الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية

وزارة التعليم العالي والبحث العلمي

جامعة الشهيد حمة لخضر الوادي

كلية الـــعلوم الدقيقة

مذكرة مقدمة لنيل شهادة:

ليسانس أكـــاديـمـــــي

قسم الإعلام الآلي

تخصص: نظم معلوماتية

من تقديم الطلبة

- **محلو نسرين**
- **فلاح مروة**
- **فايزي أماني**

تحت إشراف:

د.ستو طرابلس

بعنوان

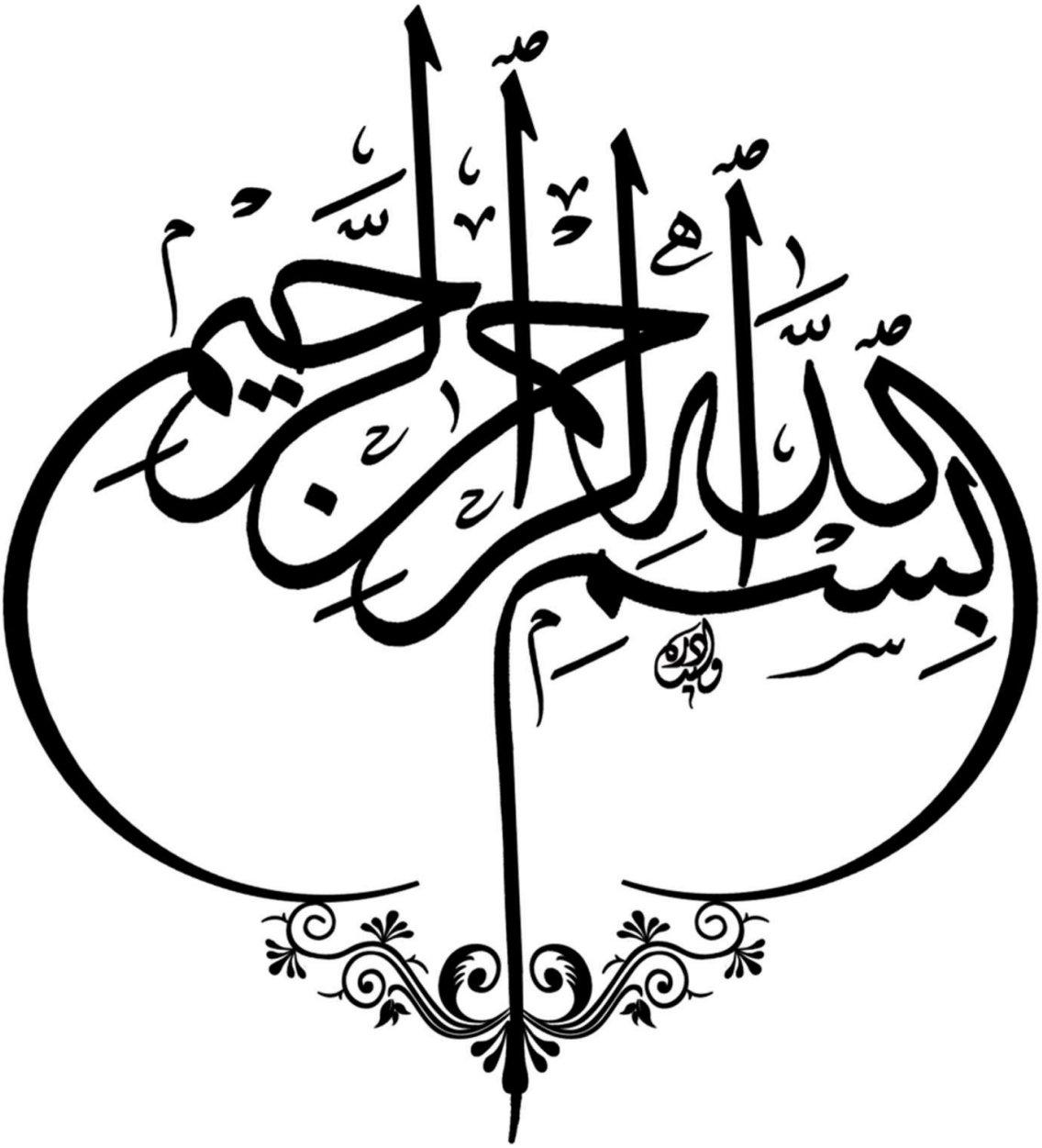
التنبؤ بمرض السكري بإستخدام طُرق التعلم العميق

تمت مناقشة المذكرة في:2024/06/06

أمام اللجنة المكونة من الأساتذة:

بن بريكه محمد كمال	**رئيسا**	جامعة الوادي.
مفتاح محمد شرف الدين	**مناقشا**	جامعة الوادي.

2024/2023


بسم الله الرحمن الرحيم

الاهداء

﴿وَآخِرُ دَعْوَاهُمْ أَنِ الْحَمْدُ لِلَّهِ رَبِّ الْعَالَمِينَ ﴾ يونس (10).

الحمدُ لله عند البدء و عِند الختام، فما تناهى دربٌ ولا خُتم جهد ولا تمّ سعي إلا بفضله.

أهدي وبكل حُب بحث تخرجي وثمرة جُهدي وتعبي :

إلى نفسي القوية التي تحملت كل العثرات وأكملتْ رُغم الصعوبات..

إلى من كان دُعاؤها سر نجاحي، الى التي كانت لي نورًا في عُتمتي "أمي" أهديك هذا الانجاز الذي لولا تضحياتك لما تحقق..

إلى من دعمني بلا حدود وأعطاني بلا مقابل "أبي"..

﴿ قَالَ سَنَشُدُّ عَضُدَكَ بِأَخِيكَ﴾ مريم (53).

إلى أخواتي و إخواني سندي في الحياة أدامكم الله ضلعا ثابتًا لي..

إلى كل من آمن بي و بقدراتي وأمدني دائما بالقوة وكان لي موضع الاتكاء في كل عثراتي..

إلى كل من علمني حرفًا مذ انطلقت في مسيرتي الدراسية وجاهد من أجل إخراج جيل مثقف وأمة تقرأ وربَّى وتعب بلا كلل ولا ملل، إلى كل من كاد أن يكون رسولا..

الملخص

أثبتت الدراسات الحديثة أن مرض السُكري هو المرض المُزمن الأكثر إنتشارًا، بحيث يتزايد عدد الأشخاص المصابين بهذا المرض بشكل كبير في جميع أنحاء العالم. الكشف المبكر لمرض السكري مُهم جدًا لعلاجه في الوقت المناسب. مؤخرًا أصبح الكشف عن المرض بالطُرق التقليدية معقدًا للغاية بالنسبة للخبراء البشريين (الطبيب، المُمرض). ولهذا السبب، من الضروري وجود نظام آلي للتنبؤ الدقيق والفعال لمرض السكري.

في الآونة الأخيرة ، أثبتت طرق التعلم الآلي والتعلم العميق بصفة خاصة دورها الكبير في مختلف المجالات، من بينها الطب والرعاية الصحية، النقل، التعليم، الأمن، التنبؤ بالكوارث والأمراض وغيرها. من خلال الدراسات الحديثة، نجد أن طرق التعلم العميق حققت نسب نجاح عالية جدًا في الكشف والتنبؤ بمختلف الأمراض مثل تحديد الإصابة بمرض السرطان، مرض القلب، مرض السكر ،الزهايمر،...إلخ، وذلك من خلال مؤشرات المرض وخصائصه.

في هذه الدراسة قُمنا بتطوير نظام من أجل التنبؤ بمرض السُكري بإستخدام طرق التعلم العميق، حيث أننا إخترنا نموذج من نماذج التعلم العميق DNN، ثم قُمنا بتدريبه وتقييمه بإستخدام مجموعة كبيرة من البيانات، كما أننا تحققنا من آداء النموذج المُقترح مُقارنة بطرق التعلم الآلي الأكثر إستخدامًا، فأظهرت التجارب المكثفة أن اقتراحنا يمكن أن يحسن الأداء بشكل ملحوظ.

الكلمات المفتاحية: مرض السُكري، الكشف عن المرض، التعلم العميق، التعلم الآلي، الذكاء الإصطناعي، التنبؤ بمرض السكري، الشبكات العصبية.

Abstract

The current studies confirm that diabetes is one of the most widespread chronic diseases, as the number of people infected with it is increasing rapidly worldwide. Early diagnosis of diabetes is crucial for timely treatment. lately, detecting the disease has become too complex for experts (doctors and nurses).

Therefore, having an automated system for accurate and effective diabetes prediction is necessary. Recently, automated learning methods, particularly deep learning, have demonstrated their significant role in various fields, including medicine, healthcare, transportation, education, security, disaster forecasting, and disease prediction, among others.

Through these studies, we found that deep learning methods have achieved high success rates in detecting and predicting various diseases, such as cancer, heart disease, diabetes, Alzheimer's, etc., using disease indicators and characteristics. In this study, we developed a system to predict diabetes using deep learning methods. We selected the DNN model, trained and evaluated it using a large dataset. We also verified the performance of the combined model by comparing it to commonly used machine learning methods. Extensive experiments showed that our proposal can significantly improve performance.

Keywords:

Diabetes, disease detection, deep learning, machine learning, artificial intelligence, prediction of diabetes ,Artificial neural network.

Résumé

Les études récentes ont prouvé que le diabète est la maladie chronique la plus répandue, avec un nombre des malades en augmentation significative dans le monde entier. La détection précoce du diabète est très importante pour un traitement en temps adéquat. Récemment, la détection du diabète par des méthodes traditionnelles est devenue très compliquée pour les experts humains (médecins, infirmiers). Pour cette raison, un système automatisé de prédiction précise et efficace du diabète est essentiel.

Récemment, les méthodes d'apprentissage automatique et d'apprentissage profond en particulier ont démontré leur rôle important dans divers domaines tel que le transport, l'éducation, la sécurité, la médecine et les soins de la sante

Les études récentes montrent que les méthodes d'apprentissage profond ont atteint des taux de succès très élevés dans la détection et la prédiction de diverses maladies telles que le cancer, les maladies cardiaques, le diabète, Alzheimer, etc., à travers les indicateurs et les caractéristiques de la maladie.

Dans cette étude Nous avons choisi un modèle d'apprentissage profond (DNN), l'avons formé et évalué en utilisant un grand ensemble de données. Nous avons également comparé la performance du modèle proposé avec les méthodes d'apprentissage automatique les plus couramment utilisées. Des expériences intensives ont montré que notre proposition peut améliorer significativement la performance.

Mots-clés:

Diabète, détection approfondie des maladies, apprentissage intelligent, intelligence artificielle, prédiction du diabète, réseaux de neurones artifitiel.

فهرس المحتويات

الفصل الأول: داء السكري.

المقدمة.....1

1.تعريف مرض السكري..... 1

2.أنواع السكري 1

2.1النوع الاول "DT1".....1

2.2النوع الثاني"DT2" "".....1

2.3سكري الحمل"PD" 2

3.مضاعفات السكري.....2

4.الكشف عن السكر: 2

4.1الكشف بالطرق التقليدية.....3

4.2الكشف بتقنيات الذكاء الاصطناعي.....4

5.علاج مرض السكري والوقاية منه 4

الخاتمة.....6

الفصل الثاني: التعلم الآلي والتعلم العميق.

المقدمة.....7

1.تعريف التعلم الآلي"Machine Learning" 7

2.مراحل التعلم الآلي 8

2.1.مرحلة التعلم"Learning" 8

2.2.مرحلة التنبؤ " Decision " 9

3.طرق التعلم الآلي. 9

3.1.طرق التعلم الآلي الخاضعة للإشراف"Supervised Learning Methods " 9

3.2.تعلم الآلة غير خاضع للإشراف"Unsupervised Learning" 10

3.3.تعلم الآلة شبه خاضع للإشراف-"Semi-SupervisedLearning" 10

3.4.تعلم الآلة المعزز"Reinforcement Learning" 10

4.تعريف التعلم العميق" Deep Learning " 10

5.الفرق بين التعلم الآلي و التعلم العميق..... 11

6.طريقة عمل التعلم العميق..... 12

6.1.الشبكة العصبية العميقةDNN 13

6.2.الشبكة العصبية المتكررةRNN 14

6.3.الشبكة العصبية التلافيفية CNN 15

6.4.الشبكـة الخصومية التوليدية GAN..... 15

7.الدراسات السابقة في الكشف عن مرض السكري باستخدام تقنيات الذكاء الاصطناعي 16

7.1.الدراسات السابقة في الكشف عن التعلم الآلي..... 16

7.2.الدراسات السابقة في التعلم العميق 17

الخاتمة..... 19

الفصل الثالث: التصميم و التنفيذ.

المقدمة..... 20

1.بيئة العمل... 20

1.1.خصائص الجهاز 20

1.2.حساب الدقة..... 20

1.3.أدوات التطوير 21

1.3.1.المكتبات"Libraries" 21

2.الهيكلة العامة للنظام:"System Implementation" 22

2.1.قاعدة البيانات: 24

2.2.تسوية وتحويل البيانات" Data Normalization": 26

2.3.المعالجة الأولية للبيانات"Preprocessing" 27
2.4.تقسيم البيانات"Splitting Data" 27
2.5.انشاء النموذج"Creation Model" 28
2.6.التنبؤ"Prediction" 30
3.التجارب و مناقشة النتائج"Experiments and discussion of results" 30
3.1.التجارب" Experiments " 30
3.2مناقشة النتائج" discussion of results " 32
3.2.1مناقشة نتائج التعلم العميق 32
3.2.2.مناقشة نتائج التعلم الآلي 33
4.واجهات النظام" System interfaces " 33
4.1.الواجهة الرئيسية 33
4.2.واجهة الفحص 34
4.3.واجهة النصائح والإرشادات 34
قائمة المراجع 38

فهرس الجداول

الفصل الثاني

جدول 2.1 الفروقات الأساسية بين التعلم الآلي و التعلم العميق.....12

جدول 2.2 الدراسات السابقة في التعلم الآلي.....17

جدول 2.3 الدراسات السابقة في التعلم العميق.....18

الفصل الثالث

جدول 3.1 خصائص الجهاز المستخدم في النموذج.....20

جدول3.2 معايير تشخيص السكري التي تعتمد عليها قاعدة البيانات.....25

جدول 3.3تركيبة النموذج النهائي. 29

جدول 3.4 مراحل تطوير النموذج النهائي.....32

جدول 3.5 مقارنة نتائج نسب الدقة بين التعلم العميق و التعلم الآلي.....33

فهرس الرسومات التوضيحية

الفصل الثاني

رسم توضيحي 2.1 علاقة التعلم الآلي بالذكاء الاصطناعي. 9

رسم توضيحي .2 2 العلاقة بين التعلم الآلي و التعلم العميق و الذكاء الاصطناعي.....11

رسم توضيحي .2 3 الخلية العصبية عند الانسان مقابل الخلية العصبية الاصطناعية.....12

رسم توضيحي .2 4 شبكة عصبية عميقة. 13

رسم توضيحي .2 5 شبكة عصبية متكررة بسيطة.....14

رسم توضيحي .2 6 هيكل الشكبة العصبية الالتفافية. 15

رسم توضيحي .2 7 الهيكل العام لشبكة خصومية توليدية.....16

الفصل الثالث

رسم توضيحي 3.1 استدعاء المكتبات.....22

رسم توضيحي 3.2 الهيكلة العامة للنموذج..... 23

رسم توضيحي 3.3. تحديد المدخلات و المخرج 25

رسم توضيحي 3.4 تحميل و قراءة البيانات. 26

رسم توضيحي 3.5 تمثيل نسب فئتي البيانات في دائرة نسبية. 26

رسم توضيحي 3.6 . تسوية البيانات..... 27

رسم توضيحي 3.7 المعالجة الأولية لبيانات..... 27

رسم توضيحي 3.8 مخطط تقسيم البيانات. 28

رسم توضيحي 3.9. تقسيم البيانات..... 28

رسم توضيحي 3.10 انشاء بنية النموذج..... 29

رسم توضيحي 3.11 اختبار النموذج. 30

رسم توضيحي 3.12. طباعة نسبتي دقة تنبؤ النموذج في التدريب والاختبار 30

رسم توضيحي 3.13 .التنبؤ بالحالة المرضية..... 30

رسم توضيحي 3.14 رسم مخطط تغيرات الدقة 32

رسم توضيحي 3.15 رسم مخطط تغيرات الخطأ 33

رسم توضيحي 3.16 الواجهة الرئيسية..... 34

رسم توضيحي 3.17 واجهة الفحص..... 35

رسم توضيحي 3.18 واجهة النصائح والإرشادات. 35

قائمة الإختصارات

DT1: Diabetes Type 1.

DT2: Diabetes Type 2.

PD: Pregnancy Diabetes.

BMI: Body Mass Index.

FGP: Fasting Plasma Glucose.

HbA1c: Hemoglobin A1c.

OGTT: Oral Glucose Tolerance Test.

DL: Deep Learning.

ML: Machine Learning.

DNN: Deep Neural Network.

RNN: Recurrent Neural Network.

CNN: Convolution Neural Network.

GAN: generative adversarial Network.

LR: Logistic Regression.

RFC: Random Forest.

DT: Decision Tree.

GBC: Gradient Boosting Classifier.

SVM: Support Vector Machine.

المقدمة العامة

مؤخرًا مع تزايد إنتشار مرض السُكري بشكل ملحوظ في جميع أنحاء العالم، أصبح الكشف المُبكر لهذا المرض تحديًا كبيرًا للأفراد والمجتمعات، حيث يمكن أن يؤدي إلى مضاعفات خطيرة مثل أمراض القلب والأوعية الدموية وأمراض الكلى إذا لم يتم التعرف عليه ومعالجته بشكل صحيح وفي الوقت المُناسب .

في الآونة الأخيرة ، شهد ميدان الذكاء الإصطناعي تطورًا كبيرًا، بحيث تم إستخدامه بنجاح في مُختلف المجالات مثل التصنيع ، الإعلام ،التجارة الإلكترونية والرعاية الصحية وغيرها. من بين التطبيقات الطبية التي حققت نجاحا كبيرا بإستخدام هذه التقنيات، نجد التنبؤ بالأمراض المزمنة مثل أمراض القلب والسكري وأورام المخ والجلد والكبد والزهايمر وأمراض الكلى المزمنة وغيرُها .

في هذا السياق، يُعدُ تطوير أداة تعمل بالذكاء الاصطناعي للتنبؤ بمرض السكري خطوة مهمة جدا و حاسمة من أجل تحسين جودة الرعاية الصحية وتقليل الأعباء على المرضى. الهدف في هذا المشروع هو مُساعدة الأشخاص بصفة عامة و مؤسسات الرعاية الصحية بصفة خاصة. وذلك من خلال تطوير موقع يسمح بإدخال قيم المؤشرات المتعلقة بالمرض ثم يتنبأ بالحالة الصحية (مريض ، غير مريض) للأشخاص وذلك من خلال البيانات المدخلة .

في هذا العمل، سنقوم بتطوير نظام من أجل التنبؤ بمرض السُكري وذلك بإستخدام طرق التعلم العميق، حيث أننا سنختار أحد نماذج التعلم العميق، ثم سنعمل على تدريبه وتقييمه بإستخدام مجموعة بيانات كبيرة. كما أننا سنقوم بتطبيق أهم طرق التعلم الآلي وتدريبها بنفس قاعدة البيانات وذلك من أجل الحُصول على مقارنة موضوعية.

للقيام بهذا العمل سنقوم بتقسيم دراستنا الى ثلاثة فصول:

-الفصل الأول "داء السكري" : سنتطرق في هذا الفصل إلى كل المفاهيم المتعلقة بمرض السكري، حيث سنقوم بشرح المرض وذكر أنواعه والمضاعفات الناتجة عنه، كما أننا سنشرح طرق الكشف عن مرض السكري وذلك بالطرق التقليدية أو عن طريق تقنيات الذكاء الإصطناعي. بالإضافة إلى ذلك سنضع مجموعة من الطرق والسلوكيات الوقائية والعلاجية من المرض.

-الفصل الثاني "التعلم الآلي والتعلم العميق" : يقدم هذا الفصل أحدث ما توصلت إليه التكنولوجيا في التعلم الآلي والتعلم العميق بصِفة خاصة. بحيث سنقوم بتفصيل في المفاهيم الأساسية للتعلم الآلي وذكر أنواعه والطرق الموجودة. وكذلك سنُفصِّل في مفهوم التعلم العميق مع شرح الفرق بين التعلم الآلي و التعلم العميق. بالإضافة إلى ذلك، سنشرح طريقة عمل التعلم العميق مع ذكر أهم الطرق الموجودة. كما أننا سنعرض أهم الأعمال في الكشف عن مرض السكري بإستخدام التعلم الآلي والتعلم العميق.

-الفصل الثالث "التصميم والتنفيذ" : في هذا الفصل سنقوم بشرح مفصّل لكل مرحلة من مراحل النظام الخاص بنا من أجل التنبؤ بمرض السُكري، بحيث سنُقدم بيئة العمل المستخدمة، بعدها سنقوم بذكر كل التجارب التي تم التطرق إليها من أجل الوصول إلى النموذج النهائي وكذلك سنُقارنها مع طرق التعلم الآلي، ثم سنُناقش النتائج المتحصل عليها في كل تجربة .

الفصل الأول: داء السكري.

المقدمة

لقد انتشر في العصور الأخيرة العديد من الأمراض التي تهدد صحة الإنسان، ويعود ذلك لعدة أسباب من أهمها طبيعة الغذاء، العادات الغير صحية ونمط الحياة ...الخ. ومن اكثر هذه الأمراض انتشارًا مرض السكري، فهو مرض مزمن غالبا ما يرافق المصاب به طوال حياته فيتسبب له في العديد من المضاعفات بالغة الخطورة بداية بالعمى والفشل الكلوي الحاد وصولا الى أمراض القلب وغيرها. وهذا ما يبرز الضرورة الماسة لوجود أداة تشخيصية تسهل على الأطباء الكشف الدقيق والتنبؤ بالمرض في مرحلة متقدمة.

سنتطرق في هذا الفصل إلى كل المفاهيم المتعلقة بمرض السكري، حيث سنقوم بشرح المرض وذكر أنواعه والمضاعفات الناتجة عنه من جهة، ومن جهة أخرى سنشرح طرق الكشف عن مرض السكري وذلك بالطرق التقليدية أو عن طريق تقنيات الذكاء الإصطناعي. وفي الأخير وضعنا طرق وسلوكيات وقائية وعلاجية من المرض.

1. تعريف مرض السكري

هو عبارة عن مجموعة من الاضطرابات المرتبطة بعملية الأيض، "عملية كيميائية حيوية يقوم فيها الجسم بتحويل الغذاء إلى طاقة"، والتي تكون نتيجة للارتفاع الدائم في مستوى السكر في الدم بشكلٍ يفوق الحد الطبيعي حيث يزيد عن 7 ملي مول في اللتر من الدم على الريق، ويعود ذلك لوجود اختلالات في إفراز الأنسولين، "هرمون ينتجه البنكرياس ينظم مستوى السكر في الدم"، وعليه إنّ وجود مشكلة في إفرازه أو استجابة الخلايا له تؤدي الى ارتفاع معدلات السكر في الدم، و بالتالي الجسم يحتاج إلى معالجة دوائية بالأدوية المضادة لارتفاع السكري أو بالأنسولين. يقاس مرض السكري بوحدة (ملي مول/اللتر) بألة قياس السكري أو بتحليل السكر في البول أو في الدم. [1]

2. أنواع السكري

لمرض السكري ثلاثة أنواع مختلفة، تختلف بحسب اختلاف السبب، وهي:

1.2 النوع الاول "DT1"

ويطلق عليه السكري المعتمد على الانسولين أو السكري المبكر. هو مرض مناعي ذاتي، حيث يصاب الناس بهذا النوع من السكري قبل بلوغهم سن الاربعين، وغالبا ما يكون ذلك خلال البلوغ المبكر أو المراهقة، ما ينتج عنه الحاجة إلى أخذ حقن الانسولين بقية حياتهم لأن الجسم لا ينتج الانسولين. ولتشخيص هذا النوع يكفي التأكد من مستويات السكر في الدم عن طريق اجراء تحاليل الدم. حيث تبلغ نسبة المصابين به مليون و 500 ألف شخص حول العالم وأثبت ذلك في الاحصائيات التي أجريت سنة 2021 [2] .

2.2 النوع الثاني "DT2"

على عكس مرض السكري من النوع الأول، والذي يحدث في معظم الحالات في مرحلة الطفولة والشباب، فإن مرض السكري من النوع الثاني يصيب البالغين .

ويطلق عليه السكري الغير معتمد على الأنسولين. يمنع هذا النوع الجسم من استخدام الانسولين استخداما صحيحا وعادة ما يصاب به البالغين. يُعد التشخيص المبكر مهماً لتفادي آثار الاصابة به وخلاف ذلك قد يؤدي إلى ارتفاع السكر في الدم إلى مستويات عالية ، وتتمثل أفضل طريقة للتشخيص المبكر هي إجراء الفحوصات الدورية وتحاليل الدم والبول لدى القائمين على الرعاية الصحية [3].

قد تكون أعراض داء السكري من النمط 2 خفيفة فلا تظهر بشكل جليّ في كثير من الأحيان، ولذا فقد يُشخّص الداء بعد مرور عدة أعوام من ظهور الأعراض أي بعد حدوث عدة مضاعفات. ولهذا نجد أن حوالي 90% من جميع حالات مرض السكري في جميع أنحاء العالم هي من النوع الثاني [2].

3.2سكري الحمل "PD"

ويصيب هذا النوع النساء اثناء فترة الحمل ويتمثل في ارتفاع مستويات السكر في الدم بشكلٍ يفوق الحد الطبيعي، وعليه فإن الجسم لا يستطيع انتاج ما يكفي من الانسولين لنقل كل الغلوكوز الى الخلايا. وهذا النوع غالباً ما يختفي عند ولادة الجنين، إلا أنّه يزيد من فرصة معاناة المرأة من السكري من النوع الثاني في المستقبل. في هذه الحالة يكون العلاج عن طريق اتباع نمط حياة صحي وممارسة الرياضة، في حين نجد نسبة قليلة تتراوح بين 10 إلى20% من المرضى تحتاج إلى تعاطي بعض أنواع الأدوية كالأنسولين. كما أن هذا النوع يُشخّص عن طريق عمليات الفحص قبل الولادة، وليس عن طريق الأعراض المبلغ عنها.

3. مضاعفات السكري

يرتبط مرض السكري بمضاعفات قصيرة المدى كانخفاض السكر في الدم المفرط او ارتفاعه ومضاعفات طويلة المدى تظهر بعد عدة سنوات، وهذه المضاعفات المزمنة تؤثر على أجزاء كثيرة من الجسم. ونذكر منها ما يلي:

- اعتلال الشبكية السكري "Diabetic retinopathy": ويتمثل في تلف شبكية العين فالسكري هو السبب الرئيسي لضعف البصر او فقدانه بين كبار السن.
- اعتلال الكلية السكري" Diabetic nephropathy ": إذ تُبيّن الاحصائيات إصابة 5% من مرضى السكري بالفشل الكلوي، وهذا قد يترتب عليه تصفية الكلى دوريا في الحالات المتقدمة.
- اعتلال الأعصاب السكري" Diabetic neuropathy " : يمكن أن يلحق السكري الضرر بجدران الأوعية الدموية التي تغذي الاعصاب، مما يؤدي إلى فقدان الشعور بالألم وفقدان الإحساس و قد تصل إلى بتر الأطراف وأصابع القدمين أو القدم كاملة.

- النوبة القلبية "Heart Attack " : جراء فشل القلب أو تصلب الشرايين وانسدادها الذي يعود الى زيادة سُمك الشرايين بفعل تراكم تكلسات الدم او الفضلات في الدم.

- السكتة الدماغية "apoplexy ":قد يؤدي ارتفاع السكر في الدم لدى المصاب بمرض السكري إلى إصابة الأوعية الدموية ببعض التلف، وذلك من المحتمل أن يؤدي إلى تعرض المصاب لسكتة دماغية.

وغيرها من المضاعفات كالذبحة الصدرية، الاكتئاب، الإسهال المزمن، وعدم القدرة على التحكم بضربات القلب وضغط الدم في الوضعيات المختلفة ، زيادة خطر المعاناة من مرض فرط ارتفاع ضغط الدم، وارتفاع مستويات الكولسترول و غيرها.[3]

4. الكشف عن السكر:

تُعد مرحلة الكشف عن وجود المرض مرحلة جدُ حاسمة لكي يتمكن الطبيب من تقديم العلاج المناسب للمصاب. يوجد طريقتين للكشف عن المرض هما:

- الأولى يكون الكشف بالطرق التقليدية وذلك بتدخل الطبيب

▪ الثانية تكون عن طريق تقنيات الذكاء الاصطناعي، القائمة على استخدام التعلم الآلي والذي يمثل العصر الجديد للعلوم الطبية الحديثة.

1.4 الكشف بالطرق التقليدية

تعتمد هذه الطريقة على مجموعة من العوامل السريرية والمخبرية التي من خلالها يحدد الطبيب اذا كانت المعطيات خاصة بشخص مريض أو لا. وينقسم هذا الكشف الى قسمين:

▪ **عن طريق الاعراض التي تظهر على المريض**

-مشاكل في الرؤية.
-فقدان الوزن.
-الرغبة المتكررة في التبول.
-العطش الشديد.
-التعب و صعوبة التنفس.
-وخز في القدمين و التهابات لا تشفى بشكل جيد. [4]

▪ **عن طريق اجراء فحص الدم**

يتم غالبا عند ظهور المضاعفات الاولى ويشمل احد الاختبارات التشخيصية الثلاث:

-<u>اختبار تحمل الغلوكوز عن طريق الفم **"OGTT"**</u>

هذا الاختبار لا يكون إلا بوجود وصفة طِبية، فعندما تكون النتيجة200 ملغم / ديسيلتر على الأقل يعني الإصابة بمرض السكري، في حين أنه عندما تكون بين 140 و 199.9 ملغم/ ديسيلتر يعني مقدمات السكري، والنتيجة التي تكون أقل من 140 ملغم / ديسيلتر تعني الحالة الطبيعية للجسم. .

-<u>اختبار قياس الهيموغلوبين **"HbA1c"**</u>:

يكون هذا الاختبار عن طريق تقييم مستوى التحكم في نسبة السكر في الدم خلال الأشهر الثلاثة قبل الاختبار. عندما تكون النتيجة 6,5 % على الاقل هذا يعني الإصابة بمرض السكري، بين 5.7% و5.99% يعني الإصابة بمقدمات السكري، في حين أقل من 5.7% يعني الحالة الطبيعية.

-<u>اختبار الغلوكوز في الدم عند الصائم**"FPG"**</u>:

يكون عن طريق تحليل عينة الدم بشرط الصيام لمدة ثماني ساعات على الأقل قبل أخذ العينة. حيث 126 ملغم/ديسيلتر على الأقل يعني الإصابة بمرض السكري، بين 100 ملغم/ديسيلتر و125.99 ملغم/ديسيلتر يعني الإصابة بمقدمات السكري. بينما تكون الحالة الطبيعية لمعدل الغلوكوز في هذا الفصل محصورة بين 70 و100 ملغم/ديسيلتر .[5]

• **سلبيات الكشف بالطرق التقليدية**

- كلفة حصص الفحوصات الدورية

- الجهد المبذول والوقت الضائع من أجل الذهاب للطبيب .

- ضعف احتمالية السيطرة على مضاعفات المرض في الحالات المتقدمة.

- نقص نسبة دقة القرار رجوعا الى القدرات البشرية القابلة للخطأ.

- استغراق مدة زمنية معتبرة من اجل اتخاذ القرار.

2.4 الكشف بتقنيات الذكاء الاصطناعي

تعتمد هذه الطريقة على استبدال جهد الطبيب في الكشف والذي قد يستغرق وقتا طويلا، بنماذج تنبؤية تسمح للآلة بالكشف عن المرض بطريقة أسرع و أكثر دقة، وذلك من خلال مجموعة من المعايير التي تحدد ما إذا كانت القيم المدخلة خاصة بشخص مصاب بالمرض أم لا. وتتمثل أهم هذه المعايير في:

- **الجنس "Gender":** يشير الجنس إلى الجنس البيولوجي للفرد، والذي يمكن أن يكون له تأثير على قابلية الإصابة بمرض السكري.
- **العمر " Age ":** يعد العمر عاملاً مهمًا حيث يتم تشخيص مرض السكري بشكل أكثر شيوعًا لدى كبار السن.
- **ارتفاع ضغط الدم " Hypertension":** ارتفاع ضغط الدم هو حالة طبية يرتفع فيها ضغط الدم في الشرايين بشكل مستمر.
- **أمراض القلب "Heart Diseases":** أمراض القلب هي حالة طبية أخرى ترتبط بزيادة خطر الإصابة بمرض السكري.
- **تاريخ التدخين"Smoking History":** يعتبر تاريخ التدخين أيضًا عامل مؤثر للإصابة بمرض السكري ويمكن أن يؤدي إلى تفاقم المضاعفات المرتبطة به.
- **مؤشر كتلة الجسم "BMI":** هو مقياس لدهون الجسم على أساس الطول و الوزن. ويتم تطبيقه على النساء والرجال البالغين، إذ تعمل حاسبة هذا المعيار على تقسيم الوزن بالكيلوغرام على مربع الطول بالمتر، وتتمثل معادلة حسابه كالآتي: مؤشر كتلة الجسم= الوزن بالكيلوغرام/ الطول بالمتر مربع.
- **مستوى الهيموجلوبين "HbA1c" :** هو مقياس لمتوسط مستوى السكر في الدم لدى الشخص خلال الأشهر 2-3 قبل أخذ عينة الدم.
- **مستوى الغلوكوز "Blood Glucose Level":** يشير مستوى الجلوكوز في الدم إلى كمية الجلوكوز في مجرى الدم في وقت مُحدد[6].

5 .علاج مرض السكري والوقاية منه

الهدف من التدابير العلاجية والوقائية هو مساعدة جسم المريض على إبقاء نسبة سكر الدم بالمستوى الطبيعي والحفاظ على سلامة مختلف أعضائه. للتقليل من احتمال اصابة الشخص السليم يجب الإخذ بالتدابير الوقائية.[1] حيث يجب الاستمرار في المراقبة و الحرص على القيام بسلوكيات وقائية وعلاجية تُساعد على التقليل من حدوث المضاعفات الخطيرة للمرض على المدى البعيد. تتلخص بعض هذه السلوكيات العلاجية في:

-الحرص على تناول الدواء بانتظام: الالتزام بتناول العقاقير الدوائية الموصوفة للمريض عن طريق الفم او جرعات الانسولين حسب الكميات الموصى بها من طرف الطبيب في أوقاتها.
-الرصد الذاتي لنسبة السكر بالدم: المواظبة على قياس نسبة السكري في الدم وذلك عن طريق تحليل الدم يوميا، وهذا الاجراء يكون عند البالغين بِصفة خاصة.

-الاعتناء بالأطراف السفلى: عند ارتفاع نسبة سكر الدم باستمرار لدى المريض فإن الأوعية الدموية والنهايات الحسية لأعصاب القدم تتأثر بمرور الوقت، ما يؤدي إلى فقدان الإحساس في القدم تدريجيا، ومن ثم عدم الشعور بالجروح والتقرحات التي تصيب القدم، والذي يتسبب أيضا في الالتهابات والغرغرينا، ومن ثم البتر الجزئي أو الكلي الذي يحدث في المراحل المتقدمة.[1]

-الزيارات الدورية للطبيب والتقيد بتعليماته: الحرص على اتباع تعليمات الطبيب القائم على العلاج بحذافيرها، وطلب الاستشارة منه عند الحاجة، والتقيد بالزيارات الدورية له.

أما بخصوص السلوكيات الوقائية المتبعة فتتمثل فيما يلي:

-الحمية الغذائية لداء السكري: اتباع نظام غذائي قليل الدهون و متوازن من اجل تفادي الاصابة بمرض السكري.

-النشاط البدني: هو علاج للمرضى ووقاية للأصحاء، فله أثر ايجابي على الصحة بِصفة عامة، حيث يعمل على تنشيط الدورة الدموية، ومن ثم يعزز الحساسية للأنسولين فيرفع من فاعليته، وبالتالي يحميه من عوامل الخطر الأيضية كالسمنة، ارتفاع ضغط الدم، زيادة نسبة السكر فيه.

-الابتعاد عن التدخين وتعاطي المسكرات.

-تجنب الانفعالات المفرطة.

الخاتمة

عرضنا خلال هذا الفصل مفهوم داء السكري ومختلف أنواعه، ثم تطرقنا الى المضاعفات التي قد يتسبب بها مرض السكري. كذلك تناولنا طرق الكشف التقليدية وسلبياتها، وصولا الى استغلال تقنيات الذكاء الاصطناعي في الكشف والتي ترتكز عليها دراستنا. وأخيرا ذكرنا العديد من التدابير الوقائية والعلاجية التي يجب على المريض اتباعها من أجل مكافحة هذا المرض و التعايش معه بأقل الأضرار.

في الفصل الثاني سنتعمق في طرق الكشف عن مرض السكري بالتقنيات الحديثة، حيث سنقدم أحدث ما توصلت إليه التكنولوجيا في التعلم الآلي والتعلم العميق بصِفة خاصة.

الفصل الثاني: التعلم الآلي والتعلم العميق.

المقدمة

إن التطور السريع في التكنولوجيا و تعدُّد استخداماتها عند البشر في الآونة الأخيرة أدى الى اكتشاف تقنيات مطوّرة باستخدام الذكاء الاصطناعي و التي تسهل على الإنسان المهام مهامه اليومية و تختصر عليه الجهد و الوقت.

يُعرف الذكاء الاصطناعي بأنه محاكاة الآلة للذكاء البشري، فهو يهدف لِجعل الآلة قادرة على التصرف مثل البشر، مثل القدرة على التعلم ، الاستنتاج وأيضا رد الفعل على أوضاع لم تُبرمج في الآلة.

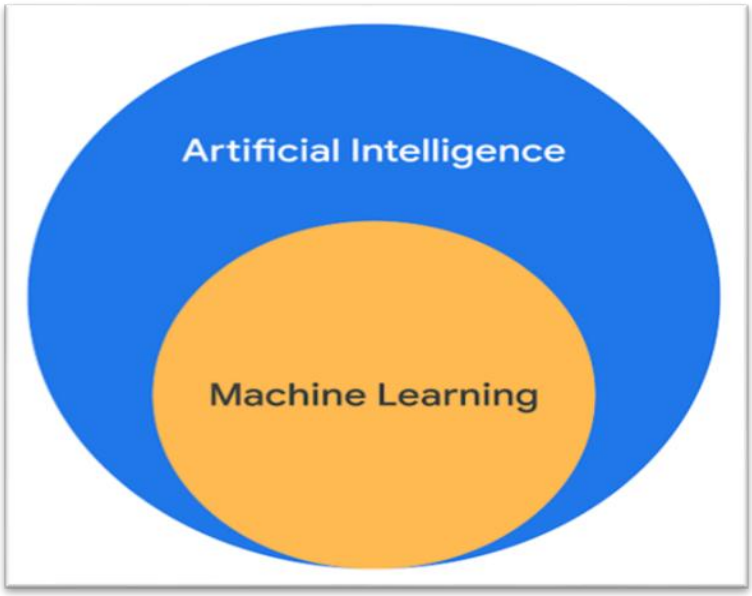
خلال السنوات الأخيرة، أثبتت طرق التعلم الآلي والتعلم العميق بصفة خاصة دورها الكبير في مختلف المجالات، من بينها الطب والرعاية الصحية، النقل، التعليم، الأمن، التنبؤ بالكوارث والأمراض وغيرها. من خلال الدراسات الحديثة، نجد أن طرق التعلم العميق حققت نسب نجاح عالية جدًا في الكشف والتنبؤ بمختلف الأمراض مثل تحديد الإصابة بمرض السرطان، مرض القلب، مرض السكر، الزهايمر،...إلخ، وذلك من خلال مؤشرات المرض وخصائصه.

في هذا الفصل سنقدم أحدث ما توصلت إليه التكنولوجيا في التعلم الآلي والتعلم العميق. بحيث، سنقوم بتفصيل في المفاهيم الأساسية للتعلم الآلي وذكر أنواعه والطرق الموجودة، ثم سنُفصِّل في مفهوم التعلم العميق مع شرح الفرق بين التعلم الآلي و التعلم العميق. بالإضافة إلى ذلك، سنشرح طريقة عمل التعلم العميق مع ذكر أهم الطرق الموجودة. وفي الأخير سنعرض أهم الأعمال في الكشف عن مرض السكري باستخدام التعلم الآلي والتعلم العميق.

1. تعريف التعلم الآلي "Machine Learning"

التعلم الآلي ML هو فرع من فروع الذكاء الاصطناعي (أُنظر الشكل 2.1)، يستخدم خوارزميات رياضية لإنشاء نماذج تنبؤيه بهدف تطوير تقنيات تُمكن الآلة من التعلم والتحسين من أدائها بشكل آلي من خلال التجربة دون الحاجة لبرمجة فعلية، مما يسمح لها بالتكيف مع البيانات واتخاذ القرارات بناءً على التجارب السابقة. من أجل تحقيق هذا الهدف يتم تدريب النموذج بناءً على مجموعة كبيرة من البيانات (بيانات التدريب) ، والسماح له بتحديد الأنماط والعلاقات بين هذه البيانات، بحيث يُصبح النموذج قادرا على التنبؤ بعناصر جديدة.

إن بيانات التدريب تختلف باختلاف مجال البحث فمثلا تكون عبارة عن عدد كبير من الصور في مجال التعرف على الصور، النصوص في معالجة النصوص، الصوت في التعرف على الأصوات، قواعد البيانات أو جداول البيانات ...إلخ وبالتالي يمكن تطبيق طرق التعلم الآلي في مجموعة واسعة من المجالات مثل التعرف على الصور، التعرف على الكلام، في مجالات الأمن، الطب، البيولوجيا والروبوتات ...إلخ. [7].



رسم توضيحي 1.2 علاقة التعلم الآلي بالذكاء الاصطناعي[P1].

2.مراحل التعلم الآلي

تعدُ مرحلة استخراج الخصائص لبيانات التدريب مرحلة جدُ حاسمة قبل التعلم الآلي. فمن أجل تطوير نموذج تنبؤي فعال ودقيق يجب أولا استخراج أهم الخصائص والميزات من بيانات التدريب. وهذه الأخيرة لابد أن تكون متقاربة "compactness" من جهة، وقابلة للفصل "Separability" من جهة أُخرى. بِمعنى أدق، يجب أن تتميز بالتشابه بين عناصر نفس الفئة "class"، بينما تتميز بالتباين العالي بين فئتين مختلفتين. وهذا ينتج عليه الدقة العالية في التعلم.

جميع طرق التعلم الآلي تمُر عبر مرحلتين أساسيتين إحداهما تكمل الأُخرى، هما التعلم والاختبار.

1.2.مرحلة التعلم "Learning"

تُعتبر مرحلة التعلم أهم مرحلة لأن من خلالها يتم تدريب النموذج وذلك من خلال خصائص أو واصفات البيانات المستخرجة مُسبقا. وبالتالي هذه المرحلة تتم عبر الخطوات التالية

-تجميع وتجهيز البيانات المناسبة.

-تحليل البيانات، تحديد الأنماط والعلاقات بينها.

-تقسيم البيانات إلى مجموعات تدريب واختبار.

-اختيار وتدريب النموذج المناسب باستخدام بيانات التدريب.

-تقييم أداء النموذج باستخدام بيانات الاختبار.

-تحسين أداء النموذج عن طريق ضبط معلماته أو تغيير النموذج بناءً على النتائج.

2.2.مرحلة التنبؤ " Decision "

مرحلة التنبؤ دائما تتبع مرحلة التعلم، فبعد تدريب النموذج بشكل جيد، في النهاية يكون قادرا على اتخاذ القرار بشأن عناصر جديدة (بيانات التحقق)، حيث أن هذه البيانات لم يسبق له التعامل معها. أيضا خلال هذه المرحلة يتم اتخاذ القرار حول أداء النموذج فإن كانت نسبة الخطأ أثناء التنبؤ بالعناصر الجديدة فهذا يعني أن النموذج دقيق وقد تدرب بشكل جيد[7].

3.طرق التعلم الآلي

ينقسم التعلم الآلي إلى أربع طرق أساسية، حيث لكل من هذه الطرق دورها الخاص في مجال التعلم الآلي و تختلف إستخداماتها بإختلاف نوع البيانات المُستخدمة :

- التعلم الآلي الخاضع للإشراف.
- التعلم الآلي الغير خاضع للإشراف.
- التعلم الآلي شبه خاضع للإشراف.
- التعلم الآلي المعزز.

1.3.طرق التعلم الآلي الخاضعة للإشراف "Supervised Learning Methods "

يُعدُ التعلم الآلي الخاضع للإشراف من أشهر طرق التعلم الآلي، حيث يكون فيها التدخُل البشري أثناء مرحلة التدريب. فنجد أن التدريب يكون موجها بواسطة مشرف.

وبالتالي التدريب في هذه الحالة يكون عن طريق مدخلات مشكلة من أزواج (خصائص البيانات، الفئة أو نوع المخرجة). حيث أن المدخلات تكون عبارة عن جدول الصفات والخصائص للفئات المُدخلة، بينما المخرجات هي عبارة عن الفئات التي تم تعريف صفاتها.

الفئات تكون معروفة مسبقا بهدف تدريب النموذج حتى يكون قادرا على تحديد العلاقة بينهما ويكون قادرًا على توقع المخرجات الصحيحة للمدخلات الجديدة.

تُعتبر طرق التعلم الخاضع للإشراف واحدة من أكثر أنواع التعلم الآلي شيوعًا واستخدامًا في مجموعة متنوعة من التطبيقات العملية كالتنبؤ بالعديد من الامراض، تصنيف البريد الإلكتروني إلى "رسائل مزعجة" و "رسائل هامة"، التعرف على الأشخاص في الصور و التنبؤ بأداء الطلاب في امتحان معين استنادًا إلى سجل دراستهم السابق وعلاماتهم. ونذكر من اهم هذه الطرق:

-آلات ناقلات الدعم "SVM": هي مجموعة فرعية من طرق التعلم المستخدمة للتصنيف والانحدار واكتشاف النقاط البعيدة. تختلف شبكات ناقلات الدعم عن خوارزميات التصنيف الأخرى من حيث أنها تحدد حدود القرار التي تزيد المسافة من أقرب نقاط البيانات لجميع الفئات [8].

-شجرة القرار "DT": واحدة من أكثر خوارزميات التعلم الآلي شيوعًا نظرًا لعملياتها البسيطة جدًا .على عكس آلة ناقلة الدعم ، والتي تتطلب أساسًا رياضيًا قويًا للغاية لفهمها ، فإن أشجار القرار تحاكي حرفياً الطريقة التي نقوم بها نحن البشر في التفكير على أساس يومي.

-غابات الأشجار العشوائية "RF": خوارزمية للتعلم الآلي تم تطويرها بناءً على مجموعة من أشجار القرار .تستخدم هذه الخوارزمية للتصنيف، الانحدار ومهام أخرى. عادةً ما تتمتع خوارزمية الغابة العشوائية بدقة أفضل مقارنة بشجرة القرار.

-الانحدار اللوجستي "LR": هو نموذج إحصائي يمكن من نمذجة متغير ثنائي الحد بدلالة مجموعة من المتغيرات العشوائية المتوقعة، رقمية كانت أو فئوية. يستخدم للتنبؤ باحتمالية وقوع حدث ما بمعرفة إضافية لقيم متغيرات يمكن أن تكون مفسرة أو مرتبطة بهذا الحدث[9].

2.3.تعلم الآلة غير خاضع للإشراف "Unsupervised Learning"

علىعكس التعلم الخاضع للإشراف الذي تكون فيه مرحلة التعلم موجهة من قبل مشرف بحيث تكون بيانات التدريب على شكل أزواج (خصائص البيانات مرفقة بالفئة)، ففي التعلم الغير خاضع للإشراف يتم تدريب النموذج آليا دون تدخل بشري بواسطة بيانات تدريب غير مصنفة، و بالتالي بيانات التدريب هي عبارة عن خصائص البيانات فقط غير مرفقة بنوع أو فئة المخرج [9].

يُعد تعلم الآلة الغير خاضع للإشراف من أهم تقنيات التعلم الآلي فهو عبارة عن عملية تدريب نموذج التعلم بناءً على تحليل البيانات واستخلاص الأنماط منها بدون وجود مخرجات . في هذه الحالة يتم إكتشاف أصناف البيانات من خلال التباين بين كل فئة وأخرى بشكل تلقائي . ويمكن استخدامه في العديد من التطبيقات مثل تحليل البيانات الكبيرة واستخراج المعلومات الصالحة منها ،تقسيم العملاء في التسويق لفهم أنماط السلوك لديهم وغيره [7].

من أهم خوارزميات تعلم الآلة بدون إشراف:

-التجميع بالمتوسط الحسابي "K-means ": من الخوارزميات غير الخاضعة للإشراف والتي تحل مشكلة التجميع "clustering " .تتبع طريقة بسيطة وسهلة لتصنيف مجموعة بيانات معينة من خلال عدد معين من المجموعات (نفترض kمجموعات). نقاط البيانات داخل الكتلة متجانسة وغير متجانسة لمجموعة البيانات[10].

-التجميع الهرمي "Hierarchical Clustering ": هو طريقة لتحليل المجموعات القائمة على بناء تسلسل هرمي من العناقيد. تنقسم استراتيجيات التجميع الهرمي عادة إلى نوعين المتكتل و المنقسم [9].

3.3.تعلم الآلة شبه خاضع للإشراف "Semi-Supervised Learning"

يستخدم مزيجًا من البيانات المعرفة وغير المعرفة، حيث يتم تدريب النموذج باستخدام بيانات معرفة محدودة والاستفادة من البيانات الغير معرفة لتحسين الأداء. و يمكن استخدامه في العديد من التطبيقات مثل تصنيف المستندات، وتحديد المرض من الصور الطبية، وتحليل المواقع الاجتماعية وغيرها [7].

4.3.تعلم الآلة المعزز "Reinforcement Learning"

هو نوع من أنواع التعلم الآلي حيث يتعلم النموذج عن طريق التفاعل مع بيئته، من خلال تجربة الأفعال وتقديم ردود فعل من البيئة فيتلقى مكافآت أو عقوبات بناءً على الإجراءات التي يقوم بها على سبيل المثال، في لعبة فيديو يمكن أن يكافَأ النظام عندما يحقق هدفًا معينًا مثل الفوز في المستوى، ويتلقى عقوبة عندما يخسر، ويهدف ذلك إلى تعلم سلوك أفضل لتحقيق هدف محدد. و يُستخدم التعلم المعزز في مجموعة متنوعة من التطبيقات مثل الألعاب، الروبوتات، التحكم الذكي، التجارة المالية، والتنبؤات الطبية [7].

4.تعريف التعلم العميق"DL "

يُطلق عليه ايضا التعلم العصبي العميق DL ويعتب فرعًا متقدمًا من تعلم الآلي، وبالتالي هو بدوره فرع من فروع الذكاء الإصطناعي (الشكل 2.2)، فهو يعتمد على الشبكات العصبية الاصطناعية المستوحاة من الشبكات العصبية للدماغ البشري، فهو يتألف من طبقات متعددة، تحول البيانات المدخلة إلى معلومات يمكن استخدامها للتنبؤ. حيث تسهل هذه التقنية عمليه التعلم من البيانات الخام دون الحاجة لإستخراج الخصائص أو لأي إشراف بشري و تتيح لها تطوير نماذج قوية

قادرة على تحقيق أداء عالي في مجالات متنوعة مثل التعرف على الأشياء، التنبؤ بالأمراض، وتحليل البيانات الكبيرة وغيرها[11].

يلعب التعلم العميق دورًا كبيرا في التنبؤ بالعديد من الأمراض كالاضطرابات الحركية وأمراض القلب والسكري، فهذا النوع من التعلم يتيح للأطباء تحسين تشخيصهم وعلاجهم للمرضى من خلال استفادتهم من تحليل البيانات وتوقع الظروف الصحية مسبقًا.

رسم توضيحي 2.2 العلاقة بين التعلم الآلي و التعلم العميق و الذكاء الاصطناعي[P2].

5.الفرق بين التعلم الآلي و التعلم العميق

أثبتت الدراسات الحديثة قدرة طرق DL على تحقيق نسب نجاح عالية مقارنة بطرق ML في مختلف المجالات والتطبيقات. في الجدول 2.1 سنقوم بعرض أهم الفروقات بينهما من حيث التعريف ، طريقة التنبؤ، حجم بيانات التدريب، الهندسة، والأجهزة المستخدمة، والوقت المُستغرق في التنفيذ. هذا الجدول سيفيدنا خلال دراستنا التطبيقية.

جدول 2.1 الفروقات الاساسية بين التعلم الالي و التعلم العميق[14].

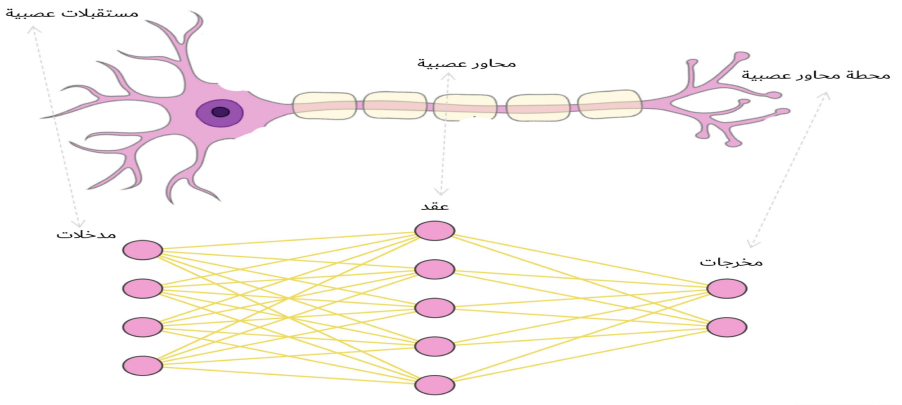
المعيار	التعلم الآلي	التعلم العميق
التعريف	فرع من فروع الذكاء الاصطناعي	مجموعة فرعية من التعلم الالي
طريقة إجراء التنبؤ	يجب تحديد كيفية اجراء تنبؤ دقيق عن طريق استهلاك المزيد من المعلومات.	يمكن للخوارزمية تعلم كيفية اجراء تنبؤ دقيق من خلال معالجة البيانات الخاصة بها.
البيانات اللازمة	يمكن استخدام كميات صغيرة من البيانات لإجراء تنبؤات	تتطلب قدرا كبيرا من البيانات للفهم بشكل دقيق

التعامل مع الخوارزميات	يستخدم الخوارزميات لتحليل البيانات ، والتعلم من تلك البيانات واتخاذ قرارات مستنيرة بناء على ما تعلمه.	يقوم ببناء الخوارزميات في طبقات لإنشاء شبكة عصبية اصطناعية عميقة يمكنها التعلم واتخاذ قرارات ذكية بمفردها.
تبعيات الجهاز	يمكن أن تعمل على الأجهزة ذات النهاية المنخفضة.	يعتمد على الأجهزة المتطورة. يقوم بطبيعته بعدد كبير من عمليات ضرب المصفوفات. يمكن لـ GPU تحسين هذه العمليات بكفاءة.
وقت التنفيذ	يستغرق القليل من الوقت نسبيا لتدريب.	عادة ما يتطلب وقتا طويلا لتدريب.

6.طريقة عمل التعلم العميق

يعمل التعلم العميق على محاكاة العقل البشري، حيث يعتمد على الشبكات العصبية (neural networks) في حل المشكلات. فهو عبارة عن إمتداد للشبكات العصبية العادية ANN مع عدد كبير من الطبقات المخفية بين طبقة الإدخال وطبقة الإخراج. وبالتالي يُعبِر عدد الطبقات المخفية عن عمق الشبكة، حيث يتم تحديد المعالجة الرياضية الصحيحة لتحويل المدخلات إلى مخرجات.

هذه الأخيرة تُشبه إلى حد كبير شبكة من الخلايا العصبية التي تشكل دماغ الإنسان حتى تتمكن الآلة من التعلم واتخاذ القرارات بطرق تشابه القدرات البشرية (أُنظر الشكل2.3.) يحتاج DL على بيانات ذات حجم كبير للتدريب، ونظرًا لعمق الشبكة، فإنها تقوم بإجراء حسابات قوية وبالتالي ممكن أن يستغرق التدريب فترات زمنية كبيرة. لهذا السبب في هذه الحالة، يوصى باستخدام جهاز قوي للتنفيذ السريع.



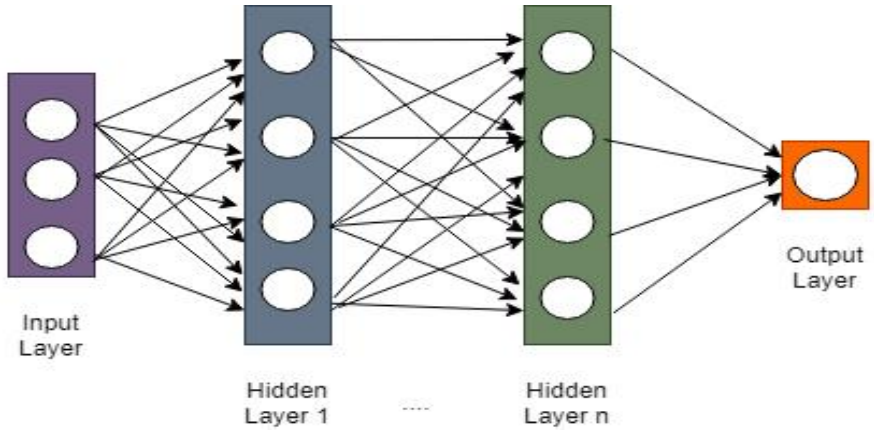
رسم توضيحي 2.3 الخلية العصبية عند الانسان مقابل الخلية العصبية الاصطناعية[P3].

حققت شبكات DL تطبيقات ناجحة في مُختلف المجالات وأثبتت فعاليتها في حل المشكلات المعقدة. فيما يلي نذكر أشهر الشبكات العصبية:

- الشبكة العصبية العميقة DNN
- الشبكة العصبية المُتكررة RNN
- الشبكة العصبية التلافيفية CNN
- الشبكة الخصومية التوليدية GAN

1.6. الشبكة العصبية العميقة DNN

هي شبكة عصبية اصطناعية ذات طبقات متعددة بين طبقات الإدخال والإخراج(الشكل2.4). عادةً ما تكون عبارة عن شبكات تغذية للأمام تتدفق فيها البيانات من طبقة الإدخال إلى طبقة الإخراج دون الرجوع للخلف. في البداية، تقوم شبكة DNN بإنشاء خريطة للخلايا العصبية الافتراضية وتعيين قيم رقمية عشوائية، أو "أوزان"، للاتصالات بينها. يتم ضرب الأوزان والمدخلات وإرجاع مخرجات بين 0 و1. إذا لم تتعرف الشبكة بدقة على نمط معين، فستقوم الخوارزمية بضبط الأوزان. وبهذه الطريقة يمكن للخوارزمية أن تجعل معلمات معينة أكثر تأثيرًا، حتى تحدد المعالجة الرياضية الصحيحة لمعالجة البيانات بشكل كامل[9].



رسم توضيحي 2.4 شبكة عصبية عميقة[P4].

- **طبقة الإدخال "Input Layer" :**هي عبارة عن طبقة مرئية تحدد كيفية تلقي بيانات الإدخال إلى الشبكة، حيث يمثل عدد الخلايا العصبية فيها عادة عدد الميزات الخاصة بالمشكل المطروح.

- **الطبقة المخفية "Hidden Layer" :** هي الطبقة المسؤولة عن استخراج الميزات و تعلم الانماط من البيانات المدخلة، مما يجعل الشبكات العصبية قوية في التعرف على الأنماط و اتخاذ القرارات بناءً على البيانات.

- **طبقة الإخراج"Output Layer" :** هي آخر طبقة مرئية والتي تقوم بالتنبؤ أو حل المشكل، يتم تحديد الناتج عن طريق دالة التنشيط حيث يتناسب عدد العقد في هذه الطبقة مع نتائج المشكل التي يمكن أن تكون مجموعة من الاحتمالات المتعلقة بالتصنيف أو بمشكلة انحدار.
- **لأوزان"Weights":** هي قيم رقمية يتم ضربها في القيم المدخلة أو مخرجات العقد من الطبقات السابقة، حيث كل اتصال بين عقدتين في شبكة عصبية لديه وزن مرتبط به. تساعد الأوزان في تحسين دقة الشبكة في التنبؤ والتصنيف. وفي حال شبهنا العقدة بالعصب، فالأوزان تكون هي الإشارات العصبية التي تسير من خلال السيالات العصبية[13].

• **دالة التنشيط "Activation Function":** هي جزء أساسي من الشبكات العصبية، حيث تقرر دالة التنشيط ما إذا كان العصب في حالة نشطة أم لا، وذلك عن طريق حساب المجموع الكلي لأوزان الخلايا العصبية وإضافة قيم التحيز إليها. والغرض من دالة التنشيط هو إدخال عدم الخطية في مخرج الخلية العصبية. مثل "Relu"، "Sigmoid" و"Softmax".

• **التحسين و دالة الخطأ " Loss Function ":** خوارزميات التحسين تُستخدم لتقليل دالة الخطأ (خطأ عينة تعليمية واحدة) عن طريق تحديث أوزان الشبكة. تلعب خوارزميات التحسين دورًا مهمًا للغاية في عملية تدريب الشبكة ولها تأثير مباشر على وقت التدريب الذي يقضيه النموذج[12].

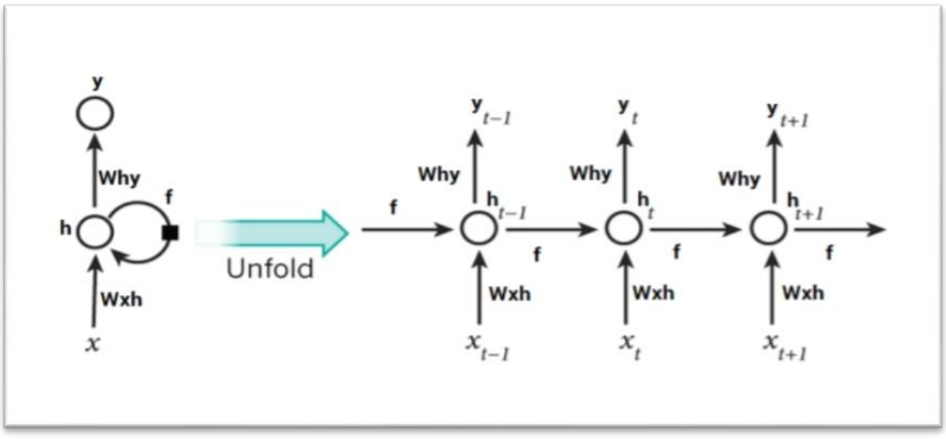
• **حجم الحزمة** :(**Batch Size**) الحزمة هي مجموعة عينات صغيرة، حجم الحزمة هو عدد مجموعات العينات التي يتم معالجتها خلال كل حقبة، فكل مرة تمر فيها خوارزمية التعلم على البيانات، نختار عدة عينات بشكل عشوائي لمعالجتها وتصحيح الأخطاء من خلالها، يجب أن يكون حجم الحزمة هو عدد يساوي مجموع عدد بيانات التدريب أو أقل[13].

• **حقبة** :(**Epochs**) الحقبة تحتوي على مجموعة من الحزم، الحقبة هي مرور كامل لخوارزمية التعلم خلال مجموعة البيانات كاملة، عدد الحقب هو عدد المرات التي تمر فيها خوارزمية التعلم خلال البيانات. بعد كل حقبة يتم تحديث الخوارزمية المتعلمة.

2.6. الشبكة العصبية المتكررة RNN

هي نموذج تعلم عميق تبرز أهميتها كأداة فعالة في معالجة البيانات المتسلسلة، مثل التعرف على الكلام وترجمة اللغة، بحيث تحتفظ بذاكرة داخلية تمكنها من التعامل مع السياق والتلاحم في البيانات المتسلسلة (الشكل 2.5). يتم تطبيق الاتصالات القياسية بشكل متزامن لنشر عمليات تنشيط كل طبقة إلى الطبقة التي تليها في نفس الوقت في هذه الخطوة، تكون الاتصالات المتكررة ديناميكية، حيث تمرر المعلومات عبر خطوات زمنية متجاورة. تتميز RNN بإحتفاظها على المعلومات من الخطوات الزمنية السابقة ومشاركتها عبر الزمن نظرًا لإحتوائها على ذاكرة زمنية[12].

تُستخدم هذه الشبكات في تطبيقات متنوعة مثل معالجة اللغة الطبيعية والتنبؤ بأسعار الأسهم وغيرها من المهام التي تتطلب فهم السياق والتسلسل في البيانات.

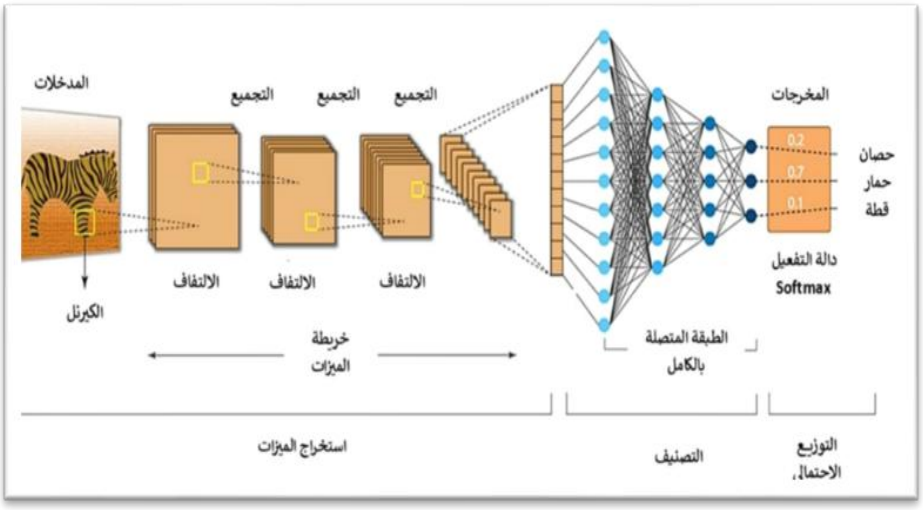


رسم توضيحي2.5 شبكة عصبية متكررة بسيطة[P5].

3.6. الشبكة العصبية التلافيفية CNN

لا تُعتبرشبكة CNN من أشهر أنواع طرق التعلم العميق حيث وجدت تطبيق واسع النطاق في تصنيف والتعرف على الصور في مختلف المجالات. حيث تعتمد على مجموعة من المرشحات أو النوى القابلة للتعلم لاستخراج الخصائص من البيانات. تنزلق المرشحات عبر الصورة وتنفذ التلافيفات لبناء خريطة المعالم. تعتمد CNN على الالتواء لاستخراج الميزات تلقائيًا من الصور بدلاً من تحديدها يدويًا، وهي مفيدة في مواقف تتضمن كميات كبيرة من البيانات المرئية. تستخدم لتحسين تنبؤاتها بمحتوى الصور[15].

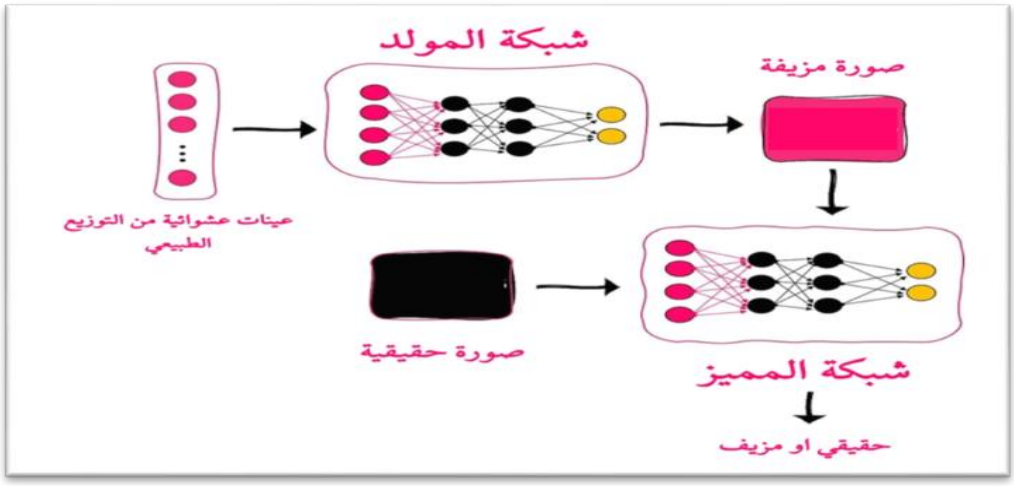
باختصار، الشبكة العصبية الالتفافية تنظم طبقاتها بطريقة فريدة بثلاثة أبعاد: العرض والطول والارتفاع ، وتُستخدم لمعالجة البيانات المكانية مثل اكتشاف الأشياء وتصنيف الصور واكتشاف الوجه والفيديو بشكل فعّال في مجالات متنوعة.



رسم توضيحي 2.6 هيكل الشبكة العصبية الالتفافية[P6].

4.6. الشبكـة الخصومية التوليدية GAN

تعد شبكات GAN واحدة من أهم طرق التعلم العميق بحيث يقوم بتوليد بيانات جديدة تشبه البيانات الأصلية. وهـي عبارة على نماذج إنشاء مدربة على إنشاء مُحتوى واقعي مثل الصور. تتكون من شبكتين تعرف الأولى باسم المولد والثانية باسم التمييزي، يتم تدريب كلتا الشبكتين جنبًا إلى جنب. في أثناء التدريب، يستخدم المولد ضوضاء عشوائية لإنشاء بيانات اصطناعية جديدة تُشبه البيانات الحقيقية بشكل وثيق حيث يحاول خداع أداة التمييز. ثم يأخذ الناتج كمدخل ويستخدم بيانات حقيقية لتحديد ما إذا كان المحتوى الذي تم إنشاؤه حقيقيًا أم اصطناعيًا. شبكات GAN لها العديد من الاستخدامات بدءًا من إنتاج صور واقعية للبشر أو الحيوانات إلى إنشاء موسيقى أو كتابة جديدة. يمكن استخدامها أيضًا لزيادة البيانات، والتي تتضمن دمج البيانات المنتجة مع البيانات الحقيقية لبناء مجموعة بيانات أكبر لتدريب نماذج التعلم الآلي.



رسم توضيحي 2.7 الهيكل العام لشبكة خصومية توليدية[P7].

7.الدراسات السابقة في الكشف عن مرض السكري باستخدام تقنيات الذكاء الاصطناعي

نحتاج قبل التطرق الى دراستنا، تلخيص آخر ما توصلت له الأعمال الحديثة في الكشف عن مرض السكري وذلك سواءً بإستخدام طرق التعلم الآلي (الجدول2.2)، أو عن طريق التعلم العميق(الجدول2.3).

1.7.الدراسات السابقة في الكشف عن التعلم الآلي

جدول 2.2 الدراسات السابقة في التعلم الآلي.

الدراسة	قاعدة البيانات	تقسيم البيانات	الخوارزميات	نسبة الدقة %
Nabila YAYA & Melissa LACHI .Prédiction du Diabète gestationnel en utilisant les techniques de l'intelligence artificielle. University of Béjaïa.2022.	Dataset extracted from Frankfort Hospital	Train %70 Test 30%	SVM RF	73 96
Sahli Souha. Prédiabète : Un Système de Détection et prédiction de diabète. University of Guelma.2022.	Pima Indian Dataset.	Train 80% Test 20%	SVM KNN	77 76
Mayou.NA & Belhachani.M . Une	Pima	Train	SVM	83,11

81,16 79,22 74,02 74,64	RF DT NB KNN	80% Test 20%	Indian Diabetes Dataset.	application web pour la prédiction précoce du diabète basant sur les algorithmes d'apprentissage automatique. University of Ouargla 2021.

2.7.الدراسات السابقة في التعلم العميق

جدول 2.3 الدراسات السابقة في التعلم العميق.

نسبة الدقة %	الخوارزميات	تقسيم البيانات	قاعدة البيانات	الدراسة
85,43 87,14 99.99	DNN1 DNN2 DNN3		Original Dataset Diabetes Health Indicators	Miraoui.A & Moussaoui.D .Classification du diabète à l'aide des méthodes du Deep Learning. University of Tlemcen.2023.
83	DNN	Train 80% Test 20%	Pima Indian Dataset.	Sahli Souha. Prédiabète : Un Système de Détection et prédiction de diabète. University of Guelma.2022.
82,08	DNN	Train 80% Test 20%	Dataset extracted from Frankfort Hospital	Hima khaoula. La prédiction du diabète utilisant le deep learning. Université Ouargla.2021.
89	DNN	Train %70 Test 30%	Dataset extracted from Frankfort Hospital	Nabila YAYA & Melissa LACHI .Prédiction du Diabète gestationnel en utilisant les techniques de l'intelligence artificielle.

				University of Béjaïa.2022.
85	DNN	Train %70 Test 30%	Pima Indian Dataset.	Ibtissam TABET. Un système de prédiction du diabète par les réseaux de neurone artificiels University of Bordj Bou Arreridj.2021.

الخاتمة

تطرقنا خلال هذا الفصل إلى المفاهيم الأساسية المتعلقة بكل من التعلم الآلي بصفة عامة والتعلم العميق بصفة خاصة. في البداية قُمنا بتعريف التعلم الآلي ودراسة مراحله وأيضا قُمنا بذكر أهم الطرق الموجودة. ثم تطرقنا لمفهوم التعلم العميق مع شرح الفرق بينه وبين التعلم الآلي من جهة أُخرى. حيث قُمنا بشرح طريقة عمل DL مع ذكر أهم الطرق الموجودة. وفي الأخير ختمنا الفصل ببعض الدراسات السابقة للكشف عن السكري باستخدام ML وDL.

سنتطرق في الفصل القادم إلى تصميم وتنفيذ النموذج الخاص بنا من أجل التنبؤ بمرض السكري وذلك بإستخدام التعلم العميق، حيث سنُقدِم الهيكلة العامة للنظام مع شرح مفصّل لكل مرحلة، كذلك سنقوم بتجربة بعض طرق التعلم الآلي التي أعطت نتائج جيدة في الدراسات الحديثة و سنُناقشها مع نموذج DL المُختار. بالإضافة إلى ذلك سنعرض جميع نتائج التنفيذ وسنُناقشها بناءً على الدراسات الموجودة.

الفصل الثالث: التصميم و التنفيذ.

المقدمة

في الفصل الأول قُمنا بدِراسة طرق الكشف عن مرض السُكري التقليدية والحديثة. ثم قمنا بتفصيل الطرق الحديثة في الفصل الثاني، حيث قمنا بشرح مفَصّل لكل من طرق التعلم الآلي والتعلم العميق.

في هذا الفصل ، سنُقدم أولا بيئة العمل المستخدمة لبناء النموذج الخاص بنا، ثم سنشرح بالتفصيل كل مرحلة من مراحل بناء النموذج الخاص بنا بداية من بيانات التدريب وصولا إلى نموذج مُدرَّب قادر على إتخاذ القرار. بعدها سنقوم بذكر كل التجارب التي تم التطرق إليها من أجل الوصول إلى النموذج النهائي وكذلك سنُقارنها مع طرق التعلم الآلي التي طبقناها على نفس بيانات التدريب وذلك من أجل تحقيق مقارنة موضوعيّة، ثم سنُناقش النتائج المتحصل عليها في كل تجربة. سنُنهي الفصل بتقديم الواجهات الرسومية التي تم تطويرها لتوضيح أداء النظام.

1. بيئة العمل

1.1.خصائص الجهاز

الجدول 3.1 يُلخِص أهم مُميزات الجهاز المستخدم في تدريب وتقييم النموذج، حيث أن الجهاز يتميز بخصائص تقنية عالية تُمكنه من التعامل مع العمليات الحسابية المُعقدة بسرعة وكفاءة.

جدول 3.1 خصائص الجهاز المستخدم في التجارب

الجهاز	الخاصية
المعالج	Intel(R) Core(TM) i5-8300H CPU @ 2.30GHz
الذاكرة الحية RAM	8.00GB
اسم الجهاز	DESKTOP-JL776AV
نوع النظام	64-bit operating system and x64-based processor

2.1.حساب الدقة

المقياس الذي استخدمناه لتقييم نموذجنا هو الدقة. والتي يتم حسابها من خلال: (عدد التنبؤات الصحيحة على العدد الإجمالي للتنبؤات).

$$Accuracy = (TP + TN) / (TT+TF)$$

TP: True Positive التنبؤ الصحيح الإيجابي.

TN: True Negativeالتنبؤ الصحيح السلبي.

TT: Total True التنبؤ الإجمالي الصحيح .

TF: Total False التنبؤ الإجمالي الخاطئ .

3.1.أدوات التطوير

- **برنامج "Anaconda"**

توزيعة مفتوحة المصدر من لغة البرمجة بايثون، تتضمن عددًا كبيرًا من المكتبات والأدوات التي تستخدم بشكل شائع في علم تحليل البيانات وتعلم الآلة. تم تطويره وإدارته من قبل شركة Anaconda, Inc. ويتمتع بشعبية واسعة بين المبرمجين والعلماء الباحثين في هذه المجالات[4] .

- **برنامج "Jupyter Notebook"**

هو بيئة برمجية تدعم عدة لغات برمجة، بما في ذلك Python. يسمح Jupyter بإنشاء مستندات تحتوي على كود برمجي، ومعادلات، وتصورات، ونصوص. تشمل استخداماته تهيئة وتحويل البيانات، والمحاكاة العددية، والنمذجة الإحصائية، وتصور البيانات، والتعلم الآلي، والمزيد من الاستخدامات. [4]

- **لغة بايثون"Python"**

هي لغة برمجة عالية المستوى وهي اللغة البرمجية الرائدة في مجال علوم البيانات ، أُصدرت عام 1991. تتميز ببساطتها وسهولة قراءتها، هي متعددة الأغراض تُستخدم في تطوير الويب، تحليل البيانات، الذكاء الإصطناعي وغيرها، وبتقديم مجموعة واسعة من المكتبات ذات الجودة العالية التي تغطي جميع أنواع التعلم المتاحة، مما يجمع بين سهولة الإستخدام والتعلم[4].

1.3.1. المكتبات "Libraries"

في النموذج المُقترح تم إستدعاء ثمانية مكتبات الشكل 3.1 من أجل تطوير نموذج التعلم العميق يسهل العملية ويوفر بيئة متكاملة وفعالة لتحقيق نتائج متقدمة، و تتمثل هذه المكتبات في:

- **مكتبة "Numpy "**

هي مكتبة برمجية مفتوحة المصدر في بايثون، تُستخدم بشكل رئيسي للعمليات الحسابية والعلمية. تتيح التعامل مع المصفوفات متعددة الأبعاد وتوفر دوال رياضية متقدمة، مما يجعل العمليات الحسابية أكثر كفاءة وأسرع مقارنة بالقوائم التقليدية في بايثون. وهي الأساس للعديد من المكتبات الأخرى في مجال البيانات والتعلم الآلي، هي أساس للعديد من المكتبات الأخرى في علم البيانات والتحليل العلمي، مثل Pandas وMatplotlib ، كما تقدم العديد من الوظائف للوصول السريع إلى البيانات وللعمليات المختلفة والحسابات[7].

- **مكتبة "Matplotlib "**

مكتبة برمجية مفتوحة المصدر في Python، تُستخدم بشكل خاص على الخوادم لتطبيقات الويب ومواقع التفاعل مع المستخدم ونصوص Python. ومن خلال واجهات برمجة التطبيقات في Matplotlib، يمكن للمطورين أيضًا دمج الرسوم البيانية في تطبيقات واجهة المستخدم الرسومية[4].

- **مكتبة "Imb learn"**

تم تصميم هذه مكتبة خصيصًا للتعامل مع مجموعات البيانات غير المتوازنة. يوفر طرقًا مختلفة مثل الاختزال، والإفراط في المعاينة لمعالجة عدم التوازن وإزالته من مجموعة البيانات.[17]

- **مكتبة "Seaborn"**

هي مكتبة بايثون متخصصة في تحليل البيانات و دراستها. توفر رسوم بيانية تختص بالإحصاء ، تُستخدم بشكل رئيسي في Anaconda Distribution [7].

- **مكتبة "Scikit learn"**

من أهم المكتبات في بايثون الخاصة بالتعلم الآلي حيث تحتوي على العديد من الخوارزميات (SVM، LR ،RF) [4].

- **مكتبة "Keras"**

مكتبة مفتوحة المصدر مكتوبة بلغة Python، وهدفها تسهيل بناء الشبكات العصبية بشكل سريع. بدلاً من أن تكون إطار عمل مستقل، حيث تعمل كواجهة برمجة تطبيقية تسمح بالوصول إلى مختلف إطارات التعلم الآلي[18].

Importing Libraries

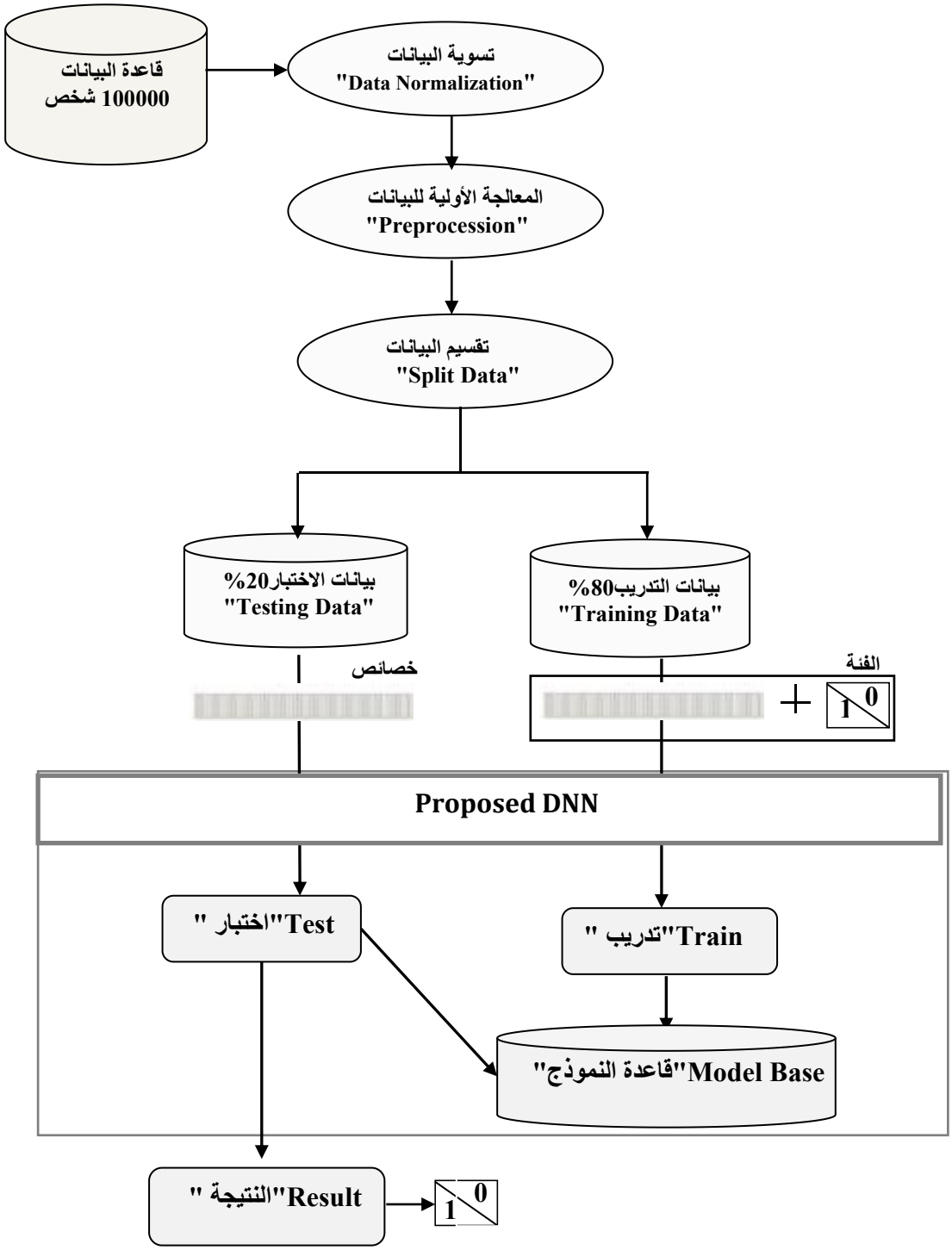
```
import numpy as np
import pandas as pd
from keras.layers import Dense
from keras.models import Sequential
from keras.utils import to_categorical
from keras.models import load_model

from sklearn.preprocessing import StandardScaler
from sklearn.model_selection import train_test_split
import matplotlib.pyplot as plt
import seaborn as sns

from imblearn.over_sampling import RandomOverSampler
```

رسم توضيحي 3.1 استدعاء المكتبات.

2. الهيكلة العامة للنظام "System Implementation":

يُوضِح الشكل **3.2** الهيكلة العامة للنظام الخاص بنا من أجل التنبؤ بمرض السكري وذلك بإستخدام التعلم العميق.

لتحقيق هذا الهدف، قُمنا بالعديد من التجارب في كل مرحلة من مراحله، وبالتالي تم إختيار الطرق والمُعطيات المناسبة من أجل الحُصول على أعلى دقة.



رسم توضيحي 3.2 الهيكلة العامة للنظام.

1.2.قاعدة البيانات:

تحتوي قاعدة البيانات المستخدمة في النموذج مجموعة من المؤشرات التشخيصية الخاصة بمرض السكري إلى جانب الصنف (مريض 1 ، غير مريض0). حيث تشمل 100000 حالة من أجل نتائج تنبؤيه أفضل وأدق. تنقسم إلى 8500 حالة مريض و 91500 غير مريض الشكل 3.4 تمثيل نسبة الفئات في دائرة نسبية " Percentage of Categories". تتضمن البيانات ميزات مثل العمر والجنس ومؤشر كتلة الجسم وارتفاع ضغط الدم وأمراض القلب وتاريخ التدخين ومستوى HbA1c ومستوى الجلوكوز في الدم. الجدول 3.2 يوضح مختلف العوامل مع شرحها و القيم الطبيعية لها. الأسطر التي في الشكل 3.4 هي من أجل تحميل و قراءة البيانات "Download and Reading Data". العمود الأخير لهذه القاعدة هو مؤشر diabetes يحدد صنف المدخلات (مريض 1 ، غير مريض0).حيث أسطر الشكل 3.3 توضح تحديد المدخلات و المخرج "Defining The inputs and output" [6].

جدول 3.2 معايير تشخيص مرض السكري التي تعتمد عليها قاعدة البيانات.

العامل	تعريفه	الحد الطبيعي
الجنس	يختلف تأثير جنس الشخص على احتمال إصابته بمرض السكري	ذكر أو أنثى
العمر	عمر الشخص له تأثير في احتمالية الاصابة بالسكري	من 21 الى 81 سنة
ارتفاع ضغط الدم	يعبر عن الضغط الذي يطبقه الدم عن جدران الشرايين. بحيث مع كل نبضة يدفع القلب الدم عبر الشرايين نحو جميع أنحاء الجسم.	1مريض أو 0غير مريض
أمراض القلب	يمكن أن يؤدي ارتفاع نسبة السكر في الدم بمرور الوقت إلى تلف الأوعية الدموية والأعصاب التي تتحكم في قلب المصابين بالسكري	1مريض أو 0غير مريض
تاريخ التدخين	التدخين الذي يُعرِّض الأشخاص لخطرٍ أكبر للإصابة بأمراض القلب والسكتة الدماغية سواء كانوا مصابين بمرض السكري أم غير مصابين به.	سابقًا / أبدًا / حاضر / غير حاضر / لا توجد معلومة
مؤشر كتلة الجسم	صيغة رياضية للتعرف على الوزن الطبيعي للشخص.	18.5-25 كغ/م^2
معدل السكر التراكمي	هو عبارة عن فحص نسبة الهيموجلوبين السكري في الدم وهو مهم لتقييم فعالية العلاج ومدى التزام المريض..	من 5,7% الى 6,5%

معدل الغلوكوز	تركيز الجلوكوز في البلازما بعد ساعتين في اختبار تحمل الجلوكوز عن طريق الفم.	أقل من 140ملغ/دل
المخرج	يحدد صنف المدخلات	1 مريض 0 غير مريض

- **تعريف المدخلات و المخرجة "Defining The inputs and output"**

في هذا المرحلة قمنا بتحديد البيانات 'العناصر' المدخلة و العنصر المخرج الشكل 3.3 حيث تكون:

- **المدخلات نرمز لها بX وهي:** "gender, age, hypertension, heart_deases, smoking_history, bmi, Hb1Ac_level, blood_glucose_level "

- **المخرج** هو عنصر "diabetes" حسب قاعدة البيانات ورمزه Y.

Selected The Inputs and Output

```
input_data =['gender', 'age', 'hypertension', 'heart_disease' , 'smoking_history' , 'bmi' , 'HbA1c_level' , 'blood_glucose_level']
X = data[input_data]
Y = data['diabetes']
```

رسم توضيحي 3.3 تحديد المدخلات والمخرج.

- **تحميل و قراءة البيانات "Download and Reading Data"**

Loading & Reading Data

```
data=pd.read_csv(r"C:\Users\dell\Desktop\memoire\data\diabetes_prediction_dataset.csv\diabetes_prediction_dataset.csv")
```

```
data.head()
```

	gender	age	hypertension	heart_disease	smoking_history	bmi	HbA1c_level	blood_glucose_level	diabetes
0	Female	80.0	0	1	never	25.19	6.6	140	0
1	Female	54.0	0	0	No Info	27.32	6.6	80	0
2	Male	28.0	0	0	never	27.32	5.7	158	0
3	Female	36.0	0	0	current	23.45	5.0	155	0
4	Male	76.0	1	1	current	20.14	4.8	155	0

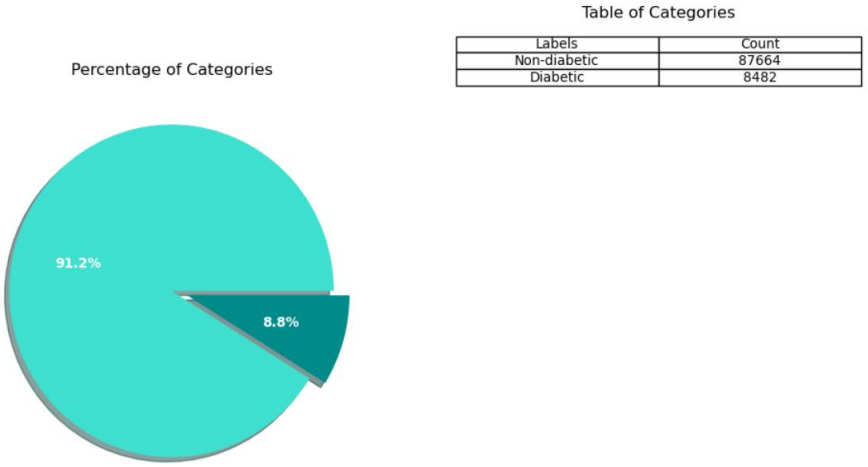
```
print(f'Number of rows : {data.shape[0]}\nNumber of columns : {data.shape[1]}')
```

```
Number of rows : 100000
Number of columns : 9
```

رسم توضيحي 3.4 تحميل وقراءة البيانات.

- **تمثيل البيانات "Visualization of Data"**

الشكل 3.5 يوضح تمثيل نسب البيانات في دائرة نسبية حيث الأشخاص المصابين بالسكري 8482 شخص و نسبتهم 8,8% و الغير مصابين به 87664 وتبلغ نسبتهم 91,2% من مجموع الحالات في قاعدة البيانات المستخدمة التي تحتوي على 100000 حالة. بعد أن قمنا بإزالة السطور المتكررة منها فأصبحت تحتوي على 96145 حالة.



رسم توضيحي 3.5 تمثيل نسب كل فئة في دائرة نسبية.

2.2. تسوية وتحويل البيانات: "Data Normalization "

قاعدة البيانات فيها بعض المؤشرات التي قيمها تكون عبارة على بيانات حرفية ، حيث لا يمكن للنموذج التعامل مع نوعين من البيانات في آن واحد، لذا يجب تحويل البيانات الحرفية إلى بيانات رقمية. ثم تسويتها بحيث تكون جميع البيانات محصورة في مجال بين 0 و 1. الشكل 3.6 يوضح الأسطر البرمجية التي تتم من خلالها هذه العملية، وأيضا يعطي لمحة عن مخرجات هذه المرحلة.

استخدمنا في هذه المرحلة تقنية "Standard Scaler" من مكتبة sklearn حيث تساعد هذه التقنية في تحسين تقارب الخوارزميات، وتسريع عملية التدريب، وتحسين أداء النموذج بواسطة تحويل البيانات بحيث يكون لديها متوسط قيمة صفر وانحراف معياري قيمة واحد. مما يجعل توزيع البيانات أكثر توحيدا ومعيارية.

Normalization

```
from sklearn.preprocessing import StandardScaler
scaler = StandardScaler()
# Define categories list for smoking history
smoking_history_categories = ['never', 'current', 'No Info', 'not current', 'former']
# Convert smoking history to numeric values
X['smoking_history_numeric'] = X['smoking_history'].apply(lambda x: smoking_history_categories.index(x) if x in smoking_history_categories else -1)
# Define the categories list
gender_categories = ['Male', 'Female']
X['gender_numeric'] = X['gender'].apply(lambda x: gender_categories.index(x) if x in gender_categories else -1)
X_numeric = X.select_dtypes(include=['int64', 'float64'])
x_scaled = scaler.fit_transform(X_numeric)
X_norm = x_scaled
data= [X_norm, Y]
X_numeric.head()
```

	age	hypertension	heart_disease	bmi	HbA1c_level	blood_glucose_level	smoking_history_numeric	gender_numeric
0	80.0	0	1	25.19	6.6	140	0	1
1	54.0	0	0	27.32	6.6	80	2	1
2	28.0	0	0	27.32	5.7	158	0	0
3	36.0	0	0	23.45	5.0	155	1	1
4	76.0	1	1	20.14	4.8	155	1	0

رسم توضيحي 3.6 تسوية البيانات.

3.2.المعالجة الأولية للبيانات "Preprocessing"

ويتم ذلك من خلال :

- **حذف الأسطر المتكررة " Delete Duplicated rows"**

هذا القسم مهم جدا لأنه قد تكون قاعدة البيانات بها أسطر مكرّرة، وهذا يعرقل أداء النموذج وقد يزيد في نسبة الخطأ لذا من بين الحلول المُمكنة حذف هذه السطور المكرَّرة. الأسطر في الشكل 3.7 توضح إستخدام تقنية كشف الأسطر المتكررة وحذفها من أجل دقة أعلى.

Preprocessing

```
duplicate_rows = data[data.duplicated()]

if duplicate_rows.empty:
    print("لا توجد أي سطور مكررة في قاعدة البيانات.")
else:
    print("تم العثور على سطور مكررة في قاعدة البيانات.")
```

```
تم العثور على سطور مكررة في قاعدة البيانات.
```

```
data_no_duplicates = data.drop_duplicates(subset=duplicate_rows)
data_no_duplicates.to_csv('dataset_no_duplicates.csv', index=False)
```

```
print(f'Number of rows : {data_no_duplicates.shape[0]}\nNumber of columns : {data_no_duplicates.shape[1]}')
```

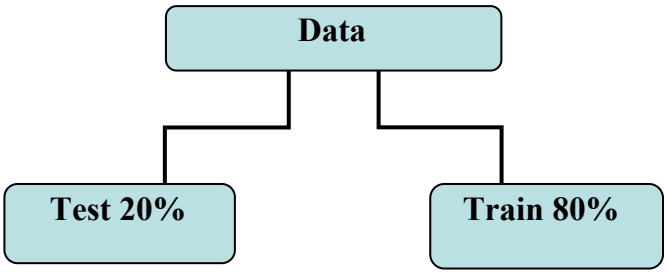
```
Number of rows : 96146
Number of columns : 9
```

رسم توضيحي 3.7 المعالجة الأولية للبيانات.

4.2. تقسيم البيانات "Splitting Data"

قبل استخدام البيانات المعالجة مسبقًا لتدريب نموذجنا، قمنا بتقسيم قاعدة البيانات إلى مجموعتين باستخدام "train_test_split". حيث قمنا بتجربة عدّة تقسيمات: (80، 20)، (70، 30)، (90، 10)، لبيانات التدريب والاختبار على التوالي. و أخيرا توصلنا إلى أن استخدام المجموعة الأولى والتي تمثل 80% من البيانات للتدريب و يتم استخدام الـ

20% المتبقية للاختبار لتقييم دقة نموذجنا هو أنسب و أحسن تقسيم. حيث يوضِح المخطط في الشكل 3.8 نسب التقسيم، والشكل 3.9 تنفيذ هذه المرحلة.



رسم توضيحي 3.8 مخطط تقسيم البيانات.

Splitting Data

```
X_train, X_test, Y_train, Y_test = train_test_split(X_norm, Y, test_size=.2)
print(X.shape, X_train.shape, X_test.shape)
```

```
(96146, 10) (76916, 8) (19230, 8)
```

رسم توضيحي 3.9 تقسيم البيانات.

5.2.انشاء النموذج "Creation Model"

استخدمنا نموذج الشبكة العصبية العميقة (DNN) لحل الإشكالية المطروحة في دراستنا، وهي إشكالية التنبؤ بمرض السكري باستخدام تقنيات الذكاء الاصطناعي. هذه المرحلة هي أهم مرحلة في دراستنا، فإنشاء نموذج DNN الخاص بنا هي المرحلة الحاسمة في مشروعنا وهي تهدف لتحديد الهندسة العامة للنموذج حيث قمنا بتلخيصها في الجدول 3.3 في الأسفل.

النموذج المقترح هو عبارة عن طبقة إدخال متبوعة بثلاث طبقات مخفية وفي الأخير طبقة المخرجات الشكل3.3.

- **طبقة الإدخال:** هذه الطبقة هي طبقة مُشكلة من 08 عُقد وذلك لأن عدد العناصر المدخلة هو8 مع دالة تنشيط Relu.

- **الطبقات المخفية:** عدد الطبقات المخفية هو 3 طبقات حيث:

الطبقة الأولى فيها 200 عقدة متبوعة بدالة التنشيط Relu

الطبقة الثانية تتشكل من 200 عقدة متبوعة بدالة التنشيط Relu

الطبقة الثالثة ثم تليها طبقة ثالثة فيها 150 عقد متبوعة بدالة التنشيط Relu.

- **طبقة الإخراج:** تحوي خلية عصبية واحدة نظرا لوجود مخرج واحد يحمل القيمة 1/0 ذات وظيفة تنشيط sigmoid. الشكل 3.13 في الأسفل يوضح التعليمات التي تعمل على تنفيذ هذه المرحلة.

- قُمنا بإضافة طبقة Dropout بين الطبقتين المخفيتين الثانية والثالثة وذلك من أجل تجنب مشكلة الحفظ أو "overfitting"، والتي تقوم بإزالة الخلايا بشكل عشوائي عند كل تكرار بهدف منع النموذج من التعود على بيانات معينة.

جدول3.3 تركيبة النموذج النهائي.

DNN						
	Input Layer	**Hidden Layers**				**Output Layer**
Activation function	**Relu**	**Relu**	**Relu**	**Dropout**	**Sigmoid**	**Sigmoid**
Neurons	*8*	**200**	**200**	**0.2**	*150*	**1**

Creation Model

```
from keras import _tf_keras
from keras import activations
from keras import applications
from keras.layers import Dropout

n_cols = X_train.shape[1]
model=Sequential()
model.add(Dense(units=8,activation='relu'))
model.add(Dense(units=200,activation='relu'))
model.add(Dense(units=200,activation='relu'))
model.add(Dropout(0.2))
model.add(Dense(units=150,activation='relu'))
model.add(Dense(units=1,activation='sigmoid'))
```

رسم توضيحي 3.10 إنشاء بنية النموذج.

- **التحسين ودالة الخطأ و اختبار النموذج" Optimization And Loss Function and Testing"**

من أجل تحسين النموذج، قمنا باستخدام المحسن "Adam" الذي يقوم بضبط أوزان النموذج وهذا النوع من المحسن يعرف بسرعته وقلة الأخطاء التي يتسبب فيها. مع وظيفة الخسارة "binary crossentropy" التي تساعد في تقييم جودة تنبؤات النماذج التي يكون فيها الإخراج 1/0، وتقييم الدقة accuracy .

بهدف اختبار النموذج حددنا عدد حلقات التكرار 20 حلقة مع ادخال البيانات على 25 دفعة، إضافة إلى تقسيم 20% من البيانات للإختبار.

```
model.compile(optimizer = 'adam', loss = 'binary_crossentropy', metrics = ['accuracy'])
history= model.fit(X_train, Y_train, batch_size=25 , validation_split = 0.2, epochs =20)
```

```
Epoch 1/20
2462/2462 ━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━ 9s 3ms/step - accuracy: 0.9062 - loss: 0.3566 - val_accuracy: 0.9293 - val_loss: 0.2358
Epoch 2/20
2462/2462 ━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━ 8s 3ms/step - accuracy: 0.9229 - loss: 0.2375 - val_accuracy: 0.9184 - val_loss: 0.2176
Epoch 3/20
2462/2462 ━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━ 7s 3ms/step - accuracy: 0.9314 - loss: 0.2088 - val_accuracy: 0.9100 - val_loss: 0.2414
Epoch 4/20
2462/2462 ━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━ 7s 3ms/step - accuracy: 0.9355 - loss: 0.1988 - val_accuracy: 0.9277 - val_loss: 0.2204
Epoch 5/20
2462/2462 ━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━ 8s 3ms/step - accuracy: 0.9367 - loss: 0.1806 - val_accuracy: 0.9208 - val_loss: 0.2583
Epoch 6/20
2462/2462 ━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━ 7s 3ms/step - accuracy: 0.9494 - loss: 0.1383 - val_accuracy: 0.9142 - val_loss: 0.2906
```

رسم توضيحي 3.11 تدريب النموذج.

-طباعة الدقة "Print Accuracy"

الدقة هي نسبة عدد التنبؤات الصحيحة إلى العدد الإجمالي لعينات الإدخال.

تبلغ نسبة دقة الاختبار في نموذجنا حوالي: 97. 28% .

أما نسبة دقة التدريب فتبلغ حوالي: 97. 02% .

Print Accuracy

```
max_train_accuracy = max(history.history['accuracy'])
print("Training Accuracy: %.2f%%" % (max_train_accuracy * 100))
max_val_accuracy = max(history.history['val_accuracy'])
print("Validation Accuracy: %.2f%%" % (max_val_accuracy * 100))
```

```
Training Accuracy: 97.02%
Validation Accuracy: 97.28%
```

رسم توضيحي 3.12 طباعة نسبتي دقة تنبؤ النموذج في التدريب و الاختبار.

6.2. التنبؤ "Prediction"

```
Epoch 17/20
2308/2308 ━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━ 7s 3ms/step - accuracy: 0.9681 - loss: 0.0911 - val_accuracy: 0.9725 - val_loss: 0.0826
Epoch 18/20
2308/2308 ━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━ 6s 3ms/step - accuracy: 0.9667 - loss: 0.0940 - val_accuracy: 0.9722 - val_loss: 0.0827
Epoch 19/20
2308/2308 ━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━ 7s 3ms/step - accuracy: 0.9690 - loss: 0.0888 - val_accuracy: 0.9724 - val_loss: 0.0845
Epoch 20/20
2308/2308 ━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━ 7s 3ms/step - accuracy: 0.9690 - loss: 0.0888 - val_accuracy: 0.9727 - val_loss: 0.0824
1/1 ━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━ 0s 80ms/step
Person is suffering from diabetes
```

رسم توضيحي 3.13التنبؤ بالحالة المرضية.

3.التجارب و مناقشة النتائج "Experiments and discussion of results"

1.3.التجارب " Experiments"

مر تطوير هذا النموذج على عدة مراحل وتجارب نلخص أهمها في الجدول التالي:

جدول 3.4 مراحل تطوير النموذج النهائي.

النموذج	قاعدة البيانات	تقسيم البيانات	عدد العقد	دوال التنشيط	نسبة الدقة
النموذج الأول [19]	قاعدة Pima الهندية 768 حالة	25% اختبار 75% تدريب	100 100,100,50,40 2	Relu 4.Relu Softmax	70.31%
النموذج الثاني	قاعدة Pima الهندية 768 حالة	30% اختبار 70% تدريب	200 130,100,90 2	Relu 3(.Relu+ Dropout) Softmax	%72.07
النموذج الثالث	قاعدة Pima الهندية 768 حالة	20% اختبار 80% تدريب	20 15 + 10 1	Relu Dropout + Relu + Relu Sigmoid	82.92%
النموذج الرابع	قاعدة Pima الهندية 768 حالة	20% اختبار 80% تدريب	12 12 1	Relu Relu Sigmoid	%91.56
النموذج الخامس	قاعدة Pima الهندية 768 حالة	25% اختبار 75% تدريب	200 102 + 5 2	Relu Relu + Sigmoid Softmax	%95.8
النموذج السادس[20]	Diabetes Prediction Database	25% اختبار 75% تدريب	25 50+ 100+300 +200+50 1	Relu 5* Relu Sigmoid	96%
النموذج النهائي	**Diabetes Prediction Database**	**20% اختبار 80% تدريب**	**8 200 + 200 +150 1**	**Relu Relu + Relu + Dropout + Relu Sigmoid**	**%97.28**

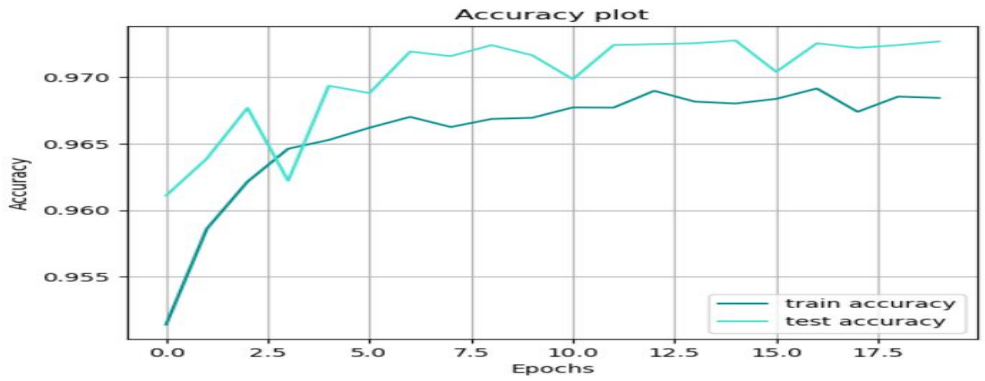
2.3مناقشة النتائج "discussion of results "

1.2.3 مناقشة نتائج التعلم العميق

نلاحظ من خلال الجدول أعلاه 3.4 أن النتائج التي تم الحصول عليها في النموذج النهائي المقترح هي النتائج الأفضل مقارنة بباقي التجارب .

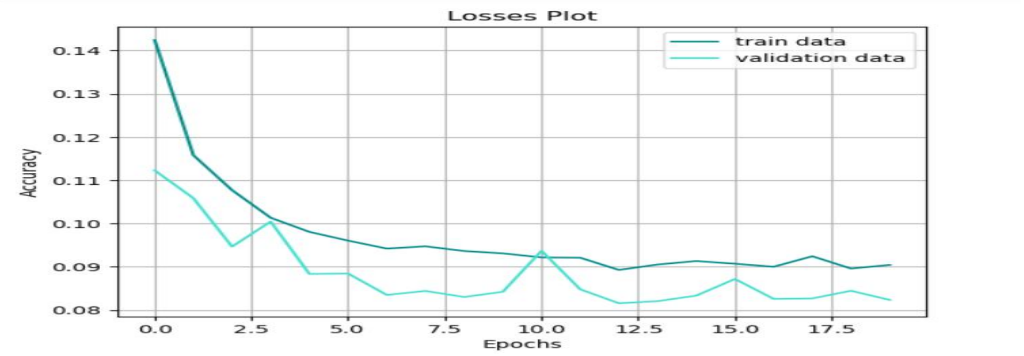
حيث النموذج الأول والثاني لم يستخدما تقنية Standard Scaler أو Early Stopping، مما أثر على الدقة. النموذج الثالث حقق دقة جيدة باستخدام خلية عصبية واحدة بوظيفة تنشيط sigmoid ودالة خطأ binary crossentropy، ومحسن Adam. النموذج الرابع شهد تحسنًا بزيادة عدد حلقات التكرار Epochs وتنفيذ التدريب مرتين. النموذج الخامس كان الأفضل من حيث الدقة بتركيبة جيدة، ولكنه استخدم قاعدة بيانات صغيرة، لذا تم البحث عن قاعدة أكبر. بعدها وجدنا النموذج السادس في Kaggle يستخدم قاعدة البيانات الجديدة وقمنا بالتعديلات اللازمة للوصول إلى النموذج النهائي الذي يحقق النتائج الممثلة في الشكل 3.14 و 3.15 التي توضح تغيرات نسب الدقة و الخطأ في عمليتي التدريب و الاختبار.

-مخطط الدقة "Accuracy Plot"



رسم توضيحي 3.14 رسم مخطط تغيرات الدقة.

-مخطط الخطأ "Losses Plot"



رسم توضيحي 3.15 رسم مخطط تغيرات الخطأ.

2.2.3.مناقشة نتائج التعلم الآلي

في هذه المرحلة، قمنا بمقارنة نتائج النموذج الذي اعتمدناه باستخدام التعلم العميق مع نتائج أربعة خوارزميات للتعلم الآلي والمتمثلة في Random Gradient Boosting Classifier, SVM , Logistic Regression Forest, وذلك للتنبؤ بمرض السكري بناء على الخصائص المذكورة سابقا حيث اعتمدنا تقسيم البيانات: 80% للتدريب 20 % للإختبار.

وكانت الدقة التي تم تحقيقها في هذه الدراسة من خلال تطبيق خوارزميات التعلم الآلي غير كافية حيث كانت اعلى دقة حوالي 97% والتي تحصلنا عليها باستخدام خوارزمية Gradient Boosting Classifier . وبالتالي فضلنا استخدام نموذج التعلم العميق كأداة استراتيجية للتنبؤ بمرض السكري، والجدول التالي يوضح الدقة المتحصل عليها لكل خوارزمية .

جدول 3.5 مقارنة نتائج نسب الدقة بين التعلم العميق و التعلم الآلي.

النموذج	نسبة الدقة
Proposed Model DNN	%97.28
LR	%95
RF	%96
GBC	%97
SVM	%96

وبالتالي ومن خلال النتائج المحصل عليها، نجد أن نهجنا قد حقَّق أفضل النتائج مقارنةً بتلك التي تم الحصول عليها باستخدام خوارزميات التعلم الآلي المذكورة سابقا ، حيث كانت نسبة نجاح أعلى من 97%.

4.واجهات النظام " System interfaces "

نستعرض في هذا القسم واجهات النظام والتي تتكون من :

-الواجهة الرئيسية
-واجهة الفحص
-واجهة الإرشاد و التوجيه

1.4.الواجهة الرئيسية

يتم هنا تقديم تعريف مختصر عن مشروعنا

رسم توضيحي 3.16 الواجهة الرئيسية

2.4. واجهة الفحص

حيث يتم ادخال المعلومات من طرف المستخدم لكي يتحقق اذا كان مريض ام لا.

رسم توضيحي 3.17 واجهة الفحص

3.4. واجهة النصائح والإرشادات

يوجد مقالات مفيدة عن المرض وعن طرق الوقاية منه

رسم توضيحي 3.18 واجهة النصائح والإرشادات.

الخاتمة

في هذا الفصل قمنا بعرض الجزء التطبيقي من مشروعنا من خلال التعريف ببيئة العمل وعرض بنية نموذجنا وقاعدة البيانات المستخدمة بالإضافة إلى محتوى الهيكل العام للنموذج خطوة بخطوة. فضلاً عن ذلك، قدمنا النتائج التي تم الحصول عليها من نموذجنا في النهاية مع وصف شبه دقيق لبنية النموذج وسرد التجارب والمراحل التي مر بها تطوير النموذج النهائي من أجل الوصول إلى أعلى نسبة دقة بلغت 97%، تطرقنا كذلك لمناقشة النتائج المتحصل عليها في كل تجربة وكذا مقارنة نتائج نموذج التعلم العميق مع نتائج بعض خوارزميات التعلم الآلي التي قمنا بتجربتها (RF, SVM, LR , GBC).

أخيرا قمنا بعرض الواجهات التي ستكون خلفية لاختبار عمل مشروعنا ووصفه بصفة عامة.

الخاتمة العامة

يظهر بوضوح من خلال نتائج هذا البحث أن مرض السكري يُشكل تحديًا كبيرًا في مجال الطب والرعاية الصحية، حيث يمكن أن يؤدي إلى مضاعفات خطيرة، وقد تؤدي إلى الوفاة في حال عدم التعرف على المرض في الوقت المناسب و علاجه بالشكل الصحيح. لذا أصبح التنبؤ الدقيق بالمرض أمرًا ضروريًا لتحسين الرعاية الصحية وتخفيف الأعباء على النظام الصحي بشكل عام وعلى المرضى بشكل خاص.

لقد شهدت طرق التنبؤ بمرض السكري تطورًا ملحوظًا عبر السنوات، حيث انتقلت من الإعتماد على العوامل السريرية والمخبرية التقليدية إلى إستخدام تقنيات الذكاء الإصطناعي المختلفة، مما وفّر طُرق تنبؤ أكثر دقة وفعالية. في هذا البحث ومن خلال تجاربنا، تمكَّنا من تطوير نموذج تنبؤي بإستخدام أحدث تقنيات الذكاء الإصطناعي، بالضبط تقنية التعلم العميق التي تعتمد على الشبكات العصبية، والتي حقَّقت نجاحا كبيرًا في الآونة الأخيرة مُقارنة بالطرق التعلم الآلي التقليدية.

حيث أننا قُمنا بتدريب نموذج من نماذج التعلم العميق DNN على مجموعة بيانات كبيرة، كما أننا تحققنا من آداءه وكانت النتائج جِدُ مُرضية، حيث حققنا نسبة نجاح 97%. كما أننا قُمنا بمقارنة موضوعية لهذا النموذج المُقترح مع طرق التعلم الآلي الأكثر نجاحًا على نفس قاعدة البيانات، فأظهرت التجارب المكثفة أن إقتراحنا حسّن الأداء بشكل ملحوظ.

وفي الأخير، نجد أن بحثنا ساهم في إظهار أهمية إستخدام تقنيات الذكاء الاصطناعي، وخاصة التعلم العميق، في التنبؤ بمرض السكري، كما أنه يشير إلى مستقبل واعد في تحسين جودة الطب و الرعاية الصحية وتقليل الأعباء الاقتصادية الناجمة عن هذا المرض. كما أن مجال البحث في هذه الدراسة يبقى مفتوحًا من أجل تطويره أكثر في المُستقبل، وذلك مثلا بإضافة التنبؤ الدقيق بنوع مرض السكري بحيث مُمكن أن نُفصّل في نوع المرض ولا نكتفي بالنتيجة مريض أو لا. وكذلك يُمكن إسقاط العمل على أمراض أخرى بحيث يُمكننا تطوير نظام يعمل على التنبؤ بعدة أمراض وليس مرض واحد فقط، مثل أمراض القلب، الضغط الدموي، الكِلى ، الزهايمر و غيرها.

قائمة المراجع

قائمة المواقع

رقم لمرجع	رابط المرجع	العنوان المستخدم	اخر وصول الى الموقع
2	https://arabic.cnn.com/science-and-health/article/2022/02/14/worldwide-diabetes-cases-infographic	worldwide-diabetes-cases-infographic	25/12/2023. 12:35
6	kaggle.com/datasets/IAMMUSTAFATZ/diabetes-prediction-dataset/data		14/05/2024. 12:30
7	https://www.linkedin.com/pulse/ -mega-team-mu/Linkedin	- ما هو تعلم الآلة؟ -اهم مكاتب تحليل البيانات	16/02/2024. 20:18 05/05/2024 10:02
9	.https://ar.wikipedia.org/wiki/%D8%BA%D8%A7%D8%A8%D8%A9_%D8%B9%D8%B4%D9%88%D8%A7%D8%A6%D9%8A%D8%A9	غابة عشوائية ، الانحدار اللوجستي ، تجميع هرمي	26/03/2024. 22:39
10	https://dlarabic.com/%d8%b4%d8%b1%d8%ad-%d8%ac%d9%85%d9%8a%d8%b9-%d8%ae%d9%88%d8%a7%d8%b1%d8%b2%d9%85%d9%8a%d8%a7%d8%aa-%d8%a7%d9%84%d8%aa%d8%b9%d9%84%d9%85-%d8%a7%d9%84%d8%a2%d9%84%d9%8a-%d9%85%d8%b9-%d8%a7%d9%84%d9%83/	خوارزمية K- means :	17/04/2024. 19:53
13	https://acaiaworld.com/blog/deep-learning-and-artificial-neural-networks/	مصطلحات التعلم العميق	07/05/2024 19:56
14	https://learn.microsoft.com/ar-sa/azure/machine-learning/concept-deep-learning-vs-machine-learning?view=azureml-api-2	تقنيات التعلم العميق مُقابل التعلم الآلي	01/03/2024 12:06
15	https://hashdork.com/ar/top-deep-learning-algorithms	الشبكات العصبية التلافيفية	19/02/2024 19:03
17	https://medium.com/thecyphy/handling-imbalanced-datasets-with-imblearn-library-df5e58b968f4#:~:text=Imblearn%20library%20is%20specifically%20designed,the%20imbalance%20from%20the%20dataset.	Imblearn library	01/03/2024 12:19
18	https://www.ionos.com/digitalguide/online-marketing/search-engine-marketing/what-is-keras/	keras	01/05/2024 13:39
19	https://youtu.be/3eRMCYH1TEA?si=t5emGHWr8DJP8qLT		13/03/2024 23:26
20	https://www.kaggle.com/code/spooktober/machine-learning-nn/notebook		20/04/2024 20:22
P1	https://newsinitiative.withgoogle.com/ar-sa/resources/trainings/is-machine-learning-the-same-thing-as-ai/	ما هي العلاقة بين التعلم الآلي والذكاء	01/03/2024 19:59

	الاصطناعي؟		
03/03/2024 22:30	الفرق بين الذكاء الاصطناعي وتعلم الآلة	https://academy.hsoub.com/programming/artificialintelligence/%D8AA%D8%B9%D9%84%D9%85%D8%A7%D9%84%D8%A2%D9%84%D8%A9/	P2
02/04/2024 06:00	الخلية العصبية عند الإنسان مقابل الشبكة العصبية الاصطناعية	https://acaiaworld.com/blog/deep-learning-and-artificial-neural-networks/	P3
07/04/2024 18:15	Structure of DNN	https://iotric.medium.com/deep-neural-network-dnn-its-scope-and-nature-of-complexity-56af59f87ea4	P4
16/04/2024 08:18	The architecture of a Basic RNN	https://medium.com/@navarai/the-architecture-of-a-basic-rnn-eb5ffe7f571e	P5
20/04/2024 23:48	What is convolutional neural network	https://nafizshahriar.medium.com/what-is-convolutional-neural-network-cnn-deep-learning-b3921bdd82d5	P6
15/04/2024 19:02	Generative Adversarial Network (GAN)	https://www.mdpi.com/1999-5903/13/1/8	P7

قائمة الكتب و المذكرات

رقم المرجع	عنوان المرجع	المؤلف	الصفحة
1	"الكفاءة التدريسية وعلاقتها بالالتزام الصحي لدى المعلمين المصابين بأمراض مزمنة (السكري وارتفاع ضغط الدم)". اطروحة دكتوراه 2022. جامعة محمد خيضر بسكرة	فلاح خولة	صفحة 31 98,105
3	"Un système de prédiction du diabète par les réseaux de neurone artificiels" . Mémoire de Master 2021.Université de Bordj Bou Arreridj	Thabet.I	Page 05
4	"Une application web pour la prédiction précoce du diabète basant sur les algorithmes d'apprentissage automatique". Mémoire de Master 2021. Université Kasdi Merbah Ouargla	Mayou NasserEddine &Belhachani Mohammed	Page 06, 52, 53,54
5	"Classification du diabète à l'aide des méthodes du Deep Learning". Mémoire de Master 2023. Université Aboubakr Belkaïd Tlemcen	Miraoui.A & Moussaoui.D	Page 28

8	"تعلم الالة وعلم البيانات الأساسيات والمفاهيم والخوارزميات والأدوات"	ميلاد وزان.	الصفحة 238
11	"التعلم العميق: المبادئ والمفاهيم والاساليب"	ميلاد وزان.	صفحة 27,88
12	"التعلم العميق: من الأساسيات حتى بناء شبكة عصبية عميقة بلغة البايثون "	ميلاد وزان	صفحة 45,79 ،120 176
16	"La prédiction du diabète utilisant le deep learning" . Mémoire de Master 2021. Université Kasdi Merbah Ouargla	Hima Khaoula	Page 37, 38