

التنبؤ بدرجة خطورة حالة المرضى المصابين بالفيروس التاجي كورونا باستخدام الشبكات العصبونية

د.م. فطمة الطراب (1)

الملخص

انتشر مرض الفيروس التاجي الجديد كورونا كوفيد 19 (COVID-19) عام 2019، بدءاً من ووهان في الصين، ثم انتشر بسرعة في العديد من البلدان في جميع أنحاء العالم، وتجاوزت الإصابات (10 مليون) حالة في جميع أنحاء العالم وفقاً لإحصاءات منظمة الصحة العالمية حتى تاريخ 23 حزيران 2020 [1].

ويرتاد مصابي الفيروس التاجي المستشفيات يومياً بأعداد متزايدة بسبب سرعة انتقال العدوى به، مما يسبب ضغطاً على هذه المشافي ومواردها، ولأن العلاج المقدم يعتمد على درجة خطورة الحالة المصابة، فيؤدي تأخر تقديم العلاج لذوي الحالات الحرجة إلى ازدياد عدد الوفيات.

نقدم في هذا البحث نموذج تنبؤ تصنيفي باستخدام الشبكات العصبونية للتنبؤ بدرجة خطورة الحالة المصابة بمرض فيروس كورونا كوفيد 19 لإعطائها أولوية في العلاج والعناية ومساندة القرار الطبي في تدبيرها بأسرع وقت ممكن.

يتوقع النموذج المقترح مخاطر الوفيات على أساس المعلومات الديموغرافية والأعراض الفيزيولوجية للمرضى والتقرير الطبي لموجودات الصور الشعاعية للصدر السينية والطبقي المحوري بالإضافة إلى نتائج اختبارات تحليل الدم والتي تعتبر من الطرق التشخيصية الأقل كلفة وجهداً وزمناً.

أظهرت النتائج كفاءة النموذج التصنيفي المقترح في التنبؤ بحالات الشفاء والوفاة بأعلى أداء تصنيف بدقة 95.9%، بالإضافة إلى أن كل من العوامل (السعال والحمى ووجود العتامة الخلالية في الصور الشعاعية للصدر وانخفاض نسبة الأشباع بالأوكسجين) تزيد احتمالية وفاة المرضى المصابين وبالتالي يمكننا السيطرة على الفيروس من خلالها، كما أن الاكتشاف الباكر للعدوى بالفيروس تساعد في تدبيرها بالوقت المناسب.

الكلمات المفتاحية: كوفيد 19 – الشبكات العصبونية.

(1) مدرسة أصيلة في قسم الأذنية، كلية الطب البشري، جامعة دمشق.

Predicting the Severity Of patients with Coronavirus Using neuronal networks

⁽¹⁾Dr.Fatmah Tarrab

Abstract

The new coronavirus (COVID-19) spread in 2019, starting from Wuhan in China, then spread quickly in many countries around the world, and infections exceeded (10 million) cases worldwide, according to statistics of The World Health Organization (WHO) till to 23 June 2020.

Victims of coronavirus attend hospitals daily in increasing numbers due to the rapid transmission of infection , which causes pressure on these hospitals and their resources, so the treatment provided depends on the degree of severity of the infected case, Delayed treatment of critically patients increases the number of deaths.

This research aims to build a classifier prediction model to predict the severity of patients with Coronavirus to give them priority in treatment and care, and to support the medical decision in managing them as quickly as possible .

The proposed model predicts mortality risks depending on different variables: demographic data, physiological symptoms of patients, the radiological findings of the chest x-ray , computed tomography CT scan and laboratory findings of daily blood tests, which are one of the least costly, effort and time diagnostic methods.

The results showed the efficiency of the proposed classification model in predicting the cases of recovery and death with the highest classification performance with accuracy of 95.9%, in addition the factors (cough, fever and the presence of interstitial opacities in chest radiographs and low oxygen saturation) increase the probability of death of infected patients and thus we can control the virus during them, so early detection of infection with the virus helps to manage it in time.

Keywords: Covid 19 - Neural Networks.

⁽¹⁾Lecture – ENT Department – Faculty of Medicine - Damascus

1-المقدمة:

أصاب فيروس SARS-CoV-2 أكثر من 10 مليون شخص في جميع أنحاء العالم وتسبب في أكثر من 600 ألف حالة وفاة حتى تاريخ 23 حزيران 2020, وفي كل 24 ساعة نسمع عن آلاف الإصابات الجديدة [1-3].

إن العقبة الرئيسية في السيطرة على انتشار هذا المرض هو عدم الكفاءة في التشخيص ونقص الفحوصات الطبية اللازمة للتشخيص [4-8]. وقد أظهرت الدراسات الحديثة بمجرد أن يبدأ تفشي مرض فيروس كورونا كوفيد 19 سيستغرق أقل من أربعة أسابيع لتمتلي المشافي بالحالات المصابة وتطغى على نظام الرعاية الصحية ويزداد عدد الوفيات [9]. مما يستدعي البحث عن آلية فعالة في التنبؤ عن درجة خطورة الحالة المصابة لإعطائها أولوية في العلاج والعناية ومساندة القرار الطبي في تدبيرها بأسرع وقت ممكن.

وفي ظل الأزمة السورية افتقرت المشافي للكادر الطبي المدرب والعديد من الموارد الطبية الضرورية , ومع انتشار مرض فيروس كورونا كوفيد 19 في سوريا ونقص الموارد في المشافي بسبب الحصار الاقتصادي لا بد من تقديم نظام تنبؤ يساعد في تخفيف العبء عن المشافي السورية مع تزايد أعداد المصابين يومياً.

وأثبتت الأبحاث فعالية أداء الذكاء الاصطناعي في نماذج التنبؤ في الحالات الطبية ومساندة القرار الطبي [10-12]. و قدّم خلال الأشهر الماضية نماذج متعددة للتعلم العميق باستخدام الشبكات العصبونية للوصول الى نماذج آلية سريعة تساعد في الكشف عن الحالات المصابة بمرض فيروس كورونا كوفيد 19 في صور الأشعة المقطعية المحورية للصدر [7,13] (CT) وفي صور الأشعة السينية البسيطة للصدر [8-11].

كما قامت أبحاث أخرى في تصنيف حالات الإصابة بمرض فيروس كورونا حسب درجة العدوى بالاعتماد على قواعد البيانات المتاحة عن المرضى المصابين باستخدام صور الأشعة المقطعية المحورية للصدر [14], وفي دراسة أخرى تم تصميم وتطوير نموذج تنبؤي يعتمد على الذكاء الاصطناعي (AI) وخوارزميات التعلم الآلي لتحديد المخاطر الصحية والتنبؤ بخطر وفيات المرضى الذين يعانون من COVID-19 باستخدام السمات الديموغرافية والمعلومات الطبية وبعض الأعراض السريرية للمرضى وأظهرت النتائج دقة إجمالية 93% في التنبؤ بمعدل الوفيات [15].

وحققت هذه النماذج نجاحاً، على الرغم من ذلك لم يتوقف البحث العلمي في هذا المجال ولا يزال يُنشر العديد من الأبحاث العلمية يومياً لزيادة تطوير هذه النماذج والحصول على أفضل أداء لها في التشخيص والسيطرة على انتشار مرض فيروس كورونا كوفيد 19.

يهدف هذا البحث لبناء نموذج تنبؤ تصنيفي باستخدام الشبكات العصبونية للتنبؤ بحالات الشفاء والوفاة للمرضى المصابين بمرض فيروس كورونا كوفيد 19 باستخدام قاعدة البيانات المتاحة من مستودع (GitHub), ويتوقع النموذج المقترح مخاطر الوفاة على أساس المعلومات الديموغرافية والأعراض الفيزيولوجية للمرضى والتقرير الطبي لموجودات الصور الشعاعية للصدر السينية والطبقي المحوري بالإضافة الى نتائج اختبارات تحليل الدم والتي تعتبر من الطرق التشخيصية الأقل كلفة وجهداً وزمناً. ولبناء النموذج تم تقسيم البيانات الى مجموعتين مجموعة اختبار ومجموعة تدريب. ويمكن للنظام المطور مساعدة المستشفيات والمنشآت الطبية في تحديد الحالات التي تستدعي أولوية أكبر للاهتمام والرعاية في المستشفى،

منذ إصابة الشخص بالمرض، ولكن قد يستغرق ظهور الأعراض حتى 14 يومًا مع انخفاض عدد الخلايا المفاوية أو الكريات البيض (WBC)، ارتفاع مستوى C البروتين التفاعلي (CRP) ومعدل ترسيب كريات الدم الحمراء (ESR). ولموجودات الصور الشعاعية للصدر البسيطة (x-ray) وكذلك الطبقي المحوري (CT) أهمية في تشخيص الحالات الإيجابية أيضاً من مرضى كورونا [19, 17-21].

ووفقاً لبروتوكولات التشخيص والعلاج لـ COVID-19 ويشار إليها باسم البروتوكولات الصادرة عن لجنة الصحة الوطنية لجمهورية الصين الشعبية، في 19 فبراير، 2020، يجب تحديد تشخيص COVID-19 من الخصائص الوبائية والسريية والمخبرية بشكل شامل [16].

2-2 مصدر البيانات:

استخدمنا في هذه الدراسة مجموعة بيانات لـ (49) مريض من كلا الجنسين ذكور (31) وإناث (18)، وتم تأكيد تشخيص إصابتهم بمرض فيروس كورونا كوفيد 19 من خلال إيجابية تفاعل سلسلة البوليميراز العكسي (Reverse transcription polymerase chain reaction). خاصة بصور الأشعة السينية للصدر وكذلك الطبقي المحوري لـ (586) مريض من مستودع -16 GitHub [18]. يتألف هذا المستودع من صور بالأشعة السينية / التصوير المقطعي المحوسب للمرضى الذين يعانون بشكل رئيسي من عدة متلازمات للأمراض التنفسية وهي: متلازمة الضائقة التنفسية الحادة ARDS، كوفيد 19 COVID-19، متلازمة الشرق الأوسط التنفسية (MERS)، التهاب الرئوي، المتلازمة التنفسية الحادة الوخيمة (SARS). وتتضمن هذه البيانات (10) متغيرات بما في ذلك المعلومات الديموغرافية والأعراض الفيزيولوجية

مما يزيد عدد حالات الشفاء يومياً، والقضاء على التأخير في توفير ما يلزم من رعاية أي نقصان عدد الوفيات. وتم ترتيب البحث كما يلي: في الفقرة القادمة سنتحدث عن الطرائق المستخدمة في البحث، من ثم سنستعرض في الفقرة الثالثة النتائج والمناقشة، وأخيراً الخلاصة.

2- الطرائق المستخدمة في البحث:

1-2 الأعراض السريرية ومعايير التشخيص لمرض

فيروس كورونا كوفيد 19:

يؤثر مرض فيروس كورونا كوفيد-19 في الأشخاص المختلفين بطرق مختلفة. ويعاني معظم الأشخاص الذين يصابون به أعراضاً طفيفة إلى متوسطة وقد يشفون من دون دخول المستشفى. ويعد مصدر العدوى الرئيسي لمرضى COVID-19 مع أو بدون أعراض هي قطرات الجهاز التنفسي والتلامس الوثيق. ويتراوح متوسط فترة حضانة COVID-19 أيام (0-24 يوماً) [16].

يمكننا تشخيص مرض فيروس كورونا كوفيد 19 من خلال أخذ مسحات من الأنف والحنجرة وتعداد الدم والصور الشعاعية للصدر السينية والمقطعية المحورية [16, 5, 6, 8, 18].

وتعد الأعراض الأكثر شيوعاً: حمى، سعال جاف، إرهاق. بينما تعد آلام وأوجاع التهاب الحلق، إسهال، التهاب الملتحمة، صداع، فقدان حاسة التذوق أو الشم، طفح جلدي، أو تغير في لون أصابع اليدين أو أصابع القدمين

الأعراض الأقل شيوعاً.

ومن الأعراض الخطيرة: صعوبة أو ضيق في التنفس ونقص تأكسج الدم، ألم أو ضغط في الصدر، وتفاقم متلازمة الضائقة التنفسية الحادة (ARDS) وفقدان القدرة على الكلام أو الحركة بعد أسبوع من ظهور الأعراض الأولية، يستغرق ظهور الأعراض في المتوسط 5-6 أيام

بالإضافة الى الاختبارات الدموية والتقارير الطبية لموجودات الصور الشعاعية والملاحظات السريرية والتي تتضمن الأمراض المزمنة والقصة السريرية للمرضى واستخلصنا منها (15) متغير موجود ضمناً ضمن المتغيرات العشرة.

وفي مرحلة تنظيف البيانات، أزلنا عناصر البيانات غير المفيدة والمتكررة، بالإضافة الى البيانات غير الكاملة والمفقودة. وتم اختيار (49) مريض تأكدت إصابتهم بكوفيد 19 ولديهم جميع المعلومات المطلوبة في هذه الدراسة.

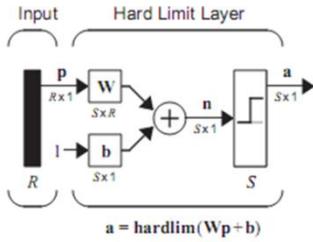
2-3 استخراج السمات:

يحتوي ملف بيانات المرضى على قيم متعددة للحالة الصحية للمريض واعتبرنا المريض الذي خرج من المستشفى أو المرضى الذين وضعهم مستقر مع عدم وجود المزيد من الأعراض كمرضى متعافين.

تم استخراج 15 ميزة من المعلومات الديموغرافية والاعراض الفيزيولوجية بالإضافة الى الاختبارات الدموية والتقارير الطبية لموجودات الصور الشعاعية والملاحظات السريرية للأطباء حول الحالة الصحية للمريض. وقد تشاورنا مع فريق طبي مؤلف من طبيب أشعة وطبيب صدرية وطبيب داخلية من مشفى المواساة الجامعي في مدينة دمشق للتأكد من هذه السمات لاستخراج السمات الأكثر فائدة واستبعاد السمات الزائدة للحد من تعقيد النموذج باستخدام طرائق الترشيح[25].

الجدول (1) السمات النهائية المستخدمة في التنبؤ بحالات الشفاء والوفاة للمصابين بمرض فيروس كورونا كوفيد19

	نسبة السمة في العينة	المجال الطبيعي	السمات	
% 65.3	-	أقل من 65	العمر	المعلومات الديموغرافية
% 34.7		أكثر من 66		
% 63.3		ذكر		
% 36.7		انثى	الجنس	
% 87.8		(°36.1C) to (37.2°C)	درجة الحرارة	الأعراض الفيزيولوجية
75.5		%100 - 94	نسبة الاشباع بالأكسجين	
% 57.1		-	الحمى	
% 42.9		-	السعال	
% 22.4		-	ضيق التنفس	
22.4		(4500)to 11000) (μL)	عدد الكريات البيض WBCs	الاختبارات الدموية
6.1		2500and 7500 (μL)	عدد العدلات	
16.3		1,000and 4,800 (μL)	عدد اللمفاويات	
% 2		-	ارتشاح السوائل	موجودات الصور الشعاعية للصدر
% 28.6		-	العتامة الخلالية	
% 16.3		-	الاندماج السنخي	
% 32.7		-	سماكة البنية النسيجية	
% 53.1		-	السكري، أمراض القلب والأوعية الدموية، ارتفاع ضغط الدم ، أمراض الكلى	الأمراض المزمنة المصاحبة



الشكل (1) بنية الشبكة العصبونية المتعددة الطبقات

والمداخل ذات تابع

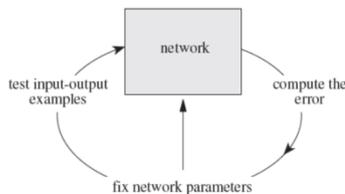
التحويل hard limit المستخدمة في هذه الدراسة.

$$n = Wp + b$$

2-4-1 تدريب الشبكة العصبونية:

إن طريقة تدريب الشبكة العصبونية عبارة عن طريقة تكيفية تقوم فيها شبكة وحدات الحساب بالتنظيم الذاتي لنفسها للوصول إلى السلوك المطلوب.

وفي بحثنا هذا تم تقسيم البيانات للتدريب (35) والاختبار (7) والتحقق من الصحة (7) حسب ما توفر لدينا من بيانات، ثم يتم التصحيح بشكل متكرر إلى أن تتعلم الشبكة إنتاج الاستجابة المطلوبة، وتعتبر طريقة التعليم عبارة عن حلقة مغلقة من تقديم الأمثلة والتصحيح لبارامترات الشبكة كما هو مبين في الشكل (2).



الشكل (2) حلقة تدريب الشبكة العصبونية

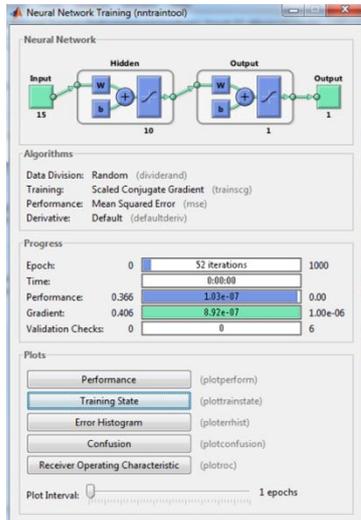
استخدمنا في دراستنا طرائق التعليم المراقب "Supervised" حيث تم جمع أشعة الدخل وتقديمها للشبكة، وتم مراقبة الخرج الذي تحسبه الشبكة وقياس الانحراف عن القيمة المتوقعة، ويتم تصحيح الأوزان تبعاً لقيمة الخطأ حسب ما تعرفه خوارزمية التعليم.

وتتضمن مجموعة السمات النهائية لدينا المعلومات الديموغرافية وهي (العمر والجنس) و الأعراض الفيزيولوجية وهي (درجة الحرارة ونسبة الأثسباع بالأكسجين والحمى والسعال وضيق التنفس) بالإضافة الى نتائج الاختبارات الدموية وهي (عدد الكريات البيض وعدد العدلات واللمفاويات) و التقارير الطبية لموجودات الصور الشعاعية للصدر من آفات وهي (ارتشاح السوائل والعتامة والاندماج السنخي وسماكة البنية النسيجية في الرئتين والأمراض المزمنة المصاحبة (مرض السكري، أمراض القلب والأوعية الدموية، ارتفاع ضغط الدم، أمراض الكلى) كما يوضح الجدول (1).

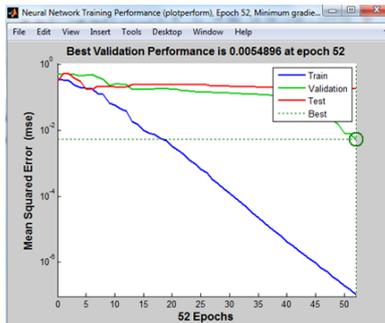
2-4-2 بناء الشبكة العصبونية:

بعد اختيار أفضل مجموعة للسمات حسب رأي الفريق الطبي، استخدمنا أحد خوارزميات التعلم الآلي لبناء النموذج التنبؤ وهي الشبكة العصبونية المتعددة الطبقات (multilayer perceptron neural network).

تم في هذا البحث اختيار شبكة عصبونية متعددة الطبقات ذات تغذية أمامية بطبقة واحدة مخفية تحوي 10 عصبونات، وتتألف من 15 مدخل (السمات المختارة) وخرج وحيد (شفاء أو وفاة)، أشعة الدخل مستقلة وكل شعاع يحوي الخصائص لمريض مختلف لم تكن هناك حاجة لاستخدام أي نوع من الشبكات الديناميكية وإنما شبكة ذات تغذية أمامية تكفي لأداء المهمة، ونتيجة لتجريب عدد عصبونات الطبقة المخفية (10 و 20 و 30) تبين أن 10 هو العدد الأنسب، كما يوضح الشكل (1) بنية طبقة مؤلفة من S Perceptron حيث W مصفوفة الأوزان و p متجه الدخل و b الانزياح ذات تابع التحويل hard limit من أجل استخدامها في الفصل بين حالتي الشفاء والوفاة.



الشكل (3) واجهة التدريب



الشكل (4) منحنيات الخطأ

3- النتائج والمناقشة:

تم استخدام عينة مكونة من (49) مريض بمتوسط عمري (16.3 ± 57.76) سنة بنسبة شفاء (59.2%). ولتقييم أداء الشبكة العصبونية تم استخدام مصفوفة الارتباك (الشكل 5). وتم حساب حساسية ودقة أداء الشبكة والنوعية والصحة باستخدام مصفوفة الارتباك على مجموعة الاختبار كما يلي:

$$\text{الحساسية (1)} = \text{Sensitivity} = \text{TP}/(\text{TP} + \text{FN})$$

$$\text{الدقة (2)} = \text{Accuracy} = (\text{TN} + \text{TP})/(\text{TP} + \text{TN} + \text{FP} + \text{FN})$$

$$\text{النوعية (3)} = \text{Specificity} = \text{TN}/(\text{TN} + \text{FP})$$

$$\text{الصحة (4)} = \text{Precision} = \text{TP}/(\text{TP} + \text{FP})$$

ويبين الشكلين (3) و(4) واجهة التدريب ومنحنيات الخطأ على الترتيب الناتجة عن تعليمة التدريب وفق برنامج ماتلاب (R2013a)، ونلاحظ ما يلي:

- 1- عدد مرات التدريب الأمثل = 52.
- 2- خطأ التدريب = 0.00007.
- 3- خطأ التحقق من الصحة = 0.005.
- 4- خطأ الاختبار = 0.1.
- 5- منحنيات الانحدار للخروج قريبة جداً من منصف الربع الأول (الذي يعبر عن تطابق الخرج الفعلي للشبكة مع الخرج الهدف).

2-4-2 مرحلة اختبار الشبكة العصبونية

الإصطناعية:

إن عملية اختبار الشبكة هو تقديم بيانات جديدة للشبكة وقياس مدى مطابقة خرج الشبكة مع الخرج الحقيقي للبيانات. حيث يتم عرض فئة اختبار على الشبكة وتحتوي هذه الفئة على مجموعة من المدخلات والمخرجات المصاحبة لكل مدخل ويفضل أن تكون فئة الاختبار مختلفة عن فئة التدريب. إذا استطاعت الشبكة اجتياز الاختبار وإعطاء إجابات صحيحة، يكون تعليم الشبكة ناجح، وتصبح الشبكة جاهزة للاستخدام [26-28].

تم في هذه الدراسة تقسيم بيانات المرضى لمجموعتين استخدمنا المجموعة الأولى في عملية التدريب كما بيينا في الفقرة السابقة واستخدمنا المجموعة الثانية في عملية الاختبار.

ولتقييم كفاءة المتغيرات المحددة في تصنيف حالات الشفاء أو حالات الوفاة وتقييم أداء الشبكة تم استخدام مصفوفة الارتباك (Confusion Matrix).

كما بلغت حساسية النظام المقترح في دراستنا (95 %) والنوعية (95 %) والصحة (96.6 %) كما هو موضح بالجدول (2) والشكل (5).
ولتحديد نسبة الأرجحية (Odd ratio) لحالات الوفاة بوجود أحد عوامل الخطورة (وهي السمات (15) المستخدمة في تدريب الشبكة) للنتبؤ بحالات الشفاء والوفاة تم إجراء تحليل احصائي بواسطة برنامج (SPSS) باستخدام جداول التقاطع CROSSTABS.
ويوضح الجدول (3) ترتيب عوامل الخطورة للوفاة للمصابين بمرض فيروس كورونا كوفيد 19 لمرضى العينة.

ونلاحظ من الجدول (3) أن أكثر العوامل خطورة هو السعال بنسبة (3.69) يليه الحمى بنسبة (2.32) ثم وجود العتامة الخلالية في الصور الشعاعية للصدر بنسبة (2.1) ثم وجود الاندماج السنخي في الصور الشعاعية للصدر بنسبة (1.18) ثم انخفاض نسبة الاشباع بالأوكسجين بنسبة (0.96) ثم عامل الجنس بنسبة (0.88) ثم انخفاض عدد اللمفاويات بنسبة (0.85) ثم ضيق التنفس بنسبة (0.78) ثم ارتفاع درجة الحرارة بنسبة (0.65) من ثم وجود أحد الأمراض المزمنة (السكري، القلب، الأوعية الدموية والكلية..). بنسبة (0.62) بينما كل من وجود ارتشاح السوائل والسماكة البينية في الصور الشعاعية للصدر وانخفاض عدد الكريات البيض وعدد العدلات ترتبط بقلّة حدوث الوفاة.

حيث TP: موجب حقيقي، TN: سلبي حقيقي، FP: موجب كاذب، FN: سلبي كاذب.
ويوضح الجدول (2) محددات أداء نظام التنبؤ بالوفيات للمرضى الذين يعانون من COVID-19.

Output Class	0	1	
0	19 38.8%	1 2.0%	95.0% 5.0%
1	1 2.0%	28 57.1%	96.6% 3.4%
	95.0% 5.0%	96.6% 3.4%	95.9% 4.1%
	0	1	Target Class

الشكل (5) مصفوفة الارتباك

الجدول (2) محددات أداء نظام التنبؤ بالوفيات للمرضى الذين يعانون من COVID-19

الحساسية	95 %
الصحة	96.6 %
النوعية	95 %
الدقة	95.9 %

أظهرت النتائج أن هذا النظام قادر على التنبؤ بدقة بخطر الوفاة لدى مرضى COVID-19 بناءً على المعلومات الديموغرافية للمرضى والأعراض الفيزيولوجية بالإضافة إلى موجودات الصور الشعاعية للصدر والتحليل المخبرية للدم بدقة تصل إلى (95.9 %) وهو أفضل أداء من النظام المقترح في الدراسة المرجعية [15] والذي وصل دقة النظام المقترح فيها إلى (93 %).

أمراض أخرى لمساعدة نظام الرعاية الصحية أن يستجيب بشكل أكثر فعالية خلال تفشي أي جائحة.

5-المراجع:

- [1] World Health Organization. Novel Coronavirus (2019-nCoV) situation reports.
- [2] Statement on the second meeting of the International Health Regulations (2005) Emergency Committee regarding the outbreak of novel coronavirus (2019-nCoV), World Health Organization (WHO). Archived from the original on 31 January 2020. Retrieved 11 February 2020.
- [3] WHO Director-General's opening remarks at the media briefing on COVID-19, World Health Organization (WHO) (Press release). Retrieved 12 March 2020.
- [4] Ai T, et al (2020) Correlation of chest CT and RT-PCR testing in Coronavirus disease 2019 (COVID-19) in China: A report of 1014 cases. *Radiology*, p. 200642. pubs.rsna.org (Atypon).
- [5] Chung M, et al (2020) CT imaging features of 2019 Novel Coronavirus (2019-NCoV). *Radiology*, p. 200230. DOI.org (Crossref).
- [6] Shi H, et al (2020) Evolution of CT manifestations in a patient recovered from 2019 Novel Coronavirus (2019-NCoV) pneumonia in Wuhan, China. *Radiology*, p. 200269. pubs.rsna.org (Atypon).
- [7] Butt, C., Gill, J., Chun, D., & Babu, B. A. (2020). Deep learning system to screen coronavirus disease 2019 pneumonia. *Applied Intelligence*.
- [8] Ozcan, T. (2020). A Deep Learning Framework for Coronavirus Disease (COVID-19) Detection in X-Ray Images.
- [9] Trent McConghy, Bruce Pon, Eric Anderson (2020),“When does Hospital Capacity Get Overwhelmed in USA? Germany? A model of beds needed and available for Coronavirus patients” trent.st.
- [10] Ozturk, T., Talo, M., Yildirim, E. A., Baloglu, U. B., Yildirim, O., & Acharya, U. R. (2020). Automated detection of COVID-19 cases using deep neural networks with X-ray images. *Computers in Biology and Medicine*, 103792.
- [11] Narin, A., Kaya, C., & Pamuk, Z. (2020). Automatic detection of coronavirus disease (covid-19) using x-ray images and deep

الجدول (3) ترتيب عوامل الخطورة للوفاة للمصابين

بمرض فيروس كورونا كوفيد 19

الترتيب	عامل الخطورة	نسبة أرجحية	نسبة الشفاء	نسبة الوفاة بوجود عامل الخطر
1	السعال	3.69	0.61	2.25
2	الحمى	2.32	0.70	1.63
3	العتامة الخلالية	2.10	0.76	1.6
4	الاندماج السنخي	1.18	0.94	1.11
5	الإشباع بالأوكسجين	0.97	0.96	1.02
6	الجنس	0.88	1.05	0.93
7	عدد اللمفاويات	0.85	1.07	0.90
8	ضيق التنفس	0.78	1.11	0.87
9	ارتفاع درجة الحرارة	0.65	1.21	0.79
10	أمراض مزمنة	0.62	1.21	0.75
11	ارتشاح سوائل	0.58	-	-
12	سماكة البينية	0.39	1.52	0.59
13	عدد الكريات البيض	0.25	1.56	0.38
14	العمر	0.03	7.17	0.18
15	عدد العدلات	-	1.77	-

4- الخلاصة

تم في هذا البحث بناء شبكة عصبونية متعددة الطبقات للتنبؤ بخطر الوفاة لدى مرضى فيروس كورونا كوفيد 19 بناءً على المعلومات الديموغرافية للمرضى والأعراض الفيزيولوجية بالإضافة الى موجودات الصور الشعاعية للصدر والتحليل المخبرية للدم باستخدام (49) عينة من مرضى تأكدت إصابتهم بمرض فيروس كورونا كوفيد 19 ووصلت دقة النظام إلى (95.9%). وهكذا نجد أنه يمكن للنظام المقترح مساعدة المستشفيات والمنشآت الطبية في تحديد الحالات التي تستدعي أولوية أكبر للاهتمام والرعاية في المستشفى، مما يزيد عدد حالات الشفاء يومياً، والقضاء على التأخير في توفير ما يلزم من رعاية أي نقصان عدد الوفيات. ويمكن توسيع هذه الدراسة إلى

- [22] <https://github.com/UCSD-AI4H/COVID-CT>.
- [23] <https://www.medrxiv.org/>
- [24] <https://www.biorxiv.org/>
- [25] Pourhomayoun, M., Alshurafa, N., Mortazavi, B., et al (2014, October). Multiple model analytics for adverse event prediction in remote health monitoring systems. In 2014 IEEE Healthcare Innovation Conference (HIC).
- [26] Edward J. Rzepoluk, (1998), "Neural Network Data Analysis Using Simulent", Springer-Verlag New York Inc.
- [27] Wu, C. H., & McLarty, J. W. (Eds.). (2012). Neural networks and genome informatics. Elsevier.
- [28] Patan, K. (2008). Artificial neural networks for the modelling and fault diagnosis of technical processes. Springer.
- convolutional neural networks. arXiv preprint arXiv:2003.10849.
- [12] Kwon, M., Kuko, M., Pourhomayoun, M., Martin, V., et al (2018). Multi-label classification of single and clustered cervical cells using deep convolutional networks. California State University, Los Angeles.
- [13] Song, Y., Zheng, S., Li, L., Zhang, X., Zhang, X., Huang, Z.,... & Chong, Y. (2020). Deep learning Enables Accurate Diagnosis of Novel Coronavirus (COVID-19) with CT images. medRxiv. Published online February, 25, 2020-02.
- [14] Singh, D., Kumar, V., & Kaur, M. (2020). Classification of COVID-19 patients from chest CT images using multi-objective differential evolution-based convolutional neural networks. European Journal of Clinical Microbiology & Infectious Diseases, 1-11.
- [15] Pourhomayoun, M., & Shakibi, M. (2020). Predicting mortality risk in patients with COVID-19 using artificial intelligence to help medical decision-making. medRxiv.
- [16] Fan, L., Li, D., Xue, H., Zhang, L., Liu, Z., Zhang, B.,... & Hu, X. (2020). Progress and prospect on imaging diagnosis of COVID-19. Chinese Journal of Academic Radiology, 1-10.
- [17] Huang C, Wang Y, Li X, et al. (2020), Clinical features of patients infected with 2019 novel coronavirus in Wuhan, China. Lancet.395(10223):497-506.
- [18] Lippi, G., & Plebani, M. (2020). Laboratory abnormalities in patients with COVID-2019 infection. Clinical Chemistry and Laboratory Medicine (CCLM), 58(7), 1131-1134.
- [19] Pan Y, Guan H, Zhou S, Wang Y, Li Q, Zhu T, Hu Q, Xia L. (2020), Initial CT findings and temporal changes in patients with the novel coronavirus pneumonia (2019-nCoV): a study of 63 patients in Wuhan, China. EUR RADIOL.
- [20] Salehi S, Abedi A, Balakrishnan S, Gholamrezanezhad A. (2020), Coronavirus Disease 2019 (COVID-19): A Systematic Review of Imaging Findings in 919 Patients. AJR Am J Roentgenol: 1-7.
- [21] Zu, Z. Y., Jiang, M. D., Xu, P. P., Chen, W., Ni, Q. Q., Lu, G. M., & Zhang, L. J. (2020). Coronavirus disease 2019 (COVID-19): A perspective from China. Radiology, 200490.

Received	2020/8/12	إيداع البحث
Accepted for Publ.	2020/11/5	قبول البحث للنشر