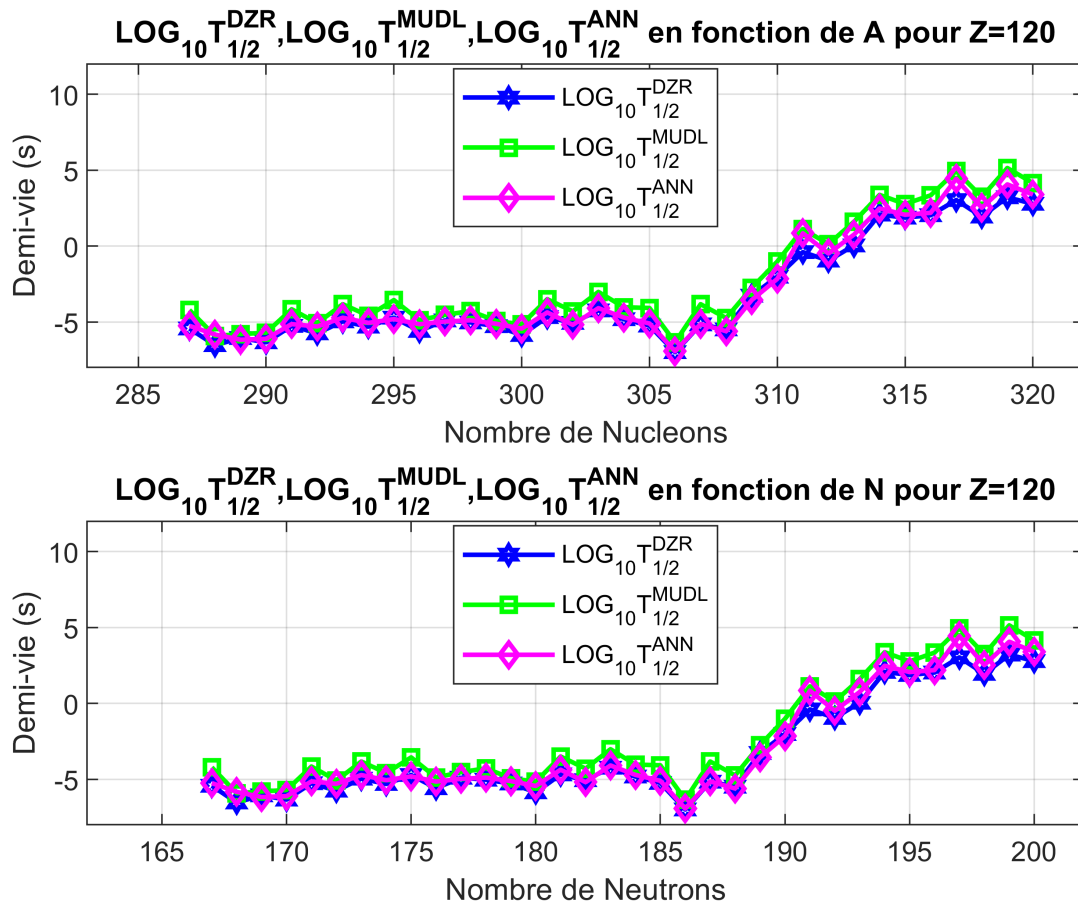


FIGURE 3.8 – Représentation graphique des demi-vies empiriques et celle de RNA en fonction du nombre de nucléons (A) et du nombre de neutrons (N) pour $Z = 120$

Les figures ci-dessus permettent de comparer les demi-vies de RNA et les autres modèles en fonction de A et N pour chaque $Z = 117$, $Z = 118$, $Z = 119$ et $Z = 120$

3.5 DISCUSSION

Les figures 3.5, 3.6, 3.7 et 3.8 présentent des prédictions du logarithme décimal du temps de demi-vie ($\log_{10} T_{1/2}$) pour la désintégration α des noyaux superlourds de numéros atomiques $Z = 117, 118, 119$ et 120 respectivement. Les résultats sont issus de trois approches complémentaires : deux formules semi-empiriques (DZR et MUDL) et un algorithme d'apprentissage automatique (RNA). L'objectif principal est de concevoir et évaluer les performance de notre modèle de RNA au moyen d'indicateurs statistiques tels que l'erreur quadratique moyenne, le coefficient de détermination R^2 , et sa fiabilité en le comparant aux formules semi-empiriques existantes (DZR, MUDL)

- Pour chaque valeur de Z , les courbes de $\log_{10} T_{1/2}$ ont été tracées en fonction du nombre

de nucléons (A) et du nombre de neutrons (N). Les trois modèles (DZR, MUDL, ANN) présentent des tendances remarquablement similaires sur l'ensemble des éléments étudiés.

- Dans la zone initiale (faibles valeurs de A ou N), les trois modèles produisent des prédictions très proches, avec des valeurs de $\log_{10} T_{1/2}$ comprises entre -5 et -4 . Cette concordance traduit une forte instabilité des noyaux dans cette région, où les effets globaux dominant et sont bien capturés par toutes les approches.
- À partir d'un certain seuil ($A \approx 305-315$, $N \approx 185-195$), on observe un saut brutal de la demi-vie, qui atteint des valeurs maximales de l'ordre de 10. Ce phénomène est présent pour tous les éléments analysés, bien que l'amplitude maximale et la position précise du saut varient légèrement selon Z . Après ce saut, les prédictions divergent légèrement : le modèle MUDL (courbe verte) a tendance à surestimer la demi-vie par rapport à DZR (bleu) et ANN (violet), ces deux derniers restant très proches. Toutefois, l'écart entre les modèles reste modéré, ce qui témoigne de la fiabilité globale des prédictions.
- Le saut brutal de la demi-vie observé dans toutes les courbes traduit l'apparition d'une région de stabilité accrue, souvent qualifiée d'« île de stabilité » dans la littérature nucléaire. Ce phénomène est lié à la fermeture de coquilles nucléaires (nombres magiques de protons et/ou de neutrons), qui confère au noyau une résistance accrue à la désintégration alpha et se manifeste par un allongement spectaculaire de la demi-vie.
- Dans la région initiale, la faible variation et la superposition des modèles indiquent que les noyaux sont très instables, avec des demi-vies courtes. Cela suggère que les propriétés nucléaires de cette zone sont dominées par des effets globaux, bien modélisés par toutes les approches.
- Après le saut, la divergence croissante entre MUDL et les autres modèles reflète une sensibilité accrue aux détails de la structure nucléaire ou aux hypothèses spécifiques de chaque modèle dans la zone de stabilité. Cette différence peut aussi indiquer que certains modèles extrapolent différemment dans des régions très éloignées des données expérimentales connues.
- L'évolution de la position et de l'amplitude du saut en fonction de Z traduit une modification progressive de la stabilité des noyaux superlourds : plus Z augmente, plus la valeur maximale de la demi-vie tend à diminuer et le saut se décale vers des valeurs plus élevées de A ou N . Cela illustre la compétition entre la répulsion coulombienne croissante et les effets de structure nucléaire stabilisants.

L'objectif de prédire les demi-vies de désintégration alpha des noyaux superlourds non mesurés, en combinant formules semi-empiriques et apprentissage automatique, est pleinement atteint. Les trois approches donnent des résultats cohérents, particulièrement dans la zone des noyaux non mesurés et dans la région de stabilité accrue. L'algorithme d'apprentissage automatique (RNA) confirme et affine les tendances issues des formules semi-empiriques, augmentant la fiabilité des prédictions. La concordance des modèles dans la zone de stabilité renforce la confiance dans la validité des prédictions pour les noyaux superlourds non encore observés expérimentalement. La méthodologie adoptée permet ainsi de fournir des estimations fiable et physiquement interprétables pour l'exploration théorique des noyaux superlourds.

3.6 Conclusion

L'analyse comparative menée pour $Z = 117, 118, 119$ et 120 met en évidence une structure universelle des courbes de demi-vie, marquée par une zone de stabilité accrue attribuable à des effets de structure nucléaire. Les résultats prédits de ces deux méthodes sont cohérents dans la tendance, mais la prédiction de notre modèle de RNA et DZR sont plus proches des données expérimentales de $^{293,294}Ts$ et ^{294}Og , ce qui indique que notre modèle de RNA a une certaine fiabilité. L'énergie de désintégration α prédite et les demi-vies des isotopes avec $Z = 117, 118, 119$ et 120 montrent le même comportement à $N = 178$ et $N = 184$, ce qui implique que 178 et 184 sont respectivement le nombre magique probable du neutron et le nombre sous-magique du neutron

CONCLUSION GÉNÉRALE ET PERSPECTIVES

Dans notre étude intitulée « *Étude par apprentissage automatique des demi-vies de désintégration α des noyaux pairs-pairs, pairs-impairs et impairs-impairs pour $117 < Z < 120$* », nous nous sommes proposés d'élaborer :

- un modèle combinant les formules semi-empiriques de désintégration α avec les méthodes d'apprentissage automatique ;
- un modèle capable de prédire les demi-vies des noyaux superlourds non encore mesurés expérimentalement ;
- un modèle apte à améliorer la précision des prédictions par rapport aux formules semi-empiriques classiques.

Nous avons bâti ce travail autour de trois chapitres.

Dans le **premier chapitre**, après une brève introduction historique sur la physique nucléaire et la radioactivité, nous avons présenté les fondements théoriques de la désintégration α , les différents types de noyaux ainsi que les principales formules empiriques et semi-empiriques telles que celles de Geiger–Nuttall, Royer et la loi universelle de désintégration modifiée (MUDL). Nous avons également introduit les notions d'apprentissage automatique (*Machine Learning*) et les principaux algorithmes utilisés, notamment les réseaux de neurones artificiels (RNA), qui constituent la base de notre approche hybride. Ce chapitre nous a permis de mettre en évidence les limites des modèles empiriques et la nécessité de recourir à l'intelligence artificielle pour améliorer la précision des prédictions.

Dans le **deuxième chapitre**, nous avons présenté le matériel et la méthodologie adoptée. Nous avons d'abord constitué une base de données regroupant environ 500 noyaux dont les demi-vies expérimentales sont connues, à partir de NUBASE2020, et 144 noyaux superlourds ($117 < Z < 120$) pour lesquels les valeurs expérimentales sont inconnues. Nous avons ensuite

décrit les formules de référence (Royer et MUDL), les paramètres ajustés, les techniques de calcul, le choix du modèle d'apprentissage automatique et les indicateurs d'évaluation utilisés (REQM, R^2). Cette partie a permis de poser les fondements du modèle du RNA et de son entraînement sur les données expérimentales.

Dans le **troisième chapitre**, nous avons présenté et discuté les résultats obtenus. Les comparaisons entre les valeurs calculées par les formules semi-empiriques et celles prédites par le modèle du RNA montrent une très bonne cohérence globale. Le modèle du RNA a permis d'estimer avec une meilleure précision les énergies Q_α et, par conséquent, les demi-vies des noyaux superlourds. En particulier, les résultats indiquent que la formule améliorée de Royer, combinée à l'apprentissage automatique, fournit un écart-type plus faible ($\sigma = 0.5411$), confirmant la capacité du RNA à affiner les prédictions dans les zones où les données expérimentales sont limitées.

La présente étude nous a permis :

- d'introduire l'apprentissage automatique comme un outil fiable pour la prédiction des demi-vies α des noyaux superlourds ;
- de démontrer la performance du modèle de Réseaux de Neurones Artificiels par rapport aux formules semi-empiriques classiques ;
- de proposer une approche hybride combinant la robustesse théorique des formules de Royer et MUDL avec la flexibilité du *Machine Learning* ;
- de produire des prédictions fiables pour les noyaux pairs-pairs, pairs-impairs et impairs-impairs dont les demi-vies expérimentales ne sont pas encore mesurées.

Cependant, nous avons constaté que la précision du modèle dépend fortement de la qualité et de la taille de la base de données utilisée pour l'entraînement. L'absence de certaines données expérimentales peut entraîner des incertitudes dans les prédictions pour les noyaux encore non observés.

Dans l'avenir, il serait intéressant d'étendre ce travail à d'autres types de désintégrations (β , γ , ou cluster), d'intégrer des architectures d'apprentissage profond (*Deep Learning*) et de considérer d'autres paramètres nucléaires comme les déformations, le spin ou la parité afin d'améliorer davantage la généralisation du modèle.

En définitive, cette étude met en évidence l'importance de l'intelligence artificielle comme outil complémentaire aux approches théoriques et semi-empiriques, ouvrant ainsi de nouvelles perspectives pour la recherche sur les noyaux superlourds et la physique nucléaire moderne.

Références Bibliographiques

- [1] E. Rutherford. Viii. uranium radiation and the electrical conduction produced by it. *The London, Edinburgh, and Dublin Philosophical Magazine and Journal of Science*, 47(284) :109–163, 1899.
- [2] Bernard Fernandez. *De l'atome au noyau : Une approche historique de la physique atomique et de la physique nucléaire*. Ellipses, 2006. Partie I, chap. 4 « L'émanation du thorium ».
- [3] Bernard Fernandez. *De l'atome au noyau : Une approche historique de la physique atomique et de la physique nucléaire*. Ellipses, 2006. Partie I, chap. 5 « L'écheveau démêlé ».
- [4] J. Dong, H. Zhang, Y. Wang, W. Zuo, and J. Li. Alpha-decay for heavy nuclei in the ground and isomeric states. *Nuclear Physics A*, 832(3-4) :198–208, 2010.
- [5] G. Naveya, S. S. Kumar, and A. Stephen. A systematic study on-decay chains of superheavy nuclei, $z = 126$ & 138 . *International Journal of Modern Physics E*, 29(06) :2050034, 2020.
- [6] Y. Qian and Z. Ren. Half-lives of decay from natural nuclides and from superheavy elements. *Physics Letters B*, 738 :87–91, 2014.
- [7] P. de Marcillac, N. Coron, G. Dambier, J. Leblanc, and J. Moalic. Experimental detection of α -particles from the radioactive decay of natural bismuth. *Nature*, 422(6934) :876–878, 2003.
- [8] J. W. Beeman, M. Biassoni, C. Brofferio, C. Bucci, S. Capelli, L. Cardani, M. Carrettoni, M. Clemenza, O. Cremonesi, E. Ferri, A. Giachero, L. Gironi, P. Gorla, C. Gotti, A. Nucciotti, C. Maiano, L. Pattavina, M. Pavan, G. Pessina, S. Pirro, E. Previtali, M. Sisti, and L. Zanotti. First measurement of the partial widths of bi 209 decay to the ground and to the first excited states. *Physical Review Letters*, 108(6), 2012.
- [9] J. Bouma. *Elastic scattering and cluster-transfer reactions of ^{98}Rb on ^7Li at REX ISOLDE*. Phd thesis, Leuven University, 2013.

- [10] J. Tracy Jr. A binding energy study of the atomic mass evaluation 2012, 2017. Unpublished manuscript or report.
- [11] W. A. Yahya. *A Microscopic Description of Elastic Scattering from Unstable Nuclei within a Relativistic Framework*. Phd thesis, Stellenbosch University, Stellenbosch, 2018.
- [12] C. Qi. Alpha decay as a probe for the structure of neutron-deficient nuclei. *Reviews in Physics*, 1 :77–89, 2016.
- [13] H. Geiger and J. M. Nuttall. LVII. The Ranges of the Particles from Various Radioactive Substances and a Relation Between Range and Period of Transformation. *The London, Edinburgh, and Dublin Philosophical Magazine and Journal of Science*, 22(130) :613–621, 1911.
- [14] V. E. Viola and G. T. Seaborg. Nuclear systematics of the heavy elements ii : Lifetimes for alpha, beta and spontaneous fission decay. *Journal of Inorganic and Nuclear Chemistry*, 28(3) :741–761, 1966.
- [15] X. D. Zhang. Machine learning. In *Unknown Book Title*.
- [16] S. Athanassopoulos, E. Mavrommatis, K. A. Gernoth, and J. W. Clark. Nuclear mass systematics using neural networks. *Nuclear Physics A*, 743(4) :222–235, 2004.
- [17] S. A. Bass, A. Bischoff, J. A. Maruhn, H. Stocker, and W. Greiner. Neural networks for impact parameter determination. *Physical Review C*, 53(5) :2358–2363, 1996.
- [18] N. Costiris, E. Mavrommatis, K. A. Gernoth, and J. W. Clark. A global model of decay half-lives using neural networks. *HNPS Proceedings*, 15 :210, 2020.
- [19] S. S. Schoenholz. Combining machine learning and physics to understand glassy systems. *Journal of Physics : Conference Series*, 1036 :012021, 2018.
- [20] A. Decelle, G. Fissore, and C. Furtlehner. Thermodynamics of restricted boltzmann machines and related learning dynamics. *Journal of Statistical Physics*, 172(6) :1576–1608, 2018.
- [21] R. Utama, J. Piekarewicz, and H. B. Prosper. Nuclear mass predictions for the crustal composition of neutron stars : A bayesian neural network approach. *Physical Review C*, 93(1) :014311, 2016.
- [22] U. Banos Rodriguez, Cristofher Zuniga Vargas, Marcello Goncalves, Sergio Barbosa Duarte, and Fernando Guzman. Alpha half-lives calculation of superheavy nuclei with q-value predictions based on the bayesian neural network approach. *Journal of Physics G : Nuclear and Particle Physics*, 46(11) :115109, 2019.

- [23] F. Kondev, M. Wang, W. Huang, S. Naimi, and G. Audi. *Chin. Phys. C*, 45 :030001, 2021.
- [24] M. Schädel. Chemistry of the superheavy elements. *Philosophical Transactions of the Royal Society A : Mathematical, Physical and Engineering Sciences*, 373(2037) :20140191, 2015.
- [25] LaRadioactivite.com. La découverte du noyau, 2024. Consulté le 24 mai 2025.
- [26] D. Iwanenko. The neutron hypothesis. *Nature*, 129(3265) :798, 1932.
- [27] A. Marinov, I. Rodushkin, D. Kolb, A. Pape, Y. Kashiv, R. Brandt, R. V. Gentry, and H. W. Miller. Evidence for the possible existence of a long-lived superheavy nucleus with atomic mass number $a = 292$ and atomic number $z = 122$ in natural th. *International Journal of Modern Physics E*, 19(01) :131–140, 2010.
- [28] Alain Boyer. Les composants de la matière. Encyclopédie Larousse — image, 2025. © Dessin Alain Boyer / Larousse.
- [29] La rédaction de Books. Marie curie par elle-même. *Books.fr*, novembre 2017. Consulté le 24 mai 2025.
- [30] Designua. Désintégration alpha, un type de radioactivité. Image, Dreamstime, 2020. Image ID 167515747.
- [31] G. Gamow. The quantum theory of nuclear disintegration. *Nature*, 122(3082) :805–806, 1928.
- [32] R. H. Stuewer. Gamow’s theory of alpha-decay. In *The Kaleidoscope of Science*, pages 147–186. Springer, 1986.
- [33] K. P. Santhosh, Indu Sukumaran, and B. Priyanka. Theoretical studies on the alpha decay of $^{178-220}\text{Pb}$ isotopes. *Nuclear Physics A*, 935 :28–42, 2015.
- [34] C. Qi, F. R. Xu, R. J. Liotta, and R. Wyss. Universal decay law in charged-particle emission and exotic cluster radioactivity. *Physical Review Letters*, 103(7) :072501, 2009.
- [35] A. Soylyu and C. Qi. Alpha decay half-lives of superheavy nuclei using a modified universal decay law. *Nuclear Physics A*, 1013 :122221, 2021.
- [36] V. Yu. Denisov and A. A. Khudenko. α -decay half-lives : Empirical relations. *Physical Review C*, 79(5) :054614, 2009.
- [37] G. Royer. Alpha emission and spontaneous fission through quasi-molecular shapes. *Journal of Physics G : Nuclear and Particle Physics*, 26(8) :1149, 2000.

- [38] G. Royer. Analytic expressions for alpha-decay half-lives and potential barriers. *Nuclear Physics A*, 848(3–4) :279–291, 2010.
- [39] S. A. Paulo and John W. Clark. Experiments in machine learning of alpha-decay half-lives. *arXiv preprint arXiv :1910.12345*, 2019.
- [40] S. Shalev-Shwartz and S. Ben-David. *Understanding Machine Learning : From Theory to Algorithms*. Cambridge University Press, England, 2014.
- [41] A. Gron. *Hands-On Machine Learning with Scikit-Learn and TensorFlow : Concepts, Tools, and Techniques to Build Intelligent Systems*. O’Reilly Media, Inc., 1st edition, 2017.
- [42] O. Campesato. *Artificial Intelligence, Machine Learning, and Deep Learning*. Mercury Learning & Information, 2020.
- [43] V. K. Vemuri. The hundred-page machine learning book. *Journal of Information Technology Case and Application Research*, 22(2) :136–138, 2020.
- [44] P. Mehta, M. Bukov, C. H. Wang, Alexandre G. R. Day, Clint Richardson, Charles K. Fisher, and David J. Schwab. A high-bias, low-variance introduction to machine learning for physicists. *Physics Reports*, 810 :1–124, 2019.
- [45] Tom Keldenich. Arbre de décision : comment l’utiliser. *Inside Machine Learning*, 2022.
- [46] Équipe Blent.ai. Random forest : comment ça marche. *Blog Blent.ai*, 2023.
- [47] TechieCrumbs. Support vector machines (svm) : A comprehensive overview. *TechieCrumbs Blog*, 2024.
- [48] S. Haykin. *Neural Networks : A Comprehensive Foundation*. Prentice Hall, 2nd edition, 2004.
- [49] online. Illustration d’un réseau de neurones mlp (multi-layer perceptron). Image hébergée sur Squarespace CDN, 2020.
- [50] online. Illustration d’un mlp (multi-layer perceptron). Image, hébergée sur Medium, 2020.
- [51] W. J. Huang, Meng Wang, F. G. Kondev, G. Audi, and S. Naimi. The ame 2020 atomic mass evaluation (i) : Evaluation of input data, and adjustment procedures. *Chinese Physics C*, 45(3) :030002, 2021.
- [52] F. G. Kondev, M. Wang, W. J. Huang, S. Naimi, and G. Audi. The nubase2020 evaluation of nuclear physics properties. *Chinese Physics C*, 45(3) :030001, 2021.
- [53] M. Wang, W. J. Huang, F. G. Kondev, G. Audi, and S. Naimi. The ame 2020 atomic mass evaluation (ii) : Tables, graphs and references. *Chinese Physics C*, 45(3) :030003, 2021.

- [54] W. A. Yahya and B. J. Falaye. Alpha decay study of thorium isotopes using double folding model with nn interactions derived from relativistic mean field theory. *Nuclear Physics A*, 1015 :122311, 2021.
- [55] Oluwatobiloba Kazeem Azeez. Alpha decay study of superheavy nuclei with the aid of machine learning. Master's thesis, Kwara State University (Nigeria), 2021.