International Science and Technology Journal
المجلة الدولية للعلوم والتقنية
Volume 37 العدد
Part 2 المجلد
http://www.doi.org/10.62341/myef8802

Received	2025/11/30	تم استلام الورقة العلمية في
Accepted	2025/12/18	تم قبول الورقة العلمية في
Published	2025/12/19	تم نشر الورقة العلمية في

استخدام الشبكات العصبية الاصطناعية لتحديد اهم العوامل المؤثرة على الفشل الكلوي (دراسة تطبيقية)

رمضان الكامل فحيل البوم[1]، مصطفى محمد الفقي[2]، محمود أحمد الشتيوي[3]

[1,2] كلية العلوم بالزاوية، جامعة الزاوية – ليبيا.

[3] كلية العلوم، جامعة المرقب، الخمس– ليبيا

m.alfaki@zu.edu.ly

المخلص:

يعد التمييز بين المشاهدات من الاساليب شائعة الاستخدام وذلك لكثرة الظواهر التطبيقية التي يمكن ان يتم تحليلها من خلال أسلوب التمييز بين المشاهدات، هناك العديد من الطرق التي يمكن أن تستخدم للتصنيف بين المشاهدات ومن هذه الطرق تقنية الشبكات العصبية الاصطناعية، وفي هذه الدراسة تم استخدام الشبكات العصبية الاصطناعية، وذلك لتصنيف المشاهدات ومعرفة أهم العوامل المؤثرة علي الفشل الكلوي، حيث تم جمع البيانات من مركز غسيل الكلي ببلدية الخمس– ليبيا وذلك باستخدام العينة العشوائية البسيطة وقد شملت الدراسة 167 من المصابين والغير مصابين بالفشل الكلوي، وقد تم اخذ بعض التحاليل المختبرية لهم، وقد أعتبر أن المصابون والغير مصابون بالفشل الكلوي كمتغير تابع، في حين المتغيرات المستقلة كانت(الهيموجلوبين، ضغط الدم، البوتاسيوم، الصوديوم، الكرياتين، اليوريا، العمر، الجنس)، وتوصلت الدراسة الي أن أهم متغير مؤثر في التصنيف باستخدام الشبكات العصبية الاصطناعية هو متغير اليوريا إذ بلغت نسبة اهميته 35.0%، يليه متغير الكرياتين بنسبة اهمية بلغت 28.2%، في حين كان اقل المتغيرات أهمية هو متغير الجنس بنسبة بلغت 2.7%، فيما كانت درجة دقة التصنيف والتنبؤ (88.2%).

الكلمات المفتاحية: الشبكات العصبية الاصطناعية، الفشل الكلوي، التصنيف، التنبؤ، دقة التصنيف، اليوريا، الكرياتين.

Copyright © ISTJ
حقوق الطبع محفوظة
للمجلة الدولية للعلوم والتقنية

International Science and Technology Journal
المجلة الدولية للعلوم والتقنية
Volume 37 العدد
Part 2 المجلد
المجلة الدولية للعلوم والتقنية
ISTJ
http://www.doi.org/10.62341/myef8802

Using Artificial Neural Networks to Identify the Most Important Factors Affecting Kidney Failure (Applied Study)

Ramadan Fahil Al-Boum[1], Mustafa Alfaki[2], Mahmoud Al-Shteewi[3]
[1,2], Faculty of Science , University of Zawia - Libya
[3] Faculty of Science, Elmergib University - Al-Khums - Libya
m.alfaki@zu.edu.ly

Abstract:
Distinguishing sightings is a commonly used method because of the many applied phenomena that can be analyzed through the method of distinguishing sightings. There are many methods that can be used to classify sightings. Among these methods is the technology of artificial neural networks.

In this study, synthetic neural networks were used to classify sightings and find out the most important factors influencing kidney failure. Data was collected from the kidney washing center of the municipality of Al Khums - Libya using a simple random sample. The study included 167 infected and non-kidney failure. Some laboratory analyses have been taken for them, and it has been considered that people with and without kidney failure have a subordinate variant, while the independent variables have been (hemoglobin, blood pressure, potassium, sodium, creatine, Urea, age). The study found that the most significant variable in classification using synthetic neural networks was the urea variable, with an important ratio of 35.0%, followed by the Creatinine variable with an important ratio of 28.2%, while the lowest variable was the gender variable of 2.7%, while a rating accuracy and prediction score (88.2%).

Keywords: Artificial Neural Networks, Kidney Failure, Classification, Prediction, Classification Accuracy, Urea, Creatinine.

1. المقدمة:

لا تزال أمراض الكلى مصدر قلق عالمي للصحة العامة بسبب ارتفاع انتشارها وارتفاع معدل الإصابة بها، فلقد كان مرض الكلى المزمن مرضا تم التقليل من شأنه في العقود

Copyright © ISTJ
حقوق الطبع محفوظة
للمجلة الدولية للعلوم والتقنية

http://www.doi.org/10.62341/myef8802

الماضية، ولقد لفت انتباه الباحثين منذ أن أصبح مشكلة صحية عامة رئيسية ويرجع ذلك جزئيا إلى مسبباته الشائعة التي يسببها مرض السكري وارتفاع ضغط الدم والسمنة والشيخوخة، ومعدل الإصابة بهذه الحالات أخذ في الازدياد.

فمرض الكلى المزمن هو اضطراب يحدث عندما تتدهور وظائف الكلى لدى المريض مما يؤدي إلى نتيجة الفشل الكلوي الحاد والأمراض اللاحقة الأخرى ونتيجة لذلك، تتأثر نوعية حياتهم بشكل عام، وحسب التقديرات والإحصائيات فإن مرض الكلى المزمن يصيب واحدا من كل 10 أشخاص في جميع أنحاء العالم، وحسب الدراسات التقديرية والتنبؤية فمن المتوقع وبحلول عام 2040 أن يكون السبب الرئيسي للوفاة في جميع أنحاء العالم.

2. الدراسات السابقة:

يخضع مجال التشخيص الطبي للدراسة والبحث باستمرار، وقد استُخدمت الشبكات العصبية على نطاق واسع في الأبحاث المتعلقة بأمراض الفشل الكلوي، وتشير الدراسات السابقة إلى أن العوامل مثل ارتفاع ضغط الدم، مرض السكري، والتاريخ العائلي تلعب دورًا رئيسيًا في تطور الفشل الكلوي، كما أثبتت بعض الدراسات أن العوامل النفسية والاجتماعية تؤثر أيضًا على الحالة الصحية للمرضى.

ونستعرض في هذه الورقة البحثية بعض الدراسات السابقة المتعلقة بتطبيق الشبكات العصبية الاصطناعية في مجال الفشل الكلوي، وتسلط الضوء على النتائج الرئيسية التي توصلت إليها هذه الدراسات:

- **"التعلم الآلي لتصنيف مرض الكلى المزمن والتنبؤ بمستويات الكرياتينين باستخدام القياسات المنزلية"**

أظهرت دراسة Brady. et.al, (2025) فعالية تقنيات التعلم الآلي في تصنيف مرض الكلى المزمن و التنبؤ بمستويات الكرياتينين باستخدام القياسات المنزلية على بيانات 400 مريض، فحقق نموذج الغابات العشوائية دقة 92.5% باستخدام القياسات المنزلية، وتجاوزت دقة النماذج المعتمدة على البيانات المختبرية 98% كما تبين أن المتغيرات الأكثر تأثيرًا في التنبؤ تشمل الهيموغلوبين، اليوريا، وارتفاع ضغط الدم، مما يدعم استخدام القياسات المنزلية كأداة مساعدة لمتابعة المرضى.

Copyright © ISTJ
حقوق الطبع محفوظة
للمجلة الدولية للعلوم والتقنية

http://www.doi.org/10.62341/myef8802

- **"مرض الكلى المزمن وأجندة الصحة العامة العالمية"**

أشارت الدراسة Anna, et.al, (2024) إلى أن مرض الكلى المزمن يصيب أكثر من 10% من سكان العالم، وأكثر من 90% منهم غير مدركين لحالتهم في البلدان قليلة الموارد، وارتفع انتشار المرض بنسبة 33% منذ 1990، مع توقع تضاعف عدد المرضى الذين يحتاجون للعلاج التعويضي بحلول 2030، وتشير هذه الدراسة إلى فجوة كبيرة في الوصول إلى الرعاية، ما يستدعي تعزيز الكشف المبكر وتحسين الخدمات الصحية.

- **"تشخيص مرض الكلى المزمن باستخدام الشبكة العصبية الاصطناعية (ANN)":**

قامت دراسة Ala (2023) لتطوير نموذج خوارزمي يتضمن الشبكات العصبية الاصطناعية، ولقد أشارة النتائج إلى أن بنية الشبكات العصبية الاصطناعية المستخدمة حققت أفضل دقة (98.56%)، في حين أن طرقًا أخرى، مثل (SVM و Random–forest و(K–Nearest Neighbor (KNN)، قدمت مستويات دقة أقل من تلك الخاصة بالشبكات العصبية الاصطناعية.

- **" تحليل التنبؤ بأمراض الكلى باستخدام تقنيات الشبكات العصبية "**

في هذه الدراسة Ali Arif, Asif Ali (2021) تم تطبيق نهجًا فريدًا للتعلم العميق لفهم وتشخيص أمراض الكلى، يتكون من شبكة عصبية عميقة غامضة لأغراض التدريب. تشير النتائج المُحصل عليها إلى أن النهج المُقترح يتمتع بدقة 99.23% مُقارنةً بالتقنيات الحالية. بالإضافة إلى ذلك، ومع تطور الأبحاث المُستقبلية، قد تُراجع كفاءة تحديد الأمراض المُزمنة دون وجود دعم طبي. يُطابق النهج المُقترح فئات استخراج قواعد البيانات الحالية من حيث التصنيف، والموثوقية، وقياس F، ومعايير الحساسية.

- **" تحليل الشبكات العصبية للتنبؤ بالوفيات في مرض الكلى في المرحلة النهائية: تطبيق على نظام بيانات الكلى في الولايات المتحدة. "**

أظهرت دراسة Adam N. et al (2010) إمكانية تطوير نماذج تعتمد على البيانات المُقدمة إلى نظام بيانات الكلى الأمريكي للتنبؤ بدقة بمعدلات البقاء على قيد الحياة.، ولقد تم استخدام نموذج كوكس للمخاطر النسبية، وُجدت نتائج إحصائية C متفوقة في فترات زمنية تتراوح بين سنتين و10 سنوات، ولكن في فترات زمنية سابقة، كان نموذج

Copyright © ISTJ
حقوق الطبع محفوظة
للمجلة الدولية للعلوم والتقنية

http://www.doi.org/10.62341/myef8802

كوكس أدنى قليلاً. تشير هذه النتائج إلى أن البيانات المُقدمة إلى USRDS تُتيح نماذج تنبؤيه عالية الدقة بعد سنوات من بدء غسيل الكلى.

- **" الكشف عن الفشل الكلوي باستخدام تقنيات التعلم الآلي "**

استُخدمت دراسة Kilvia L., et.al, (2020) تقنيات تعلُّم الآلة، حيث تم من خلالها حساب دقة كلٍّ منها. وقد استُخدمت قاعدة بيانات MIMIC–II في معالجة البيانات، وتبيَّن أن هذه التقنيات يمكن أن تُشكِّل استراتيجيات مهمة لإنقاذ الأرواح.

وبناءً على ما سبق، يتبين أن معظم الدراسات السابقة أكدت فاعلية الشبكات العصبية الاصطناعية في تشخيص أمراض الكلى والتنبؤ بها، من حيث الدقة والاستقرار والقدرة على التعميم.

كما تتوافق هذه النتائج مع الإطار النظري الذي قدمه Negnevitsky (2005) والذي يؤكد أن الشبكات العصبية الاصطناعية تُعد من أهم أدوات الذكاء الاصطناعي في بناء الأنظمة الذكية، خاصة في المجالات الطبية التي تتطلب تحليل كميات كبيرة من البيانات واستخلاص قرارات دقيقة في بيئات تتسم بعدم اليقين.

3. المنهجية:

1.3 مقدمة:

تُعتبر الشبكات العصبية الاصطناعية نوع من الذكاء الاصطناعي، وهي موضوعًا جديدًا وهامًا للغاية، إذ تُبني نماذج الشبكات العصبية لتحليل البيانات وتقييمها والتنبؤ بها والتحكم فيها، دون الاعتماد على نموذج قديم أو طريقة إحصائية تقليدية تصف سلوك ظاهرة إحصائية. وتُعد الشبكات العصبية الاصطناعية مجالًا مهمًا استقطب اهتمام العديد من العلماء والباحثين، وقد شهد هذا المجال تطورات مستمرة كان لها آثار كبيرة على مستقبل البشرية على جميع المستويات، نظرًا لتركيزه على مشاركة الإنسان ومساعدته في مختلف الأنشطة اليومية التي تؤثر على الناس في حياتهم المهنية والاجتماعية والصحية وغيرها.

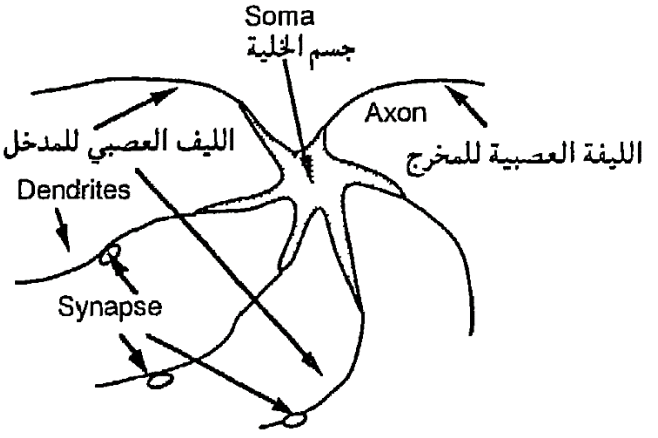
2.3 الشبكات العصبية الاصطناعية:

هي تركيبات للمعالجة المتوازية الموزعة، وتعتمد أساساً على عنصر المعالجة القادر على العمل كذاكرة محلية مع إجراء عمليات المعالجة المختلفة، والذي له مخرج واحد يتفرع إلى كثير من التفرعات التي تحمل نفس الاشارة الخارجة من مع بقاء المعالجة محلية، أي

Copyright © ISTJ
حقوق الطبع محفوظة
للمجلة الدولية للعلوم والتقنية

http://www.doi.org/10.62341/myef8802

أنها تعتمد على القيم المدخلة وكذلك القيم المخزونة بالذاكرة المحلية لهذه العناصر الحسابية كما في الشكل رقم (1).

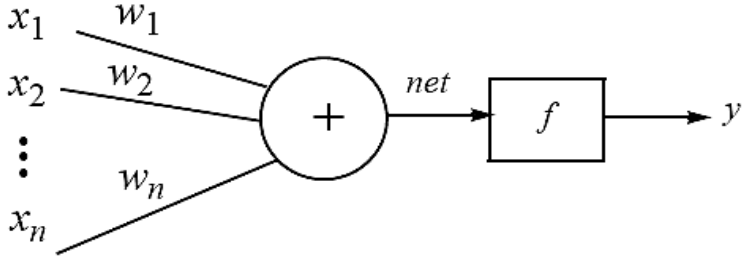


الشكل (1): **يمثل** الخلية العصبية Neuron

المصدر: محمد الشرقاوي (1996)

3.3 نموذج خلية عصبية اصطناعية:

يُعرف أيضًا بالنموذج الرياضي أو الحسابي القائم على الشبكات العصبية البيولوجية، أي أنه يُحاكي الجهاز العصبي البيولوجي، ويتكون من مجموعة من الخلايا العصبية وعمليات معلومات مترابطة. وهو قابل للتكيف وفقًا للمعلومات الخارجية أو الداخلية التي تتدفق عبر الشبكة خلال مرحلة التعلم. يوضح الشكل رقم (2) الشكل الرياضي للشبكة العصبية الاصطناعية:



الشكل (2): يمثل الشكل الرياضي للشبكة العصبية الاصطناعية

المصدر: محمد الشرقاوي(1996)

Copyright © ISTJ
حقوق الطبع محفوظة
للمجلة الدولية للعلوم والتقنية

http://www.doi.org/10.62341/myef8802

حيث:

$x_1 , x_2 , x_3 , \dots , x_n$: مدخلات الخلية العصبية.

$w_1 , w_2 , w_3 , \dots , w_n$: معلمات ذات قيمة حقيقية تُسمى أوزانًا.

$w_1 x_1 + w_3 x_3 + \cdots + w_n x_n$: *المجموع* المرجح.

f : دالة التنشيط .

y : مخرجات الخلية العصبية

4.3 توصيف نموذج الشبكات العصبية:

لاستخدام التصنيف بتطبيق الشبكات العصبية سوف يتم استخدام دالة الخطوة Step Function وتسمي أيضا بدالة العتبة (Threshold Function) ، وذلك لآنها تناسب الاستخدامات التصنيفية و التمييزية وذلك لأنها تعطي نتيجتين فقط للناتج (0 أو 1) كما في الصيغة التالية :

$$f(X_i) = \begin{cases} 0 & if \quad x < 0 \\ 1 & if \quad x \geq 0 \end{cases} \qquad (1)$$

حيث تصبح صيغة الدالة او النموذج كما يلي:

$$f(X_i) = \frac{1}{1 + e^{-s}} \qquad (2)$$

حيث s تمثل المجموع الموزون للمدخلات مضافا إليه حد التحيز (Bias) الذي نرمز له بالرمز θ ، أي أن المجموع الموزون يعطي بالصيغة التالية:

$$S = \sum_{i=1}^{n} w_i x_i + \theta \qquad (3)$$

حيث : w_i تمثل الاوزان (الاهمية النسبية للمتغيرات) ، x_i تمثل المتغيرات المستقلة

بما ان هناك عدة متغيرات مستقلة يصبح المجموع الموزون كالاتي:

$$S = w_1 x_1 + w_2 x_2 + w_3 x_3 + w_4 x_4 + w_5 x_5 + w_6 x_6 + w_7 x_7 + w_8 x_8 + \theta \quad (4)$$

أما النموذج فيأخذ الصورة التالية:

Copyright © ISTJ
حقوق الطبع محفوظة
للمجلة الدولية للعلوم والتقنية

http://www.doi.org/10.62341/myef8802

$$f(x_i) = \frac{1}{1 + e^{-(w_1x_1+w_2x_2+w_3x_3+w_4x_4+w_5x_5+w_6x_6+w_7x_7+w_8x_8+\theta}} \quad (5)$$

4. تحليل النتائج:

1.4 جمع البيانات:

تم جمع البيانات من مركز غسيل الكلي ببلدية الخمس – ليبيا وذلك باستخدام العينة العشوائية البسيطة وقد شملت الدراسة 167 من المصابين والغير مصابين بالفشل الكلوي ، وقد تم اخد بعض التحاليل المختبرية لهم ، وقد أعتبر أن المصابون والغير مصابون بالفشل الكلوي كمتغير تابع فقد أعطيت القيمة (0) غير المصاب وقيمة (1) المصاب ، أما المتغيرات الأخرى فهي تمثل المتغيرات المستقلة وهي المتغيرات التي تم تحديدها بعد مراجعة بعض الاطباء المتخصصين بالكلي وهي كما في الجدول رقم (1):

- **بعض خصائص العينة**

الجدول (1): المتغيرات المستقلة في الدراسة

X1	X2	X3	X4	X5	X6	X7	X8
الجنس	العمر	اليوريا	الكرياتين	الصوديوم	البوتاسيوم	الضغط	الهيموجلوبين

- **توزيع أفراد العينة حسب العمر:**

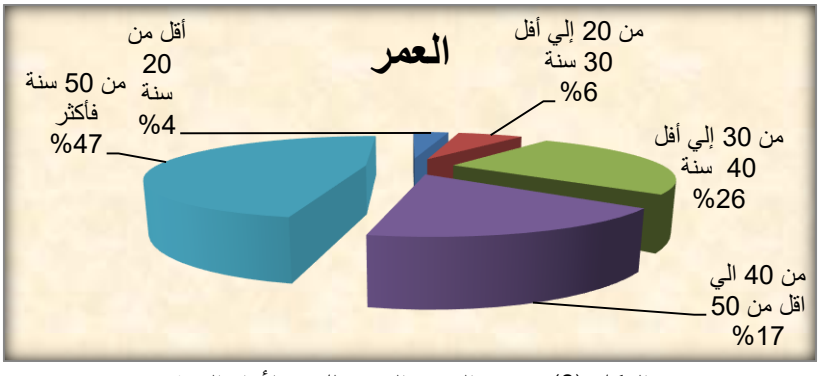
الجدول (2): التوزيع التكراري والنسبي للعمر لعينة الدراسة

العمر	التكرار	النسبة المئوية
أقل من 20 سنة	6	%3.6
من 20 إلي أقل 30 سنة	11	%6.6
من 30 إلي أقل 40 سنة	43	%25.7
من 40 الي اقل من 50	29	%17.4
من 50 سنة فأكثر	78	%46.7
المجموع	167	% 100

Copyright © ISTJ
حقوق الطبع محفوظة
للمجلة الدولية للعلوم والتقنية

http://www.doi.org/10.62341/myef8802

يتبين من نتائج الجدول (2) أن (46.7%) من عينة الدراسة أعمارهم من(من 50 سنة فأكثر) وان(25.7%) من عينة الدراسة أعمارهم من(30 إلي أقل 40 سنة) وان ما نسبته (17.4 %) من عينة الدراسة هم من اعمارهم(من 40 الي اقل من 50) فيما كانت نسبة الأشخاص الذين أعمارهم (أقل من 20 سنة)هي الاقل بنسبة (3.6%) والشكل (3) يوضح التوزيع النسبي للعمر لأفراد العينة.



الشكل (3) يوضح التوزيع النسبي للعمر لأفراد العينة
المصدر: برنامج SPSS V23

- **توزيع افراد العينة حسب الجنس:**

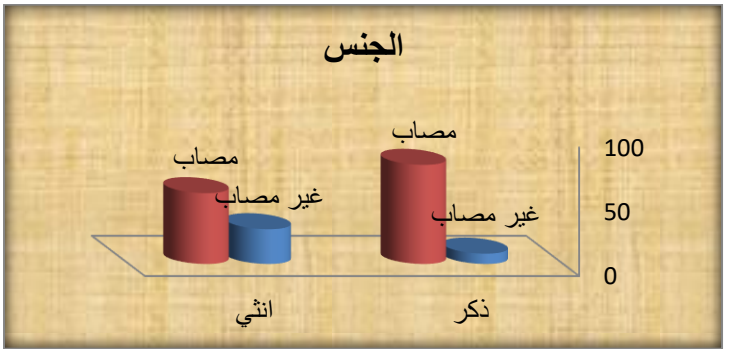
الجدول (3): التوزيع التكراري والنسبي للجنس لعينة الدراسة

الجنس	المرض			
	غير مصاب	مصاب	المجموع	النسبة المئوية
ذكر	8	77	85	%50.9
أنثي	27	55	82	%49.1
الكلي	35	132	167	%100.0

يتبين من نتائج الجدول (3) أن 50.9% من عينة الدراسة هم من الذكور وان الإناث كانت نسبتهم داخل العينة (49.1%) والشكل (4) يبين التوزيع النسبي للجنس.

Copyright © ISTJ
حقوق الطبع محفوظة
للمجلة الدولية للعلوم والتقنية

http://www.doi.org/10.62341/myef8802



الشكل (4) يبين التوزيع النسبي للجنس

المصدر: برنامج SPSS V23

- **تحليل البيانات باستخدام نموذج الشبكة العصبية الاصطناعية المقترح:**

جدول (4) معلومات الشبكة العصبية المستخدمة (Network Information)

Network Information			
Input Layer	Factors	1	الجنس
		2	العمر
	Covariates	1	اليوريا
		2	الكرياتين
		3	الصوديوم
		4	البوتاسيوم
		5	الضغط
		6	الهيموجلوبين
	Number of Units[a]		13
Hidden Layer(s)	Number of Hidden Layers		1
	Number of Units in Hidden Layer 1[a]		2
	Activation Function		Hyperbolic tangent
Output Layer	Dependent Variables	1	هل انت مريض فشل كلوي
	Number of Units		2
	Activation Function		Softmax

من الجدول (4) في الجزء الاول الخاص بطبقة المدخلات (Input Layer) يتضح أن هناك متغيرات لكل منهما عدة مستويات أو معامل(factors) وهما متغير (الجنس ،

Copyright © ISTJ
حقوق الطبع محفوظة
للمجلة الدولية للعلوم والتقنية

http://www.doi.org/10.62341/myef8802

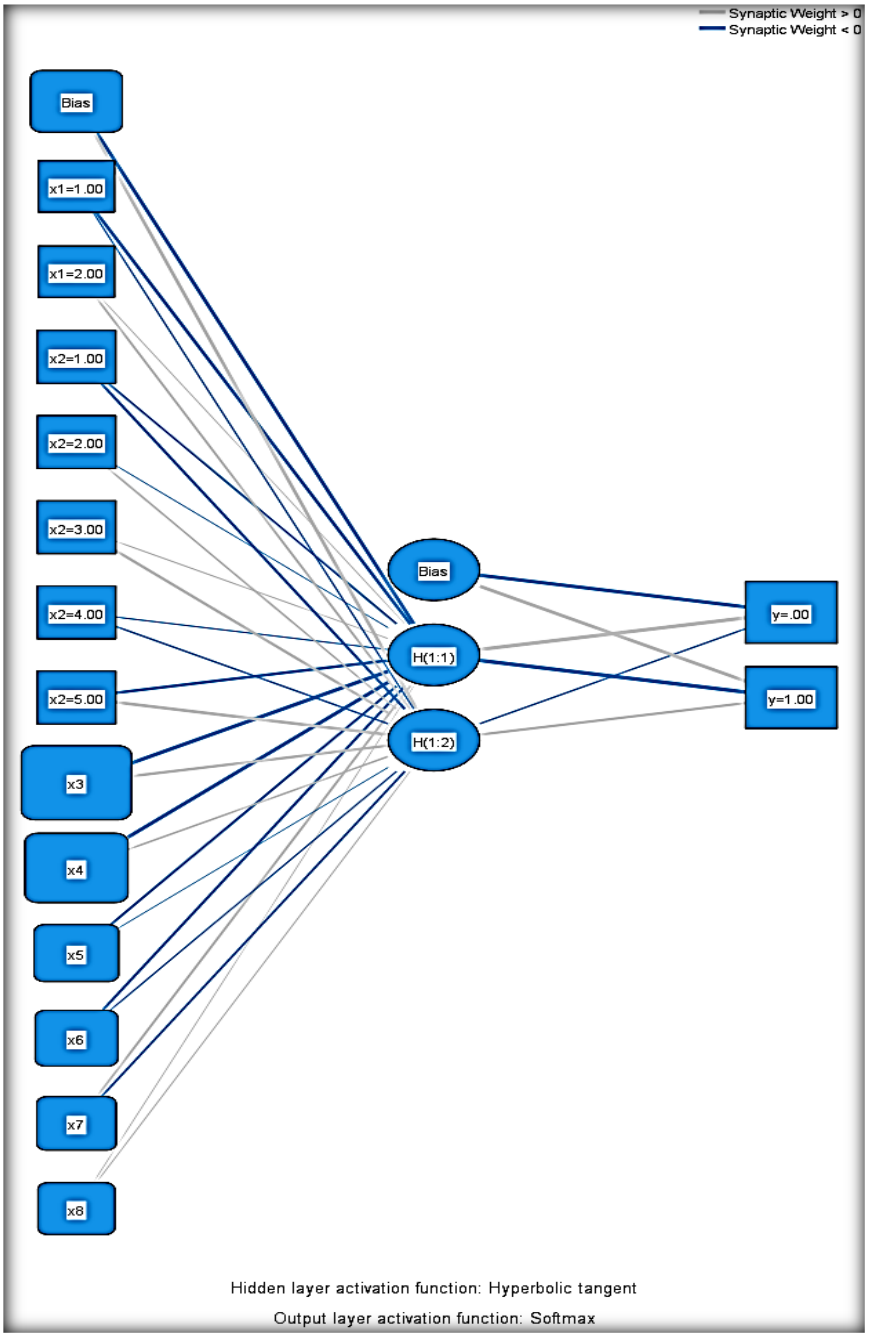
العمر) ، اما المتغيرات المستقلة الاخري فهي متغيرات كمية ويعبر عنها بـ covariates وهم متغيرات (اليوريا ، الكرياتين، الصوديوم، البوتاسيوم، الضغط، الهيموجلوبين)، كما يتضح أن بطبقة المدخلات (13) وحدة إدخال Number of Units ، أما في الجزاء الخاص بالطبقة المخفية نجد ان هناك طبقة واحدة خفية Number of Hidden Layers، عدد وحدات هذه الطبقة الخفية Number of Units in Hidden Layer هو وحدتين، وان دالة التنشيط المستخدمة في الطبقة الخفية هي دالة Hyperbolic tangent، كما يتضح أن هناك متغير تابع واحد ، اما الجزاء الاخير من الجدول خاص بمعلومات طبقة المخرجات Output Layer وهي طبقة واحدة، وفي هذا الجزاء يتضح لنا ان عدد وحدات المعالجة بهذه الطبقة هما وحدتين، وان دالة التنشيط المستخدمة في هذه الطبقة عي دالة Softmax وتعرف أحيانا احيانا بدالة Sigmoid أو الدالة اللوجستية.

يتضح من الشكل البياني (5) الذي يظهر معمارية الشبكة المستخدمة التي تتكون من طبقة مدخلات من اليسار وتتكون من 13 وحدة إضافة ألي وحدة Bias ، والطبقة الثانية هي الطبقة المخفية في الوسط وتتكون من وحدتين ، أما الطبقة الاخيرة على الطرف الايمن على طبقة المخرجات (الناتج) ، ومن هنا يتضح أن هناك نتيجتين للشبكة هما (y=0) وهذا يعني ان الشخص غير مصاب ، و (y=1) هذا يعني أن الشخص مصاب.

يتضح من الجدول (5) أن نسبة التصنيف الخاطئ في عينة التدريب بلغ 10.3% بينما نسبة التصنيف الخاطئ في عينة الاختبار بلغ 11.08% وهذا يشير إلي أن الشبكة تدربت بشكل جيد علي تصنيف المفردات الجيدة، كما يتضح من الجدول أن قانون توقف الشبكة عن التدريب Rule Used (Stopping) هو عندما تصبح نسبة الخطأ ثابتة أو عندما تتوقف نسبة الخطأ عن الزيادة ، ويعتمد ذلك علي عينة الاختبار ، كما يتضح من الجدول السابق أن زمن تدريب الشبكة هو 14 ثانية .

Copyright © ISTJ
حقوق الطبع محفوظة
للمجلة الدولية للعلوم والتقنية

http://www.doi.org/10.62341/myef8802



الشكل البياني (5) معمارية الشبكة العصبية الاصطناعية المستخدمة

المصدر: برنامج SPSS V23

Copyright © ISTJ
حقوق الطبع محفوظة
للمجلة الدولية للعلوم والتقنية

http://www.doi.org/10.62341/myef8802

جدول (5) ملخص نموذج الشبكة العصبي المستخدمة

Model Summary		
Training	Percent Incorrect Predictions	10.3%
	Stopping Rule Used	1 consecutive step(s) with no decrease in error[a]
	Training Time	0:00:00.14
Testing	Percent Incorrect Predictions	11.8%

- **التحقق من صحة نموذج الشبكات العصبية باستخدام أسلوب التحقق المتقاطع ومنحنى (ROC):**

يتم تقييم أداء نموذج الشبكات العصبية باستخدام خوارزمية 5−Fold Cross Validation ، وذلك للتحقق من أن النموذج قادر على التعميم ودقة التنبؤ، والجدول (6) يُوضح مؤشرات الأداء الرئيسة عبر الطيات المختلفة، وُبين الشكل رقم (6) منحنى ROCالذي يقيس القوة التمييزية للنموذج. وهذه النتائج معًا تسهم في تقديم صورة شاملة عن كفاءة النموذج ودقة تصنيفه للحالات.

الجدول (6) للتحقق من صحة النموذج 5- Fold Cross Validation

الطية	Acc	Prec	Rec	F1	Auc
Fold 1	0.912	0.958	0.871	0.907	0.958
Fold 2	0.880	0.917	0.823	0.857	0.921
Fold 3	0.892	0.933	0.842	0.877	0.937
Fold 4	0.925	0.962	0.895	0.921	0.969
Fold 5	0.867	0.894	0.802	0.836	0.902
mean	0.895	0.933	0.847	0.88	0.937
Std. Dev.	0.023	0.028	0.037	0.035	0.027

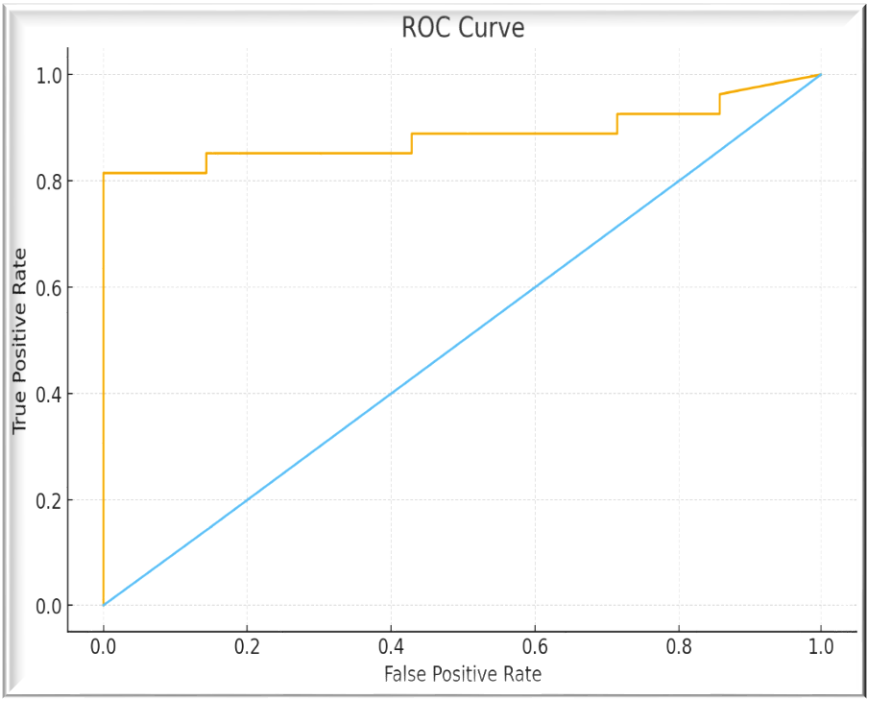
نلاحظ من نتائج جدول (6) أن نموذج الشبكات العصبية حقق أداءً مرتفعًا ومتوازنًا عبر جميع الطيات، حيث تراوحت الدقة بين (0.867 و0.925) مع انحراف معياري منخفض، وهذا يبين استقرار النموذج وقدرته على التعميم. كما تشير قيم Precision و Recall المتقاربة إلى كفاءة النموذج في التمييز بين الفئات وتقليل الأخطاء، وأن متوسط F1 البالغ 0.88 يعكس توازناً جيداً بين الحساسية والدقة. وتؤكد قيمة AUC

Copyright © ISTJ
حقوق الطبع محفوظة
للمجلة الدولية للعلوم والتقنية

http://www.doi.org/10.62341/myef8802

المرتفعة (0.937) القوة التمييزية للنموذج في التنبؤ بالحالات، مما يجعل نتائج النموذج موثوقة وقابلة موثوقًا للتطبيق العملي والتصنيف.

- **منحني ROC**



الشكل (6) يوضح منحني ROC للبيانات
المصدر برنامج Python V3.11

تشير نتائج الشكل (6) إلى أن النموذج يتمتع بأداء تمييزي ممتاز في التفرقة بين المرضى المصابين بالفشل الكلوي وغير المصابين حيث كانت قيمة (AUC=0.937) أي أن النموذج قادر على تصنيف الحالات بشكل أدق بكثير من التخمين العشوائي الذي يعادل (AUC = 0.5). كما ان منحنى ROC القريب من الزاوية العلوية اليسرى مما يعني أن النموذج يحقق معدل حساسية (Sensitivity) عالي مع معدل خطأ إيجابي منخفض (Low False Positive Rate)، هذا يعزز إمكانية استخدام هذه العلامات الحيوية (خاصة الكرياتينين، اليوريا، الهيموجلوبين، الخ) كأداة تشخيصية مساعدة للكشف المبكر عن الفشل الكلوي، خاصة في الموارد المحدودة حيث قد لا يتوفر فحص متقدم.

Copyright © ISTJ
حقوق الطبع محفوظة
للمجلة الدولية للعلوم والتقنية

http://www.doi.org/10.62341/myef8802

- **نتائج التصنيف باستخدام الشبكة العصبية المقترحة:**

يبين الجدول (7) نتائج التصنيف المستخلصة من الشبكة العصبية المقترحة، حيث تهدف هذه النتائج إلى تقييم قدرة النموذج على التمييز بين الفئات بدقة وكفاءة النموذج وقدرته التنبؤية اعتماداً على مؤشرات الأداء الرئيسة.

جدول (7) نتائج التصنيف باستخدام الشبكة العصبية المقترحة

Classification				
Sample	Observed	Predicted		
		مصاب غير	مصاب	Percent Correct
Training	غير مصاب	25	3	89.3%
	مصاب	9	79	89.8%
	Overall Percent	29.3%	70.7%	89.7%
Testing	غير مصاب	6	1	85.7%
	مصاب	5	39	88.6%
	Overall Percent	21.6%	78.4%	88.2%

من الجدول (7) السابق يتضح أن التصنيف الصحيح للأشخاص الغير مصابين بالفشل الكلوي بلغ 89.3% في عينة التدريب Training بينما بلغ 85.7% في عينة الاختبار Testing ، و أن نسبة التصنيف الصحيح للأشخاص المصابين بالفشل الكلوي بلغت 89.8% في عينة التدريب بينما بلغ 88.6% في عينة الاختبار ، كما يتضح من عينة الاختبار ان نسبة التصنيف الصحيح باستخدام هذه الشبكة العصبية الاصطناعية بلغ 88.2% ، حيث تعتبر هذه النسبة ممتازة للتنبؤ أو التصنيف للمفردات الجديدة ، و مما سبق يؤكد لنا صحة الفرضية التي تنص علي امكانية استخدام الشبكات العصبية الاصطناعية لأغراض التصنيف بكفاءة عالية.

جدول (8) تحليل الاهمية النسبية للمتغيرات المستقلة

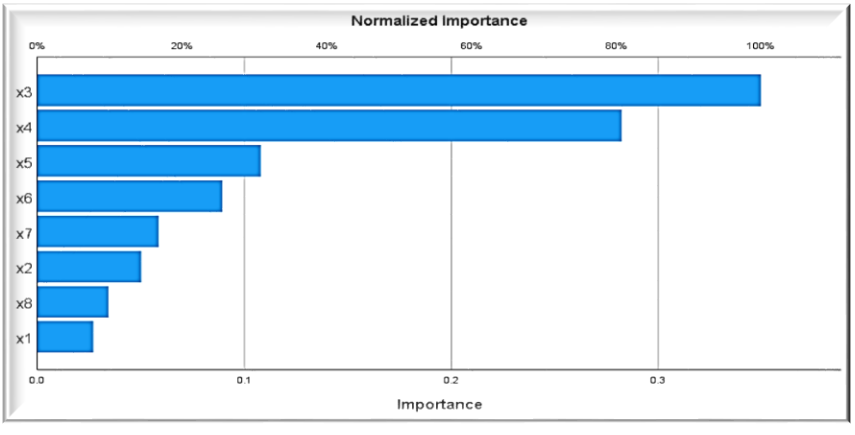
Independent Variable Importance		
	Importance	Normalized Importance
الجنس	.027	7.7%
العمر	.050	14.3%

Copyright © ISTJ
حقوق الطبع محفوظة
للمجلة الدولية للعلوم والتقنية

http://www.doi.org/10.62341/myef8802

اليوريا	.350	100.0%
الكرياتين	.282	80.7%
الصوديوم	.108	30.9%
البوتاسيوم	.090	25.6%
الضغط	.059	16.8%
الهيموجلوبين	.034	9.9%

يتضح من الجدول (8) أن أهم متغير مؤثر في التصنيف باستخدام الشبكات العصبية الاصطناعية هو متغير اليوريا إذ بلغت نسبة اهميته 35.0% ، ثم يليه متغير الكرياتين بنسبة اهمية بلغت 28.2% ، ثم جاء الصوديوم بنسبة أهمية بلغت 10.8% ، في حين كان اقل المتغيرات أهمية هو متغير الجنس بنسبة بلغت 2.7% ، مع العلم بأن الاهمية النسبة للمتغيرات تمثل أوزان تلك المتغيرات التي ذكرت في الاطار النظري مما سبق يتضح أن أهم متغير لتصنيف الاشخاص أنهم (مصابين ، غير مصابين) بالفشل الكلوي هو متغير اليوريا بينما المتغيرات(الجنس، العمر ، الضغط ، الهيموجلوبين) ليس له اهمية في تصنيف الفشل الكلوي أي أن تأثير هذه المتغيرات يكاد يساوي صفر . أما العمود الاخير من الجدول Normalized Importance فيوضح نسبة اهمية المتغيرات المستقلة لأكبر أهم نسبية لتلك المتغيرات ، والشكل البياني (7) يوضح الاهمية النسبية للمتغيرات المستقلة .



الشكل (7) يوضح الاهمية النسبية للمتغيرات المستقلة

المصدر برنامج SPSS V23

Copyright © ISTJ
حقوق الطبع محفوظة
للمجلة الدولية للعلوم والتقنية

http://www.doi.org/10.62341/myef8802

5. النتائج:

1- نموذج الشبكات العصبية الاصطناعية أعطى كفاءة عالية في تصنيف حالات الفشل الكلوي حيث بلغت دقة التصنيف 89.7% في عينة التدريب و 88.2% في عينة الاختبار، مما يدل على قدرة جيدة للنموذج على التنبؤ والتعميم.

2- بيّنت الدراسة أن نسبة التصنيف الصحيح للأشخاص المصابين بالفشل الكلوي بلغ 89.8% في عينة التدريب Training بينما بلغ 88.6% في عينة الاختبار Testing.

3- بيّنت الدراسة أن نسبة التصنيف الصحيح للأشخاص الغير مصابين بالفشل الكلوي بلغ 89.3% في عينة التدريب Training بينما بلغ 85.1% في عينة الاختبار Testing.

4- أظهرت نتائج التحقق المتقاطع (5-Fold Cross Validation) أن دقة النموذج تراوحت بين 86.7% و 92.5 % بمتوسط 89.5%، مع انحراف معياري منخفض، وهو ما يعكس استقرار النموذج وموثوقية نتائجه.

5- حقق نموذج الشبكات العصبية الاصطناعية قدرة تمييزية مرتفعة بين المصابين وغير المصابين بالفشل الكلوي، حيث بلغت قيمة AUC = 0.937. المستخلصة من منحنى ROC، وهي قيمة تشير إلى أداء تنبؤي ممتاز

6- تبين أن اليوريا هو من أهم المتغيرات المستقلة المؤثرة في إصابة الاشخاص بمرض الفشل الكلوي حيث كان الأكثر تأثيرًا في تصنيف الإصابة بالفشل الكلوي بنسبة 35.0%، يليه متغير الكرياتينين بنسبة 28.2%، حيث شكّلا معًا 63.2% من إجمالي الأهمية النسبية.

6. الخلاصة

هذه الدراسة خلصت إلى أن الشبكات العصبية الاصطناعية تُعد أداة فعّالة في تصنيف حالات الفشل الكلوي والتنبؤ بها، اعتماداً **على بيانات** واقعية شملت (167) حالة؛ وقد حقق النموذج المقترح في هذه الدراسة دقة تصنيف بلغت (89.7%) في عينة التدريب و(88.2%) في عينة الاختبار، مما يعكس قدرة جيدة على التعميم.

وأظهرت نتائج التحقق المتقاطع (5-Fold Cross Validation) متوسط دقة بلغ (89.5%) بانحراف معياري منخفض، بما يؤكد استقرار النموذج، كما بلغت قيمة المساحة

Copyright © ISTJ
حقوق الطبع محفوظة
للمجلة الدولية للعلوم والتقنية

http://www.doi.org/10.62341/myef8802

تحت منحنى ROC نحو (AUC = 0.937) ، مشيرةً إلى قوةٍ تمييزية ممتازة. ولقد بيّن تحليل الأهمية النسبية أن متغير اليوريا كان الأكثر تأثيرًا بنسبة (35.0%) يليه الكرياتينين بنسبة (28.2%)، في حين كانت مساهمة محدودة في متغير الجنس بنسبة (2.7%). ومن خلال هذه النتائج تؤكد الدراسة على أهمية توظيف نماذج الذكاء الاصطناعي لدعم التشخيص المبكر لحالات الفشل الكلوي واتخاذ القرار الطبي، خاصة في البيئات الصحية ذات الموارد المحدودة.

التوصيات:

1- الاستفادة من الاساليب الاحصائية المتقدمة (أساليب التحليل المتعدد المتغيرات) كنماذج التصنيف الحديثة المتمثلة في نماذج الشبكات العصبية للفصل والتمييز بين مجموعتين او أكثر أو في التنبؤ في جميع مجالات المعرفة.
2- تعميم فكرة استخدام الأساليب الإحصائية للتمييز والتصنيف في المجالات الاجتماعية والاقتصادية وعدم تركيزها على المجالات الطبية فقط.
3- إجراء الدراسات المستمرة وذلك بإدخال متغيرات جديدة وعوامل مؤثرة في توعية وتثقيف المواطن الليبي بخطر الفشل الكلوي.
4- استخدام أسلوب الشبكات العصبية الاصطناعية على التطبيقات الاحصائية ومقارنتها بنتائج النماذج والاساليب الاحصائية المعروفة للتحقق من جدوى استخدام الشيكات العصبية.
5- تطوير قاعدة جمع البيانات الإحصائية في وزارة الصحة للحصول على بيانات حقيقية وواقعية وفي غاية الدقة لكي تكون النتائج جيدة ومرضية تفيدنا في تطوير البحث العلمي.

المراجع.

محمد علي الشرقاوي .(1996) .كتاب الذكاء الاصطناعي والشبكات العصبية . مركز الذكاء الاصطناعي للحاسبات .القاهرة .

Ala Kamal Rashid. (2023) .Diagnosing Chronic Kidney disease using Artificial Neural Network (ANN) .Journal of Information Technology and Computing .Volume 4 .Issue 1 : 37 – 45 , https://jitc.sabapub.com

Copyright © ISTJ
حقوق الطبع محفوظة
للمجلة الدولية للعلوم والتقنية

http://www.doi.org/10.62341/myef8802

Ali Mir Arif, Asif Ali .(2021) .Analysis of Prediction of Kidney Diseases Using Neural Network Techniques .IJRAR December 2021 .Volume 8 .Issue4 .Institute of Management Studies & Information Technology .Aurangabad(M.S.) .India.

Adam N. Jacob and others .(2010) .Neural Network Analysis to Predict Mortality in End-Stage Renal Disease .Application to United States Renal Data System .*Nephron Clinical Practice* 116 (2): c148–c158.

Anna Francis, et.al . (2024) .Chronic kidney disease and the global public health agenda .An international consensus .April 2024Nature Reviews Nephrology 20(Suppl. 3)

Brady Metherall, et.al. (2025). Machine learning for chronic kidney disease classification and creatinine level prediction using home-based measurements. Scientific Reports volume 15, Article number: 4364

Kilvia L. De Almeida, et.al .(2020) .Kidney Failure Detection Using Machine Learning Techniques .8th International Workshop on ADVANCEs in ICT Infrastructures and Services, Candy E. Paris-Saclay University .Jan 2020 .Cancún, Mexico pp.1–8. hal-02495264ff.

Michael Negnevitsky, (2005) .Artificial Intelligence A Guide to Intelligent Systems .Pearson Education .Second Edition .Edinburgh Gate .Harlow .Essex CM20 2JE England.

Copyright © ISTJ
حقوق الطبع محفوظة
للمجلة الدولية للعلوم والتقنية