جامعة غرداية

كلية العلوم الاقتصادية والتجارية وعلوم التسيير

قسم العلوم الاقتصادية

أطروحة مقدمة لاستكمال متطلبات شهادة دكتوراه، الطور الثالث

في ميدان: علوم اقتصادية والتسيير وعلوم تجارية

شعبة العلوم الاقتصادية، تخصص اقتصاد كمي

بعنوان:

استخدام الخوارزمية الجينية في تحسين فعالية قرار منح القروض المصرفية

من إعداد الطالب: زاهوي خيذر

نوقشت و أجيزت علنا بتاريخ: 2026/10/11

أمام اللجنة المكونة من السادة

الاسم واللقب	الصفة	المؤسسة	الصفة
بوخالفي مسعود	أستاذ	جامعة غرداية	رئيسا
عنيشل عبد الله	أستاذ محاضر أ	جامعة غرداية	مشرفا ومقررا
مصيطفى عبد اللطيف	أستاذ	جامعة غرداية	مشرفا مساعدا
أويابة صالح	أستاذ	جامعة غرداية	مناقشا
عبادة عبد الرؤوف	أستاذ	جامعة غرداية	مناقشا
صوار يوسف	أستاذ	جامعة سعيدة	مناقشا
الغوتي محمد	أستاذ محاضر أ	جامعة سعيدة	مناقشا

السنة الجامعية: 2027/2026

جامعة غرداية

كلية العلوم الاقتصادية والتجارية وعلوم التسيير

قسم العلوم الاقتصادية

أطروحة مقدمة لاستكمال متطلبات شهادة دكتوراه، الطور الثالث

في ميدان: علوم اقتصادية والتسيير وعلوم تجارية

شعبة العلوم الاقتصادية، تخصص اقتصاد كمي

بعنوان:

استخدام الخوارزمية الجينية في تحسين فعالية قرار منح القروض المصرفية

من إعداد الطالب: زاهوي خيذر

نوقشت و أجيزت علنا بتاريخ: 2026/10/11

أمام اللجنة المكونة من السادة

الاسم واللقب	الصفة	المؤسسة	الصفة
بوخالفي مسعود	أستاذ	جامعة غرداية	رئيسا
عنيشل عبد الله	أستاذ محاضر أ	جامعة غرداية	مشرفا ومقررا
مصيطفى عبد اللطيف	أستاذ	جامعة غرداية	مشرفا مساعدا
أويابة صالح	أستاذ	جامعة غرداية	مناقشا
عبادة عبد الرؤوف	أستاذ	جامعة غرداية	مناقشا
صوار يوسف	أستاذ	جامعة سعيدة	مناقشا
الغوتي محمد	أستاذ محاضر أ	جامعة سعيدة	مناقشا

السنة الجامعة: 2027/2026


بسم الله الرحمن الرحيم

شكر وتقدير

اللهم لك الحمد والشكر فأنت المستعان وعليك التوكل

قبل كل شيء نشكر الله عزوجل ونحمده على نعمه التي لا تعد ولا تحصى، فاللهم لك الحمد ملئ السماوات والأرض على أن وفقتنا ورزقتنا من العلم ما لم نكن نعلم وأعطيتنا القدرة على مواصلة البحث وإتمامه

أما بعد

أتقدم بجزيل الشكر وأسمى عبارات الامتنان لكل من كان سبب في انجاز هذا البحث، وأخص بالذكر أستاذي المشرف الدكتور عنيشل عبد الله والأستاذ القدير عبد اللطيف مصيطفى

على قبولهم الإشراف على هذا العمل وعلى توجيهاتهم ونصائحهم القيمة

كما نتقدم بخالص الشكر والتقدير للأساتذة الأفاضل أعضاء لجنة المناقشة الموقرين على ما بذلوه من جهد في قراءة وتقييم هذا البحث وعلى ما أبدوه من ملاحظات ومقترحات حوله

إهداء

أهدي ثمرة هذا العمل المتواضع الى ...

أبي وأمي حفظهما الله

الى زوجتي العزيزة ورفيقة دربي.

إلى ولدي أحمد ادريس ، زيد

إلى أخوتي وأخواتي

إلى كافة الأهل

إلى كافة أصدقائي

ملخص:

تهدف هذه الدراسة إلى تطبيق نماذج تعلم الآلة في مجال منح القروض ومحاولة إبراز تقنية الخوارزمية الجينية في تحسين دقة نماذج تعلم الآلة ، حيث تم تطبيق كل من خوارزمية شجرة القرار(DT) وخوارزمية الغابة العشوائية (RF) وخوارزمية تعزيز التدرج الشديد(XGBoost) ، تمثلت عينة الدراسة في 300 مؤسسة اقتصادية جزائرية ، وتم الاعتماد على 14 نسبة مالية ،كما تم تنفيذ هذه الخوارزميات بالاعتماد على لغة python على أرضية google colab ، في البداية تم بناء النماذج الثلاث DT و RF و XGBoost ، حيث قدمت آداء جيد ، بعد ذلك وبهدف الرفع من دقة التصنيف لهذه النماذج تم الاستعانة بتقنية الخوارزمية الجينية GA للبحث عن المعلمات الفائقة لهذه النماذج والتي بدورها تحقق أعلى دقة تصنيف ممكنة ، وكانت النتائج المتحصل عليها جيدة فقدت ساهمت تقنية GA في تحسين دقة تصنيف هذه النماذج بمستوى مقبول ، حيث قدم نموذج RF و XGBoost آداء متماثل ودقة تصنيف بلغت 91.7% بينما كانت دقة تصنيف نموذج DT 90% .

الكلمات المفتاحية: خطر القرض، نماذج التصنيف، تعلم الآلة، الخوارزمية الجينية

Abstract:

This study aims to apply machine learning models in the field of loan granting and to highlight the role of the Genetic Algorithm (GA) in improving the predictive accuracy of machine learning models. Three algorithms were implemented: Decision Tree (DT), Random Forest (RF), and Extreme Gradient Boosting (XGBoost). The study sample consisted of 300 Algerian economic enterprises, and 14 financial ratios were used as input variables. The algorithms were implemented using Python on the Google Colab platform.

Initially, the three models (DT, RF, and XGBoost) were developed and demonstrated good performance. Subsequently, to further improve their classification accuracy, the Genetic Algorithm (GA) was employed to search for optimal hyperparameters that would maximize the classification accuracy of each model. The results obtained were satisfactory, as the GA contributed to improving the classification accuracy of the models to an acceptable extent. Both the RF and XGBoost models achieved identical classification accuracy of 91.7%, while the DT model achieved an accuracy of 90%.

Keywords: Credit Risk, Classification Models, Machine Learning, Genetic Algorithm

قائمة المحتوى

العنوان	الصفحة
شكر وتقدير	V
الإهداء	VI
الملخص	VII
الفهــرس	IX
قائمة الأشكال والجداول	XIV
مقدمة	أ-ع
الفصل الأول : الأساسيات المتعلقة بالقروض المصرفية	01
تمهيد	02
المبحث الأول: ماهية القروض المصرفية	03
المطلب الأول: تعريف القروض المصرفية	03
المطلب الثاني : خصائص وأهمية القروض المصرفية	06
المطلب الثالث : أنواع القروض المصرفية	08
المبحث الثاني: الجوانب المتعلقة بمنح القروض المصرفية	14
المطلب الأول: السياسة الائتمانية	14
المطلب الثاني: أسس وخطوات ومعايير منح القروض المصرفية	15
المطلب الثالث: العوامل المؤثرة في قرار منح القروض	21
المبحث الثالث: المخاطر المصرفية	22
المطلب الأول: نشأة المخاطر و أسبابها	23

المطلب الثاني: تعريف الخطر والمخاطرة ، إدارة المخاطر	**24**
المطلب الثالث: أنواع المخاطر المصرفية وطرق إدارتها	**26**
المبحث الرابع: التحليل المالي لطلبات القروض المصرفية	**41**
المطلب الأول: مفهوم التحليل المالي وأهميته	**41**
المطلب الثاني: مصادر المعلومات المستخدمة في التحليل المالي	**42**
المطلب الثالث: أنواع وأساليب التحليل المالي	**43**
خلاصة الفصل	**52**
الفصل الثاني: الخوارزمية الجينية والنمذجة التصنيفية لطلبات القروض	**53**
تمهيد	**54**
المبحث الأول: الأساس النظري للخوارزمية الجينية	**55**
المطلب الأول: التعريف والخلفية البيولوجية للخوارزمية الجينية	**55**
المطلب الثاني: مزايا وحدود الخوارزمية الجينية	**57**
المطلب الثالث: خطوات تنفيذ الخوارزمية الجينية	**59**
المطلب الرابع: الترميز في الخوارزمية الجينية	**70**
المبحث الثاني: النماذج التصنيفية الكلاسيكية لطلبات القروض	**72**
المطلب الأول: طريقة رجال القرض(Crédit Man)	**72**
المطلب الثاني: نموذج القرض التنقيطي(CréditScoring)	**75**
المطلب الثالث: نموذج الانحدار اللوجستي الثنائي(binarylogistic)	**79**

المبحث الثالث: النماذج التصنيفية الحديثة لطلبات القروض	**85**
المطلب الأول: نموذج الشبكات العصبية الاصطناعية	**86**
المطلب الثاني: الأنظمة الخبيرة	**98**
المطلب الثالث: خوارزميات تعلم الآلة لتصنيف طلبات القروض	**102**
خلاصة الفصل	**117**
الفصل الثالث: تطبيق بعض نماذج تعلم الآلة في تصنيف طلبات القروض وتحسينها بالخوارزمية الجينية	**118**
تمهيد	**119**
المبحث الأول: الإطار العام للدراسة	**120**
المطلب الأول: مجتمع الدراسة، العينة والمتغيرات المحاسبية المستخدمة	**120**
المطلب الثاني: تحضير و معالجة البيانات	**128**
المطلب الثالث: الدراسة الوصفية للبيانات بعد معالجة القيم المتطرفة	**133**
المبحث الثاني: التقديم الرياضي لنماذج تعلم الآلة المستخدمة	**144**
المطلب الأول: الجانب الرياضي لخوارزمية شجرة القرار	**144**
المطلب الثاني: الجانب الرياضي لخوارزمية الغابة العشوائية	**147**
المطلب الثالث: الجانب الرياضي لخوارزمية تعزيز التدرج الشديد	**149**
المبحث الثالث: تطبيق النماذج ومناقشة النتائج	**156**
المطلب الأول: بناء نموذج شجرة القرار **(DT)**	**156**
المطلب الثاني: بناء نموذج الغابة العشوائية**(Random Forest)**	**163**

المطلب الثالث: بناء نموذج تعزيز التدرج الشديد (**XGBoost**)	**170**
المطلب الرابع : المفاضلة بين النماذج	**176**
خلاصة الفصل	**179**
خاتمة	**180**
قائمة المراجع	**184**
قائمة الملاحق	**197**

قائمة الجداول والأشكال

1- قائمة الأشكال

الفصل	الرقم	عنوان الشكل	الصفحة
1	1	تحليل فجوة سعر الفائدة(GAP) في مدة زمنية معينة	36
1	2	الخطوط الثلاثة للدفاع من اجل إدارة سليمة للمخاطر التشغيلية	40
2	1	خطوات تطبيق تقنية الخوارزمية الجينية	60
2	2	رسم توضيحي لمجتمع الحلول	61
2	3	طريقة الاختيار بعجلة الروليت	63
2	4	الاختيار حسب طريقة البطولة	64
2	5	تمثيل التهجين أحادي النقطة	66
2	6	تمثيل التهجين الثنائي ومتعدد النقط	66
2	7	تمثيل طريقة التهجين الموحد	67
2	8	تمثيل عملية الطفرة	68
2	9	تمثيل الترميز الثنائي	70
2	10	تمثيل الترميز الثماني	71
2	11	تمثيل الترميز السداسي عشر	71
2	12	منحنى الدالة اللوجستية	81
2	13	تمثيل العصبون البيولوجي والعصبون الاصطناعي	91
2	14	بعض أنواع دوال التنشيط	94
2	15	تمثيل بياني لشبكة عصبية ذات طبقة وحيدة(perceptron)	94
2	16	شبكة عصبية متعددة الطبقات	95
2	17	تمثيل بياني لشبكة عصبية متعددة الطبقات ذات تغذية أمامية	95
2	18	تمثيل الشبكة العصبية ذات التغذية العكسية	96
2	19	التمثيل البياني لشبكة عصبية تلافيفية	97
2	20	مكونات النظام الخبير	99
2	21	فرع التعلم الآلي ضمن حقل الذكاء الاصطناعي	102
2	22	أنواع تعلم الآلة	103
2	23	أساليب التعلم الموجه	104
2	24	أنواع التعلم غير الموجه	106

2	25	رسم بياني لخوارزمية متجه الدعم الآلي	109
2	26	تمثيل بياني لخوارزمية شجرة القرار	110
2	27	تمثيل بياني لخوارزمية الغابة العشوائية	111
2	28	رسم توضيحي لطريقة عمل خوارزمية XGBoost	112
2	29	مصفوفة الارتباك	113
2	30	رسم توضيحي لحالة Overfitting And Underfitting	116
3	1	رسم بياني لتوزيع العينة حسب حالة المؤسسة	122
3	2	رسم بياني لتوزيع العينة حسب الشكل القانوني	123
3	3	رسم بياني للمتوسطات الحسابية للمتغيرات المحاسبية حسب متغير الهدف(Y)	127
3	4	مصفوفة الارتباطات بين متغيرات الدراسة	128
3	5	مخطط الصندوق الخاص بقاعدة البيانات	131
3	6	مخطط الصندوق للبيانات بعد معالجة القيم المتطرفة	133
3	7	التمثيل البياني لتوزيع قيم المتغير نسبة الاستقلالية المالية	135
3	8	التمثيل البياني لتوزيع قيم المتغير نسبة التمويل الذاتي	136
3	9	التمثيل البياني لتوزيع قيم المتغير نسبة التمويل الدائم	136
3	10	التمثيل البياني لتوزيع قيم المتغير نسبة السيولة العامة	137
3	11	التمثيل البياني لتوزيع قيم المتغير نسبة السيولة المختصرة	137
3	12	التمثيل البياني لتوزيع قيم المتغير نسبة السيولة الآنية	138
3	13	التمثيل البياني لتوزيع قيم المتغير نسبة تغير الملاءة	138
3	14	التمثيل البياني لتوزيع قيم المتغير نسبة قابلية السداد	139
3	15	التمثيل البياني لتوزيع قيم المتغير نسبة التداول	139
3	16	التمثيل البياني لتوزيع قيم المتغير نسبة المردودية الاجمالية لرأس المال	139
3	17	التمثيل البياني لتوزيع قيم المتغير نسبة المردودية المالية	140
3	18	التمثيل البياني لتوزيع قيم المتغير نسبة المردودية التجارية	141
3	19	التمثيل البياني لتوزيع قيم المتغير نسبة دوران المخزون	141
3	20	التمثيل البياني لتوزيع قيم المتغير نسبة دوران الحقوق	142

3	21	مصفوفة الارتباطات بين متغير الهدف والمتغيرات المحاسبية	142
3	22	التمثيل البياني لمعاملات الارتباط بين متغير الهدف والمتغيرات المحاسبية	143
3	23	مجتمع الحلول الأولي (معلمات نموذج شجرة القرار)	147
3	24	مجتمع الحلول الأولي (معلمات نموذج الغابة العشوائية)	149
3	25	مجتمع الحلول الأولي (معلمات نموذج XGBOOST)	155
3	26	مصفوفة الارتباك الخاصة بعينة التدريب	158
3	27	مصفوفة الارتباك الخاصة بعينة الاختبار	159
3	28	منحنى ROC لنموذج شجرة القرار	162
3	29	شكل شجرة القرار	163
3	30	مصفوفة الارتباك الخاصة بعينة التدريب	166
3	31	مصفوفة الارتباك الخاصة بعينة الاختبار	167
3	32	منحنى ROC لنموذج الغابة العشوائية	169
3	33	مصفوفة الارتباك لعينة التدريب	172
3	34	مصفوفة الارتباك لعينة الاختبار	173
3	35	منحنى (ROC curve) لنموذج XGBoost	175

2- قائمة الجداول

الفصل	الرقم	عنوان الجدول	الصفحة
1	1	الفرق بين الاعتماد والقرض	04
1	2	العلاقة بين تغيرات سعر الفائدة وفجوة الحساسية ومعدل الحساسية وتغيرات صافي دخل الفائدة	37
2	1	مزايا وحدود الخوارزمية الجينية	58
2	2	النسب المرجعية لطريقة رجال القرض	73
2	3	التصنيف باستعمال نموذج التنقيط	78
2	4	جدول توضيحي لكيفية إزالة الحد الأعلى	82
2	5	إزالة الحدود الدنيا بعد إدخال اللوغاريتم الطبيعي	83
2	6	مكونات العصبون الاصطناعي	92

2	7	بعض نماذج الأنظمة الخبيرة في مجال منح القروض	101
2	8	أمثلة في مسائل الانحدار والتصنيف	105
3	1	توزيع العينة حسب حالة المؤسسة	121
3	2	توزيع العينة حسب الشكل القانوني	122
3	3	النسب المالية المستخدمة كمتغيرات تفسيرية في الدراسة	124
3	4	المقاييس الوصفية للمتغيرات المحاسبية	126
3	5	القيم المفقودة في قاعدة البيانات	129
3	6	التحقق من وجود قيم متكررة في قاعدة البيانات	129
3	7	القيم المتطرفة في قاعدة البيانات	130
3	8	معالجة القيم المتطرفة	132
3	9	المقاييس الوصفية لمتغيرات الدراسة بعد معالجة القيم المتطرفة	134
3	10	تحديد المعلمات الأولية لنموذج شجرة القرار	156
3	11	تحديد فضاء البحث الخاص بالمعلمات لنموذج شجرة القرار	157
3	12	تحديد المعلمات الفائقة باستخدام الخوارزمية الجينية	158
3	13	مقاييس التقييم لنموذج شجرة القرار	160
3	14	المعلمات الأولية لنموذج الغابة العشوائية	164
3	15	فضاء البحث الخاص بالمعلمات لنموذج الغابة العشوائية	165
3	16	قيم المعلمات الفائقة لنموذج الغابة العشوائية	165
3	17	مقاييس التقييم لنموذج الغابة العشوائية	168
3	18	تحديد المعلمات الأولية لنموذج XGBoost	170
3	19	فضاء البحث الخاص بالمعلمات لنموذج XGBoost	171
3	20	المعلمات الفائقة لنموذج XGBoost	171
3	21	مقاييس الأداء لنموذج تعزيز التدرج الشديد (XGBoost)	174
3	22	توضيح مساهمة الخوارزمية في تحسين دقة النماذج المستخدمة	176
3	23	نتائج مقاييس الأداء للنماذج المستخدمة	177

مقدمـــــة

توطئة

إن العمل المصرفي هو بمثابة المورد الأساسي لدفع العديد من الاستثمارات نحو النمو أو خلق مشاريع جديدة، وهذا بدوره ينعكس على المستوى الكلي للاقتصاد بصفة عامة، لذلك فإن وجود بيئة مصرفية ملائمة تتميز بتنوع بنوكها والأشكال المختلفة للخدمات والعروض المقدمة للعملاء، هذا الوضع يجذب العديد من المشاريع الاستثمارية للساحة الاقتصادية.

على العموم فالدور الرئيسي والكلاسيكي للبنك هو قدرته على جذب المدخرات من عند الأطراف التي حققت فائضا وإعادة منحها في شكل قروض للأطراف التي قد تكون في حالة عجز مالي وتحتاج إلى تمويل تحت ظرف معين أو منح قروض من اجل توسيع المشاريع الاقتصادية عامة.

والبنك باعتباره مؤسسة ربحية يسعى دائما لتعظيم الهامش بين معدلات الفائدة التي يدفعها للمدخرين ومعدلات الفائدة التي يفرضها على المقترضين، جدير بالذكر أن هذا الربح تلازمه درجة من المخاطرة يجب على البنك أن يحسب لها ألف حساب.

وبخصوص ذكر المخاطر، إن العمل المصرفي معرض لجملة من المخاطر سواء كانت مخاطر ناتجة من توظيف الأموال أو مخاطر قانونية أو تشغيلية وحتى مخاطر متعلقة بالوضع السياسي والأمني، لكن في الوضع العام الذي يتميز بالاستقرار الداخلي للبلاد، يصبح الاهتمام بالمخاطر المتعلقة بعملية منح القروض هي الأهم لأنها تنتج من توظيف أموال البنك لعملاء أو مؤسسات تكون وضعيتهم المالية متدهورة في المستقبل، مما يصعب على البنك التمييز بين العميل الجيد والعميل غير الجيد.

لذلك فإن قرار منح القرض بالنسبة للبنك هو أمر في غاية الأهمية، وكل قرار غير صائب يكبد البنك خسائر في رأسماله، والتي تؤثر عليه سلبا حتى في تغطية طلبات الودائع أو في تغطية تكاليف الموظفين مما ينعكس سلبا على سمعته.

إذن عملية اتخاذ قرار بالمنح أو الرفض لقرض ما يتطلب دراسة وضعية العميل جيدا، لا سيما الجانب المالي، والتحليل المالي هنا يعتبر الأساس الأول في دراسة الملف انطلاقا من الكشوفات المحاسبية باعتبار العميل مؤسسة، حيث يتم استخراج النسب المالية وقراءة مدلولاتها واستظهار نقاط القوة والضعف لدى العميل.

فعملية تحليل طلب القرض هي بمجملها تعتبر مشكلة تصنيفية، حيث في النهاية يصدر البنك قرار إما بقبول تمويل هذا العميل أو الرفض، وحتى قرار القبول عادة يكون تحت ضمانات وشروط يحددها البنك ويوافق عليها الطرفين في عقد مبرم.

إن الوضع بالنسبة للبنوك الجزائرية لا يختلف عن أي بلد أخر، حيث يبقى التحدي الرئيسي للبنوك الجزائرية هو توجيه حقيبة القروض الى مجموعة طلبات التمويل التي تتقدم بها المؤسسات الاقتصادية الجزائرية الى البنك من أجل توسعة مشروع أو تمويل عجز مؤقت ، ولا يخفى على البنوك الجزائرية طبيعة السوق الجزائرية والبيئة الاستثمارية الصعبة ، لذلك يكون هدف البنوك الجزائرية هو إيجاد شركاء أقوياء (مؤسسات اقتصادية واعدة ورائدة) من أجل تمويلها .

تناول الباحثون هذا الموضوع باعتباره مسألة تصنيفية، وحاولت الدراسات بناء نماذج إحصائية تمكن أو تساعد محللو الائتمان في البنوك على اتخاذ القرار المناسب بشأن قرار المنح، ومن بين هذه النماذج نجد نموذج القرض التنقيطي وأسلوب تحليل الانحدار اللوجيستي، هذه النماذج قدمت نتائج جيدة من حيث دقة التصنيف، وهي نماذج تيم بناءها بالاعتماد على المتغيرات المحاسبية وغير المحاسبية .

ثم تلى ذلك ظهور ما يعرف بنماذج التابعة الى حقل الذكاء الاصطناعي مثل الشبكات العصبية بأنواعها والنظم الخبيرة ونماذج تعلم الآلة والتي تفوقت على النماذج التقليدية ، حيث أن الداعي الأساسي لتوظيف نماذج الذكاء الاصطناعي هو قدرتها على التعامل مع البيانات الضخمة والمعقدة.

والجدير بالذكر أنه عند محاولة تطبيق أحد نماذج تعلم الآلة ، دائما الباحث يتساءل هل هذا هو النموذج الأمثل والذي يحقق أعلى دقة تصنيف؟ وعليه يمكن القول أنه و في مجال الذكاء الاصطناعي توجد تقنيات تستخدم لتحسين دقة النماذج ، منها تقنية الخوارزمية الجينية أو البحث الجيني.

ان تقنية الخوارزمية الجينية هي طريقة رياضية مستوحاة من فكرة التطور الطبيعي، وتعتبر طريقة بحث عشوائية عن الحلول المثلى في فضاء بحث معين، تحت دالة هدف محددة، فالخوارزمية الجينية يتم الاعتماد عليها كتقنية تحسين للبحث عن أفضل المعلمات التي تعطي أعلى دقة تصنيف في نماذج تعلم الألة ، كما لها عدة استعمالات في مجال تعلم الألة والتعلم العميق وفي مجال البرمجة ، شريطة أن يتم وصف المشكلة بشكل رياضي صحيح.

ان مجال تعلم الآلة واسع يتوفر على عدة خوارزميات منها ما ينتمي الى مجال التعلم الخاضع للاشراف واخرى الى مجال التعلم غير خاضع للاشراف، التعلم المعزز، التعلم شبه خاضع للاشراف، لكن يجب التنويه أن طبيعة البيانات هي التي تفرض عليك المجال المعين، في هذه الدراسة تعتبر البيانات المتحصل عليها بيانات موسومة أي تتوفر لدينا المدخلات (المتغيرات المستقلة أو الميزات) وتتوفر لدينا كذلك المخرجات، أي أنها بيانات(labled).

إن بناء نماذج تصنيفية لطلبات القروض الموجهة لتمويل المؤسسات الاقتصادية الجزائرية بالاعتماد على خوارزميات تعلم الآلة الخاضعة للإشراف مثل خوارزمية شجرة القرار وخوارزمية الغابة العشوائية وخوارزمية تعزيز التدرج الشديد، يستدعي فهم كيفية عمل الخوارزميات وكيفية تطبيقها ، وغالبا ما يتم دمج هذه الخوارزميات مع تقنيات التحسين مثل الخوارزمية الجينية ، وتستخدم هذه التقنية لأهداف متعددة ، على سبيل المثال قد تستخدم مع الشبكات العصبية الاصطناعية لتحدد عدد الطبقات أو في نماذج تعلم الآلة لاختيار أفضل الميزات أو لتحديد الأوزان المثلى، كما تستخدم كذلك لتحديد المعلمات الفائقة.

بناءا على ما سبق، يمكن طرح الإشكالية على النحو التالي:

كيف يمكن الاستعانة بتقنية الخوارزمية الجينية في تحسين دقة نماذج تعلم الآلة المستخدمة في تصنيف طلبات القروض الموجهة لتمويل المؤسسات الاقتصادية الجزائرية؟

ومن خلال هذا التساؤل الرئيسي يمكن طرح الأسئلة الفرعية التالية:

- ماهي أهم الأساليب المستخدمة في تصنيف طلبات القروض؟
- ماهي خوارزميات تعلم الآلة وإلى أي مدى يمكن الاعتماد عليها في تصنيف طلبات القروض؟
- ماهي خطوات تطبيق نماذج تعلم الآلة؟

فرضيات الدراسة:

للإجابة على ما تم طرحه من تساؤلات، يستدعي الأمر تبني الافتراضات التالية:

- تعتبر تقنية الخوارزمية الجينية فعالة ويمكنها تحسين دقة نماذج تعلم الآلة في حدود 5%.
- يمكن أن يحقق نموذج تعزيز التدرج الشديد (XGBoost) دقة تصنيف تفوق 90%.

- يمكن أن يتفوق نموذج تعزيز التدرج الشديد على نموذج الغابة العشوائية ونموذج شجرة القرار ، نظرا لقدرته العالية في التعامل مع البيانات غير المتوازنة والمعقدة.

أهمية البحث:

تبرز أهمية هذه الدراسة في النقاط التالية:

1- توضيح أهمية وكفاءة استخدام تقنية الخوارزمية الجينية في تحسين نماذج تصنيف طلبت القروض.

2- إبراز أهمية النماذج الحديثة التي تنتمي إلى حقل الذكاء الاصطناعي وبالأخص نماذج تعلم الآلة في مجال منح القروض المصرفية.

3- إن حاجة البنوك إلى أساليب قوية لتقدير خطر القرض تجعل لهذه الدراسة أهمية كبيرة، خاصة أن هذا الموضوع هو محل اهتمام العديد من الباحثين، فهذه الدراسة تبرز مدى قوة نماذج تعلم الآلة في تصنيف المؤسسات المقترضة بالاعتماد التحليل المالي (النسب المالية).

4- تأتي أهمية هذه الدراسة كذلك، في توضيح كيفية الدمج بين تقنية الخوارزمية الجينية مع خوارزميات تعلم الآلة من أجل تحسين دقة النماذج.

أهداف البحث:

تهدف الدراسة إلى الوصول إلى جملة من الأهداف:

- تحديد ودراسة المخاطر المتعلقة بالعمل المصرفي وبالأخص المخاطر الناتجة من نشاط الإقراض.
- البحث في مختلف الأساليب المستخدمة في تقدير مخاطر القروض، حيث توجد أساليب تقليدية والتي تتمثل في الأساليب الإحصائية كما توجد بعض الأساليب والنماذج الحديثة التي ظهرت مع التطور الحاصل في مجال الذكاء الاصطناعي.
- توضيح كيفية استخدام النماذج الحديثة في مجال منح القروض.
- مساعدة البنوك الجزائرية على تطوير أساليبها من أجل دعم قرارات منح القروض المصرفية.

أسباب اختيار الموضوع:

من خلال ما سبق تبرز لنا دوافع اختيار الموضوع وهي:

- طبيعة التخصص الذي ينتمي إليه الطالب، إضافة إلى وجود ميول شخصي في البحث عن كيفية استخدام النماذج الحديثة لتصنيف طلبات القروض ، واقتراح استخدامها من طرف البنوك الجزائرية إذا ما تم إثبات فعاليتها.
- قلة الأبحاث والدراسات التي تستخدم تقنية الخوارزمية الجينية في تحسين دقة النماذج الحديثة (نماذج تعلم الآلة)، خاصة على المستوى الوطني.
- التطور الحاصل في مجال الذكاء الاصطناعي الذي شمل عدة تخصصات الطبية والمالية والإدارية وغيرها.
- حاجة البنوك التجارية الجزائرية إلى مواكبة التطورات الحاصلة على المستوى الدولي في ميدان الائتمان البنكي.
- زيادة ظاهرة تعرض البنوك الجزائرية إلى المخاطر الناجمة عن منح القروض، الناتجة بالأساس عن القصور في دراسة ملفات طلبات القروض.

المنهج المتبع:

من أجل الإلمام بالجوانب المختلفة والمتعلقة بموضوع الدراسة وكذلك من أجل الإجابة على التساؤل الرئيسي ومعرفة مدى صحة الفرضيات تم الاعتماد على **المنهج الوصفي التحليلي** من أجل وصف أبعاد موضوع الدراسة وتحليل مختلف جوانبه وذلك بالتطرق إلى الجانب النظري المتعلق بالقروض المصرفية والسياسة الاقراضية ومعايير منح القروض ، كذلك تم التطرق في نفس الجانب إلى معظم المخاطر التي تواجهها البنوك ، كما تم عرض المفاهيم النظرية الخاصة بتقنية الخوارزمية الجينية ، كذلك تم التطرق إلى الأساليب المختلفة التي استخدمت في مجال منح القروض ، كما تم شرح المفاهيم الأساسية الخاصة بمجال تعلم الآلة.

وتم استخدام **المنهج الكمي** بتطبيق مختلف الأدوات الإحصائية والرياضية الضرورية عند بناء نماذج تعلم الآلة وتحسينها باستخدام تقنية الخوارزمية الجينية.

الدراسات السابقة:

تتمثل الدراسات السابقة في كل الأبحاث التي اهتمت بموضوع التصنيف الائتماني أو تقدير خطر القرض، كذلك تقدير الجدارة الائتمانية، فالموضوع الاقتصادي ثابت (ظاهرة منح القروض) في حين أن كل باحث يستعين بأدوات وتقنيات مختلفة لنمذجة هذه الظاهرة الاقتصادية ، والملفت للانتباه أن توظيف تقنية الخوارزمية الجينية في تحسين قرارات الإقراض(تحسين النماذج) في الأبحاث العربية غير وارد حسب اطلاع الباحث، إلا في مجال إدارة

محفظة القروض وهذا موضوع لا ينتمي إلى مجال نماذج التصنيف ، على عكس ذلك توجد عدة دراسات أجنبية استخدمت تقنية الخوارزمية الجينية في نماذج التصنيف و لأهداف مختلفة ، ومنه يمكننا القول أنه توجد بعض الدراسات التي اعتمدنا عليها في إعداد هذا البحث نذكرها كالتالي:

أولا: الدراسات باللغة العربية

1- دراسة صوار يوسف (2008)" محاولة تقدير خطر عدم تسديد القرض باستعمال طريقة القرض التنقيطي والتقنية العصبية الاصطناعية بالبنوك الجزائرية –دراسة حالة: بنك الجزائري للتنمية الريفية.

في هذه الدراسة قام الباحث بتطبيق طريقة القرض التنقيطي والتقنية العصبية الاصطناعية من أجل تقدير خطر القرض، تمثلت العينة في 52 مؤسسة تحصل عليها من وكالة بنك الفلاحة والتنمية الريفية فرع ولاية سعيدة خلال الفترة 1994-2004، وتوزعت العينة على 42 مؤسسة ناجحة و10 مؤسسات عاجزة، واعتمد الباحث على 13 متغير محاسبي و6 متغيرات نوعية، حيث حقق نموذج القرض التنقيطي دقة تصنيف قدرت ب96.2 % بينما حققت تقنية الشبكة العصبية دقة تصنيف ممتازة 100%، وبهذا تكون قد تفوقت على تقنية القرض التنقيطي.

2- دراسة بن عمر خالد (2011/2010)" دراسة النماذج الحديثة لقياس مخاطر الائتمان لدى البنوك التجارية–دراسة حالة البنوك التجارية الجزائرية

تمثلت الدراسة في تطبيق كل من نموذج التحليل التمييزي ونموذج تحليل الانحدار اللوجستي، على عينة من المؤسسات بلغت73 مؤسسة(إجمالي العينتين) متحصله على مبالغ ائتمانية خلال الفترة 2001-2008 ، توزعت على 53 مؤسسة سليمة و 20 مؤسسة عاجزة ، حيث العينة مأخوذة من بنك التنمية الريفية وبنك القرض الشعبي الجزائري، قام الباحث ببناء عدة نماذج تارة يخصص نموذج لعينة بنك الفلاحة والتنمية الريفية باستخدام متغيرات كمية وتارة باستخدام متغيرات كمية ونوعية ، فقد تم بناء عدة نماذج وفي كل عينة كان يتفوق نموذج عن الأخر، حيث كان هدف الباحث من الدراسة هي وصف كيفية تطبيق هذه النماذج ، كما تم الاعتماد على برنامج spss لتطبيق هذه النماذج.

3- دراسة بنية صابرينة (2015/2014)" تقدير الجدارة الائتمانية باستخدام طرق الذكاء الاصطناعي– دراسة حالة القرض الشعبي الجزائري–

قامت الباحثة في هذه الدراسة بتطبيق كل من تقنية الشبكة العصبية والنظام الخبير plan power، من اجل تقدير الجدارة الائتمانية للمؤسسات المقترضة، وكانت العينة تتمثل في 145 مؤسسة خاصة تحصلت على

قروض استغلال من طرف بنك cpa وكالة تيارت خلال الفترة 2010-2012 ، وتوزعت العينة على 100 مؤسسة سليمة و45 مؤسسة عاجزة ، وباستخدام برنامج Alyuda NeuroIntelligence تم تطبيق تقنية الشبكة العصبية ، حيث تمثلت المدخلات في 14 نسبة مالية و4 متغيرات كيفية، حيث حققت تقنية الشبكات العصبية دقة تصنيف قدرت ب92%، في حين حقق النظام الخبير دقة تصنيف قدرت ب88.97%، وكانت دقة تصنيف الخاصة بالبنك تمثل نسبة 68.97% ، حيث تفوقت تقنية الشبكة العصبية على النظام الخبير وكذلك على الطريقة المتبعة من طرف البنك.

4- دراسة: روابح عبلة (2018/2017) " تطبيق نماذج الذكاء الاصطناعي في مجال تقدير خطر القرض-دراسة مقارنة بين الشبكات العصبية والأنظمة الخبيرة- بنكي badr-cpa

تمثلت هذه الدراسة في تطبيق كل من تقنية الشبكات العصبية والأنظمة الخبيرة من اجل بناء نماذج تصنيفية للمقترضين ، حيث تمثلت العينة في 62 ملف طلب قرض استغلال ممنوحة خلال الفترة 2000-2015 من طرف بنك الفلاحة والتنمية الريفية وبنك القرض الشعبي الجزائري وكالة قسنطينة ، كما توزعت العينة على 37 متعامل أو مقترض جيد و25 متعامل سيء، حيث تم تنفيذ هذه النماذج باستخدام برمجية matlab، وتوصلت النتائج إلى تفوق تقنية الشبكة العصبية على الأنظمة الخبيرة ، حيث أعطت تقنية الشبكات العصبية نتائج جد متطابقة مع النتائج الفعلية بمعدل خطا صغير جدا قدر ب 0.000000010121، وبالمقابل بلغت دقة تصنيف نموذج النظام الخبير 83.87%.

5- دراسة فخاري فاروق(2019/2018): محاولة تطبيق نموذج تحليل الانحدار اللوجستي للتحكم في تعثر الائتمان البنكي-دراسة مجموعة من البنوك التجارية في الجزائر

قام الباحث في هذه الدراسة بتقدير نموذج تحليل الانحدار اللوجستي لتصنيف المؤسسات المقترضة ، حيث تمثلت عينة الدراسة في 96 مؤسسة تحصلت على ائتمان بنكي خلال الفترة 2008-2017 من مختلف وكالات البنوك التجارية الجزائرية، وتوزعت العينة على 65 مؤسسة ناجحة و 31 مؤسسة متعثرة، واعتمد الباحث على 7 متغيرات محاسبية (نسب مالية) و 4 متغيرات نوعية، وقد حقق نموذج تحليل الانحدار اللوجستي دقة تصنيف قدرت ب90.6%.

6- دراسة يخلف العربي(2021/2020)" الشبكات العصبية الاصطناعية وتقدير مخاطر القروض بالبنوك التجارية الجزائرية بالشرق الجزائري

قام الباحث في هذه الدراسة ببناء نموذج شبكة عصبية اصطناعية ذات تغذية أمامية متعددة الطبقات ، من اجل تقدير مخاطر القروض (قروض الاستثمار)، اعتمد الباحث على عينة تمثلت في 90 ملف طلب قرض متحصل عليها من بنك BNA بعنابة، حيث تقسمت العينة على ثلاث تصنيفات (زبائن جيدين 35 ملف، زبائن متوسطين 45 ملف، زبائن سيئين 10 ملفات)، وبعد تصميم الشبكة وتدريبها تم كذلك ربط نموذج الشبكة العصبية الاصطناعية بواجهة برمجية سهلة تتيح للمستخدم استعمالها ببساطة، وبعد اختبارها حققت الشبكة دقة تصنيف قدرت 98%.

ثانيا: الدراسات باللغة الأجنبية:

1- دراسة David J. Fogarty (2012)

USING GENETIC ALGORITHMS FOR CREDIT SCORING SYSTEM MAINTENANCE FUNCTIONS

تركز هذه الدراسة على تحدي عملي يواجه المؤسسات المالية الكبيرة والتي تتمثل في صعوبة و تكلفة صيانة أنظمة التقييم الائتماني (Scoring Systems) بانتظام، هذه الأنظمة التي تُستخدم لتصنيف العملاء من حيث المخاطر أو الميل للشراء تعاني من ظاهرة "انحراف المجتمع" (Population Drift) ، حيث تتغير خصائص العملاء بمرور الوقت بسبب الضغوط الاقتصادية والتنافسية، مما يؤدي إلى تدهور دقة النماذج.

ويتمثل هدف الدراسة في استكشاف كيف يمكن للخوارزميات الجينية (Genetic Algorithms – GAs) أن تُستخدم لأتمتة وظائف الصيانة هذه، ليس لبناء النماذج من الصفر، ولكن لتحسين وتحديث النماذج الحالية التي بناها محللو التقييم الخبراء باستخدام التقنيات التقليدية.

حيث قام الباحثون بحل بعض المشاكل مثل :

- مشكلة نقص الموارد البشرية: تطوير نماذج التقييم يتطلب مهارات عالية (عادةً حاملين لدرجة الماجستير أو الدكتوراه في الإحصاء) وهي مكلفة ونادرة.
- التركيز على التطوير على حساب الصيانة: فرق التقييم تركز على بناء نماذج جديدة على حساب تحديث النماذج القديمة بسبب ضغط العمل.

- انحراف المجتمع (Population Drift): التغير الطبيعي في خصائص قاعدة العملاء بمرور الوقت يجعل النماذج الحالية أقل دقة.
- تعقيد عملية البحث: البحث عن أفضل مجموعة متغيرات وتحولاتها (Transformations) وتفاعلاتها (Interactions) هو عملية شبه مستحيلة يدويًا بسبب الضخامة الهائلة لفضاء الاحتمالات (مثال: اختيار 10 متغيرات من 25 يعطي 11 تريليون تركيبة).

تقترح الدراسة نهجًا هجينًا ذكيًا لحل هذه المشكلة كالتالي:

البناء الأولي بالطرق التقليدية: يقوم المحللون الخبراء ببناء نموذج التقييم الأولي باستخدام الطرق التقليدية المقبولة صناعيًا وتنظيميًا (مثل الانحدار اللوجستي – Logistic Regression)، هذا يضمن الشفافية والقبول.

الصيانة بالأتمة باستخدام GAs: بمجرد إنشاء النموذج الأولي، يتم استخدام خوارزمية جينية للبحث تلقائيًا عن تحسينات ضمن "المجال" الذي حدده الخبراء، حيث تعمل الخوارزمية الجينية على:

تمثيل المشكلة: يتم تمثيل كل نموذج محتمل (مجموعة متغيرات، معاملاتها، تحولاتها...) على أنه "كروموسوم".

البحث والتحسين: تطبق الخوارزمية مبادئ التطور (انتقاء، تقاطع، طفرة) لتوليد "أجيال" من النماذج، حيث تبقى النماذج الأكثر دقة ("الأصلح") وتتطور.

حيث تم تطبيق الخوارزمية الجينية على 25 نموذجًا حقيقيًا تم بناؤها سابقًا باستخدام الانحدار اللوجستي في شركة مالية كبيرة، شملت النماذج مجالات التسويق والمخاطر.

ومن ثم تم مقارنة أداء النماذج المحسَّنة بالخوارزمية الجينية مع النماذج الأصلية باستخدام تحليل الشرائح العشرية (Decile Analysis) ، وهو المعيار الصناعي المعتاد وكانت النتائج كالتالي:

- ❖ في 72% من النماذج، تفوقت النماذج المحسَّنة بالخوارزمية الجينية على النماذج التقليدية بشكل ملحوظ (تحسن يصل إلى 10%).
- ❖ في 16% من النماذج، كان الأداء متكافئًا.
- ❖ في 12% من النماذج، فشلت الخوارزمية الجينية بسبب الإفراط في التخصيص (Overfitting) للبيانات.

وحسب رأي الباحثين تكمن أهمية الدراسة في:

– **مساهمة عملية**: تثبت الدراسة أن الخوارزميات الجينية يمكن أن تكون أداة قوية وفعّالة للتكلفة لأتمتة صيانة نماذج التقييم الحالية، مما يحرر الموارد البشرية لمهام ذات قيمة مضافة أعلى.

– **نهج هجين عملي**: بدلاً من استبدال الخبراء البشريين، يكمل النهج المقترح عملهم، البشر يبنون الأساس والآلة تحافظ عليه وتُحسِّنه.

– **قابلية التعميم**: على الرغم من استخدام بيانات من شركة واحدة، فإن النتائج تشير إلى إمكانية تطبيق هذا النهج على نطاق واسع.

2- دراسة Stjepan Oreski And Goran Oreski (2014)

Genetic algorithm-based heuristic for feature selection in credit risk assessment

هدفت هذه الدراسة إلى معالجة مشكلة رئيسية في نماذج تقييم مخاطر الائتمان، وتتمثل أساسا هذه المشكلة في البيانات عالية الأبعاد (High-Dimensional Data)، حيث تحتوي قواعد بيانات البنوك على عدد كبير من الميزات (الخصائص)، والتي قد تكون غير ذات صلة أو زائدة عن الحاجة، وكذلك مشكلة أخرى والتي تتمثل في الحاجة إلى دقة وسرعة في التصنيف، حيث يجب أن تكون النماذج سريعة وقابلة للتطوير (Scalable) مع الحفاظ على دقة عالية في التنبؤ.

لحل هذه المشكلات، تقترح الدراسة خوارزمية هجينة جديدة تسمى (HGA-NN)، وهي دمج كل من تقنية الشبكات العصبية وتقنية الخوارزمية الجينية (Hybrid Genetic Algorithm with Neural Networks)، حيث تم استخدام تقنية الخوارزمية الجينية لاختيار أهم الميزات التي تحقق أعلى دقة تصنيف.

بالنسبة لقاعدة البيانات اعتمد الباحثون على مجموعتين حقيقيتين للبيانات، تمثلت المجموعة الأولى في بيانات من بنك كرواتيا (1000 عميل مقسمة إلى 750 جيد و250 سيئ وكان عدد الميزات 35) ، والمجموعة الثانية في بيانات بنك ألمانيا من مصدر UCI الشهير للتعلم الآلي (1000 عميل مقسمة إلى 700 جيد و300 سيئ وكان عدد الميزات 30)

وكانت النتائج المتحصل عليها كالتالي:

- بالنسبة لبيانات بنك كرواتيا: تم تقليل عدد الميزات من 35 إلى 21 وبلغت دقة تصنيف النموذج .%82.88
- بالنسبة لبيانات بنك ألمانيا: تم تقليل عدد الميزات من 30 إلى 20 وبلغت دقة تصنيف النموذج .%78.90

وحسب رأي الباحثان تكمن أهمية هذه الدراسة في:

– **مساهمة رئيسية**: الدراسة تقدم إطار عمل هجينًا جديدًا وقويًا يجمع بين الذكاء البشري (خبرة الخبراء) والذكاء الاصطناعي (الخوارزميات الجينية والشبكات العصبية) وأساليب التصفية السريعة.

– كفاءة عملية: الخوارزمية المقترحة أسرع وأكثر قابلية للتطوير من أساليب التغليف التقليدية، بينما تحافظ على دقة عالية.

– **تطبيقات واسعة**: يمكن تطبيق هذا الإطار على مجالات أخرى غير الائتمان حيث تكون مشكلة اختيار الميزات عالية الأبعاد موجودة.

– **أهمية عملية للبنوك**: تمكن البنوك من بناء نماذج دقيقة وسريعة لتقييم المخاطر، مما يؤدي إلى عمليات أقل خطرًا وأكثر ربحية.

3- دراسة Remy Estran and other(2022)

Using a genetic algorithm to optimize an expert credit rating model

قام الباحثون في هذه الدراسة بمعالجة تحدي رئيسي في نماذج التصنيف الائتماني ، حيث تم دمج تقنية الخوارزمية الجينية مع نظام خبير ، وكان الهدف من الاستعانة بتقنية الخوارزمية الجينية هو البحث عن الأوزان المثلى للمعايير المالية(نسب مالية) والتي تحقق أعلى دقة تصنيف ، حيث يعتبر الباحثون أن دمج الذكاء البشري والذي يعبر عنه في تصميم النظام الخبير والذي يعتمد في الأساس عند بناءه على خبرة بشرية(محللو الائتمان) والذكاء الاصطناعي والذي يمثل في هذه الدراسة استخدام تقنية البحث الجيني(الخوارزمية الجينية) ، حيث أن عملية تحديد

الأوزان مثلى هي مشكلة معقدة لأنه وبوجود 10 معايير فقط هذا يتيح فضاء حلول يتكون من 4.3 مليار تركيبة وزن محتملة(بافتراض تغير الأوزان بزيادات 1% ومجموعها 100%).

اعتمد الباحثون على قاعدة بيانات مستخرجة من فهرس GWNC Bank of America Merrill Lynch، وتكونت العينة النهائية من 1101 شركة، أما بالنسبة لتقسيم التصنيف فقد تقسم إلى 7 درجات.

تم تصميم الخوارزمية ووضع بعض القيود الخاصة بالأوزان وكانت النتائج كالتالي:

- ❖ بالنسبة لقيم الأوزان المثلى للمعايير تم الحصول عليها مثل (نسبة التغطية بالفائدة 19%، نسبة الدين إلى الأصول 17%، النقد إلى الالتزامات المتداولة 13%، ... الخ).
- ❖ بالنسبة لدقة النموذج داخل العينة: 92% من التصنيفات تم تكرارها ضمن ±1 درجة، 49% تم تكرارها بدقة تامة (0 درجة فرق).
- ❖ بالنسبة لدقة النموذج خارج العينة: 93% من التصنيفات تم تكرارها ضمن ±1 درجة، 50% تم تكرارها بدقة تامة (0 درجة فرق).

إذن، وحسب رأي الباحثون، تكمن أهمية هذه الدراسة في:

- ❖ **في الجانب الأكاديمي**: تعتبر أول دراسة توضح كيفية بناء نموذج هجين (خبير + خوارزمي) لتكرار التصنيفات الائتمانية (وليس مجرد التمييز بين متخلف/غير متخلف).
- ❖ **في الجانب العملي**: تعتبر أول نموذج متوافق بالكامل مع التوجيهات التنظيمية الأوروبية الجديدة (EBA, 2021) الخاصة بالنماذج التي تستخدم التعلم الآلي.
- ❖ **في الجانب المجتمعي**: يزيد من الشفافية ويفتح "الصندوق الأسود" لنماذج التصنيف الداخلي للبنوك، مما يسمح للمشرعين والباحثين الخارجيين بفهمها ومراجعتها.

4- دراسة Ahmad Abdullah Mohammed Al- Mafrji And other (2024)

Loan Approval Prediction Based on a Hybrid Approach of Dynamin Thresholding Genetic Algorithm and Support Vector Machine

تهدف هذه الدراسة إلى معالجة تحدي رئيسي في عملية الموافقة على القروض المصرفية، وهو الحاجة إلى دقة عالية في التنبؤ بقرارات منح القروض مع تقليل المخاطر، مع الطلب المتزايد على الائتمان تسعى المؤسسات المالية إلى أتمتة عملية الموافقة على القروض باستخدام تقنيات التعلم الآلي (ML) والذكاء الاصطناعي (AI).

الدراسة تقدم نموذجًا هجينًا جديدًا يسمى (DTGA) (Dynamic Thresholding Genetic Algorithm) يجمع بين الخوارزمية الجينية (GA) لاختيار الميزات (Feature Selection) وخوارزمية متجه الدعم الآلي (SVM) للتصنيف وعتبة ديناميكية (Dynamic Thresholding) لتحسين أداء الخوارزمية الجينية.

حيث قدمت هذه الدراسة إطارا لحل بعض المشاكل مثل تعقيد عملية الموافقة على القروض، كذلك مشكلة البيانات عالية الأبعاد، ومشكلة التقارب المبكر (Premature Convergence) التي تواجه الخوارزمية الجينية التقليدية، ومشكلة التحيز في النماذج.

ولتطبيق هذا النموذج تم الاستعانة بقاعدة بيانات من موقع Kaggle وكان حجم العينة 1000 طلب قرض (700 جيد و300 سيئ)، وبعد معالجة البيانات من القيم المفقودة والقيم المتطرفة، ثم تنفيذ النموذج باستخدام برمجية MATLAB وكانت دقة التصنيف ممتازة حيث بلغت 99.26%.

وحسب رأي الباحثون تكمن أهمية هذه الدراسة في:

- **مساهمة مبتكرة:** الدراسة تقدم إطار عمل هجينًا جديدًا (DTGA) لاختيار الميزات يعتمد على عتبة ديناميكية لتحسين أداء الخوارزمية الجينية.

- **تطبيق عملي:** النموذج يمكن أن يساعد البنوك والمؤسسات المالية على أتمتة عملية الموافقة على القروض بسرعة وكفاءة وتقليل المخاطر عن طريق التنبؤ الدقيق بالعملاء المتعثرين.

كذلك يساهم في زيادة الربحية وتحسين إدارة محفظة القروض.

– **شفافية وأمان**: النموذج المقترح يقلل من التحيز (Bias) الذي قد يوجد في بعض النماذج التقليدية.

– **اتجاه مستقبلي**: يمكن تطبيق إطار DTGA على مجالات أخرى غير التمويل، مثل التشخيص الطبي أو الكشف عن الاحتيال.

5–باختصار، هذه الدراسة تقدم حلاً قويًا وعمليًا لمشكلة قديمة في الصناعة المالية، مع تحقيق دقة تنبؤية استثنائية تصل إلى 99.26% , مما يضع معيارًا جديدًا في هذا المجال

❖ **ما يميز هذه الدراسة عن الدراسات السابقة**

يمكن ذكر بعض الخصائص التي تميز هذه الدراسة عن الدراسات السابقة في النقاط التالية:

- **من جانب النماذج المستخدمة**: تم استخدام بعض من خوارزميات تعلم الآلة مثل خوارزمية شجرة القرار (DT) وخوارزمية الغابة العشوائية (RF) وخوارزمية تعزيز التدرج الشديد (XGBoost).
- **من جانب كيفية توظيف الخوارزمية الجينية**: كما تم سابقا عرض الدراسات السابقة، نلاحظ أن الخوارزمية الجينية(GA) تم استخدامها في ما يعرف باختيار الميزات أو تحديد الأوزان المثلى، وفي هذه الدراسة تم استخدام الخوارزمية الجينية من اجل ضبط المعلمات، أي تحديد المعلمات الفائقة لكل نموذج والتي تحقق أعلى دقة تصنيف.
- **من جانب الحدود الزمنية والمكانية**: فقد تطبيق هذه الدراسة على عينة من المؤسسات الاقتصادية **الجزائرية** ، حيث تم استخراج متغيرات الدراسة من الملفات المحاسبية لهذه المؤسسات لسنة **2023**.
- على حسب علم الباحث، تعتبر أول دراسة وطنية تم تطبيق فيها نموذج تعزيز التدرج الشديد (XGBoost) في مجال منح القروض.

خطة البحث:

بناء على ما سبق فقد تم تقسيم البحث إلى ثلاثة فصول، يتناول الفصل الأول والثاني الجانب النظري لموضوع الدراسة، حيث حاولنا في الفصل الأول الإحاطة بقدر الإمكان بالمفاهيم المتعلقة بالقروض المصرفية والمخاطر المرتبطة بها حيث تناول المبحث الأول من هذا الفصل ماهية القروض المصرفية وفي المبحث الثاني عرضنا الجوانب المتعلقة بعملية منح القروض وفي المبحث الثالث تم تخصيصه للمخاطر المصرفية وطرق إدارتها.

أما الفصل الثاني فقد خصص لعرض كل من تقنية الخوارزمية الجينية وكذلك إلى مختلف النماذج التصنيفية الكلاسيكية والطرق الحديثة التي تنتمي إلى مجال الذكاء الاصطناعي.

أما بالنسبة للفصل الثالث تمثل في الجانب التطبيقي للدراسة، حيث تم تخصيص المبحث الأول إلى عرض عينة الدراسة، وفي المبحث الثاني تم فيه شرح الجانب الرياضي لخوارزميات تعلم الآلة المستخدمة في بناء نماذج لتصنيف طلبات القروض وكيفية تحسين دقة هذه النماذج بالاستخدام الخوارزمية الجينية، والمبحث الثالث خصص إلى تطبيق هذه النماذج وتقييمها والمفاضلة بينها.

الفصل الأول:

الأساسيات المتعلقة بالقروض المصرفية

تمهيد

يمارس البنك عدة أنشطة، وتعتبر عملية منح القروض من أهم الأنشطة التي يركز البنك عليها في تعظيم ربحيته، إذن فنشاط الإقراض له أهمية بالنسبة للبنك بحيث يعتبر نشاط مربح، وتعود أهميته كذلك على المؤسسات والعملاء بحيث يحتاجون في اغلب الأحيان إلى مصادر تمويلية والتي يوفرها لهم البنك، كما تنعكس كذلك أهمية نشاط البنك على الصعيد الكلي للاقتصاد وذلك من خلال تحفيز الأنشطة الاستثمارية

وعلى هذا الأساس يتوجب على البنك في إدارة نشاط القروض أن يضع بعض المعايير والإجراءات التي تحفظ موارده وسمعته وأن يوجه قروضه حسب السياسة الائتمانية الخاصة به.

كذلك من المهم بالنسبة للبنك في الدرجة الأولى أن يراعي جملة المخاطر المحتملة التي قد يتعرض لها سواء مخاطر المتعلقة بنشاط منح القروض وما يلتزم هذا الأمر من طرق لإدارتها.

يعتبر التحليل المالي الأساس الأول الذي يعتمد عليه في دراسة وضعية العملاء وتحديد قدرتهم على السداد، حتى يستطيع توجيه القروض الى عملاء جيدين، مما يجنبه خطر التعرض لظاهرة عدم التسديد.

لقد جاء هذا الفصل لعرض الأساسيات المتعلقة بالقروض المصرفية وفق المباحث التالية:

المبحث الأول: ماهية القروض المصرفية

المبحث الثاني: الجوانب المتعلقة بمنح القروض المصرفية

المبحث الثالث: المخاطر المصرفية

المبحث الرابع: التحليل المالي لطلبات القروض المصرفية

المبحث الأول: ماهية القروض المصرفية

تعتبر القروض المصرفية الركيزة الأساسية في نشاط البنك لما لها من أهمية بالغة، فمن خلالها يستطيع البنك تحقيق أهدافه المتمثلة في الأرباح التي يتحصل عليها، واستقطاب عدد أكبر من الودائع، ومن أجل دراسة هذا الموضوع بشكل مفصل لابد من التطرق إلى بعض المفاهيم مثل أنواع القروض وخصائصها وأهميتها.

المطلب الأول: تعريف القروض المصرفية

يوجد العديد من التعاريف المتعلقة بمصطلح "القرض"، تختلف من باحث لآخر، سوف نحاول ذكر عدة تعاريف من أجل الحصول على تعريف شامل لهذا المصطلح.

القرض اصطلاحا: باللغات الأوروبية أصل كلمة قرض"credit" جاءت من الكلمة اللاتينية "creditum'' المشتقة من الفعل"credere" الذي يعني يعتقد "croire ".[1]

القرض لغة: لقد جاء في معجم لسان العرب ائتمن فلانا على ماله أي جعله أمينا عليه في مثال القول "ائتمن شخصا " أي عده أمينا أو وضع فيه ثقته، أما كلمة ائتمان هي اسم مشتق من فعل أؤتمن بمعنى وثقه، أما لفظ "قرض" (اسم) وفي الجمع "قروض" فجاء أيضا في لسان العرب أن القرض هو ما تعطيه لغيرك من مال على أن يرده إليك، ويعني قدم له قرضا لأجل معلوم، بمعنى ما يسلف من المال على أساس إعادته في أجل معين، وبالتالي فالقرض هو من أبسط صور الائتمان والذي بواسطته يتم تسبيق الأموال[2].

القرض هو كلمة مخصصة للعمليات المالية التي تجمع بين هيئة مالية سواء كان بنك أو مؤسسة مالية والمقترض.[3]

كما يجب الإشارة إلى أن العديد من الباحثين يستخدم مصطلح الائتمان المصرفي بدلا من القرض المصرفي وعلية وجب التطرق لهذا المصطلح بعناية، حيث يكون الائتمان المصرفي على نوعين القرض والاعتماد:

- **القرض:** يعني تقديم مبلغ معين من المال دفعة واحدة من قبل البنك إلى العميل.
- **الاعتماد:** فهو تعهد من قبل المصرف بوضع مبلغ من المال تحت تصرف العميل خلال مدة معينة ليسحب منه ما يشاء، ولا يدفع الفوائد إلا على المبالغ المستعملة فعلا، وكل هذه الكلمات تترجم بالفرنسية إلى كلمة "crédit" إلا أن القرض يمكن أن يستعمل له مرادف آخر وهو "prêt "[4].

---

[1]- اسماعيل ابراهيم عبد الباقي، ادارة البنوك التجارية، دار غيداء للنشر والتوزيع، عمان، 2015، ص246.

[2]- يخلف العربي، الشبكات العصبية الاصطناعية وتقدير مخاطر القروض بالبنوك التجارية الجزائرية، اطروحة دكتوراه، جامعة سوق اهراس،2021، ص4.

[3]- اسماعيل ابراهيم عبد الباقي، مرجع سابق، ص246.

[4]- فاروق فخاري، تطبيق نموذج تحليل الانحدار اللوجستي للتحكم في تعثر الائتمان البنكي-دراسة مجموعة من البنوك التجارية في الجزائر-اطروحة دكتوراه ، جامعة المسيلة، 2019، ص3.

والجدول التالي يبرز الفروق بين القرض والاعتماد:

الجدول رقم (1-1): الفرق بين الاعتماد والقرض

الاعتماد	القرض
المبلغ يوضع تحت تصرف العميل ويسحب منه بمجرد تمام الاتفاق في أي وقت	المبلغ يسحب مرة واحدة بعد تمام الاتفاق
مبلغ الفوائد تحسب على المبالغ المسحوبة من تاريخ كل السحب	مبلغ الفوائد يحسب على إجمالي القرض
يمكن أن يكون هناك تجديد الاعتماد عند كل تسوية	تسديد جزء من القرض لا يعطي الحق في السحب من جديد

المصدر: يخلف العربي، مرجع سابق، ص5.

والائتمان عموما معناه إجراء مبادلة قيمة آجلة بقيمة عاجلة، وبعبارة أخرى تكون أمام ظاهرة "ائتمان" إذا ما قدم شخص لآخر نقودا، أو شيئا في صورة سلعة أو خدمة معينة في الحال لكي يحصل في مقابلها على شيء مماثل في المستقبل.[1]

بعد أن انتهينا من توضيح كل من المصطلحات السابقة (قرض، ائتمان، اعتماد)، يمكننا إعطاء تعريف عام للقروض المصرفية كالتالي:

القروض البنكية: هي عملية يرتضي بمقتضاها البنك مقابل فائدة أو عمولة معينة أو محددة أن يمنح عميلا (فرد أو شركة أعمال) بناءا على طلبه سواء حالا أو بعد وقت معين تسهيلات في صورة أموال نقدية أو أي صورة أخرى وذلك لتغطية العجز في السيولة ليتمكن من مواصلة نشاطه المعتاد.[2]

[1]- عزت قناوي، أساسيات في النقود والبنوك، دار العلم للنشر والتوزيع، الفيوم، مصر، 2005، ص155.

[2]- قارة سامي، دور طريقة القرض التنقيطي في تسهيل الدراسة المالية لمنح القروض البنكية –دراسة حالة القرض الشعبي الجزائري وكالة المسيلة، مجلة آفاق علوم الادارة والاقتصاد، المجلد 6، العدد 2، 2022، ص426.

ويعرف المشرع الجزائري مصطلح القرض في المادة 70 من القانون النقدي والمصرفي أنه: " يشكل عملية قرض في مفهوم هذا الأمر، كل عمل لقاء عوض يضع بموجبه شخص، أو يعد بوضع أموال تحت تصرف شخص آخر، أو يأخذ بموجبه شخص لصالح الشخص الآخر التزاما بالتوقيع كالضمان الاحتياطي أو الكفالة أو الضمان.

تعتبر بمثابة عمليات قرض عمليات الإيجار المقرونة بحق خيار الشراء، لاسيما عمليات القرض الإيجاري، وتمارس صلاحيات المجلس إزاء العمليات المنصوص عليها في هذه المادة.[1]

من الواضح أن هذه المادة قامت بحصر ووضع قوالب لأنواع كثيرة من عقود القرض، فهذه العملية معروفة بكثرة أشكالها القانونية، بحيث تفرض معرفتها التركيز على أصنافها حسب النص.

في إطار المادة أعلاه، يصنف المشرع عمليات القرض إلى عمليات يصاحبها بالضرورة وضع أموال تحت تصرف المقترض، وعمليات لا يصاحبها بالضرورة هذه المسألة.

بالنسبة للصنف الأول من عمليات القرض، فالتصور المباشر والمبدئي له هو أن يمنح البنك أو المؤسسة المالية أموالا للشخص المقترض إما بشكل فوري وهو ما يسمى الإقراض، أو مستقبلا وهو ما يسمى بفتح الاعتماد.

الإقراض إذن هو وضع أموال تحت تصرف الزبون بشكل يصاحب عقد القرض: هذا هو الحال مثلا في الخصم، أو في القرض الاستهلاكي، أما فتح الاعتماد فهو عملية قرض يلتزم فيها البنك أو المؤسسة المالية بتحرير أموال لصالح المقترض عند طلبه ، في إطار سقف أو مدة معينة أو الاثنين معا.

أما في الصنف الثاني من القروض البنكية أين لا يشترط أن يتم وضع أموال تحت تصرف شخص أو مؤسسة ما، فإن مجرد التزام البنك أو المؤسسة المالية (مؤسسة القرض) عن طريق التوقيع لصالح شخص يعتبر قرضا منها حتى لو انتهى الأمر بعدم دفع هذا البنك لأي أموال في إطار هذه العملية، يقدم المشرع أمثلة كالضمان الاحتياطي أو الكفالة البنكية.[2]

[1]- المادة رقم 70 من القانون 23-09 المتعلق بالقانون النقدي والمصرفي، الجريدة الرسمية للجمهورية الجزائرية /العدد43.

[2]- بن لطرش منى ، احتكار البنوك والمؤسسات المالية للعمليات المصرفية ، المجلة الأكاديمية للبحث القانوني، المجلد 14، العدد01، 2023، ص121.

المطلب الثاني : خصائص وأهمية القروض المصرفية

أولا: خصائص القروض المصرفية

يتميز القرض المصرفي بمجموعة من الخصائص هي:

1- الثقة: تعتبر الثقة عاملا أساسيا في قرار الائتمان بالنسبة للبنك، لأنها لا تدخل العامل الإنساني في العلاقات القائمة بين الزبون والبنك، الثقة بالنسبة للبنك تعبر عن قدرة وإمكانية المقترض لتسديد ديونه.[1]

2- المبلغ: يمثل قيمة القرض أو الأموال التي تمنح أو يتضمنها القرض.

3- المدة: هي الأجل أو الفترة التي يضع فيها البنك المال تحت حوزة عامليه، ويكون بعد نهايتها المستفيد من القرض ملزما بالتسديد وهي تصنف إلى ثلاثة أقسام:

- **المدة القصيرة:** تتراوح بين ثمانية عشر شهرا وسنتين حسب القانون الجزائري.
- **المدة المتوسطة:** تتراوح بين ثمانية عشر شهرا وسبع سنوات
- **المدة الطويلة** : تتراوح بين سبع سنوات على الأقل وعشرين سنة على الأكثر.[2]

4- سعر الفائدة: سعر الفائدة وهو إجراء كراء النقود ، حيث يلتزم المقترض بدفعه إلى البنك مقابل تنازله المؤقت على السيولة ، وتدخل اعتبارات عديدة في تحديد معدل الفائدة فمنها ما يرتبط بوضعية السوق النقدية بصفة عامة ومنها ما يرتبط بالقرض ذاته ، وهو على كل حال مؤشر هام تقاس على أساسه تطورات العديد من المتغيرات الاقتصادية والنقدية.

فمن وجهة نظر البنك كمؤسسة تجارية هناك اعتباران أساسيان يدخلان في تحديد مستوى معدل الفائدة على القروض الممنوحة ، يتمثل الاعتبار الأول في تكلفة الحصول على الأموال المستعملة في القرض مثل الفوائد الدائنة المدفوعة لأصحاب الودائع، أو معدل إعادة الخصم لدى البنك المركزي وبصفة عامة تحسب تكلفة الموارد على أساس متوسط مختلف الأموال التي يحصل عليها البنك من مختلف المصادر، إذ يجب أن يكون معدل الفائدة المدين أكبر من المعدل الذي يدفعه البنك عند تلقيه الأموال(الودائع).

ويتمثل الاعتبار الثاني في تحديد معدل الفائدة على كل ما يرتبط بطبيعة القرض، مبلغه وكذلك شخصية المقترض.[3]

---

[1]- صوار يوسف، محاولة تقدير خطر عدم تسديد القرض باستعمال طريقة القرض التنقيطي وتقنية الشبكات العصبية الاصطناعية بالبنوك الجزائرية- دراسة حالة بنك التنمية الريفية ، أطروحة دكتوراه، جامعة تلمسان،2008، ص6.

[2]- اسماعيل ابراهيم عبد الباقي، مرجع سابق، ص247.

[3]- صوار يوسف، مرجع سابق، ص7-ص8.

5- الضمانات: تتمثل في القيم المادية والمعنوية التي يقدمها العميل على شكل رهن في حالة عدم قدرة العميل على التسديد فالمؤسسة المقرضة تأخذ تلك القيم ويمكن تصنيف الضمانات إلى صنفين رئيسيين هما: الضمانات الشخصية والضمانات الحقيقية.

- **الضمانات الشخصية**: ترتكز الضمانات الشخصية على التعهد الذي يقوم به الأشخاص والذي بموجبه يعدون بتسديد المدين في حالة عدم قدرته على الوفاء بالتزاماته في تاريخ الاستحقاق وعلى هذا الأساس فالضمان الشخصي لا يمكن أن يقوم به المدين شخصيا، ولكن يتطلب ذلك تدخل شخص ثالث للقيام بدور الضامن ، وتنقسم الضمانات الشخصية إلى نوعين:

- الكفالة: وهي نوع من الضمانات الشخصية التي يلتزم بموجبها شخص معين بتنفيذ التزامات المدين تجاه البنك إذا لم يستطع الوفاء بهذه الالتزامات عند حلول آجال الاستحقاق.
- الضمان الاحتياطي: هو التزام مكتوب من طرف شخص معين يتعهد بموجبه على تسديد مبلغ ورقة تجارية أو جزء منه في حالة عدم قدرة أحد الموقعين عليها للتسديد.

- **الضمانات الحقيقية**: يقصد بها تقديم أشياء مادية على سبيل الرهن مقابل الحصول على القرض المطلوب، ترتكز الضمانات الحقيقية على موضوع الشيء المقدم للضمان ، وتتمثل هذه الضمانات في قائمة واسعة من السلع والتجهيزات والعقارات ، وتعطى هذه الأشياء على سبيل الرهن وليس على سبيل تحويل الملكية وذلك من أجل استرداد القرض.

ويمكن أن يأخذ الضمان الحقيقي أحد الشكلين التاليين:

- الرهن الحيازي: ويضم الرهن الحيازي للأدوات والمعدات الخاصة بالتجهيز والرهن الحيازي للمحل التجاري، حيث يجوز للبنك أو المصرف إذا لم يستوف حقوقه أن يطلب من القاضي الترخيص له ببيع الأشياء المرهونة في المزاد العلني أو بسعر السوق إذا اقتضى الحال.
- الرهن العقاري: هو عبارة عن عقد يكتسب بموجبه الدائن حقا عينيا على عقار لوفاء دينه.[1]

ثانيا: أهمية القروض المصرفية

تعتبر القروض المصرفية مهمة بالنسبة للبنك وبالنسبة للمقترضين (العملاء) وكذلك بالنسبة للاقتصاد ككل كالتالي:

[1]- اسماعيل ابراهيم عبد الباقي، مرجع سابق، ص 249-ص250..

بالنسبة للبنك: الإقراض يعتبر النشاط الرئيسي للبنوك فمن خلاله يستطيع البنك تحقيق عوائد تساعده في الاستمرار في نشاطه ، ويتمثل العائد في الفرق بين سعر الفائدة الذي يفرضه على الأموال المقترضة مطروحا منها تكلفة الودائع ويمكن استخلاص الصيغة التالية[1] :

أرباح البنك= عوائد القروض -تكاليف الودائع

بالنسبة للمقترضين: إن اغلب النشاطات الاقتصادية في الوقت الحالي يتم تمويلها بشكل جزئي من طرف البنوك ، فغالبا رجال الأعمال والمستثمرين لا يملكون رأس المال الكافي لإنشاء او تطوير أو توسيع مشاريعهم أو تغطية العجز المؤقت الذي يطرأ على أعمالهم ، فهنا تلعب القروض دورا رئيسيا في تشجيع المستثمرين على زيادة إنتاجهم .[2]

بالنسبة للاقتصاد الوطني: تساهم البنوك بشكل مباشر من خلال عملية منح القروض بالتأثير على النشاط الاقتصادي ككل، حيث يظهر ذلك في رخاء المجتمع الذي تخدمه، فدعم وتمويل المشاريع يعزز فرص العمالة، وزيادة الإنتاجية[3]، إذن تعتبر القروض ضرورية للنمو الاقتصادي، فهي تحسن الإنتاجية وتشجع على الابتكار وتطوير المشاريع.[4]

المطلب الثالث: أنواع القروض المصرفية

تختلف القروض على حسب آجالها ، وتبعا للمقترضين ، والأغراض التي تستخدم فيها ، والضمانات المقدمة ، وبالتالي تبويب القروض تبعا لذلك يسهل على البنك تتبع نشاطه وبمعرفة الأسباب التي أدت الى تقدمه أو تأخره ، ومقارنة أنواع نشاطه بما تقدمه البنوك الأخرى ، وفيما يلي تناول أنواع القروض المصرفية من خلال تلك المعايير للتبويب

أولا: القروض المصرفية حسب آجالها

و تنقسم القروض المصرفية طبقا لهذا المعيار إلى:

1- قروض قصيرة الأجل:

وهي القروض الموجهة لتمويل نشاط الاستغلال والتي لا تتعدى في الغالب فترة اثنا عشر شهرا ، وبالنظر لطبيعتها المتكررة و القصيرة زمنيا كان لزاما على البنوك أن تطور طرقا عديدة وتقنيات مختلفة لتمويل هذه النشاطات،

[1]- يخلف العربي، مرجع سابق، ص10.

[2]- لعروسي قرين زهرة، دور ادارة مخاطر الائتمان المصرفي في اتخاذ القرارات الائتمانية لدى البنوك التجارية-دراسة مجموعة من البنوك التجارية الجزائرية-، اطروحة دكتوراه، جامعة المسيلة، 2017، ص25.

[3]- أحلام بوعبدلي، سياسات إدارة البنوك التجارية ومؤشراتها، الطبعة الأولى، المملكة الاردنية الهاشمية، المكتبة الوطنية،2015، ص72.

[4]- Abdoulaye MAIGA et autres, Impact du drédit financier sur la croissance économique du Mali, Global Scientific JOURNALS, Volume11,Issue 9, 2023,p1133.

مع ضرورة تكييف وسائل خاصة حسب أهداف التمويل وطبيعته، وبصفة عامة يمكن تقسيم هذه القروض إلى: قروض عامة ، قروض خاصة وقروض الإمضاء.

1-1 القروض العامة: هي قروض موجهة لتمويل الأصول المتداولة بصفة إجمالية ، تسمى كذلك بقروض الخزينة أو القروض عن طريق الصندوق لتلبية احتياجات العميل الآنية بالسيولة، وبموجبها يتعهد البنك بتقديم الأموال لمتعامليه مقابل وعد بالوفاء في الموعد المحدد مع دفع فائدة متفق عليها[1]، وتنقسم بدورها إلى:

- **تسهيلات الصندوق:** تهدف هذه التسهيلات إلى تغطية العجز الذي يطرأ على حساب المدين أو يعطى لتخفيف صعوبات السيولة المؤقتة أو القصيرة جدا التي يواجهها الزبون والناجمة عن تأخر الإيرادات عن النفقات[2] ، ويتم اللجوء إلى مثل هذه القروض في فترات معينة كنهاية الشهر مثلا حيث تكثر نفقات الزبون نتيجة لقيامه بدفع رواتب العمال، أو تسديده لفواتير حان أجلها، أو فواتير الكهرباء والغاز والماء إلى غير ذلك من النفقات ، فيقوم حينها البنك بتقديم هذا النوع من القروض ، ويتجسد ذلك في السماح للزبون بأن يكون حسابه مدينا وذلك في حدود مبلغ معين ومدة زمنية لا تتجاوز عدة أيام من الشهر.[3]

- **المكشوف:** هو عبارة عن قرض بنكي لفائدة الزبون الذي يسجل نقصا في الخزينة ناجم عن عدم كفاية رأس المال العامل، ويتجسد ماديا في إمكانية ترك حساب الزبون لكي يكون مدينا في حدود مبلغ معين ولفترة أطول نسبيا[4]، حيث تمنح عادة هذه القروض لفترة أطول مقارنة بقروض تسهيلات الصندوق لفترة تكون لعدة أسابيع أو أشهر[5] ، مما يشكل خطر حقيقيا على البنك نتيجة لتجميد أمواله لفترة معتبرة ، ولتجنب هذا الخطر عادة ما يلجأ البنك لطلب ضمانات من عميله ، كما يمكن أن يبحث البنك عن إمكانية تعبئة القرض لدى البنك المركزي إذا تجاوز البنك حدا معينا ، ويسمى في هذه الحالة السحب على المكشوف ذي التعبئة ويختلف عن السحب على المكشوف العادي في كون عملية التمويل تكون مرفقة بسند لأمر لفائدة البنك المقرض الذي يستطيع أن يخصمه لدى البنك المركزي، ففي الجزائر يمنح هذا القرض بموافقة بنك الجزائر بسندات صندوق لا يجب أن تتعدى مدة اكتتابها 60 يوما.[6]

[1]-روابح عبلة، تطبيق نماذج الذكاء الاصطناعي في مجال تقدير خطر القرض-دراسة مقارنة بين الشبكات العصبية والانظمة الخبيرة_، اطروحة دكتوراه، جامعة قسنطينة2018،2،ص18.

[2]- اسماعيل ابراهيم عبد الباقي، مرجع سابق، ص246.

[3]- الطاهر لطرش، تقنيات البنوك، ديوان المطبوعات الجزائرية ، 2001،ص58.

[4]- الطاهر لطرش، مرجع نفسه، ص59.

[5]- Luc bernet-rollande ,principes de technique bancaire,25edition,dunod,paris,2008 ,p150.

[6]-روابح عبلة، مرجع سابق،ص18.

- **قرض الموسم**: القروض الموسمية هي نوع خاص من القروض البنكية ، وتنشأ عندما يقوم البنك بتمويل نشاط موسمي لأحد زبائنه ، فالكثير من المؤسسات نشاطاتها غير منتظمة وغير ممتدة على طول دورة الاستغلال، بل أن دورة الإنتاج أو دورة البيع موسمية ، فالمؤسسة تقوم بإجراء النفقات خلال فترة معينة يحصل أثناءها الإنتاج وتقوم ببيع هذا الإنتاج في فترة خاصة ومن بين أمثلة هذه العمليات نشاطات إنتاج وبيع اللوازم المدرسية وكذلك إنتاج وبيع المحاصيل الزراعية، و هذا النوع من القروض يمكن أن يمنح لمدة تمتد عادة إلى تسعة أشهر.[1]

- **قروض الربط**: عبارة عن قرض لتمويل عملية مالية ولا يقرر البنكي منحه إلا في حالة التأكد من تحققها ، ولكنه مؤجل فقط لأسباب خارجية وهي تهدف إلى تحقيق الفرصة المتاحة أما المؤسسة في انتظار العملية المالية ، ويمكن حصر هذه العمليات في :

- تمويل المؤسسة لعملية الاستثمار بقرار تمويلي من مؤسسة مالية متخصصة
- توسيع طاقة المؤسسة بقرار من مجلس الادارة "إصدار أسهم وسندات جديدة"
- بيع عقارات تعتقد أنها في غير الحاجة إليها "اللجوء للبنك في انتظار دخول هذه الأموال".

وعلى الرغم من ذلك فهناك مخاطر مرتبطة بهذا النوع من القروض مثل خطر عدم تحقيق العملية لإلغائها أو إعادة النظر فيها، أو استعمال الأموال الناجمة عن العملية لأغراض أخرى غير استعمالها في تسديد القروض.[2]

2-1 القروض الخاصة: وتتمثل في التسبيقات على البضائع والخصم التجاري والاعتمادات بالتوقيع والاعتماد المستندي

- **تسبيقات على البضائع**: إن التسبيقات على البضائع أو المخزونات لها مقابل مادي هو المخزون من البضائع والمنتجات التامة الصنع ، والنصف مصنعة ، فهي بذلك تسبيقات مالية إلى المؤسسات مقابل مخزون يوضع في مخازن المصرف كضمان أو كرهن لديه .[3]

- **تسبيقات على الصفقات العمومية**: تتمثل في مجموع القروض التي تمنحها البنوك للمقاولين من أجل إنجاز الأشغال لفائدة السلطات العمومية على شكلين : كفالات أو قروض فعلية.[4]

[1]- الطاهر لطرش ، مرجع سابق، ص61.

[2]- صوار يوسف، مرجع سابق، ص14.

[3]-Khadidja sadi , Elaboration d'un modèle d'évaluation du risque de crédit d'exploitation a l'aide des réseau de neurones artificiels (RNA) et de l'analyse discriminante linéaire(ADL), thèse de doctorat, université d'alger,2010,p14.

[4]-روابح عبلة، مرجع سابق، ص19.

- **الخصم التجاري:** تتمثل عملية الخصم التجاري في قيام البنك بشراء الورقة التجارية من حاملها قبل تاريخ الاستحقاق ، ويحل محل هذا الشخص في الدائنية إلى غاية هذا التاريخ ، فالبنك يقوم إذن بإعطاء سيولة لصاحب الورقة قبل أن يحين أجل تسديدها ، ويستفيد البنك مقابل هذه العملية من ثمن يسمى سعر الخصم.[1]

1-3 القرض بالإمضاء(الالتزام): ويعني أن البنك يتدخل ليس بالإقراض المباشر أو بوضع الأموال تحت تصرف المؤسسة أو العميل ، وإنما بتقديم ضمانة للمؤسسة على شكل توقيع.

والاعتماد الناشئ عن توقيع البنك يستند إلى المركز المالي للعميل ، لذلك يكفي أن يستند هذا الأخير على ذلك التوقيع في انجاز عملياته، أو الحصول على أموال من جهة أخرى ولو لم يؤد ذلك إلى خروج الأموال من خزانة هذا البنك غالبا ، لأن دفع البنك للأموال لا يتم إلا في حالة إفلاس المؤسسة أو عجزها عن التسديد.[2]

و للقرض بالإمضاء عدة صور نذكر منها:

- **الكفالة:** هي عبارة عن عقد مكتوب يتعهد من خلاله شخص طبيعي أو معنوي بأن يدفع الدين إلى الدائن عوضا عن المدين في حالة عدم تسديد هذا الأخير للدين[3]، باختصار تعتبر التزام طرف ثالث بالدفع في حالة ما لم يقم المدين بتسديد المبلغ إلى الدائن،[4]

- **احتياطي الضمان:** هو عبارة عن التزام يمنحه شخص، يكون في العادة بنكا، يضمن بموجبه تنفيذ الالتزامات التي قبل بها أحد مديني الأوراق التجارية، وعليه فان الضمان الاحتياطي هو عبارة عن تعهد لضمان القروض الناجمة عن خصم الأوراق التجارية.[5]

- **القبول:** يعني توقيع البنك على كمبيالة مسحوبة عليه من طرف أحد العملاء، يلتزم فيها البنك بقبول دفع قيمتها في ميعاد استحقاقها ، ويلجأ العميل إلى هذه الطريقة إذا أقدم على شراء بضاعة ورفض البائع أن يمنحه أجلا للوفاء بثمنها فيتفق العميل مع البنك على أن يسحب العميل عليه كمبيالة لصالح البائع ويقدمها إلى البنك فيوقع عليها بالقبول، وبذلك يصبح البنك هو المدين في هذه الكمبيالة ويطمئن البائع إلى أن مدينه شخص ميسور سيحصل بسهولة على حقه منه، فيقدم مطمئنا على إبرام عقد البيع ومنح الأجل للمشتري، وإذا كان البائع في حاجة عاجلة إلى الثمن فانه يستطيع أن يقدم الكمبيالة إلى مصرفه للخصم فيحصل على قيمتها فورا.[6]

---

[1]- الطاهر لطرش، مرجع سابق، ص66.

[2]- سليمان ناصر، التقنيات البنكية وعمليات الائتمان، ديوان المطبوعات الجزائرية، الطبعة الأولى، 2015، ص61.

[3]- صوار يوسف، مرجع سابق، ص16.

[4]- Kamal hadjarab, le risque de credit dans la gestion bancaire, these de doctorat –science ,university d'alger-3-, 2019,p72.

[5]- الطاهر لطرش، مرجع سابق، ص68.

[6]-روابح عبلة ، مرجع سابق، ص20.

- **الاعتماد المستندي:** هذا النوع من القروض يستخدم في مبادلات التجارة الدولية لاستيراد أو تصدير البضائع والسلع الرأسمالية، فهو عبارة التزام الذي يتعهد به بنك المستورد بالدفع للمصدر مقابل تسليم البضاعة حسب الشروط المنصوص عليها في المستند المسلم للمستورد.[1]

إذ تتشكل هذه العملية من أربعة أطراف هم : المستورد و المصدر و بنك في كل طرف اللذين يقومان بالإجراءات اللازمة (فتح الاعتماد وضمان الشروط)، حتى تتم عملية التبادل في كل أريحية واطمئنان لكلا الطرفين.

كما يأخذ الاعتماد المستندي عدة أشكال نذكر منها[2]:

- الاعتماد المستندي القابل للإلغاء
- الاعتماد المستندي غير قابل للإلغاء
- الاعتماد غير قابل للإلغاء والمؤكد
- الاعتماد القابل للتحويل
- الاعتماد المقابل
- الاعتماد القابل للتجزئة
- الاعتماد القابل للتجديد.

1-4 بطاقات القرض: تصدر البنوك هذا النوع من البطاقات ، وتعتبر بطاقة شخصية لتسوية المعاملات التجارية، ويمنحها البنك للأفراد الذين لديهم حسابات بنكية جارية ، وتحمل هذه البطاقة كل المعلومات الشخصية للعميل ، ويستطيع استعمالها لتسديد قائمة مشترياته بمقدار معين ، بدون دفع نقود ، يكفي أن يوقع على قائمة مشترياته ثم يرسلها البائع إلى بنك الزبون لتحصيل قيمتها.[3]

1-5 القروض الشخصية: وتخص في العادة أصحاب الدخل الثابت كالموظفين ، ويتم استردادها بأقساط شهرية غالبا لمدة سنة واحدة، ويستخدم فيها حساب الشيكات.[4]

2- قروض متوسطة الأجل:

هي قروض مدتها لا تتجاوز سبع سنوات، وتمنح لغرض تمويل الاستثمارات كاقتناء معدات ووسائل نقل وتجهيزات الإنتاج، كما أن البنك يواجه صعوبة أو خطر مع هذا النوع من القروض تتمثل في تجميد الأموال لفترة

[1]-Khadidja Sadi, op cit,p15.

[2]- صوار يوسف، مرجع سابق، ص18.

[3]- اسماعيل ابراهيم عبد الباقي، مرجع سابق،ص246.

[4]- صوار يوسف، مرجع سابق، ص18.

أطول نسبيا، كذلك يواجه البنك احتمال عدم السداد ، بسبب تغيرات ممكن أن يواجهها المستثمر (تدهور المركز المالي، توقف النشاط).[1]

ويمكن في الواقع التمييز بين نوعين من القروض متوسطة الأجل، ويتعلق الأمر بالقروض القابلة للتعبئة لدى مؤسسة مالية أخرى أو لدى معهد الإصدار، والقروض غير قابلة للتعبئة.[2]

3- قروض طويلة الأجل:

وهي قروض كبيرة توجه لتمويل المشاريع الكبرى مثل : البناء والأراضي، العقارات، تفوق مدتها عشرين سنة ، وفي الغالب يتم منح مثل هذه القروض الضخمة والتي تطول مدة تحصيل العوائد فيها وفق ضمانات لأن درجة المخاطرة فيها تكون مرتفعة نوعا ما، ومن بين هذه الضمانات هي التمويل عن طريق الأسهم والسندات.[3]

ثانيا: تصنيف القروض حسب الغرض(النشاط):

وتنقسم القروض حسب هذا التصنيف إلى:

1- قروض استهلاكية: هي قروض موجهة للأفراد لتلبية احتياجاتهم مثل اقتناء السيارات وغيرها ، وهو قرض قصير المدة في العادة، و يمكن أن يطلب البنك تقديم ضمانات مثل تحويل الراتب أو وجود طرف آخر يكون محل ضمانة.[4]

2- قروض إنتاجية: وهي قروض متوسطة الأجل في كثير من الأحيان تهدف إلى دفع الطاقات في المؤسسات الإنتاجية ، وتكون مخصصة لتمويل رأس مال الثابت(الأصول)، وفي هذا النوع من القروض تتخصص البنوك تمويل القطاعات الاقتصادية فمنها من يهتم بالنشاط الزراعي وأخرى تهتم بتمويل المنشآت الصناعية ، كما أن لها أثر ايجابي على الاقتصاد ككل ، وذلك من خلال توظيف عوامل الإنتاج والرفع من مستوى الإنتاج.[5]

3- قروض استثمارية: وهي قروض طويلة الأجل تمنحها البنوك لتمويل علميات الشراء للأصول الثابتة ذات الطبيعة الاستثمارية كالمباني والآليات الثقيلة والأراضي[6]، وتمنح القروض الاستثمارية لبنوك الاستثمار وشركات

[1]- عميرة إسماعيل، أثر القروض البنكية على المستوى المعيشي للفرد الجزائري-دراسة ميدانية على بعض فئات المجتمع بمدينة الجزائر العاصمة- ، أطروحة دكتوراه، جامعة الجزائر2،2017،ص96.

[2]- الطاهر لطرش، مرجع سابق، ص74.

[3]- خالدي ثامر، الضمانات من مخاطر تمويل المؤسسة الاقتصادية، اطروحة دكتوراه، جامعة وهران -2-، 2018، ص21-ص22.

[4]- عميرة اسماعيل، مرجع سابق، ص98.

[5]- عبد المطلب عبد المجيد، البنوك الشاملة عملياتها وإدارتها، الدار الجامعية، مصر، 2000 ص115.

[6]- لعروسي قرين زهرة، مرجع سابق، ص29.

الاستثمار لتمويل اكتتابها في سندات وأسهم جديدة ، كما تمنح في شكل قروض مستحقة عند الطلب أو لأجل سماسرة الأوراق المالية، وتمنح أيضا للأفراد لتمويل جزء من مشترياتهم للأوراق المالية.[1]

المبحث الثاني: الجوانب المتعلقة بمنح القروض المصرفية

تخضع عملية منح القروض إلى جملة من الاعتبارات والإجراءات اللازمة التي تتبعها البنوك في إدارة نشاط الإقراض مثل السياسة الائتمانية للبنك وتوجهاته ومدى ملائمتها في تمويل الأنشطة الاقتصادية ، كما يخضع ملف طلب القرض إلى عدة اعتبارات لتقييم الجدارة الائتمانية للعميل وكذلك إلى أهم العوامل التي تؤثر في قرار منح القروض.

المطلب الأول: السياسة الائتمانية

تعتبر سياسة الائتمان الدليل الأساسي الذي يوجه من خلاله مجلس الادارة وإدارة البنك نشاطات الإقراض حيث تشتمل هذه السياسة عادة على معايير وفلسفة الائتمان لدى البنك.

أولا: تعريف السياسة الائتمانية(سياسة الإقراض)

يمكن تعريف السياسة الائتمانية[2] للبنك على أنها ذلك الإطار العام الذي يتضمن مجموعة من المعايير والأسس والاتجاهات الإرشادية التي تعتمدها الإدارة المصرفية بشكل عام وإدارة الائتمان بشكل خاص وبما يحقق الأغراض التالية:

1- ضمان المعالجة الموحدة والموضوعية للموقف والحالات المماثلة.

2- توفير عامل الثقة لدى الموظفين والإدارة التنفيذية وبالتالي اجتناب أية حالة من حالات التردد أو الخوف من الوقوع في الخطأ

3- تهيئة المرونة الكافية أي سرعة التصرف واتخاذ القرارات اللازمة دون الرجوع إلى المستويات الادارية العليا.

4- تعزيز المركز الاستراتيجي و التنافسي للبنك في السوق المالي والمصرفي.

كما يمكن تعريفها على أنها مجموعة الإجراءات والتدابير المتعلقة بحجم ونوع الإقراض في البنوك مع الأخذ بعين الاعتبار تطبيق تعليمات البنك المركزي من أسس ومعايير وشروط تكون وفق السياسة الاقراضية العامة والتي تهدف

[1]-عبد المطلب عبد المجيد، مرجع سابق، ص115.

[2]- عبادي محمد، دور السياسة الائتمانية في البنوك التجارية في تنشيط الاستثمارات في الجزائر-دراسة قياسية للفترة الزمنية(1989-2009)، أطروحة دكتوراه، جامعة باجي مختار-عنابة-، 2012، ص ص 133-134.

إلى توفير عوائد مرتفعة بأقل نسبة مخاطر ممكنة في البنوك من أجل ضمان استمرارية عمل البنك من خلال الحفاظ على أصوله المالية.[1]

ثانيا: أهداف السياسة الائتمانية

بالرغم من أن السياسة الائتمانية تختلف من بنك إلى أخر إلا أنها تشترك في جملة من الأهداف يمكن عرضها كالتالي[2]:

1- منع التضارب في اتخاذ القرارات داخل البنك وإيجاد قدر من وحدة الفكر والتنسيق والفهم المشترك بين البنك وعملائه.

2- ترشيد القرار الائتماني بالبنك من خلال تحديد المجالات التي يمكن توظيف أموال البنك فيها، والمجالات التي لا يمكن توظيف الأموال فيها، من أجل الحفاظ على سلامة القروض الممنوحة.

3- ضمان عائد مناسب للبنك الذي يستطيع تغطية التزاماته و استمراره في ممارسة نشاطه.

4- انسجام سياسة البنك مع الإطار العام للسياسة الاقتصادية القومية.

5- الاهتمام بالاعتبارات البيئية والاجتماعية والأخلاقية وذلك بالامتناع عن تمويل مشاريع تضر بهاته الجوانب.

المطلب الثاني: أسس وخطوات ومعايير منح القروض المصرفية

أولا: أسس منح الائتمان

وتتمثل في بعض النقاط التي يجب مراعاتها من قبل محللي الائتمان وهي:

1- سيولة القروض: ويقصد بها سرعة دوران القروض، والتي تعني إمكانية تحصيل وتصفية القرض ، وتكون مرتبطة بقصر آجال استحقاق القروض وتكون في ثلاث حالات :

- القروض القصيرة الأجل ذات السيولة الذاتية.
- القروض مقابل أوراق تجارية.
- القروض المضمونة بأوراق مالية.

تعتبر القروض الموجهة لتمويل عمليات إنتاجية ذات سيولة ذاتية لأنه يتم تحصيلها ببعد انتهاء فترة الإنتاج وبيع السلع ، أما القروض المضمونة بأوراق تجارية مثل الكمبيالات فهي تتمتع بسيولة ذاتية ، حيث يمكن للبنك

[1]-درباح اكرام، تسيير المخاطر الائتمانية للبنوك التجارية في ظل تزايد أهمية دعم تمويل قطاعات التنمية الاقتصادية -دراسة تمويل القطاع الصناعي- ، أطروحة دكتوراه، جامعة الجزائر 3، 2024-2025، ص 64.

[2]- عبادي محمد، مرجع سابق، ص ص134-135.

إعادة خصم هذه الأوراق لدى البنك المركزي، كذلك القروض المضمونة بأوراق مالية يمكن للبنك بيعها إذا لم يستطع العميل الوفاء، وبذلك يضمن البنك استرداد قيمة قروضه[1].

2- سلامة القروض: يمارس البنك نشاطه بتقديم الأموال للمقترضين مقابل وعد كتابي بالوفاء بالدين وفق الشروط المتفق عليها عند عقد القرض، ولا يمنح القرض إلا عندما يثق بسلامة ومقدرة المقترض على السداد ، وهو شكل من أشكال التحوط، فالحرص مهما بلغت درجته لن يمنع من وجود عنصر المخاطرة التي تنشأ من تغيرات في البيئة الاقتصادية والظروف المستقبلية التي يمر بها العميل.[2]

3- التنويع: ويقصد به عدم الاكتفاء بتمويل أو توجيه القروض إلى نشاط أو قطاع معين دون باقي النشاطات أو يقتصر على رقعة جغرافية معينة، ولتفادي الضرر المحتمل الذي يحدث في قطاع أو نشاط معين دون باقي النشاطات أو في منطقة دون باقي المناطق، فالتنويع هنا هدفه التقليل من المخاطرة، لذلك يعمل البنك على تمويل عدة نشاطات مختلفة صناعية ، فلاحية ، تجارية..الخ.[3]

ثانيا: خطوات منح القروض

إن عملية منح القروض تمر بعدة خطوات نذكرها كالتالي:

1- البحث عن القرض وجذب العملاء: كخطوة أولية يبادر البنك بجذب العملاء والبحث عن القرض وتسويقه.[4]

2- تقديم طلبات الاقتراض: ويتم تقديم الطلب وفق نموذج مخصص لهذا الغرض، ويجب أن تكون صالحة وجاهزة لإدراجها في الحاسب الآلي من أجل تكوين بنك المعلومات، كما يجب أن تحتوي على الشروط اللازمة وكذلك الوثائق المطلوبة لملف القرض.[5]

3- الفرز والتصور المبدئي: بعد تقديم الملفات يقوم البنك بعملية الفرز والتصفية المبدئية للطلبات المقبولة والتي تستوفي على البيانات المطلوبة في الملف، ثم ينتقل إلى مرحلة أخرى وهي عملية التحليل الائتماني ، وإجراء الاستعلام على الزبون .[6]

[1]- قويدر ابتسام، دور التحليل الائتماني في ترشيد قرار منح القروض في البنوك التجارية دراسة حالة البنك الخارجي الجزائري(BEA) وكالة قسنطينة، مذكرة ماجستير، جامعة قسنطينة2، 2014،ص 30.
[2]- عبد المطلب عبد المجيد، مرجع سابق، ص106.
[3]- قويدر ابتسام، مرجع سابق، ص30.
[4]- عبد المطلب عبد المجيد، مرجع سابق، ص135.
[5]- صوار يوسف ، مرجع سابق، ص19.
[6]- عبد المطلب عبد المجيد، مرجع سابق، ص135.

4- التقييم(السابق): في هذه الخطوة يتم وضع نتائج التحليل الائتماني والاستعلام وعمل تقديرات عن المنافع والتكاليف من منطق معايير التقييم المعمول بها من طرف إدارة البنك والذي يقوم بالتقييم شخصي أعلى في المستوى الإداري عن الشخص الذي قام بالتحليل.

5- التفاوض: قبل إبرام الاتفاق يقوم البنك بالتفاوض مع العميل على عدة نقاط في الغالب تكون تتمحور حول مقدار القرض، الغرض من القرض، كيفية صرفه، طريقة سداده، الضمانات، سعر الفائدة، العمولات المختلفة، وفي النهاية للتوصل إلى اتفاق يخدم مصالح الطرفين مع بعض.[1]

6- اتخاذ القرار والتعاقد: وفي هذه المرحلة يتم توقيع عقد القرض بحضور المستشار القانوني ، وبدون إضافة شروط جديدة.[2]

7- صرف القرض والمتابعة: يتم سحب القرض إما دفعة واحدة أو على دفعات وتنفيذ الالتزام التمويلي ، ووضع نظام للمتابعة الدورية من اجل الاطمئنان على حسن سيرورة المشروع ومراقبة أي تغيرات ممكن أن تحدث.[3]

8- تحصيل القرض(استرداد): ويتم سداد القرض وفق تاريخ الاستحقاق والمدة المتفق عليها.

9- التقييم اللاحق: بهدف معرفة ما إذا ما تحققت الأهداف الموضوعة، ومعرفة نقاط الضعف لتفاديها مستقبلا.

10- بنك المعلومات: وهو إدخال كل المعلومات السابقة في الحاسب الآلي لاستخدامها في رسم السياسات المستقبلية.[4]

ثالثا: نماذج معايير منح القروض المصرفية

توجد عدة نماذج لمعايير منح القروض ، تهدف هذه النماذج إلى توحيد الأسس والشروط والقواعد الإرشادية لدى كافة محللو الائتمان على مستوى البنوك في العالم، فتقييم وضعية المقترضين بالاعتماد على التحليل المالي للقوائم المالية وحده لا يعطي صورة دقيقة عن قدرة العميل ومكانته.

لذلك جاءت هذه المعايير لتغطي الجوانب المتعلقة بخبرة وقدرة العميل على إدارة أعماله ، والظروف المحيطة به، سوف نتطرق إلى ثلاث نماذج هي: 5c's, 5p's, PRISM

1- نموذج المعايير الائتمانية 5C's:

[1]- اسماعيل ابراهيم عبد الباقي، مرجع سابق،ص276-277.
[2]- عبد المطلب عبد المجيد،مرجع سابق، ص135
[3]- اسماعيل ابراهيم عبد الباقي، مرجع سابق، ص277.
[4]- عبد المطلب عبد المجيد، مرجع سابق، ص136.

- **القدرة (capacity)**: إن تقييم القدرة يحدد للبنك مدى استطاعة المقترض على السداد والوفاء بدينه، ويتم تحديدها انطلاقا من مراجعة القوائم المالية وملاحظة مدى قدرته على خلق العوائد النقدية وذلك بمقارنة هامش الربح مع نسبة تغطية خدمة الدين والنسبة السريعة.[1]

- **الشخصية(character)**: تعتبر الشخصية تقييما ذاتيا لنزاهة شخصية المقترض ، ويتحقق هذا التقييم من مراجعة السجلات السابقة للاقتراض ، بحيث يتحصل المحلل على معلومات تبين مدى صدق العميل في سداد القرض، كما تشير كذلك إلى العامل الإنساني والأخلاقي والالتزام بالمسؤولية تجاه هذا الدين الذي يترتب عليه.[2]

- **رأس المال(capital)**: ويقصد به كل مصادر رأس المال المملوكة[3]، يعتبر رأس المال الضمان النهائي للبنك في حال حدوث خسائر غير متوقعة، لذلك فهو معيار رئيسي في تحديد القدرة الاقتراضية للمؤسسة، فكلما كان رأس المال كبيرا ومناسبا كلما كان ذلك مشجعا للبنوك على تقديم القرض.[4]

- **الضمانات (Collateral)**: وهي مصدر بديل لسداد القرض في حال حدوث فشل مالي، ويجب أن تكون الضمانات ذات قيمة وعنوان واضحين لكي يسهل على البنك تسويقها بعد حجزها من أجل استرجاع مبلغ القرض أو جزء منه.[5]

- **الظروف(Conditions)** : ويقصد بها الظروف الاقتصادية هل هي مستقرة أم لا، فإذا كانت المؤسسة تعمل في محيط اقتصادي غير مشجع ويسوده نوع من الركود فيتوقع البنك أن هذه المؤسسة سوف تمر بظروف سيئة فيمتنع عن تمويلها، والعكس كذلك إذا كانت الظروف جيدة تقلل من درجة المخاطرة فيقوم البنك بتمويل المؤسسة ، فالظروف الاقتصادية وقراءة مستجدات السوق والنشاطات والتشريعات القانونية مهمة جدا بالنسبة للبنك، فهي تحدد قدرة العميل على الاستمرار في نشاطه ومنه الالتزام بالوفاء وتسديد القرض في وقته المحدد .[6]

2- نموذج المعايير الخمسة 5ps:

وهو نموذج أخر يعزز به البنك تحليله في دراسته لملف طلب القرض ويعتمد على خمسة معايير تبدأ كلها بحرف p ، ولا يختلف كثيرا في مضمونه عن المعيار السابق(c's5) ، نذكرها كالتالي:

---

[1]- Williams Kwasi Peprah And others, Ranking The 5C's Of Credit Analysis : Evidence From Ghana Banking Industry, International Journal of Innovative Research and Advanced Studies(IJIRAS), Volume4,Issue9,2017,pp78,79.

[2]-Tijjani Muhammad, Abatcha Melemi, Assessment of 5Cs Relationship towards Credit Risk Management : Evidence from Islamic Banks, Journal of Islamic Finance ,vol 10, N 01, 2021, p78

[3]-Conie Pania Putri And others, IMPLEMENTATION OF THE FIVE CS OF CREDIT IN THE CARD ISSUANCE PROCESS, International Journal of Civil Engineerinng and Technology(IJCIET),volume 9,Issue11, 2018 ,p2836.

[4]- أحلام بوعبدلي، مرجع سابق، ص90.

[5]-Tijjani Muhammad, Abatcha Melemi, op cit , p78.

[6]- قويدر ابتسام، مرجع سابق، ص.ص41-42.

- **العميل(people)**: يتم تقييم العميل بناءا من خلال إجراء مقابلة تسمح بجمع المعلومات والبيانات التي تعطي صورة واضحة عن مؤهلات وأخلاقيات العميل واستكشاف قدرته الإدارية وخبرته في إدارة رأس المال وتحقيق العوائد، مما يسمح للبنك بتكوين صورة مستقبلية و تقدير المخاطر المتوقعة.[1]

- **الغرض من القرض(purpose)**: ويقصد بها معرفة ماهي الأنشطة التي سوف يستثمر فيها العميل الأموال المقترضة، فإذا كان الغرض من الائتمان لا يتماشى مع سياسة البنك حينها يتعذر على تلبية طلبات واحتياجات العميل ليس من باب قلة ثقته في العميل وإنما بسبب سياسة البنك في تمويل مجالات وأنشطة محددة.[2]

- **القدرة على السداد(payment)**: من أجل مراعاة سلامة القرار الائتماني هو تحصيل القرض في وقته المحدد والمتفق عليه في عقد القرض ، فمن خلال دراسة وتحليل التدفقات النقدية الداخلية للزبون أو الخارجة منه تبدي تصورا مبدئيا عن الصحة المالية للعميل ، فمن الضروري تقييم قدرة العميل على توليد الأرباح أو لدية مصادر دخل أخرى لأداء التزاماته، عادة تدفع الالتزامات من أربع مصادر: الأرباح أو الدخل ومبيعات الأصول التامة أو بيع المخزون السلعي أو الاقتراض من الغير.[3]

- **الحماية(protection)**: ويقصد بها الضمانات التي يقدمها العميل ، يشترط أن تكون معلومة القيمة وقابلة للتسييل، في حال ما لم يستطع العميل الوفاء بالتزاماته ، يقوم البنك ببيعها وتعتبر شكل من أشكال الحماية ، من اجل عملية اقتراض أمنة وسليمة .[4]

- **النظرة المستقبلية(perspective)**: وتعني محاولة استكشاف حالة عدم التأكد التي تحيط بعملية الاقتراض عموما[5]، أي محاولة قراءة الظروف السائدة ، بيئية ، اقتصادية ، خارجية وداخلية، كما يمكن أن تعني هل هذه الشركة(العميل) جذابة على المدى البعيد أم لا.[6]

3- نموذج المعايير الائتمانية"PRISM":

[1]-شيلق رابح، أثر الديون المتعثرة وانعكاساتها على السياسة الائتمانية في المصارف التجارية الجزائرية-دراسة قياسية تحليلية للفترة 2000-2017،اطروحة دكتوراه، جامعة غرداية،2020، ص34.

[2]-خوبيزي مريم، إدارة مخاطر الائتمان والسيولة في البنوك التجارية الجزائرية وفقا لمعايير الرقابة المصرفية، اطروحة دكتوراه، جامعة الجزائر3، 2018، ص24.

[3]- مسعودي عبد الهادي، فعالية العمل المصرفي من خلال التحليل الائتماني-دراسة ميدانية لتجارب بعض البنوك الجزائرية-، مذكرة ماجستير، جامعة البليدة،2008، ص ص49-50.

[4]- علي صاري، العمليات البنكية وتمويل المؤسسات، مطبوعة محاضرات بيداغوجية، جامعة سوق اهراس، قسم العلوم الاقتصادية، 2021، ص83.

[5]-شيلق رابح، مرجع سابق، ص35.

[6]- شريف مصباح أبو كرش، ادارة مخاطر الائتمان المصرفي، ورقة عمل مقدمة في المؤتمر العلمي : الاستثمار والتمويل في فلسطين بين آفاق التنمية والتحديات المعاصرة، 8-9 ماي 2005، ص16.

- **التصور(perspective)** [1] :ويقصد به الإحاطة الكاملة بالمخاطر المتوقعة والعوائد المنتظر تحصيلها من قبل البنك بعد منحه القرض، ويهدف هذا التصور إلى تحديد كل من:
  - المخاطر والعوائد المنجرة عن منح هذا القرض للزبون.
  - دراسة استراتيجيات التشغيل والتمويل عند العميل.
- **القدرة على السداد(Repayment)**: الهدف من هذا المتغير هو معرفة قدرة العميل على تسديد القرض و فوائده في الأجل المحدد، من خلال تحديد نوع مصادر التسديد سواء الداخلية أو خارجية التي يعتمد عليها المقترض في عملية سداد القرض.[2]
- **الغاية من الائتمان(Intention or purpose)**: ويهدف مضمون هذا المعيار في تحديد الغاية من القرض المطلوب، حيث أنه من المهم بالنسبة للبنك معرفة النشاطات التي يوجه إليها هذا القرض ومعرفة نية العميل كذلك ، حتى يستطيع اتخاذ قرار سليم.[3]
- **الضمانات أو الحماية (Safeguard)** : تُعتَبَر هذه الضمانات الخط الدفاع الرئيسي والثاني الذي يضمن حقوق وأموال البنك في حالة تعثر المقدم على الائتمان في الوفاء بالتزاماته، لذا من الضروري تحديد نوعية وجودة وإمكانية تسييل هذه الضمانات، بالإضافة إلى التحقق من مدى قانونيتها، سواء كانت عينية أو تعتمد على المركز المالي للعميل[4].
- **الادارة[5](Management)**:ترتكز إدارة الائتمان على تحليل الفعل الإداري للعميل والذي يشمل كل من:

1- **العمليات:** ويتم من خلالها التعرف على:

- أسلوب العميل في إدارة أعماله.
- تحديد كيفية الاستفادة من الائتمان
- تحديد فيما إذا كان العميل يتسم بتنوع منتجاته أو يقتصر في عمله على منتج واحد.

---

[1]- السنوسي محمد الزوام، مختار محمد ابراهيم، ادارة مخاطر الائتمان المصرفي في ظل الأزمة المالية العالمية، ورقة عمل مقدمة الى المؤتمر العلمي الدولي السابع: تداعيات الأزمة الاقتصادية العالمية على منظمات الأعمال التحديات- الفرص_ الآفاق، جامعة الزرقاء الخاصة، ليبيا، 10-11 نوفمبر 2009، ص16.

[2]-شهبون لامية، المخاطر البنكية وأثرها على التسهيلات الائتمانية في عينة من البنوك التجارية الجزائرية، اطروحة دكتوراه، جامعة الجزائر3، 2016، ص31.

[3]- ليث أكرم القضاة وأخرون، أثر استخدام مؤشرات الجدارة الائتمانية وفق نموذج(PRISM) في قرارات منح الائتمان : الدور المعدل لجودة المعلومات المحاسبية دراسة ميدانية: البنوك التجارية الاردنية، المجلة الاردنية في ادارة الاعمال، المجلد 18، العدد 1، 2022، ص95.

[4]- يحي الشريف نبيلة، مساهمة التحليل المالي للقوائم المالية في اتخاذ القرار الائتماني على ضوء النظام المحاسبي المالي-دراسة حالة بنك جزائري- ، اطروحة دكتوراه، جامعة باتنة 1، 2024،ص37.

[5]-شهبون لامية، مرجع سابق، ص-ص 31-32.

2- **الادارة من خلال:**

- استعراض الهيكل التنظيمي للعميل.
- استعراض السيرة الذاتية لمدراء الأقسام.
- تحديد قدرة العميل على النمو والنجاح.

4- منهج تقييم الصحة المالية (LAAP):

ويتضمن هذا المنهج ما يلي[1] :

- **السيولة Liquidity**: سيولة الشركة تعود إلى قدرتها على الوفاء بالتزاماتها قصيرة الأجل عند استحقاقها.
- **النشاط (Activity)**: مبيعات أكثر تتطلب تمويل أكبر إما من خلال التمويل بالدين أو بحقوق الملكية.
- **الربحية (Profitability)** : الأرباح المناسبة والتي تشكل أساس البناء أو الهيكل المالي للشركة.
- **الإمكانيات (Potentials)**: مستقبل الشركة من خلال فحص القدرة الإدارية والموارد البشرية والمالية.

المطلب الثالث: العوامل المؤثرة في قرار منح القروض

يتأثر القرار الائتماني بجملة من العوامل المترابطة والمتكاملة يمكن عرضها كالتالي[2]:

أولا: العوامل المتعلقة بالعميل

وتتمثل في شخصية العميل، وقدرته على إدارة نشاطه وتسديد التزاماته، والضمانات المقدمة، والظروف العامة والخاصة التي تحيط بالنشاط الذي يمارسه، من خلال دراسة هذه العوامل يمكن تقييم صلاحية العميل للحصول على موافقة البنك على طلبه للحصول على هذا القرض، وتحديد المخاطر الائتمانية ونوعها والتي يمكن للبنك أن

[1]- نورة زبيري، حسين بلعجوز، النماذج الرياضية لقياس مخاطر الائتمان بالبنوك التجارية، جامعة الاغواط، مجلة دراسات-العدد الاقتصادي-، المجلد 08، العدد 02، 2017، ص107-109.

[2]- محمد كمال عفانة، ادارة الائتمان المصرفي، دار اليازوري، عمان ، الأردن، 2015، ص ص37-38.

يواجهها عند منح القرض ، فعملية تحليل المعلومات والبيانات عن حالة العميل المحتمل سوف تمكن إدارة الائتمان من اتخاذ قرار سليم.

ثانيا: العوامل المتعلقة بالبنك

وتتمثل هذه العوامل في:

- درجة السيولة التي يتمتع بها المصرف حاليا وقدرته على توظيفها ، ومفهوم السيولة هي مدى توفر الأموال الكافية لتغطية الالتزامات (سحب الودائع و طلبات الإقراض).
- نوع الإستراتيجية التي يتبناها البنك في اتخاذ قراراته الائتمانية ويعمل في إطارها.
- الهدف العام الذي يسعى البنك إلى تحقيقه خلال المرحلة القادمة.
- القدرات المتاحة لدى البنك(بشرية وتكنولوجية).

ثالثا: العوامل المتعلقة بالقرض

ويمكن حصرها في النقاط التالية:

- الغرض من القرض.
- المدة التي يستغرقها القرض وإمكانية العميل بالسداد خلالها.
- مصدر السداد الذي سيقوم العميل المقترض بسداد المبلغ منه.
- طريقة السداد المتبعة(السداد دفعة واحدة أو بالإقساط الدورية).
- نوع القرض ومدى ملائمته مع السياسة الائتمانية للبنك.
- مبلغ القرض والذي له أهمية كبيرة بالنسبة للبنك خاصة أن المبالغ الضخمة إذا واجه العميل عدم القدرة على السداد فهذا الأمر يؤثر بشدة على سلامة المركز المالي للبنك.

المبحث الثالث: المخاطر المصرفية

إن مجال العمل المصرفي هو ميدان ترتبط به المخاطر بصفة دائمة ، ويرجع ذلك إلى طبيعة النشاطات الربحية التي تمارسها البنوك ، فكل مشروع ينتظر منه تحقيق عائد معين يقابله في الجانب الآخر قدر من المخاطرة يجب تحملها وتفاديها.

المطلب الأول: نشأة المخاطر و أسبابها

أولا: نشأة المخاطر المصرفية

شهدت فترة السبعينات والثمانينات العديد من التغيرات والتطورات في القطاع البنكي ، نتيجة التحرر من القواعد واللوائح التنظيمية والانفتاح على معاملات التجارة الخارجية وارتفاع مستوى المنافسة ، هذا الوضع الجديد نتج عنه العديد من التعقيدات والممارسات الجديدة ، وجدت البنوك نفسها تعمل في بيئة مليئة بالمخاطر ، خاصة ومع ظهور منتجات جديدة في الأسواق المالية مثل المشتقات المالية ،كل هذا التطور جعل البنوك تدخل في مجالات عمل مختلفة عن النشاطات التقليدية التي كانت تمارسها في السابق ، إضافة إلى تراجع نشاط الوساطة المالية مع نمو أسواق المال.[1]

لقد كشفت الأزمة المالية الكبرى في عام 2008 عن عدم الاستقرار الداخلي للنظم الاقتصادية والمالية، وكان الحجم الكبير والغموض والتعقيد من بين السمات التي اتسمت بها الصناعة المالية ، والتي تسببت في تحول الصدمة الاقتصادية الحقيقية إلى حدث مالي منهجي ، حيث تأثر عدد كبير من البنوك والمؤسسات المالية في جميع أنحاء العالم بتكاليف اجتماعية كبيرة ،وكانت الرسالة الأساسية في الواقع هي أن الاستقرار المالي لا يمكن تحليله من خلال النظر إلى البنوك بمعزل عن بعضها البعض ، بل يجب بدلا من ذلك الاهتمام بالتركيبة الكاملة للنظام المالي وارتباطه بالاقتصاد الحقيقي .[2]

و في ظل هذه التطورات التي أفرزت بيئة جديدة وأحدثت تغييرات كبيرة في المعاملات والنشاط المصرفي، لابد للبنوك أن تسعى في توسيع حصتها السوقية وصناعة مكان لها في هذا النظام الجديد والمعقد، مع سابق علمها أنها ماهي بمعزل من المخاطر بكافة أنواعها (تشغيلية ، سوقية ، مالية، ...الخ).

ولذلك تعرف إدارة البنوك أنها عليها المحافظة على بقائها أولا وقبل كل شيء ولا يمكن ذلك إلا بإدارة جيدة للسيولة والموجودات والتقليل من المخاطر .

ثانيا: أسباب المخاطر المصرفية

[1]- جواني صونيا، أثر المخاطر المالية على كفاية رأس المال في البنوك التجارية -دراسة قياسية لعينة من البنوك السعودية خلال الفترة 2008-2021، اطروحة دكتوراه، جامعة قالمة، 2024، ص16.

[2]-Mattia Montagna and other, Working Paper Series On the origin of systemic risk, European Central Bank, No 2502 / December 2020 , p 04 . https://www.ecb.europa.eu/pub/pdf/scpwps/ecb.wp2502~675f29f90c.en.pdf

إن جملة المخاطر التي تواجه البنوك في مزاولة نشاطاتها التقليدية تعود إلى بعض الأسباب منها ما يتعلق بالتغيرات النوعية على مستوى الأنظمة المالية ومنها ما يتعلق بعدم احترام اللوائح والقوانين ومنها ما يتعلق بأخطاء الأفراد على المستوى الوحدات الجزئية ، سوف نسردها على شكل نقاط كالتالي[1] :

- تعتبر التغيرات التي واجهتها الأنظمة المالية والعولمة والانفتاح والتحرر من القيود السابقة جعلت البيئة المصرفية أو المالية معقدة ومتشابكة حيث إذا تزعزع النظام المالي لدولة ما سوف حتما ستتأثر كافة الأطراف والأنظمة.
- ظهور ما يسمى بالابتكار المالي والمشتقات المالية أدى إلى تعقيد البيئة التي تعمل فيها المنشآت وزيادة حالة اللايقين.
- عدم الاستقرار على المستوى السياسي والاقتصادي يخلق بيئة غير مواتية للعمل .
- قلة الانضباط والتقيد والقوانين وإدارة الموجودات واتخاذ القرارات العشوائية .
- المنافسة وفقدان الحصة السوقية أو طرح عروض استثمارية غير ملائمة .

المطلب الثاني: تعريف الخطر والمخاطرة ، إدارة المخاطر

أولا: تعريف مصطلح الخطر

للخطر تعريفات عديدة فيما يلي نذكر بعضها:

لغة: إن كلمة خطر مستوحاة من مصطلح لاتيني "rescass" أي Resque والذي يدل على الارتفاع في التوازن أو حدوث تغيير ما مقارنة مع ما كان منتظرا والانحراف المتوقع.[2]

اصطلاحا: هو ذلك الالتزام الذي يحمل في جوانبه الريبة وعدم التأكد المرفقين باحتمال وقوع النفع أو الضرر حيث يكون هذا الأخير إما تدهور أو خسارة.[3]

الخطر حسب المفهوم العام: هو كل ما يهدد الإنسان في ذاته أو ماله أو ذويه من أحداث ضارة .[4]

[1]- فريدة تلي ، استخدام الأساليب الكمية في قياس وادارة المخاطر المصرفية -دراسة حالة مصرف دبي الإسلامي في الفترة (2001-2017)، اطروحة دكتوراه ، جامعة بسكرة، 2019، ص-ص 18-19.

[2]- عبدلي لطيفة، دور ومكانة ادارة المخاطر في المؤسسة الاقتصادية -دراسة حالة مؤسسة الاسمنت ومشتقاته scis، مذكرة ماجستير، جامعة تلمسان، 2012، ص2.

[3]- Alain gauvin, la nouvelle gestion du risque financier ,édition intégrale,paris,fevrier2000,p 10-11.

[4]- بن علي بلعزوز وأخرون، إدارة المخاطر(ادارة المخاطر. المشتقات المالية. الهندسة المالية)، الوراق للنشر والتوزيع، الطبعة الأولى، الأردن، 2013، ص30.

يمكن تعريف الخطر بأنه مزيج مركب من احتمال تحقق الحدث ونتائجه (ISO/IEC GUIDE 73) تتضمن جميع المهام إمكانية لتحقق أحداث ونتائج قد تؤدى إلي تحقق فرص إيجابية أو تهديدات للنجاح . ويتم الإشارة بازدياد إلي إدارة الخطر علي أساس ارتباطها بالجوانب الإيجابية و السلبية للخطر .

ولذلك يأخذ المعيار بعين الاعتبار الخطر من حيث الجانبين السلبي والإيجابي .

وفي مجال السلامة ، يلاحظ عامة أنه يتم الأخذ في الاعتبار أن النتائج سلبية فقط ، مما أدى إلي تركيز إدارة خطر السلامة على منع وتخفيض الضرر .[1]

ثانيا: تعريف المخاطر المصرفية

تعرف المخاطر المصرفية على أنها: " احتمال تعرض البنك إلى خسائر غير متوقعة وغير مخططة أو تذبذب في العائد المتوقع من استثمار معين"

ويمكن تعريف المخاطر من وجهة نظر البنوك على أنها: " نتيجة مستقبلية غير مرغوب فيها و وقوع أحداث لم تكن متوقعة أو مخطط لها وقد تؤدي إلى انحراف البنك عن تحقق أهدافه أو تحطيمها في حال عدم تدارك هذه الأحداث ومعالجتها بما يتناسب مع مصالح وأهداف البنك".[2]

كما تعرف المخاطرة (risk) بمفهومها العام وفقا لنظرية الاحتمالات بأنها :" فرصة حدوث عائد آخر غير متوقع ، بينما يعرف احتمال الحدث Event's Probability ذاته بأنه فرصة وقوع هذا الحدث في المستقبل.

أما مخاطرة منح الائتمان المصرفي(مخاطرة منح القروض) يمكن تعريفها على أنها:" حالة عدم تأكد البنك (المقرض) من قيام المقترض(العميل) بسداد التزاماته تامة في المدة المتفق عليها في العقد.

ولهذا تهتم الادارة المصرفية كثيرا بتحديد حجم وطبيعة المخاطر المحيطة بكل قرض على حدة، باعتبارها إحدى العوامل الأساسية في تحديد سعر الفائدة الذي يطلبه البنك من العميل، و الضمانات التي سيطالبه بتقديمها.[3]

ثالثا: تعريف مصطلح إدارة المخاطر

[1]- معيار إدارة الخطر (ISO/IEC GUIDE 73)، ترجمة الجمعية المصرية لادارة الأخطار، مصر.

[2]- ابتهاج علي سعيد الشمراني، تقييم دور ادارة المخاطر المالية في تحسين فاعلية الأداء المالي بالمصارف الكويتية، المجلة الدولية لنشر البحوث والدراسات(ijrsp)، المجلد 05، العدد 58، 2024، ص 372.

[3]- طارق طه، ادارة البنوك ونظم المعلومات المصرفية، دار الحرمين للكمبيوتر، الاسكندرية، مصر، 2000، ص-ص 325-326.

بالنسبة لمصطلح **إدارة المخاطر** يمكن تعريفها على أنها: " هي تحديد وتحليل أولويات المخاطر والتخطيط للاستجابة من خلال تطبيق الموارد الاقتصادية لتقليل المخاطر"[1].

تعرف **إدارة المخاطر** أيضا على أنها:" تنظيم متكامل يهدف إلى مجابهة المخاطر بأفضل الوسائل وبأقل التكاليف ، وذلك عن طريق اكتشاف الخطر وتحليله وقياسه ، وتحديد وسائل مواجهته مع اختيار انسب هذه الوسائل لتحقيق الهدف المطلوب".[2]

المطلب الثالث: أنواع المخاطر المصرفية وطرق إدارتها

أولا: أنواع المخاطر المصرفية

عند مراجعة أعمال الباحثين الذين تناولوا عنصر المخاطر المصرفية ، نجد أنهم اختلفوا في تقسيم أنواع المخاطر المصرفية منهم من قسمها إلى مخاطر نظامية وغير نظامية ومنهم من تناولها من جانب مخاطر المال و مخاطر الأعمال ، والأخر عرضها من باب مخاطر تقليدية ومخاطر حديثة ، وفي جميع الحالات حاول الباحثون الإلمام بأغلب المخاطر التي يتعرض لها البنك، مع التركيز على نوع معين من المخاطر المصرفية والتي تصب في مضمون وهدف البحث دائما.

سوف نحاول عرض أغلب أنواع المخاطر المصرفية مع التركيز على المخاطر الائتمانية لأنها تعتبر عن المخاطر التي تنجر عن منح القروض.

1- مخاطر الائتمان (credit risk): وفقًا للجنة بازل للإشراف المصرفي (2000)، يتم تعريف مخاطر الائتمان على أنها: "الاحتمالية التي يتخلف فيها مقترض البنك أو الطرف المقابل عن الوفاء بالتزاماته وفقًا للشروط المتفق عليها"، بشكل عام ترتبط مخاطر الائتمان بأنشطة الإقراض التقليدية للبنوك، ويتم وصفها ببساطة على أنها خطر عدم سداد القرض جزئيًا أو كليًا، ومع ذلك يمكن أن تنشأ مخاطر الائتمان أيضًا من الاحتفاظ بالسندات والأوراق المالية الأخرى.

مخاطر الائتمان هي خطر تدهور الوضع الائتماني لأحد الأطراف المقابلة، هذا التدهور لا يعني بالضرورة التخلف عن السداد، ولكنه يشير إلى زيادة احتمالية التخلف عن السداد.

[1]-Siji Chen, Research on Risk Management in Banking System ,Highlights in Business, Economics and Management, vol 03, 2023, p 267.

[2]- آمنه جعني وأخرون، مداخلة بعنوان: دور الحوكمة في ادارة المخاطر المصرفية في البنوك، ملتقى دولي بعنوان: استراتيجية تطوير وتعزيز الحوكمة المالية في المؤسسات الاقتصادية ، جامعة غرداية ، 05 ديسمبر 2024، ص 4.

كما توجد علاقة مهمة مفادها أن الأصول ذات مخاطر التخلف عن السداد المنخفضة جدًا ترتبط بمخاطر ائتمانية منخفضة وعوائد متوقعة منخفضة، في حين أن الأصول ذات العوائد المتوقعة الأعلى لديها احتمالية أعلى للتخلف عن السداد (أي مخاطر ائتمانية أعلى).[1]

وتشير الأدبيات إلى أنه توجد ثلاث مصادر أساسية للمخاطر الائتمانية نذكرها كالتالي:

1-1 مخاطر متعلقة بالمقترض(العميل)[2] :ويقصد بها المخاطر التي تنتج من طرف المقترض ويمكن تقسيمها إلى قسمين كالتالي:

أ- مخاطر ناتجة عن أسباب شخصية:

- أهلية المقترض وصلاحيته للاقتراض
- السمعة الائتمانية للمقترض
- السلوك الاجتماعي للمقترض

ب- مخاطر ناتجة عن أسباب مالية:

- المركز المالي للمقترض
- المقدرة الإنتاجية للمقترض(قدرته على توليد الأرباح)

2-1 مخاطر متعلقة بالبنك[3] :

ويمكن حصرها في النقاط التالية:

- نقص في الجانب المتعلق بالدراسة الائتمانية التي تم منح القرض على أساسها.
- خطأ في التحليل الائتماني (تحليل القوائم المالية للمؤسسة المقترضة).
- عدم تفعيل عنصر المتابعة بعد منح القرض، وبالتالي تذهب عن البنك الكثير من المعلومات المتعلقة بنشاط العميل، والاكتفاء بانتظار أجل الاستحقاق.
- عدم القيام بتقدير الصحيح لقيمة للضمانات المقدمة.
- أخطاء بشرية في الجانب الإداري ، كالإفراج بالخطأ عن بعض الضمانات (البضائع ، أوراق مالية، ودائع).

3-1 مخاطر خارجة عن نطاق الطرفين:

[1]- Barbara Casu AND Other, INTRODUCTION TO BANKING, Prentice Hall , England, 2006, p 259.

[2]- محمد كمال عفانة، مرجع سابق، ص-ص 158-159.

[3]- بنية صابرينة، تقدير الجدارة الائتمانية باستخدام طرق الذكاء الاصطناعي-دراسة حالة القرض الشعبي الجزائريcpa- اطروحة دكتوراه، جامعة ابن خلدون -تيارت-، 2015، ص 76.

توجد بعض الأسباب للمخاطر الائتمانية ليس للبنك ولا للعميل أي دخل فيها يمكن ذكرها كالتالي:

- **أسباب اقتصادية** : مثل الدورة الاقتصادية وتأثيرها على السوق سواء كانت فترة انكماش أو كساد أو مثلا دخول منتج صيني منافس للسوق مما يقلل من حصة المنتج المحلي وبالتالي نقص المبيعات والعجز عن تغطية الالتزامات وكنتيجة لهذا الوضع يحدث اختلال في المركز المالي للعميل.
- **أسباب سياسية:** مثل إصدار للحكومة لقرارات ربما لا تكون في صالح العميل مثلا منع استيراد مادة أولية معينة ، هذا يؤثر على نشاط العميل بصورة مباشرة.
- **أسباب طبيعية** : وهي معروفة وتتمثل في الفيضانات والحرائق ، الزلازل وغيرها .
- **أسباب اجتماعية:** وتتمثل في تغير الميول الاستهلاكية والفكرية والعادات وربما كذلك تغير في توزيع الدخل بين طبقات المجتمع.

2- مخاطر سعر الفائدة:

سعر الفائدة هو سعر يحدد العلاقة بين الطلبات الحالية على الموارد والطلبات المستقبلية عليها، وهو السعر الذي يدفعه المقترض ليتمكن من استخدام الموارد الآن بدلا من استخدامها في وقت لاحق.

وبالمقابل فهو السعر الذي يحصل عليه المقرض(البنك) مقابل وضع تحت تصرف أموالا للمقترض (العميل)، وعادة ما يعبر عن هذا السعر كنسبة مئوية من المبلغ المقترض خلال فترة زمنية محددة.

وتلعب أسعار الفائدة دورا محوريا في النظام المالي فهي تؤثر على التدفقات المالية داخل الاقتصاد وفي توزيع الثروة ، الاستثمار الرأسمالي و ربحية المؤسسات المالية.

أما بالنسبة للبنوك، فقد ازداد التعرض لمخاطر سعر الفائدة بشكل حاد في السنوات الأخيرة نتيجة للتباين الكبير في أسعار الفائدة السوقية، خاصة على المستوى الدولي.

ومع ذلك، فإن أصول وخصوم البنوك لا تتأثر جميعها بمخاطر سعر الفائدة بنفس الطريقة، إذ يجب التمييز بين الأصول والخصوم ذات السعر الثابت والأصول والخصوم الحساسة للتغير في سعر الفائدة:

2-1 الأصول والخصوم ذات السعر الثابت: تحمل معدلات ثابتة طوال فترة محددة (مثل سنة واحدة)، ولا تتغير التدفقات النقدية المرتبطة بها إلا في حالات التخلف عن السداد، أو السحب المبكر، أو السداد المسبق غير المتوقع.

2-2 الأصول والخصوم الحساسة لسعر الفائدة: يمكن إعادة تسعيرها خلال فترة معينة (مثل 90 يومًا)، وبالتالي فإن التدفقات النقدية المرتبطة بها لا تتغير مع تغير أسعار الفائدة.[1]

ومنه نستنتج أن سعر الفائدة يمكنه التأثير على الودائع حيث كلما زاد سعر الفائدة كان محفز لاستقطاب الودائع وكذلك العكس إذا انخفض سعر الفائدة كلما كان هذا غير مغري بالنسبة للمودعين .

وفي المقابل كلما ارتفع سعر الفائدة زاد من تكلفة تشغيل الأموال وبالتالي تنخفض الطلبات على القروض والعكس إذا انخفضت تكلفة الإقراض يزيد الطلب على القروض.

3- مخاطر السيولة:

السيولة تشير إلى توافر النقد والأصول السائلة الشبيهة بالنقد لدى البنك لمواجهة الالتزامات وتمويل الأصول، مخاطر السيولة هي خطر عدم قدرة البنك على تجميع أموال سائلة لمواجهة الالتزامات والالتزامات الأخرى عند استحقاقها، ينشأ الطلب على الأموال السائلة بسبب الالتزامات التالية:

- سداد المدفوعات على الودائع والقروض والالتزامات الأخرى.
- تمويل القروض والسلفيات.
- تسوية المطالبات المقدمة ضد البنك.
- الوفاء بالالتزامات المحتملة التي تتحملها البنك بموجب الالتزامات التعاقدية.

يعد توفير سيولة كافية في البنك أمرًا بالغ الأهمية لأن النقص في السيولة قد يؤدي إلى عواقب وخيمة في سوق المال ويُهدد استقرار النظام المالي، فعدم الوفاء بالتزامات الدفع للعملاء في وقتها قد يُحدث تأثيرًا متسلسلاً عبر فروع البنك المختلفة، وقد يؤدي في أسوأ الأحوال إلى هروب الودائع (Bank Run) ويهدد قدرة البنك على الوفاء بالتزاماته، حتى لو كان هذا الوضع مؤقتًا، فإنه يُلحق ضررًا بسمعة البنك ويُضعف ثقة العملاء.

السيولة عنصر متغير باستمرار، وحجم الأصول السائلة اللازمة للحفاظ على المرونة التشغيلية يتغير يوميًا، يعتمد المستوى الأمثل للسيولة الذي يحتاج البنك إلى الحفاظ عليه على عدة عوامل، وهذا لا يعني توفير سيولة كافية الاحتفاظ بفائض من الأموال السائلة على حساب أرباح محتملة من استثمارات أخرى، لذلك عند تقييم كفاية السيولة يجب ألا ننظر فقط إلى الأموال السائلة المتاحة داخل البنك، بل أيضًا إلى قدرته على الحصول على تمويل بتكلفة معقولة في الظروف السائدة.

يمكن ذكر بعض العوامل التي تؤدي إلى مخاطر السيولة في النقاط التالية:

[1]-Barbara Casu AND Other, INTRODUCTION TO BANKING, third edition,pearson,p327-328.

3-1 السحب المفاجئ للودائع:

- قد يسحب المودعون (خاصة الشركات والمؤسسات) أموالهم فجأة دون سابق إنذار، حتى لو لم تكن الودائع مستحقة السداد.

- يُسمح بسحب الودائع لأجل قبل استحقاقها كجزء من الممارسات المصرفية العامة، مما قد يُسبب ضغوطًا على السيولة.

3-2 عدم تجديد الودائع عند الاستحقاق:

- يعتمد البنك عادةً على تجديد العملاء لودائعهم عند الاستحقاق، لكن إذا انخفض معدل التجديد عن المتوقع، فقد يواجه البنك مخاطر تمويلية.

3-3 توقف التدفقات النقدية المتوقعة:

- قد يتأخر المقترضون في سداد أقساط القروض، أو تفشل الأطراف المقابلة في الوفاء بالتزاماتها التعاقدية في مواعيد التسوية.

- يؤدي الفارق الزمني بين استلام الأموال المتوقعة والطلب على الأموال لسداد الالتزامات إلى مشاكل سيولة.

3-4 الالتزامات المحتملة غير المتوقعة:

- مثل المطالبات المفاجئة بموجب الضمانات المالية أو الاعتمادات المستندية أو المشتقات المالية عندما يفشل العملاء في الوفاء بالتزاماتهم.

- يُعرف هذا النوع من المخاطر باسم عنصر مخاطر الطلب (Call Risk).

بشكل عام، تنشأ مخاطر السيولة من عدم التطابق بين آجال استحقاق الأصول والخصوم، تتفاقم هذه المخاطر إذا كانت الأصول طويلة الأجل ممولة من خصوم قصيرة الأجل، بسبب صعوبة تجديد التمويل أو الحصول على أموال بديلة بأسعار معقولة.[1]

4- مخاطر سعر الصرف:

مخاطر الصرف الأجنبي هي خطر الخسارة الناتج عن التعرُّض للعملات الأجنبية في البنوك، والذي يحدث بسبب التغير غير المواتي في سعر الصرف بين العملة المحلية والعملات الأجنبية، لقد تغيَّرت حساسية البنوك تجاه

[1]- AMALENDU GHOSH, Managing Risks in Commercial and Retail Banking, John Wiley&sons ,Inc, Singapore Pte.Ltd,2012,pp 339-340.

المخاطر بشكل كبير بسبب تقلبات حركات أسعار الصرف، فكلما زاد حجم التعرُّض للعملات الأجنبية وازدادت تقلبات سعر الصرف زادت مخاطر الخسارة.

ومن بين أهم العوامل التي تسبب التقلب في أسعار الصرف تتمثل في معدلات النمو والتضخم، وفروق أسعار الفائدة على الأدوات المالية بين الدول، و من العوامل الرئيسية التي تسبب تقلبات في أسعار الصرف بالإضافة إلى ما سبق هي:

- مستوى الاحتياطيات من العملات الأجنبية والعجز في الحساب الجاري.
- الاختلافات في السياسات المالية والنقدية بين الحكومات والبنوك المركزية.
- الفروق النسبية في القوة الشرائية للعملات المحلية.[1]

5- مخاطر السوق:

قدمت لجنة بازل للرقابة المصرفية (BCBS) تعريف لمخاطر السوق على أنها :

خطر الخسائر الناشئة عن تحركات أسعار السوق، سواء في المراكز المالية المدرجة في الميزانية العمومية أو خارجها، وتشتمل هذه المخاطر على ما يلي[2] :

5-1 معدل الفائدة: حيث تصنف ضمن المخاطر النظامية والتي تؤثر بصفة مباشرة على العائد المتوقع من الاستثمارات وعلى القيمة السوقية للأوراق المالية.

5-2مخاطر سعر الصرف: ذلك راجع إلى أن التقلبات التي تحدث في أسعار الصرف تؤثر بصفة مباشرة على القدرة الشرائية للعملات المحلية وعلى الربحية المصرفية.

5-3 مخاطر تقلبات أسعار الأسهم: تشير إلى المخاطر التي تتعرض لها الأرباح أو رأس المال نتيجة التغيرات في القيمة السوقية الكلية للأوراق المالية التي يحتفظ بها المصرف.

5-4 مخاطر أسعار السلع: ويقصد بها احتمالية التعرض للخسائر نتيجة التغيرات العكسية في أسعار السلع والتي ترتبط عادة بالدولار الأمريكي.

6- مخاطر البلد أو المخاطر السيادية: ينشأ هذا النوع من المخاطر في حالة قيام البنك بتقديم خدمات خارج حدود بلده، بمعنى آخر تشير مخاطر البلد إلى احتمال تأثر المصالح التجارية والمالية للبنك بسبب التغيرات الاقتصادية أو الاجتماعية أو السياسية في دولة أجنبية، وتنشأ هذه المخاطر نتيجة:

[1]- AMALENDU GHOSH, Ibid, p 422.

[2]- رضا صاحب أبو حمد، تأثير مخاطر السوق على ملاءة رأس المال وفقا لمتطلبات لجنة بازل(III) دراسة تحليلية لمصرف الموصل للتنمية والاستثمار لمدة (2008-2022)، مجلة الغري للعلوم الاقتصادية والادارية، المجلد 20 ، عدد خاص، 2024، ص ص2210-2211.

- تدهور الأوضاع الاقتصادية الكلية (مثل الركود أو التضخم).
- عدم الاستقرار السياسي أو الاجتماعي (مثل الثورات أو الحروب).

إضافة إلى هذين السببين يمكن أيضا أن يواجه البنك هذا النوع من المخاطر بسبب الأنظمة التشريعية والقوانين ، فعلى سبيل المثال عندما يواجه عميل محلي صعوبات في عملية سداد التزاماته المالية تجاه البنك المحلي فإن البنك بإمكانه اللجوء إلى محكمة مدنية لرفع دعوى قضائية لكي يستعيد جزء أو كل مستحقاته من العميل ، لكن الوضع يختلف تماما إذا كان العميل أجنبي لأن التشريعات القانونية تختلف في البلدين والتي ربما تضيق على حركة رؤوس الأموال بالعملة الأجنبية.[1]

7- المخاطر التشغيلية:

تُعرّف المخاطر التشغيلية (وفقًا للجنة بازل للرقابة المصرفية، 2001) بأنها:

"خطر الخسارة الناتج عن قصور أو فشل في العمليات الداخلية، أو الأفراد، أو الأنظمة، أو بسبب أحداث خارجية."

بمعنى آخر، هي المخاطر المرتبطة باحتمالية فشل أنظمة البنك أو ضوابطه الرقابية أو أخطاء إدارية (بما في ذلك الأخطاء البشرية).[2]

8- المخاطر الإلكترونية: البنوك الإلكترونية أو الخدمات المصرفية الرقمية تعتمد على أنظمة الحاسوب (بدلاً من التعاملات البشرية) لتنفيذ المعاملات المالية، وبالطبع ترافق هذه الخدمة مخاطر متعددة عند تحويل الأموال إلكترونيًا، مما يتطلب فهم هذه المخاطر مسبقًا أمرًا بالغ الأهمية.

رغم أن الخدمات المصرفية عبر الإنترنت تمثل قفزة تكنولوجية كبيرة، إلا أنها وسّعت نطاق التهديدات الأمنية لكل من المؤسسات المصرفية والعملاء على حد سواء، خاصة مع تطور التقنيات وتغير أنماط الاستهلاك.[3]

أصدرت لجنة بازل تقرير مجموعة الخبراء المعنية بالمصرفية الإلكترونية حول إدارة المخاطر والقضايا الرقابية الناشئة عن تطورات المصرفية الإلكترونية في أكتوبر 2000، وقد قام هذا التقرير بحصر وتقييم المخاطر الرئيسية المرتبطة بالمصرفية الإلكترونية، وهي: المخاطر الإستراتيجية، ومخاطر السمعة، والمخاطر التشغيلية (بما في ذلك مخاطر الأمن والمخاطر القانونية)، بالإضافة إلى مخاطر الائتمان والسوق والسيولة.[4]

[1]- أسعد حميد العلي، إدارة المصارف التجارية : مدخل ادارة المخاطر، الذاكرة للنشر والتوزيع، جامعة مؤتة، العراق، الطبعة الأولى، 2013، ص366.

[2]-Barbara Casu AND Other, INTRODUCTION TO BANKING, third edition, op cit, pp 342-343.

[3]-Deghnouche larta And Mezghiche Djamel, E-Banking Risks Management, Afak for sciences Journal, volume 08, N 03,2023, p421.

[4]- Basel Committee on Banking Supervision, Risk Management Principles for Electronic Banking, July 2003, p05.

كما يمكن عرض هذه المخاطر المرتبطة بالمعاملات الالكترونية كالتالي[1] :

8-1 مخاطر التشغيل: تنشأ مخاطر التشغيل من الاحتيال، أو أخطاء المعالجة، أو انقطاع الأنظمة، أو أحداث غير متوقعة أخرى تؤدي إلى عجز المؤسسة عن تقديم المنتجات أو الخدمات.

8-2 مخاطر الأمن السيبراني: تنشأ مخاطر الأمن السيبراني بسبب الوصول غير المصرح به إلى قواعد البيانات الحساسة في البنك، مثل نظام المحاسبة، ونظام إدارة المخاطر، ونظام إدارة المحافظ الاستثمارية، وغيرها. وقد يؤدي أي اختراق أمني إلى خسائر مالية مباشرة للبنك.

8-3 مخاطر هيكل النظام وتصميمه: يُعد التصميم المعماري السليم للنظام وضوابط التحكم فيه عاملاً حاسماً في إدارة مختلف أنواع المخاطر التشغيلية والأمنية، حيث يواجه البنك مخاطر مرتبطة باختيار أنظمة غير مُصممة أو مُنفذة بشكل جيد، على سبيل المثال قد يتعرض البنك لانقطاع أو تباطؤ في أنظمته الحالية إذا كانت أنظمة الخدمات المصرفية الإلكترونية أو النقود الإلكترونية المختارة غير متوافقة مع متطلبات المستخدمين، كما يستلزم كذلك مواكبة التسارع التكنولوجي الحاصل والاستثمار في تدريب الموظفين.

8-4 مخاطر السمعة (Reputational Risk): هي الخطر الناتج عن تكوّن رأي عام سلبي كبير تجاه البنك، مما قد يؤدي إلى خسائر حرجة في التمويل أو قاعدة العملاء. تنشأ هذه المخاطر من أي إجراءات تُضعف ثقة الجمهور في قدرة البنك على أداء وظائفه الأساسية أو تُضر بعلاقته مع العملاء، سواء كانت هذه الإجراءات صادرة عن البنك نفسه أو عن أطراف خارجية.

8-5 مخاطر الامتثال القانوني (Legal/Compliance Risk): تشير إلى خطر عدم الالتزام بالمتطلبات القانونية أو التنظيمية، ترتبط هذه المخاطر ارتباطًا مباشرًا بالخدمات المصرفية الإلكترونية، وتزداد مع توسع نطاق استخدامها، و تعود جذورها بشكل رئيسي إلى الغموض في الإطار القانوني والتنظيمي المحيط بالخدمات المصرفية الإلكترونية، خاصةً في الدول التي تفتقر إلى تشريعات واضحة بسبب محدودية الخبرة في هذا القطاع.

8-6 مخاطر الإستراتيجية (Strategic Risk): تُعد الخدمات المصرفية الإلكترونية مجالًا حديثًا نسبيًا، مما قد يؤدي إلى قصور في فهم الإدارة العليا لإمكاناتها وتداعياتها، في كثير من الأحيان يقود هذه المبادرات أشخاص

[1]-Eknath Shankarrao Mundhe, A Critical Study of E-Banking: Their Risks and Mechanisms of Risk Management, International Journal of Innovative Research in Science, Engineering, and Technology (IJIRSET), vol 05, Issue 11, 2016, p 18871-18874.

يتمتعون بمهارات تقنية ولكن دون خبرة مصرفية كافية، مما قد يؤدي إلى تبني مبادرات غير متناسقة أو مجزأة داخل المؤسسة أو استثمارات باهظة التكلفة مع فشل في استرداد التكاليف.

ثانيا: إدارة المخاطر المصرفية

إدارة المخاطر عنصر بالغ الأهمية في القطاع المصرفي، حيث تُعد ضرورية لحماية الأصول وضمان استدامة المؤسسات المالية، لا سيما في ظل بيئة اقتصادية متقلبة.

فالتقلبات المتزايدة في الأسواق الناتجة عن التذبذبات الاقتصادية والتغيرات التنظيمية والتطورات التكنولوجية المتسارعة تفرض تحديات جسيمة تتطلب استراتيجيات استباقية وفعالة للتخفيف من حدة المخاطر.
الخطوة الأولى في الإدارة الفعالة للمخاطر تتمثل في تحديد وتحليل أنواع المخاطر(ائتمانية، السوق، السيولة، التشغيلية، السمعة ...الخ) المختلفة التي قد تؤثر على العمليات المصرفية، يمكن أن يكون لكلمن هذه المخاطر تداعيات متنوعة على المؤسسات المالية، تتراوح بين الخسائر المالية المباشرة إلى الأضرار التي تلحق بسمعتها، مما قد يضعف ثقة المستثمرين والعملاء.[1]

1- إدارة المخاطر الائتمانية(خطر القرض):

تُدار مخاطر الائتمان بعدة طرق ومن بين أهم التقنيات لإدارة مخاطر الائتمان نذكر[2]:

- **الاختيار(selection)**: تبدأ إدارة مخاطر الائتمان الفعالة باختيار دقيق للأطراف المقابلة (counterparts) والمنتجات، تعتبر نماذج تقييم المخاطر الجيدة وموظفو الائتمان المؤهلون من المتطلبات الأساسية لإستراتيجية اختيار ناجحة، تتخذ القرارات الائتمانية المهمة في لجان الائتمان، بالنسبة للأطراف ذات مخاطر التخلف الأعلى يُطلب ضمانات إضافية لتقليل مخاطر الاسترداد، كما يتم تقليل مخاطر الاسترداد من خلال اشتراط شروط تعاقدية أكثر صرامة، مثل القيود على بيع الأصول، تتضمن إستراتيجية الاختيار الجيدة أيضًا تسعيرًا مناسبًا للمنتجات بما يتناسب مع المخاطر المتوقعة.
- **التقييد (Limitation)**: يحدد التقييد تعرض البنك لطرف مقابلة معين، مما يتجنب وضعًا قد تعرض فيه خسارة واحدة أو عدد محدود من الخسائر ملاءة البنك للخطر، يتم تقييد المبلغ الإجمالي للتعرض للأطراف

[1]- Lucas Gonçalves de Lima, Essentials of risk management in the banking sector, Revista Científica Sistemática, São José dos Pinhais, vol 14, N 05, 2024, p 1344.
[2]- Tony Van Gestel And Bart Baesens, Credit Risk Management, Oxford University press, New York,2009, pp 42-43.

الأكثر خطورة من خلال نظام الحدود الائتمانية، يحدد وضع الحدود في البنك مقدار الائتمان الذي يمكن أن يحصل عليه طرف معين بناءً على ملفه الائتماني.

- **التنويع(Diversification)** : توفر عملية التوزيع في البنوك تنويعًا جيدًا للمخاطر عبر مختلف المقترضين من أنواع مختلفة وقطاعات صناعية ومناطق جغرافية، توزع استراتيجيات التنويع مخاطر الائتمان لتجنب التركيز في مشاكل مخاطر الائتمان، يكون التنويع أسهل للبنوك الكبيرة والدولية.
- **تعزيز الائتمان(Credit enhancement)**: عندما يلاحظ البنك أنه معرض بشكل كبير لفئة معينة من الأطراف المقابلة، يمكنه شراء حماية ائتمانية فيشكل ضمانات من جهات ضمان مالي أو عبر منتجات مشتقات ائتمانية، من خلال هذه الحماية تتحسن الجودة الائتمانية للأصول المضمونة، يُعرف هذا أيضًا بتخفيف مخاطر الائتمان.

2- إدارة مخاطر سعر الفائدة:

من بين الأساليب الكلاسيكية لقياس مخاطر أسعار الفائدة نجد أسلوب تحليل الفجوة (gap) وأسلوب تحليل الفترة (Duration analysis).

2-1 تحليل فجوة سعر الفائدة (gap)[1]: هي الفرق بين قيم الأصول (assets) و الخصوم (liabilities) ذات المعدل المتغير في فترة إسقاط زمنية معينة.

Interest rate gap = (Var. rate assets – Var. rate liabilities).

عندما تكون الفجوة ثابتة بمرور الوقت وتكون الأصول ذات معدل الفائدة المتغير حساسة لمعدل فائدة مشترك (i)، فإن التغيير في هامش الفائدة ($\triangle IM$) نتيجة تغيير في معدل الفائدة ($\triangle i$) يساوي:

$$\triangle IM = (interest\ rate\ gape) * \triangle i$$

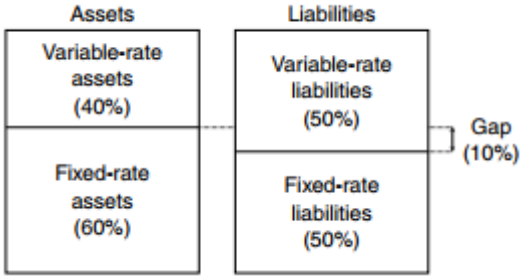
و تشير الفجوة إلى عدم وجود خطر عندما تكون صفرًا، عندما يكون لدى البنك أصول حساسة لسعر الفائدة أكثر من الالتزامات الحساسة لسعر الفائدة، فإن هامش سعر الفائدة للبنك يزيد عندما ترتفع أسعار الفائدة وينخفض عندما تنخفض أسعار الفائدة.

[1]- Tony Van Gestel And Bart Baesens, IBID, p 49-51.

وتحاول البنوك تحقيق فجوة إيجابية لزيادة الربحية عندما يُتوقع انخفاض أسعار الفائدة، وتسعى لتحقيق فجوة سلبية في الحالات الأخرى.

عادةً ما يقتصر قياس الفجوة على ±10% من الميزانية العمومية، وتُسمى القيمة الأعلى منها "الفجوة التكتيكية".

الشكل رقم (1-1): تحليل فجوة سعر الفائدة(GAP) في مدة زمنية معينة



source: Tony Van Gestel And Bart Baesens p50.

يوضح القياس الفجوة ملاحظة فجوة بنسبة 10٪ من الميزانية العمومية، عند ارتفاع أسعار الفائدة فإن دخل البنك من الأصول سيزيد أكثر من تكلفة التمويل على الخصوم، حيث تمثل هذه الأخيرة فقط 40٪ من الميزانية العمومية مقارنة بـ 50٪ للأصول ذات المعدل المتغير.

جدير بالذكر أن هناك صلة مع فجوات السيولة، حيث تمثل فجوة السيولة مخاطر إعادة التسعير بسعر غير مؤكد يتم تضمينه في جزء الأصول أو الخصوم المتغيرة.

2-2 تحليل فجوة الفترة (Duration analysis)[1]: تم اقتراح مفهوم المدة بشكل بديهي من قبل (**Macaulay,1938**) ، حيث استُخدم في البداية لحساب تاريخ استحقاق السندات ذات الدخل الثابت وقياس حساسية أسعار السندات تجاه تغيرات أسعار الفائدة، بعد عقد السبعينيات تبنت العديد من البنوك الغربية تحليل المدة كأداة رئيسية لقياس فترة السداد الفعلية لجميع الأدوات المالية ذات الدخل الثابت و حساسية أسعار هذه الأدوات تجاه تغيرات أسعار الفائدة.

ومنذ ذلك الحين، أصبح تحليل المدة أحد أهم طرق إدارة مخاطر أسعار الفائدة في البنوك التجارية.

[1]- Marcel Ausloos AND OTHER, Duration gap analysis revisited method in order to improve risk management: the case of Chinese commercial bank interest rate risks after interest rate liberalization, soft computing, Springer Berlin Heidelberg, vol 24, Issue 14, p 13615.

والجدول التالي يوضح العلاقة بين تغيرات أسعار الفائدة (Interest Rate Change) و فجوة الحساسية (Sensitivity Gap) ومعدل الحساسية (Sensitivity Rate) و التغير في صافي دخل الفائدة (Net Interest Income Change)

الجدول رقم(1-2): العلاقة بين تغيرات سعر الفائدة وفجوة الحساسية ومعدل الحساسية وتغيرات صافي دخل الفائدة

تغير سعر الفائدة (IRC)	فجوة الحساسية (SG)	معدل الحساسية(SR)	تغير صافي دخل الفائدة(NIIC)
الزيادة	ايجابي	أكبر من 1	يرتفع
	سلبي	أقل من 1	ينخفض
	بدون تأثير	صفر	ثابت
النقصان	ايجابي	أكبر من 1	ينخفض
	سلبي	أقل من 1	يرتفع
	بدون تأثير	صفر	ثابت

Source : Marcel Ausloos AND OTHER,ibid, P 13615

من الجدول يمكن استنتاج أن التغيرات في أسعار الفائدة(IRC) (بالزيادة أو النقصان) تؤثر على فجوة الحساسية(SG) والتي بدورها تحدد معدل الحساسية(SR) الذي يتأثر به صافي دخل الفائدة(NIIC) كذلك بالزيادة أو النقصان.

3- إدارة مخاطر السوق:

يتكوّن إطار إدارة مخاطر السوق من مكونين[1]:

- الهيكل التنظيمي.

[1]- AMALENDU GHOSH, op cit, pp 332-333.

- السياسات والاستراتيجيات الخاصة بإدارة مخاطر السيولة، ومخاطر أسعار الفائدة، ومخاطر التعرض للعملات الأجنبية، ومخاطر التعرض للأسهم، ومخاطر التعرض للسلع، والمخاطر الناتجة عن المعاملات المشتقة.

يتعين على البنوك تنفيذ الأنشطة المهمة التالية لإدارة مخاطر السوق:

- تطوير إجراءات لتحديد مخاطر السوق والتقنيات المستخدمة في قياسها.
- تطوير إجراءات لتجميع التعرضات للمخاطر.
- وضع منهجية لتقييم المراكز.
- تحديد الحدود والنقاط التحذيرية (Triggers).
- إنشاء أطر لرصد المخاطر، والتحكم فيها، والإبلاغ عنها.

أولاً: تقوم البنوك بتحديد شهيتها لتحمل مخاطر السوق(market risk appetite)، وتضع الحدود والنقاط التحذيرية بما يتناسب مع قدرتها على تحمل المخاطر لتغطية كل من المعاملات الفردية والمحافظ الاستثمارية، كما تضع إجراءات لتحديد جميع مكونات مخاطر السوق لكل منتج ونشاط بشكل منفصل، وتطور نماذج مالية لتقييم المراكز وقياس المخاطر السوقية، وتضع معايير لتقييم الجوانب النوعية للمخاطر، ويجب أن تخضع نماذج القياس لاختبارات تحقق لتقييم مدى ملائمة الخوارزميات المستخدمة ودقة النتائج المستخرجة.

ثانيًا: تنشئ البنوك آلية مراقبة مفصلة للمخاطر للتحقق من الامتثال للإجراءات المتبعة في تنفيذ المعاملات، والامتثال للحدود المقررة، والالتزام بالإرشادات الخاصة بالإجراءات التي يتم تفعيلها عند بلوغ النقاط التحذيرية، وكجزء من نظام المراقبة يتم التحقق من منطقية الافتراضات المستخدمة في النماذج لتقييم المراكز وقياس القيمة المعرضة للخطر(value-at-risk)، وإجراء اختبارات الجهد(stress tests) منتظمة على محافظ التداول والتحصيل.

ثالثًا: تؤسس البنوك نظام رقابة قوي ومحكم، وتضمن تجنب تعارض المصالح في توزيع المهام بين الموظفين التشغيليين وموظفي الرقابة والإبلاغ، ويجب أن تضمن إجراءات الرقابة وجود ضوابط كافية لاكتشاف المعاملات غير المصرح بها وسوء استخدام الصلاحيات التقديرية من قبل المسؤولين في الوقت المناسب، وجعل من الصعب على الموظفين المسؤولين عن العمليات المالية إخفاء المراكز غير القابلة للاستمرار، ويجب أن توكل أنشطة التحقق والاختبارات العكسية واختبارات الجهد إلى موظفين غير مرتبطين بعمليات الاستثمار، أو تطوير النماذج، أو تطوير البرمجيات.

رابعًا: يجب أن يتضمن إطار إدارة مخاطر السوق منهجية لتقييم ومراقبة رأس المال التنظيمي والاقتصادي اللازم لتغطية مخاطر السوق في نهاية كل يوم، وذلك وفقًا لمتطلبات اتفاقية بازل الجديدة لرأس المال.

4- إدارة المخاطر التشغيلية[1] :

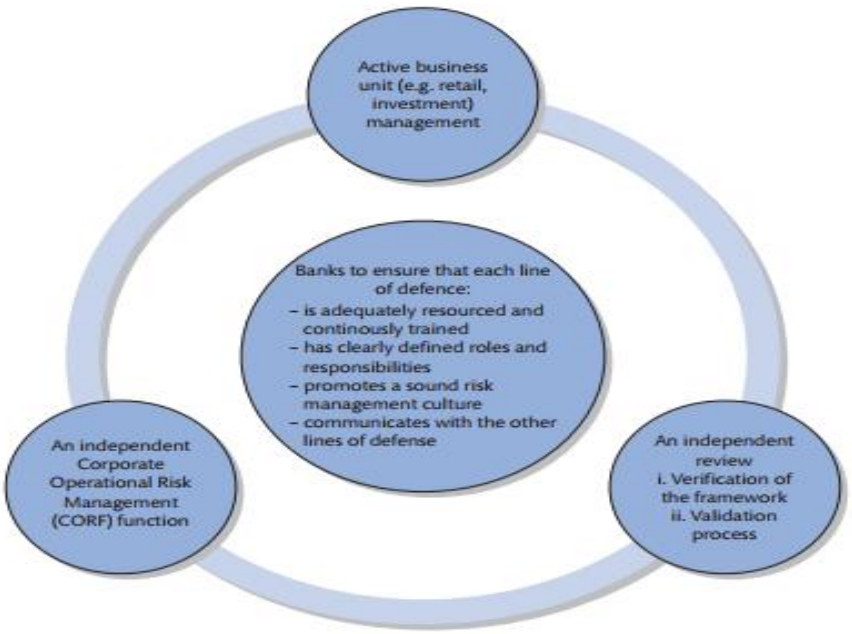
ساهمت عوامل متعددة في زيادة مخاطر التشغيل في البيئة التي تعمل فيها البنوك في السنوات الأخيرة، تشمل العوامل الخارجية و التقدم في تكنولوجيا التداول (مثل التداول عالي التردد) والتعقيد المتزايد والترابط في الأسواق المالية العالمية، يمكن أن تكون الخسائر كبيرة جدًا وقد حذرت أبحاث حديثة من أن المخاطر المتعلقة بالأمن السيبراني وتكنولوجيا المعلومات أصبحت الآن مصدر قلق رئيسي للبنوك.

اعترفت لجنة بازل بالأهمية المتزايدة لمخاطر التشغيل في المؤسسات المالية وتم دمج رسوم رأس مال جديدة في بازل 2، ومنذ ذلك الحين تم إحراز تقدم كبير في وضع إطار لقياس وإدارة فعالة لمخاطر التشغيل في القطاع المصرفي، في أغسطس 2020 نشرت لجنة بازل وثيقتين استشاريتين: "تعديلات على مبادئ الإدارة السليمة لمخاطر التشغيل" (BCBS،2020b) و"مبادئ المرونة التشغيلية" (BCBS،2020c)، تركز الوثيقة الأولى على أهمية اعتماد إطار متكامل لإدارة مخاطر التشغيل يشمل الحوكمة، بيئة إدارة المخاطر، تكنولوجيا المعلومات والاتصالات، تخطيط استمرارية الأعمال، ودور الإفصاح.

بينما تركز الوثيقة الثانية على زيادة احتمالية تعطيل الأعمال المصرفية العادية بسبب "الجوائح، والكوارث الطبيعية، وحوادث الأمن السيبراني المدمرة، أو فشل التكنولوجيا".

[1]-Barbara Casu AND Other, INTRODUCTION TO BANKING, third edition, op cit, pp 389-390.

الشكل رقم (1-2): الخطوط الثلاثة للدفاع من اجل إدارة سليمة للمخاطر التشغيلية



Source : Barbara Casu AND Other, INTRODUCTION TO BANKING, third edition, op cit, p390.

وفقًا للشكل أعلاه، ينبغي أن تعتمد الإدارة السليمة للمخاطر التشغيلية على ثلاث خطوط دفاع كما هو موضح في الشكل السابق:

خط الدفاع الأول هو إدارة خط الأعمال: وهي المسؤولة عن تحديد وإدارة المخاطر المتأصلة في المنتجات، والأنشطة، والعمليات، والأنظمة التي تقع ضمن نطاق مسؤوليتها.

خط الدفاع الثاني هو إنشاء لجنة داخلية متخصصة ومستقلة: وهي وظيفة المخاطر التشغيلية المؤسسية (CORF)، والمسؤولة عن التصميم، والصيانة، والتطوير المستمر لإطار عمل المخاطر التشغيلية داخل البنك، تشمل وظائف CORF عمليات قياس المخاطر التشغيلية والإبلاغ عنها، ولجان المخاطر، والمسؤولية عن التقارير المرفوعة إلى مجلس الإدارة.

خط الدفاع الثالث: هو مراجعة مستقلة لضوابط وإجراءات وأنظمة إدارة المخاطر التشغيلية في البنك. ويتضمن جانبين مترابطين: (1) التحقق الدوري، و(2) التحقق من الصحة.

المبحث الرابع: التحليل المالي لطلبات القروض المصرفية

يعتبر التحليل المالي أداة بالغة الأهمية في عملية منح الائتمان المصرفي، كونه يساعد إدارة البنوك في الحصول على معلومات التي توضح المركز المالي للعميل وقدرته وكفاءته في الماضي والمستقبل، وعلى أساس النتائج المتحصل عليها في عملية التحليل، تصدر إدارة البنك (محللو الائتمان) توصية إلى لجنة القروض والتسهيلات من أجل الخروج بقرار القبول أو الرفض.

المطلب الأول: مفهوم التحليل المالي وأهميته

أولا: تعريف التحليل المالي

يمكن تعريف التحليل المالي على أنه : عملية يتم من خلالها استكشاف أو اشتقاق مجموعة المؤشرات الكمية والنوعية حول نشاط المشروع الاقتصادي ، وذلك لكي يتم استخدام هذه المؤشرات في تقييم الأداء المنشأة بقصد اتخاذ القرارات.[1]

كما عرفه (Lev, 2009) بأنه تصميم لنظام معالجة المعلومات لتوفير البيانات لنماذج صنع القرار، مثل نموذج اختيار المحفظة ونماذج قرارات الإقراض المصرفي، والنماذج المالية للشركات.[2]

ويعرف كذلك على أنه عملية تشخيص الحالة المالية الحالية والسابقة للوحدة الاقتصادية بهدف تقديم مؤشرات عن وضعها المستقبلي.[3]

ثانيا: أهمية التحليل المالي بالنسبة للبنوك

توجد عدة جهات يمكنها أن تستفيد من التحليل المالي يمكن ذكرها كالآتي[4]:

1- البنك المركزي:

يستخدم البنك المركزي التحليل المالي في تحقيق أهدافه و لغرض مراقبة البنوك كتحقيق البنك لنسبة معينة من السيولة، أو الاحتفاظ بنسبة من الودائع كاحتياطي نقدي بالإضافة لكيفية توجيه الائتمان ، ومدى سلامة المركز المالي للبنك بشكل عام.

[1]-محمد الفاتح محمود بشير المغربي، التحليل المالي، الاكاديمية الجامعية للكتاب الجامعي، البحرين، 2022، ص7.

[2]- محمد صالح عبد اللطيف عسران، التحليل المالي ومصادر تمويل المشروعات، مركز جامعة القاهرة للتعليم المدمج، القاهرة، 2020، ص3.

[3]-Sebaa Fatma Zahra And Saouli Ali, A reading about the financial analysis of the financial statements of Islamic banks (analysis of the financial statements of the Algerian Al Salam and Baraka Bank), Forum For Economic Studies and Research Journal, vol 05, n 01, 2021, p 469.

[4]- فاروق فخاري، مرجع سابق، ص ص19-20.

2- إدارة البنك:

باستخدام التحليل المالي يحصل البنك على معلومات توضح مدى توظيفه لأمواله، واستكشاف نقاط القوة والضعف لديه، وإظهار مدى ربحية المجالات المختلفة لتوظيف الأموال مما يساعد البنك على التخطيط في الاتجاه السليم مما يؤدي إلى خفض تكاليف أداء الخدمات في البنك.

3- المودعون:

يوفر التحليل المالي للبنك معلومات لمدى الأمان الذي يحققه لأموالهم المودعة لديه ومدى قدرته على رد هذه الودائع في الوقت الذي يطلبونه ، بالإضافة إلى مدى قدرته على إقراضهم عند الحاجة.

4- حملة الأسهم والجمهور:

ويقصد بهم المستثمرون والعملاء الكبار عموما بحيث يتيح لهم التحليل المالي معلومات عن مدى الكفاءة التي تدار بها أموالهم بما يحقق لهم أكبر عائد، وهذه الفئة معرضة لتحمل أكبر قدر من المخاطر ، لذلك نجدهم يهتمون بسلامة المركز المالي للبنك، وكل المعلومات التي يحتاجونها في توجيه قراراتهم الاستثمارية يوفرها لهم التحليل المالي.

المطلب الثاني: مصادر المعلومات المستخدمة في التحليل المالي

يستعين المحلل بمجموعة من المصادر للقيام بعملية التحليل المالي ، عموما يمكن تقسيمها الى مصدرين رئيسين كالتالي[1] :

أولا: مصادر المعلومات الداخلية

وهي كل البيانات المحاسبية والإحصائية التي يتم الحصول عليها من داخل المؤسسة قيد الدراسة وتتمثل في:

- القوائم المالية الأساسية والتي تمثل مخرجات النظام المحاسبي ومدخلات لعملية التحليل المالي، وتكون هذه القوائم المالية معدة وفق المعايير المتفق عليها وتشمل كل من : الميزانية، جدول حسابات النتائج ، جدول التدفقات النقدية ، جدول التغير في الأموال الخاصة، الملاحق والإيضاحات.
- التقارير المالية الداخلية المعدة بهدف التوقعات المستقبلية والتنبؤات.
- تقارير مجلس الإدارة وتقارير محافظ الحسابات الختامية.

[1]- يحي الشريف نبيلة، مرجع سابق، ص87.

ثانيا: مصادر المعلومات الخارجية

تتمثل في المعلومات التي يتحصل عليها المحلل من خارج المؤسسة ويمكن ذكرها كالتالي:

- المعلومات الصادرة عن أسواق رأس المال وهيئات البورصة ومكاتب الوساطة
- المعلومات الصادرة من المؤسسات المنافسة في نفس قطاع النشاط
- المعلومات الصادرة من الجهات الرقابية ومؤسسات الدولة مثل مصالح الضرائب
- المجلات والصحف المتخصصة الصادرة عن مراكز البحث للهيئات والمنشآت.

المطلب الثالث: أنواع وأساليب التحليل المالي

أولا: أنواع التحليل المالي

يمكن تصنيف التحليل المالي إلى نوعين كالتالي[1]:

1- التحليل الرأسي: يركز هذا النوع من التحليل على دراسة العلاقة الإجمالية بين بنود القوائم المالية ، ويقصد بذلك تحديد العلاقة كل بند من الميزانية بمجموع الأصول والعلاقة بين كل بند من بنود جدول حسابات النتائج برقم الأعمال.

ويهدف هذا التحليل إلى تقييم الكفاءة الاقتصادية للمؤسسة لنشاطها وقدرتها على تحقيق الربح وتغطية الالتزامات القصيرة وطويلة الأجل.

2- التحليل الأفقي: يقوم على هذا النوع من التحليل من خلال مقارنة الأرقام الواردة في القوائم المالية لعدة فترات زمنية متتالية ، حيث يتم مقارنة قيمة البند بقيمته في سنوات متتالية ، وكلما كانت المدة الزمنية كبيرة (مثلا قيمة بند ما لعشرة سنوات متتالية) كلما كانت الأرقام أكثر دلالة وكان التحليل دقيقا.

ثانيا: أساليب التحليل المالي

1- التحليل باستخدام مؤشرات التوازن المالي: يرتكز التحليل بواسطة مؤشرات التوازن المالي على ثلاث مؤشرات أساسية يمكن ذكرها كالتالي:

1-1 رأس المال العامل[2]: ويعتبر رأس المال العامل مؤشر أساسي لإبراز التوازن المالي للمؤسسة في الأجل الطويل ، ويسمى بهامش الأمان أو الضمان، وهو الجزء من الأموال الدائمة المخصص لتمويل قسم من الأصول المتداولة ،

[1]- يزيد تقرارت، استخدام أدوات التحليل المالي في تشخيص الوضع المالي للمؤسسات الاقتصادية في ظل الإصلاح المحاسبي دراسة حالة المؤسسة الوطنية لإنتاج اللوالب والسكاكين والصنابير BCR بولاية سطيف للفترات المالي 2011-2014، مجلة بحوث، العدد 11، الجزء الثاني، 2017، ص 126.

[2]- سليمان ناصر، مرجع سابق، ص82.

بمعنى أنه الفائض من الأموال الدائمة على الأصول الثابتة، ويستخدم لتقدير جدارة المؤسسة على تمويل عملياتها اليومية والوفاء بالتزاماتها قصيرة الأجل ، فكلما انخفضت قيمة رأس المال العامل يزيد من احتمالية الوقوع في مخاطر مالية، ويحسب رأس المال العامل بالعلاقة التالية:

في الأجل الطويل:

رأس المال العامل الصافي(الدائم) = الأموال الدائمة – الأصول الثابتة

في الأجل القصير:

رأس المال العامل(الدائم) = الأصول المتداولة – ديون قصيرة الأجل

ويمكن لرأس المال العامل أن يأخذ ثلاث حالات وهي[1]:

- **رأس مال عامل أكبر من الصفر**: ويدل ذلك أن الأصول المتداولة للمؤسسة أكبر من الخصوم المتداولة ، ويشير هذا إلى وجود فائض في السيولة في الأجل القصير، مما يرفع من قدرة المؤسسة على تسديد ديونها عند تاريخ استحقاقها، كما يساعدها على مواجهة الاضطرابات التي قد تحدث في دورة الاستغلال.
- **رأس مال عامل أقل من الصفر**: ويعني هذا أن الأصول المتداولة أقل من الخصوم المتداولة ، ما يجعل المؤسسة تواجه صعوبات في الأجل القصير ، وعدم قدرتها على الوفاء بالتزاماتها تجاه الغير ، مما يجبرها بالقيام بتعديلات من اجل تحقيق التوازن المالي.
- **رأس مال عامل يساوي الصفر**: يدل على أن الأصول المتداولة تساوي الخصوم المتداولة ، ويشير هذا على مقدرة المؤسسة بالوفاء بالتزاماتها.

2-1 احتياج رأس مال العامل: ويعرف بأنه الفرق بين الاحتياجات الدورية للمؤسسة ، وهو عبارة عن الفرق بين إجمالي المخزونات والقيم القابلة للتحقيق من جهة الالتزامات قصيرة الأجل بعد استثناء السلفات المصرفية من جهة ثانية.

[1]- ريمة يونس، مقارنة نتائج التحليل المالي بين تطبيق الاساليب التقليدية والاساليب الحديثة -دراسة حالة : الشركة الوطنية للتأمين SAA، مجلة علوم الاقتصاد والتسيير والتجارة، المجلد20، العدد 02، 2016، ص 53.

تعبر احتياجات رأس المال العامل في تاريخ معين عن رأس المال العامل الذي تحتاجه المؤسسة لمواجهة ديونها المستحقة في هذا التاريخ ،كما يعرف بأنه الجزء من الاحتياجات الضرورية المرتبطة مباشرة بدورة الاستغلال التي لم تغط من طرف الموارد الدورية.[1]

ويحسب احتياج رأس المال بالعلاقة التالية:

الاحتياج من رأس المال العامل= (الأصول المتداولة – القيم الجاهزة)–(الديون قصيرة الأجل– السلفات مصرفية)

ويأخذ احتياج رأس المال العامل ثلاث حالات هي[2]:

- **احتياج رأس المال العامل موجب**: يدل على أن موارد الدورة لم تكفي لتغطية احتياجات الدورة ، أي أن المؤسسة بحاجة إلى مصادر أخرى تزيد مدتها عن السنة لتغطية احتياجاتها.
- **احتياج رأس المال العامل سالب**: وهذا يدل على أن المؤسسة قد غطت احتياجات دورتها ، مما يوحي بوضعية مالية مريحة للمؤسسة.
- **احتياج رأس المال العامل معدوم**: يدل على أن موارد الدورة تغطي احتياجاتها ، ويشير هذا بالاستغلال الأمثل للمؤسسة.

1–3 الخزينة: تتمثل الخزينة في إجمالي النقديات الموجودة (باستثناء السلفات المصرفية)، كما يمكن معرفتها عن طريق الفرق بين رأس المال العامل واحتياجات رأس المال العامل، كما تعرف على أنها الفرق بين أصول الخزينة وخصومها.[3]

ويمكن أن تأخذ الخزينة ثلاث حالات هي[4]:

- **الخزينة أكبر من الصفر** : ويكون فيها رأس المال العامل أكبر من احتياج رأس المال العامل ، في هذه الحالة المؤسسة قامت بتجميد جزء من أموالها الثابتة لتغطية رأس المال العامل ، مما يطرح عليها مشكلة الربحية ، أي تكلفة الفرصة الضائعة ، لذلك وجب عليها معالجة الوضعية عن طريق شراء مواد أولية أو تقديم تسهيلات للزبائن.

[1]- شعيب شنوف، التحليل المالي الحديث طبقا للمعايير الدولية للإبلاغ المالي IFRS، دار زهران للنشر،ط1، الاردن، 2012، ص ص119-120.
[2]- ريمة يونس، مرجع سابق، ص 53.
[3]- شعيب شنوف ، مرجع سابق ، ص120.
[4]-سمرود زبيدة، سحنون جمال الدين، دور التحليل المالي في تقييم الأداء المالي عن طريق مؤشرات التوازن (دراسة حالة المؤسسة الوطنية للسكك الحديدية -ANESRIF- خلال الفترة 2017-2018)، مجلة الريادة لاقتصاديات الأعمال، المجلد 06، العدد 03، 2020، ص 354.

- **الخزينة أقل من الصفر**: وتشير الى أن رأس المال العامل أقل من احتياج رأس المال العامل ، ويدل ذلك على أن المؤسسة في حالة عجز وغير قادرة على تسديد ديونها في آجالها ، وهذا يجعل المؤسسة تتحمل تكاليف إضافية ، ويستلزم من المؤسسة أن تطلب حقوقها الموجودة لدى الغير أو تتوجه نحو الإقراض من البنوك لمعالجة هذه الوضعية.

- **الخزينة معدومة (تساوي صفر)**: في هذه الحالة يكون رأس المال العامل يساوي احتياج رأس المال العامل، وتشير هذه الحالة إلى الاستخدام الأمثل للموارد المتاحة للمؤسسة وفق الإمكانيات المتاحة عن طريق تفادي مشاكل عدم التسديد، وبالتالي التحكم في السيولة دون التأثير على الربحية.

2- التحليل باستخدام النسب المالية:

يعتبر التحليل بالنسب المالية من بين أهم الطرق التي تستخدم في تشخيص وضعية المؤسسة ، كما تجدر الإشارة بأنه توجد العديد من النسب ، ولذلك يجب على المحلل اختيار أهم النسب التي يحتاجها في تقييم حالة المؤسسة حسب الحاجة القائمة والمطلوبة.

2-1 تعريف النسبة المالية:

يمكن تعريف النسبة المالية على أنها العلاقة الرياضية بين بندين أو أكثر من بنود القوائم المالية(الميزانية المالية، قائمة الدخل، قائمة التدفقات النقدية) ، ويجب أن تكون العلاقة بين البنود ذات دلالة منطقية ، بمعنى آخر يجب توفر صياغة تفسيرية واضحة وذات معنى للنسبة المحسوبة .

2-2 أنواع النسب المالية :

في الغالب يتم تقسيم النسب المالية إلى أربع مجموعات على النحو التالي:

- نسب السيولة
- نسب الهيكلية(نسب التمويل ونسب المديونية)
- نسب النشاط(التسيير)
- نسب الربحية(المردودية)

كل مجموعة تحتوي على عدة نسب يمكن عرضها كالتالي:

1-2-2 مجموعة نسب السيولة[1] : تستعمل هذه المجموعة لقياس قدرة المؤسسة على مواجهة التزاماتها قصيرة الأجل، وبالتالي فهي تقيس وضعية المؤسسة من حيث توازناتها المالية قصيرة الأجل، ومن بين أهم نسب السيولة نذكر:

- **نسبة السيولة العامة(نسبة التداول):**

يتم حساب هذه النسبة وفق العلاقة التالية

نسبة السيولة العامة= الأصول الجارية /الخصوم الجارية

وتوضح هذه العلاقة مدى تغطية الأصول الجارية للخصوم الجارية(ديون قصيرة الأجل)، بمعنى أخر تبين عدد مرات قابلية الأصول الجارية للمؤسسة على تغطية التزاماتها قصيرة الأجل ، ومن الأحسن أن تكون هذه النسبة أكبر من الواحد (1) ، فذلك يشير إلى أن الأصول الجارية للمؤسسة أكبر من التزاماتها قصيرة الأجل.

- **نسبة السيولة المختصرة:**

يتم حساب هذه النسبة وفق الصيغة التالية:

نسبة السيولة المختصرة = (الأصول الجارية – المخزونات)/ الخصوم الجارية

يلاحظ من الصيغة أعلاه أنه تم استبعاد المخزون باعتباره يمثل جزء كبير من الأصول الجارية، بالإضافة إلى صعوبة تحويله إلى سيولة في وقت قصير بالقياس مع عناصر أخرى، وتوضح هذه النسبة قدرة المؤسسة على تسديد التزاماتها قصيرة الأجل بالاعتماد على الأصول الجارية بعد طرح المخزون ، بمعنى أخر تشير نسبة السيولة المختصرة إلى مقدرة المؤسسة على توفير السيولة اللازمة دون اللجوء إلى بيع المخزون لمواجهة التزاماتها قصيرة الأجل، ومن المستحسن أن تكون هذه النسبة محصورة بين 30% و 50% حسب المحللين الماليين.

- **نسبة السيولة الفورية(الجاهزة):**

تحسب هذه النسبة بالصيغة التالية:

[1]- حولي محمد، محاضرات في التحليل المالي، مطبوعة بيداغوجية، جامعة باجي مختار -عنابة-، 2019-2020، ص41.

نسبة السيولة الفورية= النقديات/ الخصوم الجارية

تقيس هذه النسبة قدرة المؤسسة على مواجهة التزاماتها قصيرة الأجل باستخدام النقديات الجاهزة دون اللجوء إلى الأصول الجارية الأخرى. ويستحسن أن تكون هذه النسبة محصورة بين 20% و 30%.

2-2-2 مجموعة نسب الهيكلية :

أ- نسب المديونية:

يعتمد المحلل المالي على النوع من النسب لمعرفة مدى قدرة المؤسسة على تمويل استثماراتها على مواردها المالية الخاصة وعلى الأموال الأجنبية، حيث تسمح بتقييم الهيكل المالي للمؤسسة في تاريخ معين، بحيث أنه كل ما قل اعتماد المؤسسة على القروض (الديون) لتمويل أصولها ، كانت المؤسسة أقل تعرضا للمخاطر، وتكون بذلك قادرة على تسديد مستحقات الدائنين.

يمكن ذكر مجموعة نسب المديونية كالآتي:

- **نسبة الاستقلالية المالية:**

يتم حساب نسبة الاستقلالية المالية كالتالي:

نسبة الاستقلالية المالية = الأموال الخاصة/ مجموع الديون

أو بالصيغة التالية: **= الأموال الخاصة/مجموع الخصوم**

تقيس العلاقة الأولى درجة اعتماد المؤسسة في تمويلها على الاستدانة أم اعتمادها على التمويل الذاتي، حيث يستحسن أن تكون محصورة بين 1 و2 ، في حين تقيس العلاقة الثانية حجم الأموال الخاصة مقارنة بمجموع موارد المؤسسة ، ويستحسن أن تكون بين 20% و 60%.

- **نسبة القدرة على السداد:**

تحسب هذه النسبة بالصيغة التالية:

نسبة القدرة على السداد= الديون متوسطة وطويلة الأجل/قدرة التمويل الذاتي

توضح هذه النسبة المدة التي تستغرقها المؤسسة لتسديد ديونها متوسطة وطويلة الأجل في حالة استخدامها لكل قدراتها للتمويل الذاتي، بحيث إذا مستوى النسبة أقل من المدة الحقيقية للتسديد فإن المؤسسة تتمتع بالقدرة على الاستدانة.

ب- نسب التمويل[1]:

يوضح دراسة هذا النوع من النسب مدى مساهمة كل عنصر تمويلي في تمويل الأصول بصفة عامة أو تمويل الأصول غير الجارية بصفة خاصة، وتتمثل هذه النسب في:

- **نسبة التمويل الدائم**: تشير هذه النسبة إلى مستوى تغطية الأصول غير جارية بالأموال الدائمة ، فهذه النسبة تعتبر صياغة أخرى لرأس المال العامل، أو ما يسمى بهامش الأمان، فإذا كانت هذه النسبة أقل من 100% فان رأس المال العامل يكون سالب ، وهذا يعني أن جزء من الأصول غير جارية مغطى بقروض قصيرة الأجل.

وتحسب هذه النسبة بالعلاقة التالية:

نسبة التمويل الدائم = الأموال الدائمة /الأصول غير جارية

كما يجب أن نشير إلى كيفية حساب الأموال الدائمة بالصيغة التالية:

الأموال الدائمة = الأصول الثابتة+ رأس المال العامل

أو :

الأموال الدائمة = الأموال الخاصة + ديون طويلة الأجل

- **نسبة التمويل الذاتي**: وتعني مدى تغطية المؤسسة لأصولها غير الجارية بأموالها الخاصة، كما تبين النسبة التي تحتاجها المؤسسة من القروض طويلة الأجل لتوفير الحد الأدنى لرأس المال العامل كهامش أمان ، ليس من الضروري أن تكون هذه النسبة مساوية للواحد الصحيح، لكن كلما اقتربت النسبة من الواحد كلما كانت وضعية المؤسسة ايجابية وجيدة، مما يسمح لها بالحصول على قروض إضافية بكل سهولة متى أرادت ذلك.

وتحسب هذه النسبة وفق العلاقة التالية:

نسبة التمويل الذاتي= الأموال الخاصة/الأصول غير الجارية

[1]- شعيب شنوف، مرجع سابق، ص 124.

3-2-2 مجموعة نسب النشاط(التسيير)[1] :

تستخدم هذه النسب لتقييم مدى نجاح المؤسسة في إدارة أصولها وتقيس مدى كفاءتها في استخدام الموارد المتاحة لها في اقتناء الأصول، ومدى قدرتها على الاستخدام الأمثل لهذه الأصول وتحقيق أكبر حجم من المبيعات وتوليد الأرباح.

- **نسبة دوران المخزونات:** تؤثر بطء حركة المخزونات على ربحية الاستثمار ، فكلما طالت مدة التخزين كلما تحملت المؤسسة أعباء اكبر لذلك يعمل المسيرون على زيادة سرعة الدوران.

- **نسبة دوران المخزونات في المؤسسات التجارية:**

معدل دوران البضائع= تكلفة شراء البضاعة المباعة/متوسط المخزون

مدة دوران البضائع= متوسط المخزون للبضاعة/تكلفة شراء البضاعة المباعة*360

=1/معدل دوران البضاعة*360

- **نسبة دوران المخزونات في المؤسسات الصناعية:**

معدل دوران المواد واللوازم=تكلفة شراء المواد واللوازم المستهلكة/متوسط مخزون المواد واللوازم

مدة دوران المواد واللوازم=متوسط مخزون المواد واللوازم المستهلكة/متوسط مخزون المواد واللوازم*360

معدل دوران المنتجات المنجزة=تكلفة إنتاج المنتجات المباعة/متوسط مخزون المنتجات المنجزة

مدة دوران المنتجات المنجزة= متوسط مخزون المنتجات المنجزة/تكلفة إنتاج المنتجات المنجزة*360

- **نسبة دوران الزبائن:**

معدل دوران الزبائن= رقم الأعمال السنوي/الزبائن + أوراق القبض

مدة دوران الزبائن= الزبائن + أوراق القبض/رقم الأعمال السنوي*360

[1]- بنية صابرينة، مرجع سابق، ص ص131-132.

- **نسبة دوران الموردين:**

معدل دوران الموردين=المشتريات السنوية/الموردون + أوراق الدفع

مدة دوران الموردين = الموردون + أوراق الدفع/المشتريات السنوية*360

2-2-4 مجموعة نسب الربحية(المردودية)[1] :

يعتبر الربح نتيجة ايجابية لنشاط المؤسسة ، ويقصد بالربحية عموما مقارنة النتيجة بالنسبة للمبيعات والأصول ورأس مال المؤسسة ، وتعني بصورة أدق نصيب كل وحدة نقدية من رقم الأعمال أو قيمة الأصول أو رأس المال من تلك النتيجة، وتتمثل نسب الربحية فيما يلي:

- **نسبة ربحية الأصول**: وتبين مقدار ما استخدمته المؤسسة من أصول للحصول على النتيجة، فهي بذلك تعكس مردودية الأصول، وتحسب بالعلاقة التالية:

نسبة ربحية الأصول = النتيجة الإجمالية/ مجموع الأصول*100

- **نسبة ربحية الأموال الخاصة**: وتمثل النتيجة المتحصل عليها من استخدام أموال المساهمين، كلما كانت هذه النسبة مرتفعة كلما زادت أهمية أسهم المؤسسة المتداولة في بورصة الأسهم والسندات، وتحسب هذه النسبة بالصيغة التالية:

نسبة ربحية الأموال الخاصة= النتيجة الصافية/الأموال الخاصة*100

- **نسبة ربحية النشاط**: تمثل هذه النسبة مردودية رقم الأعمال وتبين كفاءة المسيرين في إدارة كل من رقم الأعمال والأعباء الكلية، وتحسب بالعلاقة التالية:

نسبة ربحية النشاط= النتيجة الإجمالية/رقم الأعمال*100

[1]- بنية محمد، محاضرات في التحليل المالي، مطبوعة بيداغوجية، جامعة قالمة،2018-2019، ص 51-53.

خلاصة الفصل

إن عملية منح القروض المصرفية من أهم الأنشطة التي تحقق أرباح من خلال معدلات الفائدة المفروضة على القروض، ويتم توجيه القروض تحت ضمانات ومعايير من أجل ضمان سلامة هذه القروض والتي تعود بالفائدة على البنك والمستثمرين.

وفي سبيل تحقيق استمرارية في هذا النشاط يتطلب الأمر أن يراعي البنك جملة من المخاطر المحتملة التي تواجهه في ممارسة هذا النشاط، فالأمر لا يتعلق بمنح عدد كبير من القروض، بل العكس، فان اختيار العملاء الجيدين هو الذي يعتمد عليه البنك في تحقيق أهدافه، لان خطر القرض هو أكبر تهديد يتعرض له البنك، بحيث تتسبب جملة القروض المتعثرة في فقدان وخسارة رأس مال البنك كما تفقده سمعته في البيئة المصرفية.

الفصل الثانى:

الخوارزمية الجينية والنمذجة التصنيفية لطلبات القروض

تمهيد

تكمن صعوبة عملية منح القروض في الأساس في تحديد التصنيف الصحيح للعملاء، وطالما استخدمت عدة طرق إحصائية لبناء نماذج تصنيفية، ارتأينا في هذا الفصل أن نعرض أغلب الطرق الكلاسيكية والطرق الحديثة التي تدخل ضمن مجال الذكاء الاصطناعي.

والحديث عن تقنية الخوارزمية الجينية كونها طريقة بحث عشوائية من طرق الذكاء الاصطناعي التي تستخدم في التحسين والبحث عن الحلول المثلى، ومختلف الطرق التي تم الاستعانة بها في مجال منح القروض مثل الشبكات العصبية الاصطناعية والأنظمة الخبيرة ونماذج تعلم الآلة، والإحاطة كذلك بمختلف المفاهيم المتعلقة بهذه النماذج والتقنيات.

لذا سنقوم في هذا الفصل بالتطرق إلى تقنية الخوارزمية الجينية ونماذج التصنيف الكلاسيكية والحديثة وفق المباحث التالية:

المبحث الأول: الأساس النظري للخوارزمية الجينية

المبحث الثاني: النماذج التصنيفية الكلاسيكية لطلبات القروض

المبحث الثالث: النماذج التصنيفية الحديثة لطلبات القروض

المبحث الأول: الأساس النظري للخوارزمية الجينية

الخوارزمية الجينية تقنية تنتمي إلى فرع الحوسبة التطورية، فهي عبارة عن خطوات رياضية تستخدم في مسائل التحسين والأمثلية، وتعتبر تقنية فعالة في حل المشاكل المعقدة في مختلف المجالات وذلك باستخدام الحاسوب، وفي هذا المبحث سوف يتم عرض هذه التقنية من حيث الخلفية البيولوجية وخطوات التنفيذ ومختلف الجوانب والمفاهيم المتعلقة بها.

المطلب الأول: التعريف والخلفية البيولوجية للخوارزمية الجينية

أولا: تعريف الخوارزمية الجينية

تُعد الخوارزمية الجينية (GA) أسلوبًا للتحسين والبحث يستند إلى مبادئ الوراثة والانتقاء الطبيعي[1].

كما يمكن تعريفها على أنها: منهجًا استرشاديًا للبحث عن الحلول أو التحسين، تستمد أساسها النظري من مبدأ داروين في التطور عبر الانتقاء (الجيني).[2]

تُشكِّل الخوارزميات الجينية عائلةً من خوارزميات البحث المستوحاة من مبادئ التطور الطبيعي. من خلال محاكاة عمليات الانتقاء الطبيعي والتكاثر، تستطيع هذه الخوارزميات إنتاج حلول عالية الجودة لمختلف المشكلات في مجالات البحث والتحسين والتعلّم. وفي الوقت ذاته، فإن تشبيهها بالتطور الطبيعي يمكنها من تخطي بعض العقبات التي تواجهها الخوارزميات التقليدية للبحث والتحسين، لا سيما في المشكلات ذات المعاملات الكثيرة والتمثيلات الرياضية المعقدة.[3]

ثانيا: الخلفية البيولوجية للخوارزمية الجينية

قدم Charles Darwin نظرية التطور الطبيعي في كتابه أصل الأنواع "Origin of Species"، حيث تتطور الكائنات الحية عبر عدة أجيال بناءً على مبدأ الانتقاء الطبيعي "البقاء للأصلح" لتحقيق مهام معينة بدرجة لافتة، فالأشكال المثالية لأجنحة طائر القطرس التي تعكس الكفاءة، والتشابه بين أسماك القرش والدلافين،

[1]- Randy L.Houpt and Sue Ellen Haupt, Practical Genetic Algorithms, Second Edition, John&Wiley,2004,p22.
[2]- John Mc Call, Genetic Algorithms for modelling and optimisation, Journal of computational and applied Mathematics,184, 2005,p206.
[3]-Eyal Wirsansky, Hands-on Genetic Algorithms With Python, Packet, Mumbai, 2020, P09.

وغيرها، هي أمثلة واضحة على نجاح التطور العشوائي مقارنة بالذكاء، وبما أن هذه الآلية تعمل بكفاءة عالية في الطبيعة فإن محاكاتها وتطوير منهجية تحل مشكلات بحثية وتحسينية محددة يعد أمرًا بالغ الأهمية.

في الطبيعة يتنافس الأفراد ضمن الجماعة الحيوية على موارد محدودة مثل الغذاء والمأوى وغير ذلك، كما يتنافس أفراد النوع الواحد لجذب الشركاء للتكاثر، وبفعل هذا الانتقاء يكون للأفراد الأقل كفاءة فرصةٌ أقل للبقاء، بينما ينتج الأفراد الأكثر تكيفًا أو "الأصلح" عددًا نسبيًا أكبر من النسل، ومن الملاحظ أيضًا أنه أثناء التكاثر قد يُنتج اتحاد السمات الجيدة لكل سلف نسلًا "أصلح" تكون لياقته أعلى من لياقة الأبوين وبعد بضعة أجيال تتطور الأنواع تلقائيًا لتصبح أكثر تكيفًا مع بيئتها.

في عام 1975 طور الباحث (John Holland) من الجامعة الأمريكية (Michigan) هذه الفكرة في كتابه "التكيف في الأنظمة الطبيعية والاصطناعية" (Adaptation in Natural and Artificial Systems)، حيث وصف كيفية تطبيق مبادئ التطور الطبيعي على مشكلات التحسين، وبني أولى الخوارزميات الجينية (Genetic Algorithms) وقد تطورت نظرية هولاند لاحقًا، وأصبحت الخوارزميات الجينية أداةً قويةً لحل مشكلات البحث والتحسين، تعتمد هذه الخوارزميات على مبادئ الوراثة والتطور.

تكمن قوة الرياضيات في نقل التكنولوجيا، فهناك نماذج وطرق رياضية تصف ظواهر متنوعة وتحل مجموعة واسعة من المشكلات، وتُعد الخوارزميات الجينية مثالًا على هذا النقل الرياضي للتكنولوجيا، فمحاكاة التطور تُمكّن من حل مسائل تحسينية من مصادر مختلفة.

اليوم تُستخدم الخوارزميات الجينية لحل مشكلات تحسينية معقدة مثل جدولة المواعيد، وتنظيم جداول العمل، ولعب الألعاب.[1]

بعد العمل الذي قدمه Holland ، فقد ساهم أحد طلبته (David Goldberg) في تطوير وانتشار هذه التقنية على نطاق واسع ، بحيث قدم بحث (1989,Goldberg) والذي يتعلق بحل مشكلة معقدة تتمثل في التحكم نقل خطوط الغاز في أطروحة الدكتوراه.

[1]-S.N.Sivanandam, S.N.Deepa, Introduction to Genetic Algorithms, springer- Verlag berlin Heidelberg, 2008, p 15.

بينما أظهر عمل (1975De Jong) فائدة الخوارزمية الجينية في تحسين الدوال، وقام بأول جهد منظم للعثور على معلمات الخوارزمية المثلى.

يُعتبر Goldberg من أكثر المساهمين في تطوير الخوارزمية الجينية، وذلك من خلال تطبيقاته الناجحة وكتابه المتميز (1989). ومنذ ذلك الحين، جُربت العديد من إصدارات البرمجة التطورية بدرجات متفاوتة من النجاح.[1]

ثالثا: المصطلحات البيولوجية للخوارزمية الجينية

يمكن ذكر بعض المصطلحات الرئيسة للخلفية البيولوجية كالتالي[2]:

- **الخلية(Cell)**: كل خلية (حيوانية/بشرية) عبارة عن مجمع معقد من العديد من "المصانع الصغيرة" التي تعمل معًا، ويتمحور كل هذا حول نواة الخلية، حيث توجد المعلومات الوراثية.

- **الكروموسوم(Chromosomes)**: تخزن جميع المعلومات الوراثية في الكروموسومات، يتكون كل كروموسوم من حمض(DNA) عند البشر، يوجد الكروموسوم على شكل أزواج (حيث يوجد 23 زوجاً) تنقسم الكروموسومات إلى أجزاء متعددة تسمى الجينات، تقوم الجينات بترميز خصائص الكائنات الحية، أي الصفات الفردية لكل كائن.

- **الجينات(Genetics)**: بالنسبة للفرد الواحد، يُطلق على التركيبة الجينية الكاملة مصطلح النمط الجيني(Genotype)، بينما يصف النمط الظاهري(Phenotype) المظهر الفيزيائي الناتج عن فك تشفير النمط الجيني، ومن الجدير بالذكر أن الانتخاب الطبيعي يعمل دائمًا على النمط الظاهري، بينما يعيد التكاثر تركيب النمط الجيني، وبالتالي يلعب التخلق المتوالي(Morphogenesis) دورًا محوريًا في الربط بين عمليتي الانتخاب والتكاثر.

المطلب الثاني : مزايا وحدود الخوارزمية الجينية

يمكن ذكر جملة المزايا والحدود لتقنية الخوارزمية الجينية في جدول كالتالي:

[1]- Randy L.Houpt And Sue Ellen Haupt ,op cit, p 22.
[2]-S.N.Sivanandam, S.N.Deepa, op cit, pp 16-17.

الجدول رقم(2-1): مزايا وحدود الخوارزمية الجينية

مزايا تقنية الخوارزمية	حدود الخوارزمية الجينية
- القدرة على المعالجة المتوازية -المرونة العالية في التطبيق -استكشاف مساحات حلول أوسع -القدرة على التعامل مع البنية المعقدة لدالة اللياقة -سهولة الوصول إلى الحل الأمثل العام -ملائمتها للمشكلات متعددة الأهداف -اعتمادها فقط على تقييم الدوال دون الحاجة لمشتقات -سهولة التكيف مع مختلف أنواع المشكلات -كفاءتها في التعامل مع الدوال ذات الضوضاءNoisy Fuction -فعاليتها في مساحات البحث الكبيرة وغير المفهومة جيداً -مناسبة للمشكلات متعددة الوسائط (تعيد مجموعة من الحلول(- قوية في مواجهة صعوبات تقييم الدالة الهدف -لا تحتاج لمعرفة مسبقة أو معلومات عن الانحدار في فضاء البحث -لا تتأثر بشكل كبير بوجود عدم اتصال في مساحة الاستجابة - مقاومة للتعلق في الأمثلية المحلية -أداء ممتاز في مشكلات التحسين الكبيرة - قابلة للتطبيق على نطاق واسع من مشكلات التحسين	-صعوبة تحديد دالة اللياقة -صعوبة تعريف تمثيل المشكلة -حدوث تقارب مبكر -مشكلة اختيار المعاملات المختلفة (حجم المجتمع السكاني، معدل الطفرة، معدل التقاطع، طريقة الانتخاب وقوته). -عدم القدرة على استخدام الانحدارات -صعوبة دمج المعلومات الخاصة بالمشكلة -ضعف في تحديد الأمثلية المحلية -عدم وجود معيار إنهاء فعال -غير فعالة للدالات الأحادية النمط السلسة -تحتاج إلى اقتران بتقنية بحث محلي -صعوبة في إيجاد الأمثلية العامة الدقيقة -تتطلب عددًا كبيرًا من تقييمات دالة الاستجابة (اللياقة) -الإعداد ليس مباشرًا

المصدر: من اعداد الباحث بالاعتماد على-S.N.Sivanandam, S.N.Deepa, op cit, pp 16-17.

على الرغم من كل هذه الصعوبات ، يمكن أن نذكر بعض النقاط التي تختلف فيها الخوارزمية الجينية كتقنية للبحث عن والأمثلية على التقنيات التقليدية كالآتي[1]:

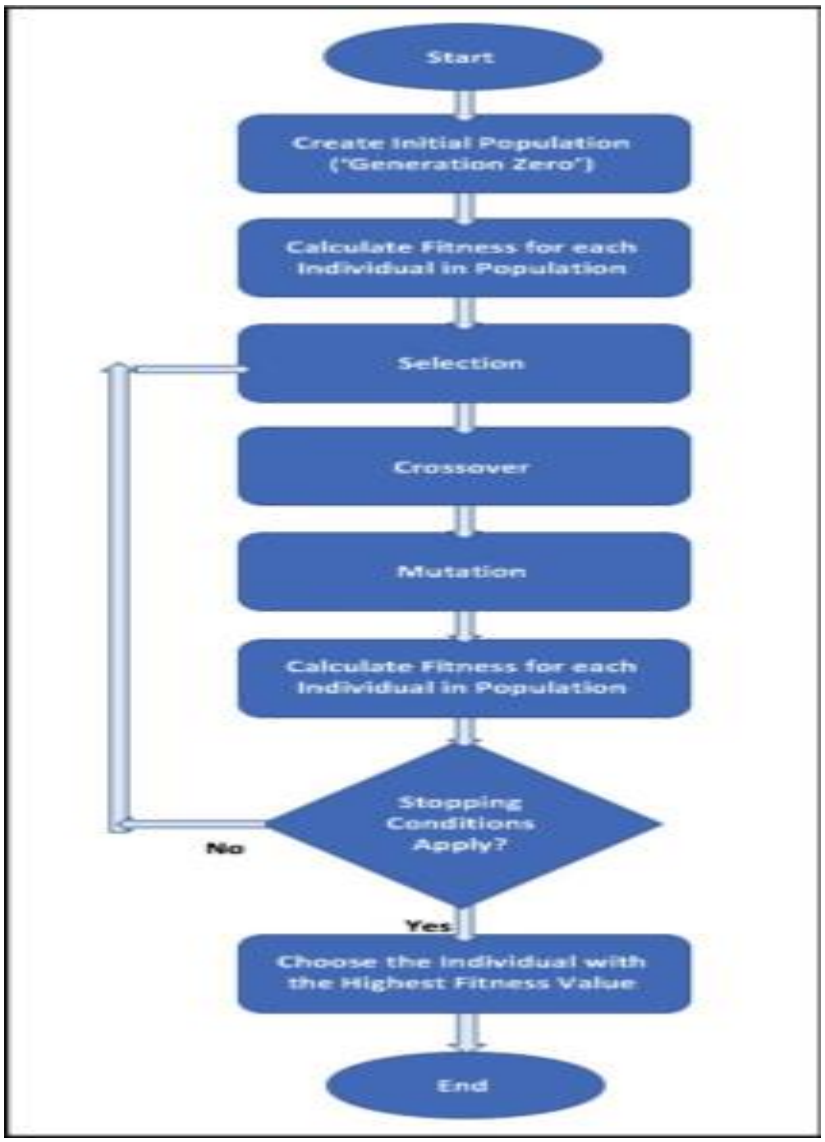
- تعمل الخوارزميات الجينية مع ترميز مجموعة المعاملات وليس المعاملات نفسها.
- تبحث الخوارزميات الجينية من خلال مجموعة من النقاط وليس نقطة واحدة.
- تستخدم الخوارزميات الجينية معلومات العائد (دالة الهدف) وليس المشتقات أو المعارف المساعدة الأخرى.
- تستخدم الخوارزميات الجينية قواعد انتقال احتمالية وليست قواعد حتمية.

المطلب الثالث: خطوات تنفيذ الخوارزمية الجينية

يمكن توضيح مراحل تطبيق الخوارزمية الجينية كالتالي:

[1]- David E Goldberg, Genetic Algoritms in search optimization&machine learning, Addison-Wesley Publishing company, INC ,USA, 1989, p 7.

الشكل رقم(2-1): خطوات تطبيق تقنية الخوارزمية الجينية

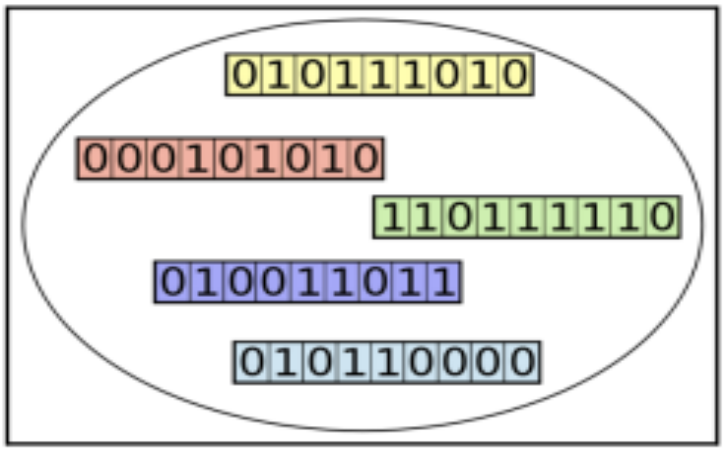


المصدر: علاء طعيمة، التعلم الألي التطوري_ نماذج تعلم آلي تم تحسينها وتدريبها باستخدام الخوارزمية الجينية ،2023، ص 26. https://www.researchgate.net/publication/373398389

1- إنشاء المجتمع الأولي:و يمثل مجموعة من حلول المرشحين الصالحة (أفراد) يتم اختيارها عشوائيا، ونظراً لأن الخوارزميات الجينية تستخدم كروموسوم لتمثيل كل فرد، فإن السكان الأولي يتكون في الواقع من مجموعة من الكروموسومات، يجب أن تتوافق هذه الكروموسومات مع الصيغة الكروموسومية التي اخترناها للمشكلة المطروحة، مثل سلاسل ثنائية بطول معين.

والشكل التالي يوضح ذلك:

الشكل رقم(2-2): رسم توضيحي لمجتمع الحلول



المصدر: علاء طعيمة، مرجع نفسه، ص 24.

2- دالة اللياقة: في كل تكرار، يتم تقييم الأفراد بناء على درجة اللياقة fitness scores الخاصة بهم والتي يتم حسابها بواسطة دالة اللياقة fitness fuction الأفراد الذين يحققون درجات لياقة أفضل يمثلون حلولا أفضل ومن المرجح أن يتم اختيارهم للعبور ونقلهم الى الجيل التالي.

3- الاختيار(Selection) : هو عملية اختيار أبوين من المجتمع السكاني لإجراء التهجين، بعد تحديد الترميز المناسب، تكون الخطوة التالية هي تحديد كيفية إجراء عملية الانتقاء، أي كيفية اختيار الأفراد من المجتمع السكاني الذين سينتجون ذرية للجيل التالي، وعدد الذرية التي سيُنتجها كل فرد.

الهدف من الانتقاء هو تعزيز الأفراد الأكثر ملائمة في المجتمع السكاني، على أمل أن تكون لذرّيتهم ملائمة أعلى، يتم اختيار الكروموسومات من المجتمع السكاني الأولي لتصبح آباءً للتكاثر.

التحدي يكمن في كيفية اختيار هذه الكروموسومات. وفقًا لنظرية داروين في التطور، فإن الأفضل يبقى لينتج ذرية جديدة.

توجد عدة أساليب تستخدم في عملية الاختيار نذكر منها:

1-3 الاختيار بعجلة الروليت:(Roulette Selection)

انتقاء روليت هو أحد تقنيات الانتقاء التقليدية في الخوارزميات الجينية، المشغل التكاثري الأكثر استخدامًا هنا هو مشغل التكاثر التناسبي (Proportionate Reproductive Operator)، حيث يتم اختيار سلسلة من مجموعة التزاوج باحتمالية متناسبة مع درجة الملائمة (Fitness).

يعتمد مبدأ انتقاء روليت على بحث خطي (Linear Search) عبر عجلة روليت، حيث تكون فتحات العجلة مُوزَّنة بما يتناسب مع قيم الملائمة للأفراد.

يتم تحديد قيمة هدفيه (Target Value)، وهي نسبة عشوائية من مجموع قيم الملائمة في المجتمع السكاني.

يتم اجتياز المجتمع السكاني حتى الوصول إلى هذه القيمة الهدفية.

هذه التقنية تُعتبر انتقاءً متوسط القوة (Moderately Strong Selection)، لأن الأفراد الأكثر ملائمة غير مضمون اختيارهم، لكن فرصتهم تكون أعلى نسبيًا.

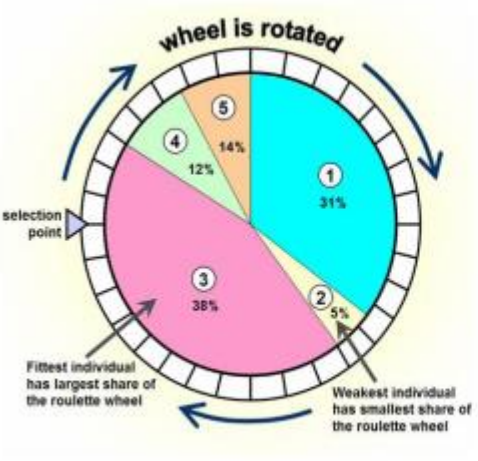
فالفرد عالي الملائمة يساهم بشكل أكبر في القيمة الهدفية، لكن إذا لم يتجاوزها، فإن الكروموسوم التالي في التسلسل (والذي قد يكون ضعيفًا) يحظى بفرصة الاختيار.

من الضروري ألا يتم فرز المجتمع السكاني حسب الملائمة، لأن ذلك سيُحدث تحيزًا كبيرًا في عملية الانتقاء.[1]

والشكل التالي يوضح ذلك:

[1]-S.N.Sivanandam, S.N.Deepa, op cit, p47.

الشكل رقم(2-3): طريقة الاختيار بعجلة الروليت



No.	Chromosome	$Value_{10}$	X	Fitness f(x)	% of Total
1	0001101011	107	1.05	6.82	31
2	1111011000	984	9.62	1.11	5
3	0100000101	261	2.55	8.48	38
4	1110100000	928	9.07	2.57	12
5	1110001011	907	8.87	3.08	14
Totals				22.05	100

Example population of 5 for: $f(x) = -\frac{1}{4}x^2 + 2x + 5$

Value10: Value of chromosome to the base 10

X = Value10normalized between 0 to 10 range

Source :Bajpai, P., & Kumar, M, Genetic Algorithm – an Approach to Solve Global Optimization Problems, Indian Journal of Computer Science and Engineering,vol 01, no 03, 2009, p 201.

2-3 الاختيار العشوائي(Random Selection):

تختار هذه التقنية الأبوين عشوائيًا من المجتمع السكاني، من حيث تأثيرها على الترميز الجيني، يُعتبر الانتقاء العشوائي – في المتوسط – أكثر تفكيكا للبنية الجينية مقارنةً بانتقاء عجلة الروليت.

3-3 اختيار الرتبة(Rank Selection)[1]:

تواجه عجلة الروليت مشكلةً عندما تختلف قيم الملائمة (Fitness) اختلافًا كبيرًا، فإذا كانت ملائمة أفضل كروموسوم تُشكّل 90٪، فسوف يحتل 90٪ من مساحة العجلة، مما يقلل بشدة من فرص اختيار الكروموسومات الأخرى.

يعالج انتقاء الرتبة هذه المشكلة عن طريق ترتيب الأفراد في المجتمع السكاني وفقًا لملائمتهم، حيث يحصل الأسوأ على رتبة ملائمة تساوي 1 والأفضل على رتبة تساويN تؤدي هذه الطريقة إلى:

[1]-S.N.Sivanandam, S.N.Deepa, op cit, p48.

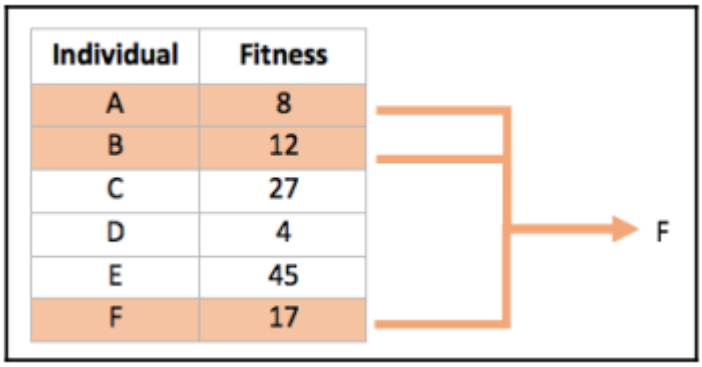
- تقليل سرعة التقارب (Convergence) مقارنةً بالانتقاء العشوائي أو عجلة الروليت، مما يمنع التقارب السريع غير المرغوب فيه.
- الحفاظ على ضغط الانتقاء (Selection Pressure) حتى عندما يكون تباين الملاءمة منخفضًا.
- تعزيز التنوع الجيني مما يزيد من فرص نجاح البحث عن الحل الأمثل.

4-3 طريقة اختيار البطولة(Tournament Selection)[1]:

في كل جولة من هذه الطريقة، يتم اختيار فردين أو أكثر عشوائيًا من المجتمع السكاني، حيث يفوز الفرد ذو أعلى درجة لياقة (Fitness Score) ويتم اختياره.

على سبيل المثال، لنفترض أن لدينا الأفراد الستة الموضحة في الشكل وقيم اللياقة الخاصة بهم كالتالي:

الشكل رقم(2-4): الاختيار حسب طريقة البطولة



Source : Eyal Wirsansky, Hands-on Genetic Algorithms With Python, op.cit., p34.

يوضح الرسم التالي اختيار ثلاثة أفراد عشوائيًا (A) (B) (F) ثم إعلان الفرد (F) كفائز نظرًا لامتلاكه أعلى قيمة لياقة (17) بين هؤلاء الأفراد الثلاثة.

[1]-Eyal Wirsansky, Hands-on Genetic Algorithms With Python, op.cit., p34.

يُطلق على عدد الأفراد المشاركين في كل جولة من جولات اختيار المنافسة (ثلاثة في مثالنا هذا) مصطلح "حجم المنافسة". كلما زاد حجم المنافسة، زادت احتمالية مشاركة الأفراد الأفضل في الجولات، وقَلَّت فرص فوز الأفراد ذوي الدرجات المنخفضة بالمنافسة واختيارهم.

إحدى الجوانب المثيرة للاهتمام في هذه الطريقة هي أنه طالما يمكننا مقارنة أي فردين وتحديد أيهما أفضل، فإننا لا نحتاج إلى القيمة الفعلية لدالة اللياقة.

4- التقاطع (crossover)[1]:

توجد عدة مسميات لمصطلح crossover مثل : التهجين، التزاوج، التصالب تُعرف عملية crossover بأنها آلية دمج حلول أبوية لإنتاج حلول (جيل جديد، أبناء)، بعد مرحلة الانتقاء (التكاثر) يصبح المجتمع الغازي غنياً بأفراد أفضل.

يجدر بالذكر أن عملية التكاثر تقوم باستنساخ السلاسل الجيدة دون إنشاء سلاسل جديدة، بينما يُطبق عامل التهجين على مجموعة التزاوج بهدف إنتاج نسل أفضل.

يُمثل التهجين عامل إعادة تركيب يعمل وفق ثلاث خطوات أساسية:

- ✓ **اختيار الأبوين:** يقوم عامل التكاثر باختيار زوج من السلاسل الفردية عشوائياً من أجل التزاوج.
- ✓ **تحديد موقع التهجين:** يتم اختيار موقع التهجين عشوائياً على طول السلسلة.
- ✓ **تبادل القيم:** يتم تبادل القيم الموضعية بين السلسلتين بعد موقع التهجين المحدد.

يتم تناول تقنيات التهجين المختلفة على النحو التالي:

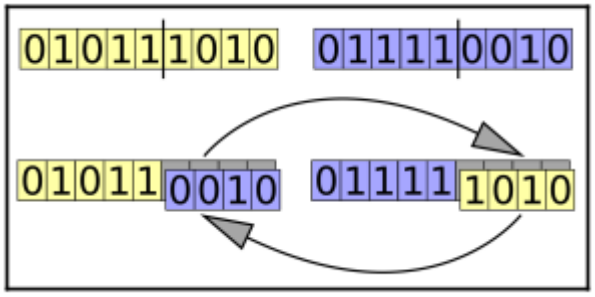
4-1 التهجين أحادي النقطة(single point crossover)

تستخدم الخوارزمية الجينية التقليدية تقنية التهجين أحادي النقطة، حيث يتم قطع الكروموسومات المتزاوجة مرة واحدة عند نقاط متقابلة، ثم يتم تبادل الأجزاء اللاحقة لنقاط القطع، في هذه التقنية يتم اختيار موقع التهجين (نقطة التهجين) عشوائيًا على طول السلاسل المتزاوجة، ثم يتم تبادل البتات المجاورة لمواقع التهجين.

[1]-S.N.Sivanandam, S.N.Deepa, op cit, p 50.

إذا تم اختيار موقع مناسب، يمكن الحصول على أبناء أفضل من خلال دمج الآباء الجيدين، وإلا فإن ذلك قد يضعف جودة السلاسل بشكل كبير.

الشكل رقم(2-5): تمثيل التهجين أحادي النقطة



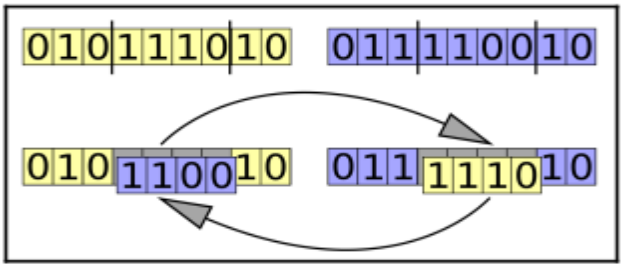
Source : Eyal Wirsansky, Hands-on Genetic Algorithms With Python, op.cit., p35.

2-4 التهجين الثنائي ومتعدد النقط (Two-point and k-point crossover) :

في طريقة التهجين ثنائي النقاط، يتم تحديد نقطتي تقاطع عشوائياً على كروموسومات كلا الوالدين، تقوم هذه الطريقة بتبادل الجينات الواقعة بين هاتين النقطتين بين الكروموسومات الأبوية.

يوضح الشكل التالي عملية تهجين ثنائي النقاط تم تنفيذها على زوج من الكروموسومات الثنائية، حيث تقع نقطة التقاطع الأولى بين الجين الثالث والرابع، بينما تقع النقطة الثانية بين الجين السابع والثامن:

الشكل رقم(2-6): تمثيل التهجين الثنائي ومتعدد النقط



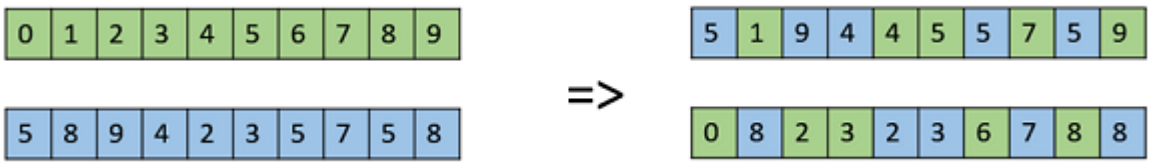
Source : Eyal Wirsansky, Hands-on Genetic Algorithms With Python, op.cit., p36.

يمكن تنفيذ طريقة التهجين ثنائي النقاط من خلال إجراء عمليتي تهجين أحادي النقطة، لكل منهما نقطة تقاطع مختلفة، تمثل هذه الطريقة حالة خاصة من التهجين متعدد النقاط (k-point crossover)، حيث يُرمز بـ k لعدد صحيح موجب يمثل عدد نقاط التقاطع المستخدمة.

3-4 التهجين الموحد (Uniform Crossover) :

في طريقة التهجين الموحد، يتم تحديد كل جين بشكل مستقل عن طريق الاختيار العشوائي من أحد الأبوين. عند استخدام توزيع عشوائي بنسبة 50%، يكون لكل والد نفس الفرصة في التأثير على النسل، كما هو موضح في الشكل التوضيحي التالي:

الشكل رقم(2-7): تمثيل طريقة التهجين الموحد



Source :https://www.tutorialspoint.com/genetic_algorithms/genetic_algorithms_crossover.htm

يمكن ذكر خصائص التهجين الموحد كالتالي:

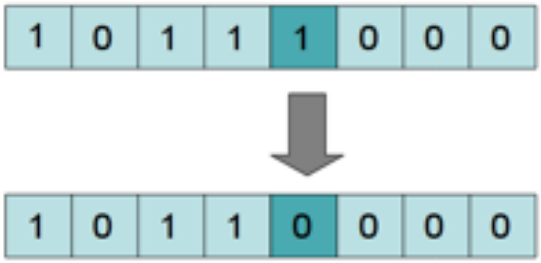
- ✓ **الاستقلالية الجينية:** كل موقع جيني (بت) يخضع لعملية اختيار مستقلة
- ✓ **العدالة الاحتمالية:** في الحالة القياسية (50%)، تتساوى فرص المساهمة من كلا الوالدين
- ✓ **المرونة:** يمكن تعديل نسب التوزيع حسب متطلبات الخوارزمية.

5- الطفرة (Mutation):

عادةً ما تحدث الطفرة بعد اكتمال عملية التبادل (Crossover)، يقوم هذا العامل (operator) بتطبيق تغييرات عشوائية على واحد أو أكثر من "الجينات" لإنتاج نسل جديد، مما يُسفر عن حلول تكيفية حديثة تساعد على تجنب والأمثلية المحلية (local optima)، على سبيل المثال في الترميز الثنائي (binary

encoding) يمكن تبديل بت (bits) واحد أو أكثر مُختارة عشوائيًا من 0 إلى 1 أو من 1 إلى 0؛ يوضح الشكل ذلك

الشكل رقم(2-8): تمثيل عملية الطفرة



Source :https://github.com/KendallPark/geneticalgorithm/blob/master/images/mutation.png

إن استخدام عامل التبادل وحده لإنتاج النسل يجعل الخوارزمية الجينية (GA) عالقة في الأمثلية المحلية، وبالتالي تبقى الأجزاء الجيدة من الآباء في كل جيل، بينما يتم العثور على الحلول الأمثلية المحلية، تُعرف هذه المشكلة باسم مشكلة الأمثلية المحلية (local-optima problem) ويُستخدم عامل الطفرة للتخفيف من هذه المشكلة عن طريق إنتاج نسل جديد مختلف عن الآباء، مما يعزز التنوع في المجتمع (population)

6- شرط التوقف(stopping conditions):

عموما، يتم تطبيق ثلاثة أنواع من شروط التوقف في الخوارزمية الجينية كالتالي[1]:

- ✓ **حد أعلى على عدد الأجيال:** تتوقف الخوارزمية الجينية عندما يتم الوصول إلى عدد محدد مسبقًا من الأجيال.
- ✓ **حد أعلى على عدد تقييمات دالة اللياقة:** تتوقف الخوارزمية الجينية بعد إجراء عدد معين من تقييمات دالة اللياقة.

[1]-Safe, Martin, and other , On Stopping Criteria for Genetic Algorithms, Springer, Berlin, Heidelberg, Bazzan, A.L.C., Labidi, S, Advances in Artificial Intelligence – SBIA,2004, p406, https://doi.org/10.1007/978-3-540-28645-5_41

✓ **احتمالية منخفضة للتغييرات الكبيرة:** إذا أصبحت احتمالية تحقيق تغييرات كبيرة في الأجيال التالية منخفضة جدًا، تتوقف الخوارزمية الجينية.

بعد ما تم توضيح كل مرحلة من المراحل التي تمر بها الخوارزمية الجينية ، من المهم أن نذكر نقطة مهمة وهي تتمثل في معلمات الخوارزمية الجينية وهي معدل التهجين ومعدل الطفرة ويمكن عرضها كالتالي[1]:

- **معدل التهجين(crossover rate)** :

يحدد مدى تكرار إجراء عملية التهجين. إذا لم يتم التهجين، فإن النسل يكون نسخة طبق الأصل من الكروموسومات الأبوية، أما في حال حدوث التهجين فإن النسل يتكون من أجزاء من كروموسومات الآباء.

إذا كان احتمال التهجين 100٪ فإن جميع أفراد النسل يتم إنتاجهم عبر التهجين، وإذا كان 0٪ فإن الجيل الجديد بأكمله يتكون من نسخ مماثلة لكروموسومات الجيل السابق (لكن هذا لا يعني أن الجيل الجديد سيكون مطابقًا).

يتم التهجين بهدف الحصول على كروموسومات جديدة تجمع بين الأجزاء الجيدة من الكروموسومات القديمة، مما قد يُنتج كروموسومات أفضل، ومع ذلك يُفضل ترك جزء من الكروموسومات لينتقل إلى الجيل التالي دون تغيير.

- **معدل الطفرة(mutation rate)**:

يحدد مدى تكرار حدوث طفرات في أجزاء الكروموسوم، إذا لم تحدث طفرة فإن النسل يُؤخذ بعد التهجين (أو النسخ) دون أي تعديل، أما إذا حدثت الطفرة فإن جزءًا من الكروموسوم يتغير، إذا كان احتمال الطفرة 100% فإن الكروموسوم بأكمله يتغير، وإذا كان 0%فلن يطرأ أي تغيير. الهدف من الطفرة هو منع وقوع الخوارزمية الجينية في أمثلية محلية(local extrême) ، لكن لا ينبغي أن تحدث بكثرة، لأن ذلك سيحول الخوارزمية الجينية إلى مجرد بحث عشوائي.

[1]- https://www.obitko.com/tutorials/genetic-algorithms/parameters.php على الساعة09:40يوم 2025/06/12

المطلب الرابع: الترميز في الخوارزمية الجينية

الترميز أو كما يطلق عليه مصطلح التشفير(Encoding) هو عملية تمثيل الجينات الفردية، يمكن تنفيذ هذه العملية باستخدام بتات (bits)، أو أرقام، أو أشجار، أو مصفوفات، أو قوائم، أو أي كائنات أخرى.

يعتمد اختيار طريقة التمثيل بشكل أساسي على طبيعة المشكلة المراد حلها، على سبيل المثال يمكن تمثيل الأعداد الصحيحة أو الحقيقية بشكل مباشر،توجد عدة طرق للترميز يمكن ذكر بعضها كالآتي:

1- الترميز الثنائي(binary encoding):[1]

يُمثل الترميز الثنائي الشكل الأكثر انتشارًا لتمثيل الكروموسومات. في هذا النمط من الترميز، يُعبّر عن كل كروموسوم بسلسلة ثنائية، حيث يتألف كل كروموسوم من متتابعة بتات (0 أو 1). في هذا النظام، يعكس كل بت خاصيةً محددةً للحل، بينما تمثل السلسلة الثنائية بأكملها قيمة رقمية. يتيح هذا الأسلوب تمثيل عدد كبير من الكروموسومات باستخدام عدد محدود من الأليلات، والشكل أدناه يوضح ذلك:

الشكل رقم(2-9): تمثيل الترميز الثنائي

Chromosome1	110101110010
Chromosome2	011010011101

Source :Anit Kumar.ibid,p03

2- الترميز الثماني(octal encoding) [2]:

يستخدم هذا النمط من الترميز سلاسل رقمية تتكون من الأعداد الثمانية (من 0 إلى 7)، يتميز هذا النظام بقدرته على تمثيل البيانات باستخدام أساس ثماني، حيث يعبر كل رقم ثماني عن ثلاث بتات في النظام الثنائي، يعد هذا التمثيل مفيداً في بعض التطبيقات الحاسوبية التي تعتمد على مضاعفات الثماني، لا سيما في أنظمة معالجة البيانات الرقمية.

[1]-Anit Kumar, encoding schemes in genetic algorithm, International Journal of Advanced Research in IT and Engineering, vol 02, no 03, 2013, p03.
[2]-S.N.Sivanandam, S.N.Deepa, op cit, p 44

والشكل التالي يوضح ذلك:

الشكل رقم(2-10): تمثيل الترميز الثماني

Chromosome 1	03467216
Chromosome 2	15723314

Source : S.N.Sivanandam, S.N.Deepa, op cit, p 50

3- التشفير السداسي عشر[1](Hexadecimal Encoding):

هذا النوع من التشفير يستخدم أرقامًا تنتمي إلى مجموعة (Modulo 16) (Z16=1 ,2,3,..... F) على عكس استخدام الأرقام فقط، فإنه يتضمن أيضًا أحرفًا أبجدية لتمثيل أعداد أكبر من 9. يظهر مثال على سلسلة مشفرة بالنظام السداسي عشر في الشكل أدناه:

الشكل رقم (2-11): تمثيل الترميز السداسي عشر

1	A	5	B	F	C	1	4	4	F

Source : A. Srikumar And Sagar Dhanraj Pande op cit, p03.

4- الترميز التبادلي (Permutation Encoding)[2]:

في هذا النمط من الترميز الجيني، يمثل كل عنصر ذري في السلسلة موقعاً أو ترتيباً معيناً في التسلسل، مما يجعله مناسباً بشكل خاص لحل المشكلات القائمة على الترتيب، مثل مشكلة البائع المتجول (Travelling Salesman Problem - TSP).

[1]-A. Srikumar And Sagar Dhanraj Pande, Comparative analysis of various Evolutionary Algorithms: Past three decades, EAI Endorsed Transactions on Scalable Information Systems, European Alliance for Innovation,2023,p03. DOI: 10.4108/eetsis.4356

[2]-A. Srikumar And Sagar Dhanraj Pande, ibid, p03.

المبحث الثاني: النماذج التصنيفية الكلاسيكية لطلبات القروض

طالما اهتم الباحثون في محاولة معالجة ظاهرة منح القروض وذلك من خلال بناء نماذج رياضية تعتمد في الأساس على بعض النسب المالية كمتغيرات تفسيرية، من اجل إعطاء تصنيف لكل عميل.

المطلب الأول: طريقة رجال القرض (Crédit Man)

أولا: عرض طريقة رجال القرض (Crédit Man)

ظهرت هذه التقنية في الولايات المتحدة الأمريكية، حيث يقصد برجال القرض رجال متخصصين يقومون بدراسة وفحص قابلية استحقاق الديون وكيفية تسيير المؤسسات، وذلك اعتمادا على بعض المؤشرات الاقتصادية إلى جانب المؤشرات المالية، يتم مقارنتها مع نسب مثالية محددة مسبقا بطريقة إحصائية بعد دراسة معمقة، حيث تعطي تقنية رجال القرض لكل مؤسسة نقطة تحدد من خلالها وضعها أو قيمتها من خلال ثلاث معايير (العامل الشخصي، العامل الاقتصادي، العامل المالي) كالآتي[1]:

- **العامل الشخصي**: يعبر من خلال هذا العامل عن كفاءة المسيرين وقدرات المستخدمين ومدى وجود انسجام بين الطبقات العمالية، ومعامل ترجيح هذا العامل يقدر ب 40%.

- **العامل الاقتصادي**: يبين هذا العامل قوة المؤسسة في المحيط الاقتصادي، أي وضعيتها العامة داخل القطاع الذي تنشط فيه والوضع التنافسي لها ، ومعامل الترجيح لهذا المعيار يقدر ب 20%.

- **العامل المالي**: ويعبر عن الحالة المالية للمؤسسة وذلك استنادا على ميزانيتها، ويكون التقييم المالي من خلال تحليل بعض عناصر الميزانية، ومعامل الترجيح لهذا المعيار يقدر ب 40%.

وبصورة أدق، يعتمد العامل المالي على مبدأ مقارنة بعض النسب المالية مع قيم مثالية لمجموعة هذه النسب، ثم يتم جمعها في نسبة واحدة توضح الحالة المالية للمؤسسة والجدول التالي يمثل النسب المالية المعتمدة في هذا العامل مع نسبة ترجيحها[2]:

[1]- عبد العزيز شرابي ، مهدي بلوطار، محاولة توقع خطر القرض بطريقة سكورينغ(scooring) حالة فرع بنك الفلاحة والتنمية الريفية بقسنطينة، مجلة الاقتصاد والمجتمع، المجلد 02، العدد 02، 2004، ص210.

[2]- بن حليمة هوارية، تقنيات بنكية، مطبوعة بيداغوجية، جامعة ابن خلدون –تيارت-، 2020-2021، ص12.

الجدول رقم (2-2): النسب المرجعية لطريقة رجال القرض

النسبة	الصيغة الرياضية للنسبة	المعامل
نسبة السيولة المختصرة	القيم القابلة للتحقيق+القيم الجاهزة/ديون قصيرة الأجل	25%
نسبة الاستقلالية المالية	الأموال الخاصة/مجموع الديون	25%
نسبة دوران العملاء	رقم الأعمال بما فيه الضريبة/مجموع الحقوق على الزبائن	20%
نسبة دوران المخزون	سعر تكلفة البضاعة المباعة/متوسط المخزون(بسعر التكلفة)	20%
نسبة تمويل القيم الثابتة	الأموال الخاصة/القيم الثابتة الصافية	10%

المصدر:بن حليمة هوارية، مرجع سابق، ص12

بعد ما يتم حساب النسب المالية الخمسة (X_i) يتم مقارنتها مع نسب مثالية (Y_i) تم استخراجها بطرق إحصائية من المؤسسات ذات نفس النشاط، ويتم تطبيق عملية المقارنة كالتالي:

$$R = \frac{Xi}{Yi}$$

حيث:

Xi : النسبة المالية للمؤسسة المدروسة ، **Yi** : النسبة المثالية

ومنه كلما اقتربت قيمة النسبة Xi من قيمة النسبة Yi تقترب قيمة المرجح Rإلى الواحد.

وللحصول على القيمة الإجمالية لمعامل المالي نستخدم الصيغة الرياضية التالية:

$$N= 0.25R_1 +0.25R_2 +0.2R_3 +0.2R_4 +0.1R_5$$

حيث يمكن التمييز بين حالتين كالتالي:

الحالة الأولى: يكون فيها الناتج N أكبر من 100% وعليه يمكن القول أن الوضعية المالية للمؤسسة جيدة مما يمكنها من الحصول على قرض.

الحالة الثانية: يكون فيها الناتج N أقل من 100% و يشير هذا إلى وضعية مالية سيئة للمؤسسة وبالتالي تكون غير مؤهلة للحصول على قرض.

لكن القرار النهائي المتعلق بمنح القرض في تقنية رجال القرض يعتمد في النهاية على 40% من العامل الشخصي و20% من العامل الاقتصادي و40% من العامل المالي.

عموما، تعتبر طريقة رجال القرض تقنية فعالة في دراسة ملفات طلبات القروض ولها عدة مزايا، لكن تشوبها بعض النقائص ، ولذلك جدير بالذكر أن نتطرق الى كل من مزايا وعيوب هذه الطريق كالآتي:

ثانيا: مزايا طريقة رجال القرض:

يمكن ذكر أهمها في النقاط التالية

– **الشمولية:** يقصد بذلك أنها في طريقة دراستها لملف طلب قرض تهتم بثلاث جوانب مهمة (العوامل الشخصية ، المحيط الاقتصادي، الوضعية المالية)، بحيث أنها لا تعتمد على العامل المالي فقط فهي تهتم بدراسة الجانب الشخصي لمعرفة ما إذا كان للمؤسسة قدرة إدارية وكفاءة في الآداء والتسيير عموما، وتهتم بدراسة الجانب الاقتصادي لمعرفة أهم الصعوبات التي تواجهها المؤسسة داخل نفس القطاع الاقتصادي الذي تزاول نشاطها ضمنه ومعرفة كذلك حجم المنافسة الذي تواجهه المؤسسة، و من خلال دراسة هذه الجوانب واعتبارها الأساس الأول لبناء قرار موضوعي وأقل عشوائية.

– **طريقة التحليل:** التحليل المعتمد في هذه الطريقة لا يفصل بين نتائج المتغيرات المستعملة لدراسة المؤسسة، وإنما يأخذها بعين الاعتبار جملة وهو ما يؤدي إلى تحليل شامل ومنسجم للحالة العامة للمؤسسة.

– **البساطة في التطبيق:** هذه الطريقة سهلة وبسيطة ولا تكلف البنك عناء البحث عن نموذج كما هو الحال في بعض الطرق.

ثالثا: عيوب طريقة رجال القرض

توجد عدة نقاط تجعل من تطبيق هذه التقنية أمرا صعبا خاصة في البلدان النامية التي لا تملك مؤسسات مالية توفر المعلومات الكافية، يمكن ذكر بعض النقاط كالتالي:

– عدم توفر نظام معلوماتي من شأنه تزويد المؤسسات والهيئات المالية بكل ما يتعلق بمجال النشاط، وكذا عدم وجود مؤسسات متخصصة في بيع المعلومات.

– صعوبة الحصول على المعلومات غير الواردة في ملف طلب القرض، خاصة المعلومات الخاصة بالعامل الشخصي وكذا العامل الاقتصادي.

– تقوم هذه التقنية بوضع كل المؤسسات على نموذج واحد لتقييمها مهما اختلفت طبيعة نشاطها.

المطلب الثاني: نموذج القرض التنقيطي (Crédit Scoring)

طريقة التنقيط (Scoring) من بين أهم الأساليب الإحصائية التي تعتمد عليها البنوك في تقدير خطر القرض ومن ثم بناء قرار المنح أو عدم المنح

ويمكن تعريف طريقة القرض التنقيطي على أنها "طريقة تحليل إحصائية تسمح بإعطاء نقطة خاصة بكل زبون لتعبر عن درجة ملاءته المالية"[1]، إذن "فهي من الطرق الإحصائية للتنبؤ بالحالة المالية للمؤسسة "[2]، كما أنها تعتبر من التقنيات التي تعتمد في تحليلها على نماذج في شكل معادلات خطية لعدة متغيرات كمية ونوعية[3] (متغيرات محاسبية تتمثل في النسب المالية ومتغيرات فوق المحاسبية تتمثل في عمر المؤسسة وقطاع النشاط وغيرها) تعطي من خلالها وزن أو نقطة خاصة بكل زبون.

وتكتب الصيغة الخطية للنموذج التنقيطي بالشكل:

$$Z = \sum_{i=1}^{n} \propto_i R_i + \beta$$

حيث أن:

الرمز	المعنى
B	الثابت
R_i	المتغيرات التفسيرية
$\propto_i$	المعاملات المرتبطة النسب

[1]-فيلالي طارق، قياس وادارة المخاطر الائتمانية باستعمال طريقة القرض التنقيطي حالة بنك الجزائر الخارجي (BEA)، مجلة الابتكار والتسويق، المجلد04، العدد01، 2016، ص98.

[2]- محمد عبادي، القرض التنقيطي وتحليل الشبكات العصبية الاصطناعية ودورها في تقدير مخاطر القروض البنكية، مجلة الدراسات الاقتصادية والمالية، المجلد 05، العدد 01، 2012، ص86.

[3]- كافي ميمون، مولاي أمينة، تسيير المخاطر البنكية باستخدام القرض التنقيطي، مجلة البحوث الاقتصادية المتقدمة، المجلد 06، العدد 01، 2021، ص430.

وتعتمد هذه الطريقة بشكل كبير على تقنية احصائية تتمثل في التحليل الخطي التمييزي(Discriminant Linear Analysis) الذي يعمل على التصنيف بين المؤسسات السليمة والمؤسسات العاجزة ، ولا يمكن لهذا التحليل أن يعمل دون اعداد نموذج ناتج عن معالجة قاعدة واسعة من المعلومات لعينة من المؤسسات ، ويجب أن يكون حجم العينة كبيرا بالشكل الكافي، حيث يتم استخراج المتغيرات الأكثر دلالة على الملاءة المالية للمؤسسة من بين المتغيرات الكلية المدروسة، مع ترجيح المتغيرات المستخرجة بمعاملات حسب درجتها التمييزية، وذلك بهدف الحصول على علاقة خطية تمكن من تحديد النقطة النهائية (Z) لكل مؤسسة ، ثم توضع تلك النقطة في سلم للتنقيط لمقارنتها مع النقطة الحرجة لهذا السلم والمحسوبة مسبقا .

ومن خلال ما سبق يمكن خطوات تطبيق طريق القرض التنقيطي كالتالي:

أولا: تحديد عينة الدراسة

يتم سحب العينة من مجتمع الدراسة، وتتمثل العينة في ملفات طلبات القروض لمؤسسات سليمة لم تواجه صعوبات في تسديد التزاماتها تجاه البنك، ومؤسسات أخرى عاجزة واجهت صعوبات في تسديد التزاماتها، ثم تقسم هذه العينة إلى عينتين جزئيتين كالتالي:

أ– عينة البناء: تستعمل لتحليل المعطيات واستخراج معادلة التنقيط.

ب– عينة الاختبار: تبين مدى صحة النموذج المستخرج.

ثانيا: تحديد المتغيرات

تتمثل هذه المتغيرات في النسب المالية كمتغيرات كمية (محاسبية) ومتغيرات نوعية (فوق المحاسبية) والتي تدخل في تشكيل المتغيرات المستقلة في التوليفة الخطية للنموذج التنقيطي.

ثالثا: إجراء التحليل التمييزي

يقوم هذا التحليل باختيار أهم المتغيرات التي تساعد في بناء نموذج له القدرة على معرفة التصنيف الصحيح للمؤسسات، ويرتكز اختيار المتغيرات التفسيرية على مدى قوة ارتباط كل متغير مع التابع.

وتوجد طريقة يعتمد عليها لاختيار أهم المتغيرات التفسيرية يمكن شرحها كالتالي:

التحليل التمييزي خطوة– بخطوة:

يقوم مبدأ هذه التقنية على اختيار المتغيرات الواحدة تلوى الأخرى انطلاقا من معادلة الانحدار الخطي المتعدد تشمل كل متغيرات النموذج، حيث يتم الاحتفاظ بالمتغير الأول الذي يحقق اكبر معامل ارتباط مع دالة النموذج ، ثم المتغير الثاني الذي يسمح بإجراء تمييز أحسن بين المؤسسات السليمة والعاجزة ، وهكذا الدواليك إلى غاية تحديد أهم المتغيرات التفسيرية ويتم استبعاد المتغيرات التي لا تساهم في تحسين دقة النموذج، كما يجب التحقق من معنوية التأثير لكل متغير داخل النموذج ، وذلك بالاستعانة بالاختبارات الإحصائية مثل اختبار فيشر (F) و اختبار ستودينت(T).

رابعا: تحديد النموذج وحساب النقطة النهائية لكل مؤسسة

بعدما تم تحديد أهم المتغيرات التفسيرية وإدراجها في النموذج والحصول على قيم المعاملات (معامل الترجيح) ويصبح لدينا نموذج خطي من الشكل:

$$Z = \sum_{i=1}^{n} \propto_i R_i + \beta$$

بعد حساب النقطة النهائية لكل مؤسسة يجب على البنك تحديد النقطة التي على أساسها يتخذ قرار منح القرض أو الرفض.

وتكتب الصيغة الرياضية لحساب النقطة الحرجة (نقطة الفصل) كالتالي:

$$Z^* = \frac{N0 * Z0 + N1 * Z1}{N0 + N1}$$

حيث أن:

N0 : عدد المؤسسات العاجزة في العينة	Z0 : متوسط نقاط N0
N1 : عدد المؤسسات السليمة في العينة	Z1 : متوسط نقاط N1

وعلى هذا الأساس يمكن مقارنة القيمة النهائية لكل مؤسسة مع القيمة الحرجة (Z^*) ويتقرر لدينا حسب النموذج:

- إذا كانت القيمة النهائية للمؤسسة أكبر من القيمة الحرجة يعني أن المؤسسة ناجحة حسب تصنيف النموذج.
- إذا كانت القيمة النهائية للمؤسسة أقل من القيمة الحرجة يعني أن المؤسسة عاجزة حسب تصنيف النموذج.

خامسا: اختبار دقة النموذج

بعد استخراج المعادلة الخطية لنموذج التنقيط، يستلزم الأمر اختبار مدى دقته حتى يتسنى لنا العمل به من اجل إعطاء لكل زبون نقطة ومن ثما الحكم بقبول طلب القرض أو رفضه

ويتم اختبار دقة النموذج كالتالي[1]:

الجدول رقم (2-3): التصنيف باستعمال نموذج التنقيط

الصنف	A	B
A	M1	N1
B	N2	M2

المصدر: من إعداد الباحث

حيث:

الرمز	المعنى
(A)	المؤسسات السليمة
(B)	المؤسسات العاجزة
$M_i,\ i=1.2$	تمثل التصنيف الصحيح
$N_i,\ i=1.2$	تمثل الخطأ في التصنيف

[1]- بن جلول خالد، استخدام الاساليب الاحصائية الكمية في تسيير مخاطر القروض البنكية-دراسة حالة طريقة القرض التنقيطي scoring على عينة من زبائن القرض الشعبي الجزائري، حوليات جامعة بشار في العلوم الاقتصادية، المجلد 04، العدد 02، 2017، ص207.

ويتم حساب دقة التصنيف(accuracy) وفق العلاقة التالية:

$$A = \frac{M1\left(A\text{عدد ملاحظات الصنف}\right) + M2\left(B\text{عدد ملاحظات الصنف}\right)}{\text{المجموع الكلي للملاحظات}}$$

حيث كلما كانت A كبيرة هذا يشير إلى أن النموذج ملائم.

المطلب الثالث: نموذج الانحدار اللوجستي الثنائي(binary logistic)

أولا: تعريف الانحدار اللوجستي الثنائي

يعتبر نموذج الانحدار اللوجيستي الثنائي[1] أحد أهم النماذج التي استخدمت بشكل واسع لدراسة الظواهر المختلفة والتي يكون فيها المتغير التابع (متغير الاستجابة) يأخذ قيمتين فقط (0.1) ، حيث يعتبر متغير فئوي(يتبع توزيع برنولي) يعبر عن حالتين مختلفتين، مثلا في الدراسة التي تهتم بدراسة التنبؤ بالفشل والنجاح، يتم ترميز متغير الاستجابة (Y) بقيمة الصفر (0) للتعبير عن حالة الفشل والقيمة (1) للتعبير عن حالة النجاح

أما فيما يخص المتغيرات التفسيرية (x) يمكن أن تكون ذات طبيعة كمية أو نوعية أو كلاهما، تدرج في نموذج الانحدار اللوجستي من أجل توضيح مساهمتها في تفسير الظاهرة المدروسة.

وكان أول ظهور لهذا النموذج في الأبحاث التي قدمها العالم الرياضي Pierre François Verhulst سنة 1844 والذي استطاع صياغة دالة رياضية أطلق عليها اسم الدالة اللوجستية، والذي تمكن من خلالها بالتنبؤ بتطور عدد السكان.

إن الغرض من تحليل الانحدار اللوجستي الثنائي هو تفسير العلاقة التي يرتبط بها متغير الاستجابة (المتغير التابع) مع مجموعة من المتغيرات المستقلة (التفسيرية)، بحيث يأخذ متغير الاستجابة إحدى النتيجتين إما 1 أو 0، ويكون احتمال ظهور الحدث P واحتمال عدم ظهوره q حيث (q=1-p) ، ويتم تمثيل هذه العلاقة بالصيغة الرياضية للدالة اللوجستية وفق الصيغة التالية:

[1]-مصطفى طويطي، دور التحليل النوعي في التنبؤ بفشل المؤسسة الاقتصادية – حالة المؤسسات الصغيرة والمتوسطة الجزائرية-، اطروحة دكتوراه ، جامعة سيدي بلعباس، 2014، ص120.

$$y_i = \frac{e^z}{1+e^z} + u_i$$

حيث:

y_i: المشاهدة i لمتغير الاستجابة (المتغير التابع)

$$z = \alpha + b.x_i$$

والمعلوم لدينا أن:

$$-\infty < x_i < +\infty$$

$$-\infty < \alpha < +\infty$$

$$b > 0$$

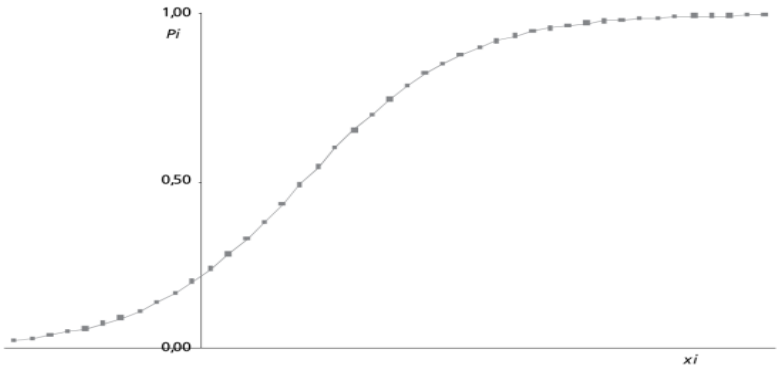
u_i: يمثل حد الخطأ العشوائي

وفي حالة عدة متغيرات تفسيرية يصبح z بالصيغة التالية:

$$z = \sum_{j=0}^{k} b_j.x_{ij}$$

وتأخذ هذه الدالة اللوجستية شكل حرف S كما هو مبين في الشكل التالي:

الشكل رقم (2-12): منحنى الدالة اللوجستية



Source : Régis Bourbonnais, Econométrie,10édition,DUNOD,Paris, 2018, p350.

ثانيا: التحويل الخطي لنموذج الانحدار اللوجستي

يكون التعبير عن احتمال ظهور الحدث من عدمه كالتالي:

$$P(Y_i = 1) = \frac{e^z}{1 + e^z} = \frac{1}{1 + e^{-z}}$$

و

$$P(Y_i = 0) = 1 - \left[\frac{e^z}{1 + e^z}\right] = \frac{1}{1 + e^z}$$

نلاحظ أن العلاقة بين (p) و (z) غير خطية كالتالي :

المقدار	مجال التغير
z	$]-\infty \quad +\infty[$
P	$[0 \quad 1]$

لذلك يستلزم إجراء بعض التحويلات الخطية من خلال حساب معامل الترجيح (odds) ثم ادخال اللوغاريتم(ln) من أجل التخلص من الحدود العليا والدنيا كالتالي:

لذلك يساعدنا حساب معامل الترجيح على التخلص من الحدود العليا كالتالي:

لدينا:

$$P = P_r\{y = 1\}$$

$$(1 - P) = P_r\{y = 0\}$$

فمعامل الترجيح هو احتمال حدوث الحدث مقسوم على احتمال عدم حدوثه، ويعبر عنه على أنه فرصة حدوث الحدث مقارنة بعدم حدوثه، ويحسب بالصيغة التالية[1]:

$$(odds) = \frac{P}{1-P}$$

ولتوضيح كيف يتم إزالة الحد الأعلى يمكن الاستعانة بالجدول التالي:

الجدول رقم (2-4): جدول توضيحي لكيفية إزالة الحد الأعلى

P_i	0.01	0.1	0.2	0.3	0.4	0.5	0.6	0.7	0.8	0.9	0.99
$1-P_i$	0.99	0.9	0.8	0.7	0.6	0.5	0.4	0.3	0.2	0.1	0.01
O_i	0.01	0.11	0.25	0.43	0.67	1	1.5	2.33	4	9	99

المصدر: عادل بن احمد بن حسن بابطين، مرجع سابق، ص 47.

مع العلم أن (O_i) تمثل معامل الترجيح، وكما تبين أن معامل الترجيح قد ساهم في حل نصف المشكلة وهي إزالة الحد الأعلى حيث أصبحت قيم التابع والتي تم التعبير عنها بمعامل الترجيح تتراوح بين الصفر ومالانهاية، مع بقاء علاقة غير خطية بين معامل الترجيح والمقدار (z).

وللتخلص من هذه المشكلة يتم إجراء تحويل ثاني بإدخال اللوغاريتم الطبيعي (ln) كالتالي:

لدينا:

$$(odds) = \frac{P}{1-P}$$

$$= \frac{\frac{e^z}{1+e^z}}{\frac{1}{1+e^z}}$$

$$(Odds) = e^z$$

[1]- عادل بن احمد بن حسن بابطين، الانحدار اللوجستي وكيفية استخدامه في بناء نماذج التنبؤ للبيانات ذات المتغيرات التابعة ثنائية القيمة، أطروحة دكتوراه، جامعة أم القرى، المملكة العربية السعودية، 1430/1429هجري، ص 43.

وبإدخال اللوغاريتم على معامل الترجيح نحصل على:

$$\ln(odds)=\ln\left(\frac{P}{1-P}\right)=\ln(e^{z})= z$$

والمعلوم لدينا أن :

$$z=\sum_{j=0}^{k} b_j . x_{ij}$$

ومن خلال هذا الإجراء تكون مشكلة الحدود الدنيا قد حلت حيث أن:

$$-\infty < ln\left(\frac{P}{1-P}\right) < +\infty$$

والجدول التالي يوضح كيف تم إزالة الحدود الدنيا:

الجدول رقم (2-5): إزالة الحدود الدنيا بعد إدخال اللوغاريتم الطبيعي

P_i	0.1	0.2	0.3	0.4	0.5	0.6	0.7	0.8	0.9
$1-P_i$	0.9	0.8	0.7	0.6	0.5	0.4	0.3	0.2	0.1
O_i	0.111	0.25	0.429	0.667	1	15	2.33	4	9
logit	-2.20	-1.39	-0.85	-0.40	0	0.40	0.85	1.39	2.20

المصدر: عادل بن احمد بن حسن بابطين، مرجع سابق، ص54.

وكذلك العلاقة بين متغير الاستجابة (ln(odds))وبين المتغيرات المستقلة (z)أصبحت خطية، ويمكن كتابة الشكل العام للنموذج وفق الصيغة التالية:

$$\ln(Odds)= \alpha + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \cdots + \beta_n x_n + \mu$$

ثالثا: تقدير نموذج الانحدار اللوجستي[1]

تعتبر طريقة الإمكان الأعظم من أكثر الطرق شيوعا في تقدير معلمات نموذج الانحدار اللوجستي، وتأخذ دالة الإمكان الأعظم الشكل التالي:

$$L(\beta_j) = \prod_{i=1}^{n} \theta_i^{y_i}.(1-\theta_i)^{1-y_i} \leftrightarrow L(\beta_j) = \prod_{i=1}^{n} \left[\frac{\theta_i^{y_i}}{(1-\theta_i)^{y_i}}.(1-\theta_i)\right]$$

يتم كتابة دالة الإمكان الأعظم كالتالي:

$$L(\beta_j) = \prod_{i=1}^{n}[(odds)^{y_i}.(1-\theta_i)]$$

$$= \prod_{i=1}^{n}\left[exp(\sum_{j=0}^{k}\beta_j.X_{ij})\right]^{y_i}\left[1+exp(\sum_{j=0}^{k}\beta_j.X_{ij})\right]^{-1}$$

وبإدخال لوغاريتم على طرفي العلاقة السابقة نحصل على:

$$lnL(\beta_j) = \sum_{i=1}^{n}\left[y_i.ln\left(exp(\sum_{j=0}^{k}\beta_j.X_{ij})\right) - ln\left(1+exp(\sum_{j=0}^{k}\beta_j.X_{ij})\right)\right]$$

وبإيجاد عدمية المشتقات الجزئية الأولى للدالة (L) بالنسبة لكل معلمة $\left(\frac{\partial L(\beta_j)}{\partial(\beta_j)} = 0\right)$ والتي ينتج عنها ($1+K$) معادلة جزئية وبحلها يتم الحصول على تقدير معلمات(β_j) لنموذج الانحدار اللوجستي.

[1]- مصطفى طويطي، مرجع سابق، ص 125.

رابعا: الاختبارات الإحصائية لملائمة النموذج

بعد القيام بعملية تقدير المعلمات يتعين على الباحث معرفة مدى ملائمة النموذج المقدر لبيانات الدراسة، وتوجد عدة اختبارات إحصائية التي تستخدم لاختبار معنوية النموذج ككل (المعنوية الكلية)، واختبارات لمعرفة معنوية المعلمات المقدرة ، يمكن عرضها بشكل مختصر كالتالي:

- **اختبار المعنوية الكلية للنموذج:**

وتتمثل هذه الاختبارات في كل من:

- تحليل الرواسب والانحرافات
- إحصاءة (R^2 Pseudo) لاختبار قوة المتغيرات التوضيحية على التفسير والتنبؤ
- اختبار Hosmer and lemeshow(H&L) لاختبار جودة مطابقة النموذج للبيانات
- جدول التصنيف
- منحنى (ROC)

- **اختبار معنوية المعلمات:**

من بين هذه الاختبارات يوجد:

- اختبار wald
- إحصاءة R^2الجزئية

المبحث الثالث :النماذج التصنيفية الحديثة لطلبات القروض

يتناول هذا المبحث عموما بعض النماذج الحديثة التي تنتمي إلى مجال الذكاء الاصطناعي، والتي تستخدم لحل المشاكل الأكثر تعقيدا، حيث ساهم التطور التكنولوجي بشكل رهيب في تطوير هذه النماذج وذلك من خلال توفر الأرضية المساعدة على تطبيق هذه النماذج (التطور في الأجهزة والأنظمة الحاسوبية)، كما يمكن استخدام هذه النماذج في مجال المالية وتصنيف طلبات القروض، سوف يتم التطرق في هذا المبحث إلى كل من الشبكات العصبية الاصطناعية والنظم الخبيرة ونماذج تعلم الآلة.

المطلب الأول: نموذج الشبكات العصبية الاصطناعية

من خلال التسمية يتضح أن الشبكة العصبية هي نموذج يحاول أن يحاكي كيفية عمل الدماغ البشري والعصبون البيولوجي في كيفية استقبال الإشارات والمعلومات ومعالجتها ومن ثم تمرير الرسالة العصبية، غير أن عمل الدماغ أو العصبون البيولوجي أمر بالغ التعقيد، إلا انه تعتبر الشبكات العصبية محاولة متواضعة لمحاكاة عمل العصبون البيولوجي.

أولا: تعريف الشبكات العصبية الاصطناعية

توجد عدة تعاريف نذكر منها:

الشبكة العصبية الاصطناعية (ANN) هي نموذج لمعالجة المعلومات مُستلهم من الطريقة التي تعالج بها الأنظمة العصبية البيولوجية المعلومات، مثل الدماغ، والعنصر الرئيسي في هذا النموذج هو البنية الجوهرية لنظام معالجة المعلومات، والذي يتكون من عدد كبير من عناصر المعالجة (الخلايا العصبية) المترابطة بشدة والتي تعمل معًا لحل مشكلات محددة.[1]

كما يمكن تعريفها على أنها[2]: معالج موزع متوازي على نطاق واسع، يتألف من وحدات معالجة بسيطة، تتمتع بقابلية طبيعية لتخزين المعرفة المستمدة من الخبرة وجعلها متاحة للاستخدام. وهي تشبه الدماغ البشري من وجهين رئيسيين:

- ✓ تكتسب الشبكة المعرفة من بيئتها عبر عملية تعلميه.
- ✓ تستخدم قوى الاتصال بين العصبونات، المعروفة باسم الأوزان المشبكية، لتخزين المعرفة المكتسبة.

ثانيا: التطور التاريخي للشبكات العصبية الاصطناعية

حظي موضوع الشبكات العصبية الاصطناعية اهتمام العديد من الباحثين في مختلف التخصصات، ويمكن عرض موجز لهذه الأبحاث كالتالي:

[1]-Usha Kumari And Gaurav Aggarwal, Artificial Neural Networks, International Journal of Engineering and Applied Sciences (IJEAS), vol 04,Issue 05, 2017, p64.

[2]- Simon haykin, neural networks and learning machines, pearson prentice hall, third edition,2009 ,p02.

1- مرحلة البداية (المحاولات الأولى)[1]:

بدأت الخطوات الأولى نحو تطوير الشبكات العصبية الاصطناعية عام 1943، عندما قام عالم الأعصاب (Warren McCulloch) والرياضي الشاب (Walter Pitts) بتطوير أول نماذج للشبكات العصبية. وقد نشروا بحثًا بعنوان " The Logical Calculus of the Ideas Immanent in Nervous Activity " يشرح كيفية عمل الخلايا العصبية، اعتمدت شبكاتهما على عناصر بسيطة تم اعتبارها أجهزة ثنائية ذات عتبات ثابتة، وكانت نتائج نموذجهما عبارة عن دوال منطقية بسيطة تتميز بطبيعة النشاط العصبي " all-or-none ".

وفي عام 1944 حدد (Joseph Erlanger) بالتعاون مع (Herbert Spencer Gasser) عدة أنواع من الألياف العصبية، وأثبتا العلاقة بين سرعة جهد الفعل وقطر الليف.

ثم في عام 1949، قدم عالم النفس (Hebb) كتابه " The Organization of Behavior "، الذي أشار إلى حقيقة أن المسارات العصبية تتعزز كلما تم استخدامها. وكان هذا المفهوم أساسيًا لفهم كيفية تعلم البشر، وأصبح لاحقًا حجر الزاوية في تطوير خوارزميات التعلم للشبكات العصبية الاصطناعية.

2- المرحلة الثانية (التقنية الواعـدة والناشئة)[2]:

في عام 1958، أجرى عالم النفس (Rosenblatt) أبحاثًا رائدة حول المستقبلات العصبية (perceptrons) كان (perceptron)جهازًا إلكترونيًا صُمم وفقًا لمبادئ بيولوجية وأظهر قدرة على التعلم، كما ألف (Rosenblatt)كتابًا مبكرًا عن الحوسبة العصبية بعنوان" Principles of Neurodynamics.

ومن الأنظمة الأخرى التي ظهرت (ADAptive Linear Element) "ADALINE" ، والذي طوره في عام 1960 مهندسان كهربائيان هما (Widrow and Hoff)، اختلفت طريقة التعلم في هذا

[1]- Bohdan Macukow, Neural Networks – State of Art, Brief History, Basic Models and Architecture, International Federation for Information Processing, Springer, 2016, p04. DOI: 10.1007/978-3-319-45378-1_1
[2]-Bohdan Macukow, ibid, p04.

النظام عن perceptron، حيث اعتمدت على قاعدة التعلم بأقل مربعات المتوسط، وفي عام 1962، طور Widrow and Hoff إجراء تعلمًا يفحص القيمة قبل تعديل الوزن.

3- المرحلة الثالثة (الشتاء أو مرحلة الإحباط)[1]:

بعد فترة أولية من الحماس البحثي، مر مجال الشبكات العصبية بمرحلة من الإحباط والتراجع، ففي عام 1969 أصدر (Minsky and Papert) كتابهما المؤثر بعنوان " Perceptrons: An Introduction to Computational Geometry"، جاء هذا العمل ضمن حملة لتقويض أبحاث الشبكات العصبية، حيث سلط الضوء على عدد من المشكلات الجوهرية، مع التركيز على محدودية المستقبلات أحادية الطبقة.

على الرغم من إدراك المؤلفين أن المستقبلات العصبية(perceptrons) القوية تتكون من طبقات متعددة، وأن نماذج (Rosenblatt) الأساسية تتضمن ثلاث طبقات، إلا أنهما عرّفا المستقبلات العصبية على أنها آلات ثنائية الطبقة قادرة فقط على معالجة المشكلات القابلة للفصل الخطي، وغير قادرة على حل مشكلات مثل بوابة (XOR)المنطقية.

أدت هذه الانتقادات إلى تراجع الاهتمام العام والدعم المالي بشكل كبير، ولم يتبق سوى عدد قليل من الباحثين الذين واصلوا العمل على تحديات مثل التعرف على الأنماط. ومع ذلك، شهدت هذه الفترة تطوير عدد من النماذج التي ما زالت الأبحاث الحديثة تبني عليها وتطورها.

في عام 1972 طور (Klopf) أساسًا للتعلم في الخلايا العصبية الاصطناعية بناءً على مبدأ بيولوجي، وفي عام 1974 طور (Paul Werbos) طريقة التعلم بالانتشار العكسي (back-propagation)، على الرغم من أن أهميتها لم تُقدّر بالكامل إلا بحلول عام 1986.

أما (Fukushima) فقد طور شبكة عصبية متعددة الطبقات مُدرَّبة تدريجياً لتفسير الأحرف المكتوبة بخط اليد. وقد نُشر العمل الأصلي بعنوان " Cognitron: A self organizing multilayered neural network " في عام 1975.

[1]-Bohdan Macukow, ibid, pp 04-05.

وفي عام 1976 قدم (Grossberg) في الورقة البحثية " Adaptive pattern classification and universal recoding "نظرية الرنين التكيفي كإطار نظري لمعالجة المعلومات المعرفية البشرية.

4- المرحلة الرابعة(الابتكار):

في ثمانينيات القرن الماضي، أدت عدة أحداث إلى تجدد الاهتمام. فقد قدم (Kohonen) العديد من الإسهامات في مجال الشبكات العصبية الاصطناعية، حيث قدم نوعًا من الشبكات يُعرف أحيانًا باسم خريطة كوهونن أو شبكة كوهونن.

في عام 1982، قدم "Hopfield" من معهد كاليفورنيا للتكنولوجيا (Caltech) ورقة علمية بعنوان " Neural Networks and Physical Systems with Emergent Collective Computational Abilities "وصف " Hopfield " الشبكة العصبية الاصطناعية المرتدة التي تعمل كنظام ذاكرة يمكن الوصول إلى محتواه حسب المضمون. وقد أقنعت أعماله المئات من العلماء والرياضيين والتقنيين المؤهلين للانضمام إلى المجال الناشئ للشبكات العصبية.

أما خوارزمية الانتشار العكسي للأخطاء (Back propagation)، والتي اكتشفها "Werbos" في عام 1974، فقد أعيد اكتشافها في عام 1986 من خلال كتاب:" Learning Interna Représentation by Error Propagation" لـ "Rumelhart" وزملائه، وتُعد خوارزمية الانتشار العكسي شكلًا من خوارزميات الانحدار التدرجي (gradient descent)، وتُستخدم مع الشبكات العصبية الاصطناعية لتقليل الخطأ.

بحلول عام 1985، بدأ المعهد الأمريكي للفيزياء بتنظيم لقاء سنوي أصبح يُعرف بـ" الشبكات العصبية من أجل الحوسبة (Neural Networks for Computing)"، وفي عام 1987 عُقد أول مؤتمر مفتوح حول الشبكات العصبية في العصر الحديث، وهو المؤتمر الدولي IEEE للشبكات العصبية في مدينة سانديغو، وتم تأسيس الجمعية الدولية للشبكات العصبية (INNS).

وفي عام 1988 تم تأسيس مجلة INNS بعنوان الشبكات العصبية، تبعتها مجلة الحوسبة العصبية في عام 1989، ثم مجلة معاملات IEEEفي الشبكات العصبية عام 1990.[1]

[1]- Usha Kumari And Gaurav Aggarwal, op cit , p65.

وفي عام 1987، قدّم "Carpenter and Grossberg" في ورقتهما البحثية بنية متوازية ضخمة لآلة تعرّف أنماط عصبية ذات تنظيم ذاتي وصفًا لنموذج ART 1، وهو نموذج تعلم غير خاضع للإشراف مصمم خصيصًا للتعرف على الأنماط الثنائية.

5- المرحلة الخامسة (تطورات في العقد الأخير):

في السنوات الأخيرة لوحظ تقدمٌ كبيرٌ في مجال الشّبكات العصبية بما يكفي لجذب اهتمامٍ واسعٍ وتمويل المزيد من الأبحاث، اليوم تُدور النقاشات حول الشّبكات العصبية في كل مكان، كما أن الأبحاث تُحرز تقدمًا في المجال على جبهات عديدة، تظهرُ حاليًا رقائقٌ تعتمد على النظرية العصبية، كما تتطور تطبيقاتٌ لحل المشكلات المعقدة، ومن الواضح أننا نعيش اليومَ فترةَ تحوّلٍ في تكنولوجيا الشّبكات العصبية.

بين عامي 2009 و2012، تم تطوير الشّبكات العصبية المتكررة (RNNs) والشّبكات العصبية ذات التغذية الأمامية العميقة (Deep feed forward neural networks) في مجموعة البحث التابعة لـ (Schmidhuber)

في عام 2014، قدّم علماءُ شركة (IBM) معالجًا (TrueNorth) ببنيةٍ تشبه تلك الموجودة في الدماغ البشري حيث عرضت (IBM) دائرةً متكاملةً بحجم طابعٍ بريدي قادرةً على محاكاة عمل ملايين الخلايا العصبية و256 مليون مشبك عصبي (synapse) في الوقت الفعلي، ويتمكن هذا النظام من تنفيذ ما بين 46 إلى 400 مليار عملية مشبكيه في الثانية[1].

كما نشهد اليوم ظهور العديد من التطبيقات لنماذج اللغوية الكبيرة (LLM) مثل Gemini، Deepseek CHATGPT وغيرها كما بدأت الأبحاث تتوجه نحو ما يعرف ب الحوسبة المرئية (Visual Computing)

والذي يهدف لتمكين الأنظمة من فهم المحتوى المرئي ومعالجته بمستوى يشابه الإدراك البشري، كذلك جدير بالذكر الذكاء الاصطناعي التوليدي (Generative AI) والذي يعتمد بشكل أساسي على الشبكات العصبية العميقة في توليد النصوص وتوليد النصوص من الصور وكذلك توليد صوت بشري طبيعي.

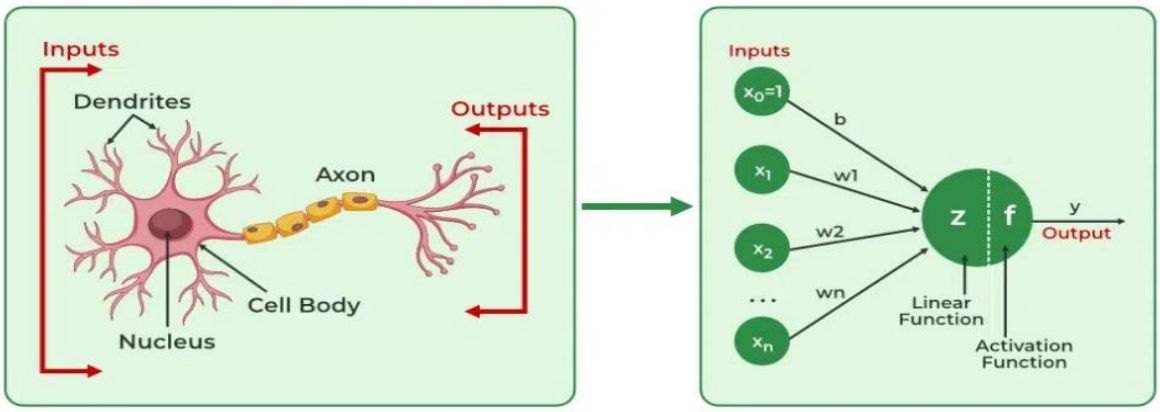
[1]-Bohdan Macukow, op cit, pp 05-06.

ولا تزال الأبحاث مستمرة في الوقت الحالي تدريجيا في تطوير هذا المجال لنقل هذه التقنيات إلى الوصول لأنظمة تشابه الإدراك البشري حتى في الحواس الخمسة للإنسان.

ثالثا: محاكاة العصبون الاصطناعي للعصبون البيولوجي(المكونات)

من أجل فهم طريقة عمل العصبون الاصطناعي في محاولة لمحاكاة العصبون البيولوجي، يتم عرض كلا منهما في الشكل التالي:

الشكل رقم(2-13): تمثيل العصبون البيولوجي والعصبون الاصطناعي



Source : https://www.geeksforgeeks.org/machine-learning/neural-networks-a-beginners-guide/

1- العصبون البيولوجي: يتكون العصبون البيولوجي أساسا من أربعة أجزاء رئيسية تساعده على القيام بمهمة استقبال المعلومات ومعالجتها ثم تحويلها، وتتمثل هذه الأجزاء في:

- **التغصنات أو الزوائد الشجيرية(Dendrites)**: يستقبل العصبون البيولوجي المعلومات والإشارات من طرف التغصنات الموجودة في جسم الخلية العصبية كوسيلة إدخال متفرعة تسمى التشعبات.
- **الجسم الخلوي (Cell Body)**: وهو الجزء المسؤول عن تحليل ومعالجة البيانات التي تأتيه من طرف التغصنات ، ثم يتم إرسالها على شكل إشارات عن طريق المحور العصبي.
- **المحور الاسطواني (Axon)**: وهو عبارة عن الزائدة الأساسية التي تخرج من جسم العصبون، ويتم عبر هذا المحور تبادل وانتقال الإشارات والمعلومات إلى الخلايا العصبية الأخرى.

- **المشابك (Synapse)**: وتعتبر نهاية الخلية العصبية ونقطة اتصال بين الخلايا العصبية الأخرى، فإذا فاقت الإشارات حدا معينا موجودا في نواة الخلية يسمى العتبة، فان العصبون ينشط ويصبح مثيرا وبإمكانه إرسال الإشارة عبر المحور العصبي للعصبون الموالي، وإذا لم تتجاوز الإشارات حد العتبة فإنها لا تنتقل إلى الخلايا المتصلة بها وبالتالي يتوقف التدفق العصبي.

2- العصبون الاصطناعي: وهو نموذج يستند على أسس رياضية وجبرية يستطيع إجراء بعض الحسابات الحسابية بطريقة تقلد مبدأ عمل العصبون البيولوجي، ويعرف كوحدة معلوماتية ذو دالة معلميه غير خطية بقيم محدودة ومتغيرات حقيقية تسمى المدخلات (Imput) يتم ضرب هذه المدخلات في الأوزان المرجحة(Weights) ثم يتم جمعها ، ثم يطرح من الجمع قيمة العتبة ، وفي الأخير يطبق على النتيجة المتحصل عليها دالة التنشيط(Activation Fuction) ، والناتج بعد ذلك هو قيمة رقمية تعبر عن قيمة نشاط العصبون أو ما يسمى بالإخراج (Output) ، ومن خلال الشكل السابق(رقم الشكل2-13) يمكن عرض مكونات العصبون الاصطناعي كالتالي:

الجدول رقم (2-6): مكونات العصبون الاصطناعي

الرمز	الدلالة
$(x_0, x_1, x_2, \dots x_n)$	المدخلات أو المتغيرات
$(w_{0j}, w_{1j}, w_{2j}, \dots w_{nj})$	الأوزان المرجحة
$z = \sum_{i=1}^{n} w_{nj}.x_n$	دالة التجميع
f	دالة التنشيط
y	الاخراج

المصدر: من إعداد الباحث.

رابعا: مكونات الشبكة العصبية الاصطناعية

بعد ما تم شرح مكونات العصبون الاصطناعي، يمكننا القول أن الشبكة العصبية هي مجموعة مترابطة من العصبونات الافتراضية التي تنشئها برامج حاسوبية لتماثل عمل العصبون البيولوجي، وبغض النظر عما اذا كانت الشبكة ذات طبقة وحيدة أو متعددة الطبقات، فعلى العموم يمكن ذكر مكونات الشبكة العصبية كالتالي:

1- طبقة المدخلات (Input Layer): وهي الطبقة الأولى في الشبكات العصبية الاصطناعية، حيث تقوم باستقبال المعلومات (البيانات أو المتغيرات المستقلة) من المصادر المختلفة وتحتوي على عدد من النيرونات (العصبونات) أو عناصر المعالجة التي يتوافق عددها مع عدد المتغيرات المستقلة للمدخلات المراد قياسها.[1]

2- الطبقة المخفية (Hidden Layer) : تتوسط هندسة الشبكة العصبية، فهي تقع بين طبقة المدخلات وطبقة المخرجات، يمكن أن تكون واحدة فقط أو عدة طبقات، تستقبل الإشارات والمعلومات الواردة إليها من طبقة المدخلات عبر الوصلات البينية فتقوم بمعالجتها ومن ثم إرسالها إلى طبقة المخرجات.[2]

3- طبقة المخرجات (Output Layer): وهي الطبقة النهائية للشبكة العصبية وتحتوي على عدد من عناصر المعالجة والتي يتوافق عددها مع عدد متغيرات الاستجابة، حيث هذه الطبقة مسؤولة عن عرض النتائج النهائية للشبكة العصبية.

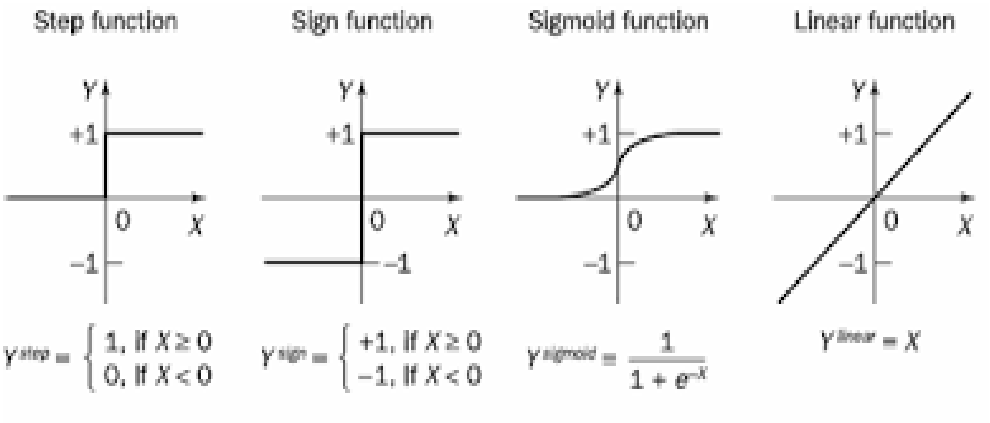
4- وحدات المعالجة: وتتمثل في كل من:

- **الأوزان (Wij)**: وتمثل الأهمية النسبية لكل مدخل من المدخلات
- **دالة التجميع**: وتمثل جمع حاصل ضرب كل مدخل في الوزن النسبي $\sum_i^n w_{ij}.x_i$
- **دالة التنشيط**: وتوجد غالبا أربع دوال مشهورة كما هو مبين في الشكل أدناه

[1]- حسام محمد محمد عثمان، استخدام الشبكات العصبية متعددة الطبقات في التنبؤ بمخاطر الائتمان لمنشآت الأعمال : دراسة تطبيقية ، مجلة الدراسات المالية والتجارية، العدد01، 2022، ص ص186-187.

[2]-روابح عبلة ، مرجع سابق، ص 139.

الشكل رقم (2-14): بعض أنواع دوال التنشيط



المصدر: روابح عبلة، مرجع سابق، ص141.

خامسا: أنواع الشبكات العصبية الاصطناعية

من أجل تحديد نوع الشبكة العصبية يعتمد الأمر على معيارين وهما عدد الطبقات وطريقة الانتشار، حيث تنقسم الشبكات العصبية بالاستناد على المعيار الأول يمكن تقسيم الشبكات العصبية الاصطناعية الى:

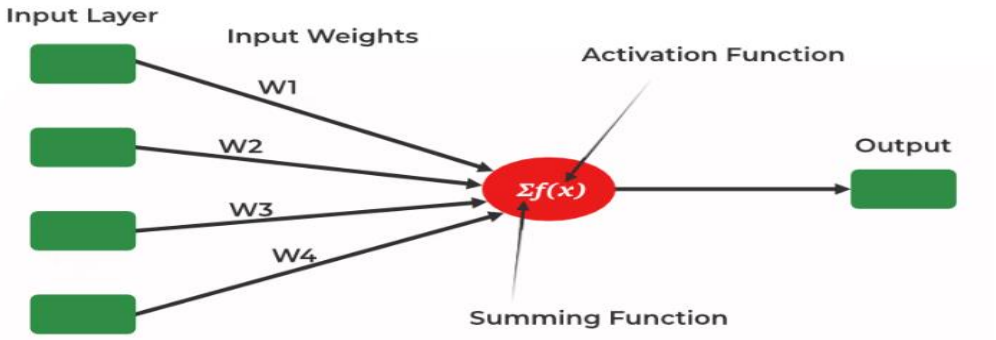
1- حسب معيار عدد الطبقات:

وتنقسم الشبكات العصبية الاصطناعية حسب هذا المعيار إلى:

1-1 شبكات عصبية اصطناعية ذات طبقة وحيدة (single layer perceptron)

وتكون على الشكل التالي:

الشكل رقم(2-15): تمثيل بياني لشبكة عصبية ذات طبقة وحيدة((perceptron

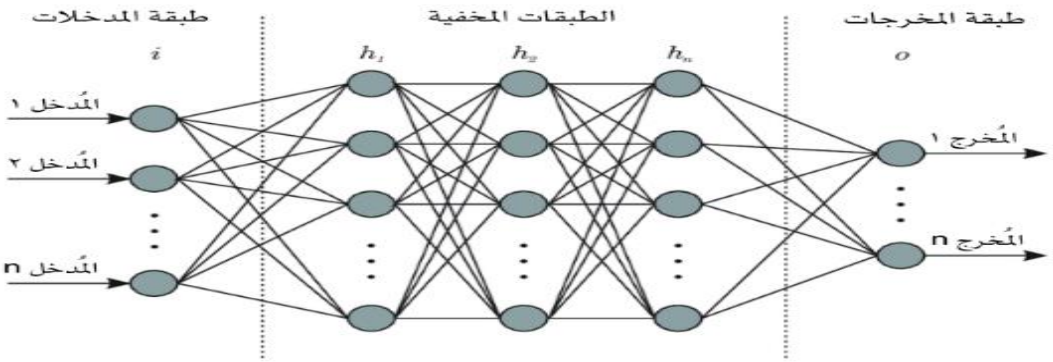


Source :https://media.geeksforgeeks.org/wp-content/uploads/20221219111343/Single-Layer-Perceptron.png

2-1 شبكات عصبية اصطناعية متعددة الطبقات :

حيث تحتوي على طبقة مخفية أو أكثر وتكون على الشكل التالي:

الشكل رقم (2-16): شبكة عصبية متعددة الطبقات



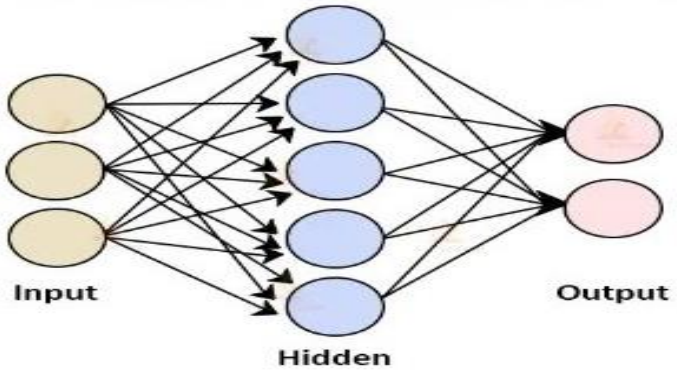
Source : https://www.nmthgiat.com/(كيف تصمم الشبكة العصبية الخاصة بك)

2- حسب معيار طريقة الانتشار:

وتنقسم الشبكات العصبية الاصطناعية حسب معيار الانتشار إلى:

2-1 شبكات عصبية ذات تغذية أمامية: تتكون هذه الشبكة من طبقة مدخلات وطبقة مخرجات مع طبقة مخفية أو أكثر، وتنتقل العمليات الحسابية فيها باتجاه واحد إلى الأمام من طبقة المدخلات إلى طبقة المخرجات، بحيث أن مخرجات كل طبقة تؤثر في الطبقة التي تليها فقط، والشكل أدناه يوضح معمارية هذه الشبكة[1]:

الشكل رقم (2-17): تمثيل بياني لشبكة عصبية متعددة الطبقات ذات تغذية أمامية



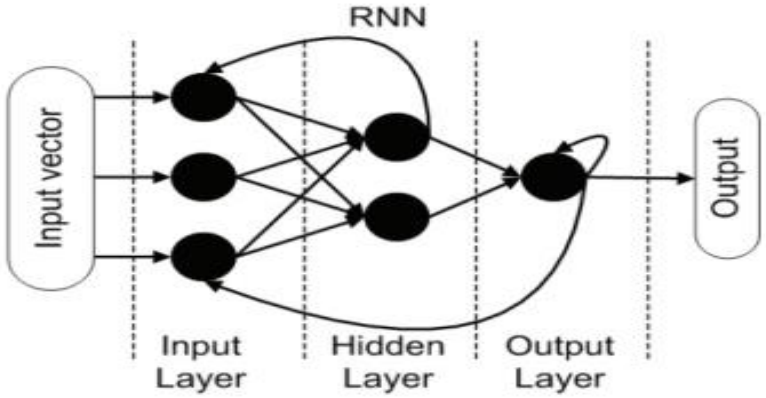
Source :https://dlarabic.com/wp-content/uploads/2023/05/1_WObrDLsglumg4CjMHfe0Rw.jpg

[1]-روابح عبلة، مرجع سابق، ص143.

2-2 شبكات عصبية ذات تغذية عكسية: وهي تشبه الشبكة العصبية ذات التغذية الأمامية، لكن دون قيود على الحلقات الراجعة، في هذه الحالات، لا تنتقل المعلومات في اتجاه واحد فقط، بل قد تنتقل أيضًا باتجاه عكسي، وهذا يُنشئ حالة داخلية للشبكة تُمكّنها من إظهار سلوك زمني ديناميكي، يمكن للشبكات العصبية الاصطناعية المتكررة استخدام ذاكرتها الداخلية لمعالجة أي تسلسل من المدخلات.[1]

والشكل التالي يوضح ذلك:

الشكل رقم (2-18): تمثيل الشبكة العصبية ذات التغذية العكسية



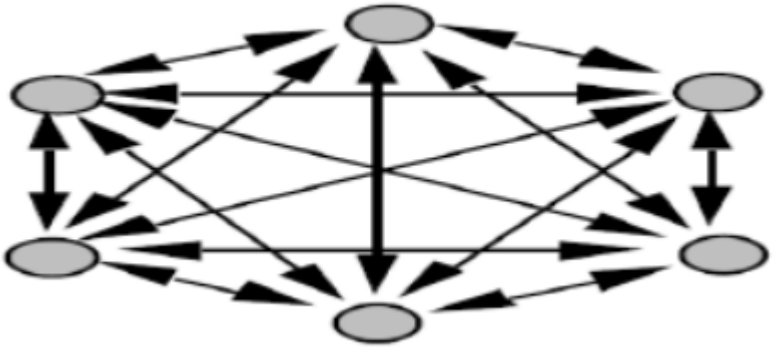
Source : Andrej Krenker and other, ibid,p06.

2-3 الشبكات العصبية التلافيفية(الحلقية): وهي تشبه الشبكات العصبية ذات التغذية العكسية في إمكانية عودة المعلومات إلى الخلف، لكن تتميز عنها في أن جميع العصبونات تكون متصلة مع بعضها البعض بشكل تام وهي الغالب تكون في شكل حلقة، وبالتالي يمكن إجراء العمليات الحسابية المعقدة أو الكبيرة جدا بشكل أكثر كفاءة، ويمكن توضيح هذا النوع في الشكل التالي[2] :

[1]-AndrejKrenker and other, Introduction to the Artificial Neural Networks،Faculty of Electrical,Engineering, University of Ljubljana, Slovenia,2004 ، p09. http://www.intechopen.com/

[2]- يخلف العربي، مرجع سابق، ص ص131-132.

الشكل رقم (2-19): التمثيل البياني لشبكة عصبية تلافيفية



المصدر: يخلف العربي، مرجع نفسه، ص 132.

سادسا: خطوات بناء نموذج شبكة عصبية لتصنيف طلبات القروض

يتم عادة تنفيذ نموذج الشبكة العصبية بلغة برمجة مثل البايثون أو من خلال برنامج ماتلاب، ويمكن حصر الخطوات على النحو التالي:

1- تحديد المشكلة: وتتمثل أساسا في تصنيف ثنائي (0.1) *classification* طلبات مقبولة وطلبات مرفوضة.

2- تحديد عينة الدراسة: وتتمثل في حجم عينة الدراسة (مجموعة من القروض تنقسم الى قروض مقبولة وأخرى مرفوضة).

3- تحديد المتغيرات: تتمثل المتغيرات في مجموعة من النسب المالية كمتغيرات كمية ومتغيرات نوعية (فوق المحاسبية).

4- تقسيم العينة: يتم تقسيم العينة إلى جزأين، جزء لتدريب الشبكة والجزء الآخر للاختبار.

5- تحديد هيكل الشبكة الملائم لمشكلة الدراسة: عدد العصبونات الذي يتوافق مع عدد المتغيرات المستقلة وتحديد عدد الطبقات.

6- تحديد خوارزمية التعلم للشبكة ونوع دالة التنشيط والتحويل.

7- تدريب النموذج: بعد ضبط الأوزان وتحديد كل من عدد الطبقات ومعدل التعلم وغيرها يتم تنفيذ النموذج.

8- اختبار النموذج: تطبيق النموذج على عينة الاختبار.

9- تقييم النموذج: مثل مصفوفة الارتباك ومقاييس التقييم (مقياس الدقة، مقياس الاسترجاع، F1-SCORE).

المطلب الثاني: الأنظمة الخبيرة

طالما اعتُبرت أنظمة دعم القرار واحدة من أهم نتاجات التطورات التكنولوجية في تطبيقات الذكاء الاصطناعي ، حيث تتميز هذه الأنظمة بتكلفة أقل وجودة أعلى مقارنةً بالأنظمة التي سبقتها، علاوةً على ذلك هناك حاجة متزايدة لتوجيه تطبيقات الذكاء الاصطناعي نحو احتياجات الإدارة في دعم عملية اتخاذ القرار وضمان فعاليتها ، وعليه يُعد الذكاء الاصطناعي تقنية حاسمة وقوية لتوليد المعرفة والأفكار لتحسين عملية صنع القرار، وهو نتاج التقاء الثورة التقنية في الأنظمة العلمية والحوسبة والتحكم الآلي من جهة مع المنطق والرياضيات من جهة أخرى.

أولا: تعريف الأنظمة الخبيرة

يُعرف نظام الخبرة (Expert System) بأنه برنامج حاسوبي يُدمج المهارات والمعرفة الخاصة بمُختصٍ بشري في مجال معقد، ويُعد هذا النظام أحد فروع دراسة الذكاء الاصطناعي الذي يركز على محاكاة طريقة معالجة الدماغ البشري للمشكلات وتعلمها، ويعمل نظام الخبرة على توظيف المعرفة غير الموثقة لدى الخبراء بطريقة تُمكّن غير المتخصصين من استخدامها.[1]

يُعرِّف البروفيسور (Edward Feigenbaum) من جامعة ستانفورد – وهو أحد الرواد الأوائل في تكنولوجيا أنظمة الخبرة – النظام الخبير بأنه "برنامج حاسوبي ذكي يستخدم المعرفة وإجراءات الاستدلال لحل

[1]-Ahmad Abdullah Mohammed AL-Mafrji and other, Expert Systems in Banking: Artificial Intelligence Application in Supporting Banking Decision-Making, International Journal of INTELLIGENT SYSTEMS AND APPLICATIONS IN ENGINEERING, vol 11, no 04, 2023, p63.

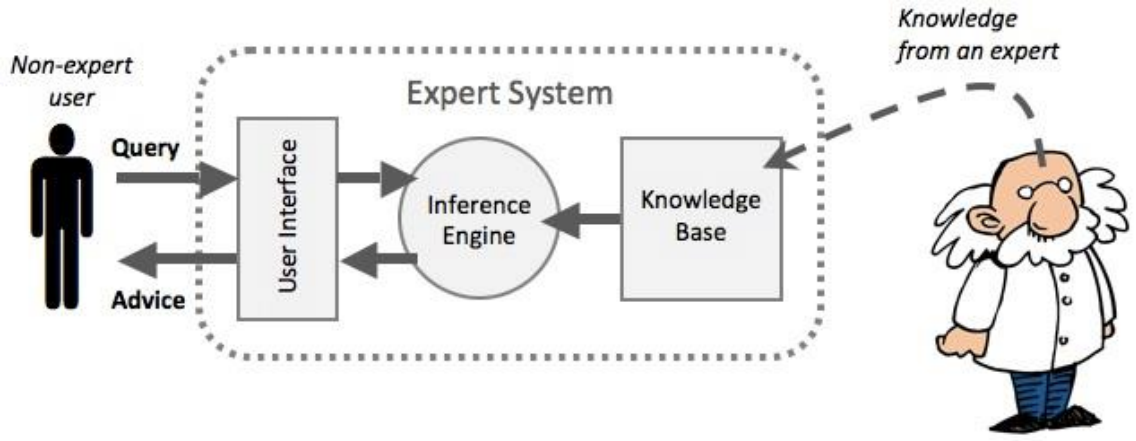
المشكلات التي تكون معقدة بما يكفي لتتطلب خبرة بشرية كبيرة لحلها"، بمعنى آخر فإن نظام الخبرة هو نظام حاسوبي يحاكي قدرة صنع القرار لدى الخبير البشري.[1]

كذلك يُعَرِّف (Expert System) بأنه نظام حاسوبي يتألف من قاعدة معرفية منظمة تحاكي قدرات الخبراء في حل المشكلات ضمن مجال تخصص محدد.[2]

ثانيا: مكونات النظام الخبير

يتكون النظام الخبير من خمسة أقسام رئيسية تتمثل في قاعدة البيانات للحقائق (Facts)، قاعدة المعرفة، محرك الاستدلال، ميكانيزم التفسير، واجهة المستخدم، والشكل الموالي يوضح مكونات النظام الخبير:

الشكل رقم (2-20): مكونات النظام الخبير



Source :https://tinyurl.com/expert-system (يوم 2025/07/09 على الساعة 13:54)

يمكن شرح كل قسم كالتالي[3]:

[1]- Joseph Giarratano And Gary Riley, Expert Systems: Principles and Programming, Third Edition, PWS Publishing Company, USA, 1998, pp 1-2.

[2]-Christian L. Dunis And Other, Artificial Intelligence in Financial Markets, Palgrave Macmillan, London, 2016, p11.

[3]-Rynah Rodrigues, AN EXPERT SYSTEM FOR DISBURSEMENT OF HOME LOANS, International Journal of Technical Research and Applications, Volume 3, Issue 5, 2015, pp 143-144.

1- قاعدة بيانات الحقائق (Database of Facts): تحتوي على جميع المدخلات التي يقدمها المستخدم، قد تكون هذه المدخلات ردًا على أسئلة يطرحها محرك الاستدلال حول وجود شروط معينة أو معرفة المستخدم الحالية بالمشكلة المطروحة.

2- قاعدة المعرفة(Knowledge Base): تحتوي على الحقائق والقواعد وهي لا تتضمن مجرد بيانات أو معلومات، بل تشمل العلاقات المتبادلة والنتائج المترتبة، والتنبؤات المستندة إلى تلك البيانات والمعلومات، يتم الحصول على هذا النوع من المعرفة من خبراء المجال، وتُستخدم هندسة المعرفة لتحويل تلك المعرفة إلى حقائق وقواعد.

3- محرك الاستدلال (Inference Engine): يربط بين قاعدة المعرفة وقاعدة بيانات الحقائق من أجل استنتاج القواعد واستخلاص الاستنتاجات منها، يمكن إجراء عملية الاستدلال بطريقتين، ويكمن الفرق بينهما في كيفية استخدام القواعد ويتم عرضهما كالتالي:

- **الاستدلال التقدمي (Forward Chaining)**: يستخدم أسلوبًا قائمًا على البيانات، حيث يتم مقارنة البيانات بالحقائق والقواعد ومن ثم يتم استخلاص الاستنتاجات منها، يعتمد على الأدلة المتوفرة لتحديد الهدف، ويتبع بنية "إذاً – فإن" (if-then).
- **الاستدلال الرجعي (Backward Chaining)**: يستخدم أسلوبًا قائمًا على الهدف، حيث يتم أولاً تحديد الهدف، ثم البحث عن البيانات اللازمة لتحقيقه، إذا وُجدت البيانات يُعتبر الهدف محققًا، وإلا فيُعتبر غير محقق، ويتبع بنية "فإن – إذا" (then-if).

4- ميكانيزم التفسير (Explanation Mechanism): تُعد هذه من الخصائص المهمة في نظم الخبير، فهي تشرح كيف توصل النظام إلى القرار، كما تتيح للمستخدم معرفة سبب طرحه لسؤال معين، وبما أن النظام قائم على القواعد، فإنه قادر على تزويد المستخدم بتفسير حول القواعد التي تم استخدامها خلال عملية الاستدلال، وهذا يمكّن المستخدم من تقييم مدى موثوقية القرار.

5- واجهة المستخدم(User Interface): تُستخدم للتفاعل مع المستخدم، حيث تتيح له إدخال البيانات، وعرض النتائج النهائية، وغير ذلك.

ثالثا: أهم نماذج الأنظمة الخبيرة المستخدمة في مجال معالجة طلبات القروض:

أن الأنظمة الخبيرة لها استخدامات عديدة في شتى المجالات، ولتوضيح دورها في جانب العمل المصرفي وتسيير وإدارة القروض توجد عدة نماذج كما موضح في الجدول التالي:

الجدول رقم (2-7): بعض نماذج الأنظمة الخبيرة في مجال منح القروض

النظام الخبير	الوصف
D&B expert system	يستخدم لمعالجة القروض على مستوى بيوت المقاصة (clearing house) في تحليل الخطر، ومن بين أهم مميزاته أنه يقدم تقرير عن مدى ملائمة الزبون بالنسبة للبنك في وقت قياسي تم تقديره بأقل من دقيقة
CREDEX	يستخدم في تقييم وضعية خطر منح القرض ، بحيث يساعد المحلل المكلف باعداد تقرير عن نوعية المؤسسة المقترضة ، ويعمل على مدى التوافق بين القرض والخطر مع تقديم كل التفسيرات والتوضيحات المناسبة .
COMPASS	هو نظام مبني على أساس القواعد التوجيهية ، حيث أن قاعدته المعرفية مشتقة من الخبرة الطويلة لمسير القروض التي لها علاقة بجانب تحليل النسب المالية وغيرها من المعلومات الخاصة بالقروض، وبعد اختبار هذا البرنامج قدم نتائج جد ايجابية من حيث تقليل الوقت وكذلك من حيث الفعالية.
CUBUS	ويصنف ضمن الأنظمة الخبيرة التي تهتم بكيفية تقييم وضعية الزبون عبر حساباته السنوية التجارية من أجل معرفة نقاط القوة المالية أو احتمالية تعثره ، والمدة التي يستغرقها هذا النظام في دراسة الملف لا تتعدى ثلاث دقائق
PAEMENIDE	هو نموذج البنك الايطالي، يهتم بطلب القروض التي تدرس وبشكل خاص على أساس توقع النشاط المستقبلي للمؤسسة المقترضة ، هذا البرنامج لا يغطي كافة جوانب والمعلومات المتعلقة بالقرض ، وبذلك يرجع القرار الأخير الى استشارة العامل البشري الخبير في المجال.
KABAL	هو نموذج نرويجي يساعد على التقرير في منح القرض انطلاقا من معالجته للميزانيات المالية ، الضمانات ، السوق، قدرات المؤسسة التنظيمية والتسييرية .
EVENT	نموذج البنك الفرنسي في مجال منح القروض ، يركز على خصائص المؤسسة المقترضة ، هيكلها المالي، حجم نشاطها، أدائها التسيري وتقييم المخاطرة، وقد توصل هذا النموذج الى نتائج ايجابية في عامل الوقت وتجنيب البنك للمخاطر

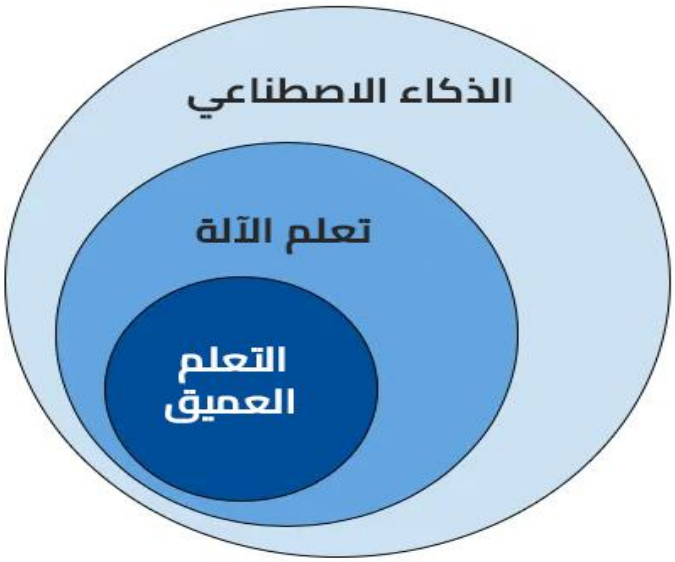
المصدر : من اعداد الباحث بالاعتماد على : بوداح عبد الجليل، استخدام الأنظمة الخبيرة في مجال اتخاذ قرار منح القروض البنكية _دراسة تحليلة تطبيقية، أطروحة دكتوراه، جامعة قسنطينة، 2007، ص ص78-80.

المطلب الثالث: خوارزميات تعلم الآلة لتصنيف طلبات القروض

يعتبر مجال تعلم الآلة من أهم فروع الذكاء الاصطناعي والذي يهدف إلى تعليم الحاسوب على أداء بعض المهام انطلاقا من قاعدة البيانات.

ويعتبر مجال التعلم الآلي جزء من الحقل الواسع للذكاء الاصطناعي والشكل التالي يوضح ذلك:

الشكل رقم (2-21): فرع التعلم الآلي ضمن حقل الذكاء الاصطناعي



source: https://academy.hsoub.com/programming/artificial-intelligence/تعلم-الآلة/

أولا: تعريف تعلم الآلة

يُعتبر تعريف(Tom M. Mitchell) أستاذ قسم التعلم الآلي في كلية علوم الحاسب بجامعة Carnegie Mellon University من أكثر التعريفات اختصارًا وقبولًا على نطاق واسع في مجال التعلم الآلي، حيث عرّف ميتشل التعلم الآلي كالتالي:

يُقال إن برنامجًا حاسوبيًا يتعلم من الخبرة (E) فيما يتعلق بفئة من المهام (T) ومقياس الأداء (P)، إذا تحسن أداؤه في المهام (T) وفقًا لمقياس (P) مع اكتساب الخبرة(E)[1].

[1]- TOM M MITCHELL, MACHINE LEARNING, McGraw-Hill, 1997, p02.

ما يعنيه هذا بشكل جوهري هو أنه يمكن اعتبار الآلة قادرة على التعلم إذا كانت قادرة على تجميع الخبرة من خلال أداء مهمة معينة، ثم تحسين أدائها في المهام المشابهة في المستقبل، عندما نشير إلى الخبرة السابقة، فإننا نعني البيانات التاريخية المرتبطة بالمهمة، هذه البيانات تُدخل إلى الآلة من مصدر ما.

كما يمكن تعريفه كالتالي[1]: يُعد التعلم الآلي (Machine Learning) أحد فروع علوم الحاسوب الذي يهتم بتطوير خوارزميات تعتمد لتكون مفيدة على مجموعة من الأمثلة المستمدة من ظاهرة ما، وقد تكون هذه الأمثلة مُستمدة من الطبيعة، أو صممها البشر يدويًا، أو أنتجتها خوارزمية أخرى.

كما يمكن تعريف التعلم الآلي بأنه عملية حل مشكلة عملية من خلال:

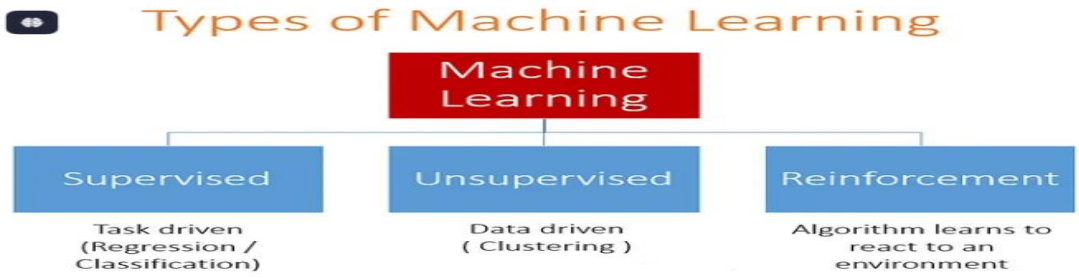
- جمع مجموعة بيانات(Dataset) .
- بناء نموذج إحصائي (Statistical Model) خوارزميًا اعتمادًا على تلك المجموعة.

حيث يُفترض استخدام هذا النموذج الإحصائي بطريقة ما لحل المشكلة العملية.

ثانيا: أنواع تعلم الآلة

توجد ثلاثة أنواع رئيسية لتعلم الآلة يمكن توضيحها في الشكل التالي:

الشكل رقم(2-22): أنواع تعلم الآلة



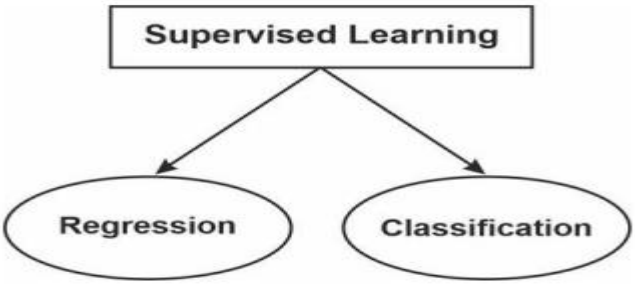
source:https://medium.com/deep-math-machine-learning-ai/different-types-of-machine-learning-and-their-types-34760b9128a2

[1]-Andriy Burkov, the Hundred-page machine learning book, Self-published,2019, p03. https://themlbook.com/

1- التعلم الموجه (supervised learning):

التعلم الموجّه[1] يُستخدم عندما تتوفّر بيانات على شكل متغيّرات مدخلة(input) وقيم هدفيّة (متغيّرات مخرَجة output)، وهذا النوع من البيانات عادة يطلق عليه مصطلح (data label) تقوم الخوارزمية باكتشاف دالة الربط بين المتغيّرات المدخلة والمخرَجة. كما تحتاج نماذج التعلم إلى كميات كبيرة من البيانات الموسومة (labeled)، وتُعتبر غير عمليّة في الحالات التي تعاني من ندرة البيانات. يمكن تصنيف هذه الأساليب إلى فئتين رئيسيّتين كما هو مبين في الشكل أدناه:

الشكل رقم(2-23): أساليب التعلم الموجه



source: Arpana Chaturvedi , Nitish Pathak, INTRODUCTION AND TYPES OF MACHINE LEARNING, ARTIFICIAL INTELLIGENCE AND THEIR APPLICATIONS, 2024, p156. ISBN: 978-93-6252-717-2

التعلم الخاضع للإشراف(الموجه) يمكن تصنيفه كما سبق إلى التصنيف والانحدار، وباعتبار كل منهما أمثلة على التعلم الخاضع للإشراف، فإنه من الضروري تقديم بيانات الإدخال (المتغيرات المستقلة أو input) مصحوبة بتسميات المخرجات (المتغير التابع أو target)، في حالة التصنيف يتم التنبؤ بفئة محددة، بينما في حالة الانحدار يتم التنبؤ بقيمة رقمية بناءً على بيانات التدريب، وبالتالي في التصنيف يكون نوع المخرجات منفصلاً (فئات محددة)، حيث نحاول إيجاد حدود فاصلة بين الفئات، ويتم التقييم عادة باستخدام مقياس الدقة.

[1]-Shagan Sah, Machine Learning: A Review of Learning Types, Preprints (www.preprints.org) ,11 July 2020, p01. https://doi.org/10.20944/preprints202007.0230.v1 .

أما في الانحدار يكون نوع المخرجات مستمراً (قيم رقمية) حيث نحاول إيجاد أفضل خط ملائم للبيانات، أي إيجاد دالة خطية أو متعددة الحدود لتمثيل البيانات، ويتم التقييم باستخدام مجموع الأخطاء المربعة.

من الجدير بالذكر أن نفس المشكلة يمكن نمذجتها إما كتصنيف أو كانحدار، مثال على ذلك هو التنبؤ بدرجة الحرارة، حيث في التصنيف نتنبأ بما إذا كانت درجة الحرارة غداً ستكون حارة أو باردة، بينما في الانحدار نتنبأ بقيمة درجة الحرارة الفعلية غداً.[1]

ويمكن عرض بعض الأمثلة عن التعلم الموجه في التصنيف والانحدار في الجدول التالي:

الجدول رقم (2-8): أمثلة في مسائل الانحدار والتصنيف

المثال	فضاء المدخلات (X)	فضاء المخرجات F (x)	النوع
التعرف على الوجوه	قيم شدة البيكسل الأولية لصور الوجوه (x)	اسم شخص	تصنيف
الموافقة على القروض	خصائص العملاء (العمر، الوظيفة، الخ)	الموافقة أو الرفض	تصنيف
التنبؤ بطول الطلاب	خصائص الطلاب (الوزن، العمر، الطول)	الطول	انحدار
تصنيف السيارات	مواصفات السيارات (قوة المحرك، السعر)	سيارة عائلية أو غير ذلك	تصنيف
التنبؤ بهطول الأمطار	خصائص (السنة، الشهر، كمية الهطول)	كمية الهطول	انحدار
تصنيف المستندات	الكلمات في المستندات	رياضية، سياسية ...الخ	تصنيف
التنبؤ بأسعار الأسهم	معلومات السوق حتى الوقت t	سعر السهم	انحدار
تصنيف الخلايا	خصائص الخلايا	خلية أنيمية أو خلية سليمة	تصنيف

source:T V Geetha and S Sendhil kumar, ibid, p93.

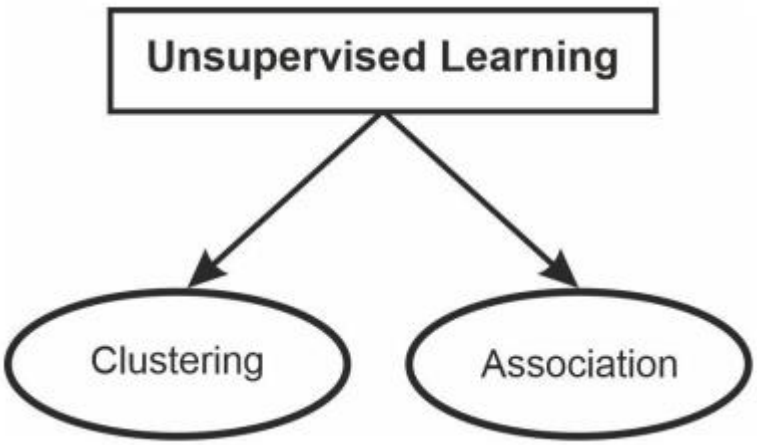
[1]- T V Geetha and S Sendhilkumar, Machine Learning Concepts, Techniques and Applications, CRC Press, 2023, pp 92-93.

2- التعلم غير الموجه(Unsupervised learning):

ويطلق عليه كذلك التعلم غير خاضع للإشراف، وهو نوع من تعلم الآلة، وهذا النوع لا يعتمد على البيانات الموسومة (labeled)، أي أنه لا يحتاج للاسترشاد بتصنيفات محددة مسبقا، بل تقوم الخوارزمية باستكشاف الأنماط والرؤى الخفية داخل البيانات بشكل مستقل، يكتسي هذا النوع من تعلم الآلة أهمية بالغة لأن الحصول على بيانات غير موسومة أيسر من الحصول على بيانات موسومة، والتي تتطلب عادة إلى تدخل بشري للتعليق عليها، كما يمكن للتعلم غير موجه أن يساعد في تحديد السمات المفيدة لعمليات التصنيف.[1]

ومن بين أشهر أنواع التعلم غير خاضع للإشراف نجد ما يسمى بالتجميع (Clustering)، وقواعد الارتباط (Association Rules) كما هو موضح في الشكل التالي:

الشكل رقم (2-24): أنواع التعلم غير الموجه



source:ArpanaChaturvedi , NitishPathak,opcit, p 164.

التجميع (Clustering) وهو عملية تقسيم مجموعة البيانات إلى مجاميع (مجموعات) بحيث يتمتع الأعضاء داخل كل مجموعة بتشابه في السمات.[2]

أما بخصوص قواعد الارتباط (Association Rules) هي أسلوب يساعد في اكتشاف العلاقات بين المتغيرات داخل قواعد البيانات الكبيرة، حيث تقوم بتحديد مجموعات العناصر التي تتكرر معًا بشكل متكرر في مجموعة البيانات، حيث تعمل قواعد الارتباط على تعزيز استراتيجيات التسويق من خلال الكشف عن أنماط مثل العملاء

[1]-Ally S. Nyamawe and others, Practical Machine Learning A Beginner's Guide with Ethical Insights, CRC PRESS, 2025,p04.

[2]-SeyedehLeili Mirtaheri and Reza Shahbazian, Machine Learning Theory to Applications, CRC Press, 2022, p33.

الذين يشترون عنصرًا معينًا (مثل الخبز) غالبًا ما يشترون أيضًا عنصرًا آخر (مثل الزبدة أو المربى)، يعد تحليل سلة السوق (Market Basket Analysis) مثالًا كلاسيكيًا على هذه التقنية.[1]

كذلك تجدر الإشارة على أنه توجد أساليب أخرى ضمن مجال التعلم غير خاضع للإشراف، ومن بينها نجد ما يعرف بتقنية تقليل الأبعاد (Dimensionality Reduction)، حيث تحتوي بعض السمات (الأبعاد) على قدر ضئيل من المعلومات المفيدة، مما يعني جوهريًا إمكانية استبعاد بعض هذه السمات.

في عملية خفض الأبعاد يتم إسقاط النقاط ذات الأبعاد العالية إلى فضاء منخفض الأبعاد مع الحفاظ على "الجوهر" الأساسي للبيانات والمسافات بينها بأكبر قدر ممكن، بعد هذا الإسقاط يتم حل مسائل التعلم في الأبعاد المنخفضة.[2]

عموما يجب الإشارة إلى أن أنواع تعلم الآلة لا تقتصر على النوعين السابقين الذكر (التعلم الخاضع للإشراف والتعلم غير خاضع للإشراف) فقط، يوجد كذلك نوعين لم نتطرق لهما، يمكن عرضها بشكل وجيز كالتالي:

3- التعلم شبه خاضع للإشراف (Semi-Supervised Learning):

في تعلّم الآلة شبه المشرف يتضمن جزء من بيانات التدريب بعض المخرجات(output) المرغوبة ولكن ليس بشكل كامل كما هو الحال في التعلم المشرف، في العديد من التطبيقات، بينما تكون عينات التدريب غير الموسومة متاحة بسهولة، فإن الحصول على عينات موسومة يكون مكلفًا، وبالتالي يكتسب التعلم شبه المشرف أهمية كبيرة.

في هذا النوع من التعلم، نستخدم البيانات غير الموسومة لتعزيز مجموعة صغيرة من العينات الموسومة لتحسين عملية التعلم.[3]

4- التعلم بالتعزيز (Reinforcement Learning):

هو ذلك النوع الذي يركز على التدريب من خلال التفاعل مع البيئة بهدف تعظيم المكافأة التراكمية مع مرور الوقت، على عكس التعلّم المشرف الذي يهدف إلى التعلّم من أمثلة موسومة، أو التعلّم غير المشرف القائم على اكتشاف الأنماط في البيانات، فإن التعلّم بالتعزيز يتعامل مع عامل ذاتي (agent) يجب أن يتخذ قرارات بديهية ويتعلم من أفعاله، غالبًا دون الاعتماد على بيانات موجودة مسبقًا.

[1]-Arpana Chaturvedi , Nitish Pathak, op cit, p164. ISBN: 978-93-6252-717-2
[2]- T V Geetha and S Sendhil kumar, op cit, p230.
[3]- T V Geetha and S Sendhil kumar, ibid, p95.

الفكرة الأساسية هي تعلم كيفية عمل العالم (مثل أي إجراء يحقق مكافأة (إيجابية) وأيها لا يحقق ذلك) لتعظيم المكافآت التراكمية مع الزمن من خلال الاستكشاف بالتجربة والخطأ.

يدور التعلّم بالتعزيز حول عدة مفاهيم رئيسية: الحالات (States)، والإجراءات (Actions)، والسياسة (Policy)، والمكافآت (Rewards)، وديناميكيات الانتقال (Transition Dynamics/Probabilities)، ونموذج البيئة (Environment Model)، يلعب كل من هذه المكونات دورًا حاسمًا في تحديد تفاعل العامل مع بيئته وعملية التعلّم الشاملة.[1]

ثالثا: أهم خوارزميات تعلم الآلة المستخدمة في تصنيف طلبات القروض

تعتبر ظاهرة تصنيف القروض مسألة يمكن حلها بنماذج تعلم الآلة الخاضعة للإشراف وذلك بافتراض وجود قاعدة بيانات موسومة (تتوفر لدينا مسبقا المخرجات)، حيث توجد عدة خوارزميات يمكن استخدامها في مجال التصنيف، نذكر أشهرها الأتي:

1- خوارزمية متجه الدعم الآلي:support vector machine

تعد خوارزمية[2](SVM) إحدى أهم خوارزميات التعلم الآلي الإشرافي المستخدمة في مهام التصنيف والانحدار، حيث تعتمد على إنشاء مستوي فاصل ذي هامش أقصى (maximum-margin hyper plane) لفصل عينات البيانات بشكل أمثل، تعمل الخوارزمية على إيجاد المستوى الفاصل الذي يحقق أكبر مسافة ممكنة بين أقرب نقاط البيانات من الفئات المختلفة، المسماة بالمتجهات الداعمة، مما يضمن نموذجاً دقيقاً وقوياً.

تتميز SVM بقدرتها على التعامل مع كل من البيانات الخطية وغير الخطية، حيث تستخدم "خدعة النواة" (kernel trick) لتحويل البيانات إلى فضاء ذي أبعاد أعلى عند الحاجة، مع توفر عدة خيارات لدوال النواة مثل الخطية ومتعددة الحدود ودالة الأساس الشعاعي (RBF) والسجمويدية.

تبرز قوة هذه الخوارزمية في مقاومتها للإفراط في التكيف (overfitting) واعتمادها فقط على المتجهات الداعمة في بناء النموذج، إضافة إلى مرونتها في التحكم بتعقيد النموذج من خلال معايير مثل معامل التكلفة (C) والمعايير الخاصة بدوال النواة.

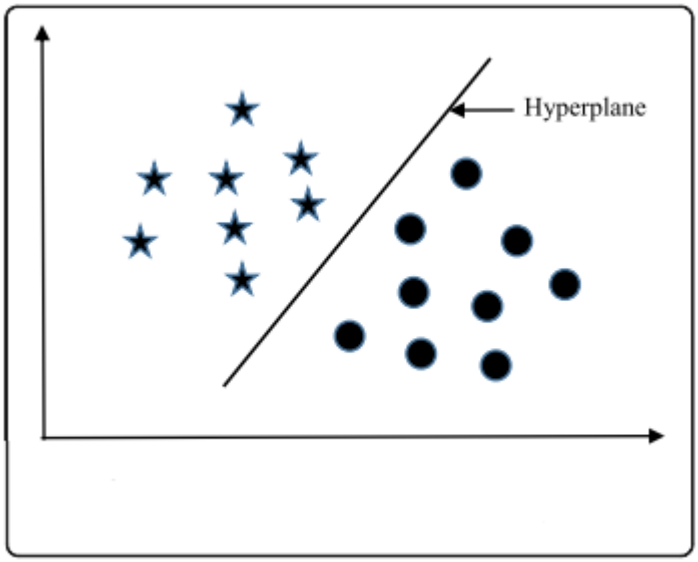
[1]-Majid Ghasemi, and Dariush Ebrahimi, Introduction to Reinforcement Learning, arxiv, 03 de 2024,p 01. https://arxiv.org/pdf/2408.07712 .

[2]-Yituo Feng and Jungryeol Park, Using machine learning-based binary classifiers for predicting organizational members' user satisfaction with collaboration software, PeerJComput. Sci,2023, pp 10-11. DOI 10.7717/peerj-cs.1481 .

بفضل هذه المميزات، أصبحت SVM أداةً أساسية في مجالات متعددة كالمعلوماتية الحيوية والتمويل والتعرف على الصور، حيث تقدم حلاً فعالاً ودقيقاً لمختلف التحديات في معالجة البيانات الخطية وغير الخطية.

كما يمكن توضيح خوارزمية المتجه الدعم الآلي بيانيا في الشكل التالي:

الشكل رقم(2-25): رسم بياني لخوارزمية متجه الدعم الآلي



source: Shahadat Uddin and other, Comparing different supervised machine learning algorithms for disease prediction, BMC Medical Informatics and Decision Making, vol19, no281,2019, p03. https://doi.org/10.1186/s12911-019-1004-8 .

2- خوارزمية شجرة القرار decision tree:

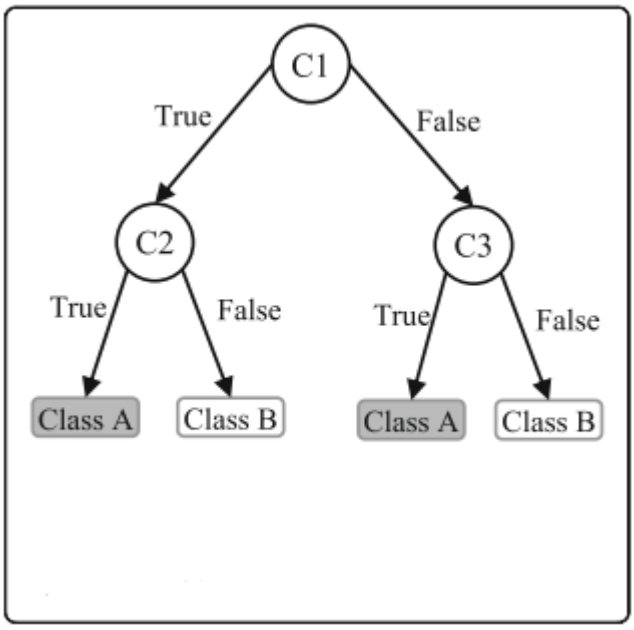
شجرة القرار[1](DT) هي إحدى أقدم وأبرز خوارزميات التعلم الآلي، تمثل شجرة القرار المنطقَ القرارِي (أي الاختبارات والنتائج المقابلة) لتصنيف عناصر البيانات في هيكل شبيه بالشجرة، تحتوي عُقد شجرة القرار عادةً على مستويات متعددة، حيث تُسمى العقدة الأولى أو العليا العقدة الجذرية، تمثل جميع العُقد الداخلية (أي العُقد التي لديها عقدة فرعية واحدة على الأقل) اختبارات على متغيرات أو سمات الإدخال، بناءً على نتيجة الاختبار، تتفرع خوارزمية التصنيف نحو العقدة الفرعية المناسبة، حيث تتكرر عملية الاختبار والتفرع حتى الوصول إلى العقدة الورقية.

تمثل العُقد الورقية (أو الطرفية) نتائج القرار، وقد وُجد أن أشجار القرار سهلة التفسير وسريعة التعلم، كما أنها نموذج شائع في العديد من المجالات الطبية والإدارية، عند اجتياز الشجرة لتصنيف عينة ما، توفر نتائج جميع الاختبارات

[1]-Shahadat Uddin and others, ibid, p03.

في كل عقدة على المسار معلومات كافية لاستنتاج فئتها، يوضح الشكل الموالي مثالًا توضيحيًا لشجرة قرار مع عناصرها وقواعدها:

الشكل رقم(2-26): تمثيل بياني لخوارزمية شجرة القرار



source: Shahadat Uddin and others, ibid, p04.

3- خوارزمية الغابة العشوائية Random forest:

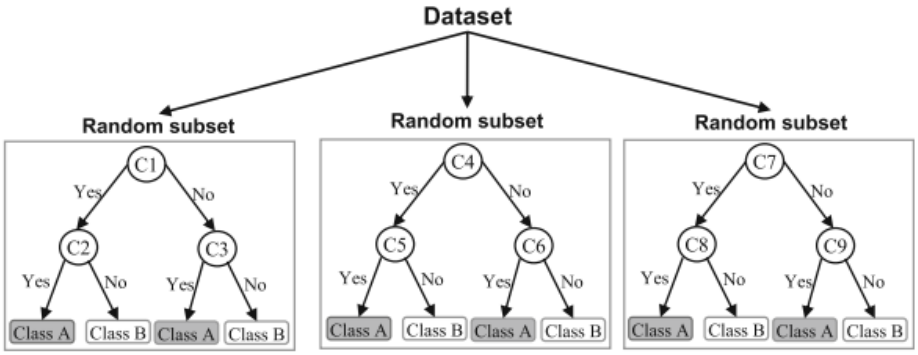
الغابة العشوائية[1](RF) هي مصنف تجميعي يتكون من العديد من أشجار القرار (DTs)، على غرار كون الغابة مجموعة من العديد من الأشجار، غالبًا ما تؤدي أشجار القرار العميقة جدًا إلى الإفراط في التكيف (Overfitting) مع بيانات التدريب، مما ينتج عنه تباين عالٍ في نتائج التصنيف حتى مع التغيير الطفيف في بيانات الإدخال، كما أنها حساسة جدًا لبيانات التدريب مما يجعلها عرضة للخطأ مع بيانات الاختبار.

يتم تدريب أشجار القرار المختلفة في الغابة العشوائية باستخدام أجزاء مختلفة من مجموعة بيانات التدريب لتصنيف عينة جديدة، يتم تمرير متجه الإدخال الخاص بتلك العينة عبر كل شجرة قرار في الغابة، تقوم كل شجرة قرار بعد ذلك بدراسة جزء مختلف من متجه الإدخال وتعطي نتيجة تصنيف. ثم تختار الغابة التصنيف النهائي بناءً على التصويت الأكثر"vote" (لنتائج التصنيف المنفصلة) أو المتوسط الحسابي لجميع الأشجار (لنتائج التصنيف الرقمية).

[1]-Shahadat Uddin and others, ibid, pp 03-04.

نظرًا لأن خوارزمية الغابة العشوائية تأخذ في الاعتبار نتائج العديد من أشجار القرار المختلفة، فإنها يمكنها تقليل التباين الناتج عن الاعتماد على شجرة قرار واحدة لنفس مجموعة البيانات، يوضح الشكل أدناه تمثيلاً توضيحيًا لخوارزمية الغابة العشوائية:

الشكل رقم (2-27): تمثيل بياني لخوارزمية الغابة العشوائية



source: Shahadat Uddin and others, ibid, p04.

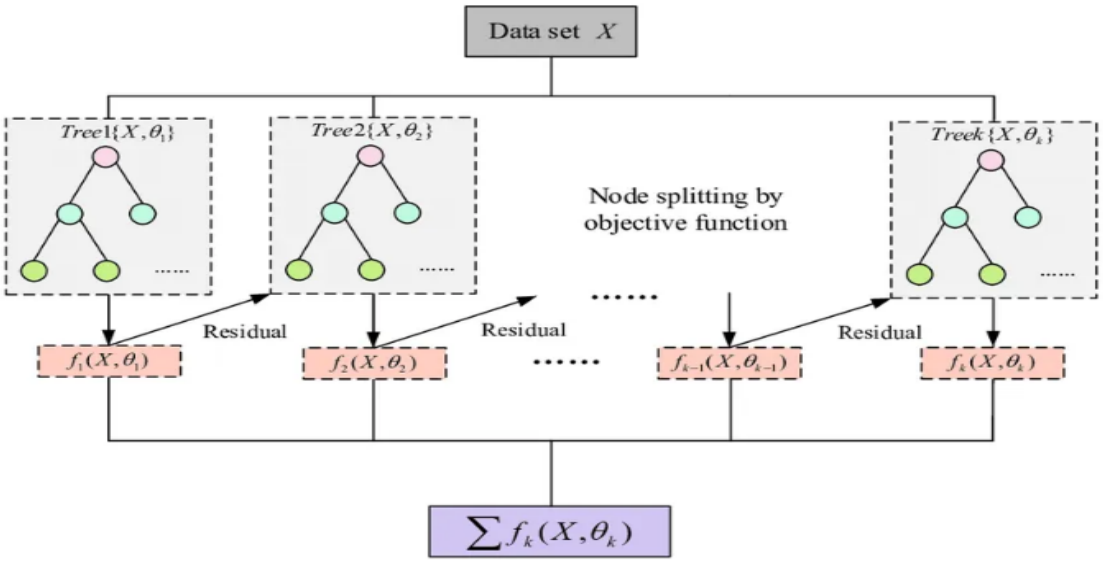
4- خوارزمية تعزيز التدرج الشديد:

تُعد خوارزمية[1] XGBoost (اختصاراً لـ eXtreme Gradient Boosting) إحدى الخوارزميات القوية والفعالة في مجال التعلم الآلي، المصممة خصيصاً لمعالجة مشكلات التصنيف والانحدار والترتيب، تمثل هذه الخوارزمية امتداداً متطوراً لخوارزمية تعزيز التدرج (Gradient Boosting)، حيث تجمع بين نقاط قوة متعدد من المتعلمات الضعيفة (التي تكون عادةً أشجار قرار) لبناء نموذج أكثر دقة ومتانة.

اكتسبت XGBoost شعبية واسعة نظراً لأدائها المتفوق وقابليتها للتوسع ومرونتها في مختلف المجالات بما في ذلك التمويل والرعاية الصحية ومعالجة اللغات الطبيعية، يعتمد المبدأ الأساسي للخوارزمية على عملية تكرارية لبناء متعلم قوي من خلال تحسين دالة هدفيه تتكون من دالة خسارة تقيس الفرق بين النتائج المتوقعة والقيم الفعلية، بالإضافة إلى مصطلح تنظيمي يمنع الإفراط في التكيف (Overfitting) من خلال معاقبة النماذج المعقدة. تستخدم XGBoost تقنية تعزيز التدرج التي تعتمد على نموذج جمعي يقوم بتحديث المتعلمات الضعيفة من خلال تقليل دالة الخسارة باستخدام أسلوب النزول التدرجي (Gradient Descent)، مما يجعلها أداة فعالة للتعامل مع التحديات المعقدة في تحليل البيانات، والشكل الموالي يوضح طريقة عمل خوارزمية XGBoost:

[1]-Yituo Feng and Jungryeol Park, op cit, pp 09-10.

الشكل رقم (2-28): رسم توضيحي لطريقة عمل خوارزمية XGBoost



source:https://medium.com/@fraidoonomarzai99/xgboost-classification-in-depth-979f11ef4bf9 تم الاطلاع يوم 2025/07/17 على الساعة 10:56

رابعا: خطوات بناء نموذج تعلم الآلة لتصنيف طلبات القروض

من أجل تنفيذ خوارزمية معينة في نماذج تعلم الآلة، توجد خطوات محددة يجب إتباعها، سيتم عرضها كالتالي:

1- تحديد المشكلة والأهداف: من خلال معرفة المشكلة يتضح هل يجب استخدام نماذج التصنيف أم نماذج للتنبؤ(انحدار)، وتتمثل الأهداف في الحصول على أعلى دقة تصنيف، السرعة في الأداء.

2- جمع البيانات: يتم جمع البيانات من عدة مصادر حسب طبيعة المشكلة وأماكن توفرها، حيث توجد عدة مواقع الكترونية تعتبر قاعدة بيانات، كما يمكن الحصول على البيانات من مصادر مختلفة، بنوك ، مؤسسات، هيئات، الخ.

3- تحضير البيانات استكشافها ومعالجتها: من خلال عرضها في منحنيات وأشكال بيانية، يمكن اكتشاف كل من:

- القيم متطرفة
- القيم مفقودة
- التوزيع الطبيعي للبيانات

حيث يتم معالجة كل هذه المشاكل وتحضير البيانات كذلك إجراء بعض التحويلات على المتغيرات النصية إذا وجدت، ومن ثما يتم تقسيمها إلى عينتين للتدريب والاختبار (80% للتدريب و20% للاختبار، كمثال روتيني).

4- اختيار الخوارزمية المناسبة: مثل خوارزمية svm أو خوارزمية الغابة العشوائيةRF، XGBoost، ..الخ في الغالب يتم اختيار الخوارزمية المناسبة بالاستناد على طبيعة البيانات إذا ما كانت متوازنة أم لا، حيث يختلف أداء كل خوارزمية عن الأخرى حسب طبيعة البيانات، كما أشرنا سابقا مثلا خوارزمية XGBoost تكون فعالة مع البيانات المعقدة وغير المتوازنة.

5- تدريب النموذج: بعد ضبط المعايير الأولية (المعلمات) يتم تعليم النموذج على عينة التدريب .

6- تقييم النموذج[1] :وذلك من خلال المعايير التالية

- مصفوفة الارتباك (Confusion Matrix).

الشكل رقم (2-29):مصفوفة الارتباك

	موجب حقيقي	سلبي حقيقي
توقع ايجابي	موجب صحيح (TP)	موجب خاطئ (TN)
توقع سلبي	سلبي خاطئ (FN)	سلبي صحيح (TN)

المصدر: من إعداد الباحث بالاعتماد على Ally S. Nyamawe and others, op cit, p 98-100.

ومن خلال نتائج المتحصل عليها في المصفوفة السابقة يمكن حساب مقاييس الأداء كالتالي:

- **الدقة (Accuracy)**: يُحسب معدل الدقة (Accuracy) كمقياس لأداء النموذج عن طريق تحديد نسبة الحالات المصنفة بشكل صحيح إلى إجمالي عدد الحالات المقيَّمة، وفقًا للصيغة التالية:

$$ACC = \frac{TP + TN}{TP + FP + FN + TN}$$

- **الدقة التنبؤية الايجابية (Precision / Positive Predictive Value)**: تقيس نسبة الحالات الإيجابية التي تم التنبؤ بها بشكل صحيح من بين جميع الحالات المصنفة على أنها إيجابية.

[1]- Ally S. Nyamawe and others, op cit, p 98-100.

$$précision = \frac{TP}{TP + FP}$$

- **الاستدعاء (Recall / Sensitivity / True Positive Rate – TPR)**:

يقيس هذا المقياس قدرة النموذج على التعرف على الحالات الإيجابية الفعلية بشكل صحيح، أي نسبة الحالات الإيجابية التي تم تصنيفها بدقة من بين إجمالي الحالات الإيجابية الحقيقية.

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN}$$

- **مقياس F1 SCORE**: درجة f1 هي المتوسط التوافقي (Harmonic Mean) بين مقياسي الدقة (Precision) الاستدعاء (Recall)، يوفر هذا المقياس تقييمًا متوازنًا لأداء النموذج على كل من الحالات الإيجابية والسلبية.

$$F1 = 2 * \frac{precision * recall}{precision + recall}$$

7- تحسين النموذج: وذلك من خلال ضبط المعايير من أجل الحصول على مستوى دقة أفضل، وتجنب الإفراط في التكيف، وتوجد بعض التقنيات لتحسين النماذج منها الخوارزمية الجينية (GA) والبحث الشبكي (GridSearch) والبحث العشوائي (Random search).

خامسا: Overfitting و Underfitting في نماذج تعلم الآلة[1]

يعتبر النقص في التعلم (Underfitting) أو الإفراط في التعلم (Overfitting) حالات قد يواجهها النموذج في مرحلة التدريب، وقد ذكرنا مصطلح الإفراط في التعلم سابقا، لذلك من المهم شرح ماذا يعني كل واحد منهم.

[1]- Saikat Dutt And Other, Machine Learning, Pearson India Education Services Pvt.Ltd,2019, pp 150-151. ISBN 978-93-530-6669-7

1- Underfitting :

إذا تم الإبقاء على الدالة الهدف (النموذج) بسيطة أكثر من اللازم، فقد تعجز عن التقاط الفروق الدقيقة الأساسية وتمثيل البيانات الأساسية بشكل جيد، غالباً ما تحدث حالة نموذجية للتدني في الأداء عند محاولة تمثيل بيانات غير خطية (non-Linear) باستخدام نموذج خطي(Linear model) .

في كثير من الأحيان، يحدث النقص في الأداء(التعلم) بسبب عدم توفر بيانات تدريب كافية، حيث تؤدي هذه المشكلة إلى أداء ضعيف مع بيانات التدريب بالإضافة إلى تعميم ضعيف على بيانات الاختبار.

يمكن تجنب النقص في الأداء عن طريق:

- استخدام المزيد من بيانات التدريب.
- تقليل الميزات (المتغيرات) من خلال اختيار ميزات فعالة(feature selection) .

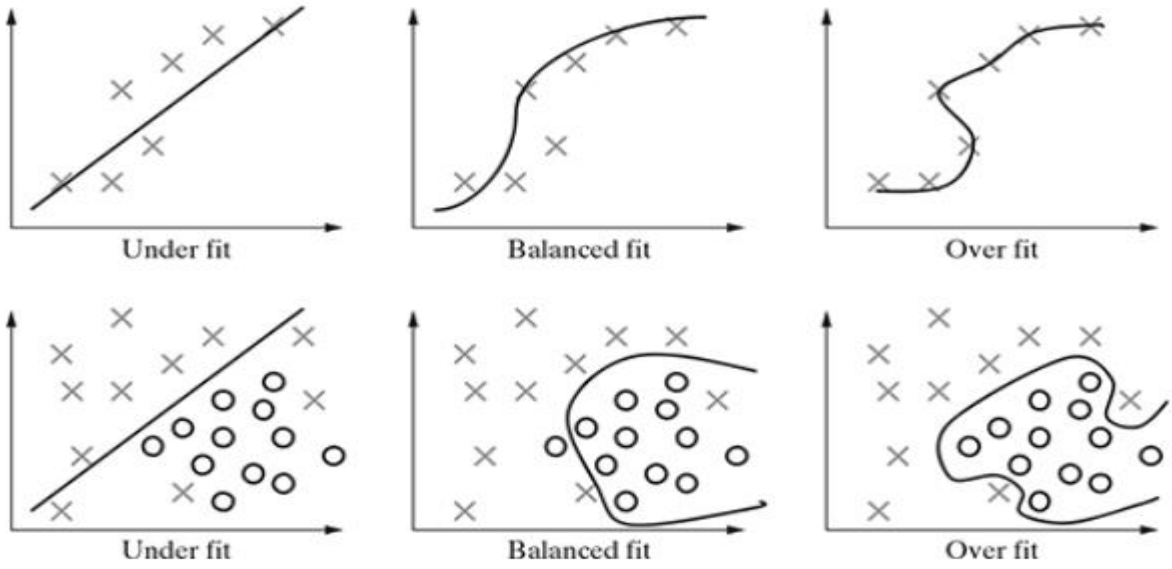
2- Overfitting :

يشير الإفراط في التعلم (Overfitting) إلى الحالة التي يتم فيها تصميم النموذج بطريقة تحاكي بيانات التدريب عن كثب بشكل مفرط، في مثل هذه الحالة أي انحراف محدد في بيانات التدريب مثل الضوضاء أو القيم الشاذة يتم تضمينه في النموذج، وهذا يؤثر سلبًا على أداء النموذج عند تطبيقه على بيانات الاختبار.

يحدث الإفراط في التعلم (يطلق عليه كذلك مصطلح الإفراط في التخصيص)، في كثير من الحالات نتيجة محاولة نموذج معقد بشكل مفرط ليتطابق بدقة مع بيانات التدريب.

والشكل الموالي يوضح الحالتين (Overfitting And Underfitting) في التصنيف والانحدار:

الشكل رقم(2-30): رسم توضيحي لحالة Overfitting And Underfitting



Source: Saikat Dutt And Other, Machine Learning, ibid, p150.

تحاول دالة الهدف في هذه الحالات التأكد من أن جميع نقاط بيانات التدريب يتم تقسيمها بشكل صحيح بواسطة حدود القرار(decision boundary) ، ومع ذلك في أغلب الأحيان لا يتم تكرار هذه الطبيعة الدقيقة في مجموعة بيانات الاختبار المجهولة، وبالتالي تؤدي دالة الهدف إلى تصنيف خاطئ في مجموعة بيانات الاختبار.

ينتج عن overfitting أداءً جيدًا مع مجموعة بيانات التدريب، ولكن تعميمًا ضعيفًا وبالتالي أداءً ضعيفًا مع مجموعة بيانات الاختبار.

يمكن تجنب التجاوز في التخصيص عن طريق:

- استخدام تقنيات إعادة أخذ العينات مثل التحقق التبادلي (k-fold cross validation).
- استبعاد جزء من البيانات للتحقق (hold back a validation data set).
- إزالة العقد (nodes) التي تمتلك قوة تنبؤية قليلة أو معدومة لمشكلة التعلم الآلي المحددة.

وعلى العموم، كلتا الحالتين تؤثر في انخفاض جودة التصنيف وهو ما ينعكس على انخفاض دقة التصنيف.

خلاصة الفصل

لقد حدثت تطورات كبيرة ضمن ما يسمى الذكاء الاصطناعي، لقد تبين أن الأمر في البداية انطلق من استخدام بعض الأساليب الإحصائية البسيطة من أجل تقدير خطر القرض مثل طريقة رجال القرض التي تهتم بالجانب المالي والاقتصادي والشخصي، ونموذج القرض التنقيطي الذي يعتمد على متغيرات المحاسبية، ونموذج الانحدار اللوجستي الذي يعتمد على المتغيرات الكمية والنوعية.

وفي الفترة الأخيرة ظهرت نماذج أكثر تطورا لها القدرة على التعامل مع البيانات المعقدة والكبيرة مثل نماذج الشبكات العصبية الاصطناعية والنظم الخبيرة ونماذج تعلم الآلة والتي تفوقت على النماذج التقليدية من حيث الدقة والأداء، كما تسعى هذه الدراسة في جانبها التطبيقي إلى محاولة بناء نماذج تعلم الآلة لتصنيف عينة من المؤسسات الاقتصادية الجزائرية، كما نهدف في الجانب التطبيقي إلى إبراز كيفية تطبيق تقنية الخوارزمية الجينية في تحسين دقة نماذج تعلم الآلة.

الفصل الثالث:

تطبيق بعض نماذج تعلم الآلة في تصنيف طلبات القروض وتحسينها بالخوارزمية الجينية

تمهيد:

بعد ما تم عرض مختلف الطرق التي تستخدم في تصنيف طلبات القروض في الفصل السابق، حيث توجد طرق إحصائية وطرف أخرى تتمثل في النماذج والأنظمة والخوارزميات التابعة إلى حقل الذكاء الاصطناعي، يتناول هذا الفضل تطبيق عملي لتصنيف المؤسسات إلى سليمة وعاجزة، وتم الاعتماد على خوارزميات تعلم الآلة في بناء نماذج تصنيفية (خوارزمية شجرة القرار، خوارزمية الغابة العشوائية، خوارزمية تعزيز التدرج الشديد)، ومن ثم يتم القيام بتحسين هذه النماذج من خلال تنفيذ خوارزمية جينية للبحث عن المعلمات الفائقة لهذه النماذج

وبعد تقدير هذه النماذج يتم تقييمها ومقارنة نتائجها من حيث مساهمة تقنية الخوارزمية الجينية في عملية التحسين، وكذلك في التفاوت بين دقة التصنيف التي تحققها هذه النماذج

ولتغطية هذا الفصل تم تقسيمه إلى ثلاث مباحث كالتالي:

المبحث الأول: الإطار العام للدراسة

المبحث الثاني: التقديم الرياضي لخوارزميات تعلم الآلة المستخدمة

المبحث الثالث: تطبيق النماذج ومناقشة النتائج

المبحث الأول: الإطار العام للدراسة

يتناول هذا المبحث الأساسيات المتعلقة بتعريف كل من مجتمع الدراسة وعينة الدراسة والمتغيرات المستخدمة، كما سوف يتم عرض واستكشاف هذه المتغيرات ومن ثم معالجتها، بعد ذلك يتم إجراء تحليل وصفي للمتغيرات واستنتاج أهم المتغيرات المحاسبية التي لها قدرة على التصنيف.

المطلب الأول: مجتمع الدراسة، العينة والمتغيرات المحاسبية المستخدمة

أولا: مجتمع الدراسة

يتمثل مجتمع الدراسة في المؤسسات الاقتصادية الناشطة في السوق الجزائري المسجلة في بوابة سجلكم التابعة للسجل التجاري، ومن أجل خدمة هدف البحث تم تفعيل اشتراك نصف سنوي في البوابة من اجل الاطلاع على ملفات والقوائم المالية للمؤسسات المسجلة لدى مصالح السجل التجاري ، حيث توجد العديد من المؤسسات الاقتصادية والتي تمارس نشاطات مختلفة في شتى المجالات (صناعة، تجارة، خدمات، بناء،...الخ) وكذلك بمختلف الصيغ القانونية (spa,sarl,eurl,snc)، ومن بين هذه المؤسسات نجد مؤسسات ما زالت تزاول نشاطها و تقوم بإدراج قوائمها المالية في البوابة بشكل سنوي منتظم ومنها المشطوبة ، حيث تم الاعتماد على هذه البوابة في الحصول على المعلومات بعد ما تعذر علينا الحصول على ملفات طلبات قروض حقيقة على مستوى مختلف الوكالات الفرعية للبنوك ، كذلك فإن تطبيق خوارزميات تعلم الآلة يحتاج إلى قاعدة بيانات كبيرة وهو الشيء الذي يصعب الحصول عليه من قبل البنوك ، حيث تم تحميل القوائم المالية لهذه المؤسسات الاقتصادية لسنة 2023.

ثانيا: عينة الدراسة

إن طريقة اختيار العينة يعتمد بالدرجة الأولى على طبيعة المجتمع، وذلك راجع إلى أن نسبة كبيرة من المؤسسات المسجلة في بوابة سجلكم لا تقدم كافة المعلومات فعلى سبيل المثال يمكن أن تجد مؤسسة أدرجت في الموقع كل من معلومات المتعلقة بجانب الخصوم والأصول ثم لا تجد المعلومات المتعلقة بجدول حسابات النتائج، وعليه فان حساب جملة النسب المالية التي نحتاجها في هذه الدراسة يتوقف على توفر عدة بنود في كل من جانب الخصوم والأصول و جدول حسابات النتائج، وعلى ضوء هذا الحال ، يستلزم من الباحث عند اختيار أي مؤسسة أن يرجع إلى قوائمها المالية هل تتوفر فيها كافة البنود التي يحتاجها عند القيام بالعمليات الحسابية لاستخراج مجموعة

النسب المالية ، ومن هذا المنطلق يمكننا القول أنه ولإنشاء عينة مناسبة يجب فحص القوائم المالية لكل مؤسسة فإذا توفرت كل المعلومات يتم اختيارها و إلا يتم تجاوزها والبحث عن مؤسسات تتوفر فيها المعلومات المطلوبة .

وبإتباع هذه الطريقة تم إنشاء عينة تتكون من 300 مؤسسة اقتصادية من خلال الوثائق المحاسبية المدرجة في البوابة للسنة المالية 2023.

إذن يمكن القول إن قاعدة البيانات المتحصل عليها يمكنها أن تحاكي وضع حقيقي لتصنيف طلبات القروض، خاصة وأن النماذج التي سوف تطبق تعتمد على النسب المالية كمتغيرات تفسيرية لها القدرة على تصنيف طلبات القروض دون الاستعانة بمتغيرات فوق المحاسبية.

أما بخصوص المبدأ الذي تم الاعتماد عليه في الحكم على وضعية المؤسسة (فاشلة أو ناجحة)، يتم ذلك بالنظر إلى قيمة النتيجة الصافية التي حققتها المؤسسة في نهاية السنة المالية، فإذا كانت موجبة يتم الحكم على أنها مؤسسة ناجحة، وإذا كانت قيمة النتيجة الصافية سالبة يتم الحكم على أنها مؤسسة فاشلة (وضعية مالية صعبة)

والجدول التالي يمثل توزيع العينة حسب حالة المؤسسة كالتالي:

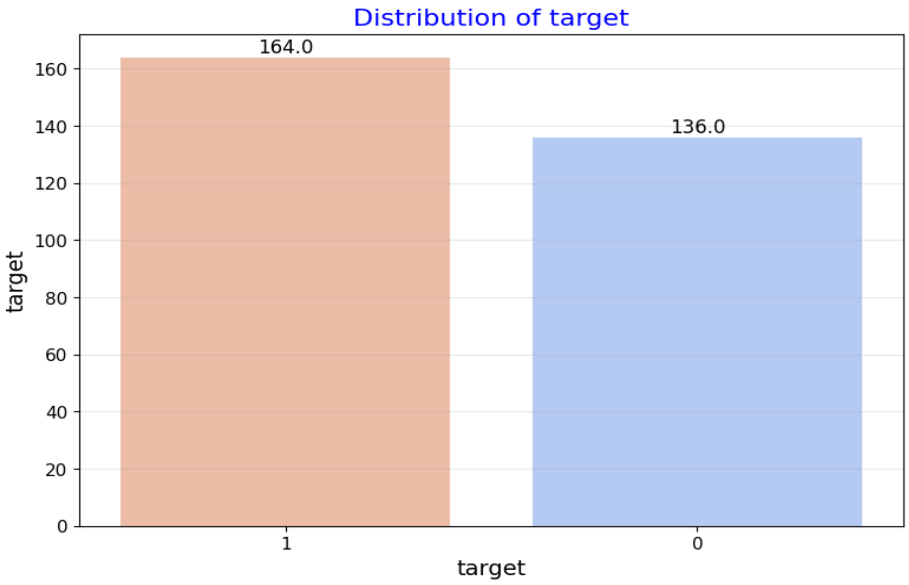
الجدول رقم (3-1): توزيع العينة حسب حالة المؤسسة

حالة المؤسسة	العدد
مؤسسة ناجحة	164
مؤسسة فاشلة	136
المجموع	**300**

المصدر: من إعداد الباحث بالاعتماد على قاعدة البيانات

من خلال الجدول يظهر أن العينة تتوزع إلى 164 مؤسسة مصنفة على أنها ناجحة وإلى 136 مؤسسة تم تصنيفها إلى مؤسسة فاشلة كما هو موضح في الشكل أدناه:

الشكل رقم (3-1): رسم بياني لتوزيع العينة حسب حالة المؤسسة



المصدر: مخرجات بايثون

- **توزيع العينة حسب الشكل القانوني:**

يمكن عرض توزع العينة حسب الصيغة القانونية في الجدول كالتالي:

الجدول رقم (3-2): توزيع العينة حسب الشكل القانوني

الشكل القانوني / حالة المؤسسة	sarl		spa		eurl		snc	
مؤسسة ناجحة	94		28		29		13	
مؤسسة فاشلة	73		27		23		13	
المجموع	56%	167	18%	55	17%	52	9%	26

المصدر: من إعداد الباحث بالاعتماد الملحق رقم 1 و2

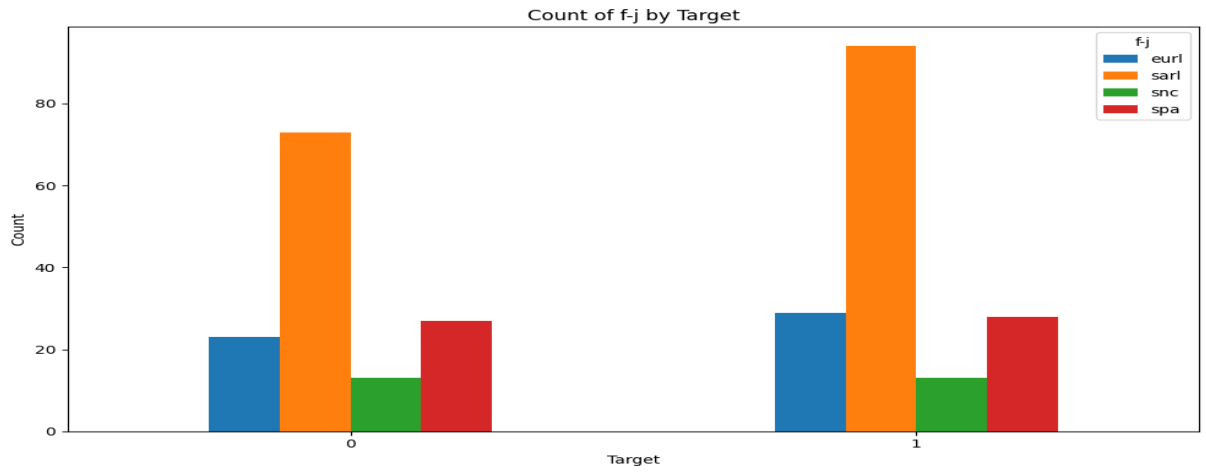
من خلال الجدول يتضح أن 56% من إجمالي العينة هي عبارة عن مؤسسات (sarl) بحصة قدرت 167 مؤسسة مقسمة إلى 94 مؤسسة ناجحة و73 مؤسسة فاشلة

في حين تقاربت حصص كل من مؤسسات (spa) ومؤسسات (eurl) بنسبة 18% و17% على التوالي من إجمالي العينة، وانقسمت مؤسسات (spa) إلى 28 مؤسسة ناجحة و27 مؤسسة فاشلة، أما بالنسبة لمؤسسات(eurl) فتوزعت إلى 29 مؤسسة ناجحة وإلى 23 مؤسسة فاشلة.

وتعود أقل حصة لمؤسسات (snc) بنسبة 9% من إجمالي العينة بحصة قدرت ب 26 مؤسسة توزعت حسب حالة المؤسسة بالتساوي إلى 13 مؤسسة ناجحة والى 13 مؤسسة فاشلة.

والشكل التالي يوضح ذلك:

الشكل رقم (3-2): رسم بياني لتوزيع العينة حسب الشكل القانوني



المصدر: مخرجات بايثون

ثالثا: متغيرات الدراسة

في هذه الدراسة، مثلها مثل أي دراسة أخرى تناولت ظاهرة تصنيف طلبات القروض، أو تحت مسميات أخرى مثل تقدير الجدارة الائتمانية، تقدير خطر القرض وغيرها، يكون فيها المتغير التابع عبارة عن متغير فئوي يأخذ القيمة 0 عن الفشل أو الرفض والقيمة 1 عند حالة النجاح أو القبول.

-المتغير التابع(y):

يتمثل في متغير فئوي ثنائي كالآتي:

Y=0 : عندما تكون الوضعية المالية للمؤسسة سيئة ، وعليه يكون طلب الحصول على قرض مرفوض.

Y=1 : عندما تكون الوضعية المالية للمؤسسة جيدة، وعليه يكون طلب الحصول على قرض مقبول.

-المتغيرات المستقلة(التوضيحية):

من اجل اختيار مجموعة النسب المالية التي يمكن أن نستخدمها كمتغيرات تفسيرية، يجب مراجعة الدراسات والأبحاث التي أجريت على نفس الموضوع والذي يتمثل في تصنيف طلبات القروض، ولأنه توجد العديد من النسب المالية منها ما يعتمد عليه في تقييم الوضعية المالية للمؤسسة ومنها ما يتم الاعتماد عليه في تقدير الجدارة الائتمانية، ومن هذا المنطلق تم الاعتماد على 14 نسبة مالية تم الاستعانة بها في عدة دراسات في نفس سياق البحث، يمكن ذكرها في جدول كالتالي:

الجدول رقم (3-3): النسب المالية المستخدمة كمتغيرات تفسيرية في الدراسة

الرمز	إسم النسبة	طريقة الحساب	التفسير
X1	نسبة الاستقلالية المالية	الاموال الخاصة / إجمالي الديون	مدى اعتماد المؤسسة على الديون
X2	نسبة التمويل الذاتي	الاموال الخاصة / الأصول الثابتة	مدى تغطية المؤسسة لاصولها الثابتة بأموالها الخاصة
X3	نسبة التمويل الدائم	الاموال الدائمة / الأصول الثابتة	مدى تغطية الاصول الثابتة بالاموال الدائمة
X4	نسبة السيولة العامة	الاصول المتداولة / ديون قصيرة الأجل	قدرة الاصول المتداولة على تغطية الخصوم المتداولة
X5	نسبة السيولة المختصرة	القيم الجاهزة + القيم القابلة للتحقيق / ديون قصيرة الأجل	تشير الى كفاءة المؤسسة في تغطية الالتزامات الجارية بالاصول سريعة التداول
X6	نسبة السيولة الآنية	قيم الجاهزة / ديون قصيرة الأجل	قدرة السيولة الفورية الموجودة تحت تصرف المؤسسة في أي وقت على تغطية الديون قصيرة الأجل
X7	نسبة تغير الملاءة	رأسمال العامل / المخزونات + القيم القابلة للتحقيق	قدرة المؤسسة على تغطية التزاماتها قصيرة الأجل
X8	نسبة قابلية السداد	مجموع الأصول / مجموع الديون	قدرة المؤسسة على السداد
X9	نسبة التداول	الأصول المتداولة / الخصوم المتداولة	تعبر عن قدرة المؤسسة على الوفاء بالتزاماتها قصيرة الأجل بالاعتماد على الأصول المتداولة

X10	المردودية الإجمالية لرأس المال	رقم الأعمال / مجموع الأصول	تقيس كفاءة الشركة في استخدام أصولها لإنتاج الإيرادات
X11	المردودية المالية	النتيجة الاجمالية / الأموال الخاصة	ربحية الشركة نسبة إلى أموال المساهمين
X12	المردودية التجارية	النتيجة الاجمالية / رقم الأعمال	تقيس الربحية التشغيلية للمؤسسة
X13	نسبة دوران المخزون	رقم الأعمال / المخزونات	تقيس كفاءة المؤسسة في إدارة مخزونها
X14	نسبة دوران الحقوق	رقم الأعمال / الحقوق على الأفراد	تقيس كفاءة المؤسسة في تحصيل مستحقاتها

المصدر: من إعداد الباحث بالاعتماد على دراسة بنية صابرينة، مرجع سابق ، ص 230.

رابعا: الدراسة الوصفية الأولية للمتغيرات المحاسبية:

يمكن عرض المقاييس الوصفية لمتغيرات المحاسبية في الجدول التالي:

الجدول رقم(3-4): المقاييس الوصفية للمتغيرات المحاسبية

range	max	min	δ $Y=1$	δ $Y=0$	δ	$\bar{X}$ $Y=1$	$\bar{X}$ $Y=0$	$\bar{X}$	المتغير
1063.78	1063.78	0.001	102.98	9.67	77.01	22.55	1.78	13.13	X1
122.95	122.95	0.0003	12.78	4.78	10.04	3.82	1.47	2.76	X2
122.95	122.95	0.002	13.62	5.48	10.80	4.70	1.90	3.43	X3
2318.83	2318.89	0.057	228.92	53.15	175.40	72.77	11.90	45.18	X4
541.71	541.71	0.0007	82.15	49.02	70.35	35.64	8.40	23.29	X5
441.09	441.09	0.0007	55.45	7.42	42.06	18.59	2.03	11.08	X6
284.16	13.80	270.35-	21.65	21.92	21.79	1.89-	4.92-	3.26-	X7
2823.84	2823.95	0.103	267.78	49.82	202.86	73.22	11.80	45.38	X8
46.41	46.47	0.064	6	2.03	4.81	4	1.40	2.82	X9
7.59	7.59	0.002	0.90	0.66	0.82	0.89	0.49	0.71	X10
459.09	444.64	14.44-	34.92	3.32	25.95	4.03	0.21	2.30	X11
12.55	5.19	7.36-	0.54	0.91	0.74	0.15	0.06-	0.05	X12
103062.35	103.062.35	0.000	8046.23	19.97	5950.22	673.04	5.25	370.31	X13
453.61	453.61	0.000	56.14	25.20	45.16	18.40	6.62	13.06	X14

المصدر: من إعداد الباحث بالاعتماد على الملحقات (3 و4 و5)

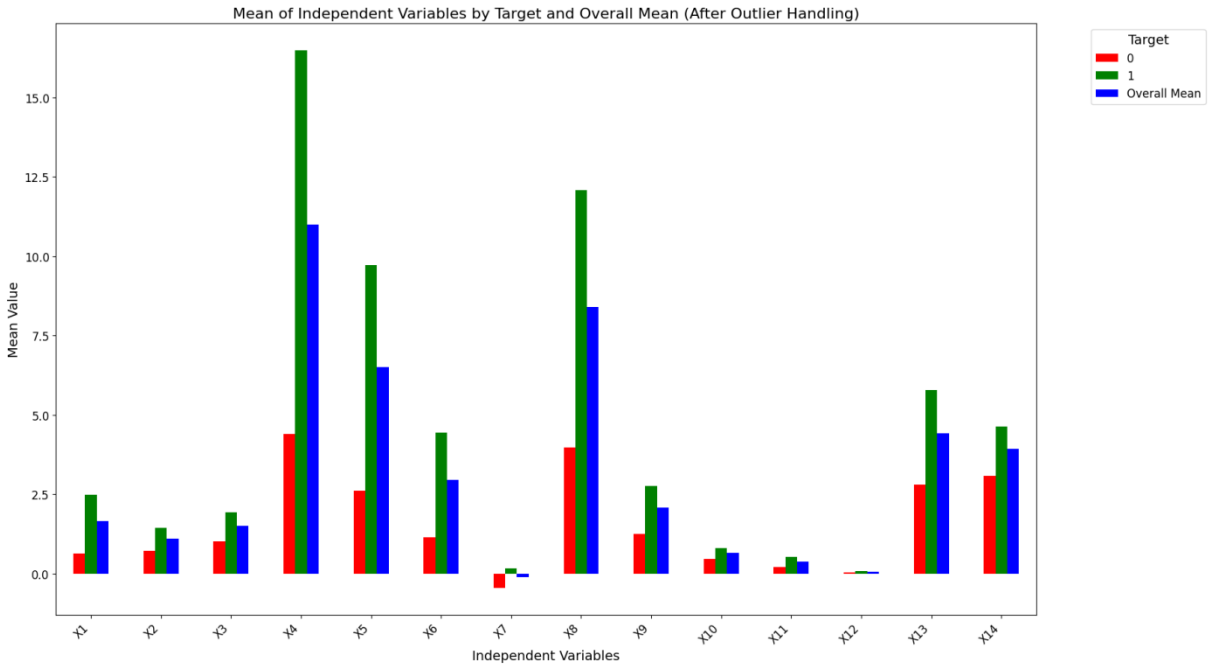
من خلال النظر في قيم المتوسطات الحسابية والانحراف المعياري لكل متغير، نجد أغلب قيم المتوسطات الحسابية لا تمثل فعلا قيمة المتوسط ، فمثلا بالنسبة للمتغير X1 والذي يشير الى نسبة الاستقلالية المالية كان المتوسط العام لها 13.13 في حين بلغت أقصى قيمة 1063 وأدنى قيمة 0.001 ، هذا راجع بالدرجة الكبيرة إلى وجودة قيم متطرفة(outlier) في أغلب المتغيرات المحاسبية والتي سوف يتم معالجتها في مرحلة لاحقة.

من الجدول أعلاه يظهر لنا أن كل المتوسطات الحسابية للمتغيرات المحاسبية بالنسبة للفئة (Y=1) أي الخاصة بالمؤسسات التي صنفت ناجحة أكبر من المتوسطات الحسابية بالنسبة للفئة (Y=0)، يمكن أن يشير إلى

أنه توجد عدة متغيرات لها القدرة على التمييز، في حين يشير الانحراف المعياري إلى أغلب المتغيرات إلى وجود تشتت كبير في البيانات وهذا ما يؤكد مرة أخرى على وجود مشكلة القيم المتطرفة.

والشكل أدناه يوضح الفرق الكبير بين المتوسطات الحسابية للمتغيرات حسب متغير الهدف(Y):

الشكل رقم(3-3): رسم بياني للمتوسطات الحسابية للمتغيرات المحاسبية حسب متغير الهدف(Y)



المصدر: مخرجات بايثون

ومن خلال الرسم البياني أعلاه نستطيع أن نلاحظ أن المتوسطات الحسابية للمتغيرات المحاسبية تختلف وتتباعد كثيرا، هذا نتيجة تأثير القيم المتطرفة على المتوسطات المحاسبية، وعليه يمكن القول أنه لا يصح القيام بالتحليل الوصفي قبل معالجة هذه المشكلة

ومن خلال مصفوفة الارتباطات يمكن ملاحظة أن أكبر قيمة لمعامل الارتباط بين المتغيرات المحاسبية ومتغير الهدف بلغت 0.26 وهي نسبة ضعيفة نوعا ما، وتعود هذه النسبة الى المتغير (X9) كما هو موضح في شكل مصفوفة الارتباطات كالتالي:

الشكل رقم(3-4): مصفوفة الارتباطات بين متغيرات الدراسة

	target	X1	X2	X3	X4	X5	X6	X7	X8	X9	X10	X11	X12	X13	X14
target	100.0%	13.4%	11.6%	12.9%	17.3%	19.3%	19.6%	6.9%	15.1%	26.9%	24.2%	7.3%	15.0%	5.6%	13.0%
X1	13.4%	100.0%	6.4%	5.2%	88.9%	49.7%	43.3%	3.0%	90.4%	11.1%	-6.6%	-1.4%	-1.4%	-1.0%	-0.9%
X2	11.6%	6.4%	100.0%	93.3%	1.6%	1.6%	3.8%	5.9%	1.5%	30.7%	-6.0%	-2.3%	-15.2%	-0.5%	-0.7%
X3	12.9%	5.2%	93.3%	100.0%	4.2%	6.7%	8.4%	6.6%	1.5%	28.5%	-7.5%	-2.6%	-14.5%	-0.8%	-1.9%
X4	17.3%	88.9%	1.6%	4.2%	100.0%	65.0%	51.4%	4.0%	97.2%	15.9%	-6.2%	-0.3%	0.4%	-1.5%	-3.4%
X5	19.3%	49.7%	1.6%	6.7%	65.0%	100.0%	68.9%	4.7%	60.2%	29.0%	-3.6%	-1.2%	-0.5%	-1.9%	-4.1%
X6	19.6%	43.3%	3.8%	8.4%	51.4%	68.9%	100.0%	3.0%	42.9%	43.4%	0.4%	-0.1%	2.6%	-1.4%	0.3%
X7	6.9%	3.0%	5.9%	6.6%	4.0%	4.7%	3.0%	100.0%	3.1%	2.5%	-14.4%	-0.4%	-2.9%	0.1%	-8.7%
X8	15.1%	90.4%	1.5%	1.5%	97.2%	60.2%	42.9%	3.1%	100.0%	12.4%	-7.4%	-0.5%	0.3%	-1.3%	-3.0%
X9	26.9%	11.1%	30.7%	28.5%	15.9%	29.0%	43.4%	2.5%	12.4%	100.0%	4.8%	0.7%	5.1%	-2.2%	4.9%
X10	24.2%	-6.6%	-6.0%	-7.5%	-6.2%	-3.6%	0.4%	-14.4%	-7.4%	4.8%	100.0%	5.9%	1.9%	-1.8%	13.9%
X11	7.3%	-1.4%	-2.3%	-2.6%	-0.3%	-1.2%	-0.1%	-0.4%	-0.5%	0.7%	5.9%	100.0%	6.3%	-0.4%	6.2%
X12	15.0%	-1.4%	-15.2%	-14.5%	0.4%	-0.5%	2.6%	-2.9%	0.3%	5.1%	1.9%	6.3%	100.0%	2.7%	-0.9%
X13	5.6%	-1.0%	-0.5%	-0.8%	-1.5%	-1.9%	-1.4%	0.1%	-1.3%	-2.2%	-1.8%	-0.4%	2.7%	100.0%	-1.0%
X14	13.0%	-0.9%	-0.7%	-1.9%	-3.4%	-4.1%	0.3%	-8.7%	-3.0%	4.9%	13.9%	6.2%	-0.9%	-1.0%	100.0%

المصدر: مخرجات بايثون

المطلب الثاني: تحضير ومعالجة البيانات

تعتبر مرحلة تحضير البيانات خطوة سابقة لعملية تدريب نماذج تعلم الالة، ويتم في هذه المرحلة استكشاف البيانات ومعالجة كل من مشكلة القيم المفقودة والقيم المتطرفة وغيرها

أولا: التحقق من وجود قيم مفقودة

تؤثر القيم المفقودة في النموذج وتضعفه من ناحية الأداء، لأنه يفقد جزء من المعلومات وتسبب تحيزا في التدريب إذا لم تعالج، يستطيع نموذج **XGBoost** التعامل معها داخليا بذكاء، لكن نموذج **DT** و **RF** لا تتعامل معها تلقائيا.

من خلال تنفيذ الأمر df.isna().sum() تم الحصول على النتائج التالية:

الجدول رقم (3-5): القيم المفقودة في قاعدة البيانات

X14	X13	X12	X11	X10	X9	X8	X7	X6	X5	X4	X3	X2	X1	Y
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0

المصدر: من إعداد الباحث بالاعتماد على الملحق رقم 6

من خلال الجدول نلاحظ أنه لا توجد قيم مفقودة في كل المتغيرات، يرجع ذلك الى أن قاعدة البيانات تم عملها يدويا ، مع الأخذ بعين الاعتبار حساب كل القيم.

ثانيا: التحقق من وجود قيم متكررة

تكمن أهمية استكشاف وجود قيم متكررة أم لا، في أن القيم المتكررة تؤثر في أداء النموذج، فوجود حالات متشابهة في عينة التدريب والاختبار، قد يعطي النموذج أحيانا أداء ونتائج مضللة.

من خلال تنفيذ الأمر df.nunique() نبحث عن القيم الفريدة أو غير المتكررة، وكانت النتائج كالتالي:

الجدول رقم (3-6): التحقق من وجود قيم متكررة في قاعدة البيانات

X14	X13	X12	X11	X10	X9	X8	X7	X6	X5	X4	X3	X2	X1	Y
259	246	300	300	300	300	300	288	300	300	300	300	300	300	2

المصدر: من اعداد الباحث بالاعتماد على الملحق رقم 7

يظهر الجدول كل من المتغيرات (X7, X13, X14) بها قيم متكررة على التوالي 41، 54، 12 لكن على العموم لا يشير وجود قيم متكررة الى مشكل اطلاقا خاصة أن قاعدة البيانات معدة من واقع حقيقي.

ثالثا: التحقق من وجود قيم متطرفة

إن الهدف من معالجة القيم المتطرفة هو تأثيرها على أداء النماذج، فنموذج xgboost جيد في التعامل مع القيم المتطرفة لكن نموذج شجرة القرار (DT) حساس لهذه القيم، ونموذج الغابة العشوائية أقل حساسية من القيم المتطرفة بسبب مبدأ التصويت.

تظهر النتائج وجود قيم متطرفة في كل المتغيرات المحاسبية كالتالي:

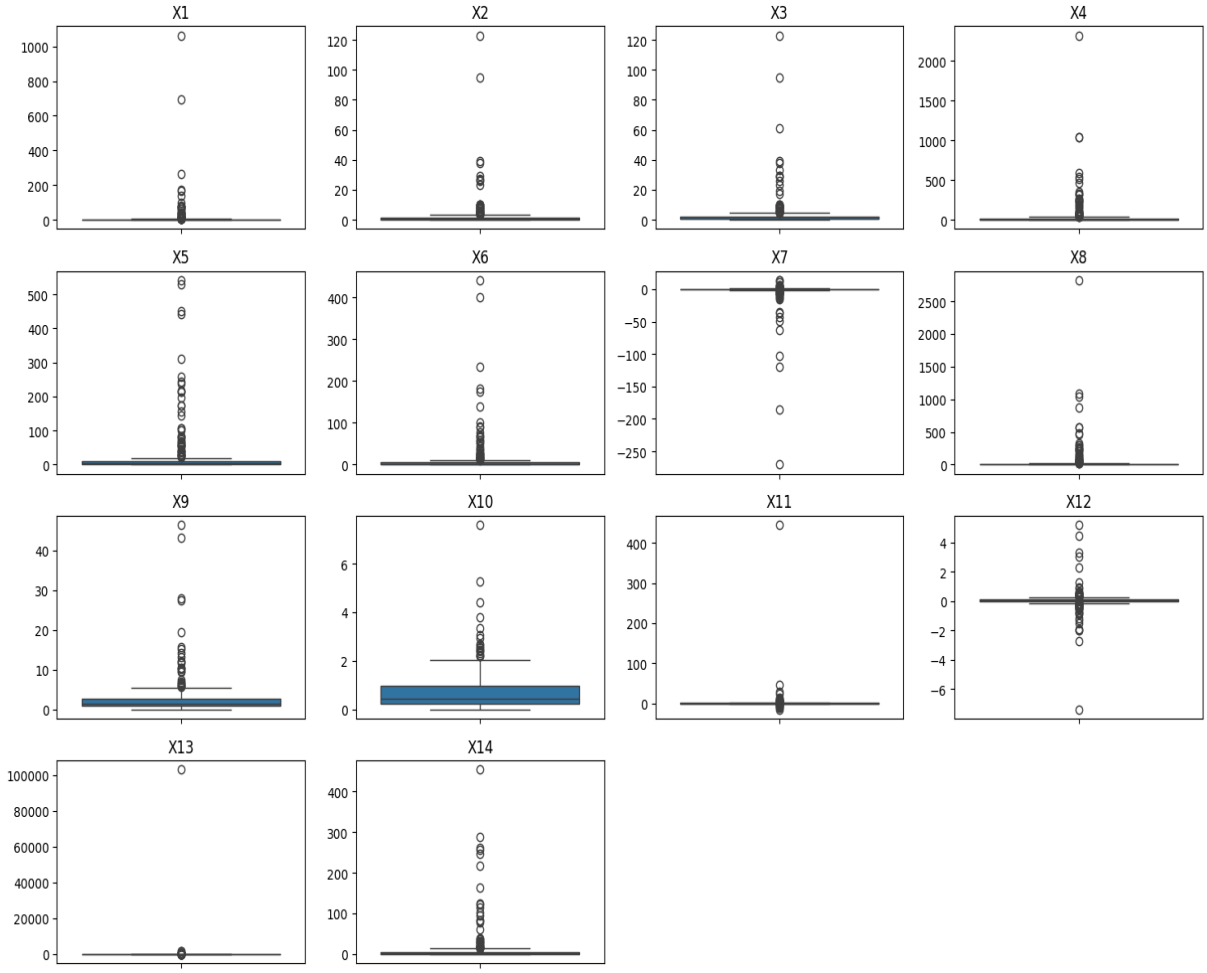
الجدول رقم (3-7): القيم المتطرفة في قاعدة البيانات

المتغيرات المحاسبية	قيم متطرفة موجبة	قيم متطرفة سالبة
Y	0	0
X1	51	0
X2	45	0
X3	42	0
X4	43	0
X5	43	0
X6	43	0
X7	16	37
X8	49	0
X9	25	0
X10	18	0
X11	33	11
X12	32	33
X13	43	0
X14	37	0

المصدر: من الاعداد الباحث بالاعتماد على الملحق رقم 8

وهذا ما يظهره مخطط الصندوق (box plot) أدناه:

الشكل رقم (3-5): مخطط الصندوق الخاص بقاعدة البيانات



المصدر: مخرجات بايثون

رابعا: معالجة القيم المتطرفة

القيم المتطرفة هي نقاط بيانات تختلف بشكل كبير عن باقي البيانات، وقد تكون ناتجة عن أخطاء في القياس أو أخطاء متعلقة بمرحلة الادخال أو ناتجة من طبيعة البيانات نفسها، وتوجد عدة طرق لمعالجتها منها طريقة النطاق الرباعي (IQR) والتي سوف نستعين بها لمعالجة القيم المتطرفة وذلك من خلال مساواة هذه القيم بالحدود الدنيا (lower bounds) بالنسبة للقيم المتطرفة السالبة وبالحدود العليا (upper bounds) بالنسبة للقيم المتطرفة الموجبة.

بعد تنفيذ الكود تم الحصول على النتائج التالية:

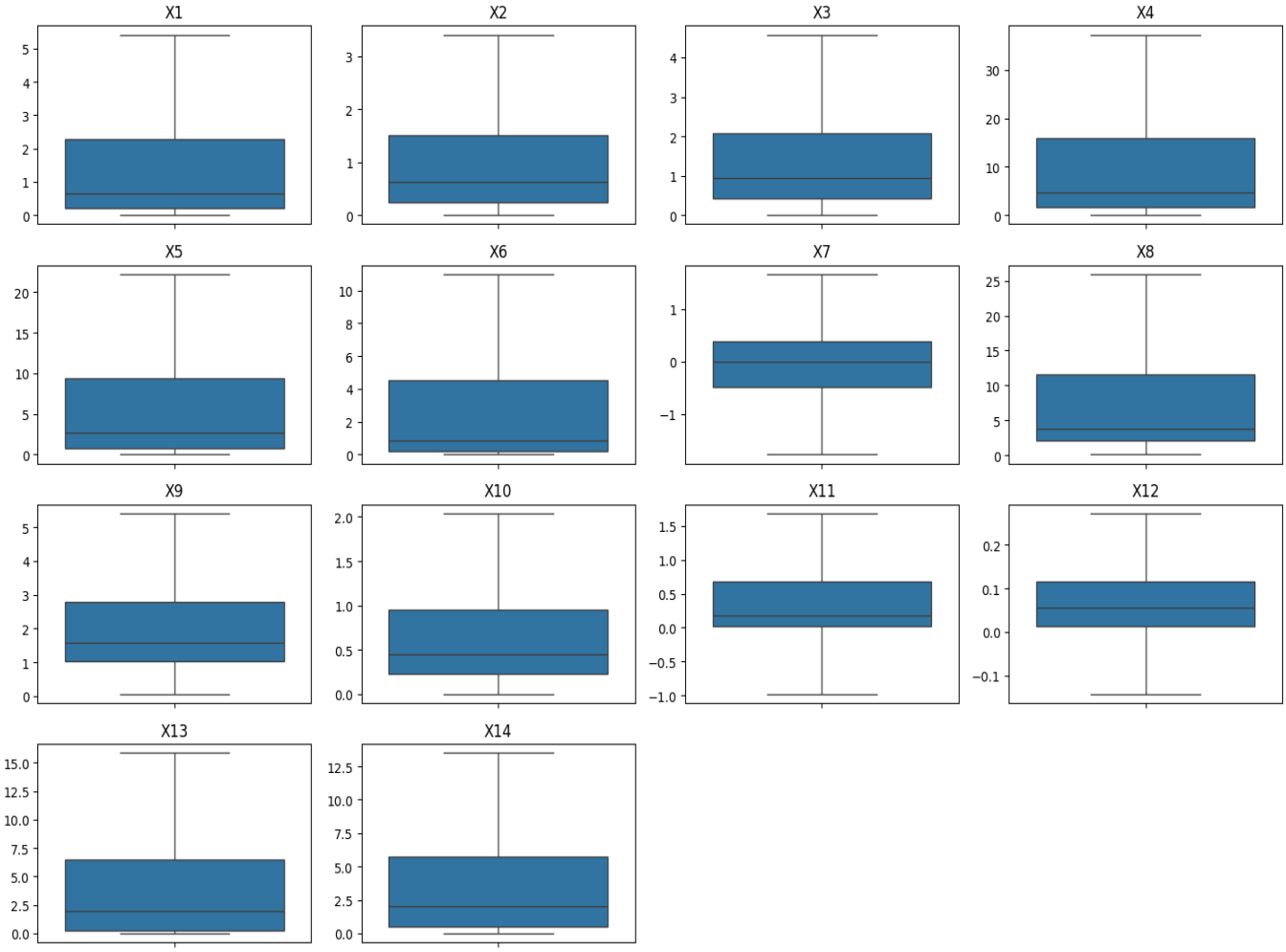
الجدول رقم (3-8): معالجة القيم المتطرفة

المتغيرات المحاسبية	قيم متطرفة موجبة	قيم متطرفة سالبة
Y	0	0
X1	0	0
X2	0	0
X3	0	0
X4	0	0
X5	0	0
X6	0	0
X7	0	0
X8	0	0
X9	0	0
X10	0	0
X11	0	0
X12	0	0
X13	0	0
X14	0	0

المصدر: من إعداد الباحث بالاعتماد على الملحق رقم 9

وهذا ما يظهره مخطط الصندوق أدناه:

الشكل رقم (3-6): مخطط الصندوق للبيانات بعد معالجة القيم المتطرفة



المصدر: مخرجات بايثون

من خلال الشكل أعلاه يتضح أنه تم معالجة القيم المتطرفة في كل المتغيرات المحاسبية.

المطلب الثالث: الدراسة الوصفية للبيانات بعد معالجة القيم المتطرفة

بالرغم من أن النماذج التي سوف نستخدمها (**DT , RF , XGBoost**) لا تفترض في مضمونها تحقق التوزيع الطبيعي للمتغيرات(الميزات والتي تتمثل في النسب المالية)، إلا أننا سوف نتطرق له بغية استكشاف البيانات وتحليلها.

أولا: المقاييس الوصفية للمتغيرات المحاسبية

بعد القيام بمعالجة القيم المتطرفة في بيانات المتغيرات المحاسبية المستخدمة في الدراسة يمكن عرض المقاييس الوصفية للمتغيرات في الجدول التالي:

الجدول رقم(3-9): المقاييس الوصفية لمتغيرات الدراسة بعد معالجة القيم المتطرفة

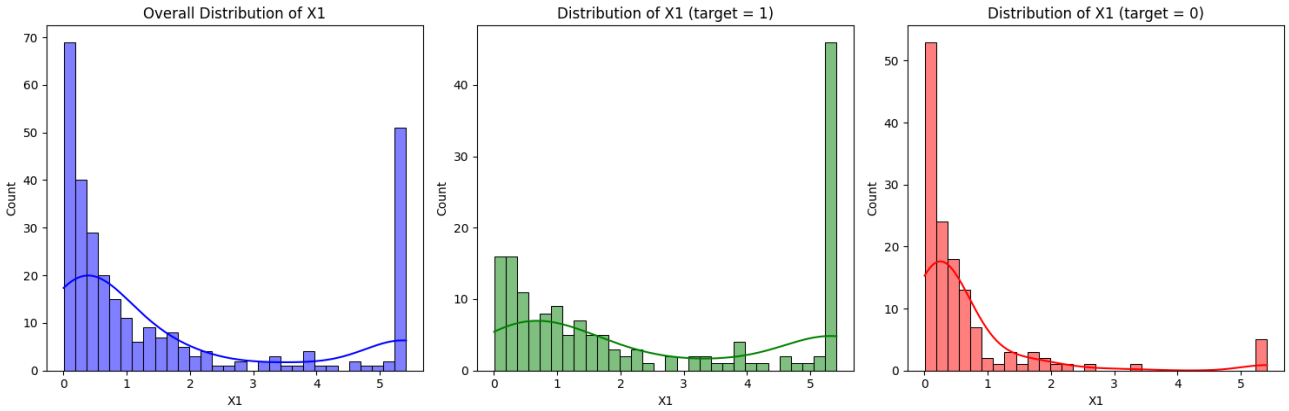
range	max	min	δ $y=1$	δ $Y=0$	δ	$\overline{X}$ $Y=1$	$\overline{X}$ $Y=0$	$\bar{X}$	المتغير
5.41	5.41	0.001	2.15	1.08	1.97	2.49	0.63	1.65	X1
3.40	3.40	0.0003	1.20	0.95	1.15	1.43	0.71	1.11	X2
4.57	4.57	0.002	1.59	1.22	1.50	1.92	1.01	1.51	X3
37.16	37.22	0.057	13.73	7.77	12.90	16.48	4.40	11	X4
22.20	22.20	0.0007	8.11	5.12	7.76	9.71	2.61	6.49	X5
10.99	10.99	0.0007	4.12	2.75	3.92	4.43	1.15	2.94	X6
3.44	1.66	1.77-	0.78	0.90	0.89	0.16	0.45-	0.11-	X7
25.84	25.94	0.10	9.43	5.91	8.98	12.07	3.97	8.40	X8
5.33	5.39	0.06	1.51	1.02	1.51	2.75	1.24	2.07	X9
2.03	2.03	0.002	0.55	0.50	0.56	0.80	0.45	0.64	X10
2.65	1.67	0.97-	0.62	0.62	0.64	0.52	0.19	0.37	X11
0.41	0.27	0.14-	0.10	0.11	0.11	0.08	0.03	0.06	X12
15.84	15.84	0.00	6.08	4.31	5.54	5.77	2.80	4.43	X13
13.50	13.50	0.00	4.74	4.11	4.52	4.64	3.07	3.93	X14

المصدر: من إعداد الباحث بالاعتماد على الملحقات (10 و11 و 12)

ثانيا: التحليل الوصفي للمتغيرات المحاسبية

بالنسبة للمتغير (**x1**) والذي يرمز الى نسبة الاستقلالية المالية، قدر المتوسط العام ب 1.65 وكانت قيمة الانحراف المعياري 1.97، في حين بلغت أدنى قيمة 0.001 وبلغت اعلى قيمة 5.41 والملاحظ أن المتغير لا يتوزع طبيعيا، وفي المقابل بلغت قيمة المتوسط الحسابي للفئة الأولى(y=0) قيمة 0.63 وهي قيمة اقل من المتوسط العام بتشتت قدر ب 1.08 في حين قدرت قيمة المتوسط الحسابي للفئة الثانية 2.49 وهي قيمة اعلى من المتوسط العام بتشتت قدر ب 2.15. ومنه المتغير (x1) لا يتوزع طبيعيا كما هو موضح في الشكل التالي:

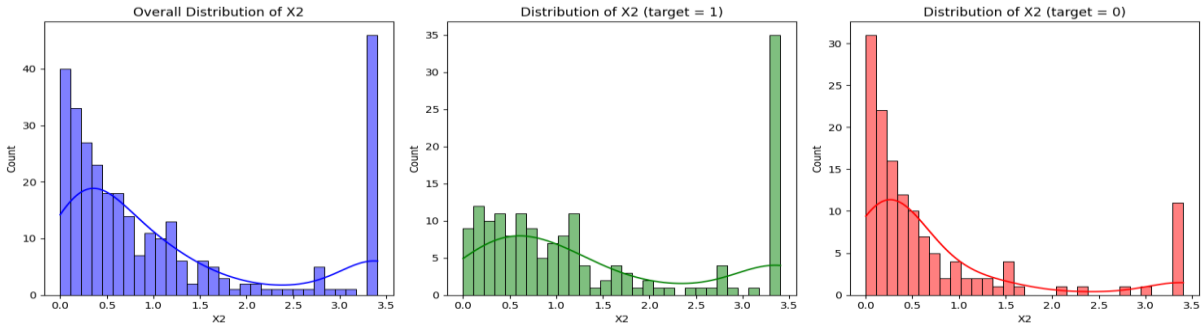
الشكل رقم (3-7): التمثيل البياني لتوزيع قيم المتغير نسبة الاستقلالية المالية



المصدر: مخرجات بايثون

بالنسبة للمتغير(**x2**) والذي يرمز الى نسبة التمويل الذاتي فقد بلغت قيمة المتوسط الحسابي العام 1.11 وانحراف معياري قدر ب1.15 مما يشير الى أن قيم المتغير لا تتمركز حول المتوسط، كما قيمة المتوسط الحسابي للفئة الأولى بلغت 0.71 وهي قيمة أقل من المتوسط الحسابي العام بتشتت قدر ب0.95، وقيمة المتوسط الحسابي للفئة الثانية بلغ 1.43 وهي قيمة أكبر من المتوسط الحسابي العام وبانحراف معياري قدر ب 1.20، وعليه يمكن القول أن المتغير (x2) لا يتوزع طبيعيا كما هو مبين في الشكل التالي:

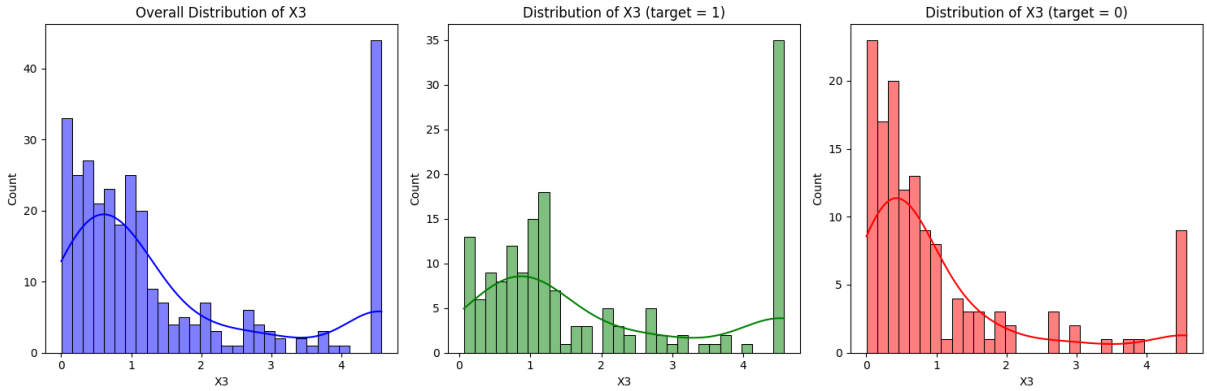
الشكل رقم (3-8): التمثيل البياني لتوزيع قيم المتغير نسبة التمويل الذاتي



المصدر: مخرجات بايثون

بالنسبة للمتغير (**x3**) والذي يرمز الى نسبة التمويل الدائم بلغ المتوسط الحسابي العام للقيم 1.51 بانحراف معياري 1.50 ما يشير الى وجود تشتت في توزيع البيانات، وبلغ المتوسط الحسابي للفئة الأولى قيمة 1.01 وانحراف معياري 1.22، أما المتوسط الحسابي للفئة الثانية قدرت قيمته ب1.92 وانحراف معياري بقيمة 1.59، ومنه المتغير (x3) لا يتوزع طبيعيا كما هو مبين في الشكل التالي:

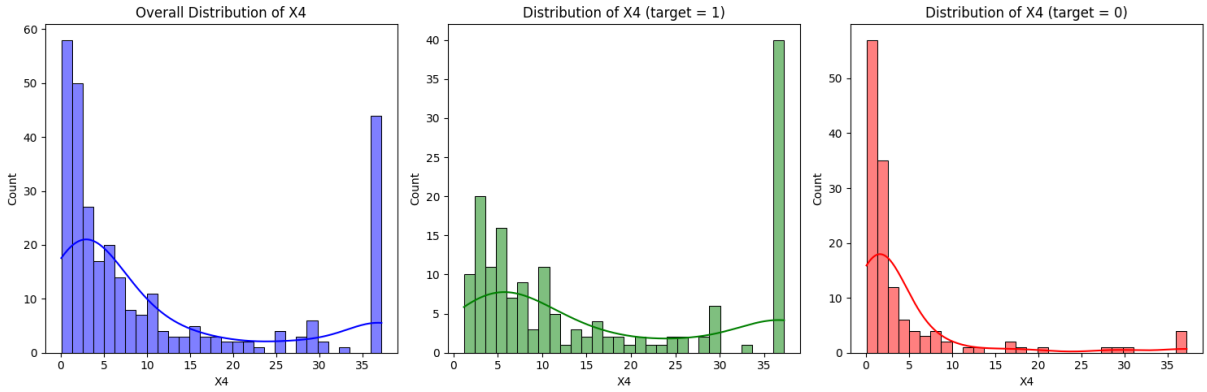
الشكل رقم(3-9): التمثيل البياني لتوزيع قيم المتغير نسبة التمويل الدائم



المصدر: مخرجات بايثون

بالنسبة للمتغير(**x4**) والذي يرمز الى نسبة السيولة العامة، فقد بلغ المتوسط الحسابي العام 11 وانحراف معياري بقيمة 12.90، ما يشير الى وجود تشتت كبير في البيانات وأنها لا تتمركز حول المتوسط ، وبلغ المتوسط الحسابي للفئة الأولى بلغ 4.40 بانحراف معياري قدر ب7.77 ، وبالنسبة للفئة الثانية بلغ المتوسط الحسابي قيمة 16.48 وانحراف معياري 13.73، ومنه المتغير (x4) لا يتوزع طبيعيا كما هو موضح في الشكل التالي:

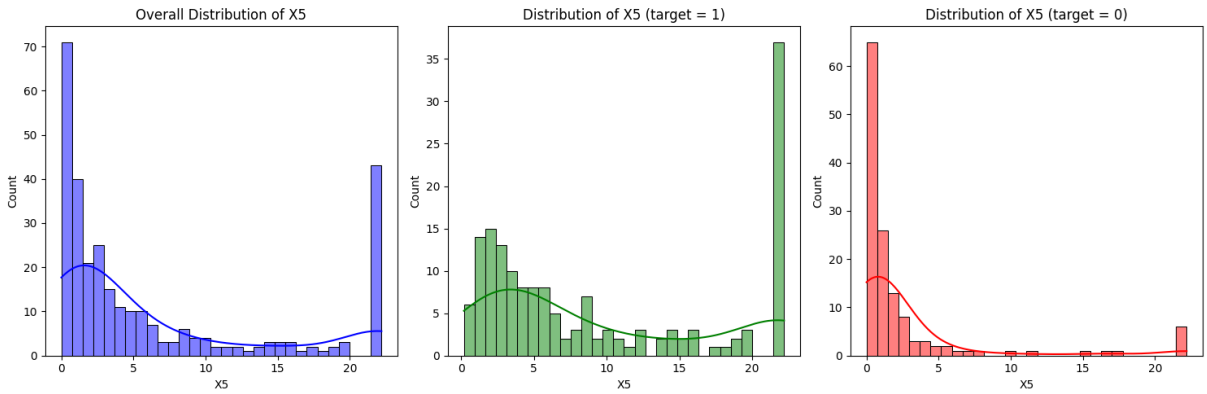
الشكل رقم (3-10): التمثيل البياني لتوزيع قيم المتغير نسبة السيولة العامة



المصدر: مخرجات بايثون

بالنسبة للمتغير (**x5**) والذي يرمز الى نسبة السيولة المختصرة، بلغ المتوسط الحسابي العام لهذا المتغير 6.49 وانحراف معياري 7.76 ، هذا يشير الى وجود تشتت في قيم المتغير، وبلغ المتوسط الحسابي للفئة الأولى 2.61 وانحراف معياري قدره 5.12، وأما المتوسط الحسابي للفئة الثانية 9.71 وانحراف معياري قدر ب8.11، ومنه المتغير (x5) لا يتوزع طبيعيا والشكل التالي يبين ذلك:

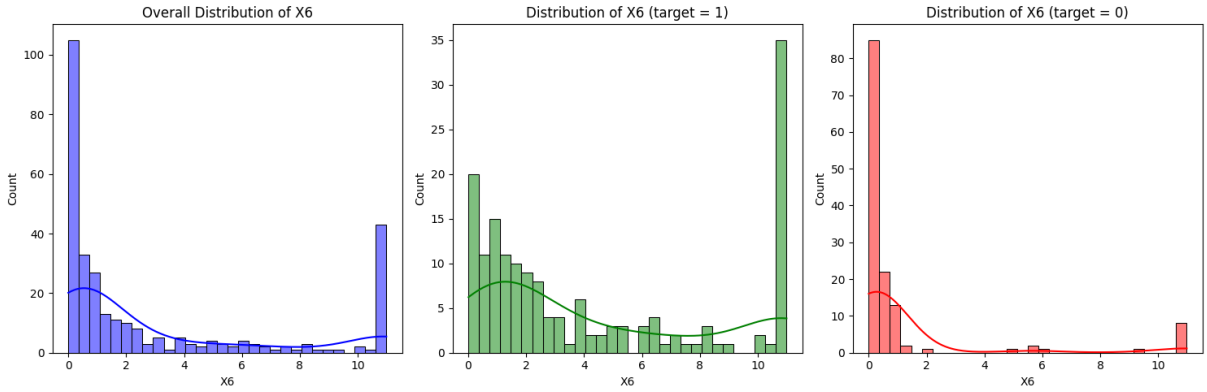
الشكل رقم (3-11): التمثيل البياني لتوزيع قيم المتغير نسبة السيولة المختصرة



المصدر: مخرجات بايثون

بالنسبة للمتغير (**x6**) والذي يرمز الى نسبة السيولة الآنية، كانت قيمة المتوسط الحسابي العام 2.94 وبلغت قيمة الانحراف المعياري 3.92 وهي قيمة تشير الى وجود تشتت في توزيع قيم المتغير، حيث بلغ كذلك المتوسط الحسابي بالنسبة للفئة الأولى قيمة 1.15 وانحراف معياري 2.75، والفئة الثانية كان المتوسط الحسابي 4.43 بانحراف معياري قدره 4.12، ومنه المتغير (x6) لا يتوزع طبيعيا كما هو مبين في الشكل التالي:

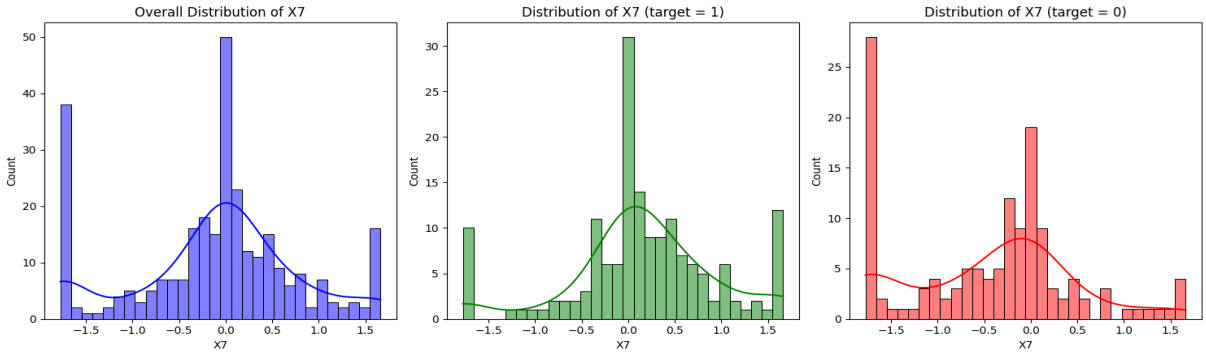
الشكل رقم (3-12): التمثيل البياني لتوزيع قيم المتغير نسبة السيولة الآنية



المصدر: مخرجات بايثون

بالنسبة للمتغير (**x7**) والذي يرمز الى نسبة تغير الملاءة، فقد بلغ المتوسط الحسابي العام 0.11- وانحراف معياري قيمته 0.89 وهي قيمة صغير يمكن أن تشير الى أن قيم المتغير تكون متمركزة حول المتوسط، وبلغ المتوسط الحسابي بالنسبة للفئة الأولى قيمة 0.45- بانحراف معياري قدره 0.90 ، وبالنسبة للفئة الثانية كانت قيمة المتوسط الحسابي 0.16 بانحراف معياري بلغ 0.78، وهذا يشير الى أن قيم المتغير (x7) ضمنيا يمكن أن تكون تتوزع طبيعيا كما هو مبين في الشكل التالي:

الشكل رقم (3-13): التمثيل البياني لتوزيع قيم المتغير نسبة تغير الملاءة

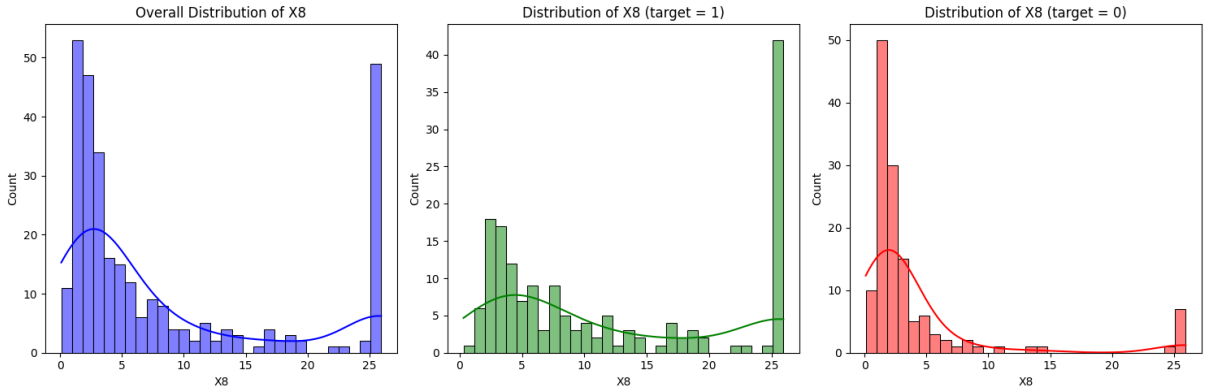


المصدر: مخرجات بايثون

بالنسبة للمتغير (**x8**) والذي يرمز الى نسبة قابلية السداد، بلغ المتوسط الحسابي العام 8.40 وانحراف معياري قدره 8.98 وهذا يدل على أن هناك تشتت كبير في توزع القيم حول المتوسط، وكان المتوسط الحسابي للفئة الأولى بقيمة 3.97 بانحراف معياري بلغ 5.91، وبالنسبة للفئة الثانية قدر المتوسط الحسابي ب 12.07 بانحراف

معياري قدره 9.43، والذي يشير عموما على أن المتغير (x8) لا يتوزع طبيعيا كما هو موضح في الشكل البياني التالي:

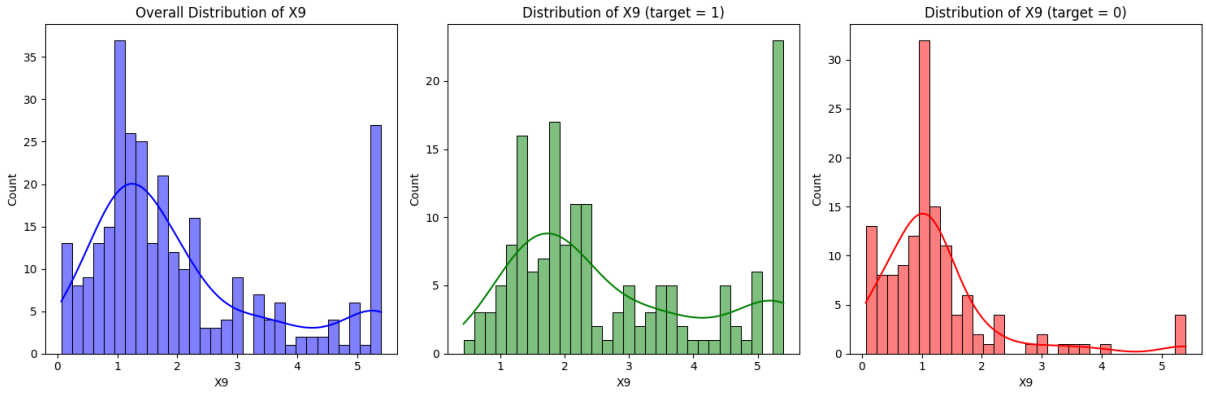
الشكل رقم (3-14): التمثيل البياني لتوزيع قيم المتغير نسبة قابلية السداد



المصدر: مخرجات بايثون

بالنسبة للمتغير (**x9**) الذي يرمز الى نسبة التداول، بلغ المتوسط الحسابي العام قيمة 2.07 وانحراف معياري قدره 1.51، وهذا يشير الى وجود تشتت في قيم المتغير، وبلغ المتوسط الحسابي للفئة الأولى قيمة 1.24 بانحراف معياري قدره 1.02، والمتوسط الحسابي للفئة الثانية كانت قيمته 2.75 بانحراف معياري بلغ 1.51، ومنه المتغير (x9) لا يتوزع طبيعيا كما هو مبين في الرسم البياني التالي:

الشكل رقم (3-15): التمثيل البياني لتوزيع قيم المتغير نسبة التداول

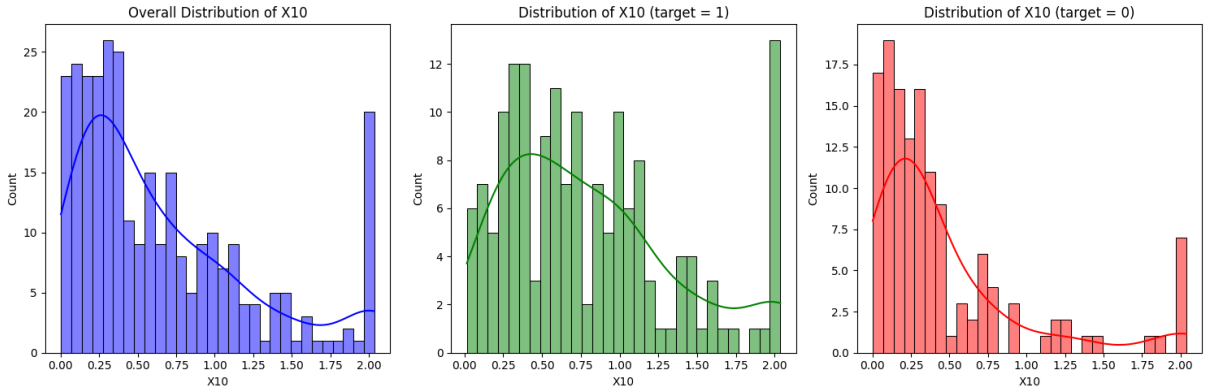


المصدر: مخرجات بايثون

بالنسبة للمتغير (**x10**) الذي يرمز الى المردودية الاجمالية لرأس المال ، كانت قيمة المتوسط الحسابي العام 0.64 بانحراف معياري قدره 0.56، في حين بلغت ادنى قيمة لهذا المتغير 0.002 واقصى قيمة كانت 2.03 ما يشير الى أن القيم متمركز في الأيسر (التواء في الطرف الايسر)، وبلغ المتوسط الحسابي للفئة الأولى قيمة 0.45

بانحراف معياري بلغ 0.50، وبالنسبة الفئة الثانية كانت قيمة المتوسط الحسابي قيمة 0.80 بانحراف معياري قدره 0.55، وعليه المتغير (x10) لا يتوزع طبيعيا كما هو مبين في الرسم البياني:

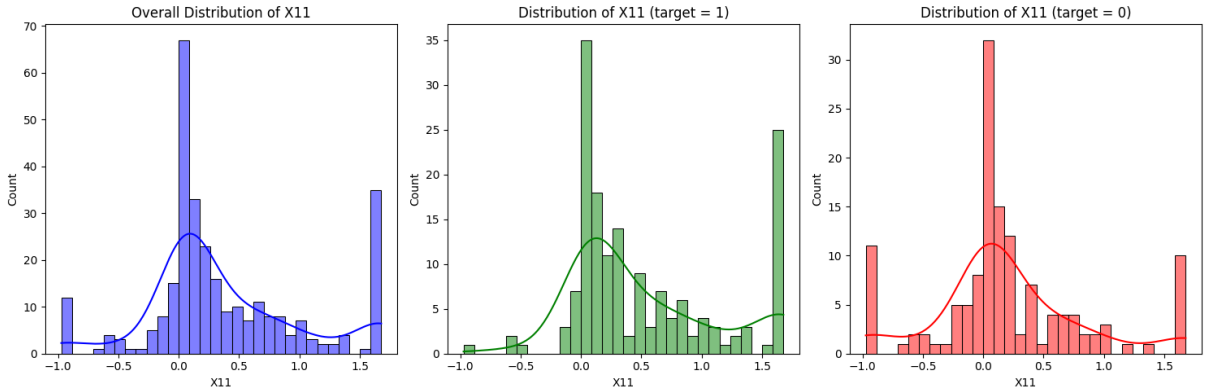
الشكل رقم (3-16): التمثيل البياني لتوزيع قيم المتغير نسبة المردودية الاجمالية لرأس المال



المصدر: مخرجات بايثون

بالنسبة للمتغير (**x11**) الذي يرمز الى المردودية المالية، بلغ المتوسط الحسابي العام 0.37 بانحراف معياري 0.64، وكانت أدنى قيمة 0.97- واقصى قيمة بلغت 1.67، ما يشير الى أن القيم تتمركز حول المتوسط، حيث بلغ المتوسط الحسابي للفئة الأولى 0.16 بانحراف معياري 0.62، بالنسبة للمتوسط الحسابي للفئة الثانية كانت قيمته 0.52 بانحراف معياري بلغ 0.62، ومنه يمكن القول أن المتغير (x11) يتوزع طبيعيا كما هو مبين في الرسم البياني:

الشكل رقم(3-17): التمثيل البياني لتوزيع قيم المتغير نسبة المردودية المالية

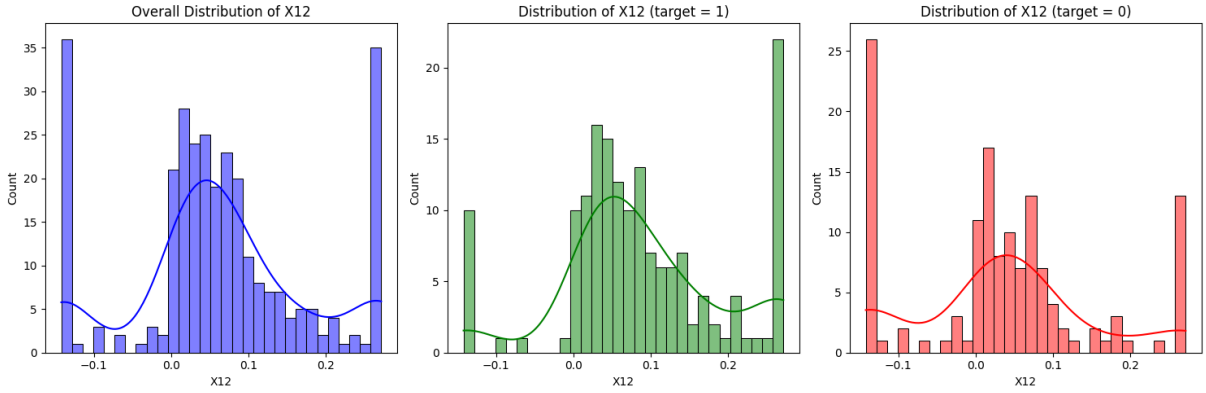


المصدر: مخرجات بايثون

بالنسبة للمتغير (**x12**) الذي يرمز الى المردودية التجارية، بلغ المتوسط الحسابي العام 0.06 بانحراف معياري قدره 0.11، يشير هذا الى أن القيم تتمركز حول المتوسط، في حين بلغ المتوسط الحسابي للفئة الأولى

0.03 بانحراف معياري قدره 0.11، والمتوسط الحسابي للفئة الثانية كانت قيمته 0.08 بانحراف معياري بلغ 0.10، وعليه يمكن القول أن المتغير (x12) يتوزع طبيعيا كما هو موضح في الرسم البياني التالي:

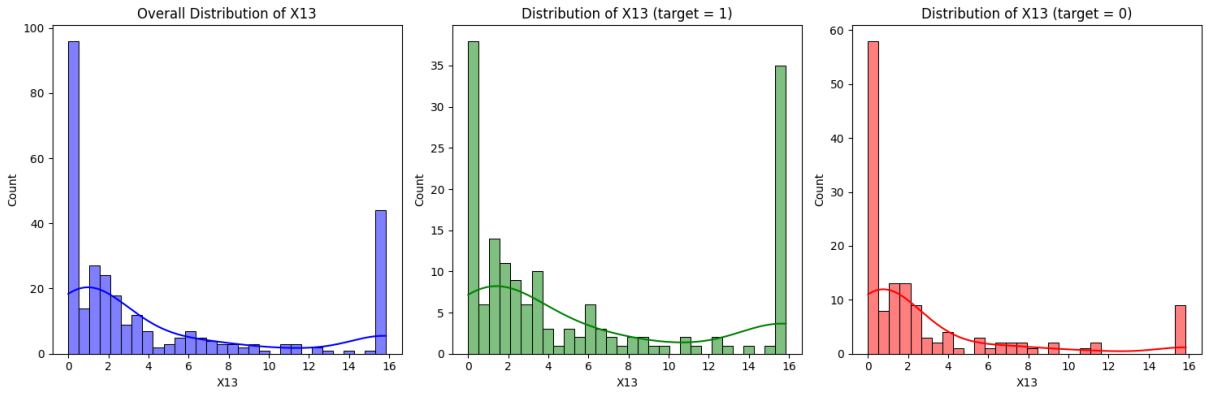
الشكل رقم (3-18): التمثيل البياني لتوزيع قيم المتغير نسبة المردودية التجارية



المصدر: مخرجات بايثون

بالنسبة للمتغير (**x13**) والذي يرمز الى نسبة دوران المخزون، كانت قيمة المتوسط الحسابي العام 4.43 بانحراف معياري بلغ 5.54، في حين كانت أدنى قيمة 0.00 وأقصى قيمة بلغت 15.84 وهذا يدل على وجود التواء في الجانب الأيسر، وكانت قيمة المتوسط الحسابي بالنسبة للفئة الأولى تقدر ب2.80 بانحراف معياري بلغ 4.31 ، وبلغت قيمة المتوسط الحسابي للفئة الثانية 5.77 بانحراف معياري قدره 6.08 ، وعليه المتغير (x13) لا يتوزع طبيعيا كما هو مبين في الرسم البياني:

الشكل رقم (3-19): التمثيل البياني لتوزيع قيم المتغير نسبة دوران المخزون

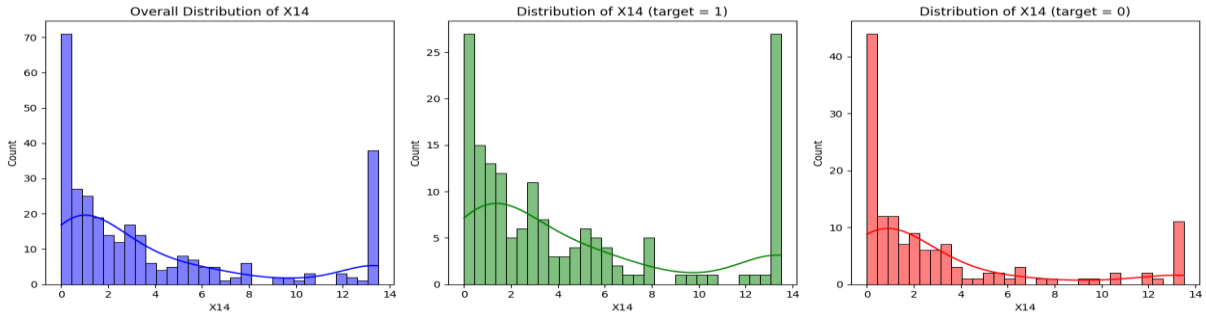


المصدر: مخرجات بايثون

بالنسبة للمتغير (**x14**) والذي يرمز نسبة دوران الحقوق، قدرت قيمة المتوسط الحسابي العام ب 3.93 بانحراف معياري قدره 4.52، وكانت أدنى قيمة تقدر ب0.00 وأقصى قيمة ب 13.50، وهذا يبين وجود التواء

في الجانب الأيسر، اضافة الى هذا فقد بلغ المتوسط الحسابي للفئة الأولى 3.07 بانحراف معياري قدره 4.11، وكانت قيمة المتوسط الحسابي بالنسبة للفئة الثانية تقدر ب 4.64 بانحراف معياري قدره 4.74، ما يدل على أن المتغير (x14) لا يتوزع طبيعيا والرسم البياني التالي يوضح ذلك:

الشكل رقم (3-20): التمثيل البياني لتوزيع قيم المتغير نسبة دوران الحقوق



المصدر: مخرجات بايثون

ثالثا: دراسة قوة الارتباط بين المتغيرات المحاسبية ومتغير الهدف

بعد القيام بعملية التحليل الوصفي للبيانات واستكشافها، يتوجب علينا معرفة مدى وجود علاقة قوية بين المتغيرات المحاسبية ومتغير الهدف، وعليه يمكن الاعتماد على مصفوفة الارتباطات لمعرفة ذلك:

الشكل رقم (3-21): مصفوفة الارتباطات بين متغير الهدف والمتغيرات المحاسبية

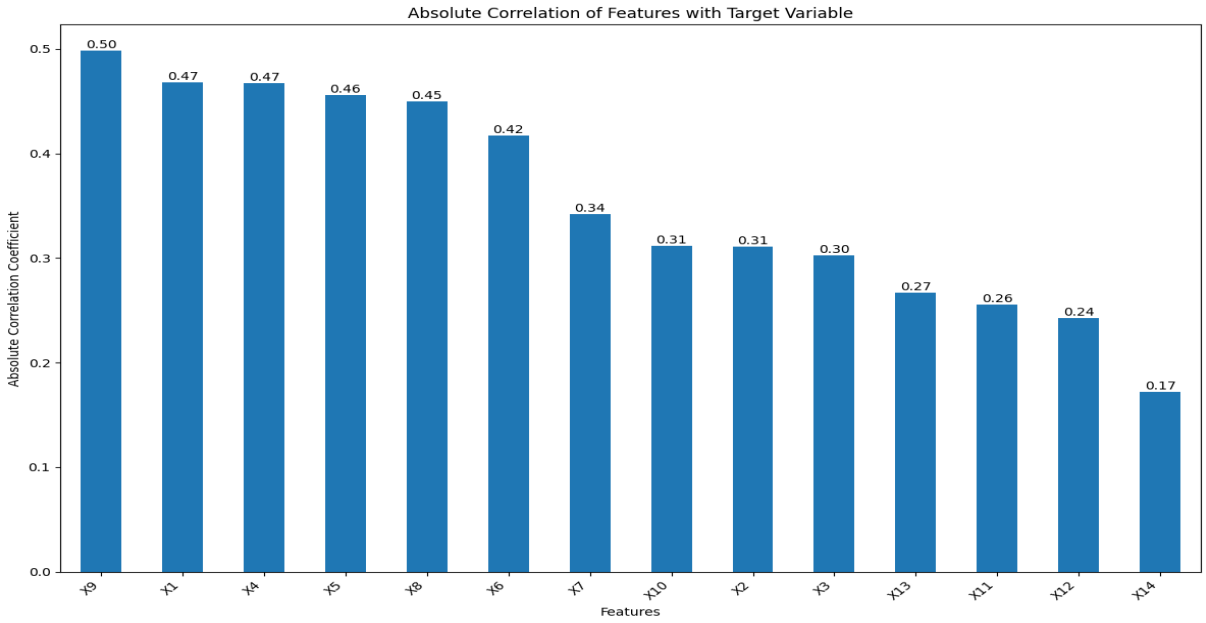
	target	X1	X2	X3	X4	X5	X6	X7	X8	X9	X10	X11	X12	X13	X14
target	100.0%	46.8%	31.1%	30.2%	46.7%	45.6%	41.7%	34.2%	45.0%	49.8%	31.2%	25.5%	24.2%	26.7%	17.2%
X1	46.8%	100.0%	46.2%	39.9%	65.9%	62.3%	57.9%	39.1%	79.5%	46.2%	7.3%	-12.2%	1.6%	5.2%	10.1%
X2	31.1%	46.2%	100.0%	92.3%	18.7%	18.1%	14.5%	63.9%	21.8%	23.3%	-0.9%	-23.9%	-5.7%	-11.0%	-0.9%
X3	30.2%	39.9%	92.3%	100.0%	21.8%	20.7%	14.2%	66.8%	16.3%	23.7%	-5.1%	-26.2%	-10.5%	-14.7%	-1.1%
X4	46.7%	65.9%	18.7%	21.8%	100.0%	93.5%	83.0%	25.7%	78.2%	52.5%	9.0%	2.8%	-1.0%	6.0%	8.4%
X5	45.6%	62.3%	18.1%	20.7%	93.5%	100.0%	88.0%	23.5%	75.2%	52.1%	8.5%	2.0%	-0.8%	12.1%	1.3%
X6	41.7%	57.9%	14.5%	14.2%	83.0%	88.0%	100.0%	18.8%	73.0%	57.8%	11.2%	6.2%	4.0%	9.9%	12.3%
X7	34.2%	39.1%	63.9%	66.8%	25.7%	23.5%	18.8%	100.0%	17.9%	31.6%	-0.2%	-18.3%	-7.0%	-2.6%	-0.6%
X8	45.0%	79.5%	21.8%	16.3%	78.2%	75.2%	73.0%	17.9%	100.0%	50.8%	6.9%	4.7%	3.3%	9.6%	8.8%
X9	49.8%	46.2%	23.3%	23.7%	52.5%	52.1%	57.8%	31.6%	50.8%	100.0%	16.6%	19.1%	18.9%	14.4%	5.8%
X10	31.2%	7.3%	-0.9%	-5.1%	9.0%	8.5%	11.2%	-0.2%	6.9%	16.6%	100.0%	34.2%	10.1%	32.6%	37.1%
X11	25.5%	-12.2%	-23.9%	-26.2%	2.8%	2.0%	6.2%	-18.3%	4.7%	19.1%	34.2%	100.0%	64.9%	21.5%	14.2%
X12	24.2%	1.6%	-5.7%	-10.5%	-1.0%	-0.8%	4.0%	-7.0%	3.3%	18.9%	10.1%	64.9%	100.0%	9.1%	0.0%
X13	26.7%	5.2%	-11.0%	-14.7%	6.0%	12.1%	9.9%	-2.6%	9.6%	14.4%	32.6%	21.5%	9.1%	100.0%	7.4%
X14	17.2%	10.1%	-0.9%	-1.1%	8.4%	1.3%	12.3%	-0.6%	8.8%	5.8%	37.1%	14.2%	0.0%	7.4%	100.0%

المصدر: مخرجات بايثون

من خلال النظر الى مصفوفة الارتباطات يمكننا ملاحظة أن معاملات الارتباط قد تحسنت قيمتها بعد معالجة البيانات، فقد بلغ أكبر معامل ارتباط المتغير (x9) مع متغير الهدف قيمة 0.49 وهي قيمة تعبر عن ارتباط طردي متوسط ، في حين بلغ معامل الارتباط المتغير (x1) مع متغير الهدف قيمة 0.47 وهي قيمة كذلك متوسطة.

والشكل التالي يمثل ترتيب معاملات الارتباطات بين المتغير الهدف والمتغيرات المحاسبية كالتالي:

الشكل رقم (3-22): التمثيل البياني لمعاملات الارتباط بين متغير الهدف والمتغيرات المحاسبية



المصدر: مخرجات بايثون

يبين الرسم أنه توجد ستة متغيرات محاسبية يفوق معامل ارتباطها مع متغير الهدف نسبة 40%، وهذه دلالة واضحة على أنه توجد متغيرات لها قدرة متوسطة على التمييز، وتمثلت هذه المتغيرات في كل من (x6_x8_x5_x4_x1_x9) بمعاملات ارتباط على التوالي (0.49،0.47، 0.47، 0.46، 0.45، 0.42).

كما يتضح أيضا أن أربع متغيرات محاسبية كانت معامل ارتباطها مع متغير الهدف يفوق نسبة 30% وهي نسبة ارتباط ضعيف وتتمثل في كل من (x3_x2_x10_x7) بمعاملات ارتباط على التوالي (0.34، 0.31، 0.31، 0.30) .

بالمقابل لا توجد أي متغير له ارتباط قوي جدا (أعلى من 80%) مع متغير الهدف، وهذا ربما يساهم في أننا لن نعتمد على متغير واحد في التمييز بين وضعية المؤسسات الاقتصادية الجزائرية.

المبحث الثاني: التقديم الرياضي لنماذج تعلم الآلة المستخدمة

يتناول هذا المبحث شرحا للجانب الرياضي لكل من خوارزمية شجرة القرارdesicion tree، الغابة العشوائية RF، خوارزمية تعزيز التدرج الشديد XGBoost، وكيفية توظيف الخوارزمية الجينية (GA) في تحسين دقة هذه النماذج.

جدير بالذكر أن لهذه الخوارزميات المختارة علاقة مع بعضها من حيث المبدأ، حيث أن خوارزمية الغابة العشوائية وخوارزمية تعزيز التدرج الشديد تعتمد كلاها على المبدأ التي تعمل به شجرة القرار البسيطة، فهما (RF وXGBoost) عبارة عن مجموعة من أشجار القرار، وبصورة أدق خوارزمية الغابة العشوائية تعمل على مبدأ التجميع (Bagging) وخوارزمية تعزيز التدرج الشديد تعمل على مبدأ التعزيز (Boosting)، كما سوف نشرح هذا في المطالب القادمة.

المطلب الأول: الجانب الرياضي لخوارزمية شجرة القرار

شجرة القرار[1] هي نموذج يقوم بتقسيم فضاء الميزات بشكل متكرر إلى مناطق منفصلة لغرض التنبؤات. يمكن اعتبارها دالة تربط متجه الإدخال $X = (x1, x2, \dots xd)$ بمخرجات متوقعة $\hat{y}$.

أولا: معادلة شجرة القرار:

دالة التنبؤ لشجرة القرار لمتجه الإدخال x تُعبر عنها بالشكل التالي:

$$(x)=\sum_{m=1}^{T} CmI(x \in Rm)\hat{y}$$

حيث:

T:عدد العقد الطرفية (الأوراق) في الشجرة.

Cm: قيمة التنبؤ المخصصة للمنطقة Rm، في حالة التصنيف تكون هذه القيمة عادةً الفئة الأكثر شيوعًا، أما في الانحدار فهي متوسط المتغير المستهدف.

[1]-Noguer I Alonso, Miquel, The Mathematics of Decision Trees and Ensembles: Random Forests and Boosting ,pp 2-3,(October 25, 2024) Available at SSRN: https://ssrn.com/abstract=4999900 or http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.4999900

Rm: المنطقة رقم m(الورقة) في فضاء الميزات.

$I(x \in Rm)$: دالة مؤشر تساوي 1 إذا كان x ينتمي إلى المنطقة Rm وتساوي 0 في الحالات الأخرى.

هذه الدالة تعني أنه بالنسبة لمدخل معطى x، تقوم الشجرة باجتياز هيكلها حتى تصل إلى ورقة، حيث يتم إجراء التنبؤ Cm بناءً على القيم في تلك المنطقة.

ثانيا: أشجار التصنيف (classification trees)

في مهام التصنيف، تقوم أشجار القرار بتعيين تسميات الفئات لكل منطقة. يتم اختيار الثابت Cm ليكون الفئة الأكثر شيوعًا في بيانات التدريب ضمن المنطقة Rm:

$$cm = arg\ max_{k\epsilon\{0,1,\dots,k\}} \sum_{xi\epsilon Rm} I(yi = k)$$

حيث K هو عدد الفئات، تعني هذه المعادلة أن الفئة المتوقعة cm هي الفئة k ذات العدد الأكبر من العينات في المنطقة Rm.

ثالثا: معايير التقسيم (splitting criteria):

لبناء الشجرة، يُستخدم معيار تقسيم لتحديد كيفية تجزئة البيانات عند كل عقدة.

1- **مؤشر جيني (Gini Index):**

يُستخدم مؤشر جيني في أشجار التصنيف لقياس مستوى الشوائب في العقدة:

$$Gini(t) = 1 - \sum_{k=1}^{k} p_k^2$$

حيث pk تمثل نسبة العينات من الفئة k في العقدة t، يشير انخفاض مؤشر جيني إلى نقاء أكبر في العقدة. يقيس مؤشر جيني احتمال أن يتم تصنيف عينة مختارة عشوائيًا بشكل خاطئ إذا تم تسميتها وفقًا للتوزيع في العقدة.

2- الانتروبيا (Entropy):

تقيس الإنتروبيا درجة عدم اليقين أو العشوائية في توزيع الفئات عند العقدة:

$$entropy(t) = -\sum_{k=1}^{k} p_k log_2(p_k)$$

حيث pk تمثل نسبة العينات من الفئة k، تشير قيمة الإنتروبيا المنخفضة إلى أن العقدة تحتوي بشكل رئيسي على عينات من فئة واحدة، تم اشتقاق الإنتروبيا من نظرية المعلومات وهي تقيس كمية المعلومات المطلوبة لتصنيف عينة جديدة.

رابعا: مشكلة overfitting في خوارزمية شجرة القرار:

تعاني أشجار القرار من مشكلة فرط التكيف(overfitting)، وهي ظاهرة يتطابق فيها نموذج شجرة القرار بشكل دقيق جداً مع بيانات التدريب، مما يقلل من دقته عند تطبيقه على بيانات جديدة أو مستقبلية.

يؤثر فرط التكيف سلباً على أداء النموذج عند اختباره ببيانات الاختبار، تحدث هذه المشكلة بسبب وجود ضوضاء أو ميزات غير ذات صلة في بيانات التدريب أو نمو شجرة القرار إلى عمق كبير، حيث تميل الأشجار العميقة إلى فرط التكيف.[1]

خامسا: تحسين معايير نموذج شجرة القرار باستخدام الخوارزمية الجينية[2]

تتضمن منهجيتنا تحسين معايير شجرة القرار (Hyperparameters) باستخدام تقنية الخوارزمية الجينية (GA)، والتي تُعد عنصرًا أساسيًا في هذا البحث.

تُعتبر أشجار القرار من تقنيات تعلم الآلة الأساسية، وتعتمد بشكل كبير على ضبط المعايير لتحديد هيكلها وأدائها التنبؤي. تشمل هذه المعايير عوامل حاسمة مثل:

-العمق الأقصى للشجرة (Maximum Depth)

-الحد الأدنى للعينات المطلوبة للتقسيم (Minimum Samples for Splits)

-الحد الأقصى للعقد الورقية (Maximum Leaf Nodes)

-الحد الأقصى للميزات المستخدمة (Maximum Features)

كل من هذه المعايير له تأثير كبير على دقة النموذج وقدرته على التعميم (Generalization).

وبالتالي يمكن تمثيل دالة الهدف للخوارزمية الجينية كالتالي:

$$objective\ function = max(Accuracy)$$

ويمكن تمثيل مجموعة الحلول الأولية (فضاء البحث) من مجموعة الكروموسومات التي تحتوي على معايير شجرة القرار كالتالي:

[1]- A. D. Mankar and other, METAANALYSIS OF OVERFITTING OF DECISION TREES ,Journal of Nonlinear Analysis and Optimization: Theory and Applications, vol 15, no 01, 2024,p30.

[2]-Govada Anuradha and other, GENETIC ALGORITHM-BASED DECISION TREE OPTIMIZATION FOR DETECTION OF DEMENTIA THROUGH MRI ANALYSIS ,IAPGOŚ,vol 14,no 01,2024, p86. http://doi.org/10.35784/iapgos.5775

الشكل رقم(3-23): مجتمع الحلول الأولي(معلمات DT)

كروموسوم 1	max depth 1	min sample1	max leaf 1
كروموسوم 2	max depth 2	min sample2	max leaf 2
كروموسوم 3	max depth 3	min sample3	max leaf 3
.....	.....	.....	.....
كروموسوم n	max depth n	min sample n	max leaf n

المصدر: من إعداد الباحث

المطلب الثاني: الجانب الرياضي لخوارزمية الغابة العشوائية

على عكس ما تم عرضه في شرح خوارزمية شجرة القرار، حيث هي القيام ببناء شجرة قرار وحيدة من أجل القيام بعملية التصنيف، كذلك قمنا بالتنويه عن مشكلة الإفراط في التكيف التي تلازم هذا النوع من الخوارزمية.

تعد خوارزمية الغابة العشوائية عبارة عن مجموعة من أشجار القرار، تنتمي الى ما يعرف ب (ensemble learning)، وهي حالة خاصة من حالات(التجميع) bagging، حيث يتم تدريب مجموعة من الأشجار القرار على عينات جزئية ومن ثم يتم الحكم كالتالي:

-في مهام الانحدار: يتم أخذ المتوسط لمجموع تنبؤات النماذج

-في مهام التصنيف: يتم التصويت على الأغلبية

ومصطلح (bagging) هو اختصار ل (bootstrap aggregating) والهدف الرئيسي لهذه الطريقة هو تقليل التباين للمقدر النهائي، وهي مفيدة جدا وتستخدم بشكل شائع في سياق نماذج أشجار القرار.[1]

وببساطة فهذه الطريقة يمكن تطبيقها نظريا كالتالي:

-تقسيم عينة التدريب إلى عينات جزئية حسب عدد المصنفات (عدد أشجار القرار)

- كل شجرة قرار (نموذج أو مصنف) يقوم بالتدريب على جزء معين من البيانات

[1]-Dhery Setiawan And other, Bagging and random forest classification methods for unbalanced data school dropout cases in Lampung province, Conference Proceedings 2662, 22/12/2022, p02, https://doi.org/10.1063/5.0109130

-كل شجرة قرار تعتمد على جزء من المتغيرات المستقلة(الميزات)، أي أن هذه النماذج أو المصنفات لا تأخذ كل المتغيرات في النموذج بل تأخذ قيمة $\sqrt{x}$ (في العادة يتم الاعتماد على قيمة الجذر التربيعي لعدد المتغيرات)، للتفصيل أكثر لنفرض أن لدينا 16 متغير مستقل، حينها يمكن القول أن كل شجرة قرار تتدرب على عينة جزئية بها 4 متغيرات مستقلة.

ومن خلال ذلك يضمن أن كل نموذج يتدرب بشكل مستقل عن بقية النماذج، ولا يكون هناك ارتباط بين المصنفات (بسبب اختلاف العينة والمتغيرات).

تعمل طرق التجميع[1] على بناء الدالة التنبؤية(f) من خلال مجموعة من ما يُسمى base learners (المتعلمين الأساسيين) يرمز لهم عادة $h1(x),\dots hj(x)$ ، حيث يتم دمج المتعلمين الأساسيين لانتاج المقدر النهائي أو التنبؤ المجمع $f(x)$

ففي حالة الانحدار يتم حساب المتوسط الحسابي لتنبؤات base learners كالتالي:

$$F(x) = \frac{1}{\mathrm{j}} \sum_{j=1}^{j} \mathrm{h_j(x)}$$

أما في حالة التصنيف يتم اعتماد الفئة أكثر تكرارا (مبدأ التصويت) بين تنبؤات base learners:

$$f(x) = \arg max_{y \in Y} \sum_{j=1}^{j} \mathrm{I(y = h(x))_j}$$

- **تحسين معايير نموذج الغابة العشوائية باستخدام الخوارزمية الجينية:**

ان كيفية تطبيق الخوارزمية الجينية من أجل تحسين دقة نموذج الغابة العشوائية لا يختلف مع تطبيقها على نموذج شجرة القرار، الا في إضافة معلمة جديدة تشير إلى عدد الأشجار(n_estimator)، ومنه يمكن عرض كيفية التطبيق كالتالي:

بالنسبة لدالة الهدف تبقى نفسها، لأن الهدف دائما هو البحث عن المعلمات التي تحقق أكبر دقة تصنيف:

$$objective\ function = max(Accuracy)$$

أما بالنسبة لفضاء البحث يمكن تمثيله كالتالي:

[1]- Adele culter And other, Random Forests, https://www.researchgate.net/publication/236952762 , DOI: 10.1007/978-1-4419-9326-7_5 .

الشكل رقم (3-24): مجتمع الحلول الأولي (معلمات RF)

كروموسوم 1	max depth 1	min sample1	max leaf 1	n_estimator 1
كروموسوم 2	max depth 2	min sample2	max leaf 2	n_estimator 2
كروموسوم 3	max depth 3	min sample3	max leaf 3	n_estimator 3
.....	.....	.....	.....	.....
كروموسوم n	max depth n	min sample n	max leaf n	n_estimator n

المصدر: من اعداد الباحث

المطلب الثالث: الجانب الرياضي لخوارزمية تعزيز التدرج الشديد

أولا:**Boosting** و **XGboost**

فكرة التعزيز (BOOSTING) برزت إلى الواجهة عندما بدأ الباحثون يتساءلون عما إذا كان بإمكاننا تحويل "المتعلم الضعيف" (weak learner) إلى "متعلم أفضل"(better learner) من خلال إدخال بعض التعديلات عليه، من المنظور الإحصائي تشبه هذه العملية عملية تطوير "فرضية جيدة" انطلاقًا من "فرضية ضعيفة".

يشرح Jason Brownlee في كتابه أن المتعلم الضعيف – أو ما يسمى بالفرضية الضعيفة – هو ذلك النموذج الذي يتفوق أداؤه بشكل طفيف فقط على التخمين العشوائي، وتعتمد فكرة تعزيز الفرضية على مبدأ تصفية البيانات، حيث تُترك العينات التي يستطيع المتعلم الضعيف معالجتها كما هي، بينما يتم التركيز بشكل مكثف على العينات التي يعجز عن تصنيفها بشكل صحيح.

ويوضح الباحثون في هذه الفكرة بقولهم: "تكمن الفكرة الأساسية في استخدام أسلوب التعلم الضعيف عدة مرات لتوليد سلسلة من الفرضيات، حيث تركز كل فرضية جديدة على العينات التي فشلت الفرضيات السابقة في تصنيفها بشكل صحيح... لكن الجدير بالذكر أن طريقة تحقيق هذا الهدف ليست واضحة أو بديهية على الإطلاق...".

تعمل خوارزميات التعزيز من خلال آلية متعددة المراحل:

1- تبدأ بتدريب متعلم ضعيف أولي على البيانات الأصلية

2- ثم تقوم بتحليل الأخطاء التي يرتكبها هذا المتعلم

3- بعد ذلك تركز على العينات المصنفة بشكل خاطئ وتعطيها أولوية أكبر في عملية التدريب التالية

4- تتكرر هذه العملية بشكل متتالٍ مع تعديل الأوزان في كل مرة

5- في النهاية يتم دمج كل هذه المتعلمات الضعيفة لإنشاء نموذج تنبؤي قوي ودقيق

هذا النهج التكراري الذكي هو ما يمكّن خوارزميات مثل XGBoost من تحقيق نتائج استثنائية في مجالات التعلم الآلي وتنقيب البيانات، حيث تتحول مجموعة من المصنفات البسيطة إلى نموذج متقدم ذو دقة عالية.[1]

يتضمن أسلوب التعزيز (Boosting) تجميع جميع المصنفات الضعيفة لإنتاج مصنف قوي، يعد XGBoost شكلاً من أشكال التعزيز، وقد تم تطويره من تقنية التعزيز التدريجي (Gradient Boosting)

تم تكييف XGBoost من التعزيز التدريجي بهدف تحسين سرعة الحوسبة، وقابلية التوسع، وأداء التعميم.

تتمثل الخطوة الأولى في تنفيذ XGBoost في تنظيم البيانات، حيث سيتم تحويل جميع الأشكال الفئوية من البيانات إلى الشكل الرقمي، نظرًا لأن XGBoost يعمل فقط مع المتجهات الرقمية.

تلي ذلك خطوة تنظيف البيانات والخضوع لعملية هندسة الميزات (Feature Engineering).

يمكن الحصول على النموذج المقدَّر باستخدام الدالة العامة كما هو موضح في المعادلة التالية[2]:

$$\hat{y}_i^{(t)} = \sum_{k=1}^{t} f_k(x_i) = \hat{y}_i^{(t-1)} + f_t(x_i)$$

حيث:

$\hat{y}_i^{(t)}$:التنبؤ في الخطوة t.

$f_t(x_i)$: المتعلم في الخطوة t.

[1]-Ramraj S And other, Experimenting XGBoost Algorithm for Prediction and Classification of Different Datasets, International Journal of Control Theory and Applications, vol 09,no 40, 2016, p65.

[2]-Sharmeen binti Syazwan Lai And Other, Comparing the Performance of AdaBoost, XGBoost, and Logistic Regression for Imbalanced Data, Mathematics and Statistics, vol 09, no 03, 2021, https://www.hrpub.org/journals/article_info.php?aid=10971

$\boldsymbol{x_i}$: المدخلات(المتغيرات).

$\widehat{\boldsymbol{y}}_{\boldsymbol{i}}^{(\boldsymbol{t-1})}$: المتعلم في الخطوة(t−1).

الهدف هو إيقاف فرط التكيّف (Overfitting) في XGBoost، كما هو موضح في المعادلة أدناه:

$$\mathrm{F_{obj}}(\theta) = \sum_{k=1}^{n} L(\theta) + \sum_{k=1}^{t} \Omega(\theta)$$

حيث:

$L(\theta) = l(\hat{\mathrm{y}}_{\mathrm{i}}, \boldsymbol{y_i})$: دالة الخسارة تقيس الفرق بين التنبؤ والقيمة المستهدفة

$\Omega(\theta) = \gamma T + \frac{1}{2}\lambda||\mathrm{W}||^2$: معامل التنظيم يفرض عقوبة على النماذج المعقدة (regularized term)

γ: الحد الأدنى للخسارة المطلوبة لمواصلة تقسيم عقدة الورقة (Leaf Node).

T: عدد الأوراق في الشجرة.

λ: معامل تنظيم (Regularization Parameter) لتحديد شدة العقوبة.

γT: يتعلق بعملية تقليم الشجرة.

W: أوزان الأوراق.

بعد ذلك، يتم أخذ التوسيع من الدرجة الثانية (Second Order Expansion) لدالة الخسارة في XGBoost، ويكون الهدف النهائي كما هو موضح في المعادلة التالية:

$$j^{(t)} \approx \sum_{i=1}^{n} \left[g_i w_{q(xi)} + \frac{1}{2}(h_i w_{q(x_i)}^2) \right] + \gamma T + \frac{1}{2}\lambda \sum_{j=1}^{t} w_j^2$$

حيث أن (h_i) هي المشتقة الثانية لدالة الخسارة و (g_i) هي المشتقة الأولى لدالة الخسارة.

يمكن تحديد الوزن الأمثل (w_j) للورقة j من خلال المعادلة التالية:

$$w_j = -\frac{\sum_{i\in I_j} g_i}{\sum_{i\in I_j} h_i + \lambda}$$

قيمة الخسارة المجمّعة لكل عقدة ورقة يمكن التعبير عنها بدالة الخسارة التالية:

$$j^{(t)} \approx \sum_{j=1}^{t}\left[\left(\sum_{i\in I_J} g_i\right)w_j + \frac{1}{2}\left(\sum_{i\in I_J} h_i + \lambda\right)\left(w_j^2\right)\right] + \gamma T$$

حيث (I_J) تشير إلى جميع عينات البيانات الموجودة في عقدة الورقة j، وبالتالي يمكن تقييم التغير في أداء النموذج بالاعتماد على دالة الهدف بعد تقسيم عقدة في شجرة القرار.

ثانيا: معلمات نموذج xgboost

تتمثل هذه المعلمات في كل من:

1- **learning rate** :معدل التعلّم[1]الذي يُشار إليه أحيانًا بمعامل الانكماش(shrinkage)، يتحكم في الوزن الممنوح لكل شجرة جديدة تضاف إلى المجموعة (ensemble).

من خلال قياس مساهمة كل شجرة، يُبطئ معدل التعلّم عملية التعلم، مما يسمح للنموذج بالتعلم بشكل تدريجي أكثر ويقلل احتمالية الإفراط في التكيّف (overfitting).

القيم الصغيرة لـ معدل التعلم تجعل النموذج أقل عرضة للإفراط في التكيّف، لكنها تتطلب عددًا أكبر من الأشجار (n_estimators) للوصول إلى الأداء الأمثل، مما قد يزيد من وقت التدريب.

على العكس، يمكن لمعدلات التعلّم المرتفعة أن تسرع التدريب، لكنها قد تؤدي إلى نموذج لا يعمّم جيدًا على البيانات الجديدة.

لذلك، فإن ضبط learning_rate بشكل صحيح أمر ضروري لتحقيق التوازن بين سرعة التعلم والدقة، مما يضمن أن النموذج يتقارب تدريجياً نحو حل يعمل بشكل جيد على البيانات غير المرئية (unseen data).

[1]Vibhu Verma, Exploring Key XGBoost Hyperparameters: A Study on Optimal Search Spaces and Practical Recommendations for Regression and Classification, International Journal of All Research Education and Scientific Methods (IJARESM), vol 12, issue 10, 2024,p3260.

Max Depth–2 :العمق الأقصى هو معلمة تحدِّد أقصى عمق لكل شجرة في المجموعة (ensemble)، مما يتحكم في مستوى التفاصيل التي يستطيع النموذج التقاطها.

حيث أن الأشجار ذات عمق أكبر يمكنها نمذجة تفاعلات أكثر تعقيدًا بين الميزات، مما قد يحسن الدقة على مجموعة التدريب.

لكن العمق المرتفع جدًا قد يؤدي إلى الإفراط في التكيّف (overfitting)، حيث يبدأ النموذج في التقاط الضوضاء (noise) بدلاً من الأنماط الحقيقية في البيانات.

إن ضبط العمق الأقصى بقيم صغيرة يجعل النموذج أكثر تعميمًا وأسهل في التفسير، وهو أمر مفيد خاصة في التطبيقات التي تتطلب وضوحًا في آلية اتخاذ القرار.

وبالتالي يعد هذا المعيار عنصرًا أساسيًا للتحكم في قدرة النموذج، حيث:

– القيم الصغيرة تُنتج نماذج أكثر تعميمًا.

– القيم الكبيرة تلتقط أنماطًا غير خطية معقدة، لكنها قد تضر بالقدرة على التعميم.

3–عدد المقدرات أو الأشجار [1] :(n_estimators)

يحدد هذا المعيار عدد الأشجار في نموذج XGBoost مما يؤثر مباشرةً على عملية التعلم وتعقيد النموذج النهائي.

كل شجرة جديدة تُضاف إلى المجموعة (ensemble) تعمل على تصحيح الأخطاء المتبقية من الأشجار السابقة، مما يحسن دقة التنبؤ للنموذج.

زيادة عدد الأشجار عادةً ما تحسن دقة النموذج من خلال التقاط أنماط أدق في البيانات، لكن العدد المفرط من الأشجار قد يؤدي إلى الإفراط في التكيّف (Overfitting) والى زيادة زمن التدريب الحسابي، خاصةً مع مجموعات البيانات الكبيرة.

لذلك فإن إيجاد التوازن الأمثل (عدد الأشجار المناسب) مرهون بـ حالتين هما:

[1]-Vibhu Verma, ibid, p3260.

- عدد قليل جدًا من الأشجار قد يُنتج نموذجًا غير كافٍ (Underfit) لا يتعلم الأنماط الأساسية جيدًا.

- عدد كبير جدًا يجعل النموذج معقدًا دون داعٍ، مما يزيد وقت التدريب دون تحسن متناسب في الأداء.

لذلك، يُعد تحديد نطاق مناسب لـ (n_estimators) أمرًا بالغ الأهمية لتحقيق أفضل توازن بين الأداء والكفاءة.

4-الحد الأدنى لوزن العيّنة (**Min Child Weight**) :

هو معلمة تنظيمية تحدد أقل مجموع مُطلَق لأوزان العيّنات (instance weights) المطلوبة في عقدة فرعية (childnode) قبل انقسامها.

ويكمن دورها في التحكم في تعقيد النموذج كالتالي:

- القيم المرتفعة من (min_child_weight) تؤدي إلى تقليل الانقسامات في الأشجار، مما يجعل النموذج أكثر تحفظًا، كما تقلل خطر الإفراط في التكيّف (Overfitting)، خاصةً في البيانات ذات الضوضاء (Noisy Data) أو القيم الشاذة (Outliers).

- القيم المنخفضة تسمح بـ انقسام العقد حتى لو كان مجموع الأوزان فيها صغيرًا، مما يزيد تعقيد النموذج، كما تساعد في التقاط أنماط دقيقة في البيانات، لكن مع زيادة احتمالية Overfitting.

على العموم يمكن شرح متى نستخدم قيمًا عالية أو منخفضة كالتالي:

-**زيادة القيمة** : إذا كان النموذج يعاني من Overfitting أو إذا كانت البيانات تحتوي على ضوضاء كثيرة.

-**تخفيض القيمة** : إذا كان النموذج مُبسَّطًا جدًا (Underfit) وتريد السماح له باكتشاف علاقات أكثر تعقيدًا.

باختصار يُعد (min_child_weight) أداة فعّالة للموازنة بين مرونة النموذج وقدرته على التعميم مما يجعله أحد المعلمات الأساسية التي تحتاج إلى ضبط دقيق في XGBoost.

5-colsample_bytree[1]: هي معلمة تحدد نسبة الميزات (المتغيرات/الجينات) التي يتم اختيارها عشوائيًا عند بناء كل شجرة في نموذج **XGBoost**.

6-subsample: هي معلمة تحدد نسبة العينات (الصفوف/الملاحظات) التي يتم اختيارها عشوائيًا لتدريب كل شجرة في نموذج XGBoost.

7-Gamma: هي معلمة تنظيمية في XGBoost تُحدد أقل انخفاض مطلوب في دالة الخسارة (Loss Reduction) لتنفيذ انقسام إضافي في عقدة ورقة الشجرة (Leaf Node).

ثالثا: البحث عن المعلمات الفائقة باستخدام الخوارزمية الجينية

بالنسبة لكيفية تطبيق الخوارزمية الجينية في البحث عن المعلمات الفائقة والتي تحقق اعلى دقة تصنيف، التطبيق هنا لا يختلف عن تطبيقها في النماذج السابقة (RF و DT) ، فالمعلمات التي نريد أن نبحث عنها قد تم تقديمها، والهدف هو دائما تعظيم الدقة.

$$objective\ function = max(Accuracy)$$

ويمكن تمثيل فضاء البحث كالتالي:

الشكل رقم(3-25): مجتمع الحلول الأولي (معلمات XGBOOST)

كروموسوم 1	learning rate 1	Max Depth 1	Min Child Weight 1	…	n_estimator 1
كروموسوم 2	learning rate 2	Max Depth 2	Min Child Weight 2	…	n_estimator 2
كروموسوم 3	learning rate 3	Max Depth 3	Min Child Weight 3	…	n_estimator 3
……	……	……	……	…	……
كروموسوم n	learning rate n	Max Depth n	Min Child Weight n	…	n_estimator n

المصدر: من إعداد الباحث

[1]-Wei Li and other, Gene Expression Value Prediction Based on XGBoost Algorithm, Frontiers in Genetics, vol 10,Article 1077,2019, p03. DOI:10.3389/fgene.2019.01077 .

المبحث الثالث: تطبيق النماذج ومناقشة النتائج

في هذا المبحث سوف يتم تطبيق الثلاث خوارزميات التي تم شرحها في المبحث الثاني على قاعدة البيانات التي تم عرضها في المبحث الأول، من أجل بناء نماذج تصنيف لطلبات القروض ، ومحاولة تحسين دقة هذه النماذج باستخدام تقنية الخوارزمية الجينية.

المطلب الأول: بناء نموذج شجرة القرار(DT)

أولا: تقسيم العينة

كما هو معلوم فان عينة الدراسة تتكون من 300 مؤسسة و14 متغير محاسبي (نسبة مالية)

وقد تم تقسيم العينة إلى قسمين كالتالي:

-عينة التدريب : تتكون من 80% من قاعدة البيانات، حيث بلغت 240 مؤسسة.

-عينة الاختبار : تتكون من 20% من قاعدة البيانات ، حيث بلغت 60 مؤسسة.

ثانيا: تنفيذ النموذج باستخدام المعلمات التلقائية

إن تحديد قيم المعلمات للنموذج يعتمد على خبرة المبرمج، وقد تم تحديد المعلمات كالتالي:

الجدول رقم (3-10): تحديد المعلمات الأولية لنموذج شجرة القرار

المعلمة	القيمة		المعلمة	القيمة
criterion	entropy		max_depth	10
splitter	random		min_samples_split	7
min_samples_leaf	6		max_features	log2
class_weight	balanced			

المصدر: من إعداد الباحث بالاعتماد على الملحق رقم 13

وبعد تنفيذ النموذج تم الحصول على النتائج التالية:

-بالنسبة لعينة التدريب: بلغت دقة التصنيف 82.08%.

-بالنسبة لعينة الاختبار: بلغت دقة التصنيف 86.67%.

وبالنظر إلى نسبة دقة التصنيف التي حققها النموذج في مرحلة التدريب يتضح أنها أقل من النسبة التي حققها في مرحلة الاختبار، وهذه إشارة على أن النموذج يعاني من مشكلة النقص في الأداء (Underfitting).

ثالثا: البحث عن المعلمات الفائقة باستخدام الخوارزمية الجينية

تم تحديد فضاء البحث المتعلق بقيم المعلمات كالتالي:

الجدول رقم(3-11): تحديد فضاء البحث الخاص بالمعلمات لنموذج شجرة القرار

المعلمة	فضاء البحث
criterion	"gini", "entropy", "log_loss"
splitter	"best", "random"
max_depth	(1, 10)
min_samples_split	(2, 20)
min_samples_leaf	(1, 20)
max_features	(["sqrt", "log2", None])
class_weight	([None, "balanced"])

المصدر: من اعداد الباحث بالاعتماد على الملحق رقم 14

وتم تحديد كل من حجم المجتمع الأولي وعدد الأجيال كالتالي:

population size: حجم المجتمع 35 (كروموسوم)

generations: عدد الأجيال 7.

وبعد تنفيذ الخوارزمية الجينية تم الحصول على القيم التالية:

الجدول رقم (3-12): تحديد المعلمات الفائقة باستخدام الخوارزمية الجينية

المعلمة	قيمة المعلمة
criterion	"log_loss"
splitter	"best"
max_depth	7
min_samples_split	10
min_samples_leaf	5
max_features	"log2"
class_weight	"balanced"

المصدر: من إعداد الباحث بالاعتماد على الملحق رقم 15

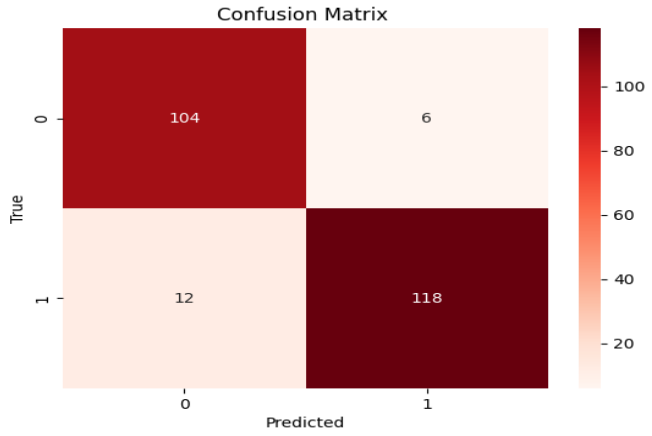
وبعد استخدام قيم هذه المعلمات المتحصل عليها لبناء نموذج شجرة القرار كانت النتائج كالتالي:

- بلغت دقة التصنيف بالنسبة لعينة التدريب نسبة 92.5%.
- بلغت دقة التصنيف بالنسبة لعينة الاختبار نسبة 90%.

رابعا: تقييم أداء النموذج

كانت مصفوفة الارتباك الخاصة بعينة التدريب كالتالي:

الشكل رقم (3-26): مصفوفة الارتباك الخاصة بعينة التدريب



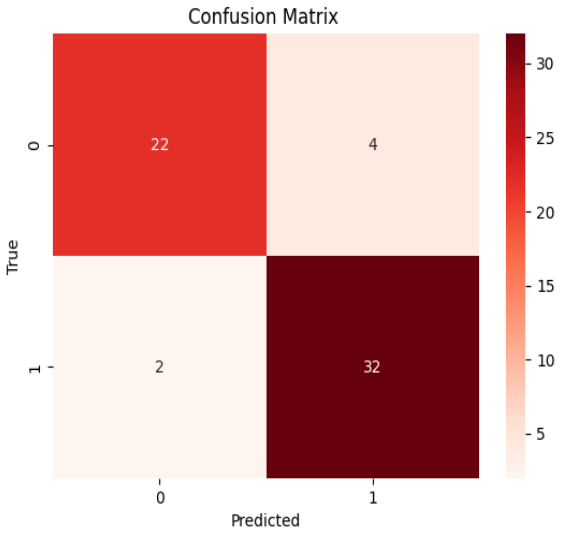
المصدر: مخرجات بايثون

حيث أن:

TN	104 مؤسسة من صنف 0 تم تصنيفها بشكل صحيح على أنها من صنف 0
FP	6 مؤسسات من صنف 0 تم تصنيفها بشكل خاطئ على أنها من صنف 1
FN	12 مؤسسة من صنف 1 تم تصنيفها بشكل خاطئ على أنها من صنف 0
TP	118 مؤسسة من صنف 1 تم تصنيفها بشكل صحيح على أنها من صنف 1

أما بالنسبة لمصفوفة الارتباك الخاصة بعينة الاختبار كانت كالتالي:

الشكل رقم (3-27): مصفوفة الارتباك الخاصة بعينة الاختبار



المصدر: مخرجات بايثون

حيث أن:

TN	22مؤسسة من صنف 0 تم تصنيفها بشكل صحيح على أنها من صنف 0
FP	4 مؤسسات من صنف 0 تم تصنيفها بشكل خاطئ على أنها من صنف 1
FN	2 مؤسسة من صنف 1 تم تصنيفها بشكل خاطئ على أنها من صنف 0
TP	32 مؤسسة من صنف 1 تم تصنيفها بشكل صحيح على أنها من صنف 1

أما بالنسبة لمقاييس التقييم كانت النتائج كالتالي:

الجدول رقم(3-13): مقاييس التقييم لنموذج شجرة القرار

مقاييس الأداء بالنسبة لعينة التدريب			
	precision	recall	F1-score
الفئة 0	0.90	0.95	0.92
الفئة 1	0.95	0.91	0.93
مقاييس الأداء بالنسبة لعينة الاختبار			
	precision	recall	F1-score
الفئة 0	0.92	0.85	0.88
الفئة 1	0.89	0.94	0.91

المصدر : من إعداد الباحث بالاعتماد على الملحق رقم 16

بالنسبة لعينة التدريب:

الفئة (0) المؤسسات العاجزة (يقابلها قرار بالرفض)

بلغت نسبة الدقة 90%(precision)، وهذا يعني أنه من بين كل المؤسسات التي تنبأ بها على أنها عاجزة وبالتالي يتم رفض تقديم لها قرض كانت 90% منها فعليا هي مؤسسات عاجزة

وبلغ معامل الاسترجاع recall نسبة 95%، أي أنه من بين كل المؤسسات التي هي فعلا عاجزة استطاع اكتشاف 95% منها وصنفها كمؤسسات عاجزة.

أما بالنسبة لمعامل f1-score كانت قيمته 92% وهي قيمة توافقية بين نسبة الدقة ومعامل الاسترجاع.

الفئة (1) المؤسسات السليمة (يقابلها قرار بالقبول)

بلغت نسبة الدقة precision لهذه الفئة 95%، يعنى أنه من بين كل المؤسسات التي تنبأ بها على أنها سليمة كانت 95% منها فعلا سليمة وبالتالي يتم الموافقة على طلب القرض.

أما بخصوص معامل الاسترجاع recall بلغ قيمة 91%، أي أنه من بين كل المؤسسات التي هي فعلا سليمة تنبأ ب 91% منها على أنها سليمة، وبلغ معامل f1-score نسبة 93%.

بالنسبة لعينة الاختبار:

الفئة (0) المؤسسات العاجزة (يقابلها قرار بالرفض)

بلغت نسبة الدقة 92%(precision)، وهذا يعني أنه من بين كل المؤسسات التي تنبأ بها على أنها عاجزة وبالتالي يتم رفض تقديم لها قرض كانت 92% منها فعليا هي مؤسسات عاجزة

وبلغ معامل الاسترجاع recall نسبة 85%، أي أنه من بين كل المؤسسات التي هي فعلا عاجزة استطاع اكتشاف 85% منها وصنفها كمؤسسات عاجزة.

أما بالنسبة لمعامل f1-score كانت قيمته 88% وهي قيمة توافقية بين نسبة الدقة ومعامل الاسترجاع.

الفئة (1) المؤسسات السليمة (يقابلها قرار بالقبول)

بلغت نسبة الدقة precision لهذه الفئة 89%، يعنى أنه من بين كل المؤسسات التي تنبأ بها على أنها سليمة كانت 89% منها فعلا سليمة وبالتالي يتم الموافقة على طلب القرض.

أما بخصوص معامل الاسترجاع recall بلغ قيمة 94%، أي أنه من بين كل المؤسسات التي هي فعلا سليمة تنبأ ب 94% منها على أنها سليمة، وبلغ معامل f1-score نسبة 91%.

جدير بالذكر هنا في مسألة المفاضلة بين قيمة precision وقيمة recall أيهما نعتمد؟ هذا السؤال يجيبنا عليه سياسة البنك في حد ذاتها كالتالي:

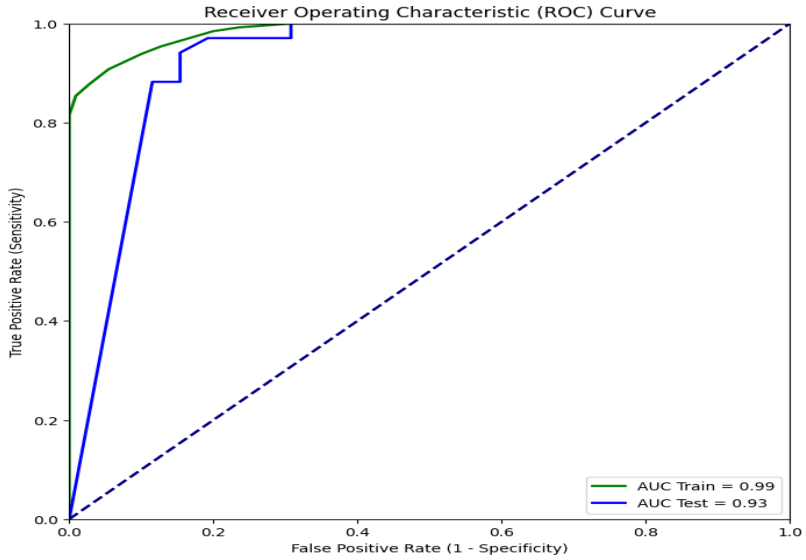
-إذاكانت سياسة البنك تحفظية ويسعى دائما إلى تقليل المخاطر فهنا يجب دائما الرفع من قيمة precision ، حيث يهدف من خلاله إلى التنبؤ فقط بالمؤسسات السليمة حتى لو أدى ذلك إلى فقدان عملاء جيدين (مؤسسات سليمة)

-إذا كانت سياسة البنك توسعية ويهدف دائما إلى زيادة الأرباح المنجرة عن الفوائد التي يتلقاها من منح القروض، هنا يجب الاهتمام برفع قيمة recall ، والذي يهدف من خلاله إلى عدم تفويت أية فرصة استثمارية حتى ولو أدى ذلك إلى وضع الثقة في عملاء غير جيدين، وبالتالي القبول بدرجة معينة من المخاطرة، وذلك بتصنيف عملاء على أنهم جيدين لكن في الحقيقة هم غير جيدين.

وبالرجوع إلى النتائج التي توصل إليها نموذج شجرة القرار يمكن القول أن النموذج قدم أداء جيدا بعد إيجاد المعلمات الفائقة باستخدام تقنية الخوارزمية الجينية، حيث تحسنت دقة التصنيف إلى 90% بعدما كانت 86.67%.

كما كانت نتائج منحنى (ROC curve) كالتالي:

الشكل رقم (3-28): منحنى ROC لنموذج DT



المصدر: مخرجات بايثون

قيمة AUC لبيانات التدريب هي 0.99، وهي قيمة عالية جدًا وتشير إلى أن النموذج يعمل بشكل جيد للغاية على البيانات التي تم تدريبه عليها.

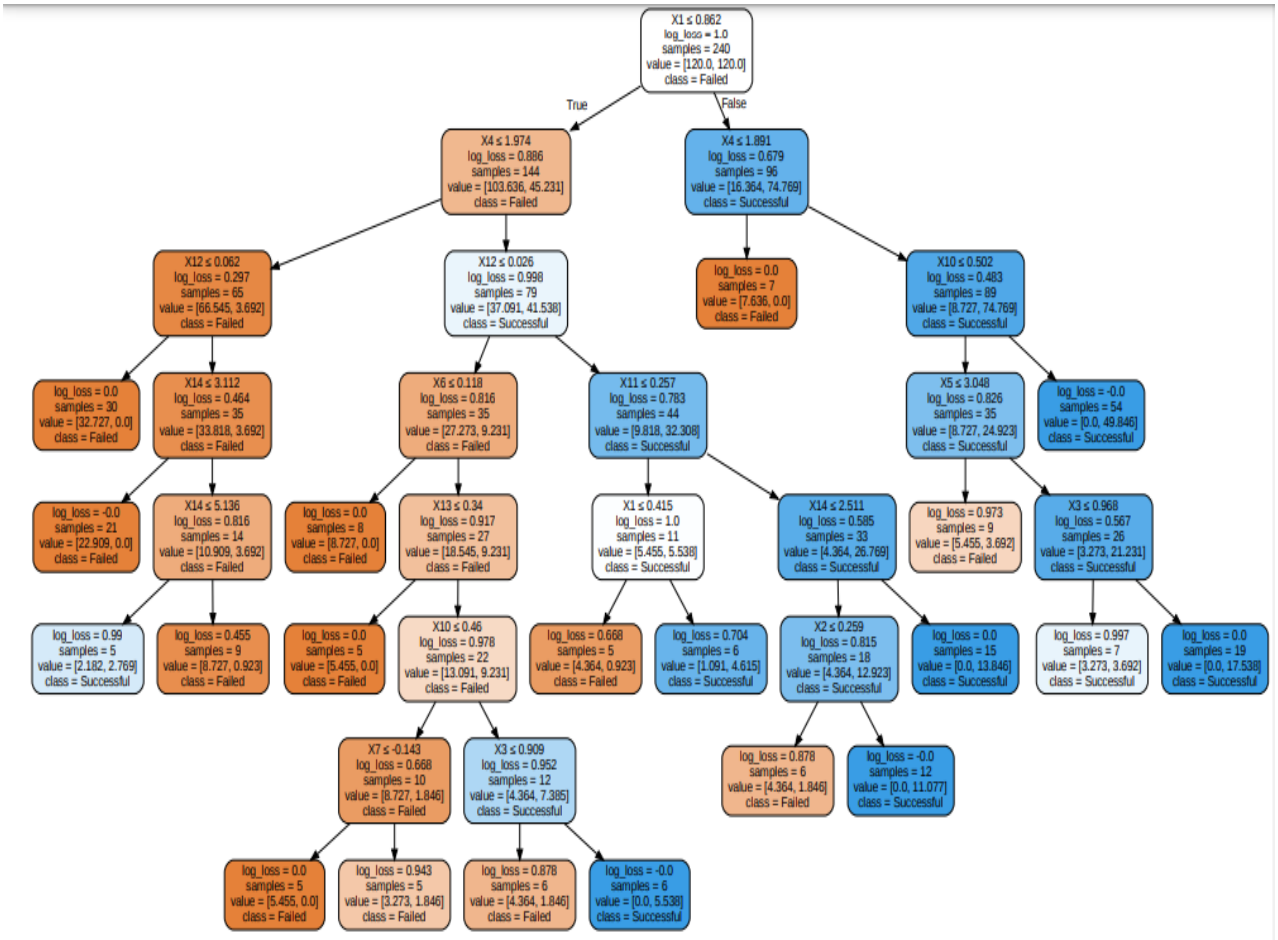
قيمة AUC لبيانات الاختبار هي 0.93، وهي أيضًا جيدة جدًا وتشير إلى أن النموذج يعمم بشكل جيد على البيانات غير المرئية.

حقيقة أن كلا المنحنيين أعلى بكثير من الخط القطري ولديهما قيم AUC عالية تشير إلى أن نموذج شجرة القرار يعمل بشكل جيد في التمييز بين المؤسسات الناجحة والفاشلة، الا أنه هناك انخفاض طفيف في الأداء من مجموعة التدريب إلى مجموعة الاختبار، وهو أمر متوقع ويشير إلى درجة صغيرة من التخصيص الزائد، ولكن AUC للاختبار لا يزال قويًا جدًا.

خامسا: التمثيل البصري لنموذج شجرة القرار

كان شكل شجرة القرار كالتالي:

الشكل رقم (3-29): شكل شجرة القرار



المصدر: مخرجات بايثون

بالنظر إلى الشكل أعلاه يتضح أن بدأ بالتقسيم باعتماد على المتغير (X1) ثم في المستوى الثاني على المتغير (X4) وفي المستوى الثالث على المتغير (X12)، وهذا ما كان واضحا في معاملات الارتباط انظر الشكل (3-22)، حيث كان معامل الارتباط الخاص بالمتغير (X1) و (X4) يقدر ب 0.47.

المطلب الثاني: بناء نموذج الغابة العشوائية (Random Forest)

من أجل تنفيذ خوارزمية الغابة العشوائية يمكن إتباع الخطوات التالية:

أولا: تقسيم العينة

يتم الاحتفاظ بنفس التقسيم الذي اتبعناه في تنفيذ خوارزمية شجرة القرار، وذلك بتخصيص 80% من البيانات لعملية التدريب، و 20% لعملية الاختبار.

ثانيا: تنفيذ النموذج باستعمال المعلمات الأولية

تم اختيار المعلمات بطريقة تلقائية وكانت كالتالي:

الجدول رقم (3-14): المعلمات الأولية لنموذج الغابة العشوائية

المعلمة	القيمة		المعلمة	القيمة
criterion	log_loss		max_depth	7
bootstrap	True		min_samples_split	10
min_samples_leaf	8		max_features	sqrt
class_weight	balanced_subsample		n_estimators	100

المصدر: من اعداد الباحث بالاعتماد على الملحق رقم 17

بعد تشغيل الخوارزمية RF على هذه المعلمات كانت النتائج كالتالي:

-بلغت دقة تصنيف النموذج بالنسبة لعينة التدريب 95.42%.

-بلغت دقة تصنيف النموذج بالنسبة لعينة الاختبار 88.33%.

ثالثا: البحث عن المعلمات الفائقة باستخدام الخوارزمية الجينية

تم تحديد فضاء البحث كالتالي:

الجدول رقم (3-15): فضاء البحث الخاص بالمعلمات لنموذج الغابة العشوائية

المعلمة	فضاء البحث
criterion	"gini", "entropy", "log_loss"
n_estimators	(50, 500)
max_depth	(1, 5)
min_samples_split	(1, 7)
min_samples_leaf	(1, 10)
max_features	["sqrt", "log2", .5])
bootstrap	([True, False])
class_weight	["balanced", "balanced_subsample", None])

المصدر: من إعداد الباحث بالاعتماد على الملحق رقم 18

وتم تحديد كل من حجم المجتمع الأولي وعدد الأجيال كالتالي:

Population size : حجم المجتمع 20(كروموسوم)

generations: عدد الأجيال 5.

وبعد تشغيل الخوارزمية الجينية للبحث عن المعلمات الفائقة والتي تحقق أعلى دقة تصنيف، تم الحصول على القيم التالية:

الجدول رقم (3-16): قيم المعلمات الفائقة لنموذج الغابة العشوائية

المعلمة	القيمة		المعلمة	القيمة
n_estimators	54		max_features	0.5
min_samples_leaf	1		max_depth	3
criterion	gini		bootstrap	True
min_samples_split	6		class_weight	balanced

المصدر: من إعداد الباحث بالاعتماد على مخرجات بايثون

وبعد التعويض بالقيم المتحصل عليها في نموذج الغابة العشوائية كانت النتائج كالتالي:

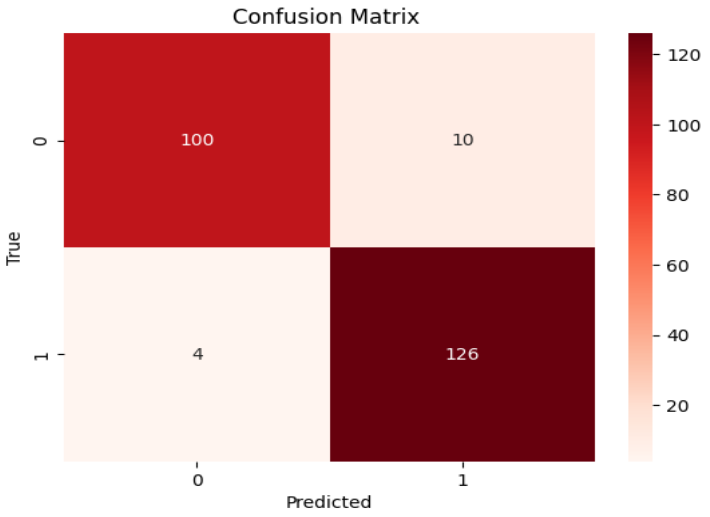
-بلغت دقة تصنيف النموذج بالنسبة لعينة التدريب 94.17%.

-بلغت دقة تصنيف النموذج بالنسبة لعينة التدريب 91.67%.

رابعا: تقييم أداء النموذج

بالنسبة لمصفوفة الارتباك الخاصة بعينة التدريب كانت كالتالي:

الشكل رقم(3-30): مصفوفة الارتباك الخاصة بعينة التدريب



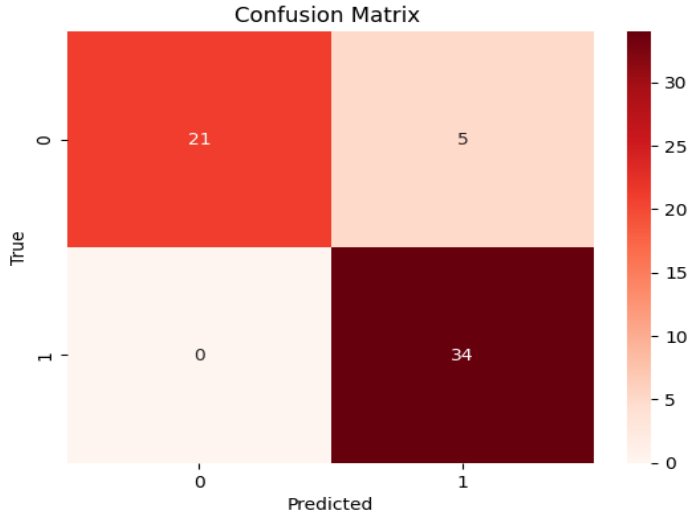
المصدر: مخرجات بايثون

حيث:

TN	100 مؤسسة من صنف 0 تم تصنيفها بشكل صحيح على أنها من صنف 0
FP	10 مؤسسات من صنف 0 تم تصنيفها بشكل خاطئ على أنها من صنف 1
FN	4 مؤسسة من صنف 1 تم تصنيفها بشكل خاطئ على أنها من صنف 0
TP	126 مؤسسة من صنف 1 تم تصنيفها بشكل صحيح على أنها من صنف 1

أما بالنسبة لمصفوفة الارتباك الخاصة بعينة الاختبار كانت كالتالي:

الشكل رقم (3-31): مصفوفة الارتباك الخاصة بعينة الاختبار



المصدر: مخرجات بايثون

حيث:

TN	21 مؤسسة من صنف 0 تم تصنيفها بشكل صحيح على أنها من صنف 0
FP	5 مؤسسات من صنف 0 تم تصنيفها بشكل خاطئ على أنها من صنف 1
FN	0 مؤسسة من صنف 1 تم تصنيفها بشكل خاطئ على أنها من صنف 0
TP	34 مؤسسة من صنف 1 تم تصنيفها بشكل صحيح على أنها من صنف 1

أما بالنسبة لمقاييس التقييم كانت النتائج كالتالي:

الجدول رقم (3-17): مقاييس التقييم لنموذج الغابة العشوائية

مقاييس الأداء بالنسبة لعينة التدريب			
	precision	recall	F1-score
الفئة 0	0.96	0.91	0.93
الفئة 1	0.93	0.97	0.95
مقاييس الأداء بالنسبة لعينة الاختبار			
	precision	recall	F1-score
الفئة 0	1.00	0.81	0.89
الفئة 1	0.87	1.00	0.93

المصدر: من إعداد الباحث بالاعتماد على الملحق رقم 19.

بالنسبة لشرح مقاييس الأداء فقد تم التفصيل فيها في النموذج السابق (DT) ، وعليه سوف يتم ذكرها باختصار كالتالي:

بالنسبة لعينة التدريب:

بلغت نسبة الدقة precision للفئة (0) 96%، وبلغ معامل الاسترجاع recall نسبة 91% أما بالنسبة لمعامل f1-score كانت قيمته 93%

بالنسبة للفئة (1) بلغت نسبة الدقة precision لهذه الفئة 93% بمعامل استرجاع recall قيمة 97%، وبلغ معامل f1-score نسبة 95%.

بالنسبة لعينة الاختبار:

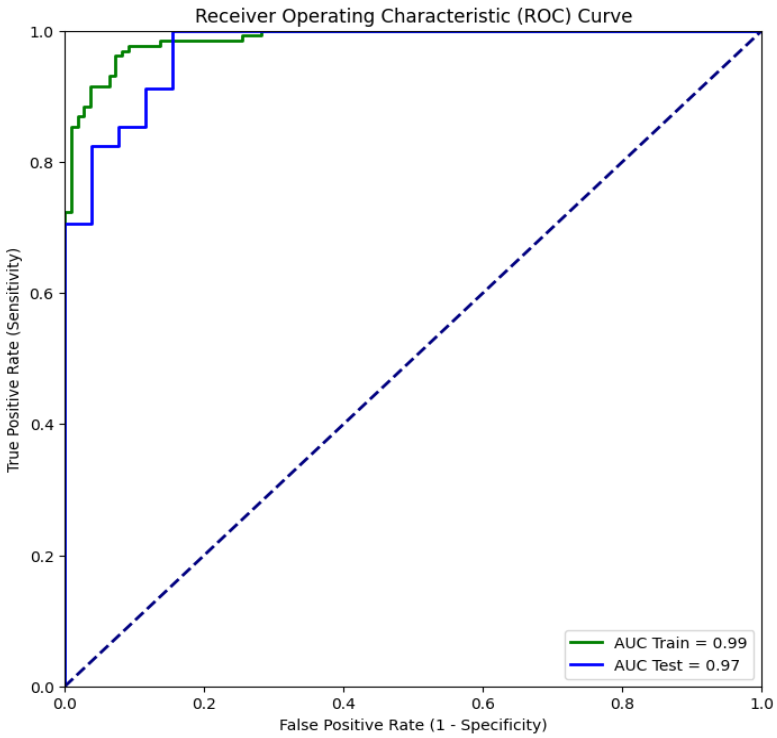
بلغت نسبة الدقة precision للفئة (0) 100%، وبلغ معامل الاسترجاع recall نسبة 81% أما بالنسبة لمعامل f1-score كانت قيمته 89%

بالنسبة للفئة (1) بلغت نسبة الدقة precision لهذه الفئة 87% بمعامل استرجاع recall قيمة 100%، وبلغ معامل f1-score نسبة 93%.

ومنه يمكن القول أن النموذج (RF) قدم أداء جيدا بعد ايجاد المعلمات الفائقة باستخدام تقنية الخوارزمية الجينية، حيث تحسنت دقة التصنيف إلى 91.67% بعدما كانت 88.33%.

كما كانت نتائج منحنى (ROC curve) كالتالي:

الشكل رقم (3-32): منحنى ROC لنموذج RF



المصدر: مخرجات بايثون

قيمة AUC لبيانات التدريب هي 0.99، وهي قيمة ممتازة جدًا وتشير إلى أن النموذج يعمل بشكل جيد للغاية على البيانات التي تم تدريبه عليها.

قيمة AUC لبيانات الاختبار هي 0.97، وهي أيضًا ممتازة وتشير إلى أن النموذج يعمم بشكل جيد على البيانات غير المرئية.

كما نلاحظ أن المنحنيين أعلى بكثير من الخط القطري ولديهما قيم AUC عالية تشير إلى أن نموذج الغابة العشوائية يعمل بشكل جيد في التمييز بين المؤسسات الناجحة والفاشلة.

المطلب الثالث: بناء نموذج تعزيز التدرج الشديد (XGBoost)

كما جرت العادة، فطرق تطبيق خوارزميات تعلم الألة غالبا يسير على نفس النهج ، ومنه يمكن البدء في عملية بناء نموذج (xgboost) كالتالي:

أولا: تقسيم العينة

تبقى عملية تقسيم العينة على حالها، حيث 80% من بيانات العينة تستخدم في تدريب النموذج، والجزء المتبقي 20% لعينة الاختبار.

ثانيا: تنفيذ النموذج باستخدام المعلمات التلقائية

تم تحديد النموذج كالآتي:

الجدول رقم (3-18): تحديد معلمات الأولية النموذج XGBoost

المعلمة	القيمة		المعلمة	القيمة
learning_rate	0.1		max_depth	10
min_child_weight	5		scale_pos_weight	7
colsample_bytree	1		alpha	0.5
subsample	0.5		n_estimators	70
max_bin	80		max_leaves	10

المصدر: من اعداد الباحث بالاعتماد على الملحق رقم 20.

بعد تنفيذ نموذج xgboost باستخدام المعلمات المحددة ، حقق دقة تصنيف كالتالي:

-بالنسبة لعينة التدريب كانت دقة التصنيف 92.5%.

-بالنسبة لعينة الاختبار كانت دقة التصنيف 83.33.

ثالثا: البحث عن المعلمات الفائقة باستخدام (GA)

تم تحديد فضاء البحث الخاص بالمعلمات كالتالي:

الجدول رقم(3-19): فضاء البحث الخاص بالمعلمات لنموذج XGBoost

المعلمة	فضاء البحث
n_estimators	(40, 60)
learning_rate	(.7, 1.2)
subsample	(0.8, 1.0)
colsample_bytree	(0.8,1.0)
alpha	(0.5,.7)
min_child_weight	(8, 10)
scale_pos_weight	(3, 6)
max_bin	(80, 90)
max_leaves	(7, 10)
max_depth	(2, 6)

المصدر: من اعداد الباحث بالاعتماد على الملحق رقم 21

وتم ضبط كل من حجم المجتمع وعدد الأجيال كالتالي:

Population size: حجم المجتمع 35(كروموسوم) / generations: عدد الأجيال 7.

بعد تشغيل الخوارزمية الجينية أعطت النتائج التالية:

الجدول رقم (3-20): المعلمات الفائقة لنموذج XGBoost

المعلمة	قيمة المعلمة
n_estimators	51
learning_rate	0.8
subsample	0.89
colsample_bytree	0.94
alpha	0.5
min_child_weight	8
scale_pos_weight	3
max_bin	86
max_leaves	10
max_depth	2

المصدر: من اعداد الباحث بالاعتماد على الملحق رقم 22

بعد تنفيذ النموذج باستخدام المعلمات الفائقة، حقق النموذج دقة تصنيف كالتالي:

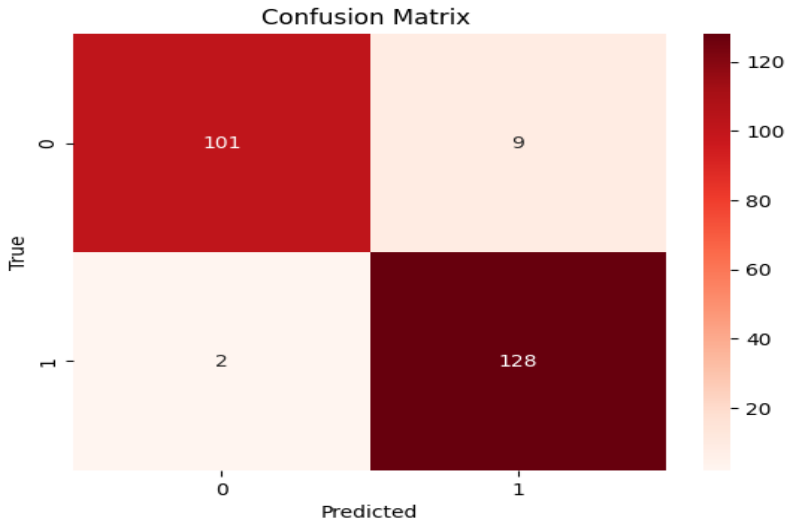
-بالنسبة لعينة التدريب كانت دقة التصنيف 95.42%.

بالنسبة لعينة الاختبار كانت دقة التصنيف 91.67%.

رابعا: تقييم أداء النموذج

كانت نتائج مصفوفة الارتباك لعينة التدريب كالتالي:

الشكل رقم (3-33): مصفوفة الارتباك لعينة التدريب



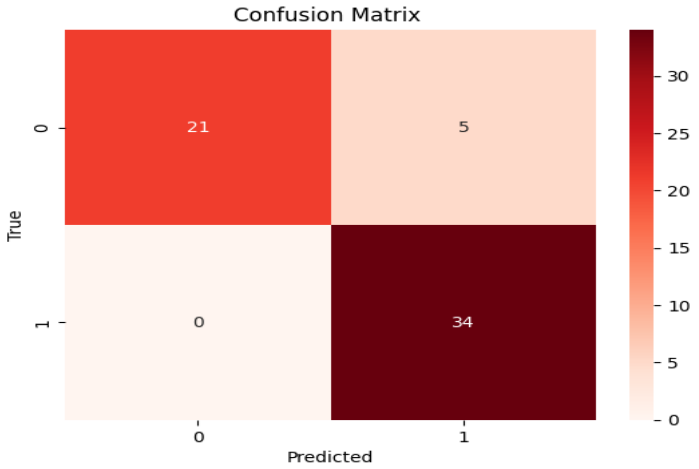
المصدر: مخرجات بايثون

حيث:

TN	101 مؤسسة من صنف 0 تم تصنيفها بشكل صحيح على أنها من صنف 0
FP	9 مؤسسات من صنف 0 تم تصنيفها بشكل خاطئ على أنها من صنف 1
FN	2 مؤسسة من صنف 1 تم تصنيفها بشكل خاطئ على أنها من صنف 0
TP	128 مؤسسة من صنف 1 تم تصنيفها بشكل صحيح على أنها من صنف 1

وكانت مصفوفة الإرتباك لعينة الاختبار كالتالي:

الشكل رقم (3-34): مصفوفة الارتباك لعينة الاختبار



المصدر: مخرجات بايثون

حيث:

TN	21 مؤسسة من صنف 0 تم تصنيفها بشكل صحيح على أنها من صنف 0
FP	5 مؤسسات من صنف 0 تم تصنيفها بشكل خاطئ على أنها من صنف 1
FN	0 مؤسسة من صنف 1 تم تصنيفها بشكل خاطئ على أنها من صنف 0
TP	34 مؤسسة من صنف 1 تم تصنيفها بشكل صحيح على أنها من صنف 1

بالنسبة لمقاييس الأداء كانت كالتالي:

الجدول رقم (3-21): مقاييس الأداء لنموذج تعزيز التدرج الشديد (XGBoost)

مقاييس الأداء بالنسبة لعينة التدريب			
	precision	Recall	F1-score
الفئة 0	0.98	0.92	0.95
الفئة 1	0.93	0.98	0.96
مقاييس الأداء بالنسبة لعينة الاختبار			
	precision	Recall	F1-score
الفئة 0	1.00	0.81	0.89
الفئة 1	0.87	1.00	0.93

المصدر: من اعداد الباحث بالاعتماد على الملحق رقم 23

بالنسبة لعينة التدريب:

بلغت نسبة الدقة precision للفئة (0) 98%، وبلغ معامل الاسترجاع recall نسبة 92% أما بالنسبة لمعامل f1-score كانت قيمته 95%

بالنسبة للفئة (1) بلغت نسبة الدقة precision لهذه الفئة 93% بمعامل استرجاع recall قيمة 98%، وبلغ معامل f1-score نسبة 96%.

بالنسبة لعينة الاختبار:

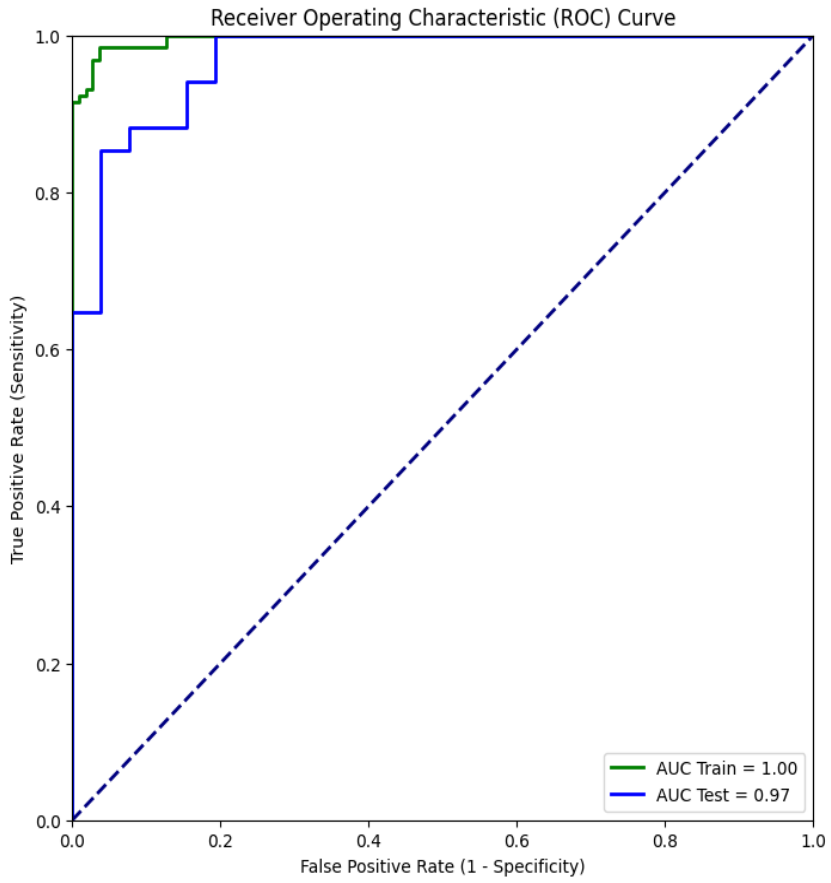
بلغت نسبة الدقة precision للفئة (0) 100%، وبلغ معامل الاسترجاع recall نسبة 81% أما بالنسبة لمعامل f1-score كانت قيمته 89%

بالنسبة للفئة (1) بلغت نسبة الدقة precision لهذه الفئة 87% بمعامل استرجاع recall قيمة 100%، وبلغ معامل f1-score نسبة 93%.

ومنه يمكن القول أن النموذج قدم أداء جيدا بعد ايجاد المعلمات الفائقة باستخدام تقنية الخوارزمية الجينية، حيث تحسنت دقة التصنيف إلى 91.67% بعدما كانت 83.33%.

كما كانت نتائج منحنى (ROC curve) كالتالي:

الشكل رقم(3-35): منحنى (ROC curve) لنموذج XGBoost



المصدر: مخرجات بايثون

قيمة AUC لبيانات التدريب هي 100%، وهي قيمة ممتازة جدًا وتشير إلى أن النموذج يعمل بشكل جيد للغاية على البيانات التي تم تدريبه عليها.

قيمة AUC لبيانات الاختبار هي 97%، وهي أيضًا ممتازة وتشير إلى أن النموذج يعمم بشكل جيد على البيانات غير المرئية.

كما نلاحظ أن المنحنيين أعلى بكثير من الخط القطري ولديهما قيم AUC عالية تشير إلى أن نموذج XGBoost يعمل بشكل جيد في التمييز بين المؤسسات الناجحة والفاشلة.

المطلب الرابع: المفاضلة بين النماذج

بعد القيام بعملية بناء النماذج باستخدام خوارزميات تعلم الآلة التي تم اختيارها، يتضح أن كل النماذج قدمت مستويات أداء جيدة، حيث يوجد تفاوت طفيف بين النماذج، ومن أجل عرض هذا التفاوت يمكن تنظيم النتائج التي حققتها هذه الخوارزميات في الجداول التالية:

أولا: إبراز مساهمة الخوارزمية الجينية في تحسين دقة النماذج

ويمكن توضيحها في الجدول التالي:

الجدول رقم (3-22): توضيح مساهمة الخوارزمية في تحسين دقة النماذج المستخدمة

	DT		RF		XGBoost	
	train	Test	train	test	train	test
دقة التصنيف (النماذج الأولية)	82.08%	86.67%	95.42%	88.33%	92.5%	83.33%
دقة التصنيف (النماذج المحسنة بـ GA)	92.5%	90%	94.17%	91.67%	95.42%	91.67%

المصدر: من إعداد الباحث

من خلال الجدول أعلاه يتضح أن مساهمة الخوارزمية الجينية كانت ايجابية في تحسين دقة النماذج حيث:

بالنسبة لنموذج شجرة القرار (DT) فقد تحسنت دقة التصنيف في مرحلة التدريب بنسبة 10.42+%، حيث حقق في النموذج الأولي دقة تصنيف قدرها 82.08% وبعد التحسين بالخوارزمية الجينية حقق دقة تصنيف قدرها 92.5%.

أما في مرحلة الاختبار بلغت نسبة التحسن 3.33+%، حيث حقق النموذج الأولي دقة تصنيف قدرها 86.67% وبعد التحسين بالخوارزمية الجينية حقق النموذج دقة تصنيف بلغت 90%.

بالنسبة لنموذج الغابة العشوائية (RF) نلاحظ أنه حقق انخفاض بنسبة 1.25-% في مرحلة التدريب، حيث كانت دقة التصنيف في النموذج الأولي 95.42%، ثم بعد التحسين أصبحت دقة التصنيف 94.17%.

أما في مرحلة الاختبار فكانت مساهمة الخوارزمية الجينية ايجابية، حيث بلغت نسبة التحسن 3.34+% وارتفعت دقة التصنيف إلى 91.67% بعدما حقق النموذج الأولي دقة قدرها 88.33%.

بالنسبة لنموذج تعزيز التدرج الشديد (XGBoost)، في مرحلة التدريب كانت مساهمة الخوارزمية الجينية ايجابية بقدر 2.92+%، فقد بلغت دقة التصنيف للنموذج الأولي 92.5% ، وحقق بعدها النموذج المحسن دقة تصنيف قدرها 95.42%.

وفي مرحلة الاختبار كانت مساهمة الخوارزمية الجينية أفضل حيث بلغت نسبة التحسن 8.34+% ، أي أن النموذج الأولي حقق دقة تصنيف بلغت 83.33% وكانت دقة التصنيف للنموذج المحسن 91.67%.

ثانيا: المفاضلة بين النماذج

من اجل الحصول على صورة جيدة للنتائج التي حققتها هذه النماذج، نعتمد على مقاييس الأداء لتوضيح الفروق الجوهرية بين النماذج، جدير بالذكر أنه سوف يتم المفاضلة بين النماذج المحسنة في مرحلة الاختبار.

والجدول التالي يوضح النتائج التي حققتها هذه النماذج:

الجدول رقم (3-23): نتائج مقاييس الأداء للنماذج المستخدمة

مقاييس الأداء في مرحلة الاختبار(Test)						
F1-Score		Recall		Precision		
الفئة 1	الفئة 0	الفئة 1	الفئة 0	الفئة 1	الفئة 0	
%91	%88	%94	%85	%89	%92	DT
%93	%89	%100	%81	%87	%100	RF
%93	%89	%100	%81	%87	%100	XGBoost

المصدر: من إعداد الباحث

يتضح من الجدول أعلاه أن نموذج شجرة القرار (DT) حقق دقة تصنيف (Precision) بالنسبة لفئة المؤسسات العاجزة بلغت 92% في حين حقق كلا النموذجين (RF) و (XGBoost)دقة تصنيف لنفس الفئة بلغت 100%، وهذا يشير أن كلا النموذجين استطاع أن يتنبأ بالمؤسسات العاجزة بشكل صحيح، على عكس نموذج شجرة القرار الذي أخطأ في 08% كانت مؤسسات سليمة وتنبأ بها على أنها عاجزة.

أما بالنسبة لفئة المؤسسات السليمة فقد تفوق نموذج شجرة القرار واستطاع أن يتنبأ ب 89% بشكل صحيح، في حين أخطأ ب 11% كانت مؤسسات سليمة وصنفها على أنها عاجزة.

بينما حقق كل من نموذج (RF) و (XGBoost) دقة تصنيف بالنسبة للمؤسسات السليمة نسبة 87% وهي نسبة أقل من التي حققها نموذج (DT).

وبالنظر إلى مقياس (Recall) بالنسبة لفئة المؤسسات العاجزة فقد تفوق نموذج (DT) على باقي النموذجين، حيث استطاع اكتشاف 85% من المؤسسات العاجزة ولم يستطع التعرف على 15% منها، وفي المقابل استطاع النموذجين (RF) و (XGBoost) اكتشاف 81% من المؤسسات العاجزة، أي أن كلا النموذجين لم يستطيعا اكتشاف 19% من المؤسسات العاجزة.

أما بالنسبة لفئة المؤسسات السليمة فقد تفوق النموذجين (RF) و (XGBoost) على نموذج (DT) ، حيث استطاع نموذج الغابة العشوائية ونموذج تعزيز التدرج الشديد اكتشاف كل المؤسسات السليمة وصنفها على أنها سليمة بدون أي إغفال، في حين استطاع نموذج شجرة القرار اكتشاف 94% منها ولم يستطع التعرف على 06% منها.

أما بالنسبة لمقياس F1-Score أعطى نتائج أفضل في نموذجي (RF) و (XGBoost) من التي حققها نموذج (DT).

وكنتيجة نهائية يمكننا القول: إذا كان هدف البنك التنبؤ بشكل دقيق (Precision) بالمؤسسات العاجزة من أجل تفاديها وعدم تمويلها، أو إذا أراد كذلك اكتشاف (Recall) المؤسسات السليمة بشكل دقيق، يمكنه الاعتماد على نموذج (RF) و (XGBoost)، لأن كلا النموذجين حقق نسبة 100 %في كلا الحالات.

خلاصة الفصل

إن عملية اتخاذ قرار منح القرض عملية معقدة في الواقع، وخاصة أنه من بين أهم الأنشطة التي تركز عليها البنوك هي المتعلقة بالإقراض، وهذا النشاط يلازمه مخاطر يجب على البنك مراعاتها والتحوط لها، ولهذا الغرض تم معالجة مشكلة تصنيف المؤسسات باستخدام خوارزميات تعلم الآلة والتي تعتبر نماذج قوية يمكن الاعتماد عليها في عملية أتمة قرارات منح القروض، وكذلك من اجل تفادي بعض المخاطر في حال اتخاذ قرار خاطئ.

ومن أجل اختبار فعالية هذه النماذج تم الاستعانة بقاعدة بيانات تتكون من 300 مؤسسة اقتصادية جزائرية وعلى 14 متغير (نسب مالية)، وبعد تنفيذ خوارزميات تعلم الآلة (شجرة القرار، الغابة العشوائية، تعزيز التدرج الشديد)، حيث أعطت هذه النماذج دقة تصنيف مقبولة مبدئيا، ثم بعد ذلك حاولنا تحسين هذه النماذج استخدام تقنية البحث الجيني (الخوارزمية الجينية) وكانت النتائج ايجابية بالفعل، حيث ساهمت هذه التقنية (GA) في الرفع من مستوى دقة التصنيف وذلك من خلال البحث عن المعلمات الفائقة.

ثم تمت عملية تقييم لهذه النماذج باستخدام مقاييس الأداء، بعدها تم توضيح الفروقات بين النتائج التي قدمتها النماذج والمفاضلة بينها، حيث كان أداء كل من نموذج الغابة العشوائية ونموذج تعزيز التدرج الشديد متكافئا بدقة تصنيف بلغت 91.67%.

خاتمـــــــة

لقد برزت في الآونة الأخيرة عدة تقنيات ونماذج الذكاء الاصطناعي، حيث تم الاعتماد عليها لحل مختلف المسائل في شتى المجالات، ويعود سبب الاهتمام المتزايد من قبل الباحثين والمؤسسات بهذه التطبيقات هو قدرتها على مساعدة البشر في القيام بمهام معقدة بكل سهولة، ومن المجالات التي استفادت كثيرا من هذه التطبيقات هو مجال الصناعة المصرفية وبالأخص تحسين قرارات الإقراض.

تعتبر عملية منح قرض عملية تترتب عليها عدة مخاطر لا سيما إذا كان القرار مبني على دراسة يشوبها نوع من القصور، فالقبول بتمويل عميل غير كفء ينجر عنه خسارة في رأس مال البنك، إذا كانت هذه الخسارة كبيرة قد تعرضه إلى أسوء حالة وهي عدم قدرته على مزاولة نشاطه، فمن الطبيعي أن يبحث البنك عن أساليب وتقنيات من شأنها أن تخفف من حدة الخطر الناتج عن نشاطه الائتماني.

كذلك إن التوسع الكبير الحاصل في نشاط الإقراض وحجم الملفات التي توضع على مستوى البنوك يستدعي الاستعانة بأساليب الذكاء الاصطناعي من أجل دراستها بشكل دقيق وفي وقت وجيز.

ومن خلال ما تم تناوله في موضوعنا حاولنا قدر الإمكان إبراز دور نماذج تعلم الآلة وقدرتها على تصنيف المؤسسات باعتبارها عملاء، حيث استخدمنا بعض خوارزميات تعلم الآلة الخاضعة للإشراف

والتي لها القدرة في التعامل مع البيانات غير المتوازنة والمعقدة وباستخدام المغيرات المحاسبية (النسب المالية) التي لها قدرة على التمييز بين المؤسسات السليمة والعاجزة.

كما تم إبراز دور تقنية الخوارزمية الجينية في تحسين دقة هذه النماذج من خلال البحث عن المعلمات الفائقة لهذه النماذج، حيث حققت هذه التقنية نتائج جيدة في التحسين في النماذج الثلاثة المستخدمة (نموذج شجرة القرار، نموذج الغابة العشوائية، نموذج تعزيز التدرج الشديد).

أولا: اختبار صحة الفرضيات

تم الإجابة على فرضيات البحث كالتالي:

- **الفرضية الأولى:** تعتبر تقنية الخوارزمية الجينية فعالة ويمكنها تحسين دقة نماذج تعلم الآلة في حدود 5%.

من خلال الدراسة التطبيقية في هذا البحث تبين أن مساهمة الخوارزمية الجينية في تحسين دقة النماذج كانت جد ايجابية في كل النماذج، حيث ساهمت تقنية GA في تحسين نموذج شجرة القرار بنسبة

3.33%، وفي نموذج الغابة العشوائية كانت نسبة متقاربة مع نموذج الشجرة القرار حيث كانت 3.34% ، وساهمت في تحسين نموذج تعزيز التدرج الشديد بنسبة 8.34% ، إذن يمكن القول أن الفرضية محققة .

- **الفرضية الثانية:** يمكن أن يحقق نموذج تعزيز التدرج الشديد (XGBoost) دقة تصنيف تفوق 90%.

تم التحقق من صحة هذه الفرضية، حيث قمنا ببناء نموذج (XGBoost) على عينة الدراسة وكان أداؤه جيدا وكانت دقة التصنيف تقدر ب 91.67 % ، ومنه يمكن القول أن الفرضية محققة.

- **الفرضية الثالثة:** يمكن أن يتفوق نموذج تعزيز التدرج الشديد على نموذج الغابة العشوائية ونموذج شجرة القرار، نظرا لقدرته العالية في التعامل مع البيانات غير المتوازنة والمعقدة.

في الدراسة التطبيقية تم الاعتماد على ثلاث خوارزميات تعلم الآلة محسنة بتقنية الخوارزمية الجينية (DT) و(RF) و (XGBoost) وأظهرت النتائج أن نموذج تعزيز التدرج الشديد تفوق على نموذج شجرة القرار في حين كانت النتائج متكافئة بين نموذج (RF) و (XGBoost).

ثانيا: نتائج الدراسة

تتمثل هذه الدراسة في محاولة تطبيق بعض نماذج تعلم الآلة الخاضعة للإشراف ودمجها مع تقنية الخوارزمية الجينية من أجل الحصول على نماذج لها دقة تصنيفية قوية من أجل تصنيف طلبات القروض، ولقد خلص هذا البحث إلى جملة من النتائج هي:

1- أظهرت النتائج المتعلقة بتحليل بيانات الدراسة أنه توجد عدة نسب مالية لها معامل ارتباط طردي متوسط(في حدود 0.49) يمكن الاعتماد عليها كمتغيرات تساعد في التمييز بوضعية المؤسسات الاقتصادية الجزائرية ، وكانت هذه النسب تتمثل في نسب التداول ونسب الاستقلالية ونسب السيولة ونسب قابلية السداد.

2- بعد تنفيذ النماذج الثلاث في البداية أعطت نتائج جيدة (دقة تصنيف أعلى من 83%) ، وبغية تحسينها تم الاستعانة بتقنية الخوارزمية الجينية، وكانت النتائج مقبولة ، حيث ساهمت هذه التقنية في تحسين دقة النماذج بنسبة مقبولة ، وتحصلنا على نموذجين لهم نفس الأداء، نموذج الغابة العشوائية ونموذج تعزيز التدرج الشديد بدقة تصنيف بلغت 91.67% .

3- أظهرت النتائج المتعلقة بتحليل مقاييس الآداء لكل النماذج ، أن النماذج الثلاث قدمت أداء متوازنا من حيث الدقة والاكتشاف.

ثالثا: آفاق الدراسة

إن عملنا محدود ، مقارنة بالموضوع الذي تناولته الدراسة ، قد نكون وفقنا إلى تغطية بعض الجوانب المهمة ، لكن هذا لا يعني أننا قد أحطنا بكل جوانب الموضوع.

ومن أجل فتح آفاق جديدة نقترح على الباحثين والطلبة القادمين المواضيع التالية:

- استخدام خوارزميات التعزيز مثل adaboost لتقدير الجدارة الائتمانية بالنسبة للقروض الموجهة للأفراد.
- محاولة نمذجة خطر القرض باستخدام خوارزمية extra trees .
- دراسة أساليب تحسين نماذج تعلم الآلة (مقارنة بين أداء كل من الخوارزمية الجينية والبحث الشبكي والبحث العشوائي).
- دمج بين نماذج البرمجة الخطية وتقنية الخوارزمية الجينية في البحث عن الحلول المثلى بالنسبة لمواضيع إدارة محفظة القروض.

قائمة المراجع

المراجع باللغة العربية

الكتب:

1. اسماعيل ابراهيم عبد الباقي، ادارة البنوك التجارية، دار غيداء للنشر والتوزيع، عمان، 2015.
2. الطاهر لطرش، تقنيات البنوك، ديوان المطبوعات الجزائرية ، 2001.
3. أحلام بوعبدلي، سياسات إدارة البنوك التجارية ومؤشراتها، الطبعة الأولى، المملكة الاردنية الهاشمية، المكتبة الوطنية،2015.
4. أسعد حميد العلي، إدارة المصارف التجارية : مدخل ادارة المخاطر، الذاكرة للنشر والتوزيع، جامعة مؤتة، العراق، الطبعة الأولى، 2013.
5. بن علي بلعزوز وأخرون، إدارة المخاطر(ادارة المخاطر. المشتقات المالية. الهندسة المالية)، الوراق للنشر والتوزيع، الطبعة الأولى، الأردن، 2013.
6. سليمان ناصر، التقنيات البنكية وعمليات الائتمان، ديوان المطبوعات الجزائرية، الطبعة الاولى، 2015.
7. شعيب شنوف، التحليل المالي الحديث طبقا للمعايير الدولية للإبلاغ المالي IFRS، دار زهران للنشر،ط1، الاردن، 2012.
8. طارق طه، ادارة البنوك ونظم المعلومات المصرفية، دار الحرمين للكمبيوتر، الاسكندرية، مصر، 2000.
9. عبد المطلب عبد المجيد، البنوك الشاملة عملياتها وإدارتها، الدار الجامعية، مصر، 2000.
10. عزت قناوي، أساسيات في النقود والبنوك، دار العلم للنشر والتوزيع، الفيوم، مصر، 2005.
11. محمد الفاتح محمود بشير المغربي، التحليل المالي، الاكاديمية الجامعية للكتاب الجامعي، البحرين، 2022.
12. محمد صالح عبد اللطيف عسران، التحليل المالي ومصادر تمويل المشروعات، مركز جامعة القاهرة للتعليم المدمج، القاهرة، 2020.
13. محمد كمال عفانة، ادارة الائتمان المصرفي، دار اليازوري، عمان ، الأردن، 2015.

الأطروحات:

14. بنية صابرينة، تقدير الجدارة الائتمانية باستخدام طرق الذكاء الاصطناعي–دراسة حالة القرض الشعبي الجزائريcpa– اطروحة دكتوراه، جامعة ابن خلدون –تيارت–، 2015.
15. بوداح عبد الجليل، استخدام الأنظمة الخبيرة في مجال اتخاذ قرار منح القروض البنكية _دراسة تحليلة تطبيقية، أطروحة دكتوراه، جامعة قسنطينة، 2007.

16. جواني صونيا، أثر المخاطر المالية على كفاية رأس المال في البنوك التجارية –دراسة قياسية لعينة من البنوك السعودية خلال الفترة 2008-2021، اطروحة دكتوراه، جامعة قالمة، 2024.

17. خالدي ثامر، الضمانات من مخاطر تمويل المؤسسة الاقتصادية، اطروحة دكتوراه، جامعة وهران –2–، 2018.

18. خوبيزي مريم، إدارة مخاطر الائتمان والسيولة في البنوك التجارية الجزائرية وفقا لمعايير الرقابة المصرفية، اطروحة دكتوراه، جامعة الجزائر3، 2018.

19. درباح اكرام، تسيير المخاطر الائتمانية للبنوك التجارية في ظل تزايد أهمية دعم تمويل قطاعات التنمية الاقتصادية –دراسة تمويل القطاع الصناعي–، أطروحة دكتوراه، جامعة الجزائر 3، 2024-2025.

20. روابح عبلة، تطبيق نماذج الذكاء الاصطناعي في مجال تقدير خطر القرض–دراسة مقارنة بين الشبكات العصبية والانظمة الخبيرة_، اطروحة دكتوراه،جامعة قسنطينة2018،2.

21. شهبون لامية، المخاطر البنكية وأثرها على التسهيلات الائتمانية في عينة من البنوك التجارية الجزائرية، اطروحة دكتوراه، جامعة الجزائر3، 2016.

22. شيلق رابح، أثر الديون المتعثرة وانعكاساتها على السياسة الائتمانية في المصارف التجارية الجزائرية–دراسة قياسية تحليلية للفترة 2000-2017، اطروحة دكتوراه، جامعة غرداية، 2020.

23. صوار يوسف، محاولة تقدير خطر عدم تسديد القرض باستعمال طريقة القرض التنقيطي وتقنية الشبكات العصبية الاصطناعية بالبنوك الجزائرية–دراسة حالة بنك التنمية الريفية، أطروحة دكتوراه، جامعة تلمسان،2008.

24. عادل بن احمد بن حسن بابطين، الانحدار اللوجستي وكيفية استخدامه في بناء نماذج التنبؤ للبيانات ذات المتغيرات التابعة ثنائية القيمة، أطروحة دكتوراه، جامعة أم القرى، المملكة العربية السعودية، 1430/1429هـ.

25. عبادي محمد، دور السياسة الائتمانية في البنوك التجارية في تنشيط الاستثمارات في الجزائر–دراسة قياسية للفترة الزمنية (1989-2009)، أطروحة دكتوراه، جامعة باجي مختار–عنابة–، 2012.

26. عبدلي لطيفة، دور ومكانة ادارة المخاطر في المؤسسة الاقتصادية –دراسة حالة مؤسسة الاسمنت ومشتقاته scis، مذكرة ماجستير، جامعة تلمسان، 2012.

27. عميرة إسماعيل، أثر القروض البنكية على المستوى المعيشي للفرد الجزائري–دراسة ميدانية على بعض فئات المجتمع بمدينة الجزائر العاصمة–، أطروحة دكتوراه، جامعة الجزائر2017،2.

28. فاروق فخاري، تطبيق نموذج تحليل الانحدار اللوجستي للتحكم في تعثر الائتمان البنكي–دراسة مجموعة من البنوك التجارية في الجزائر–اطروحة دكتوراه ، جامعة المسيلة، 2019.

29. فريدة تلي ، إستخدام الأساليب الكمية في قياس وادارة المخاطر المصرفية –دراسة حالة مصرف دبي الإسلامي في الفترة (2001-2017)، اطروحة دكتوراه ، جامعة بسكرة، 2019.
30. قويدر ابتسام، دور التحليل الإئتماني في ترشيد قرار منح القروض في البنوك التجارية_ دراسة حالة البنك الخارجي الجزائري(BEA) وكالة قسنطينة، مذكرة ماجستير، جامعة قسنطينة2، 2014.
31. لعروسي قرين زهرة، دور ادارة مخاطر الائتمان المصرفي في اتخاذ القرارات الائتمانية لدى البنوك التجارية– دراسة مجموعة من البنوك التجارية الجزائرية–، اطروحة دكتوراه، جامعة المسيلة، 2017.
32. مسعودي عبد الهادي، فعالية العمل المصرفي من خلال التحليل الائتماني–دراسة ميدانية لتجارب بعض البنوك الجزائرية–، مذكرة ماجستير، جامعة البليدة،2008.
33. مصطفى طويطي، دور التحليل النوعي في التنبؤ بفشل المؤسسة الاقتصادية – حالة المؤسسات الصغيرة والمتوسطة الجزائرية–، اطروحة دكتوراه ، جامعة سيدي بلعباس، 2014.
34. يحي الشريف نبيلة، مساهمة التحليل المالي للقوائم المالية في اتخاذ القرار الائتماني على ضوء النظام المحاسبي المالي–دراسة حالة بنك جزائري–، اطروحة دكتوراه، جامعة باتنة 1، 2024.
35. يخلف العربي، الشبكات العصبية الاصطناعية وتقدير مخاطر القروض بالبنوك التجارية الجزائرية، اطروحة دكتوراه، جامعة سوق اهراس،2021.

المقالات العلمية وملتقيات:

36. ابتهاج علي سعيد الشمراني، تقييم دور ادارة المخاطر المالية في تحسين فاعلية الأداء المالي بالمصارف الكويتية، المجلة الدولية لنشر البحوث والدراسات(ijrsp)، المجلد 05، العدد 58، 2024.
37. السنوسي محمد الزوام، مختار محمد ابراهيم، ادارة مخاطر الائتمان المصرفي في ظل الأزمة المالية العالمية، ورقة عمل مقدمة الى المؤتمر العلمي الدولي السابع: تداعيات الأزمة الاقتصادية العالمية على منظمات الأعمال التحديات– الفرص_ الآفاق، جامعة الزرقاء الخاصة، ليبيا، 10-11 نوفمبر 2009.
38. آمنه جعني وأخرون، مداخلة بعنوان: دور الحوكمة في ادارة المخاطر المصرفية في البنوك، ملتقى دولي بعنوان: استراتيجية تطوير وتعزيز الحوكمة المالية في المؤسسات الاقتصادية ، جامعة غرداية ، 05 ديسمبر 2024.
39. بن جلول خالد، استخدام الاساليب الاحصائية الكمية في تسيير مخاطر القروض البنكية–دراسة حالة طريقة القرض التنقيطي scoring على عينة من زبائن القرض الشعبي الجزائري، حوليات جامعة بشار في العلوم الاقتصادية ، المجلد 04، العدد 02، 2017.
40. بن لطرش منى ، احتكار البنوك والمؤسسات المالية للعمليات المصرفية ، المجلة الأكاديمية للبحث القانوني، المجلد 14، العدد01، 2023.

41. حسام محمد محمد عثمان، استخدام الشبكات العصبية متعددة الطبقات في التنبؤ بمخاطر الائتمان لمنشآت الأعمال : دراسة تطبيقية ، مجلة الدراسات المالية والتجارية، العدد01، 2022.

42. رضا صاحب أبو حمد، تأثير مخاطر السوق على ملاءة رأس المال وفقا لمتطلبات لجنة بازل(III) دراسة تحليلية لمصرف الموصل للتنمية والاستثمار لمدة (2008-2022)، مجلة الغري للعلوم الاقتصادية والادارية، المجلد 20 ، عدد خاص، 2024.

43. ريمة يونس، مقارنة نتائج التحليل المالي بين تطبيق الاساليب التقليدية والاساليب الحديثة –دراسة حالة : الشركة الوطنية للتأمين SAA، مجلة علوم الاقتصاد والتسيير والتجارة، المجلد20، العدد 02، 2016.

44. سمرود زبيدة، سحنون جمال الدين، دور التحليل المالي في تقييم الأداء المالي عن طريق مؤشرات التوازن (دراسة حالة المؤسسة الوطنية للسكك الحديدية -ANESRIF- خلال الفترة 2017-2018)، مجلة الريادة لاقتصاديات الأعمال، المجلد 06، العدد 03، 2020.

45. شريف مصباح أبو كرش، ادارة مخاطر الائتمان المصرفي، ورقة عمل مقدمة في المؤتمر العلمي: الاستثمار والتمويل في فلسطين بين آفاق التنمية والتحديات المعاصرة، 8-9 ماي 2005.

46. عبد العزيز شرابي، مهدي بلوطار، محاولة توقع خطر القرض بطريقة سكورينغ(scooring) حالة فرع بنك الفلاحة والتنمية الريفية بقسنطينة، مجلة الاقتصاد والمجتمع، المجلد 02، العدد 02، 2004.

47. فيلالي طارق، قياس وادارة المخاطر الائتمانية باستعمال طريقة القرض التنقيطي_حالة بنك الجزائر الخارجي (BEA)، مجلة الابتكار والتسويق، المجلد04، العدد01، 2016.

48. قارة سامي، دور طريقة القرض التنقيطي في تسهيل الدراسة المالية لمنح القروض البنكية –دراسة حالة القرض الشعبي الجزائري_ وكالة المسيلة، مجلة آفاق علوم الادارة والاقتصاد، المجلد 6، العدد 2، 2022.

49. كافي ميمون، مولاي أمينة، تسيير المخاطر البنكية باستخدام القرض التنقيطي، مجلة البحوث الاقتصادية المتقدمة، المجلد 06، العدد 01، 2021.

50. ليث أكرم القضاة وآخرون، أثر استخدام مؤشرات الجدارة الائتمانية وفق نموذج (PRISM) في قرارات منح الائتمان: الدور المعدل لجودة المعلومات المحاسبية دراسة ميدانية: البنوك التجارية الاردنية، المجلة الاردنية في ادارة الاعمال، المجلد 18، العدد 1، 2022.

51. محمد عبادي، القرض التنقيطي وتحليل الشبكات العصبية الاصطناعية ودورها في تقدير مخاطر القروض البنكية، مجلة الدراسات الاقتصادية والمالية، المجلد 05، العدد 01، 2012.

52. نورة زبيري، حسين بلعجوز، النماذج الرياضية لقياس مخاطر الائتمان بالبنوك التجارية، جامعة الاغواط، مجلة دراسات-العدد الاقتصادي-، المجلد 08، العدد 02، 2017.

53. يزيد تقرارت، استخدام أدوات التحليل المالي في تشخيص الوضع المالي للمؤسسات الاقتصادية في ظل الإصلاح المحاسبي دراسة حالة المؤسسة الوطنية لإنتاج اللوالب والسكاكين والصنابير BCR بولاية سطيف للفترات المالي 2011-2014، مجلة بحوث، العدد 11، الجزء الثاني، 2017.

قوانين و تقارير:

54. المادة رقم 70 من القانون 23-09 المتعلق بالقانون النقدي والمصرفي، الجريدة الرسمية للجمهورية الجزائرية /العدد43.
55. معيار إدارة الخطر (ISO/IEC GUIDE 73)، ترجمة الجمعية المصرية لادارة الأخطار، مصر.

مطبوعات بيداغوجية

56. بن حليمة هوارية، تقنيات بنكية، مطبوعة بيداغوجية، جامعة ابن خلدون –تيارت-، 2020-2021.
57. بنية محمد، محاضرات في التحليل المالي، مطبوعة بيداغوجية، جامعة قالمة،2018-2019.
58. حولي محمد، محاضرات في التحليل المالي، مطبوعة بيداغوجية، جامعة باجي مختار -عنابة-، 2019-2020.
59. علي صاري، العمليات البنكية وتمويل المؤسسات، مطبوعة محاضرات بيداغوجية، جامعة سوق اهراس، قسم العلوم الاقتصادية، 2021.

المراجع باللغة الاجنبية

Books:

60. Alain gauvin,la nouvelle gestion du risque financier ,édition intégrale,paris,fevrier2000.

61. Ally S. Nyamawe and others, Practical Machine Learning A Beginner's Guide with Ethical Insights, CRC PRESS, 2025.
62. AMALENDU GHOSH, Managing Risks in Commercial and Retail Banking, John Wiley&sons,Inc,Singapore Pte.Ltd,2012.
63. Andrej Krenker and other, Introduction to the Artificial Neural Networks، Faculty of Electrical,Engineering, University of Ljubljana, Slovenia,2004. http://www.intechopen.com/
64. AndriyBurkov, the Hundred-page machine learning book, Self-published,2019. https://themlbook.com/
65. ArpanaChaturvedi , NitishPathak, INTRODUCTION AND TYPES OF MACHINE LEARNING, ARTIFICIAL INTELLIGENCE AND THEIR APPLICATIONS, 2024. ISBN: 978-93-6252-717-2
66. Barbara Casu AND Other, INTRODUCTION TO BANKING,Prentice Hall , England, 2006.
67. Barbara Casu AND Other, INTRODUCTION TO BANKING,thirdedition,pearson.
68. BohdanMacukow, Neural Networks – State of Art, Brief History, Basic Models and Architecture, International Federation for Information Processing, Springer, 2016. DOI: 10.1007/978-3-319-45378-1_1
69. David E Goldberg, Genetic Algoritms in search optimization&machinelearning,Addison-wesley Publishing company, INC ,USA, 1989.
70. EyalWirsansky, Hands-on Genetic Algorithms With Python, Packet, mumbai, 2020.
71. Joseph Giarratano And Gary Riley, Expert Systems: Principles and Programming, Third Edition, PWS Publishing Company, USA, 1998.

72. Luc bernet-rollande ,principes de technique bancaire,25edition,dunod,paris,2008 .
73. Randy L.Houpt And Sue Ellen Haupt , Practical Genetic Algorithms, Second Edition, John&Wiley,2004.
74. Régis Bourbonnais,Econométrie,10édition,DUNOD,Paris, 2018,p350.
75. S.N.Sivanandam, S.N.Deepa, Introduction to Genetic Algorithms, springer- verlag berlin Heidelberg, 2008.
76. SaikatDutt And Other, Machine Learning, Pearson India Education Services Pvt.Ltd,2019, .ISBN 978-93-530-6669-7
77. SeyedehLeiliMirtaheri and Reza Shahbazian, Machine Learning Theory to Applications, CRC Press, 2022.
78. Simon haykin, neural networks and learning machines,pearson prentice hall, third edition,2009.
79. T V Geetha and S Sendhilkumar, Machine Learning Concepts, Techniques and Applications, CRC Press, 2023.
80. TOM M MITCHELL, MACHINE LEARNING, McGraw-Hill, 1997.
81. Tony Van Gestel And Bart Baesens, Credit Risk Management, Oxford University press, New York,2009

Thesis :

82. Kamal hadjarab, le risque de credit dans la gestion bancaire, these de doctorat –science ,university d'alger-3-, 2019.
83. Khadidjasadi , Elaboration d'un modèle d'évaluation du risque de crédit d'exploitation a l'aide des réseau de neurones artificiels (RNA) et de l'analyse discriminante linéaire(ADL),these de doctorat,,université d'alger,2010.

Articels&Conferences :

84. Abdoulaye MAIGA et autres,Impact du drédit financier sur la croissance économique du Mali,GlobalScientific JOURNALS, Volume11,Issue 9, 2023.
85. Adele culter And other, Random Forests, https://www.researchgate.net/publication/236952762 ,DOI: 10.1007/978-1-4419-9326-7_5 .
86. Ahmad Abdullah Mohammed AL-Mafrji and other, Expert Systems in Banking: Artificial Intelligence Application in Supporting Banking Decision-Making, International Journal of INTELLIGENT SYSTEMS AND APPLICATIONS IN ENGINEERING, vol 11, no 04, 2023.
87. AnitKumar,encoding schemes in genetic algorithm, International Journal of Advanced Research in IT and Engineering, vol 02, no 03, 2013.
88. Christian L. Dunis And Other, Artificial Intelligence in Financial Markets, PalgraveMacmillan, london, 2016.
89. ConiePaniaPutri And others, IMPLEMENTATION OF THE FIVE CS OF CREDIT IN THE CARD ISSUANCE PROCESS,International Journal of Civil Engineerinng and Technology(IJCIET),volume 9,Issue11, 2018.
90. D. Mankar and other, METAANALYSIS OF OVERFITTING OF DECISION TREES ,Journal of Nonlinear Analysis and Optimization: Theory and Applications, vol 15, no 01, 2024.
91. Deghnouchelarta And Mezghichedjamel, E-Banking Risks Management, Afak for sciences Journal, volume 08, N 03,2023.

92. DherySetiawan And other, Bagging and random forest classification methods for unbalanced data school dropout cases in Lampung province, Conference Proceedings 2662, 22/12/2022, https://doi.org/10.1063/5.0109130
93. EknathShankarraoMundhe, A Critical Study of E-Banking: Their Risks and Mechanisms of Risk Management, International Journal of Innovative Research in Science, Engineering, and Technology (IJIRSET), vol 05, Issue 11, 2016.
94. GovadaAnuradha and other, GENETIC ALGORITHM-BASED DECISION TREE OPTIMIZATION FOR DETECTION OF DEMENTIA THROUGH MRI ANALYSIS ,IAPGOŚ,vol 14,no 01,2024. http://doi.org/10.35784/iapgos.5775 .
95. John Mc Call, Genetic Algorithms for modelling and optimisation , Journal of computational and applied Mathematics,184, 2005.
96. Lucas Gonçalves de Lima, Essentials of risk management in the banking sector, RevistaCientíficaSistemática, São José dos Pinhais, vol 14, N 05, 2024.
97. MajidGhasemi, and DariushEbrahimi, Introduction to Reinforcement Learning, arxiv, 03 de 2024. https://arxiv.org/pdf/2408.07712 .
98. Marcel Ausloos AND OTHER, Duration gap analysis revisited method in order to improve riskmanagement: the case of Chinese commercial bank interest rate risksafter interest rate liberalization, soft computing,Springer Berlin Heidelberg, vol 24, Issue 14.
99. Noguer I Alonso, Miquel, The Mathematics of Decision Trees and Ensembles: Random Forests and Boosting ,(October 25, 2024) Available at SSRN: https://ssrn.com/abstract=4999900 or http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.4999900

100. Ramraj S And other, Experimenting XGBoost Algorithm for Prediction and Classification of Different Datasets, International Journal of Control Theory and Applications, vol 09,no 40, 2016.

101. Rynah Rodrigues, AN EXPERT SYSTEM FOR DISBURSEMENT OF HOME LOANS, International Journal of Technical Research and Applications, Volume 3, Issue 5, 2015.

102. Safe, Martin, and other , On Stopping Criteria for Genetic Algorithms, Springer, Berlin, Heidelberg, Bazzan, A.L.C., Labidi, S, Advances in Artificial Intelligence – SBIA,2004, https://doi.org/10.1007/978-3-540-28645-5_41

103. SebaaFatma Zahra And Saouli Ali, A reading about the financial analysis of the financial statements of Islamic banks (analysis of the financial statements of the Algerian Al Salam and Baraka Bank), Forum For Economic Studies and Research Journal, vol 05, n 01, 2021.

104. ShaganSah, Machine Learning: A Review of Learning Types, Preprints (www.preprints.org) ,11 July 2020. https://doi.org/10.20944/preprints202007.0230.v1 .

105. ShahadatUddin and other, Comparing different supervised machine learning algorithms for disease prediction, BMC Medical Informatics and Decision Making, vol19,no281,2019. https://doi.org/10.1186/s12911-019-1004-8 .

106. SharmeenbintiSyazwan Lai And Other, Comparing the Performance of AdaBoost, XGBoost, and Logistic Regression for Imbalanced Data, Mathematics and Statistics, vol 09, no 03, 2021, https://www.hrpub.org/journals/article_info.php?aid=10971

107. SijiChen,Research on Risk Management in Banking System ,Highlights in Business, Economics and Management, vol 03, 2023.

108. Srikumar And SagarDhanrajPande, Comparative analysis of various Evolutionary Algorithms: Past three decades,EAI Endorsed Transactions on Scalable Information Systems, European Alliance for Innovation,2023. DOI: 10.4108/eetsis.4356

109. Tijjani Muhammad, AbatchaMelemi, Assessment of 5Cs Relationship towards Credit Risk Management : Evidence from Islamic Banks,Journal of Islamic Finance ,vol 10, N 01, 2021.

110. UshaKumari And GauravAggarwal, Artificial Neural Networks, International Journal of Engineering and Applied Sciences (IJEAS), vol 04,Issue 05, 2017.

111. VibhuVerma, Exploring Key XGBoostHyperparameters: A Study on Optimal Search Spaces and Practical Recommendations for Regression and Classification, International Journal of All Research Education and Scientific Methods (IJARESM), vol 12, issue 10, 2024.

112. Wei Li and other, Gene Expression Value Prediction Based on XGBoost Algorithm, Frontiers in Genetics, vol 10,Article 1077,2019. DOI: 10.3389/fgene.2019.01077 .

113. Williams KwasiPeprah And others, Ranking The 5C's Of Credit Analysis : Evidence From Ghana Banking Industry,International Journal of Innovative Research and Advanced Studies(IJIRAS), Volume4,Issue9,2017.

114. YituoFeng and Jungryeol Park, Using machine learning-based binary classifiers for predicting organizational members' user satisfaction with collaboration software, PeerJComput. Sci,2023. DOI 10.7717/peerj-cs.1481 .

Report:

115. Basel Committee on Banking Supervision, Risk Management Principles for Electronic Banking,July 2003.
116. MattiaMontagna and other, Working Paper Series On the origin of systemic risk, European Central Bank, No 2502 / December 2020. https://www.ecb.europa.eu/pub/pdf/scpwps/ecb.wp2502~675f29f90c.en.pdf

Site web

117. https://academy.hsoub.com/programming/artificial-intelligence/تعلم-الآلة/
118. https://dlarabic.com/wp-content/uploads/2023/05/1_WObrDLsglumg4CjMHfe0Rw.jpg
119. https://media.geeksforgeeks.org/wp-content/uploads/20221219111343/Single-Layer-Perceptron.png
120. https://medium.com/@fraidoonomarzai99/xgboost-classification-in-depth-979f11ef4bf9
121. https://medium.com/deep-math-machine-learning-ai/different-types-of-machine-learning-and-their-types-34760b9128a2
122. https://tinyurl.com/expert-system
123. https://www.geeksforgeeks.org/machine-learning/neural-networks-a-beginners-guide/
124. https://www.nmthgiat.com
125. https://www.obitko.com/tutorials/genetic-halgorithms/parameters.php

الملاحق

1- الملاحق الخاصة بعرض واستكشاف ومعالجة البيانات

الملحق رقم 1

```
df['f-j'].value_counts()
```

f-j	count
sarl	167
spa	55
eurl	52
snc	26

dtype: int64

الملحق رقم 2

```
df.groupby('target')['f-j'].value_counts()
```

target	f-j	count
0	sarl	73
	spa	27
	eurl	23
	snc	13
1	sarl	94
	eurl	29
	spa	28
	snc	13

dtype: int64

الملحق رقم 3

	mean	std	min	max	range
target	0.546667	0.498649	0.000000	1.000000	1.000000
X1	13.139236	77.017043	0.001961	1063.782204	1063.780243
X2	2.761258	10.043518	0.000392	122.956795	122.956403
X3	3.432232	10.800541	0.002068	122.956795	122.954727
X4	45.181066	175.404629	0.057194	2318.891848	2318.834653
X5	23.297017	70.352110	0.000732	541.712134	541.711402
X6	11.086881	42.067773	0.000732	441.099705	441.098973
X7	-3.269725	21.792147	-270.359062	13.801344	284.160406
X8	45.380451	202.860678	0.103331	2823.951068	2823.847736
X9	2.825267	4.815212	0.064269	46.476592	46.412323
X10	0.715923	0.829554	0.002011	7.594643	7.592631
X11	2.304579	25.950284	-14.447432	444.647672	459.095105
X12	0.053710	0.740979	-7.368825	5.190877	12.559702
X13	370.310573	5950.222584	0.000000	103062.357925	103062.357925
X14	13.065062	45.164397	0.000000	453.612176	453.612176

الملحق رقم 4

Mean for each independent variable grouped by target:

target	X1	X2	X3	X4	X5	X6	X7
0	1.789954	1.479130	1.902694	11.908143	8.406939	2.030811	-4.925491
1	22.550835	3.824486	4.700629	72.773246	35.644887	18.596792	-1.896650

X8	X9	X10	X11	X12	X13	X14
11.800750	1.404533	0.495650	0.214928	-0.067775	5.254018	6.626202
73.227033	4.003436	0.898587	4.037461	0.154453	673.040399	18.404605

الملحق رقم 5

Standard deviation for each independent variable grouped by target:

target	X1	X2	X3	X4	X5	X6	X7
0	9.679558	4.782804	5.483015	53.154857	49.027879	7.426324	21.924344
1	102.987959	12.789875	13.620237	228.926709	82.157047	55.456343	21.652723

X8	X9	X10	X11	X12	X13	X14
49.827373	2.030406	0.667604	3.325760	0.914405	19.975645	25.202735
267.789021	6.003061	0.905065	34.920789	0.540483	8046.235857	56.146382

الملحق رقم 6

Count of missing values per column:

	0
target	0
X1	0
X2	0
X3	0
X4	0
X5	0
X6	0
X7	0
X8	0
X9	0
X10	0
X11	0
X12	0
X13	0
X14	0

dtype: int64

الملحق رقم 7

Count of duplicate values per column:

	0
target	298
X1	0
X2	0
X3	0
X4	0
X5	0
X6	0
X7	12
X8	0
X9	0
X10	0
X11	0
X12	0
X13	54
X14	41

dtype: int64

الملحق رقم 8

Count of outliers per column before handling:

	Negative Outliers	Positive Outliers
target	0	0
X1	0	51
X2	0	45
X3	0	42
X4	0	43
X5	0	43
X6	0	43
X7	37	16
X8	0	49
X9	0	25
X10	0	18
X11	11	33
X12	33	32
X13	0	43
X14	0	37

الملحق رقم 9

	Negative Outliers	Positive Outliers
target	0	0
X1	0	0
X2	0	0
X3	0	0
X4	0	0
X5	0	0
X6	0	0
X7	0	0
X8	0	0
X9	0	0
X10	0	0
X11	0	0
X12	0	0
X13	0	0
X14	0	0

الملحق رقم 10

	mean	std	min	max	range
target	0.546667	0.498649	0.000000	1.000000	1.000000
X1	1.652613	1.979303	0.001961	5.413067	5.411106
X2	1.110871	1.157107	0.000392	3.403715	3.403323
X3	1.511677	1.508317	0.002068	4.575054	4.572987
X4	11.006307	12.901194	0.057194	37.220519	37.163325
X5	6.496034	7.763601	0.000732	22.201023	22.200291
X6	2.945036	3.920308	0.000732	10.991619	10.990887
X7	-0.118153	0.897682	-1.775907	1.664317	3.440224
X8	8.402732	8.980860	0.103331	25.945772	25.842441
X9	2.071045	1.514102	0.064269	5.399679	5.335409
X10	0.647761	0.562656	0.002011	2.036534	2.034522
X11	0.379647	0.642770	-0.973437	1.677552	2.650989
X12	0.063587	0.114560	-0.142379	0.272385	0.414765
X13	4.430358	5.544807	0.000000	15.849549	15.849549
X14	3.931518	4.528721	0.000000	13.500445	13.500445

الملحق رقم 11

Mean for each independent variable grouped by target after outlier handling:

target	X1	X2	X3	X4	X5	X6	X7
0	0.637862	0.716129	1.011573	4.400893	2.618270	1.151609	-0.454864
1	2.494114	1.438219	1.926396	16.483967	9.711742	4.432268	0.161070

X8	X9	X10	X11	X12	X13	X14
3.975839	1.244036	0.455368	0.199853	0.033141	2.807748	3.076188
12.073815	2.756858	0.807306	0.528745	0.088834	5.775937	4.640816

الملحق رقم 12

Standard deviation for each independent variable grouped by target after ou

target	X1	X2	X3	X4	X5	X6	X7
0	1.088704	0.956159	1.226537	7.772841	5.125858	2.755755	0.909924
1	2.152453	1.208717	1.595463	13.736082	8.114896	4.122279	0.787027

itlier handling:

X8	X9	X10	X11	X12	X13	X14
5.916268	1.023932	0.508932	0.622286	0.118788	4.310322	4.114145
9.436696	1.514283	0.556515	0.622745	0.104751	6.082040	4.741957

2- الملاحق الخاصة بتنفيذ نموذج شجرة القرار وتحسينه بالخوارزمية الجينية

الملحق رقم 13

```
model = DecisionTreeClassifier(
    criterion="entropy",
    splitter="random",
    max_depth=10,
    min_samples_split=7,
    min_samples_leaf=6,
    max_features="log2",
    class_weight="balanced",
    random_state=42
```

الملحق رقم 14

```
param_grid = {
    "criterion": Categorical(["gini", "entropy", "log_loss"]),
    "splitter": Categorical(["best", "random"]),
    "max_depth": Integer(1, 10),
    "min_samples_split": Integer(2, 20),
    "min_samples_leaf": Integer(1, 20),
    "max_features": Categorical(["sqrt", "log2", None]),
    "class_weight": Categorical([None, "balanced"])
}
```

الملحق رقم 15

```
criterion='log_loss',
splitter="best",
max_depth=7,
min_samples_split=10,
min_samples_leaf=5,
max_features="log2",
class_weight='balanced',
```

الملحق رقم 16

```
Classification Report (Train):
              precision    recall  f1-score   support

           0       0.90      0.95      0.92       110
           1       0.95      0.91      0.93       130

    accuracy                           0.93       240
   macro avg       0.92      0.93      0.92       240
weighted avg       0.93      0.93      0.93       240

Train Precision: 0.9516129032258065
Train Recall: 0.9076923076923077
Train F1 Score: 0.9291338582677166

Classification Report (Test):
              precision    recall  f1-score   support

           0       0.92      0.85      0.88        26
           1       0.89      0.94      0.91        34

    accuracy                           0.90        60
   macro avg       0.90      0.89      0.90        60
weighted avg       0.90      0.90      0.90        60

Test Precision: 0.8888888888888888
Test Recall: 0.9411764705882353
Test F1 Score: 0.9142857142857143
```

3- الملاحق الخاصة بتنفيذ نموذج الغابة العشوائية وتحسينه بالخوارزمية الجينية

الملحق رقم 17

```
model = RandomForestClassifier(
    n_estimators=100,
    criterion="log_loss",
    max_depth=7,
    min_samples_split=10,
    min_samples_leaf=8,
    max_features="sqrt",
    bootstrap=True,
    class_weight="balanced_subsample",
    random_state=42,
    n_jobs=-1
)
model.fit(x_train, y_train)
```

الملحق رقم 18

```
param_grid = {
    "n_estimators": Integer(50, 500),
    "criterion": Categorical(["gini", "entropy", "log_loss"]),
    "max_depth": Integer(1, 5),
    "min_samples_split": Integer(1, 7),
    "min_samples_leaf": Integer(1, 10),
    "max_features": Categorical(["sqrt", "log2", .5]),
    "bootstrap": Categorical([True, False]),
    "class_weight": Categorical(["balanced", "balanced_subsample", None]),
}
```

الملحق رقم 19

```
Classification Report (Train):
              precision    recall  f1-score   support

           0       0.96      0.91      0.93       110
           1       0.93      0.97      0.95       130

    accuracy                           0.94       240
   macro avg       0.94      0.94      0.94       240
weighted avg       0.94      0.94      0.94       240

Train Precision: 0.9264705882352942
Train Recall: 0.9692307692307692
Train F1 Score: 0.9473684210526315

Classification Report (Test):
              precision    recall  f1-score   support

           0       1.00      0.81      0.89        26
           1       0.87      1.00      0.93        34

    accuracy                           0.92        60
   macro avg       0.94      0.90      0.91        60
weighted avg       0.93      0.92      0.92        60

Test Precision: 0.8717948717948718
Test Recall: 1.0
Test F1 Score: 0.9315068493150684
```

4- الملاحق الخاصة بتنفيذ نموذج تعزيز التدرج الشديد وتحسينه بالخوارزمية الجينية

الملحق رقم 20

```
[ ] # تعريف النموذج مع المعاملات المحددة
    model = XGBClassifier(
        learning_rate=.1,
        max_depth=10,
        n_estimators=70,
        min_child_weight=5,
        colsample_bytree=1,
        subsample=.5,
        scale_pos_weight=7,
        alpha=.5,
        max_bin=80,
        max_leaves=10,
        random_state=42
    )
    model.fit(x_train,y_train)
```

الملحق رقم 21

```
[ ]  param_grid = {
         'n_estimators': Integer(40, 60),
         'learning_rate': Continuous(.7, 1.2),
         'subsample': Continuous(0.8, 1.0),
         'colsample_bytree': Continuous(0.8,1.0),
         'alpha': Continuous(0.5,.7),
         'min_child_weight': Integer(8, 10),
         'scale_pos_weight': Integer(3, 6),
         'max_bin': Integer(80, 90),
         'max_leaves': Integer(7, 10),
         'max_depth': Integer(2, 6),

     }
```

الملحق رقم 22

```
[ ]  model = XGBClassifier(
         learning_rate=.8,
         max_depth=2,
         n_estimators=51,
         min_child_weight=8,
         colsample_bytree=.94,
         subsample=.89,
         scale_pos_weight=3,
         alpha=.5,
         max_bin=86,
         max_leaves=10,
         random_state=42
     )
     model.fit(x_train,y_train)
```

الملحق رقم 23

```
Classification Report (Train):
              precision    recall  f1-score   support

           0       0.98      0.92      0.95       110
           1       0.93      0.98      0.96       130

    accuracy                           0.95       240
   macro avg       0.96      0.95      0.95       240
weighted avg       0.96      0.95      0.95       240

Train Precision: 0.9343065693430657
Train Recall: 0.9846153846153847
Train F1 Score: 0.9588014981273408

Classification Report (Test):
              precision    recall  f1-score   support

           0       1.00      0.81      0.89        26
           1       0.87      1.00      0.93        34

    accuracy                           0.92        60
   macro avg       0.94      0.90      0.91        60
weighted avg       0.93      0.92      0.92        60

Test Precision: 0.8717948717948718
Test Recall: 1.0
Test F1 Score: 0.9315068493150684
```

5- قاعدة البيانات

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M	N	O	P
1	target	f-j	X1	X2	X3	X4	X5	X6	X7	X8	X9	X10	X11	X12	X13	X14
2	1	eurl	0,0525823	0,0642691	0,0642691	2,7613887	1,0454979	0,052609	-0,292038	3,5795469	1,698735	1,0679757	12,62229	0,1736154	2,3473358	3,8502479
3	1	eurl	0,0214028	0,1960944	1,3926144	2,7779487	1,0486845	0,7656264	0,0279923	2,5243091	1,1574488	0,222415	-0,064098	-0,002443	0,4370029	2,2814377
4	0	sarl	0,3976902	0,0020677	0,0020677	0,8035874	0,1383763	0,1383763	-15,69291	208,79651	0,0642691	0,0086116	0	0	0,1470152	0
5	1	sarl	0,160294	0,0943642	0,1628087	7,4806503	5,4165206	5,0795595	-0,718214	8,3095872	1,8959079	1,4198143	6,1795569	0,0839583	7,0131111	39,619512
6	0	sarl	0,382775	0,7515931	1,0434656	0,3334333	0,0075988	0,0075988	0,1479052	0,7931546	0,3311647	0,0776433	1,739E-06	1,081E-05	0,4114703	0
7	0	eurl	0,0695278	1,2784425	1,2784425	0,1322152	0,1077233	0,0562624	0,2942626	0,1865999	0,0975834	2,6714872	-9,415112	-1,313165	0	9,6869484
8	0	sarl	0,0170577	0,1362829	2,0743646	0,700955	0,5726308	0,0063393	0,3135112	0,6560827	0,3852139	0,1888852	-14,44743	-1,988635	0	0,2889205
9	1	sarl	0,0799214	0,7034971	0,7034971	10,754109	2,3473657	1,2459211	-0,003942	10,754109	1,2273766	1,4792103	6,5793803	0,0330555	2,1370704	14,442477
10	1	snc	1,9009557	5,6500263	5,6500263	4,0049122	4,0049122	4,0049122	0	4,341363	3,0837952	1,5954381	0,6005986	0,1648353	0	0
11	1	spa	0,6452408	0,2715229	0,4078504	3,8600926	3,3327232	0,9285221	-0,656071	5,8120991	1,7737864	0,5139226	1,0867133	0,2347502	602,54753	1,395853
12	1	sarl	1,1108625	1,1894841	1,1894841	2,1388157	0,6803046	0,0094219	0,086591	3,0727185	1,4129295	0,7081296	0,213577	0,1090383	1,5850601	3,2433136
13	1	sarl	40,272017	1,3025779	1,3025779	538,71824	441,09971	441,09971	0,1011749	569,63541	12,277645	1,0230102	4,5661286	0,3155547	6,3024989	0
14	0	sarl	0,1744273	0,1915382	0,1915382	1,8956644	1,2067267	0,0018945	-0,611071	2,8063302	1,0775097	0,7512853	1,0155768	0,0840202	0	1,7499156
15	0	spa	2,2298656	2,2998788	2,6706226	8,7200376	0,7725639	0,0192173	1,0692584	6,6201416	3,5798687	0,0113902	-0,006799	-0,201051	0,0734454	0,154465
16	0	sarl	0,3034499	0,228803	0,228803	2,8432333	1,9729041	0,0840942	-0,471116	4,1694829	2,2945638	0,0114077	-0,179449	-1,144847	0,1685445	0,0251822
17	0	spa	1,8541173	1,2273247	1,5611958	1,0928968	0,3872543	0,0622368	1,4595497	2,6035951	0,967993	0,0464134	0,1960506	3,0080763	0,4723238	0,3718002
18	1	eurl	1,9975332	0,4325412	0,4325412	5,1180186	1,0022812	0,2615138	-3,537683	9,7361521	3,0116083	0,363037	0,4850688	0,2741316	0	4,7715159
19	1	spa	0,9507221	0,3984249	0,4976383	5,4688124	2,6954661	1,9661201	-0,369561	7,8550137	1,9763973	1,2053519	1,5811259	0,1587666	3,7656373	12,98157
20	1	spa	1,758884	0,6254779	1,0417558	8,8217334	6,0505732	3,9166712	0,0552028	8,5194182	3,0591004	0,7130771	0,5060904	0,1465274	8,1379315	4,4003893
21	1	sarl	0,9372194	3,1035902	3,1035902	2,9797462	2,2573773	2,2246289	1,030192	3,2817253	1,965102	1,1458964	0,5735281	0,1429382	6,4406228	114,8304
22	1	sarl	2,2116206	0,7252668	0,7252668	110,3976	106,58802	53,47174	-0,33618	8,2288412	4,5464235	0,5314625	0,2905375	0,146927	0	1,7549288
23	1	sarl	12,282568	1,0966964	1,1515312	243,41091	64,492876	3,8148587	0,027364	254,61052	7,5635153	0,5498211	14,14487	1,2410533	104,39406	2,3070995
24	0	spa	0,7051504	1,2807211	1,894505	4,0387624	3,6480511	0,5436642	0,2012473	3,3785195	1,4478032	0,2078321	0,0116892	0,0117389	2,5666262	0,3230299
25	0	spa	0,3863957	0,410724	0,6043253	3,4315109	1,8584907	0,1839836	-0,221729	4,3722783	0,8966084	0,1426334	-0,496608	-0,307693	145,51629	0,3724277
26	0	eurl	0,6803229	0,0891689	0,0891689	29,267921	28,936944	28,936944	-35,71563	29,267921	19,375178	0,124888	-0,6968	-0,129691	18,785874	0

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M	N	O	P
27	1	spa	5,118595	6,0741962	9,3324105	16,972152	16,195148	0,1289705	0,435305	17,814831	0,7172522	0,9417634	0,0101152	0,0030861	262,16699	1,0442656
28	1	spa	13,938115	0,9251497	0,9749828	10,582882	4,4704181	3,0295904	-0,14309	18,939502	1,1219292	0,3697654	0,0456043	0,0907643	3,3243253	13,278833
29	1	spa	4,0507422	0,4385872	0,6663156	26,023613	19,035054	7,7631233	-0,168773	35,2595	2,0810681	0,6477869	0,6703575	0,1188866	3,2682907	2,0263293
30	1	sarl	0,1544454	0,4700026	3,0844458	25,087104	14,370921	3,3632233	0,2392336	3,8628679	1,7616516	0,6749682	1,0535455	0,0624073	1,9867009	1,6813125
31	0	sarl	0,3672116	3,7587398	3,7587398	2,6674328	2,4348311	0,0190923	0,1040472	2,7651282	1,3652188	0,1098202	-0,078358	-0,094755	1,7393357	0,1257036
32	1	eurl	0,134702	0,0156352	0,2444536	5,801108	5,3573805	4,4816819	-7,570444	13,272826	3,2914998	0,0690718	3,0054125	0,4415844	5,8483084	1,3039686
33	0	sarl	0,2853842	0,4867659	1,6570322	1,5601876	1,2852311	0,4678166	1,139951	1,0760118	1,1832012	0,2897505	-0,008349	-0,007642	3,8329821	1,215131
34	1	sarl	4,9070274	5,9122523	5,9122523	7,2474879	2,5842141	2,0083321	0,8222283	8,0774638	6,0291414	0,5555048	0,0649339	0,0710112	1,023824	7,7916486
35	0	sarl	0,2191104	0,4898145	0,668869	0,9375983	0,1091464	0,0512721	-0,207147	1,3098328	0,8371047	0,2679147	0,0427971	0,0267218	0,5302258	6,5915028
36	1	sarl	3,3980652	2,1732534	2,1732534	7,2622087	7,0227349	0,6887191	0,2896236	7,2697188	2,2356856	0,2870966	0,100452	0,1635477	0	0,3295085
37	1	spa	2,7867132	1,8847603	2,283894	5,9292705	5,5844572	1,6779374	0,4493502	7,407821	3,5325051	0,8841723	0,1951725	0,0830393	20,594868	1,6766304
38	1	sarl	0,1887061	2,5138247	5,9703337	2,7295735	0,6622144	0,3078172	0,2145979	2,0213286	2,5664227	0,993363	0,5157636	0,0484721	1,3601867	7,6509015
39	0	sarl	0,1520303	0,2719178	0,2719178	1,2623121	1,2225858	1,2186508	-103,4501	1,2634467	1,2568777	0,3207956	0,9508392	0,3566578	0	103,00147
40	0	spa	0,0053619	0,0232945	0,1680926	0,9165292	0,8220856	0,077393	-0,23852	1,1467097	0,8516139	0,166423	-5,419031	-0,152257	3,2830635	0,2562653
41	1	sarl	19,765525	5,1106909	5,1106909	15,832535	11,764484	2,3145027	1,2140597	19,700021	15,637822	0,0922808	-0,07193	-0,782059	0,498753	0,1923744
42	0	sarl	9,9594716	0,1601224	0,1761998	2,5193694	0,1403946	0,0566561	-0,737098	134,29617	0,6022977	0,1681267	0,2484585	0,1095948	0,336399	9,4221353
43	0	sarl	0,8130562	0,2657778	0,2657778	1,5018357	0,0150367	0,0150367	-1,513462	4,560993	0,6806525	0,6064567	0,0890579	0,0261778	1,863809	0
44	1	eurl	6,9718829	0,5921257	0,5921257	82,573469	69,036823	67,353464	-0,468275	82,875596	11,973349	2,5508876	2,689981	0,0887118	24,661697	125,58603
45	1	sarl	5,8496148	0,9985703	0,9985703	29,788486	8,9687149	8,3278236	-0,000453	35,646476	4,2493686	0,5371177	-0,476188	-0,145485	1,0716731	29,874571
46	1	sarl	2,2839681	1,3832781	1,3832781	4,4848426	3,047139	0,239457	0,2253962	6,1359698	1,8152137	2,4332659	0,9354768	0,1431035	0	5,3177127
47	1	sarl	0,2176991	1,0034428	4,5085146	5,6342701	5,1592484	1,0180753	0,7672492	1,5667385	3,6156606	0,8812688	0,1699105	0,02679	0	1,3917272
48	0	eurl	0,0099321	0,0176096	0,0176096	0,2386211	0,1374873	0,0608726	-6,134611	0,8026374	0,231002	0,0680587	-10,90917	-1,983485	3,9855072	0,713002
49	0	sarl	0,7104067	1,0683197	1,9504196	3,9942322	0,3579619	0,0394535	0,449462	2,3162908	1,0886968	0,1898309	0,0012346	0,0019948	0,3450118	3,3392
50	0	eurl	1,1589043	0,6562934	0,7830971	9,0343893	541,71213	9,2409921	-0,000719	10,800222	1,2868463	0,4506239	-2,220183	-0,528676	0	0,0091401
51	1	spa	42,880382	1,1194748	1,1194748	263,27765	244,12484	234,74133	0,4877026	301,58166	43,322154	0,4232324	1,3274345	0,4459518	0	13,602485
52	1	eurl	9,6676421	5,432175	5,432175	29,351757	8,7739697	7,2266257	0,3724068	31,131457	1,5924484	1,0293384	0,1265578	0,0381814	1,6321378	20,709554

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M	N	O	P
53	1	sarl	37,754562	1,6623018	1,6623018	54,901138	24,438467	23,017058	10,582699	55,121373	10,599334	2,0348489	0,2832912	0,0953565	0	78,910203
54	1	eurl	0,0777321	0,5679212	0,8147977	3,9209054	3,6469563	1,6012852	-0,011705	4,0577767	1,7961365	0,2854625	3,1064124	0,2084599	9,6514494	0,5662411
55	1	sarl	1,5308401	0,3805042	0,387829	10,840453	4,2891491	0,8199228	-0,281227	14,544188	1,3097929	0,9494587	0,869882	0,0964328	2,5616844	4,1013173
56	1	sarl	0,5034084	1,7979477	1,7979477	3,1371243	2,3850198	0,401595	0,0995173	3,4171149	1,4021229	0,3320049	0,804505	0,3569811	4,3369174	0,5719898
57	0	sarl	0,0440933	0,0723537	0,0723537	1,8762727	1,595924	0,9695975	-0,646809	2,4856856	0,8139701	0,6971107	0,5046023	0,0128403	6,99593	2,7666049
58	1	snc	0,8148458	0,8992156	0,8992156	5,2659749	3,5868098	2,0801635	-0,029862	5,3087015	1,2887709	1,8471841	0,5004769	0,0415873	6,3196906	6,5085939
59	0	sarl	1,4358058	39,372988	39,372988	0,4052831	0,0805762	0,0782743	4,6198729	0,4417498	0,4022819	0,0973783	-0,220771	-7,368825	0,1431063	18,687345
60	1	sarl	0,1729182	0,1327052	0,8470731	32,796979	28,970068	8,6818769	-0,100113	4,3683991	1,4552669	0,3975914	0,2699874	0,0268797	18,440952	0,9159385
61	1	sarl	0,5151915	0,7692342	0,7692342	4,6111693	2,829969	0,5265684	-0,038357	4,6176672	2,0136419	0,5641525	0,6623725	0,1309941	1,5093707	1,1309663
62	0	spa	0,3716088	0,1433617	0,4494458	8,7590328	2,7472279	0,3350906	-1,31355	4,5907204	0,8480159	1,2535458	0,9762066	0,0630386	10,735395	10,45554
63	0	sarl	0,4201954	0,7250619	0,7250619	1,1956313	0,806082	0,806082	-0,761626	1,7751617	1,1869539	0,805502	0,6638298	0,1950759	6,8349463	0
64	1	sarl	0,2853232	0,3243053	0,9420298	11,943637	7,8162622	5,4452865	-0,047119	6,3323937	5,3842182	0,9915088	7,1260752	0,3238344	0	5,8005696
65	1	eurl	76,081349	95,143209	95,143209	76,937096	39,822608	38,463663	5,7625569	77,736747	46,476592	0,1165785	-0,048548	-0,407576	0,7742363	6,6687241
66	0	sarl	0,7504729	0,3207991	0,3208314	2,9512899	2,9507784	0,1886631	-0,575268	5,2904531	0,7027968	1,8549914	0,0910293	0,0069612	0	3,5532495
67	1	eurl	3,7220694	9,7733337	9,7733337	9,7759225	5,6833939	4,0325958	0,7400066	9,7821147	6,4552132	0,1354672	0,0065413	0,0183731	0,4626395	0,8027363
68	0	sarl	0,1423518	0,4232429	0,4232429	0,8699307	0,131617	0,0565194	-0,364485	1,1350882	0,0866432	0,159189	0,861009	0,6783099	0,3443723	24,061158
69	1	sarl	1,0210474	1,1899077	2,055287	103,10925	74,104543	57,038515	0,0959544	27,4012	15,10734	0,657997	2,3576691	0,1335166	3,5746407	4,103995
70	0	sarl	0,033926	0,0594059	0,0594059	1,4872089	0,0797159	0,0042612	-0,427824	1,4885528	1,0245075	0,1795161	-1,747023	-0,221801	0,2264355	3,5414494
71	0	snc	0,3160913	0,2598277	0,4157243	1,0705493	0,7382204	0,2405034	-1,54865	2,0840563	0,9438471	0,5719838	0,2603475	0,0690355	21,418462	2,955566
72	1	sarl	266,86053	5,23412	5,23412	515,0691	196,67189	51,149999	0,5980492	566,0539	0,9496196	0,1427249	-0,029365	-0,096995	0,3749919	0,5551742
73	0	spa	0,1501098	0,2952184	0,7413233	2,4423902	0,8816665	0,3039492	-0,080676	2,6204868	1,2293588	0,7723856	0,2349458	0,0174245	1,7899546	4,0515244
74	1	sarl	9,1099812	2,7701862	2,7701862	19,399358	18,153606	6,17053	0,4858019	22,687939	1,4873441	0,2902925	0,0104263	0,0144217	0	0,5496201
75	0	sarl	0,5178874	0,0942236	0,1729628	16,46225	5,2663935	0,7988525	-0,520547	150,48019	0,8298271	0,0612853	0,0542208	0,0030448	1,5021967	3,5560494
76	1	sarl	0,3160985	2,038278	2,038278	1,1973938	1,1973885	1,0344025	0,9878891	1,352475	1,0514812	0,4041009	0,6706027	0,3878543	103062,36	3,3532719
77	1	sarl	4,5715971	8,6173858	8,6173858	10,838392	1,7528013	1,175625	0,5912673	11,368901	3,269622	1,9058326	0,2923486	0,061683	3,4626304	37,54004
78	1	sarl	1,7175409	4,3023874	5,0431499	4,7886458	0,424831	0,3510041	0,5382493	3,7717674	1,7612692	2,2494033	0,1496467	0,0302944	2,8792188	163,17379

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M	N	O	P
79	1	eurl	1,1624631	2,7227662	2,736891	2,4936828	1,0359739	0,3935015	0,6449393	2,9112214	1,7977493	1,1022605	0,3160926	0,1145075	6,2950821	5,0135546
80	0	eurl	0,3855378	0,1001592	0,1001592	3,2494057	2,3063803	1,9880032	-10,87928	3,2494057	3,040722	0,2491623	-1,948339	-0,927781	0	2,5429886
81	0	snc	0,0573371	0,430605	0,430605	1,1138181	1,0812039	0,4806489	-0,126246	1,1138181	1,037673	0,3299442	0,6952589	0,1084745	0	0,6119304
82	0	sarl	0,7344947	0,9674232	0,9674232	20,554427	17,362496	13,691309	-0,063412	2,0320943	1,1685231	0,3033689	-0,018221	-0,021709	3,7890666	2,7116333
83	1	sarl	3,92739	0,5298059	0,6402149	93,138001	39,761162	26,637422	-0,227839	24,322134	1,0363565	0,6091303	0,0168215	0,0044592	1,5890864	6,2180878
84	1	spa	0,0228778	1,3198389	60,892499	245,17679	216,16444	138,32096	1,7031144	1,4463894	4,9659899	0,3612965	0,7345154	0,0321562	3,3532359	1,1517465
85	0	sarl	0,1161786	0,2348677	0,6747247	1,543498	1,3917809	0,6412005	-0,27394	1,7024905	1,4321576	0,2246494	0,2300923	0,0698937	0	0,6511653
86	1	sarl	0,8861314	0,277295	0,277295	4,3428232	3,3035706	1,9340035	-1,012797	4,4396738	3,3965207	0,2944728	0,6512556	0,4414213	1,4354859	0,9545814
87	0	sarl	0,2900758	0,3235572	0,3235572	0,5055797	0,4647127	0,0932494	-1,632584	1,4021005	0,4873038	0,2297985	0,1387555	0,124921	0	0,8673818
88	1	spa	17,090004	0,9559548	1,2147426	13,661669	10,901271	8,2783605	1,4593033	31,289159	4,9943468	0,2315691	0,1135415	0,2678071	129,82547	2,8139069
89	1	sarl	1,0105662	0,4003464	1,0346207	80,563544	57,233352	18,594922	0,0485833	4,9322589	4,9575715	0,7106479	1,0776951	0,3107136	5,4436866	3,0349927
90	1	sarl	5,5796076	5,3267695	5,3267695	5,3094789	4,3324909	3,2764521	2,3004232	6,3569445	4,573183	0,3035895	-0,051998	-0,150334	2,1112695	1,8274911
91	0	snc	0,4835988	0,5084856	0,5084856	1,0214404	1,0214404	1,0214404	0	1,0214404	1,0184852	0,3281231	0,0515974	0,0744497	0	0
92	0	sarl	0,2011835	0,7332926	1,2929961	1,061083	0,8300946	0,1890586	0,0942056	1,3354394	0,7873621	0,2416197	-1,321312	-0,823837	1,5201517	0,5033548
93	1	spa	3,8382599	1,6392084	2,1223309	69,723753	63,41099	4,5672046	0,546717	7,5828713	2,3302952	0,2451964	-0,143049	-0,295306	4,8498898	0,4203254
94	0	sarl	0,2646642	0,8772601	0,8772601	1,3866722	0,7257968	0,1700632	-0,031472	1,6883663	0,9984452	0,7187978	0,210484	0,045903	1,9546916	2,183769
95	1	sarl	23,127917	8,2208853	8,3308536	46,692344	39,861596	14,077009	1,0405037	38,70669	2,8952804	1,2255883	0,6174356	0,3010215	0	2,3933257
96	1	sarl	77,293284	23,35856	23,35856	116,66316	81,938664	69,688678	1,9362973	119,97216	6,0790264	1,6775579	0,1360305	0,052242	7,7529527	16,429426
97	1	eurl	13,962187	5,8981654	5,8981654	52,923446	34,729463	4,0539442	0,2650352	55,290655	2,1038826	0,8379206	0,123968	0,0373601	3,5437988	1,5102982
98	1	spa	0,7605552	0,6756759	0,983794	3,4758004	3,3703415	0,8024621	-0,009124	3,7570208	1,533148	0,3814145	0,0804866	0,0427182	25,950671	0,7371133
99	1	sarl	63,928738	2,8856375	2,8856375	308,42527	173,83217	173,83217	0,3471453	330,57939	3,7376228	1,1512092	0,3777442	0,0634547	3,1624867	0
100	1	sarl	0,4929503	4,0438182	9,6703076	3,3398429	2,5660885	1,6075655	0,6583857	3,4617451	2,3870554	0,2603838	0,0977805	0,0534745	1,3935775	0,9403867
101	1	sarl	0,3455486	1,1791767	1,1791767	9,2547838	7,5258288	0,4345855	0,0074044	9,5478261	1,9513412	0,5441751	1,3029224	0,0866532	0	0,7326909
102	1	spa	9,3025415	0,3262295	0,3367078	25,072325	4,9753822	0,9388013	-1,143234	46,096248	3,4332458	0,3707878	0,0396299	0,0215692	1,2463291	6,0385195
103	1	sarl	1,9348686	0,3772879	0,389276	15,048017	14,257387	14,240285	-36,25737	19,251235	6,7909607	0,2402005	0,0049292	0,0020625	65,747111	288,10381
104	1	sarl	6,315794	9,9351826	9,9351826	28,897316	13,796806	10,010417	0,4388479	29,533016	1,3653929	0,3598062	-1,325077	-0,787576	1,1604658	2,80641

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M	N	O	P
105	1	sarl	6,4900887	26,642312	29,02099	38,823934	27,571904	5,3759837	0,7312554	16,571093	3,086435	1,2607134	0,5123109	0,1591537	0	2,2380739
106	0	spa	0,2979036	0,1215537	0,2887659	2,4777395	2,1274624	0,6897934	-1,1232	4,6014195	1,867977	0,6203321	0,8235187	0,0859475	9,388495	2,287435
107	0	sarl	0,0596534	0,0334388	0,6014096	17,765731	14,952959	5,7189081	-0,916735	3,2762697	0,6344443	0,4349888	-0,08997	-0,003766	0	1,8373401
108	1	spa	167,84227	0,5955377	3,0153526	594,41391	528,87418	13,644302	0,9780008	876,24705	5,0550992	0,1475316	-0,051662	-0,067075	1,9724537	0,2509057
109	0	eurl	0,0808603	0,2572311	0,2572311	6,8697708	6,6948114	4,9959495	-0,115167	8,5126498	2,7790222	0,2749441	25,322137	0,8748363	0	1,1544349
110	1	spa	0,0525841	0,0995826	0,6083588	2,5529294	2,337665	2,1131972	-0,972322	2,8012322	1,3209133	0,5514091	3,0882261	0,1051334	120,48548	7,728099
111	0	spa	0,0203911	0,0293232	1,1908082	0,4368377	0,1453336	0,0020806	1,2333884	0,8917105	0,1782747	0,038395	-4,61578	-2,749079	0,7925493	0,5318008
112	0	spa	0,1863675	0,1417762	0,868574	6,5766196	4,7145313	0,4768983	-0,769361	1,6436726	1,1161889	0,1338188	5,2329108	4,4338521	17,648819	1,0370816
113	1	spa	97,166551	4,0662766	4,0662766	86,107331	44,66859	33,244768	6,413864	110,00304	9,7479018	0,038383	0,0034747	0,0799622	0	0,3696004
114	1	sarl	173,71757	4,4311309	4,4311309	262,40506	106,50626	99,651363	0,9376363	262,40506	2,1073029	0,7539748	0,0278303	0,0244361	1,4483077	28,862092
115	0	snc	0,1153562	0,2240881	0,2240881	1,14522	0,469843	0,2671112	-0,455505	1,14522	0,982595	0,8860555	-0,275852	-0,031359	1,5051958	5,0052747
116	1	sarl	0,4095048	2,7558659	2,7558659	3,092123	3,0201902	0,4456232	0,1010063	3,2407169	0,8514498	1,7227865	0,0568291	0,0041683	653,20055	2,1685446
117	0	eurl	0,0473174	0,1596686	0,1596686	3,7080482	2,1420176	0,1049515	-0,069184	3,7090135	0,9963757	0,6992507	0,6701705	0,0122269	1,6598786	1,2731694
118	0	spa	1,3791118	0,5775216	0,7567197	3,4719452	2,7924411	0,086415	-0,27332	4,8502095	1,4349879	0,2819178	0,0189034	0,0190659	6,6225393	0,7125179
119	0	sarl	0,6762503	0,3254016	0,7797635	225,81799	82,800021	66,04146	-0,055515	14,666228	1,1874117	1,1763896	0,4148449	0,0162601	2,3601006	18,468592
120	0	spa	0,337993	0,1916441	0,6760419	3,9991308	3,8199406	0,2048141	-1,036132	2,3462907	1,0809787	0,0649967	0,0147835	0,0327652	6,1667802	0,2895437
121	0	sarl	0,4571999	0,4066887	0,4066887	1,6006918	0,7108063	0,4056658	-0,995615	2,724893	0,933084	0,7524984	0,3501703	0,0780783	5,6208466	6,7197823
122	1	sarl	1,2749145	0,8641121	0,9464194	2,9167388	1,4557448	0,5525429	-0,047417	4,0379441	1,9211228	0,3194416	0,9265113	0,9157565	1,4764168	1,6255256
123	1	sarl	32,876667	0,5944092	0,5944092	62,00718	52,755765	25,199132	-0,814074	62,612127	2,7874461	0,7374026	-0,588063	-0,418744	0	1,6754713
124	1	spa	0,4678639	0,2128539	0,7611657	18,98407	14,406782	6,637831	-0,271682	5,470945	1,1817015	0,7347675	0,2958578	0,0344342	6,7798996	3,0012859
125	1	sarl	0,2643456	7,6393264	17,542157	3,1895876	2,3298296	1,7764035	0,9901067	2,1312143	1,800073	0,851632	0,274239	0,0399413	8,4675607	4,98926
126	1	spa	0,2983832	0,2480566	1,0681018	8,0798257	5,5942533	4,2467811	0,2867742	1,9306398	4,6934257	0,2344104	0,3164398	0,2086351	2,7546993	3,7288444
127	0	spa	0,6004404	1,4128453	2,7367901	3,6869489	1,8784888	0,249274	0,4567757	2,3416428	1,2201669	0,389147	-0,210138	-0,138465	1,1850121	1,0759173
128	1	sarl	0,3541688	1,0474309	1,0474309	1,654906	1,20042	0,9265221	0,0255557	1,9930369	1,571968	0,4490758	0,2114744	0,0836822	2,5306971	3,2677312
129	1	spa	66,305567	9,9549257	9,9712318	145,92673	79,027651	7,3304908	0,4512734	152,58731	1,8278705	2,1921312	0,0376711	0,0074675	5,5093034	4,6653367
130	0	eurl	0,1129862	0,0456334	0,0456334	1,3944407	1,3944407	1,3944407	-119,5129	1,3944407	1,3654359	0,1150571	0,7109341	0,5006578	8,1146613	0

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M	N	O	P
131	1	sarl	9,5312363	0,8764464	0,8764464	23,364779	19,806203	3,1942191	-0,076885	34,239645	1,6454012	1,451362	0,0062909	0,0012066	57,524878	2,991462
132	1	sarl	2,1520545	1,1408525	1,1408525	10,389979	5,4506443	5,400777	1,7922668	12,276335	1,2726818	0,3850308	0,1068421	0,0486443	48,046199	94,786858
133	0	spa	1,8925193	0,5816039	0,9610432	16,56844	8,137548	1,0222039	-0,041623	6,4997827	0,7358935	0,3356306	-0,355227	-0,308167	1,3208224	1,5650278
134	0	sarl	0,2159714	0,5625239	0,5733546	3,7018031	2,5015105	0,7503556	-0,078319	4,0703429	0,9551969	0,3795043	0,244242	0,0341483	4,44365	0,8857942
135	1	spa	1,0202024	1,7123288	2,1942239	2,4910527	2,4567705	0,7318258	0,4047925	3,0847331	1,8438603	0,604539	0,3030053	0,1657657	54,443001	1,0820222
136	0	sarl	0,1378602	0,1685771	0,1685771	0,2352426	0,0190934	0,0190934	-3,158691	1,0530296	0,2323866	0,1328543	0,0417387	0,0411303	0,6499219	0
137	0	sarl	0,2487253	0,6720837	0,6720837	0,7080337	0,4204271	0,4204271	0	1,0781145	0,7079457	0,0965496	0,2140595	0,5114922	0	0
138	0	sarl	0,2466455	0,1169873	0,5872691	330,52175	145,29182	20,0912	-0,388193	2,8303488	3,7935821	1,1989225	0,1181307	0,0085863	2,8819915	3,1888331
139	0	sarl	0,5161092	3,8900057	3,8900057	1,9237126	0,9493672	0,727864	0,5375459	2,0563883	1,7918241	0,609214	0,046558	0,0191805	2,5473342	5,6558131
140	1	spa	0,7452876	1,4947821	3,3972895	21,530943	10,9651	1,4595651	0,5741366	2,9579048	0,7700761	0,3069458	-0,561716	-0,461099	0,9114572	0,8362165
141	0	spa	0,0203052	0,3052838	6,0593436	1,9166109	0,0255461	0,0210373	0,283735	1,3024498	1,6347799	0,0719786	0,2153954	0,0466529	0,0792403	32,260328
142	1	eurl	8,547125	1,1541023	1,1541023	225,72236	214,39676	25,432569	0,0060107	233,12823	3,8923874	0,9258551	1,2165974	0,0481758	238,03596	1,1422426
143	0	sarl	82,246298	0,3612447	0,3612447	460,10008	99,141193	37,267558	-1,080514	460,10008	11,665613	0,0631247	0,0234566	0,0664247	0,3993999	0,4694034
144	1	sarl	0,9489389	0,4541562	0,8037758	14,681244	12,636444	11,41959	-1,250291	6,045841	1,7679387	0,6397516	0,3417729	0,0838509	0	11,794882
145	0	sarl	0,7572236	0,7366352	0,8154655	1,6226088	0,6647695	0,5551399	-0,231325	2,5190724	1,3596399	0,6933701	0,2268055	0,0983268	2,4283319	17,337163
146	1	sarl	5,5389127	0,6374744	0,6374744	10,08339	9,9335246	9,9335246	-270,3591	10,08349	4,1781626	1,6089159	0,1776585	0,060655	1392,4666	0
147	1	sarl	0,454773	0,3258197	1,0375104	170,33786	18,562742	0,9299209	0,0546382	2,5260884	1,2256951	0,5665448	0,0212737	0,0067601	1,7012488	12,231383
148	0	spa	0,7440066	1,5010241	1,5010241	1,6554164	0,0943724	0,0009759	0,164269	2,1510824	1,1278246	0,0524816	0,000858	0,0056546	0,0795915	1,2087425
149	0	eurl	0,5741374	1,6953436	1,6953436	1,5234282	0,0886159	0,021757	0,1688288	1,8620837	0,9549097	0,0615283	0,0134815	0,0675583	0,0862773	1,713621
150	1	eurl	6,4564115	2,3960386	2,3960386	28,861611	19,67749	10,516307	0,3971489	28,890621	28,093287	0,2469162	0,1020446	0,092358	22,9515	0,7786727
151	1	sarl	0,5706169	2,7703577	2,7071561	5,4035747	1,134316	1,134316	13,152334	5,6798896	3,6317939	0,9562452	0,2971112	0,0312144	203,15615	0
152	0	sarl	1,6312503	3,4878363	3,4878363	3,0697331	0,5900096	0,1140143	0,8236365	3,53743	1,7133367	0,3746687	0,0491138	0,060449	1,4149181	2,7844062
153	0	eurl	0,2293867	0,0244296	0,0244296	30,004655	16,894685	16,894685	-0,914809	30,004655	1,0745897	0,3424301	0,7257751	0,0162035	1,0260762	0
154	0	sarl	7,2803156	5,0592956	5,1350907	8,0886557	3,1352173	0,0737394	1,3744192	9,5276536	1,729906	0,1231367	0,0038055	0,023615	0,9253092	0,3832149
155	0	eurl	1,0202296	2,7288026	2,7288026	1,765682	0,151642	0,151642	0,4697716	2,1395565	1,5963132	0,2212452	0,0858254	0,1849765	0,3440433	0
156	0	sarl	0,7216281	0,4784235	0,4784235	1,0267014	0,1448319	0,0673308	-2,416689	2,5350473	0,5576511	0,1175044	0,1107424	0,2682793	1,2009601	3,8435486

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M	N	O	P
157	1	sarl	136,10627	1,0344897	1,0344897	349,48132	310,35493	22,938547	0,0146846	481,04983	1,6446768	0,8039145	0,211657	0,0744922	17,905586	1,3455146
158	0	spa	0,6723459	1,5182848	1,5182848	1,4999977	0,9327265	0,1045481	0,182348	1,9428302	1,3434068	0,3418121	0,0456443	0,0462123	1,5426659	0,8018596
159	1	sarl	3,1909362	4,9362662	4,9362662	8,2779308	6,4065128	2,5152326	0,475208	8,9243579	3,4313156	0,1778546	0,0727972	0,1463494	1,0847446	0,4078961
160	0	sarl	0,2794381	0,3171615	0,3171615	0,3063438	0,225307	0,225307	-7,596222	1,1874029	0,2804465	1,4322212	0,1098943	0,0180573	21,472511	0
161	0	sarl	0,2464647	0,0839849	0,2351578	1,6333356	1,6302915	0,3021651	-1,689996	1,7985396	1,3065769	0,224852	0,5857756	0,3570009	0	0,304493
162	0	sarl	0,0797739	0,1864496	0,1864496	1,7065399	0,3451085	0,2361464	-0,237317	2,1343976	1,6463392	0,2784224	0,0988019	0,0132631	0,4376717	5,4538605
163	0	snc	0,0520209	0,1398579	0,1398579	1,1191787	1,0078965	1,0078965	-5,714458	1,1225047	1,0716284	0,4710157	0,435128	0,0428125	9,4436073	0
164	0	snc	0,2941636	0,3977609	0,3977609	1,3454123	0,1723531	0,1723531	-0,393046	1,3454123	1,2896636	2,2092095	0,9172684	0,0907806	2,6230114	0
165	1	snc	0,2966777	0,4095012	0,4193548	1,7246752	1,0946824	0,3583207	-0,339711	2,4368487	1,0284297	1,4673025	0,759778	0,063041	7,0495388	4,8906713
166	1	snc	0,988372	1,2346167	1,2346167	10,735001	10,220895	8,9868537	0,152201	11,535551	4,8907759	3,795966	1,8408553	0,0415508	0	35,483875
167	0	sarl	0,0816612	0,0850828	0,0850828	3,6344474	2,2048443	0,9792607	-0,375245	3,6344474	1,0966708	0,7187062	1,3286281	0,0415364	2,3436317	2,131311
168	1	snc	10	0,1132076	0,1132076	17,914702	17,514702	17,514702	0	17,914736	0,7362206	0,64286	0,7193491	0,6246157	0	0
169	1	sarl	0,0567419	0,2615057	0,2615057	3,616016	3,2651944	1,1860198	-0,072179	3,8329973	3,5327406	1,0075058	2,0868275	0,0306623	27,414153	1,8573559
170	0	sarl	0,3678695	0,1817065	0,2788014	2,2632756	2,2077849	0,6562095	-1,171272	2,1455504	1,7313945	0,6804447	0,3899561	0,0982603	0	1,1711464
171	1	sarl	8,8234275	0,7873676	0,791231	75,263606	56,090274	43,973909	-0,129255	83,211352	2,8274624	0,8668767	1,6538903	0,2023038	11,083507	6,2228488
172	1	eurl	0,1804658	0,2953354	0,2953354	2,7202322	2,2791279	0,0241203	-0,185461	3,3312857	2,1299672	1,0283635	2,2973334	0,1210209	51,350747	1,5191846
173	1	sarl	0,1134603	0,1812566	0,1812566	1,5273977	1,4643494	1,4583891	-42,79421	2,1533626	1,1939565	0,6822146	4,5300599	0,3498724	244,20202	246,47384
174	1	sarl	53,951953	37,795552	37,795552	95,055104	53,932365	15,496205	0,7365958	96,482572	3,9938058	0,1970675	0,0103161	0,0292724	0,5784318	0,4946794
175	0	snc	0,0342667	0,4615385	0,4615385	0,0571945	0,0571945	0,0571945	0	0,1033312	4,0759189	2,9248856	2,7072463	0,306944	0	0
176	1	eurl	0,4811763	0,804626	0,977621	6,3794466	5,2899739	2,8133044	-0,00509	6,9774589	4,5565723	0,0145486	1,0951017	5,1908767	0,665013	0,0409874
177	1	snc	8,7527352	0,1794701	0,1794701	249,70473	156,40687	91,271962	-0,393852	298,47462	10,42772	0,3240663	1,2695317	0,1148804	2,6522152	1,4850036
178	1	eurl	1,0916273	0,7616899	1,1854034	2,6411464	1,966378	1,8669623	1,397308	2,4704718	1,5085148	1,3125379	0,0263445	0,008869	21,457653	83,046591
179	1	snc	0,2095719	1,16325	1,16325	7,3740866	2,2033411	0,145364	0,0051673	7,5542473	2,3783001	0,1878377	0,8212103	0,1212868	0,390493	0,6894988
180	0	eurl	0,0362417	0,1015043	0,1015043	2,2575854	1,8473143	0,6542767	-0,227921	2,6146313	1,1918922	0,9220757	5,3543629	0,0804895	11,240427	2,020798
181	1	sarl	3,2181539	0,9162296	1,1269624	70,916733	19,591423	7,5218986	0,0331776	21,9383	2,9348469	0,7298787	0,3104629	0,0623969	1,5538258	5,1060282
182	0	eurl	0,0122335	0,0047187	0,0047187	1,0827003	1,0814847	1,0291254	-49,28057	1,1701628	1,0326422	1,4048468	8,32763	0,0619721	0	31,39654

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M	N	O	P
183	0	sarl	0,1301379	0,1221333	0,1221333	0,2460225	0,2128942	0,2128942	0	1,3115624	0,233485	0,1160916	0,5775369	0,4936213	0	0
184	1	eurl	0,8921703	1,6872727	1,6872727	7,4598385	4,9336497	2,4848363	0,105245	7,9886033	1,8080823	0,2591753	0,0829182	0,03573	2,0619201	0,8454907
185	1	snc	0,366703	0,5625373	0,5625373	2,2617258	2,2494217	2,2494217	0	2,4742215	2,092263	2,4596297	0,8294068	0,0499774	0	0
186	1	snc	0,5891307	2,8228678	2,8228678	2,2675068	1,0633389	1,0633389	0,3159288	2,4762062	2,1152565	0,7930556	0,204183	0,0612549	1,63081	0
187	1	sarl	0,1974527	0,1465649	0,1465649	4,4152631	4,3883241	3,7562619	-1,819046	4,4210425	2,315739	1,0389727	2,1340701	0,0917367	0	7,2672316
188	0	sarl	0,1387468	1,2396236	1,2396236	1,1415939	0,0151237	0,0151237	0,0244341	1,1461785	1,11444	0,2284759	0,3243804	0,171864	0,2385756	0
189	0	snc	0,0344547	0,5884255	0,5884255	1,1012807	0,8475257	0,0247867	-0,023183	1,1598348	1,0495537	0,3589353	2,2085588	0,182787	1,92033	0,5059996
190	1	spa	0,7268747	1,1519287	2,7116307	28,864984	12,295372	0,1312366	0,9270895	2,5279487	2,2389585	0,7492692	0,0432797	0,0166088	5,1809684	2,3694206
191	1	sarl	1,3384059	0,3822124	0,4416677	13,764385	6,2821377	2,3473827	-0,349051	14,40042	2,304078	1,1519577	0,4822892	0,038912	6,6735919	5,3244729
192	0	sarl	0,014405	0,0125842	0,6175215	0,34532	0,34532	0,1413126	-6,978363	1,2508865	0,3191707	0,3886671	2,4350636	0,0721485	0	7,7491645
193	1	sarl	1,2763724	1,4963644	1,4963644	2,0155045	1,1218166	1,1218166	0,5188124	2,8684869	1,6080396	5,2786304	0,1394276	0,0117531	18,554266	0
194	0	eurl	0,0361528	0,0224367	0,0224367	1,2373806	1,1787282	0,6633049	-3,056073	2,8487046	0,5592466	0,4300044	9,84041	0,2904257	0	2,3766008
195	0	sarl	0,4231979	0,3164715	0,3548693	0,8539762	0,4991393	0,0430716	-1,331486	2,1473656	0,7255119	0,3691314	0,0785961	0,0419622	3,6822031	1,8321049
196	1	snc	0,1235149	3,6657352	19,33127	6,9792047	2,5546048	0,2037007	0,1967185	3,3289851	1,2459314	0,9828732	0,2654534	0,0100207	1,6119445	2,9477229
197	0	eurl	0,048829	0,0793314	0,0801247	0,9740238	0,7783505	0,7693843	-63,17775	1,5890555	0,6869415	0,4714471	2,8013436	0,1825881	0	83,59379
198	1	eurl	76,015052	1,9444976	8,3725889	1040,8972	238,57501	27,916339	0,2872841	1079,9896	1,76472	0,1092562	0,1362692	0,0877872	0,1488769	0,560127
199	1	sarl	693,57448	8,710669	8,710669	1040,5258	450,93648	399,4871	1,3668756	1040,5258	13,266059	0,2548601	0,0297002	0,0776779	0,6667814	5,1543577
200	0	eurl	0,0479789	2,9548905	2,9548905	1,9323048	0,3687137	0,0549577	0,0169078	1,948542	1,1705884	0,4033584	0,9893455	0,0603945	0,5026638	2,5050066
201	1	sarl	1,4092895	0,0680037	0,0680037	11,429715	9,5104283	6,2567642	-5,936207	32,153429	0,7999133	0,6136708	46,418639	3,3153539	0	6,0644305
202	1	spa	0,1983654	0,4659057	2,4690685	10,606468	8,8831733	1,5146679	0,4392406	2,215378	1,7748662	0,4992426	0,1770988	0,0317242	6,1922448	0,8893341
203	1	spa	1,6491723	1,0767798	2,088962	6,2150646	6,1793056	2,6912202	0,8604879	4,9719078	1,2854512	1,1064188	0,8391883	0,2515839	741,48187	2,8490565
204	0	eurl	0,3998203	2,0749613	2,0749613	1,6596365	0,3693208	0,0447696	0,1298278	1,8523246	1,4810177	0,1942631	0,087246	0,09694	0,2831396	1,1087257
205	0	spa	0,3913757	0,2413845	0,5379756	12,147895	4,5620756	0,4322914	-0,201728	7,9275156	6,9859219	0,440148	0,3618325	0,040585	2,2229434	1,6275941
206	1	spa	0,3273439	0,2107145	0,7069731	6,3233157	4,7817797	3,1651968	-0,560724	0,3179719	3,7495784	7,5946429	1,3694524	0,185633	6,0940034	5,8111004
207	0	spa	0,6777026	0,3912583	0,6804704	2,5203515	1,1609627	0,4521184	-0,565182	3,1298212	2,2535366	0,3355327	-0,108591	-0,070077	1,7915964	2,6714517
208	0	spa	0,4427034	0,1781806	0,5647518	6,512306	3,8641495	0,7772681	-2,698541	2,9396274	0,3188088	0,1828362	-0,109851	-0,090482	2,9046022	2,4917838

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M	N	O	P
209	1	sarl	0,7382962	1,2771204	1,2771204	2,0160045	1,4507318	0,0819762	0,0852684	2,5940989	1,3715803	0,7052278	0,1543213	0,0622788	3,5868465	1,3365649
210	0	snc	2,0214865	27,428788	28,343081	1,1648144	0,8956396	0,7278507	4,9899436	1,1600253	1,0230472	0,2955647	0,014231	0,0839047	1,3860678	2,1910552
211	1	eurl	4,7104258	3,7606591	3,7606591	3,9151014	3,6995084	2,8835213	4,2376561	5,1676547	1,6640274	0,258872	0,0640383	0,2254871	0	1,6394389
212	1	sarl	5,1362171	29,199906	29,199906	11,420568	8,6276897	0,4503989	0,4678357	11,596466	1,3827306	1,0491254	0,1547618	0,0653362	5,0161322	1,4877968
213	1	sarl	0,9851515	0,6660079	1,2030373	13,039283	7,0888886	1,4911236	0,1317834	4,1604839	1,8877701	0,9944119	0,2797204	0,0666066	3,6681191	3,5942195
214	0	snc	0,0579147	0,0666289	0,0666289	1,2383508	0,8951603	0,5007028	-1,128042	1,2455752	1,0812923	0,4972045	0,732279	0,0684795	1,9070096	1,5700182
215	1	sarl	1,5495795	122,9568	122,9568	4,5687575	3,712826	1,5410391	0,5422634	4,5687575	4,5479189	0,1863141	0,0235721	0,042911	1,2846988	0,3919463
216	1	sarl	0,6056047	0,7586729	1,8574647	18,263934	3,4036905	1,8596318	0,3797126	3,1126115	1,937623	0,5889984	0,0562858	0,018593	1,1408887	9,3699407
217	1	eurl	1,6501385	8,0820533	8,7836282	5,8022969	4,1402654	0,143322	0,3318306	5,175333	1,9017196	0,0642571	0,0410146	0,2035166	0,2436624	0,0971121
218	1	sarl	1063,7822	2,1062524	2,1062524	2318,8918	258,76801	76,464173	0,3163167	2823,9511	0,426592	0,0665497	-0,023897	-0,135265	0,1186418	1,0308779
219	1	sarl	1,4105049	1,3303856	1,3303856	7,1887145	5,7060711	1,4735852	0,0691483	8,2136048	1,4503659	1,5552785	0,7376111	0,0814442	15,332176	3,0181892
220	0	spa	1,6366202	0,7084378	0,7176357	0,7584408	0,1258409	0,0156068	-1,047228	3,0525068	0,6063356	0,9277445	0,0380815	0,0220078	5,4988936	26,248043
221	0	sarl	0,1328132	0,9864654	1,5206226	1,2006099	0,2058911	0,0456753	0,1121178	1,3352454	1,0785261	0,0207485	-0,058923	-0,282476	0,0595833	0,1729189
222	1	sarl	1,254158	0,6594103	1,0719113	6,9912442	2,9961325	2,323741	0,1428272	3,4081897	1,3455418	0,829438	0,1314628	0,058324	3,4782478	19,513836
223	1	snc	1,3207004	3,3988954	4,8888221	10,278056	9,9884591	0,2050313	0,3668146	4,7162748	1,8061714	0,3464595	0,2520108	0,203691	0	0,3966557
224	0	sarl	0,2366702	0,0128744	0,0128744	6,0044104	5,7659462	5,7659462	0	24,387477	3,3363799	0,2398104	0,5997529	0,0242706	0	0
225	1	eurl	1,7857143	3,6198047	3,6198047	27,882832	26,818854	23,059711	0,2791098	28,37615	3,41798	0,3777191	-0,094455	-0,015737	12,301682	2,8512389
226	0	snc	0,0504821	0,0127014	0,0127014	0,1309229	0,1299905	0,1299905	-184,9849	0,1309229	0,115466	4,4192059	0,7468821	0,0651673	27,274874	0
227	0	sarl	0,0118577	0,0255328	0,0255328	1,0387149	0,080163	0,0551139	-0,474248	1,5031243	0,9613879	0,1961779	-8,778858	-0,353014	0,3173474	11,772064
228	1	sarl	0,0038218	0,0003919	0,0899915	25,558389	8,5764761	6,5969486	-3,553209	13,866746	3,0315149	1,4003064	444,64767	0,0875164	8,9111863	60,935658
229	0	snc	0,2433743	0,249796	0,409092	4,6553829	2,6792244	0,532449	-0,170737	4,9071558	0,8946702	2,4051058	0,4308149	0,0088839	7,5734872	6,5076471
230	0	sarl	1,3165733	0,6465469	0,6465469	0,6755575	0,2223276	0,1100316	-1,921095	2,7118727	0,5545137	0,1242572	0,0255238	0,0997239	1,2843987	3,0007282
231	1	sarl	0,5289177	0,3577832	1,0587419	42,566293	13,809596	6,1697987	0,1628927	2,1980391	1,2829148	0,5859818	0,0379763	0,0155948	3,1886854	9,9710256
232	0	sarl	0,2576368	0,4010203	0,4010203	1,3355442	0,7526959	0,4255483	-0,676	1,3415065	1,3355442	3,0677012	1,1798091	0,0738608	16,998009	12,57946
233	1	eurl	1,6121596	0,7169338	0,7306116	10,66181	8,1868686	8,1868686	-0,462545	12,582572	3,6829723	1,1149704	0,1971659	0,0226572	10,712201	0
234	1	sarl	0,1356852	0,1240651	0,1240651	2,484812	1,6964916	0,3649699	-0,597513	3,5784736	1,4074002	1,1267743	3,6501989	0,1228328	14,837596	3,0282136

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M	N	O	P
235	0	sarl	0,0626619	0,0669834	0,0703353	0,2857303	0,0793017	0,0793017	-7,067782	1,220318	0,2617738	0,1569631	0,0490045	0,0160313	1,5566507	0
236	1	eurl	0,4701469	1,1535932	1,1535932	5,0719235	4,8095026	4,8095026	0	5,4794735	2,3204407	0,4808201	2,84224	0,5071925	0	0
237	1	sarl	0,6052933	0,3252038	0,5075166	5,9411681	2,8370096	1,5840773	-0,33568	5,7864013	1,3876784	1,0139011	1,0035116	0,1035343	3,0830347	7,0875249
238	0	sarl	0,8178107	0,099214	0,099214	13,182165	10,045337	6,0136675	-1,84169	13,25319	5,2512346	1,7903782	-0,92502	-0,031882	0	5,8854586
239	1	sarl	3,4498878	0,8920862	0,8920862	9,8654966	5,068845	4,7716511	-0,183688	13,73271	2,1448067	0,351435	0,1431439	0,1023238	2,4439575	16,239077
240	1	snc	0,3579098	0,2222222	0,2222222	2,9588868	2,7126162	1,1047958	-0,744008	2,9588868	2,2221973	2,5239716	1,598	0,0765839	98,424528	4,6448884
241	0	eurl	0,5828211	5,4326863	7,4427802	3,2312314	0,8338487	0,8338487	0,4217154	2,6417169	3,0070415	0,1577448	0,191245	0,2674755	0,2542534	0
242	1	sarl	0,5040451	1,8028608	1,8028608	2,4661754	2,1465748	2,1465748	1,849896	2,7457561	2,3338172	0,3622184	0,0633163	0,0320887	8,1965734	0
243	0	sarl	0,163338	0,5579383	0,5579383	1,0921511	0,5279467	0,1824636	-0,374246	1,3849039	1,0557015	0,0409612	0,0223953	0,0644839	178,10256	0,164197
244	0	sarl	0,0539497	0,1027439	0,4444516	0,1682149	0,0456485	0,0226373	-2,441986	0,6631217	0,1670833	0,0341837	-0,19697	-0,468789	0,2253842	1,20048
245	0	spa	0,1626424	0,1132278	0,8046622	8,4396023	6,5138543	0,1993249	-0,822186	1,8063038	2,1399978	0,2766232	0,2407228	0,0783559	7,7444082	1,8054795
246	0	snc	0,6951277	0,3947368	0,3947368	0,3276642	0,3124537	0,1271605	-5,752301	2,0886544	0,1726202	0,3196097	0,1527361	0,1590449	0	3,6026911
247	1	sarl	4,2737992	1,1103357	1,1103357	5,247065	0,5451849	0,1966224	0,0986183	9,0961706	1,3449577	0,5659251	0,0456945	0,0379368	1,3006348	14,768519
248	0	eurl	0,04669	0,3395658	0,3395658	1,0006958	0,0899786	0,0899786	-0,099759	1,1381949	0,9913365	0,1021378	0,0164	0,0065866	0,1277107	0
249	1	spa	2,3944597	0,6188757	1,3881363	7,8648007	6,2836161	0,824463	0,2325459	11,733849	1,3476574	1,1015441	0,5219621	0,096695	12,943802	2,3676478
250	0	sarl	0,0351586	0,3737157	0,3737157	1,07771	0,2284673	0,1042049	-0,074556	1,1717884	0,9851229	1,1289532	0,5979931	0,0158929	1,9862767	10,645969
251	0	eurl	0,1078386	0,1065459	0,3884013	0,7311846	0,2930553	0,276348	-2,207069	1,5347284	0,5880581	2,0294183	0,4375066	0,015148	11,598726	260,83116
252	0	eurl	77,830097	0,9798016	0,9798016	153,42827	11,668689	11,668689	0	232,86282	0,561783	0,1173153	0,0177741	0,0506386	0	0
253	1	sarl	5,5265772	4,6097506	4,6097506	16,087743	9,3248706	5,927158	1,167421	17,286632	4,9625665	1,585103	0,2279932	0,0459844	88,57978	8,0645701
254	1	sarl	0,7771653	0,2826017	0,490653	7,55426	1,9646698	0,0083922	-0,466522	5,9821364	2,7088091	1,4643439	1,3539299	0,1201186	4,0452339	10,465892
255	0	spa	0,180624	0,1700253	0,7224047	2,1722701	0,6138105	0,0437289	-0,280737	2,3341303	0,8588591	0,2620258	-0,556778	-0,164433	0,8533774	1,8324371
256	1	sarl	2,309441	7,7884402	7,7884402	5,504863	1,9413219	1,4709544	0,4989997	5,8013846	2,290364	0,1947333	0,0635401	0,1298922	0,3170225	2,401787
257	1	sarl	1,4449668	0,5320714	0,7219496	10,002107	4,0536532	1,5145627	-0,1873	7,659396	4,4537433	0,9433136	0,6794881	0,1358905	2,6021941	5,7572562
258	0	sarl	0,0947939	0,0825237	0,1159311	0,1123283	0,0007323	0,0007323	-9,545438	1,2567056	0,0971752	0,1147197	0,0305613	0,0200946	1,3551253	0
259	1	eurl	24,632891	7,4113479	7,4113716	29,141419	15,207182	15,138576	1,7799049	32,465091	6,2204233	0,9585847	0,1191433	0,0943057	2,6143917	453,61218
260	0	sarl	0,2387961	1,0230449	1,0230449	2,3683747	1,3612098	0,0514195	0,0028486	2,6017918	1,7178073	0,4552665	0,1090783	0,0219901	2,0474911	0,9043498

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M	N	O	P
261	0	sarl	0,0314071	0,5940194	0,5940194	1,0642102	0,1400528	0,1215654	-0,022818	1,1170823	0,9756712	0,0112848	-0,593903	-1,479673	0,0136691	0,681871
262	0	sarl	3,2745689	0,924991	0,9971749	5,4326014	1,7547183	0,7126279	-0,002881	7,5844698	1,6079886	0,4732765	0,0999278	0,0911592	1,3316173	4,6269284
263	1	snc	1,5825078	0,1284833	0,1284833	6,3192498	6,3192498	6,3192498	0	2,7550261	27,376301	3,3491174	0,6773318	0,1161693	0	0
264	1	sarl	3,8445915	0,7688768	0,8936674	5,73379	3,6394861	0,7531453	-0,300199	7,1562501	2,2134126	0,8844274	0,0561528	0,0341094	9,228566	5,8317263
265	1	sarl	0,5825245	0,4337601	1,1191952	21,103245	8,4650124	1,3811515	0,1147906	3,0203542	1,1990414	0,5307989	0,0694636	0,0252397	1,9282341	2,8472994
266	0	sarl	0,2149536	26,086535	26,086535	1,6189522	0,1864753	0,0035703	0,1356557	1,6271923	1,2175958	0,1973101	0,1177275	0,0788196	0,2394363	1,7553454
267	0	sarl	0,1701806	0,508316	2,950227	5,193094	2,5214744	0,1597508	0,7537166	0,1577259	2,374445	0,6730503	0,0157642	0,0252716	0,243851	0,2463436
268	0	sarl	0,9667078	7,6185443	7,6185443	2,0770868	0,699872	0,4364385	0,5796773	2,2039756	1,8467374	0,3269596	0,1133146	0,1520129	0,6079379	2,7354563
269	1	spa	1,504811	0,4544843	1,2187532	4,8008239	4,6113798	3,7451787	0,7690724	7,5940295	3,6773207	0,58018	0,8001339	0,2732811	26,068834	5,7014323
270	0	sarl	6,4336625	9,0841713	9,0841713	1,5969398	0,513158	0,3467447	4,9866866	1,6386599	1,1247839	1,2241157	0,0092288	0,0296	2,0432377	12,05378
271	0	sarl	0,8370176	0,5525568	0,8248233	0,8400037	0,1062027	0,0093337	-0,615016	2,0083679	0,3987031	0,4370365	-0,183987	-0,175453	2,3434256	15,421176
272	0	eurl	0,0019611	0,0266336	0,8352531	1,1460713	0,0061539	0,0061539	-0,013118	1,1514659	1,0518014	0,1842242	5,6839313	0,0525464	0,2293968	0
273	1	eurl	3,2954276	0,0909656	0,0909656	195,87489	172,94415	88,746339	-0,316989	232,10207	9,4955484	1,1825304	5,8750127	0,070539	13,938503	3,259797
274	1	sarl	11,940137	1,098076	1,1878192	328,95814	214,56517	182,17564	2,2646357	18,82138	14,319671	0,6899473	0,0625992	0,0575587	108,86811	16,594428
275	1	sarl	2,7778809	0,5399203	0,7093975	36,86732	15,744419	0,6030861	-0,356909	9,8655629	1,7335568	0,6583474	0,0189132	0,0080891	2,8861206	3,3501106
276	1	sarl	1,9412032	3,770034	3,770034	2,4888369	0,6153107	0,6117606	0,8079623	2,5001481	2,1623653	0,3089926	-0,174351	-0,438109	0,4384987	217,60982
277	1	sarl	0,5496375	0,9356686	0,9365856	2,477318	1,131244	0,8108785	-0,023348	3,063411	2,0539293	0,9980012	0,9774169	0,1757195	2,3973641	9,5482684
278	1	sarl	39,340917	1,2241357	1,2706082	38,159989	15,232428	14,851746	1,048768	70,297698	5,8170408	1,3895775	0,355934	0,1433475	12,346876	256,60292
279	1	sarl	0,3382456	0,1227061	0,1227061	15,743304	12,127246	6,5338218	-0,296978	18,499855	4,9886741	2,3198673	2,9444018	0,0232059	16,832838	7,6727968
280	0	sarl	1,5390964	0,8242819	0,8242819	1,3988967	0,9413396	0,9413396	-0,717069	3,2660933	1,3490103	0,3799941	0,0368584	0,0457085	2,7124402	0
281	1	spa	1,0973771	0,0820892	0,1443314	16,014059	8,3026966	1,0034129	-3,24217	17,222931	1,0292327	0,3845212	0,4535223	0,0751497	3,739369	3,7691545
282	0	eurl	0,0458322	9,9894987	33,225394	1,6565855	0,0318757	0,0092022	0,1184467	1,4845697	1,1286848	0,0020115	-0,01219	-0,187085	0,0024318	0,1474201
283	1	sarl	21,070939	1,6875871	1,6875871	59,916239	58,334973	58,334973	0	72,402076	4,4858443	0,5194827	0,5201813	0,2914181	0	0
284	0	sarl	0,620205	0,4534419	0,4534419	1,1717595	0,0418004	0,0137881	-0,651381	1,1717595	0,8566917	0,0355897	-0,126742	-1,884921	0,037246	1,4887226
285	1	eurl	3,9466565	0,9743234	0,9743234	27,982065	26,66375	2,9331882	-0,004191	28,021396	2,3916967	1,0487184	0,5649871	0,0758786	27,033143	1,2383421
286	0	sarl	0,2053484	0,1471361	0,1471361	0,210363	0,2733068	0,1747396	-12,0759	1,6059992	0,1711315	0,330328	0,6319942	0,2446323	0	5,3821777

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M	N	O	P
276	1	sarl	1,9412032	3,770034	3,770034	2,4888369	0,6153107	0,6117606	0,8079623	2,5001481	2,1623653	0,3089926	-0,174351	-0,438109	0,4384987	217,60982
277	1	sarl	0,5496375	0,9356686	0,9365856	2,477318	1,131244	0,8108785	-0,023348	3,063411	2,0539293	0,9980012	0,9774169	0,1757195	2,3973641	9,5482684
278	1	sarl	39,340917	1,2241357	1,2706082	38,159989	15,232428	14,851746	1,048768	70,297698	5,8170408	1,3895775	0,355934	0,1433475	12,346876	256,60292
279	1	sarl	0,3382456	0,1227061	0,1227061	15,743304	12,127246	6,5338218	-0,296978	18,499855	4,9886741	2,3198673	2,9444018	0,0232059	16,832838	7,6727968
280	0	sarl	1,5390964	0,8242819	0,8242819	1,3988967	0,9413396	0,9413396	-0,717069	3,2660933	1,3490103	0,3799941	0,0368584	0,0457085	2,7124402	0
281	1	spa	1,0973771	0,0820892	0,1443314	16,014059	8,3026966	1,0034129	-3,24217	17,222931	1,0292327	0,3845212	0,4535223	0,0751497	3,739369	3,7691545
282	0	eurl	0,0458322	9,9894987	33,225394	1,6565855	0,0318757	0,0092022	0,1184467	1,4845697	1,1286848	0,0020115	-0,01219	-0,187085	0,0024318	0,1474201
283	1	sarl	21,070939	1,6875871	1,6875871	59,916239	58,334973	58,334973	0	72,402076	4,4858443	0,5194827	0,5201813	0,2914181	0	0
284	0	sarl	0,620205	0,4534419	0,4534419	1,1717595	0,0418004	0,0137881	-0,651381	1,1717595	0,8566917	0,0355897	-0,126742	-1,884921	0,037246	1,4887226
285	1	eurl	3,9466565	0,9743234	0,9743234	27,982065	26,66375	2,9331882	-0,004191	28,021396	2,3916967	1,0487184	0,5649871	0,0758786	27,033143	1,2383421
286	0	sarl	0,2053484	0,1471361	0,1471361	0,210363	0,2733068	0,1747396	-12,0759	1,6059992	0,1711315	0,330328	0,6319942	0,2446323	0	5,3821777
287	0	sarl	1,6905227	1,541418	1,9136224	0,5161264	0,3122939	0,2296615	13,801344	1,4021713	0,4675431	0,124921	-0,012789	-0,123432	7,3906268	3,5819295
288	1	sarl	1,0647918	0,6939237	0,9380016	14,179636	2,9193653	0,2054674	-0,049889	11,443011	10,155629	0,0415814	1,0253555	2,2945621	45,397658	0,2508998
289	0	spa	0,0915753	0,120365	1,356164	8,1882186	2,0060051	0,1822456	0,831059	1,331618	2,2003263	0,0906812	0,1018209	0,077218	0,6070303	0,9497975
290	1	eurl	4,5714286	0,5263158	0,5263158	189,38507	0,1782309	0,1782309	0	198,07079	3,0491755	1,4147175	29,631366	0,4834076	0	0
291	1	sarl	32,158101	0,6371402	1,2007346	22,16996	16,142303	1,4152272	0,6879568	72,642525	2,3469885	0,1357794	0,011176	0,0364378	0	0,6697432
292	1	sarl	0,2886763	0,1589039	0,5514311	2,143055	2,0548908	1,8683848	-13,95956	2,4315291	0,6708845	2,6610659	0,2382974	0,0106315	1329,6877	120,92099
293	0	spa	0,5646632	0,3563131	0,9271764	4,3994767	4,0741466	0,5467695	-0,266279	2,100699	1,7911122	0,2640084	-0,029025	-0,029552	28,121291	1,3406471
294	0	sarl	0,5251029	0,3398661	0,9871032	28,212693	22,583071	12,912658	-0,022138	3,2820306	1,1699571	0,3514019	0,1205358	0,05488	3,7850484	1,9370727
295	0	spa	0,3305949	0,1937944	0,2217745	0,4580294	0,0800422	0,001219	-5,975884	2,163935	0,1481183	0,138508	-0,525802	-0,579962	2,0910905	3,8024636
296	0	sarl	0,5183226	1,5453399	1,5453399	5,2987985	1,6527729	0,0063813	0,0463502	5,6342086	1,4037833	0,1044133	0,0183426	0,0161611	0,255785	0,3573187
297	1	eurl	7,7592154	1,0259131	1,0268004	9,4885887	4,2981252	1,3493545	0,028908	16,98814	2,3589217	0,5754732	0,0927364	0,0736033	2,3944642	3,3377536
298	0	spa	0,1383794	0,0737465	0,4162545	1,1461883	0,2901597	0,0607587	-5,316043	2,3149099	0,9758814	0,2791466	0,4067584	0,0871047	5,463012	7,3632319
299	1	eurl	12,36179	1,1404909	1,1404909	5,3858152	2,310492	2,310492	1,113935	16,224823	2,5680821	0,9611193	0,0615561	0,0487973	11,407208	0
300	0	sarl	0,1314013	0,2218545	0,2218545	4,0538177	3,1165459	0,0110814	-0,122818	4,6461034	1,1650662	0,2327062	0,0342088	0,0041576	1,6707912	0,348153
301	0	sarl	2,6707554	0,5433796	0,6425871	1,1969914	0,5283977	0,0647376	-3,10258	5,5284048	0,4354821	0,1397264	-0,104746	-0,362153	2,3505076	3,2514756