جامعة غرداية
كلية العلوم الاقتصادية والتجارية وعلوم التسيير
قسم علوم الاقتصادية
مخبر التنمية الادارية للارتقاء بالمؤسسات الاقتصادية

أطروحة دكتوراه الطور الثالث في **العلوم الاقتصادية**، تخصص: **اقتصاد نقدي وبنكي**

بعنوان:

تطبيقات نماذج الذكاء الاصطناعي للتنبؤ بمخاطر التعثر المالي في المؤسسة الاقتصادية –دراسة حالة–

من إعداد الطالبة: مـــروة زهـــواني

تحـــت إشـــراف: د . إيـــمان بـــوقـــرة

المشرف المساعد: أ.د مصطفى طويـطي

نوقشت وأجيزت علنا بتاريخ: الخميس 24 ذو القعدة 1443هـ الموافق لـ 23 جوان 2022م

أمام اللجنة المكونة من السادة الأساتذة

الاسم واللقب	الرتبة	الجامعة	الصفة
أحلام بوعبدلي	أستاذ التعليم العالي	جامعة غرداية	رئيسا
إيمان بوقرة	أستاذ محاضر أ	جامعة غرداية	مشرفا ومقررا
مصطفى طويطي	أستاذ التعليم العالي	جامعة غرداية	مشرفا مساعد
ذهبية بن عبد الرحمان	أستاذ محاضر أ	جامعة غرداية	مناقشا
يوسف صوار	أستاذ التعليم العالي	جامعة سعيدة	مناقشا
محمد بن بوزيان	أستاذ التعليم العالي	جامعة تلمسان	مناقشا

الموسم الجامعي: 2021-2022

الإهـــداء

أهدي هذا العمل

إلى من قال الله في حقهما (ولا تقل لهما اف ولا تنهرهما) الوالدين الكريمين ودعمهما لي في مشواري الدراسي

أطال الله عمرهما وجزاهما الله عني كل خيرا

إلى بركة العائلة أطال الله عمرها جدتي مباركة العقون

إلى زوجي الذي تقاسم معي لحظات الفشل والنجاح في إعداد هذا العمل ودعمه لي من بداية المشوار

إلى سندي بهذه الحياة أخواتي صفاء، أنفال وإسراء

وعزوتي أخي عرفة

والبرعمين 'وسيم وتيهنان' وأخي الذي لم تلده لي أمي 'سيد أحمد كلغلغ'

إلى كل من تحمل لقب زهواني ومرّاد

إلى جميع الاساتذة والطلبة الذين يعانون من هوس وخوف تعلم المواد الكمية والقياسية

إلى جميع من خاف ويخاف أن يدرس موضوع الذكاء الاصطناعي بتطبيقاته ونماذجه والبرامج الإحصائية المتقدمة

إلى كل من يذكره قلبي ولم يذكره قلمي

أطلب من الله أن يتقبل منا هذا العمل

"فإن أصبنا فلنا أجر وإن أخطأنا فحسبنا أننا حاولنا"

شكر وتقدير

أتقدم أولا بالحمد والشكر لله الكريم لأنه سهل لي هذا العمل ووفقني لإنجازه وهداني إلى طريق المعرفة فله الحمد إذا رضي وله الحمد حتى يرضى وله الحمد بعد الرضا.

أتقدم بجزيل الشكر للأستاذة المشرفة الدكتورة **إيمان بوقرة** على ما قدمته لي من نصائح وتوجيهات والتي كان لها أثر في إتمام هذا العمل

كما لا أنسى الأستاذ مساعد المشرف الاستاذ الدكتور **مصطفى طويطي** على نصائحه وتوجيهاته لي لما لها من أثر في اتمام العمل

ولجنة المناقشة لقبولها مناقشة أطروحتي

أتقدم بالامتنان والشكر للدكتور **محمد حسن الملك** قسم الهندسة المدنية والبيئية من جامعة الملك فهد للبترول والمعادن بالمملكة العربية السعودية لتقديمه لي يد العون ولم يبخل عَلَيَّ بالمعلومات والنصائح والإرشادات والمتابعة اليومية للعمل وفي كل الأوقات

وأشكر الدكتور **إبراهيم محمد جاد** قسم الرياضيات من جامعة طنطا على أخلاقه النَّبيلة ومواقفه الجميلة التي لا تُنسى وعلى مساعدته ومتابعته لي خطوة بخطوة في الجانب العملي، وسعة صدره وصبره معي ووقته القيم، فكل كلمات العالم لا يُمكنها أن تُوفيه حقه، فله مني جزيل الشكر على كل شيء

والزميل الأستاذ **مصطفى عبد الغني عليوان** قسم إحصاء من الجامعة اللبنانية ببيروت على حرصه على تقديم العمل في أبهى حلة من الناحية الإحصائية ومتابعته الخطوات معنا وسعة صدره وصبره معي

والدكتور **ساعد العوادي** قسم العلوم الاقتصادية من جامعة البليدة 2 على تقديمه محاضرات اونلاين قيمة في الذكاء الاصطناعي وتطبيقاته لمدة سنة كاملة بدون تعب ولا كلل ولا ملل جزاه الله عنا كل خير ونفع به الأمة

والأستاذ **محمد سعيد أبو حسين** قسم الوراثة من جامعة الأزهر القاهرة على مساعداته القيمة ومده يد العون لي عند الحاجة، جزاه الله كل خير

كما لا يسعني أن أنسى تقديم الامتنان والشكر لزملائي الدكتورة **رحيمة شخوم** والدكتور **منير خطوي** **ووليد بن شاعة** على كل مساعداتهم، وكلمات التشجيع ودعمهم لي

إضافة الى جهود ومساعدة عون السجل التجاري **حرزالله خطوي** وكل التسهيلات التي قدمها لي بطلب أو بدونه جزاه الله عني كل خير

وفي الأخير لا أنسى عمال مكتبة كلية العلوم الاقتصادية والتجارية وعلوم التسيير بجامعة غرداية لمساعدتهم ومنحهم لي تسهيلات لإنجاز هذا العمل

أشكر كل من ساهم في انجاز هذا العمل من قريب أو بعيد وأقول لهم جزاكم الله عني خيرا.

مسرورة

الملخص:

تهدف هذه الدراسة إلى التعرف على مدى فعالية نماذج تطبيقات الذكاء الاصطناعي في التنبؤ بالتعثر المالي لمجموعة من المؤسسات الاقتصادية الجزائرية المسجلة بـ CNRC خلال الفترة (2011-2018)، وذلك باستخدام نموذجي الشبكات العصبية العميقة (DNN) والخوارزمية الجينية (GA) التي تم تصميمها وتدريبها بالغابات العشوائية، متجهات الدعم الآلي والشبكات العصبية الاصطناعية، ولتحقيق ذلك، تم اختيار مجموعة من المؤسسات تضمنت 141 مؤسسة منها 90 سليمة و51 متعثرة، بالاعتماد على 23 نسبة مالية، والاستعانة ببرنامج Python (Colab).

توصلت هذه الدراسة إلى مجموعة من النتائج كما يلي: قدرة نموذج الشبكات العصبية العميقة على التصنيف بنسبة 97,34 %، في حين أن نتيجة نموذج الخوارزميات الجينية كانت أفضل عند تدريبها بالغابات العشوائية وكانت نسبتها 99,46%، كما توصلنا إلى أن نسب المردودية في النموذجين كالعائد على الأصول، العائد على الخصوم، الربحية الاجمالية، العائد على اجمالي الاصول الثابتة، المردودية المالية هي التي تعبر عن الحالة المالية للمؤسسات الاقتصادية الجزائرية بدرجة كبيرة، لما لها من قدرة عالية على التمييز بين المؤسسات السليمة والمتعثرة.

الكلمات المفتاحية: تنبؤ، تعثر مالي، ذكاء اصطناعي، شبكات عصبية عميقة، خوارزميات جينية، غابات عشوائية، مؤسسات اقتصادية جزائرية.

Abstract

This study aims to identify the effectiveness of Artificial Intelligence application models in predicting the financial distress of a group of Algerian economic institutions registered with CNRC during the period (2011-2018), Using the deep neural network (DNN) and genetic algorithm (GA) models designed and trained by random forests, automated support vectors and synthetic neural networks. To achieve this, A set of institutions was selected, including 141 institutions, including 90 sound and 51 distress, based on 23 financial ratios, and using the "Colab" Python program.

This study came up with a set of findings: The Deep Neural Network's model's ability to classify 97.34%, while the genetic algorithm model's result was better when trained in random forests and was 99.46%. We have also found that the profitability ratios of the two models, such as return on assets, return on liabilities, total profitability, return on total fixed assets, and financial returns, reflect the financial situation of Algerian economic institutions to a large extent, as they have a high capacity to distinguish between sound and distressed institutions.

Keywords: Prediction, Financial Distress, Artificial Intelligence, Deep Neural Networks, Genetic Algorithms, Algerian economic institutions.

قائمة المحتويات

قائمة المحتويات

المحتوى	الصفحة
الاهداء	
الشكر	
الملخص	
قائمة المحتويات	II
قائمة الجداول	IV
قائمة الأشكال	V
قائمة الملاحق	VII
قائمة المختصرات	VIII
مقدمة عامة	2
الفصل الأول: الإطار النظري لتطبيقات الذكاء الاصطناعي والتعثر المالي	
تمهيد الفصل الأول	8
المبحث الأول: الإطار المفاهيمي للذكاء الاصطناعي	9
المطلب الأول: ماهية الذكاء الاصطناعي	9
المطلب الثاني: الشبكات العصبية الاصطناعية	15
المطلب الثالث: الخوارزمية الجينية	29
المطلب الرابع: نماذج أخرى للذكاء الاصطناعي	37
المبحث الثاني: الإطار المفاهيمي للتعثر المالي	44
المطلب الأول: ماهية التعثر المالي	44
المطلب الثاني: مؤشرات التعثر المالي	52
المطلب الثالث: التنبؤ بالتعثر المالي وعلاقته بالذكاء الاصطناعي	61
المبحث الثالث: مراجعة الأدبيات المتعلقة بالدراسة الحالية	69
المطلب الأول: الدراسات المحلية	69
المطلب الثاني: الدراسات الأجنبية	74
المطلب الثالث: مقارنة الدراسات السابقة بالدراسات الحالية	84
خلاصة الفصل الأول	95
الفصل الثاني: الإطار العملي لنماذج تطبيقات الذكاء الاصطناعي في المؤسسات الاقتصادية الجزائرية	
تمهيد الفصل الثاني	97
المبحث الاول: منهجية الدراسة	98

المطلب الاول: مجتمع وعينة الدراسة	98
المطلب الثاني: متغيرات الدراسة والأساليب الاحصائية المستخدمة	99
المطلب الثالث: آلية عمل النماذج المطبقة في الدراسة	105
المبحث الثاني: بناء نموذج احصائي للتنبؤ بالتعثر المالي	120
المطلب الأول: وصف وتحليل بيانات الدراسة	120
المطلب الثاني: صياغة نموذج للتنبؤ بمخاطر التعثر المالي باستخدام الشبكات العصبية العميقة	132
المطلب الثالث: صياغة نموذج للتنبؤ بمخاطر التعثر المالي باستخدام الخوارزميات الجينية	162
المبحث الثالث: مناقشة النتائج	173
المطلب الاول: عرض النتائج والمفاضلة بين نموذجي الدراسة	173
المطلب الثاني: اختبار فرضيات الدراسة	175
المطلب الثالث: قراءة نتائج الدراسة في ضوء الدراسات السابقة	176
خلاصة الفصل الثاني	178
خاتمة عامة	180
قائمة المراجع	186
الملاحق	204
الفهرس	

قائمة الجداول

الرقم/الفصل	البيان	الصفحة
الجدول (01 – 01)	نسب السيولة	56
الجدول (02 – 01)	نسب النشاط	57
الجدول (03 – 01)	نسب الهيكلية	59
الجدول (04 – 01)	نسب الربحية	60
الجدول (05 – 01)	ملخص الدراسات السابقة العربية والأجنبية	84
الجدول (06 – 02)	قائمة القطاعات المدرجة في منصة السجل التجاري	98
الجدول (07 – 02)	النسب المالية المستخدمة في الدراسة	102
الجدول (08 – 02)	القيم المفقودة المتعلقة بالبيانات الدراسة	123
الجدول (09 – 02)	التحليل الوصفي للمتغيرات المالية لوضعية المؤسسات	124
الجدول (10 – 02)	الحالة المالية للمؤسسات	130
الجدول (11 – 02)	ترتيب النسب على حسب أهميتها	132
الجدول (12 – 02)	تقسيم بيانات الدراسة الى عينتي تدريب واختبار	133
الجدول (13 – 02)	ملخص نتائج النموذج التسلسلي والتسلسلي 1	144
الجدول (14 – 02)	ملخص نتائج النموذج التسلسلي2 و3 و4 و5	162
الجدول (15 – 02)	مخرجات تدريب الخوارزميات الجينية بالغابات العشوائية	165
الجدول (16 – 02)	مخرجات تدريب الخوارزميات الجينية بمتجهات الدعم الآلي	167
الجدول (17 – 02)	مخرجات تدريب الخوارزميات الجينية بالشبكات العصبية	170
الجدول (18 – 02)	المفاضلة بين نموذجي الدراسة	173

قائمة الأشكال

الرقم/الفصل	البيان	الصفحة
الشكل (01-01)	العلماء الذين ساهموا في إنشاء الذكاء الاصطناعي	13
الشكل (01-02)	الشبكة العصبية البيولوجية	16
الشكل (01-03)	تقسيم نظريات وظائف الدماغ إلى مبادئ وبيانات	16
الشكل (01-04)	تقسيمات أنواع الشبكات العصبية الاصطناعية	20
الشكل (01-05)	تقسيمات الذكاء الاصطناعي وفروعه	21
الشكل (01-06)	معمارية الشبكات العصبية العميقة	21
الشكل (01-07)	معمارية الشبكات العصبية الاصطناعية التكرارية	23
الشكل (01-08)	أنواع الشبكات العصبية العميقة التكرارية	24
الشكل (01-09)	طوبولوجية الشبكات العصبية التلافيفية	25
الشكل (01-10)	موقع الخوارزمية الجينية في تقنيات البحث العشوائي	31
الشكل (01-11)	أنواع النسب حسب مصدر اشتقاقها	53
الشكل (02-12)	النموذج المقترح في الدراسة	101
الشكل (02-13)	هيكل ومكونات الشبكات العصبية الاصطناعية	105
الشكل (02-14)	أنواع دوال التنشيط المستخدمة في الشبكات العصبية الاصطناعية	108
الشكل (02-15)	مخطط LSTM بوابة النسيان	113
الشكل (02-16)	مخطط LSTM بوابة الادخال	113
الشكل (02-17)	مخطط LSTM بوابة الاخراج	114
الشكل (02-18)	خوارزمية جينية بيولوجية	117
الشكل (02-19)	خطوات عمل الخوارزمية الجينية	118
الشكل (02-20)	آلية عمل الخوارزمية الجينية	118
الشكل (02-21)	النموذج الافتراضي للشبكات العصبية العميقة	122
الشكل (02-22)	النموذج الافتراضي للخوارزميات الجينية	122
الشكل (02-23)	تمثيل مخرجات الدراسة	131
الشكل (02-24)	أهم المتغيرات التي تحدد الحالة المالية للمؤسسات	131
الشكل (02-25)	مصفوفة الارتباك (Confusion Matrix) للنموذج التسلسلي	135
الشكل (02-26)	منحنى ROC للنموذج التسلسلي	137
الشكل (02-27)	منحنى الدقة والاسترجاع للنموذج التسلسلي	138
الشكل (02-28)	يوضح خسارة عينتي التدريب والاختبار للنموذج التسلسلي	139

الشكل (02-29)	مصفوفة الارتباك (Confusion Matrix) للنموذج التسلسلي 1	140
الشكل (02-30)	منحنى ROC للنموذج التسلسلي1	141
الشكل (02-31)	منحنى الدقة والاسترجاع للنموذج التسلسلي1	142
الشكل (02-32)	يوضح خسارة عينتي التدريب والاختبار للنموذج التسلسلي1	143
الشكل (02-33)	مصفوفة الارتباك (Confusion Matrix) للنموذج التسلسلي2	146
الشكل (02-34)	منحنى ROC للنموذج التسلسلي2	147
الشكل (02-35)	منحنى الدقة والاسترجاع للنموذج التسلسلي2	148
الشكل (02-36)	يوضح خسارة عينتي التدريب والاختبار للنموذج التسلسلي2	149
الشكل (02-37)	مصفوفة الارتباك (Confusion Matrix) للنموذج التسلسلي 3	150
الشكل (02-38)	منحنى ROC للنموذج التسلسلي3	151
الشكل (02-39)	منحنى الدقة والاسترجاع للنموذج التسلسلي3	152
الشكل (02-40)	يوضح خسارة عينتي التدريب والاختبار للنموذج التسلسلي3	153
الشكل (02-41)	مصفوفة الارتباك (Confusion Matrix) للنموذج التسلسلي 4	154
الشكل (02-42)	منحنى ROC للنموذج التسلسلي4	155
الشكل (02-43)	منحنى الدقة والاسترجاع للنموذج التسلسلي4	156
الشكل (02-44)	يوضح خسارة عينتي التدريب والاختبار للنموذج التسلسلي4	157
الشكل (02-45)	مصفوفة الارتباك (Confusion Matrix) للنموذج التسلسلي 5	158
الشكل (02-46)	منحنى ROC للنموذج التسلسلي5	159
الشكل (02-47)	منحنى الدقة والاسترجاع للنموذج التسلسلي5	160
الشكل (02-48)	يوضح خسارة عينتي التدريب والاختبار للنموذج التسلسلي5	161

قائمة الملاحق

الرقم	البيان	الصفحة
الملحق 01	أنواع الشبكات العصبية الاصطناعية	204
الملحق 02	منحنى الدقة للنموذج التسلسلي	204
الملحق 03	منحنى الدقة للنموذج التسلسلي1	205
الملحق 04	منحنى الدقة للنموذج التسلسلي2	205
الملحق 05	منحنى الدقة للنموذج التسلسلي3	206
الملحق 06	منحنى الدقة للنموذج التسلسلي4	206
الملحق 07	منحنى الدقة للنموذج التسلسلي5	207
الملحق 08	هيكل الشبكة العصبية العميقة للنموذج التسلسلي عند LSTM_200	207
الملحق 09	هيكل الشبكة العصبية العميقة للنموذج التسلسلي1 عند LSTM_400	208
الملحق 10	هيكل الشبكة العصبية العميقة للنموذج التسلسلي2 عند LSTM_50	208
الملحق 11	هيكل الشبكة العصبية العميقة للنموذج التسلسلي3 عند LSTM_70	209
الملحق 12	هيكل الشبكة العصبية العميقة للنموذج التسلسلي4 عند LSTM_90	209
الملحق 13	هيكل الشبكة العصبية العميقة للنموذج التسلسلي5 عند LSTM_100	210

قائمة المختصرات

المختصرات	العبارة	مدلولها
AI	Artificial Intelligence	الذكاء الاصطناعي
ABC	Artificial Bee Colony	مستعمرات النحل الاصطناعية
ACO	Ant Colony Optimazation	أمثلية مستعمرات النمل
ANN	Artificial Neural Networks	الشبكات العصبية الاصطناعية
BNN	Biological Neural Networks	الشبكات العصبية البيولوجية
CNN	Convolution Neural Networks	الشبكات العصبية التلافيفية
CNRC	Caisse nationale du Registre du Commerce	صندوق السجل الوطني التجاري
clf	Classification	التصنيف
CV	Cross Validation	/
DL	Deep Learning	التعلم العميق
DNN	Deep Neural Network	الشبكات العصبية العميقة
EHO	Elephant herding optimization	أمثلية رعي الفيلة
EDA	Explanatory Data Analysis	تحليل البيانات الاستكشافية
FN	False Negative	السلبي الخاطئ
FP	False Positive	السلبي الإيجابي
FPR	False Positive Rate	معدل الخاطئ الصحيح
GA	Genitic Algorithm	الخوارزميات الجينية
ICS	Improved Cuckoo Search	تحسين بحث الوقواق
KNN	K-Nearest Neighbor	K أقرب جار
LSTM	Long Short Term Memory	ذاكرة طويلة، قصيرة المدى
ML	Machine Learning	تعلم الآلة
Opt	Optimization	الأمثلية
PSO	Particle Swarm Optimization	أمثلية سرب الطيور
ReLU	Rectified Linear Unit	وحدة خطية معدلة
RNN	Recurrent Neural Networks	الشبكات العصبية التكرارية
ROC	Characteristics Operating Receiver	خصائص تشغيل جهاز الاستقبال
RF	Random forests	الغابات العشوائية
SI	Swarm Intelligence	الأسراب الذكية

التعلم بإشراف	Supervised Learning	**SL**
متجه الدعم الالي	Support Vector Machine	**SVM**
الظل المماسي	Tangent heberbolic	**Tanh**
الحقيقي السلبي	True Negative	**TN**
حقيقي إيجابي	True Positive	**TP**
المعدل الحقيقي الايجابي	True Positive Rate	**TPR**

مقدمـة عامة

1) توطئة

إن مرور المؤسسات بفترات مالية صعبة لا تستطيع فيها حتى سداد الديون والفواتير والالتزامات الأخرى بحلول تاريخ استحقاقها، فذلك معنى أنها تعاني من ضائقة مالية. وفي الغالب ما يكون لدى موظفي المؤسسات المتعثرة معنويات أقل وضغط أعلى بسبب زيادة فرصة الفشل الذي قد يؤدي إلى الإفلاس، مما قد يجبرهم على ترك وظائفهم، في حين أن تلك المؤسسات قد تجد صعوبة في الحصول على تمويل جديد لها، وأن قيمتها السوقية تنخفض بشكل كبير، مما يؤثر على زبائنها وموردیها. حيث يساعد الاطلاع على البيانات المالية للمؤسسات، المستثمرين والأطراف الأخرى على تحديد سلامتها المالية الحالية والمستقبلية. وفي هذا الإطار تم اللجوء الى استخدام البيانات المالية للمؤسسات وبالضبط النسب المالية مثل نسب السيولة، الربحية، المديونية والنشاط فمثلا إذا كانت التدفقات النقدية السلبية التي تظهر في بيان التدفق النقدي هي علامة تدل على بداية الضائقة المالية، وقد يكون سبب ذلك هو التباين الكبير بين المدفوعات النقدية والمبالغ المستحقة القبض، أو الفائدة المرتفعة، أو انخفاض رأس المال العامل وغيرها العديد من العوامل. يميل هذا النوع من المؤسسات التي تواجه مثل هذه المواقف إلى المرور بها لفترة طويلة من الوقت وقد تضطر في النهاية إلى التخلي عن الأصول المضمونة بديونهم أو فقدانها كلية أو مواجهة المصادرة بالقانون.

ومن هنا كان لابد على المسيرين أن يعالجوا التعثر المالي بطرق حديثة تواكب تكنولوجيا العصر، وتأسيسا على ذلك ظهرت نماذج تطبيقات الذكاء الاصطناعي، كإحدى الطرق الذكية والحديثة ذات الكفاءة والجودة العالية في اظهار نتائج دقيقة ومحددة. ولقد تغلغل الذكاء الاصطناعي في ميدان الاقتصاد والمال كغيره من الميادين الكثيرة التي أدرج فيها، نظراً للحساسية والمخاطر الذي يتعرض لها هذا القطاع بالذات كل يوم. وتجدر الاشارة هنا إلى أن نموذجي: الشبكات العصبية والخوارزمية الجينية تعد من أكثر النماذج شهرة في الاستخدام من قبل الباحثين المهتمين.

يحظى موضوع التنبؤ بتعثر المؤسسات باهتمام عالمي كبير خاصة المتقدم منه، لاسيما في ظل المنافسة في البيئة المعاصرة، حيث أن إدراك المؤسسات لأهمية التنبؤ بالتعثر المالي يمثل عاملا أساسيا في نموها واستمرارها في الأجل الطويل، ومن هنا أصبح التنبؤ بتعثر المؤسسات الاقتصادية الجزائرية، أمرًا يتطلب مزيدا من الاهتمام لمساعدتها على تجنب مثل هذه الحالات وتحقيق أهدافها وفقا لنظمها ومنهجية عملها، ولقد ثبت في عدد من الدراسات السابقة أن استخدام الذكاء الاصطناعي بمختلف نماذجه قد سجل نجاحا ملحوظا في التنبؤ بتعثر المؤسسات بأنواعها مالية كانت أو غير مالية وذلك قبل حدوثه بفترة مالية.

وللقضاء أو التخفيف من حدة معاناة المؤسسات الاقتصادية الجزائرية من آثار مخاطر التعثر المالي التي قد تتعرض لها، وجب البحث عن حلول استباقية مجدية ومستدامة، لوقاية المؤسسات من هذه المشاكل بالمستقبل، وفي ظل العديد من النماذج التقليدية التي عالجت التعثر المالي وجب البحث عن نماذج حديثة تعالج المشكل نفسه بطرق احصائية حديثة وأكثر دقة من سابقتها.

تحقيقاً لما سلف جاءت الدراسة الحالية للتعرف على مدى دقة وفاعلية نموذجي الشبكات العصبية العميقة والخوارزمية الجينية في تصنيف المؤسسات الجزائرية الاقتصادية من حيث السلامة أو التعثر، وذلك خلال الفترة (2011-2018).

2) اشكالية الدراسة:

تتميز بيئة المؤسسات الاقتصادية بتنامي وتسارع التغيرات فيها، والتي تصاحبها العديد من التحديات والمخاطر لاسيما المالية منها والتي أصبحت تشكل تهديدا حقيقيا للهياكل المالية لمعظم تلك المؤسسات إضافة إلى البيانات المالية كالقوائم والميزانيات التي لها أهمية عظمى في تقديم المعلومة الضرورية والمهمة لمستعمليها، والمؤسسات الجزائرية كغيرها تواجه الأمر نفسه، لذلك توجب ضرورة التنبؤ المبكر بها وذلك باستخدام أحدث التقنيات والأساليب المتبعة، استنادا على ما تقدم ذكره يتبلور **التساؤل الرئيسي** في هذه الدراسة كما يلي:

" ما مدى فعالية نماذج الذكاء الاصطناعي في التنبؤ بمخاطر التعثر المالي للمؤسسات الاقتصادية الجزائرية خلال الفترة 2011-2018؟ "

ويتفرع التساؤل الرئيسي السابق إلى **التساؤلات الفرعية** التالية:

1. فيما تتمثل نماذج الذكاء الاصطناعي؟
2. فيما تتمثل مقاييس التعثر المالي؟
3. كيف يمكن التنبؤ بالتعثر المالي باستخدام نماذج الذكاء الاصطناعي؟
4. هل يعتبر نموذج الخوارزمية الجينية أفضل من نموذج الشبكات العصبية العميقة من حيث دقته العالية في تحديد أهم النسب المالية المستخدمة في التنبؤ بالتعثر المالي للمؤسسات الاقتصادية الجزائرية؟
5. هل يعتبر نموذج الخوارزمية الجينية أفضل من نموذج الشبكات العصبية العميقة من حيث قدرته العالية في تدريب نماذج أخرى لتحسين نتائج عملية التنبؤ بالتعثر المالي للمؤسسات الاقتصادية الجزائرية؟

3) فرضيات الدراسة: تختبر هذه الدراسة الفرضية التالية:

" يتميز نموذج الخوارزميات الجينية عن نموذج الشبكات العصبية العميقة بدقته العالية في التنبؤ بالتعثر المالي للمؤسسات الاقتصادية الجزائرية "

ويمكن اقتراح الفرضيتين الفرعيتين التاليتين:

1. يتميز نموذج الخوارزميات الجينية عن نموذج الشبكات العصبية العميقة بدقته العالية في تحديد أهم النسب المالية المستخدمة في التنبؤ بالتعثر المالي للمؤسسات الاقتصادية الجزائرية؛

2. يتميز نموذج الخوارزميات الجينية عن نموذج الشبكات العصبية العميقة بقدرته العالية في تدريب نماذج أخرى لتحسين نتائج عملية التنبؤ بالتعثر المالي للمؤسسات الاقتصادية الجزائرية.

4) مبررات اختيار الموضوع: تتمثل مبررات اختيار الموضوع فيما يلي:

- الميل الشخصي لدراسة موضوع الذكاء الاصطناعي، باعتباره موضوع الساعة وكل العالم سيؤول إليه حاضرا ومستقبلا؛
- اكتشاف طرق احصائية ونماذج حديثة متقدمة للغاية، ومدى قدرتها ودقتها على التنبؤ بالتعثر المالي؛
- تنمية مهاراتي العلمية والعملية في المجال الكمي لأهميته في تفسير الظواهر الاقتصادية.

5) أهداف الدراسة: تهدف هذه الدراسة إلى معرفة ما يلي:

- أهم تطبيقات نماذج الذكاء الاصطناعي؛
- أبرز المؤشرات استخداما والتي تساعد على قياس التعثر المالي؛
- كيفية استخدام الشبكات العصبية العميقة والخوارزميات الجينية لتحديد أهم النسب والتنبؤ بدقة عالية بالتعثر المالي للمؤسسات الاقتصادية الجزائرية.

6) أهمية الدراسة:

تعتبر نماذج الذكاء الاصطناعي من أحدث وأهم الطرق لعلاج التعثر، وعليه فالمؤسسات الاقتصادية الجزائرية تعاني الكثير من مشاكل في هياكلها التمويلية، وقد أثر هذا التعثر في هياكلها المالية وخسائرها على مستوى كفاءتها في السوق الجزائرية، مما أدى إلى وجود تدنى وخلل في أدائها المالي والتشغيلي، هذا الأخير هو الذي يعرضها لمخاطر التعثر المالي من خلال نقص في الموارد المالية ونقص الفرص الاستثمارية وهذا

لا يساعد أصحاب المصالح في تحقيق أهدافهم، حيث تنبع أهمية الدراسة الحالية من محاولة التخفيف من حدة هذه المخاطر التي تتطلب البحث والتنقيب عن آليات تساعدها في التنبؤ بمخاطر التعثر المالي وبالتالي تجنبها، والتعجيل بتقديم حلول مناسبة لتحسين وضعها المالي قبل تفاقم المشكل. لذلك فإن هذه الدراسة تساعد وترشد المساهمين وأصحاب المؤسسات على التنبؤ بمخاطر التعثر المالي، في المؤسسات الاقتصادية وفق نموذج متطور وعالي الدقة والسرعة، من أجل أن تحتاط قبل وقوعها في مرحلة العسر الحقيقي والذي يؤدي بدوره إلى الفشل، ويكون ذلك وفقا لنماذج الذكاء الاصطناعي.

7) حدود الدراسة: غطت دراستنا:

- **الحدود المكانية:** تم إجراء هذه الدراسة على مجموعة من مؤسسات التي حددت بـ 141 مؤسسة اقتصادية ناشطة في السوق الجزائرية والمسجلة فيCNRC ؛
- **الحدود الزمانية:** تمت هذه الدراسة في الفترة (2011– 2018).

8) منهج الدراسة:

عند استعراض الجانب النظري تم الاعتماد على المنهج الوصفي لدراسة وصف، عرض وتحليل التعثر المالي وتطبيقات نماذج الذكاء الاصطناعي وصفا دقيقا، اضافة إلى الدراسات السابقة بهدف الحصول على الإطار النظري للدراسة من خلال الكتب، الأطروحات، الرسائل والمقالات العلمية...الخ، كما تم استخدام المنهج التحليلي لدراسة حالة الجانب التطبيقي والتعبير عنه كميا من خلال جمع البيانات وتحليلها للوصول إلى النتائج والاستنتاجات التي تسهم في تحسين التنبؤ بمخاطر التعثر المالي للمؤسسات باستخدام الشبكات العصبية الاصطناعية العميقة والخوارزميات الجينية.

9) صعوبات الدراسة:

- نقص الدراسات العربية التي عالجت الموضوع؛
- انعدام المراجع المتعلقة بالذكاء الاصطناعي في مكتبة الجامعة؛
- صعوبة ضبط النماذج المستخدمة في الأطروحة لكثرتها؛
- النقص الفادح في إدراج القوائم المالية من طرف بعض المؤسسات مما اضطرنا إلى حذفها وتقليل البيانات والسنوات، وقلة عدد المؤسسات الاقتصادية المتاحة مقارنة بالعدد الواجب استخدامه في نماذج تطبيقات الذكاء الاصطناعي؛

- العدد الكبير للساعات التي يأخذها البرنامج عند تنفيذ الخوارزمية التي تتطلب ساعات، أياماً وأشهراً.

10) هيكل الدراسة:

سعيا منا للإجابة عن إشكالية الدراسة وتحقيق أهدافها، ومن أجل اختبار صحة الفرضيات، تم تقسيم الدراسة إلى مقدمة عامة وخاتمة عامة، يتوسطهما فصلان الأول يضم الإطار النظري للدراسة، والفصل الثاني تناول الجانب التطبيقي بحيث يحتوي كل فصل على ثلاثة مباحث:

❖ الفصل الأول: تطرقنا فيه إلى الإطار النظري لتطبيقات الذكاء الاصطناعي والتعثر المالي، حيث تضمن هذا الفصل ثلاثة مباحث كما يلي: المبحث الأول كان حول الإطار المفاهيمي للذكاء الاصطناعي، وضم أربعة مطالب، المطلب الأول ماهية الذكاء الاصطناعي، المطلب الثاني الشبكات العصبية الاصطناعية، المطلب الثالث كان حول الخوارزمية الجينية، والمطلب الأخير تضمن نماذج أخرى للذكاء الاصطناعي. أما المبحث الثاني فتضمن الإطار المفاهيمي للتعثر المالي حيث يحوي ثلاثة مطالب، الأول يتحدث عن ماهية التعثر المالي، الثاني عن مقاييس التعثر المالي والأخير عن التنبؤ بالتعثر المالي وعلاقته بالذكاء الاصطناعي. والمبحث الثالث تضمن مراجعة الأدبيات التطبيقية للدراسة الحالية، وقُسِم هو الآخر إلى ثلاثة مطالب، الأول كان يتضمن الدراسات المحلية، الثاني الدراسات الأجنبية والثالث والأخير خصص لمراجعة الأدبيات المتعلقة بالدراسة الحالية.

❖ الفصل الثاني: تطرقنا فيه إلى الإطار العملي لنماذج تطبيقات الذكاء الاصطناعي في المؤسسات الاقتصادية الجزائرية للفترة 2011-2018، حيث تضمن هذا الفصل أيضا ثلاثة مباحث رئيسية هي: المبحث الاول منهجية الدراسة وقسم الى ثلاثة مطالب مجتمع وعينة الدراسة في المطلب الأول، متغيرات الدراسة والأساليب الاحصائية المستخدمة في المطلب الثاني وآلية عمل النماذج المطبقة في الدراسة كانت في مطلب ثالث، أما المبحث الثاني تضمن بناء نموذج احصائي للتنبؤ بالتعثر المالي قسم هو الآخر إلى ثلاثة مطالب وكانت على الترتيب التالي وصف وتحليل بيانات الدراسة، صياغة نموذج للتنبؤ بمخاطر التعثر المالي باستخدام الشبكات العصبية الاصطناعية العميقة، صياغة نموذج للتنبؤ بمخاطر التعثر المالي باستخدام الخوارزميات الجينية، أما المبحث الثالث مناقشة النتائج، تم تجزئته إلى ثلاثة مطالب كما يلي عرض النتائج والمفاضلة بين نموذجي الدراسة (الشبكات العصبية العميقة ونماذج الخوارزمية الجينية)، اختبار فرضيات الدراسة وفي الأخير قراءة نتائج الدراسة في ضوء الدراسات السابقة.

الفصل الأول: الإطار النظري لتطبيقات الذكاء الاصطناعي والتعثر المالي

تمهيد الفصل الأول

معظم المؤسسات الاقتصادية العالمية سواء كانت خاصة أو عامة تكافح من أجل البقاء في الأسواق العالمية والاستمرار فإما أن تكون أو لا تكون وعليه بعد اعتمادها على دراسة السوق ومتطلباته، لابد من وضع خطة لها لحمايتها من الأزمات الاقتصادية. وبالتالي لابد لها من استخدام أساليب احصائية قياسية لتساعدها في مواجهة أزماتها، حيث تُفيدها وتعالج مشاكلها التي تواجهها من انخفاضات وخسائر...الخ. ولتفادي تعرضها لمشاكل وجب عليها مواكبة التطور التكنولوجي، كالتعثر المالي مثلا وغيرها من المخاطر المحتملة، بتقنيات حديثة ومتطورة كانتهاج مجال الذكاء الاصطناعي الذي أصبح حديث الساعة في المجال المالي، فالاقتصاد العالمي أو المحلي على حد سواء بكياناته يجب أن يكون مهيأ للتعرض لهذا النوع من المخاطر يوميا وأيضا عليه أن يكون حذر ويقوم بجميع الاحتياطات اللازمة، إما لتفادي هذه المرحلة أو الاستسلام لها ويقع في المرحلة التي تعتبر أخطر منها وهي الفشل المالي والذي يؤدي إلى الإفلاس والتصفية القانونية من قبل المسيرين.

وفي هذا الفصل سنتطرق إلى مختلف المفاهيم المتعلقة بالذكاء الاصطناعي والتعثر المالي، بالإضافة إلى مراجعة مجموعة من الدراسات السابقة التي بحثت في موضوع الذكاء الاصطناعي والتعثر المالي والعلاقة بينهما وعليه تم تقسيم الفصل الأول من الأطروحة إلى ثلاثة مباحث رئيسية وهي الآتية:

- المبحث الأول: الإطار المفاهيمي للذكاء الاصطناعي؛
- المبحث الثاني: الإطار المفاهيمي للتعثر المالي؛
- المبحث الثالث: مراجعة الأدبيات المتعلقة بالدراسة الحالية.

المبحث الأول: الإطار المفاهيمي للذكاء الاصطناعي

يعتبر علم الذكاء الاصطناعي من العلوم الحديثة المستخدمة في جميع جوانب الحياة والجانب المالي كغيره من الجوانب الأخرى، أخذ فيه حيز كبير من اهتمام الباحثين، حيث قام بحل مشاكل كثيرة، معقدة وبدقة وجودة عالية جدا وهو عبارة عن محاكاة للدماغ البشري، حيث يقوم بنفس وظائفه وفي هذا المبحث سنتطرق إلى ثلاثة مطالب وهي: أساسيات الذكاء الاصطناعي، الشبكات العصبية الاصطناعية، الخوارزميات الجينية ونماذج أخرى للذكاء الاصطناعي.

المطلب الأول: ماهية الذكاء الاصطناعي

ظهر علم الذكاء الاصطناعي في الخمسينات من القرن الماضي وتسبب في ضجة كبيرة في جميع أنحاء العالم، حيث ازدهر في فترات وركد في الأخرى. وجاء هذا العلم ليساعد البشرية وينظم أشياء كثيرة معقدة ويعطي معنى لها من خلال التسهيلات التي يمنحها ولديه مصطلحات وأساسيات يبنى عليها، فلابد للباحث أن يُعَرِجَ عليها، لذلك سنعرج في هذا المطلب على مفهوم الذكاء الاصطناعي ونشأته، خصائصه ومجالاته.

الفرع الأول: مفهوم ونشأة الذكاء الاصطناعي:

إن الازدهار والانتشار الواسع للذكاء الاصطناعي، يجبر العالم على انتهاجه ومتابعته وفي هذا الجزء سنتطرق لتعريف، أهداف وظائف الذكاء الاصطناعي.

أولاً: تعريف، أهداف ووظائف الذكاء الاصطناعي:

1. تعريف الذكاء الاصطناعي (Artificial Intelligence):

إن أول من صاغ ووضع مصطلح الذكاء الاصطناعي في 1956 م، هو جون مكارثي John McCarthy العالم الأمريكي، حيث عرفه بأنه "the science and engineering of making intelligent machines»، أي هو علم وهندسة صناعة الآلات الذكية وخاصة برامج الحاسوب الذكية وهو فرع من فروع علوم الحاسوب الذي يهدف إلى إنشاء الآلات الذكية. إن الذكاء الطبيعي Intelligence كمفهوم يصعب تعريفه بدقة ويمكن اعتباره الجزء الحسابي الذي يعطينا القدرة على تحقيق الأهداف في العالم من حولنا وبقدرة الخالق تختلف درجات الذكاء بين الناس وكذلك الحيوانات وبعض الآلات (آل قاسم، –، صفحة 3)؛

وعرفه (الفرا س.، –، صفحة 3) بأنه مصطلح ازداد استخدامه مؤخراً في ظل النهضة التقنية التي شهدها العالم في مجال تطور الآلات، رغم أن "الذكاء الاصطناعي" كان مجرد حلم طرحه المخرجون في أفلام الخيال حتى منتصف القرن العشرين، إلا أنه أصبح اليوم واقعاً ملموساً نلجأ إليه في كثير من أوقات، حتى إن كنا في بعض الأحيان لا ندرك ذلك في حقيقة الأمر وتحديد ما إذا كانت الآلة التي نستخدمها تتسم بالذكاء الاصطناعي أمر صعب ونسبي، فلا يوجد تعريف محدد للذكاء الطبيعي. باختصار إن الذكاء الاصطناعي هو فرع من فروع العلم الذي يهتم بالآلات التي تستطيع حل ذلك النوع من المسائل التي يلجأ الإنسان عند حلها إلى ذكائه؛

يعتبر الذكاء الاصطناعي أحد فروع علوم الحاسوب الحديثة الذي يبحث عن أساليب متطورة للقيام بأعمال واستنتاجات تحاكي ولو في حدود ضيقة الذكاء البشري، كطريقة التفكير (أي وضع خوارزميات) بكيفية جعل الحاسوب يقوم بحل المشكلات، لذا فإن برامج أنظمة الذكاء الاصطناعي يتم برمجتها بأي لغة من لغات البرمجة، إلا أنه توجد بعض لغات البرمجة المتخصصة لكتابتها، لأن فيها تسهيلات للمبرمج، حيث يقوم غالبا بكتابة أو تمثيل البيانات وتقوم اللغة بعملية البحث وأشهر هذه اللغات برولوج، ليسب، سي شارب، سي...الخ. يعمل الذكاء الاصطناعي معتمدا على مبدأ مضاهاة التشكيلات التي يمكن بواسطته وصف الأشياء وإحداث العمليات باستخدام خواصها الكيفية وعلاقتها المنطقية والحسابية، فهو علم يبحث في كيفية جعل الحاسوب يؤدي عمل الإنسان بطريقة ذكية. (جميل و عثمان، –، الصفحات 5–9)؛

تستنتج الطالبة بناءً على ما تقدم ذكره من تعاريف حول الذكاء الاصطناعي:

" هو ذلك الفرع المطور من علوم الحاسوب على مدى سنوات متواصلة من العمل الدؤوب والاجتهاد، لاحتوائه على مسائل صعبة ومعقدة يصعب على الانسان حلها، لأنها تستغرق منه بذل جهد كبير ووقت أطول للتوصل إلى الحل المرغوب فيه، لذا وببساطة فالذكاء الاصطناعي ما هو إلا محاكاة للدماغ البشري من حيث التفكير، الاستنتاج، المنطق وغيرها من وظائف الدماغ البشري البيولوجي وتجسيدها في آلة، برنامج، تطبيق...الخ ".

2. **أهداف الذكاء الاصطناعي:** وتتمثل في:

- استيعاب العمليات الذهنية المعقدة، التي يقوم بها العقل البشري أثناء ممارسة التفكير؛
- آلية فهم طبيعة الذكاء البشري من خلال عمل برامج للحاسب الآلي والقدرة على محاكاة السلوك الإنساني المتسم بالذكاء الفطري وتعني قدرة برنامج الحاسب على حل مسألة ما، أو اتخاذ قرار في موقف ما، بناءً على وصف تفهم الآلة لهذا الموقف. (ملوكي و سباع، 2019، صفحة 5)

3. **وظائف الذكاء الاصطناعي:** يمكن تقسيم الذكاء الاصطناعي إلى نوعين من الوظائف أو المهام حسب (صالح، 2009، الصفحات 34-35) كالتالي:

- **النوع الأول: وظائف حياتية ذكية:** والتي تعني كل تلك المهام التي يمكن أن يقوم بها الفرد بشكل دوري لكي يتصرف ويتفاعل في العالم، كالرؤية والقدرة على فهم؛ اللغة الطبيعية: أي القدرة على التواصل، التخطيط والحركة؛
- **النوع الثاني: وظائف ومهام خبيرة:** يُعْني الذكاء الاصطناعي بالمهام التي ينفذها بعض الناس بشكل جيد والتي تتطلب تدريبا شاملا ومن أمثلتها المطبقة: التشخيص الطبي، صيانة الأجهزة، ترتيب الحاسوب والتخطيط المالي.

ثانياً: نشأة وتطور الذكاء الاصطناعي:

إن نشأته حسب (عثامنية، 2019، الصفحات 10-11) هو خلاصة ونتاج 2000 سنة من تقاليد الفلسفة ونظريات الإدراك والتعلم و400 سنة من الرياضيات، التي قادت إلى امتلاك نظريات في المنطق، الاحتمال والحوسبة وهو تاريخ عريق في تطور علم النفس وما كشف عن قدرات وطريقة عمل الدماغ الإنساني، بالإضافة إلى أن الذكاء الاصطناعي هو ثمرة الجهود المضنية في اللسانيات التي كشفت عن تركيب ومعاني اللغة وتطور علوم الكمبيوتر وتطبيقاتها، الأمر الذي جعل منه حقيقة مدركة. وتعود جذوره الفلسفية إلى الفلاسفة الإغريق، Socrates Aristole Plato والفيلسوف الفرنسي Francis Bacon (1561-1626) و Bertrand Russell الذي قدم ما يعرف بـ Positivism Logical، كما يعود بجذوره إلى الرياضيات من خلال ثلاثة مجالات هي :الحوسبة، المنطق والنظرية الاحتمالية والجبر الذي تأسس على يد العالم العربي" محمد موسى الخوارزمي[a]".

كما ذكرنا آنفا، إن تجلي وظهور الذكاء الاصطناعي ليس بالشيء الجديد، لقد كان داخل وخارج دائرة الضوء من خمسينيات القرن الماضي، حيث أحدث نقلة نوعية في العالم وفي شتى الميادين وكان له أثر عظيم في المجال المالي الذي هو عصب الحياة الاقتصادية. وعليه هو محاكاة لآلية عمل الدماغ البشري البيولوجي وظهوره أدى إلى مساعدة المحللين والعلماء في مجابهة المسائل المعقدة والضخمة والوصول إلى حلول مثالية، في وقت قصير وبمجهود وتكاليف أقل. (WALLENBERG, p. 14)

[a] عالم رياضيات وفلك وجغرافيا، يُكَنَى بأبي جعفر، ولد (164 هـ، 781 م) وتوفي (232 هـ، 847 م). يعتبر من أوائل علماء الرياضيات المسلمين حيث ساهمت أعماله بدور كبير في تقدم الرياضيات في عصره، له العديد من المؤلفات في علوم الرياضيات والفلك والجغرافيا ويعتبر مؤسس علم الجبر ومن أهم كتبه المختصر في حساب الجبر والمقابلة، وترجم إلى العديد من اللغات.

وعليه بمكن سرد التسلسل التاريخي للذكاء الاصطناعي على النحو التالي حسب (ماجد و الهاشمي، 2018، صفحة 8):

- في 1822 وضع تشارلز باي بيج تصميما لأول "آلة حاسبة في العالم"؛
- في 1854 ابتكر جورج بول نظرية المنطق الجبري المعتمدة على قيمتي" 0 و1؛
- في 1921 تم استخدام مصطلح روبوت لأول مرة في المسرحية التشيكية "روبوتات رسوم عالمية"؛
- في 1940 بدأت المحاولات لابتكار شبكات الكترونية بسيطة تحاكي الخلايا العصبية بصورة بدائية؛
- في 1948 أتى العالم " آلان تيورنج " بأول فكرة عن الآلات ذات القدرة على التفكير كالإنسان؛
- في 1958 اعتبر عالم الرياضيات John Mc Carthy أحد مؤسسي علم الذكاء الاصطناعي ومخترع لغة البرمجة lisp التي تعتبر اللغة المفضلة له.

فبعد انتقاله إلى كلية دارتموث Dartmouth، التي أصبحت بعد ذلك مكان ميلاد الذكاء الاصطناعي وأقنع مكارثي كل من: عالم الأعصاب مارفن منسكي (Marvin Minsky) وكلود شانون (Claud Shannon) وروشستر نتانيل (Rochester Nataniel)، بمساعدته في تجميع باحثين أمريكيين مهتمين بمجالات الشبكات العصبية ودراسات الذكاء ونظرية التحكم، حيث نجحوا في تنظيم ورشة عام 1956م في دارتموث وكان عدد الحاضرين عشرة من ضمنهم شركة **IBM**: وضمتPrincton، ترنشارد مور وآرثور ساموبل وجامعة **MIT** ضمت كل من راي سولومونوف وأوتيفر سلفردج وقد برز في هذا المشهد كل من عالم النفس ألين نويل (Allen Newell) وعالم الاقتصاديات هيربرت سايمون (Simon Herbert) من جامعةّ كارنجيCarnegie، رغمّ أن عددا من الباحثين قدموا أفكارا وبرامج لتطبيقات عديدة، إلا أن Newell وSimon كان لديهما برنامج يفكر يدعى مُنَظر المنطق Logic Theorist. (الرتيمي، 2012، صفحة 17)

وقد كانت انطلاقة أبحاثهما من فرضية أن "جميع الوظائف المعرفية ولاسيما التعلّم، الاستدلال، الحساب، الإدراك والحفظ في الذاكرة وحتى الاكتشاف العلمي أو الإبداع الفني، قابلة للوصف الدقيق لدرجة أنه يمكن برمجة جهاز كمبيوتر لاستِنساخها، ومنذ أكثر من ستين سنة ليس هناك ما يفنّد أو يثبت بشكل قاطع هذه الفرضية التي لا تزال مفتوحة وخصبة في آن واحد (مذكور، 2020، صفحة 92). **والشكل (01-01)** أدناه يوضح صورة علماء الذكاء الاصطناعي:

الشكل (01-01): العلماء الذين ساهموا في إنشاء الذكاء الاصطناعي

المصدر: (شهبي، 2020، صفحة 17)

- في 1980 شهدت أبحاثه صحوة عبر النجاح التجاري للنظم الخبيرة المحاكية للخبراء من البشر؛
- في 1985 وصلت أرباحه إلى أكثر من مليار دولار وبدأت الحكومات في تمويل تلك الأبحاث؛
- في1987 حصل انهيار لسوق آلة "lisp machine" إحدى لغات برمجة الذكاء الاصطناعي

وشهدت أبحاثه انتكاسة وفي نفس السنة حقق نجاحات أكبر في المجال اللوجستي واستخراج البيانات والتشخيص الطبي (أحمد و الهاشمي، 2018، صفحة 8)؛

- في أواخر الثمانينيات وأوائل التسعينيات من القرن الماضي، تم قطع التمويل للذكاء الاصطناعي بشدة، بسبب قيود الأنظمة الخبيرة وعدم تلبية توقعات مشروع الجيل الخامس في اليابان؛
- وفي عام 1993 حتى الآن، حقق أكبر نجاحاته وإن كان ذلك إلى حد ما وراء الكواليس. (Jun Zeng, 2010, pp. 23-24)

الفرع الثاني: خصائص ومجالات الذكاء الاصطناعي:

نعلم أن علم الذكاء الاصطناعي قد غزا جميع جوانب الحياة وله العديد من الخصائص وهذا ما سنتطرق له:

أولاً: خصائص الذكاء الاصطناعي: لخص (بوعوة، 2019، الصفحات 27-28) و (جميل و عثمان، -، صفحة 10) أهم خصائصه فيما يلي:

- القدرة على الفهم أو التعلم **(The ability to learn)** من التجربة وإثارة أفكار جديدة التي تؤدي إلى الابتكار؛
- القدرة على محاكاة الإنسان من خلال التفكير، الإدراك وتخليد الخبرة البشرية من خلال توفير أكثر من نسخة للنظام تعويضا عن الخبراء؛

- استخدام الذكاء لحل المشاكل وغياب الشعور بالتعب والملل وتمثيل واكتساب المعرفة وتطبيقها (**Knowledge representation**)؛
- اجتهاد (**heuristics**) التعامل مع الحالات المعقدة ومع الفرضيات بشكل متزامن بدقة وسرعة عالية ويجتهد في اختيار طرق الحل التي تكون ملائمة مع إمكانية تغيير الحلول؛
- الاستجابة السريعة وبنجاح للحالات والظروف الجديدة؛
- التعامل مع المعلومات غير التامة والغامضة (**imperfect information**) معالجة البيانات الرمزية غير الرقمية من خلال عمليات التحليل والمقارنة المنطقية؛
- تمييز الأهمية النسبية لعناصر الحالة المعروضة ودعم القرارات الإدارية.

ثانياً: مجالات الذكاء الاصطناعي:

لقد أشار (أحمد و الهاشمي، 2018، صفحة 7) إلى المجالات التي يُستخدم فيها الذكاء الاصطناعي في العديد من المجالات العسكرية، الصناعية، الاقتصادية، التقنية، الطبية، التعليمية والخدمية الأخرى...الخ ومن بين أهم تطبيقاته ما يلي:

- الطائرات بدون طيار، السيارات ذاتية القيادة والروبوت المبرمج للعمل مستقلا عن السيطرة البشرية، اضافة إلى الخدمات الذكية كالمنازل والأسلحة ذاتية العمل والهواتف والأجهزة الذكية القادرة على القيام بالعمليات الذهنية كفحص التصاميم الصناعية، مراقبة العمليات واتخاذ القرار؛
- برامج الألعاب كالشطرنج وألعاب الفيديو، التحكم اللاخطي كالتحكم بالسكك الحديدية؛
- المحاكاة المعرفية باستخدام أجهزة الكمبيوتر لاختبار النظريات حول كيفية عمل العقل البشري؛
- التطبيقات الحاسوبية في التشخيص الطبي بالعيادات، المستشفيات وإجراء العمليات الجراحية؛
- برامج الذكاء الاصطناعي في تحليل البيانات الاقتصادية كالبورصة وتطوير أنظمة تداول الأسهم؛
- عناقيد قوقل البحثية على جهاز الحاسوب عبر الإنترنت والتطبيقات الخاصة بتعلم اللغات الطبيعية المختلفة وقواعد فهم اللغات المكتوبة، المنطوقة آليا والرد على الأسئلة بإجابات مبرمجة مسبقاً وأنظمة الترجمة الآلية للغات بشكل فوري؛
- الأنظمة الخبيرة التي تعد من أكثر وأهم اهتمامات الذكاء الاصطناعي في الحاضر والمستقبل.

ونافلة القول أعلاه وباختصار للذكاء الاصطناعي نشأة تاريخية مرت بعدة مراحل ولفترة زمنية طويلة، مما أثر ذلك على خصائصه ومجالات عديدة في الحياة، وكان هدفه الجوهري فهم الذكاء البشري من خلال استيعاب العمليات والمعضلات المعقدة التي تقع في الدماغ، بتقديم حلول تساعد البشر، استعانةً بوظيفتيه الرئيسيتين.

المطلب الثاني: الشبكات العصبية الاصطناعية

تعتبر الشبكات العصبية الاصطناعية أحد أشهر نماذج تطبيقات الذكاء الاصطناعي وهي الأكثر شيوعا وسهولة في الاستخدام، لأنها مستوحاة من الهندسة البيولوجية للدماغ البشري وتتمثل وظيفتها في المساعدة في ايجاد الحلول البديلة للمسائل المعقدة. في هذا المطلب سنناقش محتوى المفهوم والخلفية التاريخية لها، خصائصها، أنواعها واستخداماتها.

الفرع الأول: المفهوم والخلفية التاريخية للشبكات العصبية الاصطناعية

قبل الحديث عن الشبكات العصبية الاصطناعية من الضروري فهم آلية عمل الشبكات العصبية البيولوجية لأنها الأصل المستوحى منه مفهوم الشبكات العصبية الاصطناعية ومن ثَمَ سنتحدث عن مفاهيم ومصطلحات أخرى متعلقة ومرتبطة بها.

أولاً: تعريف الشبكة العصبية البيولوجية (Biological Neural Networks) أو (BNN)

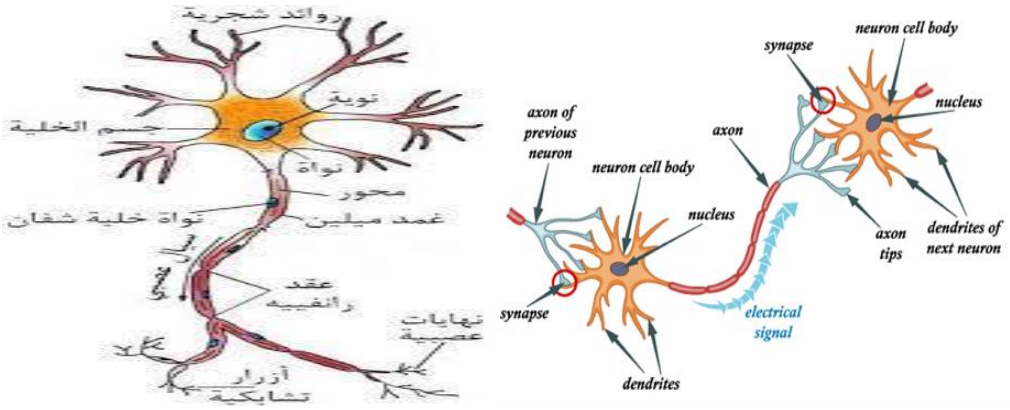
تعد آلية اشتغال وعمل عصبونات الدماغ البشري الإيحاء الأول لفكرة الشبكات العصبية الاصطناعية والتي يمكن تشبيهها بشبكات بيولوجية كهربائية لمعالجة المعلومات الواردة إلى الدماغ البشري، إذ تعتمد هذه المعالجة على المعالجة المتوازية والآنية لإيجاد الروابط بين البيانات الداخلة والخارجة وتسمى هذه الروابط بالدوال الناقلة والتي تبنى نتيجة التعليم والتدريب على أزواج مختلفة من المدخلات والمخرجات (راشد، رشيد، و زكي، 2012، صفحة 249)، حيث يتكون الدماغ البشري من مجموعة ترابط كثيفة من الخلايا العصبية، أو وحدات معالجة المعلومات الأساسية تسمى الخلايا العصبية.

ويحتوي دماغ الإنسان ما يقرب من 10 مليارات خلية عصبية و60 تريليون وصلة نقاط الاشتباك العصبي، فيما بينها باستخدام العديد من الخلايا العصبية في وقت واحد. يمكن للدماغ أداء وظائفه بشكل أسرع بكثير من أسرع أجهزة الكمبيوتر الموجودة اليوم. كل خلية عصبية لها بنية بسيطة للغاية، لكن جيشًا من هذه العناصر يشكل قوة معالجة هائلة. تتكون الخلية العصبية وهذا ما يوضحه **الشكل (02-01)** و**(03-01)** أدناه من جسم الخلية، عدد من الألياف تسمى التشعبات وألياف طويلة واحدة تسمى المحور العصبي (Akhoondzadeh, 2019, p. 5) . تتلقى التغصنات أو التشعبات إشارات كهروكيميائية من الخلايا العصبية المجاورة إلى جسم الخلية، حيث يحتوي هذا الأخير المسمى على نواة وتركيبات كيميائية أخرى مطلوبة لدعم الخلية وينقل المحور العصبي الإشارة من العصبون إلى الخلايا العصبية الأخرى

والاتصال بين التشعبات في اثنتين من الخلايا العصبية، أو ما يسمى بالمشبك.

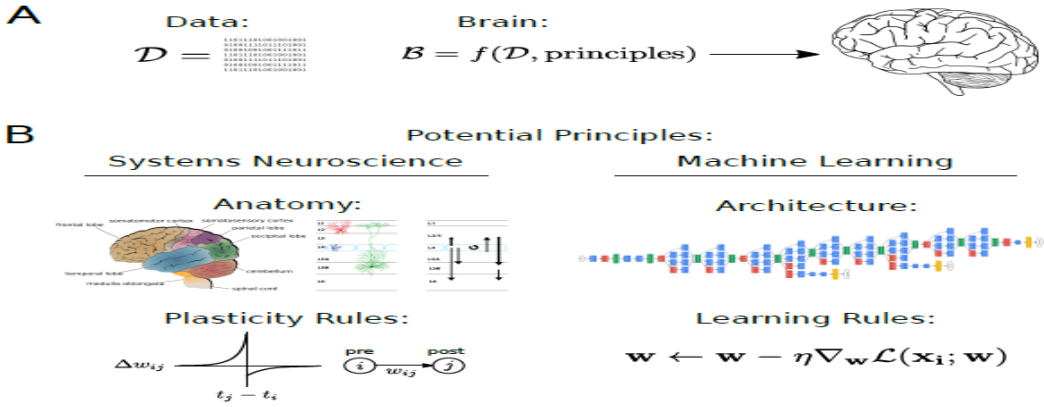
حيث تستقبل الخلايا العصبية إشارات من الخلايا المجاورة لها وعندما تتجاوز قوة الإشارة عتبة معينة، يطلق هذا العصبون إشارته الخاصة ليتم تمريرها إلى الخلية العصبية التالية عبر المحور العصبي باستخدام المشابك، تقوم الإشارة المرسلة إلى الخلايا العصبية الأخرى من خلال هذه الأخيرة بتشغيلها وتستمر هذه العملية حيث يعمل عدد كبير من الخلايا العصبية في وقت واحد ويمتلك الدماغ القدرة على تخزين كمية كبيرة من البيانات (Kukreja, Bharath, Siddesh, & Kuldeep, 2016, pp. 27–28). فتعتبر الخلية العصبية اللبنة الأساسية في الشبكة العصبية فبتغيير وتعديل وضع الخلايا العصبية يختلف سلوك الشبكة وتأثيرها ونتائجها (قنديل، 2016، صفحة 7). والشكلين التاليين يوضحان آلية عمل الشبكة العصبية البيولوجية

الشكل رقم (02-01): الشبكة العصبية البيولوجية



المصدر: (Berrais, 1999, p. 54) و (Mahanta, 2017, p. 1)

الشكل رقم (03-01): تقسيم نظريات وظائف الدماغ إلى مبادئ وبيانات



المصدر: (Lillicrap & Kording, 2019, p. 6)

وحسب (محمد و مصطفى، 2017) فإن الخلية العصبية البيولوجية تتكون من أربعة أقسام:

1. جسم الخلية ويحتوي بدوره على نواة الخلية Cell Body and Nucleus، الذي يمثل الجزء الأساسي فيها؛

2. محور الخلية العصبية Axon فهو الجزء المسئول عن نقل الإشارة العصبية داخل النظام العصبي للدماغ؛

3. الوصلات العصبية Synapses؛

4. التشعب أو التغصن العصبي Dendrites.

ثانياً: تعريف الشبكة العصبية الاصطناعية

الشبكة العصبية الاصطناعية (Artificial Neural Networks) أو (ANN) هو نموذج مستوحى من المزاوجة بين علم البيولوجي ونماذج العلوم الحاسوبية لتمثيل وتجهيز المعلومات في أي من المجالات العلمية، يتكون من عناصر المعالجة (الخلايا العصبية) والمحددة بموجب أوزان لتنظيم العلاقات التي تشكل الهيكل العصبي وتساعد في عمليات التدريب والتذكير، باستخدام أساليب حسابية تدعى الحسابات العصبية neurocomputation. (الإمارة، 2013، صفحة 134)

وتعرف الشبكة العصبية الاصطناعية(ANN) أنها عبارة عن آلية لمعالجة البيانات بشكل يحاكي ويشابه الطريقة التي تقوم بها الشبكات العصبية الطبيعية للإنسان أو الكائن الحي (أي النظام العصبي البيولوجي البشري)، كما يمكن اعتبارها أيضاً بمثابة اقتراح نظرية رياضية تصف كيف يتم العمل في الخلايا العصبية البيولوجية للإنسان وهذا يتم بتبادل الإشارات العصبية من خلية إلى أخرى. (علي و عمر، 2013، صفحة 13)؛

ولقد عرفها (عثامنية، 2019) بنظم معلومات ديناميكية تتشكل وتبرمج طيلة فترة التطوير المخصصة للتدريب والتعلم، أي أنها نظم تتعلم من التجربة وتكتسب خبراتها ومعارفها من خلال التدريب والتعلم بالممارسة العملية. هناك من أطلق عليها مصطلح إما "**المقاربة الارتباطية**" (Connectionism) هي مجموعة من المقاربات في مجالات الذكاء الاصطناعي وعلم النفس الإستعرافي وعلم الأعصاب وفلسفة العقل، حيث تصنع نموذج للظواهر العقلية أو السلوكية كعمليات بازغة في شبكات مترابطة من وحدات بسيطة وهناك العديد من الصيغ الارتباطية، إلا أن أكثرها شيوعاً تستخدم نماذج الشبكات العصبية أو" الشبكات العصبية المحاكية" (SNN). (Blackburn, 2008)

عرفها: (Kudela, Franaszczuk, & Ber, 2003, p. 277) أنها مجموعة مترابطة من عصبونات افتراضية تُنشئها برامج حاسوبية لتشابه عمل العصبون البيولوجي أو بُنَى الكترونية (شيبات الكترونية مصممة لمحاكاة عمل العصبونات). تستخدم النموذج الرياضي لمعالجة المعلومات بناءً على الطريقة الاتصالية في الحوسبة وهي من أقدم تقنيات الذكاء الاصطناعي التي اعْتُمدت في علوم الحاسوب، ظهرت مع الصياغة الرياضية التي قدمها ماك كلوش وبيتس McCulloch and Pitts سنة 1943م. النظرية الأصلية لهذه التقنية ظهرت بشكل موازي مع الخوارزميات من فترة الستينات إلا أن قلة الحواسيب والمعالجات الآلية قلل من استخدام هذه الطريقة وتعتمد هذه التقنية باعتبارها أسلوباً جديداً على بعض البرامج بما يحاكي الشبكات العصبية عند الإنسان (رقايقية، 2019، صفحة 122)؛

وتتعلم الشبكات العصبية الاصطناعية من خلال التقنيات الرياضية والإحصائية كيفية تمييز الأنماط والعلاقات، لكن من دون أن تستند هذه الشبكات على نماذج رياضية أو إحصائية، أي أن التقديرات الإحصائية لهذه الشبكات لا تعمل وفق نموذج يوضح كيفية اعتماد المخرجات على المدخلات لأنها تقديرات خالية من النموذج (بوعوة، 2019، صفحة 28).

وحسب الطالبة فإن المفهوم الشامل للشبكات العصبية الاصطناعية:

هي نموذج من نماذج تطبيقات الذكاء الاصطناعي والتي ترتكز على "التعلم بإشراف" Supervised Learning والذي يندرج ضمن فرع "التعليم الآلي" Machine Learning وتعد الشبكات العصبية الاصطناعية محاكاة للشبكات العصبية الطبيعية لدى الانسان وبذلك فهي عبارة عن نموذج حسابي، تتكون من عقد اصطناعية (نيورونات بيولوجية) متصلة ببعضها البعض والتي تشكل عناصر المعالجة (الخلايا العصبية) وتعتمد على تقنيات رياضية وإحصائية وتستعمل لمعالجة عدد كبير من المدخلات وتتكيف بميكانزيم التعلم على المعالجة المتوازية وتسمح بالتعلم والتدرب تحت نسبة كبيرة من الخطأ المسموح به، من خلال ضربها بالأوزان التي يتم اختيارها عشوائيا وجمعها في دالة التنشيط ومقارنتها بالدالة الحدية (دالة العتبة) لتقديم المخرجات المناسبة في الأخير وطبولوجية توضح الأرقام في رسم بياني مبسط وسلس وسهل القراءة.

ثالثاً: الخلفية التاريخية للشبكات العصبية الاصطناعية:

كانت بداية التفكير في نموذج الشبكات العصبية الاصطناعية في القرن الماضي حيث قام فرويد بالتعرض الفلسفي للفكرة العامة لها وفي 1913 نفذ روسل جهاز هيدروليكي معتمدا على فكرة الشبكات.

وفي 1943 ابتكر العالمان والتر & وورن (Walter) & (Warren) نموذجا حسابيا للشبكات العصبية بالاعتماد على الرياضيات والخوارزميات. سمي أيضا بنموذج منطق العتبة "**Threshold Model Logic**"، حيث اعتبرت تسعينات القرن 20 القفزة الحقيقية في تطويرها وأعلن البيت الأبيض الأمريكي أن عقد (1990-2000) هو عقد المخ والحساب العصبي، نظرا لزيادة عدد المهتمين بالمجال وعدد الذين حضروا المؤتمرات الجمعية الأمريكية الفيزيائية بين 1985 و1987 حوالي 60 إلى أكثر من 2000 شخص بين 1988 و1990. (الشرقاوي، 1993، صفحة 261).

الفرع الثاني: خصائص، أنواع واستخدامات الشبكات العصبية الاصطناعية:

بعد تطرقنا سابقا للمفهوم والخلفية التاريخية للشبكات العصبية الاصطناعية، سنناقش في هذا الفرع أهم خصائص، أنواع واستخدامات الشبكات العصبية الاصطناعية من خلال النقاط التالية:

أولاً: خصائص الشبكات العصبية الاصطناعية:

لخص كل من (بوجعادة و ثلايجية، 2016) و (Alamin, 2019) خصائص الشبكات العصبية الاصطناعية في النقاط التالية:

- ❖ احتوائها على عدد كبير من عناصر المعالجة الشبيهة بالخلايا العصبية البسيطة جدًا، الوصلات الموزونة بين العناصر والتمثيل الموزع للمعرفة الذي يكون عبر هذه الوصلات؛
- ❖ عمليات الشبكات العصبية الاصطناعية قد تنفذ بشكل متوازي ولها القدرة على اشتقاق المعنى من البيانات المعقدة أو الغير دقيقة؛
- ❖ يتم اكتساب المعرفة لدى الشبكة من خلال عملية التعلم بإشراف (Supervised Learning)؛
- ❖ القدرة على تعلم كيفية القيام بمهام الاعتماد على البيانات بواسطة التدريب أو التجربة الأولية؛
- ❖ بإمكانها خلق تنظيمها الخاص وتمثيل البيانات التي تستلمها أثناء عملية التعلم.

ثانياً: أنواع الشبكات العصبية الاصطناعية:

صنف (بن العارية و ساوس، 2018) أنواع الشبكات العصبية وفقا لطبيعة انتشار البيانات عبر طبقات وحداتها وترابطها إلى عدة أنواع وتقسيمات أنظر (الملحق 01)، حيث تتمثل في:

1- شبكات التغذية الأمامية feedforward؛

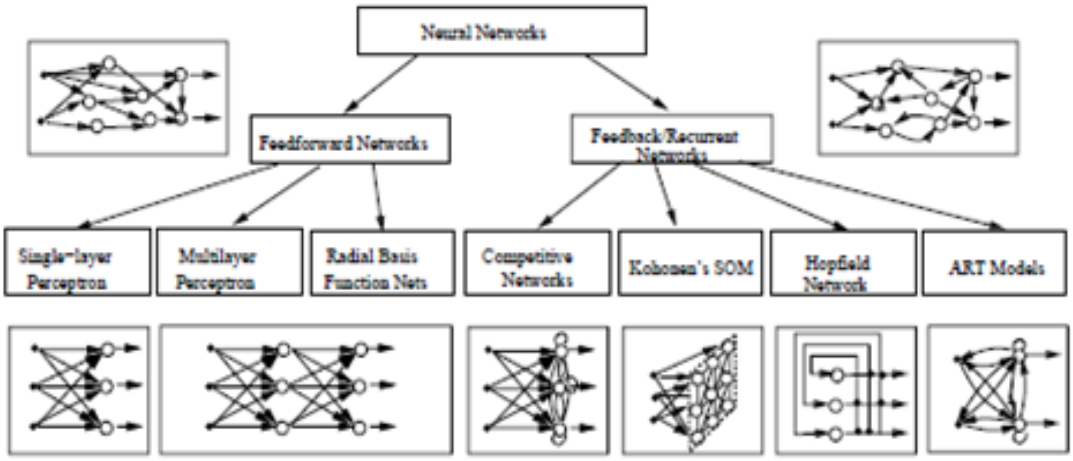
2- شبكات التغذية الرجعية feed Back؛

3- شبكات الترابط الذاتيAuto Associative؛

4- شبكات ذاتية التنظيم self organizing.

كما توجد أنواع أخرى ممثلة في الشكل أدناه، كما يلي:

الشكل رقم (04-01): تقسيمات أخرى للشبكات العصبية الاصطناعية



المصدر: (Jain, Mao, & Mohiuddin, 1996, p. 11)

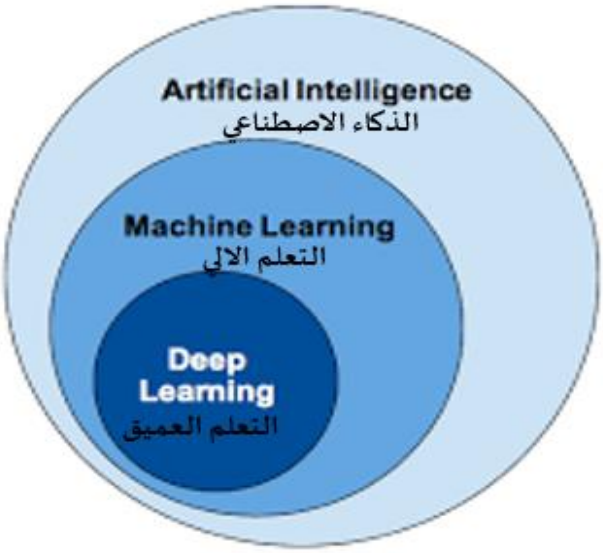
إضافة إلى ما سبق، من أنواع الشبكات البسيطة، يوجد نوعا آخر يدعى بـــ:

5- **الشبكات العصبية العميقة (Deep Neural Network)** أو ما تعرف **بالتعلم العميق (Deep Learning)**: (Shi, Xu , & Li, 2018, p. 5273)

هو حقل فرعي من التعلم الآلي **والشكل رقم (05-01)** يوضح ذلك، حيث يتكون هو الآخر من خوارزميات تحاكي كيفية عمل الدماغ البشري وأساس معظم هذه الخوارزميات هو الشبكات العصبية الاصطناعية كنماذج للتعرف على الأنماط والعلاقات غير الخطية في البيانات، التي تعتمد على بنى الشبكات العصبية "العميقة"، حيث تم اقتراح مفهوم "التعلم العميق" لعقود من الزمن باسم "علم التحكم الآلي" في عام 1943، بواسطة McClulloch وPitts ومع ذلك، فقد تم اعتبارها مفهومًا خياليًا أكثر من كونها تقنية قابلة للتطبيق، بسبب ثلاثة قيود فنية رئيسية وهي:

- نقص البيانات الكافية؛
- نقص موارد الحوسبة لحجم الشبكة الكبير؛
- عدم كفاءة خوارزمية التدريب.

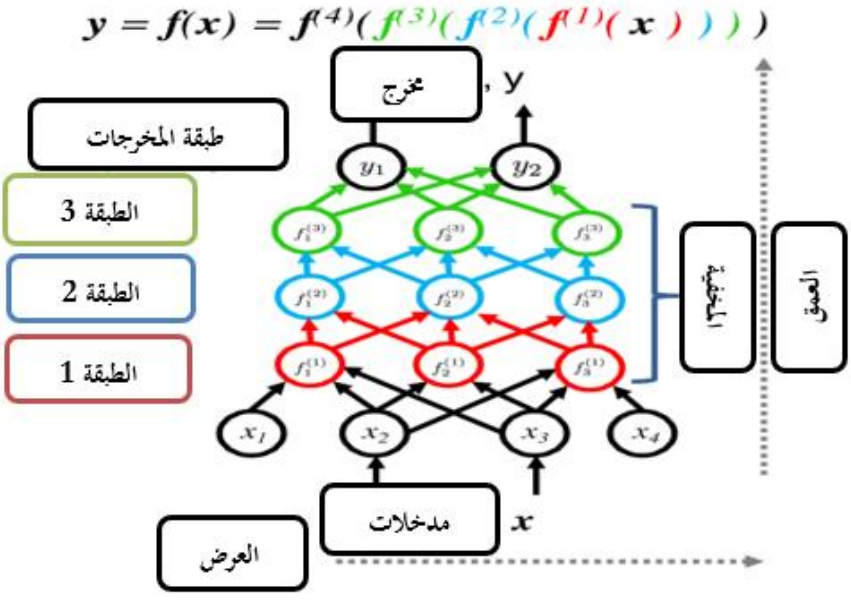
الشكل رقم (05-01): تقسيمات الذكاء الاصطناعي وفروعه



المصدر: (Kraus & Drass, 2020, p. 4)

ويتمثل هيكل (معمارية) الشبكات العصبية العميقة (Deep Neural Network)، في الشكل أدناه:

الشكل رقم (06-01): معمارية الشبكات العصبية العميقة



المصدر: (Feng, He, Teng, Ren, Chen, & Li, 2016, p. 3)

وللشبكات العصبية الاصطناعية العميقة العديد من البنى المختلفة المستخدمة فيها، سنتطرق لأشهر الأبنية وسنلخصها فيما يلي:

- الشبكات العصبية العميقة التكرارية (Recurrent Neural Networks)؛
- الشبكات العصبية التلافيفية (Convolution Neural Networks)؛
- شبكات المعتقدات العميقة (Deep belief networks)؛
- شبكات التراص العميق (Deep stacking networks).

1-5 **الشبكات العصبية العميقة التكرارية (Recurrent Neural Networks)**: بشكل عام، الشبكات المتكررة هي شبكات قادرة على التأثير على نفسها عن طريق التكرار وقادرة على حساب أكثر من MLP العادية، بالإضافة إلى ذلك، يولد التكرار حالات شبكة داخلية مختلفة بحيث يمكن أن تنتج مدخلات مختلفة ومخرجات مختلفة في سياق حالة الشبكة، فهي تعمل على مبدأ حفظ ناتج طبقة معينة وإعادتها إلى المدخلات من أجل التنبؤ بمخرجات تلك الطبقة. يتمتع هذا النوع من الشبكات في حد ذاتها بديناميكية كبيرة يصعب تصورها رياضياً. (Kriesel, 2005, p. 121)

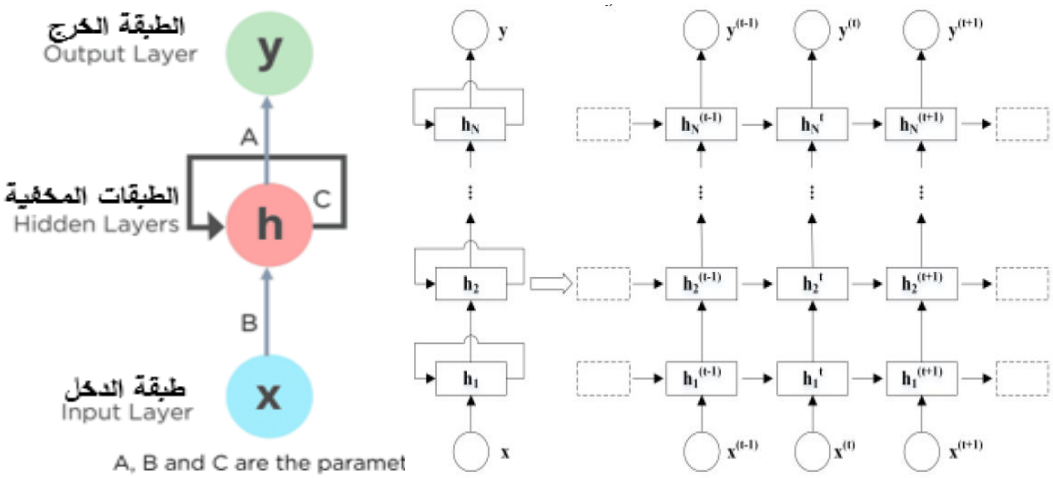
ونظرًا لكونها بنية تعلم عميقة، حديثة ومصممة خصيصًا للتنبؤ بالسلاسل الزمنية، فتعمل على تكديس طبقات RNN المتعددة معًا في بنية "عميقة". إن التطبيق الأكثر نجاحًا لـ Deep-RNN هو في مجال التعرف على الكلام. (Shi , Xu, & Li, 2018, p. 5273)

ومع ذلك، فإن عيب RNNs هو أنه لا يمكنها التعامل مع التبعيات طويلة المدى بسبب (vanishing / exploding gradient problem). لذلك، تم تقديم شبكات الذاكرة طويلة المدى (LSTM) وهي حالة خاصة بـ RNNs والتي تأخذ في الاعتبار التبعيات طويلة المدى في الكلام بالإضافة إلى التبعيات قصيرة المدى. وبالمثل، تعد شبكات GRU◊ (وحدة التكرار المحصنة) بمثابة تحسين لشبكاتLSTM مع مراعاة التبعيات طويلة المدى أيضًا. (Shewalkar , Nyavanandi, & Ludwig, 2019, p. 235)

◊ **GRU (Gated Recurrent Unit)** الوحدة المتكررة ذات البوابات هو نوع آخر من RNN وتم طرحها لأول مرة في 2014، تبدو أكثر تعقيدًا من وحدة LSTM، لكنها في الواقع، أبسط قليلاً، وبسبب بساطتها النسبية أن تدريب بياناتها أسرع قليلاً من LSTM؛ وهي تشبه LSTM ولكن لديها عدد أقل من المعلمات التي تتحكم في تدفقها داخل الوحدة ولكن دون وجود خلايا ذاكرة منفصلة على عكس LSTM، لا تحتوي GRU على بوابة إخراج، وبالتالي تعرض محتواها الكاملة.

تستخدم بنية الشبكة العصبية المتكررة (RNN) ذاكرات طويلة المدى (LSTM)• في نماذج التنبؤ، حيث تُستخدم وحدات LSTM كوحدات بناء لطبقات RNN. (Belavadia, Rajagopal, R, & Mohan, 2020, p. 245). العرض البياني المتمثل في **الشكل رقم (07-01)** أدناه يوضح عمل الشبكات العصبية العميقة التكرارية وسبب شعبية هذا النوع من الشبكات هو حل عدد كبير من المشاكل كالتعرف على الوجوه إلى تصنيف الأشياء والتنبؤ بالمخزونات والطقس...الخ. وعليه تقع الشبكات في قلب كل هذه الحلول ولا يقتصر استخدامها على الصور أو الأرقام فقط، حيث وسعت الشبكات العصبية تطبيقاتها لتشمل مشاكل معالجة اللغة الطبيعية وغيرها العديد من المعضلات. (without name, 2022)

الشكل رقم (07-01): معمارية الشبكات العصبية الاصطناعية التكرارية



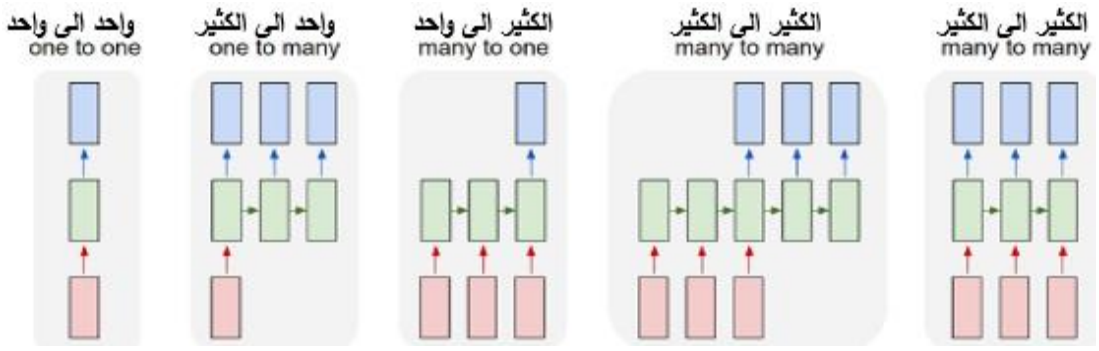
المصدر: (Roell, 2017, p. 1)

من خلال الشكل أعلاه سيتم شرح آلية عمل RNN بضغط العقد الموجودة في طبقات مختلفة من الشبكة العصبية لتشكيل طبقة واحدة من الشبكات العصبية المتكررة، هنا "x" هي طبقة الإدخال و "h" هي الطبقة المخفية و "y" هي طبقة الإخراج. A و B و C هي معلمات الشبكة المستخدمة لتحسين إخراج النموذج في أي وقت من الأوقات t. يكون الإدخال الحالي عبارة عن مزيج من المدخلات عند x (t) و x (t-1). يتم جلب الإخراج في أي وقت إلى الشبكة لتحسين الإخراج.

• سيتم شرح والتفصل في آلية عملLSTM في الجانب العملي.

1-1-5 **أنواع الشبكات العصبية العميقة التكرارية:** مثلها مثل أي نوع آخر، حيث يحتوي هذا الشكل أدناه على جميع أنواعها:

الشكل رقم (08-01): أنواع الشبكات العصبية العميقة التكرارية



المصدر: (Ng, 2017, p. 75)

سيتم شرح كل نوع على حدة من خلال أعلاه باختصار: (Biswal, 2022)

- **واحد إلى واحد (One to One):** يُعرف هذا النوع من الشبكات العصبية بشبكة Vanilla Neural Network. يتم استخدامه لمشاكل التعلم الآلي العامة والتي لها مدخل واحد ومخرج واحد؛
- **من واحد إلى كثير (One to Many):** يحتوي هذا النوع من الشبكات العصبية على مدخل واحد ومخرجات متعددة؛
- **من كثير إلى واحد (Many to One):** يأخذ RNN هذه سلسلة من المدخلات ويولد مخرجًا واحدًا. فتحليل المشاعر هو مثال جيد لهذا النوع من الشبكات حيث يمكن تصنيف جملة معينة على أنها تعبر عن مشاعر إيجابية أو سلبية؛
- **من الكثير إلى الكثير (Many to Many):** يأخذ RNN هذه سلسلة من المدخلات ويولد سلسلة من المخرجات، الترجمة الآلية هي أحد الأمثلة.

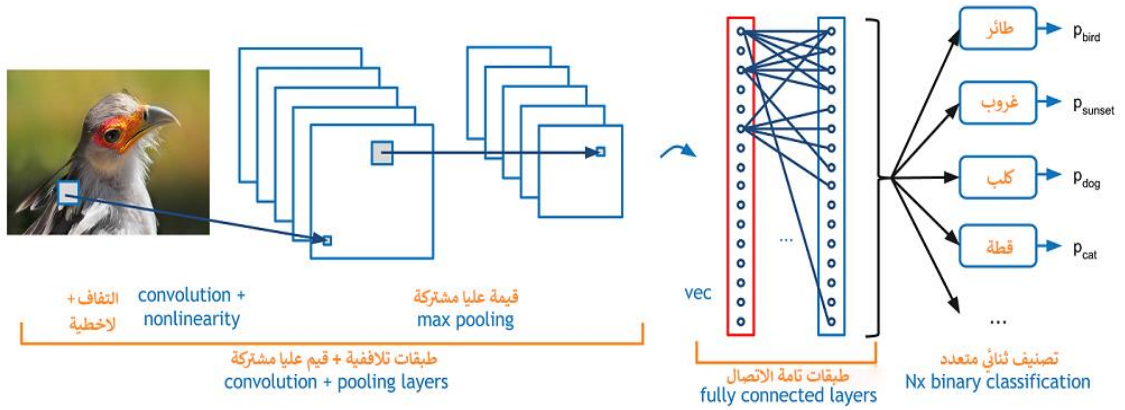
2-1-5 تطبيقات الشبكات العصبية المتكررة: للشبكات العصبية العميقة التكرارية تطبيقات لخصها (Biswal, 2022) فيما يلي:

- شرح الصورة (Image Captioning)؛
- توقع السلاسل الزمنية (Time Series Prediction)؛
- معالجة اللغة الطبيعية (Natural Language Processing)؛
- الترجمة الآلية (Machine Translation).

2-5 **الشبكات العصبية التلافيفية (Convolution Neural Network)** كان الإلهام البيولوجي لشبكات CNN هو القشرة البصرية في الحيوانات. الخلايا في القشرة البصرية حساسة لمناطق فرعية صغيرة من المدخلات، نسمي هذا المجال البصري (المجال الإستقبالي)، يتم تجنب هذه المناطق الفرعية الأصغر معًا لتغطية المجال البصري بأكمله، فالخلايا مناسبة تمامًا لاستغلال الارتباط المحلي المكاني القوي الموجود في أنواع الصور التي تعالجها أدمغتنا وتعمل كمرشحات محلية فوق مساحة الإدخال، هناك نوعان من الخلايا في هذه المنطقة من الدماغ، تنشط الخلايا البسيطة عندما تكتشف أنماطًا شبيهة بالحافة وتنشط الخلايا الأكثر تعقيدًا عندما يكون لديها مجال استقبالي أكبر وتكون ثابتة على موضع النمط. (Patterson & Gibson, 2017, p. 126).

حيث تعد فعالية شبكات CNN في التعرف على الصور أحد الأسباب الرئيسية التي تجعل العالم يدرك قوة التعلم العميق، كما يوضح الشكل أدناه طوبولوجيتها:

الشكل رقم (09-01): طوبولوجية الشبكات العصبية التلافيفية



المصدر: (Saha, 2018, p. 1)

ثالثاً: طرق تعلم الشبكات العصبية الاصطناعية:

يعتبر (Kumar & Bala, 2017, p. 1813) أن تعليم الشبكات العصبية الاصطناعية هو نظام تكيفي معقد يمكن تغيير هيكله الداخلي بناءً على المعلومات التي تمر عبره، يتم تحقيق ذلك عن طريق ضبط وزن الاتصال، كل اتصال له وزن مرتبط به، الوزن هو الرقم الذي يتحكم في الإشارة بين خليتين عصبيتين، يتم تعديل الأوزان لتحسين النتيجة. يتم تقديم طرق التعلم الشائعة على النحو التالي:

1) التعلم الخاضع للإشراف (Supervised Learning): تتضمن هذه الاستراتيجية مدربًا أذكى من الشبكة؛

2) التعلم غير الخاضع للإشراف (Unsupervised Learning): تُستخدم هذه الاستراتيجية عندما لا يكون هناك مثال لمجموعة بيانات ذات إجابة معروفة؛

3) التعلم المعزز (Reinforcement Learning): تتخذ هذه الاستراتيجية القرار بناءً على التغذية الراجعة من البيئة.

وعليه تعتبر الشبكة العصبية الاصطناعية للتصنيف هي مثال على التعلم الخاضع للإشراف، حيث اكتسبت المعرفة في شكل وحدة شبكة متصلة، يصعب على الإنسان استخلاصها.

رابعاً: استخدامات الشبكات العصبية في مجال المالية:

وضح (عبادي، 2012، صفحة 110) أن بداية الاستغلال الفعلي للشبكات في مجال المالية كانت في مستهل التسعينات وذلك في عدة تطبيقات لها لحل مشكلات عديدة في مجالات مختلفة ومن الأسباب التي جذبت الباحثين إلى استخدامها في تحليلاتهم نذكر:

1- إنشاء النموذج بسهولة حيث لا يتطلب ذلك وقتا كبيرا وذلك من خلال أجهزة الكمبيوتر المجهزة ببرمجيات حديثة، مما يكسبه قدرة على التكييف مع المعطيات المتجددة للزبائن التي تفقده فعاليته في التمييز؛

2- يعتبر التحليل بالشبكات العصبية الاصطناعية عكس الطرق الإحصائية الكلاسيكية، لا يتطلب وضع الفرضيات على المتغيرات؛

3- هذا النوع من التحليل يتناسب بطريقة جيدة مع المشاكل المعقدة غير المهيكلة (no structural)، أي معالجة المشاكل التي من غير الممكن معرفة العلاقة بين المتغيرات التي تستعمل فيها مسبقا؛

4- كانت تقنية الشبكات العصبية الأكثر استخداما في مجال تسيير المحافظ المالية؛

5- أبحاث كثيرة أثبتت نجاعة التحليل العصبي في التنبؤ مقارنة مع الطرق الإحصائية الكلاسيكية الأخرى.

الفرع الثالث: التقييم والعوامل المؤثرة على الشبكات العصبية الاصطناعية:

للشبكات العصبية الاصطناعية مزاياها وعيوبها، على الرغم من أنها تحل العديد من المعضلات معقدة، إلا أن هناك عوامل تؤثر عليها وهذا ما سنتحدث عنه أدناه:

أولاً: تقييم الشبكات العصبية الاصطناعية:

أ- **المميزات:** تتمثل مميزات الشبكات العصبية الاصطناعية حسب (Stauba, Karamanb, Kayaa, Karapinar, & Güven, 2015, p. 1479) فيما يلي:

- **غير خطية:** هي الناشئة عن توليفة من الخلايا غير خطية ولهذا تنتشر ميزة خاصة بهم في جميع أنحاء الشبكة وتعتبر هي الأداة الأكثر أهمية لحل المشاكل المعقدة غير الخطية؛
- **التسامح مع الخطأ:** يكون التسامح مع الخطأ في الشبكات العصبية مرتفعًا جدًا والسبب وراء تحملها للتسامح مع الخطأ هو أن المعلومات مبعثرة حول النظام بطريقة منتظمة؛
- **التعلم:** من أجل الحصول على البيانات المطلوبة، يتم تحديد الخوارزميات من خلال ضبط أوزان الشبكة، هذه العملية التي يتم فيها تعديل الأوزان تسمى "التعلم"، عملية التعلم هي العملية التي تحدد العلاقة بين مدخلات ومخرجات النظام، من أجل أن تتعلم الشبكات العصبية مشكلة ما، يجب أن تتضمن بيانات الإدخال والإخراج عينات كافية بالإضافة إلى تعريف واضح لمجموعة التعلم؛
- **التدريب:** تقوم الشبكات العصبية المعدلة بتعديل قيمها الخاصة وتكون قادرة على تكييف نفسها من أجل الحل الدقيق للمشكلة؛
- **التعميم:** من خلال التعميم، تكون الشبكات العصبية قادرة على خلق الاستجابة المرغوبة، أثناء عملية التدريب، فيما يتعلق بالعينات التي لم تصادفها من قبل، بعد دراسة المشكلة وتعلمها؛
- **الذاكرة:** في الشبكات العصبية الاصطناعية، تكون أوزان الاتصال هي أنواع الذاكرة التي يتم توزيعها عن طريق إنشاء ذاكرات محلية، تمثل قيم أوزان الشبكة المعلومات المتاحة فيها في تلك اللحظة.

ب. **العيوب:** حصر (قادري، 2017، الصفحات 150-151) حدود الشبكات العصبية في:

- تقنيا تتمثل في عدم استغلال خاصية الموازاة في المعالجة إذ أن المحاكاة تتم حاليا على أجهزة ذات معالجة تسلسلية كلاسيكية، مما تأخذ وقتاً كبيراً لذلك يجب مراعاة الاختيار السليم للمعطيات والترميز السليم لها والتشخيص الصحيح للظاهرة إضافة إلى عملية المدخلات والمخرجات للوصول إلى نموذج فعال؛

- تعيين وتخصيص هندسة النموذج المثالية (عدد الطبقات المخفية، عدد العصبونات فيها، الاتصال بين الطبقات) يمثل مشكلا لم يعرف حتى الآن إلا حلول جزئية؛
- تمثل العلبة السوداء " Black Box " معضلة حيث أن الشبكة تكتشف بنفسها العلاقة بين المتغيرات ولا تبين كيفية استخراجها أو العناصر التي استخدمتها لتفسير تلك المتغيرات ولكن من الصعب على المستعمل أن يكتشف تلك العلاقات لأنها تبقى داخلية؛
- إن التحويلات الكثيرة على المتغيرات (تحويل توزيعها إلى الطبيعي أو إلى التحويل اللوغاريتم) هو الأمر الذي يتسبب في ابتعاد نتائج تلك المعالجة عن الأرقام الحقيقية لها.

ثانياً: العوامل المؤثرة على كفاءة الشبكة العصبية الاصطناعية:

حسب (ناظم، 2009، صفحة 207) توجد خمسة عوامل مؤثرة على كفاءة الشبكات العصبية، هي:

1) معدل التعلم (Learning rate): يعتبر من العوامل المؤثرة على عملية تحديث الأوزان فيها، حيث يحدد حجم الخطوة في عملية تعلم الشبكة ومقدار تغيير الوزن؛

2) عامل الزخم (Momentum factor): وهو الذي يجعل عملية التعلم متزنة ويجعل مقدار التغير في الوزن متزنا ومستقرا نسبيا؛

3) عدد المتجهات في الشبكة العصبية: يعتبر عدد المتجهات له أثر على أداء الشبكة بصفة مباشر، لأنه يمثل المتغيرات المستقلة، فإذا كان عدد المتجهات موافقا فإن الشبكة بإمكانها استخلاص نموذج مناسب يمثل البيانات، في حين إذا كانت المدخلات على درجة من التعقيد فيجب زيادة عدد المتجهات لكي تتعلم الشبكة على سلوك البيانات؛

4) عدد العقد المخفية: تحدد هذه الأخيرة من طرف المستخدم، للبدء بتدريب الشبكة لابد من إعطاء تقدير أولي لعدد العقد الخفية وأفضل طريقة لتحديد عددها في الشبكة هو اختيار عدد قليل منها عند بداية تدريبها، ثم مراقبة النتائج وعليه نقوم بزيادة العقد إلى أن نصل إلى أقل خطأ ممكن وأفضل نتائج في معايير المقارنة وهو الذي يمثل العدد الأمثل للعقد المخفية؛

5) عدد المستويات المخفية: يعتبر من أهم العوامل المهمة في كفاءة تدريب الشبكة، حيث يبدأ تدريبها بمستوى مخفي واحد وتستمر العملية على صفات بيانات الشبكة، إلى أن تصل إلى أقل خطأ ممكن وفي حالة عدم تعلمها على الأغلب صفات البيانات تتم زيادة مستوى مخفي آخر إليها.

وتماشيا مع ما تم ذكره سابقا فللشبكات العصبية خلفية تاريخية استمرت بالتجارب والابتكارات وكل عَالِم خص ابتكار نوع معين من الشبكات فهناك شبكات التغذية الأمامية، التغذية العكسية، الترابط الذاتي، ذاتية التنظيم، متعددة الطبقات وشبكات هوبفيلد وغيرها العديد...الخ والأمر الشائع أن الشبكات العصبية هي من أكثر النماذج شيوعا واستخدامها في جميع الميادين وذلك لسهولة وبساطة فهمها وتطبيقها ولما فيها من ميزات مقارنة بعيوبها والعوامل المؤثرة فيها.

المطلب الثالث: الخوارزميات الجينية

زاد وتوسع استخدام مصطلح الخوارزميات في القرن الماضي، في أوروبا وأمريكا وكان معناها الوصف الدقيق لتنفيذ مهمة من المهام، أو حل مسألة من المسائل وقد اشتق الغربيون هذه الكلمة من اسم عالم الرياضيات المسلم والمعروف بـ "***محمد بن موسى الخوارزمي***"، الذي عاش في بغداد (780م-847م) وبرع في الرياضيات والفلك، حيث وضع علم الجبر والمقابلة وفي وقته أطلق لفظ **الخوارزميات** على جدول الضرب والقسمة والحساب العشري...الخ وظل هذا الاسم متداولا في أوروبا لمدة قرون حتى تطور مؤخرا ليحمل مدلولا جديدا مرتبطا **بالبرمجة؛**

وعليه تعرف الخوارزميات على أنها مجموعة من الخطوات (التعليمات) مرتبة ومنتهية، لتنفيذ عملية حسابية أو منطقية، أو غيرها بشكل تسلسلي ومنطقي (السيد، 2016، صفحة 6)، بناءً على ما سبق وفي هذا المطلب سنتطرق إلى مفهوم الخوارزميات الجينية ونتعرض لأهم المصطلحات التي تخصه والخطوات التي تمر بها الخوارزميات.

الفرع الأول: مفهومها، سيماتها، دوافع استخدامها والفروق بينها

في هذا الفرع نحاول تسليط الضوء على مفهوم الخوارزميات الجينية وأهم سماتها مرورا بدوافع استخدامها والفروق بينها وبين الخوارزميات التقليدية

1. **مفهومها:** هناك عدة تعاريف لها وهي تصب في نفس المعنى وعليه نحاول التركيز على بعضها:

- تعتبر أحد أفراد وفروع عائلة الذكاء الاصطناعي وبالضبط تنتمي إلى خوارزميات التطور (Evolutionary Algorithms) وتعرف بخوارزميات بحث عامة (Algorithms Global Search)، تعتمد في عملها على تقنيات الاختيار الطبيعي (Natural Selection) والجينات الطبيعية (Natural Genetics) وتقوم بإجراء بحث عشوائي ومتوازي على مجموعة من الحلول المرشحة من أجل اختيار الأفضل والأمثل من بينها، تمتاز بكفاءتها العالية بسبب ما تقدمه من إمكانيات هائلة منها:

كبر حجم فضاء البحث الذي تعمل عليه وكذلك إمكانية التعامل مع فضاء بحث يتميز بالتعقيد (Complexity) وغير قابل للاشتقاق (Non Differentiable)، إضافةً إلى قابلية التعامل مع قيم عُليا ودُنيا مختلفة من المجتمع (Multi Modality). (أيوب، –، صفحة 1)

- تعتبر أحد أهم وأحدث أساليب الذكاء الاصطناعي وبرزت أهميتها في حل المسائل المعقدة خلال زمن مناسب، وتعتمد على أفكار الهندسة الوراثية ويبدأ حلها باستخدام مجتمع عشوائي يمثل مجموعة الحلول، كل حل تُخَصص له دالة صلاحية (Fitness Function)، ترتبط مباشرة بدالة الهدف لمسألة معينة وبعدها يتم تعديل هذا المجتمع وتوليد جيل جديد (Offspring)، من خلال تطبيق مجموعة من العوامل الجينية الوراثية منها: الانتقاء (Selection)، التقاطع أو التزاوج (Recombination/Crossover) والطفرة (Mutation)، بصورة متكررة وبالتتابع على أجيال هذا المجتمع لحين تحقق شرط التوقف (خروفة، 2010، صفحة 301).

حيث اعتبرت طريقة ناجعة لحل المعضلات الصعبة، ففكرتها تكمن في توليد بعض الحلول للمشكلة عشوائيا، ثم تفحص هذه الحلول وتقارن ببعض المعايير التي يضعها مصمم الخوارزميات وأفضل الحلول فقط هي التي تبقى، أما الحلول الأقل كفاءة فيتم إهمالها عملا بالقاعدة البيولوجية" البقاء للأصلح" (Survival of the Fittest) (الحدابي، العمري، العبادي، و نور، 2004، صفحة 5) والأهم من ذلك، أن تنفيذها ليس من الضروري معرفة شكل الدالة (Function)، يكفي فقط ناتجها لمجموعة معينة من المدخلات (Kemp, –, p. 1) وتعتبر الخوارزميات الجينية المتعارف عليها والمطورة من طرف جون هولاند وطلابه، أنها تتميز بالتمثيل الثنائي (binary) 0 و1 للحلول الفردية (CAO1 & WU2, 1999, p. 140).

- يختصرها (Hermawanto, –, p. 1) بأنها الحل الذي تم إنشاؤه من خلال الخوارزميات الجينية عن طريق الكروموسومات (Chromosome) ومجموعها يَدُلُّ على المجتمع أو ما يعرف بالمجموعة السكانية (pool أوpopulation)، حيث يتكون الكروموسوم من جينات (Gene) ويمكن أن تكون قيمته إما عددية أو ثنائية أو رموزًا أو أحرفًا، أي حسب المشكلة المراد حلها وستخضع هذه الكروموسومات لعملية تسمى بدالة اللياقة (Fitness Function)، لقياس مدى ملائمة الحل الناتج عن GA مع المشكلة.

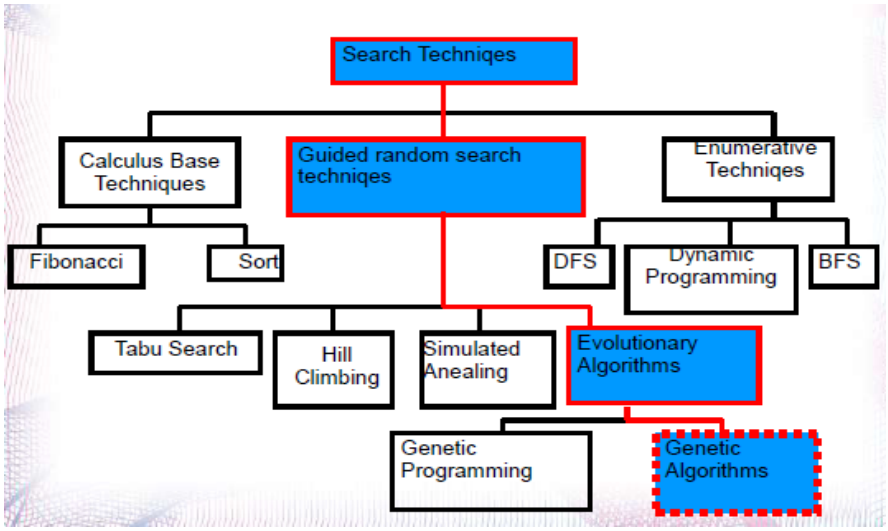
فبالتالي هي طريقة لمحاكاة ما تفعله الطبيعة في تكاثر الكائنات الحية واستخدامها للوصول للحل الأفضل، أو أقرب حل ممكن للحل الأفضل (بابكر، البدري، صديق، و مستند، -، الصفحات 90-91)، أما (خوالد و بوزرب، 2020، صفحة 38) لخصاها في أنها مزيج بين المفاهيم الداروينية (البقاء للأصلح والانتخاب الطبيعي) والرياضيات لإيجاد الحلول للمشكلة أو المهمة المطلوبة.

ومن خلال ما سبق، يمكن للطالبة تلخيص مفهوم شامل للخوارزميات الجينية:

تعتبر من أهم وأحدث نماذج الذكاء الاصطناعي المنبثقة عن تقنيات البحث العشوائية من خلال خوارزميات التطور والتي تقوم بحل المشكلات الصعبة والمعقدة لمسائل مختلفة وتعتمد على مبادئ علم الوراثة الطبيعية (البيولوجية)، حيث تبدأ بمجتمع ابتدائي وتمر بخطوات الانتقاء (الاختيار)، ثم التزاوج أو التصالب وفي بعض المراجع يعرف بالتقاطع، لتنتهي بالخطوة الأخيرة وهي الطفرة، ليتم إنشاء جيل جديد من المراحل السابقة وهذا بُغية التوصل إلى أمثل حل من بين الحلول، أي البقاء للأصلح.

والشكل رقم (10-01) أدناه الموالي يوضح مكانة الخوارزميات الجينية في تقنيات البحث:

الشكل رقم (10-01): موقع الخوارزميات الجينية في تقنيات البحث العشوائي



المصدر: (Niraula, 2010, p. 4)

2. **سيماتها:** للخوارزميات الجينية سمتين أساسيتين: (خليفة، 2013، الصفحات 37-38)

- العشوائية: كعمليتي الاختيار وإعادة الإنتاج تتم بطريقة عشوائية وهي قاعدة أساسية فيها؛
- فضاء البحث: تعتمد على المجموعة السكنية أو المجتمع (مجموعة الحلول).

3. **دوافع استخدام الخوارزميات الجينية:** لخص (Chinhlazare, 2019, p. 1) هذه الأخيرة أن لها القدرة على تقديم حل جيد بما فيه الكفاية وبسرعة فائقة ولهذا السبب يجعلها جذابة للاستخدام في حل المشاكل المتعلقة بتحقيق الاستخدام الأمثل ومن أسباب استخداماتها:

- حل المعضلات الصعبة وخاصة المعقدة "كالسفر" وغيرها والحصول على حل جيد وبسرعة؛
- فشل الطرق التقليدية القائمة على التدرج.

4. **الفرق بين الخوارزميات الجينية وطرق البحث التقليدية:** أورده العالم كولدبيرك (Goldberg, 1989, p. 7) نقاط الاختلاف بين الخوارزميات الجينية وطرق البحث التقليدية بالنقاط الآتية:

- الخوارزميات الجينية تبحث عن الحل من مجموعة نقاط وليس من نقطة واحدة؛
- تعمل على تمثيل متغيّرات المسألة بهيئة كروموسوم؛
- تعتمد في عملها على دالة الصلاحية أو اللياقة ودالة الهدف، بينما تعتمد الطرق الأخرى على الدوال المشتقة وعلى معلومات إضافية؛
- البحث في الخوارزميات الجينية يعتمد على مبدأ الاحتمالية أمّا الطرق الأخرى تعتمد على خطوات ثابتة محددة مسبقاً.

يلاحظ من خلال القراءة الأولية للخوارزميات الجينية أنها فئة من تقنيات التحسين الاحتمالية التي أثبتت فائدتها في مجموعة متنوعة من المشكلات وكان ظهورها متأخرا مقارنة بالشبكات، إلا أنها هي الأخرى أخذت حيزا كبيرا من الزمن والتطور عبر سنوات وكان من بين دوافع استخدامها قدرتها، سرعتها ودقتها الفائقة في فك الشيفرات المعقدة جداً عن طريق مبدأ الاحتمالية وتتميز كثيرا عن الخوارزميات التقليدية التي تعتمد على خطوات ثابتة محددة مسبقا.

الفرع الثاني: المعايير، إيجابيات، سلبيات واستخدامات الخوارزميات الجينية

للخوارزميات الجينية معايير تمر بها وعلى الرغم من أنها تحل العديد من المعضلات معقدة، إلا أن هناك سلبيات واستخدامات وهذا ما سنعرج عليه:

1. معايير الاختيار والعبور والطفرة في الخوارزميات الجينية:

أولا: معايير الاختيار (Selection standards): تعتبر هذه الخطوة هي أول مراحل الخوارزميات الجينية وهي تلك التي تسهم في جعل الخوارزمية تتخذ قرارها باختيار زوج الصبغيات (الكروموسومات) الأفضل، نوجز البعض منها حسب: (بحبوح و ريشة، 2007، الصفحات 108-111) و (ديب، 2016، الصفحات 7-11)

*أ- **الاختيار وفق مبدأ العجلة المتدحرجة** (Roulette Wheel Selection):*

نحن نعلم أن عجلة الروليت مقسمة إلى مساحات مختلفة (تارة صغيرة وتارة أخرى كبيرة نوعا ما)، فعند إدارة العجلة عشوائيا، سوف تستقر على قطاع معين بحيث يكون مؤشر دال عليه، فالخوارزمية الجينية نأخذ نفس فكرة الروليت حيث يتم الاختيار بالاعتماد على المساحة المشار إليها من قبل المؤشر، بحيث أن مساحة كل قطاع تتناسب طرداً مع قيمة Ps للفرد المُمثل بهذا القطاع. ويتم حساب Ps استنادا على الدالة التالية: $ps\,(x) = f(x)/\sum_{j=1}^{n} f(j)$، حيث:

$ps\,(x)$ احتمالية انتخاب الفرد x؛

$f(x)$ قيمة الكفاءة للفرد x؛

n عدد أفراد الجيل.

ب- الاختيار وفق مبدأ حكم النخبة (Elitism): قد ينتج أحيانا عن الاختيار العشوائي للعجلة المتدحرجة فرد قليل الكفاءة وبالتالي تبحث الخوارزمية على فرد أكثر كفاءة من سابقه وعليه مما سبق تم استخدام مبدأ النخبة، الذي يعتمد على نسخ الأفراد الذين يتمتعون بكفاءة عالية من جيل إلى آخر وذلك لضمان الاستفادة من الجيل الجديد وبقية الأفراد يتم اختيارهم بالطرق العادية.

ثانيا: معايير العبور (Crossover standards): العبور يعتبر الخطوة الثانية بعد الاختيار وتلجأ إليها الخوارزمية الجينية من أجل تحديد نقطة العبور بين كل زوج من صبغيات الآباء وتنقسم المعايير إلى:

1- العبور البسيط (Simple Crossover): يتم تطبيق هذا النوع من العبور بعد اختيار مجموعة صبغيات وفق مرحلتين:

- انتقاء صبغيات عشوائية من العينة المختارة؛
- يختبر العبور كل زوج من الصبغيات ويتم توليد رقم عشوائي $k\epsilon[1,L]$ حيث L يعبر عن طول الكروموسوم (عدد الجينات لكل صبغي) ومن ثم يتم إنشاء الكروموسومين جديدين عن طريق تبادل الجينات الواقعة بين $k+1$ و L.

مثال توضيحي عن آلية عمل العبور البسيط لدينا: L= 8 & k= 4

صبغي الأب1	0,32	0,22	0,34	**0,55**	0,36	0,60	0,54	**0,15**
صبغي الأب2	0,12	0,41	0,76	**0,32**	0,29	0,51	0,64	**0,8**

ويتم تبديل بين كل من الجينات الواقعة بين 4 و8

النسل 1	0,32	0,22	0,34	**0,32**	0,36	0,60	0,54	**0,8**
النسل 2	0,12	0,41	0,76	**0,55**	0,29	0,51	0,64	**0,15**

2- العبور ثنائي النقطة (Two-point Crossover): يشبه إلى حد ما العبور البسيط، إلا أنه يختلف معه في اختيار نقطتي العبور بدلا من واحدة، فإذا تم تحديد نقطتي العبور **k< s :k∈ [1,L]** **s,** فإنه يتم تبادل الجينات الواقعة ضمن مجال **[k+1,s]** وللتوضيح أكثر نأخذ نفس المثال السابق لدينا **: s= 6 & k= 4**

صبغي الأب1	0,32	0,22	0,34	**0,55**	0,36	**0,60**	0,54	0,15
صبغي الأب2	0,12	0,41	0,76	**0,32**	0,29	**0,51**	0,64	0,8

ويتم التبديل بين موقع 4 و6.

النسل 1	0,32	0,22	0,34	**0,32**	0,36	**0,51**	0,54	0,15
النسل 2	0,12	0,41	0,76	**0,55**	0,29	**0,60**	0,64	0,8

3- العبور المنسق (الموحد) (Uniform Crossover): يحتاج هذا الأخير إلى قيمة احتمالية العبور(Probability of Crossover) **Pc** يحددها المصمم قبل تطبيق الخوارزمية. فإذا كان لديه**L** خانة الجين في كل من كروموسومين الوالدين، تقوم الخوارزمية بمقارنة كل جين في الكروموسوم الأول مع قيمة **Pc**، فإذا كانت لدينا قيمة ترتيبها **i: i <= L** وقيمتها أكبر أو تساوي Pc نقوم بتبديل الجين **i** من الكروموسوم الأول مع نظيره من الكروموسوم الثاني وإلا يبقى جين الكروموسوم الأول في موضعه وكذلك جين الكروموسوم الثاني.

4- العبور السطحي (Flat Crossover).

ثالثا: معايير الطفرة (Mutation standards): وكآخر مرحلة في الخوارزميات الجينية، الطفرة والهدف منها هو التنويع خلال عملية البحث، فإذا نتج كل جيل عن سابقه دون أي اختلاف في بعض القيم فهذا يجعل البحث يأخذ منحىً ثابتاً، مما يزيد من وقت البحث اللازم للوصول للهدف، أما بإجراء الطفرات في كل صبغي جديد ولو كان باحتمال حدوث طفيف سوف يكون له الأثر الإيجابي في الاقتراب من الحل الأمثل، مما يتيح المجال لقيم جديدة قد تكون أفضل من القيم العشوائية الأولى التي ولّدتها الخوارزمية.

لذلك نلجأ إلى إحداث طفرات في صبغيات الجيل الجديد، حيث يقوم بتحديد احتمالية حدوث الطفرة pm قبل تنفيذ الخوارزمية وبعد تشكيل الجيل الجديد بأكمله يتم عشوائيا اختيار جين من كل كروموسوم (وفق pm) وبتعديل قيمته إلى قيمة عشوائية أخرى ضمن مجال مناسب للحل، فإذا كانت الجينات تأخذ قيما ثنائية 1 أو0، فإن الطفرة ستكون بعكس حالة الجين. يجب أن يكون احتمال حدوث الطفرات صغيراً نسبيا وقد وُجِد أن أفضل قيمة لهذا الاحتمال هي: $pm \in [0.1,0.9]$.

2. مزايا وعيوب الخوارزميات الجينية:

2-1 المزايا: للخوارزميات الجينية محاسن، لخصها (خليفة، 2013، صفحة 40) في:

- ✓ لديها قدرات موازية جيدة جدًا؛
- ✓ لا تتطلب أي معلومات مشتقة وعدم الحاجة لمعرفة معلومات مسبقة عن المسألة المدروسة؛
- ✓ مقارنة بالأساليب التقليدية تعتبر ذات موثوقية، سريعة وكفأه؛
- ✓ مفيدة عندما يكون فضاء البحث واسعاً جدا وعندما تنطوي على عدد كبير من معلماتها؛
- ✓ من السهل استكشاف الحل الأمثل ودائما تحصل عن إجابة على المشكلة التي تصبح أفضل بمرور الوقت، تستخدم مبدأ التطور والاصطفاء؛
- ✓ سهلة التعديل لتناسب مسائل مختلفة وتعالج فضاءات البحث غير المفهومة بسهولة؛
- ✓ قائمة بالحلول الجيدة وليس مجرد حل واحد، لا تأثير لعدم الاستمرارية في البحث عن الحل الأمثل؛
- ✓ قابلية التمثيل بشكل ممتاز من أجل المسائل المعقدة.

2-2 **العيوب:** تعتبر ميدانا جديدا يحتاج بعض جوانبه إلى تنوير أكثر وهي كغيرها من الطرق تحتوي بعض السلبيات والتي تتمثل في: (موفق، 2019، صفحة 34)

- ✓ ليست مناسبة لحل جميع المشاكل ولاسيما المشاكل البسيطة التي تتوافر بشأنها معلومات مشتقة وكغيرها من الطرق العشوائية، فهي لا تضمن دائما الحصول على أمثل الحلول أو نوعيتها، بل ترجح الحصول على حل تقريبي أفضل وجيد؛
- ✓ مبدأ عملها عام جدا، من حيث الأداء، السرعة والدقة تتأثر بنوع المسألة المراد حلها؛
- ✓ تستخدم في حال فشل جميع الوسائل المعتادة في إيجاد الحلول، أو لتقديم دعم إضافي؛

- ✓ في بعض الحالات يوجد احتمال مواجهة بعض الغموض والصعوبات في تحديد دالة الملائمة (Fitness Function) بدقة، أو اختيار المعلمات الخاصة بعمليات الخوارزميات الجينية وذلك راجع إلى عدم الاختيار الأمثل للمجتمع، فقد لا تتلاقى مع الحل الأمثل.

3. استخدامات الخوارزميات الجينية: حسب (العايب، 2019، صفحة 111) إن الاستخدامات العديدة لها في شتى الميادين لا يسعنا ذكرها كلها، لكن في الوقت الحالي أصبحت هذه التقنية للذكاء الاصطناعي لا يستغنى عنها في كل من التعليم الآلي والتعليم العميق وطبقت أيضا في عدة مجالات علمية نذكر منها: (ثابت، 2012، الصفحات 309-310)

- ✓ الأمثلية (Optimization): في مختلف مسائل الأمثلية استخدمت (GA) والتي تحتوي على أمثلية عددية ومسائل الأمثلية الشرطية مثل مسألة البائع المتجول، تصميم الدوائر الكهربائية، جدولة أعمال المصنع وغيرها؛
- ✓ النماذج الاقتصادية(Economic Models): لتطوير استراتيجيات الطلب استخدمت (GA) وفي حل مسائل السوق الاقتصادية وغيرها من مسائل الاقتصاد الأمثلية؛
- ✓ اتخاذ القرار (Decision Making): صممت (GA) حلول لاختيار الصيغة المناسبة للحل، لحل مسألة دالة الهدف الواحد، فأفضل حل هو الذي يعظم أو يقلل قيمة دالة الهدف وفي مسائل الأهداف المتعددة تعطي الخوارزمية عدة حلول مناسبة لصياغة الأهداف، يفضل متخذو القرار اختيار أفضل بديل، لذا فالخوارزمية الجينية تساعد في مرحلة تصميم عمليات القرار في مسائل الهدف الواحد وأهداف المسائل المتعددة؛
- ✓ تصميم الشبكات العصبية (Neural Network Design): للوصول لأفضل هندسة للشبكة العصبية من خلال عدد العصبونات وعدد الطبقات وتوابع التفعيل وقيم الأوزان الابتدائية، يتم تطبيق الخوارزمية الجينية(GA) .

كما لا نستطيع أن نتجاوز العديد من الدراسات التي استخدمت الخوارزميات الجينية في حل المسائل الاقتصادية: مثلا ففي 1993 قام كل من Franklin & Risto Karijalainen باستخدامها لاختبار قدرة مقاييس التجارة التقنية، وفي 1998 قام Herbert Dawid & Michael Kope بتحليل سلوك الخوارزميات الجينية في إنتاج نوعين من الإصدارات لبرنامج حاسوبي على الانترنت وكان أحد أهدافها أن يضعا خيارات للكمية التي سينتجانها وكذلك يقررا الخروج أو البقاء في السوق.

كما استخدمها Sylvie Geisendorf في2000 في تحديد نموذج استغلال المصادر الاقتصادية بشكل معقول، وفي نفس العام قامAlfons Balmann وKatrin Happe بتطبيق الخوارزمية الجينية على المسائل الاقتصادية الخاصة بأسواق الأراضي الزراعية، وفي 2003 استخدمها الباحثان Pmar Keskinocak و Feryal Erhun في تطبيقات الأعمال والتجارة، على غرار دراسة أجريت على 146 شركة في بورصة طهران من قبل M. Garkaz في 2001 لتحديد المحفظة المثلى، كما لا ننسى دراسة S.Sefiane & M. Benbouziane من الجزائر في 2012 (زواوي و نعاس، 2015، صفحة 127). واستمر تطبيق الخوارزمية الجينية على المسائل الاقتصادية من قبل الباحثين والعلماء حتى العام 2010 وحققت نتائج أفضل من النتائج التي حققتها الطرائق التقليدية. (ثابت، 2012، الصفحات 310-311)

وفي نفس الصدد للخوارزمية الجينية ثلاثة معايير رئيسية تتمثل في الاختيار، العبور والطفرة ولكل واحدة منها مبادئها. كما لا يفوتني أن أنوه أن لها ايجابيات وسلبيات كغيرها والعمل عليها مازال قائما بالأبحاث العلمية والتجارب المستمرة. الأمر الملفت للانتباه أنها هي الأخرى استخدمت في مجالات عديدة وخاصة قطاع المال والبورصة لحساسيته وأهميته في الحياة.

المطلب الرابع: نماذج أخرى للذكاء الاصطناعي

تطرقنا سابقا إلى نموذجين فقط من نماذج الذكاء الاصطناعي وهذا حسب متطلبات دراستنا، لكن يوجد العديد من النماذج الأخرى المستعملة:

1- النظم الخبيرة (Expert System): حسب (بابكر، البدري، صديق، و مستند، -، الصفحات 4-5) تعتبر برامج تُحاكي أداء الخبير البشري في مجال خبرة معين وذلك عن طريق تجميع واستخدام معلومات وخبرة خبير أو أكثر في مجال معين، باختصار هذه النظم أوجدت من أجل استخلاص خبرات الخبراء وخصوصاً في التخصصات النادرة وضمها في أنظمة خبيرة تحل محل الإنسان ويساعد في نقل هذه الخبرات لأناس آخرين بالإضافة إلى قدرته على حل المشكلات بطريقة أسرع من الخبير البشري ومن أسباب عدم انتشار الأنظمة الخبيرة:

- أنها ذات تكلفة عالية مقارنة بالتطبيقات التقليدية؛
- نظام تطبيقها محدود في النظم الإدارية واسترجاع المعلومات المتكاملة.

ومن أهم مجالات تطبيقات نظم الخبرة هو التصنيف (classification) حيث يكون مطلوباً من النظام تحديد الفئة التي ينتمي إليها الكائن المطلوب تصنيفه، كما أن النظم الخبيرة دخلت في عدة مجالات أخرى كالطب، الزراعة، التنقيب، الإلكترونيات، الحاسبات، الجيولوجيا، الهندسة، التعليم، الشريعة، القانون، التجارة والاقتصاد وغيرها الكثير.

2- المنطق الضبابي (Fuzzy Logic): حسب (Akhoondzadeh, 1997, pp. 2-6) يعكس المنطق الضبابي كيف يفكر الناس، إنه يحاول أن يصوغ إحساسنا بالكلمات واتخاذ القرار لدينا والفطرة السليمة، نتيجة لذلك، يؤدي إلى أنظمة جديدة أكثر ذكاءً وإنسانية وبالتالي هو عبارة عن مجموعة من المبادئ الرياضية لتمثيل المعرفة بناءً على درجات العضوية، على عكس المنطق المنطقي ذي القيمتين، فإن المنطق الضبابي متعدد القيم، يتعامل مع درجات العضوية ودرجات الحقيقة ويَسْتَخْدِمُ سلسلة متصلة من القيم المنطقية بين 0 (خطأ تمامًا) و1 (صحيح تمامًا)، بدلاً من الأسود والأبيض فقط، يستخدم طيف الألوان ويقبل أن الأشياء يمكن أن تكون صحيحة جزئيًا وخاطئة جزئيًا في نفس الوقت.

تم تقديم المنطق الغامض أو متعدد القيم في الثلاثينيات من قبل الفيلسوف البولندي يان لوكاسيفيتش (Jan Lukasiewicz)، بينما يعمل المنطق الكلاسيكي بقيمتين فقط 1 (صواب) و0 (خطأ)، قدم Lukasiewicz المنطق الذي وسع نطاق القيم الحقيقية إلى جميع الأرقام الحقيقية في المجال بين 0 و1 واستخدم رقمًا في هذه الفترة الزمنية لتمثيل احتمالية أن تكون عبارة معينة صحيحة أو خاطئة وفي عام 1937، نشر ماكس بلاك (Max Black) ورقة بعنوان "الغموض: تمرين في التحليل المنطقي" في هذه الورقة، جادل بأن الاستمرارية تعني الدرجات. أما (بسيوني، 2008، الصفحات 13-14) فقال أنه في منتصف الستينات وبالضبط في 1965 نشر لطفي زاده إيراني الأصل ورقته الشهيرة "مجموعات ضبابية"، حيث وسع زاده العمل على نظرية الاحتمالية إلى نظام رسمي للمنطق الرياضي وقدم مفهومًا جديدًا لتطبيق مصطلحات اللغة الطبيعية، هذا المنطق الجديد لتمثيل المصطلحات الغامضة والتلاعب بها كان يسمى المنطق الضبابي، لكن نظريته لم تلق اهتماما حتى 1974 استخدم المنطق الضبابي في تنظيم محرك بخاري وأصبح زاده سيد المنطق الضبابي وتأسس هذا المجال على يده وعليه المنطق الضبابي هو أحد أشكال المنطق المستخدم في بعض الأنظمة الخبيرة وتطبيقات الذكاء الاصطناعي؛

3- الغابات العشوائية (Random forests): هي مخطط اقترحه Breiman بريمان في 2000 لبناء مجموعة توقع مع مجموعة من أشجار القرار التي تنمو في فضاءات فرعية مختارة عشوائيًا من البيانات، الغابة العشوائية عبارة عن مصنف يتكون من مجموعة من المصنفات الهيكلية الشجرية $rN(x, \beta k)$، $k=1$،... حيث يكون βk متجهات عشوائية موزعة بشكل متماثل وكل شجرة تقوم بالتصويت للوحدة الأكثر فئة شعبية في الإدخالX . تعتمد دقة الغابة العشوائية على قوة مصنفات الأشجار الفردية وقياس الاعتماد فيما بينها وسيكون الإجراء قادرًا على التنبؤ، بالعدد الأمثل للأشجار، بقيمة الإخراج واحد أو صفر. سيتم استخدام معايير التوقف لتقليل خطأ التنبؤ. (Addo, Guegan, & Hassani, 2018, p. 4) و (Breiman, 2001, p. 2)

اختصر (Kumar & Sahoo, 2017, p. 1726) الغابة العشوائية بأنها مجموعة من شجرة القرار التي تحتوي على العديد من طرق التصنيف وإعدادات المعلمات المختلفة ويعتمد مبدأ الغابة العشوائية على طريقة إنشاء غابة من الأشجار غير المترابطة باستخدام مكتبة CART، جنبًا إلى جنب مع أسلوب التعبئة و"الميزة العشوائية المختارة، تطبق الغابة العشوائية لتصنيف المتغيرات لحل مشكلة التصنيف وغيرها العديد من المشاكل.

عادةً ما تحتاج الغابات العشوائية إلى معلمتين لتعيينهما وهما عدد الأشجار وعدد الميزات التي تم تقييمها من أجل جودة الانقسام عند كل عقدة في الشجرة. كقاعدة عامة، يتم تعيين عدد الأشجار بين 100 و500 ويتم تعيين عدد الميزات $\sqrt{n}$ أو $\log_2(n)$، حيث n هو العدد الإجمالي للمعالم في مجموعة البيانات. (Elyan & Gaber, 2017, p. 224)

4- متجه الدعم الآلي (Support Vector Machine): أو ما يعرف باختصار **(SVM)** يعد نظامًا تعليميًا لتصنيف البيانات إلى مجموعتين من البيانات باستخدام مساحة افتراضية في شكل دوال خطية في مساحة الميزة بعدًا عاليًا. يحتوي SVM على خصائص غير مملوكة لآلة التعلم بشكل عام وهي في طور البحث عن أفضل خط فاصل (المستوى الفائق) وذلك للحصول على أقصى حجم للهامش بين مساحة الإدخال غير الخطية مع مساحة الميزة باستخدام قواعد kernel. الهامش هو ضعف المسافة بين المستوي الفائق ومتجه الدعم والنقطة الأقرب للمستوى الفائق تسمى متجه الدعم (Manurung, Mawengkang, & Zamzam, 2017, p. 3). يمكن وصف ناقلات الدعم الآلي (SVM) بأنها خوارزمية تعلم خاضعة للإشراف قادرة على حل مشاكل التصنيف الثنائي الخطي وغير الخطي (Lessmann, Stahlbock, & Crone, July 16-21, 2006, p. 3063)

وهي قابلة للاستخدام لحل مشاكل التعرف على الأنماط والتصنيف غير الخطي، مشاكل الانحدار وتعمل معلمات الإدخال على تقليل تعقيد المشكلة وتحسين التقدير بواسطة SVM. (Nezaratian, Zahiri, Peykanic, Haghiabi, & Parsaie, 2021, p. 131). تصنيف ناقلات الدعم الآلي مستوحى من نظرية التعلم الإحصائي التي طورتها Vapnik في السبعينيات، حيث تحقق التصنيف الأمثل في علبة خطية قابلة للفصل وإنها أفضل من الشبكات العصبية وأشجار القرار والمصنفات البايزية في بعض التطبيقات. (Cervantes, Li, & Yu, 2013, p. 2659)

5-ذكاء الأسراب Swarm Intelligence (SI): عرف (المهدي، 2019، الصفحات 19-20) أن هناك العديد من الدراسات التي اعتمدت على محاكاة الأنظمة الذكية الطبيعية (Normal Intelligent Systems) منها ذكاء الأسراب الذي يمثل أنه إحدى خصائص الأنظمة التي تتفاعل مكوناتها أو أجزائها البسيطة مع بيئتها من خلال السلوك الجماعي (Collective Behavior) بشكل ينتج عنه نماذج وظيفية عامة التي تستساغ منها في حل مشاكل الأمثلية.

كما يعتبر ذكاء السرب جزء من الذكاء الاصطناعي الذي يهدف بدوره لبناء أنظمة ذكية قادرة على حل المهام المعقدة بشكل يشبه قدرات الكائنات الحية، يشير السرب إلى جميع الكائنات أو وحدات النظام التي تمتاز بخاصية العيش (التفاعل) بهيئة مجموعات متفاعلة أي تفاعل جماعي منظم فيما بينها ومع بيئتها ويكتسب النظام صفة ذكاء الأسراب عند توافر تلك الخاصيتين:

- خاصية التنظيم الذاتي (Self-Organization): تمثل هذه الخاصية بمجموعة من الآليات والتحركات الديناميكية والتفاعل بين مكونات النظام فينتج بذلك هيكل النظام؛
- خاصية تقسيم العمل (Division of Labor): تحتوي خاصية تقسيم العمل على مهمات متعددة متزامنة ضمن النظام تدار من قبل المتخصصين في النظام وتوكل لهم تنفيذ تلك المهام.

ولذكاء الأسراب عدة أنواع منها:

5-1 **تحسين سرب الجسيمات (أمثلية سرب الطيور/ خوارزمية سرب الطيور) Particle Swarm Optimization (PSO):** خضعت لتغييرات عديدة منذ إدخالها عام 1995، حيث طور الباحثون هذه التقنية واشتقوا إصدارات، تطبيقات جديدة ونشروا دراسات نظرية حول تأثيرات العوامل والجوانب المختلفة للخوارزمية (Poli, Kennedy, & Blackwell, 2007, p. 33) وهي مستوحاة من الناحية البيولوجية من السلوك الجماعي من أسراب الطيور واستعملت لأول مرة من قبل كينيدي وأبرهارت.

وهي تقنية تعتمد على السكان والتكيف الذاتي الأمثل للبحث، حيث تتكون وتبدأ من مجموعة حلول (الجسيمات) تدعى بالسكان (لازم و منفي، 2018، صفحة 134). كل جسيم هو حل محتمل ويتأثر بتجارب جيرانه، ويمكن له أن يتجاوز الهدف في مساحة البحث نصف الوقت ولذكاء الأسراب خمسة مبادئ أساسية حسب (Kennedy & Eberhart, 1995, pp. 1946-1947) وهي:

مبدأ القرب، مبدأ الجودة، مبدأ الاستجابة المتنوعة، مبدأ الاستقرار، مبدأ القدرة على التكيف.

2-5 **خوارزميات مستعمرات النمل للتحسين Ant Colony Optimazation (ACO):** قدم ماركو دوريغو **Marko Dorigo** وزملاؤه أول خوارزمية نظام مستعمرات النمل (ACO) في أوائل التسعينيات وذلك بعد نشر أول ورقة بحثية عن نظام النمل في عام 1996، اكتسب البحث عنها زخمًا وتم اقتراح عدد كبير من التحسينات الحسابية وكان التحسن الأول على الشكل الأساسي لنظام النمل هو نظام النمل النخبوي Elitist Ant System (EAS) من بين أنجح هؤلاء الخلفاء نظام مستعمرة النمل (ACS) Ant Colony System. ونظام النمل الأكبر- الأصغر Max-Min Ant System (MMAS)، بشكل عام تشمل السمات الرئيسية لهذه التحسينات على نظام النمل الأساسي آليات لتكثيف البحث حول حلول وآليات عالية الجودة للحفاظ على مستوى كافٍ من استكشاف مساحة البحث. (López-Ibáñez, Stützle, & Dor, 2016, p. 2)

تم استلهام تطوير هذه الخوارزميات من مراقبة مستعمرات النمل التي تعتبر حشرات اجتماعية، تعيش في مستعمرات ويخضع سلوكهم لهدف بقاء المستعمرة بدلاً من التركيز على بقاء الأفراد والسلوك الذي قدم مصدر إلهام لـ ACO هو سلوكها في البحث عن الطعام وعلى وجه الخصوص كيف يمكن للنمل العثور على أقصر الطرق بين مصادر الطعام وأعشاشهم عند البحث عليه، حيث يستكشف النمل في البداية المنطقة المحيطة بأعشاشه بطريقة عشوائية وأثناء الحركة يترك النمل أثرًا كيميائيًا فرمونيًا على الأرض، يمكن للنمل شم رائحة الفرمون عند اختيار طريقهم، فإنهم يميلون على الأرجح إلى اختيار المسارات التي تتميز بتركيزات فرمون قوية جدا، بمجرد أن تجد النملة مصدرًا للغذاء، فإنها تُقَيِمُ كمية ونوعية الطعام وتحمل بعضًا منه إلى العش وأثناء رحلة العودة قد تعتمد كمية الفرمون التي تتركها النملة على الأرض على كمية ونوعية الطعام والتي ستوجه مسارات الفرمون النمل الآخر إلى مصدر الغذاء ولقد ثبت أن الاتصال غير المباشر بين النمل عبر مسارات الفرمون المعروفة باسم وصمة العبور تمكنهم من إيجاد أقصر الطرق بين العش ومصادر الغذاء. (Blum, 2005, p. 355).

3-5 **خوارزمية مستعمرات النحل الاصطناعية Artificial Bee Colony (ABC):** تعد خوارزمية مستعمرة النحل الاصطناعية (ABC) خوارزمية تطورية قدمها لأول مرة Karaboga et al في 2005، مثالاً على ذكاء السرب لأنها تعبر عن نماذج السلوك الجماعي للأنظمة اللامركزية وذاتية التنظيم المكونة من عوامل بسيطة، التي تعيد الخوارزمية إنتاج سلوك مستعمرة نحل العسل تبحث عن أفضل مصدر للرحيق في المنطقة المستهدفة(Ampellio & Vassio, 2016, p. 2). وأشار (Abyson, Kiran, & Jobin, 2016, pp. 1033-1034) إلى أن هذه الخوارزمية تنتمي إلى فئة الخوارزميات التطورية المستوحاة من السلوك الذكي لنحل العسل في إيجاد مصادر الرحيق حول خلاياها وتعتبر خوارزمية تكرارية، تبدأ بربط جميع النحل العامل بمحاليل غذائية عشوائية، تأخذ خوارزمية ABC المفاهيم من عملية البحث عن الطعام لاكتشاف حلول جيدة لمشكلة التحسين، يتم تعريف المكونات الأساسية فيها والتي تم تصميمها بعد عمليات البحث على النحو التالي: (Yin, Liu , & Wu , 2013, p. 3) *مصدر الغذاء، *قيمة اللياقة، *وكلاء النحل.

يمكن تصنيف مبدأ عمل ABC إلى خمس مراحل رئيسية وهي: التهيئة، النحل العامل، النحل المتفرج، النحلة الكشفية ومراحل الإنهاء. (Noorazliza , Junita , & Abro, 2015, p. 2)

4-5 **تحسين بحث الوقواق Improved Cuckoo Search (ICS):** شرحها (Bulatović, Bošković, & Sav, 2014, pp. 4-5) تم تطبيقها للتحسين أول مرة من طرف Yang وDeb في (2009 – 2010) وهما مؤلفان لخوارزميات تحسين مختلفة بالإضافة إلى تصنيفها، تمثل خوارزمية عشوائية جديدة للتحسين وهي أيضًا مستوحاة بيولوجيًا من طريقة الوقواق في البحث عن أعشاش حيث يمكن أن تضع طيور الوقواق بيضها في أعشاش طيور أخرى وتعتني الطيور المضيفة لاحقًا بصيصان الوقواق، عادةً ما يختار الوقواق عش الطائر الذي وضع بيضه للتو حتى يتمكنوا من التأكد من أن بيضهم سوف يفقس أولاً لأن بيض الوقواق يفقس في وقت أبكر من بيض مضيفه.

تكيفت بعض أنواع طيور الوقواق مع وضع بيضها في أعشاش الطيور الأخرى بحيث يكون بيضها مشابهًا تمامًا لبيض الطيور المضيفة، عندما يفقس كتكوت الوقواق، فإنه يُدْفَعُ غريزيًا إلى خارج العش أفراخ وبيض الطيور المضيفة التي لم تفقس بعد لتلقي كل الطعام الذي تم إحضاره ويمكن لكتاكيت الوقواق محاكاة نداء الكتاكيت المضيفة، إذا أدركت الطيور المضيفة أنه قد تم وضع بيضة الوقواق، فإنها إما تزيل بيضها أو تتخلى عن العش.

فخوارزمية التحسين هذه تمثل كل عش حلاً محتملاً، يتم تبسيط عملية استنساخ الوقواق في الخوارزمية بثلاث قواعد:

1- يضع كل وقواق بيضة في عش عشوائي؛

2- أفضل الأعشاش تنتقل إلى الجيل القادم من الوقواق؛

3- عدد أعشاش المستضيفة المتاحة ثابت (محدود) ويكتشف الطائر المضيف البيضة التي يضعها الوقواق مع احتمالPa والذي يتراوح بين 0.1، يمكن للطيور اكتشاف أسوأ الأعشاش فقط حتى تخسر من عدد السكان.

5-5 **خوارزمية أمثلية رعي الفيلة (Elephant herding optimization):** اقترحت خوارزمية (EHO) أول مرة في 2015 وتستند هذه الخوارزمية على سلوك رعي الفيلة، تعتبر الافتراضات الرعي كما يلي: (Gupta, Singh, Singh, Prakash, & Rathore, 2016, p. 196)

1- تحتوي مجموعة الأفيال كلها على بعضها عدد ثابت من المجموعات الفرعية المعروفة باسم العشائر ولكل عشيرة منها تحتوي على عدد ثابت من الفيلة؛

2- عدد ثابت من الفيلة يترك عشيرتهم ويعيش لوحده؛

3- كل عشيرة تتحرك تحت قيادة الأم الحاكمة والتي تمثل أفضل حل لها.

في الأخير ومن خلال دراستنا، فصلنا في نموذجين فقط من نماذج تطبيقات الذكاء الاصطناعي إلا أننا لم نتكلم إلا عن قطرة من محيط هذا العلم العميق. ففي الحقيقة هناك نماذج كثيرة كالأنظمة الخبيرة والمنطق المضبب...الخ، ناهيك عن اكتشاف وتطوير الأبحاث عن سلوك الحيوانات الذكية وتجسيدها في خوارزميات ذكية قابلة للتنفيذ.

المبحث الثاني: الإطار المفاهيمي للتعثر المالي

إن أهم المخاطر التي تواجهها أي مؤسسة كانت، على حد سواء هو المشكل المالي بالدرجة الأولى، كالتعثر الذي يكون في بادئ الأمر شيئاً عرضياً وقد يبدو للمؤسسة أنها يمكنها أن تسيطر عليه وحالما تجد نفسها تواجه معضلات تؤدي بها إلى مراحل أخطر وأعقد من التي كانت تتوقعها، لذلك فعلى المسئولين والمسيرين اتخاذ الاجراءات والتدابير اللازمة قبل أن يقع ما هو أخطر منه وهو الفشل الذي يؤدي بدوره إلى الافلاس والتصفية القانونية. وعليه فإن تداركه، سينقض ويحرر المؤسسة من كارثة حتمية محققة.

في هذا المبحث سنتطرق إلى مفاهيم أساسية كمطلب أول حول التعثر المالي والفرق بينه وبين الفشل والافلاس المالي والمطلب الثاني مقاييس التعثر المالي أي أهم النسب المالية المتعلقة باكتشاف التعثر، أما المطلب الثالث التنبؤ بالتعثر المالي وعلاقته بالذكاء الاصطناعي.

المطلب الأول: ماهية التعثر المالي

بادئ ذي بدء، قبل التفصيل في هذا المطلب الموسوم بالتعثر المالي، تجدر الاشارة إلى الفرق بين مفاهيم التالية: العسر، التعثر والفشل المالي، حيث أن التعثر المالي هو المرحلة التي تسبق الفشل المالي وعليه قد تستمر المؤسسة في العمل أثناء محاولتها التوصل إلى إعادة هيكلة ديونها المتعثرة مع الدائنين وتجنب إعلان فشلها ومن ثم إفلاسها الرسمي، فليس كل شركة متعثرة هي بالضرورة فاشلة أو مفلسة وسنتحدث في هذا المطلب الذي أدرجناه تحت فرعين، الاول: عن تعريف التعثر المالي، مراحله، أسبابه ومؤشراته، أما الثاني: آثاره وسبل علاجه.

الفرع الأول: مفهوم التعثر المالي، مراحله، أسبابه ومؤشراته:

سنتطرق أدناه إلى تعريف التعثر والتفرقة بينه والمتشابهات في المعنى معه كالعسر المالي والفشل والافلاس، مراحل التعثر وأهم أسباب وقوعه، إضافة إلى المؤشرات التي تدل أو تعطي للمؤسسة علامات على تعثرها.

1- مفهوم التعثر المالي:

❖ **التعثر لغة:** التعثر في اللغة العربية مشتق من الفعل عَثَرَ، يَعْثُرُ، عَثْرًا وعِثَارًا وعُثُورًا أي زَلَّ وكَبَا وفي المثل من سلك الجدد أمن العِثَارَ والعثرة هي الزلة والسقوط أي كل على حسب موقعها في الجملة، أما تعثر كمثل تعثر حظه ولسانه أي تلعثم وتعرقل. (دفع الله، 2018، صفحة 108)، (المعجم الوسيط)

❖ **التعثر المالي اصطلاحا:** هو ذلك الاختلال المالي الذي يواجه المشروع نتيجة قصور موارده وإمكانياته، عن الوفاء بالتزاماته في الأجل القصير وهو ناجم أساسا عن عدم التوازن بين موارد المشروع المختلفة (داخلية، الخارجية) وبين التزاماته في الأجل القصير، التي تستحق السداد وإن الاختلال بين الموارد الآتية وبين الالتزامات الخارجية يتراوح بين الاختلال المؤقت العارض وبين الاختلال الحقيقي الدائم وكلما كان الاختلال هيكليا كلما كان من الصعب على المشروع تجاوز الأزمة الذي يسببها هذا الاختلال. (السليماني، 2015، صفحة 531).

وهناك تعاريف أخرى عديدة لمصطلح التعثر المالي وتصب في نفس الصياغ، لا مانع من استعراض بعضها:

- يمثل الوضع الذي تتعرض فيه المؤسسة لحالة نقص السيولة وتراكم الخسائر لعدد من السنوات كنتيجة لقرارات إدارية ومالية خاطئة، كما يرجع ذلك أيضا إلى عدم قدرتها على التكييف مع القوانين والقرارات التي تنظم نشاطها. (بن شاعة و بن سانية، 2017، صفحة 293)؛
- يعرف (McCarthy, 2011, p. 11) التعثر المالي على أنه ضائقة مالية ويمكن أن تكون على مستوى الفرد والأسرة ولها عواقب وخيمة وهي الحالة التي يفيد فيها الأفراد أنهم يواجهون درجة معينة من الصعوبة في مواكبة فواتيرهم والتزاماتهم الائتمانية. وتحدث عملية التعثر عندما تكون المؤسسة أو المؤسسة غير قادرة على سداد القروض الممنوحة لها من قبل البنوك وهذا المفهوم يتعمق باتفاقية القروض وبخاصة شروط التسديد لخطر الانتهاك مما يعرض المصارف إلى خسائر محتملة؛ (عبيد و حماد، 2016، صفحة 22)

أما المصطلحات الأخرى **كالعسر، الفشل، الافلاس** سنختصرها أدناه:

أ- **العسر المالي:** هو تلك المرحلة التي تسبق التعثر المالي ويرى (Muller, Steyn-Bruwer, & Hamman, 2012, pp. 24-25) أن التنبؤ **بالعسر المالي** أو ما يعرف بالضائقة المالية (**Financial Insolvency**) أمر ضروري للمستثمرين ومؤسسات الإقراض الذين يرغبون في حماية استثماراتهم المالية وتجدر الاشارة إلى عدم وجود توافق في الآراء بشأن تعريف فشل المؤسسات أو الضائقة المالية؛

- عرفه (بن الساسي و قريشي، 2011، صفحة 50) بذلك الوضع التي تكون فيه استخدامات المؤسسة عند تحويلها إلى سيولة نقدية لا تكفي لتغطية خصومها عند أجل استحقاقها وعليه فمخطر الوقوع في عُسر مالي يرتفع بارتفاع سرعة استحقاق الديون مقابل بطء دوران عناصر الأصول؛

- أشار (خليفة و تراري مجاوي، -، الصفحات 28-29) أنه دائما ما يرتبط العسر المالي بحالة الارتباك المالي التي تصيب المنشأة، في حال تعرضها إلى صعوبات مالية تودي بها إلى العجز بصفة مؤقتة ونجد نوعين من العسر:
  - ✓ العسر المالي الفني؛
  - ✓ العسر المالي الحقيقي.

ب- الفشل المالي: هو مرحلة تأتي بعد التعثر مباشرة وتسبق الاشهار بالإفلاس وحسب (رمو و الوتار، 2010، صفحة 4) الفشل يعبر عن عدم مقدرة المؤسسة على مواجهة الالتزامات المالية التي بذمتها بالكامل ومن ثم فهي في طريقها إلى الإفلاس قانوناً؛

عرفه (أبركان ، 2020، صفحة 51) نقلا عن الخضيري بأنه: تلك العملية التي تنتج عن تفاعل العديد من الأسباب والعوامل عبر مراحل زمنية طويلة، لتنتهي بعدم قدرة المنشأة على سداد التزاماتها تُجَاهَ الغير والذي يؤدي بدوره إلى فقدان التوازن المالي، النقدي والتشغيلي.

وحسب (مطر، 2010، صفحة 63) هناك من يُقَسِمُ الفشل إلى قسمين:

✓ **الفشل الاقتصادي (Economic Failure):** تكون المنشأة غير قادرة على تحقيق عائد معقول على استثماراتها، أو عندما يكون صافي رأس المالها سالباً، عندما تكون القيمة الدفترية لخصومها أكثر من القيمة الدفترية لأصولها؛

✓ **الفشل المالي (Financial Failure):** تكون المنشأة غير قادرة تماما على سداد التزاماتها للدائنين والوفاء بالمستحقات التي عليها.

لجأ البعض إلى التفرقة بين مصطلحي التعثر والفشل المالي حسب (رمو و الوتار، 2010، صفحة 134) على اعتبار أن التعثر حالة تسبق الفشل وقد لا تؤول إليه بالضرورة ويرجع إلى هذه التفرقة في استخدام معيار المرونة المالية وبناءً على ما سبق فإن التعثر يلمس إحدى الحالتين أو كلاهما معا:

- نقصان عوائد الأسهم أو توقفها (مشكلة تحقيق خسائر متتالية)؛
- التوقف عن سداد الالتزامات في مواعيدها؛

أما الفشل المالي فيعني أحد الأمرين التاليين أو كليهما:

- التوقف تماما عن سداد المستحقات؛

- الإفلاس وتوقف النشاط.

ت- الافلاس: من الناحية القانونية هو حالة الإفلاس القضائي الذي تتعرض له المؤسسة الاقتصادية كنتيجة لتوقفها عن سداد ديونها في مواعيد استحقاقها، بحيث يتم إشهار إفلاسها وذلك بحكم من المحكمة المختصة إقليمياً بغرض تصفيتها وبيعها تمهيداً لتسديد هذه الديون إلى أصحابها (العمار و قصيري، 2015، صفحة 134)؛

ويراه (عمر ، 2015، صفحة 70) الحالة التي لا تستطيع فيها المؤسسة دفع مستحقاتها ويتم التنازل عن أصولها وتسليمها قضائيا لإدارتها، لتسييل أو اعادة تنظيم الأعمال ونقل بعض أو كل أصولها للدائنين.

وترى الطالبة أن التعثر المالي: هو تلك المرحلة الواقعة بالمنتصف، تسبقها مرحلة العسر المالي وتتبعها مرحلة الفشل، فهو نتاج سيناريو متراكم من الأحداث ويعبر عن عدم قدرة المؤسسة على الوفاء بالتزاماتها في آجال استحقاقها، فلابد لها من إعادة هيكلة الديون أو تقليص التكاليف ففي حال تجاهل علاماته قبل أن يخرج عن نطاق السيطرة قد يكون أمرًا مدمرًا.

وقد يأتي وقت لا يمكن فيه معالجة الضائقة المالية الشديدة لأن موارد المؤسسة أو الفرد قد ازدادت بشكل كبير ولا يمكن سدادها ويبقى أمامها الخيار الوحيد الذي ينتج عنه هو الافلاس القانوني، الجدير بالذكر أن أغلب المراجع لم تفرق بين التعثر والفشل واعتبرتهما شيء واحد ولكن حقيقة الأمر هما شيئين مختلفين.

2- مراحل التعثر المالي:

أي شركة متعثرة تمر بعدة مراحل، من الضروري التمييز بينها لغرض متابعتها، لخصها كل من (العيساوي، 2019، صفحة 13) و (عبيد و حماد، 2016، الصفحات 22-23) فيما يلي:

- **مرحلة الحدوث العارض:** يعتبر الانطلاقة الحقيقية للتعثر وأي عارض يضع إدارة المؤسسة تحت الاختبار، فإذا تفطن له المسير أدرك خطورته ولم يحدث التعثر وإذا أغفله واستهان به وقع به؛
- **مرحلة تجاهل الوضع القائم:** وهنا يدق جرس الإنذار، بحيث يتم لفت انتباه القائمين على الإدارة والمصرف الممول، إلى خطورة الوضع، إلا أنهم يتجاهلون ذلك تهاونا وتقليلا بشأنها؛
- **مرحلة استمرار التعثر والتهوين من خطورته:** يتضاعف الوضع سوء ويزيد تجاهل القائمين عليها لخطورة الموقف وعدم مبادرتهم لحل المشكلة؛

- **مرحلة التعايش مع التعثر:** وهي أخطر المراحل من سابقيها، تكون فيها المؤسسة على وشك الإفلاس ولا تستطيع القيام بأعمالها أو تجديدها؛
- **مرحلة حدوث الأزمة المدمرة:** تشيع أخبار التعثر إلى المتعاملين معها وتحدث الأزمة وبالتالي على المؤسسة مواجهتها؛
- **مرحلة معالجة الأزمة أو تصفية المشروع:** يتم من خلال هذه المرحلة استدعاء المتخصصين والخبراء لدراسة أسباب التعثر وعلاجه، سواء بقيام التصفية أو عمليات الدمج أو إعادة الهيكلة أو إعادة المشروع إلى مسيرته الطبيعية وقدرته على النمو والتوسع وسداد التزاماته المستحقة بعد إعادة جدولتها وبما يتناسب مع قدرته الجديدة على السداد.

3- أسباب التعثر المالي: لخص (الحسناوي، 2014، الصفحات 122-123) أسباب التعثر المالي للشركات في الآتي:

- ✓ عدم اتباع الأسس السليمة عند منح التمويل ونقص رؤوس الأموال؛
- ✓ نقص الاستشارات والمشاركة الخارجية، اضطراب في نظام التكلفة وضعف في الرقابة؛
- ✓ عدم التزام الحكومة ووزارة المالية بالتزاماتهم في ظل قوانين وعدم توفير حماية للمؤسسات، إضافة إلى الاحتيال والخداع في البزنس؛
- ✓ الاضطرابات الخارجية كحالات الاندماج، التحولات التكنولوجية وانعكاسات الطارئة على الاقتصاد العالمي.

وقسم (الرفاعي، 2017، الصفحات 16-17) أيضا أسباب التعثر المالي إلى قسمين:

- **أسباب داخلـية:** وتنقسم إلى: إدارية، مالية، استراتيجية؛
- **أسباب خارجية:** تمثل في:
  - تقليل حجم المساعدات الرسمية وخروج الكثير من المؤسسات التي كانت تعاني من ارتفاع الضرائب؛
  - تناقص قيمة السياحة وتدفق أموال السياح وتراجع قيمة تدفقات العاملين بالخارج؛
  - انخفاض حجم الصادرات الوطنية مقارنة بالواردات.

4- مؤشرات التعثر المالي: حصرها (دفع الله، 2018، الصفحات 113-114) في النقاط التالية:

- تدهور وتدني الربحية لفترات متتالية وضعف الرقابة على رأس المال العامل؛
- فقدان القدرة على المنافسة مع المنتجات المحلية أو المستوردة؛

- الاعتماد المتزايد على الاقتراض خاصة القصير الأجل ونقص التسهيلات البنكية؛
- عدم السيطرة والتعرف على الأنشطة الخاسرة في المنشأة والتزايد المستمر في التكاليف غير مباشرة؛
- تأخر وضعف الإفصاح المالي وإعداد الحسابات الختامية وبالتالي صعوبة وتأجيل معرفة الوضع الحقيقي للمؤسسة؛
- عدم تطبيق بنود الاتفاقيات، خاصة الشروط المتعلقة بنسبة المديونية وحجم رأس المال؛
- زيادة واحتدام المنافسة بين المؤسسات؛
- ضعف كفاءة إدارة المؤسسة في تسيير هذا المخطر.

وكذلك تحدث (الفرا، 2017، صفحة 749) عن مؤشرات أخرى للتعثر، نذكر منها:

- ضعف سلامة سياسة التحصيل والاعتماد المتزايد على مصادر التمويل الخارجي؛
- قلة مصادر التمويل الذاتية والاحتفاظ بكميات كبيرة من المخزون؛
- ضعف كفاية رأس المال العامل وتمويله من مصادر قصيرة الأجل؛
- ارتفاع الطاقة الإنتاجية العاطلة وضعف المركز التنافسي للمنشأة في السوق؛
- ارتفاع أعباء الفوائد والتي تنتج عنها المخاطر التشغيلية التي تؤثر سلبا على إيراداتها وأرباحها ومخاطر العجز عن سداد التزاماتها.

وحتى تتضح الرؤية نعلم أن هناك العديد من العلامات التحذيرية التي يمكن أن تشير إلى أن المؤسسة في مأزق مالي أو على وشك حدوثه قريبا، لذلك على المسيرين أن يكونوا على فطنة ودراية بتلك العلامات ويأخذوها على محمل الجد، لان اهمالها يؤدي إلى صعوبة الوصول إلى الأموال فيؤدي ذلك إلى فشلها.

الفرع الثاني: آثار التعثر المالي وسبل علاجه:

بعد التطرق إلى تعريف التعثر والتفرقة بينه وبين العسر والفشل والافلاس ومرورا إلى معرفة مراحله وأهم الأسباب التي تنجر عنه ومؤشراته التي تدل على وقوعه، سنتطرق إلى الآثار التي يتركها على عدة مستويات وسبل علاجها.

1- **آثار التعثر المالي:** وضح (سليماني إ.، 2016، الصفحات 36-37) و (دفع الله، 2018، صفحة 140) أن للتعثر المالي آثار ومخاطر عديدة على عدة مستويات هي:

1-1 على مستوى المؤسسة المتعثرة بحد ذاتها:

- ✓ تآكل احتياطي رأس المال الذي يؤدي إلى عدم القدرة على توزيع الأرباح على المساهمين؛
- ✓ إحداث مخاطر سيولة حادة، مما يؤدي بالمؤسسة إلى فقدان مركزها في السوق المالي المحلي والدولي إضافة إلى العالمي؛
- ✓ تكاليف ضخمة لمعالجة القروض المتعثرة أمام السلطات المعنية والفرص الضائعة بسبب تجميد الأموال لدى الغير.

1-2 على مستوى الجهاز المصرفي: قد يُلْحِقُ التعثر المالي عجز لدى المؤسسة المالية والاقتصادية وبالتالي:

- ✓ عدم قدرة العملاء المتعثرين على سداد التزاماتهم وهذا يؤدي إلى تجميد جانب هام من أموال البنوك والمؤسسات؛
- ✓ تعطيل دورة رأس المال وحرمانهم من عائد استثماراتهم ومن توظيف هذه الأموال سواء مع العملاء المتعثرين الحاليين أو في مشروعات أخرى جديدة تضيف في شكل ناتج سلعي أو خدمي وقيمة مضافة إلى الاقتصاد القومي؛
- ✓ تعريضهم في حالة تم تقديم تسهيلات إلى خسائر باهظة التكاليف؛
- ✓ زعزعة درجة الثقة لدى العميل وهم قادرون على توظيف الأموال وحساب مخاطر الاستثمار بدقة؛
- ✓ قد تؤدي الديون المتعثرة إلى انكماش أعمالهم وإلى غلق بعض فروعهم وبيع بعض أصولهم العينية.

1-3 على مستوى الاقتصاد ككل: يصعب على المؤسسة الاقتصادية قياس الخسائر الإجمالية للاقتصاد الناتجة عن التعثر المالي وعليه يوجد رابط بين النشاط الاقتصادي وتعثر المؤسسات ومن بين آثار التعثّر المالي التي تؤثر على الاقتصاد القومي نجد ما يلي:

- ✓ اهدار موارد نادرة والتبديد غير العقلاني في الإنفاق، لعدم جدوى الاستثمار المستقبلي والاكتفاء بما تحققه اللّحظة الحاضرة؛
- ✓ الطاقات العاطلة واتساع نطاقها في مراكز الإنتاج والتسويق في مختلف المجالات الاقتصادية؛
- ✓ تضييع الفرص التسويقية المتواجدة في السوق وعزوف العملاء والموزّعين إلى منتجين آخرين في الخارج؛

- ✓ ارتفاع التكاليف الإنتاجية والتّسويقية المختلفة بدرجة مُغَالى فيها، لاتساع نطاق المؤسسات الخاسرة على مستوى الاقتصاد القومي؛
- ✓ انخفاض الإنتاج والإنتاجية وتدهور قيم العمل وفساد مناخ الإدارة؛
- ✓ التّخلص السريع من الأصول بأسعار زهيدة، بسبب تزايد إعادة هيكلة المؤسسات التي تعاني من العجز المالي؛

4-1 على مستوى المجتمع: من أهم الآثار المجتمعية التي قد تنجم عن تعثرها وبدوره معضلة تسريح العمال له سلبيات كثيرة منها:

- الانتشار الفادح للبطالة وتزايد معدّلات الجريمة من سرقة ورشوة وبيع للأغراض بسبب الدَيْنْ؛
- عجز بعض الأُسَرْ عن تأمين حاجاتها الأساسية، مما يؤدي إلى بروز الطبقية في المجتمع؛
- قلق الموظفين الباقين خوفا من تسريحهم، مما يلحق ضرر كبير على اقتصاد البلد وعلى المؤسسات نفسها.

2- **سبل علاج التعثر المالي:** ربط (ريحان، 2005، الصفحات 130-131) سبل علاج التعثر المالي بالآفاق المستقبلية للمؤسسة المتعثرة، فإذا كانت الآفاق المستقبلية لها مازالت واعدة وتوجد رغبة من قبل الدائنين في التعاون معا للإبقاء على عميل مربح على المدى البعيد، قد يتعرض الدائنون لتقديم تنازلات طوعية لها وتتضمن هذه الأخيرة تمديد فترة استحقاق الديون، أو تخفيض قيمة الديون بنسبة معينة، أو المزيج بين الاثنين معا.

أما إذا كانت آفاقها لا تَعِدُ بالخير، لكن الدائنين يفضلون الإبقاء عليها لأن قيمتها كمؤسسة مستمرة أكبر من قيمتها للتصفية، فإن الحل يكون بإعادة تأهيلها من خلال إعادة تنظيمها وإعادة هيكلة رأس المالها لتخفيض نسبة المديونية وبالتالي تخفيض حجم الالتزامات المالية الثابتة عليها وفي الأخير إذا لم يكن هناك أي أمل بإمكانية استعادتها لربحيتها والتغلب على مصاعبها المالية وكانت قيمة تصفيتها أكبر من قيمتها كمؤسسة مستمرة، فإن الحل يكون بتصفيتها وتتطلب هذه العملية الدخول في إجراءات قانونية تتضمن إعلان إفلاسها من خلال تصفية موجوداتها على مهل وبشكل منتظم، توزيع حصيلة التصفية على الدائنين بشكل عادل والعدالة في التوزيع تعني إتباع أولوية لحقوق معينة تتناسب مع الحقوق القانونية لكل نوع من الأوراق المالية.

لكننا نجد في الواقع أن المؤسسات كبيرة الحجم عادة ما تحظى برعاية الدولة وتتدخل في الوقت المناسب لحمايتها من التعرض للإفلاس، بالإضافة إلى أن بعض المؤسسات المشرفة على الإفلاس يتم إدماجها في مؤسسات ناجحة، بل وقد تمت عمليات إدماجها رغم توفرها على مزايا شبه احتكارية تغاضت عنها الحكومة اعتقادا منها بأن الآثار السلبية للإفلاس قد تكون أكثر خطورة.

كخلاصة لما سبق، وفي ظل بقاء تلك العلامات قد ينتج ما لا يحمد عقباه من آثار للتعثر وقد يطال العديد من الجوانب منها المنشأة بحد ذاتها، المؤسسات المصرفية والاقتصاد ككل وإذا تأثر هذا الأخير سيتضرر المجتمع لا محال. فلابد من وسيلة لتدارك الوضع قبل تفاقمه ونتائجه الوخيمة.

المطلب الثاني: مؤشرات التعثر المالي

لقياس تعثر المؤسسات الاقتصادية والمالية اسْتُخْدِمَتْ عدة أدوات ومؤشرات التحليل المالي منها: النسب المالية، جدول التمويل، المعادلات والنماذج الرياضية، الموازنات التقديرية النقدية والقوائم المالية التقديرية، لأنها الأبرز لتحديد الوضع المالي لها وهذا ما انتهجته الدراسات السابقة وعلى مدار مدة من الزمن كانت هناك تحديثات متتالية لنماذج تطور التنبؤ بالتعثر المالي وسنتحدث في هذا المطلب على أهم النسب المستخدمة في الكشف عن التعثر المالي.

الفرع الأول: ماهية النسب المالية

نظرا لعدم فهم وصعوبة قراءة الأرقام الواردة في القوائم المالية، نلجأ إلى التحليل المالي عن طريق استخدام النسب المالية والتي تعتبر من الأساليب الأكثر شيوعا وأقدمها وأهمها وفي هذا الفرع سنتحدث عن مفهوم النسب المالية وهيكلة أنواعها كالتالي:

1- **مفهومها:** هي العمليات التي تعنى بدراسة قيم العناصر الظاهرة وفهم البيانات والمعلومات المالية المتاحة في القوائم والتقارير المالية المحاسبية للمؤسسة وتحليلها وتفسيرها وتساعد أيضا في تقويم أداء المؤسسة وكشف انحرافاتها والتنبؤ بالمستقبل بهدف إضفاء دلالات ذات مغزى ومعنى للبيانات الواردة بهذه القوائم (المطيري و العليمات، 2015، صفحة 9)؛

ويعرفها (نعيم، 2013، صفحة 101) أنها طريقة لتفسير الأرقام المطلقة المنشورة في القوائم المحاسبية والمالية وهي تساعد في الإجابة على أسئلة مهمة؛

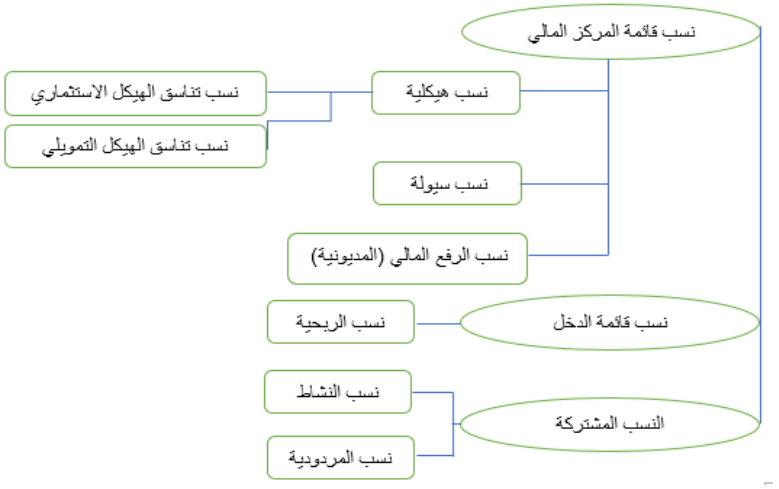
إن عملية اشتقاق النسب أو إيجادها رياضيا قد تبدو سهلة، حيث نستطيع وضع عدد كبير من النسب المالية ولكن المهم هو وضع النسب ذات دلالة والتي تكون قابلة للتفسير والتعليل، بحيث تقدم معلومات تساعد على تقويم وضع المنشأة واتخاذ القرارات الإدارية المناسبة. (فلوح، اسماعيل ، مرعي، و حمزة، 2009، صفحة 135)

2- مصدر اشتقاق النسب المالية: فهي تصنف على أسس عديدة حسب مصدر اشتقاق معلوماتها إلى ثلاثة أنواع رئيسية و**الشكل (11-01)** أدناه يوضح التالي: (بن سانية، 2018، صفحة 101)

- النسب المشتقة من قائمة المركز المالي (الميزانية) (Financial Position Ratios)؛
- النسب المشتقة من قائمة الدخل (جدول حسابات النتائج) (Income Statement Ratios)؛
- النسب المشتركة (Inter Statement Ratios/Combined Ratios) التي يتم اشتقاقها من القائمتين المذكورتين معا.

إن استخدامها يندرج ضمن تحليل فعالية قرارات الاستثمار وقرارات التمويل المتخذة ومدى الانسجام بينهما وهو ما يخلق تشابكات بين كل من قائمة الدخل وقائمة المركز المالي.

الشكل (11-01): أنواع النسب حسب مصدر اشتقاقها



المصدر: (بن سانية، 2018، صفحة 102)

3- أهداف وأهمية النسب المالية:

إن أسلوب استخدام القوائم المالية والتحليل بالنسب، من أكثر الأساليب شيوعا واستخداما في التحليل المالي ويهدف استخدامها إلى: (الجرجاوي، 2008، صفحة 58)

- فهم البيانات الواردة في القوائم المالية وذلك لمساعدة الإدارة في اتخاذ القرارات المختلفة، بالرغم أن المؤشرات المالية الناتجة عن التحليل المالي تكشف نواحي القوة والقصور في مركز المنشاة المالي، كما وأن الاستعانة بها يمكن المنشأة من فحص انجازاتها السابقة وبالتالي بيان مدى التزامها بالسياسات المالية؛

- تخفيض الحجم الكبير من البيانات المالية إلى عدد قليل ومفيد من المؤشرات المالية ذات المدلول الواضح.

إن اهتمام غالبية المكاتب الاستثمارية، المحاسبون، المؤسسات والإدارات بأنواعها، بالنسب المالية باعتبارها إحدى أدوات قياس الأداء والظروف المالية للمؤسسات في زمن معين أو من خلال سنة مالية ما، لأهميتها في: (لزعر ، 2012، صفحة 85)

- منح مدلول واضح ومبسط، من خلال بنود القوائم المالية؛
- سهولة حساب النسب المالية، لكونها عبارة عن مقاييس كمية للحكم على الوحدات الداخلية؛
- تمنح النسب المالية مؤشرات أساسية للحكم على أدائها ومقارنتها بمؤسسات أخرى تنتمي للقطاع ذاته وتمكن من تحديد مواطن الضعف والقوة للمؤسسة وتقييم أدائها.

4- محددات وقصور استخدام النسب المالية في التحليل المالي:

قد يتبين للمحلل أن النسب المالية كافية للحكم على أداء المؤسسة، لأنه تم استخراجها من القوائم المالية التي استخرجت من سجلاتها، فهذا الانطباع خاطئ لأنه تم حساب النسب لاستخدامها في التنبؤ مما يتوقع حدوثه في المستقبل وما تقدمه من أدلة، تساعد على تحسين الأداء المستقبلي، إذن فالنسب المالية هي خطوة أولى لأنها تقدم المؤشرات التي تساعد على طرح الاسئلة التي تتطلب إجابات غير متوفرة في القوائم المالية، فالمحلل المالي الناجح عليه أن يدرس النسب المالية ويثريها بالمعلومات التي توفرها مصادر المعلومات الأخرى. (الرجبي، 2014، الصفحات 186-187)

تتعرض النسب المالية لانتقادات حسب (مخلف ، -، صفحة 8) وهي:

- أنها تعتمد على البيانات المالية والتاريخية وهذا لا يعطي الصورة الحقيقية للوضع الاقتصادي الجاري للمؤسسة، فمثلا في أوقات التضخم لا تستطيع التكلفة التاريخية بيان القيمة الحقيقية للأصول؛
- تمنح البيانات المالية بعد نهاية السنة المالية وتكون معبرة عن الظروف الاقتصادية التي كانت سائدة خلال السنة التي أعدت عنها وهذه الظروف لا يتوقع استمرارها بعد تلك السنة؛
- الكثير من النسب المالية تفترض تصفية المؤسسة وهذا لا يساير الواقع لأن المؤسسات هي وحدات مستمرة؛
- الاختلاف في المفاهيم المحاسبية من مؤسسة إلى أخرى وكيفية اعترافها بتحقق الاصول والخصوم والايرادات والمصروفات وأساس حساب التكاليف، كل هذا يؤثر على عملية المقارنة بين سنة وأخرى، أو حتى بين منشأة وأخرى حتى بتماثل النشاط الاقتصادي؛

- حسب الظروف التي تتسم بالتغير المستمر في قيمة النقد والتضخم الذي يسود العالم وفي ضوء الفروض المحاسبية المتعارف عليها (بثبات وحدة النقد)، فإننا نجد أن البيانات المالية ومقارنتها بالبيانات المالية التاريخية تعطي نسب مالية لا يمكن الاعتماد عليها. (نعيم، 2013، صفحة 132)

لمعالجة التعثر المالي كان لابد لنا أن نتطرق إلى مقاييس تساعدنا على ذلك، فاستعنا في قياسه إلى التحليل المالي بالنسب المالية، التي يتم إنشائها باستخدام القيم الرقمية المأخوذة من البيانات المالية للحصول على معلومات مفيدة حول المؤسسة. تُستخدم الأرقام الموجودة في بياناتها مالية: كالميزانية العمومية، بيان الدخل وبيان التدفق النقدي لإجراء التحليل الكمي وتقييم سيولة المؤسسة، الرافعة المالية، النمو، الهوامش، الربحية، معدلات العائد والتقييم وغيرها العديد من النسب الملائمة.

الفرع الثاني: النسب المالية المستخدمة لقياس التعثر المالي

يعتبر التحليل بالنسب المالية من أكثر الأمور استخداما لقياس التعثر، الإفلاس والمعضلات المالية الأخرى، تستخدم من عدة أطراف كالمستثمرين، الدائنين، البنوك...الخ، لأجل اتخاذ قرارات استثمارية حاسمة وهي أيضا تعتبر الفيصل لإجراء المقارنة بين المنشآت لمعرفة وضعها المالي وهناك عدة أنواع سنتطرق لها في هذا الفرع منها نسب السيولة، النشاط، المديونية، الربحية ونسب السوق.

1- نسب السيولة (Liquidity Ratios):

تستعمل هذه النسب كمؤشرات لقياس ولتقييم قدرة المؤسسات على الوفاء بالتزاماتها قصيرة المدى حين استحقاقها، أي مدى كفاءتها في استخدام أصول المؤسسة السائلة والشبه السائلة (الاصول المتداولة) دون تحقيق خسائر، أي السهولة والسرعة في التحويل إلى نقد جاهز دون خسائر (الخطيب، 2010، صفحة 62). باختصار هذه النسب تشير إلى الملاءة المالية لها في المدى القصير وتعتبر من أهم مؤشرات المخاطر التي تتعرض لها الالتزامات قصيرة الأجل والهدف من التحليل بنسب السيولة هو معرفة نسبة النقدية المتوقع توفرها خلال يوم أو فترة معينة، لأن هذا الأمر يعتبر ضروريا لتقدير قدرة المنشأة على سداد التزاماتها التي يحين استحقاقها خلال يوم أو الفترة المقبلة. (الرجبي، 2014، صفحة 158)

ويوجد مقاييس متعددة ومختلفة لحساب نسب السيولة تتمثل في: نسبة التداول، نسبة السيولة السريعة، نسب صافي رأس المال، نسب النقدية ونسبة الاصول المتداولة بالنسبة لإجمالي الأصول. وسنفصل في كل نسبة على حدة:

الجدول رقم (01-01): نسب السيولة

النسبة	الصيغة الرياضية	تفسيرها
نسبة التداول (Current Ratio)	**الاصول المتداولة / الخصوم المتداولة**	تظهر مدى درجة تغطية الاصول المتداولة للخصوم المتداولة
نسبة السيولة السريعة (Quick Current Ratio)	**(الاصول المتداولة- المخزون) /الخصوم المتداولة**	مدى علاقة كفاية المصادر النقدية وشبه النقدية الموجودة لدى المؤسسة في مواجهة التزاماتها القصيرة الأجل، دون الاضطرار إلى تسييل موجوداتها من البضاعة
نسبة رأس المال	**صافي رأس المال / المبيعات**	قياس مقدار السيولة نسبة إلى المبيعات أي مدى مساهمة 1دينار من صافي المبيعات في تحقيق سيولة
نسبة النقدية (Cash Ratio)	**النقد[b] / الخصوم المتداولة**	القدرة النقدية الفورية للمنشآت لتسديد التزاماتها قصيرة الأجل

المصدر: من اعداد الطالبة نقلا عن (الطويل، 2008، صفحة 30)، (بن مالك، 2011، صفحة 40) (بتصرف)

❖ **نسبة التداول *(Current Ratio)*:** تعمل على قياس التوازن المالي أي تحقيق التناسق بين الاستخدامات قصيرة الأجل والمصادر المالية قصيرة الأجل، تم تحديد معيارا عاما لهذه النسبة وهو 1:2 أي أن تكون الأصول المتداولة ضِعْفُ الالتزامات المتداولة؛ (فلوح، اسماعيل ، مرعي، و حمزة، 2009، صفحة 144)

❖ **نسبة السيولة السريعة *(QUICK Current RATIO)*:** تشير كتب التحليل المالي إلى أنه يتوقع أن تكون هذه النسبة قرابة 1 الصحيح، إذا زادت عن 1 الصحيح، فإن ذلك يدل على وجود سيولة فائضة وإذا العكس فإن ذلك يدل على مشاكل في السيولة. (الرجبي، 2014، صفحة 161)

❖ **نسبة رأس المال:** ويحسب صافي رأس المال العامل بالعلاقة أدناه:

- **صافي رأس المال = الاصول المتداولة – الخصوم المتداولة**

❖ **نسبة النقدية *(Cash Ratio)*:** تعتبر هذه الأخيرة أكثر تحفظا من النسب السابقة لأنها تهتم بالعناصر النقدية، كلما كانت هذه النسبة مرتفعة كان ذلك مؤشرا ايجابيا من زاوية وضع السيولة في

[b] النقد في بعض المراجع نجد مصطلح الخزينة فكلاهما صحيح.

المؤسسة وإذْ يجب الاشارة إلى أن ارتفاع هذه النسبة أكثر من اللازم يمكن أن يؤدي إلى التأثير السلبي على ربحية المنشأة نتيجة تجميد الأموال دون اللزوم. (فلوح، اسماعيل ، مرعي، و حمزة، 2009، صفحة 147).

2- نسب النشاط (الأداء) (Activity Ratios)

يوجد عدة مسميات لهذه النسبة، ففي بعض المراجع تجد من يسميها نسب النشاط وفي البعض الآخر تدعى نسب معدلات الدوران وقد تجد أيضا من يطلق عليها بنسب الأداء وكل ما سبق يؤدي إلى نفس المفهوم على الرغم من اختلاف المسميات. فتستخدم هذه النسب كمؤشرات لقياس كفاءة استخدام المؤسسة لمطلوباتها (خصوم، موارد، التزامات) وتستخدم لتقييم مدى نجاح إدارة المؤسسة في إدارة موجوداتها ومطلوباتها وقدرتها على الاستخدام الأمثل وهي مقياس مهم لمدى كفاءة المؤسسة في استخدام المصادر المالية المتاحة لديها وتدرس هذه النسب معدلات دوران النقدية، معدل دوران رأس المال العامل، معدل دوران الأصول، معدل دوران الأصول الثابتة، معدل دوران الأصول المتداولة، بحيث توضح سياسة المؤسسات في ادارة الخزينة، رأس مالها من حيث الأصول والخصوم، الأصول الثابتة والأصول المتداولة (الخطيب، 2010، صفحة 64). وسنلخص أهم النسب المندرجة ضمن نسب النشاط:

الجدول رقم (02-01): نسب النشاط

النسبة	الصيغة الرياضية	تفسيرها
معدل دوران الأصول الثابتة	المبيعات[c]/ الأصول الثابتة	تقييم مدى كفاءة الادارة في استغلال الطاقات الانتاجية؛
معدل دوران الأصول	المبيعات/إجمالي الأصول	يدل ارتفاعه على استغلال الادارة لأصولها بكفاءة وفعالية؛
معدل دوران رأس المال	المبيعات/ صافي رأس المال	يدل ارتفاعه على كفاءة الإدارة في استخدام صافي رأس المالها في توليد ايراداتها؛
معدل دوران الأصول المتداولة	المبيعات/ الأصول المتداولة	مدى قدرة الأصول المتداولة على توليد المبيعات؛

المصدر: اعداد الطالبة نقلا عن (الشمري، 2010، الصفحات 64-65)و (السماني، 2018، صفحة 36) (بتصرف)

[c] المبيعات في بعض المراجع نجد مصطلح رقم الاعمال، فكلاهما يستخدمان.

- **معدل دوران الأصول الثابتة:** تم استخدم الأصول الثابتة بدلا من إجمالي الأصول لتجنب التذبذب في المعدل نتيجة لأثر الاهتلاك؛
- **معدل دوران الأصول:** كلما كان هذا المعدل مرتفعا كان هذا مؤشرا ايجابيا والعكس صحيح أيضا (نعيم، 2013، صفحة 129)؛
- **معدل دوران الأصول المتداولة:** ارتفاع هذا المعدل يعتبر شيء ايجابي (حنون، 2016، صفحة 38).

3- نسب الاستدانة (Leverage Ratios)

يطلق عليها عدة مصطلحات كنسب المديونية أو الهيكلية ونجد في بعض المراجع نسب الهيكل المالي. تستخدم لتقييم مقدرة المنشآت على سداد ديونها طويلة الأجل ودفع الفوائد المستحقة عليها في موعد استحقاقها وتهتم بها الاطراف التي تقوم بمنح القروض طويلة الأجل والمساهمون أيضا من أثر على مصالحهم في المنشأة (خنفر و المطارنة، 2009، صفحة 134). وإن تحليل الهيكل المالي للمنشأة يعني بشكل رئيسي دراسة الأهمية النسبية لمكونات الخصوم والأصول وكيفية تمويلها وتحليل المركز المالي طويل الأجل لها والتعرف على درجة التوازن المالي بين مصادر الأموال الداخلية والخارجية واستخدامها في تمويل الأصول الثابتة والمتداولة من جهة أخرى (فلوح، اسماعيل ، مرعي، و حمزة، 2009، صفحة 139). ومن أهم نسب المديونية: نسبة حقوق الملكية إلى اجمالي الخصوم المتداولة، نسبة حقوق الملكية إلى اجمالي الاصول الثابتة، نسبة حقوق الملكية إلى اجمالي الاصول، نسبة الدين إلى حقوق الملكية، نسبة حقوق الملكية إلى اجمالي الخصوم، نسبة المديونية، نسبة الديون إلى إجمالي الأصول (نسبة الاقتراض). والجدول أدناه يلخص أهم النسب الاستدانة (الهيكلية):

الجدول رقم (03-01): نسب الاستدانة (الهيكلية)

النسبة	الصيغة الرياضية	تفسيرها
نسبة الاقتراض	(اجمالي الخصوم – حقوق المساهمين) / اجمالي الأصول	مساهمة الغير بالنسبة لإجمالي أصول المنشأة
نسبة الاستدانة	اجمالي الالتزامات[d] / حقوق المساهمين	قدرة المؤسسة على خدمة ديونها ومقدار ما تشكله الخصوم وحقوق المساهمين من مجموع مصادرها؛
نسبة حقوق المساهمين إلى الاصول	حقوق المساهمين[e] / إجمالي الأصول	مدى مساهمة حقوق المساهمين في تمويل اجمالي الاصول؛

المصدر: اعداد الطالبة نقلا عن (خنفر و المطارنة، 2009، صفحة 163) (بتصرف)

❖ **نسبة الاقتراض:** كلما انخفضت هذه النسبة دل على أن المنشأة تعتمد في تمويل أصولها على الامكانيات الذاتية والعكس صحيح وزيادتها غير مرغوب فيها باعتبارها ستتحمل فوائد وأقساط كبيرة على القروض التي تحصلت عليها. (عمر ، 2015، صفحة 43)

❖ **نسبة الاستدانة:** الارتفاع فيها غير محبذ وهو دليل على عدم قدرة المؤسسة على خدمة دينها مما يزيد من مخاطر المساهمين. (السماني، 2018، صفحة 37)

❖ **نسبة حقوق المساهمين إلى إجمالي الأصول:** وهي النسبة المئوية المتممة لنسبة الدين، فكلما ارتفعت نسبة الاموال المقدمة من أصحاب المشروع كلما انخفضت درجة المخاطرة التي تواجهها الديون التي على المشروع، لان حقوق الملكية تشكل الضمان المقدم لأصحاب الالتزامات وكذلك كلما ارتفعت هذه النسبة كلما زادت قدرة المشروع على الاقتراض من الغير، بضمان الاصول التي يملكها(الرجبي، 2014، صفحة 181).

4- نسب المردودية (الربحية) (Profitability Ratios)

تستعمل هذه النسب كمؤشرات لقياس ولتقييم مدى كفاءة إدارة المنشأة في تحقيق الربح من المبيعات والأصول وحقوق المالكين، لهذا نجد أن نسب الربحية هي مجال اهتمام المستثمرين والإدارة والمقرضين، فالمستثمرون يتطلعون إلى الفرص المربحة لتوجيه استثماراتهم إليها والإدارة تستطيع التحقق من نجاح

[d] مصطلح الالتزامات هو نفسه مصطلح الخصوم، الموارد والمطلوبات فتختلف التسميات على حسب المراجع؛
[e] في بعض المراجع نجد مصطلح حقوق الملكية، فكلاهما صحيحين.

سياساتها والمقرضون يشعرون بالأمان عند إقراض المشاريع التي تحقق الأرباح. (أبو عودة، 2017، صفحة 50).

وهي عبارة عن العلاقة بين الأرباح التي تحققها المؤسسة والاستثمارات التي ساهمت في تحقيق هذه الأرباح، لذا نجد أن جهداً كبيراً يوجه نحو الاستعمال الجيد للموارد المتاحة، بهدف تحقيق أفضل عائد ممكن للمساهمين، لا تقل قيمته عن العائد الممكن تحقيقه على الاستثمارات البديلة التي تتعرض لنفس الدرجة من المخاطر (سعيدي، 2015، صفحة 91). نلخص أهم نسب الربحية في الجدول أدناه

الجدول رقم (04-01): نسب المردودية

النسبة	الصيغة الرياضية	تفسيرها
القدرة على توليد الربح الصافي	النتيجة الصافية[f] / صافي المبيعات	مقدار الارباح الذي يحتويه كل دينار من المبيعات
العائد على اجمالي الأصول	النتيجة الصافية / اجمالي الأصول	قياس الفعالية الشاملة للإدارة في استخدام أصولها من أجل توليد العائدات
العائد على حقوق المساهمين	النتيجة الصافية /حقوق المساهمين	مدى تحقيق المنشأة نجاح في استخدام مصادر الأموال الداخلية في جني الأرباح

المصدر: من اعداد الطالبة نقلا عن (نور الدين، 2019، صفحة 351) و(سليماني إ.، 2016، صفحة 74) (بتصرف)

- **القدرة على توليد الربح(*Basic Earning Power (BEP) Ratio*)** تتأثر بعدة عوامل منها: حدة المنافسة السائدة في السوق، مستوى ثبات الاسعار المحلية والعالمية، سياسات البيع والتوزيع والسياسات المحاسبية المستخدمة ورغبة الادارة في زيادة أرباحها عن طريق رفع مخزون آخر المدة وتحميله بجزء من مصاريف الفترة الجارية... (نور الدين، 2019، صفحة 351)

- **العائد على اجمالي الأصول (*Return on Total Assets*):** يطلق عليها في مراجع أخرى العائد على الاستثمار (***ROI***).

- **العائد على حقوق الملكية(*ROE*):** كلما قلت قيمتها كلما كان ذلك مؤشرا سيئا عن أداء المنشأة، حيث يقيس معدل العائد على حقوق الملكية معدل العائد المتحقق لحملة الأسهم العادية والممتازة. (حنون، 2016، صفحة 38).

[f] نجد في بعض المراجع مصطلح صافي الدخل، يعني تختلف التسميات وفقا للمرجع المستخدم.

5- نسب السوق (Market Ratios):

اختصرها (فهمي، 2008، الصفحات 66-75) في أنها تستخدم كمؤشرات للمستثمرين المتعاملين بأسواق الأوراق المالية وهي ذات أهمية خاصة لحملة الأسهم وللمستثمرين المحتملين، لمحللي الأوراق المالية ولبنوك الاستثمار وحتى المقرضين. ويمكن اضافة نسب الأسهم لإدارة المؤسسة لقياس تأثير أداء المنشأة على أسعار الأسهم العادية في السوق، لأن الهدف في الادارة التمويلية هو تعظيم ثروة المساهمين عن طريق تعظيم القيمة السوقية للسهم. ولها عدة أنواع منها: القيمة السوقية للعائد، القيمة السوقية إلى القيمة الدفترية، ريع السهم، القيمة السوقية إلى التدفق النقدي، عائد الاحتفاظ بالسهم وغيرها الكثير من النسب.

اقتصرنا أعلاه على مجموعة من النسب الأكثر استخداما وشيوعا في التنبؤ بالتعثر المالي، تتمثل في: الربحية، النشاط، المديونية والسيولة باعتبارها من أهم أدوات التحليل المالي المستخلصة من القوائم المالية وحتى تتضح الرؤية، فتحليل النسب المالية يخدم غرضين رئيسيين: تتبع أداء المؤسسة من خلال تحديد النسب المالية الفردية لكل فترة وتتبع التغيير في قيمها بمرور الوقت لتحديد الاتجاهات التي قد تتطور في المؤسسة.

المطلب الثالث: التنبؤ بالتعثر المالي وعلاقته بالذكاء الاصطناعي

أشرنا في المطالب السابقة إلى مفاهيم أساسية للتعثر المالي وأهم مؤشرات قياسه، فلابد من التحدث عن التنبؤ المالي الذي يعتبر من أهم الخطوات التي تدرس المستقبل لحدث ما في المؤسسة، فسنعرج إلى مفهوم التنبؤ بالتعثر المالي، نماذجه، خطواته ومحدداته.

الفرع الأول: ماهية التنبؤ بالتعثر المالي:

وبعد تطرقنا لمفاهيم أساسية للتعثر المالي وأسبابه، مراحله، آثاره... الخ، لابد أن ندرس التنبؤ المالي وعليه سنتطرق في هذا الفرع للتنبؤ المالي والتنبؤ بالتعثر المالي وأهميته فيما يلي:

أولا: تعريف التنبؤ المالي:

قبل التطرق إلى مفهوم التنبؤ المالي، سنعرج إلى مفهوم التنبؤ وتعريفه أولا، أن كلمة التنبؤ اشتقت في اللغة العربية من أصل الفعل (نَبَأَ) ويرى ابن منظور أن المراد بِالنَبَأُ الخبر وفيه يقول الله عز وجل في محكم كتابه الكريم **(قَالَ يَاآَدَمُ أَنْبِئْهُمْ بِأَسْمَائِهِمْ فَلَمَا أَنْبَأَهُمْ بِأَسْمَائِهِمْ قَالَ أَلَمَ أَقُل لَكُمُ إِنِّىَ أَعْلَمُ غَيْبَ السَّمَوَاتِ وَالأَرْضِ وَأَعْلَمُ مَا تُبْدُونَ وَمَا كُنْتُمْ تَكْتُمُونَ)** (سورة البقرة، صفحة 33). والذي يهم الباحث من ذلك المعنى الذي يرى في التنبؤ اخبارا بالغيب ومعرفة بالمستقبل لأنه يتظافر مع المعنى الاصطلاحي للتنبؤ (البياتي، 2007، الصفحات 3-4).

أما التنبؤ اصطلاحا فيعرف بأنه استخدام المنهج العلمي لاستقراء الأحداث المستقبلية ومحاولة السيطرة على حالة التغير في عوامل البيئة وعُرِفَ أيضا بأنه الدراسات المتعلقة بالمستقبل سواء احتوت هذه الدراسات على تقديرات تعتمد على الاسلوب الشخصي أو المنهج التخطيطي أو الأساليب الرياضية والاحصائية. أو هو وضع تقديرات لأحداث متوقعة الحدوث ووضع احتمالات ذات قيمة لتلك الأحداث مع الأخذ الاعتبارات الداخلية والخارجية للمنشأة أو التكيف معها لتحقيق الأهداف المنشودة وتجنب المؤسسة التعرض لحالات التعثر والفشل والافلاس. (السماني، 2018، الصفحات 56-57)

عرف مجلس المحاسبين في انجلترا وويلز ICAWE عملية التنبؤ المالي بأنها عبارة عن تقدير للنتائج المالية التي تعد من القوائم المالية السابقة عن فترة محاسبية تالية، أو هي التقديرات والنتائج الخاصة بالمستقبل والتي تم بناؤها على أسس علمية وأساليب رياضية وإحصائية وباستخدام معلومات مالية، تاريخية، سابقة للوصول إلى معلومات مستقبلية، بهدف المساعدة في مواجهة الظواهر والأحداث والنتائج المالية المستقبلية. (قريشي، 2012، الصفحات 54-55).

اعتبر (الرفاعي، 2017، الصفحات 24-25) عملية التنبؤ هي حجر الأساس التي تستند عليها في عمليات اتخاذ القرار والتخطيط ومحاولة التنبؤ بوضع المؤسسة مستقبلياً من خلال قوائمها المالية ومعرفة مدى إمكانية استمراريتها والأخطار المحتملة التي تواجهها ويمكن ذلك من خلال التنبؤ بتقدير الاحتياجات المالية لإتمام العمليات التشغيلية. ويحظى التنبؤ بالتعثر باهتمام كبير المحللين الماليين الذين بدورهم يتخذون قرارات التمويل وغيرها وحسب (جباري، 2016، صفحة 156) تعريفه، هذا ما يجعل عملية التنبؤ ترتكز على اقامة افتراضات حول المستقبل، فهو قائم على الاعتبارات:

- البعد الزمني الذي يعبر عن الفترة التي يتم فيها التنبؤ؛
- الحاجة الملحة للبيانات والمعلومات الماضية والحاضرة للدقة والصلاحية؛
- كون التقدير يكون في المستقبل اللاحق، فان الافتراضات القائمة عليها تتسم بخاصية الاحتمال.

ثانياً: أهمية التنبؤ المالي:

يسهم التنبؤ المالي في إعطاء صورة لما ستصبح عليه أرباح المؤسسة في المستقبل وهذه بالطبع معلومة هامة تفيد الإدارة في التخطيط لتمويل احتياجاتها .فإذا كانت الأرباح كافية فقد تقرر المؤسسة الاعتماد عليها لتمويل عملياتها بدلاً من الاقتراض، يضاف إلى ذلك، فإن التحليل المالي للفترة المقبلة باستخدام النسب المالية المتوقعة يوضح للإدارة مسبقاً ما ستكون عليه ربحية المؤسسة ومركزها المالي في المستقبل.

وإذا لم يحدث تحسن فيها، فإن الأمر قد يقتضي إعادة النظر في الخطط والسياسات المقترحة وهكذا يسهم التنبؤ المالي في تحقيق نوع من الرقابة المسبقة، التي تكشف الأخطاء قبل وقوعها حتى يتسنى اتخاذ الإجراءات التصحيحية في الوقت المناسب، بالإضافة إلى ذلك، فإن عملية التنبؤ بإفلاس المنشأة تعد من الأمور المفيدة للمستثمرين والدائنين المحتملين.

فعندما تتعرض المؤسسة للإفلاس، فإن الدائنين سيخسرون أصل القرض والفوائد المستحقة، أما المستثمرون في الأسهم العادية سيتعرضون لانخفاض في قيمة أسهم الملكية. علاوة على ذلك، فإن الإفلاس يعرض المؤسسة لمقدار كبير من التكاليف القانونية. ونتيجة لهذه الأسباب وغيرها فقد قام عدد كبير من الباحثين باستخدام بيانات القوائم المالية والتدفقات النقدية للتنبؤ بالإفلاس. (خموسي و أحمد، 2015، صفحة 181)

ثالثاً: طرق التنبؤ المالي

صنفت طرق التنبؤ إلى نوعين: طرق كمية ونوعية، إذ يَسْتَخدم النوع الأول النماذج الرياضية لتمثيل العلاقة بين المتغيرات الملائمة المُبَينَة على البيانات التاريخية أو العلاقات المعروفة وهذه الطرق يطلق عليها في بعض الأحيان طرق التنبؤ الموضوعية(Objective Prediction Methods) لأن الفرضيات الرئيسية للنماذج والبيانات المستخدمة يمكن وضعها بشكل مضبوط بغض النظر عن المستخدم وهكذا إذا ما استخدم شخصان نفس النموذج ونفس البيانات فإنهما سوف يحصلان على نفس التنبؤات (البياتي، 2007، صفحة 9).

ومن طرق التنبؤ لخصها (سبسبي، 2011، الصفحات 31-33) و (البياتي، 2007، الصفحات 9-10) كالآتي:

1- النماذج الكمية: تهتم بالمعلومات التي يمكن قياسها كميا خلال عدد من الفترات وايجاد العلاقة بين المتغيرات وتوجد العديد من النماذج الكمية التي يمكن استخدامها في التنبؤ المالي وهي:

1-1 تحليل الانحدار: ويتضمن تحليل العلاقات بين المتغيرات، حيث تقوم نماذج الانحدار بتصوير العلاقة بين المتغيرات المُفَسَرَة والمتغيرات المُفَسِرَة وكذلك تستخدم في التنبؤ بقيم المتغيرات التابعة من أجل قيم المتغيرات المستقلة. ويعتبر أسلوب الانحدار من الأساليب التنبؤية المفضلة خاصة للتنبؤات طويلة الأجل؛

1-2 تحليل التعادل: يعتبر تحليل التعادل أحد الأدوات التحليلية التي تساعد الإدارة في فهم واستيعاب وتقييم العلاقات التي تربط بين التكاليف وحجم النشاط ونتيجة تفاعلهما على مقدار الأرباح المحققة وهو بالتالي أحد الأساليب العلمية التي تساعد الإدارة في التخطيط للمستقبل ورسم السياسات الإدارية وذلك من خلال إسهامها الملموس في تحليل العلاقة التي تسهم بدورها في مساعدة الإدارة في اتخاذ القرارات.

وتستخدم نقطة التعادل للتنبؤ بحجم النشاط بمعلومية التكاليف والأرباح، فضلا عن التنبؤ بالتكاليف بمعلومية حجم النشاط والأرباح. فخلال عملية التخطيط وتقييم الأداء يتم استخدام تحليل التعادل في عمليات تخطيط الأرباح وتخطيط النقدية وتخطيط النشاط الإنتاجي والبيعي وكذلك تقييم الجدوى الاقتصادية للمشاريع وأيضا تقييم مخاطر الأعمال وبخاصة فيما يتعلق بالرفع التشغيلي والرفع المالي. كما أن تحليل التعادل يسهم في تخطيط ورسم السياسات السعرية وسياسات التوسع والإعلان؛

1-3 النسب المالية: تعتبر من أهم أساليب التحليل المالي، حيث يتمثل غرضها الرئيسي في إمداد المستفيد من التقارير المالية بمجموعة من المؤشرات التي تساعدهم في اتخاذ قراراتهم المستقبلية وأهم تلك المؤشرات هي التي تفيد في تقييم الأداء والتي تفيد في الحكم على المركز المالي للمشروع وقدرته على سداد التزاماته وأيضا تلك التي تفيد في التنبؤ بالوضع المالي للمشروعات وقدرته على تحقيق أرباح مستقبلا أو المحافظة على الأرباح المحققة؛

1-4 الموازنات التخطيطية: هي عبارة عن برنامج شامل للعمليات المستقبلية للمشروع خلال فترة زمنية محددة وهي أداة هامة من أدوات التنبؤ، حيث تخدم التخطيط والذي يعبر عنه تعبيرا عينيا كما في حالة "الموازنة العينية "التي توضح البرنامج الإنتاجي للوحدة وربطه بطاقتها الإنتاجية وتعبيرا ماليا كما في حالة الموازنة المالية التي تمثل الترجمة المالية للموازنة العينية، مع توضيح الخطة التمويلية للوحدة عن طريق استخدام الموازنة النقدية؛

1-5 السلاسل الزمنية: وتعني سلسلة الأرقام ذات القيم المسجلة حسب الزمن، أو السنين أو الفصول أو الأشهر أو الأيام أو أية وحدة زمنية، فهي عبارة عن مسجل تاريخي متتالي يتم اعتماده لتوقع المستقبل.

2- النماذج النوعية: تعاني بعض المنظمات الاقتصادية في بعض الأحيان صعوبات في الحصول على أو الثقة في المعلومات والبيانات التاريخية وبالتالي تلجأ إلى الاعتماد على الخبرة المكتسبة والتراكم المعرفي لدى القائمين على تلك المنظمة في إعطاء أحكام شخصية عن أحداث وظروف تتعلق بعمل المنظمة تسهم في حل المشكلات واتخاذ القرارات المناسبة وهذا النوع من التنبؤ هو ما يطلق عليه النماذج النوعية.

وفي التطبيق العملي، نجد لها اعتماد كبير على حساب محدودية الاستخدام للنماذج الكمية، لكن لا شك بأن هذه الأخيرة أكثر موضوعية إذا ما قورنت بالنماذج النوعية، لأنها تعمد إلى أساليب علمية واضحة المعالم يساهم الحكم الشخصي بشكل أقل فيها.

رابعا: تعريف التنبؤ بالتعثر المالي:

نقصد بعميلة التنبؤ بالتعثر المالي أنه عملية حسابية لتقدير التحولات المستقبلية المحتملة، من حيث دراسة النسب المالية التي يمكن الحصول عليها من خلال القوائم المالية المنشورة ولهذه النماذج المختصة في التنبؤ مناهج وأسس ونماذج يمكن التوصل من خلالها لتنبؤات دقيقه تفيد بتقليل المخاطر ولقد أثبتت مختلف الدراسات أن المشكلات التي تواجه المؤسسات قد تنتهي بوضعية التعثر الكلي، فإن التنبؤ بتعثر المؤسسة يتمثل في اكتشاف ظهور علامات توحي بفشل قريب للمؤسسة وبالتالي إمكانية التمييز بين المؤسسات المتعثرة وغير المتعثرة، يكون بالاعتماد على نسب مالية أو إحصائيات معينة. (مساهل، 2017، الصفحات 26-29)

لتوظيف النسب المالية لابد أن نقوم بعملية التنبؤ التي تعتبر عملية توقع وتقدير للمستقبل والذي يعطي صورة لما ستصبح عليه المنشأة مستقبلا. فالتنبؤ المالي أمر ضروري للمستثمرين والدائنين على حد سواء لمعرفة الوضع المالي للمنشأة، وللتنبؤ المالي نوعين من الطرق: الكمية والنوعية، فالكمية أكثر شيوعا واستخداما من النوعية ولها نماذج عديدة، وفي المقابل التنبؤ بالتعثر المالي يتمثل في عمليات حسابية لتقدير التحولات مستقبلا.

الفرع الثاني: نماذج، خطوات ومحددات التنبؤ بالتعثر المالي

هناك العديد من نماذج التنبؤ بالتعثر والفشل المالي وفيما يلي سنتحدث عن هذه أغلب النماذج المستخدمة في التنبؤات، مرورا بخطواته وصولا إلى أهم محددات التنبؤ بالتعثر.

أولاً: نماذج التنبؤ بالتعثر المالي:

أكد (المومني، 2011، الصفحات 30-31) و (النعامي، 2006، الصفحات 43-44) أن أغلب الباحثين قد اعتمدوا على الأساليب الإحصائية والرياضية لبناء نماذج للتنبؤ بتعثر المالي والفشل المالي للشركات وذلك في مطلع الستينات وقد كانت أبرز تلك النماذج ما يلي:

1. نماذج تحليل التمايز المتعدد وهي الطريقة الإحصائية التي استند عليها ألتمان في بناء نموذجه الخاص (Altman 1968)؛
2. نماذج الذكاء الاصطناعي مثل: الشبكات العصبية، مثل الخوارزميات واللوغاريتمات؛
3. نماذج الانحدار اللوجستي وهو الأسلوب الإحصائي الذي ارتكز عليه اغلب الباحثون في بناء نماذجهم؛
4. نماذج رياضية وإحصائية أخرى غير التي سبق ذكرها، مثل (شيرود، كيدا، أرجونتي، شيراتا...الخ).

ويجدر بالمحلل المالي أن يكون حذرا في تطبيق نماذج التعثر المالي وأن يحاول الأخذ بالنماذج الملائمة ويذكر أن التعامل معها يعتمد على خبرة المحلل العلمية والعملية ولكن هذه النماذج يستفاد منها في معرفة مقدرة المنشأة المالية، إضافة إلى هذا الجانب يمكن الاستفادة أيضا من النماذج المتعلقة بالمجال الرقابي كأحد أدوات الرقابة القبلية أو الوقائية، أي معرفة الحالة المالية للمؤسسة وتصحيح موقفها المالي قبل حدوث أي اختلال وعليه تعتبر هذه النماذج مفيدة في مجال الرقابة خاصة منها القبلية. (دفع الله، 2018، صفحة 134)

ثانياً: خطوات التنبؤ بالتعثر المالي:

حصر (عليوي و نهود، 2015، صفحة 239) عملية التنبؤ بالتعثر المالي في ست خطوات:

1- تحديد الغرض من التنبؤ؛

2- وضع أفق زمني لعملية التنبؤ؛

3- اختيار أو تحديد طريقة التنبؤ؛

4- الحصول على البيانات المناسبة؛

5- تحليلها بشكل صحيح للوصول إلى تنبؤ دقيق؛

6- مراقبة التنبؤ حيث تفيد عملية المراقبة في تحديد جودة الأداء.

ويضيف (سبسبي، 2011، صفحة 30) بعض من الخطوات التي تزيد فعالية عملية التنبؤ المالي:

1- تكوين مجموعات عمل متخصصة تتناول كل منها جانبا معينا من موضوع التنبؤ بالتحليل الدقيق ومن ثم ربط نتائج تلك المجموعات مع بعضها للحصول على نماذج ونتائج تنبؤية أكثر موضوعية ودقة؛

2- التحديث المستمر لنماذج التنبؤ والمتغيرات المختلفة المكونة لتلك النماذج؛

3- الاستعانة ببرامج حاسوبية جاهزة أو مخصصة حسب طبيعة نشاط المنظمة الاقتصادية، من أجل توفير الجهد والوقت وكذلك الحصول على معلومات ذات دقة أكبر.

ثالثاً: محددات التنبؤ بالتعثر المالي:

إن تطبيق عملية التنبؤ المالي في اتخاذ القرارات الإدارية تصادفه عقبات تؤثر في موضوعية القرار منها، أجازها (قادري، 2017، صفحة 9) في:

- نقص المختصين في المجالات التقنيات الكمية بصفة عامة والتنبؤ بصفة خاصة، كما نجد نقص الخبرة والكفاءة والمهارة للمنفذين والمديرين؛
- نقص البيانات وعدم دقتها نتيجة نقص المحللين المتخصصين وعدم مرونتها مع الأوضاع العامة التي تعيشها المؤسسة؛

- عدم وجود أنظمة خاصة بالمعلومات، تحمل على عاتقها جميع البيانات ومعالجتها لتصل إلى معلومات دقيقة تستغلها في وقتها؛
- غياب تكامل بين الجامعات ومعاهد البحث العلمي وإدارة المؤسسات الاقتصادية.

الفرع الثالث: علاقة التعثر المالي بالذكاء الاصطناعي

مع التطور التكنولوجي الرهيب وخدمات الانترنت الواسعة الانتشار عبر العالم، كان لابد من جعل العالم بأسره قرية صغيرة، فالاقتصاد المالي هو أحد المجالات التي تحتوي على أغنى البيانات وكان لابد من ربط الذكاء الاصطناعي بجميع مجالات الحياة لتسهيل العمل فيها والمجال الاقتصادي كغيره من المجالات يأخذ حيزا كبير نظرا لحساسيته:

1- ادارة المخاطر:

مع صعود التمويل عبر الإنترنت، ازداد طلب الصناعة المصرفية على تقييم الأهلية الائتمانية للمستخدم، مما يعزز تطوير التحكم الذكي في المخاطر ويمكن لإدارة المخاطر المالية تجنب الخسائر وتعظيم الأرباح لمعظم المؤسسات ونظرًا لأن المهام تعتمد اعتمادًا كبيرًا على اتخاذ قرارات المعلومات، فإن التعلم الآلي يعد مُهِمَة ضرورية.

وفي السنوات الأخيرة، رأينا الكثير من المنشآت يتبنون أساليب التعلم الآلي في مواجهة مخاطر مختلفة المهام والتحكم الذكي في المخاطر من خلال الشبكة العصبية، التعلم الآلي وتحليل البيانات...الخ، في العديد من الهياكل الفنية، كنظام التحكم في المخاطر، خلفية استقصاء العملاء، تقييم الائتمان ويتم تكرار النموذج باستمرار وفقًا لملاحظات البيانات لزيادة الدقة، حيث تعمل أنظمة الذكاء الاصطناعي أيضًا على تحسين كفاءة مكافحة غسيل الأموال ومكافحة الاحتيال من خلال التعلم من القضايا السابقة ويستخدم الذكاء الاصطناعي أيضًا للإشراف على العمليات والأداء المالي للمؤسسات المالية، المؤسسات المدرجة، هيئات الأوراق المالية والبورصات في معالجة وتحليل البيانات غير المهيكلة متعددة الأبعاد ومراقبة المعاملات المشبوهة وفحصها، لتحليل وتوقع سلوكيات المتقدمين من أبعاد متعددة وعكس المعلومات في مستوى المخاطر. (Li, Yi, Chen, & Peng, 2021, pp. 106-107)

2- الذكاء الاصطناعي والتعثر المالي:

بعد الأزمة المصرفية في الثمانينيات وأوائل التسعينيات، لعب النموذج المكون من نظام الشبكة العصبية دورًا جديدًا ويمكن لنموذج التنبؤ أن يمنع بشكل فعال فشل البنوك ويعزز الاستقرار الاقتصادي وتم استكشاف أحدث تقنيات نماذج التنبؤ بشكل نشط بواسطة Swicegood ومقارنتها بالطرق القديمة، ثم استخدمت أبحاثه للتنبؤ بالأداء السلبي للبنوك التجارية في الصناعة المصرفية من خلال استخدام التحليل التمييزي والشبكات العصبية وأساليب الحكم المهنية (Li, Yi, Chen, & Peng, 2021, p. 103). إضافة إلى تحليل السلاسل الزمنية، تحليل النص الطويل والقصير، تحليل الأحداث وسلوك وتحليل بيانات الاقتصاد المالي متعدد المصادر والنمذجة المالية العميقة. (CAO, 2021, p. 15)

اضافة إلى المجالين السابق ذكرهما، يوجد العديد من المجالات التي لم نذكرها في المجال المالي لخصها (Li, Yi, Chen, & Peng, 2021, pp. 101-105) وهي:

- ✓ الذكاء الاصطناعي والتقرير المالي الكاذب؛
- ✓ الذكاء الاصطناعي والاحتيال المالي؛
- ✓ الذكاء الاصطناعي وإدارة مخاطر الائتمان؛
- ✓ الذكاء الاصطناعي وتحليل الرأي العام لسوق الأوراق المالية.

وفي الأخير وكخلاصة لما سبق أود أن أنوه أن للتنبؤ بالتعثر المالي مزيج من النماذج التقليدية والحديثة وله خطوات مدروسة لابد التعريف بها، إلا أنه تشوبه بعض المحددات كنقص المختصين في المجال، برامج، نظم معلومات متخصصة وعدم التنسيق بين الجهات المختصة...الخ. كما لا يسعنا أن ننسى أن للذكاء الاصطناعي دور في معالجة بعض من تلك المحددات والنواقص التي كانت تعاني منها النماذج التقليدية خاصة إدارة المخاطر التي تشكل هاجس لكل منشأة.

المبحث الثالث: مراجعة الأدبيات المتعلقة بالدراسة الحالية

يختص هذا المبحث بعرض ومناقشة الدراسات السابقة المتعلقة بموضوع الدراسة والبالغ عددها **(40)** وذلك ضمن ثلاثة مطالب، حيث قُسمت حسب المجال الجغرافي التي اجريت فيه كل دراسة **جغرافياً** ولقد اعتبرت الدراسات التي أجريت داخل الجزائر دراسات محلية وهي موضوع المطلب الأول، أما فيما يتعلق بالمطلب الثاني فقد احتوى على الدراسات التي أجريت خارج الجزائر أو ما اصطلح عليه بالدراسات الأجنبية، قسمت هذه الأخيرة إلى: دراسات عربية وهي دراسات متعلقة بدول العالم العربي ما عدا الجزائر ودراسات غير عربية وهي دراسات باللغة الأجنبية (بلغة العربية وغير العربية)، كما تجدر الاشارة إلى اعتماد الأسلوب التاريخي التنازلي (من الأحدث إلى الأقدم حسب سنة الدراسة الحالية) في عرضنا لها. أما بالنسبة لمناقشة الدراسات السابقة فقد اهتم بها المطلب الثالث سواء من حيث التعقيب عليها أو مقارنتها بالدراسة الحالية.

المطلب الأول: الدراسات المحلية

سيتناول هذا المطلب الدراسات السابقة التي بحثت في موضوع الدراسة الحالية التي أجريت داخل الجزائر، حيث بلغ عددها **(11)** وهي:

1- **دراسة (موفق، 2019):** ناقشت هذه الدراسة إمكانية استخدام الخوارزمية الجينية في التنبؤ بتطاير الأسواق المالية في تونس والدار البيضاء ونيويورك ولتحقيق هذه الغاية تم إتباع المنهج الوصفي في الجانب النظري منها، تم استخدام نماذج ARCH ومشتقاتها على أوسع نطاق لتحليل السلاسل الزمنية المالية خاصة في دراسة خطر الاحتفاظ بالأسهم، تقييم الأسعار، التنبؤ بمجال الثقة لتطاير الزمني والحصول على تقدير أفضل للنماذج في ظل عدم ثبات تباين الأخطاء وتشكيل النموذج الأمثل عن طريق دمجها بالطرق القياسية المتمثلة في GARCH وARIMA والعينة المختارة في هذه الدراسة ثلاثة مؤشرات بورصة:Dow Jones 30،Madex، Tunindex لمدة عشر سنوات من 2008 إلى 2018 وذلك باستخدام الخوارزمية الجينية بالاعتماد على برنامج Evolver إضافة إلى مقارنتها بالطرق القياسية. وتوصلت الدراسة إلى مجموعة من النتائج أهمها: تفوق الخوارزمية الجينية على الطرق القياسية من حيث النموذج الحسابي، إدخال البيانات، عرض المخرجات وواجهة النموذج وتفوق الطرق القياسية على الخوارزمية الجينية من حيث الوقت المستغرق والاختبارات الإحصائية، كما أبرزت هذه الدراسة أيضاً عن فعالية النماذج القياسية في التنبؤ بالتطاير نظراً لسرعتها ودقتها في المسائل البسيطة ذات الطابع التقليدي. وفي الأخير بينت الدراسة أن الخوارزمية الجينية مساهمة في عملية اتخاذ قرار الاستثمار من خلال التنبؤ بتطاير الأسواق المالية. وأوصت هذه الدراسة بجذب الباحثين إلى موضوع الخوارزمية الجينية والاعتماد عليها في حل المشاكل الصعبة والاهتمام بالبرمجيات المتعلقة بها والذكاء الاصطناعي خاصة باللغة العربية لنذرتها؛

2- ناقشت **دراسة (بوعروري، 2019):** مدى مساهمة الشبكات العصبية الاصطناعية في الحصول على تنبؤات دقيقة لحجم المبيعات التي يمكن للمؤسسة الاعتماد عليها في صنع قراراتها الإدارية ولتحقيق غايتها تم إتباع المنهج الوصفي في الجزء النظري، أما المنهج التحليلي استخدم في الجزء التطبيقي، حيث تمت دراسة حجم مبيعات هذه المؤسسات الاقتصادية من خلال تحليل بيانات شهرية. وتم اختيار ثلاث مؤسسات وهي: مؤسسة الاسمنت لعين الكبيرة للفترة (2012-2015)، مديرية التوزيع سونلغاز(سطيف2) وتتضمن أربع مؤسسات للتوزيع (الجزائر، الوسط، الشرق، الغرب) للفترة (2006-2016) ومطاحن الهضاب العليا(سطيف) خلال الفترة (2013-2016) باستخدام الشبكات العصبية الاصطناعية بالاعتماد على البرامج الإحصائية التالية: برنامج Allude NeuroIntrlligence وبرنامج MATLAB 2014. وتوصلت الدراسة إلى أهم النتائج: كفاءة الشبكات العصبية الاصطناعية وعدم تأثرها بمشكلة الاستقرارية، تأثرها بحجم البيانات المتاحة فكلما ارتفعت درجة التعلم في الشبكة زادت كفاءتها في التنبؤ بحجم المبيعات. وأوصت الدراسة بضرورة اعتماد أنظمة أرشفة جيدة للبيانات داخل المؤسسات، لغرض سهولة استخدامها لبناء النماذج التنبؤية، اعتماد المؤسسات على نماذج الشبكات العصبية الاصطناعية أثناء وضع خططها ورسم سياستها واستراتيجيتها، لضمان بقائها وسيطرتها على السوق، العناية أكثر بتطبيق الأساليب العلمية في التنبؤ بالمبيعات خاصة الشبكات العصبية الاصطناعية؛

3- **ناقشت دراسة معلم وطيار(2019):** مدى قدرة نموذج ألتمان على التنبؤ بالتعثر المالي لمؤسسات قطاع التأمين في الجزائر ولتحقيق هدفها تم الاعتماد على المنهج الوصفي التحليلي، باستخدام النسب المالية المستمدة من الميزانيات العامة وجداول حسابات النتائج للشركات الناشطة في مجال التأمين بمختلف أنواعه، حيث تَكَوَنَ مجتمع الدراسة من جميع شركات ووسطاء التأمين وإعادة التأمين في الجزائر، المسجلة على موقع المركز الوطني للسجل التجاري والتي اكتملت جميع بياناتها خلال الفترة (2013-2015) والبالغ عددها 12 شركة وذلك باستخدام نموذج(Altman, Hartzell and Peck, 1995) المعدل والخاص بالمؤسسات الصناعية وغير الصناعية باستعانة برنامج Excel لحساب قيمة Z. وتوصلت إلى مجموعة من النتائج أهمها: استطاع نموذج ألتمان التنبؤ بالتعثر المالي لشركات قطاع التأمين في الجزائر. وأوصت الدراسة بضرورة اعتماد شركات قطاع التأمين بصفة خاصة والمؤسسات الاقتصادية بصفة عامة في الجزائر على أدوات ونماذج كمية متعددة المتغيرات، لتحليل وتشخيص وضعيتها المالية والتنبؤ بالأخطار المالية المستقبلية، التي يمكن أن تتعرض لها وضرورة اتخاذ شركات التأمين في الجزائر الاجراءات التصحيحية اللازمة لمعالجة الاختلالات المالية التي تؤدي إلى الفشل والافلاس المالي؛

4- ناقشت **دراسة فيلالي (2017):** إمكانية استعمال مناهج الذكاء الاصطناعي لقياس مخاطر تعثر المؤسسات المقترضة على مستوى البنوك التجارية العاملة في الجزائر ولبلوغ غايتها تم الاعتماد على المنهج الوصفي بالنسبة للجزء النظري والمنهج التحليلي بالنسبة للجزء التطبيقي، من خلال تشكيل قاعدة

بيانات مكونة من مجموعة متغيرات المالية وغير المالية على حد سواء، انطلاقا من القوائم المالية والوثائق التكميلية المدرجة في ملف طلب القرض المقدم من طرف عينة مكونة من60 مؤسسة مقترضة، قُسمت بالتساوي إلى مؤسسات سليمة ومتعثرة، للفترة (2005-2011) وقد تم إخضاع البيانات إلى سلسلة من الاختبارات الإحصائية باستخدام برنامج SPSS لتطبيق نموذج قياس المخاطر الائتمانية. وقد أظهرت نتائج الدراسة أن تطبيق نموذج الشبكات العصبية الاصطناعية قد حقق نسب تصنيف صحيحة وصلت دقتها إلى غاية % 100 من إجمالي المؤسسات المصنفة، الأمر الذي من شأنه مساعدة البنوك التجارية العاملة في الجزائر على التحكم الأمثل في مخاطر القروض وبالتالي اتخاذ قرار ائتماني سليم؛

5- **دراسة (بن شاعة و بن سانية، 2017):** ناقشت إمكانية بناء نموذج إحصائي للتنبؤ بالتعثر المالي في المؤسسات الصناعية الخاصة بولاية غرداية باستخدام أسلوب التحليل التمييزي ولتحقيق هدفها تم الاعتماد على المنهج الوصفي في الجزء النظري ومنهج دراسة الحالة في الجانب التطبيقي، مع استخدام مجموعة من أدوات للتحليل كالنسب المالية وأسلوب التحليل التمييزي بمساعدة برنامج SPSS 20 لعينة تتكون من 3 مؤسسات صناعية بولاية غرداية من (2009-2014)، بالاعتماد على 8 نسب مالية (متغيرات مستقلة) وتوصلت إلى أهم النتائج: أثبت النموذج المستخدم جودة تصنيف عالية جدا بلغت نسبة 100 % والتي يمكن من خلالها التمييز بدقة بين المؤسسات الصناعية وتبين أن هناك أربعة مؤشرات مالية من بين الثمانية لها قدرة على التنبؤ بالتعثر المالي وتمثلت في الاصول المتداولة إلى الخصوم المتداولة(سيولة)، الايرادات إلى مجموع الأصول(نشاط)، الايرادات إلى صافي رأس المال(نشاط) الأموال الخاصة إلى الأصول غير الجارية(تمويل)؛

6- **دراسة (قريشي، 2016):** ناقشت الربط بين ظاهرة التعثر المالي والنسب المالية ومعرفة مدى قدرة الأخيرة على التمييز بين المؤسسات المتعثرة والسليمة، باستخدام التحليل التمييزي على عينة مكونة من 13مؤسسة صغيرة ومتوسطة جزائرية منها خمس متعثرة والباقي سليمة واعتمدت على متغيرات مالية كمية تمثلت في 23 نسبة، بالاعتماد على الأسلوب الإحصائي التحليل العاملي التمييزي لبرنامج SPSS 20.0 وتوصل الدراسة إلى أهم النتائج: أن كلا من نسبة رأس المال العامل إلى إجمالي الأصول، نسبة إجمالي الديون إلى إجمالي الأصول ونسبة الديون قصيرة الأجل إلى إجمالي الأصول لها القدرة على التمييز؛

7- **دراسة (زواوي و نعاس، 2015):** ناقشت مدى فعالية استخدام الخوارزمية الجينية في إدارة محفظة الأوراق المالية من مخاطر تقلبات أسعار أسهمها على مستوى بورصة الجزائر ولتحقيق هدفها اعتمدت على المنهج الوصفي في الجزء النظري والمنهج التجريبي التحليلي من خلال جانب المحاكاة. تضمنت العينة عددا من المؤسسات المدرجة في بورصة الجزائر وكانت المتغيرات تعبر عن ربحية الأصول والعوائد الشهرية لأسهم هذه المؤسسات للفترة ما بين 2010/01/31 – 2010/12/31 أي سنة واحدة

فقط. وأهم النتائج التي توصلت لها: استخدمت الخوارزمية الجينية لتدنيه عنصر المخاطرة تحت قيد العائد في النموذج المذكور، بهدف تعظيم العائد والمحافظة على رؤوس الأموال المستثمرة، استخدام طريقة إحصائية حديثة في مجال إدارة المخاطر أدى إلى زيادة ثقة المستثمر تجاه الحركة العشوائية لأسهم الأسواق المالية؛

8- ناقشت **دراسة (طويطي، 2014):** مدى إمكانية تقدير نماذج للتنبؤ بفشل المؤسسات الصغيرة والمتوسطة الجزائرية باستخدام تحليل الانحدار اللوجستي وللوصول إلى هدفها تم الاعتماد على المنهج الوصفي للجزء النظري وأسلوب دراسة الحالة في الجزء التطبيقي، باستخدام تقنيات إحصائية متمثلة في النماذج النوعية ثنائية الاستجابة مع التركيز على نموذج الانحدار اللوجستي، من خلال استعمال الاستبانة على عينة تتضمن 217 مؤسسة محل الدراسة باستخدام متغيرات نوعية (الهيكلة المالية، الجوانب الإدارية،...إلخ). توصلت إلى أهم النتائج حيث أن: تحليل البيانات إلى صياغة نموذج يُمَكِن من التنبؤ بفشل المؤسسة الاقتصادية ذات الخصوصية التي تتميز بها المؤسسات الصغيرة والمتوسطة، قوة عالية لنموذج الانحدار اللوجستي من حيث نسبة التنبؤ، يُمَكِن النموذج الأخير من اشتقاق نماذج للتنبؤ بفشل المؤسسة المصغرة، الصغيرة والمتوسطة من خلال معيار حجمها.

وأوصت الدراسة بالاعتماد على المؤشرات بشقيها المالية وغير المالية في تقدير نموذج للتنبؤ بفشل المؤسسة الاقتصادية، باعتبارهما يكملان بعضهما البعض، تغيير أساليب وإجراءات التمويل المتبعة من أجل الرفع من حرية المؤسسات الصغيرة والمتوسطة وذلك بإتاحة الفرصة للمفاضلة بين البدائل التمويلية، استحداث قاعدة بيانات على المستوى الوطني بالتنسيق مع وزارة الصناعة، المؤسسات الصغيرة والمتوسطة وترقية الاستثمار، شركات الاتصالات، الديوان الوطني للإحصاء، هيئات التسجيل (السجل التجاري) وهيئات التصريح (الصندوق الوطني للضمان الاجتماعي) حيث تشمل البيانات الضرورية للمؤسسات بهدف تزويد الجهات المستفيد منها بالمعطيات اللازمة للاستدلال على وضعيتها عند متابعتها؛

9- ناقشت **دراسة (دربال، 2014):** فعالية تطبيق النماذج القياسية للتنبؤ بعوائد مؤشرات الأسواق المالية في سوق دبي المالي وللوصول إلى هدفها اعتمدت على المنهج الوصفي في الجانب النظري ومنهج دراسة الحالة لمقارنة نماذج التنبؤ الخطية وغير الخطية، من خلال اختيار مؤشر سوق دبي المالي كعينة لتطبيق النماذج القياسية والمتمثلة في:(نموذج بوكس جينكينز، نموذج الانحدار الذاتي المشروط بعدم تجانس الأخطاء ونموذج الشبكات العصبية الاصطناعية) وذلك بالاعتماد على قاعدة بيانات يومية لمؤشر سوق دبي المالي (باستثناء أيام العطل) خلال الفترة 2006/02/22- 2014/01/30، أي باستخدام 2023 مشاهدة وذلك من مقر بورصة دبي (المركز المالي العالمي)، كما تحتم الاعتماد على المنهج الإحصائي لما تتطلبه النماذج القياسية المستخدمة في الدراسة. توصلت الدراسة إلى أهم النتائج وهي: تفوق الشبكات العصبية الاصطناعية لأن لديها قدرة أكبر على التنبؤ مقارنة بنماذج الانحدار الذاتي المشروط

بعدم تجانس الأخطاء المعمم وبوكس جينكينز، دقتها، سرعة تطبيقها، كفاءتها وبينت مساهمة الشبكات العصبية الاصطناعية في دعم عملية اتخاذ القرار والمساعدة في وضع التوقيتات المناسبة لها وأدائها (نوعية البيانات، حجمها، العناية باختيار خوارزمية التدريب). أوصت هذه الدراسة بالعناية باختيار خوارزميات التدريب لنجاح عملية التنبؤ؛

10- ناقشت **دراسة (صوار، 2012):** مدى إمكانية تطبيق طريقة القرض التنقيطي، تقنية الشبكات العصبية الاصطناعية لمحاولة تقدير خطر عدم تسديد القرض بالبنوك الجزائرية ومدى إمكانية الاستفادة من الطريقة الكلاسيكية المطبقة بالبنوك الجزائرية لتطبيق هاتين الطريقتين ولتحقيق هدفها تم الاعتماد على المنهج الوصفي تارة للمفاهيم النظرية ومنهج دراسة حالة من خلال اختيار بنك الفلاحة والتنمية الريفية (وكالة سعيدة) وتم اختيار 52 مؤسسة (42 سليمة و10 عاجزة) للفترة الممتدة من (1994-2004) وكانت المتغيرات عبارة عن متغيرات محاسبية وفوق محاسبية وتم اختيارها لتقوم بتمثيل أحسن لخطر عدم التسديد وذلك لأجل محاولة بناء نموذج القرض التنقيطي ونموذج الشبكات العصبية لغرض محاولة تقدير خطر عدم تسديد القرض وتوصلت إلى مجموعة نتائج أهمها: كلا النموذجين المقترحين في الدراسة التطبيقية تمكنا من تصنيف وتمييز المؤسسات إلى سليمة وعاجزة، إلا أن دقة نموذج الشبكات العصبية الاصطناعية كانت 100%، على عكس نموذج القرض التنقيطي الذي قدرت ب 96,2 %، أما بالنسبة لطريقة التحليل العاملي كانت نسبة المعلومات الضائعة فيها 35% وهذه النماذج تعتمد على معلومات الطريقة الكلاسيكية؛

11- ناقشت **دراسة (عبادي، 2012):** دور طريقتي القرض التنقيطي وتحليل الشبكات العصبية الاصطناعية في تقدير مخاطر القروض البنكية على عينات من مؤسسات مأخوذة من الأرشيف الخاص بكل من بنك BNA، BEA، CPA وذلك بالاعتماد على أسلوب تحليل التمايز المتعدد من الطرق الإحصائية التقليدية الشائعة في التنبؤ بدرجة الاعتمادية للعميل المصرفي وللوصول إلى هدفها تم إتباع المنهج الوصفي في الجزء النظري والمنهج التحليلي في الجزء التطبيقي وكانت العينية عبارة عن مجموعة من المؤسسات السليمة والعاجزة وتم استخدام المتغيرات الكمية وكيفية وذلك باستخدام برامج معلوماتية إحصائية مثل: ,SPSS STATISTICA. توصلت الدراسة إلى أهم النتائج وهي: أن النماذج إحصائية الحديثة أثبتت كفاءتها في الميدان، على غرار الطريقة الكلاسيكية التي تتميز بمحدوديتها في التقدير والمعتمدة على أسلوب التحليل المالي، أن الطريقتين المستعملتين القرض التنقيطي وتحليل الشبكات العصبية الاصطناعية فالأولى تعتبر من أقدم الطرق وأكثرها استخداما من طرف البنوك، أما الثانية فقد تم استغلالها في هذا المجال حديثا نسبيا وتم ذلك على عينات الدراسة ليتم مقارنتهما في الأخير واستنتاج أفضلهما للتطبيق.

المطلب الثاني: الدراسات الأجنبية:

سنتطرق في هذا المطلب للدراسات السابقة التي بحثت في موضوع الدراسة الحالية التي أجريت خارج الجزائر والتي بلغت في مجملها **(29)** دراسة، حيث نميز في هذا الصدد نوعين من الدراسات باللغة العربية والدراسات بلغة غير العربية.

الفرع الأول: الدراسات العربية (باللغة العربية)

الدراسات السابقة العربية وهي دراسات أجريت في دول العالم العربي ما عدا الجزائر، حيث بلغ عددها **(10)** وهي:

1- عالجت **دراسة (سيّد، 2018):** كيفية استخدام الشبكات العصبية الاصطناعية للتنبؤ بالفشل المالي على المصارف الأردنية المدرجة في سوق عمّان للأوراق المالية ولتحقيق هدفها اعتمدت على المنهج الوصفي واستخدام تحليل النسب المالية التقليدية والحديثة للفترة (2006-2017)، لقياس الأداء المالي للمصارف وذلك باستخدام تقنية PCA وتطبيقها على المتغيرات المستقلة، أما نموذج KIDA تم تطبيقه على المتغير التابع، لبناء نموذج الشبكات العصبية الاصطناعية، بالاستعانة ببرنامج SPSS. توصلت إلى أهم النتائج: أن تقنية PCA أدت دورا مهما في تقليل أبعاد المتغيرات المستقلة مع الحفاظ على أثرها على المتغير التابع وذلك لتسهيل إدخالها إلى الشبكة العصبية، تقليل أبعاد المتغيرات المستقلة أعطى نموذجا مقترحا للتنبؤ بالفشل المالي بدقة 82,5%، لا يختلف النموذج المقترح للتنبؤ بالفشل المالي عن نموذج KIDA. أوصت باعتماد النموذج المقترح في المصارف السورية وخاصة في اعادة الاعمار، استخدام تقنيةPCA في أبحاث التنقيب التي تتضمن أعداد كبيرة من المتغيرات للوصول إلى نتائج أدق؛

2- ناقشت **دراسة (دفع الله، 2018):** الاتجاهات الحديثة للتحليل المالي ومدى مساعدتها للبنوك السودانية في التنبؤ بالتعثر المالي ولتحقيق هدفها تم الاعتماد على المنهج الاستنباطي والاستقرائي والتاريخي في الجانب النظري، أما المنهج الوصفي استخدم اسلوب دراسة الحالة في الجانب التطبيقي، من خلال استعماله للنسب المالية لبنك أم درمان الوطني للفترة(2007-2016)، توصلت الدراسة إلى أهم النتائج حيث: أثبتت الاتجاهات الحديثة للتحليل المالي مقدرة عالية للتنبؤ بالتعثر المالي وحوادث الإفلاس قدرها 90 % فأكثر قبل سنة من حدوث واقعة الإفلاس(نموذج كيدا) واتجهت في تصنيف الأصول إلى اعتبار الدين متعثرا بعد مضي عام على استحقاقه بدون سداد وعملت على عدم تدني مستوى الكفاءة الفنية وعدم التعرض لخسائر المتتالية، التنبؤ بالتعثر المالي قدم تحذيرات مبكرة لمستخدمي القوائم المالية حول احتمال التعثر المالي وأهميته تنبع من تجنب حالات التعثر والوصول إلى مرحلة الإفلاس. أوصت الدراسة باستخدام الاتجاهات الحديثة للتحليل للتنبؤ بالمصارف والاعتماد عليها في تقويم وضبط الاداء المالي، عدم

تعرض القرار الائتماني لبعض الضغوط الخارجية، تقييم الشكل القانوني لنشاط العميل والمخاطر المرتبطة به، عدم الافراط في منح التسهيلات الائتمانية لبعض العملاء؛

3- ناقشت **دراسة (الفرا، 2017):** مدى إمكانية التنبؤ بالتعثر المالي للشركات المساهمة الصناعية السعودية لصناعة الاسمنت من خلال استخدام نموذج ألتمان Altman Z-Score 2000 ونموذج Springate 1978 ولتحقيق غايتها استخدم المنهج الوصفي التحليلي بالاعتماد على بعض النسب المالية المستخرجة من القوائم والتقارير المالية للسنوات (2013-2014-2015) وشملت العينة 10 من أصل 11 شركة لصناعة الاسمنت. خرجت الدراسة بنتائج أهمها: أن نموذج Springate أظهر نتائج أدق من نتائج نموذج ألتمان، أهمية المعلومات المحاسبية في التنبؤ بالتعثرات المالية للمنشآت الاقتصادية وأهمية دور التحليل المالي الأساسي في اتخاذ القرارات السليمة والمتعلقة بالتمويل والاستثمار. أوصت الدراسة بضرورة الاهتمام بالنسب السيولة لمدى قدرتها على الاستمرارية ونسب النشاط لمعرفة مدى كفاءة إدارات المنشآت الاقتصادية في إدارة أصولها لتوليد المبيعات والاهتمام بأساليب علمية وتحليل مالي دقيق يعتمد على البيانات والمعلومات المالية المحاسبية؛

4- حاولت **دراسة (الرفاعي، 2017):** التوصل إلى معرفة فيما إذا كان نموذج ألتمان لديه قدرة على التنبؤ بالتعثر المالي قبل حدوثه بسنتين على الأقل ولبلوغ هدفها تم إجراء الاختبار على المؤسسات التي تتوفر بياناتها المالية خلال فترة الدراسة(2011-2015) وتمثلت عينتها في 61 شركة صناعية مدرجة في بورصة عمان، كما اعتمدت على المنهج الاختباري والمنهج الوصفي التحليلي من خلال دراسة اختبارية تقوم على بيانات فعلية مستخلصة من التقارير المالية، المنشورة في بورصة عَمَّان، حيث اعتمدت على نموذج Altman 1968 لقياس قدرته على التنبؤ بتعثر المؤسسات عينة الدراسة. وأظهرت نتائج الدراسة أن: لنموذجAltman القدرة على التنبؤ بتعثر المؤسسات خلال سنتين قبل حدوث التعثر في المؤسسات الصناعية وكما أظهرت وجود أثر ذو دلالة احصائية لمحتوياته المتمثلة بكل من النسب X1,X2,X3 & X4، مجتمعة ومنفردة على الأداء الفعلي المقاس بالعائد على السهم للشركات الصناعية. أوصت هذه الدراسة بضرورة العمل على تحديث نماذج التنبؤ بالفشل المالي وذلك وفقاً للتغيرات التي تحدث في بيئة المؤسسات الأردنية، العمل على الاهتمام بتحليل النسب المالية لما له من أهمية في وضع مؤشرات هامة عن وضع المؤسسات ولفت أنظار القائمين على تلك المؤسسات بجدوى تحليل النسب المالية لهم؛

5- ناقشت **دراسة (أبشر، 2015):** المفاضلة بين الأساليب الإحصائية التقليدية التي تعالج النماذج ذات المتغيرات التابعة النوعية خاصة أساليب التصنيف والتمييز مثل التحليل التمييزي والانحدار اللوجستي ومقارنتها بنتائج أسلوب الشبكات العصبية الاصطناعية وبهدف تحقيقها تم الاعتماد على المنهج الوصفي والتحليلي الاستقرائي لتوصيف متغيرات الدراسة وتمثلت عينة الدراسة في 545 رب أسرة لولاية الخرطوم للفترة الممتدة (2012-2015) وذلك باستعمال استبيان خاص بأسئلة شخصية (العمر، الجنس،...)،

بمساعدة البرنامج الإحصائي التالي: SPSS 20 عن طريق استخدام دالة نموذج الانحدار اللوجستي ودالة التحليل تمييزي ودالة نموذج الشبكات العصبية الاصطناعية. توصلت الدراسة إلى أهم النتائج: إن استخدام الشبكات العصبية الاصطناعية لتحليل البيانات أفضل من استخدام النموذج اللوجستي والدالة التمييزية وأن النموذج اللوجستي أفضل من الدالة التميزية، تتميز تقنية ANN بإعطاء ترتيب للمتغيرات المستقلة حسب أهميتها في التأثير على المتغير التابع، أن النماذج الثلاثة المقترحة لها القدرة على التصنيف. أوصت هذه الدراسة بالاستفادة من الأساليب الاحصائية المتقدمة في جميع مجالات المعرفة بدلا من النماذج التقليدية، استخدام الشبكات العصبية الاصطناعية على التطبيقات الاحصائية ومقارنتها بنتائج الاساليب الاحصائية المعروفة للتحقق من جدوى استخدامها؛

6- عالجت **دراسة (المطيري، 2015):** إمكانية التنبؤ بالفشل المالي باستخدام النسب المالية من وجهة نظر المديرين الماليين في المؤسسات المساهمة العامة في دولة الكويت، التي تمثل مجمع دراسته وبلغ عددها 180 شركة، أما العينة التي اشتغل عليها 143 شركة مستجيبة، للفترة 01 أيار 2014 إلى 01 أيار 2015. وتوصلت الدراسة إلى وجود إمكانية لاستخدام النسب المالية بمؤشراتها في التنبؤ بالفشل المالي في شركات المساهمة العامة في الكويت وتبين أن المتوسطات الحسابية والانحرافات المعيارية لمستوى استخدام النسب المالية في التنبؤ بالفشل كانت جميعها بالمستوي المرتفع. أوصت على استخدام النسب المالية كأداة للتنبؤ بالفشل المالي في المؤسسة قبل حدوثه ومحاولة علاج نقاط الضعف، اعادة استخدام النسب المالية وتطويرها بشكل مستمر، أهمية الاعتماد على التحليل باستخدام النسب المالية للتأكد من عدم وجود متغيرات قد تسبب الفشل المالي للشركات؛

7- دراسة (مهدي، 2014): عالجت أسلوب ونموذج حديث يقي من التعثر المالي في المستقبل، باستخدام نماذج الشبكات العصبية الاصطناعية والخوارزمية الوراثية في التنبؤ بحالات التعثر المالي في المؤسسات المساهمة السعودية، مقارنة بعدد من نماذج التنبؤ الإحصائية المتمثلة في نموذج تحليل التمايز والانحدار اللوجستي واعتمدت عينتها على 47 شركة مساهمة مدرجة في السوق المالي السعودي للفترة الممتدة من (2008 – 2012) وذلك بتحليل القوائم المالية باستخدام 25 نسبة مالية وتوصلت هذه الدراسة إلى أهم النتائج وهي: أفضلية نماذج الشبكات العصبية الاصطناعية على نماذج الانحدار اللوجستي وتحليل التمايز في التنبؤ بالتعثر المالي للشركات المساهمة السعودية بدرجة كبيرة، بلوغ دقة التنبؤ بالتعثر المالي لنموذج تحليل التمايز63.4 %، بلغت دقة التنبؤ بالتعثر المالي لنموذج تحليل الانحدار اللوجستي 90.6 %، أما الشبكات العصبية الاصطناعية بلغت دقتها 100 % ونموذج الشبكات المصمم والمدرب بالخوارزمية الوراثية بلغت دقته التنبؤية أيضا 100 %؛

8- عالجت **دراسة (شاهين و مطر، 2011):** قدرة النموذج المقترح على التنبؤ المبكر بتعثر المنشآت المصرفية ولبلوغ غايتها تم الاعتماد على المنهج الوصفي في الجزء النظري والمنهج التحليلي في الجزء

التطبيقي، للتعرف على أهم المؤشرات والنسب المالية للفترة (1997-2007). تم استخدام أسلوب التحليل التميزي الخطي متعدد المتغيرات وكانت عينة الدراسة تمثل 17 مصرف متعثر وسليم و28 نسبة مالية لتمييز المنشآت المتعثرة وغير المتعثرة باستخدام برنامج SPSS بغرض بناء النموذج المقترح وتوصلت إلى أهم النتائج: النموذج المقترح يعمل على التنبؤ بالتعثر بدقة تصل إلى 100% قبل عامين من التعثر، مساهمة النموذج في إعطاء صورة واضحة عن الأوضاع المالية الحالية والمستقبلية للجهات الرقابية حول حقيقة أوضاع المنشآت المصرفية العاملة في فلسطين. أوصت الدراسة بضرورة تطبيق النموذج القياسي للتنبؤ بالتعثر قبل حدوثه بفترة لمعالجة الأمر قبل استفحاله، ضرورة تضمين التقرير النهائي للبيانات والقوائم المالية المنشورة مما يعزز القدرة على التنبؤ بالأوضاع المستقبلية للمصارف؛

9- عالجت دراسة (المومني، 2011): إشكالية تطوير نموذج للتنبؤ بالتعثر المالي باستخدام مؤشرات مالية وغير مالية وشملت الدراسة 26 نسبة مالية وغير مالية، على عينة تتكون من 24 شركة صناعية ذات مساهمة عامة، منها 12 متعثرة و12 سليمة، للفترة (2000-2008) وتم الاعتماد على تحليل الانحدار الخطي المتعدد والتحليل التمييزي المتعدد وذلك بغية الوصول إلى النموذج المستهدف.

توصلت الدراسة إلى مجموعة من المتغيرات التي تؤثر على التنبؤ بتعثر المؤسسات، كما توصلت إلى أن النموذج التمييزي قادر على التنبؤ بالتعثر المالي بنسبة 95,8% وكشفت الدراسة عن كفاءة النموذج العالية مما يدل على استخدامه كأداة للتنبؤ بالتعثر المالي للشركات الصناعية المساهمة العامة ومن قبل كل الفئات المهتمة بتعثر المؤسسات. أوصت الدراسة باستخدام القوائم المالية كأداة لبناء نماذج التنبؤ بالتعثر المالي للتنبؤ بتعثرها قبل حدوثه ومحاولة معالجة مواطن الضعف وذلك للمحافظة على حقوق ذوي المصالح، استخدام المستثمرين نموذج الدراسة الحالية لمساعدتهم في توجيه استثماراتهم نحو المؤسسات الناجحة، استخدام المؤشرات غير المالية وأخذ المتغيرات التالية بعين الاعتبار: القيمة السوقية للشركة، القيمة العادلة لأصول المؤسسة...الخ.

10- دراسة (سعودي، 2007): ناقشت هذه الدراسة آلية تساعد في التنبؤ المسبق بمخاطر التعثر المالي في منشآت الأعمال السوق المصري ولتحقيق هدفها حاولت تقديم مدخل محاسبي للتنبؤ بالتعثر المالي لهذه المنشآت والمكونة من 160 منشأة متعثرة وسليمة للفترة(1995-2005)، حيث تم بناء نموذج للشبكات العصبية بالاعتماد على النسب والمؤشرات المالية المستخرجة من القوائم المالية، بالإضافة إلى استخدام الخوارزمية الوراثية في تحديد أهم النسب والمؤشرات المالية التي تؤثر في عملية التنبؤ بالتعثر المالي وتوصلت هذه الدراسة إلى أن: نموذج الشبكات العصبية الاصطناعية ذات الانتشار الخلفي بجميع المتغيرات بلغت الدقة التنبؤية 97.73 % والمصممة والمتدربة بالخوارزمية بجميع متغيرات الدراسة بلغت الدقة التنبؤية لها % 99.43، كما بلغت دقتها بأهم المتغيرات% 97.16، كما توصلت إلى أن نماذج

الشبكات العصبية الاصطناعية أفضل من النماذج التقليدية، كالتحليل التميزي الذي بلغت دقته التنبؤية 88.5 % والانحدار اللوجستي الذي بلغت دقته التنبؤية 87.5%.

الفرع الثاني: الدراسات الغربية (باللغة الأجنبية)

الدراسات السابقة باللغة الأجنبية هي دراسات غير عربية أجريت خارج دول العالم العربي، حيث بلغ عددها **(19)**:

1- **دراسة (Gregova, Valaskova, Adamko, Tumpach, & Jaros, 2020):** عالجت التنبؤ بمخاطر الضائقة المالية للمؤسسات الصناعية السلوفاكية والهدف منها هو مقارنة النماذج التي تم تطويرها باستخدام ثلاث طرق مختلفة (الانحدار اللوجستي، نماذج الغابة العشوائية والشبكة العصبية) من أجل تحديد نموذج بأعلى دقة تنبؤية للضائقة المالية، بالمؤسسات الصناعية العاملة في بيئة سلوفاكية محددة، للتنبؤ بما إذا كانت المؤسسات ستواجه أزمة مالية في العام التالي أو لا، تم تحليل البيانات المالية لـ 14 نسبة مالية للفترة (2016-2018). وأشارت النتائج: إلى أن جميع النماذج أظهرت دقة تمييز عالية وأداء مشابه حيث أعطت نماذج الشبكة العصبية نتائج أفضل تم قياسها من خلال جميع خصائص الأداء، قد تساهم نتائج المقارنة في تطوير نموذج تنبؤ حسن السمعة للمؤسسات الصناعية ويساعد قياس وتقييم النسب المالية للربحية والنشاط والسيولة والمديونية على إنشاء ميزة تنافسية لها؛

2- سعت **دراسة (Kihooto, Omagwa, Wachira, & Ronald , 2016):** إلى تقييم الضائقة المالية بين المؤسسات التجارية والخدمات المدرجة في بورصة نيروبي للأوراق المالية (كينيا)، بهدف تحديد ما إذا كانت المؤسسات في هذا القطاع عرضة للإفلاس أو لا واستخدمت بيانات ثانوية التي تم جمعها من البورصة على مدى خمس سنوات (2009-2013) باستخدام نموذج درجة Z من Altman، تشير نتائج إلى أن درجات Z للشركات (في المتوسط) تقع بين -1.88 إلى 3.5 وهذا مؤشر يدل على أن المؤسسات ليست في خطر الإفلاس نسبيًا. أوصت هذه الدراسة بأن هناك حاجة لمزيد من البحوث في هذا المجال على الرغم من المعالم التي تم تحقيقها ويجب إجراء دراسات حول كيفية تأثير المحاسبة الإبداعية على قوة التنبؤ لنموذج التعثر لألتمان؛

3- ناقشت **دراسة (Arkan, 2015):** أهمية دراسة وتحليل المفاهيم المختلفة للضيق والفشل المالي إلى جانب دورها وأهميتها في تقييم أداء المؤسسات وللحفاظ على هدف بقاء واستمرارية المؤسسات قبل وقوع الكارثة، ركزت الدراسة على استخدام نموذج B-Sherrod الذي يعتبر نموذجًا متقدمًا للكشف عن هذه الظاهرة من خلال اختبار قابلية ستة مؤشرات مالية مستقلة، بالإضافة إلى الأوزان النسبية لمعاملات دالة التمييز وتطبيق هذا النموذج على عينة من شركة صناعية كويتية للفترة (2004-2013) وخلصت الدراسة إلى ضرورة اعتماد نموذج B-Sherrod للكشف عن الضائقة المالية والتنبؤ بها كأسلوب موثوق به

لتقييم أداء المؤسسة وأظهرت نتائج الاختبارات التجريبية فعالية نموذج Sherrod في الكشف عن الضائقة المالية التي ستساعد المستثمرين وغيرهم من المستخدمين المعنيين على تصور قدرة المؤسسات على الاستمرار. أوصت الدراسة أن نماذج التنبؤ تحتاج إلى أن تكون أكثر تفصيلاً من خلال نسب المتغيرات المتعددة، يجب أن تأخذ النماذج التي تتعمق في تحليل الحسابات والتي تتغير بمرور الوقت في الاعتبار المؤشرات غير المالية بجانب المالية؛

4- **دراسة (Ben Jabeur, 2014):** عالجت التنبؤ بالضائقة المالية للشركات الفرنسية من أجل تقدير مخاطر التخلف عن السداد ووضع مؤشر لمخاطر الإفلاس، من خلال تطبيق نموذج Cox-PLS (المربعات الصغرى الجزئية)، حيث تكونت العينة من 800 شركة فرنسية صغيرة ومتوسطة الحجم وتم جمع بيانات محاسبية ومالية وحساب 33 نسبة مالية خلال الفترة (2006-2008) وكنتيجة رئيسية اعتبر نموذج كوكس احتمالات التخلف عن السداد المقدرة مؤشراً جيداً، من حيث التنبؤ بمخاطر الإفلاس من سنة إلى ثلاث سنوات قبل تقديم طلب الإفلاس. أوصت هذه الدراسة بزيادة حجم العينة، أي عدد المؤسسات التي تتألف منها العينة، مع الأخذ في الاعتبار بيانات معينة على مدى فترة أطول والمعلومات النوعية مثل عمر المؤسسات، خبرة المديرين ومنطقة النشاط...الخ؛

5- عالجت **دراسة (Acosta-González & Fernández-Rodríguez, 2013)** التنبؤ بالفشل المالي للشركات بالخوارزمية الجينية وكان هدفها تقديم منهجية بحث حسابية باختيار 31 نسبة المالية، بالاعتماد على نموذج الخوارزمية الجينية من أجل التنبؤ بالفشل وعدم الفشل للمدة (2000-2004) قبل حدوثه، على عينة تتكون من 347 شركة إسبانية لقطاع الصناعة والبناء، 93 فاشلة و254 سليمة. وتشير نتائجها إلى أن الخوارزمية الجينية أسفرت عن دقة تصنيف مناسبة بشكل عام للتنبؤ بنسبة 83 و69 ٪ للسنة الأولى والثانية قبل الفشل على التوالي وبالمثل لوحظت قوة التنبؤ هذه في تحليل منحنى ROC وCAP، استخدام البيانات للتنبؤ بفشل وعدم فشل المؤسسات للفترة (2006-2009) وكان أداء النماذج جيد جدا مقارنة بعام 2004؛

6- **دراسة (PARK & HANCER, 2012):** ناقشت مقارنة الشبكات العصبية ونموذج اللوجيت التي تتنبأ بإفلاس شركة الضيافة، حيث تم اختيار عينة تتكون من 48 شركة مدرجة على أساس وضعها القانوني "الإفلاس فقط"، للفترة (1990 إلى 2009)، باستخدام 16 نسبة مالية كمتغيرات مستقلة وكانت أداة دراستها تتمثل في الشبكات العصبية الاصطناعية ونموذج اللوجيت ومن خلال هذا توصلت إلى: حصول الشبكة العصبية على معدل دقة أعلى من نموذج اللوجيت في عينة الاختبار، حقق كلا النموذجين معدل دقة 100٪ ووجدت الدراسة أن "إجمالي الخصوم إلى إجمالي الأصول" كان متغيرًا مهما بناء على نتائج كل من اختبار t وتحليل اللوجيت. وأوصت بإمكانية إجراء فترة مراقبة أطول من أجل استخلاص المزيد من الآثار العملية وإجراء التحقيق في حالات الإفلاس لمدة سنتين أو 5 سنوات أو حتى 10 سنوات

قبل الإفلاس من أجل تعظيم فعالية أدوات التنبؤ، يُقترح أن تستخدم الدراسات المستقبلية تقنيات متقدمة أخرى مثل آلة ناقلات الدعم (SVM) أو الخوارزمية الجينية أو تحليل غلاف البيانات؛

7- **دراسة (Hamdi, 2012):** عالجت تنبؤات عن الضائقة المالية للشركات التونسية ومقارنة التحليل المالي بتحليل الشبكة العصبية الاصطناعية بشكل تجريبي، ثم تم تطبيق خمس طبقات متعددة لتحسين القرار المصرفي، تضمنت العينة 528 شركة تونسية من مختلف قطاعات الأنشطة للفترة (1999-2006) وعليه تم حساب 26 نسبة وبناءً على نتائج معدل التصنيف الصحيح، أثبتت الشبكة العصبية الاصطناعية قدرة تنبؤية سليمة وأكدت نتائج اختبار التعميم استنتاج التحليل المالي الكلاسيكي لشركة غير مدرجة في العينة الأساسية لديها، يمكن للشبكة العصبية أن تعمل على أتمته قرار منح الائتمان بشكل فعال، ثم تؤدي بشكل أفضل من التحليل المالي التقليدي. أوصت الدراسة بإمكانية توسيع هذا الخط من البحث من خلال مراعاة عدد أكبر وتنوع أكبر من المتغيرات التوضيحية خاصة النوعية منها؛

8- عالجت **دراسة (Kim & Kang, 2012):** كيفية اختيار المصنفات في مجموعات باستخدام الخوارزمية الجينية للتنبؤ بالإفلاس وهدفها هو اقتراح تقنية تحسين التغطية المستندة إلى الخوارزمية الجينية بهدف حل مشكلة العلاقة الخطية المتعددة، حيث تم تطبيقها على مجموعة بيانات معيارية تحتوي على 1200 شركة تصنيع خاضعة للتدقيق الخارجي تم الحصول عليها من أحد البنوك التجارية الكبرى في كوريا و31 نسبة مالية كالربحية وتغطية الديون والرافعة المالية وهيكل رأس المال والسيولة والنشاط والحجم، نصفها أفلس خلال(2002-2005)، بينما تم اختيار المؤسسات المفلسة من النشطة في نهاية عام 2005، تشير النتائج التجريبية إلى أن خوارزمية تحسين التغطية المقترحة يمكن أن تساعد في تصميم نظام تصنيف متنوع ودقيق للغاية، يعاني التعلم الجماعي من مشكلة الضوضاء التي تشوه عينات التعلم وحدود تصنيف خوارزميات التعلم مثل SVM وتقوض أداء التعلم. أوصت الدراسة إجراء المزيد من الأبحاث المتقدمة حول تحسين قرار العملية في المستقبل؛

9- عالجت **دراسة (Mokhatab Rafiei , Manzari , & Bostanian, 2011)** التنبؤ بالصحة المالية باستخدام الشبكات العصبية الاصطناعية، الخوارزمية الوراثية والتحليل التمييزي المتعدد، للتمييز بين المؤسسات الايرانية المتعثرة وغير المتعثرة وهدفت لتصميم نموذج للتنبؤ بالمؤسسات غير متعثرة ماليا. استخدمت 17 نسبة ومؤشرا ماليا لـ 180 شركة صناعية من أصل 461 مدرجة في سوق طهران للأوراق المالية لمدة سنة واحدة (2008) وتوصلت الدراسة إلى أن: دقة التنبؤ بالتعثر المالي للشركات باستخدام نموذج الشبكات العصبية الاصطناعية وصلت لـ 98,6 %و96.3٪، أما نموذج التحليل التمييزي المتعدد كانت دقته 80,6%و79.9٪، مقارنة بنموذج الخوارزمية الجينية كانت 92,5% و91,5٪ في عينات التدريب والاختبار على التوالي؛

10- **دراسة (Samsul, Zhou, & Li, 2009):** ناقشت إمكانية تقديم المتغيرات الأكثر استخدامًا في أنظمة تسجيل بطاقات الائتمان من خلال مقارنة أداء الشبكات العصبية بالطرق الإحصائية الأخرى المستخدمة على نطاق واسع وتم استخدام العديد من أنواع الخوارزمية في تسجيل الائتمان كخوارزمية التحسين (الخوارزمية الجينية) والشبكات العصبية الاصطناعية، حيث كانت عينة الدراسة عبارة عن 1000 حالة (المتقدمين للائتمان)، 700 متقدم "الجديرون بالائتمان" 300 متقدم الباقون "غير جديرون بالائتمان"، يتضح من نتائج التصنيف أن الشبكة العصبية تعطي نتائج أفضل قليلاً من التحليل التمييزي والانحدار اللوجستي وتجدر الإشارة إلى أنه لا يمكن استخلاص استنتاج عام مفاده أن الشبكة العصبية تتمتع بقدرة تنبؤية أفضل من تحليل الانحدار اللوجستي والتمييزي، لأن هذه الدراسة تغطي مجموعة بيانات واحدة فقط وتم اقتراح خوارزمية التحسين (الخوارزمية الجينية) من أجل الحصول على دقة تصنيف أفضل من خلال تكوينات بنية الشبكة العصبية ومن المهم ملاحظة أن نجاح أي نموذج تنبؤي يعتمد إلى حد كبير على متغيرات التنبؤ التي يتم اختيارها لاستخدامها كمدخلات النموذج؛

11- **دراسة (Wua, Liang, & Yangc, 2008):** عالجت مدى تحليل احتمالية التنبؤ بالتعثر المالي للشركات العمومية الصينية باستخدام الشبكات العصبية الاصطناعية الاحتمالية والتحليل التمييزي المتعدد، لعينة من 48 شركة و07 نسب مالية وكانت البيانات من قطاع التصنيع وتوصلت إلى أهم النتائج أهمها: أن خوارزميات PNN وMDA توفر تصنيفات جيدة، إن طريقة PNN توفر تنبؤًا أفضل من MDA، كانت PNN قادرة على التنبؤ بضائقة المؤسسة بأكثر من 87.5٪ دقة قصيرة المدى و81.3٪ دقة متوسطة المدى. في حين أوصت بحاجة فورية وملحة لنماذج أكثر فعالية للتنبؤ بالضائقة المالية، الإصلاحات وعنصر المراقبة والرقابة عن كثب للنظر في كيفية تأثير التغييرات المقترحة في السياسة على أداء المؤسسات العامة الصينية للمضي قدمًا؛

12- عالجت **دراسة (Brockett, Golden, Jang, & Yang, 2006):** المقارنة بين الشبكات العصبية الاصطناعية والطرق الاحصائية واختيار المتغيرات للتنبؤ بالضائقة المالية لشركات التأمين على الحياة بتكساس، تم استخدام البيانات السنوية للفترة (1991-1994) و22 مؤشرا ماليا لأربعة مجموعات (IRIS) و(FAST) و(EWIS) و(TDI)، حيث عولجت بأربعة نماذج الشبكة العصبية (الانتشار الخلفي وتكميم ناقلات التعلم (LVQ)) وطريقتان إحصائيتان أكثر معيارية (تحليل التمايز المتعدد وتحليل الانحدار اللوجستي). أظهرت النتائج أن الانتشار العكسي BP وLVQ يتفوقان على الأساليب الإحصائية التقليدية لجميع المجموعات الأربعة، مع تفوق ثابت عبر معياري التقييم المختلفين (إجمالي تكلفة التصنيف الخاطئ ومعايير مخاطر إعادة الإحلال) وأن 22 مؤشر صنف مجموعة Texas EWIS الأكثر كفاءة من مجموعات IRIS وFAST لتحديد شركات التأمين على الحياة المتعثرة ماليًا في معظم المقارنات؛

13- **دراسة (SUAREZ, 2004):** عالجت معدلات الإفلاس في شركات صناعة البناء والتشييد في الولايات المتحدة الأمريكية ولبلوغ هدفها سعت إلى اقتراح نموذج للتنبؤ بالتعثر المالي باستخدام نماذج الشبكات العصبية واستخدمت بيانات 67 شركة مفلسة وغير مفلسة في سوق صناعة التشييد والبناء الأمريكي، كما تم استخدام 26 نسبة ومؤشر مالي لغرض التنبؤ بالإفلاس. وخلصت الدراسة إلى أن نموذج الشبكات العصبية الاصطناعية له قدرة في التنبؤ بتعثر المؤسسات أفضل من النماذج الأخرى وهناك ثلاث نسب مالية لها تأثير مباشر وأكبر على التغيرات في الوضع المالي للشركات وهي: نسبة المديونية إلى حقوق الملكية، نسبة المديونية إلى الأصول ونسبة إجمالي هامش الربح. أوصت الدراسة باستخدام نسخة مطورة من NeuroSolutions لتطوير البرامج التي يمكن لشركات البناء استخدامها للتحقق من قوتها المالية ويجب جمع المزيد من البيانات من شركات إنشاءات التجارة العامة والقطاعات الأخرى لتحسين دقة نموذج الشبكة العصبية؛

14- عالجت **دراسة (Shin & Lee, 2002):** تطبيق الخوارزمية الجينية في نمذجة التنبؤ بالإفلاس، باستخدام 528 شركة تصنيع متوسطة الحجم مدققة خارجياً، 264 قدمت طلبات إفلاس و264 أخرى لعدم إفلاسها خلال الفترة (1995-1997)، باستعمال 09 نسب مالية باستخدام الطرق المتدرجة لتقليل الأبعاد. وكانت نتائجها تتمثل في أن استخدام GAs قادر على استخراج القواعد التي يسهل فهمها للمستخدمين مثل الأنظمة الخبيرة وهي واعدة لنمذجة التنبؤ بالإفلاس. وكتوصية من الضروري توسيع GA من خلال استخدام طريقة niching، التي تجعل السكان يتقاربون في النهاية حول نقطة واحدة في مساحة الحل، يمكن الحصول على مزيد من التحسينات تتضمن العوامل النوعية بالإضافة إلى الكمية؛

15- **دراسة (ABID & ZOUARI, 2000):** عالجت نمذجة التنبؤ بالضائقة المالية باستخدام الشبكة العصبية بإنشاء تسعة نماذج مختلفة للشبكات العصبية لاختبار القدرة التنبؤية لها، من خلال مراعاة: تأثير هيكل المعلومات المتغير بمرور الوقت قبل الموقف المتعثر. هدفت إلى بناء نماذج لإمكانية التنبؤ بالضائقة المالية للشركة، حيث اعتمدت على عينة عشوائية للشركات تمثلت في87 من بيانات قوائمها المالية (الميزانية العمومية وحساب النتائج وبيان التدفقات النقدية) وتحليل 15 نسبة مالية محسوبة للفترة (1993-1996). وتوصلت الدراسة إلى أنه ليس من الضروري وجود بنية معقدة في النماذج العصبية للتنبؤ بالضائقة المالية للشركة، أن الشبكة العصبية بدون طبقة مخفية يمكنها التنبؤ بالضائقة المالية لأفق تنبؤ مختلف مع 70% على الأقل من القدرة التنبؤية وأن أفق القدرة على التنبؤ أقصر وبنية معلومات الإدخال هي الأحدث، فالقدرة التنبؤية للنموذج العصبي أفضل؛

16- ناقشت **دراسة (Varetto , 1998):** تطبيقات الخوارزمية الجينية في تحليل مخاطر الإفلاس وهدفها المقارنة بين منهجية إحصائية تقليدية لتصنيف الإفلاس والتنبؤ به، أي تحليل التمييز الخطي (LDA) وخوارزمية الذكاء الاصطناعي المعروفة باسم الخوارزمية الجينية. أجريت الدراسة في Centrale

dei Bilanci في تورين بإيطاليا، لتحليل 1920 شركة إيطالية صناعية غير سليمة وسليمة للفترة (1982–1995). توصلت إلى نتائج مهمة وهي أن GA أداة فعالة جدًا لتشخيص الإعسار، تم الحصول على نتائج GA في وقت أقل وبمساهمات محدودة من المحلل المالي أكثر من LDA ومن الفوائد الإضافية أهميتها في إدارة مخاطر الائتمان للمؤسسات المالية؛

17- قدمت **دراسة (Etheridge & Sriram, 1996):** تحليل التعثر المالي بنهج الشبكة العصبية، حيث هدفت إلى تطوير نظام دعم القرار ومقارنة كيف تحسن الشبكات العصبية بمساعدة برنامج *NeuralWorks Professional II/Plus* المعلومات لصنع القرار في حالات التدقيق مقارنة بالنموذجين التقليديين، لتحديد الضائقة المالية في البنوك التجارية لعينة مكونة من 1139 بنكا تجاريا. وتم اختيار النسب لقياس أداء البنك في خمس مجالات مهمة: السيولة، جودة القرض، الكفاءة والربحية، معدلات العائد وكفاية رأس المال لثلاث سنوات (1986، 1987، 1988). استخدمت نموذجي التحليل اللوجستي والتمييزي المتعدد (MDA) لتحديد الضائقة المالية للبنوك التجارية الفاشلة لسنة واحدة وسنتين وثلاث سنوات قبل الفشل الفعلي. وتوصلت النتائج أن: مقارنة المنهجيات الإحصائية التقليدية بنهج الشبكة العصبية في ثلاث مجالات محددة: دقة التصنيف، قدرة الإشارة المبكرة وتوقع أن تعمل الشبكة العصبية على تحسين عملية اتخاذ قرار المدقق وتقليل التعرض للدعاوى القضائية؛

18- عالجت **دراسة (BACK, LAITINEN, & SERE, 1996):** التنبؤ بالفشل لشركات فلندية بثلاث تقنيات بديلة وهي التحليل التمييزي الخطي، التحليل اللوجستي والخوارزمية الجينية، التي يمكن استخدامها لاختيار المتنبئين تجريبيًا للشبكات العصبية في التنبؤ بالفشل، حيث تألفت العينة من البيانات المالية السنوية لـ 37 شركة فنلندية فاشلة تم اختيارها عشوائيًا وشركائها غير الفاشلين يعمل معظمها في التصنيع للفترة (1986–1989). وتم استعمال 31 نسبة مالية تشمل السيولة(L)، الملاءة المالية(S)، الربحية(P). توصلت الدراسة إلى أهم النتائج وهي في حالة التنبؤ بالفشل، يبدو أن السيولة تلعب دورًا مهمًا على الرغم من الطريقة المختارة، تم تضمين متغيرات قياس السيولة في كل نموذج 1،2 و3 سنوات قبل الفشل، تفوقت الشبكات العصبية على النتائج التي تم الحصول عليها من خلال التحليل التمييزي وتحليل اللوجستي قبل عام واحد من الفشل، إن نماذج التحليل التمييزي والتحليل اللوجستي توفر حدودًا أقل للشبكات العصبية وأنه يتم تحقيق تحسنها عند استخدام الخوارزمية الجينية والتحليل التمييزي هو أفضل طريقة تصنيف قبل عامين من الفشل حتى بالمقارنة مع الشبكات العصبية المدمجة مع الخوارزمية الجينية ومع ذلك، قبل 3 سنوات من الفشل تتفوق الشبكات العصبية جنبًا إلى جنب مع الخوارزمية الجينية على كل من تحليل اللوجستي والتمييزي؛

19- تبحث **دراسة (Fanning & Cagger, 1994)** في كفاءة الشبكة العصبية التكيفية المعممة (GANNA) بالمقارنة مع الشبكة العصبية الاصطناعية ذات الانتشار الخلفي ومقاربات الانحدار اللوجستي لتصنيف البيانات واستخدمت مشكلة التصنيف الثنائي المتمثلة في التمييز بين المؤسسات الفاشلة وغير الفاشلة لمقارنة الأساليب، لعينة من الأزواج المتطابقة من 52 شركة فاشلة مع 52 غير فاشلة من سنة إلى خمس سنوات قبل الفشل في القطاع الصناعي. تشير النتائج إلى إمكانية توفير الوقت والتصنيف الناجح للنتائج المتاحة من معالج GANNA وكانت أيضا مشجعة لاستخدام الشبكات العصبية الاصطناعية في التنبؤ بالضائقة المالية. يتضح من نتائجها أن معالجات ANN وGANNA تنافس القدرة التنبؤية للطريقتين القائمتين على النموذج باستخدام بياناتها. وأوصت بالاهتمام بالعلاقات غير الخطية وصعوبة نمذجة هذه العلاقات بطريقة التجربة والخطأ مع Logit والتحليل التمييزي، الاهتمام المستمر بنهج GANNA وANN؛

المطلب الثالث: مقارنة الدراسات السابقة بالدراسات الحالية

في هذا المطلب سنقوم بإنشاء جدول يلخص الدراسات السابقة وحتى نزود القارئ ونسهل عليه جمع المعلومات حول الموضوع، اضافة إلى التعقيب عليها ومقارنتها بدراستنا الحالية من خلال نقاط التشابه والاختلاف.

الفرع الأول: تلخيص الدراسات السابقة

في هذا الفرع سنقوم بملخص مجمل عن الدراسات التي تم عرضها أعلاه، ليسهل على القارئ قراءتها وفهمها بِيُسْر

الجدول رقم (05-01): ملخص الدراسات السابقة العربية والاجنبية

رقم	الباحث/ السنة	اسم الدراسة	المنهجية	العينة وفترة الدراسة	النتائج
01	موفق، (2019)	استخدام الخوارزمية الجينية في التنبؤ بتطاير الاسواق المالية	نماذج ARCH، GARCH وARIMA الخوارزمية الجينية	مؤشرات: Dow Jones 30، Madex، Tunindex، (2008-2018)	تفوق الخوارزمية الجينية على الطرق القياسية من حيث النموذج الحسابي
02	بوعروري، (2019)	مساهمة الشبكات العصبية الاصطناعية في التنبؤ بحجم المبيعات لدعم صنع القرارات الادارية في المؤسسات الاقتصادية	الشبكات العصبية الاصطناعية	مؤسسة الاسمنت لعين الكبيرة (2012-2015)، مديرية التوزيع سونلغاز (2006-2016) ومطاحن الهضاب العليا(سطيف) خلال الفترة من (2013-2016)	كفاءة الشبكات العصبية الاصطناعية وعدم تأثرها بمشكلة الاستقرارية، تأثرها بحجم البيانات المتاحة فكلما ارتفعت درجة التعلم في الشبكة زادت كفاءتها في التنبؤ بحجم المبيعات.
03	معلم & طيار، (2019)	استخدام نموذج التمان للتنبؤ بالتعثر المالي لشركات قطاع التأمين في الجزائر	Altman, Hartzell and Peck, 1995	12شركة وسطاء التأمين وإعادة التأمين في الجزائر (2013-2015)	قدرة نموذج ألتمان التنبؤ بالتعثر المالي لشركات قطاع التأمين في الجزائر
04	بن شاعة& بن سانية، (2017)	لتنبؤ بالتعثر المالي لبعض المؤسسات العاملة في القطاع الخاص الصناعي بولاية غرداية باستخدام التحليل التمييزي خلال الفترة (2009-2014)	التحليل التمييزي	3 مؤسسات صناعية بولاية غرداية للفترة الممتدة من 2009 إلى 2014	أثبت النموذج المستخدم جودة تصنيف عالية جدا بلغت نسبة 100 % والتي يمكن من خلالها التمييز بدقة بين المؤسسات الصناعية
05	فيلالي، (2017)	التنبؤ بتعثر المؤسسات المقترضة باستعمال نماذج الشبكات العصبية الاصطناعية: دراسة حالة بنك الجزائر الخارجي	الشبكات العصبية الاصطناعية	60 مؤسسة، (2005-2011)	نموذج الشبكات العصبية الاصطناعية حقق نسبة تصنيف قدرت بـ % 100 من إجمالي المؤسسات المصنفة
06	قريشي، (2016)	محاولة بناء نموذج للتنبؤ بالتعثر المالي للمؤسسات الصغيرة	التحليل التمييزي	13 مؤسسة صغيرة ومتوسطة جزائرية، (بدون فترة دراسة)	للنموذج القدرة على التنبؤ بالتعثر المالي قبل أربع04 سنوات من حدوثه وهو ما

	والمتوسطة الجزائرية			يؤكد جودة تصنيفه العالية
07	**الزاوي& نعاس، (2015)**	قياس أمثلية المحفظة الاستثمارية باستخدام الخوارزمية الجينية – حالة أسهم بورصة الجزائر–	الخوارزمية الجينية	عددا من المؤسسات المدرجة في بورصة الجزائر، (2010/01/31 – 2010/12/31)	استخدمت الخوارزمية الجينية لتدنيه عنصر المخاطرة تحت قيد العائد في النموذج المذكور بهدف تعظيم العائد والمحافظة على رؤوس الأموال المستثمرة
08	**طويطي، (2014)**	دور التحليل النوعي في التنبؤ بفشل المؤسسة الاقتصادية "حالة المؤسسات الصغيرة والمتوسطة الجزائرية"	الانحدار اللوجستي	217 مؤسسة (2012)	قوة عالية لنموذج الانحدار اللوجستي من حيث نسبة التنبؤ
09	**دربال، (2014)**	محاولة التنبؤ بمؤشرات الأسواق المالية العربية باستعمال النماذج القياسية دراسة حالة: مؤشر سوق دبي المالي	نموذج بوكس جينكينز، نموذج الانحدار الذاتي المشروط بعدم تجانس الأخطاء، نموذج الشبكات العصبية	مؤشر سوق دبي المالي (2006/02/22 إلى 2014/01/30)	تفوق الشبكات العصبية الاصطناعية على النماذج الأخرى ومساهمتها في دعم عملية اتخاذ القرار والمساعدة في وضع التوقيتات المناسبة لها.
10	**صوار، (2012)**	محاولة تقدير خطر عدم تسديد القرض باستعمال طريقة القرض التنقيطي والتقنية العصبية الاصطناعية بالبنوك الجزائرية دراسة حالة: البنك الجزائري للتنمية الريفية	نموذج التحليل العاملي نموذج القرض التنقيطي الشبكات العصبية الاصطناعية	52 مؤسسة لإجراء الدراسة القياسية (1994–2004)	دقة الشبكات العصبية الاصطناعية عكس نموذج القرض التنقيطي أما بالنسبة لطريقة التحليل العاملي كانت نسبة المعلومات الضائعة فيها 35%
11	**عبادي، (2012)**	القرض التنقيطي وتحليل الشبكات العصبية الاصطناعية ودورها في تقدير مخاطر القروض البنكية	نموذج القرض التنقيطي نموذج تحليل التمايز المتعدد الشبكات العصبية الاصطناعية	عينات من مؤسسات بكل من بنك BNA، BEA، CPA	أن النماذج إحصائية الحديثة أثبتت كفاءتها في الميدان على غرار الطريقة الكلاسيكية التي تتميز بمحدوديتها في التقدير والمعتمدة على أسلوب التحليل المالي، أن الطريقتين المستعملتين: القرض

					التنقيطي وتحليل الشبكات العصبية الاصطناعية
12	**سيد، 2018**	استخدام الشبكات العصبية الاصطناعية للتنبؤ بالفشل المالي	تقنية PCA نموذج KIDA الشبكات العصبية الاصطناعية	المصارف الأردنية المدرجة في سوق عمّان للأوراق المالية، (2006-2017)	لا يختلف النموذج المقترح للتنبؤ بالفشل المالي عن نموذج KIDA ولا يوجد فرق جوهري بين النسبتين
13	**دفع الله، (2018)**	الاتجاهات الحديثة للتحليل المالي ودورها في التنبؤ بالتعثر المالي للمصارف: بالتطبيق على بنك أم درمان الوطني	الاتجاهات الحديثة للتحليل المالي	بنك أم درمان الوطني (2007-2016)	أثبتت الاتجاهات الحديثة للتحليل المالي مقدرة عالية للتنبؤ بالتعثر المالي وحوادث الإفلاس قدرها 90 %
14	**الفرا، (2017)**	أهمية القوائم المالية في التنبؤ بالتعثر المالي للشركات المساهمة الصناعية السعودية لصناعة الاسمنت، دراسة تحليلية على القوائم والتقارير المالية المنشورة للشركات المساهمة الصناعية السعودية لصناعة الاسمنت باستخدام نموذج Altman Z-Score 2000ونموذج Springate 1978	Altman Z-Score 2000 Springate 1978	10 شركات لصناعة الاسمنت (2013،2014،2015)	أظهر نموذج Springate 8197 نتائج أدق من نتائج نموذج ألتمان Altman Z-Score2000، اتضح أهمية المعلومات المحاسبية في التنبؤ بالتعثرات المالية للمنشآت الاقتصادية وأهمية دور التحليل المالي الأساسي في اتخاذ القرارات السليمة والمتعلقة بالتمويل والاستثمار.
15	**الرفاعي، (2017)**	التنبؤ بتعثر المؤسسات باستخدام انموذج التمان: دراسة على المؤسسات الصناعية المدرجة في سوق بورصة عمان	نموذج ألتمان	61 شركة صناعية مدرجة في بورصة عمان، (2011-2015)	لنموذجAltman, 1968 القدرة على التنبؤ بتعثر المؤسسات خلال سنتين قبل حدوث التعثر في المؤسسات الأردنية

16	**أبشر (2015)**	المقارنة بين التحليل التمييزي والنموذج اللوجستي الثنائي ونماذج الشبكات العصبية في تصنيف المشاهدات	التحليل التمييزي النموذج اللوجستي الشبكات العصبية الاصطناعية	545 رب أسرة لولاية الخرطوم – السودان– (2012 –2015)	إن الشبكات العصبية الاصطناعية لتحليل البيانات أفضل من النموذج اللوجستي والدالة التمييزية، النموذج اللوجستي أفضل من الدالة التميزية
17	**المطيري (2015)**	امكانية التنبؤ بالفشل المالي باستخدام النسب المالية من وجهة نظر المديرين الماليين: دراسة ميدانية على المؤسسات المساهمة العامة في دولة الكويت	استبانة	143 شركة، (2014–2015)	وجود إمكانية لاستخدام النسب المالية بمؤشراتها في التنبؤ بالفشل المالي في شركات المساهمة العامة في الكويت ووفقا لعينة الدراسة
18	**مهدي، (2014)**	أساليب التحليل المالي الحديثة ودورها في التنبؤ بالتعثر المالي لبعض شركات المساهمة السعودية	التحليل التميزي الانحدار اللوجستي الشبكات العصبية الاصطناعية الخوارزمية الوراثية	47 شركة مساهمة سعودية المدرجة في سوق المال السعودي (2008–2012)	تحليل التمايز، الانحدار اللوجستي والشبكة العصبة الاصطناعية أمكنها التنبؤ بالتعثر المالي وأفضلية الشبكات للتنبؤ بالتعثر المالي
19	**شاهين & مطر (2011)**	نموذج مقترح للتنبؤ بتعثر المنشآت المصرفية العاملة في فلسطين (دراسة تطبيقية)	أسلوب التحليل التميزي الخطي متعدد المتغيرات	17 مصرف (1997– 2007)	النموذج يعمل على التنبؤ بالتعثر بدقة تصل 100% قبل عامين من التعثر ومساهمة في إعطاء صورة واضحة عن الأوضاع المالية الحالية المستقبلية للمصارف الفلسطينية.
20	**المومني (2011)**	استخدام النسب المالية للتنبؤ بتعثر المؤسسات: دراسة تطبيقية على قطاع المقاولات في قطاع غزة	تحليل الانحدار الخطي المتعدد التحليل التمييزي المتعدد	24 شركة صناعية ذات مساهمة عامة، (2000–2008)	النموذج التمييزي قادر على التنبؤ بالتعثر المالي بنسبة 95,8%
21	**سعودي (2007)**	مدخل محاسبي مقترح لاستخدام	التحليل التمييزي	160 منشأة متعثرة وسليمة (1995	نماذج الشبكات العصبية الاصطناعية

	نماذج الشبكات العصبية في التنبؤ بمخاطر التعثر المالي لمنشآت الأعمال	الانحدار اللوجستي الشبكات العصبية الاصطناعية الخوارزمية الوراثية	(2005 –	أفضل من النماذج التقليدية، كالتحليل التميزي والانحدار اللوجستي
22	**Gregova Elena; Valaskova Katarina; Adamko Peter; Tumpach Milos; Jaros Jaroslav(2020)**	Predicting Financial Distress of Slovak Enterprises: Comparison of Selected Traditional and Learning Algorithms Methods	الانحدار اللوجستي ونماذج الغابة العشوائية والشبكة العصبية	المؤسسات الصناعية سلوفاكية (2016–2018)	جميع النماذج أظهرت دقة تمييز عالية
23	**Kihooto Elijah; Omagwa Job; Wachira Muturi ; Ronald Emojong (2016)**	Financial Distress in Commercial and Services Companies Listed at Nairobi Securities Exchange, Kenya	نموذج Altman	المؤسسات التجارية والخدمات المدرجة في بورصة نيروبي للأوراق المالية (كينيا) (2009–2013)	درجات Z للشركات هو مؤشر يدل على أن المؤسسات ليست في خطر الإفلاس نسبيًا
24	**Arkan, Thomas (2015)**	Detecting Financial Distress with the b-Sherrod Model: A Case Study	نموذج B–Sherrod	شركة صناعية كويتية (2004 – 2013)	ضرورة اعتماد نموذج B–Sherrod للكشف عن الضائقة المالية والتنبؤ بها كأسلوب موثوق به لتقييم أداء المؤسسة
25	**Ben Jabeur, Sam (2014)**	L’utilisation du modèle de cox-pls dans la prévision de défaillance des entreprises	نموذج Cox–PLS	800 شركة فرنسية صغيرة ومتوسطة (2006–2008)	اعتبر نموذج كوكس احتمالات التخلف عن السداد المقدرة مؤشراً جيداً من حيث التنبؤ بمخاطر الإفلاس
26	**Acosta-González, Eduardo; Fernández-Rodríguez, Fernando (2013)**	Forecasting Financial Failure of Firms via Genetic Algorithms	الخوارزمية الجينية	347 شركة إسبانية لقطاع الصناعة والبناء، (2000–2004)	الخوارزمية الجينية أسفرت عن دقة تصنيف مناسبة بشكل عام للتنبؤ
27	**PARK, SOO-SEON; HANCER,**	A comparative study of logit and artificial neural	الانحدار اللوجستي الشبكات العصبية الاصطناعية	48 شركة ضيافة (1990 – 2009)	حصول الشبكة العصبية على معدل دقة أعلى من نموذج اللوجيت في عينة

الاختبار			networks in predicting bankruptcy in the hospitality industry	**MURAT (2012)**	
أثبتت الشبكة العصبية الاصطناعية قدرة تنبؤية سليمة	528 شركة تونسية من مختلف قطاعات الأنشطة، (2006–1999)	الشبكات العصبية الاصطناعية	Prediction of financial distress for tunisian firms:a comparative study between financial analysis and neuronal analysis	**Hamdi, Manel (2012)**	**28**
أن خوارزمية تحسين التغطية المقترحة يمكن أن تساعد في تصميم نظام تصنيف متنوع ودقيق للغاية	1200 شركة كورية، (2005–2002)	الخوارزمية الجينية	Classifiers selection in ensembles using genetic algorithms for bankruptcy prediction	**Kim, Myoung-Jong; Kang, Dae-Ki (2012)**	**29**
دقة التنبؤ بالتعثر المالي للشركات باستخدام نموذج الشبكات العصبية الاصطناعية مقارنة بالتحليل التمييزي والخوارزمية الجينية	180شركة صناعية ايرانية، (2008)	الشبكات العصبية الاصطناعية الخوارزمية الوراثية، التحليل التمييزي المتعدد	Financial health prediction models using artificial neural networks, genetic algorithm and multivariate discriminate analysis: Iranian evidence	**Mokhatab Rafiei, F; Manzari , S; Bostanian, S (2011)**	**30**
أن الشبكة العصبية تعطي نتائج أفضل قليلاً من التحليل التمييزي والانحدار اللوجستي	1000 متقدم للائتمان (–)	التحليل التمييزي، الانحدار اللوجستي، الشبكات العصبية الاصطناعية، الخوارزمية الجينية	Application of Artificial Intelligence (Artificial Neural Network) to Assess Credit Risk: A Predictive Model for Credit Card Scoring	**Samsul, Mohamed Islam; Zhou, Lin; Li, Fei (2009)**	**31**
أن خوارزميات PNN وMDA توفر تصنيفات جيدة، توفر PNN تنبؤًا أفضل من MDA	48 شركة صينية، (–)	الشبكات العصبية الاصطناعية الاحتمالية، التحليل التمييزي المتعدد	Analyzing the financial distress of Chinese public companies using probabilistic neural networks and multivariate discriminate analysis	**Wua, Desheng(Dash); Liang, Liang; Yangc, Zijiang (2008)**	**32**
أن الانتشار العكسي (BP) وLVQ يتفوقان على الأساليب الإحصائية التقليدية	شركات التأمين على الحياة (1994–1991)	نماذج الشبكة العصبية تكميم ناقلات التعلم LVQ تحليل	A comparison of neural network, statistical methods, and variable choice for life	**Brockett, Patrick L; Golden, Linda L; Jang, Jaeho;**	**33**

		التمايز المتعدد وتحليل الانحدار اللوجستي	insurers financial distress prediction	**Yang, Chuanhou (2006)**	
نموذج الشبكات العصبية الاصطناعية له قدرة في التنبؤ بتعثر المؤسسات أفضل من النماذج الأخرى	67 شركة صناعة البناء والتشييد، (-)	نماذج الشبكات العصبية	A neural network model to predict business failure in construction companies in the united states of america	**SUAREZ, JUAN JOSE (2004)**	**34**
استخدام GAs قادر على استخراج القواعد التي يسهل فهمها للمستخدمين مثل الأنظمة الخبيرة	528 شركة تصنيع، (1995-1997)	الخوارزمية الجينية	A genetic algorithm application in bankruptcy prediction modeling	**Shin, Kyung-Shik; Lee, Yong-Joo (2002)**	**35**
الشبكة العصبية بدون طبقة مخفية يمكنها التنبؤ بالضائقة المالية	87 شركات تونسية، (1993 إلى 1996)	الشبكة العصبية	Financial distress prediction using neural networks: The Tunisian firms experience	**ABID, Fathi; ZOUARI, Anis (2000)**	**36**
GA أداة فعالة جدًا لتشخيص الإعسار	1920 شركة صناعية إيطالية، (1982-1995)	التحليل التميزي الخوارزمية الجينية	Genetic algorithms applications in the analysis of insolvency risk	**Varetto , Franco (1998)**	**37**
دقة تصنيف منهج الشبكة العصبية مقارنة بالمنهجيات الإحصائية التقليدية	1139 بنكا تجاريا (1986، 1987، 1988)	التحليل اللوجستي، التمييزي المتعدد، الشبكة العصبية الاصطناعية	A neural network approach to financial distress analysis	**Etheridge, Harlan; Sriram, Ram (1996)**	**38**
تفوقت الشبكات العصبية على التحليل التمييزي وتحليل اللوجستي قبل عام من الفشل	37 شركة فنلندية (1986-1989)	التحليل التمييزي الخطي، التحليل اللوجستي، الخوارزمية الجينية	Neural Networks and Genetic Algorithms for Bankruptcy Predictions	**BACK, BARBRO; LAITINEN, TELIA; SERE, KAISA (1996)**	**39**
إمكانية توفير الوقت والتصنيف الناجح للنتائج المتاحة من معالج GANNA	380 شركة (-)	الشبكة العصبية الاصطناعية، الشبكة العصبية التكيفية المعممة	A Comparative Analysis of Artificial Neural Networks Using Financial Distress Prediction	**Fanning, Kurt M; Cagger, Kenneth O (1994)**	**40**

المصدر: اعداد الطالبة بناء على الدراسات السابقة

الفرع الثاني: التعقيب على الدراسات السابقة

من خلال ما سبق عرضه في المبحث السابق من الدراسات السابقة التي تطرقت أغلبها في مواضيعها إما لمتغير التعثر المالي أو أحد نماذج تطبيقات الذكاء الاصطناعي أو لكليهما معا وعليه تَبَيَنَ ما يلي:

❖ **بالنسبة للتعثر المالي:** هناك العديد إن لم نقل أغلب الأعمال التي تطرقت لموضوع التعثر، الفشل أو الافلاس المالي كل حسب حاجته في الدراسة، لكن الملاحظ حسب الدراسات السابقة خاصة الأجنبية منها أن المصطلحات سابقة الذكر تؤول إلى نفس المفهوم عند أغلبها، أي لا يوجد فرق كبير بينهم في المعنى، وبالمجمل التعثر يعتبر موضوع شائعا ومهتلكا.

وعليه فللتعثر سمات تقاس وترتبط به كالفترة، النسب المالية، العينة، النماذج والبرامج المستخدمة لقياسه:

- بالنسبة لفترة الدراسة كانت هناك فترات قديمة وأخرى حديثة وبالنسبة لمتوسطها تراوحت ما بين سنة واحدة إلى 13 سنوات، فأقدمها سنة 1982 وأحدثها 2018؛

- النسب المالية كانت هي الأساس الذي يحسب به التعثر وعليه تفاوتت عدد النسب من دراسة إلى أخرى، فكانت أكبرها عددا أخذت 40 نسبة وأقلها 7 نسب مالية؛

- أما بالنسبة للعينة بالمجمل معظم الدراسات كان هناك عدد لابأس به من العينات المختارة، فكانت أكبر عينة من نصيب دراسة Varetto , Franco (1998) بـ 1920 شركة ايطالية وأقلها كانت لدفع الله (2018) و دربال (2014) ببنك ومؤشرا واحد على التوالي وكان التعويض لهذين الأخيرين إما بزيادة عدد السنوات أو النسب المستعملة، لاستخدامهم نماذج تطبيقات الذكاء الاصطناعي التي تحتاج عينة معتبرة من البيانات؛

- معظم الدراسات السابقة استخدمت النماذج الإحصائية التقليدية كالتحليل التمييزي، الانحدار اللوجستي، انحدار كوكس، نموذج ألتمان، كيدا، شيرود وغيرها العديد من النماذج باستعانة برامج كـ Matlab, Eviews, SPSS،... وكانت نسبة دقة تصنيفها جيدة، إلا أنها تحتوي بعض النقائص، فكان لابد من تعويضها بنماذج وبرامج أحدث وأدق وأسرع كنماذج تطبيقات الذكاء الاصطناعي مثل: الأنظمة الخبيرة، المنطق الضبابي، الشبكات العصبية الاصطناعية، الخوارزمية الوراثية...الخ وبرامج R, Python...

❖ **بالنسبة لتطبيقات نماذج الذكاء الاصطناعي:** توفرت بكثرة في الأعمال الأجنبية لغير الناطقين باللغة العربية، لأنها حديث الساعة والعمل عليها مستمر منذ القدم، على الرغم من أن هناك ركود وانقطاعات بالمجال لفترات معينة. وعليه كان هناك انتشار واسع للشبكات العصبية أكثر من غيرها من النماذج، لسهولة تطبيقها وفهمها وأغلب الدراسات حاولت معالجة نموذج واحد فقط وهذه الدراسة إثراء للدراسات القادمة لجمعها لنموذجين معا في عمل واحد بالإضافة إلى تحسين الخوارزمية الجينية بنماذج أخرى كالغابات العشوائية. متجهات الدعم الالي والشبكات العصبية الاصطناعية؛

❖ **بالنسبة للمتغيرين معا:** كانت الدراسات العربية والأجنبية الناطقة بالعربية قليلة نوعا ما، في دراسة المتغيرين معا مقارنة بالأجنبية وهذه الندرة تضفي إلى دراسة مهدي (2014)، سعودي (2007) ودراستنا إضافة علمية للدراسات العربية على خلاف الدراسات التي تعالج التعثر بالأساليب التقليدية البحتة.

الفرع الثالث: ما يميز الدراسة الحالية عن الدراسات السابقة

هدفت الدراسات السابقة إلى معالجة التعثر المالي في بيئات مختلفة سواء مؤسسات مالية أو غير مالية، شركات اقتصادية بأنواعها بنماذج احصائية تقليدية وحديثة، بينما هدفت دراستنا إلى الكشف عن قدرة نماذج تطبيقات الذكاء الاصطناعي على تصنيف المؤسسات الاقتصادية الجزائرية، حيث تعتبر من الدراسات القليلة التي ربطت بين المتغيرين باستخدام نموذجين في عمل واحد.

وكما لاحظنا وعلى حسب الدراسات السابقة بنوعيها العربية والأجنبية يوجد هناك أوجه اختلاف وتشابه بينها وبين دراستنا الحالية، حيث أن التشابه كان في أغلب الدراسات التي تطرقت لموضوع التنبؤ بالتعثر أو الإفلاس أو الفشل المالي في المؤسسات المالية أو الاقتصادية على حد سواء من خلال معالجته بأحد النماذج تقليدية أو حديثة.

أما بالنسبة للاختلاف فكان في فترة دراستنا المتمثلة في7 سنوات من (2011-2018)، مجتمع دراستنا الذي تَمَثَلَ في المؤسسات الاقتصادية الجزائرية وعينة الدراسة التي مثلت 141 مؤسسة اقتصادية والقطاع المدروس تمثل في جميع القطاعات المتوفرة في السوق الجزائري باستثناء قطاع الانتاج الحرفي لعدم استيفاء بياناته المالية. إضافة إلى الاختلاف في استخدام بعض الدراسات للنماذج الإحصائية التقليدية ودراستنا اعتمدت على نموذجي الشبكات العصبية العميقة إضافة إلى نموذج الخوارزميات الجينية، الذي يعتبر قليل الاستعمال في الدراسات العربية في التنبؤ بالتعثر المالي مقارنة بالشبكات وحسب الدراسات السابقة يوجد دراسة (زواوي ونعاس، 2015) اللذان استخدماها في التنبؤ بالمحافظ المالية.

وما يميز دراستنا هذه أنها ما هي إلا تكملة للدراسات السابقة وتقدم إضافة علمية جديدة وإثراء بالنسبة لمجال تعثر المالي للمؤسسات الاقتصادية الجزائرية وذلك من خلال استخدام نموذجين حديثين من نماذج تطبيقات الذكاء الاصطناعي والمتمثلان في الشبكات العصبية الاصطناعية والخوارزمية الجينية واعتماد ما

لم يتم اعتماده في الدراسات السابقة أنها لم تأخذ تأثير الزمن والحالات معا، كان ذلك الأمر الذي دفعنا إلى استخدام برمجية البايثون بدلا عن غيرها لأنها الأكثر دقة وشهرة واستخداما في مجال الذكاء الاصطناعي. كما استفدنا من الجوانب النظرية لصياغة موضوع الدراسة ومعرفة كيفية سير طريقة عمل الجانب التطبيقي والإجراءات المتبعة وأخذ ما يناسبها من الأعمال السابقة والتعرف واستكشاف أدوات بحثية وكيفية بنائها وعرضها وتبسيطها للقارئ.

خلاصة الفصل الأول

يلخص الفصل الأول الإطار النظري لتطبيقات الذكاء الاصطناعي والتعثر المالي وذلك من خلال التطرق إلى ثلاثة مباحث، وكان الأول بعنوان الإطار المفاهيمي للذكاء الاصطناعي، حيث تم ابراز ماهية وأساسيات الذكاء الاصطناعي في المطلب الأول، والتركيز على نموذجي الشبكات العصبية بنوعيها البسيط والعميق في المطلب الثاني، والخوارزميات الجينية في المطلب الثالث اللذين سيتم استخدامهما في الدراسة التطبيقية، إضافة إلى التعريج على نماذج أخرى للذكاء الاصطناعي في المطلب الرابع.

بينما المبحث الثاني تم استعراض الإطار المفاهيمي للتعثر المالي الذي تضمن ماهية التعثر المالي كمطلب أول، وأهم مؤشراته كمطلب ثان، إضافة إلى التعثر المالي وعلاقتهما ببعضهما البعض كمبحث ثالث.

أما المبحث الثالث فتم التطرق الى مراجعة الأدبيات المتعلقة بالدراسة الحالية وهو الآخر يحتوي على ثلاثة مطالب فتم استعراض في المطلب الأول احدى عشر دراسة محلية، وعشرة دراسات أجنبية عربية وتسعة عشر دراسات أجنبية غربية في المطلب الثاني، أما المطلب الثالث فتمت فيه مقارنة الدراسات السابقة بالدراسات الحالية من خلال تلخيصها وتبيان أوجه الشبه والاختلاف بينهما، إضافة إلى التعقيب على الدراسات السابقة، وما يميز دراستنا عن الدراسات السابقة.

بعد التعرف ومحاولة شرح الأساسيات المهمة للموضوع، كان لابد من الإلمام بالجانب النظري والتطبيقي بشقيه ونظرا لعمق وتشعب نماذج الذكاء الاصطناعي تم الاطلاع على أهم الدراسات السابقة التي عالجت الموضوع بمتغيريه أو بأحدهما وأهم النماذج والبرامج الاحصائية الأساسية والمطور فيه من قبل الخبراء المهتمين بالمخاطر، ليتسنى لنا فهم آلية عمل نماذج الذكاء الاصطناعي وعلاقتها بمجال التعثر المالي في المؤسسات.

ومن خلال ما تم البحث والاطلاع عليه، تمت محاولة تحديد منهجية للعمل، ضبط متغيرات الدراسة وتطبيق نماذج تطبيقات الذكاء الاصطناعي التي تعد من أحدث النماذج التي اقتحمت عالم الاقتصاد وعلومه وحققت كفاءة ودقة عالية في التصنيف بين المؤسسات المتعثرة والسليمة وهذا ما سنفصل فيه بالفصل الموالي.

الفصل الثاني: الإطار العملي لنماذج تطبيقات الذكاء الاصطناعي في المؤسسات الاقتصادية الجزائرية للفترة 2011-2018

تمهيد الفصل الثاني:

يختص هذا الفصل بعرض تطبيقات لنماذج متطورة للتنبؤ بالتعثر المالي في المؤسسات الاقتصادية الجزائرية، من خلال توضيح منهجية الدراسة، بما تحتويه من: مجتمع، عينة الدراسة، إضافة إلى متغيرات الدراسة ومؤشرات قياسها.

لقد تم معالجة موضوع التعثر المالي احصائياً من قبل العديد من الباحثين بنماذج وبرامج تقليدية مختلفة منها: نماذج التحليل التمييزي، اللوجستي، ...وغيرها وكذا برامج منها: ... ,SPSS, Eviews .MATLAB

أما بالنسبة للدراسة الحالية فسيتم تحقيق وانجاز الجانب العملي فيها على العينة المستهدفة باستخدام نموذجي الذكاء الاصطناعي التاليين: نموذج الشبكات العصبية الاصطناعية العميقة ونموذج الخوارزميات الجينية، باستعانة برنامج **Python**.

وعليه وبناءً على ما سبق سيتم تقسيم الفصل الثاني **إلى ثلاثة مباحث**، نتطرق فيهم إلى:

- ❖ المبحث الأول: منهجية الدراسة؛
- ❖ المبحث الثاني: بناء نموذج الاحصائي للتنبؤ بالتعثر المالي؛
- ❖ المبحث الثالث: مناقشة النتائج.

المبحث الأول: منهجية الدراسة

يُعنى هذا المبحث بتوضيح المنهجية المتبعة في الجانب العملي من خلال عرض مجتمع وعينة الدراسة في المطلب الأول، إضافة إلى متغيرات الدراسة ومؤشرات قياسها في المطلب الثاني، مروراً بالنماذج المطبقة فيها في المطلب الثالث.

المطلب الأول: مجتمع وعينة الدراسة

سنبين هنا مجتمع وعينة الدراسة التي استخدمناها في الجانب التطبيقي لدراستنا كالتالي:

1- مجتمع الدراسة:

ركزنا في دراستنا على المؤسسات الاقتصادية الجزائرية ذات أسهم (SPA)، وذلك بناءً على دراسة الأدبيات التطبيقية للدراسة الحالية، حيث تجاوز العدد الاجمالي لها 2000 مؤسسة نشيطة ومشطوبة حسب موقع السجل التجاري في نهاية 2019، وحسب هذا الأخير وبالاعتماد على الاحصائيات المتوفرة في المنصة بتاريخ 10.01.2021، يوجد القطاعات الموالية مقسمة حسب نشاط (وزارة التجارة، 2019، صفحة 36) نلخصها في الجدول أدناه، كالتالي:

الجدول (06-02): قائمة القطاعات المدرجة في منصة السجل التجاري

تعيين القطاع		عدد المؤسسات	
الرقم	تسميته	المسجلة	النشيطة
القطاع 1	انتـــاج السلع	953	563
القطاع 2	مؤسسات الإنتاج الحرفي	11	8
القطاع 3	التوزيع بالجملة	306	136
القطاع 4	الاستيراد لإعادة البيع على الحالة	389	117
القطاع 5	التوزيع بالتجزئة	84	66
القطاع 6	الخدمات	1105	602
القطاع 7	التصدير	63	58
المجموع		**2911**	**1550**

المصدر: اعداد الطالبة اعتماداً على موقع السجل الوطني التجاري

وتمثل هذه القيمة الأخيرة قيمة من اجمالي القيم الكلية للمؤسسات في السوق الجزائري، ولقد حصرنا مجتمعنا كما أنفنا سابقا في المؤسسات الاقتصادية ذات الأسهم، التي تتوفر على معلومات متماثلة في كل قطاع، وتم الفصل بينها إلى متعثرة وسليمة.

2- عينة الدراسة:

قمنا باختيار مجموعة يمكنها أن تمثل المجتمع الاحصائي أحسن تمثيل، وبالتالي تسمح لنا بتعميم النتائج المتوصل إليها على المجتمع ككل. وعليه قمنا بالاعتماد على أسلوب العينة القصدية•، وفيها يعتمد الباحث على اختيار وحدات معاينة بعينهم لتشكيل عينة الدراسة، وذلك على أساس اعتقاد الباحث بأن الوحدات ستساهم بشكل أكثر فعالية في الإجابة على أسئلة الدراسة (طويطي، 2018، صفحة 92).

كما نعلم يجب أن تكون العينة متجانسة، وعليه قمنا بالاعتماد على الأمور التالية لتحقيق التجانس، وتم اختيار المؤسسات المتماثلة من خلال بياناتها على النقاط المشتركة التالية:

- ✓ نفس الفترة الزمنية لجميع المؤسسات (2011-2018)؛
- ✓ نفس الشكل القانوني للمؤسسات (شركة ذات أسهم)؛
- ✓ طبيعة السوق الذي تعمل فيه المؤسسة (السوق الجزائرية)؛
- ✓ الموقع الجغرافي التي تتواجد به المؤسسة (داخل الجزائر)؛
- ✓ المؤسسات النشيطة فقط في السوق الجزائري.

وعليه وبعد تحقيق جميع النقاط السابق، ركزنا باختيار مجموعة من المؤسسات الاقتصادية ذات الأسهم الناشطة في السوق "الجزائرية" والتي بلغ عددها 1550 مؤسسة نشيطة. واستبعدنا كلية المؤسسات غير نشيطة (المشطوبة) والقطاع الثاني المتعلق *بمؤسسات الإنتاج الحرفي* وذلك لعدم اكتمال الشروط في مؤسساته لا من حيث الميزانيات ولا من حيث السنوات.

كما أننا قمنا بفرز المؤسسات النشيطة وذلك باستبعاد كل المؤسسات التي لم تتوفر فيها شروط الدراسة وناقصة الميزانيات المالية، والسنوات...الخ من الشروط والتي بلغ عددها 141 مؤسسة منها 51 متعثرة و90 سليمة.

المطلب الثاني: متغيرات الدراسة والأساليب الاحصائية المستخدمة

سنتحدث في هذا المطلب عن المتغيرات التي اعتمدنا عليها في دراستنا، وأهم المؤشرات التي قسنا بها التعثر المالي، وكان العمل كما يلي:

1- متغيرات الدراسة وكيفية قياسها:

من البديهي أن لكل موضوع متغيرات دراسة، ومتغيراتنا تمثلت في المتغيرين المُفَسَر والمُفَسِرة وهي موضحة أدناه:

• تم اختيار العينة القصدية لعدم احتواء المؤسسات على القوائم المالية لعينات أكبر وللنقص الفادح للبيانات والقوائم المدرجة في المنصة نفسها.

- **المتغير المُفَسَر (التابع):** تمثل في العنصر الكيفي (Qualitative) وهو التعثر الذي رمزنا له بـ(Y).

وتم الاعتماد على معيارين في انتقاء المؤسسات الاقتصادية محل الدراسة من خلال التعثر أو عدمه، وتفسيرا لذلك:

- ✓ اعتبرنا مؤسسات فترة دراسة متعثرة إذا تم تحقيق خسائر متوالية لمدة ثلاثة سنوات في النتيجة المالية للسنة؛
- ✓ اعتبرنا مؤسسات فترة دراسة سليمة إذا تم تحقيق أرباح متوالية لمدة ثلاثة أعوام في النتيجة المالية للسنة.

وقمنا بإعطاء ترميزين للمؤسسات في شكل قيمتين 0 & 1 حيث أن القيمة:

- ✓ 0 تعبر عن المؤسسات المتعثرة؛
- ✓ 1 تعبر على المؤسسات غير المتعثرة (السليمة).

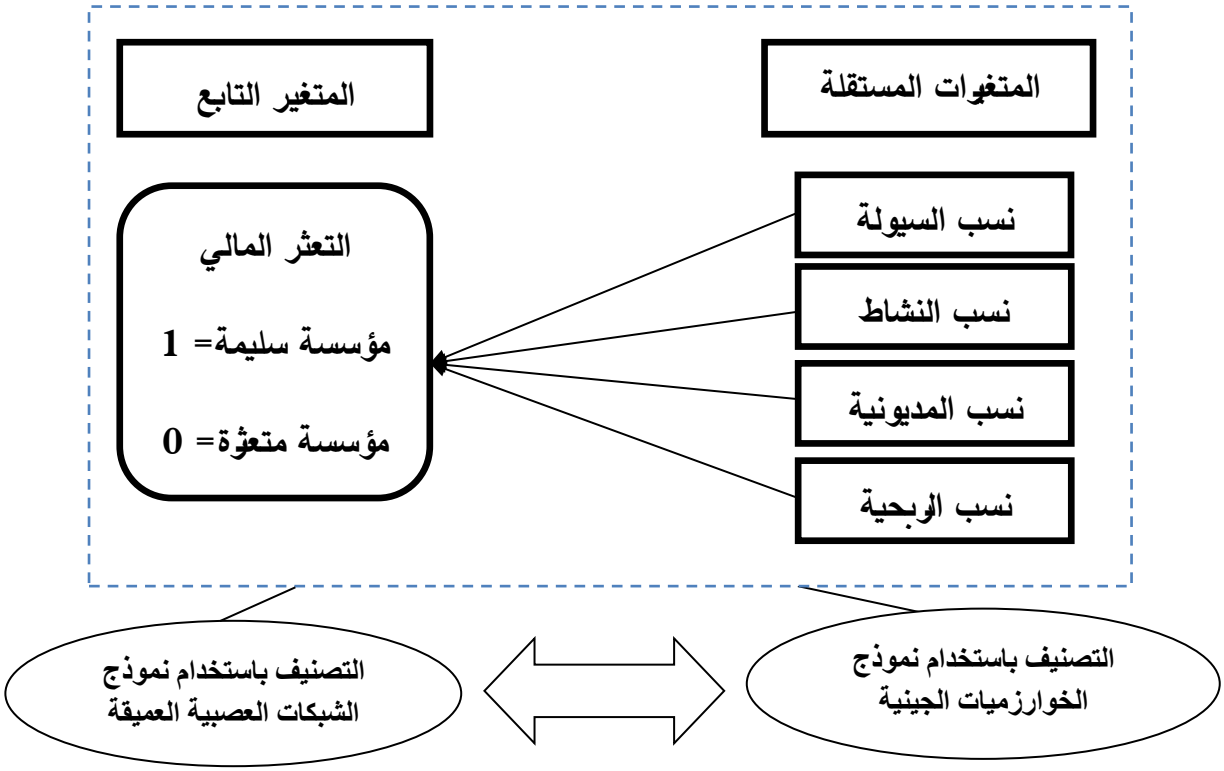
- **المتغيرات المُفَسِرة (المستقلة):** اعتمدنا فيها على المتغيرات الكمية فقط، وذلك لعدم قدرتنا الحصول على البيانات النوعية للمؤسسات محل الدراسة، ولعدم توفرها بسهولة، وهذه المتغيرات هي عبارة عن النسب المالية التي تدل على حالة المؤسسات الاقتصادية من حيث سيولتها (R1, R2, R3, R4, R5)، نشاطها(R6, R7, R8, R9, R10)، مديونيتها(R11, R12, R13, R14, R15, R16, R17) وربحيتها(R18, R19, R20, R21, R22,R23)، وتم الاعتماد عليها بناء على مرجعية الدراسات السابقة والتي استعملت أكثر من قبل الباحثين، والتي لها قدرة كبيرة على تصنيف المؤسسات بالتعثر المالي عن بقية النسب الأخرى.

2- الأساليب الاحصائية المستخدمة:

اتبعت هذه الدراسة على المنهج الوصفي التحليلي من خلال الاعتماد على البيانات المالية كمصدر أولي لجمع البيانات، باستخدام التقارير والقوائم المالية المنشورة في موقع السجل الوطني التجاري من 2011-2018، كما لا ننس المصدر الثانوي لجمع البيانات وهو الدراسات السابقة بالدرجة الأولى، فضلاً عن الكتب، المراجع المختلفة و الضرورية لفهم المصطلحات الأساسية في الدراسة، بغية الوصول إلى الهدف المنشود منها اعتمدنا أولا على استخدام الحزمة المكتبية اكسيل 2010، لإعادة تبويب وتنظيم البيانات وجعلها سهلة التعامل، ثم لجأنا إلى استخدام الأساليب الإحصائية الحديثة للتنبؤ بالتعثر المالي كالشبكات العصبية العميقة والخوارزميات الجينية بمساعدة برنامج **Python**، ذلك لأنه الرائد في تطبيقات نماذج الذكاء الاصطناعي.

وفيما يلي نقترح نموذج الدراسة حسب **الشكل (12-02)**، ويليه **الجدول رقم (07-02)** المبين للنسب المئوية الأكثر قدرة على التصنيف، حسب الدراسات السابقة.

الشكل رقم (12-02): النموذج المقترح في الدراسة



المصدر: إعداد الطالبة حسب دراستها

الجدول (07-02): النسب المالية المستخدمة في الدراسة

رمز	النسبة	مدلولها	تفسير النسب
نسب السيولة			
R1	نسبة السيولة السريعة	(أصول متداولة – المخزون) /الخصوم المتداولة	قياس قدرة المؤسسة على مواجهة الخصوم الجارية بالأصول المتداولة دون اللجوء إلى المخزون
R2	نسبة التداول	الاصول المتداولة/ الخصوم المتداولة	قدرة المنشأة على سداد ديونها قصيرة الأجل لتغطية أصولها المتداولة، ارتفاعها جيد
R3	نسبة صافي رأس المال	صافي رأس المال / إجمالي الأصول	قدرة تقييم الأداء وصحة المالية الشركة
R4	نسبة النقدية	الخزينة/الخصوم المتداولة	قياس مقدار النقدية المتوفرة لسداد الخصوم المتداولة، وارتفاعها يدل امتلاك المنشأة للسيولة اللازمة لسداد ديونها
R5	نسبة الاصول المتداولة إلى الأصول	الأصول المتداولة / اجمالي الأصول	قياس قدرة المؤسسة على مواجهة أصولها بالأصول المتداولة
نسب النشاط			
R6	معدل دوران الأصول الثابتة	رقم الأعمال/الأصول غير المتداولة	يشير إلى مدى كفاءة المؤسسة في استخدام استخداماتها الثابتة الخاصة بالمؤسسة لتوليد رقم الأعمال
R7	معدل دوران الأصول	رقم الأعمال/ مجموع الأصول	يدل على عدد المرات التي تتحول فيها الأصول إلى رقم الأعمال، وارتفاعه يبين أن الادارة تستغل أصولها بكفاءة وفعالية
R8	معدل دوران الأصول المتداولة	رقم الأعمال/ الأصول المتداولة	يشير معدل دوران الأصول الجارية إلى مدى كفاءة المؤسسة في استخدامها للأصول الجارية في توليد رقم الأعمال.

R9	معدل دوران صافي رأس المال	رقم الأعمال/ صافي رأس المال	ارتفاعه العالي يشير على كفاءة الادارة في استخدام صافي رأس مالها في توليد الإيرادات
R10	معدل دوران النقدية	رقم الاعمال/ الخزينة	تبين هذه النسبة عدد المرات التي تدورها النقدية خلال العمليات التشغيلية التي تقوم بها المؤسسة
نسب الهيكل المالي (الاستدانة)			
R11	نسبة الديون إلى الأصول	اجمالي الديون/ اجمالي الأصول	مؤشر الارتفاع غير جيد، ويبين عدم قدرة الشركة على خدمة دينها مما يزيد من مخاطر أصحاب القروض والمستثمرين
R12	نسبة الاستدانة	اجمالي الخصوم / اجمالي الأصول	مدى اعتماد المنشأة على لمصادرها الخارجية في تمويل استثماراتها، وانخفاضها يدل اعتمادها على مصادرها الذاتية في تمويلاتها ويتيح هامش أمان أكبرٍ
R13	نسبة حقوق المساهمين إلى الخصوم	حقوق المساهمين / اجمالي الخصوم	مدى مساهمة الخصوم في التمويل من حقوق الملكية
R14	نسبة الدين إلى حقوق المساهمين	اجمالي الخصوم / حقوق المساهمين	مدى مساهمة الدائنين في أصول الشركة بالمقارنة مع مساهمة المالكين، وقدرة ومتانة المشروع على الوفاء بالتزاماته
R15	نسبة حقوق الملكية إلى الاصول	حقوق المساهمين / اجمالي الأصول	تستخدم كدليل على مدى استقرار وسلامة المركز المالي من منظور طويل الأجل
R16	نسبة حقوق الملكية إلى الأصول الثابتة	حقوق المساهمين / الأصول الثابتة	المدى الذي ذهبت اليه المؤسسة في تمويل أصولها الثابتة من أموال الغير
R17	نسبة حقوق الملكية إلى الخصوم المتداولة	حقوق المساهمين / الخصوم المتداولة	مدى مساهمة الخصوم المتداولة في التمويل من حقوق الملكية

نسب المردودية			
R18	الربحية الاجمالية	النتيجة الصافية / رقم الاعمال	تبين مقدرة دينار واحد من صافي المبيعات على توليد هامش من صافي الربح، والمؤشر المرتفع لها يدل على الأداء الجيد
R19	العائد على الأصول	النتيجة الصافية / اجمالي الأصول	مدى كفاءة المنشأة في تحقيق الأرباح من استخدام اصولها، وارتفاعها يدل على الكفاءة التشغيلية للإدارة
R20	المردودية المالية	النتيجة الصافية / حقوق المساهمين	قياس العائد المتحقق من استثمار المالكين في المنشأة، والمؤشر العالي لها يدل على قدرة الادارة على تعظيم عوائدها
R21	العائد على الخصوم	النتيجة الصافية / اجمالي الخصوم	مدى كفاءة إدارة المنشأة في تحقيق الأرباح من استخدام خصومها
R22	العائد على الأصول الثابتة	النتيجة الصافية / الأصول الثابتة	مدى كفاءة إدارة المنشأة في تحقيق الأرباح من استخدام أصولها الثابتة
R23	نسبة صافي الربح إلى رأس المال	النتيجة الصافية / صافي رأس المال	مدى كفاءة إدارة المنشأة في تحقيق الأرباح من استخدام رأس مالها

المصدر: إعداد الطالبة اعتمادا على مراجعة الدراسات السابقة

المطلب الثالث: آلية عمل النماذج المطبقة في الدراسة

سنتطرق في هذا المطلب لشيء من التفصيل في آلية عمل نموذجي الذكاء الاصطناعي المستخدمين في التصنيف من خلال دراستنا:

الفرع الأول: نماذج الشبكات العصبية الاصطناعية

لقد تم التطرق لمفهومها، خصائصها، استخداماتها والعوامل المؤثرة فيها في الفصل الأول، ولهذا في هذا الفصل سنتطرق للجانب العملي للشبكات العصبية، من خلال آليه عملها، هيكلها، مكوناتها، فضلاً عن طرق تعلمها.

أولاً: هيكل ومكونات الشبكة العصبية الاصطناعية:

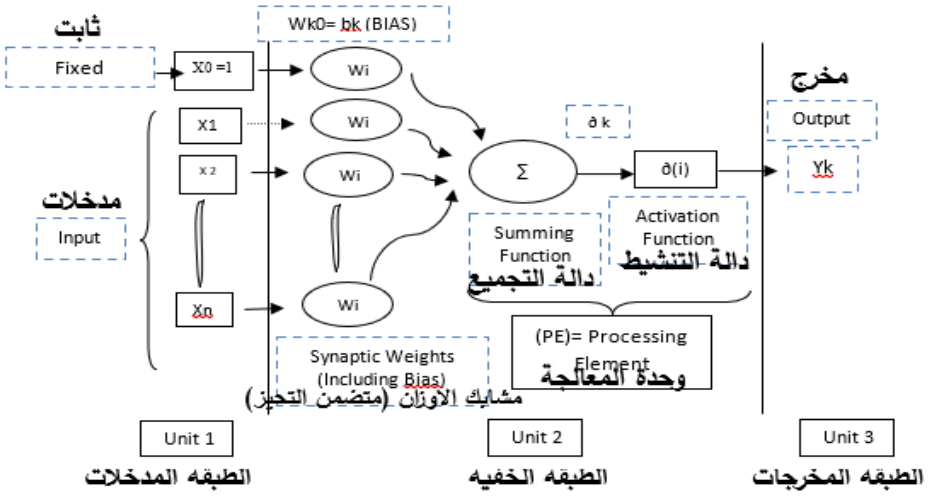
تتكون الشبكات العصبية بنموذجها القاعدي حسب (ناظم، 2009، صفحة 206) من ثلاث طبقات رئيسية حسب **الشكل رقم (13-02)**، والمتمثلة:

1) **طبقة المدخلات (Input Layer):** تحتوي على عدد من العقد، والتي عادة ما تمثل عدد المتغيرات المُفسِرة (المستقلة)؛

2) **طبقات المخفية (Hidden Layer):** قد تحتوي الشبكة على طبقة واحدة (Single layer Network) أو على أكثر من طبقة مخفية واحدة (Multi Layer Network)، وهي التي تربط بين طبقة المدخلات وطبقة المخرجات؛

3) **طبقة المخرجات أو الخرج (Output Layer):** هي عبارة عن مخرجات الشبكة العصبية الاصطناعية.

الشكل رقم (13-02): هيكل ومكونات الشبكة العصبية الاصطناعية



المصدر: إعداد الطالبة اعتمادا على (Nouman, 2015, p. 2)

يتضح من الشكل أعلاه أن الشبكة العصبية الاصطناعية تحاكي الشبكات البيولوجية كما أسلفنا الذكر، فللإنسان وحدات إدخال توصله بالعالم الخارجي وهي حواسه الخمس، فكذلك الشبكات العصبية تحتاج لوحدات إدخال، وحدات معالجة يتم فيها عمليات حسابية تُضْبَط بها الأوزان، ونحصل من خلالها على ردة الفعل المناسبة لكل مدخل من المدخلات الشبكة، فوحدات الإدخال تُكَوِنُ طبقة تسمى طبقة المدخلات، ووحدات المعالجة تُكَوِنُ طبقة المعالجة وهي التي تعالج البيانات لتخرج نواتج الشبكة، وبين كل طبقة من هذه الطبقات هناك طبقة من الوصلات البينية التي تربط كل طبقة بالطبقة التي تليها، والتي يتم فيها ضبط الأوزان الخاصة بكل وصلة بينية، وتحتوي الشبكة على طبقة واحدة ووحيدة فقط من وحدات الإدخال، ولكنها قد تحتوي على أكثر من طبقة من طبقات المعالجة (الطبقات المخفية) وطبقة إخراج واحدة. (رشاد و زكي، 2010، صفحة 7)

ولقد لخص أيضاً (بوزيدي و عيشوش، 2017، الصفحات 49-50) مكونات أخرى مهمة في الشبكات العصبية الاصطناعية، نذكرها فيها يلي:

1. **وحدات المعالجة (Processing Elements):** يتم فيها القيام بعمليات حسابية تضبط بها الأوزان وتحصل من خلالها على ردة الفعل المناسبة لكل مدخل من المدخلات للشبكة؛

2. **عقد الاتصال (Connection Nodes):** تربط عناصر المعالجة في الطبقات المختلفة مع بعضها البعض، حتى يتشكل البناء الهيكلي للشبكة العصبية، وتقوم كل خلية من الخلايا بإجراء العمليات الحسابية بطريقة مستقلة، إلا أن جميع عناصر المعالجة تقوم بذلك في وقت واحد وتساعد كل عقد الاتصال على نقل القيم المختلفة بين هيكل الشبكة حتى يتم التفاعل والتكامل فيما بينها لأجل التوصل إلى أفضل أداء للشبكة؛

3. **الأوزان (Weights):** تعبر عن الأهمية النسبية لكل مدخل إلى عنصر المعالجة، فهي التي تحدد قوة العلاقة بين اثنين من عناصر المعالجة، كما تبين مدى فاعلية الاتصال بين المدخلات ومنطقة المعالجة، وتُسْتخدم الأوزان عند إجراء العمليات الحسابية للتوصل إلى المخرجات الفعلية؛

4. **معدل التعلم/ التدرب (Learning Rate):** يحدد قيمة التصحيح التي على أساسها يتم التعديل في أوزان الخلية العصبية (وحدة المعالجة) خلال عملية التدريب، فمعدل التعلم عبارة عن قيمة صغيرة تزيد مع مرات التعلم حتى نصل إلى الحل الأمثل وفي نفس الوقت تقلل الخطأ إلى أقل ما يمكن؛

5. دوال التفعيل أو التنشيط (Activation Function): تنقسم إلى:

- **دالة التجميع (Summation Function):** تقوم بحساب الأوزان النسبية لكل المدخلات، إلى عناصر المعالجة من خلال ضرب كل مدخل في وزنه، فيتم إيجاد دالة الجمع وشكلها كالتالي:
$\mathbf{S(t) = \sum Wij * Xi}$، حيث: Wij أوزان المدخلات، Xi مدخلات الدراسة؛

- **دالة التحويل (Transfer Function):** هي معادلة رياضية التي تحدد نوع الإخراج الخاص بعناصر التشغيل مع أخذ بعين الاعتبار نوعية المدخلات والأوزان المرجحة، ويتم اللجوء إليها في حالة النماذج غير الخطية (فيلالي، 2017، صفحة 99)؛

- **حد العتبة (Threshold):** هو الحد الذي يحدد مدى ونوع الإخراج ليتسنى للشبكة مقارنته مع الخرج المطلوب (**Target Output**) (آيت مهدي، 2019، صفحة 157).

بينما يشير(بن نور و نايت مرزوق، 2019، الصفحات 70-71) إلى عدة أنواع أخرى، على النحو المبين في الشكل رقم (14):

- **الدالة الخطية (Linear Function):** وهي التي تكون فيها صورة المخرجات مثل صورة المدخلات وتعطي تصنيفات متعددة وغير محدودة؛

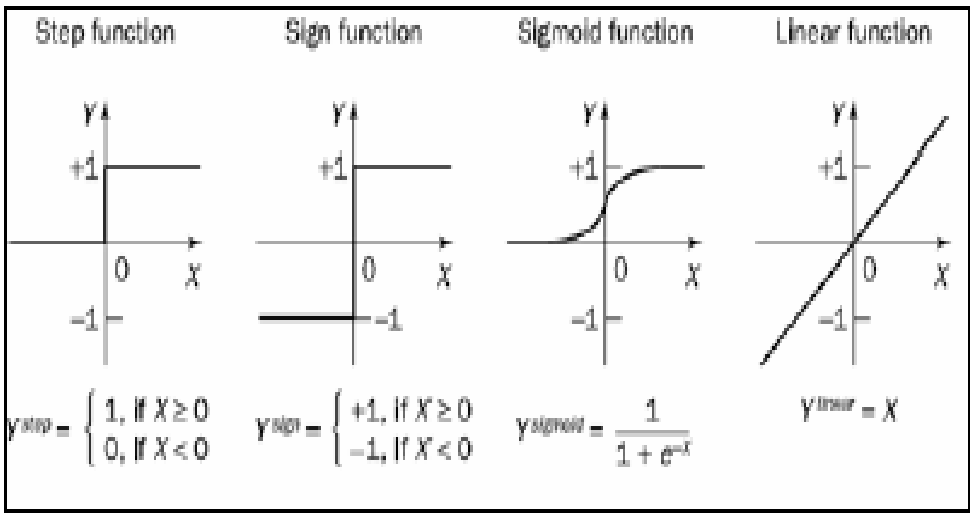
- **الدالة الأسية أو السجمويدية (Sigmoid):** قيم مدخلات هذه الدالة تكون محصورة بين $-\infty$ و$+\infty$، تجعل المخرجات محصورة بين 0 و 1وهي أكثر الدوال استخداما بسبب سهولة اشتقاقها؛

- **دالة الإشارة(Sign Function):** تكون فيها المخرجات محصورة بين [1,1-] وتستخدم في التصنيف والتعرف على الأنماط؛

- **دالة الخطوة (Step Function):** وهي الدالة التي تكون مخرجاتها بين [0,1].

كما هو موضح في الشكل أدناه، تعد الدالة السينية أو السجمويدية إلى حد بعيد الدالة الأكثر استخدامًا في الشبكات العصبية الاصطناعية، إنها دالة متزايدة بشكل صارم تظهر نعومة، ولها الخصائص المقاربة المرغوبة، "الدالة السينية القياسية تعمل نفس عمل الدالة اللوجستية. (Jain, Mao, & Mohiuddin, 1996, pp. 10-11)

الشكل (14-02): أنواع دوال التنشيط المستخدمة في الشبكات العصبية الاصطناعية



المصدر: (Jain, Mao, & Mohiuddin, 1996, p. 11)

ثانياً: خطوات العمل على الشبكات العصبية الاصطناعية

يبين كل من (Kumar & Bala, 2017, p. 1815) أنه عند القيام بعملية التنقيب عن البيانات، يبدأ إجراء التصنيف أو التنبؤ بمجموعة البيانات، حيث تنقسم مجموعة البيانات إلى قسمين: عينة التدريب وعينة الاختبار ويتم استخدام عينة التدريب لتَعَلُمْ الشبكة بينما يتم استخدام عينة الاختبار لقياس دقة مدى تعلم الشبكة للتصنيف أو التنبؤ. يمكن تجزئة مجموعة البيانات بطرق مختلفة مثل مجموعة الانتظار والتحقق المتقاطع وأخذ العينات العشوائية وغيرها العديد، عادةً ما تكون خطوات التعلم للشبكة العصبية بشكل عام كما يلي:

- يتم التعرف على بنية الشبكة بعدد ثابت من العقد في طبقة الإدخال والإخراج والطبقة المخفية؛
- يتم استخدام خوارزمية لعملية التعلم، حيث أن قدرة الشبكة العصبية على إجراء تعديل في بنية الشبكة وقدرتها على التعلم عن طريق تغيير الأوزان تجعلها مفيدة في مجال الذكاء الاصطناعي.

وتتمثل الشبكة العصبية الاصطناعية في المكونات التالية: (Alamin, 2019, p. 161)

- **المدخلات:** إدخال مجموعة البيانات Data، ووضع خطة التدريب وعناصرها الرئيسية (معدل التعلم، نوع الشبكة، عدد مرات التدريب، معدل الخطأ أو الهدف الذي يمكن عنده التوقف وبناء هيكل الشبكة من حيث تحديد نوعها وعدد طبقاتها)؛

الخطوة الأولى: تلقي المدخلات من خلال جمع البيانات اللازمة للتدريب، وهي أهم خطوة في الشبكات العصبية، ويجب أن تكون المدخلات دقيقة والمخرجات دقيقة ويُفَضَل أن تكون البيانات كبيرة ويتم أخذها في كثير من الأحيان لسنوات عديدة من قبل، فهي تساهم بشكل كبير في زيادة فعالية أداء الشبكة؛

ولحساب عدد البيانات اللازمة لتدريب الشبكة العصبية نتبع القانون التالي: (غنيمات، 2018، صفحة وحدة 4)

عدد البيانات اللازمة= عدد الأوزان الموجودة في الشبكة/ الخطأ المسموح فيه عند اختبار النظام

$$N = n_w/e$$

حيث أن:

N : عدد البيانات اللازمة؛

n_w: عدد الأوزان الموجودة في الشبكة؛

e : الخطأ المسموح فيه عند اختبار النظام.

- **الطبقة المخفية:** حسب (Alamin, 2019, p. 162) هي التي تقوم بالعمليات الحسابية داخل الشبكة من خلال:

الخطوة الثانية: ترجيح كل إدخال يتم إرساله إلى الشبكة، أي مضروبًا في قيمة وزن المدخلات، بطريقة عشوائية عن طريق اختيار الدالة المناسبة من دوال التفعيل إما [−1، +1] أو [0،1] وغيرها؛

الخطوة الثالثة: معالجة البيانات بالشكل الذي تقبله الشبكة وتجهيز المخرجات المرغوبة بنفس الطريقة، من خلال جمع كل المدخلات الموزونة؛

الخطوة الرابعة: بدء عملية التدريب ثم اختبار النتائج وتعديل الفرضيات السابقة في حالة عدم الوصول إلى الهدف المنشود، وعليه يتم إنتاج ناتج أو إخراج الشبكة عن طريق تمرير هذا المجموع من خلال دالة التنشيط ومقارنتها بدالة العتبة؛

- **المخرجات:** إخراج نتائج الشبكة العصبية مدربة والمرغوب فيها.

فالشبكة العصبية هي شبكة ثلاثية مرتبة (w،V،N) بمجموعتين **N** و**V** ودالة **w**، حيث **N** هي مجموعة الخلايا العصبية **و V** مجموعة {(i،j) ∈N} تسمى عناصرها الوصلات بين الخلايا العصبية i والخلايا العصبية j. الدالة **w:** تمثل الأوزان، حيث w(i,j)، وزن تم اختصار الاتصال بين العصبون i والعصبون j إلى wi و wj. اعتمادا على:

n. network = neurons + weighted connection

تكون وجهة النظر إما غير محددة أو 0 للاتصالات غير الموجودة في الشبكة، حيث تتكون الشبكة العصبية من وحدات معالجة بسيطة وخلايا عصبية ووصلات مرجحة وموجهة بين تلك الخلايا العصبية. هنا، يُشار إلى قوة الاتصال (أو الوزن المتصل) بين عصبونين i وj ووزن العصبونين (i,j)w.

(Kriesel, 2005, pp. 33-34)

واقتصر (مصيلحي سيد، 2017، الصفحات 175-176) خطواتها كالتالي:

- تجميع البيانات التي تستخدم في تدريب واختبار الشبكة؛
- يتم تعريف البيانات الخاصة بالتدريب للشبكة ووضع خطة التدريب والتعلم؛
- بناء هيكل الشبكة واختيار طريقة التعلم حسب ما هو متاح من أدوات، ويمكن تحديد نوع الشبكة المراد بنائها مع الأخذ بالاعتبار طبيعة المشكلة وما تحتاجه من عناصر تشغيل P.E وطبقات (Layers) وذلك حتى تكون الشبكة في مستوى أداء عالي؛
- وضع قيم للأوزان والمتغيرات ثم بعد ذلك تعديل القيم في الأوزان عن طريق التغذية المرتدة أو العكسية؛
- تغيير بيانات التطبيق إلى النوع والشكل المطلوب في الشبكة ويتم ذلك عن طريق كتابة برامج تقوم بإجراء عملية تجهيز البيانات للتشغيل أو استخدام أحد البرامج الجاهزة؛
- يتم إجراء عملية التدريب والاختيار من خلال تكرار عرض المدخلات والمخرجات المرغوبة إلى الشبكة، حيث تقوم الشبكة بحساب المخرجات الفعلية (المحسوبة) وتقوم بتعديل الأوزان حتى تقترب المخرجات المحسوبة من المخرجات المرغوبة أو تساويها ويتم التوصل إلى المخرجات المطلوبة والبيانات المرتبطة بها من خلال بيانات تاريخية؛
- تصل الشبكة إلى فئة الأوزان الترجيحية الثانية والمستقرة وفي هذه الحالة تستطيع الشبكة البلوغ إلى النتائج المرغوبة من خلال استخدام مدخلات التدريب. وبهذا تصبح الشبكة جاهزة للاستخدام إما كنظام مستقل قائم بذاته أو كجزء من نظام.

ثالثا: الشبكات العصبية العميقة التكرارية وشبكات الذاكرة طويلة المدى (Long Short Term Memory) (LSTM)

حسب دراستنا فإن الشبكات العصبية العميقة التكرارية أفضل من الشبكة العصبية التقليدية في استمرار المعلومات من الحدث T إلى الحدث السابق T−1. تحتوي LSTM على دورات تغذي عمليات تنشيط الشبكة من خطوة زمنية سابقة كمدخلات للشبكة للتأثير على التنبؤات في الخطوة الزمنية الحالية وبالتالي، فإن الاتصال المتكرر يسمح للنموذج بتطوير ذاكرة الأحداث السابقة والتي يتم تشفيرها ضمنيًا في متغيرات الحالة المخفية بشكل متسلسل، وعليه فإن قرار كيفية استجابة الشبكة للبيانات الجديدة يعتمد على شيئين: الإدخال الحالي، الإخراج من الماضي القريب لاحظ **الشكل رقم (07−01)** (Bouktif, Fiaz, Ouni, & Serhani, 2020, p. 395).

وتحسب RNN ناتجها عن طريق حساب المعادلتين التاليتين تكراريًا:

$$h_t = \mathcal{H}(W_{xh}x_t + W_{hh}h_{t-1} + b_h), \qquad (1)$$

$$y_t = W_{hy}h_t + b_y, \qquad (2)$$

حيث:

x: المدخلات؛ **y:** تسلسل الإخراج؛ **h:** تسلسل المتجه المخفي في الشرائح الزمنية t = 1 إلىT؛

W: مصفوفة الوزن؛ **b:** التحيزات؛ **H:** دالة التنشيط المستخدمة في الطبقات المخفية.

وكما أنفنا سابقا، عن عيب شبكات RNN تم ابتكار شبكات LSTM لتسهل بنية خلايا الذاكرة الخاصة فيها لتخزين المعلومات لفترة طويلة، سنشرح هذا النوع كما يلي:

1− مفهوم الشبكات ذاكرات طويلة المدى: تم تقديم مفهوم الذاكرة طويلة المدى (LSTM) لأول مرة بواسطة هوشريتر (Hochreiter) وشيمدهوبر (Schimdhuber) في عام 1997، بعد سلسلة طويلة من البحث في RNNs للتعلم المتسلسل، فالعمل الملحوظ في وقت سابق يشمل Rumelhart et al (1985) الذي قدم backpropagation عبر الزمن، و Elman (1990) الذي نجح في تدريب RNNs لأداء مهام التعلم الآلي الخاضعة للإشراف مع المدخلات والمخرجات المتسلسلة، ظل تصميم خلايا ذاكرة LSTM الحديثة قريبًا من الأصل. (Lipton, Kale, Elkan, & Wetzel, 2016, p. 2)

وعليه تحتوي شبكة LSTM النموذجية على شيء يسمى بخلية ذاكرة، والتي يمكنها من الاحتفاظ ببعض المعلومات حول التسلسل، مما يسمح لها بشكل أساسي بتذكر الميزات المهمة في بداية التسلسل والتي قد يكون لها تأثير على الأجزاء اللاحقة منه، بدلاً من حساب الإخراج بناءً على الخطوة الزمنية السابقة فقط ولتقريب المعنى نأخذ مثال إذا توقعنا الكلمة الأخيرة من الجملة "أنا أتحدث الإنجليزية بطلاقة"، قد تدرك RNN العادي أن الكلمة التي تأتي بعد التحدث بطلاقة يجب أن تكون لغة، لكن لكي تدرك أن اللغة هي الإنجليزية، يجب أن تتذكر السياق هذا هو المكان الذي يأتي فيه LSTM. (Hiriyannaiah, Srinivas, Shetty, G.M, & Srinivasa, 2020, pp. 75-76)

2- المكونات الرئيسية لـ LSTM: تحتوي على ثلاث بوابات وهي:

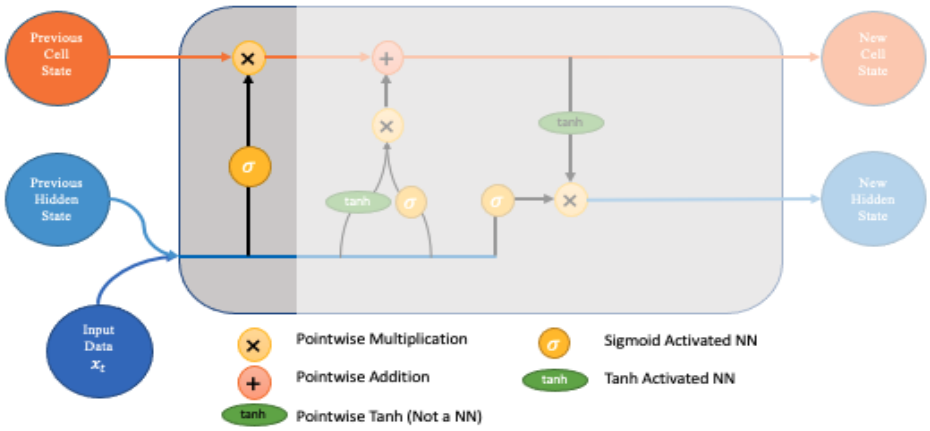
- بوابة الإدخال: ستتحكم بوابة الإدخال في تدفق المعلومات الجديدة إلى الخلية؛
- بوابة النسيان: ستتحكم بوابة النسيان في محتوى الذاكرة، أي أنها ستقرر ما إذا كنا نريد نسيان جزء من المعلومات حتى نتمكن من تخزين معلومات جديدة؛
- بوابة الإخراج: ستتحكم بوابة الإخراج عند استخدام المعلومات في الإخراج من الخلية. (Shewalkar , Nyavanandi, & Ludwig, 2019, p. 238)

3- آلية عمل (LSTM): تتأخر الشبكات العصبية المتكررة الشائعة في التعلم حيث تزداد الفجوة بين المعلومات السابقة المطلوبة ونقطة المتطلبات إلى حد كبير، لكن ولحسن الحظ فإن شبكات الذاكرة طويلة المدى (LSTM) قادرة على تعلم مثل هذه السيناريوهات. تم تصميمها بدقة للتخلص من مشكلة التبعية طويلة المدى للشبكات المتكررة (gradient descent problem)، وعليه تحتوي LSTM أيضا على بنية تشبه السلسلة، لكن الوحدة النمطية المكررة هي بنية مختلفة قليلاً فبدلاً من وجود طبقة شبكة عصبية واحدة، تتواصل أربع طبقات متفاعلة بطريقة فريدة (Kumar, Goomer, & Singh, 2018, pp. 677-678) كما هو موضح في الأشكال أدناه من خلال الخطوات الموالية:

الخطوة أولى: بوابة النسيان، يتم إدخال الحالة المخفية السابقة وبيانات الإدخال الجديدة في الشبكة العصبية وتولد هذه الشبكة متجهًا حيث يكون كل عنصر في الفاصل الزمني [0،1] (يتم ضمانه باستخدام دالة التنشيط السيني).

يتم تدريب هذه الشبكة (داخل بوابة النسيان) بحيث تكون مخرجات قريبة من 0 عندما يعتبر أحد مكونات الإدخال غير ذي صلة وأقرب إلى 1 عند الاقتضاء، من المفيد التفكير في كل عنصر من عناصر هذا المتجه كنوع من المرشح / الغربال الذي يسمح بمزيد من المعلومات حيث تقترب القيمة من 1

الشكل رقم (15-02): مخطط LSTM بوابة النسيان

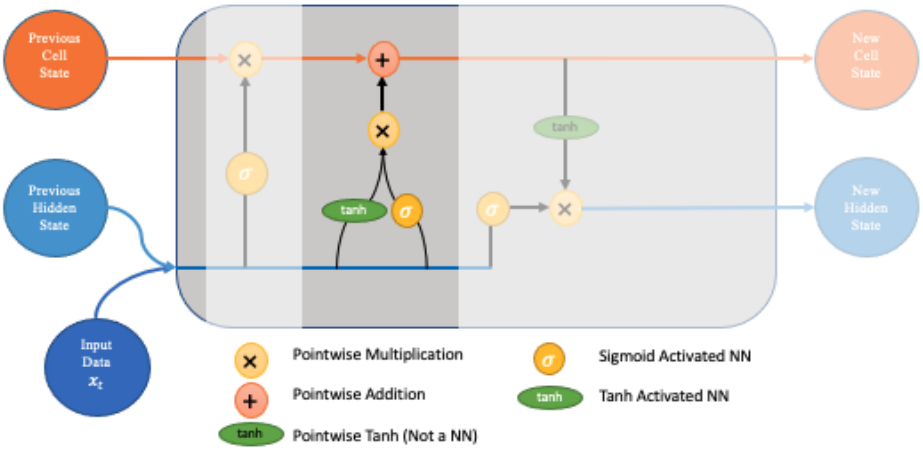


المصدر: (Dolphin, 2020)

ثم يتم إرسال هذه القيم الناتجة لأعلى وضربها في حالة الخلية السابقة. يعني هذا الضرب النقطي أن مكونات حالة الخلية التي تم اعتبارها غير ذات صلة بشبكة بوابة النسيان سيتم ضربها برقم قريب من 0 وبالتالي سيكون لها تأثير أقل على الخطوات التالية؛

الخطوة الثانية: تتضمن الخطوة التالية شبكة الذاكرة الجديدة وبوابة الإدخال، الهدف من هذه الخطوة هو تحديد المعلومات الجديدة التي يجب إضافتها إلى الذاكرة طويلة المدى للشبكات (حالة الخلية)، بالنظر إلى الحالة المخفية السابقة وبيانات الإدخال الجديدة.

الشكل رقم (16-02): مخطط LSTM بوابة الادخال

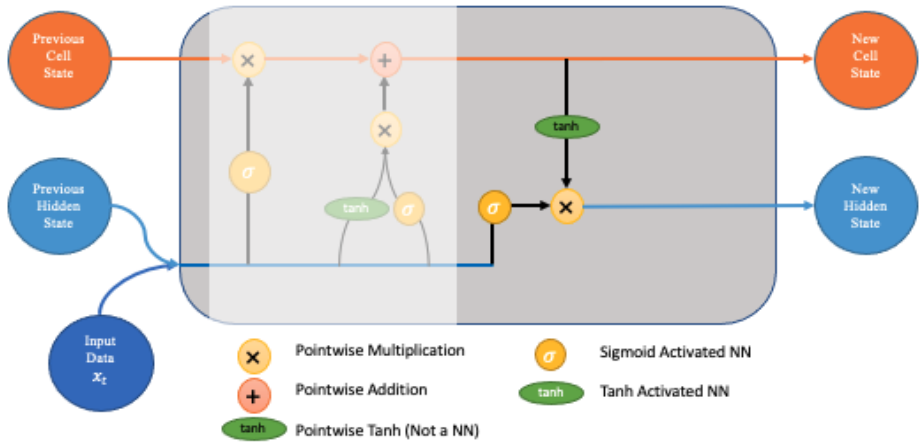


المصدر: (Dolphin, 2020)

إن شبكة الذاكرة الجديدة عبارة عن شبكة عصبية نشطة tanh تعلمت كيفية الجمع بين الحالة المخفية السابقة وبيانات الإدخال الجديدة لإنشاء "ناقل تحديث ذاكرة جديد". يحتوي هذا المتجه بشكل أساسي على معلومات من بيانات الإدخال الجديدة نظرًا للسياق من الحالة المخفية السابقة. يخبرنا هذا المتجه عن مقدار تحديث كل مكون من مكونات الذاكرة طويلة المدى (حالة الخلية) للشبكة بالنظر إلى البيانات الجديدة، حيث يتم ضرب ناتج الجزأين 1 و2 بشكل نقطي، يؤدي هذا إلى تنظيم حجم المعلومات الجديدة التي قررناها في الجزء 2 وضبطها على 0 إذا لزم الأمر، ثم يتم إضافة المتجه المدمج الناتج إلى حالة الخلية، مما يؤدي إلى تحديث الذاكرة طويلة المدى للشبكة.

الخطوة الثالثة: تم إنشاء مرشح بوابة الإخراج، تمامًا كما فعلنا في شبكة بوابة النسيان والمدخلات هي نفسها (الحالة المخفية السابقة والبيانات الجديدة)، والتنشيط أيضًا سيني (لأننا نريد الحصول على خاصية التصنيف من المخرجات إما [0،1]).

الشكل رقم (17-02): مخطط LSTM بوابة الاخراج



المصدر:(Dolphin, 2020)

يتم إعطاء العملية التي يتم إجراؤها بواسطة هذه الطبقة في المعادلة2، يتم حساب المعلومات الجديدة التي سيتم تخزينها في حالة الخلية باستخدام طبقتين للشبكة. طبقة السيني (σ2) التي تقرر القيم لتحديث (t) (انظر المعادلة (3)) وطبقة tanh ϕ1 التي تطور متجهًا للقيم المرشحة الجديدة (S̃t) كما هو موضح في المعادلة (4)، والجمع بين الاثنين لتضاف في الحالة، وفي الأخير، يتم تحديث حالة الخلية باستخدام المعادلة (5)(Kumar, Goomer, & Singh, 2018, p. 678)

$$cf_t = \sigma_1(W_{cf} \cdot [O_{t-1}, x_t] + b_{cf}) \quad (2)$$

$$I_t = \sigma_2(W_I \cdot [O_{t-1}, x_t] + b_I) \quad (3)$$

$$\tilde{S}_t = tanh(W_S \cdot [O_{t-1}, x_t] + b_S) \quad (4)$$

$$S_t = cf_t \times S_{t_1} + I_t \times \tilde{S}_{t-1} \quad (5)$$

الفرع الثاني: نماذج الخوارزميات الجينية

في هذا الجزء سنتطرق إلى آلية عمل الخوارزمية الجينية من خلال الخطوات أدناه:

أ- **آلية عمل الخوارزميات الجينية:** قبل التطرق إلى كيفية آلية عمل الخوارزمية يجب أولا التعرف على المصطلحات الرئيسية فيها، لا تختلف المصطلحات المستعملة أكاديميا مقارنة بالبيولوجية تقريبا نفس التسميات تُستخدم، وفي الأدنى يوجد **الشكل (18-02)** يوضح جميع المصطلحات:

- المجتمع (Pool/Population): يقوم مصمم الخوارزمية بتشكيل مجتمع افتراضي من الكائنات (الأفراد، وفي بعض المراجع يدعى بـ pool، أي حل هندسي محتمل للمشكلة المدروسة (سواء كان قابلاً أو غير قابلا عمليا للتنفيذ) حيث تتكون كل خلية في الكائن الحي على كروموسومات (في الحالة البيولوجية يعرف بسلاسل من الحمض النووي)، (عبد الرحمان و خليفة، 2012، الصفحات 158-159)؛

- الكروموسوم (Chromosomes): يمثل كائناً من كائنات هذا المجتمع يحتوي كل كروموسوم على مجموعة من الجينات (Genes) التي تمثل "حلول"، وهذه الأخيرة (في الحالة البيولوجية تعرف بكتل الحمض النووي)؛

- الجينات (Genes): كل جين يحدد بعض جوانب المشكلة المدروسة (أما في الحالة البيولوجية تحدد بعض جوانب الكائن الحي (مثل لون العين وغيرها من الجوانب))؛

- النمط الجيني (الوراثي)(Genotype): هو المجتمع المحدد في الحيز الحسابي، تمثل حلول بطريقة يمكن فهمها باستخدام أنظمة الحاسوب (بيولوجيا تسمى مجموعة الجينات)؛

- النمط الظاهري (Phenotype): هي الخصائص الفيزيائية لمجموعة من الجوانب (مثل كأن يكون الفرد ذكي، صحي، جميل...الخ)؛ (الرزو، 2018، صفحة 41) (ايوب و المهدي ، 08:20:39 / 2017)

- الترميز وفك التشفير (Decoding & Encoding): وضحها (يحيى ، 2014 ، صفحة 161) كالتالي:

أ- *الترميز(التشفير) (Encoding):* قبل أن يتم تشغيل الخوارزمية الجينية على أي مشكلة، هناك حاجة إلى طريقة لتشفير الحلول المحتملة لتلك المشكلة في شكل ما، بحيث يمكن للكمبيوتر معالجتها، وعليه التشفير هو أحد الوسائل الهامة المستخدمة للحفاظ على المعلومات الخاصة من السرقة أو التلاعب أو العبث فيها من قبل أشخاص غير مخولين.

وظهر هذا العلم بعد التطور الحاصل في أنظمة الاتصالات وما وصلت إليه هذه الأنظمة من السرعة مما زاد في إرسال واستقبال الكثير من المعلومات وقواعد البيانات، أدى هذا التطور الإيجابي إلى نمو وتكاثر تدخل غير مخولين لإرسال واستلام هذه المعلومات وظهور مجال جديد يعرف بالقرصنة على هذه المعلومات من قبل الهواة وغيرهم، وعليه ظهرت الحاجة لابتكار العديد من طرق التشفير المعقدة، والاعتماد على مفاتيح تشفير صعبة المنال أو الكشف؛

ب–فك التشفير: هي طريقة لتفكيك الرموز أو النصوص المشفرة، وفك الترميز يغير ترميز السلاسل الثنائية إلى رقم عشري، ثم يحسب القيم الملائمة للأفراد (Guo & Yang, 2011, p. 232). وهنالك أربعة طرق عامة وشائعة لمهاجمة النص المشفر، وكل طريقة تفترض على محلل الشفرة ان يكون على دراية كاملة بخوارزمية التشفير المستخدمة في عملية التشفير لكي يستطيع فك الشفرة والحصول على مفتاح التشفير وعليه الحصول على النص الصريح. (يحيى ، 2014 ، صفحة 162).

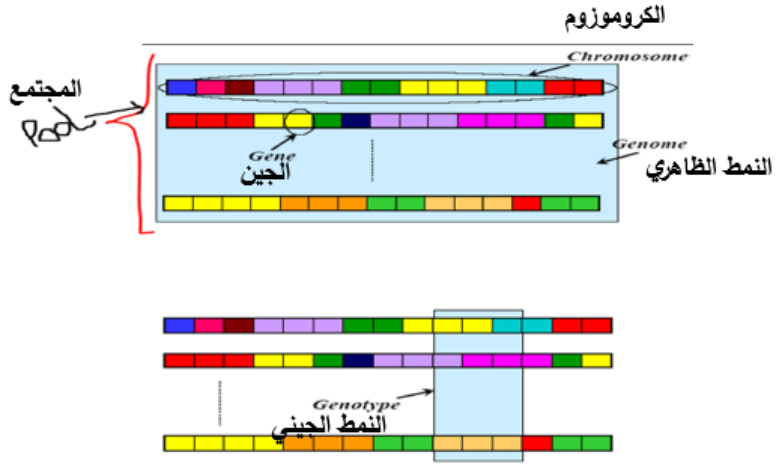
- دالة اللياقة (Fitness Function): هي الدالة التي تأخذ الحل كمدخلات وتنتج الحل الملائم كمخرج، وفي بعض الحالات قد تكون دالة اللياقة ودالة الهدف (Objective Function) متماثلتين، بينما قد تختلف في حالات أخرى دائما بسبب المشكلة المدروسة؛ (Chinhlazare, 2019, p. 2)

- دالة الهدف (Objective Function): وهي الدالة المطلوب تحقيقها، قد تكون الكلفة الأقل هي دالة الهدف، أو قد تكون الفائدة العظمى، أو قد تكون الحل الأمثل والذي يحقق معادلة دالة الهدف، هو الذي يحقق الهدفين السابقين معا، وقد يكون غير ذلك أي دائما على حسب مشكلة الدراسة؛ (خليفة، 2013، صفحة 42)

- معيار التوقف: يُحدد مقياس التوقف في الخوارزمية الجينية ما إذا كانت ستستمر في البحث أم ستتوقف؟ ويُفحص المقياس بعد كل جيل لنرى إذا ما كانت ستتوقف أم لا؟ وهناك عدة مقاييس لتوقف الخوارزمية الجينية تختلف بحسب المسألة المراد حلها.

ومن أهم المعايير المستخدمة قيمة دالة اللياقة (المُلاَءَمَة) *Fitness Function*، إذ تتوقف الخوارزمية عند أحسن قيمة لدالة الملاءمة (*Fitness Function*) في المجتمع الحالي، عندما تكون أقل من قيمة اللياقة التي حددت في حالة *Minimize*، أو تتوقف عندما تكون أحسن قيمة لدالة الملائمة أكبر من قيمة الملائمة التي حددت في حالة *Maximize* (البدراني، 2007، صفحة 90)، أو الوصول إلى حد أقصى (معرف مسبقا) لعدد الأجيال أو عندما يصبح المجتمع كله حلولا مثلى أي صلاحية كل فرد من أفراد المجتمع = 1، أو عندما لا يوجد حلول نهائيا بعد عدد محدد من الأجيال (ذنون ، 2006، صفحة 10)، ويستمر إنشاء أجيال متعاقبة بهدف تحسين الحل. (زواوي و نعاس، 2015، صفحة 129)

الشكل رقم (18-02): خوارزمية جينية بيولوجية



المصدر:(Akhoondzadeh & Azizi, 2019, p. 9)

بعد التطرق إلى أهم المصطلحات للخوارزميات الجينية ننتقل إلى الخطوات الأساسية لآلية عملها، نرى مما سبق أن هنالك أربعة مراحل أساسية للخوارزميات الجينية، والتي على أساسها تبدأ الخوارزمية عملها، لخصها كل من (جنود، جعفر، و عصفوري، 2013، الصفحات 248-249) و(عبد الرحمان و خليفة، 2012، الصفحات 161-163) كالتالي، **والشكلين (19-02) و(20-02)** أدناه يوضح آلية عملها:

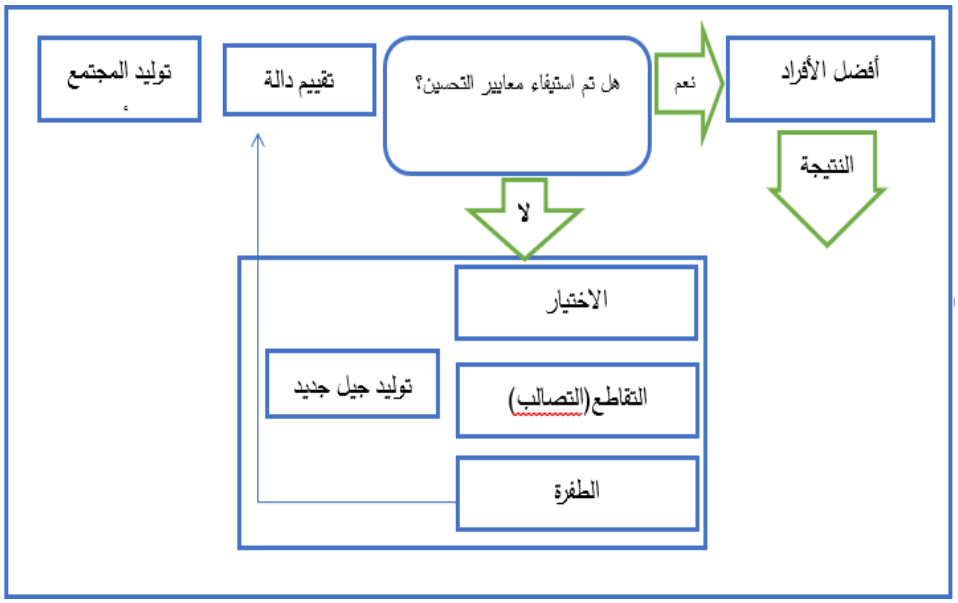
1- يجب ترميز الحلول المطروحة للمسألة بإحدى طرق الترميز الكروموسوم بما يناسب المسألة المطروحة، وهذا ما يسمى بالخريطة الوراثية؛

2- الانتقاء (Selection): نختار بشكل عشوائي المجتمع المبدئي لتشكيل الجيل الجديد، ويتّم ذلك بإحدى طرق الاختيار مثل: دولاب الروليت أو غيرها من الطرق، ويتّم تمثيل الكروموسومات على الدولاب بقطاعات تناسب قيمة كل منها، ثم نستخدم دالة اللياقة (الكفاءة) Fitness Function لاختيار الحلول وتقييمها، وعليه نحدد الكروموسوم الذي يملك الكفاءة الأعلى ونهمل الباقي؛

3- التصالب (التقاطع/التزاوج)(Crossover): نقوم بإجراء التصالب بين الكروموسومات المختارة، أي البدء بعملية التزاوج بين كروموسومين، لتوليد جيل جديد مؤلف من كروموسومات جديدة بدلا من التي تم استبعادها، ويتّم تقطيع الكروموسومين من نقطة عشوائية، ويتّم التبادل بينهما فينتج كروموسومين جديدين، ويتّم حساب التقييم لهما، وهناك عدة طرق للتصالب منها: التصالب بنقطة واحدة، والتصالب بنقطتين، والتصالب بعدة نقاط، حيث تحدّد نسبة التصالب (Percent of Crossover) عدد الكروموسومات الداخلة في عملية إنتاج أجيال جديدة، ويعبر عنها بنسبة مئوية، وتؤخذ عادة 0,95؛

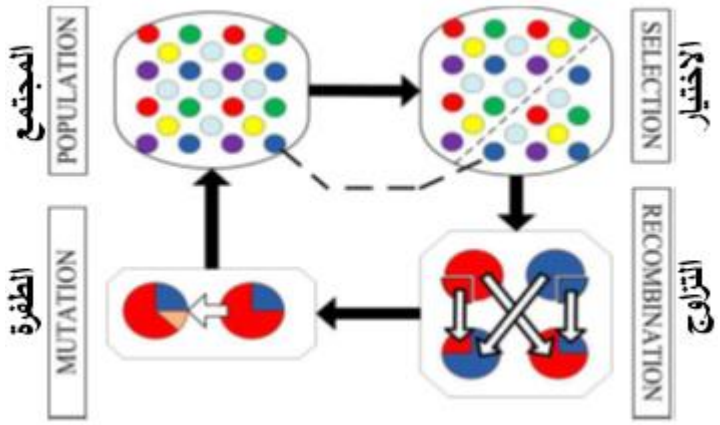
4- الطفرة (Mutation): للحصول على تمثيل حقيقي لعملية التطور، فإنّ عملية الطفرة يجب أن تساهم في خلق الأجيال الجديدة عن طريق الخطأ العشوائي في تغير موقع الجين في الكروموسوم، أو تبديل بين جينين في كروموسومين، مما يعطي الفرصة لأفرادٍ كثر جدد المشاركة في الجيل الجديد، تحدد نسبة الطفرة (Percent of Mutation) نسبة الكروموسومات التي تخضع لعملية الطفرة، ويعبر عنها أيضاً بنسبةٍ مئوية، وتؤخذ عادة **(0,1 ~ 0,001)**.

الشكل (19-02): خطوات عمل الخوارزمية الجينية



المصدر: (Zbeel, 2013, p. 213)

الشكل رقم (20-02): آلية عمل الخوارزمية الجينية



المصدر: (Niraula, 2010, p. 14)

وبذلك اختصر (Guo & Yang, 2011, p. 230) آلية عمل الخوارزمية فيما يلي:

1- إنتاج مجموعة سكانية أصلية بشكل عشوائي والتي يكون عدد أفرادها ثابت N؛

2- إنتاج الجيل القادم بالعبور والتحول بين الأفراد؛

3- تكوين السكان الجدد من N أفراد من جيل للخطوة (2) السابقة؛

4- إنتاج السكان التاليين بتكرار الخطوة (2) و(3) حتى الحصول على الفرد الذي يستوفي الشروط.

أما بالنسبة للمشغلات أو المعاملات الجينية لخصها (Akhoondzadeh, 2019, p. 51) في أهم ثلاثة عوامل رئيسية للقيام بإنشاء جيل جديد وهي:

- ✓ الاختيار أو الانتقاء (Selection)؛
- ✓ احتمالية التقاطع (Crossover)؛
- ✓ احتمالية الطفرة (Mutation).

المبحث الثاني: بناء النموذج الاحصائي للتنبؤ بالتعثر المالي[√]

بعد التطرق لشرح كل نموذج أعلاه في الفصل النظري، سنقوم في هذا المبحث ببناء نموذج احصائي باستخدام نموذجي الشبكات العصبية العميقة Deep Neural Network (DNN) والخوارزمية الجينية Genetic Algorithms (GA) ونفاضل بين النموذجين من حيث الكفاءة والدقة في اعطاء النتائج.

المطلب الأول: وصف وتحليل بيانات الدراسة

تتمثل بيانات محل الدراسة• في عينة من المؤسسات الاقتصادية الجزائرية ذات أسهم، وهي مكونة ومفصولة إلى 25 متغير، ووصف كل متغير كالتالي:

- السنوات (year): تتمثل في عدد السنوات المختارة للدراسة (2011-2018)؛
- المتغير التابع (Y): يتمثل في حالة المؤسسة والتي تأخذ الرمز:
  - القيمة 0: تدل على تعثر المؤسسة؛
  - القيمة 1: تدل على سلامة المؤسسة.
- R1 تعبر عن نسبة السيولة والمتمثلة في نسبة السيولة السريعة؛
- R2 تمثل نسبة السيولة والمتمثلة في نسبة التداول؛
- R3 تعبر عن نسبة السيولة والمتمثلة في نسبة صافي رأس المال؛
- R4 تمثل نسبة السيولة والمتمثلة في نسبة النقدية؛
- R5 تعبر عن نسبة السيولة والمتمثلة في نسبة الاصول المتداولة بالنسبة لإجمالي الاصول؛
- R6 تمثل نسبة النشاط والمتمثلة في معدل دوران الأصول الثابتة؛
- R7 تعبر عن نسبة النشاط والمتمثلة في معدل دوران الأصول؛
- R8 تمثل نسبة النشاط والمتمثلة في معدل دوران الأصول المتداولة؛
- R9 تعبر عن نسبة النشاط والمتمثلة في معدل دوران رأس المال العامل؛
- R10 تمثل نسبة النشاط والمتمثلة في معدل دوران النقدية؛
- R11 تعبر عن نسبة الاستدانة والمتمثلة في نسبة الديون إلى إجمالي الأصول (نسبة الاقتراض)؛

√ لتفاصيل أكثر حول بناء النماذج والاشكال والجداول اطلع على الرابط الموالي في حسابي على github:
https://github.com/MarwaZAH/dissertatio-file/blob/main/Final%20Project%20GA%20%26%20DL/Final%20marwa_corrected_of_dr_ibrahim.ipynb

• لتفاصيل أكثر حول بيانات الدراسة فهي متوفرة على حسابي في github على الرابط التالي:
https://github.com/MarwaZAH/dissertatio-file/tree/main/Final%20Project%20GA%20%26%20DL

- R12 تمثل نسبة الاستدانة والمتمثلة في نسبة الاستدانة؛
- R13 تعبر عن نسبة الاستدانة والمتمثلة في نسبة حقوق الملكية إلى اجمالي الخصوم؛
- R14 تمثل نسبة الاستدانة والمتمثلة في نسبة الدين إلى حقوق الملكية؛
- R15 تعبر عن نسبة الاستدانة والمتمثلة في نسبة حقوق الملكية إلى اجمالي الأصول؛
- R16 تمثل نسبة الاستدانة والمتمثلة في نسبة حقوق الملكية إلى اجمالي الأصول الثابتة؛
- R17 تعبر عن نسبة الاستدانة والمتمثلة في نسبة حقوق الملكية إلى اجمالي الخصوم المتداولة؛
- R18 تمثل نسبة المردودية[I] والمتمثلة في الربحية الاجمالية؛
- R19 تعبر عن نسبة المردودية والمتمثلة في العائد على الأصول؛
- R20 تمثل نسبة المردودية والمتمثلة في المردودية المالية[II]؛
- R21 تعبر عن نسبة المردودية والمتمثلة في العائد على الخصوم؛
- R22 تمثل نسبة المردودية والمتمثلة في العائد على اجمالي الاصول الثابتة؛
- R23 تعبر عن نسبة المردودية والمتمثلة في نسبة صافي الربح إلى رأس المال؛
- Xpt تمثل رمز المؤسسة p في السنة t.

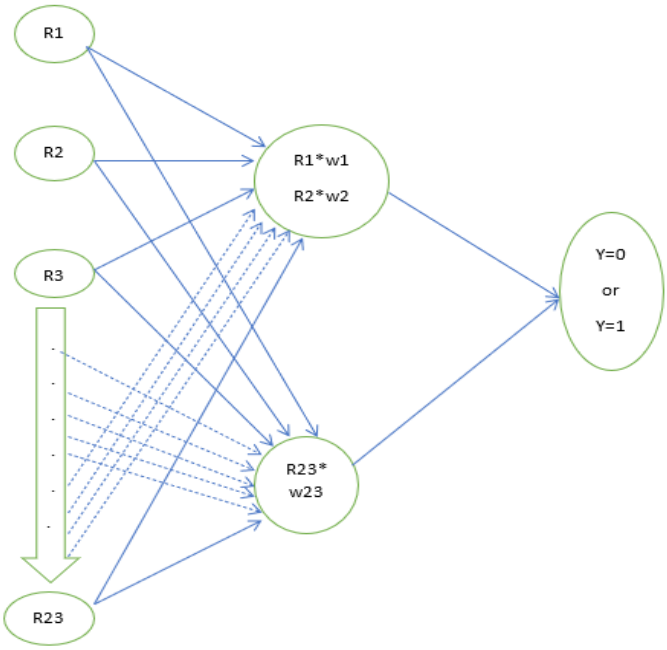
وبناءً عليه المتغيرات ستأخذ نموذج الدراسة التالي:

❖ النموذج الافتراضي للشبكات العصبية الاصطناعية العميقة (DNN): يتمثل النموذج في **الشكل رقم (21-02)** أدناه:

[I] قد نجد في بعض المراجع مصطلح نسب الربحية؛

[II] نجدها في المراجع تسمى بنسبة العائد على حقوق المساهمين، العائد على حقوق الملكية وهي أيضا نفسها الأموال الخاصة.

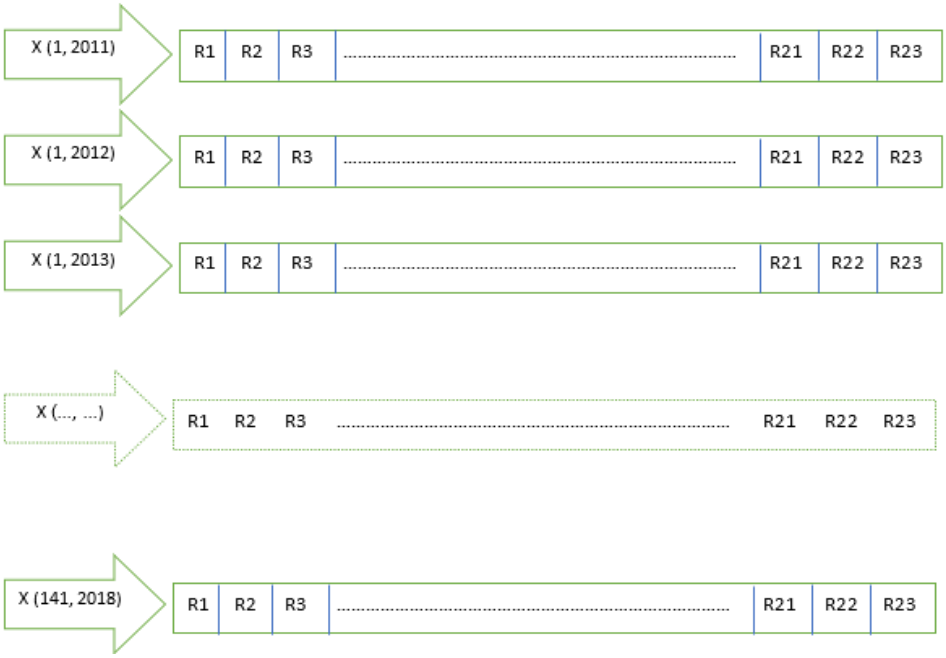
الشكل رقم (21-02): النموذج الافتراضي للشبكات العصبية العميقة



المصدر: اعداد الطالبة اعتمادا على بيانات الدراسة

❖ النموذج الافتراضي للخوارزميات الجينية (GA): يتمثل النموذج في الشكل أدناه:

الشكل رقم (22-02): النموذج الافتراضي للخوارزميات الجينية



المصدر: اعداد الطالبة اعتمادا على بيانات الدراسة

من خلال ما سبق ولأخذ فكرة عن بيانات الدراسة تم توصيفها عن طريق عملية تحليل البيانات الاستكشافية أو ما يعرف بـExplanatory Data Analysis (EDA)، للحصول على بعض المعلومات حولها، ولاكتشاف إن كانت هناك قيما مفقودة ومتطرفة أو لا. وعليه أظهرت البيانات القيم المفقودة (التي سيتم معالجتها فيما بعد) التالية:

الجدول رقم (08-02): يوضح القيم المفقودة المتعلقة بالبيانات الدراسة

المتغير	R1	R2	R3	R4	R5	R6	R7	R8	R9	R10	R11	R12	R13	R14	R15	R16	R17	R18	R19	R20	R21	R22	R23
التكرار	11	11	42	11	10	15	10	10	9	20	10	10	9	11	10	15	11	42	10	11	9	15	9
نسبته	0,98	0,98	**3,73**	0,98	0,89	1,33	0,89	0,89	0,80	1,77	0,89	0,89	0,80	0,98	0,89	1,33	0,98	**3,73**	0,89	0,98	0,80	1,33	0,80

يتضح لنا أعلاه من خلال بيانات **الجدول رقم (08-02)** أن كل متغير من متغيرات الدراسة يحتوي على قيم مفقودة لكن ليس بالنسبة الكبيرة، إذ لم تتجاوز 4% من اجمالي بيانات الدراسة، فتمثلت أعلى قيمة في 42 وكانت من نصيب المتغيرين (R3، R18) والتي تمثل نسبة صافي رأس المال والربحية الاجمالية على التوالي، وأدنى قيمة 9 للمتغيرات التالية (R9، R13، R21، R23) والتي تمثل معدل دوران رأس المال العامل، نسبة حقوق المساهمين إلى اجمالي الخصوم، العائد على الخصوم ونسبة صافي الربح إلى رأس المال على التوالي.

ونظرا لطبيعة المؤسسات الاقتصادية الجزائرية وعدم التصريح ببيانتها وعدم إدراج بعض الميزانيات بصفة دورية تم العثور على القيم المفقودة.

وبما أن البيانات فعلية حتى في احتمالية وجود القِيَم المتطرفة، كان لابد من معالجتها باستبدالها بالمتوسط، بسبب تحيز نتائج النموذج لما تم تجاهلها. فمن خلال مجمل البيانات تمثل الحد الأدنى بين قيمتي [97.4475-، 0] والحد الأعـلى بـين [1، 549.0254].

ونظرا لتأثر مخرجات الدراسة بوجود القيم المفقودة، كان لابد من معالجتها حيث تم استخدام أكثر الطرق شيوعا واستخداما وهي طريقة المتوسطات، وبما أنها بيانات كمية نستدل في وصفها على المقاييس التالية (mean, std, min, 25%, 50%, 75%, max)، والجدول أدناه يوضح تعويض القيم المفقودة كالآتي:

الجدول الرقم (09-02): التحليل الوصفي للمتغيرات المالية لوضعية المؤسسات

	count	mean	std	min	25%	50%	75%	max
Y	1127.0	0.682343	0.465772	0.00	0.000	1.00	1.000	1.00
R1	1127.0	4.174359	49.478974	-11.16	0.545	1.00	1.865	1602.46
R2	1127.0	5.326117	73.922124	-0.88	0.795	1.36	2.370	2443.90
R3	1127.0	1.129705	159.875506	-3145.55	-0.115	0.29	0.950	1371.19
R4	1127.0	1.203737	10.563210	-0.35	0.040	0.16	0.640	304.14
R5	1127.0	0.642605	1.741233	0.00	0.350	0.61	0.800	41.40
R19	1127.0	6.524828	109.602682	-967.87	-1.500	1.88	6.905	2446.08
R20	1127.0	647.956817	6052.956350	-15349.69	-2.785	13.90	73.920	172456.97
R21	1127.0	0.071601	0.738084	-1.89	-0.010	0.02	0.070	20.70
R22	1127.0	0.115513	3.959983	-63.32	-0.020	0.06	0.235	28.62
R23	1127.0	2.768094	92.581476	-269.47	0.000	0.10	0.355	3094.37

من **الجدول رقم (09-02)** يمكن توضيح نتائج التحليل الوصفي لبيانات الدراسة خلال الفترة (2011- 2018) لحالة تعثر المؤسسات وبالاعتماد على النسب المالية، حيث:

تراوحت قيم المتوسط الحسابي عند المؤسسات لجميع النسب المالية ما بين [324.5162-، 647.9568] وكانت القيمة السالبة تدل على النسبة R18 التي تمثل **الربحية الاجمالية** وسلبيتها تدل على عدد الكبير من المؤسسات المتعثرة التي تحقق خسائر متوالية مما يودي بها إلى التعثر، أما القيمة الموجبة تدل على أن النسبة R20 والتي تمثل **المردودية المالية** وايجابيتها تدل على أن المؤسسات السليمة قوة أداءها وحسن إدارة هذه المؤسسات من طرف مسيريها، ونلاحظ أن كلما كانت قيمة المتوسط قريبة من الصفر كلما اقتربت المؤسسات محل الدراسة من خطر التعثر وأن لديها مشكلة عدم القدرة على تحقيق أرباحا من مبيعاتها والعكس صحيح مقارنة بالسليمة.

وفضلا عن ذلك تراوحت قيم الانحراف المعياري ما بين [0.4657، 6901.9873] فنلاحظ أن هناك تشتتاً كبيراً جدا للقيم المعيارية للمؤسسات المتعثرة والسليمة عدا قيم المتغيرات التالية (R4, R5, R7, R12, R13, R15, R21, R22) التي تم ملاحظة أن هناك تقارباً بين القيم، والأمر الآخر الملاحظ أن هناك تبايناً واضحاً بين قيم الانحراف المعياري وقيم المتوسطات الحسابية المقابلة لها لجل متغيرات الدراسة، وعليه نستخلص مما سبق أن التباين بين قيم الانحراف وقيم المتوسط لمختلف المتغيرات تثبت عدم تجانس بين متغيرات الدراسة. أما بالنسبة للوسيط تراوحت قيمه بين [0.02، 85.44].

- قدر متوسط **(R1)** والذي يعبر على **نسبة السيولة السريعة** للمؤسسات الاقتصادية الجزائرية خلال فترة الدراسة (4.174359) وبتشتت قدر بـــ(49.478974)، بينما حددت قيمة الحد الأدنى بـــــ (11.16-) والحد الأعلى (1602.48) ويعزى هذا الفرق الكبير على أن المؤسسات السليمة تُسير بشكل جيد نشاطها الذي تعمل فيه ومدى قدرتها على تغطية التزاماتها المتداولة دون اللجوء إلى تصفية مخزونها، على غرار المؤسسات الأخرى المتعثرة التي تظهر أنها تعاني من عجز وعدم تغطية لالتزاماتها المتداولة وتصفيتها لمخزونها الذي يعد خسارة كبيرة لها، نظرا لكونه أقل الأصول المتداولة قابلية للتحول إلى سيولة خلال فترة قصيرة دون تحقيق خسائر؛

- قدر متوسط **(R2)** والذي يعبر عن **نسبة التداول (النسبة الجارية)** خلال فترة الدراسة (5.326117) وبتشتت قدر بـ (73.922124). تمثلت قيمة الحد الأدنى بـــ (0.88-) والحد الأعلى (2443.90) ويدل هذا الفرق الشاسع على أن المؤسسات السليمة مهيأة لتغطية التزاماتها المتداولة المفاجئة ونفقاتها التشغيلية قصيرة الأجل دون الحاجة لتسييل أي من أصولها أو الحصول على اقتراض جديد، فزيادة النسبة هو أمر جيد ولكن الزيادة يمكن أن تكون مقبولة لحد معين، فقد يكون ارتفاع هذه النسبة نتيجة زيادة بند الأصول المتداولة بسبب تراكم المخزون وعدم تصريفه وهو أمر غير جيد، وقد تكون زيادة النسبة بسبب زيادة بند النقدية بصورة مبالغ فيها مما يدل على عدم استخدام الشركة الجيد للسيولة لديها وتقليل الربحية نتيجة ذلك، أو ربما بسبب زيادة تراكم بند العملاء وتضخمه نتيجة عدم استخدام سياسات جيدة في التحصيل ومتابعة العملاء المدينين، أما المؤسسات المتعثرة ليس لها السيولة والقدرة الكافية على ذلك مطلقا؛

- قدر متوسط **(R3)** والتي تدل على **نسبة صافي رأس المال** خلال فترة الدراسة بـ(1.129705)، وبتشتت قدر بـ (49.478974)، بينما قدرت قيمة الحد الأدنى بـ (3145.55-) والحد الأعلى (1371.19)، ويدل الفرق الكبير إلى أن هذه النسبة توضح القدرة والكفاءة الادارية للمؤسسات السليمة في المدى القصير وقدرتها على استخدام أصولها بطريقة فعالة، واستخدامها الجيد يمكنها من النمو السريع، على الرغم من أن الارتفاع المبالغ فيه يدل على أن هذه المؤسسات لها أموال زائدة وخاملة أي لا تستخدم أصولها الزائدة بشكل فعال لتوليد أقصى ربح ممكن، على غرار المؤسسات المتعثرة الأخرى التي تدل على سلبية صافي رأس مالها مما يعني عمومًا أنها غير قادرة على سداد التزاماتها لوجود مشاكل محتملة في السيولة، وذلك يدل على علامة حمراء قد تؤدي سلبيته باستمرار إلى الإفلاس؛

- قدر متوسط **(R4)** الذي يمثل **نسبة النقدية** خلال فترة الدراسة (1.203737)، وبتشتت قدر بـ (159.875506)، بينما أخذت قيمة الحد الأدنى (0.35-) والحد الأعلى (304.14) ويعزى هذا الفرق إلى أن لدى المؤسسات السليمة إمكانية سداد الالتزامات قصيرة الأجل عند آجال استحقاقاتها، وهي تعطى

مؤشراً قويا للإدارة لمعرفة قدرة نقديتها على سداد التزامها، والبعض الآخر ليس لديه القدرة على السداد والالتزام عند آجال استحقاقها؛

- قدر متوسط (**R5**) التي تمثل نسبة **الأصول المتداولة بالنسبة لإجمالي الأصول** خلال فترة الدراسة بـ (0.642605) وبتشتت قدر بـ (1.741233)، وكانت قيمة الحد الأدنى (0.00) والحد الأعلى (41.40) ويدل هذا الفرق المعتبر على عدم قدرة المؤسسات المتعثرة على مواجهة أصولها بالأصول المتداولة، والبعض الآخر يمكنها ذلك لكفاءة تسيير إدارتها؛

- قدر متوسط (**R6**) والتي تمثل **معدل دوران الأصول الثابتة** خلال فترة الدراسة بـ (6.504357) وبتشتت قدر بـ (35.385047)، وتمثلت قيمة الحد الأدنى (0.48-) والحد الأعلى (1063.43) ويعزى هذا الفرق الكبير إلى أن المؤسسات السليمة لديها دليل جودة كفاءة في إدارتها في استغلال موجوداتها الثابتة وحسن استثمارها بفاعلية لتحقق العائد الأقصى لها والمؤسسات الأخرى لا تمتلك تلك المهارة، الجودة والكفاءة؛

- قدر متوسط (**R7**) والتي تعبر عن **معدل دوران الأصول** خلال فترة الدراسة بـ (0.920839) وبتشتت قدر بـ (7.680182)، حيث تمثلت قيمة الحد الأدنى في (0.37-) والحد الأعلى (228.80) وهذا الفرق بين القيمة العليا والقيمة الدنيا لمعدل دوران الأصول يدل على أن المؤسسات السليمة لها القدرة على استخدام أصولها في توليد الربح أي تستغل أصولها استغلالاً كُفء، بينما المؤسسات الأخرى لا تستغل أصولها في توليد الأرباح بالكفاءة المطلوبة؛

- قدر متوسط (**R8**) الذي يمثل **معدل دوران الأصول المتداولة** خلال فترة الدراسة بـ (2.609324) وبتشتت قدر بـ (24.107410)، حيث تمثلت قيمة الحد الأدنى (1.69-) والحد الأعلى (601.22)، ويعزى الفرق الشاسع بين القيم الدنيا والقيم العليا لقدرة وكفاءة المؤسسات السليمة في استخدام أصولها المتداولة لتحقيق أكبر قدر من العائد، على عكس المؤسسات المتعثرة التي ليس لها القدرة على استخدام واستغلال أصولها المتداولة بالشكل الصحيح؛

- قدر متوسط (**R9**) التي تمثل **معدل دوران رأس المال** خلال فترة الدراسة بـ (0.066072) وبتشتت قدر بـ (81.044408). تمثلت قيمة الحد الأدنى (2520.49-) والحد الأعلى (423.66) وهذا الفرق الكبير يدل على أن المؤسسات المتعثرة ليس لها كفاءة في استخدام رأس مالها العامل لدعم مستويات معينة من المبيعات، وعدم وضوح العلاقة بين الأموال المستخدمة لتمويل عملياتها والإيرادات التي تحققها نتيجة هذه العمليات. والعكس تماما ينطبق على المؤسسات المتبقية؛

- قدر متوسط **(R10)** تمثل **معدل دوران النقدية** خلال فترة الدراسة بـ (48.273925) وبتشتت قدر بـ (434.287834). تمثلت قيمة الحد الأدنى (2.73-) والحد الأعلى (12711.20) ويعزى هذا الفارق الشاذ لمدى كفاءة تدفق الأموال من خلال عمل المؤسسات السليمة فكلما زاد هذا المعدل فإن عملية تسليم الرصيد النقدي تكون مرات أكثر في السنة وتستغرق أياما أقل، وعليه تحويل الأموال بصفة متكررة يكون أفضل من خمولها، أما بالنسبة إلى الارتفاع الكبير جدا لهذه النسبة يدل على أن لدى المؤسسات رصيدا نقديا منخفضا مما يشير إلى وجود مشكلة مالية، أما الحد الأدنى للمؤسسات المتعثرة يدل على عوائدها المنخفضة للغاية؛

- قدر متوسط **(R11)** التي تدل على نسبة **الديون إلى إجمالي الأصول** أو ما تعرف **بنسبة الاقتراض** خلال فترة الدراسة بـ (85.346959) وبتشتت قدر بـ (609.018797). وكانت قيمة الحد الأدنى (3699.74-) والحد الأعلى (19744.76) ويعزى هذا الفرق الشاسع في النتائج إلى أن المؤسسات المتعثرة لديها ارتفاع كبير جدا في نسبة اقتراضها وفاقت 100% وذلك راجع لاعتمادها بشكل كبيرا على الديون في الوفاء بالتزاماتها تجاه الغير، وهذا ما يفسر تحقيقها خسائرا بدل أرباحا وتمويل دينها من خلال أصولها، عكس ما عليه الحال بالنسبة للمؤسسات السليمة التي تعتمد في الوفاء بالتزاماتها على حقوق ملكيتها بدلا من الدين فكلما كانت النتيجة أقل كلما كانت أفضل لها، وكلما انخفضت نسبة الاقتراض كلما قلت المخاطر المترتبة على الديون والالتزامات في المؤسسة؛

- قدر متوسط **(R12)** والتي تمثل **نسبة الاستدانة** خلال فترة الدراسة بـ (1.260267) وبتشتت قدر بـ (5.119182). وكانت قيمة الحد الأدنى (1.00-) والحد الأعلى (100.00) فحسب الفرق بين الحدين يتبين أن المؤسسات السليمة من خلال هذه النسبة توضح مدى امكانيتها لتغطية إجمالي التزاماتها باستخدام اجمالي أصولها وكلما انخفضت هذه النسبة كان ذلك أفضل لها من وجهة نظر المستثمرين الخارجيين والمقرضين وتعتبر في حالة قوة، على عكس المؤسسات المتعثرة التي تدل على ضعفها في تمويل دينها؛

- قدر متوسط **(R13)** وتدل على نسبة **حقوق المساهمين إلى إجمالي الخصوم** خلال فترة الدراسة بـ (0.307997) وبتشتت قدر بـ (1.614862). وكانت قيمة الحد الأدنى (1.35-) والحد الأعلى (38.00) ويوضح الفرق مدى تمويل المؤسسات السليمة من خلال حقوق مساهميها لإجمالي خصومها وانخفاضها يدل على سلامة وقوة مركزها المالي على عكس المؤسسات المتعثرة التي تمول خصومها من حقوق المساهمين وذلك يدل على ضعف ادارتها ومركزها المالي؛

- قدر متوسط **(R14)** والتي تمثل نسبة **الدين إلى حقوق المساهمين** خلال فترة الدراسة بـ (78.510898) وبتشتت قدر بـ (570.726775). حيث تمثلت قيمة الحد الأدنى في (621.61-) والحد الأعلى (13596.65) ويعزى الفرق الشاسع بين الحدين لمقدار التمويل من الديون مقارنة مع تمويل المساهمين أو الملاك، ومدى مساهمة الدائنين في تمويل الأصول مقارنة مع حقوق الملكية، فكلما كانت نسبة إجمالي الديون إلى حقوق الملكية أقل كلما كانت أفضل وقلت المخاطر المترتبة على الديون والالتزامات للمؤسسة وهذا حال المؤسسات السليمة، على غرار المؤسسات المتعثرة فهي تعتمد بشكل كبير في تمويل التزاماتها الطويلة وقصيرة الأجل على الديون بدلا من حقوق الملكية، والزيادة المفرطة لهذه النسبة هي واحدة من الأسباب التي تؤدي إلى الإفلاس ثم التصفية؛

- قدر متوسط **(R15)** الذي يمثل **نسبة حقوق الملكية إلى إجمالي الأصول** خلال فترة الدراسة بـ (0.408137) وبتشتت قدر بـ (5.463204). أما قيمة الحد الأدنى (97.45-) والحد الأعلى (103.03) مما يدل هذا التفاوت الكبير على قدرة المؤسسات السليمة على اعتمادها أموال الملاك في تمويل أصولها وكلما كانت هذه النسبة أكبر كانت أفضل لصالح المؤسسة وتقلل من المخاطر المترتبة عليها مثل العسر المالي، وهذا عكس المؤسسات المتعثرة فانخفاض هذه النسبة يدل على هوان وضعف إدارة المؤسسة وإدخالها في مرحلة العسر المالي؛

- قدر متوسط **(R16)** والتي تعبر عن نسبة **حقوق الملكية إلى الأصول الثابتة** خلال فترة الدراسة بـ (2.730635) وبتشتت قدر بـ (28.194736). حيث تمثلت قيمة الحد الأدنى في (278.42-) والحد الأعلى (843.37) والذي يدل على تفاوت كبير في مدى مساهمة الملاك من خلال حقوق الملكية في تمويل الأصول الثابتة أي المدى الذي ذهبت إليه المؤسسة في تمويل أصولها الثابتة من أموال الغير كالمؤسسات السليمة، وهذا عكس ما تنتهجه المؤسسات المتعثرة؛

- قدر متوسط **(R17)** التي تمثل نسبة **حقوق الملكية إلى الخصوم المتداولة** خلال فترة الدراسة بـ (5.467222) وبتشتت قدر بـ (48.685579). تراوحت قيمة الحد الأدنى (0.57-) والحد الأعلى (1227.90) ويعزى الفرق الكبير إلى مدى مساهمة الملاك من خلال حقوق الملكية في تمويل الخصوم المتداولة؛

- قدر متوسط **(R18)** والتي تدل على نسبة المردودية **الاجمالية** خلال فترة الدراسة بـ (324.214880-) وبتشتت قدر بـ (324.214880-)، وتمثلت قيمة الحد الأدنى في (161986.63-)

والحد الأعلى (6787.08) ويدل التفاوت الكبير جدا لما تحققه المبيعات من أرباح بعد تغطية تكلفة المبيعات وكافة المصروفات كالمصاريف الإدارية، العمومية والتمويلية...الخ، ومدى نجاح المؤسسات السليمة في تحويل مبيعاتها إلى أرباح كما تثبت فعالية والصحة العامة للأعمال المنجزة بها، فالتي تحقق ربحًا أكبر لكل دينار من المبيعات أكثر كفاءة، فهي قادرة بشكل أفضل على البقاء على خط الإنتاج الذي لا يلبي التوقعات أو فترة الانكماش الاقتصادي، والمؤشر المرتفع لها يدل على الأداء الجيد.

أما بالنسبة للمؤسسات المتعثرة فقد تؤثر سياسة التسويق على مبيعاتها وتحويلها إلى أرباح أو اختلاف القطاعات وعليه دليل الحد الأنى يمثل الأداء الضعيف لها؛

- قدر متوسط **(R19)** الذي يعبر عن **العائد على الأصول** خلال فترة الدراسة بـ (6.524828) وبتشتت قدر بـ (109.602682)، بينما أخذت قيمة الحد الأعلى (2446.08) والحد الأدنى (967.87−) وهذا الأخير يدل على انخفاض الكفاءة التشغيلية لإدارة المؤسسات المتعثرة وهو دليل على الاستثمار الخاطئ لأصولها، في حين المؤسسات السليمة رقم عائدها على الأصول للمستثمرين يقدم فكرة عن مدى فعالية تحويل الشركة للأموال التي يتعين عليها استثمارها في صافي الدخل، وكلما ارتفعت هذا العائد، كان ذلك أفضل، لأن المؤسسة تكسب وتحقق المزيد من الأموال على استثمارات أقل؛

- قدر متوسط **(R20)** يعبر عن **المردودية المالية** خلال فترة الدراسة بـ (647.956817) وبتشتت قدر بـ (6052.956350). وتمثلت قيمة الحد الأدنى (15349.69−) والحد الأعلى (172456.97) ويعزى هذا الفرق الكبير جدا إلى أن العائد الذى يحققه الملاك من استثمار أموالهم بالمؤسسة والرؤية الواضحة للمستثمرين في المؤسسات التي يكون المردودية المالية فيها عالي لأن هذا هو الذي سوف يعود عليهم بالفعل، كلما ارتفع هذا المعدل دل ذلك على قوة أداءها واستمرار ارتفاع هذا المعدل لفترة طويلة يدل على حسن إدارة الشركة، أما بالنسبة إلى المؤسسات المتعثرة فانخفاضها دليل على التوقع الخاطئ للاستثمار بها، كما يدل على ضعف أدائها ويشير الانخفاض المستمر فيها إلى العسر المالي؛

- قدر متوسط **(R21)** التي تمثل **العائد على الخصوم** خلال فترة الدراسة بـ (0.071601) وبتشتت قدر بـ (0.738084). وأخذت قيم الحد الأدنى والحد الأعلى على التوالي (1.89−) و(20.70)، دل الفرق بين القيمتين الدينا والعليا إلى أن المؤسسات المتعثرة ليس لها قدرة على خلق مبيعات من إجمالي خصومها وذلك يدل على عدم فعاليتها في استخدام خصومها، فبمقابل المؤسسات السليمة لها قدرة على توليد الأرباح من خلال إجمالي الخصوم وهذا يدل على فعاليتها في حسن استخدام خصومها، أي هل هذه المؤسسات تولد مبيعات كافية مقارنة بخصومها؛

- قدر متوسط **(R22)** والتي تعبر عن **العائد على إجمالي الأصول الثابتة** خلال فترة الدراسة بـ (0.115513) وبتشتت قدر بـ (3.959983). وكانت قيمة الحد الأدنى (63.32-) والحد الأعلى (28.62)، والفرق يشير إلى كفاءة إدارة المؤسسات الاقتصادية السليمة في استغلال واستثمار مواردها من أصولها الثابتة بفعالية تحقق العائد الأقصى لها، وكلما كانت هذه النسبة مرتفعة دل ذلك على جودة وكفاءة الادارة في استخدامها لأصولها لتوليد المبيعات. والعكس بالعكس بالنسبة للمؤسسات المتعثرة يدل على سوء استغلال الأصول الثابتة في توليد العوائد؛

- قدر متوسط **(R23)** والتي تمثل **نسبة صافي الربح إلى رأس المال** خلال فترة الدراسة بـ (2.768094) وبتشتت قدر بـ (92.581476). وكانت قيمة الحد الأدنى (269.47-) والحد الأعلى (3094.37) ويعزى هذا الفرق إلى أن المؤسسات السليمة لها كفاءة في استخدام صافي مبيعاتها برأس مالها لدعم مستويات معينة من المبيعات، وتوضح أيضا العلاقة بين الأموال المستخدمة لتمويل عملياتها وايرادات التي تحققها نتيجة هذه العمليات، فكلما زاد هذه النسبة كانت دليلا واضحا على كفاءة إدارة صافي رأس المال وأن المؤسسات السليمة تدير موجوداتها ومطلوباتها قصيرة الأجل بشكل فعال لدعم مبيعاتها، والعكس صحيح فإن النسبة المنخفضة تدل على أن المؤسسات المتعثرة تستثمر بشكل كبير في المخزون وتعتمد على الديون لدعم المبيعات، وانخفاضها عن الحد المطلوب هو أمر غير مرغوب فيه حيث يشير نفس الشيء إلى أن جزءًا من رأس المال يبقى خاملاً، أي أنه لم يتم استخدامه بشكل صحيح.

- **المتغير التابع (Y):** تمثل في الحالة المالية للمؤسسات محل الدراسة، فيما إذا كانت متعثرة أو لا وحسب **الجدول رقم (10-02)** أدناه يبين ما يلي:

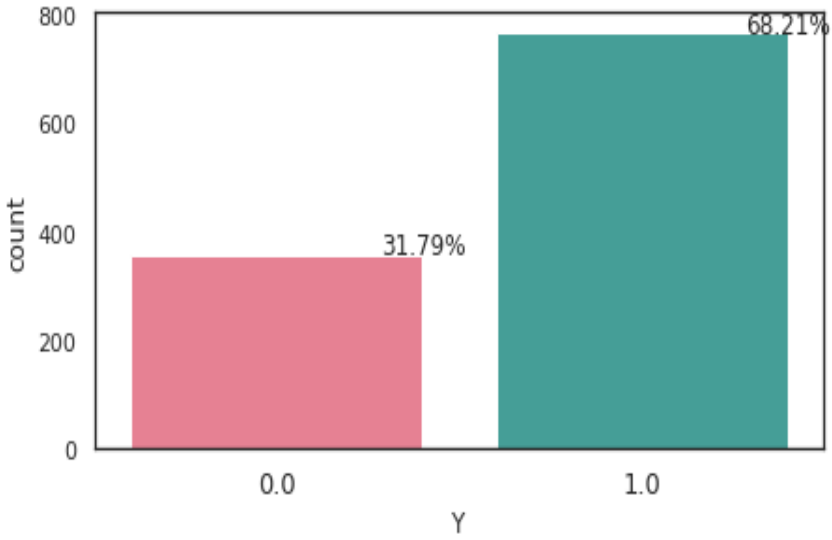
الجدول رقم (10-02): الحالة المالية للمؤسسات

التكرار	الرمز	حالة المؤسسة
769	1.0	سليمة
358	0.0	متعثرة

نلاحظ من **الشكل رقم (23-02)** أن تعداد المؤسسات السليمة يمثل 769[III] حالة أي ما نسبته 68,21%، وتم ترميزه بـ (Y = 1). أما تعداد المؤسسات المتعثرة يمثل 358 حالة أي ما نسبته 31,79% من اجمالي المؤسسات، وتم ترميزها بـ (Y = 0).

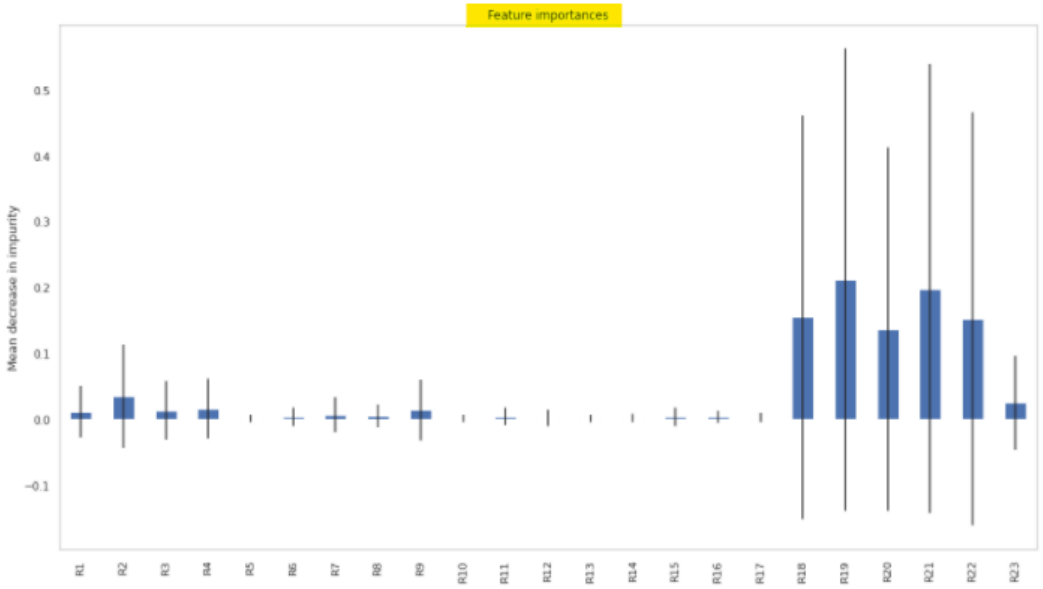
[III] تمثل عدد التكرارات 1.0 لحالات المؤسسات السليمة على الرغم من أن عينتنا الأصلية تمثل 141 مؤسسة فقط، ففي كل مؤسسة فيها 7 سنوات، وكل سنة تمثل اما تعثر أو سلامة لذلك ظهر عندنا الرقم أعلاه، نفس التفسير بالنسبة لتكرار 0.0

الشكل رقم (23-02): تمثيل مخرجات الدراسة



بعد استخدام الاختبارات اللازمة من تعويض القيم المفقودة ونزع القيم المتطرفة واختبار MinMaxScaler، ارتأينا أن نستخدم أكثر النسب المالية تأثيرا في التعبير عن الحالة المالية للمؤسسات من حيث السلامة والتعثر ونتعامل معها بدلاً من 23 نسبة مالية، وعليه تم اختيار أفضل المتغيرات من خلال نموذج الغابات العشوائية، لقوته مقارنة بالنماذج الأخرى في انتقاء أفضل الميزات التي تؤثر على الحالة المالية للمؤسسات محل الدراسة، حيث كانت النتائج موضحة في الشكل أدناه:

الشكل رقم (24-02): أهم المتغيرات التي تحدد الحالة المالية للمؤسسات



تم استخدام الغابات العشوائية (RF) من خلال **الشكل رقم (24-02)**، حيث اتضح أن هناك 10 نسب مالية فقط لها تأثير في التعرف على الحالة المالية للمؤسسات الاقتصادية الجزائرية، ويوضح كل متغير أهمية نسبته في الجدول أدناه:

الجدول رقم (11-02): ترتيب النسب على حسب أهميتها

النسب المالية		تسميتها	تكرارها	نسبتها
نسب الربحية	R19	العائد على الأصول	0.211284	% 21,12
	R21	العائد على الخصوم	0.197934	% 19,79
	R18	الربحية الاجمالية	0.155154	% 15,51
	R22	العائد على اجمالي الاصول الثابتة	0.152290	% 15,22
	R20	المردودية المالية	0.136597	% 13,65
نسب السيولة	R2	النسبة الجارية (نسبة التداول)	0.034517	% 3,45
نسب الربحية	R23	نسبة صافي الربح إلى رأس المال	0.024487	% 2,44
نسب السيولة	R4	نسبة النقدية	0.015698	% 1,56
نسبة النشاط	R9	معدل دوران رأس المال العامل	0.013756	% 1,37
نسب السيولة	R3	نسبة صافي رأس المال	0.012896	% 1,28

المصدر: اعداد الطالبة اعتمادا على مخرجات Python

المطلب الثاني: صياغة نموذج للتنبؤ بمخاطر التعثر المالي باستخدام الشبكات العصبية الاصطناعية العميقة

إن نموذج الشبكات العصبية الاصطناعية العميقة هو أحد النماذج التي تستخدم لحل مشاكل التصنيف (Classification). وعليه سنطبق على بيانات دراستنا تصنيف الشبكات العصبية العميقة للتنبؤ بالتعثر المالي باستخدام **Python**.

فبعد تنظيم وترتيب وتهيئة البيانات وأصبحت جاهزة للاستخدام قمنا بمعالجتها، لتحديد إذا ما كان تصنيف المؤسسات الاقتصادية متعثرة أو سليمة. وكانت الخطوات التي تطرقنا لها لبناء الشبكات كالتالي:

الفرع الأول: نموذج الشبكة العصبية العميقة بإضافة طبقة واحدة (Single DL model)

1. كخطوة أساسية تم تقسيم البيانات إلى عينتي تدريب واختبار (80%، 20% على التوالي) وكان شكل البيانات كما يلي:

الجدول رقم (12-02): تقسيم بيانات الدراسة إلى عينتي تدريب واختبار

تقسيم البيانات	التسمية
(10 ,902)	(عينة التدريب، عدد المتغيرات)[IV]
(,902)	(عينة التدريب،)[V]
(10 ,226)	(عينة الاختبار، عدد المتغيرات)
(,226)	(عينة الاختبار،)

2. تم بناء نموذج الشبكات العصبية العميقة لمعالجة مشكلة التصنيف، من خلال:

2-1 طبقة الادخال: وتتضمن طبقة واحدة من نوع LSTM وبها 23 مدخل (عقدة) من عينة البيانات، حيث تم استخدام 10 نسب المهمة في التنبؤ بالتعثر المالي؛

2-2 الطبقات المخفية: حيت تتضمن طبقتين مخفيتين، الأولى والمتمثلة في طبقة شبكات الذاكرة الطويلة والقصيرة المدى أو ما تعرف بـ LSTM[♦] (Long, Short Term Memory).

أما الثانية والمتمثلة في الطبقة الكثيفة أو ما تعرف بـ Dense[℘]، واللتين تحتويان على 30 عقد في كل طبقة كمرحلة أولية، وبعدها يتم رفعها تدريجيا لتحسين أداء النموذج، وذلك باستعمال دالة التنشيط (relu)[*] ؛

[IV] خاصة بالمتغيرات المستقلة X، نفس الشيء بالنسبة لعينة التدريب؛

[V] خاصة بالمتغير التابع y، نفس الشيء بالنسبة لعينة التدريب؛

♦ **LSTM (Long, Short Term Memory)** تعد جزءًا من بنية شبكة عصبية متكررة، وهي عبارة عن وحدة معقدة تحتوي على مكونات مختلفة مثل المدخلات الموزونة ودوال التنشيط والمدخلات من الكتل السابقة والمخرجات النهائية، وسميت كذلك لأن البرنامج يستخدم بنية قائمة على عمليات الذاكرة قصيرة المدى لإنشاء ذاكرة طويلة المدى؛

℘ **Dense** أو ما تعرف بالطبقة الكثيفة هي طبقة مرتبطة ارتباطًا وثيقًا وعميقا بطبقتها السابقة، وهي الطبقة الأكثر استخدامًا في الشبكات العصبية العميقة، تُستخدم هذه الدالة لإنشاء طبقات متصلة بالكامل حيث يعتمد كل ناتج على كل مدخل؛

* **Rectified Linear Unit (ReLU)** أو ما تعرف بالدالة الوحدة الخطية المصححة، وهي عبارة عن دالة خطية متعددة التعريف ستخرج المدخلات مباشرة إذا كانت موجبة، وإلا فإنها ستخرج صفرًا، تتغلب دالة التنشيط الخطي المصححة على مشكلة التدرج المتلاشي، مما يسمح للنماذج بالتعلم بشكل أسرع وأداء أفضل، ولقد أصبحت دالة التنشيط الافتراضية للعديد من أنواع الشبكات العصبية لأن النموذج الذي يستخدمها يسهل تدريبه ويحقق غالبًا أداءً أفضل؛

2-3 طبقة الاخراج: وتتضمن طبقة واحدة من نوع Dense مكونة من عقدتين، وذلك بالاستعانة بدالة التنشيط (sigmoid) لأجل عملية تصنيف حالة المؤسسات متعثرة=0 وسليمة =1؛

3. تجميع الشبكة (model.compile): يتم القيام بهذه الخطوة للتحقق من أخطاء التنسيق بين الطبقات، والمساعدة في تصحيح التعليمات البرمجية قبل تشغيل النموذج بواسطة وحدة المعالجة، ولتدريب النموذج باستخدام fit (في الخطوة التالية)، يحتاج إلى تحديد دالة الخسارة والمتمثلة في حالة دراستنا بالانتروبيا المتقاطعة الثنائية (cross-entropy)♣، واختيار المقاييس التي يجب مراقبتها مثل metrics=['accuracy'] الذي هو أساس عملية التصنيف، إضافة إلى المحسن آدم (adam)Δ؛

4. تقييم ولياقة النموذج: بعد القيام بالخطوات الثلاثة السابقة فإن النموذج يقوم بالتقييم واللياقة، من خلال ضبط عدد التمريرات (الحقبات/الفترات) على 1000 epoch، و(batch_size)∴مقابل الحصول على مخرجات تدريب الشبكات العصبية العميقة كقيمة الخسارة (Loss)، الدقة (Accuracy) في نهاية كل epoch، ومنحنيات التعلم (precision recall curve) و(ROC Curves)؛

5. وكخطوة أخيرة تم تنفيذ تعليمات النموذج في مجموعة التدريب لنتحقق من دقتها في مجموعة الاختبار على نموذجين تسلسلين [200, 400].

بناءً على ما سبق، تمثلت نتائج النماذج فيما يلي، وكانت مخرجاته كالآتي:

النموذج التسلسلي:

يُعد قياس الأداء في التعلم الآلي مهمة أساسية عندما يتعلق الأمر بمشكلة التصنيف، وبما أن قياس ضبط النموذج لا يكفي وحده لقياس أدائه، سنقوم بشرح مصفوفة ارتباك (Confusion Matrix) لنزيل الالتباس لكل نقطة تتوافق مع العتبة والتحدث عن أداء التصنيف الخاص بالمؤسسات الاقتصادية الجزائرية.

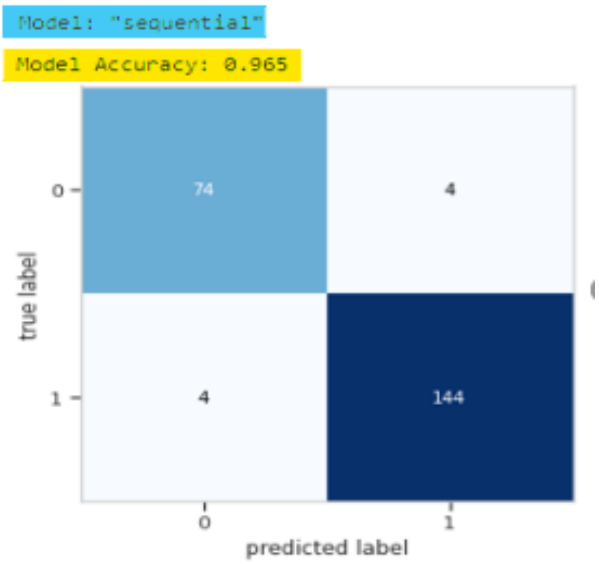
♣ **الانتروبيا المتقاطعة الثنائية (cross-entropy)**: هي دالة الخسارة الافتراضية لاستخدامها في مشاكل التصنيف الثنائي، الغرض منها الاستخدام مع التصنيف الثنائي حيث تكون القيم المستهدفة في المجموعة (0، 1)، وإنها دالة الخسارة المفضلة ضمن إطار الاستدلال لأقصى احتمال؛

Δ **المحسن آدم (adam optimizer)** هي خوارزمية تحسين معدل التعلم التكيفي التي تم تصميمها خصيصًا لتدريب الشبكات العصبية العميقة، حيث تستفيد الخوارزميات من قوة طرق معدلات التعلم التكيفية للعثور على معدلات التعلم الفردية لكل معلمة، وهو ليس المحسن الوحيد الذي يتمتع بمعدلات تعلم تكيفية، فهي أيضا مرتبطة بشكل كبير بـ Adagrad وRmsprop ؛

∴ **(batch_size)** أو ما تعرف بحجم العينة التي تمثلت في عدد العينات المختارة التي تمت معالجتها لتدريب النموذج عليها.

فمصفوفة الارتباك (Confusion Matrix) هي عبارة عن مصفوفة تحتوي على 4 مجموعات مختلفة من القيم المتوقعة والفعلية، التي تقيس أداء مشكلة تصنيف التعلم الآلي حيث يمكن أن يكون الناتج فصلين أو أكثر (Classes). ففي حالة دراستنا تكون التصنيفات ثنائية Binary Classification، حيث لدينا قيمتين (1 = سليمة)، (0 = متعثرة)، وكانت نتائج النموذج التسلسلي كما هو موضح في **الشكل رقم (25-02)** أدناه:

الشكل رقم (25-02): مصفوفة الارتباك (Confusion Matrix) للنموذج التسلسلي



تعتبر (confusion matrix) ملخصاً للتنبؤات التي تم إجراؤها بواسطة نموذج تصنيف والمنظم في جدول حسب الحالة (0-1)، يشير كل صف من المصفوفة إلى الفئة الفعلية ويمثل كل عمود الفئة المتوقعة. القيمة الموجودة في الخلية هي عدد التنبؤات التي تم إجراؤها لفئة ما، وهي في الواقع لفئة معينة. تمثل الخلايا الموجودة على القطر التنبؤات الصحيحة، حيث يمكننا قراءة الكثير من هذه المصفوفة كما يلي:

1- التوقع الإيجابي الصحيح (True Positive (TP)): لقد تنبأ النموذج بإيجابية صحيحة، فقد توقعت أن المؤسسات سليمة وهي في الواقع كذلك، وكان عددها متمثلا في 144 مؤسسة اقتصادية جزائرية سليمة؛

2- التوقع الايجابي الخاطئ (False Positive (FP)): وهو ما يعرف أيضا بالخطأ من النوع الأول. فعدد القيم التي توقعها النموذج بشكل خاطئ، أي أنها مؤسسات سليمة لكنها في الواقع غير كذلك وكانت مؤسسات متعثرة فقدرها بـ 04 مؤسسات متعثرة؛

3- التوقع السلبي الصحيح ((True Negative (TN)): لقد توقع النموذج بسلبية صحيحة، فتوقع أن المؤسسات متعثرة وهي في الواقع كذلك، وتمثل عددها في 74 مؤسسة جزائرية متعثرة؛

4- التوقع السلبي الخاطئ ((False Negative (FN)): وهو ما يعرف أيضا بالخطأ من النوع الثاني. فعدد القيم التي توقعها النموذج بشكل خاطئ، حيث اعتبرها مؤسسات متعثرة وهي في الواقع سليمة، فقدرها بـ04 مؤسسات سليمة.

وعليه تم تقدير دقة النموذج التسلسلي بـ 0,965 أي ما يعادل 96,5%

ومن خلال هذه القيم أعلاه بإمكاننا استخراج المقاييس التالية:

- ROC Curves؛
- Precision-Recall Curves؛
- Accuracy، لاحظ الملحق رقم (02)

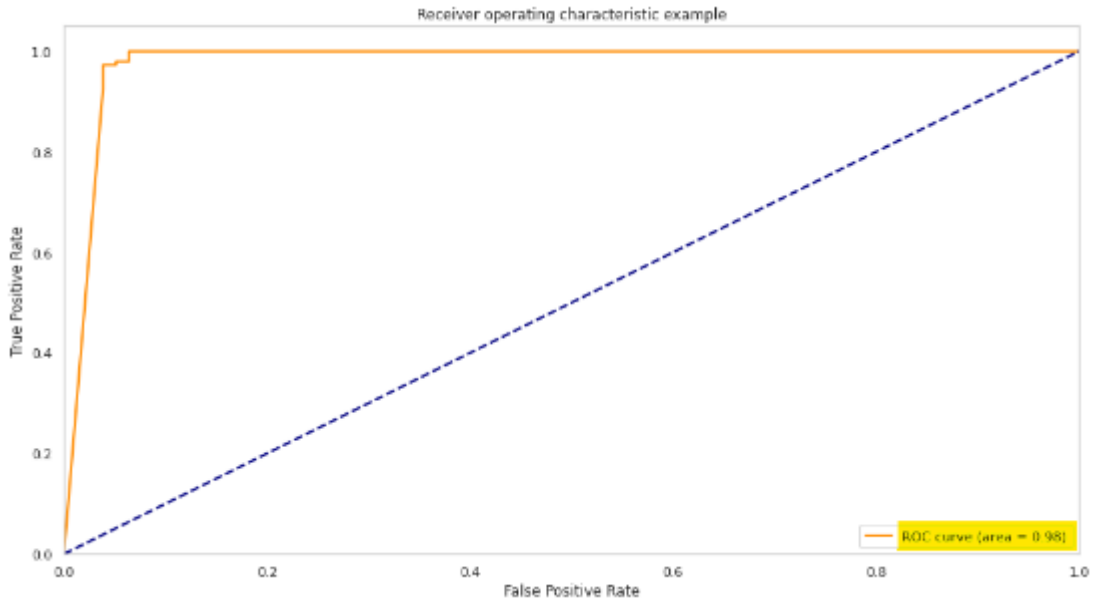
والتي تقيس أداء النموذج بشكل أدق، سنلخصهم كما يلي:

1- منحنى (ROC Curves):

إن منحنى ROC (Receiver Characteristics Operating) المعروف بـ (خصائص تشغيل جهاز الاستقبال) هو منحنى احتمالية، وظيفته قياس الأداء، ويستخدم لتقييم مشاكل التصنيف الثنائي، حيث يتم رسم منحنى ROC باستخدام TPR الممثل على المحور y مقابل FPR والممثل على المحور x، بقيم عتبة مختلفة ويفصل بشكل أساسي "الإشارة" عن "الضوضاء".

وعليه فإن منحنى (ROC Curves) يعتبر أحد أهم مقاييس التقييم للتحقق من أداء أي نموذج تصنيفي، لتقييم دقة عينة الاختبار، واختيار الحد الأمثل للاختبار، **والشكل رقم (26-02)** يشرح منحنى ROC للنموذج التسلسلي أدناه:

الشكل رقم (26-02): منحنى ROC للنموذج التسلسلي



من خلال إلقاء نظرة أولية على الشكل أعلاه، يتبن أنه على المحور الرأسي لدينا الاسترجاع (Recall) (التقدير الكمي لمدى حسن أداء النموذج في الحالة الحقيقية الفعلية)، وعلى المحور الأفقي لدينا المعدل الإيجابي الخاطئ (FPR) وما هو إلا المقياس التكميلي للحساسية (sensitivity) التي يمثل مدى جودة أداء النموذج في التعامل مع السلبيات الحقيقية (كلما كان FPR أصغر، كان من الأفضل تحديد الحالات السلبية الحقيقية في بياناتنا).

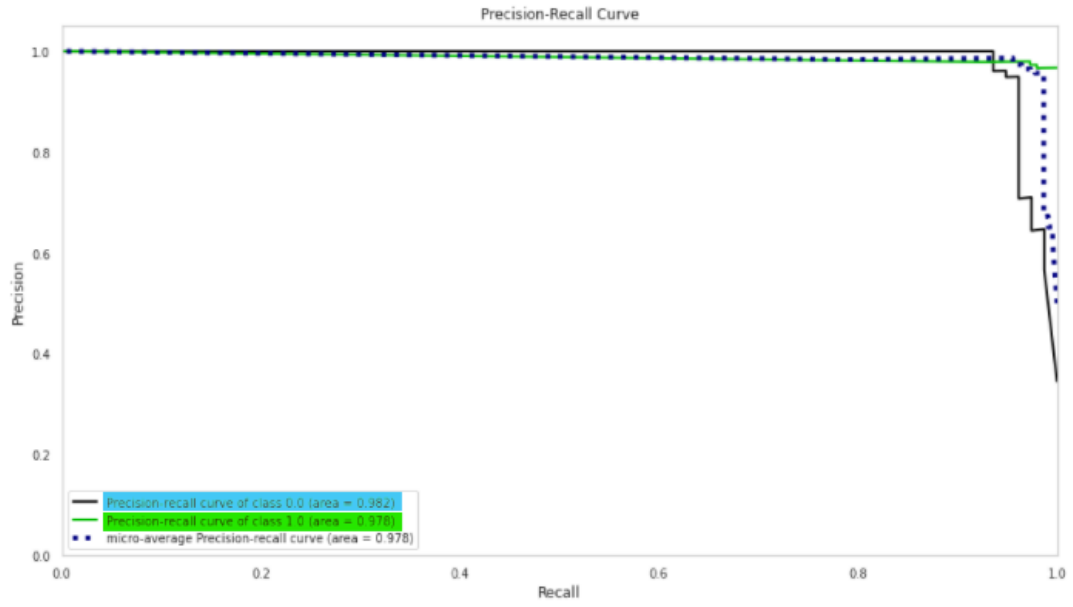
يمثل الخط المنقط الذي ينتقل من النقطة (0،0) إلى (1،1) منحنى ROC لنموذج عشوائي، يتم تمثيل منحنيات ROC في معظم الأوقات جنبًا إلى جنب مع هذا التمثيل لـ ROC لنموذج عشوائي، حتى نتمكن من رؤية مدى جودة أداء نموذجنا الفعلي بسرعة. فكلما ابتعدنا عن منحنى النموذج العشوائي، كان ذلك أفضل.

يقوم منحنى ROC بعمل جيد جدًا في تصنيف المؤسسات الاقتصادية الجزائرية المتعثرة والسليمة، لأنه دائمًا ما يقدم استرجاعًا مثاليًا، فالنموذج يزيد من ملاءمة بيانات التدريب ويعبر عن وضع ملائم (أنظر الملحق رقم (02))، ويأخذ ROC Curve Area= 0,98 وهي نسبة جيدة، وبما أن المنحنيان لا يتداخلان على الإطلاق، يعني أن النموذج لديه مقياس مثالي لقابلية الفصل وأنه قادر تمامًا على التمييز بين المؤسسات السليمة والمؤسسات المتعثرة.

2- منحنى الاسترجاع والدقة (Precision-Recall Curves):

حيث يمثل (Recall) نسبة العينة الموجبة الفعلية (Actual Positives) و(Precision) يمثل نسبة العينة التي توقعها على أنها إيجابية وكانت هذه التوقعات بالفعل صحيحة **والشكل رقم (27-02)** أدناه يوضح دقة منحنى (Precision-Recall Curves):

الشكل رقم (27-02): منحنى الدقة والاسترجاع للنموذج التسلسلي



يعد منحنى Precision-Recall مقياسًا مفيدًا لنجاح التصنيف عندما تكون الفئات غير متوازنة للغاية في استرجاع المعلومات، حيث تعد الدقة (Precision) مقياسًا لمدى ملاءمة النتيجة، بينما الاسترجاع (Recall) هو مقياس لعدد النتائج ذات الصلة التي يتم إرجاعها حقًا.

يوضح منحنى الاسترجاع والدقة المفاضلة بين الدقة والاسترجاع لعتبة مختلفة، حيث تتعلق الدقة العالية بمعدل منخفض إيجابي خاطئ، والاسترجاع (Recall) العالي يتعلق بمعدل منخفض سلبي خاطئ، تظهر الدرجات العالية لكليهما أن المصنف يقوم بإرجاع نتائج ذات دقة عالية، بالإضافة إلى إرجاع غالبية النتائج الإيجابية (استرجاع مرتفع).

تعطي هذه المنحنيات الشكل الذي نتوقعه عند عتبات مع (Recall) منخفض، والدقة عالية في المقابل، وعند (Recall) العالي جدًا، تبدأ الدقة في الانخفاض. تحتوي منحنيات التصنيف على أداء مشابه، ولكن يبدو أن منحنى التصنيف (0) class الممثل بالأسود ذو الدقة= 0,982 يتفوق نوعا ما على منحنى

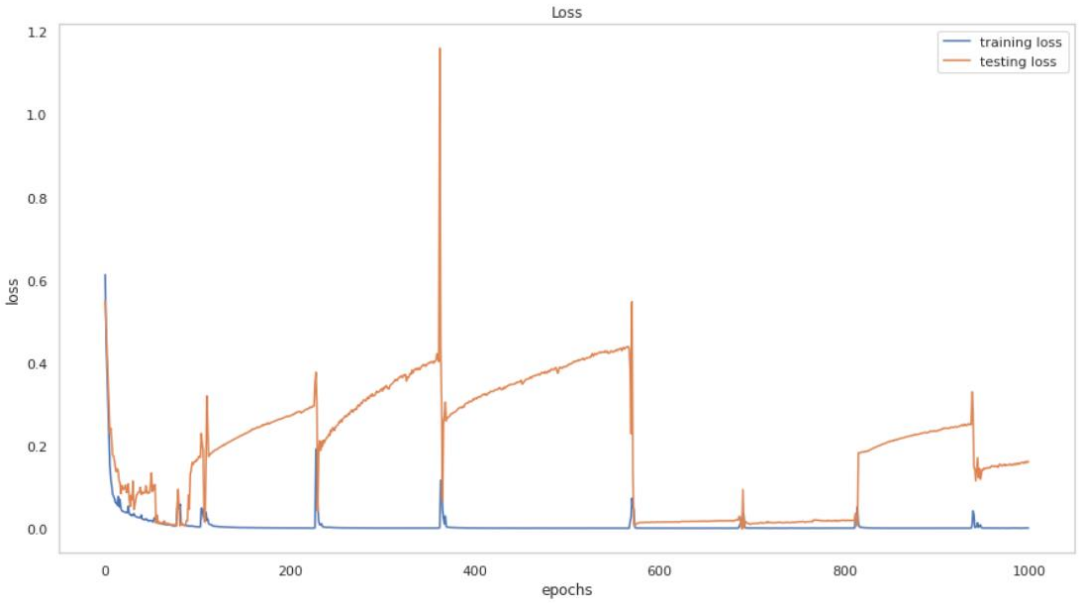
التصنيف (1) class الممثل بالأخضر دقته = 0,978. بالإضافة إلى ذلك، يمكن للدقة المتوسطة الجزئي[↓](micro average Precision-Recall curve) الممثلة بالخط المتقطع الأزرق تحقق درجة دقة تبلغ حوالي 0,978. فكلما كانت المنحنيات أعلى دقة أصبح نموذجنا أفضل.

نستنتج من منحنى Precision-Recall أن النموذج صنف المؤسسات الاقتصادية الجزائرية المتعثرة بدقة أعلى مقارنة بالمؤسسات الأخرى.

3- <u>منحنى الخسارة (Loss Curve):</u> هو منحنى التعلم، الذي يرسم خطأ عينتي التدريب والاختبار على المحور العمودي أما المحور الأفقي يحتوي على عدد التكرارات / فترات لنموذج واحد. يعتبر من أكثر المخططات استخدامًا لتصحيح أخطاء الشبكة العصبية العميقة هو منحنى الخسارة أثناء التدريب. إذ يعطينا لمحة عن عملية التدريب والاتجاه الذي تتعلم فيه الشبكة.

والمنحنى أدناه يبين أن النموذج يدرب نفسه بنفسه من خلال التجربة والخطأ مرارًا وتكرارًا، محاولة منه الحصول على درجات خسارة أقل في كل خطوة لعينتي التدريب والاختبار، وعليه يمكننا أن نلاحظ أن منحنى خسارة التدريب تدرب على بيانات الدراسة بشكل وبمعدل تعلم جيد وأحيانًا يرتكب أخطاء ولكنه يقترب بالتأكيد نحو الصفر بمرور الفترات، أما منحنى خسارة الاختبار يتبين أنه يتدرب ببطء وبمعدل تعلم صغير جدًا، فتدريب شبكة عصبية مرنة بدالة خسارة مناسبة تقلل من الأخطاء الفئوية.

الشكل رقم (28-02): يوضح خسارة عينتي التدريب والاختبار للنموذج التسلسلي

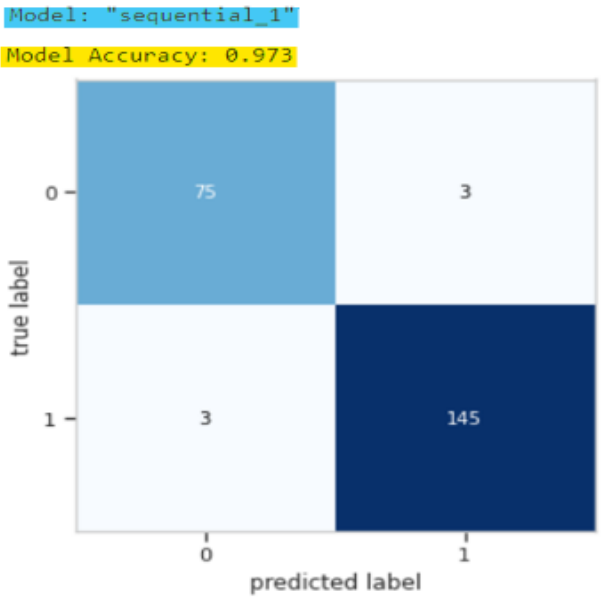


[↓] الدقة المتوسطة الجزئية هي مجموع كل الإيجابيات الحقيقية وتقسم على مجموع كل الإيجابيات الحقيقية بالإضافة إلى مجموع كل الإيجابيات الكاذبة. لذلك تقوم أساسًا بقسمة عدد التنبؤات المحددة بشكل صحيح على العدد الإجمالي للتنبؤات

النموذج التسلسلي1:

سنقوم بشرح مصفوفة ارتباك (Confusion Matrix)، وكانت نتائج النموذج التسلسلي 1 كما هو موضح في الشكل أدناه:

الشكل رقم (29-02): مصفوفة الارتباك (Confusion Matrix) للنموذج التسلسلي1



تعتبر (confusion matrix) ملخصاً للتنبؤات التي تم إجراؤها بواسطة نموذج تصنيف والمنظم في جدول حسب الحالة (0-1)، يشير كل صف من الجدول إلى الفئة الفعلية ويمثل كل عمود الفئة المتوقعة. القيمة الموجودة في الخلية هي عدد التنبؤات التي تم إجراؤها لفئة ما، وهي في الواقع لفئة معينة. تمثل الخلايا الموجودة على القطر التنبؤات الصحيحة، حيث يمكننا قراءة الكثير من هذه المصفوفة كما يلي:

1- التوقع الإيجابي الصحيح (True Positive (TP)): لقد تنبأ النموذج بإيجابية صحيحة، فقد توقعت أن المؤسسات سليمة وهي في الواقع كذلك، وكان عددها متمثل في149 مؤسسة اقتصادية جزائرية سليمة؛

2- التوقع الايجابي الخاطئ (False Positive (FP)): وهو ما يعرف أيضا بالخطأ من النوع الأول. فعدد القيم التي توقعها النموذج بشكل خاطئ، أي أنها مؤسسات سليمة لكنها في الواقع غير كذلك وكانت مؤسسات متعثرة فقدرها بـ 3 مؤسسات متعثرة؛

3- التوقع السلبي الصحيح (True Negative (TN)): لقد توقع النموذج بسلبية صحيحة، فتوقع أن المؤسسات متعثرة وهي في الواقع كذلك، وتمثل عددها في 75 مؤسسة جزائرية متعثرة؛

4- التوقع السلبي الخاطئ (False Negative (FN)): وهو ما يعرف أيضا بالخطأ من النوع الثاني. فعدد القيم التي توقعها النموذج بشكل خاطئ، حيث اعتبرها مؤسسات متعثرة وهي في الواقع سليمة، فقدرها بـ 3 مؤسسات سليمة.

وعليه تم تقدير دقة النموذج التسلسلي بـ 0,973 أي ما يعادل 97,3%

ومن خلال هذه القيم أعلاه بإمكاننا استخراج المقاييس التالية:

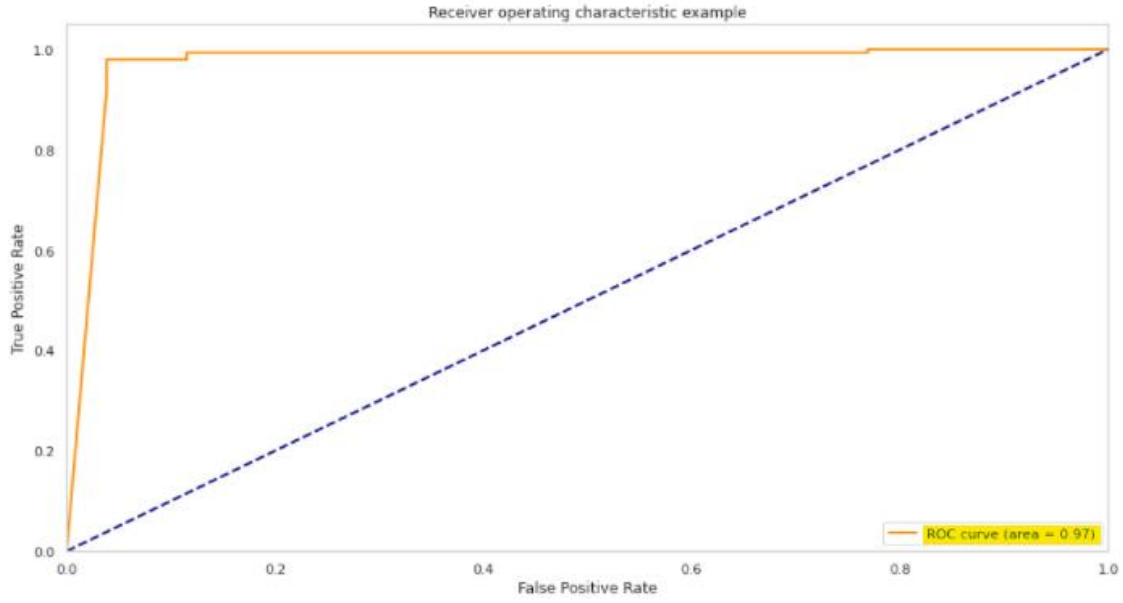
- ROC Curves؛
- Precision-Recall Curves؛
- Accuracy، لاحظ الملحق رقم (03)

والتي تقيس أداء النموذج بشكل أدق، سنلخصهم كما يلي:

1- منحنى (ROC Curves):

بالنسبة للنموذج التسلسلي 1، كان منحنى ROC، حسب **الشكل رقم (30-02)** أدناه:

الشكل رقم (30-02): منحنى ROC للنموذج التسلسلي1



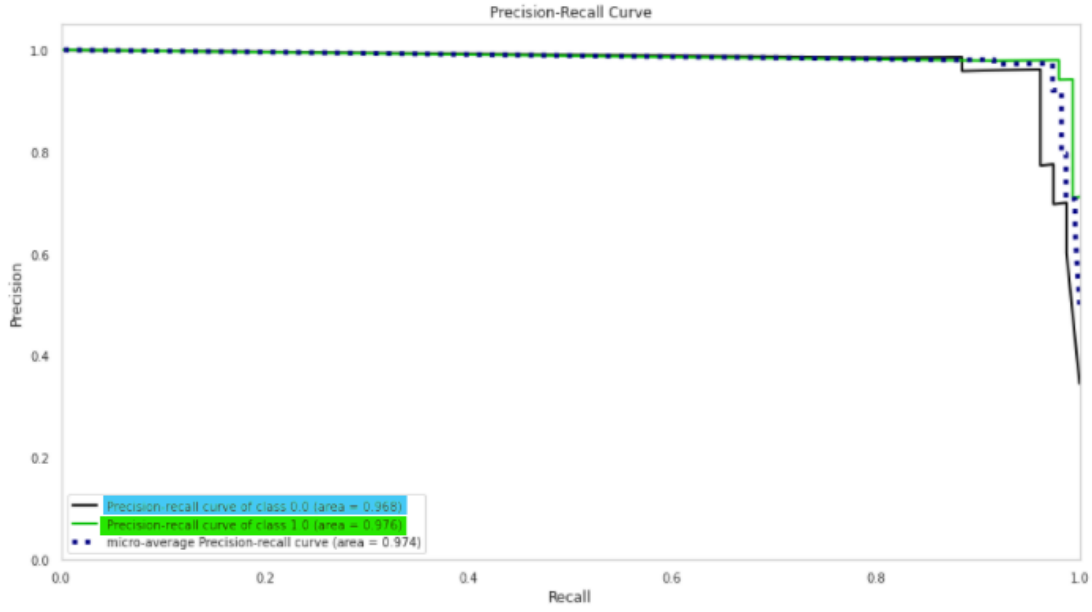
يمثل الخط المنقط الذي ينتقل من النقطة (0،0) إلى (1،1) منحنى ROC لنموذج عشوائي، يتم تمثيل منحنيات ROC في معظم الأوقات جنبًا إلى جنب مع هذا التمثيل لـ ROC لنموذج عشوائي، حتى

نتمكن من رؤية مدى جودة أداء نموذجنا الفعلي بسرعة. فكلما ابتعدنا عن منحنى النموذج العشوائي، كان ذلك أفضل.

يقوم منحنى ROC بعمل جيد جدًا في تصنيف المؤسسات الاقتصادية الجزائرية المتعثرة والسليمة، لأنه دائمًا ما يقدم استرجاعًا مثاليًا، فالنموذج يزيد من ملاءمة بيانات التدريب ويعبر عن وضع ملائم (أنظر الملحق رقم (03))، ويأخذ ROC Curve Area= 0,97 وهي نسبة جيدة، وبما أن المنحنين لا يتداخلان على الإطلاق، يعني أن النموذج لديه مقياس مثالي لقابلية الفصل وأنه قادر تمامًا على التمييز بين المؤسسات السليمة والمؤسسات المتعثرة.

2- **منحنى الاسترجاع والدقة** (Precision-Recall Curves)**: الشكل رقم (31-02)** أدناه يوضح دقة منحنى (Precision-Recall Curves):

الشكل رقم (31-02): يوضح الدقة والاستدعاء للنموذج التسلسلي1

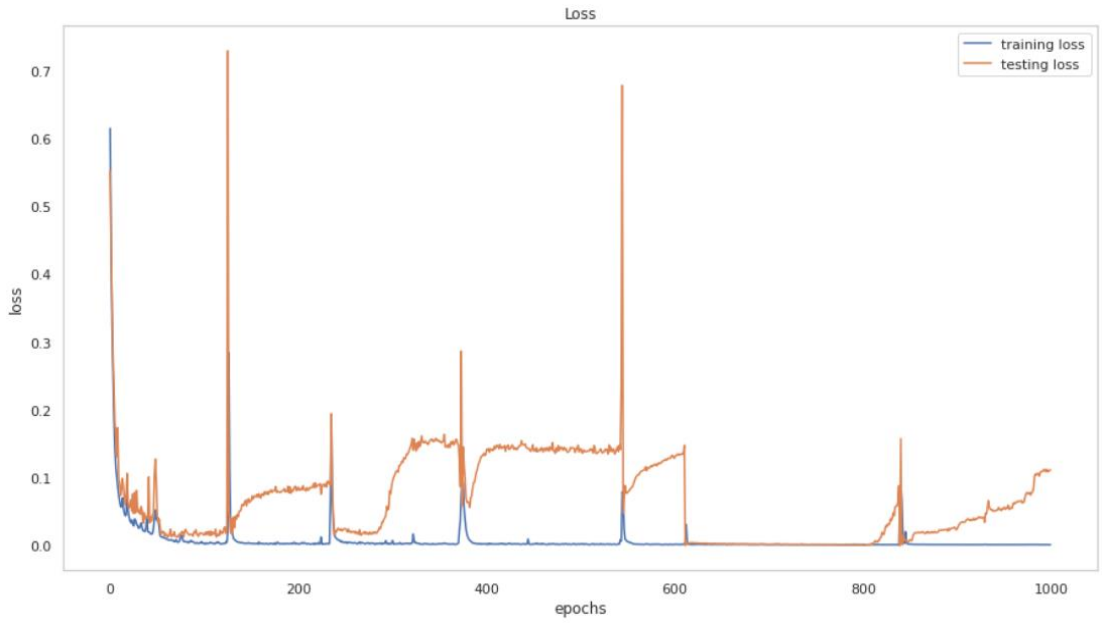


تعطي هذه المنحنيات الشكل الذي نتوقعه عند عتبات مع (Recall) منخفض، والدقة عالية في المقابل، وعند (Recall) العالي جدًا، تبدأ الدقة في الانخفاض. تحتوي منحنيات التصنيف على أداء مشابه، ولكن يبدو أن منحنى التصنيف (0) class الممثل بالأسود ذو الدقة= 0,968، يتفوق نوعا ما على منحنى التصنيف (1) class الممثل بالأخضر دقته = 0,976 بالإضافة إلى ذلك، يمكن للدقة المتوسطة الجزئية (micro avreage Precision-Recall curve) الممثلة بالخط المتقطع الأزرق تحقق درجة دقة تبلغ حوالي 0,974. فكلما كانت المنحنيات أعلى دقة أصبح نموذجنا أفضل.

نستنتج من منحنى Precision-Recall أن النموذج صنف المؤسسات الاقتصادية الجزائرية السليمة بدقة أعلى مقارنة بالمؤسسات الأخرى.

3- **<u>منحنى الخسارة (Loss Curve):</u>** المنحنى أدناه **الشكل رقم (32-02)** يبين أن النموذج يدرب نفسه بنفسه من خلال التجربة والخطأ مرارًا وتكرارًا، محاولة منه الحصول على درجات خسارة أقل في كل خطوة لعينتي التدريب والاختبار، وعليه يمكننا أن نلاحظ أن منحنى خسارة التدريب تدرب على بيانات الدراسة بشكل وبمعدل تعلم جيد وأحيانًا يرتكب أخطاء ولكنه يقترب بالتأكيد نحو الصفر بمرور الفترات، أما منحنى خسارة عينة الاختبار يتبين أنه يتدرب ببطء وبمعدل تعلم صغير جدًا، فتدريب شبكة عصبية العميقة مرنة بدالة خسارة مناسبة تقلل من الأخطاء الفئوية.

الشكل رقم (32-02): يوضح خسارة عينتي التدريب والاختبار للنموذج التسلسلي 1



خلاصة النموذج التسلسلي والتسلسلي 1: من خلال الأشكال البيانية السابقة نلاحظ أن دقة نموذج تنبؤ الشبكات العصبية الاصطناعية العميقة بتعثر المؤسسات الاقتصادية الجزائرية بواسطة طبقة شبكات الذاكرة قصيرة وطويلة المدى **(LSTM_200 و LSTM_400)** بلغت على التوالي 0.9646 و0.9734 وهذا ما أظهرته بالضبط مصفوفتي الارتباك أعلاه، وهي نسبة جيدة للتصنيف والتمييز ما بين المؤسسات السليمة والمتعثرة. وهذا ما يلخصه الجدول الموالي:

الجدول رقم (13-02): ملخص نتائج النموذج التسلسلي والتسلسلي 1

	Time	Accuracy	precision	recall	F1	F_b	Fb_metric
LSTM_200	551.3840	0.9646	0.9646	0.9646	0.9646	0.9646	0.9646
LSTM_400	1254.885	0.9734	0.9734	0.9734	0.9734	0.9734	0.9734

عند تدريب الشبكة العصبية العميقة بطبقات الذكرات الطويلة والقصيرة المدى (LSTM) بنموذج طبقة واحدة للتعلم العميق (Single DL model) بـعدد العقد التالية 200 و400 عقدة (Nodes) قدمت النتائج الموضحة في الجدول أعلاه من حيث Accuracy، precision...الخ، فهذا يدل على أنه كلما تدربت الشبكات أكثر كلما كانت النتائج ذات دقة أعلى.

وعليه يمكننا المفاضلة بين النموذجين التسلسلين السابقين عند 200 و400 عقدة، فالنموذج التسلسلي1 عند 400 عقدة تفوق بقليل عن النموذج التسلسلي من حيث مقياس الدقة وباقي المقاييس.

الفرع الثاني: نموذج الشبكة العصبية العميقة بإضافة طبقتين (Single DL + additional layer model):

في نموذج الطبقات الإضافية تم الاعتماد نفس النموذج الأحادي السابق إلا أننا قمنا بتعديلات طفيفة على عدد الطبقات وعدد العقد:

1. كخطوة أساسية تم تقسيم البيانات إلى عينتي تدريب واختبار (80%، 20% على التوالي)، لاحظ **الجدول رقم (12-02)**؛

2. تم بناء نموذج الشبكات العصبية العميقة لمعالجة مشكلة التصنيف، من خلال:

2-1 طبقة الادخال: وتتضمن طبقة مدخلات واحدة من نوع LSTM بـ 23 مدخل (عقدة) في عينة البيانات، حيث تم استخدام 10 نسب مالية المهمة في تصنيف المؤسسات السليمة والمتعثرة؛

2-2 الطبقات المخفية: حيت تتضمن طبقتين مخفيتين، الأولى والثانية المتمثلتان في طبقة شبكات الذاكرة الطويلة والقصيرة المدى أو ما تعرف بـLSTM (Long, Short Term Memory)، أما الثالثة والمتمثلة في الطبقة الكثيفة أو ما تعرف بـ Dense، واللتين تحتويان على 30 عقد في كل طبقة كمرحلة أولية، وبعدها يتم رفعها تدريجيا لتحسين أداء النموذج، وذلك باستعمال دالة التنشيط (relu) ؛

2-3 طبقة الاخراج: مكونة من طبقة مخرجات واحدة من نوع Dense بها عقدتين، وذلك بالاستعانة بدالة التنشيط (sigmoid) لأجل عملية تصنيف حالة المؤسسات متعثرة=0 وسليمة =1؛

3. تجميع الشبكة (model.compile): يتم القيام بهذه الخطوة للتحقق من أخطاء التنسيق بين الطبقات، والمساعدة في تصحيح التعليمات البرمجية قبل تشغيل النموذج بواسطة وحدة المعالجة، ولتدريب النموذج باستخدام fit (في الخطوة التالية)، يحتاج إلى تحديد دالة الخسارة والمتمثلة في حالة دراستنا بالانتروبيا المتقاطعة (cross-entropy)، واختيار المقاييس التي يجب مراقبتها مثل metrics=['accuracy'] الذي هو أساس عملية التصنيف، إضافة إلى المحسن آدم (adam)؛

4. تقييم ولياقة النموذج: بعد القيام بالخطوات الثلاثة السابقة فإن النموذج يقوم بالتقييم واللياقة، من خلال ضبط عدد التمريرات على 1000 epoch، و(batch_size) مقابل الحصول على مخرجات تدريب الشبكات العصبية كقيمة الخسارة (Loss)، الدقة (Accuracy) في نهاية كل epoch، ومنحنيات التعلم (precision recall curve) و(ROC Curves)؛

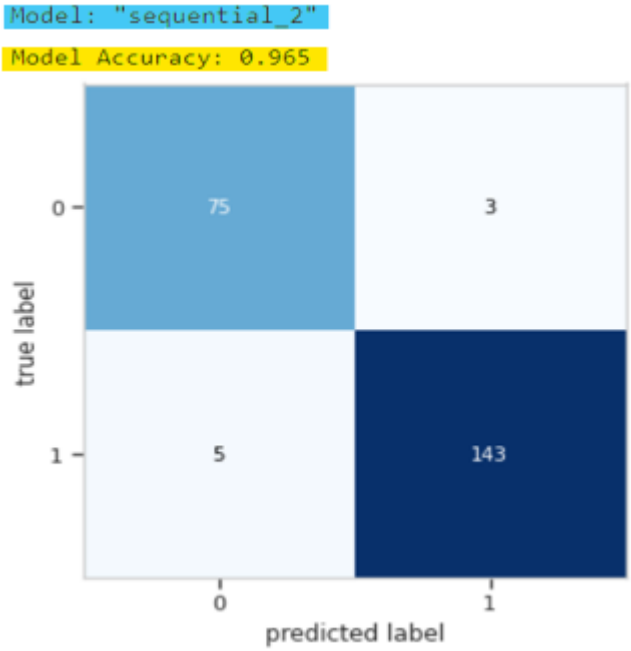
5. وكخطوة أخيرة قمنا بتنفيذ تعليمات النموذج في مجموعة التدريب لنتحقق من دقتها في مجموعة الاختبار على أربعة نماذج تسلسلية [50، 70، 90، 100].

بناءً على ما سبق، تمثلت نتائج النماذج فيما يلي، وكانت مخرجاته كالآتي:

<u>النموذج التسلسلي2:</u>

سنقوم بشرح مصفوفة ارتباك (Matrix Confusion) وكانت نتائج النموذج التسلسلي 2 كما هو موضح في الشكل أدناه:

الشكل رقم (33-02): مصفوفة الارتباك (Confusion Matrix) للنموذج التسلسلي2



تعتبر (confusion matrix) ملخصاً للتنبؤات التي تم إجراؤها بواسطة نموذج تصنيف والمنظم في جدول حسب الحالة (0-1)، يشير كل صف من الجدول إلى الفئة الفعلية ويمثل كل عمود الفئة المتوقعة. القيمة الموجودة في الخلية هي عدد التنبؤات التي تم إجراؤها لفئة ما، وهي في الواقع لفئة معينة. تمثل الخلايا الموجودة على القطر التنبؤات الصحيحة، حيث يمكننا قراءة الكثير من هذه المصفوفة كما يلي:

- التوقع الإيجابي الصحيح ((True Positive (TP)): لقد تنبأ النموذج بإيجابية صحيحة، فقد توقعت أن المؤسسات سليمة وهي في الواقع كذلك، وكان عددها متمثل في 143 مؤسسة اقتصادية جزائرية سليمة؛

- التوقع الايجابي الخاطئ ((False Positive (FP)): وهو ما يعرف أيضا بالخطأ من النوع الأول. فعدد القيم التي توقعها النموذج بشكل خاطئ، أي أنها مؤسسات سليمة لكنها في الواقع غير كذلك وكانت مؤسسات متعثرة فقدرها بـ 5 مؤسسات متعثرة؛

- التوقع السلبي الصحيح ((True Negative (TN)): لقد توقع النموذج بسلبية صحيحة، فتوقع أن المؤسسات متعثرة وهي في الواقع كذلك، وتمثل عددها في 75 مؤسسة جزائرية متعثرة؛

- التوقع السلبي الخاطئ ((False Negative (FN)): وهو ما يعرف أيضا بالخطأ من النوع الثاني. فعدد القيم التي توقعها النموذج بشكل خاطئ، حيث اعتبرها مؤسسات متعثرة وهي في الواقع سليمة، فقدرها بـ 03 مؤسسات سليمة.

وعليه تم تقدير دقة النموذج التسلسلي 02 بـ 0,965 أي ما يعادل 96,5%

ومن خلال هذه القيم أعلاه بإمكاننا استخراج المقاييس التالية:

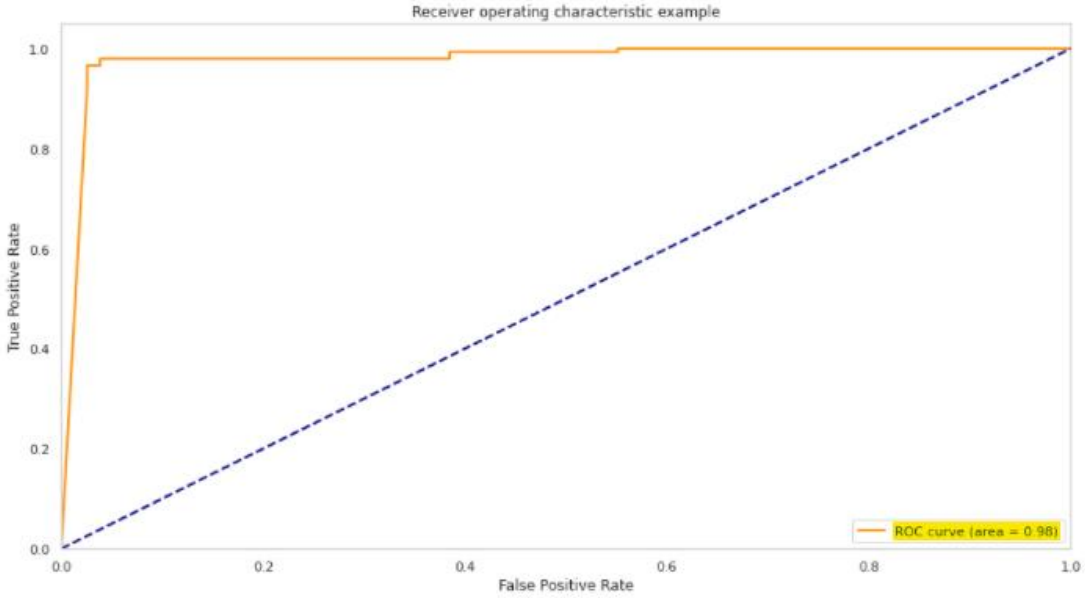
- ROC Curves؛
- Precision-Recall Curves؛
- Accuracy، لاحظ الملحق رقم (04)

والتي تقيس أداء النموذج بشكل أدق، سنلخصهم كما يلي:

1- منحنى (ROC Curves):

بالنسبة لمنحنى **ROC** (Receiver Characteristics Operating)، **الشكل رقم (34-02)** يشرح منحنى ROC للنموذج التسلسلي2 أدناه:

الشكل رقم (34-02): منحنى ROC للنموذج التسلسلي2

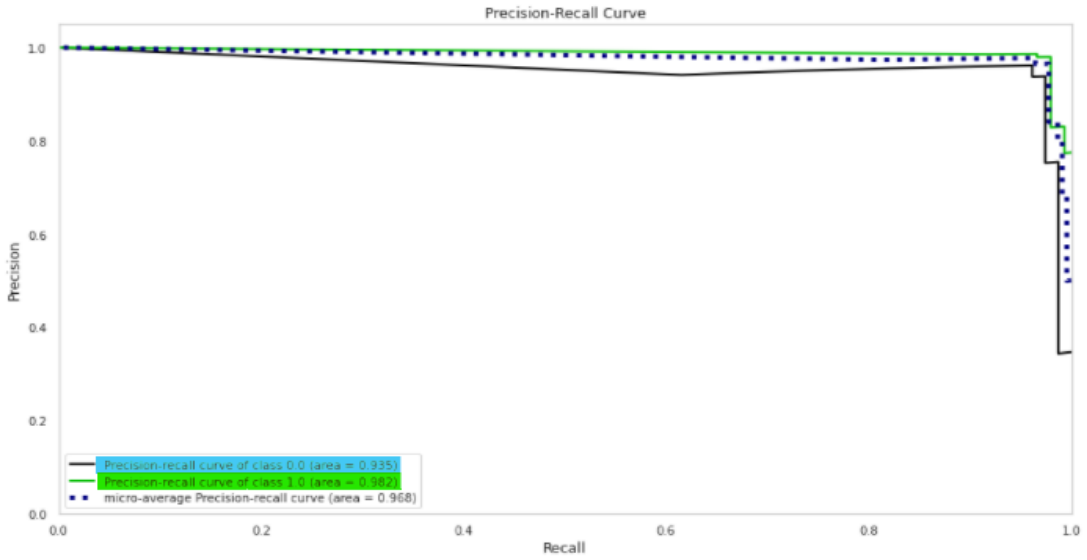


يقوم منحنى ROC بعمل جيد جدًا في تصنيف المؤسسات الاقتصادية الجزائرية المتعثرة والسليمة، لأنه دائمًا ما يقدم استرجاعًا مثاليًا، فالنموذج يزيد من ملاءمة بيانات التدريب ويعبر عن وضع ملائم (أنظر الملحق رقم (03))، ويأخذ ROC Curve Area= 0,98 وهي نسبة جيدة، وبما أن المنحنيان لا يتداخلان على الإطلاق، يعني أن النموذج لديه مقياس مثالي لقابلية الفصل وأنه قادر تمامًا على التمييز بين المؤسسات السليمة والمؤسسات المتعثرة.

1- **منحنى الاسترجاع والدقة** (Precision-Recall Curves):

حيث يمثل (Recall) نسبة العينة الموجبة الفعلية (Actual Positives) و(Precision) يمثل نسبة العينة التي توقعها على أنها إيجابية وكانت هذه التوقعات بالفعل صحيحة و**الشكل رقم (35-02)** أدناه يوضح دقة منحنى (Precision-Recall Curves):

الشكل رقم (35-02): منحنى الدقة والاستدعاء للنموذج التسلسلي2



تعطي هذه المنحنيات الشكل الذي نتوقعه عند عتبات مع (Recall) منخفض، والدقة عالية في المقابل، وعند (Recall) العالي جدًا، تبدأ الدقة في الانخفاض. تحتوي منحنيات التصنيف على أداء مشابه، ولكن يبدو أن منحنى التصنيف (0) class الممثل بالأسود ذو الدقة= 0,935. ليتفوق نوعا ما على منحنى التصنيف (1) class الممثل بالأخضر دقته = 0,982 بالإضافة إلى ذلك، يمكن للدقة المتوسطة الجزئية (micro avreage Precision-Recall curve) الممثلة بالخط المتقطع الأزرق تحقق درجة دقة تبلغ حوالي 0,968. فكلما كانت المنحنيات أعلى دقة أصبح نموذجنا أفضل.

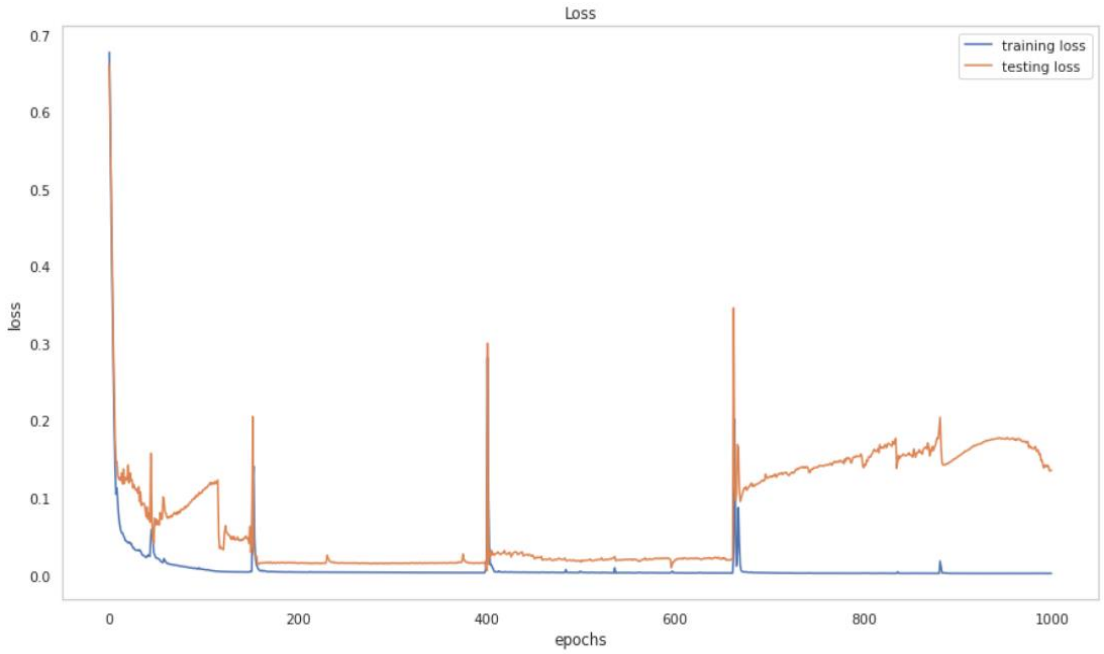
نستنتج من منحنى Precision-Recall أن النموذج صنف المؤسسات الاقتصادية الجزائرية السليمة بدقة أعلى مقارنة بالمؤسسات الأخرى.

4- **منحنى الخسارة (Loss Curve):** هو منحنى التعلم، الذي يرسم خطأ عينتي التدريب والاختبار على المحور العمودي أما المحور الأفقي يحتوي على عدد التكرارات / فترات لنموذج واحد.

يعتبر من أكثر المخططات استخدامًا لتصحيح أخطاء الشبكة العصبية هو منحنى الخسارة أثناء التدريب. إذ يعطينا لمحة عن عملية التدريب والاتجاه الذي تتعلم فيه الشبكة.

والمنحنى أدناه **الشكل رقم (36-02)** يبين أن النموذج يدرب نفسه بنفسه من خلال التجربة والخطأ مرارًا وتكرارًا، محاولة منه الحصول على درجات خسارة أقل في كل خطوة لعينتي التدريب والاختبار، وعليه يمكننا أن نلاحظ أن منحنى خسارة التدريب تدرب على بيانات الدراسة بشكل وبمعدل تعلم جيد وأحيانًا يرتكب أخطاء ولكنه يقترب بالتأكيد نحو الصفر بمرور الفترات، أما منحنى خسارة الاختبار يتبين أنه يتدرب ببطء وبمعدل تعلم صغير جدًا، فتدريب شبكة عصبية مرنة بدالة خسارة مناسبة تقلل من الأخطاء الفئوية.

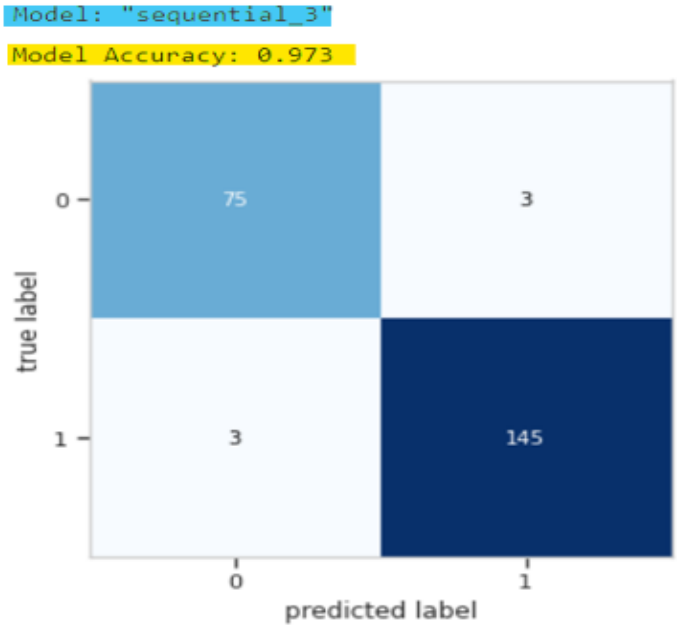
الشكل رقم (36-02): منحنى خسارة عينتي التدريب والاختبار للنموذج التسلسلي2



النموذج التسلسلي3:

سنقوم بشرح مصفوفة ارتباك (Confusion Matrix) لنزيل الالتباس لكل نقطة تتوافق مع العتبة والتحدث عن أداء التصنيف الخاص بالمؤسسات الاقتصادية الجزائرية، وكانت نتائج النموذج التسلسلي3 كما هو موضح في **الشكل رقم (37-02)** أدناه:

الشكل رقم (37-02): مصفوفة الارتباك (Confusion Matrix) للنموذج التسلسلي3



تعتبر (confusion matrix) ملخصاً للتنبؤات التي تم إجراؤها بواسطة نموذج تصنيف والمنظم في جدول حسب الحالة (0-1)، يشير كل صف من الجدول إلى الفئة الفعلية ويمثل كل عمود الفئة المتوقعة. القيمة الموجودة في الخلية هي عدد التنبؤات التي تم إجراؤها لفئة ما، وهي في الواقع لفئة معينة. تمثل الخلايا الموجودة على القطر التنبؤات الصحيحة، حيث يمكننا قراءة الكثير من هذه المصفوفة كما يلي:

- التوقع الإيجابي الصحيح (True Positive (TP)): لقد تنبأ النموذج بإيجابية صحيحة، فقد توقعت أن المؤسسات سليمة وهي في الواقع كذلك، وكان عددها متمثل في 145 مؤسسة اقتصادية جزائرية سليمة؛

- التوقع الايجابي الخاطئ (False Positive (FP)): وهو ما يعرف أيضا بالخطأ من النوع الأول. فعدد القيم التي توقعها النموذج بشكل خاطئ، أي أنها مؤسسات سليمة لكنها في الواقع غير كذلك وكانت مؤسسات متعثرة فقدرها بـ 03 مؤسسات متعثرة؛

- التوقع السلبي الصحيح (True Negative (TN)): لقد توقع النموذج بسلبية صحيحة، فتوقع أن المؤسسات متعثرة وهي في الواقع كذلك، وتمثل عددها في 75 مؤسسة جزائرية متعثرة؛

- التوقع السلبي الخاطئ (False Negative (FN)): وهو ما يعرف أيضا بالخطأ من النوع الثاني. فعدد القيم التي توقعها النموذج بشكل خاطئ، حيث اعتبرها مؤسسات متعثرة وهي في الواقع سليمة، فقدرها بـ 03 مؤسسات سليمة.

وعليه تم تقدير دقة النموذج التسلسلي بـ 0,973 أي ما يعادل 97,3%

ومن خلال هذه القيم أعلاه بإمكاننا استخراج المقاييس التالية:

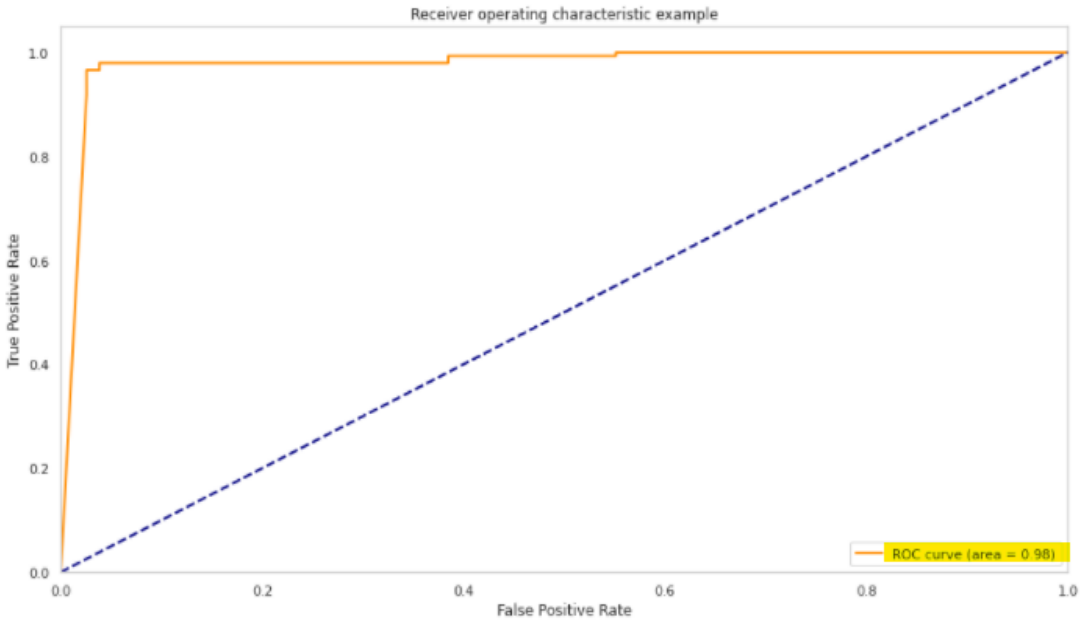
- ROC Curves؛
- Precision-Recall Curves؛
- Accuracy، لاحظ الملحق رقم (05)

والتي تقيس أداء النموذج بشكل أدق، سنلخصهم كما يلي:

1- منحنى (ROC Curves):

إن منحنى **ROC** (Characteristics Operating Receiver)، وحسب **الشكل رقم (38-02)** يشرح النموذج التسلسلي3 أدناه:

الشكل رقم (38-02): منحنى ROC للنموذج التسلسلي 3

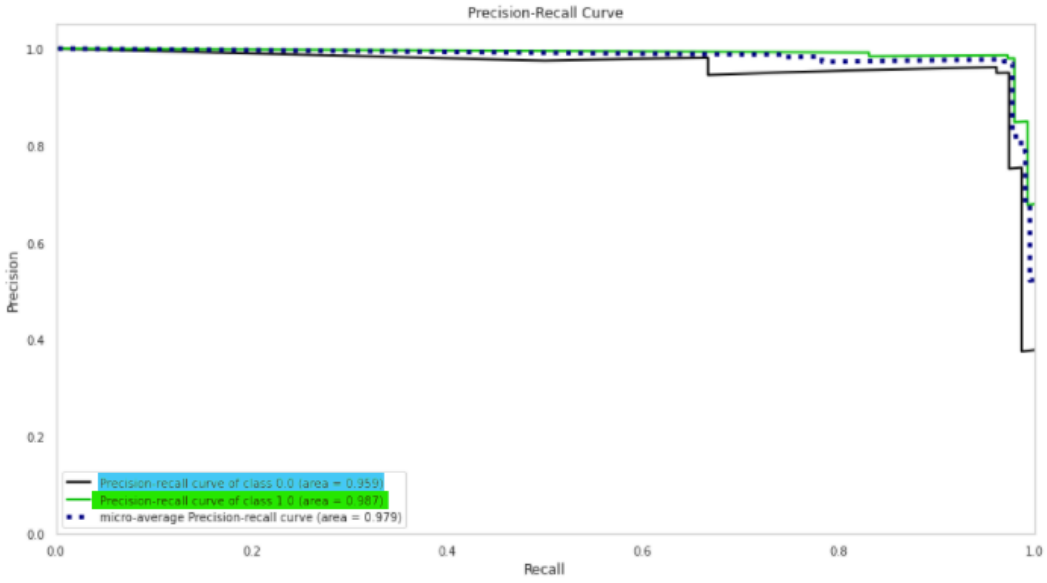


يقوم منحنى ROC بعمل جيد جدًا في تصنيف المؤسسات الاقتصادية الجزائرية المتعثرة والسليمة، لأنه دائمًا ما يقدم استرجاعًا مثاليًا، فالنموذج يزيد من ملاءمة بيانات التدريب ويعبر عن وضع ملائم (أنظر الملحق رقم (04))، ويأخذ ROC Curve Area= 0,98 وهي نسبة جيدة، وبما أن المنحنيان لا يتداخلان على الإطلاق، يعني أن النموذج لديه مقياس مثالي لقابلية الفصل وأنه قادر تمامًا على التمييز بين المؤسسات السليمة والمؤسسات المتعثرة.

2- **منحنى الاسترجاع والدقة** (Precision-Recall Curves):

إن **الشكل رقم (39-02)** أدناه يوضح دقة منحنى (Precision-Recall Curves):

الشكل رقم (39-02): منحنى الدقة والاستدعاء للنموذج التسلسلي3



تعطي هذه المنحنيات الشكل الذي نتوقعه عند عتبات مع (Recall) منخفض، والدقة عالية في المقابل، وعند (Recall) العالي جدًا، تبدأ الدقة في الانخفاض. تحتوي منحنيات التصنيف على أداء مشابه، ولكن يبدو أن منحنى التصنيف (0) class الممثل بالأسود ذو الدقة= 0,959 ليتفوق نوعا ما على منحنى التصنيف (1) class الممثل بالأخضر دقته = 0,987. بالإضافة إلى ذلك، يمكن للدقة المتوسطة الجزئية (micro avreage Precision-Recall curve) الممثل بالخط المتقطع الأزرق تحقق درجة دقة تبلغ حوالي 0,979. فكلما كانت المنحنيات أعلى دقة أصبح نموذجنا أفضل.

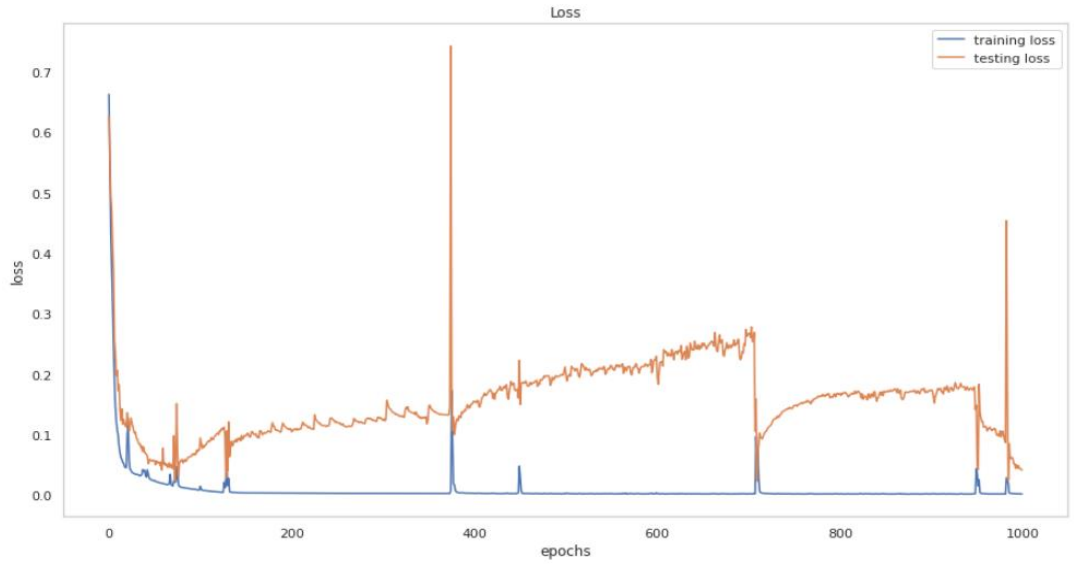
نستنتج من منحنى Precision-Recall أن النموذج صنف المؤسسات الاقتصادية الجزائرية السليمة بدقة أعلى مقارنة بالمؤسسات الأخرى.

3- **منحنى الخسارة (Loss Curve):** هو منحنى التعلم، الذي يرسم خطأ عينتي التدريب والاختبار على المحور العمودي أما المحور الأفقي يحتوي على عدد التكرارات / فترات لنموذج واحد.

يعتبر من أكثر المخططات استخدامًا لتصحيح أخطاء الشبكة العصبية هو منحنى الخسارة أثناء التدريب. إذ يعطينا لمحة عن عملية التدريب والاتجاه الذي تتعلم فيه الشبكة.

والمنحنى أدناه **الشكل رقم (40-02)** يبين أن النموذج يدرب نفسه بنفسه من خلال التجربة والخطأ مرارًا وتكرارًا، محاولة منه الحصول على درجات خسارة أقل في كل خطوة لعينتي التدريب والاختبار، وعليه يمكننا أن نلاحظ أن منحنى خسارة التدريب تدرب على بيانات الدراسة بشكل وبمعدل تعلم جيد وأحيانًا يرتكب أخطاء ولكنه يقترب بالتأكيد نحو الصفر بمرور الفترات، أما منحنى خسارة الاختبار يتبين أنه يتدرب ببطء وبمعدل تعلم صغير جدًا، فتدريب شبكة عصبية مرنة بدالة خسارة مناسبة تقلل من الأخطاء الفئوية.

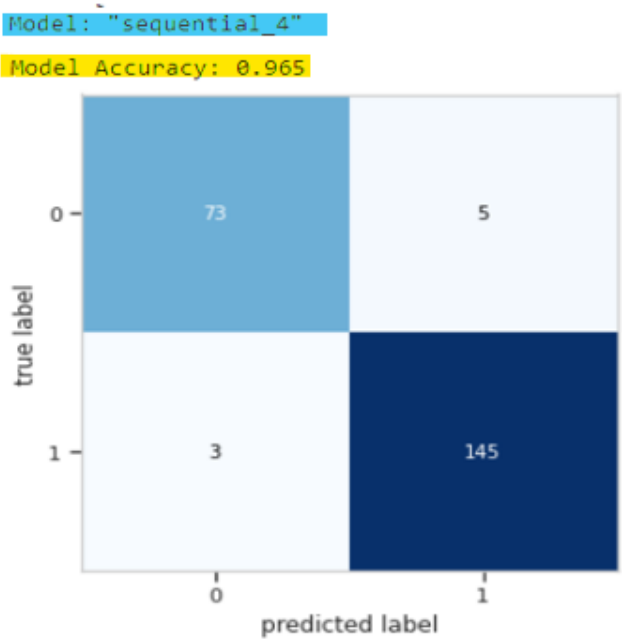
الشكل رقم (40-02): يوضح خسارة عينتي التدريب والاختبار للنموذج التسلسلي3



النموذج التسلسلي4:

سنقوم بشرح مصفوفة ارتباك (Confusion Matrix)، حيث كانت نتائج النموذج التسلسلي4 كما هو موضح في **الشكل رقم (41-02)** أدناه:

الشكل رقم (41-02): مصفوفة الارتباك (Confusion Matrix) للنموذج التسلسلي 4



تعتبر (confusion matrix) ملخصاً للتنبؤات التي تم إجراؤها بواسطة نموذج تصنيف والمنظم في جدول حسب الحالة (0-1)، يشير كل صف من الجدول إلى الفئة الفعلية ويمثل كل عمود الفئة المتوقعة. القيمة الموجودة في الخلية هي عدد التنبؤات التي تم إجراؤها لفئة ما، وهي في الواقع لفئة معينة. تمثل الخلايا الموجودة على القطر التنبؤات الصحيحة، حيث يمكننا قراءة الكثير من هذه المصفوفة كما يلي:

- التوقع الإيجابي الصحيح (True Positive (TP)): لقد تنبأ النموذج بإيجابية صحيحة، فقد توقعت أن المؤسسات سليمة وهي في الواقع كذلك، وكان عددها متمثل في 145 مؤسسة اقتصادية جزائرية سليمة؛

- التوقع الايجابي الخاطئ (False Positive (FP)): وهو ما يعرف أيضا بالخطأ من النوع الأول. فعدد القيم التي توقعها النموذج بشكل خاطئ، أي أنها مؤسسات سليمة لكنها في الواقع غير كذلك وكانت مؤسسات متعثرة فقدرها بـ 3 مؤسسات متعثرة؛

- التوقع السلبي الصحيح (True Negative (TN)): لقد توقع النموذج بسلبية صحيحة، فتوقع أن المؤسسات متعثرة وهي في الواقع كذلك، وتمثل عددها في 73 مؤسسة متعثرة؛

- التوقع السلبي الخاطئ (False Negative (FN)): وهو ما يعرف أيضا بالخطأ من النوع الثاني. فعدد القيم التي توقعها النموذج بشكل خاطئ، حيث اعتبرها مؤسسات متعثرة وهي في الواقع سليمة، فقدرها بـ 05 مؤسسات سليمة.

وعليه تم تقدير دقة النموذج التسلسلي بـ 0,965 أي ما يعادل 96,5%

ومن خلال هذه القيم أعلاه بإمكاننا استخراج المقاييس التالية:

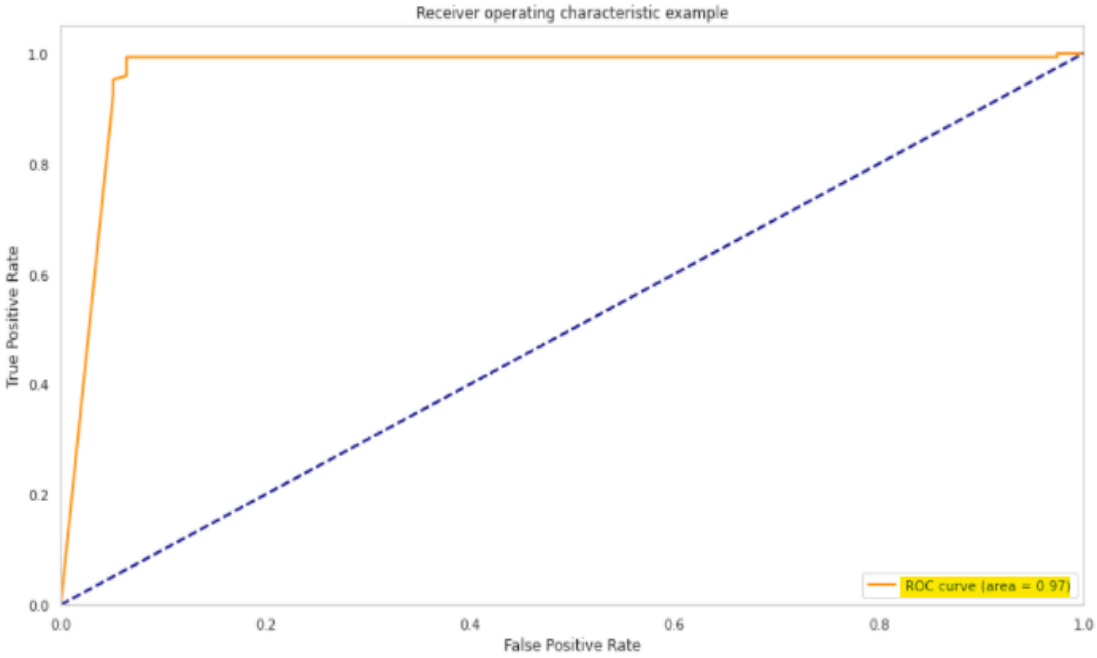
- ROC Curves؛
- Precision-Recall Curves؛
- Accuracy، لاحظ الملحق رقم (06)

والتي تقيس أداء النموذج بشكل أدق، سنلخصهم كما يلي:

1- منحنى (ROC Curves):

إن منحنى **ROC** (Receiver Characteristics Operating) الذي يمثله **الشكل رقم (42-02)** يشرح منحنى **ROC** للنموذج التسلسلي4 أدناه:

الشكل رقم (42-02): منحنى ROC للنموذج التسلسلي4

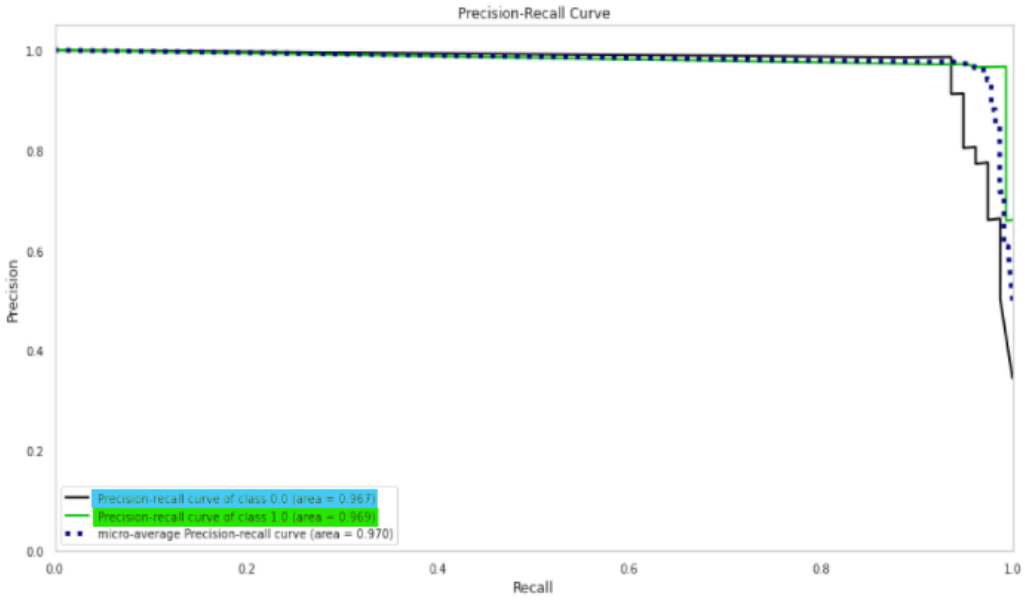


يقوم منحنى ROC بعمل جيد جدًا في تصنيف المؤسسات الاقتصادية الجزائرية المتعثرة والسليمة، لأنه دائمًا ما يقدم استرجاعًا مثاليًا، فالنموذج يزيد من ملاءمة بيانات التدريب ويعبر عن وضع ملائم (أنظر الملحق رقم (05))، ويأخذ ROC Curve Area= 0,97 وهي نسبة جيدة، وبما أن المنحنين لا يتداخلان على الإطلاق، يعني أن النموذج لديه مقياس مثالي لقابلية الفصل وأنه قادر تمامًا على التمييز بين المؤسسات السليمة والمؤسسات المتعثرة.

2- **منحنى الاسترجاع والدقة** (Precision-Recall Curves):

حيث يمثل **الشكل رقم (43-02)** أدناه يوضح دقة منحنى (Precision-Recall Curves):

الشكل رقم (43-02): منحنى الدقة والاستدعاء للنموذج التسلسلي4



تعطي هذه المنحنيات الشكل الذي نتوقعه عند عتبات مع (Recall) منخفض، والدقة عالية في المقابل، وعند (Recall) العالي جدًا، تبدأ الدقة في الانخفاض. تحتوي منحنيات التصنيف على أداء مشابه، ولكن يبدو أن منحنى التصنيف (0) class الممثل بالأسود ذو الدقة= 0,967 يتفوق نوعا ما على منحنى التصنيف (1) class الممثل بالأخضر دقته = 0,969. بالإضافة إلى ذلك، يمكن للدقة المتوسطة الجزئية (micro avreage Precision-Recall curve) الممثل بالخط المتقطع الأزرق تحقق درجة دقة تبلغ حوالي 0,970. فكلما كانت المنحنيات أعلى دقة أصبح نموذجنا أفضل.

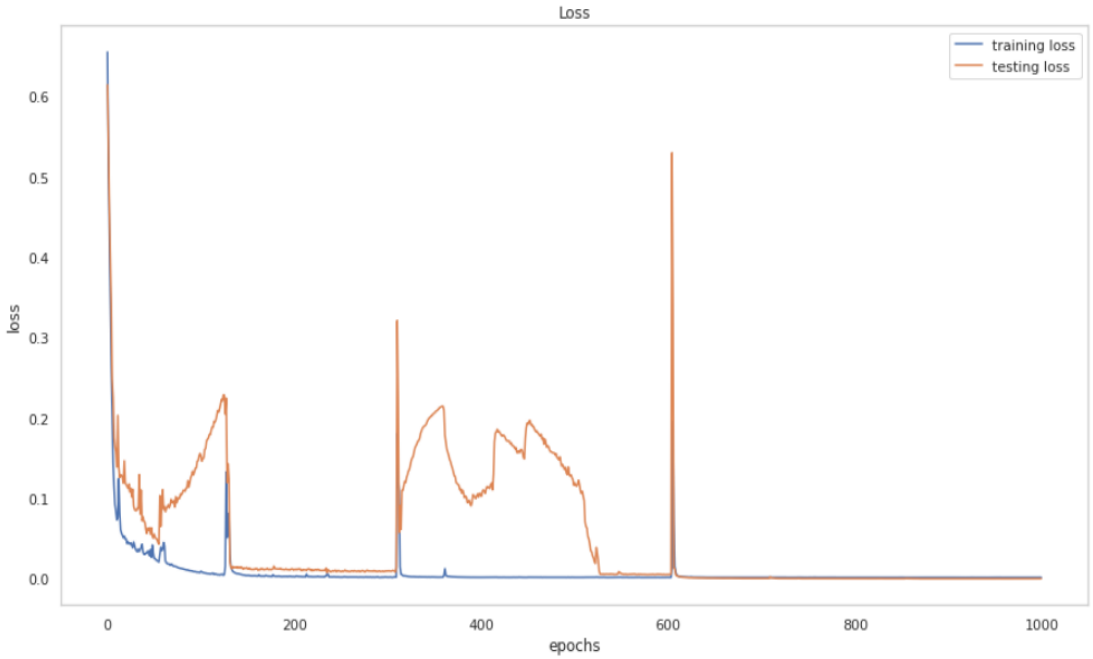
نستنتج من منحنى Precision-Recall أن النموذج صنف المؤسسات الاقتصادية الجزائرية السليمة بدقة أعلى بقليل مقارنة بالمؤسسات الأخرى.

3- **منحنى الخسارة (Loss Curve):** هو منحنى التعلم، الذي يرسم خطأ عينتي التدريب والاختبار على المحور العمودي أما المحور الأفقي يحتوي على عدد التكرارات / فترات لنموذج واحد.

يعتبر من أكثر المخططات استخدامًا لتصحيح أخطاء الشبكة العصبية هو منحنى الخسارة أثناء التدريب. إذ يعطينا لمحة عن عملية التدريب والاتجاه الذي تتعلم فيه الشبكة.

والمنحنى أدناه **الشكل رقم (44-02)** يبين أن النموذج يدرب نفسه بنفسه من خلال التجربة والخطأ مرارًا وتكرارًا، محاولة منه الحصول على درجات خسارة أقل في كل خطوة لعينتي التدريب والاختبار، وعليه يمكننا أن نلاحظ أن منحنى خسارة التدريب تدرب على بيانات الدراسة بشكل وبمعدل تعلم جيد وأحيانًا يرتكب أخطاء ولكنه يقترب بالتأكيد نحو الصفر بمرور الفترات، أما منحنى خسارة الاختبار يتبين أنه يتدرب ببطء وبمعدل تعلم صغير جدًا، فتدريب شبكة عصبية مرنة بدالة خسارة مناسبة تقلل من الأخطاء الفئوية.

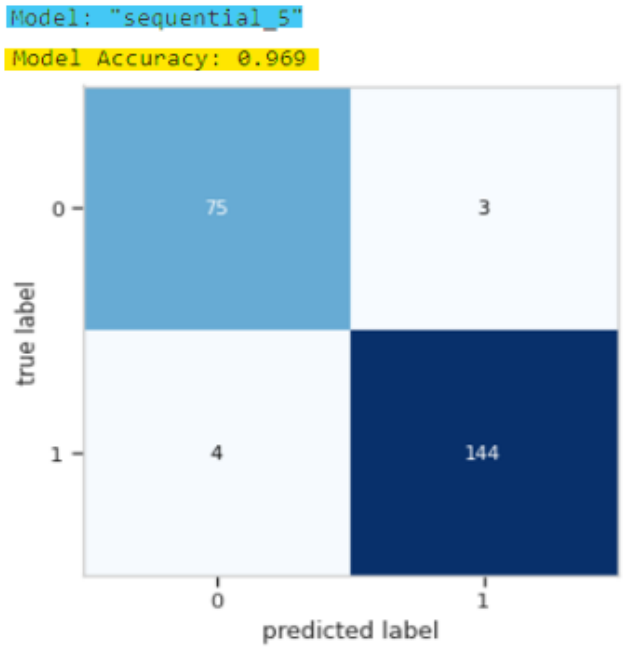
الشكل رقم (44-02): منحنى خسارة عينتي التدريب والاختبار للنموذج التسلسلي 4



النموذج التسلسلي5:

فمصفوفة الارتباك (Confusion Matrix) وكانت نتائج النموذج التسلسلي5 كما هو موضح في **الشكل رقم (45-02)** أدناه:

الشكل رقم (45-02): مصفوفة الارتباك (Confusion Matrix) للنموذج التسلسلي 5



تعتبر (confusion matrix) ملخصاً للتنبؤات التي تم إجراؤها بواسطة نموذج تصنيف والمنظم في جدول حسب الحالة (0-1)، يشير كل صف من الجدول إلى الفئة الفعلية ويمثل كل عمود الفئة المتوقعة. القيمة الموجودة في الخلية هي عدد التنبؤات التي تم إجراؤها لفئة ما، وهي في الواقع لفئة معينة. تمثل الخلايا الموجودة على القطر التنبؤات الصحيحة، حيث يمكننا قراءة الكثير من هذه المصفوفة كما يلي:

- التوقع الإيجابي الصحيح (True Positive (TP)): لقد تنبأ النموذج بإيجابية صحيحة، فقد توقعت أن المؤسسات سليمة وهي في الواقع كذلك، وكان عددها متمثل في 144 مؤسسة اقتصادية جزائرية سليمة؛

- التوقع الايجابي الخاطئ (False Positive (FP)): وهو ما يعرف أيضا بالخطأ من النوع الأول. فعدد القيم التي توقعها النموذج بشكل خاطئ، أي أنها مؤسسات سليمة لكنها في الواقع غير كذلك وكانت مؤسسات متعثرة فقدرها بـ 04 مؤسسات متعثرة؛

- التوقع السلبي الصحيح (True Negative (TN)): لقد توقع النموذج بسلبية صحيحة، فتوقع أن المؤسسات متعثرة وهي في الواقع كذلك، وتمثل عددها في 75 مؤسسة متعثرة؛

- التوقع السلبي الخاطئ (False Negative (FN)): وهو ما يعرف أيضا بالخطأ من النوع الثاني. فعدد القيم التي توقعها النموذج بشكل خاطئ، حيث اعتبرها مؤسسات متعثرة وهي في الواقع سليمة، فقدرها بـ 03 مؤسسات سليمة.

وعليه تم تقدير دقة النموذج التسلسلي بـ 0,969 أي ما يعادل 96,9%

ومن خلال هذه القيم أعلاه بإمكاننا استخراج المقاييس التالية:

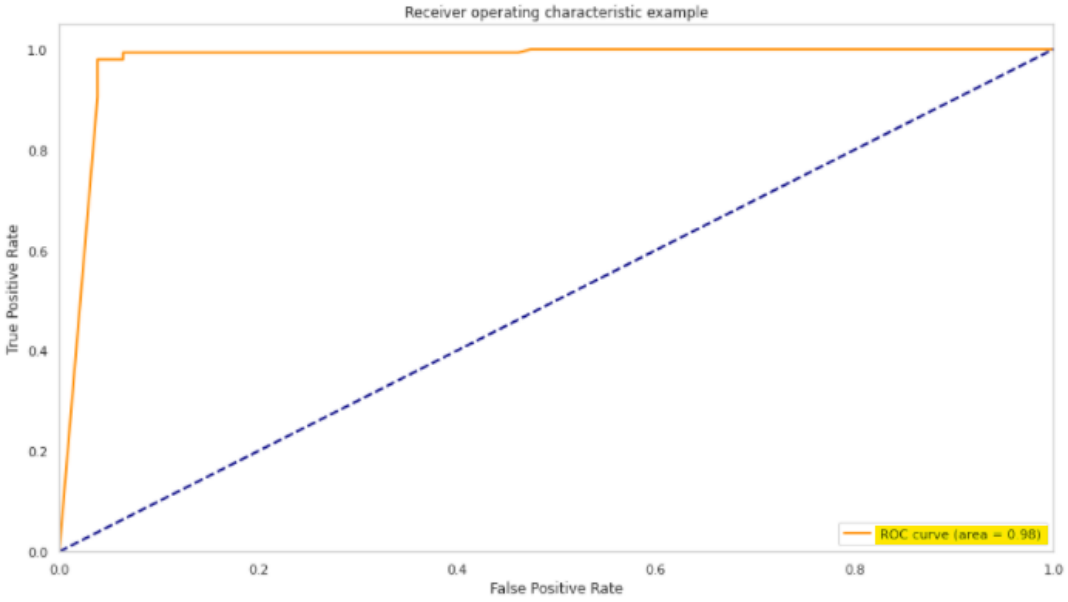
- ROC Curves؛
- Precision-Recall Curves؛
- Accuracy، لاحظ الملحق رقم (07)

والتي تقيس أداء النموذج بشكل أدق، سنلخصهم كما يلي:

1- منحنى (ROC Curves):

فعليه منحنى (ROC Curves) كما هو موضح في **الشكل رقم (46-02)** للنموذج التسلسلي**5** أدناه:

الشكل رقم (46-02): منحنى ROC للنموذج التسلسلي5

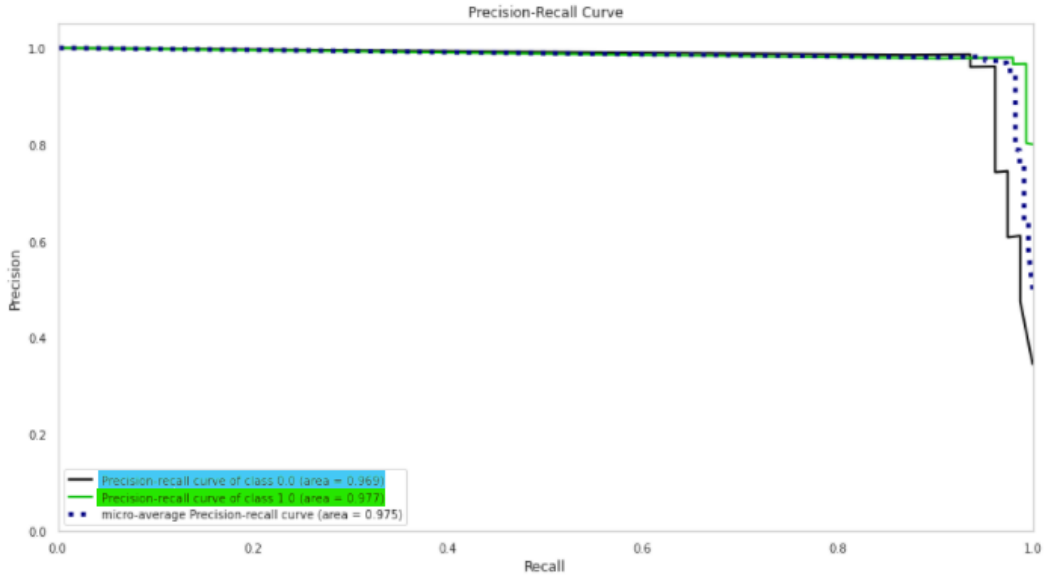


يقوم منحنى ROC بعمل جيد جدًا في تصنيف المؤسسات الاقتصادية الجزائرية المتعثرة والسليمة، لأنه دائمًا ما يقدم استرجاعًا مثاليًا، فالنموذج يزيد من ملاءمة بيانات التدريب ويعبر عن وضع ملائم (أنظر الملحق رقم (06))، ويأخذ ROC Curve Area= 0,98 وهي نسبة جيدة، وبما أن المنحنيان لا يتداخلان على الإطلاق، يعني أن النموذج لديه مقياس مثالي لقابلية الفصل وأنه قادر تمامًا على التمييز بين المؤسسات السليمة والمؤسسات المتعثرة.

2- **منحنى الاسترجاع والدقة (Precision-Recall Curves):**

حسب **الشكل رقم (47-02)** أدناه يوضح دقة منحنى (Precision-Recall Curves):

الشكل رقم (47-02): منحنى الدقة والاستدعاء للنموذج التسلسلي5



تعطي هذه المنحنيات الشكل الذي نتوقعه عند عتبات مع (Recall) منخفض، والدقة عالية في المقابل، وعند (Recall) العالي جدًا، تبدأ الدقة في الانخفاض. تحتوي منحنيات التصنيف على أداء مشابه، ولكن يبدو أن منحنى التصنيف (0) class الممثل بالأسود ذو الدقة= 0,969، يتفوق نوعا ما على منحنى التصنيف (1) class الممثل بالأخضر دقته = 0,977 بالإضافة إلى ذلك، يمكن للدقة المتوسطة الجزئية (micro avreage Precision-Recall curve) الممثل بالخط المتقطع الأزرق تحقق درجة دقة تبلغ حوالي 0,975. فكلما كانت المنحنيات أعلى دقة أصبح نموذجنا أفضل.

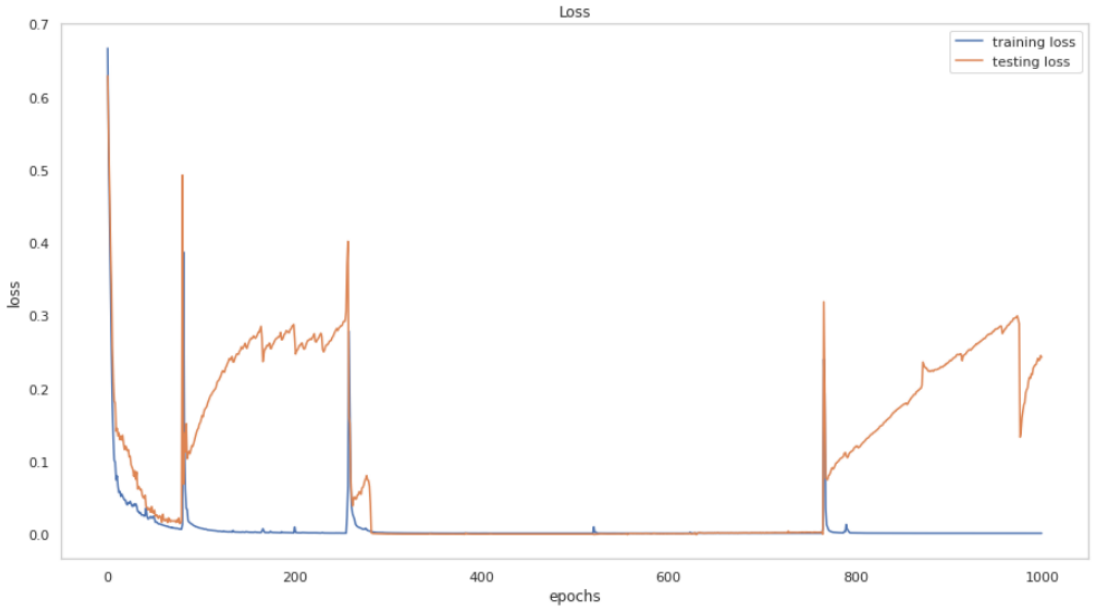
نستنتج من منحنى Precision-Recall أن النموذج صنف المؤسسات الاقتصادية الجزائرية السليمة بدقة أعلى مقارنة بالمؤسسات الأخرى.

3- منحنى الخسارة (Loss Curve): هو منحنى التعلم، الذي يرسم خطأ عينتي التدريب والاختبار على المحور العمودي أما المحور الأفقي يحتوي على عدد التكرارات / فترات لنموذج واحد.

يعتبر من أكثر المخططات استخدامًا لتصحيح أخطاء الشبكة العصبية هو منحنى الخسارة أثناء التدريب. إذ يعطينا لمحة عن عملية التدريب والاتجاه الذي تتعلم فيه الشبكة.

والمنحنى أدناه **الشكل رقم (48-02)** يبين أن النموذج يدرب نفسه بنفسه من خلال التجربة والخطأ مرارًا وتكرارًا، محاولة منه الحصول على درجات خسارة أقل في كل خطوة لعينتي التدريب والاختبار، وعليه يمكننا أن نلاحظ أن منحنى خسارة التدريب تدرب على بيانات الدراسة بشكل وبمعدل تعلم جيد وأحيانًا يرتكب أخطاء ولكنه يقترب بالتأكيد نحو الصفر بمرور الفترات، أما منحنى خسارة الاختبار يتبين أنه يتدرب ببطء وبمعدل تعلم صغير جدًا، فتدريب شبكة عصبية مرنة بدالة خسارة مناسبة تقلل من الأخطاء الفئوية.

الشكل رقم (48-02): يوضح خسارة عينتي التدريب والاختبار للنموذج التسلسلي 5



خلاصة النموذج التسلسلي2+3+4+5: من خلال الأشكال البيانية السابقة نلاحظ أن دقة نموذج تصنيف الشبكات العصبية الاصطناعية العميقة بتعثر المؤسسات الاقتصادية الجزائرية بواسطة الطبقات الذاكرة طويلة وقصيرة المدى (LSTM_100، LSTM_90، LSTM_70 وLSTM_50) على التوالي، بلغت 0.969، 0.964، 0.973، 0.964، وهذا ما أظهرته بالضبط مصفوفات الارتباك أعلاه، وهي نسب جيدة للتصنيف والتمييز ما بين المؤسسات السليمة والمتعثرة. وهذا ما يلخصه الجدول الموالي:

الجدول رقم (14-02): ملخص نتائج النموذج التسلسلي2 و3 و4 و5

	Time	Accuracy	Precision	Recall (Sensitivity)	F1	F_b	Fb_metric
LSTM_50	402.9261	0.9646	0.9649	0.9646	0.9647	0.9646	0.9646
LSTM_70	445.5613	0.9734	0.9734	0.9734	0.9734	0.9734	0.9734
LSTM_90	506.8045	0.9646	0.9645	0.9646	0.9644	0.9645	0.9646
LSTM_100	508.1698	0.9690	910.96	0.9690	0.9690	0.9690	0.9690

عند تدريب الشبكة العصبية بطبقات الذاكرة القصيرة والطويلة المدى (LSTM) بنموذج طبقتين (Single DL + additional layer model) بـعدد العقد التالية 50، 70، 90 وحتى 100، قدمت النتائج الموضحة في الجدول أعلاه من حيث Accuracy، precision...الخ، فهذا يدل على أنه كلما تدربت الشبكات أكثر فأكثر كلما كان النموذج يتحسن من حيث دقة التصنيف، إلا أننا توقفنا عند النموذج 5، لثبات عملية دقة التصنيف عند النموذج التسلسلي 5 وأي إضافة في عدد العقد لا تغير دقة التصنيف بل تبقى ثابتة.

وعليه أفضل نموذج ما بين النماذج المتسلسلة السابقة من 50 و70 و90 و100 عقدة تمثل في النموذج التسلسلي3 (LSTM _70)، لأنه أعطى أفضل النتائج من خلال المقاييس المستخدمة للتصنيف من حيث الدقة، الحساسية...الخ، وتمثلت نسبته في 97,3%. ليليه النموذج التسلسلي5 (LSTM _100) حيث أعطى دقة 96,9%، ثم النموذجين2 و4 (LSTM _90، LSTM _50) بنسبة 96,4%.

المطلب الثالث: صياغة نموذج للتنبؤ بمخاطر التعثر المالي باستخدام الخوارزمية الجينية

إن نموذج الخوارزمية الجينية هو نموذج قليل الاستعمال مقارنة بالشبكات، ويهتم هو الآخر بحل مشاكل التصنيف والانحدار، وسنطبقه على بيانات دراستنا في التصنيف للتنبؤ بمخاطر التعثر المالي، فالخوارزميات الجينية تكشف تركيبات عالية الأداء للمعلمات في كل جيل، وتمررها إلى الجيل التالي حتى يتم تحديد أفضل توليفة أداء. وكما أشرنا سابقا أن من مزاياها أنها فعالة مع جميع **أنواع المعلمات الفائقة (HPs)**، ولا يتطلب تهيئة جيدة.

فبعد تنظيم وترتيب وتهيأت البيانات، وأصبحت جاهزة للاستخدام قمنا بمعالجتها ببرنامج **Python**، لتحديد ما إذا كان تصنيف المؤسسات الاقتصادية الجزائرية متعثرة أو سليمة. وكانت الخطوات التي تطرقنا لها في بناء الخوارزمية الجينية من خلال عدة **نماذج للتحسين**، وسنلخصها فيما يلي:

أ- تصميم وتدريب الخوارزمية الجينية بالغابات العشوائية:

1- كخطوة أساسية تم تقسيم البيانات إلى عينتي تدريب واختبار (80%، 20% على التوالي)، لاحظ **الجدول رقم (12-02)**؛

2- تم تصميم وتدريب نموذج الخوارزمية الجينية باستخدام الغابات العشوائية، لتحسين أدائها في التنبؤ بالتعثر المالي للمؤسسات الاقتصادية الجزائرية محل الدراسة، ببناء النموذج والاعتماد على مدخلات الدراسة 23 نسبة مالية بأنواعه (سيولة، ربحية، نشاط ومديونية)، والمتغير التابع الذي يمثل الحالة المالية للمؤسسات متعثرة أو سليمة. وعليه يتكون هيكل الغابات العشوائية من معلماته الفائقة التالية:

- ✓ **(n_estimators):** هو تقدير المعلمات والتحكم في عدد الأشجار التي سيتم استخدامها في العملية، وكان مدى المختار في دراستنا [10 – 100]؛
- ✓ **('max_features'):** وهي عدد الميزات (المشاهدات) التي يجب وضعها في الاعتبار عند البحث عن أفضل تقسيم لعينة التدريب؛
- ✓ **('max_depth'):** يقصد به طول مسار بين العقدة الأولى(الجذر) والعقدة الأخيرة (الورقة)، وكان المدى المختار في دراستنا [5 – 50]؛
- ✓ **('min_samples_split')** تمثل الحد الأدنى لعدد العينات المطلوبة لتقسيم العقدة داخلية؛
- ✓ **('min_samples_leaf')** هو الحد الأدنى لعدد العينات المطلوبة في العقدة الطرفية، ويصف الحد الأدنى لعدد العينات في الأوراق، وهو معامل مشابه لـ min_samples_split [μ] ؛
- ✓ **('criterion'):** هذه المعلمة عبارة عن الدالة المستخدمة لقياس جودة الانقسام وتسمح للمستخدمين بالاختيار بين "جيني" أو "إنتروبيا" **('entropy' و'gini')**[&]؛

3- بعد تحديد معلمات الغابات العشوائية تم تجميع نموذج لقيامه بعملية التصنيف عن طريق تدريب الخوارزميات الجينية بالغابات العشوائية، كانت المعلمات الضرورية تتمثل في:

[μ] يسمح الرقم المنخفض في min_sample_split لشجرة القرار بتقسيم عينتين إلى مجموعات مختلفة، بينما يحدد min_sample_leaf عدد العينات الأدنى في كل "تصنيف".

[&] الجيني والإنتروبيا ('entropy' و'gini') هما مقياسان لشوائب العقدة، ويتم حساب مؤشر جيني أو شائبة جيني بطرح مجموع الاحتمالات التربيعية لكل فئة من واحد، أما الانتروبيا فهو يتحكم في الطريقة التي تقرر بها شجرة القرار تقسيم البيانات، إنه يؤثر في الواقع على كيفية رسم شجرة القرار لحدودها.

- ✓ **Params :** وهي المعلمات المتمثلة في الخطوة السابقة 2؛
- ✓ **Estimator :** والمتمثل في المصنف clf، بما أننا نقوم بعملية التصنيف بين المؤسسات الاقتصادية الجزائرية؛
- ✓ **Scoring:** وهو تحديد مقياس التصنيف المستخدم في دراسة البيانات وتمثل في "accuracy"؛
- ✓ **CV:** تم تقسيم بيانات الدراسة إلى 3 عينات مختلفة لتقدير مهارة النموذج على البيانات الجديدة، عن طريق تقسيم العينة الأصلية إلى عينتي تدريب، لتدريب النموذج وعينة اختبار لتقييمه، ثم التحقق من صحة النموذج في عينة الاختبار وبتكرير الخطوات السابقة عدة مرات لتقديم أفضل نموذج؛
- ✓ **population_size:** تم تحديد حجم المجتمع بالقيمة 10 من خلال عملية التجربة والخطأ؛
- ✓ **tournament_size:** تم تحديد حجم اختيار الأفراد بالقيمة 3 لتوليد جيل جديد من خلال عملية التجربة والخطأ؛
- ✓ **gene_mutation_prob:** وهي احتمالية الطفرة الجينية حيث تم تركها بشكلها الافتراضي وحددت بـ0.10؛
- ✓ **gene_crossover_prob:** وهي احتمالية العبور الجيني وهي الأخرى تركت بشكلها الافتراضي، وحددت بـ0.5؛
- ✓ **generations_number:** وبالنسبة لتوليد الأجيال تم تحديدها بـ 5 أجيال.

4- تقييم ولياقة النموذج: بعد القيام بالخطوات الثلاثة السابقة فإن النموذج يقوم بالتقييم واللياقة، من خلال اختيار أفضل المعلمات، مقابل الحصول على مخرجات تدريب الخوارزمية الجينية كالدقة (Accuracy) وأفضل فرد فيها؛

5- وكخطوة أخيرة قمنا بتنفيذ تعليمات النموذج على عينة التدريب لنتحقق من دقتها في عينة الاختبار.

- ✓ بعد بناء النموذج وتنفيذ الخوارزمية، كانت النتائج موضح أدناه كما يلي:

الجدول رقم (15-02): مخرجات تدريب الخوارزميات الجينية بالغابات العشوائية

```
Types [1, 1, 1, 1, 1, 1] and maxint [89, 21, 44, 8, 9, 1] detected
--- Evolve in 16038000 possible combinations ---
gen     nevals  avg             min             max             std
0       10      0.994326        0.992021        0.994681        0.000812513
1       3       0.994681        0.994681        0.994681        1.11022e-16
2       8       0.994592        0.993794        0.994681        0.000265957
3       4       0.994681        0.994681        0.994681        1.11022e-16
4       9       0.994681        0.994681        0.994681        1.11022e-16
5       4       0.994681        0.994681        0.994681        1.11022e-16
Best individual is: {'n_estimators': 89, 'max_features': 9, 'max_depth': 20,
with fitness: 0.9946808510638298
{'n_estimators': 89, 'max_features': 9, 'max_depth': 20, 'min_samples_split':
Accuracy:0.9946808510638298
```

من خلال المخرجات يتضح أن:

- توقفت الخوارزمية عند الجيل 5 وبقيت ثابتة؛
- أفضل فرد كان يحمل المميزات التالية:

- **(n_estimators)** = 89 وهي المعلمات التي تم استخدامها في العملية؛
- **(max_features)** أخذ النموذج 9 مشاهدة عند البحث عن أفضل تقسيم لعينة التدريب؛
- **max_depth:** وصل عمق الخوارزمية إلى 20؛
- **min_samples_split** تمثل الحد الأدنى لعدد العينات المطلوبة لتقسيم العقدة داخلية 6؛
- **min_samples_leaf** تمثل الحد الأدنى لعدد العينات في الأوراق 3؛
- **criterion** تم اختيار دالة قياس جودة الانقسام entropy؛
- أما أفضل لياقة = 0,99.

أعطت الطريقة المقترحة لتدريب وتصميم الخوارزميات الجينية بالغابات العشوائية مع ضبط المعلمات الفائقة دقة عالية جدا للنموذج، حيث وصلت إلى 0,99 أي 99,46 % وهي نسبة جيدة لتصنيف والتمييز بين المؤسسات الاقتصادية الجزائرية.

ب- تصميم وتدريب الخوارزمية الجينية بمتجهات الدعم الآلي:

تم تصميم وتدريب نموذج الخوارزمية الجينية باستخدام متجهات الدعم الآلي، لتحسين أدائها في التنبؤ بالتعثر المالي للمؤسسات الاقتصادية الجزائرية محل دراستنا، فمرحلة بناء النموذج كانت كما يلي:

1- كخطوة أساسية تم تقسيم البيانات إلى عينتي تدريب واختبار (80%، 20% على التوالي)، لاحظ **الجدول رقم (12-02)**؛

2- تم تصميم وتدريب نموذج الخوارزمية الجينية باستخدام متجهات الدعم الآلي، لتحسين أدائها في التنبؤ بالتعثر المالي للمؤسسات الجزائرية الاقتصادية محل الدراسة، ببناء النموذج والاعتماد على مدخلات الدراسة 23 نسبة مالية بأنواعها (سيولة، ربحية، نشاط ومديونية)، والمتغير التابع الذي يمثل الحالة المالية للمؤسسات متعثرة أو سليمة. وعليه يتكون هيكل متجهات الدعم الآلي من المعلمات الفائقة الضرورية التالية:

- **'C':** حيث تمثل معلمة تحسين درجة التصنيف الصحيح أو التحسين الذي يجب أن تفي به الخوارزمية لكل نقطة خطأ، وتصنيف جميع نقاط التدريب بشكل صحيح؛
- **Kernel*:** هي دالة مستخدمة للمساعدة في حل المشكلات التصنيف ولتجنب العمليات الحسابية المعقدة وتمثلت في (sigmoid, rbf, poly, linear) ليختار النموذج أي الدوال الأصلح لتوليد جيل جديد؛

3- بعد تحديد معلمات متجهات الدعم الآلي، تم تجميع نموذج لقيامه بعملية التصنيف عن طريق تدريب الخوارزميات الجينية بـ SVM، وكانت معلماته تتمثل في:

- ✓ **Params:** وهي المعلمات المتمثلة في الخطوة السابقة 2؛
- ✓ **Estimator:** والمتمثل في المصنف 'clf'، بما أننا نقوم بعملية التصنيف بين المؤسسات الاقتصادية الجزائرية؛
- ✓ **Scoring:** وهو تحديد مقياس التصنيف المستخدم في دراسة البيانات وتمثل في "accuracy"؛
- ✓ **CV:** تقسيم بيانات الدراسة إلى 3 عينات مختلفة لتقدير مهارة النموذج على البيانات الجديدة، عن طريق تقسيم العينة الأصلية إلى عينتي تدريب، لتدريب النموذج وعينة اختبار لتقييمه، ثم التحقق من صحة النموذج في عينة الاختبار وبتكرير الخطوات السابقة عدة مرات لتقديم أفضل نموذج؛
- ✓ **population_size:** تم تحديد حجم المجتمع بالقيمة 10 من خلال عملية التجربة والخطأ؛
- ✓ **tournament_size:** تم تحديد حجم اختيار الأفراد بالقيمة 3 لتوليد جيل جديد من خلال عملية التجربة والخطأ؛

* تشير النواة (kernel) إلى طريقة تسمح لنا بتطبيق المصنفات الخطية على المشكلات غير الخطية عن طريق تعيين البيانات غير الخطية في مساحة ذات أبعاد أعلى دون الحاجة إلى فهم ذلك الفضاء ذي الأبعاد الأعلى، والشيء المدهش فيها هو أنها تُمكننا من إجراء حسابات سلسة بمساعدة منها.

- ✓ **gene_mutation_prob:** وهي احتمالية الطفرة الجينية حيث تم تركها بشكلها الافتراضي وحددت بـ0.10؛
- ✓ **gene_crossover_prob:** وهي احتمالية العبور الجيني وهي الأخرى تركت بشكلها الافتراضي، وحددت بـ0.5؛
- ✓ **generations_number:** وبالنسبة لتوليد الأجيال تم تحديدها بـ 5 أجيال.

4- تقييم ولياقة النموذج: بعد القيام بالخطوات الثلاث السابقة فإن النموذج يقوم بالتقييم واللياقة، من خلال اختيار أفضل المعلمات، مقابل الحصول على مخرجات تدريب الخوارزمية الجينية كالدقة (Accuracy) وأفضل فرد في الخوارزمية الجينية؛

5- وكخطوة أخيرة قمنا بتنفيذ تعليمات النموذج على عينة التدريب لنتحقق من دقتها في عينة الاختبار.

- ✓ بعد بناء النموذج وتنفيذ الخوارزمية، كانت النتائج موضح أدناه كما يلي:

الجدول رقم (16-02): مخرجات تدريب الخوارزميات الجينية بمتجهات الدعم الآلي

```
Types [2, 1] and maxint [999, 3] detected
--- Evolve in 4000 possible combinations ---
gen     nevals  avg             min             max             std
0       10      0.771631        0.626773        0.904255        0.0965492
1       7       0.831472        0.695922        0.904255        0.081684
2       8       0.900266        0.853723        0.909574        0.0156755
3       3       0.902482        0.887411        0.909574        0.00699175
4       9       0.901862        0.887411        0.909574        0.00896267
5       4       0.90922         0.906028        0.909574        0.00106383
6       7       0.909574        0.909574        0.909574        1.11022e-16
Best individual is: {'C': 46.57441885021812, 'kernel': 'poly'}
with fitness: 0.9095744680851063
{'C': 46.57441885021812, 'kernel': 'poly'}
Accuracy:0.9095744680851063
```

وفي ضوء ما سبق تبين النتائج أن:

الخوارزمية الجينية تبحث بنجاح عن قيم معلمات SVM التي تعمل على تحسين نسبة الدقة بطريقة SVM، وهذا دليل أنها فعالة للغاية، خاصة البيانات الصغيرة ومع ذلك، فإن توقيت تنفيذ الخوارزمية الجينية سيزداد مع زيادة حجم السكان، والتوليد، ونطاق قيمة المعلمة وكذلك حجم البيانات، وعليه يؤدي هذا إلى طول عملية التنفيذ، مما يجعلها أقل كفاءة عند مقارنتها بزيادة قيمة الدقة.

فخوارزمية متجهة الدعم الآلي التي تم الحصول عليها بتدريب وتصميم الخوارزمية الجينية صنفت أن أنسب وأفضل فرد يحمل الميزات التالية:

- المعلمة **C** قيمة 46.5744، وهي التي تحسن درجة التصنيف وكل نقطة خطأ في نقاط التدريب؛
- دالة **kernel: poly** كانت الأفضل من بين باقي الدوال، لقدرتها على التصنيف الثنائي للمؤسسات الاقتصادية الجزائرية بالتعثر أو السلامة؛

تظهر نتائج البحث عن قيمة معلمة SVM التي تعمل على تحسين قيمة الملاءمة باستخدام الخوارزمية الجينية وزيادة في دقة تصنيف البيانات، هذا مما يثبت أن تحسين معلمات SVM باستخدام الخوارزميات الجينية تنجح في تحقيق الدقة المثلى. ونتج عن ذلك دقة تصل إلى 0.9095 أي ما نسبته 90,95 %، وهي نسبة جيدة للتمييز وتصنيف المؤسسات الاقتصادية الجزائرية.

ت-تصميم وتدريب الخوارزمية الجينية بالشبكات العصبية:

تم تصميم وتدريب نموذج الخوارزمية الجينية باستخدام الشبكات العصبية الاصطناعية، من خلال عمل هذه الخوارزمية على ضبط أوزان الشبكة، لتحسين أدائها في التنبؤ بالتعثر المالي للمؤسسات الاقتصادية الجزائرية محل دراستنا، فمرحلة بناء النموذج كانت كما يلي:

يتكون هيكل الشبكة العصبية من:

1- كخطوة أساسية تم تقسيم البيانات إلى عينتي تدريب واختبار (80%، 20% على التوالي)، لاحظ **الجدول رقم (12-02)**؛

2- تم تصميم وتدريب نموذج الخوارزمية الجينية باستخدام الشبكات العصبية الاصطناعية، لتحسين أدائها في التنبؤ بالتعثر المالي للمؤسسات الجزائرية الاقتصادية محل الدراسة، ببناء النموذج والاعتماد على مدخلات الدراسة 23 نسبة مالية بأنواعها (سيولة، ربحية، نشاط ومديونية)، والمتغير التابع الذي يمثل الحالة المالية للمؤسسة متعثرة أو سليمة. وعليه يتكون هيكل الشبكات العصبية من ضرورة تحديد المعلمات الفائقة التالية:

- ✓ **(neurons):** هو عدد العقد التي تستخدمها الشبكة في طبقاتها المخفية، وتم تحديد مداها من [10 - 100]؛
- ✓ **(activation):** وهي الدوال المستخدمة لتنشيط الشبكة وتم اختيار دالتي ['relu','tanh']، وعلى النموذج المفاضلة بينهما؛

- ✓ **(batch_size):** تم تحديد قيمته في المجال [1, 2, 4, 8, 10]؛
- ✓ **(epochs)** تمثل عدد التكرارات التي تتدرب عليها الشبكة؛
- ✓ **(optimizer):** وهو الخوارزمية التي تعدل في سمات الشبكة كالأوزان ومعدل التعلم ...الخ، وتم اختيار دوال الأمثلية التالية ['adam',[¥]'rmsprop',[¤]'sgd'] وعلى النموذج المفاضلة بين أكثر واحد منهم في تقليل الخسارة الإجمالية وتحسين الدقة؛
- ✓ **(patience):** تتمثل في عدد الفترات التي يجب انتظارها قبل التوقف المبكر إذا لم يتم إحراز تقدم في عينة الاختبار، وكان مداها بين (3،20).

3- بعد تحديد معلمات الشبكات العصبية تم تجميع نموذج لقيامه بعملية التصنيف عن طريق تدريب الخوارزميات الجينية بالشبكات، وكانت معلماته الفائقة تتمثل في:

- ✓ **Params:** وهي المعلمات المتمثلة في الخطوة السابقة 2؛
- ✓ **Estimator:** والمتمثل في المصنف 'clf'، بما أننا نقوم بعملية التصنيف بين المؤسسات الاقتصادية الجزائرية ؛
- ✓ **Scoring:** وهو تحديد مقياس التصنيف المستخدم في دراسة البيانات وتمثل في "accuracy"؛
- ✓ **CV:** تقسيم بيانات الدراسة إلى 3 عينات مختلفة لتقدير مهارة النموذج على البيانات الجديدة، عن طريق تقسيم العينة الأصلية إلى عينتي تدريب، لتدريب النموذج وعينة اختبار لتقييمه، ثم التحقق من صحة النموذج في عينة الاختبار وبتكرير الخطوات السابقة عدة مرات لتقديم أفضل نموذج؛
- ✓ **Population_size :** تم تحديد حجم المجتمع بالقيمة 10 من خلال عملية التجربة والخطأ؛
- ✓ **tournament_size:** تم تحديد حجم اختيار الأفراد بالقيمة 3 لتوليد جيل جديد من خلال عملية التجربة والخطأ؛
- ✓ **gene_mutation_prob:** وهي احتمالية الطفرة الجينية حيث تم تركها بشكلها الافتراضي وحددت بـ0.10؛

[¥] RMSprop: هي تقنية تحسين قائمة على التدرج تستخدم في تدريب الشبكات العصبية يوازن هذا التطبيع (Normalization) حجم الخطوة (معامل الزخم)، مما يقلل من خطوة التدرجات الكبيرة لتجنب الانفجار وزيادة الخطوة للتدرجات الصغيرة لتجنب التلاشي؛

[¤] Sgd: نزول التدرج العشوائي واختصارها يعني Stochastic Gradient Descent (SGD) هو نهج بسيط ولكنه فعال للغاية لتركيب المصنفات الخطية والمنحدرات تحت دوال الخسارة المحدبة مثل (الخطي) آلات المتجهات والانحدار اللوجستي.

- ✓ **gene_crossover_prob:** وهي احتمالية العبور الجيني وهي الأخرى تركت بشكلها الافتراضي، وحددت بـــ0.5؛
- ✓ **generations_number:** وبالنسبة لتوليد الأجيال تم تحديدها بـ 50 جيل.

4- تقييم ولياقة النموذج: بعد القيام بالخطوات الثلاث السابقة فإن النموذج يقوم بالتقييم واللياقة، من خلال اختيار أفضل المعلمات، مقابل الحصول على مخرجات تدريب الخوارزمية الجينية كالدقة (Accuracy) وأفضل فرد فيها؛

5- وكخطوة أخيرة قمنا بتنفيذ تعليمات النموذج في عينة التدريب لنتحقق من دقتها في عينة الاختبار.

- ✓ بعد بناء النموذج وتنفيذ الخوارزمية، كانت النتائج موضح أدناه كما يلي:

الجدول رقم (17-02): مخرجات تدريب الخوارزميات الجينية بالشبكات العصبية

```
gen     nevals  avg             min             max     std
0       10      0.777039        0.680851        0.85727 0.0558767
1       3       0.810727        0.682624        0.85727 0.0568735
2       4       0.85594         0.843972        0.85727 0.00398936
3       7       0.85727         0.85727         0.85727 0
4       10      0.843972        0.724291        0.85727 0.0398936
5       8       0.854965        0.83422         0.85727 0.00691489
  |       |         |               |               |       |
45      2       0.87766         0.87766         0.87766         0
46      8       0.875975        0.860816        0.87766         0.00505319
47      4       0.87766         0.87766         0.87766         0
48      4       0.876596        0.867021        0.87766         0.00319149
49      3       0.87766         0.87766         0.87766         0
50      7       0.87766         0.87766         0.87766         0
Best individual is: {'optimizer': 'adam', 'activation': 'relu', 'batch_size': 4,
'neurons': 79, 'epochs': 50, 'patience': 13}
with fitness: 0.8776595744680851
{'optimizer': 'adam', 'activation': 'relu', 'batch_size': 4, 'neurons': 79, 'epo
chs': 50, 'patience': 13}
Accuracy:0.8776595744680851
```

وفي ضوء ما سبق تبين النتائج أن:

استخدام الخوارزميات الجينية بتصميم وتدريب الشبكات العصبية لإنشاء حلول عالية الجودة لمشاكل البحث والتحسين من خلال الاعتماد على عوامل مستوحاة من الناحية البيولوجية مثل الطفرات والتقاطع والاختيار.

فالشبكات التي تم الحصول عليها بتدريب وتصميم الخوارزمية الجينية صنفت أن أنسب وأفضل فرد يحمل الميزات التالية:

- **(adam = optimizer)** كان أفضل من بين دوال الأمثلية الأخرى وقدرته على تعديل سمات الشبكة، وتقليل الخسارة؛
- **(relu = Activation)** وكان أداءها أفضل بكثير من دالة **tanh** في عملية التصنيف؛
- كان أفضل **batch_size** = 4 للشبكة العصبية؛
- تم اختيار أفضل **neurons** = 79 في طبقات المخفية لتدريب الشبكات العصبية؛
- وكأفضل تكرار لتدريب الشبكة كان **epochs** = 50؛
- **patience:** كانت عدد الفترات التي يجب انتظارها قبل التوقف المبكر 13؛
- أما أفضل لياقة = 0.8776؛

تظهر نتائج البحث أن دقة تدريب وتصميم الخوارزمية الجينية بالشبكات العصبية بلغت 87,76% وهي نسبة جيدة، حيث ساعدت المعلمات الفائقة **(hyper-parameter)** النموذج المقترح باستخدام الخوارزمية الجينية في تحديد أفضل القيم للمعلمات المختارة وقدمت أداءً واعدًا.

تفسير النتائج:

من خلال النتائج المتوصل إليها من دراستنا للتنبؤ بتعثر المؤسسات الاقتصادية الجزائرية بالاستعانة بنماذج الذكاء الاصطناعي، تم التعرف على أهم المتغيرات المالية المسئولة عن سلامتها وتعثرها خلال سنوات (2011-2018)، باستخدامي نموذجي الشبكات العصبية العميقة والخوارزميات الجينية.

فكانت نسب المردودية التي تم استخدامها هي النسب التي تمييز بين السلامة وتعثر المؤسسات أكثر من غيرها، وتمثلت في العائد على الخصوم، العائد على الأصول، الربحية الاجمالية، العائد على اجمالي الاصول الثابتة، المردودية المالية ونسبة صافي الربح إلى رأس المال بالإجمال كانت هذه النسب تدل على أن المؤسسات الاقتصادية الجزائرية السليمة قادرة على تحقيق الأرباح وتعتمد على التحليل والمقارنة بين الإيرادات والمصاريف ضمن القوائم المالية، والعائد المرتفع هو دليل على كفاءة إدارتها، أما بالنسبة للارتفاع المفرط للأرباح ناتج عن انخفاض رأس مالها المستثمر أو نتيجة لاستهلاك الجزء الأكبر من الأصول العاملة فيها. وعليه انخفاض الكفاءة التشغيلية لإدارة المؤسسات المتعثرة هو دليل على الاستثمار الخاطئ لأصولها.

لتتدرج بعدها نسب السيولة والمتعلقة بـ: نسبة التداول (الجارية)، نسبة النقدية ونسبة صافي رأس المال فهي تدل أن المؤسسات الاقتصادية الجزائرية السليمة تتمتع بوجود فائض في أصولها المتداولة، بعد تغطية كل ديونها قصيرة الأجل، لكن ارتفاعها أكثر من العتبة والمتمثلة في الواحد الصحيح (العتبة = 1) يعني أن الديون القصيرة الأجل غير كافية لتمويل أصولها المتداولة وهذا ما جعلها تلجأ إلى الأموال الدائمة لتغطية هذا العجز. هذه السياسة تعد بمثابة تجميد للأموال في الأصول المتداولة وهذا ما يؤدي بها إلى التعثر ومن أجل البلوغ إلى نسبة مقبولة ونموذجية يجب على المؤسسات إعادة النظر في سياسة التخزين؛

عموما تعتبر نسب السيولة دليلاً لإمكانية على سداد الالتزامات قصيرة الأجل عند آجال استحقاقاتها، وهي تعطى مؤشراً قويا للإدارة لمعرفة قدرة نقديتها على سداد التزامها وكفاءة إدارتها في المدى القصير وقدرتها على استخدام أصولها بطريقة فعالة، عكس المؤسسات المتعثرة التي لا تملك القدرة على السداد والالتزام عند آجال استحقاقها، وذلك يدل على إشارة حمراء قد تؤدي سلبيته باستمرار إلى الإفلاس الحتمي؛

بينما نسبة النشاط المتمثلة في معدل دوران رأس المال، تبين كفاءة المؤسسات السليمة في استخدام مواردها وادارة موجوداتها، لدعم مستويات معينة من المبيعات، وتحدد مقدار مساهمة كل عنصر مستثمر ضمن أصولها في تحقيق رقم الأعمال، وهذا ما لا تتبناه المؤسسات المتعثرة.

المبحث الثالث: مناقشة النتائج

من خلال بناء النموذجين في المبحث السابق، سنقوم بدارسة النتائج المتوصل إليها، حيث تم تقسيم هذا المبحث إلى ثلاثة مطالب فالأول تمثل في عرض النتائج والمفاضلة بين نموذجي الشبكات العصبية العميقة والخوارزميات الجينية، والثاني اختبار الفرضيات، أما الثالث تمثل في قراءة نتائج الدراسة في ضوء الدراسات السابقة.

المطلب الأول: عرض النتائج والمفاضلة بين نموذجي الدراسة

عند تطبيق نموذجي الشبكات العصبية العميقة والخوارزميات الجينية على المؤسسات الاقتصادية الجزائرية، تمكنا من ملاحظة أن كلا النموذجين لهما قدرة تمييز عالية جدا للتنبؤ بتعثرها أو سلامتها.

في البداية أثبتت الشبكات العصبية العميقة جدارتها في التنبؤ بالتعثر على الخوارزمية الجينية إلا أنه فيما بعد تبين أن قدرة الخوارزميات بتصميمها وتدريبها بنماذج أخرى كالغابات العشوائية تعطي نتائج أفضل وأدق من سابقتها، فالجدول الموالي يلخص النموذجين:

الجدول رقم (18-02): المفاضلة بين نموذجي الدراسة

النموذج		الدوال المستخدمة	الدقة(%) Accuracy	الترتيب
الشبكات العصبية العميقة بطبقة واحدة	نموذج تسلسلي	Relu Binary Cross-entropy sigmoid	96,46	**04**
	نموذج تسلسلي 1		97,34	**02**
الشبكات العصبية العميقة بطبقتين	نموذج تسلسلي 2		96,46	**04**
	نموذج تسلسلي 3		97,34	**02**
	نموذج تسلسلي 4		96,46	**04**
	نموذج تسلسلي 5		96,90	**03**
تدريب وتصميم الخوارزمية الجينية بالغابات العشوائية		gini, entropy	**99,46**	**01**
تدريب وتصميم الخوارزمية الجينية بمتجهات المدعم الآلي		Kernel: [linear, poly, rbf, sigmoid]	90,95	**05**
تدريب وتصميم الخوارزمية الجينية بالشبكات العصبية		Relu, tanh, sgd	87,76	**06**

من خلال الجدول أعلاه يتبين أن النموذج المثالي للتنبؤ بالتعثر المالي هو نموذج الخوارزميات الجينية المصممة والمدربة بالغابات العشوائية، فكما هو ملاحظ أنه قدم النسبة الأعلى والأدق حيث بلغت دقته **99,46%**، ليليه نموذج الشبكات العصبية الاصطناعية العميقة للنموذج التسلسلي1 ذو الطبقة الواحدة، والنموذج التسلسلي3 ذو الطبقة الاضافية بنسبة 97,34 %، لتتدرج الدقة إلى النموذج التسلسلي5 بنسبة 96,90%، ثم تأتي دقة نموذج الشبكات العصبية العميقة ذات النموذج التسلسلي بطبقة واحدة والنموذج التسلسلي2 و4 ذو الطبقة الاضافية بدقة 96,46%، بعدها نموذج تدريب وتصميم الخوارزمية الجينية بمتجهات الدعم الآلي بنسبة 90,95%، وكآخر تصنيف كان من نصيب تصميم وتدريب الخوارزمية الجينية بالشبكات العصبية بنسبة تقدر بـ 87,76%.

فبعد استخدام نموذج التعثر بالاعتماد على الشبكات العصبية العميقة والخوارزميات الجينية من خلال الإطار النظري والدراسة التطبيقية، تم التوصل إلى النتائج التالية:

1- إن نماذج الشبكة العصبية الاصطناعية والخوارزميات الجينية لها القدرة على التنبؤ بالتعثر المالي للمؤسسات الاقتصادية الجزائرية؛

2- أفضلية نموذج الخوارزميات الجينية من خلال تدريبها بنماذج أخرى، على الشبكات العصبية في التنبؤ بالتعثر المالي للمؤسسات الاقتصادية الجزائرية بدرجة متفاوتة؛

3- بلغت دقة التنبؤ بالتعثر المالي للمؤسسات الاقتصادية الجزائرية لنموذج الشبكات العصبية الاصطناعية العميقة نسبة 97,34 %؛

4- بلغت دقة التنبؤ بالتعثر المالي للمؤسسات الاقتصادية الجزائرية لنموذج الخوارزميات الجينية المدربة والمصممة بالغابات العشوائية 99,46%؛

5- بلغت دقة التنبؤ بالتعثر المالي للمؤسسات الاقتصادية الجزائرية لنموذج الخوارزميات الجينية المدربة والمصممة بالمتجهات الدعم الآلي 90,95 %؛

6- بلغت دقة التنبؤ بالتعثر المالي للمؤسسات الاقتصادية الجزائرية لنموذج الخوارزميات الجينية المدربة والمصممة بالشبكات العصبية 87,76%؛

7- اعتبرت نسب الربحية R19 (العائد على الأصول)، R21 (العائد على الخصوم)، R18 (الربحية الاجمالية)، R22 (العائد على اجمالي الاصول الثابتة)، R20 (المردودية المالية) هي المسئولة عن الحالية المالية للمؤسسات الاقتصادية الجزائرية بدرجة كبيرة، لتليها النسب التالية نسبة نسب السيولة R2 (النسبة الجارية (نسبة التداول)) ثم الربحية R23 (نسبة صافي الربح إلى رأس المال)، R4 (نسبة النقدية)، نسبة

النشاط R9 (معدل دوران رأس المال) وR3 (نسبة صافي رأس المال)، وهي أيضا مساهمة في التعرف على الحالة المالية للمؤسسات الاقتصادية الجزائرية بدرجة أقل؛

8- عدم وجود نسب مالية موحدة بين كافة النماذج المتوصل إليها والتي تساهم في التنبؤ بالتعثر المالي للمؤسسات الاقتصادية بالرغم من اختلاف النماذج، فالشبكات العصبية الاصطناعية لم تظهر النسب التي لها أثر خاص على الربحية أو التعثر، على غرار الخوارزميات الجينية المصمم والمدرب بالغابات العشوائية التي حددت النسب التي لها أثر على سلامة أو تعثر المؤسسة.

المطلب الثاني: اختبار فرضيات الدراسة

سنقوم في هذا المطلب باختبار فرضيات دراستنا، بالصحة أو الرفض بناء على تطابق النتائج المتوصل إليها باستخدام نموذجي الشبكات العصبية العميقة والخوارزميات الجينية.

فتمثلت **الفرضية الرئيسية:** والتي مفادها أنه 'يتميز نموذج الخوارزمية الجينية عن نموذج الشبكات العصبية العميقة بدقته العالية في التنبؤ بالتعثر المالي للمؤسسات الاقتصادية الجزائرية'، حيث قامت دراستنا باختبار النموذجين معا الشبكات العصبية الاصطناعية العميقة والخوارزميات الجينية، وأعطت الخوارزميات الجينية دقة عالية جدا خاصة عند تدريبها بنماذج أخرى كالغابات العشوائية...الخ؛ وانبثقت عن الفرضية الرئيسية فرضيتن فرعيتين وسنختبرهما، كما يلي:

❖ **الفرضية الفرعية الأولى:** مفادها أنه 'يتميز نموذج الخوارزميات الجينية عن نموذج الشبكات العصبية العميقة بدقته العالية في تحديد أهم النسب المالية المستخدمة في التنبؤ بالتعثر المالي للمؤسسات الاقتصادية الجزائرية'

9- **اختبار الفرضية الفرعية الأولى** هي فرضية صحيحة وذلك على حسب النتائج المتوصل إليها من خلال دراستنا، حيث حددت الخوارزميات الجينية بتصميم وتدريب الغابات العشوائية عشر نسب مالية هي الأحسن والأمثل، والتي تكشف الحالة المالية للمؤسسة سواء سلامة أو تعثراً، وهي على التوالي اعتبرت نسب الربحية R19 (العائد على الأصول)، R21 (العائد على الخصوم)، R18 (الربحية الاجمالية)، R22 (العائد على اجمالي الاصول الثابتة)، R20 (المردودية المالية) هي التي تعبر عن الحالة المالية للمؤسسات الاقتصادية الجزائرية بدرجة كبيرة، لتليها النسب التالية نسبة نسب السيولة R2 (النسبة الجارية (نسبة التداول)) ثم الربحية R23 (نسبة صافي الربح إلى رأس المال)، R4 (نسبة النقدية)، نسبة النشاط R9 (معدل دوران رأس المال) وR3 (نسبة صافي رأس المال)، وهي أيضا مساهمة في التعرف على الحالة المالية للمؤسسات الاقتصادية الجزائرية بدرجة أقل؛

❖ **الفرضية الفرعية الثانية:** والتي مفادها أنه ' يتميز نموذج الخوارزمية الجينية عن نموذج الشبكات العصبية العميقة بقدرته العالية في تدريب نماذج أخرى لتحسين نتائج عملية التنبؤ بالتعثر المالي للمؤسسات الاقتصادية الجزائرية.

▪ **اختبار الفرضية الفرعية الثانية** هي فرضية صحيحة، وهذا ما أثبته النموذج حيث كلما حاولنا تحسين نموذج الخوارزميات الجينية بتدريبها بنماذج أخرى كلما كانت نسبة دقة النموذج أفضل وأمثل وهذه هي غاية نماذج الذكاء الاصطناعي تحسين النماذج من أحسن فأفضل إلى الأمثل.

المطلب الثالث: قراءة نتائج الدراسة في ضوء الدراسات السابقة

سيتم في هذا الجزء قراءة النتائج التي توصلت إليها دراستنا ومقارنتها مع الدراسات السابقة العربية والأجنبية بشقيها على المستويين النظري والعملي، وفيما يلي النتائج التي تم التوصل إليها:

1- إن نماذج الشبكة العصبية العميقة والخوارزميات الجينية لها القدرة على التنبؤ بالتعثر المالي للمؤسسات الاقتصادية، وهذا ما توصلت إليه دراسة (المهدي، 2014)، (Mokhatab Rafiei, F; Manzari, S; Bostanian, S، 2011)، (Samsul, Mohamed Islam; Zhou, Lin; Li, Fei، 2009) و(سعودي، 2007)؛

2- أفضلية نموذج الخوارزميات الجينية من خلال تدريبها بنماذج أخرى، على الشبكات العصبية العميقة في التنبؤ بالتعثر المالي للمؤسسات الاقتصادية الجزائرية بدرجات متفاوتة، وهذا ما توصلت إليه دراسة (موفق، 2019)، (Acosta-González, Eduardo; Fernández-Rodríguez, Fernando، 2013)، (Kim, Myoung-Jong; Kang, Dae-Ki، 2012) و(Kim, Myoung-Jong; Kang, Dae-Ki، 2012)؛

3- بلغت دقة التنبؤ بالتعثر المالي للمؤسسات الاقتصادية الجزائرية لنموذج الشبكات العصبية العميقة بكل نماذجها التسلسلية درجة عالية من الدقة، وهذا ما توصلت إليه دراسة (Suarez, 2004)، (فيلالي، 2017)، (دربال، 2014)، (صوار، 2012)، (عبادي، 2012)، (أبشر، 2015) و(Hamdi, Manel، 2012)؛

4- بلغت دقة التنبؤ بالتعثر المالي للمؤسسات الاقتصادية الجزائرية لنموذج الخوارزميات الجينية المدربة والمصممة بالغابات العشوائية 99,46%؛

5- بلغت دقة التنبؤ بالتعثر المالي للمؤسسات الاقتصادية الجزائرية لنموذج الخوارزميات الجينية المدربة والمصممة بالمتجهات الدعم الآلي 90,95%؛

6- بلغت دقة التنبؤ بالتعثر المالي للمؤسسات الاقتصادية الجزائرية لنموذج الخوارزميات الجينية المدربة والمصممة بالشبكات العصبية، وهذا باتفاق مع كل من دراسة (سعودي، 2007) و(المهدي، 2014)؛

7- اعتبرت نسب الربحية R19 (العائد على الأصول)، R21 (العائد على الخصوم)، R18 (الربحية الاجمالية)، R22 (العائد على اجمالي الاصول الثابتة)، R20 (المردودية المالية) هي التي تعبر عن الحالة المالية للمؤسسات الاقتصادية الجزائرية بدرجة كبيرة، لتليها النسب التالية نسبة نسب السيولة R2 (النسبة الجارية (نسبة التداول)) ثم الربحية R23 (نسبة صافي الربح إلى رأس المال)، R4 (نسبة النقدية)، نسبة النشاط R9 (معدل دوران رأس المال) وR3 (نسبة صافي رأس المال)، وهي أيضا مساهمة في التعرف على الحالة المالية للمؤسسات الاقتصادية الجزائرية بدرجة أقل، وهذا ما توصلت إليه دراسة (بن شاعة& بن سانية، 2017)، (قريشي، 2012)، (Mokhatab Rafiei, F; Manzari, S; Bostanian, S، 2011)، (Suarez, 2004) (Shin, Kyung-Shik; Lee, Yong-Joo، 2002) و(Varetto, Franco، 1998)؛

8- عدم وجود نسب مالية موحدة بين كافة النماذج المتوصل إليها والتي تساهم في التنبؤ بالتعثر المالي للمؤسسات الاقتصادية بالرغم من اختلاف النماذج، فالشبكات العصبية الاصطناعية لم تظهر النسب التي لها أثر خاص على الربحية أو التعثر، على غرار الخوارزميات الجينية المصمم والمدرب بالغابات العشوائية التي حددت النسب التي لها أثر على سلامة أو تعثر المؤسسات، وهذا ما أجمعت عليه الدراسات السابقة.

خلاصة الفصل الثاني

تطرقنا في هذا الفصل إلى الإطار العملي لنماذج تطبيقات الذكاء الاصطناعي لمجموعة من المؤسسات الاقتصادية الجزائرية للفترة (2011-2018)، من خلال تقسيم الفصل الى ثلاثة مباحث، الأول تمثل في عينة الدراسة والثاني بناء نموذج احصائي للتنبؤ بالتعثر المالي والأخير خُصَ لمناقشة النتائج. لقد أبرزنا في المبحث الأول من خلال مطالبه الثلاثة مجتمع وعينة الدراسة، متغيرات والأساليب الإحصائية المستخدمة وآلية عمل النماذج المطبقة في الدراسة على التوالي، لنتطرق في المبحث الثاني الذي هو الآخر تم تقسيمه الى ثلاثة مطالب وتم التطرق الى وصف وتحليل بيانات الدراسة وصياغة نموذجي التنبؤ بالتعثر المالي باستخدام الشبكات العصبية العميقة والخوارزميات الجينية.

تم اختبار دقة التنبؤ لسلامة أو تعثر المؤسسات باستخدام النموذجين السابقين، وأبرزت نتائج تطبيق النموذجين دقة عالية من التصنيف، فمن خلال التجربة والخطأ، حيث تبين أن نموذج الخوارزميات الجينية المصممة والمدربة بالغابات العشوائية بلغت دقته 99,46%، تمثل النماذج الأمثل في الكشف عن الوضع المالي من حيث دقة تصنيف الحالة المالية للمؤسسات الاقتصادية الجزائرية مقارنة بالنماذج الأخرى والمتمثلة في نموذج الخوارزميات الجينية المصممة والمدربة بمتجهات الدعم الآلي التي بلغت دقتها 90,95% ونموذج الخوارزميات الجينية المصممة والمدربة بالشبكات العصبية بلغت دقتها 87,76%، أما نموذج الشبكات العصبية العميقة بلغت دقته 97,34%.

وفي المبحث الأخير تم مناقشة النتائج من خلال عرض النتائج، المفاضلة بين نموذجي الدراسة واختبار فرضيات الدراسة وقراءة النتائج في ضوء الدراسات السابقة. كما تم استخلاص مجموعة من النسب المالية التي لها دور في الكشف عن التعثر المالي للمؤسسات الاقتصادية وكانت خمس نسب كلها نسب ربحية، واعتبرت أحسن متغيرات سواءً في الشبكات العصبية العميقة أو الخوارزميات الجينية للكشف عن الحالة المالية للمؤسسات، أما خمس نسب الأخرى تمثلت في أربع نسب سيولة ونسبة نشاط.

وفي الأخير توصلنا إلى تشابه مع بعض الدراسات السابقة في بعض النسب، واختلفنا مع البعض الآخر في النسب التي تتنبأ بالتعثر المالي.

خاتمة عامة

أصبح اليوم الذكاء الاصطناعي ونماذجه من أكثر المواضيع التي يتداولها العالم، فهو أحدث ثورة في العصر الحديث، حيث يقدم العديد من المهام وفي جميع الميادين، فهو يحل المعضلات المعقدة ويساعد المؤسسات في تجاوز مشاكلها، لأنه يحاكي العقول البشرية في طريقة أداء عملها، خاصة وأن معظم البيانات في وقتنا الحالي تحتاج إلى ذكاء اصطناعي، بما فيها التطبيقات للتقليل من الصعوبات. يحتاج الذكاء الاصطناعي إلى التعلم والتدرب من التجربة والخطأ، كما يحتاج إلى الدقة في التعامل مع البيانات لتمكنه من القيام بالعديد من المهام.

من خلال ما تم التطرق له في موضوعنا سعينا جاهدين إلى محاولة اظهار استخدام نماذج احصائية حديثة للتنبؤ بالتعثر المالي في المؤسسات الاقتصادية الجزائرية، وذلك نظرا لما ينتج عنه من مخاطر على المؤسسات والاقتصاد الوطني ككل، وبالنظر إلى الوضع الاقتصادي الذي تمر به الجزائر بسبب أزمة انخفاض أسعار النفط، فكان واجبا على الحكومة والأفراد التوجه نحو تشجيع القطاعات الاقتصادية الأخرى البعيدة عن قطاع المحروقات، فعلى المسؤولين في المؤسسات الاقتصادية سواء كانت عمومية أو خاصة باتخاذ كافة الاجراءات والتدابير التي من شأنها أن تحافظ على الوضعية المالية الجيدة لها، وكذا التحوط من كافة المخاطر بالأخص التعثر المالي الذي من شأنه أن يؤثر على المؤسسة بحد ذاتها وعلى القطاع الذي تنتمي إليه ومنه التأثير على الاقتصاد الوطني بشكل عام.

تم التوصل إلى أن النسب والمؤشرات المالية لها دور كبير في الكشف عن خطر التعثر المالي لدى المؤسسات الاقتصادية الجزائرية النشيطة، فعملية القضاء عليه صعبة نوعا ما وذلك نظرا لحساسية العوامل الخارجية والداخلية للمؤسسات، إلا أن احتمالية تجنبه والتحوط منه تبقى واردة وذلك باتخاذ القرارات المناسبة في الوقت المناسب. فالنماذج الإحصائية التنبؤية تساعد في تحقيق هذه الغاية بصورة جيدة، لذلك فنموذج الشبكات العصبية الاصطناعية العميقة والخوارزميات الجينية كان لهما دور مهم في الكشف عن الوضعية المالية للمؤسسات الاقتصادية الجزائرية، كما أظهرت نتائج استخدامهما قدرة تنبؤية جيدة وذلك من خلال ما تم التوصل إليه في دراستنا وكما هو الحال في الدراسات السابقة.

أولا: النتائج

مكنت دراستنا من إبراز مجموعة من النتائج، تمثلت فيما يلي:

1- الدور التنبؤي الفعال لأساليب التحليل المالي في تمكين المؤسسات لتجنب التعثر المالي والآثار المترتبة عليه، ولما له من مخاطر على الاقتصاد ككل؛

2- ان استخدام مؤشرات مالية متنوعة في التنبؤ بالتعثر في المؤسسات الاقتصادية الجزائرية تمثل مقياسا وأداة مهمة لقياس التعثر المالي، حيث تساعد على ابراز مواطن الضعف والقوة لدى المؤسسات عبر الزمن؛

3- تنعكس المؤشرات المالية على مدى تحقيق المؤسسة لأهدافها من خلال تحقيق الأرباح وزيادتها باستمراريتها وديمومة نشاطها الاقتصادي؛

4- محدودية وقلة الدراسات المالية في مجال التعثر المالي باستخدام تطبيقات نماذج الذكاء الاصطناعي في البيئة الجزائرية بشكل خاص والعربية بشكل عام؛

5- تقييم الوضعية المالية للمؤسسات الاقتصادية باستخدام النسب المالية وحدها لا تكف في بعض الاحيان، وكذلك استخدام نماذج إحصائية تقليدية التي تتجاهل بعض العوامل المهمة؛

6- إن نماذج الشبكة العصبية الاصطناعية العميقة والخوارزميات الجينية لها القدرة على التنبؤ بالتعثر المالي للمؤسسات الاقتصادية الجزائرية، وبدقة جيدة جدا، وتتحسن هذه الأخيرة في حالة تم استخدام المزيد من البيانات فيكون ذلك أفضل لتدريب النموذج؛

7- أفضلية نموذج الخوارزميات الجينية من خلال تدريبها بنماذج أخرى، على الشبكات العصبية العميقة في التنبؤ بالتعثر المالي للمؤسسات الاقتصادية الجزائرية بدرجة متفاوتة؛

8- بلغت دقة التنبؤ بالتعثر المالي للمؤسسات الاقتصادية الجزائرية لنموذج الشبكات العصبية الاصطناعية العميقة دقتها **97,34 %**؛

9- بلغت دقة التنبؤ بالتعثر المالي للمؤسسات الاقتصادية الجزائرية لنموذج الخوارزميات الجينية المدربة والمصممة بالغابات العشوائية **99,46%**؛

10- بلغت دقة التنبؤ بالتعثر المالي للمؤسسات الاقتصادية الجزائرية لنموذج الخوارزميات الجينية المدربة والمصممة بالمتجهات الدعم الآلي **90,95 %**؛

11- بلغت دقة التنبؤ بالتعثر المالي للمؤسسات الاقتصادية الجزائرية لنموذج الخوارزميات الجينية المدربة والمصممة بالشبكات العصبية **87,76%**؛

12- اعتبرت نسب الربحية R19 (العائد على الأصول)، R21 (العائد على الخصوم)، R18 (الربحية الاجمالية)، R22 (العائد على اجمالي الاصول الثابتة)، R20 (المردودية المالية) هي المسئولة عن الحالية المالية للمؤسسات الاقتصادية الجزائرية بدرجة كبيرة، لتليها النسب التالية نسبة نسب السيولة R2 (النسبة الجارية (نسبة التداول)) ثم الربحية R23 (نسبة صافي الربح إلى رأسمال)، R4 (نسبة النقدية)، نسبة النشاط R9 (معدل دوران رأسمال) وR3 (نسبة صافي رأسمال)، وهي أيضا مساهمة في التعرف على الحالة المالية للمؤسسات الاقتصادية الجزائرية بدرجة أقل؛

13- عدم وجود نسب مالية موحدة بين كافة النماذج المتوصل إليها والتي تساهم في التنبؤ بالتعثر المالي للمؤسسات الاقتصادية الجزائرية بالرغم من اختلاف النماذج، فالشبكات العصبية الاصطناعية العميقة لم تظهر النسب التي لها أثر خاص على الربحية أو التعثر، على غرار الخوارزميات الجينية المصمم والمدرب بالغابات العشوائية التي حددت النسب التي لها أثر على سلامة أو تعثر المؤسسات.

ثانيا: التوصيات

بناءً على النتائج السابقة نوصي بما يلي:

1- اقتراح اضافة المتغيرات الصورية والكيفية مع الكمية وملاحظة مدى دقة نسبة النماذج المستخدمة من خلال استخدام طبيعة النشاط، حجم المؤسسة،...الخ

2- تشجيع المؤسسات الجزائرية على الدخول في البورصة، من أجل إضافة نسب السوق إلى النسب التي تم استخدامها في الدراسة الحالية، لتقييم أداء والتنبؤ بالتعثر المالي للمؤسسات الاقتصادية الجزائرية والحد من مخاطره؛

3- حرص المؤسسات الاقتصادية على نمو أرباحها من خلال ديمومة نشاطها الاقتصادي ووضع خطة مسطرة من طرفها لأجل تحقيقها؛

4- يجب الحفاظ على تدني قيم نسب الاستدانة بحيث لا تتجاوز عتبة الواحد الصحيح، لأنه في حالة ارتفاعها ستؤثر سلبا على المؤسسات الاقتصادية الجزائرية بتحقيقها خسائر بدل أرباح وتمويل دينها من خلال أصولها؛

5- التأكيد على الافصاح والشفافية في القوائم المالية من طرف المؤسسات الاقتصادية الجزائرية، وادراجها في وقتها لدى منصة سجلكم التابعة للصندوق الوطني للسجل التجاري؛

6- العمل على انشاء قاعدة بيانات خاصة بالمؤسسات الاقتصادية الجزائرية، ومن ثم يتم تحديثها والتطوير فيها حسب السنوات، لخدمة المؤسسات، المالكين وطالب العلم أخيرا؛

7- استخدام نماذج الذكاء الاصطناعي واعتبارها كأحد الأساليب الحديثة للتحليل المالي المعتمدة لتقييم الوضع المالي للمؤسسات الاقتصادية الجزائرية؛

8- تفعيل السوق المالي الجزائري، وحث المهتمين بأسواق المال والمستثمرين على استخدام نماذج الذكاء الاصطناعي، كأداة لتقييم مدى قوة وضعف الوضع المالي للمؤسسات المدرجة في أسواق المال، وتوجيه استثماراتهم إلى ربحية أفضل وتلافي الخسائر المتوقعة؛

9- ضرورة تطبيق نماذج هجينة معتمدة على عدة أساليب للذكاء الاصطناعي، كإدخال المنطق الضبابي مع نموذج الشبكات العصبية الاصطناعية والخوارزميات الجينية وغيرها العديد من النماذج؛

10- تشجيع الباحثين وكافة المؤسسات بأنواعها، على استخدام نماذج تطبيقات الذكاء الاصطناعي كالشبكات العصبية والخوارزميات الجينية مثلا لسهولة فهمها واستيعابها، في عمليات التنبؤ بمخاطر التعثر المالي؛

11- القيام بدورات مكثفة لتدريب عمال المؤسسات بأنواعها بشكل عام حول تطبيقات ونماذج الذكاء الاصطناعي لما لها من أهمية وإضافة نوعية في المجال المالي؛

12- إدراج مادة الذكاء الاصطناعي وتطبيقاته ونماذجه في التنبؤ بالمخاطر، كل حسب تخصصه، شرط أن تكون تطبيقا لا نظرياً فقط، ضمن المناهج الدراسية التي تدرس لطلاب كلية العلوم الاقتصادية والتجارية وعلوم التسيير في المراحل الجامعية، وتشجيعهم على تنفيذ ما درسوه في مؤسساتهم الناشئة مستقبلا.

ثالثا: آفاق الدراسة

1- المقارنة بين نموذجي التحليل التمييزي ونموذج الشبكة العصبية في المؤسسات الخدمية؛

2- دور الأسراب الذكية في التنبؤ بمخاطر الفشل المالي في البنوك التجارية؛

3- المفاضلة بين الغابات العشوائية والمتجه المدعم الآلي في التنبؤ بمخاطر الإفلاس المالي في شركات التأمين (دراسة حالة)؛

4- تحسين المعلمات الفائقة لخوارزميات التعلم الآلي في الكشف عن افلاس البنوك بين النظرية والتطبيق (عينة من البنوك التجارية)؛

5- استخدام نموذج الخوارزميات الجينية لتحسين جودة الخدمات المصرفية؛

6- نماذج KNN لتقييم أداء شركات التأمين الجزائرية.

قائمة المراجع

- **باللغة العربية:**

1- أبوبكر خوالد، و خير الدين بوزرب. (10 06, 2020). فعالية استخدام تطبيقات الذكاء الاصطناعي الحديثة في مواجهة فيروس كورونا (COVID-19): تجربة كوريا الجنوبية نموذجا. مجلة بحوث الادارة والاقتصاد، 2(2)، 34-49.

2- أحمد الإمارة. (2013). تصميم نظام معلوماتي مقترح لدعم الكفاءات الكادر الوسطي باستخدام تقنية الشبكات العصبية. دراسة حالة في جامعة الكوفة. مجلة الغري للعلوم الاقتصادية والادارية، 9(27)، 129-156.

3- أحمد بن العارية، و الشيخ ساوس. (2018). مجلة الاقتصاد وإدارة الأعمال، 2(6)، 07-25.

4- أحمد حليوي خموسي، و الشريف أحمد أحمد. (2015). مدى أهمية النسب المالية المشتقة من قائمة التدفقات النقدية للتنبؤ بالفشل المالي في الشركات الصناعية العامة في ليبيا. مجلة الزرقاء للبحوث والدراسات الإنسانية، 15(1)، 177-188.

5- أحمد حسين مصيلحي سيد. (يناير, 2017). نموذج مقترح لاستخدام الشبكات العصبية في التنبؤ بالازمات المالية: دراسة تطبيقية على البنوك التجارية. مجلة دراسات، 18(1)، 166-214.

6- أحمد عادل جميل، و عثمان حسين عثمان. (-). إمكانية استخدام تقنيات الذكاء الصناعي في ضبط جودة التدقيق الداخلي (دراسة ميدانية في الشركات المساهمة العامة الأردنية). -، -(-)، 1-24.

7- أحمد ماجد، و ندى الهاشمي. (2018). الذكاء الاصطناعي بدولة الإمارات العربية المتحدة. ادارة الدراسات والسياسات الاقتصادية. الامارات العربية المتحدة: وزارة الاقتصاد.

8- احمد يوسف الرزو. (2018). دراسة العنقدة باستخدام شبكة كوهنين العصبية الصنعية المضببة "رسالة ماجستير". 1-128. اللاذقية، كلية العلوم/قسم الرياضيات، الجميورية العربية السورية/دمشق: جامعة تشرين.

9- أسامة أسعد بحبوح، و حسان ريشة. (2007). تأثير متغيرات الخوارزميات الجينية في مسائل إيجاد الحل الأمثل. مجلة جامعة دمشق للعلوم الهندسية، الثالث والعشرون(الثاني)، 105-128.

10- أسامه محمد حسن مهدي. (2014). أساليب التحليل المالي الحديثة ودورها في التنبؤ بالتعثر المالي لبعض شركات المساهمة السعودية (أطروحة دكتوراه). ب - 174. كلية الد ا رسات العليا، السودان -الخرطوم-: جامعة السودان للعلوم والتكنولوجيا.

11- الحاج خليفة، و حسين تراري مجاوي. (-). دراسة تطبيقية لاسلوب التمييز بين المؤسسات الفاشلة والمؤسسات السليمة باستخدام التحليل الاحصائي العاملي AFD حالة المؤسسات الصغيرة والمتوسطة الجزائرية. -، -(-)، 21-49.

12- الحبيب زواوي، و مريم نجاة نعاس. (جوان, 2015). قياس أمثلة المحفظة الاستثمارية باستخدام الخوارزميات الجينية (حالة أسهم بورصة الجزائر). مجلة رؤى الاقتصادية(8)، 121-134.

13- الشريف ريحان. (2005). التعثر المالي: المراحل، الأسباب والطرق وإجراءات المعالجة. التواصل(15)، 111-134.

14- العربية اتحاد المصارف. (2020). التكنولوجيا المالية والذكاء الإصطناعي في القطاع المالي والمصرفي. تاريخ الاسترداد 08 09, 2020، من إتحاد المصارف العربية:

https://uabonline.org/ar/%D8%A7%D9%84%D8%AA%D9%83%D9%86%D9%88%D9%84
%D9%88%D8%AC%D9%8A%D8%A7-
%D8%A7%D9%84%D9%85%D8%A7%D9%84%D9%8A%D8%A9-
%D9%88%D8%A7%D9%84%D8%B0%D9%83%D8%A7%D8%A1-
/%D8%A7%D9%84%D8%A5%D8%B5%D8%B7%D9%86%D8%A7

15- المعجم الوسيط. (بلا تاريخ). المعاني لكل رسم معنى. تاريخ الاسترداد 24 10, 2020، من https://www.almaany.com/ar/dict/ar-ar/%D8%AA%D8%B9%D8%AB%D8%B1/?c=%D8%A7%D9%84%D9%85%D8%B9%D8%AC%D9%85%20%D8%A7%D9%84%D9%88%D8%B3%D9%8A%D8%B7

16- إلياس بن الساسي، و يوسف قريشي. (2011). التسيير المالي (الإدارة المالية) -الجزء الثاني- (الإصدار الطبعة الثانية). عمّان الاردن: دار وائل للنشر.

17- إلياس بوجعادة، و نوة ثلايجية. (ديسمبر , 2016). استخدام الشبكات العصبونية الاصطناعية في دعم الق ا ر ا رت المالية في البنوك التجارية. مجلت الباحث الاقتصادي، -(06)، 272-285.

18- أم أيمن بابكر، صفية البدري، أفراح صديق، و أشرف مستند. (-). مشاريع النظم الذكية. كلية الحاسوب وتقانة المعلومات. جامعة النيلين.

19- أمل محمد علي مختار المهدي. (2019). حل مشكلة الملكات الثمانية باستخدام خوارزمية أمثليه سرب القطط CSO. 1-88. كلية العلوم/ قسم الحاسوب، ليبيا/ طرابلس: جامعة سبها.

20- أمينة دربال. (2014). محاولة التنبؤ بمؤشرات الأسواق المالية العربية باستعمال النماذج القياسية دراسة حالة: مؤشر سوق دبي المالي. 1- 143. تلمسان، كلية العلوم الاقتصادية/تخصص: نقود، بنوك و مالية، الجزائر: جامعة ابي بكر بلقايد.

21- أمينة عثامنية. (2019). المفاهيم الاساسية للذكاء الإصطناعي (الإصدار الطبعة الاولى). برلين - ألمانيا: المركز الديمقراطي العربي للدراسات الإستر اتيجية والسياسية والاقتصادية.

22- إنتصار السليماني. (ديسمبر, 2015). إطار مقترح للتنبؤ بالتعثر المالي في المؤسسات الاقتصادية الجزائرية. حوليات جامعة قالمة للعلوم الاجتماعية والإنسانية(13)، 527-551.

23- إنتصار سليماني. (2016). التنبؤ بالتعثر المالي في المؤسسات الاقتصادية - تطويع النماذج حسب خصوصيات البيئة الجزائرية- (أطروحة الدكتوراه). 281 -ا. العلوم الاقتصادية والتجارية وعلوم التسيير، باتنة/ الجزائر: جامعة باتنة.

24- ايفيان علاء ناظم. (01 December, 2009). استخدام نماذج الشبكات العصبية الاصطناعية للتنبؤ والمقارنة. مجلة الاقتصاد والعلوم الادارية، 15(56)، 201-215.

25- إيمان آيت مهدي. (2019). الشبكات العصبية الاصطناعية ومحاكاة سلوك المورد البشري في بيئة العمل. مجلة آفاق علوم الإدارة والاقتصاد، 03(01)، 149-163.

26- ايفيان علاء ناظم. (01 December, 2009). استخدام نماذج الشبكات العصبية الاصطناعية للتنبؤ والمقارنة. مجلة الاقتصاد والعلوم الادارية، 15(56)، 201-215.

27- بان أحمد حسن متراس، و جلال عبد الكريم سلطان. (2013). استخدام خوارزمية أمثلية سرب الطيور لحل مسائل جدول الانتاج الرئيس متعدد الأهداف مع التطبيق. المؤتمر العلمي السادس لكلية علوب الحاسوب والرياضيات. 25، الصفحات 385-369. العراق: المجلة العراقية للعلوم الاحصائية.

28- بدر السيد. (2016). تصميم و تحليل الخوارزميات. القاهرة، كلية الحاسبات والمعلومات، مصر: المكتبة العربية.

29- بشار ديب. (2016). الخوارزميات الجينية Genetic Algorithm. 1-23. الجمهورية العربية السورية: المركز الوطني للمتميزين.

30- جاسم حسن لازم، و صباح رضا منفي. (2018). مقارنة بعض خوارزميات الذكاء الاصطناعي مع طريقتي المربعات الصغرى اللاخطية وطريقة الامكان الاعظم لتقدير انموذج باستخدام المحاكاة Ratkowsky. مجلة كلية الرافدين الجامعة للعلوم(43)، 126-150.

31- جهاد حمدي اسماعيل مطر. (2010). نموذج مقترح للتنبؤ بتعثر المنشآت المصرفية العاملة في فلسطين (دراسة تطبيقية) -رسالة ماجستير-. أ- 137. غزة، كلية التجارة/ المحاسبة والتمويل، غزة/ فلسطين: الجامعة الاسلامية.

32- حسن سليمان محمد أبو عودة. (2017). مدى قدرة النسب المالية على تحسين نوعية المعلومات للشركات الخدمية المدرجة في بورصة فلسطين (دراسة حالة مجموعة الاتصالات الفلسطينية) (رسالة ماجستير). أ - 84. كلية التجارة: الجامعة الاسلامية غزة.

33- حسن محمد أحمد علي عمر . (2015). مؤشرات التحليل المالي ودورها في التنبؤ بالفشل المالي وفق نموذج ألتمان المطور بالتطبيق على شركات المقاولات في المملكة العربية السعودية 2008-2011 حالة شركة اعمال لبب للمقاولات المحدودة -رسالة ماجستير-. أ-134. كلية الدراسات العليا (المحاسبة والتمويل)، السودان/ الخرطوم: جامعة السودان للعلوم والتكنولوجيا.

34- حسين خليفة. (2013). الحل الأمثل لنظم توزيع شرب المياه باستخدام تقنية الخوارزميات الجينية. 130-I. اللاذقية، سوريا.دمشق: جامعة اللاذقية.

35- حليمة خليل الجرجاوي. (2008). دور التحليل المالي للمعلومات المالية المنشورة في القوائم المالية للتنبؤ بأسعار الأسهم (رسالة ماجستير). أ- 125. غزة، فلسطين/ القدس: الجامعة الإسلامية غزة.

36- خالد توفيق الشمري. (2010). التحليل المالي والاقتصادي. الطبعة الأولى، 13-277. عمان، الأردن: دار وائل للنشر.

37- خير الدين قريشي. (18 06, 2012). دور المعلومات المحاسبية المفصح عنها وفق النظام المحاسبي المالي (SCF) في التنبؤ بخطر الإفلاس دراسة عينة من الشركات الجزائرية من 2003-2010 (رسالة ماجستير). 106 -III. ورقلة، قسم العلوم التجارية، الجزائر: جامعة ورقلة.

38- رائدة خضير، و شذى هندي. (15 نيسان, 2011). نظام هجين: تضبيب شبكة عصبية جينية لحل بعض مسائل التصنيف. مجلة أبحاث البصرة (العلميات)(37 -2-)، 104-113. تم الاسترداد من ISSN-1817-2695

39- رضوان العمار، و حسين قصيري. (2015). دراسة مقارنة لنماذج التنبؤ بالفشل المالي. مجلة جامعة تشرين للبحوث والدراسات العلمية، 37(5)، 127- 146.

40- رقية معلم، و حسن طيار. (28 06, 2019). استخدام نموذج التمان للتنبؤ بالتعثر المالي لشركات قطاع التأمين في الجزائر. مجلة الباحث الاقتصادي، 7 (11 (مكرر))، 190-209.

41- روان غنيمات. (28 11, 2018). مقدمة في الذكاء الاصطناعي. الاردن، عمّان: منصة ادراك التعليمية. تاريخ الاسترداد 08 08, 2020، من https://courses.edraak.org/courses/course-v1:Edraak+ARIN+T3_2018/course/

42- رياض قادري. (2017). مقاربة رياضية وقياسية للتنبؤ بالمبيعات (التنبؤ بمبيعات شركة سونلغاز من الكهرباء المنخفض التوتر لسنة 2016 باستخدام طريقة الشبكات العصبية الاصطناعية ومنهجية Box & Jenkins (أطروحة دكتوراه). 269-I. تلمسان، العلوم التجارية/ تسويق، الجزائر: جامعة ابي بكر بلقايد.

43- زهرة عليوي، و محمد نهود. (2015). نموذج مقترح للتنبؤ بالتعثر المالي -دراسة تطبيقية في عينة من الشركات الصناعية المختلطة-. مجلة الادراة والاقتصاد، 38(103)، 231-249.

44- ساسية مساهل. (2017). دور مكاتب المراجعة في التنبؤ بتعثر المؤسسات دراسة على عينة من المكاتب العاملة بسطيف و الجزائر العاصمة، (أطروحة دكتوراه). أ- 400. سطيف، العلوم الاقتصادية والتجارية وعلوم التسيير، الجزائر: جامعة فرحات عباس.

45- سالم الحسناوي. (2014). التنبؤ بالتعثر المالي لشركات الاستثمار باستعمال النسب المالية لنموذج Kida وأثرها على EPS: دراسة في سوق العراق للاوراق المالية. مجلة المثنى للعلوم الادارية والاقتصادية، 4(9)، 118-134.

46- سامح محمد لطفي سعودي. (2007). مدخل محاسبي مقترح لاستخدام نماذج الشبكات العصبية في التنبؤ بمخاطر التعثر المالي لمنشآت الأعمال -أطروحة دكتوراه-. 1-210. الاسماعيلية، كلية التجارة/ قسم المحاسبة والمراجعة، مصر/القاهرة: جامعة قناة السويس.

47- سامية شهبي. (20 جوان, 2020). التعلم العميق، الجيل الجديد من التعلم الآلي -نظرة الى مستقبل الذكاء الاصطناعي-. 1-55. فرنسا/ ستراسبورغ.

48- سري نجم عبدالله العيساوي. (2019). قياس مخاطر التعثر المالي على الودائع المصرفية العراقية دراسة تطبيقه باستخدام نموذج التنبؤ المالي (رسالة ماجستير). 1-29. طرابلس، قسم محاسبة الدراسات العليا، لبنان: جامعة الجنان.

49- سفيان سيّد. (2018). استخدام الشبكات العصبية الاصطناعية للتنبؤ بالفشل المالي (دراسة تطبيقية) -رسالة ماجيستر-. أ - 77 . حلب، كلية الاقتصاد، سوريا -دمشق-: جامعة حلب.

50- سلام نواف عيد المومني. (2011). تطوير نموذج التنبؤ بالتعثر المالي باستخدام مؤشرات مالية وغير مالية "أطروحة دكتوراه". 1-179. الأردن: جامعة عمان العربية.

51- سليمان يعقوب الفرا. (-). الذكاء الاصطناعي. مجلة البدر، -(-)، 3-6.

52- سهام العايب. (2019). استخدام الخوارزميات الجينية كإحدى تقنيات الذكاء الاصطناعي في مجالي الاقتصاد وإدارة الأعمال (الإصدار الطبعة الاولى). برلين، ألمانيا: المركز الديمقراطي العربي للدراسات الإستراتيجية والسياسية والاقتصادية.

53- سورة البقرة. (بلا تاريخ). القرآن الكريم. 1-611.

54- شهلة خروفة. (2010). استخدام الخوارزمية الجينية لتحديد خصائص صور الأبنية. مجلة تكريت للعلوم الصرفة، 15(1)، 301-309.

55- صافي فلوح، اسماعيل اسماعيل ، عبد الرحمن مرعي، و محي الدين حمزة. (2009). تحليل القوائم المالية. كلية الاقتصاد، سوريا/ دمشق: منشورات جامعة دمشق.

56- صالح قريشي. (2016). محاولة بناء نموذج للتنبؤ بالتعثر المالي للمؤسسات الصغيرة والمتوسطة الجزائرية. المجلة الجزائرية للدراسات المحاسبية والمالية(03)، 49- 58.

57- صالح, ف .(2009) .أثر تطبيق الذكاء الاصطناعي والذكاء العاطفي على جودة اتخاذ القرار "رسالة ماجستير ." .143-1الأردن, الاردن/ عمَّان: جامعة الشرق الأوسط.

58- صفوان راشد، خيري رشيد، و عزة زكي. (2012). مقارنة بين أسلوبي الشبكات العصبية الاصطناعية والمربعات الصغرى للنماذج الخطية وغير الخطية مع التطبيق. المجلة العراقية للعلوم الإحصائية(21)، 246-265.

59- طارق فيلالي. (2017). التنبؤ بتعثر الشركات المقترضة باستعمال نماذج الشبكات العصبية الاصطناعية : دراسة حالة بنك الجزائر الخارجي. مجلة التنظيم والعمل، 6(3)، 95-113.

60- عادل المطيري، و نوفان العليمات. (2015). إمكانية التنبؤ بالفشل المالي باستخدام النسب المالية من وجهة نظر المديرين الماليين: دراسة ميدانية على الشركات المساهمة العامة في دولة الكويت (رسالة ماجستير). 1-95. كلية ادارة المال والأعمال، الأردن: جامعة آل البيت.

61- عادل نايف خالد المطيري. (2015). إمكانية التنبؤ بالفشل المالي باستخدام النسب المالية من وجهة نظر المدرين الماليين (دراسة ميدانية على الشركات المساهمة العامة في دواة الكويت) "رسالة ماجستير". 1-95. الأردن: جامعة آل البيت.

62- عباس عبد الرحمان، و حسين خليفة. (2012). الحل الأمثل لنظم توزيع مياه الشرب باستخدام تقنية الخوارزميات الجينية. مجلة تشرين للبحوث والدراسات العلمية، 34(4)، 155-173.

63- عبد الحليم سعيدي. (2015). محاولة تقييم إفصاح القوائم المالية في ظل تطبيق النظام المحاسبي المالي -دراسة عينة من المؤسسات- (أطروحة دكتوراه). 1-371. العلوم الاقتصادية والتجارية وعلوم التسيير، بسكرة/ الجزائر: جامعة بسكرة.

64- عبد الحميد بسيوني. (2008). أساسيات الشبكات العصبية الاصطناعية. عابدين، القاهرة: دار الكتب العلمية للنشر والتوزيع.

65- عبد الرحمان بن سانية. (2018). أساسيات التحليل المالي (مطبوعة دروس). 1-155. غرداية، كلية العلوم الاقتصادية والتجارية وعلوم التسيير، الجزائر.

66- عبد الشكور الفرا. (جوان, 2017). أهمية القوائم المالية في التنبؤ بالتعثر المالي للشركات المساهمة الصناعية السعودية لصناعة الاسمنت –دراسة تحليلة على القوائم والتقارير المالية المنشورة للشركات المساهمة الصناعية السعودية لصناعة الاسمنت باستخدام نموذج Altman Z–Score 2000 ونموذج Springate. مجلة الدراسات المالية والمحاسبية والإدارية(7)، 743–766.

67- عبد العظيم علي، و فوزية عمر. (2013). استخدام الشبكات العصبية الاصطناع يللةتنبؤ من انموذج للاقتصاد الكل ي. مجلة الاقتصادي الخليجي(24)، 1–39.

68- عبدالرحمن جمعة عبيد ، و اياد عبد حماد. (2016). استخدام نموذج الانحدار البروبيتي في التنبؤ بفشل الشركات (سوق الع ارق المالي أنموذجاً). مجلة جامعة الانبار للعلوم الاقتصادية والادارية، 8(15)، 20–46.

69- عبلة روابح، و عبد الجليل بوداح. (ديسمبر, 2015). تطور تقدير خطر القرض في ظل نماذج الذكاء الاصطناعي. مجلة العلوم الانسانية ، أ(44)، 193–222.

70- علي أبشر. (2015). المقارنة بين التحليل التمييزي والنموذج اللوجستي الثنائي و نماذج الشبكات العصبية في تصنيف المشاهدات (بالتطبيق على دراسة العوامل المؤثرة على كفاية الأسرة)، (أطروحة دكتوراه). أ – 117 . الخرطوم، كلية الدراسات العليا، السودان: جامعة السودان للعلوم والتكنولوجيا.

71- علي جنود، رائد جعفر، و نغم عصفوري. (2013). تقدير الكلف الأولية للمشاريع الهندسية باستخدام نموذج هجين بين الخوارزميات الجينية والشبكات العصبونية. مجلة جامعة تشرين للبحوث والد ا رسات العلمية، 35(7)، 243–261.

72- علي سليمان النعامي. (2006). نموذج محاسبي مقترح للتنبؤ بتعثر شركات المساهمة العامة. تنمية الرافدين، 83(28)، 35–50.

73- علي شاهين، و جهاد مطر. (2011). نموذج مقترح للتنبؤ بتعثر المنشآت المصرفية العاملة في فلسطين (دراسة تطبيقية). مجلة جامعة النجاح للأبحاث، 25(4)، 849 – 878.

74- عمار أكرم عمر الطويل. (2008). مدى اعتماد المصارف على التحليل المالي للتنبؤ بالتعثر دراسة تطبيقية على المصارف التجارية الوطنية في قطاع غزة (رسالة ماجستير). ج–129. غزة. فلسطين، كلية التجارة، فلسطين/ القدس: الجامعة الاسلامية غزة.

75- عمار بن مالك. (2011). المنهج الحديث للتحليل المالي الأساسي في تقييم الأداء – دراسة حالة شركة إسمنت السعودية– للفترة الممتدة من 2006–2010 (رسالة ماجستير). 1– 207. علوم التسيير، الجزائر: جامعة منتوري.

76- عمر ملوكي، و احمد الصالح سباع. (13–14 10, 2019). تطبيق استراتيجيات الذكاء الإصطناعي على المستوى الدولي (الإمارات العربية المتحدة نموذجا) . الملتقى الدولي حول: التفكير الاستراتيجي واستشراف المستقبل (الأنماط الممارسات المعوقات)، الصفحات 1–18.

77- عمر موفق. (2019). استخدام الخوارزميات الجينية في التنبؤ بتطاير الأسواق المالية (أطروحة دكتوراه). 113–ا. تلمسان، العلوم الاقتصادية، الجزائر: جامعة ابوبكر بلقايد.

78- غازي عبد العزيز سليمان البياتي. (2007). قيمة المعلومات المحاسبية التنبؤية ودورها في الرقابة مع التركيز على الرقابة القبلية (السابقة). مجلة تكريت للعلوم الادراية والاقتصادية، 3(7)، 1–17.

79- فاطمة الزهراء رقايقية. (2019). الشبكات العصبية الاصطناعية مدخل لتقدير مخاطر القروض في البنوك التجارية. كتاب جماعي: تطبيقات الذكاء الاصطناعي كتوجه حديث لتعزيز تنافسية منظمات الأعمال، 115- 128.

80- فاطمة بوعروري. (2019). مساهمة الشبكات العصبونية الاصطناعية في التنبؤ بحجم المبيعات لدعم صنع القرارات الإدارية في المؤسسات الاقتصادية: دراسة لبعض المؤسسات الجزائرية، أطروحة دكتوراه. أ-220. سطيف، كلية العلوم الاقتصادية والتجارية، وعلوم التسيير، الجزائر: جامعة سطيف 1 .

81- فاطمة محمد، و مريم مصطفى. (2017). الشبكات العصبية الاصطناعية (لتمييز الأحرف الانجليزية). 1-34. القادسية، قسم الحاسوب، العراق: جامعة القادسية.

82- فاطيمة بوادو، و مداني بن شهرة. (جانفي, 2015). استخدام أسلوب الشبكات العصبية الاصطناعية في التنبؤ بحجم المبيعات في المؤسسة الجزائرية (دراسة تطبيقية). مجلة الاستراتيجية والتنمية(8)، 63-89.

83- فريد بن نور، و محمد العربي نايت مرزوق. (05 03, 2019). إستخدام نماذج الذكاء الإصطناعي للتنبؤ باحتياطيات الصرف الأجنبي في الجزائر – نموذج الشبكات العصبية الإصطناعية ANN –. مجلة اقتصاديات شمال اقتصاديات شمال إفريقيا، 15(20)، 67-82.

84- فهد آل قاسم. (-). الذكاء الاصطناعي.

85- قاسم إبراهيم يحيى . (2014). مهاجمة نص مشفر)معلوم نصه الصريح(باستخدام خوارزمية جينية. مجلة التربية والعلم، 27 (1)، 158-168.

86- لطيفة جباري. (2016). طرق اتخاذ القرار باستخدام الذكاء الإصطناعي: دراسة مقارنة للتنبؤ بالطاقة الكهربائية لولاية تلمسان باستعمال الشبكات العصبية الاصطنتعية (أطروحة دكتوراه). 204-i. تلمسان، كلية العلوم الاقتصادية والتجارية وعلوم التسيير، الجزائر: جامعة ابي بكر بلقايد.

87- لمجد بوزيدي، و رياض عيشوش. (ديسمبر, 2017). دور تقنية الشبكات العصبية الاصطناعية في تسيير المخاطر في المؤسسات الصناعية. JFBEمجلة اقتصاديات المال والأعمال، 46- 54.

88- ماجد أحمد، و ندى الهاشمي. (2018). الذكاء الاصطناعي بدولة الإمارات العربية المتحدة. وزارة الاقتصاد، ادارة الدراسات والسياسات الاقتصادية. الامارات العربية المتحدة: وزارة الاقتصاد.

89- ماهر محمد العلاوي حنون. (2016). العلاقة بين مقاييس الأداء المحاسبية والعوائد السوقية للاسهم –دراسة تطبيقية على شركات المساهمة المدرجة في بورصة فلسطين-(رسالة ماجستير). أ-96. غزة، كلية الاقتصاد والعلوم الادارية، فلسطين/ القدس: جامعة الأزهر –غزة-.

90- محمد سليمان مخلف . (-). أساليب التحليل المالي. مجلة المحاسب العربى، -(8)، 1-9.

91- محمد أبركان . (18 10, 2020). أهمية تحليل التدفقات النقدية ودورها في التنبؤ بالتعثر المالي للمؤسسات –دراسة عينة من المؤسسات الناشطة في قطاع البناء والأشغال العمومية- خلال الفترة 2014-2017. أطروحة دكتوراه، -I 212. البويرة، علوم التسيير، الجزائر: جامعة آكلي محند أولحاج.

92- محمد ابوالقاسم علي الرتيمي. (2012). الذكاء الاصطناعي والنظم الخبيرة (الإصدار الطبعة الاولى).

93- محمد تيسير الرجبي. (2014). تحليل القوائم المالية (الإصدار الطبعة الاولى). القاهرة: الشركة العربية المتحدة للتسويق والتوريدات.

94- محمد داود الحدابي، أحمد عبد العظيم العمري، عبد القادر محمد العبادي، و محمد خضر محمد نور. (2004). استخدام الخوارزميات الجينية في حل مشكلة الجداول الدراسية الجامعية. مجلة العلوم والتكنولوجيا، 9(1 و 2)، 3-13.

95- محمد سامي لزعر . (2012). التحليل المالي للقوائم المالية وفق النظام المحاسبي المالي -دراسة حالة- (رسالة ماجستير). ب-209. قسنطينة، الجزائر: جامعة منتوري.

96- محمد عبادي. (2012). القرض التنقيطي وتحليل الشبكات العصبية الاصطناعية ودورها في تقدير مخاطر القروض البنكية. مجلة الدراسات الاقتصادية والمالية(05)، 85-114.

97- محمد علي الشرقاوي. (1993). الذكاء الاصطناعي والشبكات العصبية. مصر، القاهرة: مركز الذكاء الاصطناعي للحاسبات.

98- محمد محمود الخطيب. (2010). الاداء المالي واثره على عوائد أسهم الشركات (الإصدار الطبعة الاولى). عمان- الأردن: دار الحامد للنشر.

99- مصطفى الشيخ فهمي. (2008). التحليل المالي (الإصدار 1). رام الله/فلسطين: المالية للشركات الصغيرة والمتوسطة.

100- مصطفى طويطي. (2014). دور التحليل النوعي في التنبؤ بفشل المؤسسة الإقتصادية " حالة المؤسسات الصغيرة و المتوسطة الجزائرية " (أطروحة دكتوراه). 263-I. سيدي بلعباس، العلوم الإقتصادية، الجزائر: جامعة جيلالي ليابس.

101- مصطفى طويطي. (2018). أساليب الاحصاء الاستدلالي البارامترية. الطبعة 1 ، 1-366، قسم علوم الاقتصادية، الجزائر: دار حامد للنشر والتوزيع.

102- مصطفى يوسف سبسبي. (2011). دور المعلومات المالية المستقبلية للشركات في اتخاذ القرارات (دراسة ميدانية على عدد من شركات القطاع الخاص) -رسالة ماجستير-. أ-151. قسم المحاسبة، سوريا/ دمشق: جامعة حلب.

103- مليكة مذكور. (2020). هل المعرفة خاصية إنسانية حقا؟ الأكاديمية للدراسات الاجتماعية والإنسانية، لقسم)ج(الآداب و الفلسفة، ص،ص: 89 - 101، 12(01)، 89-101.

104- مها البدراني. (9 جانفي, 2007). استخدام الخوارزمية الجينية في تطابق أنماط الحرف الإنكليزي. مجلة التربية والعلم، 19(4)، 84-99.

105- موسى دفع الله. (2018). الاتجاهات الحديثة للتحليل المالي ودورها في التنبؤ بالتعثر المالي للمصارف بالتطبيق على بنك أم درمان الوطني، "أطروحة دكتوراه". 1-174. أم درمان، معهد بحوث ودراسات العالم الاسلامي/الدراسات النظرية، السودان: جامعة أم درمان الإسلامية.

106- مؤيد راضي خنفر، و غسان فلاح المطارنة. (2009). تحليل القوائم المالية (مدخل نظري وتطبيقي). الطبعة الثانية، 5-302. عمّان، الأردن: دار المسيرة للنشر والتوزيع.

107- ناصر نور الدين. (2019). أسس النحاسبة الادارية -اتخاذ القرارات، تخطيط الانتاج والأرباح، اعداد الموازنات، تحليل مالي، تقييم الأداء-. الاسكندرية، كلية التجارة، مصر/ القاهرة: مجمع العلوم الانسانية والاجتماعية.

108- ندوى خزعل رشاد، و عزة حازم زكي. (٢٠١٠). استخدام الشبكات العصبية الاصطناعية في تحليل الانحدار الخطي المتعدد. تنمية الرافدين، 32(99)، 1-33.

109- ندى ذنون . (2006). الخوارزمية الجينية لحالة الاستقرار تكتشف قواعد تعلم للشبكات العصبية الاصطناعية ذات التغذية الامامية والتنافسية. علوم المستنصرية، 17(1)، 1-16.

110- نمر داوود نعيم. (2013). التحليل المالي باستخدام برنامج EXCEL. عمان. الأردن: دار البداية ناشرون وموزعون.

111- نور كاظم ايوب ، و مهدي المهدي . (17 12, 08:20:39 / 2017). كلية العلوم البنات. تاريخ الاسترداد 30 10, 12:03 /2020، من جامعة بابل:
lcid=69553&depid=1&http://csg.uobabylon.edu.iq/lecture.aspx?fid=6

112- نور كاظم أيوب. (-). الخوارزميات الجينية. كلية العلوم للبنات. جامعة بابل.

113- هاجر بوعوة. (2019). تطبيقات الذكاء الاصطناعي الداعمة للقرارات الإدارية في منظمات الأعمال (الإصدار الطبعة الاولى). برلين، ألمانيا: المركز الديمقراطي العربي للدراسات الإستراتيجية والسياسية والاقتصادية.

114- هاشم الرفاعي. (2017). التنبؤ بتعثر الشركات باستخدام نموذج التمان: دراسة على الشركات الصناعية المدرجة في سوق بورصة عمان، (رسالة ماجستير). 24-25. الأردن: جامعة الشرق الأوسط.

115- همسة ثابت. (2012). استخدام إحدى التقنيات الذكائية في حل بعض النماذج الاقتصادية. المجلة العراقية للعلوم الإحصائية(21)، 304-315.

116- هند محمد هاني قنديل. (2016). استخدام الشبكات العصبية – الذكاء الاصطناعي – في التنبؤ المستقبلي بالنمو الاقتصادي في مصر. مجلة الد ا رسات المستقبلية، 02(-)، 1-22.

117- وحيد محمود رمو، و سيف عبد الرزاق الوتار. (2010). استخدام أساليب التحليل المالي في التنبؤ بفشل الشركات المساهمة الصناعية دراسة عينة من شركات المساهمة الصناعية العراقية المدرجة في سوق العراق للاوراق المالية. تنمية الرافدين، 32(100)، 1-30.

118- وليد بن شاعة، و عبد الرحمان بن سانية. (جوان, 2017). التنبؤ بالتعثر المالي لبعض المؤسسات العاملة في القطاع الخاص الصناعي بولاية غرداية باستخدام التحليل التمييزي خلال الفترة (2009-2014). رؤى الاقتصادية(12)، 291-312.

119- وزارة التجارة. (2019). السجل التجاري مؤشرات واحصائيات. مركز الوطني للسجل التجاري.
&doi:https://sidjilcom.cnrc.dz/web/cnrc/download?p_auth=CE0DbvC7
&p_p_state=normal&p_p_lifecycle=1&p_p_id=download_portlet_WAR_download
p_p_col_id=column-&p_p_mode=view
download_portlet_WAR_download__spage=%2FAccueil.do_&p_p_col_count=1&3

120- ياسر عوض الله بشير السماني. (2018). دور نماذج التحليل المالى في التنبؤ بالفشل المالى لشركات المساهمة (دراسة تطبيقية بشركة مجموعة سوداتل للإتصالات المحدودة) (رسالة ماجستير). أ-83. كلية الدراسات العليا: جامعة النيلين.

121- يوسف صوار. (2012). محاولة تقدير خطر عدم تسديد القرض باستعمال طريقة القرض التنقيطي وتقنية الشبكات العصبية الاصطناعية بالبنوك الجزائرية –دراسة حالة بنك الجزائري للتنمية الريفية BADR– (أطروحة دكتوراه). أ – 267 . تلمسان، علوم اقتصادية/ تخصص التسيير، الجزائر: جامعة ابي بكر بلقايد.

122- يوسف صوار، زقاي دياب، و قندوسي طاوش. (23-26 ابريل, 2012). تقنية الشبكات العصبية الاصطناعية كأحد أساليب ذكاء الأعمال لتسيير مخاطر القروض (دراسة حالة البنك الجزائر الخارجي). المؤتمر العلمي السنوي الحادي عشر ذكاء الأعمال واقتصاد المعرفة، الصفحات 87-107.

• باللغة الاجنبية:

1- Acosta-González, E., & Fernández-Rodríguez, F. (2013, 07 28). Forecasting Financial Failure of Firms via Genetic Algorithms. Comput Econ, -(-), 1-25.

2- Addo, P. M., Guegan, D., & Hassani, B. (2018, April 16). Credit Risk Analysis Using Machine and Deep Learning Models. risks, 6(38), 1-20.

3- Adib Trad, N. (2003). Financial Estimation Through Artificial Neural Networks (master degree). 1-120. Lebanon, Beirout: Islamic University In Lebanon.

4- Ampellio , E., & Vassio, L. (2016, 05 02). A hybrid swarm-based algorithm for single-objective optimization problems involving high-cost analyses. -, -(-), 1-19.

5- BACK, B., LAITINEN, T., & SERE, K. (1996). Neural Networks and Genetic Algorithms for Bankruptcy Predictions. (Pergamon, Ed.) Expert Systems With Applications, 11(04), 407-413.

6- Biswal, A. (2022, Feb 21). Recurrent Neural Network (RNN) Tutorial: Types, Examples, LSTM and More. TUTORIAL PLAYLIST(Lesson 14 of 18). Retrieved 03 04, 2022, from https://www.simplilearn.com/tutorials/deep-learning-tutorial/rnn

7- Breiman, L. (2001, January). RANDOM FORESTS. -, -(-), 1-33.

8- Brockett, P., Golden, L., Jang, J., & Yang, C. (2006). A COMPARISON OF NEURAL NETWORK, STATISTICAL METHODS, AND VARIABLE CHOICE FOR LIFE INSURERS FINANCIAL DISTRESS PREDICTION. The Journal of Risk and Insurance, 73(3), 397-419.

9- CAO, L. (2021, June). AI in Finance: Challenges, Techniques and Opportunities. -, 1(1), 1-40.

10- Etheridge, H., & Sriram, R. (1996, January). A NEURAL NETWORK APPROACH TO FINANCIAL DISTRESS ANALYSIS. -, 1-42.

11- Fanning, K., & Cagger, K. (1994, October). A Comparative Analysis of Artificial Neural Networks Using Financial Distress Prediction. INTELLIGENT SYSTEMS IN ACCOUNTING, FINANCE AND MANAGEMENT, 3, 241-252.

12- Hamdi, M. (2012 , July). PREDICTION OF FINANCIAL DISTRESS FOR TUNISIAN FIRMS:A COMPARATIVE STUDY BETWEEN FINANCIAL ANALYSIS AND NEURONAL ANALYSIS. Business Intelligence Journal, 5 (2), 374-382.

13- HOANG, E. (2000, juin 19). EVALUATION STRATEGIQUE d'ENTREPRISES par METHODES NEURONALES (THESE de Doctorat). 1-271. ASSAS (PARIS II): UNIVERSITÉ PANTHÉON.

14- Kim, M.-J., & Kang, D.-K. (2012). Classifiers selection in ensembles using genetic algorithms for bankruptcy prediction. Expert Systems with Applications, 39, 9308–9314.

15- Kraus, M., & Drass, M. (2020, 10 07). Artificial Intelligence for Structural Glass Engineering Applications - Overview, Case Studies and Future Potentials. Glass Structures and Engineering, -(-), 1-40.

16- Kriesel, D. (2005). A Brief Introduction to Neural Networks. Germany: ZETA2-EN.

17- Kumar, D., & Bala, R. (2017). Classification Using ANN: A Review. International Journal of Computational Intelligence Research, 13(7), 1811-1820.

18- Lessmann, S., Stahlbock, R., & Crone, S. (July 16-21, 2006). Genetic Algorithms for Support Vector Machine Model Selection. International Joint Conference on Neural Networks (pp. 3063-3069). Canada: IEEE.

19- McCarthy, Y. (2011, 02). BEHAVIOURAL CHARACTERISTICS AND FINANCIAL DISTRESS. CONFERENCE ON HOUSEHOLD FINANCE AND CONSUMPTION. 1303, pp. 1-37. Germany: European Central Bank -Eurosystem-. Retrieved from ISSN 1725-2806 (online)

20- Patterson, J., & Gibson, A. (2017). Deep Learning A PRACTITIONER'S APPROACH. United States of America: O'Reilly.

21- Saha, S. (2018, 12 15). A Comprehensive Guide to Convolutional Neural Networks — the ELI5 way. Retrieved 02 23, 2022, from Towards Data Science: https://towardsdatascience.com/a-comprehensive-guide-to-convolutional-neural-networks-the-eli5-way-3bd2b1164a53

22- Shewalkar , A., Nyavanandi, D., & Ludwig, S. (2019). PERFORMANCE EVALUATION OF DEEP NEURAL NETWORKS APPLIED TO SPEECH RECOGNITION: RNN,LSTM AND GRU. JAISCR, 9(4), 235-245.

23- Shi , H., Xu, M., & Li, R. (2018). Deep Learning for Household Load Forecasting – A Novel Pooling Deep RNN. IEEE Transactions on Smart Grids,, 9(5), 5271-5280.

24- Shi, H., Xu , M., & Li, R. (2018). Deep Learning for Household Load Forecasting – A Novel Pooling Deep RNN. IEEE Transactions on Smart Grids, 9(5), 5271-5280.

25- WALLENBERG, M. (n.d.). The essential AI Handbook for Leaders. 3-114. (A. M. ANDRÉN, Ed.) CHARLOTTE HENRIKSSON.

26- ABID, F., & ZOUARI, A. (2000). Financial distress prediction using neural networks:The Tunisian firms experience. Proceedings of the MS' 2000 International Conference on Modeling and Simulation, (pp. 399-406). spain.

27- Abyson, S., Kiran, G., & Jobin, S. (2016). An artificial bee colony approach for multi-objective job shop scheduling. Global Colloquium in Recent Advancement and Effectual Researches in Engineering, Science and Technology(25), pp. 1030 – 1037.

28- admin. (2019, 05 28). Investera | Investment Management Solution. Consulté le 09 08, 2020, sur Investera: https://investera.com/%D9%83%D9%8A%D9%81-%D9%8A%D8%A4%D8%AB%D9%91%D8%B1-%D8%A7%D9%84%D8%B0%D9%83%D8%A7%D8%A1-%D8%A7%D9%84%D8%A7%D8%B5%D8%B7%D9%86%D8%A7%D8%B9%D9%8A-%D8%B9%D9%84%D9%89-%D8%A7%D9%84%D8%AE%D8%AF%D9%85%D8%A7%D8%AA-%D8%A7%D9%84%D9%85%D8%A7%D9%8

29- Akhoondzadeh, M. (1997). Fuzzy Logic (presentation). 1-98. Tehran/Iran: University of Tehran.

30- Akhoondzadeh, M. (2019, November 03). Artificial Neural Network (ANN). Presentation, 1-129. Tehran: University of Tehran, 1397.

31- Akhoondzadeh, M., & Azizi, K. (2019, November). Genetic Algorithm (GA) (Presentation Of PowerPoint). 1-86. Tehran: University of Tehran.

32- Al Shamisi, M., Assi, A. H., & Hejase, H. A. (2011). Using MATLAB to Develop Artificial Neural Network Models for Predicting Global Solar Radiation in Al Ain City – UAE. Engineering Education and Research Using MATLAB, 219-238.

33- Alamin, N. (2019). Application of Artificial Neural Networks Model for Forecasting Consumption of Electricity in Gezira State, Sudan (2006-2018). Journal of Natural, Life and Applied Sciences, 3(3), 159-171.

34- Arkan, T. (2015). Detecting Financial Distress with the b-Sherrod Model: a Case Study. Finanse, Rynki Finansowe, Ubezpieczenia, 2(74), 233-244.

35- Beaver, W. H., Correia, M., & McNichols, M. F. (2010). Financial Statement Analysis and the Prediction of Financial Distress. now -the essence of knowledge-, 5 (2), i-78.

36- Belavadia, S., Rajagopal, S., R, R., & Mohan, R. (2020). Air Quality Forecasting using LSTM RNN and Wireless Sensor Networks. Procedia Computer Science, 170, 241-248.

37- Ben Jabeur, S. (2014, - -). L'UTILISATION DU MODÈLE DE COX-PLS DANS LA PRÉVISION DE DÉFAILLANCE DES ENTREPRISES. IPAG Business School,, -(-), 1-6.

38- Berrais, A. (1999). Artificial Neural Networks in Structural Engineering: Concept and Applications. JKAU: Engeneer Science, 12(1), 53-67.

39- Blackburn, S. (2008). The Oxford Dictionary of Philosophy. (O. :. Press, Ed.) Retrieved 08 02, 2021, from Livres: https://books.google.dz/books?hl=fr&lr=&id=5wTQtwB1NdgC&oi=fnd&pg=PR5&dq=Dictionary+of+Philosophy+of+Mind+entry+on+connectionism&ots=Zc_U1fkGWA&sig=3ALXWDkoaK7BlftvEAqnK0RJ7qg&redir_esc=y#v=onepage&q=%20Connectionism%20approch&f=false

40- Blum, C. (2005). Ant colony optimization: Introduction and recent trends. Physics of Life Reviews(2), 353–373.

41- Bouktif, S., Fiaz, A., Ouni, A., & Serhani, M. (2020, January 13). Multi-Sequence LSTM-RNN Deep Learning and Metaheuristics for Electric Load Forecasting. Energies, 13 (-), 410 -391.

42- Bulatović, R. R., Bošković, G., & Sav, M. M. (2014, Dec). Latin American Journal of Solids and Structures, 11(8), 1-15.

43- CAO1, Y. J., & WU2, Q. H. (1999). TEACHING GENETIC ALGORITHM USING MATLAB. Elect. Enging. Educ, 36, 139153.

44- Cervantes, J., Li, X., & Yu, W. (2013). Using Genetic Algorithm to Improve Classification Accuracy on Imbalanced Data., (pp. 2659- 2664). México.

45- Chang, H.-T., Chen, P.-C., & Huang, H.-C. (2013 , February). A Study on the Application of Neural Network to the Prediction of Weight Control. International Journal of Engineering Research and Development, 5(11), 78-85.

46- Chinhlazare, d. (2019, may 27). Learn Genetic Algorithms. 15 parts. Punjab, Pakistan: Educational Apps.

47- Dolphin, R. (2020, Oct 21). LSTM Networks | A Detailed Explanation. Retrieved from towards datascience: https://towardsdatascience.com/lstm-networks-a-detailed-explanation-8fae6aefc7f9

48- Elyan, E., & Gaber, M. M. (2017, 04). A Genetic Algorithm Approach to Optimising Random Forests Applied to Class Engineered Data. Information Sciences, 384, 220-234.

49- Felouat, H. (2019). Artificial Intelligence and Its Applications. jidjel. Retrieved 09 17, 2020

50- Feng, J., He, X., Teng, Q., Ren, C., Chen, H., & Li, Y. (2016, 09 16). Reconstruction of porous media from extremely limited informationusing conditional generative adversarial networks. PHYSICAL REVIEW, 100, 1-14.

51- GASMI, L. (2019, 01 17). Time Series forecasting using neural networks and Genetic algorithms (THESE DE DOCTORAT). i-76. SIDI BEL ABBES, FACULTE DES SCIENCES EXACTES: UNIVERSITE DJILLALI LIABES.

52- Gershenson, C. (-). Artificial Neural Networks for Beginners.

53- Goldberg, D. E. (1989). Genetic Algorithms in search, optimazation & maching learning. USA: Addison-wesley publishing comapny.

54- Gregova, E., Valaskova, K., Adamko, P., Tumpach, M., & Jaros, J. (2020, 05 12). Predicting Financial Distress of Slovak Enterprises: Comparison of Selected Traditional and Learning Algorithms Methods. sustainability, 12(3954), 1-17.

55- Guo, C., & Yang, X. (2011, February). A Programming of Genetic Algorithm in Matlab7.0. Modern Applied Science, 5(1), 230-235.

56- Gupta, S., Singh, V. P., Singh, S. P., Prakash, T., & Rathore, N. S. (2016). Elephant herding optimization based PID controller tuning. International Journal of Advanced Technology and Engineering Exploration, 3(24), 194-198.

57- Hasan, Z. F., & Hussein, A. A. (2016). Heart Disease Classification By Genetic Algorithm. Pure and Applied Sciences, 24(9), 2389-2394.

58- Hermawanto, D. (-). Genetic Algorithm for Solving Simple Mathematical Equality Problem. 1-10.

59- Hiriyannaiah, S., Srinivas, A., Shetty, G., G.M, S., & Srinivasa, K. (2020). A computationally intelligent agent for detecting fake news using generative adversarial networks. In Hybrid Computational Intelligence (pp. 69- 96). Elsevier Inc. doi:https://doi.org/10.1016/B978-0-12-818699-2.00004-4

60- Jain, A. K., Mao, J., & Mohiuddin, K. (1996, March). Artiicial Neural Networks: A Tutorial. IEEE Computer, 29(3), 1-33.

61- Jun Zeng, X. (2010, 01 04). COMP14112: Artificial Intelligence Fundamentals. Lecture 4 – Overview and Brief, 1-29. Manchester, England: University of Manchester.

62- Kemp, R. (-). An introduction to genetic algorithms for neural networks. -, -(-), 1-13.

63- Kennedy, J., & Eberhart, R. (1995). Particle Swarm Optimization. Neural Network, pp. 1942-1948.

64- Kihooto, E., Omagwa, J., Wachira, M., & Ronald , E. (2016). Financial Distress in Commercial and Services Companies Listed at Nairobi Securities Exchange, Kenya. European Journal of Business and Management, 8 (27), 86-89. Retrieved from ISSN 2222-1905 (Paper) ISSN 2222-2839 (Online)

65- Kudela, P., Franaszczuk, P., & Ber, G. (2003). Changing excitation and inhibition in simulated neural networks: effects on induced bursting behavior. Springer-Verlag (Biol. Cybern), 88, 276-285.

66- Kukreja, H., Bharath, N., Siddesh, C. S., & Kuldeep, S. (2016). AN INTRODUCTION TO ARTIFICIAL NEURAL NETWORK. IJARIIE, 1 (5), 27-30.

67- Kumar, K., & Tan, C. (2004, January). Artificial Intelligence in Financial Distress Prediction. -, 1-7.

68- Kumar, S., & Sahoo, G. (2017, November). A Random Forest Classifier based on Genetic Algorithm for Cardiovascular Diseases Diagnosis. International Journal of Engineering, 30(11), 1723-1729.

69- Kumar, J., Goomer, R., & Singh, A. (2018). Long Short Term Memory Recurrent Neural Network (LSTM-RNN)Based Workload Forecasting Model For Cloud Datacenters. Procedia Computer Science, 125, 676–682.

70- Kriesel, D. (2005, 05 27). A Brief Introduction to Neural Networks. v-219. Germany, Germany,: University of Bonn. Retrieved from www.dkriesel.com

71- Larasati, A., DeYongb, C., & Slevitchc, L. (2012). The Application of Neural Network and Logistics Regression Models on Predicting Customer Satisfaction in a Student-Operated Restaurant. Social and Behavioral Sciences, 65, 94-99.

72- Li, Y., Yi, J., Chen, H., & Peng, D. (2021, 06 01). Data Science in Finance and Economics. Theory and application of artificial intelligence in financial industry, 1(2), 96-116.

73- Lillicrap, T. P., & Kording, K. P. (2019). What does it mean to understand a neural network? -, -(-), 1-9.

74- Lipton, Z., Kale, D., Elkan, C., & Wetzel, R. (2016). LEARNING TO DIAGNOSE WITH LSTM RECURRENT NEURAL NETWORKS. ICLR, -(-), 1-18.

75- López-Ibáñez, M., Stützle, T., & Dor, M. (2016). Ant Colony Optimization: A Component-Wise Overview (Vol. Handbook of Heuristics). Springer International Publishing.

76- Mahanta, J. (2017, Jul 10). Introduction to Neural Networks, Advantages and Applications. Towards Data Science. Retrieved 04 09, 2020, from https://towardsdatascience.com/introduction-to-neural-networks-advantages-and-applications-96851bd1a207

77- Manurung, J., Mawengkang, H., & Zamzam, E. (2017). Optimizing Support Vector Machine Parameters with Genetic Algorithm for Credit Risk Assessment. International Conference on Information and Communication Technology (IconICT) (pp. 1-6). Journal of Physics: Conference Series.

78- Mestiri, S., & Hamdi, M. (-). La prévision de la détresse financière des firmes tunisiennes par le modèle derégression logistique à effets aléatoires. -, -(-), 1-17.

79- Mokhatab Rafiei , F., Manzari , S., & Bostanian, S. (2011). Financial health prediction models using artificial neural networks, genetic algorithm and multivariate discriminate analysis: Iranian evidence. Expert Systems with Applications, 38(8), 10210-10217.

80- Muller, G., Steyn-Bruwer, B., & Hamman, W. (2012). What is thebest way to predict financial distress of companies? USB Leaders' online Finance(2), 24-25.

81- Nezaratian, H., Zahiri, J., Peykanic, M. F., Haghiabi, A., & Parsaie, A. (2021). A genetic algorithm-based support vector machine to estimate the transverse mixing coefficient in streams. Water Quality Research Journal, 56(3), 127-142.

82- Ng, A. (2017). Deep Learning Masterpiece. USA.

83- Niraula, N. (2010, November 11). Genetic Algorithm.

84- Noorazliza , S., Junita , M.-S., & Abro, A. (2015, 03 23). New Enhanced Artificial Bee Colony (JA-ABC5) Algorithm with Application for Reactive Power Optimization. The Scientific World Journal, 2015, 1-11. doi: https://doi.org/10.1155/2015/396189

85- Nouman, N. (2015, February). Introduction to Artificial Neural Networks & Hidden Layer. -, 1-5.

86- PARK, S.-S. (2008, May). A COMPARATIVE STUDY OF LOGIT AND ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS IN PREDICTING BANKRUPTCY IN THE HOSPITALITY INDUSTRY(MASTER OF SCIENCE). 1-77. Stillwater, Oklahoma: Oklahoma State University.

87- PARK, S.-S., & HANCER, M. (2012). A comparative study of logit and artificial neural networks in predicting bankruptcy in the hospitality industry. Tourism Economics, 18 (2), 311–338.

88- Peterson, S., & Flanagan III, A. B. (-). Neural Network Hedonic Pricing Models in Mass Real Estate Appraisal. 1-25. Virginia, -, USA: Virginia Commonwealth University.

89- Poli, R., Kennedy, J., & Blackwell, T. (2007, August 01). Particle swarm optimization. Swarm Intell(1), 33-57.

90- Rhydian Rhys, M. L. (2006, August). Metaheuristics for University Course Timetabling (degree of Doctor of Philosophy). I-168. Édimbourg, Écosse: Napier University.

91- Roell, J. (2017, 06 26). Understanding Recurrent Neural Networks: The Preferred Neural Network for Time-Series Data. Retrieved 02 23, 2022, from Towards Data Science: https://towardsdatascience.com/understanding-recurrent-neural-networks-the-prefered-neural-network-for-time-series-data-7d856c21b759

92- Samsul, M. I., Zhou, L., & Li, F. (2009). Application of Artificial Intelligence (Artificial Neural Network) to Assess Credit Risk: A Predictive Model For Credit Card Scoring. 1-32. School of Management, Blekinge Institute of Technology: Spring.

93- Santoro, A., Raposo, D., G.T. Barrett, ,. D., Pascanu, R., Battaglia, P., Lillicrap, T., & Malinowski, M. (2017, 06 05). A simple neural network module for relational reasoning. DeepMind, 1-16.

94- Shewalkar , A., Nyavanandi, D., & Ludwig, S. (2019). PERFORMANCE EVALUATION OF DEEP NEURAL NETWORKS APPLIED TO SPEECH RECOGNITION: RNN,LSTM AND GRU. JAISCR, 9(4), 235-245.

95- Shin, K.-S., & Lee, Y.-J. (2002). A genetic algorithm application in bankruptcy prediction modeling. Expert Systems with Applications, 1-8.

96- Stauba, S., Karamanb, E., Kayaa, S., Karapinar, H., & Güven, E. (2015). Artificial Neural Network and Agility. World Conference on Technology, Innovation and Entrepreneurship. 195, pp. 1477-1485. Procedia - Social and Behavioral Sciences.

97- SUAREZ, J. (2004, December). A NEURAL NETWORK MODEL TO PREDICT BUSINESS FAILURE IN CONSTRUCTION COMPANIES IN THE UNITED STATES OF AMERICA (DOCTOR OF PHILOSOPHY). 1-246. Florida: UNIVERSITY OF FLORIDA.

98- Varetto , F. (1998). Genetic algorithms applications in the analysis of insolvency risk. Journal of Banking & Finance, 22, 1421-1439.

99- without name. (2022, 02 15). 5 Different Types of Neural Networks. Retrieved 02 23, 2022, from ProjectPro: https://www.projectpro.io/article/5-different-types-of-neural-networks/431

100- Wua, D., Liang, L., & Yangc, Z. (2008). Analyzing the financial distress of Chinese public companies using probabilistic neural networks and multivariate discriminate analysis. Socio-Economic Planning Sciences, 42, 206-220.

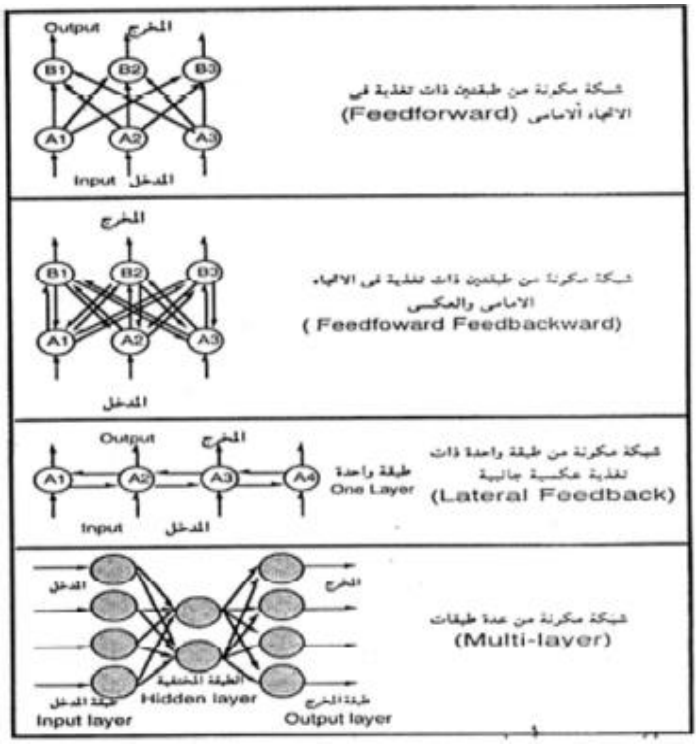
101- Yin, Z., Liu , X., & Wu , Z. (2013, 07 31). A Multiuser Detector Based on Artificial Bee Colony Algorithm for DS-UWB Systems. The Scientific World Journal, 2013, 1-8. doi:https://doi.org/10.1155/2013/547656

102- Zacharis, N. Z. (2016, September). PREDICTING STUDENT ACADEMIC PERFORMANCE IN BLENDED LEARNING USING ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS. International Journal of Artificial Intelligence and Applications (IJAIA), 7(5), 17-29.

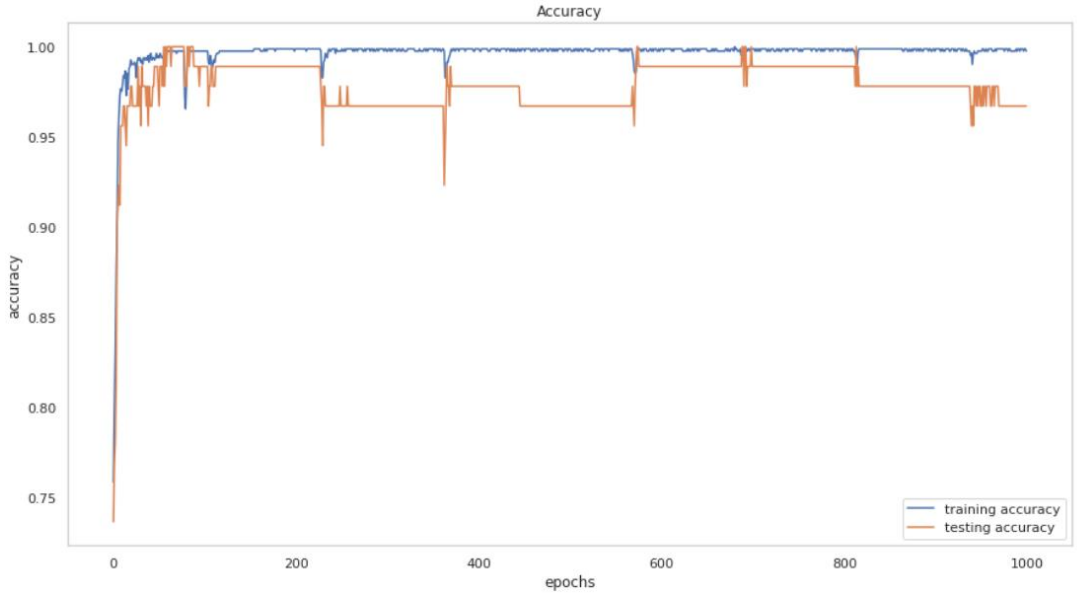
103- Zbeel, B. M. (2013). Using Genetic Algorithm for Network Intrusion Detection. Centre of Kuffa Education(29), 209-224.

الملاحق

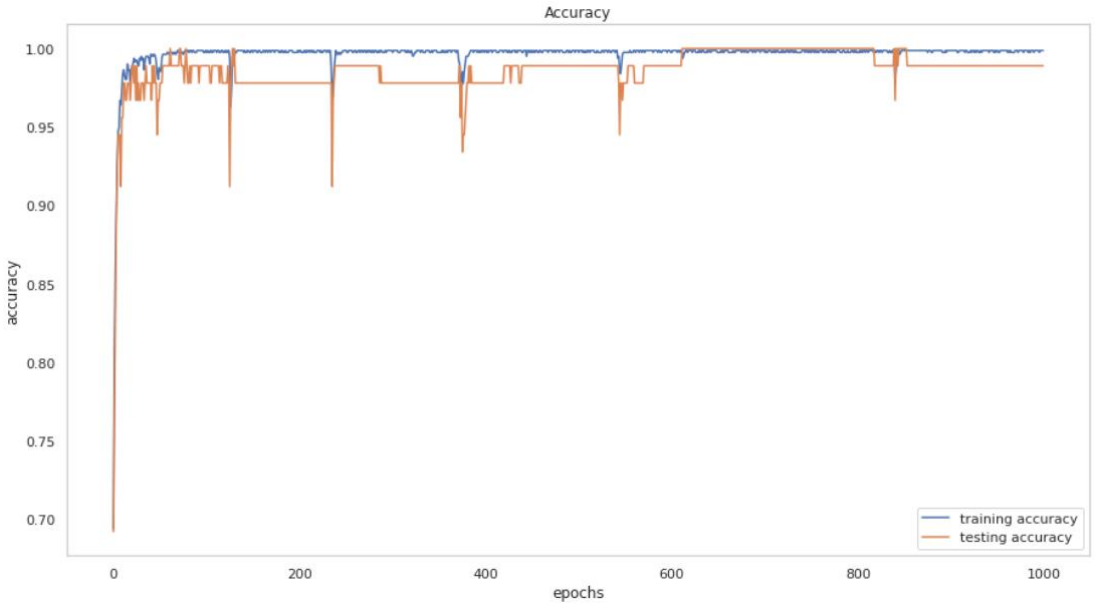
الملحق رقم (01): أنواع الشبكات العصبية الاصطناعية



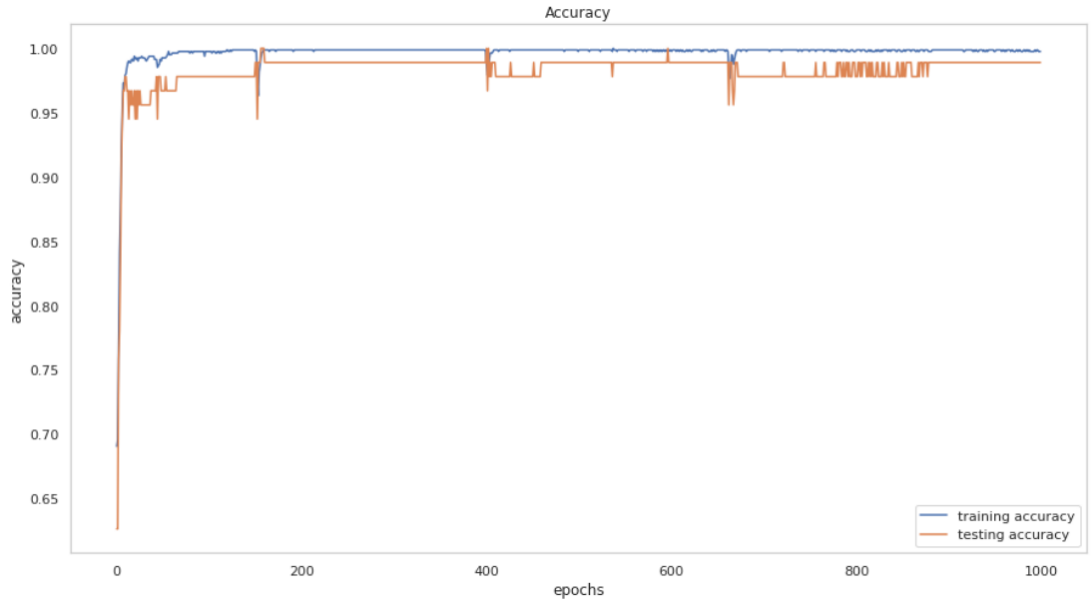
الملحق رقم (02): دقة النموذج التسلسلي



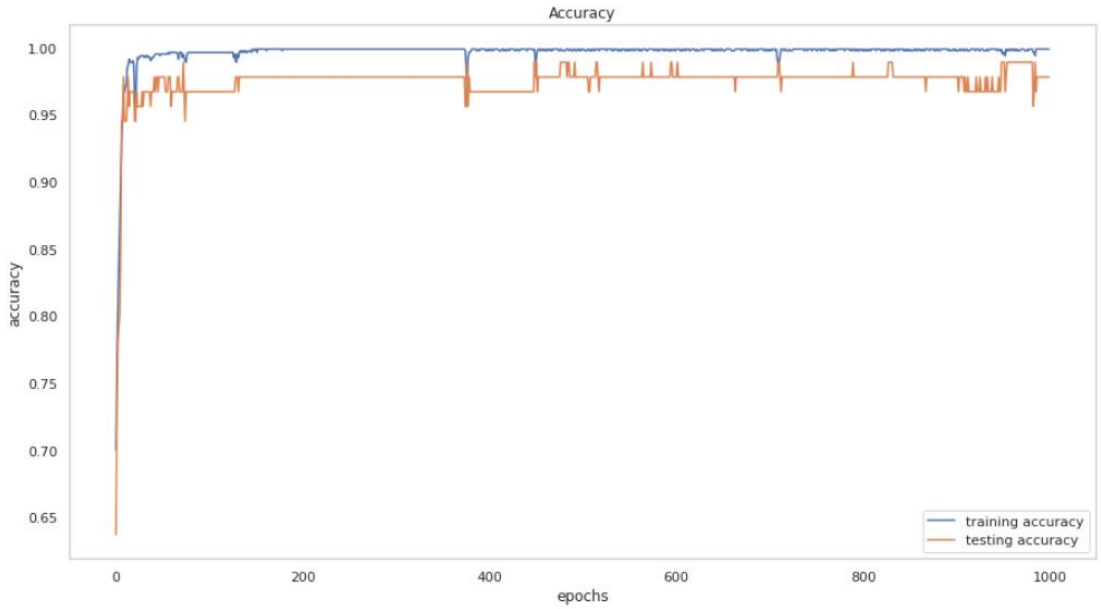
الملحق رقم (03): دقة النموذج التسلسلي1



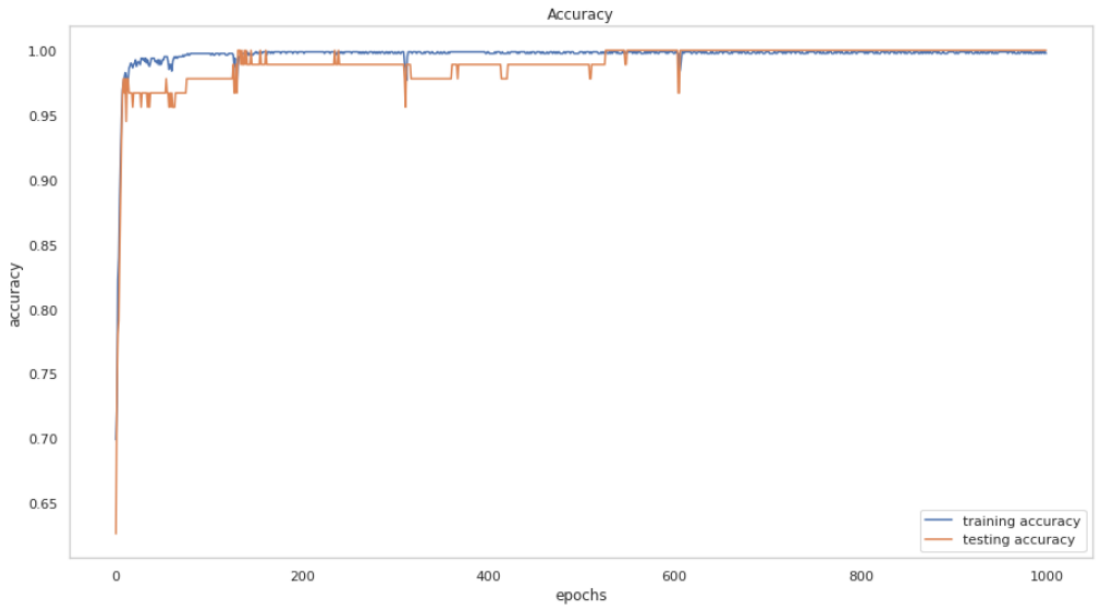
الملحق رقم (04): دقة النموذج التسلسلي2



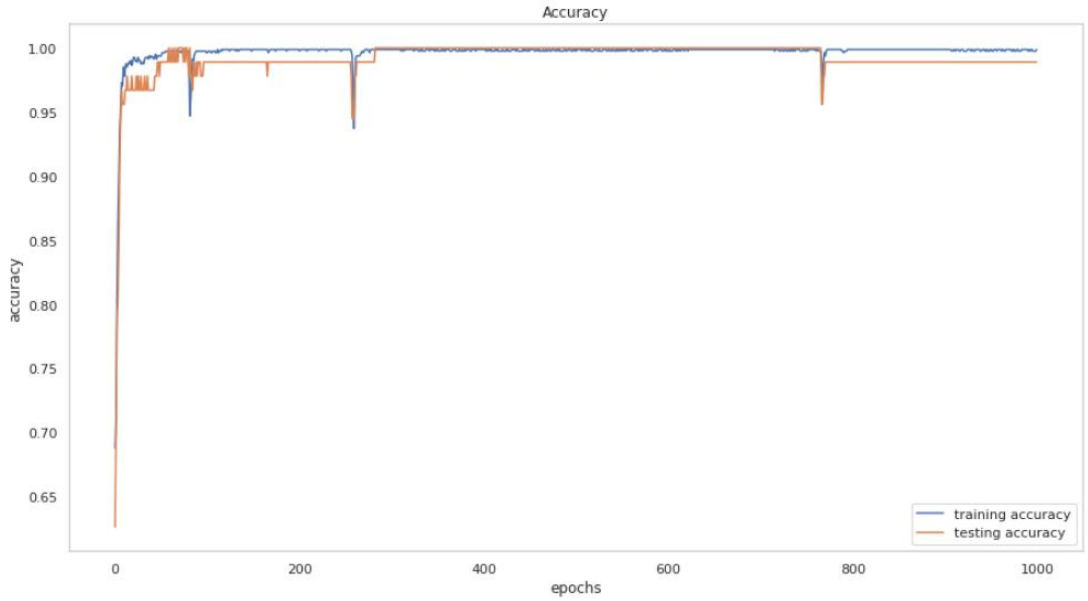
الملحق رقم (05): دقة النموذج التسلسلي3



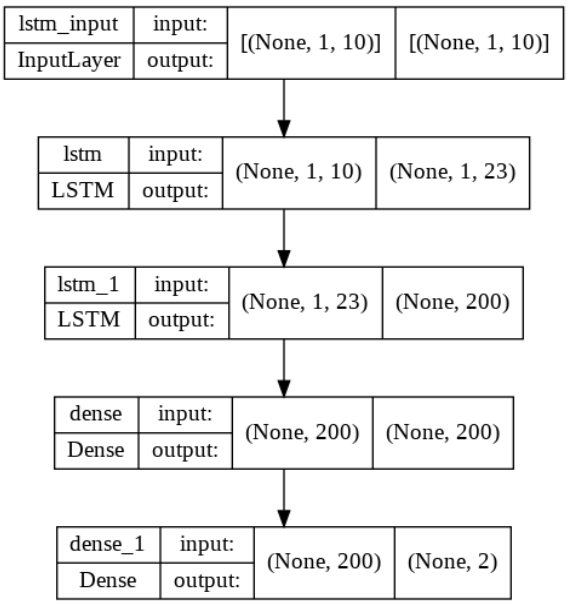
الملحق رقم (06): دقة النموذج التسلسلي4



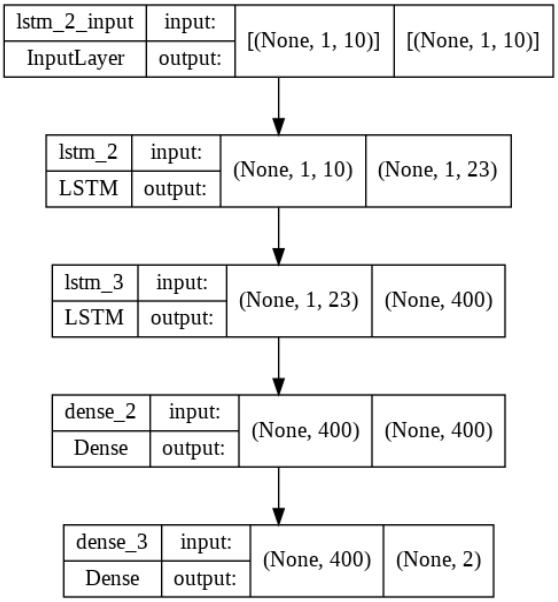
الملحق رقم (07): دقة النموذج التسلسلي5



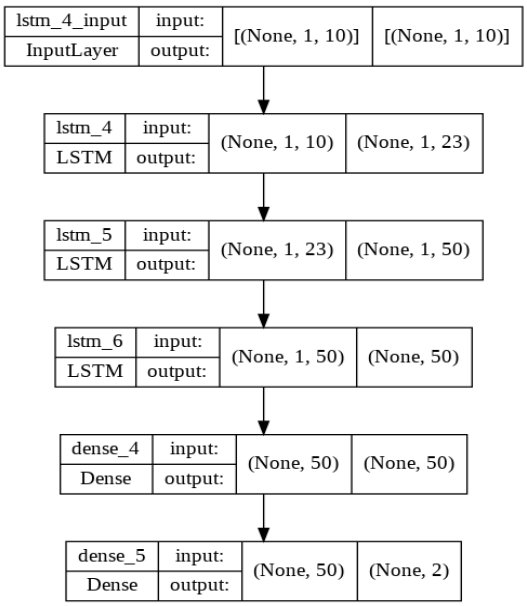
الملحق رقم (08): هيكل الشبكة العصبية العميقة للنموذج التسلسلي عند LSTM_200



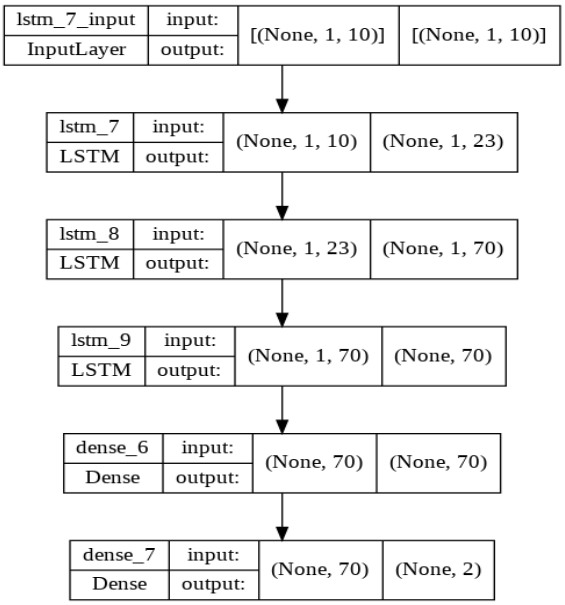
الملحق رقم (09): هيكل الشبكة العصبية العميقة للنموذج التسلسلي1 عند LSTM_400



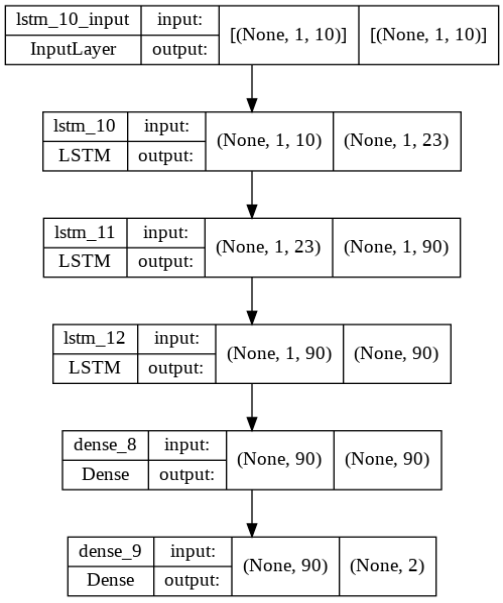
الملحق رقم (10): هيكل الشبكة العصبية العميقة للنموذج التسلسلي2 عند LSTM_50



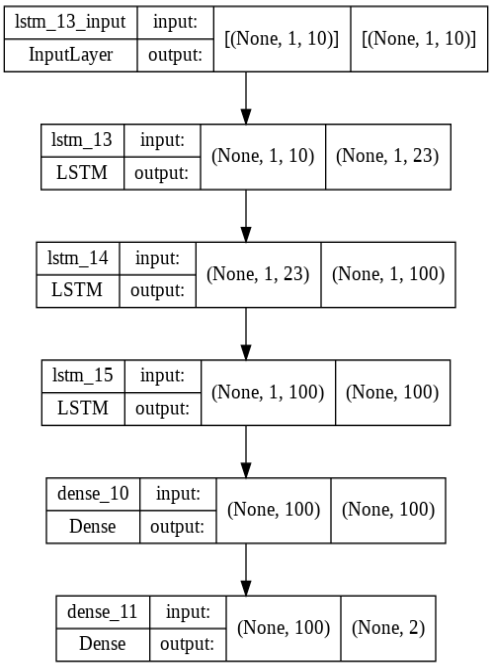
الملحق رقم (11): هيكل الشبكة العصبية العميقة للنموذج التسلسلي3 عند LSTM_70



الملحق رقم (12): هيكل الشبكة العصبية العميقة للنموذج التسلسلي4 عند LSTM_90



الملحق رقم (13): هيكل الشبكة العصبية العميقة للنموذج التسلسلي5 عند LSTM_100



الفهـرس

المحتوى	الصفحة
الاهداء	
الشكر	
الملخص	
قائمة المحتويات	II
قائمة الجداول	IV
قائمة الأشكال	V
قائمة الملاحق	VII
قائمة المختصرات	VIII
مقدمة عامة	2
الفصل الأول: الإطار النظري لتطبيقات الذكاء الاصطناعي والتعثر المالي	
تمهيد الفصل الأول	8
المبحث الأول: الإطار المفاهيمي للذكاء الاصطناعي	9
المطلب الأول: ماهية الذكاء الاصطناعي	9
الفرع الأول: مفهوم ونشأة الذكاء الاصطناعي	9
الفرع الثاني: خصائص ومجالات الذكاء الاصطناعي	13
المطلب الثاني: الشبكات العصبية الاصطناعية	15
الفرع الأول: المفهوم والخلفية التاريخية للشبكات العصبونية	15
الفرع الثاني: خصائص أنواع واستخدامات الشبكات العصبية الاصطناعية	19
الفرع الثالث: التقييم والعوامل المؤثرة على الشبكات العصبية الاصطناعية	27
المطلب الثالث: الخوارزميات الجينية	29
الفرع الأول: مفهومها، سماتها، دوافع استخدامها والفروق بينها	29
الفرع الثاني: المعايير، إيجابيات، سلبيات واستخدامات الخوارزميات الجينية	32
المطلب الرابع: نماذج أخرى للذكاء الاصطناعي	37
المبحث الثاني: الإطار المفاهيمي التعثر المالي	44
المطلب الأول: ماهية التعثر المالي	44
الفرع الأول: مفهوم التعثر المالي، مراحله، أسبابه ومؤشراته	44
الفرع الثاني: آثار التعثر المالي وسبل علاجه	49

المطلب الثاني: مؤشرات التعثر المالي	52
الفرع الأول: ماهية النسب المالية	52
الفرع الثاني: النسب المالية المستخدمة لقياس التعثر المالي	55
المطلب الثالث: التنبؤ بالتعثر المالي وعلاقته بالذكاء الاصطناعي	61
الفرع الأول: ماهية التنبؤ بالتعثر المالي	61
الفرع الثاني: نماذج وخطوات ومحددات التنبؤ بالتعثر المالي	65
الفرع الثالث: علاقة التعثر المالي بالذكاء الاصطناعي	67
المبحث الثالث: مراجعة الأدبيات المتعلقة بالدراسة الحالية	69
المطلب الأول: الدراسات المحلية	69
المطلب الثاني: الدراسات الأجنبية	74
الفرع الأول: الدراسات العربية (باللغة العربية)	74
الفرع الثاني: الدراسات الغربية (باللغة الأجنبية)	78
المطلب الثالث: مقارنة الدراسات السابقة بالدراسة الحالية	84
الفرع الأول: تلخيص الدراسات السابقة	84
الفرع الثاني: التعقيب على الدراسات السابقة	92
الفرع الثالث: ما يميز الدراسة الحالية عن الدراسات السابقة	93
خلاصة الفصل الأول	95
الفصل الثاني: الإطار العملي لتطبيقات الذكاء الاصطناعي في بناء نماذج للتنبؤ بالتعثر المالي للمؤسسات الاقتصادية الجزائرية	
تمهيد الفصل الثاني	97
المبحث الاول: منهجية الدراسة	98
المطلب الاول: مجتمع وعينة الدراسة	98
المطلب الثاني: متغيرات الدراسة والأساليب الاحصائية المستخدمة	99
المطلب الثالث: آلية عمل النماذج المطبقة في الدراسة	105
الفرع الأول: نماذج الشبكات العصبية الاصطناعية	105
الفرع الثاني: نماذج الخوارزميات الجينية	115
المبحث الثاني: بناء نموذج احصائي للتنبؤ بالتعثر المالي	120
المطلب الأول: وصف وتحليل بيانات الدراسة	120
المطلب الثاني: صياغة نموذج للتنبؤ بمخاطر التعثر المالي باستخدام الشبكات العصبية العميقة	132

المطلب الثالث: صياغة نموذج للتنبؤ بمخاطر التعثر المالي باستخدام الخوارزميات الجينية	162
المبحث الثالث: مناقشة النتائج	173
المطلب الاول: عرض النتائج والمفاضلة بين نموذجي الدراسة	173
المطلب الثاني: اختبار فرضيات الدراسة	175
المطلب الثالث: قراءة نتائج الدراسة في ضوء الدراسات السابقة	176
خلاصة الفصل الثاني	178
خاتمة عامة	180
قائمة المراجع	186
الملاحق	204
الفهرس	