تحسين نموذج الخوارزميات الجينية بمتجهات الدعم الآلي في التنبؤ بالفشل المالي للمؤسسات الجزائرية خلال الفترة 2011–2018

Improving genetic algorithms model using automatic support vectors through Algerian institutions financial failure predicting experience during 2011-2018

هلال وسام أرحاب[*]، جامعة غرداية، (الجزائر). arhab.wissam@univ-ghardaia.dz

مروة زهواني، جامعة غرداية (الجزائر)، zahouani.marwa@univ-ghardaia.dz

تاريخ الاستلام: 2023/05/28 تاريخ القبول: 2023/09/28 تاريخ النشر: 2023/12/28

ملخص:

تهدف الدراسة الى إمكانية التنبؤ بالفشل المالي للمؤسسات الجزائرية باستخدام نموذج هجين بين الخوارزميات الجينية ومتجهات الدعم الآلي، من خلال تحليل 23 نسبة مالية لـ 1128 مؤسسة جزائرية بالاستعانة ببرنامج **البايثون**. وتوصلت الدراسة إلى أن دقة التنبؤ بالفشل المالي للمؤسسات الجزائرية لنموذج الخوارزميات الجينية المدربة والمصممة بالمتجهات الدعم الآلي قد بلغت 90,95 % مما يدل على قوة النموذج وقدرته على التنبؤ بشكل جيد.

كلمات مفتاحية: ذكاء اصطناعي، خوارزميات جينية، متجهات دعم آلي، فشل مالي.

تصنيفات JEL: G32،O32 ،O31 .

Abstract:

The study aims the Algerian institutions predict financial failure which using a hybrid model between genetic algorithms and automated support vectors, throughout analyzing 23 financial ratios for 1128 Algerian institutions using the Python program. The study found out those such Algerian institutions financial failure prediction accuracy in view of the

[*] المؤلف المرسل.

trained genetic algorithm model designed with automated support vectors reached 90.95%, indicating the model strength with its ability for well predicting.
Keywords: artificial intelligence, genetic algorithms, automated support vectors, financial failure.
Jel Classification Codes: O31 ،O32، G32

1. مقدمة:

يعد التعلم الآلي مجالا متعدد التخصصات للغاية ويعتمد على أفكار من العلوم المعرفية، علوم الكمبيوتر، الإحصاء والرياضيات، وفي التعلم الآلي التصنيف هو نهج تعلم خاضع للإشراف وبمعلم، يستخدم لتحليل مجموعة بيانات معينة وبناء نموذج يفصل البيانات إلى عدد مرغوب ومتميز من الفئات، كما أنه يوجد العديد من تقنيات التصنيف الجيدة بما في ذلك تصنيف k-nearest neighbors، شبكات Bayesian، الشبكات العصبية الاصطناعيةArtificial Neural Network، الخوارزميات الجينية Genitic Algorithm، أشجار القرارDecesion Trees ومتجهات الدعم الآلي Sepport Vector Machine وغيرها العديد، حيث تتميز طرق الجار الأقرب بميزة أنها سهلة التنفيذ، ومع ذلك، فهي عادة ما تكون بطيئة جدًا إذا كانت مجموعة بيانات الإدخال كبيرة جدًا، ومن ناحية أخرى، هذه حساسة للغاية لوجود معلمات غير ذات صلة، كما تم استخدام أشجار القرار على نطاق واسع في مشاكل التصنيف وعادة ما تكون هذه الاخيرة أسرع من الشبكات العصبية في مرحلة التدريب، ومع ذلك، فهي لا تتمتع بالمرونة لنمذجة المعلمات، أما عن الشبكات العصبية فهي واحدة من أكثر التقنيات شيوعا واستخدامًا وتم استخدامها على نطاق واسع في عدد كبير من التطبيقات كنهج عالمي، فكانت أفضل التقنيات المعروفة لتحسين الحل المتوقع هو تقديم SVM بواسطة Vapnik كنموذج تعلم آلي قائم على النواة لمهام التصنيف والانحدار، وتم استخدامها كأداة قوية لحل مشاكل التصنيف الثنائي، وثبت أن SVMs تتفوق على طرق التعلم الخاضعة للإشراف الأخرى نظرًا لأسسها النظرية الجيدة وقدرتها التعميمية الجيدة، فأصبحت SVMs في السنوات الأخيرة واحدة من أكثر طرق التصنيف استخدامًا، ففي دراستنا هذه تم تهجينها مع الخوارزميات الجينية لإعطاء نتائج أدق وأفضل.

أ- إشكالية الدراسة: وعلى ضوء ما سبق، تمثلت اشكاليتنا فيما يلي:

ما مدى فعالية تحسين نموذج الخوارزميات الجينية بمتجهات الدعم الآلي في التنبؤ بالفشل المالي للمؤسسات الجزائرية خلال الفترة 2011-2018؟

ب- فرضية الدراسة: تختبر هذه الدراسة الفرضية التالية:

يتميز نموذج الخوارزميات الجينية بتحسين وتدريب نموذج متجهات الدعم الآلي بدقته العالية في التنبؤ بالفشل المالي للمؤسسات الجزائرية.

ت- أهمية الدراسة:

إن الكثير من المؤسسات الجزائرية تعاني من معضلات في هياكلها التمويلية، وقد أثر فشلها في الهياكل المالية وخسائرها على مستوى كفاءتها في السوق الجزائرية، مما يؤدي إلى وجود تدنى وخلل في أدائها المالي والتشغيلي، وهذا الأخير هو الذي يعرضها لمخاطر التعثر الدائم الذي يؤدي بصفة آلية للفشل المالي. لذا يتطلب عليها البحث على آليات تساعدها في التنبؤ بمخاطر الفشل المالي وتساعدها على تفاديه، والتعجيل بتقديم حلول مناسبة لتحسين وضعها المالي قبل تفاقم المشكل، لذلك فإن هذه الدراسة تساعد وترشد المساهمين وأصحاب الشركات والمصالح على التنبؤ بمخطر الفشل 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 لنموذج تحسين الخوارزميات الجينية بمتجهات الدعم الآلي.

ث- أهداف الدراسة: تهدف هذه الدراسة إلى معرفة:

- أهم تطبيقات نماذج الذكاء الاصطناعي؛
- أبرز المؤشرات استخداما والتي تساعد على قياس الفشل المالي؛
- إمكانية التنبؤ بالفشل المالي باستخدام نموذج هجين بين الخوارزميات الجينية ومتجهات الدعم؛
- تشجيع المؤسسات الاقتصادية الجزائرية على تبني نماذج حديثة تفيدها في سرعة اتخاذ القرارات الصائبة قبل وصولها إلى الفشل المالي.

ج- منهج الدراسة:

تم الاعتماد على المنهج الوصفي لدراسة وصف، عرض وتحليل الخوارزميات الجينية، متجهات الدعم الآلي، مؤشرات الفشل المالي وصفا دقيقا، اضافة إلى الدراسات السابقة بهدف الحصول على الإطار النظري للدراسة من خلال عدة مراجع كالكتب، الأطروحات، الرسائل، المداخلات والمقالات العلمية...الخ، أما المنهج التحليلي لدراسة حالة الجانب التطبيقي والتعبير عنه كميا من خلال جمع البيانات وتحليلها للوصول إلى النتائج والاستنتاجات التي تسهم في تحسين التنبؤ بمخاطر الفشل المالي للمؤسسات باستخدام نموذج تحسين الخوارزميات الجينية بمتجهات الدعم الآلي بالاستعانة ببرنامج البايثون.

ح- الدراسات السابقة:

1- عالجت **دراسة** (فراحي، 2022) المتغيرات الاقتصادية التي تؤثر إيجابيا على نشاط بورصة الجزائر خلال الفترة (1999 -2020) باستعمال خوارزمية متجهات الدعم الآلي والركائز الأخرى التي يمكن أن تحفز من انطلاقها بشكل فعال، واستخدمت تقنيات حديثة لتعلم الآلة مثل خوارزميات التصنيف الذكية الموجودة في مكتبات برامج البايثون، انطلاقا من قاعدة البيانات الاقتصادية للجزائر، وتوصل الدراسة إلى استخلاص وتصنيف ثلاث متغيرات ذات تأثير إيجابي على أداء بورصة الجزائر.

2- 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 الشركات للفترة (2006-2009) وكان أداء النماذج جيد جدا مقارنة بعام 2004؛

3- ناقشت **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، تغطية الديون، الرافعة المالية، هيكل رأس المال، السيولة، النشاط والحجم، نصفها أفلس خلال(2002-2005)، بينما تم اختيار الشركات المفلسة من النشطة في 2005، تشير النتائج التجريبية إلى أن خوارزمية تحسين التغطية المقترحة يمكن أن تساعد في تصميم نظام تصنيف متنوع ودقيق. أوصت الدراسة إجراء المزيد من الأبحاث المتقدمة حول تحسين قرار العملية في المستقبل؛

2. مفاهيم حول الخوارزميات الجينية ومتجهات الدعم الآلي:

زاد استخدام مصطلح الخوارزميات في القرن الماضي، وتعرف الخوارزميات على أنها مجموعة من الخطوات (التعليمات) مرتبة ومنتهية، لتنفيذ عملية حسابية أو منطقية، أو غيرها بشكل تسلسلي ومنطقي (السيد، 2016، صفحة 6)، وفي هذا الإطار سنتطرق إلى مفهوم الخوارزميات الجينية ومتجهات الدعم الآلي ونتعرض لأهم المصطلحات التي تخصها والخطوات التي تمر بها.

1.2 مفهوم الخوارزميات الجينية:

- 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) .

- 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، وتتمثل سمات الخوارزميات الجينية في سمتين أساسيتين وهما: العشوائية وفضاء البحث. (خليفة، 2013، الصفحات 37-38).

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

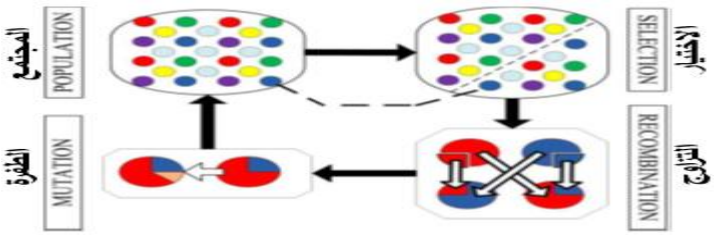
1- إنتاج مجموعة سكانية أصلية بشكل عشوائي والتي يكون عدد أفرادها ثابت N؛

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. نوضح هذه الآلية من خلال الشكل الموالي:

الشكل رقم (01): آلية عمل الخوارزمية الجينية



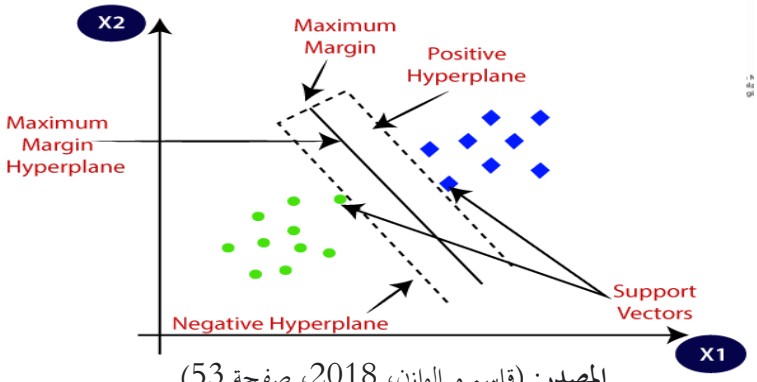
المصدر: (Niraula, 2010, p. 14)

2.2 تعريف متجهات الدعم الآلي (Support Vector Machine):

وتعرف باختصار (SVM) يعد نظامًا تعليميًا لتصنيف البيانات إلى مجموعتين من البيانات باستخدام مساحة افتراضية في شكل دوال خطية في مساحة الميزة بعدا عاليا، وتحتوي على خصائص غير مملوكة لآلة التعلم بشكل عام وهي في طور البحث عن أفضل خط فاصل (المستوى الفائق)، ذلك

للحصول على أقصى حجم للهامش بين مساحة الإدخال غير الخطية مع مساحة الميزة باستخدام قواعد kernel، أما 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 بأنها خوارزمية تعلم خاضعة للإشراف قادرة على حل مشاكل التصنيف الثنائي الخطي وغير الخطي. (Lessmann, Stahlbock, & Crone, p. 3063)

الشكل رقم (02): مخطط يوضح متجهات الدعم الالي



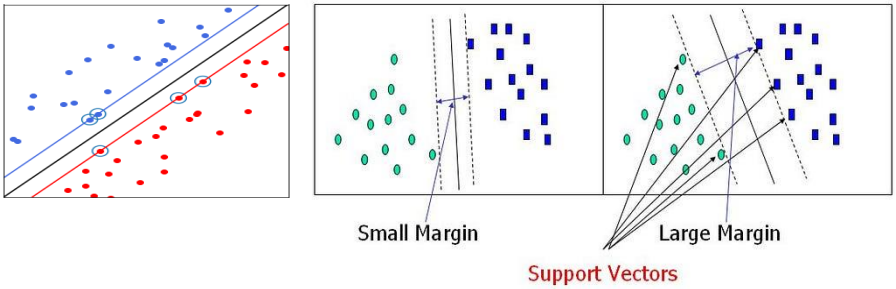
المصدر: (قاسم و الوازن، 2018، صفحة 53)

حسب (JavaPoint, 2023) تعد متجهات الدعم الآلي واحدة من أكثر خوارزميات التعلم الخاضع للإشراف شيوعا، والهدف منها هو إنشاء أفضل خط أو حدود قرار يمكنها فصل الفضاء ذي البعد n إلى فئات بحيث يمكننا بسهولة وضع نقطة البيانات الجديدة في الفئة الصحيحة في المستقبل، يُطلق على حدود القرار الأفضل اسم الهامش الفائق Margin Hyperplane، يختار SVM النقاط / المتجهات القصوى التي تساعد في إنشاء المستوى الفائق وتسمى هذه الحالات القصوى باسم ناقلات الدعم، وتسمى أيضا بخوارزمية آلة المتجهات الداعمة.

3.2 آلية عمل متجهات الدعم الآلي:

الهدف الرئيسي من SVM تقسيم مجموعات البيانات إلى فئات للعثور على الحد الأقصى للمستوى الفائق. والشكل رقم 03 أدناه يوضح ذلك:

الشكل رقم (03): آلية عمل متجهات الدعم الآلي



المصدر: (بوزيدي و بن عيسى، 2020، صفحة 174)

تفترض فكرة الحدود هذه أن البيانات قابلة للفصل خطيا، وهذا نادرا ما يحدث، وللتغلب على هذا، غالبًا ما تعتمد SVM على استخدام "النواة"، تتيح هذه الدوال الرياضية إمكانية فصل البيانات عن طريق إسقاطها في مساحة ميزة (مساحة متجه ذات بُعد أعلى، انظر الشكل أعلاه)، كما تتيح تقنية تعظيم الهامش ضمان متانة أفضل ضد الضوضاء – وبالتالي نموذج أكثر قابلية للتعميم، للفصل بين فئتي نقاط البيانات، هناك العديد من المخططات الفائقة المحتملة التي يمكن اختيارها، هدفنا هو العثور على مستوى به الحد الأقصى للهامش، أي أقصى مسافة بين نقاط البيانات لكلا الفئتين، ويوفر تعظيم مسافة الهامش بعض التعزيزات بحيث يمكن تصنيف نقاط البيانات المستقبلية بمزيد من الثقة، فالمعلمات الفائقة هي عبارة عن حدود القرار التي تساعد في تصنيف نقاط البيانات، يمكن أن تُعزى هذه الأخيرة التي تقع على جانبي المستوى الفائق إلى فئات مختلفة، إذا كان عدد ميزات الإدخال 2، فإن المستوى الفائق هو مجرد خط، أيضًا يعتمد بُعد المستوى الفائق على عدد الميزات إذا كان عدد ميزات الإدخال 3، فسيصبح المستوى الفائق مستوى ثنائي الأبعاد ويصبح من الصعب تخيل ذلك عندما يتجاوز عدد الميزات 3. (Mammone, Turch, & Cristianini, 2009, p. 284)

فمتجهات الدعم هي نقاط بيانات أقرب إلى المستوى الفائق وتؤثر على موضع واتجاهه باستخدام متجهات الدعم هذه، نقوم بتعظيم هامش المصنف سيؤدي حذف ناقلات الدعم إلى تغيير موضع المستوى الفائق هذه هي النقاط التي تساعدنا في بناء SVM الخاص بنا؛ وبالتالي تساعد خوارزمية SVM في العثور على أفضل خط أو حدود قرار؛ يُطلق على هذه الحدود أو المنطقة الأفضل اسم المستوى الفائق، تعثر خوارزمية SVM على أقرب نقطة من الأسطر من كلا الفئتين تسمى هذه النقاط 'نواقل الدعم'،

وتسمى المسافة بين المتجهات والمستوى الفائق بالهامش، والهدف من SVM هو تعظيم هذا الهامش، ويطلق على المستوى الفائق مع الحد الأقصى للهامش المستوى الفائق الأمثل. (Chen, Lin, & Scholkopf, 2005, p. 117)

3. التنبؤ بالفشل المالي للمؤسسة الاقتصادية:

ان المؤسسة التي تتعرض لفشل مالي لا تنتقل من حالة جيدة الى حالة فشل بشكل مفاجئ، وانما من خلال المرور بما يسمى بمسار الفشل المالي. نحاول من خلال هذا العنصر التطرق لماهية الفشل المالي وكيفية التنبؤ به لإنقاذ المؤسسة الاقتصادية قبل الوصول إلى آخر مرحلة من الفشل المالي.

1.3 مفهوم واسباب الفشل المالي للمؤسسة الاقتصادية:

يعتبر الباحث Beaver من الأوائل الذين استخدموا مصطلح الفشل المالي للدلالة على بداية وصول المؤسسة لإشهار افلاسها؛ فهو عدم قدرة المؤسسة على دفع التزاماتها حين يأتي وقت استحقاقها. (الصغير و زهواني، 2022، صفحة 475). و تعود أسباب الفشل المالي للمؤسسة الى أسباب مالية وأسباب غير مالية (استراتيجية، ادارية، تسويقية...)، "ذلك الاختلال الذي تواجهه المؤسسة نتيجة قصور مواردها و إمكانيتها لمواجهة إلتزاماتها في الأجل القصير.ويمكن أن نقول أن المؤسسة متعثرة ماليا إذا حققت خسائر متتالية لمدة ثلاث سنوات" (بوستة و عبد اللطيف، 2018، صفحة 138)، و فاشلة اذا حققت خسائر متتالية لمدة خمس سنوات متتالية.

كما سنرتكز في هذه الدراسة على تحليل الفشل المالي و ترجمة أسبابه من خلال الأعراض التي تظهرها البيانات المحاسبية والمالية للمؤسسة (مريخي، 2020، صفحة 17).

2.3 آليات التنبؤ بالفشل المالي بالمؤسسة الاقتصادية:

يقصد بالتنبؤ تقدير المستقبل، أو تخمين ومعرفة مستوى اقتصادي معين للمؤسسة بهدف توقع المستقبل وتصحيح مسار المؤسسة (الصغير و زهواني، 2022). وبهدف اعطاء قيم تقديرية لتلك الأحداث المستقبلية المالية للمؤسسة، اجتهد العديد من الباحثين في وضع نماذج مبنية على البيانات المالية. فقد اقترح Beaver نموذجا يعرف باسم النسب المالية المركبة، بتحليل كل نسبة لخمس سنوات متتالية (موضحة في الجدول رقم 01 أدناه).

4. الجانب العملي: تنبؤ المؤسسات الجزائرية بالفشل المالي من خلال تدريب الخوارزميات الجينية بمتجهات الدعم الآلي:

1.4 مجتمع الدراسة: تم التركيز في دراستنا على المؤسسات الاقتصادية الجزائرية ذات أسهم (SPA)، وذلك من خلال البحث في الدراسات السابقة للدراسة الحالية، والتي تجاوز عددها الإجمالي 2000 مؤسسة نشيطة حسب موقع السجل التجاري حتى نهاية 2019، وبناءً على الاحصائيات المتوفرة في **بوابة سجيلكم** الى غاية 2021.01.10 (وزارة التجارة، 2021)

1.5 منهجية الدراسة:

- **عينة الدراسة:** تم الاعتماد في دراستنا على عينة مستهدفة، وتم اختيار المؤسسات المتماثلة من خلال نقاط مشتركة مثل (نفس الفترة الممتدة، الشكل القانوني، نفس السوق،...الخ)، وعليه بلغ عددها 1128 مؤسسة منها 408 متعثرة و720 سليمة.
  - **المتغير التابع:** تمثل في الفشل المالي والذي رمزنا له بـ (Y)، حيث أن القيمة 0 تعبر عن فشل المؤسسة، والقيمة 1 تعبر عن سلامة المؤسسة (غير متعثرة)؛

وتم الاعتماد على معيارين في انتقاء المؤسسات الجزائرية محل دراستنا من خلال فشلها أو عدمها، حيث اعتبرنا مؤسسات فاشلة إذا تم تحقيق خسائر متوالية لمدة خمس سنوات في النتيجة المالية، أما المؤسسات السليمة إذا حققت أرباح متوالية لمدة خمس سنوات في السنة المالية؛

  - **المتغيرات المستقلة:** تمثلت في 23 نسبة مالية (نسب السيولة، النشاط، المديونية والربحية) وهي موضحة في الجدول أدناه، وتم الاعتماد على هذه الأخيرة بناءً على مرجعية الدراسات السابقة والتي استعملت أكثر من قبل الباحثين، والتي لها قدرة كبيرة على تصنيف المؤسسات بالفشل المالي عن بقية النسب الأخرى.

الجدول رقم (01): 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 المؤسسة على سداد ديونها قصيرة الأجل لتغطية أصولها المتداولة، ارتفاعها جيد
R3	نسبة صافي رأسمال	صافي رأسمال / إجمالي الأصول	قدرة تقييم الأداء وصحة المالية المؤسسة
R4	نسبة النقدية	الخزينة/الخصوم المتداولة	قياس مقدار النقدية المتوفرة لسداد الخصوم المتداولة، وارتفاعها يدل امتلاك المؤسسة 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 رأسمال العامل	رقم الأعمال/ صافي رأسمال العامل	ارتفاعه العالي يشير على كفاءة الادارة في استخدام صافي رأسمالها العامل 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 (المديونية)			

R11	نسبة الديون إلى الأصول (الاستدانة)	اجمالي الديون/ اجمالي الأصول	مؤشر الارتفاع غير جيد، ويبين عدم قدرة المؤسسة على خدمة دينها مما يزيد من مخاطر أصحاب القروض والمستثمرين
R12	نسبة المديونية	اجمالي الخصوم / اجمالي الأصول	مدى اعتماد المؤسسة على لمصادرها الخارجية في تمويل استثماراتها، وانخفاضها يدل اعتمادها على مصادرها الذاتية في تمويلاتها ويتيح هامش أمان أكبرٍ
R13	نسبة حقوق الملكية إلى الخصوم	حقوق الملكية / اجمالي الخصوم	مدى مساهمة الخصوم في التمويل من حقوق الملكية
R14	نسبة الدين إلى حقوق الملكية	اجمالي الخصوم / حقوق الملكية	مدى مساهمة الدائنين في أصول المؤسسة بالمقارنة مع مساهمة المالكين، وقدرة ومتانة المشروع على الوفاء بالتزاماته
R15	نسبة حقوق الملكية إلى الاصول	حقوق الملكية / اجمالي الأصول	تستخدم كدليل على مدى استقرار وسلامة المركز المالي من منظور طويل الأجل
R16	نسبة حقوق الملكية إلى الأصول الثابتة	حقوق الملكية / الأصول الثابتة	المدى الذي ذهبت اليه المؤسسة في تمويل أصولها الثابتة من أموال الغير
R17	نسبة حقوق الملكية إلى الخصوم المتداولة	حقوق الملكية / الخصوم المتداولة	مدى مساهمة الخصوم المتداولة في التمويل من حقوق الملكية
نسب الربحية			
R18	هامش صافي الربح	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 المؤسسة في تحقيق الأرباح من استخدام اصولها، وارتفاعها يدل على الكفاءة التشغيلية للإدارة
R20	العائد على حقوق الملكية	النتيجة الصافية / حقوق الملكية	قياس العائد المتحقق من استثمار المالكين في المؤسسة، والمؤشر العالي لها يدل على قدرة الادارة على تعظيم عوائدها

R21	العائد على الخصوم	النتيجة الصافية / اجمالي الخصوم	مدى كفاءة إدارة المؤسسة في تحقيق الأرباح من استخدام خصومها
R22	العائد على الأصول الثابتة	النتيجة الصافية / الأصول الثابتة	مدى كفاءة إدارة المؤسسة في تحقيق الأرباح من استخدام أصولها الثابتة
R23	نسبة صافي الربح إلى رأسمال	النتيجة الصافية / (الأصول المتداولة– الخصوم المتداولة)	مدى كفاءة إدارة المؤسسة في تحقيق الأرباح من استخدام رأسمالها

المصدر: إعداد الباحثتان اعتمادا على مراجعة الدراسات السابقة

من خلال معالجة بيانات الدراسة تم توصيفها عن طريق عملية تحليل البيانات الاستكشافية أو ما يعرف بـEDA) Explanatory Data Analysis)، للحصول على بعض المعلومات حولها، ولاكتشاف إن كانت هناك قيما مفقودة ومتطرفة أو لا. وعليه أظهرت البيانات القيم المفقودة التالية:

الجدول رقم (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

المصدر: اعداد الباحثتان بالاعتماد على مخرجات البايثون

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.

الجدول رقم (03): التحليل الوصفي للمتغيرات المالية لوضعية المؤسسات

	count	mean	std	min	25%	50%	75%	max
Y	1127.0	0.662343	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	0.900	41.40
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
R19	1127.0	6.524825	109.602652	-967.87	-1.500	1.85	6.905	2446.06
R20	1127.0	647.956617	6052.956350	-15349.69	-2.765	13.90	73.920	172456.97
R21	1127.0	0.071601	0.736084	-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	2.766094	92.561476	-269.47	0.000	0.10	0.355	3094.37

المصدر: اعداد الباحثتان اعتمادا على مخرجات البايثون

نلاحظ من الجدول أن تعداد المؤسسات السليمة يمثل 769 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).

الجدول رقم (04): الحالة المالية للمؤسسات

حالة المؤسسة	الرمز	التكرار	نسبته
سليمة	1.0	769	%68,21
متعثرة	0.0	358	%31,79

المصدر: اعداد الباحثتان اعتمادا على مخرجات البايثون

2.4 نموذج الدراسة:

تم تصميم وتدريب نموذج الخوارزمية الجينية باستخدام بمتجهات الدعم الآلي، لتحسين أدائها في التنبؤ بالفشل المالي للمؤسسات الجزائرية محل دراستنا، فمرحلة بناء النموذج كانت كما يلي:

- ❖ كخطوة أساسية تم تقسيم البيانات إلى عينتي تدريب واختبار (80%، 20% على التوالي)، لاحظ الجدول رقم (05)؛

الجدول رقم (05): تقسيم بيانات الدراسة إلى عينتي تدريب واختبار

تقسيم البيانات	التسمية
(10 ,902)	(عينة التدريب، عدد المتغيرات)
(,902)	(عينة التدريب،)
(10 ,226)	(عينة الاختبار، عدد المتغيرات)
(,226)	(عينة الاختبار،)

المصدر: اعداد الباحثتان اعتمادا على مخرجات البايثون

- ❖ تم تصميم وتدريب نموذج الخوارزمية الجينية باستخدام متجهات الدعم الآلي، لتحسين أدائها في التنبؤ بالفشل 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 فاشلة 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 ('linear','poly','rbf','sigmoid) ليختار النموذج أي الدوال أصلح لتوليد جيل جديد؛

❖ 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.

❖ 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 في الخوارزمية الجينية؛

❖ وكخطوة أخيرة قمنا بتنفيذ تعليمات النموذج على عينة التدريب لنتحقق من دقتها في عينة الاختبار.

وبعد بناء النموذج وتنفيذ الخوارزمية، كانت النتائج موضحة أدناه كما يلي:

الجدول رقم (06): 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
```

المصدر: اعداد الباحثتان اعتمادا على مخرجات البايثون

وفي ضوء ما سبق تبين النتائج أن:

الخوارزميات 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، التوليد، نطاق 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 قيمتها 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 وهذا 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 الجزائرية.

5. خاتمة:

تم تنفيذ SVMs في العديد من تطبيقات والعديد من المجالات البحثية كالتصنيف، الانحدار، حيث أظهر العديد من الباحثين أن SVMs أفضل من تقنيات التصنيف الحالية الأخرى، ومع ذلك، وعلى الرغم من أن SVM لديها بعض القيود المتعلقة باختيار المعلمات، التعقيد الحسابي، مجموعات البيانات متعددة الفئات ومجموعات البيانات غير المتوازنة، فقد تم تنفيذ SVM في العديد من مشاكل التصنيف الواقعية بسبب أسسها النظرية الجيدة وقدرتها على التعميم، ويتضح من خلال هذه الدراسة أن تحسين نموذج متجهات الدعم الآلي باستخدام الخوارزميات الجينية له خطوات واضحة، منظمة ومنطقية، وبالتالي، من المحتمل أن تستمر SVMs في تقديم رؤى قيمة حول الكمية المتزايدة وتنوع بيانات المؤسسات.

وتوصلنا في دراستنا هذه إلى النتائج التالية:

- تمثلت الفرضية الرئيسية: في أنه 'يتميز نموذج الخوارزميات الجينية بتحسين وتدريب نموذج متجهات الدعم الآلي بدقته العالية في التنبؤ بالفشل المالي للمؤسسات الجزائرية.' هي **فرضية صحيحة** وذلك من خلال النتائج المتوصل إليها في دراستنا، وهذا ما أثبته النموذج حيث كلما حاولنا تحسين نموذج الخوارزميات الجينية بتدريبها بنموذج متجهات الدعم الآلي كلما كانت نسبة دقة النموذج أفضل وأمثل وهذه هي غاية نماذج الذكاء الاصطناعي تحسين النماذج من أحسن فأفضل إلى الأمثل.
- بلغت دقة التنبؤ بالفشل المالي للمؤسسات الجزائرية لنموذج الخوارزميات الجينية المدربة والمصممة بالمتجهات الدعم الآلي 90,95 %؛
- قوة نموذج متجهات الدعم الآلي خصوصا بتهجينه بالخوارزميات الجينية؛
- تم التوصل الى أن النسب المالية لها دور كبير في التنبؤ بالفشل المالي والكشف عن الوضعية المالية للمؤسسات الجزائرية.

وكتوصيات لدراستنا تم اقتراح ما يلي:

- إضافة متغيرات نوعية للكمية وإعادة دراسة مدى دقة النموذج؛
- استخدام نماذج تحسين أخرى من نماذج الذكاء الاصطناعي كخوارزميات مستعمرات النمل، مستعمرات النحل، اسراب الطيور...الخ
- مراعاة الإفصاح والشفافية للقوائم المالية وغيرها من الوثائق الضرورية والمصرحة من طرف المؤسسات، لتقديم نتائج دقيقة واقعية.

6. قائمة المراجع:

Acosta-González, E., & Fernández-Rodríguez, F. (2013, 07 28). Forecasting Financial Failure of Firms via Genetic Algorithms. *Comput Econ*, -(-), 1-25.

Kim, M.-J., & Kang, D.-K. (2012). Classifiers selection in ensembles using genetic algorithms for bankruptcy prediction. *Expert Systems with Applications, 39*, 9308–9314.

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.

Chen, P.-H., Lin, C.-J., & Scholkopf, B. (2005). A tutorial on n-support vector machines. *APPLIED STOCHASTIC MODELS IN BUSINESS AND INDUSTRY, 21*, 111-136.

Guo , C., & Yang, X. (2011, February). A Programming of Genetic Algorithm in Matlab7.0. . *Modern Applied Science, 5*(1), 230-235.

JavaPoint. (2023). *Support Vector Machine Algorithm.* Retrieved from java T point: https://www.javatpoint.com/machine-learning-support-vector-machine-algorithm

Mammone, A., Turch, M., & Cristianini, N. (2009, 12). Support vector machines. *WIREs Computational Statistics, 01*, 283- 289.

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.

Niraula, N. (2010, November 11). *Genetic Algorithm.*

- 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.

-بدر السيد. (2016). تصميم و تحليل الخوارزميات. القاهرة، كلية الحاسبات والمعلومات، مصر: المكتبة العربية.

-حسين خليفة. (2013). الحل الأمثل لنظم توزيع شرب المياه باستخدام تقنية الخوارزميات الجينية. I-130. اللاذقية، سوريا.دمشق: جامعة اللاذقية.

-رميصاء بوستة، و مصيطفى عبد اللطيف. (أفريل, 2018). محاولة بناء مؤشرات التعثر المالي باستخدام طريقة المركبات الأساسية ACP خلل الفترة 2009-2014. (كلية العلوم الاقتصادية والتجارية وعلوم التسيير، جامعة غرداية) مجلة إضافات إقتصادية، 2(3).

-شهلة خروفة. (2010). استخدام الخوارزمية الجينية لتحديد خصائص صور الأبنية. مجلة تكريت للعلوم الصرفة، 15(1)، 301-309.

-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.

-عبد الرزاق مريخي. (2020). الانذار بالفشل المالي للمؤسسات الاقتصادية بتطبيق مقاربة الشبكات العصبية الاصطناعية-حالة عينة من مؤسسات الجزائرية-. أطروحة دكتوراه علوم في المحاسبة والتدقيق. الجزائر: جامعة الجزائر03.

-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.

-عمر صابر قاسم، و محمد علي محمد الوازن. (2018). تحسين أداء تصنيف تقانة آلة المتجه الداعم باستخدام الخوارزمية الجينية. مجلة الرافدين لعلوم الحاسوب والرياضيات، 12(2)، 49 - 60.

-عوني محمد الصغير، و رضا زهواني. (2022). التنبؤ بالفشل المالي. (جامعة الواد، المحرر) مجلة الاقتصاد والتنمية المستدامة، 05(01)، الصفحات 469-491.

-فضيلة فراحي. (2022). استخالص المتغيرات االقتصادية المحفزة لنشاط بورصة الجزائر باستخدام خوارزمية متجه الدعم الآلي. Les Cahiers du Cread، 38(03)، 147-175.

-لمجد بوزيدي، و عبد الرحمان بن عيسى. (10, 2020). دور طريقةمتجهات شعاع الدعم الآلي SVM في تحليل وإدارةالمخاطر في المؤسسة الاقتصادية. دراسات وأبحاث المجلة العربية للأبحاث والدراسات في العلوم الانسانية والاجتماعية، 12(04)، 168- 178.

-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.

-وزارة التجارة. (2021). السجل التجاري مؤشرات واحصائيات. تم الاسترداد من مركز الوطني للسجل التجاري:

https://sidjilcom.cnrc.dz/web/cnrc/recherche_efournisseur#navigation