



الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية
وزارة التعليم العالي والبحث العلمي
المركز الجامعي - مغنية -



معهد العلوم الاقتصادية والتجارية وعلوم التسيير
قسم العلوم الاقتصادية
تخصص: إقتصاد كمي

دور المناهج الرياضية للتنبؤ في تحسين الأداء التسويقي
للمؤسسة

أطروحة مقدمة لنيل شهادة دكتوراه طور ثالث في شعبة العلوم الاقتصادية
تخصص: إقتصاد كمي

تحت إشراف:

من إعداد الطالب:

د. قادي رياضي

طهراوي مختار

أعضاء لجنة المناقشة			
الصفة	الجامعة	الرتبة	الإسم واللقب
رئيسا	المركز الجامعي مغنية	أستاذ التعليم العالي	أ.د. ساهد عبد القادر
مشرفا	المركز الجامعي مغنية	أستاذ محاضر أ	د. قادي رياضي
ممتحنا	جامعة غرداية	أستاذ التعليم العالي	أ.د. معراج هواري
ممتحنا	المركز الجامعي مغنية	أستاذ التعليم العالي	أ.د. مكيديش محمد
ممتحنا	المركز الجامعي مغنية	أستاذ التعليم العالي	أ.د. تروش محمد
ممتحنا	جامعة وهران 02	أستاذ محاضر أ	د. عماني اسماعيل

السنة الجامعية: 2023-2024



شكر و عرفان

بسم الله الرحمن الرحيم

" يرفع الله الذين آمنوا منكم والذين أوتوا العلم درجات والله بما تعملون خبير "

الحمد لله حمدا كثيرا طيبا مباركا فيه يليق بجلال وجهه وعظيم سلطانه

الحمد لله الذي من علي بالتوفيق لإنجاز هذا العمل وإنهائه بعد سنوات من الجهد والسعي

وعملا بقول رسول الله صلى الله عليه وسلم

" من لا يشكر الناس لا يشكر الله "

أتقدم بجزيل الشكر والتقدير لمشرفي وأستاذي الفاضل الأستاذ الدكتور: قادري رياض، الذي

لم ييخل علي بالتوجيه والنصح كما أشكره على دعمه وتأكيداته الدائم على ثقته بقدرتي على

إنهاء هذا العمل البحثي، كما أتقدم بجزيل الشكر إلى أعضاء لجنة المناقشة، ولا يفوتني أن

أشكر كل أستاذ ساهم بتقديم العون والإرشاد لإنهاء هذا البحث

أشكر كل فريق العمل لبنك سوسيتي جينيرال وكالة تلمسان

على رأسهم مدير البنك: السيد بريكسي حبيب

وأخيرا أتوجه بالشكر لوالدي وإخوتي على رعايتهم ومساندتهم لي طوال هذه الفترة

الإهداء

إلى

من علماني أبجدية الوجود وكانا سببا في وصولي لهذه المرحلة من العلم أُمي

العزيرة وأبي العزيز

إلى

إخوتي ورفقاء دربي

إلى

روح جدتي العزيرة رحمها الله وأسكنها فسيح جنانه التي توفتها المنية وهي

أمل أن ترايني أنهي هذا العمل

إلى

كل من يعرفني من قريب أو من بعيد

كل باحث ومحب للعلم

تهدف هذه الدراسة لمعالجة إشكالية ما مدى دور المناهج الرياضية للتنبؤ في تحسين الأداء التسويقي للمؤسسة المصرفية بنك سوسيتي جينيرال تلمسان، وبهذا الغرض تم تطبيق كل من المنهجيتين الرياضيتين؛ منهجية التنقيب على البيانات ومنهجية النماذج الرمادية، تم تطبيق المنهجية الأولى للتنبؤ بسلوك الزبون المرتقب طالب القرض هل هو جيد بالنسبة للقرض أو سيء، وذلك باختبار 3 خوارزميات تصنيف؛ بايز الساذج، الشبكة البايزية و شجرة القرار j48، على عينة من الزبائن مقدرة بـ 300 زبون، وتوصلنا إلى أن شجرة القرار j48 هي الأمثل للتصنيف في هذه الحالة بنسبة تصنيف صحيحة بنسبة 81% أما منهجية النماذج الرمادية فتم استخدامها للتنبؤ بحجم القروض الشهرية المستقبلية لهذا البنك، وذلك بتطبيقها على عينة من القروض الشهرية ممتدة من جانفي 2022 إلى ديسمبر 2022، بهدف التنبؤ بالقروض الشهرية لـ 5 أشهر الأولى من سنة 2023 وتوصلنا إلى كفاءة النموذج مقارنة بتنبؤات مستشاري البنك، وتوصلنا أخيرا إلى أن للمناهج الرياضية للتنبؤ المستخدمة في هذه الدراسة أثر إيجابي على الأداء التسويقي للمؤسسة محل الدراسة

الكلمات المفتاحية: التنقيب، التصنيف، النماذج الرمادية، الأداء، التسويق، البنك

Summary

This study aims to address the issue of the role of mathematical forecasting methods in improving the marketing performance of the Societe Generale Bank of Tlemcen. To this end, both mathematical methods were applied; the data mining methodology and the gray models methodology. The first methodology was applied to predict the behavior of the prospective customer applying for the loan, whether he is good for the loan or bad, by testing 3 classification algorithms; naive Bayes, Bayesian network, and j48 decision tree, on a sample of customers estimated at 300 customers, and we found that j48 decision tree is the optimal for classification in this case with a correct classification rate of 81%. As for the gray models methodology, it was used to predict the future monthly volume of loans for this bank, by applying it to a sample of monthly loans extending from January 2022 to December 2022, with the aim of predicting monthly loans for the first 5 months of 2023, and we reached the efficiency of the model compared to the bank's consultants' predictions. Finally, we concluded that the mathematical forecasting methods used in this study have a positive impact on the marketing performance of the institution under study.

Keywords: mining, classification, gray models, performance, marketing, bank

فهرس المحتويات

رقم الصفحة	المحتوى
I	شكر وعرفان
II	الإهداء
III	ملخص الدراسة باللغة العربية
III	ملخص الدراسة باللغة الانجليزية
VI	فهرس المحتويات
XII	قائمة الجداول
XIII	قائمة الأشكال
XVII	قائمة الملاحق
أ - ج	مقدمة عامة
06	الفصل الأول: الاطار النظري للدراسة
07	المقدمة
08	I- مفاهيم حول الأداء التسويقي للمؤسسة
08	I-1 التسويق
08	I-1-1 تعريف التسويق
08	I-1-2 نطاق التسويق
10	I-1-3 تقنيات التسويق
10	I-1-4 أبعاد التسويق
10	I-1-4-1 التسويق الوظيفي
11	I-1-4-2 المزيج التسويقي
12	I-2 الأداء
12	I-2-1 تعريف الأداء
13	I-2-2 أنواع الأداء في المؤسسة
13	I-2-2-1 حسب معيار المصدر
14	I-2-2-2 حسب معيار الشمولية

14	I-2-2-3 حسب المعيار الوظيفي
14	I-3-الأداء التسويقي
14	I-3-1 تعريف الأداء التسويقي
15	I-3-2 مكونات الأداء التسويقي
15	I-3-3 مؤشرات قياس الأداء التسويقي
17	I-3-4 أهداف الأداء التسويقي
18	I-3-5 أهمية الأداء التسويقي
19	II-المناهج الرياضية للتنبؤ
19	II-1- منهجية التنقيب عن البيانات
19	II-1-1 مراحل تطور منهجية التنقيب عن البيانات
19	II-1-2 تعريف منهجية التنقيب على البيانات
20	II-1-3 مجالات استخدام التنقيب على البيانات
21	II-1-4 خطوات عملية التنقيب على البيانات
22	II-1-5 تقنيات منهجية التنقيب على البيانات
24	II-1-6 طرق التنقيب عن البيانات
24	II-1-6-1 النماذج الخاضعة للإشراف / التنبؤية
25	II-1-6-2 النماذج الغير خاضعة للإشراف
27	II-2- منهجية النماذج الرماية
27	II-2-1 مراحل تطور النظرية الرمادية
28	II-2-2 خصائص النظام الرمادي
29	II-2-3 المبادئ الأساسية لنظرية النظام الرمادي
30	II-2-4 المكونات الرئيسية لنظرية نظم الرمادية
31	II-2-5 النماذج الرمادية للتنبؤ
31	II-2-5-1 نموذج $GM(1,1)$
31	II-2-5-2 الأنواع الأساسية للنموذج الرمادي $GM(1,1)$
32	II-2-5-3 مراحل النمذجة الرمادية

33	6-2-II مقارنة بين نماذج عدم اليقين
35	3-II الشبكات العصبونية
35	1-3-II تعريف الشبكات العصبونية
35	2-3-II بنية الشبكة العصبونية
35	3-3-II مكونات الشبكة العصبونية
37	4-3-II أنواع الشبكات العصبونية الاصطناعية
38	5-3-II مراحل التنبؤ باستخدام الشبكة العصبونية
38	6-3-II مزايا و عيوب الشبكة العصبونية
40	III-الدراسات السابقة
59	1-III ما يميز دراستي عن الدراسات السابقة
59	2-III دور التنبؤ في تحسين الأداء التسويقي للمؤسسة
60	خلاصة الفصل الأول
61	الفصل الثاني: الاطار التطبيقي للدراسة
62	المقدمة
63	I-لمحة حول بنك سوسيتي جينيرال
63	1-I مجموعة سوسيتي جينيرال
63	2-I بنك société générale الجزائر
64	3-I لمحة عن وكالة بنك société générale تلمسان
64	4-I الخدمات التي يقدمها البنك
66	5-I أنواع القروض التي يقدمها البنك
66	1-5-I مفاهيم عامة حول القرض
67	2-5-I القروض في بنك سوسيتي جينيرال
67	1- 2-5-I القرض الاستهلاكي
67	2- 2-5-I قرض التهيئة العمرانية
68	3- 2-5-I قرض الدرجات النارية
68	II-التنبؤ بسلوك الزبون المرتقب باستخدام منهجية التنقيب على البيانات

68	1-II أداة الدراسة
68	1-1-II خوارزمية الشبكة البايزية Bayes Net classifier
70	2-1-II خوارزمية التصنيف البايزي الساذج Naïve Bayes Classifier
70	1-2-1-II النظرية البايزية
70	2-2-1-II تعريف التصنيف البايزي الساذج
70	3-2-1-II مبدأ التصنيف البايزي الساذج
71	3-1-II شجرة القرار خوارزمية j48
71	1-3-1-II تعريف خوارزمية j48
72	2-3-1-II هيكلية الشجرة
73	4-1-II تقييم نموذج التنبؤ
73	1-4-1-II مصفوفة الارتباك
73	2-4-1-II مؤشرات الأداء
74	5-1-II برنامج Weka
75	2-II- التنبؤ باستخدام منهجية التنقيب عن البيانات
75	1-2-II مراحل الدراسة
76	2-2-II متغيرات الدراسة
77	1-2-2-II دراسة وصفية لمتغيرات الدراسة
78	3-2-II نتائج الدراسة
78	1-3-2-II تدريب النموذج بالاعتماد على تقنية التحقق المتقاطع
78	2-3-2-II نتائج التصنيف بتطبيق خوارزمية j48
79	3-3-2-II نتائج التصنيف بتطبيق خوارزمية الشبكة البايزية
80	4-3-2-II نتائج التصنيف بتطبيق خوارزمية بايز الساذج
81	5-3-2-II اختيار الخوارزمية المثلى للتصنيف
81	6-3-2-II رسم التخطيطي لشجرة القرار
82	7-3-2-II التنبؤ بالحالات الجديدة للزبائن المقبلين على القرض
83	4-2-II تحليل نتائج الدراسة
85	III- التنبؤ الكمي بالقيمة الشهرية للقروض المستقبلية باستخدام منهجية النماذج الرمادية

85	1-III أداة الدراسة
85	1-1-III تعريف النماذج الرمادية
85	2-1-III خطوات التنبؤ باستخدام النماذج الرمادية $GM(1, N)$
87	3-1-III قياس جودة النموذج
88	4-1-III معايير المفاضلة بين أكثر من نموذج
89	2-III بيانات الدراسة
92	3-III مراحل الدراسة
94	4-III نتائج الدراسة
101	1-4-III قياس جودة النموذج
101	2-4-III مرحلة التنبؤ
102	5-III تحليل نتائج الدراسة
105	خاتمة الفصل الثاني
106	الخاتمة العامة
111	قائمة المراجع
121	قائمة الملاحق

قائمة الجداول

رقم الصفحة	عنوان الجدول
16	الجدول 01: مؤشرات قياس الأداء التسويقي
34	الجدول 02: المقارنة بين نظريات أبحاث عدم اليقين
48	الجدول 03: القيم الفعلية والقيم التنبؤية
77	الجدول 04 : متغيرات الدراسة
80	الجدول 05 : نتائج خوارزمية شجرة القرار J48
80	الجدول 06 : نتائج خوارزمية الشبكة البايزية
81	الجدول 07: نتائج خوارزمية بايز الساذج
82	الجدول 08 : مؤشرات تقييم الخوارزميات الثلاث
83	الجدول 09: نتائج التنبؤ بشجرة القرار J48 خارج العينة
89	الجدول 10 : معايير قياس جودة النموذج
90	الجدول 11: القيمة التراكمية الشهرية للقروض
92	الجدول 12: بيانات القروض الشهرية لكل شهر
95	الجدول 13: نتائج تطبيق النموذج الرمادي على بيانات الدراسة
102	الجدول 14: نتائج التنبؤ و القيم الواقعية للقروض ل 5 أشهر الأولى

قائمة الأشكال

رقم الصفحة	عنوان الشكل
13	الشكل 01: مثلث الأداء
17	الشكل 02: أهداف الأداء التسويقي في المؤسسة
19	الشكل 03: مراحل تطور منهجية التنقيب عن المعطيات
22	الشكل 04: خطوات عملية التنقيب
28	الشكل 05: المنشورات السنوية في نظرية الرمادية
32	الشكل 06: مراحل النمذجة الرمادية
35	الشكل 07: بنية الشبكة العصبونية
40	الشكل 08: أساليب التنبؤ
43	الشكل 09: رسم بياني للقيم الفعلية و المتنبئ بها
46	الشكل 10 : رسم بياني للقيم الحقيقية و المتنبؤ بها
54	الشكل 11 : أداء النموذجين
55	الشكل 12: رسم بياني للقيم الحقيقية والمتنبأ بها
56	الشكل 13: هيكلية البحث
58	الشكل 14 : مراحل النظام الطبائي
58	الشكل 15: مراحل النموذج المقترح
59	الشكل 16: الرسم البياني للقيم الحقيقية والمتنبأ بها
65	الشكل 17: توزيع وكالات بنك سوسيتي جينيرال على مستوى الجزائر
73	الشكل 18 : هيكلية شجرة القرار
76	الشكل 19 : مراحل الدراسة باستخدام منهجية التنقيب على البيانات
78	الشكل 20 : الاحصاءات الخاصة بكل المتغيرات
83	الشكل 21: شجرة اتخاذ القرار J48
91	الشكل 22: التمثيل البياني لقروض البنك
93	الشكل 23: التمثيل البياني لسلاسل القروض الشهرية
94	الشكل 24: مراحل دراستنا التطبيقية باستخدام النماذج الرمادية
97	الشكل 26: التمثل البياني للسلسلة الأصلية Y والسلسلة المتنبؤ بها من النموذج $GM(1,2)$ بالأخذ بعين الاعتبار سلسلة X1

97	الشكل 27: التمثل البياني للسلسلة الأصلية Y والسلسلة المتنبؤ بها من النموذج $GM(1,2)$ بالأخذ بعين الاعتبار سلسلة X_2
98	الشكل 28: التمثل البياني للسلسلة الأصلية Y والسلسلة المتنبؤ بها من النموذج $GM(1,2)$ بالأخذ بعين الاعتبار سلسلة X_3
99	الشكل 29: التمثل البياني للسلسلة الأصلية Y والسلسلة المتنبؤ بها من النموذج $GM(1,3)$ بالأخذ بعين الاعتبار سلسلة X_1, X_2
99	الشكل 30: التمثل البياني للسلسلة الأصلية Y والسلسلة المتنبؤ بها من النموذج $GM(1,3)$ بالأخذ بعين الاعتبار سلسلة X_2, X_3
100	الشكل 31: التمثل البياني للسلسلة الأصلية Y والسلسلة المتنبؤ بها من النموذج $GM(1,3)$ بالأخذ بعين الاعتبار سلسلة X_1, X_3
101	الشكل 32: التمثل البياني للسلسلة الأصلية Y والسلسلة المتنبؤ بها من النموذج $GM(1,4)$ بالأخذ بعين الاعتبار سلسلة x_1, x_2, x_3
101	الشكل 33: متوسط مربع الخطأ
103	الشكل 34: التمثل البياني للقروض (المتنبأ بها بواسطة النموذج، الحقيقية، المتنبأ بها بواسطة البنك)

قائمة الملاحق

رقم الصفحة	عنوان الملحق
123	الملحق 01: جدول بيانات المستخدمة في منهجية التنقيب على البيانات
130	الملحق 02: احصائيات متغيرة القروض السابقة للزبون
130	الملحق 03: احصائيات متغيرة الهدف من القرض
131	الملحق 04: احصائيات متغيرة الدخل
131	الملحق 05: احصائيات متغيرة الجنس ذكر أو أنثى
132	الملحق 06: احصائيات متغيرة مبلغ القرض
132	الملحق 07: احصائيات متغيرة السن
133	الملحق 08 : احصائيات متغيرة ملكية المنزل
133	الملحق 09: احصائيات متغيرة مدة القرض
134	الملحق 10: احصائيات متغيرة التصنيف
134	الملحق 11: نتائج استخدام خوارزمية الشبكة البايزية برنامج weka
135	الملحق 12 : نتائج الدراسة باستخدام خوارزمية بايز الساذج
135	الملحق 13: نتائج الدراسة باستخدام خوارزمية J48 شجرة القرار
136	الملحق 18: شجرة القرار النهائية

المقدمة

المقدمة العامة

مع تطور العلوم والتكنولوجيا والأبحاث في العديد من المجالات وازدياد المنافسة وشراستها أصبح من الصعب أن تستمر المؤسسة الاقتصادية في السوق وفي محيطه من منافسين يسعون لنفس الأهداف، لذلك تسعى هذه الأخيرة للزيادة من كفاءة وفعالية أدائها بصفة عامة وأدائها التسويقي بصفة خاصة الذي يعتبر همزة وصل بين منتجات وخدمات هذه الأخيرة والمستقبل النهائي الزبون التي تسعى وبقوة لارضائه وكسب ثقته وولائه فهذا الأخير يعتبر العامل الأول لربحها وبالتالي اتمراريتها

تعتبر المعرفة المسبقة بالمعلومة هي الفاصل والعامل الذي يصنع الفارق في المنافسات بين المؤسسات، وعلى أساسها تبنى الخطط والسياسات والاستراتيجيات التسويقية للمؤسسة والتي تسعى من خلالها تحقيق أهدافها المسطرة وضمان مكانتها بين المنافسين

في نفس السياق لا بد ان تتسم هذه المعلومة بالدقة والشفافية، حتى تبنى عليها قرارات وخطط ناجعة، فالبناء المتين يقوم على الأساس المتين، ومنه لا بد أن تكون هذه المعرفة المسبقة بالمعلومة مبنية على أسس علمية دقيقة

ومما سبق يبرز مصطلح التنبؤ العلمي والذي يعبر عنه بمناهج التنبؤ العلمية سواء رياضية أو قياسية معلمية أو لاعلمية، وكاشارة مختصرة لنماذج التنبؤ فتعرف هذه الأخيرة على أنها خوارزميات دقيقة قائمة عادة على معادلات رياضية، وتستخدم هذه الأخيرة البيانات التاريخية لظاهرة ما بهدف التنبؤ بقيمها المستقبلية

نظرا لأهميتها وصنعها للفارق في كثير من الحالات والدراسات، نرى تحافت الباحثين عليها من مختلف جوانبها والسعي لتطويرها وتكييفها مع طبيعة المؤسسة وطبيعة المعلومات المتوفرة وكذلك مماشاتها للتطورات التكنولوجية فنجد عدة منهجيات منها: منهجية بوكس جنكينز، منهجية الشبكة العصبونية الاصطناعية، والتي تحاكي دماغ الانسان في مراحل تنبؤها، وكذلك منهجية التنقيب على البيانات والتي تقوم على استخراج المعرفة من الكم الهائل من البيانات، نجد كذلك النماذج الرمادية و النماذج الظبايية والتي تعود تسمياتها لطبيعة البيانات التي تعالجها

تعددت المناهج والنماذج وكل لها نقاط قوة ونقاط ضعف، ويتم المفاضلة بينها من ناحية دقتها في الحالة المدروسة، وليس بضروري أن يكون النموذج المثالي في الحالة "أ" أن يثبت نفس الكفاءة في الحالة "ب"، فيبقى النموذج مجرد أداة تستخدم في الحالة المناسبة وفق معايير وخصائص يشخصها مستخدم هذه الأداة كالباحث أو متخذ القرار

ويلعب التسويق في المؤسسة همزة الوصل بين منتجاتها والزبون، وكذلك المحرك التكتيكي والاستراتيجي الذي يعمل على دفع المؤسسة الاقتصادية بشتى انواعها نحو الأمام وذلك بالتشخيص الداخلي والخارجي للمؤسسة ووضع مخططات واستراتيجيات لتحقيق أداء تسويقي ناجح وفعال، حيث يعتبر هذا الأخير مقياس نجاح الخطة التسويقية ومعرفة نقائصها وثغراتها

ولتحقيق أداء تسويقي فعال لا بد أن تقوم الخطط التسويقية لهذه المؤسسة على معايير دقيقة، ويعد رضا الزبون من أهم الأهداف التي تسعى المؤسسة لتحقيقها، وتعد المعرفة المسبقة لمتطلبات الزبون واحتياجاته وتقديرها بشكل دقيق أحد أهم الخطوات التي تساعد المؤسسة الاقتصادية في تحضير مواردها المالية والبشرية ووضع استراتيجيات دقيقة

مما سبق يظهر دور التنبؤ الدقيق الفعال القائم على أسس رياضية متينة، حتى يؤدي إلى نتائج دقيقة يعتمد عليها في اتخاذ قرارات تصنع الفرق وتزيد من كفاءة أداء المؤسسة، وعلى ضوء ما سبق نطرح الإشكالية التالية:

هل للمناهج الرياضية للتنبؤ دور في تحسين الأداء التسويقي للمؤسسة، وما مدى فعالية النموذج المقترح على مؤسسة بنك سوسيتي جينيرال تلمسان؟

وتنبثق عن هذه الإشكالية مجموعة من التساؤلات كالتالي :

- من أي جانب للمؤسسة محل الدراسة يمكن تطبيق هذه النماذج الرياضية
- ما هي النماذج الرياضية الملائمة للمؤسسة محل الدراسة
- من أي زاوية تؤثر النماذج الرياضية المستخدمة على الأداء التسويقي للمؤسسة محل الدراسة
- هل يمكن الاعتماد على نتائج هذه النماذج في اتخاذ القرارات والتخطيط للمؤسسة محل الدراسة

وللاحاطة بكل من الاشكالية والأسئلة الفرعية نقوم بصياغة الفرضيات التالية :

الفرضية الأولى: استخدام منهجية التنقيب لدراسة سلوك المستهلك يساهم في تحسين الأداء التسويقي لبنك سوسيتي جينيرال تلمسان

الفرضية الثانية: لا تساهم منهجية التنقيب لدراسة سلوك المستهلك في تحسين الأداء التسويقي لبنك سوسيتي جينيرال تلمسان

الفرضية الثالثة: استخدام منهجية النماذج الرمادية للتنبؤ بالطلب المستقبلي يساهم في تحسين الأداء التسويقي لبنك سوسيتي جينيرال تلمسان

الفرضية الرابعة: لا تساهم منهجية النماذج الرمادية للتنبؤ بالطلب المستقبلي في تحسين الأداء التسويقي لبنك سوسبيتي جينيرال تلمسان

وتتبلور أهداف هذه الدراسة فيما يلي:

- توضيف مناهج رياضية للتنبؤ ملائمة في المؤسسة الاقتصادية محل الدراسة
- تبين مكانة النماذج الرياضية للتنبؤ في المؤسسة الاقتصادية
- تبين أثر مخرجات النماذج الرياضية للتنبؤ على الأداء التسويقي للمؤسسة الاقتصادية
- التعريف بمنهجية النماذج الرمادية للتنبؤ
- التعريف بمنهجية التنقيب على البيانات وتطبيقها على مؤسسة اقتصادية جزائرية

أما أهمية الدراسة فتبرز فيما يلي :

تكمن أهمية الدراسة فأنها تعرف باحدا المناهج الرياضية والتي اشتهرت مؤخرًا في مجال التنبؤ وهي النماذج الرمادية وتطبيقها في مؤسسة اقتصادية جزائرية بهدف اختبار دقتها ومدى تأثيرها على أداء هذه الأخيرة، كذلك إيجاد حلول لهذه المؤسسة من خلال تطبيق منهجية التنقيب على البيانات، بهدف معرفة سلوك زبائنها حتى يتسنى تقليل من مخاطرهم وتعظيم ربحها

ولتحقيق هذه الأهداف و إبراز هذه الأهمية تم تقسيم هذه الدراسة إلى فصلين؛ فصل نظري وفصل تطبيقي، حيث حاولنا في الطار النظري الاحاتة بأدبيات الدراسة ومفاهيمها المختلفة من : التسويق، الأداء، الأداء التسويقي، وكذلك بعض المناهج الرياضية: من بينها منهجية النماذج الرمادية، منهجية التنقيب على البيانات، ومنهجية الشبكات العصبونية الاصطناعية، ثم انتقلنا إلى الجانب التطبيقي الذي من خلاله حاولنا تجسيد الدراسة تطبيقيا على مؤسسة اقتصادية جزائرية تتمثل في بنك "سوسبيتي جينيرال الجزائر"، حيث استخدمنا كل من منهجية التنقيب على البيانات بهدف التنبؤ بسلوك زبائن طالبي القرض لهذا البنك هل هو جيد بالنسبة للقرض أو لا، ومن ثمة منهجية النماذج الرمادية للتنبؤ بحجم الطلب على القروض لهذه الأخيرة، حتى نتوصل إلى اجابة عن اشكالية دراستنا

أما المناهج المستخدمة في هذه الدراسة؛ فقد اتخذنا المنهج الوصفي في التطرق لأدبيات الدراسة ومفاهيمها، و كل من منهجية النماذج الرمادية و منهجية التنقيب على البيانات في الحالة التطبيقية

في ما يخص المؤسسة محل الدراسة فتمثلت في وكالة بنك سوسبيتي جينيرال بتلمسان، وعن عينة البيانات المتخذة بالنسبة للدراسة التطبيقية الأولى للتنبؤ بسلوك الزبون طالب القرض، فاتخذنا 300 زبون مراعين، المتغيرات

اللازمة، أما فيما يخص الدراسة التطبيقية الثانية فكانت عينة الدراسة عبارة عن معطيات شهرية ممتدة من جانفي 2022 إلى ديسمبر 2022 بهدف التنبؤ بحجم القروض لـ 5 أشهر للسنة الموالية

تمثلت أدوات الدراسة في كل من برنامج weka 3.8.6 لتطبيق مختلف مراحل منهجية التنقيب على البيانات والوصول إلى النتائج النهائية، ولتطبيق مختلف مراحل منهجية النماذج الرمادية تم الاعتماد على خوارومية و برنامج Matlab2012

أما صعوبة الدراسة فتمثلت في:

قلة المراجع حول النماذج الرمادية من الرغم أن هناك العديد من الدراسات التطبيقية خاصة في الآونة الأخيرة والتي تؤكد على فعاليتها وغياها تماما في الدراسات المحلية، كذلك بالنسبة لمنهجية التنقيب على البيانات، من جهة أخرى صعوبة الحصول على البيانات داخل المؤسسة، حيث بالنسبة للدراسة الثانية تحصلنا فقط على بيانات شهرية لمدة سنة بحجم 12 مشاهدة

الفصل الأول

الإطار النظري للدراسة

- I مفاهيم حول الأداء التسويقي للمؤسسة
- II النمذج الرياضيــــــــــــــــة للتنبؤ
- III الدراسات السابقة

مقدمة

في هذا الفصل سنتطرق إلى أدبيات ومفاهيم حول الأداء التسويقي في المؤسسة، في المبحث الأول سنقوم بالتعريف بكل من الأداء بصفة عامة والأداء التسويقي بصفة خاصة، ماهي نطاقاته وما مؤشرات قياسه، وكذلك أهداف هذا الأخير ومفاهيم حول التسويق ونطاقاته وأبعاده، أما في المبحث الثاني فسننتقل إلى بعض المناهج الرياضية للتنبؤ من بينها المستخدمة في دراستنا التطبيقية، وهي كالتالي: منهجية التنقيب على البيانات، منهجية النماذج الرياضية، والشبكة العصبونية الاصطناعية، وأخيرا المبحث الثالث تطرقنا فيه للدراسات السابقة التي سبقت دراستنا في ميدان التنبؤ في المؤسسة الاقتصادية بصدد اجاد اجابة أولية عن اشكالية الدراسة

-I مفاهيم حول الأداء التسويقي للمؤسسة

1-I-1 التسويق

1-1-1-1 تعريف التسويق

تمت ترجمة مصطلح التسويق بكلمتين مستوحاة أيضًا من "السوق": marketing (من الكلمة اللاتينية mercatus) و marcheage (من سوق الكلمات الفرنسية). هذان المصطلحان متكاملان وكل منهما يعين جزءًا من نهج التسويق للشركة (Demeure، 2008، صفحة 6)

تعرف الجامعة الأمريكية التسويق على أنه تأدية أنشطة الأعمال التي تخص بانسياب السلع والخدمات من المنتج الى المستهلك أو المستخدم بصفة عامة، وبنسبة لـ « Kotler and Dubois » فيعرف التسويق كأنه الميكانيزم الاقتصادي والاجتماعي الذي يهدف إلى تشجيع رغبات ومتطلبات الأفراد والجماعات عن طريق خلق وتبادل المنتجات وتركيبات أخرى للقيم المستقبلية.

ويعد التسويق على أنه العملية الإستراتيجية التي تتضمن تحديد وتوقع وتلبية احتياجات ورغبات العملاء أو الجماهير المستهدفة من أجل تحقيق الأهداف التنظيمية، وهي تشمل مجموعة من الأنشطة والاستراتيجيات والتقنيات المستخدمة لترويج وبيع المنتجات أو الخدمات أو الأفكار، حيث يعد همزة الوصل بين المنتج والسوق (الوليد، 2018، صفحة 162)

1-I-2 نطاق التسويق

- إدارة المنتجات والخدمات: يشمل التسويق تطوير وإدارة المنتجات والخدمات التي تلبي احتياجات العملاء وتفضيلاتهم، حيث يتضمن ذلك البحث عن المنتج والتصميم والعلامة التجارية والتعبئة والتحسين المستمر (Deepak، 2019، صفحة 3)؛
- بحث وتحليل السوق: يعد فهم السوق وسلوك العملاء والمنافسين جانبًا مهمًا من جوانب التسويق، حيث تساعد أبحاث السوق في تحديد الفرص والتحديات، ويساعد تحليل البيانات في اتخاذ قرارات مستنيرة؛

- استراتيجية التسعير: يعد تحديد استراتيجية التسعير الصحيحة أمرًا حيويًا لضمان تنافسية المنتج وربحيته حيث يلعب التسويق دورًا مهمًا في تحديد الأسعار التي تتوافق مع تطلعات العملاء وديناميكيات السوق (Deepak، 2019، صفحة 4)؛
- التوزيع وإدارة القناة: يعد تحديد كيفية وصول المنتجات إلى العملاء وظيفة تسويقية مهمة حيث يتمثل ذلك في إدارة قنوات التوزيع واللوجستيات والمخزون وشراكات البيع بالتجزئة.
- الترويج والاتصال: التسويق مسؤول عن إنشاء حملات ترويجية فعالة للوصول إلى الجماهير المستهدفة وإيصال قيمة المنتجات أو الخدمات، وهذا يشمل الإعلان والعلاقات العامة والترويج للمبيعات والتسويق الرقمي ووسائل التواصل الاجتماعي (Deepak، 2019، صفحة 4)؛
- إدارة المبيعات والعلاقات مع العملاء: يعمل التسويق بشكل وثيق مع فرق المبيعات لتحويل العملاء المحتملين إلى عملاء حقيقيين بالإضافة إلى ذلك ، يلعب دورًا في إدارة علاقات العملاء لبناء الولاء والاحتفاظ بهم (Deepak، 2019، صفحة 4)؛
- التسويق الرقمي والتجارة الإلكترونية: مع ظهور الإنترنت والتكنولوجيا ، أصبح التسويق الرقمي والتجارة الإلكترونية جزءًا لا يتجزأ من نطاق التسويق، ومن وظائفه الإعلان عبر الإنترنت، التسويق عبر البريد الإلكتروني، تحسين محركات البحث، التسويق عبر وسائل التواصل الاجتماعي، وإدارة منصات المبيعات عبر الإنترنت؛
- التخطيط الاستراتيجي وتجزئة السوق: يساهم بشكل كبير في التخطيط الاستراتيجي من خلال تحديد الأسواق المستهدفة وتقسيمها بناءً على التركيبة السكانية أو السلوك أو التفضيلات. يساعد هذا في تخصيص رسائل تسويقية لمجموعات عملاء محددة بشكل فعال؛
- التحليلات واتخاذ القرارات المستندة إلى البيانات: يعتمد بشكل متزايد على تحليلات البيانات لقياس فعالية الحملة ، وتتبع سلوك العملاء ، واتخاذ قرارات تعتمد على البيانات لتحسين استراتيجيات التسويق.

I-1-3 تقنيات التسويق

على الرغم من أن التسويق يساهم في خلق قيمة إضافية في المؤسسة ، إلا أنه من الضروري إيجاد اتجاهه في أي شركة ، لقد بذل العلماء جهداً ملحوظاً على مدار الخمسة وعشرين عاماً الماضية لجعل التسويق تخصصاً علمياً ومستقلاً حقاً، أدت أهميته الجديدة إلى تطوير هذه التقنيات المعقدة بشكل متزايد ، وهنا بعض منها:

- دراسات السوق؛
- دراسات سلوكيات؛
- توقعات المبيعات؛
- النمذجة والصياغة الرياضية للمسائل من أجل المساعدة في اتخاذ القرار ؛
- الإعلان والاتصال غير الشخصي للإعلان عن العلامة التجارية والشركة وإبراز مزاياها ؛
- التسويق التقني لجعل نقطة البيع مربحة ؛
- العرض الترويجي الذي يهدف إلى الدفع مباشرة لشراء المنتج .

I-1-4 أبعاد التسويق

تتمثل أهم أبعاد التسويق في كل من التسويق الوظيفي، المزيج التسويقي وهي كالتالي :

I-1-4-1 التسويق الوظيفي

التسويق الوظيفي هو عملية تركز على العمل ، على المدى القصير أو المتوسط ، والذي يستهدف الأسواق أو القطاعات الحالية، هذه هي العملية الكلاسيكية التي تهدف إلى تحقيق هدف حصة السوق باستخدام أدوات تكتيكية مثل المنتج، العلامة التجارية، التوزيع، السعر والتواصل، تصف خطة التسويق الوظيفي الأهداف والوضع المختار والتكتيكات والميزانيات لكل علامة تجارية في المحفظة لفترة معينة ومنطقة معينة، عندما يقتصر التسويق الوظيفي على التسويق الوظيفي ، يمكن أن يتدهور بسرعة إلى "اتجاه المبيعات" واهتمام خاص بالتواصل ، ومع ذلك ، لن يكون التسويق الوظيفي فعالاً إلا إذا كان يعتمد على خيارات استراتيجية قوية (Lambin، 2008، صفحة 22).

I-1-4-2 المزيج التسويقي

يمكن تعريف المزيج التسويقي على أنه مجموعة المتغيرات التي يتحكم فيها منتج السلع أو الخدمات ، والتي تخدمه في تطوير عرضه لعملائه المستهدفين ، أي جميع وسائل عمله في السوق، يمثل المزيج التسويقي بُعد العمل لمفهوم التسويق، هذا نهج استباقي لغزو الأسواق الحالية ، والتي يكون أفق عملها على المدى القصير والمتوسط (Gall-Ely، 2003، صفحة 45)، في عام 1960 ، طورت جيروم مكارثي، استراتيجية المزيج من خلال 4 متغيرات هي: السعر ، المنتج ، والترويج ، والمكان "4P":

- **السعر:** السعر هو المبلغ الذي يجب على المستهلك دفعه للحصول على العرض، نظرًا لأن سعر المنتج يتغير باستمرار بتغير عناصر مختلفة، وبالتالي يجب أن يكون السعر ديناميكيًا بحيث يمكنه تحمل التغيرات على مدار المدة، العامل المهم في التسعير هو تحديد تكلفة المنتج واستراتيجية التسويق ونفقاته المتعلقة بالتوزيع أو مصاريف الإعلان أو أي نوع من تغير الأسعار في السوق ومع ذلك ، إذا كان هناك تغيير في جميع المتغيرات ، فقد يختلف سعر المنتج بشكل عام وفقًا لذلك (Singh، 2012، صفحة 42)؛
- **المكان:** الغرض من انتاج البضائع هو بيعها للزبائن، وبالتالي يجب أن يكونوا جاهزين للزبائن في مكان مناسب يمكنهم من خلاله إبرام الصفقات بسهولة، لذلك من المهم أن يكون المنتج جاهزًا في الأسواق، ولتوفره في الأسواق لابد من سلسلة من الأشخاص مثل الموزعين وتجار الجملة وتجار التجزئة الذين يشكلون شبكة توزيع المؤسسة (قناة التوزيع)، كما يمكن للمؤسسة الاختيار بين البيع المباشرة إلى الأشخاص أو من خلال الموزعين (Thabit H. Thabit، 2018، صفحة 104) ؛
- **الترويج:** ويمثل أحد أقوى العناصر في المزيج التسويقي، حيق أنشطة ترويج المبيعات هي الدعاية والعلاقات العامة والمعارض والعروض التوضيحية وما إلى ذلك، فمدير التسويق هو الذي يقرر مستوى الإنفاق التسويقي على الترويج، حيق تهدف الأنشطة الترويجية بشكل أساسي إلى تكملة البيع الشخصي والإعلان والدعاية و يساعد الترويج المتداول وقوة المبيعات على عرض المنتج للمستهلكين بطريقة فعالة وحثهم على الشراء، ويتكون الترويج من مزيج مختلف من مكوناته التي يتم استخدامها لتحقيق أهداف الشركة التسويقية، ويعد الإعلان هو العنصر القوي في مزيج الترويج، والهدف الرئيسي من الإعلان هو إنشاء وتطوير صورة المنتج في السوق، حيث تعد إحدى أدوات المنافسة المهمة التي تحافظ على ديناميكية الصناعة، ويقرر مزيج الترويج وضع المنتج في السوق المستهدف، وبالتالي يتم اعتباره نفقات وبالتالي يضاف إلى تكلفة المنتج (Niazi، 2021، صفحة 44).

- المنتج: يشير المنتج إلى السلع والخدمات التي تقدمها المؤسسة، وبالتالي يعرف المنتج بأنه مجموعة من المزايا التي يقدمها المسوق للعميل مقابل سعر ما ، كما يمكن للمنتج أن يتخذ شكل خدمة مثل السفر بالقطار ، والاتصالات ، وما إلى ذلك، ويعد عنصر رئيسي في التسويق المختلط (Singh، 2012، صفحة 41).

I-2 الأداء

I-2-1 تعريف الأداء

يعرف على أنه الاستطاعة على تحقيق الأهداف والقيام بالمهام والواجبات المحددة بطريقة صحيحة وفعالة، إذ أنه درجة التحقيق للنتائج المطلوبة والأهداف المسطرة، يمكن أن يكون الأداء متعلقاً بأداء فرد، مجموعة، مؤسسة، نظام، أو أي كيان آخر

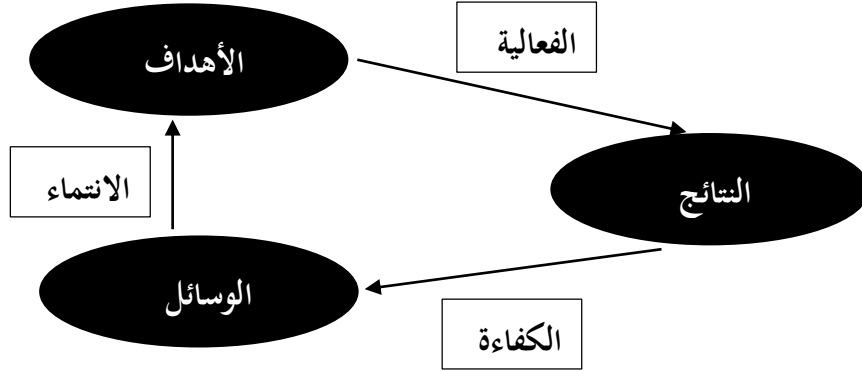
ويعود مصطلح الأداء للمصطلح اللاتيني Performance وأكثر دقة باللغة الإنجليزية to « perform » والذي يشير إلى تأدية عمل أو انجاز نشاط أو تنفيذ مهمة أو القيام بفعل بهدف الوصول لأهداف محددة (قريشي، 2016، صفحة 124)

أما اصطلاحاً فقد تعددت التعاريف التي عاجلت هذا المصطلح، منهم من يعرف الأداء: على أنه قدرة المؤسسة على تحقيق الحد الأدنى من رضا وتوقعات عملائها، ومنهم من يعرفه على أنه قدرة المؤسسة على الاستخدام الكفء للموارد البشرية، المالية، المادية، والمعلوماتية المتاحة من أجل تحقيق أهدافها بكفاءة وفعالية وتحقيق التميز على المنافسين (جاسم، 2018، صفحة 77)

وكتعريف خاص للأداء البنكي فينحصر في مجموعة الوسائل اللازمة وأوجه النشاط المختلفة والجهود المبذولة لقيام البنوك بدورها، وتنفيذ وظائفها في ظل البيئة المحيطة من أجل تقديم الخدمات البنكية التي تحقق الأهداف (الهادي، 2014، صفحة 144)

يمثل الشكل الموالي مثلث الأداء:

الشكل 01 : مثلث الأداء



المصدر: (Bartoli, 1997، صفحة 79)

ينحصر مفهوم الأداء في عنصرين أساسيين: الكفاءة و الفعالية

- أ- الكفاءة : ويقصد بالكفاءة هي درجة استغلال المؤسسة في صناعة ما للموارد الاقتصادية المتاحة لها في انتاج وحدة واحدة من السلع (الزهران، 2020، صفحة 13)
- ب- الفعالية: وتعرف على أنها " الأهداف المحققة من قبل المؤسسة بغض النظر عن التكاليف المترتبة، على هذه الأهداف (بلعجوز، 2016، صفحة 320)

I-2-2 أنواع الأداء في المؤسسة

يصنف الأداء حسب المعايير التالية (محمد زرقون، 2014، صفحة 126) :

I-2-2-1 حسب معيار المصدر

- الأداء الداخلي : ويتمثل في تفاعل مختلف الأنظمة الفرعية للمؤسسة، أي مختلف الأداءات: الأداء البشري، المالي، والتقني؛
- الأداء الخارجي: وهو الذي ينتج عن تغيرات البيئة المحيطة بالمؤسسة وبالتالي لا تستطيع المؤسسة التحكم فيه .

I-2-2-2 حسب معايير الشمولية

- الأداء الكلي: ويتمثل في الانجازات التي ساهمت كل الوظائف والأنظمة للمؤسسة في تحقيقها دون استثناء، ومن خلاله يمكننا الحكم على مدى فعالية المؤسسة واستمراريتها؛
- الأداء الجزئي: ويقصد به الأداء الذي يحقق على مستوى الأنظمة الفرعية للمؤسسة أو احدى الوظائف.

I-2-2-3 حسب المعيار الوظيفي

- الأداء الوظيفي: ويقصد به قيام الموظف بأعماله ومسؤولياته التي تكلفه به المؤسسة أو جهة توظيفه، وكذلك يشير إلى درجة تحقيق واطماف المهام المكونة لوظيفة الفرد، فهو يعكس الكيفية التي تحقق متطلبات الوظيفة، وبصفة عامة يشكل الأداء الوظيفي الجهد الذي يبذله العامل في المؤسسة على حسب الامكانيات الموفرة له (عمر، 2017، صفحة 314)؛
- الأداء المالي: يرتكز بالدرجة الأولى على استخدام مؤشرات مالية لقياس مدى انجاز الأهداف، ويعد هذا الأخير الداعم الأساسي للأعمال المختلفة التي تمارسها المؤسسة، ويساهم في توفير الموارد المالية اللازمة للمؤسسة وتوفير فرص استثمارية في العديد من الميادين (الخطيب، محمد محمود، 2010، صفحة 45)؛
- الأداء الانتاجي: وهو الذي يتعلق بوظيفة الانتاج ويتحقق عندما تحصل المؤسسة انتاجية مرتفعة .

I-3-3- الأءاء التسويقي

I-3-1 تعريف الأءاء التسويقي

- يعرف على أنه مدى كفاءة وفاعلية وظيفة التسويق، أي مدى تمكنها من تحقيق أهدافها والتي تتمثل في : زيادة المبيعات، رفع حصتها السوقية، تحقيق رضا العملاء من خلال الاستخدام الأمثل لمواردها (صونية، 2017، صفحة 294)

يعرف أيضا الأءاء التسويقي على أنه: " النتائج الفعلية التي تحققها الشركة من خلال الأنشطة والمهام التي يزتها الموظفون لتحقيق الأهداف بكفاءة وفعالية". (ر.قرارية، 2018، صفحة 525)

ويعرف كذلك على أنه " مستوى تحقيق المؤسسة لأهدافها الموضوعة في الخطة التسويقية " (مرقع.أ، 2017، صفحة 341)

I-3-2 مكونات الأداء التسويقي

تتمثل مكونات الأداء التسويقي في ما يلي (بوستة محمد، 2022، صفحة 85):

- **الكفاءة التسويقية:** تتمثل هذه الأخيرة في كيفية استغلال الشركة لمواردها لتحقيق أهدافها وغاياتها التسويقية، وذلك من خلال تعظيم نتائج وتأثير الأنشطة التسويقية مع تقليل النفقات وإهدار الموارد، تحاول استراتيجيات التسويق الجيدة تحسين الأمور ، واستخدام الموارد بعناية ، والحصول على النتائج التي تريدها دون خسارة الكثير من الوقت والمال؛
- **الفعالية التسويقية:** وتعني مدى نجاح جهود التسويق للشركة في تحقيق أهدافها والحصول على النتائج التي تريدها، فعالية التسويق ذات معنى واسع على مفهوم الكفاءة، فهذا الأخير يبحث في مدى تأثير الأنشطة التسويقية على أرباح الشركة وقدرتها على تلبية احتياجات العملاء وتوقعاتهم؛
- **التنافسية التسويقية :** وتعني هذه الأخيرة مدى قدرة الشركة على إبراز منتجاتها أو خدماتها عن غيرها في السوق، في محيط الأعمال المتغير باستمرار ، من المهم للغاية أن تظل الشركة قادرة على المنافسة في مجال التسويق لضمان النجاح على المدى الطويل، هذا يعني مواكبة تفضيلات المستهلكين والتكنولوجيا واتجاهات السوق.

I-3-3 مؤشرات قياس الأداء التسويقي

يمثل الجدول الموالي مؤشرات قياس الأداء التسويقي في المؤسسة :

الجدول 01 : مؤشرات قياس الأداء التسويقي

المقاييس	المؤلف
مقاييس النتائج المالية	
الربح	Sevin (1965); Goodman (1972)
عائد المبيعات	Feder (1965)
التدفق النقدي	Buzzell & chussil (1985); Day & Fehey (1988)
مقاييس النتائج غير المالية	
الحصة السوقية	Buzzel & Gale (1987); Jacobson (1988); Szymanski et al. (1993)
المرونة	Walker & Ruekert (1987); Bhargava et al. (1994)
رضا العملاء	Oliva et al. (1992); Peterson & Wilson (1992); Anderson & Sullivan (1993); Selnes (1993); Fornell (1996); Anderson et al. (1997)
جودة الخدمة	Bucklin (1978)
ولاء العملاء	Oliva et al. (1992); Anderson & Sullivan (1993); Selnes (1993); Teas (1993); Dick (1994); Reichheld (1994); Teas & Palan (1997); Voss et al. (1998)
قيمة العلامة التجارية	Barwise (1993); Keller (1993); Simon & Sullivan (1993); Aaker & Jacobson (1994); Lasser et al. (1995); Ambler & Barwise (1998)
مقاييس المدخلات	
موجودات التسويق	Piercy (1986); Srivastava et al. (1998)
صلاحية التسويق	Kotler (1977); Brownlie (1996); Rothe et al. (1997)
تنفيذ التسويق	Bonoma (1985); Bonoma & Crittenden (1988)
التوجه للسوق	Kohli & Jaweski (1990); Narver & Slater (1990); Jaworski & Kohli (1996); Wrenn (1997); Narver & Slater (1998)
مقاييس متعددة	
الكفاءة	Kotler (1977); Bonoma & Clark (1988); Dunn et al. (1994)
الفاعلية	Walker & Ruekert (1987); Sheth & Sisodia (1995)
تحليل التنوع	Bhargava et al. (1994); Spriggs (1994)

المصدر: (عفاف، 2017، صفحة 93)

في مايلي أهم المؤشرات:

- رضا الزبون : حسب تعريف Kotler " مشاعر الشخص من فرح أو خيبة الأمل الناتجة عن المقارنة بين النتيجة والتوقعات بعد تجربة المنتج"؛ وتكمن أهمية رضا الزبون فيما يلي (العبادي، 2009، الصفحات 223-224):
- رضا الزبون يؤدي لجلب زبائن جدد من خلال حديثه مع الآخرين؛
- في حالة رضا الزبون بالخدمات المقدمة سيعود للمؤسسة ؛
- رضا الزبون يبقيه في المؤسسة ويتجنب ذهابه لمؤسسة أخرى؛
- تحمي المؤسسة نفسها من المنافسة من ناحية السعر؛

- يمثل رضا الزبون التغذية العكسية للمؤسسة وبالتالي تطوير خدماتها المقدمة للمستهلك.
- **الحصة السوقية:** وتعتبر الحصة السوقية أحد المقاييس الأكثر شيوعاً لقياس أداء التسويق وتعرف بأنها حصة مبيعات المؤسسة بالنسبة إلى مبيعات جميع المؤسسات عبر جميع العملاء في سوق معينة (قويدي، 2020، صفحة 17)؛
- **جودة المنتج:** تعرف بأنها مجموعة الصفات والخصائص والمعايير التي يجب أن تتوفر في المنتج وبما يتطابق ورغبات وتفضيل المستهلك؛
- **الاحتفاظ بالزبون:** الحفاظ على الزبون هو النشاط الذي تعتمده المؤسسة من أجل الحد من ابتعاد العملاء، ويبدأ نجاح المؤسسة في المحافظة على الزبائن مع أو اتصال للمؤسسة بالزبون (رضوان، 2023، صفحة 66)
- **الربحية:** الربحية هي مستوى الأرباح التي تحققها المؤسسة قياساً بالمنافسين، وتتعلق القيمة الحالية للمؤسسة بالقيمة السوقية لها، وتعتبر الهدف المبدئي والمقياس الأفضل للكفاءة في العمل التنافسي (الشامي و سليمان، 2017، صفحة 46)

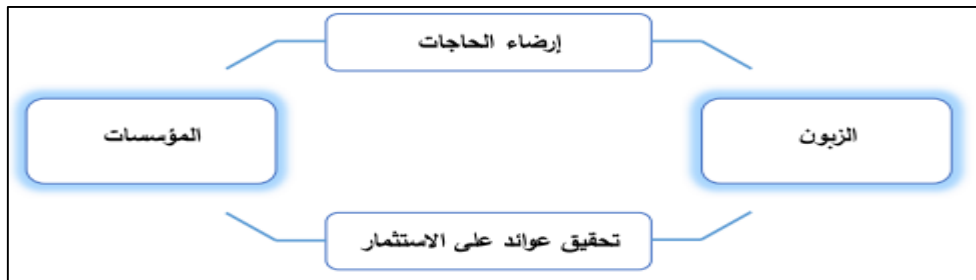
I-3-4 أهداف الأداء التسويقي

تنحصر أهداف التسويق في هدفين أساسيين :

- إرضاء حاجات العملاء بصفة عامة؛
- تحقيق أعلى الفوائد والأرباح على استثمارات المؤسسة .

ويتضح لنا الهدف بشكل أمثل من خلال الشكل التالي :

الشكل 2 : أهداف الأداء التسويقي في المؤسسة



المصدر: (نبعة، 2002، صفحة 334)

I-3-5 أهمية الأداء التسويقي

تبرز أهمية الأداء التسويقي للمؤسسة في كونه خطوة تحقيق الموقع الحالي، ومدى اعتقاده عن النهايات الأخيرة المرغوبة أو مدى تطابقه معها، فهو هوية المؤسسة التعريفية التي يميزه عن غيره من المؤسسات وتبرز أهمية الأداء التسويقي فيما يلي (حفصي، 2020، صفحة 71):

- مراقبة سير خطط و أهداف المؤسسة؛
- اتخاذ قرارات دقيقة وفعالة، بالاضافة الى توفير قاعدة معلومات للمستويات المختلفة للمؤسسة بهدف التخطيط والرقابة؛
- كشف نقاط قوى المؤسسة من عناصر ذات كفاءة وخبرة ووضعتها في أماكنها المناسبة؛
- المحافظة على الربط بين مختلف أقسام المؤسسة؛
- يساهم في اتخاذ قرارات عقلانية وتخطيط شامل يأخذ بعين الاعتبار كل كبيرة وصغيرة؛
- تساعد المراجعة التسويقية المستمرة على اجراء التحسينات المستمرة في الاداء التسويقي .

II- المناهج الرياضية للتنبؤ

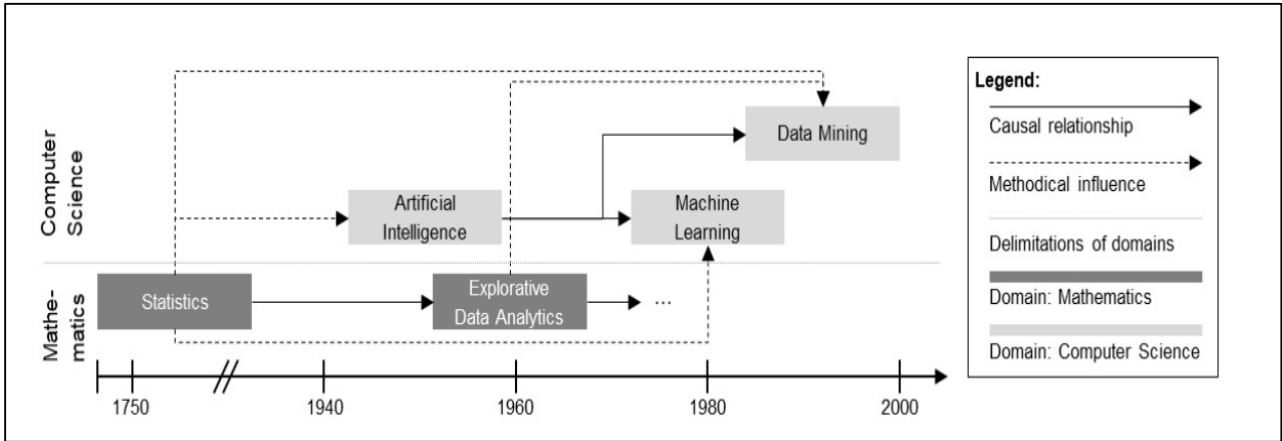
في هذا الجزء سنتطرق إلى بعض المناهج الرياضية للتنبؤ من بينها المستخدمة في دراستنا، وهي على الترتيب التالي؛ منهجية التنقيب على المعطيات، منهجية النماذج الرمادية، ومنهجية الشبكة العصبونية

II-1-1- منهجية التنقيب عن البيانات

II-1-1-1 مراحل تطور منهجية التنقيب عن البيانات

أصبح في الوقت الحاضر، نقص البيانات لا يمثل مشكلة ، ولكن عدم القدرة على استخراج المعرفة من البيانات يرجع إلى الزيادة المستمرة في كمية البيانات، والتي أصبح من الممكن استغلالها بشكل فعال من قبل المديرين ومتخذي القرار بفضل التطور التكنولوجي، وذلك بالاعتماد على الأساليب الإحصائية كوسيلة لاستخراج المعلومات المفيدة من مصادر البيانات الكبيرة، وتمثل هذه الأساليب الإحصائية في منهجية التنقيب على البيانات والتي تعمل بدورها على استخراج المعرفة من الكم الهائل من البيانات لتفسير الظواهر المعقدة وإيجاد العلاقات المندثرة بين البيانات، و يوضح الشكل الموالي مراحل تطور منهجية التنقيب على المعطيات :

الشكل 03: مراحل تطور منهجية التنقيب عن المعطيات



المصدر: (Günther Schuh, 2019، صفحة 875)

II-1-2 تعريف منهجية التنقيب عن البيانات

التنقيب عن البيانات أو المعطيات هو عملية اكتشاف الأنماط والعلاقات والرؤى الهادفة من مجموعات كبيرة من البيانات، ويتضمن استخراج معلومات قيمة وغير معروفة من مجموعات بيانات واسعة ومعقدة في كثير من الأحيان ، وعادة ما تستخدم تقنيات إحصائية وحسابية متقدمة، الهدف من التنقيب عن البيانات هو الكشف عن الأنماط الخفية والاتجاهات والارتباطات والعلاقات التي يمكن أن تساعد الشركات والباحثين وصناع

القرار على اتخاذ قرارات مستنيرة والتنبؤ بالنتائج المستقبلية واكتساب فهم أعمق للبيانات (Thuraisingham، 1998، صفحة 01)

II-1-3 مجالات استخدام التنقيب على البيانات:

نظرا لفائدة منهجية التنقيب على البيانات على مستخدميها ، وخاصة في ظل التطور المستمر للتكنولوجيا قد شمل استخدام هذه التقنية العديد من المجالات وهي كالتالي (Lei-Da Chen، 2006، صفحة 67)

- **البيع بالتجزئة والتجارة الإلكترونية:** يستخدم تجار التجزئة التنقيب عن البيانات لتحليل سلة السوق لفهم أنماط الشراء وتحسين الأسعار وتقديم توصيات مخصصة للعملاء؛
- **المالية والمصرفية:** تستخدم المؤسسات المالية التنقيب عن البيانات للكشف عن الاحتيال وتقييم مخاطر الائتمان وتجزئة العملاء والتنبؤ باتجاهات سوق الأوراق المالية؛
- **الرعاية الصحية والطب:** يتم استخدام التنقيب عن البيانات لتشخيص الأمراض والتنبؤ بنتائج المرضى واكتشاف الأدوية وتحديد الاتجاهات في البيانات الطبية؛
- **الاتصالات السلكية واللاسلكية:** تستخدم شركات الاتصالات التنقيب عن البيانات لتحليل سجلات المكالمات وسلوك العملاء وبيانات الشبكة لتحسين جودة الخدمة واستراتيجيات التسويق؛
- **التسويق والإعلان:** يساعد التنقيب عن البيانات المسوقين على فهم تفضيلات العملاء وتقسيم الجماهير وتحسين الحملات التسويقية لتحقيق نتائج أفضل؛
- **التصنيع وسلسلة التوريد:** يستخدم المصنعون التنقيب عن البيانات لتحسين كفاءة الإنتاج وتحسين لوجستيات سلسلة التوريد والتنبؤ باحتياجات صيانة المعدات؛
- **النقل والخدمات اللوجستية:** يساعد التنقيب عن البيانات في تحسين المسار ، والتنبؤ باحتياجات الصيانة للمركبات ، وتحسين كفاءة النقل بشكل عام؛
- **الطاقة والمرافق:** تستخدم المرافق التنقيب في البيانات لتحليل أنماط استهلاك الطاقة ، وتحسين التوزيع ، والتنبؤ بأعطال المعدات؛
- **الحكومة والقطاع العام:** تستخدم الوكالات الحكومية التنقيب عن البيانات للكشف عن الاحتيال في المطالبات الضريبية وتحليل النشاط الإجرامي وتحسين الخدمات العامة؛
- **وسائل التواصل الاجتماعي والتكنولوجيا:** تستخدم منصات وسائل التواصل الاجتماعي وشركات التكنولوجيا التنقيب عن البيانات لتحليل سلوك المستخدم وتخصيص المحتوى وتحسين تجارب المستخدم؛

- التعليم والأوساط الأكاديمية: يتم استخدام التنقيب عن البيانات لتحليل أداء الطلاب ، والتنبؤ بمعدلات التسرب ، وتحديد طرق التدريس الفعالة؛
- العلوم البيئية: يستخدم الباحثون التنقيب في البيانات لتحليل أنماط المناخ والتنبؤ بالكوارث الطبيعية ودراسة التغيرات البيئية.

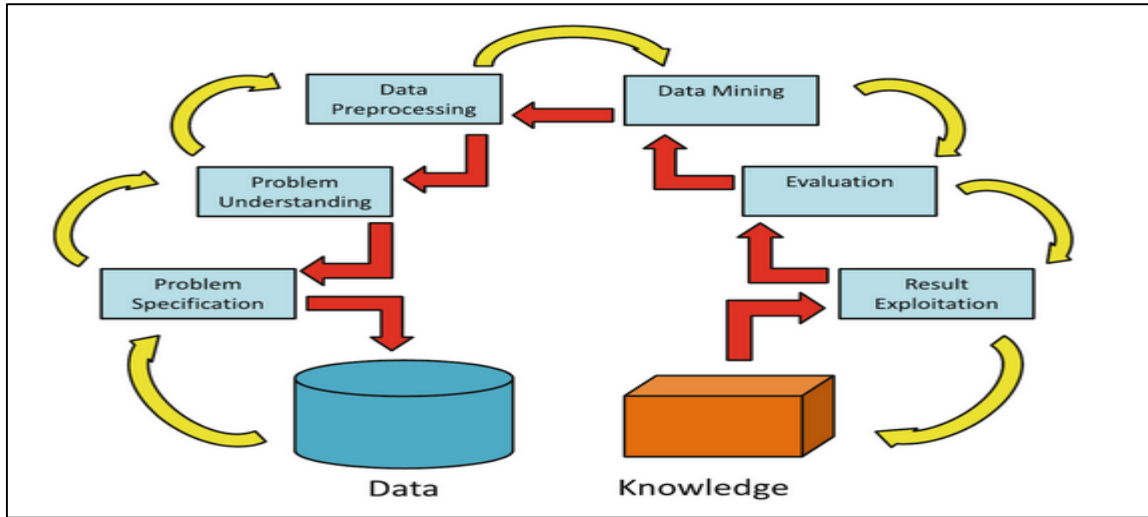
II-1-4 خطوات عملية التنقيب على البيانات

تتضمن عملية التنقيب في البيانات عادةً عدة خطوات رئيسية تساعد في استخراج المعرفة من مجموعات البيانات الكبيرة، فيما يلي نظرة عامة على عملية التنقيب عن البيانات (Han، 2012، صفحة 12):

- **تعريف المشكلة:** الخطوة الأولى هي تحديد المشكلة أو الهدف من مشروع التنقيب عن البيانات بوضوح ويتضمن ذلك فهم الأفكار أو الأنماط التي تريد اكتشافها من البيانات وكيف سيتم استخدام هذه الاكتشافات لحل مشكلة معينة أو تحسين عملية اتخاذ القرار؛
- **جمع البيانات:** في هذه الخطوة، يتم جمع البيانات ذات الصلة من مصادر مختلفة ويمكن أن تكون هذه البيانات منظمة (مثل قواعد البيانات وجدداول البيانات) أو غير منظمة (مثل النصوص والصور ومقاطع الفيديو)، يعد ضمان جودة البيانات واكتمالها أمرًا بالغ الأهمية لأنه يؤثر بشكل مباشر على دقة وفعالية عملية استخراج البيانات؛
- **تحضير البيانات:** قبل تطبيق خوارزميات التنقيب عن البيانات، يجب معالجة البيانات المجمعة مسبقًا وتحويلها إلى تنسيق مناسب، تتضمن هذه الخطوة تنظيف البيانات (معالجة القيم المفقودة ، تصحيح الأخطاء) ، تكامل البيانات (دمج البيانات من مصادر متعددة) ، تحويل البيانات (القياس ، التطبيع) ، واختيار الميزة (اختيار السمات ذات الصلة)؛
- **استكشاف البيانات:** في هذه الخطوة ، يتم استخدام تصور البيانات والإحصاءات الوصفية لاكتساب فهم أفضل لمجموعة البيانات، يساعد استكشاف البيانات في تحديد الأنماط والاتجاهات والقيم المتطرفة والعلاقات المحتملة التي يمكن أن توجه اختيار تقنيات استخراج البيانات المناسبة؛
- **اختيار النموذج:** بناءً على المشكلة وطبيعة البيانات ، يتم اختيار الخوارزميات والنماذج المناسبة لاستخراج البيانات، هناك العديد من التقنيات المتاحة ، بما في ذلك التصنيف والتجميع وتعدين قواعد الارتباط والانحدار والمزيد؛

- **تنقيب البيانات:** يتم تطبيق الخوارزميات المحددة على مجموعة البيانات المعدة لاستخراج الأنماط والعلاقات، تقوم الخوارزميات بتحليل البيانات وإنشاء نماذج يمكن استخدامها لعمل تنبؤات أو تحديد المجموعات أو الكشف عن الارتباطات بين المتغيرات؛
- **تقييم النموذج:** بمجرد اكتمال عملية استخراج البيانات، يجب تقييم النماذج التي تم إنشاؤها لضمان جودتها وموثوقيتها، تختلف مقاييس التقييم بناءً على نوع المشكلة وتقنية استخراج البيانات المختارة؛
- **تفسير النتائج:** يجب تفسير الأفكار التي تم الحصول عليها من التنقيب عن البيانات وترجمتها إلى معرفة قابلة للتنفيذ وتتضمن هذه الخطوة فهم الآثار المترتبة على النتائج وكيف يمكن استخدامها لاتخاذ قرارات دقيقة؛
- **النشر:** بعد التقييم والتفسير الناجح، يتم نشر نتائج التنقيب عن البيانات للاستخدام العملي، قد يشمل ذلك دمج النماذج في الأنظمة الحالية أو استخدامها لدعم عمليات صنع القرار؛
- **التحسين المستمر:** استخراج البيانات هو عملية تكرارية والتحسين المستمر ضروري، مع توفر بيانات جديدة أو تطور المشكلة، قد تحتاج النماذج إلى التحديث والتنقيح لضمان ملاءمتها ودقتها بمرور الوقت.

الشكل 04: خطوات عملية التنقيب



المصدر: (Salvador García، 2014، صفحة 03)

II-1-5 تقنيات منهجية التنقيب على البيانات

في ما يلي أهم تقنيات التنقيب على البيانات :

- **التصنيف:** تعيين مثيلات لفئات أو فئات محددة مسبقًا بناءً على ميزاتها على سبيل المثال ، تصنيف زبون إلى زبون جيد أو سيء حسب سلوكه في التعامل (Ngai، 2009، صفحة 2593) ؛
- **الانحدار:** التنبؤ بقيمة رقمية أو نتيجة مستمرة بناءً على ميزات الإدخال، على سبيل المثال ، توقع سعر السيارة بناءً على ميزاته مثل الحجم والمحرك والسرعة (Leopard، 2016، صفحة 6)؛
- **التجميع:** تجميع الحالات المتشابهة معًا بدون فئات محددة مسبقًا، يساعد التجميع في تحديد الأنماط والبنى المتأصلة داخل البيانات (Saxena، 2017، صفحة 2)؛
- **استخراج النص:** استخراج المعرفة من بيانات نصية غير منظمة، بما في ذلك تحليل المشاعر ونمذجة الموضوع وتصنيف النص (Salloum، 2018، صفحة 376)؛
- **تحليل السلاسل الزمنية:** تحليل نقاط البيانات التي تم جمعها بمرور الوقت لتحديد الأنماط والاتجاهات والتقلبات الموسمية؛
- **أنظمة التوصيات:** تقديم توصيات مخصصة للمستخدمين بناءً على تفضيلاتهم وسلوكياتهم، غالبًا ما تستخدم في منصات التجارة الإلكترونية والمحتوى (Najafabadi، 2019، صفحة 627)؛
- **التنقيب عن البيانات المكانية:** تحليل البيانات باستخدام المكونات الجغرافية ، وهو مفيد للتطبيقات مثل الخدمات القائمة على الموقع وأنظمة المعلومات الجغرافية (Shekhar، 2010، صفحة 837)؛
- **تحليل الشبكة الاجتماعية:** دراسة العلاقات والتفاعلات داخل الشبكات الاجتماعية لفهم التأثير والاتصال وتدفق المعلومات (Adedoyin-Olowe، 2014، صفحة 02)؛
- **تعدين الويب:** استخراج المعلومات والأنماط من البيانات المتعلقة بالويب ، بما في ذلك صفحات الويب والروابط وتفاعلات المستخدم (Mughal، 2018، صفحة 208) ؛
- **التنقيب في الرسم البياني:** تحليل البيانات المنظمة التي يتم تمثيلها على هيئة رسوم بيانية للعثور على الأنماط والمجموعات والقيم الشاذة (Rehman، 2012، صفحة 88)؛
- **التعرف على الأنماط:** تحديد الأنماط داخل البيانات لدعم اتخاذ القرار والعمليات الآلية؛
- **كشف الشذوذ الحالات غير عادية :** تحديد الحالات النادرة أو غير العادية التي تخرج عن القاعدة، يعد هذا أمرًا ذا قيمة لاكتشاف الاحتيال واكتشاف الأخطاء والتحليل الخارجي (Esling، 2012، صفحة 11) .

II-1-6 طرق التنقيب عن البيانات

هناك العديد من الطرق المختلفة المستخدمة لأداء مهام التنقيب عن البيانات وهذه التقنيات تستخدم خوارزميات مختلفة لإنجاز هذه المهام المختلفة ، وكل هذه الخوارزميات تحاول ملاءمة نموذج للبيانات، وتنقسم هذه التقنيات إلى فئتين: النماذج الخاضعة للإشراف و غير خاضعة للإشراف

II-1-6-1 النماذج الخاضعة للإشراف

تُعرف النمذجة الخاضعة للإشراف أيضًا بالنمذجة التنبؤية أو الموجهة أو المستهدفة، هدفها هو توقع حدث أو تقدير قيم رقمية مستمرة، وتتكون هذه الأخيرة حقول إدخال وإخراج أو حقل هدف في هذه النماذج، نظراً لأن الخوارزمية تستخدم المدخلات لتحديد وظيفة التنبؤ للمخرجات، تُعرف المدخلات أيضاً باسم المتنبئين، وتمثل "X" من الوظيفة ، بينما الحقل الهدف هو الجزء "Y" ، تربط الخوارزمية النتيجة بأنماط بيانات الإدخال ويعمل الحقل الهدف كـ "مشرف" للتعرف على الأنماط، وتنقسم هذه النماذج إلى عدة أقسام وهي كما يلي:

نماذج التصنيف في استخراج البيانات هي خوارزميات تُستخدم لتصنيف البيانات إلى فئات محددة مسبقاً بناءً على ميزات الإدخال، تستخدم هذه النماذج على نطاق واسع في العديد من التطبيقات، مثل اكتشاف البريد الإلكتروني العشوائي، تشخيص الأمراض، التعرف على الصور وتقييم مخاطر الائتمان، فيما يلي بعض نماذج التصنيف الشائعة في استخراج البيانات:

- **أشجار القرار:** أشجار القرار عبارة عن هياكل هرمية تقوم بتقسيم البيانات بشكل متكرر بناءً على السمات الأكثر أهمية أو الأكثر بروزاً ، مما يؤدي إلى إنشاء بنية تشبه الشجرة لاتخاذ القرارات، فهي سهلة التفسير ويمكنها التعامل مع البيانات الفئوية والرقمية (Tallón-Ballesteros، 2014، صفحة 416)؛
- **الغابة العشوائية:** هي طريقة تعلم جماعية تجمع بين العديد من أشجار القرار لتحسين دقة ومتانة التصنيف، إنه يعمل عن طريق تجميع تنبؤات الأشجار الفردية واختيار فئة الأغلبية (Parmar، 2018، صفحة 759)؛
- **آلات المتجهات الداعمة:** وتعد هذه الأخيرة خوارزمية تصنيف قوية تقسم البيانات إلى فئات مختلفة من خلال إيجاد المستوى الفائق الأمثل الذي يزيد الهامش بين الفئات، يعتبر هذا الأخير فعالاً في المساحات عالية الأبعاد ويمكنه التعامل مع البيانات الخطية وغير الخطية (Lauer، 2008، صفحة 2)؛

- الانحدار اللوجستي: وهو خوارزمية تصنيف تستخدم لمهام التصنيف الثنائي، يحسب احتمال أن ينتمي مثال إلى فئة معينة ويتخذ قرارًا بناءً على حد محدد مسبقًا (Kurt، 2008، صفحة 368)؛
- ساذج بايز: هي خوارزمية تصنيف احتمالية تعتمد على نظرية بايز، يفترض أن الميزات مستقلة بشكل مشروط بالنظر إلى الفئة، مما يجعلها فعالة من الناحية الحسابية ومناسبة لمجموعات البيانات الكبيرة (Tallón-Ballesteros، 2014، صفحة 416)؛
- آلات تعزيز التدرج: هي تقنية تعلم جماعية تبني العديد من المتعلمين الضعفاء (عادة أشجار القرار) بالتتابع، كل واحد يحاول تصحيح أخطاء النموذج السابق، التوقع النهائي هو مزيج من جميع المتعلمين الضعفاء؛
- الشبكات العصبية: الشبكات العصبية، لا سيما نماذج التعلم العميق، عبارة عن مصنفات قوية قادرة على تعلم أنماط معقدة من كميات كبيرة من البيانات، يتم استخدامها على نطاق واسع في مهام التعرف على البيانات المصورة وكذلك الصوتية. (Tallón-Ballesteros، 2014، صفحة 417)

II-1-6-2 النماذج الغير خاضعة للإشراف:

النماذج غير الخاضعة للإشراف في استخراج البيانات هي خوارزميات تستخدم لتحليل واستكشاف البيانات دون وجود مخرجات معنونة أو متغيرات مستهدفة، تهدف هذه النماذج إلى الكشف عن الأنماط والعلاقات والهياكل داخل البيانات، مما يوفر رؤى وفهمًا للخصائص المتأصلة في البيانات، فيما يلي بعض النماذج غير الخاضعة للرقابة شائعة الاستخدام في استخراج البيانات:

• خوارزميات التجميع:

K-Means: يقسم نقاط البيانات إلى مجموعات 'k' عن طريق تقليل المسافة بين النقاط والنقاط المركزية العنقودية (Sinaga، 2020، صفحة 80718)؛

التجميع الهرمي: ينشئ تمثيلًا هرميًا للمجموعات عن طريق الدمج التكراري أو تقسيم مجموعات نقاط البيانات بناءً على التشابه (Dabhi، 2016، صفحة 659)؛

• تقنيات تقليل الأبعاد:

تحليل المكون الرئيسي : يقلل من أبعاد البيانات مع الاحتفاظ بأكبر قدر ممكن من التباين عن طريق إسقاط البيانات على محاور متعامدة (Hasan، 2021، صفحة 23).

- خوارزميات كشف الشذوذ:

غابة العزل: تحدد الحالات الشاذة عن طريق عزل نقاط البيانات في تقسيمات أقل من المثيلات العادية (Sadaf، 2020، صفحة 167063)؛

One Class SVM: يكتشف الانحرافات عن طريق نمذجة القيم الداخلية وتحديد نقاط البيانات التي تنحرف عن القاعدة (Seliya، 2021، صفحة 03).

- خوارزميات نمذجة الموضوع

توزيع ديريشليه الكامن: يحدد الموضوعات الكامنة ضمن مجموعة من المستندات النصية عن طريق نمذجة توزيعات الكلمات ضمن الموضوعات وتوزيعات موضوعات المستندات (Putri، 2017، صفحة 4)؛

خرائط التنظيم الذاتي : يستخدم الشبكات العصبية لتعيين البيانات عالية الأبعاد على شبكة ذات أبعاد أقل مع الحفاظ على طوبولوجيا البيانات ، وهي مفيدة لتصوير مجموعات البيانات (Miljković، 2017، صفحة 1253).

- تنقيب القواعد التجميعية

خوارزمية **Apriori**: تحدد مجموعات العناصر المتكررة وتقوم بإنشاء قواعد الارتباط ، وغالبًا ما تستخدم في تحليل سلة السوق (Yabing، 2013، صفحة 25)؛

عامل المصفوفة غير السلبي: يحلل مصفوفات البيانات إلى أجزاء غير سالبة ، وهي مفيدة لاكتشاف الموضوعات في البيانات النصية أو ضغط الصورة (Hamamoto، 2022، صفحة 2)؛

نماذج خليط غاوسي : يمثل البيانات كمزيج من التوزيعات الغوسية المستخدمة في التجميع وتقدير الكثافة (He، 2010، صفحة 2).

II-2 منهجية النماذج الرمادية

II-2-1 مراحل تطور النظرية الرمادية

ترتكز الأنظمة الرمادية على الأنظمة والظواهر التي تتجلى في عدم اليقين والغموض والمعلومات غير الكاملة، تم تطوير هذا النظام من قبل البروفيسور Deng Julong في بداية الثمانينيات في الصين.

توفر الأنظمة الرمادية مجموعة من المنهجيات والأدوات لتحليل النظم ذات البيانات المحدودة أو غير الكافية ونمذجتها والتنبؤ بها ، مما يجعلها مفيدة بشكل خاص في المواقف التي قد لا تكون فيها الأساليب الإحصائية التقليدية قابلة للتطبيق.

تطور مجال الأنظمة الرمادية على مر السنين ، ليشمل مجالات مختلفة مثل التنبؤ بالرمادي ، التحكم الرمادي ، واتخاذ القرار الرمادي ، التحسين الرمادي و النمذجة الرمادية فيما يلي نظرة عامة عن مراحل نموه (Liu S ، 2011 ، صفحة 01):

في الثمانينيات ، بدأ بحث الأنظمة الرمادية قيد الدراسة للتعامل مع المشكلات في الأنظمة التي تحتوي على معلومات غير كاملة وغير مؤكدة، ابتكر Deng Julong فكرة الأعداد الرمادية ونظرية الأنظمة الرمادية، ساعدنا هذا في التعامل مع هذه المشاكل، أصبحت أبحاث الأنظمة الرمادية شائعة في الصين في البداية ثم بدأت تُعرف في البلدان الأخرى.

في التسعينيات والعقد الأول من القرن الحادي والعشرين ، أصبح بحث الأنظمة الرمادية أكثر شيوعًا وبدأ استخدامه في مجالات مختلفة مثل الاقتصاد والهندسة والعلوم البيئية والعلوم الاجتماعية وغيرها، ابتكر العلماء العديد من نماذج التنبؤ الرمادية ، مثل $GM(1,1)$ ، $GM(2,1)$ ، و DGM ، تُستخدم هذه النماذج بشكل شائع لعمل تنبؤات عندما لا يتوفر الكثير من البيانات، تم تحسين الأساليب باستمرار وتعديلها لتلائم مجالات المشاكل المختلفة.

في 2000 و 2010 ، بدأ الباحثون من جميع أنحاء العالم يلاحظون ويهتمون بأبحاث الأنظمة الرمادية ، والتي كانت في السابق شائعة فقط في الصين، تم إنشاء المؤتمرات والمجلات الدولية للتركيز على البحث حول الأنظمة الرمادية، وقد ساعد ذلك على تشجيع التعاون وتبادل المعرفة في هذا المجال (Liu S ، 2011 ، صفحة 3).

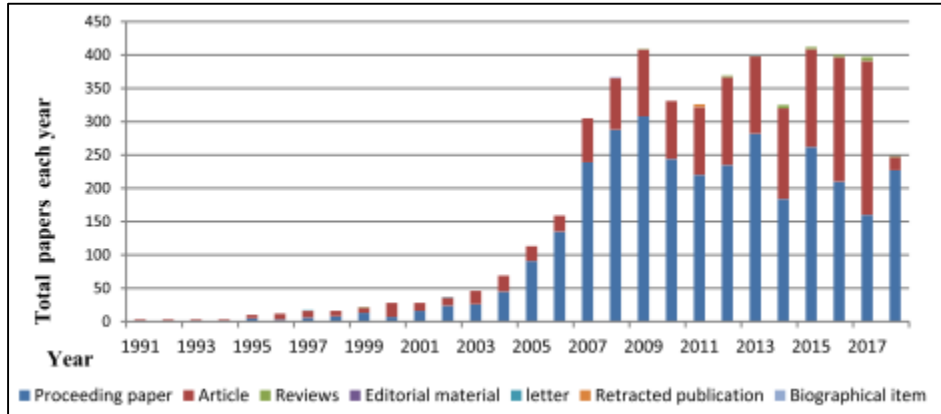
بدأت أبحاث الأنظمة الرمادية في الاندماج مع مجالات أخرى مثل الحوسبة والمنطق الضبابي والذكاء الاصطناعي، ساعد هذا النهج المختلف في إنشاء نماذج جديدة هجينة تجمع بين طرق مختلفة للتعامل بشكل أفضل مع عدم اليقين والتعقيد (Liu S، 2011، صفحة 4).

أخذ استخدام الأنظمة الرمادية في التوسع في مجالات متنوعة كالصناعة ، بما في ذلك التمويل والطاقة والرعاية الصحية والتصنيع حيث تم استخدام منهجياته للتنبؤ بالطلب ، وتخصيص الموارد ، وتقييم المخاطر ، واتخاذ القرار ، وأكثر من ذلك، كانت قدرة نهج الأنظمة الرمادية على توفير رؤى في المواقف ذات البيانات المتفرقة أو منخفضة الجودة عاملاً هاماً ما ساهم في استمرار الاهتمام بها (Sifeng Liu، 2017، صفحة 4).

● اقبال الباحثين على النظرية الرمادية

يمثل الشكل البياني الموالي اقبال الباحثين وتناولهم لموضوع النظرية الرمادية في منشوراتهم العلمية :

الشكل 05: المنشورات السنوية في نظرية الرمادية



المصدر: (Pan، 2019، صفحة 06)

حسب المنحنى البياني السابق نلاحظ تطور ملحوظ في الاقبال على النشر في مجال النظرية الرمادية، وكانت اقبال نسبة للاقبال سنة 2009 بما يقارب 405 منشور

II-2-2 خصائص النظام الرمادي

فيما يلي أهم خصائص النظام الرمادي :

- يتعامل مع الأنظمة غير المؤكدة: النظام الرمادي مصمم للتعامل مع الأنظمة ذات المعلومات غير الكاملة أو غير المؤكدة ؛
- يُنشئ نماذج بكميات صغيرة من البيانات: يمكن استخدام النظام الرمادي للنمذجة بكميات صغيرة من البيانات، وذلك لأن هذا الأخير يستخدم مجموعة متنوعة من الأساليب لاستخراج المعلومات حتى من مجموعات البيانات الصغيرة؛
- متعدد التخصصات: النظام الرمادي هو نهج متعدد التخصصات يمكن استخدامه في مجموعة متنوعة من المجالات ، بما في ذلك العلوم الطبيعية، العلوم الاجتماعية، والهندسة.

II-2-3 المبادئ الأساسية لنظرية النظام الرمادي

تقوم النظرية الرمادية كغيرها من النظريات على مجموعة من المبادئ الأساسية تتمثل فيما يلي (S Liu، 2022، صفحة 12):

- مبدأ الاختلافات المعلوماتية: ينص هذا المبدأ على أن الاختلافات في المعلومات التي لدينا يمكن أن تتسبب في تطوير الأنظمة وتصرفها بشكل مختلف، عندما لا توجد بيانات كافية أو غير واضحة ، يمكن أن تؤدي الاختلافات في المعلومات بين الأجزاء المختلفة للنظام إلى التصرف بطرق مختلفة وإنشاء أنماط محددة، تتفهم نظرية النظام الرمادي أن الاختلافات في المعلومات تجعل ديناميكيات النظام معقدة، ونتيجة لذلك ، فإنه يوفر طرقًا ونماذج لدراسة هذه السلوكيات والتنبؤ بها بشكل فعال؛
- مبدأ عدم التفرد: يقوم هذا المبدأ أنه عندما لا نعرف كل شيء على وجه اليقين، يمكن أن يكون هناك أكثر من إجابة أو طريقة ممكنة لفهم الأشياء بعبارة أخرى، لا توجد إجابة واحدة "أفضل" تصلح لكل موقف، تدرك نظرية النظام الرمادي أنه نظرًا لأن البيانات محدودة وليست محددة جدًا ، يمكن أن توفر لنا النماذج أو الأساليب المختلفة معلومات وتنبؤات مفيدة، يشجع على الانفتاح عند التحليل واتخاذ القرارات؛
- مبدأ الحد الأدنى من المعلومات: ينص هذا المبدأ على أن نظرية النظام الرمادي تقدر على عمل تنبؤات دقيقة وإنشاء نماذج واتخاذ قرارات جيدة بأقل قدر ممكن من المعلومات، عندما تكون المعلومات غير واضحة أو غير موجودة ، تحاول نظرية النماذج الرمادية العثور على معلومات مفيدة دون تعقيد الأمور؛

- مبدأ قاعدة التعرف في نظرية الأنظمة الرمادية: ينص هذا المبدأ على أنه لإجراء تنبؤات دقيقة باستخدام نماذج التنبؤ الرمادية ، من المهم حقًا اختيار المعلومات الصحيحة لبناء التنبؤات عليها، تتكون قاعدة التعرف من بيانات قديمة تستخدم لإنشاء قاعدة النموذج، يعد اختيار قاعدة التعرف المناسبة أمرًا بالغ الأهمية لأنه يحدد ظروف البداية وعوامل النموذج الرمادي، والتي تؤثر في النهاية على دقة التنبؤات؛
- مبدأ أولوية المعلومات الجديدة: وتعني هذه الأخيرة أنه عند العثور على معلومات جديدة، يجب اعتبارها مهمة واستخدامها في اتخاذ القرارات، تدرك هذه القاعدة أن الأنظمة تتغير بمرور الوقت ومن المهم تضمين معلومات جديدة لعمل تنبؤات وتوقعات وقرارات أفضل؛
- المبدأ الرمادي المطلق: ويقوم هذا الأخير على أن العديد من الأشياء في العالم الحقيقي غالبًا ما تكون مزيغًا من أشياء مختلفة ، مما يجعلها "رمادية اللون"، هذا يعني أن العالم ليس واضحًا فحسب ، فهناك أجزاء بينية غير معروفة أو غير معروفة تمامًا.

II-2-4 المكونات الرئيسية لنظرية النظم الرمادية :

فيما يلي أهم مكونات النظرية الرمادية (Liu S. ، 2012، صفحة 100):

- الأعداد الرمادية : الأعداد الرمادية هي مفهوم أساسي في نظرية النظام الرمادي فهي تمثل المعلومات غير مؤكدة باستخدام ثلاثة مكونات: الحد الأدنى والحد الأعلى والقيمة المتوسطة، تحدد الأعداد الرمادية مستوى عدم اليقين المرتبط بالبيانات ، مما يسمح بتمثيل أكثر دقة للمعلومات غير المكتملة؛
- التجميع الرمادي: ويتبلور في وضع سلسلات البيانات المتشابهة معًا للعثور على أنماط واتجاهات في البيانات غير المؤكدة، يساعدك على ترتيب مجموعات معقدة من المعلومات وفهمها؛
- النموذج الرمادي $GM(1,1)$: يعد هذا الأخير طريقة شائعة للتنبؤ، يستخدم معادلة تسمى المعادلة التفاضلية الرمادية للتنبؤ بما قد يحدث في المستقبل من خلال النظر إلى ما حدث في الماضي؛
- منهج تكيفي: تركز نظرية النظام الرمادي على استخدام نهج قابل للتكيف لإنشاء النماذج وتحليل البيانات، على أساس أنه يجب تغيير النماذج أو مراجعتها بهدف الحصول على معلومات جديدة؛
- المعادلة التفاضلية الرمادية: تعتبر المعادلة التفاضلية الرمادية، جزءًا مهمًا من نظرية النظام الرمادي ، لا سيما في نماذج مثل $GM(1,1)$ حيث يوضح كيف تتغير الأنظمة بمرور الوقت باستخدام المعلومات السابقة ويساعد في تخمين ما سيحدث في المستقبل؛

- تحليل العلاقات الرمادية: يعد طريقة لمقارنة ودراسة كيفية ارتباط مجموعات البيانات المختلفة ببعضها البعض، يتحقق من مدى تشابه تسلسل البيانات مع بعضها البعض ، مما يساعد في العثور على الأنماط والاتجاهات في البيانات غير المؤكدة.

II-2-5 النماذج الرمادية للتنبؤ:

يرمز للنموذج الرمادي بـ GM حيث هي اختصار لـ Gray model ويأخذ الشكل العام بـ GM(n,m) حيث تشير n إلى رتبة معادلة الفروق وتشير m إلى عدد المتغيرات (Mahboubeh Faghih, 2020، صفحة 4)، فيما يلي سنذكر بعض أنواع النماذج الرمادية وشائعة الاستخدام في مجال التنبؤ:

II-2-5-1 نموذج GM(1,1) :

وهو النموذج الأكثر شيوعاً من بين النماذج الرمادية للتنبؤ، وقد تم تطويره في الثمانينيات من قبل الأستاذ Deng Julong في الصين، ويتشكل هذا الأخير بدوره من عدة أنواع على حسب طبيعة المعطيات

II-2-5-2 الأنواع الأساسية للنموذج الرمادي GM(1,1) :

- النموذج الرمادي المنتظم: يرمز له بـ EGM هو الشكل الأساسي لنموذج GM(1,1)، إنه مناسب للتسلسلات التي تظهر اتجاهًا للزيادة أو النقصان بمعدل ثابت (Liu S, 2022، صفحة 156)، ويعرف على النحو التالي:

$$\hat{Y}(t) = a(x) + b \quad (1)$$

- النموذج الرمادي للفرق الأصلي: يرمز له بـ (ODGM)، و يعد هذا الأخير تعديلاً لـ EGM مناسب للتسلسلات التي تظهر اتجاهًا للزيادة أو النقصان بمعدل غير ثابت، ويمكن تعريفه على النحو التالي (Liu S, 2022، صفحة 155):

$$\hat{Y}(t) = a + b(t - 1) \quad (2)$$

- نموذج الفرق الرمادي المنتظم: ويرمز له بـ EDGM ويعد هذا الأخير تعديلاً مساعداً للنموذج السابق ODGM مناسباً للتجمعات التي تظهر اتجاهًا للزيادة أو النقصان بمعدل غير ثابت وتتخللها ضوضاء عشوائية، يتميز EDGM بأنه يأخذ ما يلي (Liu S, 2022، صفحة 156):

$$\hat{Y}(t) = a + b(t - 1) + c(t - 1)^2 \quad (3)$$

- النموذج الرمادي المنفصل: ويرمز له بـ DGM وهو نسخة منفصلة من نموذج GM(1,1) مناسب للتسلسلات التي لا تتوفر إلا في نقاط زمنية منفصلة، ويتم تعريفه كما يلي:

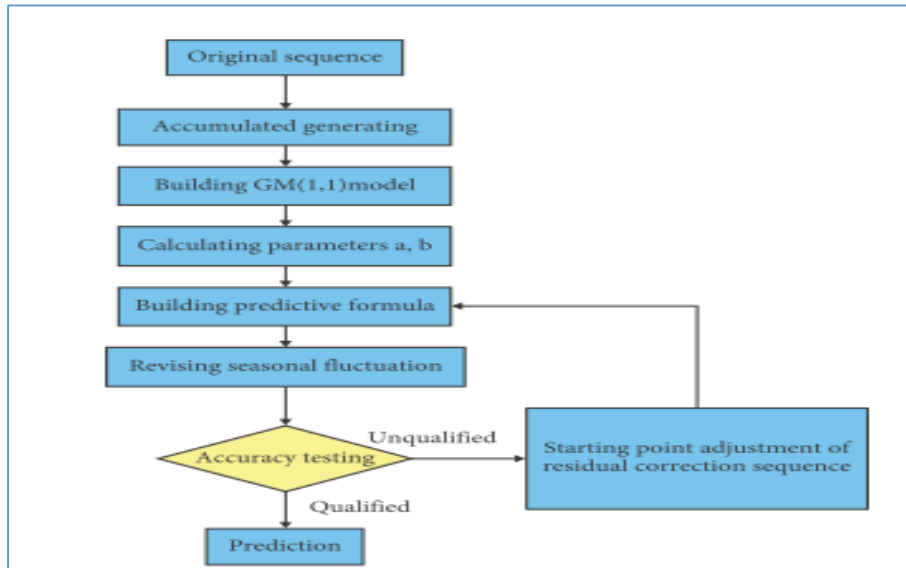
$$\hat{Y}(k+1) = a\hat{y}(k) + b\hat{y}(k-1) \quad (4)$$

- النموذج الرمادي الكسري: ويرمز له بـ FGM. هو تعميم للنموذج الرمادي التقليدي (GM)، يستخدم النموذج الرمادي الكسري عمليات التراكم والتفاوت ذات الطابع الكسري لتمثيل البيانات، مما يتيح له التقاط الاتجاهات على المدى الطويل والقصير للبيانات بشكل أفضل (Liu S, 2022، صفحة 181).

II-2-5-3 مراحل النمذجة الرمادية

يمثل الرسم البياني الموالي مراحل النمذجة الرمادية مرتبة والتي تتمثل في كل من : جمع البيانات، التحويل عن طريق عملية التوليد التراكمي، بناء المعادلة التفاضلية الرمادية، تقدير المعلمات، حل المعادلة التفاضلية، العملية العكسية للتوليد المتراكم، تقييم النموذج، والتنبؤ وهي كالتالي (Rathnayaka, 2015، صفحة 181):

الشكل 06: مراحل النمذجة الرمادية



المصدر: (Gong, 2019، صفحة 3)

- جمع البيانات: جمع البيانات المتعلقة بالظاهرة المراد نمذجتها وتحديد سلوكها حيث تشكل هذه البيانات الأساس لبناء النموذج الرمادي؛

- التحويل عن طريق عملية التوليد التراكمي: تطبيق تحويل (عملية التوليد المتراكم) على البيانات الأصلية، وتقوم هذه العملية على إنشاء بيانات متراكمة من سلسلة البيانات الأصلية، والغرض من ذلك هو تقليل تأثير العشوائية والضوضاء في البيانات؛
- بناء المعادلة التفاضلية الرمادية: استخدم البيانات المحولة لإنشاء معادلة تفاضلية وتختلف درجة التفاضل حسب طبيعة النموذج المستخدم حيث تمثل هذه الأخيرة سلوك النظام، عادة ما تكون المعادلة في الشكل:

$$\Delta X^{(1)} + aX^{(0)} = b \quad (5)$$

- تقدير المعلمات: يتم تقدير المعلمات a و b في المعادلة التفاضلية Gray باستخدام طريقة المربعات الصغرى أو تقنيات التحسين الأخرى، هذه المعلمات تلتقط اتجاه النظام؛
- حل المعادلة التفاضلية: حل المعادلة التفاضلية للحصول على القيم المتوقعة للبيانات المتراكمة، تمثل هذه القيم المتوقعة السلوك المتوقع للنظام؛
- الحساب الخلفي: عكس تحويل (عملية التوليد المتراكم العكسية) للحصول على القيم المتوقعة للبيانات الأصلية؛
- تقييم النموذج: تقييم دقة تنبؤات النموذج الرمادي باستخدام مقاييس الأداء المناسبة والمقارنة مع البيانات الفعلية؛
- التنبؤ: استخدم النموذج الرمادي لعمل تنبؤات مستقبلية بناءً على المعلمات المقدرة والحالة الحالية للنظام.

II-2-6 مقارنة بين نماذج عدم اليقين

تعد نظرية الأنظمة الرمادية، الاحتمالات والإحصاء والرياضيات، النماذج الضبابية من أكثر الأساليب استخدامًا لحل المشكلات غير المؤكدة أو الواضحة، تشترك النماذج السابق ذكرها في أنها تهتم بدراسة الظواهر التي تمتاز بعدم اليقين أي معلومات ناقصة غير كاملة غير كافية لدراسة الظاهرة أو عوامل مؤثرة على الظاهرة لا يمكن قياسها، ومدى عدم اليقين أي مدى غموض الظاهرة هو مقياس المفاضلة بين النماذج الثلاث السابق ذكرها.

تهتم الرياضيات الضبابية بشكل أساسي بدراسة الأشياء التي لها معانٍ واضحة في الداخل ، ولكن في الخارج حدود غير مؤكدة، فكرة "الشاب" غير واضحة لأن كل فرد لديه فهمه الخاص لما يعنيه أن يكون المرء

"شابا"، لكن من الصعب تحديد نطاق عمري دقيق حيث يكون كل شخص صغيراً وحيث لا يوجد أحد صغير، السبب في صعوبة الأمر هو أننا لا نستطيع تحديد ما يعنيه أن تكون "شابا" خارج نطاق الفهم المعتاد، تتعلق الرياضيات الضبابية بالتعامل مع المشكلات التي بها عدم يقين باستخدام وظائف الانتماء وخبراتنا الخاصة (Yi Lin، 2004، صفحة 2404).

بينما في نظرية الاحتمالات والاحصاء فتمتاز بدراسة الظواهر ذات عدم يقين عشوائي، وعادة ما تحتاج إلى عينات كبيرة ويتطلب أن تخضع لتوزيع أساسي معين، وعادة ما تركز في دراسة ظواهرها على قوانين احصائية واحتمالية (Yi Lin، 2004، صفحة 2405)

في حين أن النماذج الرمادية تهتم بدورها بدراسة ظواهر عدم اليقين والتي تتسم بعينات صغيرة أو ضعيفة أو غير كاملة والتي لا يمكن حلها باستخدام كل من الاحتمالات والاحصاءات والرياضيات الضبابية، وتختلف الأنظمة الرمادية عن النماذج السابق ذكرها في كونها تركز على الأشياء ذات الامتدادات الخارجية والمحددة والمعاني الداخلية الغامضة (Yi Lin، 2004، صفحة 2405)

والجدول التالي يبين باختصار المفارقات بين النظريات الثلاث لدراسة بحوث عدم اليقين:

الجدول 02: المقارنة بين نظريات أبحاث عدم اليقين

نظريات بحوث عدم اليقين	النظام الرمادي	الاحتمالات والاحصاء	الرياضيات الضبابية
الموضوعات البحثية	معلومات ضعيفة	عشوائية	ادراكي
المجموعة الأساسية	مجموعة الأعداد الرمادية	مجموعة كانتور	المجموعة الضبابية
شرح الطريقة	دالة الاحتمالات	دالة الكثافة	دالة الانتماء
الإجراءات	عامل التابع	التردد	المجموعة المقطعة
متطلبات البيانات	أي توزيع	معلومة التوزيع	الانتماء المعروف
التركيز	الاشتمالية	الاشتمالية	الامتداد
الهدف	قانون الواقع	قانون تاريخي	التعبير الادراكي الرياضي
الخصائص	بيانات صغيرة	بيانات كبيرة	تعتمد على الخبرة

المصدر : (Sifeng Liu، 2017، صفحة 10)

II-3 الشبكات العصبونية

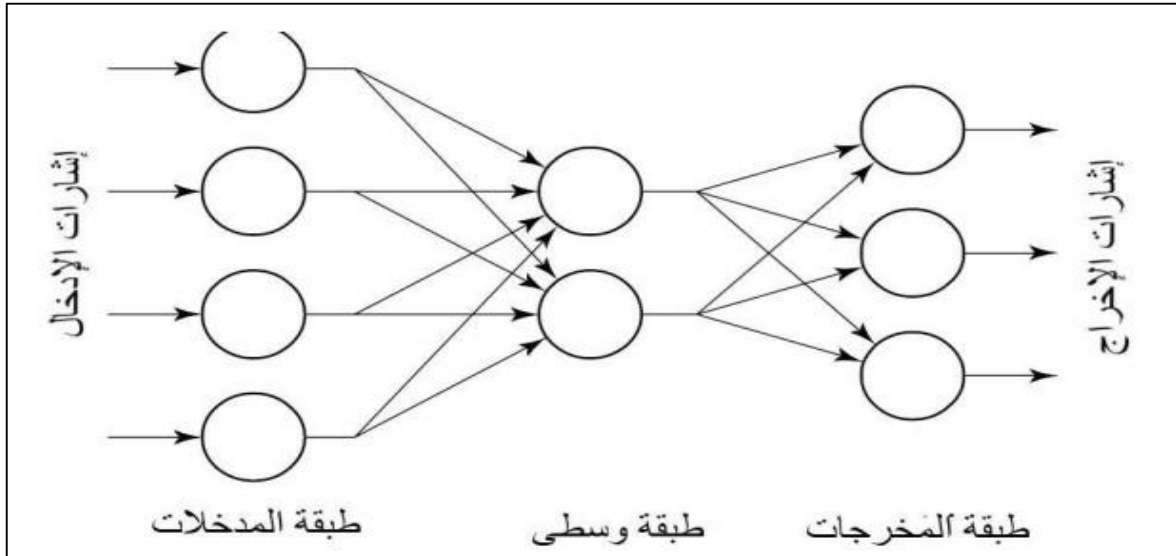
II-3-1 تعريف الشبكات العصبونية

الشبكات العصبونية هي خوارزميات مستوحاة من طريقة عمل الدماغ البشري، وهي مصممة لفهم الأنماط والوصلات في البيانات من خلال التعلم من الأمثلة، تتكون الشبكات العصبونية من وحدات متصلة تسمى الخلايا العصبونية، منظمة في طبقات، تأخذ كل خلية دماغية على شكل خلية عصبونية المعلومات وتعالجها ثم ترسلها إلى المجموعة التالية من الخلايا، يحدث هذا مرارًا وتكرارًا حتى تعمل جميع الخلايا معًا لإعطاء نتيجة نهائية أو ناتج (Pereira، 2018، صفحة 03).

II-3-2 بنية الشبكة العصبونية:

يمثل الشكل الموالي بنية الشبكة العصبونية التي تتكون بدورها من طبقة المدخلات، الطبقة الوسطى وطبقة المخرجات.

الشكل 07: بنية الشبكة العصبونية



المصدر: (بن العارفة أحمد، 2021، صفحة 81)

II-3-3 مكونات الشبكة العصبونية:

تمثل المكونات الأساسية للشبكة العصبونية الاصطناعية فيما يلي (بودو، 2015، الصفحات 137-139):

- طبقة المدخلات: هذا هو الجزء الأول من الشبكة العصبية ، حيث تتم ادخال بيانات الإدخال الأصلية، عدد العقد في هذه الطبقة يساوي عدد المعالم أو أبعاد الإدخال في البيانات؛
- طبقة الخفية: توجد هذه الطبقات في المنتصف بين طبقات الادخال والايخراج، تتكون كل طبقة غير معروضة من وحدات صغيرة تقوم بحسابات على معلومات الإدخال، تساعد الطبقات المخفية في الشبكات العصبية الشبكات على فهم وتعلم الأنماط والمعلومات المعقدة من البيانات المعطاة؛
- الأوزان: الأوزان هي معلمات تحدد قوة الروابط بين الخلايا العصبية، كل اتصال له وزن يقرر مدى قوته، أثناء التدريب ، تغير الشبكة العصبية هذه الأوزان من أجل التعلم من البيانات؛
- طبقة المخرجات: وتعتبر آخر طبقة مكونة للشبكة العصبونية، التي عندها تنتج تنبؤات الشبكة أو مخرجاتها بصفة عامة، ويختلف عدد عقد الاخراج حسب الطريقة المستخدمة فمثلا في التصنيف سيكون هناك عقدة لكل فئة، أما في الانحدار فستكون هناك عقدة اخراج واحدة ؛
- الخلايا العصبية (العقد): الخلايا العصبية هي وحدات المعالجة الأساسية للترتيب العصبي، تأخذ كل خلية عصبية المدخلات ، وتنفذ عملية حسابية بما في ذلك الأوزان والميول ، وتطبق عملاً تشغيلياً لإنشاء عائد ، وتميرها إلى طبقة أخرى (Zou ، 2008 ، صفحة 18)؛
- دوال التنشيط: وتعمل على تزويد الشبكة بوظائف التنشيط لاختية، حيث تعمل على التقاط واكتشاف العلاقات المعقدة بين البيانات، ومن أبرز هذه الدوال (Sharkawy ، 2020 ، صفحة 9):

- الدالة الحاجزية The threshold function؛

وتقوم هذه الأخيرة على العبارة التالية:

$$F(x) = \begin{cases} 1 & \text{if } s \geq 0 \\ 0 & \text{if } s \leq 0 \end{cases} \quad (6)$$

- الدالة السيغمويدية The sigmoid function؛

ويتم التعبير عنها حسب العبارة التالية:

$$F(x) = \frac{1}{1+\exp(-as)} \quad (7)$$

- الدالة الضغطية The squash function؛

ويعبّر عنها بالعبارة التالية:

$$F(x) = \frac{s}{1+|s|} \quad (8)$$

- دالة التجميع: تقوم هذه الأخيرة لحساب الأوزان النسبية لكل المدخلات إلى عناصر المعالجة، من خلال ضرب كل مدخل في وزنه فيتم إيجاد دالة الجمع (لمجد بوزيدي، 2017، صفحة 50)؛
- دالة التحويل: وتتمثل في عبارة رياضية التي تحدد نوعية المخرجات الخاصة بعناصر التشغيل وذلك على حساب نوعية المدخلات والأوزان (لمجد بوزيدي، 2017، صفحة 50)؛
- معدل التدريب أو التعلم: ويقوم هذا الأخير على تحديد قيمة التصحيح التي على أساسه يتم التعديل في أوزان الخلية العصبية أثناء عملية التدريب (لمجد بوزيدي، 2017، صفحة 50).

II-3-4 أنواع الشبكات العصبونية الاصطناعية

فيما يلي أهم أنواع الشبكة العصبونية الاصطناعية (محمد مصطفى جمعة خميس، 2019، صفحة 11):

- الشبكة العصبية وحيدة الطبقة: وتتمثل في الشبكة العصبية التي تتكون من طبقة واحدة من الوحدات المتصلة بالادخال والايخراج، وهي من أبسط أنواع تراكيب الشبكات، حيث هناك ارتباط مباشر بين مدخلات ومخرجات الشبكة دون طبقات خفية (بن العاربية أحمد س.، 2018، صفحة 16)؛
- الشبكات متعددة الطبقات: هي شبكات تتصل فيها العقد من خلال أنواع مختلفة من العلاقات، في شبكة بسيطة، ترتبط العقد بنوع واحد من الارتباط. ومع ذلك، في الشبكات ذات الطبقات المتعددة، يمكن توصيل العقد بطرق مختلفة، يمثل كل منها نوعًا مختلفًا من العلاقة أو التفاعل؛
- الشبكة العصبية متعددة الطبقات أمامية التغذية: والتي يمكن أن تسمى أيضًا شبكة عصبية تلقائية أو مدرك متعدد الطبقات (MLP)، هي نوع من الشبكات العصبية الاصطناعية التي تُستخدم غالبًا في التعلم الآلي والتعلم العميق، هذا هيكل خاص به عدة طبقات من الأجزاء المتصلة، تنتقل المعلومات من البداية إلى النهاية دون الرجوع أو التكرار، أي من المدخلات إلى المخرجات؛
- الشبكة العصبية عكسية التغذية: وتعرف أيضا بالشبكة العصبية المتكررة، هي نوع من الشبكات العصبية الاصطناعية المصممة لمعالجة البيانات والبيانات المتسلسلة ذات التبعيات الزمنية خاصة في مجال الحاسبة والتمويل، على عكس الشبكات العصبية التقليدية ذات التغذية الأمامية تختلف شبكات التغذية العكسية عن الشبكات العصبية العادية لأنها تحتوي على اتصالات تعود إلى الوراء وتسمح بنقل المعلومات إلى الخطوة التالية في التسلسل، يسمح هذا النوع من البنية بتذكر الخطوات السابقة، مما

يجعلها جيدة للمهام التي تتضمن التسلسلات وبيانات السلاسل الزمنية والأنماط الأخرى التي تتغير بمرور الوقت.

II-3-5 مراحل التنبؤ باستخدام الشبكة العصبونية

يتم التنبؤ باستخدام الشبكات العصبونية عبر المراحل التالية (قادري رياض، 2017، صفحة 148):

- 1- اختيار متغيرات الدراسة أو الظاهرة المراد التنبؤ بها؛
- 2- معالجة البيانات من خلال معرفة طبيعة البيانات ونوع توزيعها؛
- 3- تقسيم عينة الدراسة إلى 3 أقسام:
 - قسم التدريب: وهو خاص بتدريب الشبكة ومعرفة العلاقة بين البيانات
 - قسم الاختبار: وهو خاص باختبار مدى تدريب الشبكة على محاكاة سلوك السلسلة
 - قسم التأكد: وهذا الجزء مخصص للتحقق من أداء الشبكة
- 4- تحديد نموذج الشبكة العصبونية وذلك من خلال تحديد عدد العصبونات والذي هو مساو لعدد المتغيرات المستقرة، كذلك عدد الطبقات الخفية، عدد العصبونات الخفية، وأخيراً عصبون الإخراج؛
- 5- مرحلة تقييم النموذج اعتماداً على معايير التقييم من أبرزها متوسط مربع الأخطاء؛ MSE
- 6- تدريب الشبكة وتشمل هذه الخطوة تحديد الوزن التي من أجلها تقل قيمة متوسط مربع الخطأ، واستخدام شبكة الانتشار الخلفي للخطأ بهدف تقليل الميل؛
- 7- المرحلة الأخيرة مرحلة التنفيذ والتي من خلالها تختبر الشبكة من حيث قدرتها على التكيف في حالة متغيرات خارج العينة وامكانية إعادة التدريب للوصول الى أصغر مربع خطأ.

II-3-6 مزايا و عيوب الشبكة العصبونية:

تتمثل مزايا الشبكة العصبونية في النقاط التالية (بن عبد العزيز سفيان، 2020، صفحة 6) :

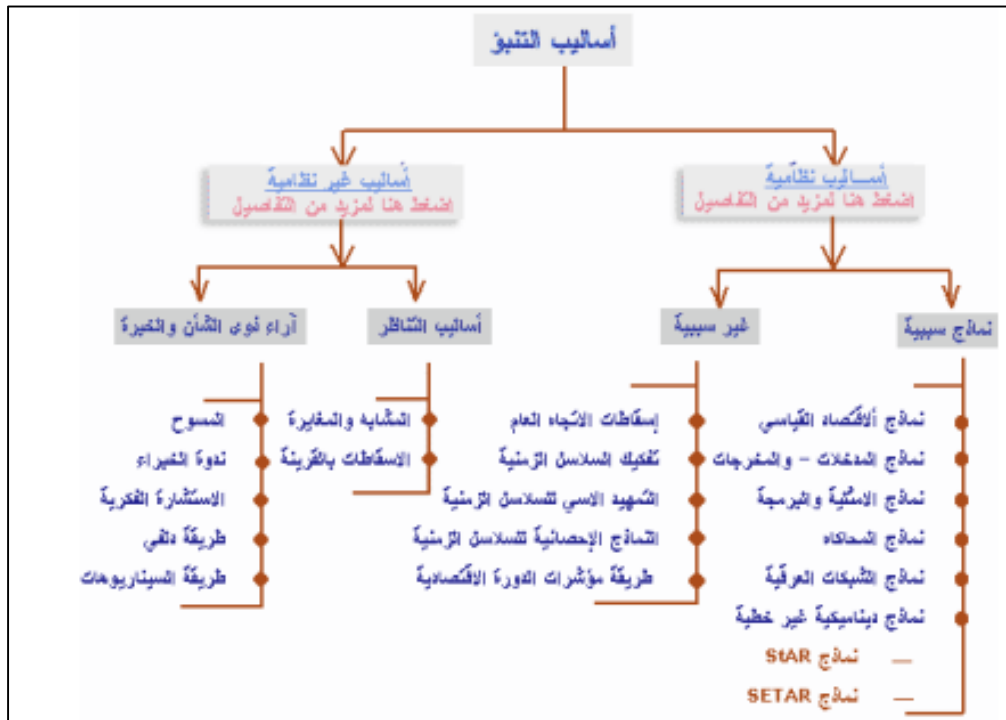
- **التعليم الذاتي:** وتتمثل في قدرة الشبكة التلقائية على تقدير المعلمات اللازمة لإنشاء نموذج يمثل الظاهرة محل الدراسة ، وكذلك القدرة التلقائية على التعلم واكتشاف العلاقة بين البيانات وسلوكها وفي هذا السياق يوجد نوعين للتعلم:
 - **تعلم غير مراقب:** وفي هذه الحالة تقوم الشبكة بتقسيم المدخلات الى عدة أصناف واختيار معايير التصنيف تلقائياً

- **تعلم مراقب :** على عكس الحالة السابقة، حيث يفرض المستعمل ويقدم المدخلات والمخرجات التي يود الوصول إليها
- **اللاخطية:** تتمكن من إيجاد وتحليل العلاقات الغير خطية بين البيانات محل الدراسة وتوظيفها في استنتاج النتائج
- سهل الاستخدام ويوفر الجهد والزمن؛
- يتميز النموذج العصبي بقدرته على التكيف مع التغيرات والتطورات التي تطرأ على محيطه، كما أنه يمكن لنموذج المحصل عليه أن يفقد صلاحيته وفعالته، مما يستدعي إلى اصلاحش الشبكة، والذي لا يعد بالأمر الصعب حيث تمكنك هذه التقنية بسهولة متطلبة فقط اعادة ادخال قاعدة بيانات جديدة لتعطيك شبكة جديدة متأقلمة مع التغيرات الطارئة .
- أما عيوب الشبكة العصبونية فتتمثل فيما يلي (حايد زهية، 2022، الصفحات 95-96) :
- تحديد النموذج المثالي من ناحية عدد الطبقات الخفية، عدد العصبونات في الطبقة الخفية، وكذلك الاتصال بين مختلف الطبقات ؛
- مشكلة العلبه السوداء Black box حيث ان الشبكة تعمل لوحدها على اكتشاف العلاقة بين المتغيرات ولكن لا تظهر كيفية استخراج التاصر التي استخدمت لتفسير تلك المتغيرات؛
- كثرة التحويلات على المتغيرات (مثلا تحويل توزيع الطبيعي إلى اللوغارثمي) مما يؤدي إلى ابتعاد النتائج المحصل عليها عن النتائج الحقيقية.

III- الدراسات السابقة

دراسة (قادري رياض ب.، 2016): وهي عبارة عن مقال تحت عنوان: " نماذج التنبؤ بالمبيعات دراسة حالة شركة ALGAL للألمنيوم"، حيث يسعى الباحث في هذه الدراسة لمعالجة اشكالية: كيف يمكن تحسين التنبؤ بالمبيعات باستعمال الطرق و الأساليب الكمية الحديثة و ما مدى استعمالها في المؤسسة الجزائرية؟، ويبرز الهدف من هذه الدراسة في: التعريف ببعض وسائل التنبؤ المعاصرة في التنبؤ بصفة عامة و بالمبيعات بصفة خاصة، ثم بناء نموذج للتنبؤ بالمبيعات المستقبلية لشركة "ALGAL" ، ولتحقيق هذه الدراسة انتهج الباحث كل من المنهج الوصفي في التطرق الى أدبيات حول نماذج التنبؤ، و الدراسة التطبيقية التي حاول من خلالها تجسيد النظرية في الواقع، ومن أجل تحقيق هذه الدراسة اخذ الباحث عينة من البيانات عبارة عن سلسلة مبيعات موسمية لشركة Algal الشركة الجزائرية للألمنيوم، وكانت هذه البيانات ممتدة من 1995 إلى 2004 بهدف التنبؤ بمبيعات سنة 2005 ، وذلك بالاعتماد على منهجية بوكس جنكينز و برنامج ايفيوز ، في الشكل الموالي أهم أساليب التنبؤ التي تطرق اليها الباحث :

الشكل 08: أساليب التنبؤ



المصدر: (قادري رياض، 2017)

وبعد اجراء الدراسة توصل الباحث لما يلي:

- بالمقارنة بين نتائج تنبؤات المؤسسة و طريقة بوكس جنكينز، بالاعتماد على مربع الأخطاء، تبين أن منهجية بوكس جنكينز أكثر دقة؛
 - بناء على نتائج التنبؤ تم استنتاج الاتجاه الذي ستأخذه مبيعات الشركة و الذي سيكون ذات وتيرة منخفضة
 - في بيئة مشحونة بالمنافسة الحادة لا بد من استخدام طرق احصائية مع الأخذ ببعين الاعتبار كل المتغيرات المؤثرة المباشرة و غير المباشرة؛
 - التنبؤ يساعد على صنع القرارات ذات بعد زمني و مكاني ، وذلك بالاعتماد على أساليب التنبؤ الكمية العلمية الدقيقة عوض التقليدية التي قد تتغاضى عن كثير من المتغيرات و بالتالي نتائج ضعيفة ما يؤدي الى تعقيد و أخطاء في تسيير عمليات الادارة و تؤثر على اتخاذ القرارات.
- دراسة (جباري لطيفة، 2017): وهي عبارة عن مقال حيث تهدف الباحثة في هذه الدراسة الى نمذجة الطلب الكلي للطاقة الكهربائية لولاية تلمسان، وفي هذا الاطار احاطت هذه الورقة البحثية باشكالية : هل يمكن اعتبار منهجية Box Jenkins أحسن طريقة للتنبؤ بالطاقة الكهربائية لمدينة تلمسان؟ أم هناك اعتبارات أخرى تحول دون تطبيقها بفعالية؟، و في هذا الصدد انتهجت الباحثة كل من المنهج الوصفي في التطرق لمختلف مفاهيم التنبؤ، وتقديم المؤسسة محل الدراسة، ثم منهجية بوكس جنكينز في الدراسة التطبيقية
- وفي هذا السياق، لتحقيق الدراسة التطبيقية و الاحاطة باشكالية الدراسة، أخذت الباحثة عينة من البيانات عبارة عن مبيعات الطاقة الكهربائية لوكالة Sonalgaz بتلمسان، ممتدة من 01 جانفي 2012 إلى جويلية، بهدف التنبؤ بمبيعات سنة 2016 وقد اعتمدت في معالجة البيانات على برنامج ايفيوز
- وقد توصلت الباحثة للنتائج التالية:

- النموذج المحصل عليه بعد تطبيق منهجية بوكس جنكينز على بيانات الدراسة $ARIMA(1,1,3)$
- النتائج المحصل عليها مقبولة احصائيا و لكن بعيد جدا عن الواقع
- صعوبة التنبؤ بتطبيق منهجية بوكس جنكينز لأنها لا تسمح باضافة متغيرات أخرى للنموذج
- من الأفضل استخدام أساليب الذكاء الاصطناعي من خلال تقنية الشبكات العصبية الاصطناعية التي توفر العديد من التسهيلات و الخيارات لمتخذي القرار

دراسة (مراس عبد القادر، 2017): وهي عبارة عن مقال تحت عنوان " فعالية نماذج السلاسل الزمنية ARMA في نمذجة التنبؤ " دراسة تطبيقية لاشترك الانترنت"، حيث تهدف هذه الدراسة لرفع من مستوى

خدمات "اتصالات الجزائر" في ظل البيئة التنافسية التي تتواجد فيها هذه الأخيرة من خلال استخدام طريقة بوكس جنكينز للتنبؤ بالسلاسل الزمنية ، ومن هذا المنطلق تدور اشكالية هذه الدراسة حول: ما مدى قدرة وفعالية استخدام نماذج السلاسل الزمنية الخطية ARIMA في نمذجة اشتراكات الأنترنت لدى وكالات المتعامل في "اتصالات الجزائر"؟ ، و قسم الباحث هذه الورقة البحثية الى 3 محاور؛ حيث تطرق في المحور الأول الى الدراسات السابقة في هذا المجال، أما المحور الثاني أدبيات حول النموذج ومنهجية الدراسة المتبعة، ثم المحور الأخير حيث تطرق الى الدراسة التطبيقية، ولتحقيق هذه الدراسة أخذ الباحث معطيات شهرية من 2011 إلى 2015 لعدد اشتراكات الأنترنت لدى المتعامل اتصالات الجزائر - وكالة سعيدة - معتمدا على منهجية بوكس جنكينز و برنامج eviews، وقد توصل للنتائج التالية:

- بناء على دالتي الارتباط الذاتي و الارتباط الذاتي الجزئي، تم التأكد أن هذا النموذج جيد وذات تنبؤات دقيقة
- من النماذج الحديثة نسبيا التي تستخدم في التنبؤ الاقتصادي نماذج الشبكات العصبية و نماذج ARIMA التي وضعها كل من بوكس وجنكينز وتتسم هذه الأخيرة بقدرة تنبؤ عالية مقارنة بطرق التنبؤ الأخرى
- علاقة سلبية بين المواد الأولية و المبيعات، حيث زيادة ب 1% في المواد الأولية تؤدي الى انخفاض بنسبة 0,003 % في المبيعات
- قيمة معامل التحديد المصحح يساوي 99,78 بالمئة ما يدل على أن 99 % من ظاهرة المبيعات مفسرة من طرف المتغيرات المدروسة في النموذج
- بعد المقارنة بين نتائج التنبؤ بالمبيعات لسنة 2013 باستخدام النموذج التالي المحصل عليه، و التنبؤات التي تجريها الشركة بناء على أساليب غير علمية توصل اليها الباحث الى أن التنبؤ باستخدام نماذج var هو الأدق ، حيث مقدار مربع الخطأ بينه و بين القيم الحقيقية صغيرة جدا بنظيرتها التي تقوم على استعمال اساليب تقليدية

وعلى هذا كنتيجة عامة :

توصل الباحث الى أن الاستخدام العملي لطريقة النمذجة الاحصائية للتنبؤ بالمبيعات، وعلى سبيل المثال النموذج المستخدم في الدراسة، يسمح للشركة بأن تكون أكثر كفاءة في تنبؤاتها و قراراتها، وعلى أساس نتائج هذه التنبؤات تبني خططها الانتاجية و الاستثمارية المستقبلية

دراسة (مصطفى بودرامه، 2018)، وهي عبارة عن مقال تحت عنوان " دور الشبكات العصبونية الاصطناعية في التنبؤ بالمبيعات لدعم صنع القرارات الادارية بالمؤسسات " يحاول الباحث من خلال هذه الدراسة معالجة اشكالية : هل للشبكات العصبونية الاصطناعية دور مهم في تحسين عملية التنبؤ بالمبيعات الخاصة بالمؤسسة لدعم صنع القرارات الادارية بالمؤسسة؟، وتهدف هذه الدراسة إلى ابراز أهمية استخدام الشبكات العصبونية الاصطناعية في عملية التنبؤ بالمبيعات الخاصة بالمؤسسة الصناعية و مساهمتها في اتخاذ القرارات الادارية

ولتحقيق هذه الدراسة و هذه الأهداف انتهج الباحث كل من المنهج الوصفي في التطرق لأهم مفاهيم و نظريات الشبكات العصبونية و التنبؤ و دوره في المؤسسة ، ثم دراسة تطبيقية بالاعتماد على طريقة الشبكات العصبونية

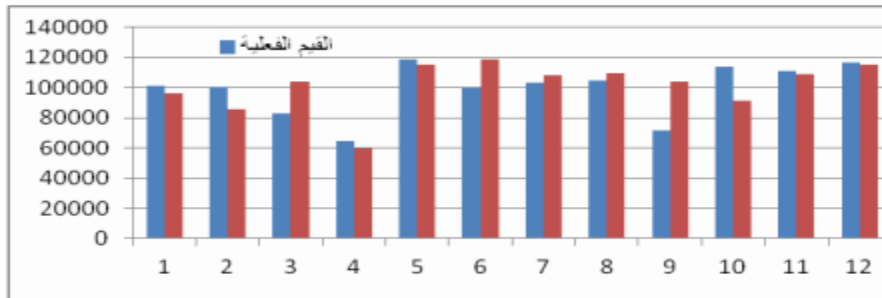
و في هذا الصدد ، كانت البيانات التي أخذها الباحث بهدف اجراء الدراسة التطبيقية عبارة عن معطيات شهرية لمبيعات الاسمنت بروتلند العادي لعين الكبيرة ممتدة من جانفي 2012 إلى ديسمبر 2015 أي بقيمة 48 مشاهدة، مقسمة إلى 3 مجموعات :

- مجموعة التدريب تضم 34 مشاهدة؛
- مجموعة التأكيد وتضم 7 مشاهدات؛
- مجموعة الاختبار وتضم 7 مشاهدات.

واعتمد الباحث في دراسته على برنامج **Matlab** لتحقيق مختلف مراحل طريقة الشبكات العصبونية ،وقد توصل الباحث للنتائج التالية :

- الشكل الموالي يمثل مدى تناسق كل من القيم الفعلية و القيم المتنبؤ بها،

الشكل 09: رسم بياني للقيم الفعلية و المتنبؤ بها



المصدر: (مصطفى بودرامه، 2018)

يتضح جليا أن كلا القيمييتين متقاربتين جدا وهذا يدل على دقة التنبؤ بالشبكة العصبونية ، ويرى الباحث أن حجم المبيعات المتنبؤ بها بهذه الطريقة يمكن ان تساعد صانع القرار في عدة جوانب: تحديد معدلات الانتاج المقبلة، جدولة عملية الانتاج، جدولة مختلف الاحتياجات للانتاج و التخطيط المالي .

دراسة (مقيمة صابري، 2018): وهي عبارة عن مقال تحت عنوان " فعالية التنبؤ باستخدام نموذج التمهيد الأسي في ترشيد قرارات الانتاج، دراسة حالة مؤسسة صناعة الاسمنت بحجار السود سكيكدة"، حيث تسعى الباحثة في هذه الدراسة لمعالجة اشكالية : ما مدى فعالية التنبؤ باستخدام نموذج التمهيد الأسي في ترشيد قرارات الانتاج بمؤسسة صناعة الاسمنت بحجار السود سكيكدة؟ ، وتهدف هذه الدراسة بشكل عام لتوضيح كيفية التنبؤ بكميات الانتاج و ذلك باستخدام نموذج التمهيد الأسي و كذا التعرف على أهمية التحليل الاحصائي في وضع الخطط المستقبلية للمؤسسة من خلال منهج السلاسل الزمنية، و لتحقيق هذه الأهداف و الاحاطة باشكالية الدراسة ، انتهج كل من المنهج الوصفي في التطرق الى السياق النظري للسلاسل الزمنية و دراسة الحالة بتطبيق النموذج التمهيد الأسي بمؤسسة بحجار السود، في هذا الاطار أخذت الباحثة عينة من البيانات عبارة عن سلسلة زمنية شهرية لانتاج الشركة ممتدة من 2011 إلى 2016 ، و تم الاعتماد على برنامج eviews 07 في تحليل البيانات و تطبيق نموذج التمهيد الأسي

وبعد اجراء الدراسة توصلت الباحثة للنتائج التالية :

- السلسلة الزمنية غير مستقرة وسبب عدم استقرارها وجود مركبة اتجاه عام و مركبة موسمية
- النموذج الملائم الذي تم تحديده للتعامل مع السلسلة هو نموذج التمهيد الأسي holt winter التجميعي
- بناء على نموذج holt-winter التجميعي قامت الباحثة بالتنبؤ بالقيم المستقبلية لانتاج سنّي 2017 – 2018، وتم تحديد دقة التنبؤ
- التنبؤ هو الذي يزود الادارة بالافتراضات و التصورات التي على أساسها تبني المؤسسة استراتيجياتها المستقبلية
- تعد السلاسل الزمنية من الأساليب الاحصائية الحديثة التي يمكن من خلالها معرفة طبيعة التغيرات التي تطرأ على الظاهرة مع الزمن و تحديد الأساليب و النتائج وتفسير العلاقات المشاهدة بينها، والتنبؤ بما سيحدث من تغير على قيمة الظاهرة في المستقبل على ضوء ما حدث لها في الماضي

دراسة (العلجة مبطوش، 2018)، وهي عبارة عن مقال تحت عنوان: "مدى فاعلية طريقي بوكس جنكينز وهولت وينتر في التنبؤ بمبيعات المؤسسة الوطنية للكهرباء و الغاز "سونلغاز" فرع تيسمسيلت"، في هذه الدراسة حاولت الباحثة قياس مدى فاعلية كل من منهجية بوكس جنكينز و منهجية هولت وينتر في التنبؤ بمبيعات المؤسسة الوطنية للكهرباء و الغاز "سونلغاز"

وقد دار موضوع البحث حول الاشكالية التالية : ما مدى امكانية التنبؤ بمبيعات المؤسسة الوطنية للكهرباء و الغاز باستخدام طريقي بوكس جنكينز وهولت وينتر ؟ ، وقد تعددت أهداف الدراسة نذكر منها :

- اظهار أهمية النماذج الكمية في التنبؤ بمبيعات المؤسسة الاقتصادية؛
- التعرف على القدرة التنبؤية لكل من طريقي بوكس جنكينز وهولت وينتر؛
- المقارنة بين الطريقتين السابقتين من ناحية الدقة في التنبؤ في حالة هذه المؤسسة

ولتحقيق هذه الأهداف طبقت هذه الدراسة على عينة حجم من المبيعات لمؤسسة سونلغاز فرع تيسمسيلت، بالتركيز على التوتر المتوسط لفترة جانفي 2011 إلى غاية جويلية 2017 ، ولمعالجة هذه المعطيات استخدمت الباحثة كل من برنامجي Eviews و برنامج Excel و لتحليل المعطيات و الوصول الى القيم المتنبؤ بها للفصل الأخير من سنة 2017 و سنة 2018 استخدمت الطريقتين المراد المقارنة بينهما بوكس جنكينز و هولت وينتر، و بعد اجراء الدراسة توصلت الباحثة للنتائج التالية :

- بعد تطبيق منهجية بوكس جنكينز على مبيعات الشركة توصلت الباحثة الى أن النموذج الأمثل للتنبؤ بالمبيعات هو نموذج : $ARMA(2,3)$ بالعلاقة التالية :

$$MTSAT=0.19X_{t-12}-0.28E_t \quad (10)$$

- وبعد تطبيق منهجية هولت وينتر على مبيعات المؤسسة توصلت الباحثة الى أن النموذج الأمثل للتنبؤ بمبيعات المؤسسة هو ذات معاملات التمهيد α و β : 0,8 و 0 و للتوفيق و الاختيار بين الطريقتين استخدم الباحث طريقة التنبؤ التوفيق و الذي يقوم على المعادلة التالية :

$$PC = (k)(P1) + (1-K)(P2) \quad (11)$$

حيث : PC : التنبؤ التوفيق

$P1$: تنبؤ الطريقة 1

$P2$: تنبؤ الطريقة 2

K: معامل الترجيح

وبعد حساب التنبؤ التوفيقي و المقارنة بين تنبؤات الطريقتين، والتنبؤ التوفيقي توصلت الباحثة أن التنبؤ الأمثل في هذه الحالة هو الخاص بطريقة بوكس جنكينز

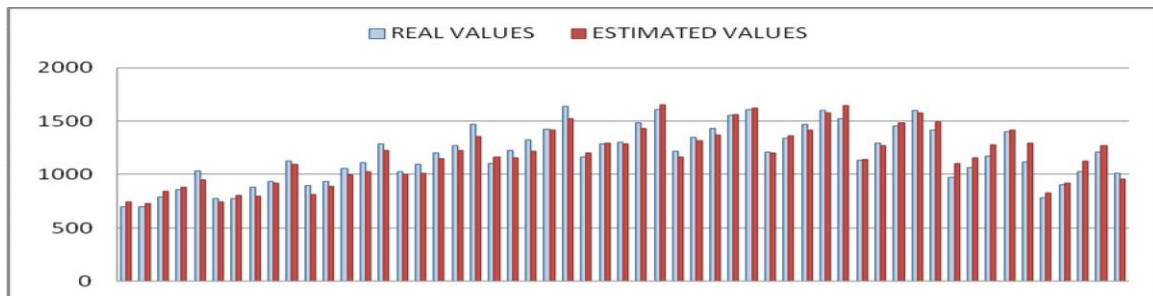
دراسة (عمر موفق، 2019)، تحت عنوان: "التنبؤ بالمبيعات باستخدام الخوارزمية الجينية"، حيث يهدف الباحث في هذه الدراسة الى الجمع بين أسلوبيين أولها شائع الاستعمال و الآخر جديد؛ منهجية بوكس جنكينز و الخوارزمية الجينية، في التنبؤ بالمبيعات الشهرية لمصنع البلاستيك، و في هذا الاطار دارت اشكالية الدراسة حول : كيف يمكن استخدام الخوارزميات الجينية للتنبؤ بالمبيعات؟ وسعى الباحث في هذه الدراسة لتسليط الضوء على مختلف المفاهيم التالية:

- التعرف على منهجية بوكس جنكينز كطريقة للتنبؤ المعتادة.
- التعرف على الخوارزمية الجينية و مفاهيمها
- تطبيق الخوارزميات الجينية في دراسة عملية حول توقعات المبيعات الشهرية لمصنعي البلاستيك
- معرفة مدى كفاءة الخوارزمية الجينية للتنبؤ بالمبيعات

وفي هذا الاطار كانت عينة الدراسة عبارة عن المبيعات الشهرية للبلاستيك مقدرة ب60 مشاهدة، وتمت معالجة البيانات لبلوغ نموذج التنبؤ أحد أهداف الدراسة بكل من منهجية بوكس جنكينز و خوارزمية الجينية في تحديد معاملات النموذج، باستعمال كل من برنامج eviews و برنامج evolver وقد توصل الباحث في طيات هذه الدراسة للنتائج التالية :

- النموذج الأمثل لمنهجية بوكس جنكينز بالاعتماد على الخوارزمية الجينية هو $ARIMA(4,1,2)$
- يبين الشكل الموالي مقارنة بين القيم المتنبؤ بها بمنهجية بوكس جنكينز والخوارزمية الجينية و القيم الحقيقية

الشكل 10 : رسم بياني للقيم الحقيقية و المتنبؤ بها



المصدر: (عمر موفق، 2019)

ويتبين جليا من خلال هذا الشكل أن القيم المتنبؤ بها جد متقاربة مع القيم الحقيقية لمبيعات البلاستيك ، مما يدل على كفاءة و دقة النموذج في التنبؤات في هذه الحالة

دراسة (قروف محمد كريم، 2020)، وهي عبارة عن مقال تحت عنوان: " التنبؤ المالي كأداة لتحسين أداء الادارة المالية بالمؤسسة الاقتصادية، دراسة حالة مؤسسة مطاحن سيدي أرغيس أم البواقي"، و يهدف الباحث في هذه الدراسة إلى ابراز أهمية تطبيق التنبؤ المالي كأداة لتحسين أداء الادارة المالية بالمؤسسة الاقتصادية ، كذلك تسليط الضوء على أهم المفاهيم و المبادئ التي تقوم عليها الأساليب الحديثة في التنبؤ المالي و الادارة المالية، وبصفة خاصة معرفة نوع العلاقة بين التنبؤ و تحسين أداء الادارة في مؤسسة مطاحن سيدي أرغيس أم البواقي ، في هذا الصدد، كانت اشكالية الدراسة حول: ما دور التنبؤ المالي في تقييم و تحسين أداء الادارة المالية بالمؤسسة ، مطاحن سيدي أرغيس أم البواقي؟ و لي تحقيق هذه الأهداف و الاحاطة بالاشكالية المطروحة، انتهج الباحث كل من المنهج الوصفي التحليلي و ذلك لوصف كل متغيرات الدراسة المتمثلة في التنبؤ المالي و تحسين أداء الادارة المالية ، ثم دراسة الحالة بالاعتماد على كل من منهجية بوكس جنكينز و برنامج افيز

وفي هذا الاطار، كانت عينة الدراسة عبارة عن 24 مشاهدة تمثل في مبيعات مؤسسة مطاحن سيدي أرغيس بأم البواقي المتمثلة في منتج السميد و مشتقاته، منتج النخالة و منتج الفرينة ممتدة من 2017 إلى 2018 بهدف التنبؤ بمبيعات 2019 و 2020

وقد توصل الباحث للنتائج التالية :

- يعد التنبؤ عملية ضرورية ومهمة داخل المؤسسة فهو المحور الأساسي والفعال الذي له دور مهم في الخطط و البرامج و السياسات داخل الادارة المالية؛
- تتسم عملية التنبؤ بالمبيعات بكونها علم و فن ، لأنها تعتمد على الأساليب الكمية إلى جانب الخبرة و ظروف كل حالة، كما أنها لا تتضمن بالضرورة أن تكون أرقام المبيعات المتنبؤ بها معادلة تماما لأرقام المبيعات الفعلية؛
- النتائج المتنبؤ بها خلال الفترة 2019 – 2020 كانت نوعا ما ايجابية، حيث أنها تساعد المؤسسة في اتخاذ القرارات لتحديد الأهداف المطلوبة سواء على المدى القصير أو المتوسط

دراسة (نبو مجيد، 2020)، وهي عبارة عن مقال تحت عنوان: " التنبؤ بالمبيعات باستخدام منهجية بوكس- جنكينز (Box-jenkins) في المؤسسات الخدمية - دراسة حالة الشركة الجزائرية للتأمينات CAAT- وكالة أدرار"، حيث تهدف هذه الدراسة الى تطبيق منهجية بوكس جنكينز للتنبؤ في شركة خدماتية على عكس

الدراسات الأخرى التي اهتمت بجانب السلع، وفي هذا الصدد تمحورت اشكالية الدراسة حول: ما مدى فعالية نموذج بوكس جنكينز للتنبؤ بمبيعات الشركة الجزائرية للتأمينات CAAT ؟ و لبلوغ الهدف المذكور سابقا، و الاحاطة باشكالية الدراسة، قسم الباحث الدراسة الى قسمين: الجزء النظري حيث انتهج المنهج الوصفي للتطرق للاطار النظري لمنهجية تطبيق طريقة بوكس - جنكينز، في نمذجة السلاسل الزمنية ومراحلها الأساسية، ثم الجانب التطبيقي حيث تم تطبيق منهجية بوكس جنكينز قصد نمذجة مبيعات الشركة الجزائرية للتأمينات CAAT- وكالة أدرار، وفي هذا الاطار، كانت عينة الدراسة عبارة عن كمية خدمات التأمين السيارات الشهرية من 01.01.2016 إلى 31.12.2018 ، وقد استند الى برنامج ايفيوز 10 في انجاز مختلف المراحل، بعد اجراء الدراسة توصل الباحث للنتائج التالية :

- بناء على اختبار Liung-box تبين ان السلسلة غير مستقرة
- بناء على اختبار جذر الوحدة، تبين ان السلسلة محل الدراسة تحتوي على جذر أحادي
- تم الوصول الى استقرارية السلسلة بعد الفرق الأول
- النموذج النهائي المحصل عليه هو $ARIMA(1,1,5)$
- هناك تقارب بين القيم المتنبؤ بها و القيم الفعلية خلال الفترة 07 / 2018 إلى 2018/12

الجدول 03: القيم الفعلية والقيم التنبؤية

القيم التنبؤية	القيم الفعلية	الأشهر
549.144	656	2018 M07
572.01	556	2018 M08
594.602	594	2018 M09
616.922	740	2018 M10
638.975	649	2018 M11
660.763	821	2018 M12

المصدر: (نبو مجيد، 2020)

وهذا ما دل على أهمية النموذج و دقته في التنبؤ، حيث كانت القيم الفعلية والمتنبؤ بها جد متقاربة كما يشير الجدول السابق

دراسة (كروشة أكرام، 2018)، وهي مقال تحت عنوان: "التنبؤ بالمبيعات في الشركة، و ما دوره في تحسين الأداء"، حيث يسعى الباحث في هذه الدراسة لمعالجة الاشكالية التالية: هل يمكن للنهج الاداري القائم على التنبؤ بالمبيعات أن يساهم حقا في تحسين أداء الشركة؟ ، و تهدف هذه الدراسة الاظهار مدى ملائمة تقنيات

التنبؤ بالمبيعات لتحسين أداء الشركة، وفي هذا الإطار انتهج الباحث كل من المنهج الوصفي في التطرق لمتغيرات الدراسة؛ أداء المؤسسة، مؤشرات الأداء، أهمية التنبؤ في المؤسسة و مفهوم التنبؤ و نماذجه

ثم دراسة حالة حيث كانت العينة عبارة عن : 36 مشاهدة ممتدة من 2010 إلى 2012 تتمثل في :

Vent: المبيعات؛

Pro : الانتاج؛

MP : المواد الأولية ؛

PUB: الاشهار.

واعتمد الباحث على نماذج الVAR في بناء النموذج الذي يحدد العلاقة بين المتغيرات السابقة المتغير التابع: المبيعات، و المتغيرات المستقلة كل من : الانتاج، المواد الأولية و الاشهار ،واستند في تحقيق مختلف مراحل النموذج الى برنامج eviews واستنتج الباحث من النموذج أن:

- أن زيادة الانتاج ب 1% يؤدي الى زيادة 0,96% في مستوى المبيعات
- زيادة الانفاق الاعلاني ب 1% يؤدي الى زيادة مستوى المبيعات ب 0,04%
- علاقة سلبية بين المواد الأولية و المبيعات، حيث زيادة ب 1% في المواد الأولية تؤدي الى انخفاض بنسبة 0,003% في المبيعات
- قيمة معامل التحديد المصحح يساوي 99,78 بالمئة ما يدل على أن 99% من ظاهرة المبيعات مفسرة من طرف المتغيرات المدروسة في النموذج
- بعد المقارنة بين نتائج التنبؤ بالمبيعات لسنة 2013 باستخدام النموذج التالي المحصل عليه، و التنبؤات التي تجريها الشركة بناء على أساليب غير علمية توصل اليها الباحث الى أن التنبؤ باستخدام نماذج var هو الأدق ، حيث مقدار مربع الخطأ بينه و بين القيم الحقيقية صغيرة جدا بنظيرتها التي تقوم على استعمال اساليب تقليدية

وعلى هذا كنتيجة عامة : توصل الباحث الى أن الاستخدام العملي لطريقة النمذجة الاحصائية للتنبؤ بالمبيعات، وعلى سبيل المثال النموذج المستخدم في الدراسة، يسمح للشركة بأن تكون أكثر كفاءة في تنبؤاتها و قراراتها، وعلى أساس نتائج هذه التنبؤات تبني خططها الانتاجية و الاستثمارية المستقبلية

دراسة (منوخ رزيقة، 2017)، وهي عبارة عن أطروحة دكتوراه تحت عنوان: " استخدام الأساليب الكمية في ترشيد قرارات المؤسسة الاقتصادية"، تسلط هذه الدراسة الضوء على اشكالية: إلى أي مدى يمكن أن يساهم استخدام النماذج و الأساليب الكمية في ترشيد قرارات المؤسسة الاقتصادية الجزائرية؟ ، وتهدف هذه الدراسة حسب الباحثة إلى:

- التعرف على الأساليب الكمية المساعدة في اتخاذ القرارات الرشيدة؛
- التعرف على درجة و نوعية الأساليب الكمية المستخدمة في حل المشكلات و اتخاذ القرار؛
- التعرف على مدى تطبيق الأساليب الكمية و المعوقات التي تواجه تطبيق الأساليب الكمية في اتخاذ القرارات؛
- إبراز فاعلية تطبيق الأساليب الكمية مقارنة بطريقة تخطيط المؤسسات الاقتصادية محل الدراسة؛
- مساعدة أصحاب القرار داخل المؤسسة الاقتصادية الجزائرية على اختيار القرارات التي تحافظ على النتائج المثلى المتوصل إليها باستخدام الاساليب الكمية.

ولتحقيق هذه الأهداف و تسليط الضوء على الاشكالية السابقة انتهجت الباحثة المنهج الوصفي التحليلي حيث تم استخدامه في الجانب النظري، في حين اعتمد على دراسة حالة فيما يتعلق بالجانب التطبيقي الميداني من الدراسة، وفي هذا السياق استخدمت الأدوات التالية:

- المسح المكتبي: وذلك من أجل تكوين القاعدة النظرية للموضوع، وذلك بالاعتماد على عدة مراجع
- أما في الدراسة الميدانية فاستعملت كل من الملاحظة و المقابلة، ومجموعة من البرامج التطبيقية الكمية و المتمثلة في برنامج QM وبرنامج SPSS

وقد تم تطبيق الدراسة على مستوى مجمع بن حامدي و بالأخص على المؤسسات التالية: مؤسسة بن حامدي لصناعة أكياس التغليف Polyben، مؤسسة مطاحن بن حامدي Gerbior، مؤسسة عجائن بن حامدي Gipates وقد استخدمت الباحثة نموذج البرمجة الخطية لإيجاد كميات الانتاج المثلى لمؤسسة Polyben، و Gerbior، أما مؤسسة عجائن بن حامدي Gipates فقد اعتمدت الباحثة على منهجية بوكس جنكينز، للتنبؤ بمبيعات كسكسي للفترة ما بين جانفي 2012 إلى جوان 2016

وقد توصلت الباحثة للنتائج التالية:

- التأكيد على أهمية التنبؤ في صياغة القرارات كأسلوب لبناء المستقبل فبدونه تصبح المؤسسة كالساعي للهدف دون معرفة الطريق؛

- فعالية النمذجة الاحصائية باستخدام تقنيات السلاسل الزمنية في حساب التوقعات؛
- هذه الطرق و التقنيات الكمية مجرد وسيلة مساعدة ويجب على متخذ القرار استخدام خبرته و توظيف هذه التقنيات بالشكل المناسب؛
- الاستفادة من المعلومات التي توفرها الأساليب الكمية المقترحة في تحقيق الترابط و التكامل بين عمليتي تحديد التكلفة وتحليل الانحراف باعتبارهما وجهان لعملة واحدة؛
- امكانية ادخال التحليل الكمي في ادارة المؤسسات، وذلك عن طريق الاستعانة بخبراء ومتخصصين، و على الخصوص أمام الانتشار الواسع لاستخدام الاعلام الآلي في الادارة، مع تغير القوانين المتعلقة بالمؤسسات و التي غيرت مفهوم الادارة من أسلوب الأوامر إلى استخدام أساليب الفعالية التي تركز على قوانين السوق.

دراسة (بختاوي فاطمة الزهراء، 2019)، وهي عبارة عن أطروحة دكتوراه تحت عنوان: "تحليل فورييه وتقنية الشبكات العصبية الاصطناعية ونماذج ARIMA للتنبؤ باستهلاك الطاقة الكهربائية - دراسة حالة مؤسسة سونلغاز مقاطعة - سعيده"، حيث تهدف هذه الدراسة إلى تقديم المفاهيم وكل ما يتعلق بمصطلحات الدراسة من تنبؤ و تنبؤ بالمبيعات وكذلك التطرق إلى الجانب النظري للأساليب القياسية المقترحة في هذه الدراسة، من أسلوب تحليل فورييه ونماذج بوكس جنكينز وكذلك تقنية الشبكات العصبية، تكمن أهمية هذه الدراسة حسب الباحثة من الناحية القياسية الى تطبيق نموذج جديد نادر الاستعمال في العالم العربي وهو تحليل فورييه لتحليل السلاسل الزمنية و التنبؤ ، وتسعى هذه الدراسة لمعالجة اشكالية : ما مدى قدرة أسلوب تحليل فورييه على التنبؤ باستهلاك الطاقة الكهربائية لولاية سعيده بالمقارنة مع نماذج بوكس جنكينز وتقنية الشبكات العصبية؟

ولتحقيق هذا الهدف و الاجابة على هذه الاشكالية ، انتهجت الباحثة ، الأسلوب الوصفي في الجانب النظري للتطرق إلى ادبيات الدراسة و الامام بالدراسات السابقة، بينما استخدمت الأسلوب التحليلي في الدراسة التطبيقية ، وذلك باستخدام أسلوب بوكس جنكينز وتقنية الشبكات العصبية، وأسلوب تحليل فورييه للتنبؤ، وذلك بالاعتماد على برنامجي Matlab، و Eviews v10، ولايجاز هذه الدراسة تم أخذ معطيات شهرية لاستهلاك الطاقة الكهربائية لولاية سعيده ممتدة من 2010/01 إلى 2017 /12

وتوصلت الباحثة للنتائج التالية:

- بعد عدة محاولات من تطبيق تقنية الشبكات العصبية توصلت الباحثة الى أن التغير في درجة التأخير يحسن من قدرة النموذج

- على عكس التغيير في الطبقات الخفية بالزيادة و النقصان لا يحسن من جودة النموذج
- من جهة أخرى التغيير في حجم العينات كان له أثر في تحسين جودة النموذج وذلك بتقليص عينة التدريب الى غاية الوصول الى النموذج الذي يحقق كل الشروط
- أسلوب تحليل فورييه أفضل في التنبؤ في هذه الحالة مقارنة بنماذج بوكس جنكينز، و الشبكات العصبونية و ذلك بناء على المقارنة بين قيم حذر متوسط مربع الأخطاء

دراسة (بوعروري فاطمة، 2019)، وهي عبارة عن أطروحة دكتوراه تحت عنوان: "مساهمة الشبكات العصبونية الاصطناعية في التنبؤ بحجم المبيعات لدعم صنع القرارات الادارية في المؤسسة الاقتصادية"، و تمحورت اشكالية الاطروحة حول : ما مدى مساهمة الشبكات العصبونية الاصطناعية في الحصول على تنبؤات دقيقة لحجم المبيعات يمكن للمؤسسة الاعتماد عليها في صنع قراراتها الادارية ؟ وكان الهدف من هذه الدراسة : التعريف بمفهوم الشبكات العصبونية الاصطناعية ومجالات استخدامها و كذلك توضيح أهمية استخدام التنبؤ بحجم المبيعات في عملية صنع القرار في المؤسسة الاقتصادية و تقديم المقترحات التي تدعم عملية صنع القرارات في المؤسسة من خلال الاستفادة من مزايا الشبكات العصبونية الاصطناعية .

ولتحقيق الأهداف السابقة وتبسيط الضوء على الاشكالية السابقة، تم تقسيم هذه الدراسة الى جزأين النظري و التطبيقي ، حيث استخدم في الجزء النظري المنهج الوصفي ، لتطرق لمختلف المفاهيم المتعلقة بصنع القرارات، التنبؤ بالمبيعات و كذلك الشبكات العصبونية الاصطناعية ، وكذلك في اعطاء نظرة عن التغيرات التي تطرأ على السلاسل الزمنية قيد الدراسة، و المنهج التحليلي في تحليل البيانات و النتائج التي تم التوصل اليها من خلال الدراسة التطبيقية.

ولتحقيق الدراسة التطبيقية أخذ الباحث عينة 3 مؤسسات؛ مؤسسة الاسمنت لعين الكبيرة ، مديرية التوزيع سطيف 2 ، و مطاحن الهضاب العليا سطيف، حيث أخذت البيانات على شكل سلاسل زمنية، وقد استخدمت الباحثة كل من برنامج Eviews، Matlab و Alyuda Neurointerlligence .

وقد توصلت الباحثة للنتائج التالية :

- أن التنبؤ بالمبيعات هو أساس التخطيط لكافة أنشطة المؤسسة المستقبلية ، فعلى أساسه تبتق الخطط الفرعية كالخطة التسويقية وخطة التمويل وخطة الانتاج و غيرها؛
- يمكن للمؤسسة أن تحول أساليب التنبؤ لأداة قوية لدعم صانع القرار وتوجيه الخطط و البرامج و بلوغ أهدافها؛

- كفاءة الشبكة العصبونية وعدم تأثرها بمشكلة الاستقرار؛
- تتأثر الشبكة العصبونية الاصطناعية بحجم البيانات المتاحة، فكلما ارتفعت درجة التعلم في الشبكة زادت كفاءتها في التنبؤ بحجم المبيعات؛
- وجود العديد من العوامل المؤثرة في مبيعات أي مؤسسة اقتصادية ومع صعوبة الضبط العددي لأغلب هذه العوامل مما يؤدي الى وجود اختلاف بين القيم المتنبأ بها و القيم الفعلية للمبيعات مهما كانت دقة النموذج المستخدم
- التنبؤ بحجم المبيعات مهما كان دقيقا وفقا لمؤشرات قياس جودة التنبؤ، فهو لا يلغي ما يسمى بعدم التأكد من ظروف المستقبل، فهناك العديد من العوامل التي تحيط بالمؤسسة والتي تكون خارج تحكمها وقد تكون خارج توقعاتها أيضا؛
- التنبؤ بالمبيعات ليس أرقاما فقط، اذ يجب التعامل مع نتائجه ومعطياته بحذر شديد، قبل ترجمته إلى خطط قصيرة و طويلة الأجل، فلا بد أن تدعم النتائج بمعلومات يتم الحصول عليها من جميع الأنشطة الوظيفية على مستوى المؤسسة

دراسة (العيد قاسمي، 2019)، وهي عبارة عن أطروحة دكتوراه تحت عنوان: " التنبؤ بالسلاسل الزمنية باستخدام الشبكات العصبية و الخوارزميات الجينية"، وتطور اشكالية هذه الدراسة حول نمذجت السلاسل الزمنية بطريقتي Box-Jenkins و الشبكات العصبية باستخدام الخوارزميات الجينية، و المقارنة بينهما.

ولهذا قام الباحث بتقسيم الدراسة لأربعة فصول؛ حيث تطرق في الفصل الأول إلى نماذج السلاسل الزمنية ومجالات تطبيقها، و في الفصل الثاني إلى أحدث ما توصلت اليه الشبكات العصبونية، أما الفصل الثالث مراجعة للأدبيات حول الخوارزميات الجينية، أما الفصل الرابع والأخير كان مخصصا للدراسة التطبيقية انتاج الكهرباء باستخدام طاقة الرياح جنوب الجزائر وذلك باستعمال كلتا الطريقتين بوكس جنكينز و الشبكات العصبية باستخدام الخوارزمية الجينية بهدف المقارنة بينهما ثم تهجينهما، على بيانات يومية لسنة 2015 باستخدام برنامج R

وتوصل الباحث للنتائج التالية :

- بعد تحقيق التنبؤ بكلتا الطريقتين الشبكات العصبية باستخدام الخوارزمية الجينية، و منهجية بوكس جنكينز تبين أن النتائج جد متقاربة مما أدى الى تهجين الطريقتين معا

الشكل 11 : أداء النموذجين

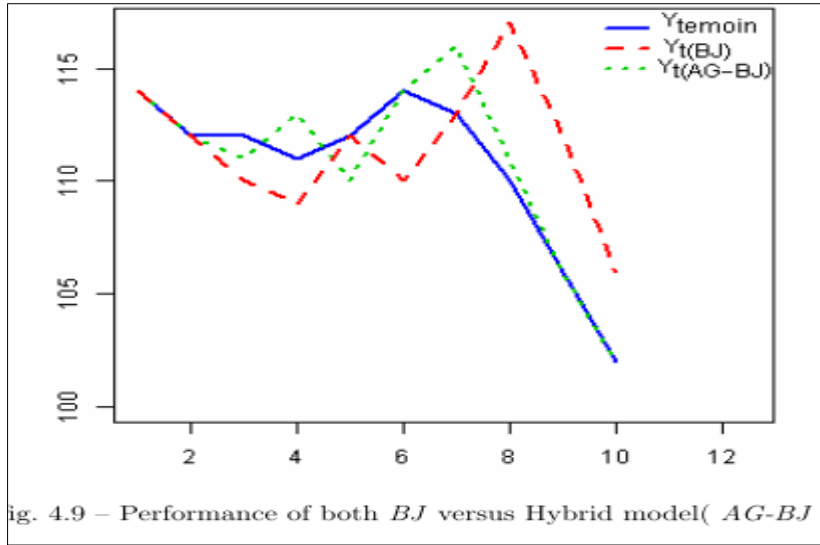


fig. 4.9 – Performance of both BJ versus Hybrid model(AG-BJ)

المصدر: (العيد قاسمي، 2019)

- أن نماذج التنبؤ الكلاسيكية أقل كفاءة في التنبؤ في حالة نماذج لا خطية مقارنة بالشبكات العصبونية
- الخوارزمية الجينية لاتقد نتيجة جيدة لوحدها في التنبؤ
- أن استخدام النموذج الهجين المكون من الخوارزمية الجينية و منهجية بوكس جنكينز في التنبؤ يقدم نتائج دقيقة مقارنة بمنهجية بوكس جنكينز لوحدها

دراسة (Bo Yan, 2017)، وهي عبارة عن مقال تحت عنوان: "منهج التنبؤ الدقيق للتسويق استنادا لنماذج ARIMA-ARCH : حالة اتصالات الصينية"، حيث تهدف هذه الدراسة لتحديد النموذج الأمثل بالاعتماد على منهجية بوكس جنكينز و نماذج ARCH للتنبؤ بمدى سيط تطبيق Ling Xi بين مستعملي الاتصالات الصينية، و لتحقيق هذا الهدف أخذ الباحثين الدراسة بينات لعدد المشتركين تراكمي في برنامج Ling Xi للاتصالات الصينية، ممتدة من ديسمبر 2012 إلى مارس 2014 بمعطيات أسبوعية بمقدار 67 احصائية .

بتطبيق منهجية بوكس جنكينز ، مستعينا ببرنامج eviews 09 توصل الباحث للنموذج الأمثل الذي يعبر عن سلوك الظاهرة (0,2,1) ARIMA و لاختبار نجاعة النموذج وتصحيح كل من خطأ الارتباط الخطي للأخطاء و تغاير مرونة الخطأ، لجأ الباحثين لاختبار Arch و Garch وفي الاخير توصل الباحثين للنماذج التالية :

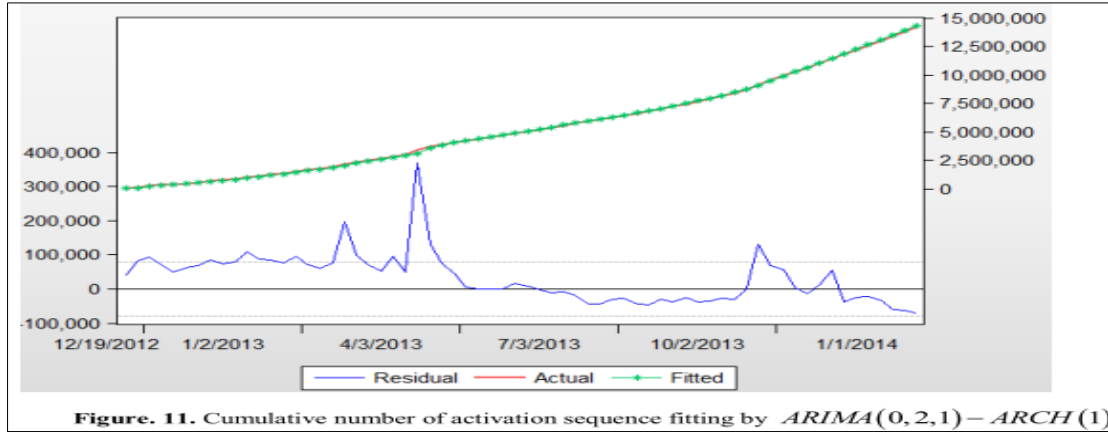
- ARCH(1) ARIMA (0, 2,1)

ARIMA (0, 2,1) GARCH(1,1) -

ARIMA (0, 2,1) TGARCH(2,1) -

وبعد المقارنة بين دقة النماذج توصل الباحثين الى أن النموذج الأمثل هو: $ARIMA(0,2,1)$ و $ARCH(1)$ وذلك بالاعتماد على الرسم البياني :

الشكل 12: رسم بياني للقيم الحقيقية والمتنبأ بها



المصدر: (Bo Yan، 2017)

والذي يبين تطابق كبير بين البيانات المعالجة بناء على $ARIMA(0,2,1)$ و $ARCH(1)$ والبيانات الحقيقية وكنتايج عامة توصل اليها الباحثين من خلال هذه الدراسة :

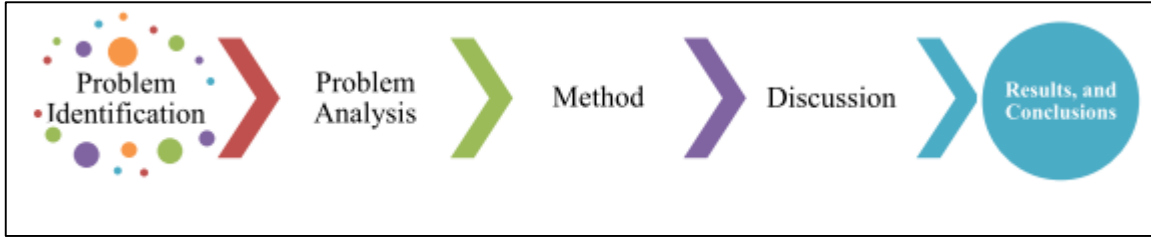
- تسمح هذه الدراسة لشركة الاتصالات الصينية بالتنبؤ المستقبلي لمشتركي هذا التطبيق وبالتالي تمكن الشركة من تغطية كل هذا الطلب في الآجال المحددة
- يمكن النموذج المحصل عليه من معرفة اتجاه السوق وبالتالي يسمح للمؤسسة بتعظيم إيراداتها و الحصول على حصص سوقية عالية

دراسة (Sakaria Efrata Ginting، 2018)، وهي عبارة عن مقال تحت عنوان: "التنبؤ بمستوى مبيعات قطع الغيار باستخدام طريقة التسوية الأسية"، يعتبر الباحث في هذه الدراسة أن التنبؤ بقطع الغيار جد مهم، خاصة عندما يكون هناك الكثير من الطلب، ويرتبي الباحث أن أفضل طريقة في هذا المجال للحصول على بيانات دقيقة هي طريقة التجانس الأسية exponential smoothing .

أما المشكل الذي تعالجه هذه الدراسة فتبدء بؤادره سنة قبل إنجاز هذه الدراسة، حيث أن الشركة قيد الدراسة عانت سابقا من قلة دقة نظامها في التنبؤ مما تسبب في خسائر تجارية

ومن هذا المتعلق يعرض الباحثين طريقة التجانس الآسي للتطبيق في هذه الشركة، و من ثم قياس مدى دقتها وقد تم هيكلية البحث على الشكل التالي :

الشكل 13: هيكلية البحث



المصدر: (Bo Yan, 2017)

بالنسبة للأدوات كما ذكرنا سابقا استخدم الباحثين طريقة التجانس الآسي و تم تطبيقها على مؤسسة UD على بيانات مبيعات قطع غيارات للدراجات النارية، وكانت معطيات شهرية من جانفي الى ديسمبر 2013 و 2014 ، وبعد تطبيق مراحل النموذج على البيانات المدروسة توصل الى النتائج التالية :

- تم تحديد قيمة α ب 0,1 باعتبارها القيمة التي من أجلها قيم تنبؤ النموذج جد دقيقة و أقرب للقيم الحقيقية و بالتالي مجموع مربع الأخطاء يكون أصغر مقارنة ب α يساوي 0,5 و 0,7
- يمكن لمؤسسة بيع قطاع الغيار الاعتماد على النموذج لدقته بالتنبؤ بمبيعات مقارنة بالطريقة المستخدم من طرف الشركة

دراسة (Lixiong Gong, 2019)، وهي عبارة عن مقال تحت عنوان: " نموذج التنبؤ بقطع غيار السيارات استنادا على النماذج الرمادية غير خطية GM(1,1)"، حيث سعى الباحث من خلالها لمعالجة اشكالية: مدى دقة نماذج التنبؤ الرمادية غير الخطية في التنبؤ بقطع غيار السيارات؟، واعتمد في هذه الدراسة على منهجية النماذج الرمادية، كانت عينة الدراسة متكونة من مبيعات مقاعد السيارات ممتدة من 2012 إلى 2018، وقد توصل للنتائج التالية: فبعد تحليل البيانات توصل الباحث الى أن مبيعات مقاعد السيارات الشهرية في الصين ذات اتجاه متصاعد و هذا ما دل على أن صناعة السيارات في الصين في نمو مستمر، ومن ثم تبين من تحليل البيانات خضوع البيعات لتأثير عامل الموسمية، فقام ببناء نموذج للتنبؤ مبني على النماذج الرمادية للتنبؤ

بمبيعات مقاعد السيارات و تم ادخال مؤشر التباين الموسمي مما أدى الى قوة النموذج، وبناء على اختبارات دقة النموذج التنبؤ اتضح أن النموذج المحصل عليه يتسم بالدقة

دراسة (Zhou Zhen، 2018)، وهي عبارة عن ورقة بحثية للمشاركة في مؤتمر تحت عنوان " توقعات مبيعات السيارات في منطقة بانشيهاو بناء على التقييم الذكي الضبابي "، حيث في هذه الدراسة يعرج الباحث على المشكل الذي يواجهه التنبؤ بمبيعات السيارات، حيث يتأثر هذا الأخير بالعديد من الكيانات و التغيرات الديناميكية الكبيرة في الهيكل الاقتصادي ، ومن هذا المنطلق يقدم الباحث في هذه الورقة البحثية نموذج للتنبؤ قائم على خوارزمية التقييم الضبابي الذكي، بالاعتماد على برنامج ماطلاب، وتم تطبيق هذه الطريقة على مبيعات السيارات في منطقة بانشيهاو ممتدة من 2007 إلى 2017، وتوصل الباحث لما يلي: أن النتائج التجريبية لهذا النموذج المقترح مقارنة بالنماذج الأخرى تظهر أنه ذات دقة عالية، والتي يمكن أن تتنبأ باتجاه مبيعات السيارات في منطقة بانشيهاو بطريقة سريعة وخالية من الأخطاء

(S. M. Aqil Burney، 2019)، وهي عبارة عن ورقة بحثية في مؤتمر تحت عنوان: " التنبؤ بالمبيعات لادارة الطلب في سلسلة التوريد - نهج سلسلة زمنية ضبابية جديدة"، حيث في هذه الدراسة يعرج الباحث على أهمية ادارة سلسلة التوريد لما لها من أهمية في تمكين الشركات من الحصول على الميزة التنافسية الاستراتيجية ، ولتحقيق هذا الهدف: تحتاج المؤسسة للتنبؤ بالمبيعات من أجل تلبية طلبات العملاء بكفاءة، اذن الهدف من هذه الورقة البحثية اقتراح وتطبيق نموذج سلسلة زمنية الضبابي جديد للتنبؤ بالمبيعات من اجل ادارة فعالة للطلب ضمن سلسلة التوريد.وقد تطرق الباحث في هذه الورقة البحثية الى ماهية التنبؤ بالمبيعات و ادارة الطلب، ثم شرح أساسيات السلاسل الزمنية الضبابية، ثم تطبيق تطبيق طريقة السلاسل الزمنية الضبابية المقترحة على مبيعات الحليب شهرية (5 أشهر) في سوبر ماركت للتنبؤ بالمبيعات الشكل الموالي يبين لنا مراحل النظام الضبابي:

الشكل 14 : مراحل النظام الضبابي

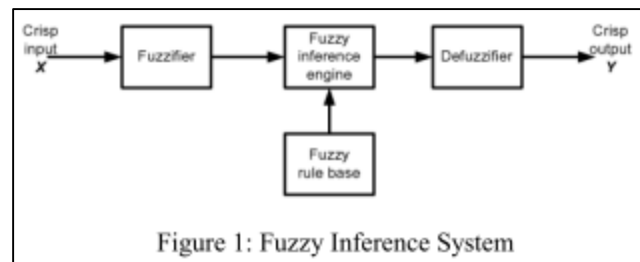
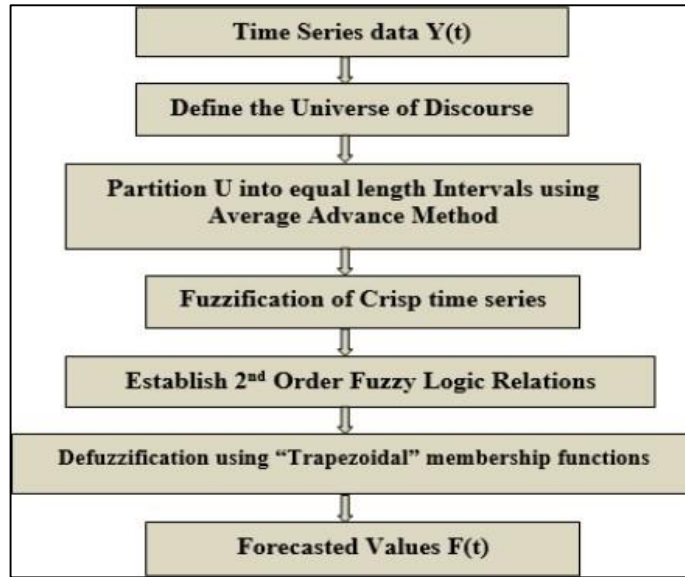


Figure 1: Fuzzy Inference System

المصدر: (S. M. Aqil Burney، 2019)

بينما الشكل الموالي يبين النموذج المقترح و المطبق من طرف الباحث

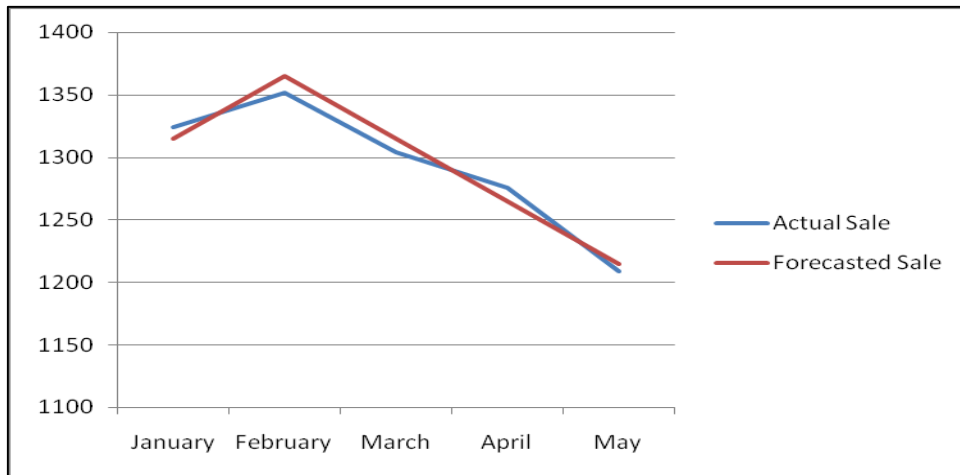
الشكل 15: مراحل النموذج المقترح



المصدر: (S. M. Aqil Burney, 2019)

و يمثل الرسم الليباني الموالي كل من منحى البيانات الحقيقية و بيانات التنبؤ و يبين دقة وكفاءة النموذج في التنبؤ

الشكل 16: الرسم البياني للقيم الحقيقية والمتنبأ بها



المصدر: (S. M. Aqil Burney, 2019)

الخلاصة المتوصل اليها :

- الطريقة المقترحة هي طريقة للتنبؤ في السلاسل الزمنية جديدة في ظل بيئة غامضة لادارة طلبات من خلال التنبؤ بالمبيعات

- تمكن توقعات المبيعات الدقيقة من تمكين الأسواق من ضمان المخزون المناسب في مستودعها من أجل إدارة طلب العملاء بشكل أكثر كفاءة

III-1 ما يميز دراستي عن الدراسات السابقة

في الدراسات السابقة التي قمنا بعرضها، يسعى الباحث في أغلب الأحيان بالتنبؤ بمبيعات المؤسسة، مستعملا إحدى المنهجيات القياسية أو الرياضية بغرض تحقيق هذا الهدف، وتمثلت النماذج المستخدمة في الدراسات السالف ذكرها: منهجية بوكس نكينز، الشبكات العصبونية، النماذج الخطية، والنماذج الرمادية؛ كما أنا أغلب الدراسات أشارت إلى دور هذه الأخير سواء في اتخاذ القرارات داخل المؤسسة، أو التأثير على الجانب التسويقي للمؤسسة

في دراستنا على عكس الدراسات السابقة ستكون المؤسسة محل الدراسة هي مؤسسة مصرفية متمثلة في بنك تابع للقطاع الخاص من جهة، ومن جهة أخرى بعد تشخيصنا للمؤسسة محل الدراسة ونظرا لطبيعة المعطيات التي تتسم بعين صغيرة، والتي تميز العديد من المؤسسات الجزائرية على غرار المؤسسة محل الدراسة، سنقوم بتطبيق نموذج هو أيضا نموذج للتنبؤ ولكن في نفس الوقت يعالج مشكلة قلة البيانات وهي: النماذج الرمادية، من جهة أخرى سنقوم بتطبيق منهجية التنقيب على البيانات والتي تعد إحدى الطرق الحديثة حيث تعتمد على التعليم الآلي في فهم سلوك الظاهرة والتنبؤ، والتي غابت في الدراسات السابق ذكرها.

III-2 دور التنبؤ في تحسين الأداء التسويقي للمؤسسة

كاجابة أولية من خلال الدراسات السابقة المتنوعة واستنادا للإطار النظري الذي جمع بين مفاهيم للأداء التسويقي للمؤسسة والنماذج الرياضية للتنبؤ، فمن خلال الدراسات السابقة نستنتج أنا التنبؤ ونماذج التنبؤ لها أهمية في المؤسسة الاقتصادية الجزائرية، حيث تلعب دور فعال فالمعرفة المسبقة بقيمة الطلب على سلع أو خدمات تلك المؤسسة وبالتالي تسمح للمؤسسة بوضع استراتيجيات وتخطيطات مستقبلية ملائمة مع الطلب المرتقب و كذلك اتخاذ قرارات مناسبة وهاتين الأخيرتين تعتبر من أبرز نطاقات التسويق، وبالتالي سيكون هناك تلبية آنية وبجودة عالية لمتطلبات الزبون ومن هذا المنبر ستكون المؤسسة قد حققت أحد أهم مقاييس الأداء التسويقي وهو رضا الزبون من خلال تلبية حاجياته بشكل أفضل، رضا الزبون الواحد هو مغناطيس جذب زبائن أخرى من نفس المستوى وذلك من خلال نقله لصورة جيدة عن معاملة المؤسسة له، وبالتالي زيادة الطلب والذي يؤدي بدوره لزيادة أرباح المؤسسة والتي كذلك تعتبر أحد أهم مقاييس الأداء التسويقي، ومنه هناك تسلسل وترابط بين مخرجات التنبؤ العلمي الدقيق وأركان الأداء التسويقي .

خلاصة الفصل الأول

مما سبق حاولنا تسليط الضوء على أهم مفاهيم الدراسة من جهة والدراسات السابقة من جهة أخرى بهدف الوصول إلى إجابة ونتائج أولية عن شكالية الدراسة، توصلنا من خلالها إلى أن للأداء عدة مجالات من بينه الأداء التسويقي للمؤسسة، وهذا الأخير هو تقييم مدى نجاعة خطط التسويق التي نسعى وبشكل كبير لتحقيق رضا زبونها وتعظيم الربح، وبالاطلاع على المناهج الرياضية للتنبؤ والدراسات السابقة توصلنا إلى أهمية التنبؤ في المؤسسة واستخدام نماذج التنبؤ بهدف بناء استراتيجيات دقيقة قائمة على أسس علمية

الفصل الثاني

الإطار التطبيقي للدراسة

- I تقديم المؤسسة محل الدراسة "بنك سوسيتي جينيرال"
- II التنبؤ بسلوك الزبون المرتقب باستخدام منهجية التنقيب على البيانات Data mining
- III التنبؤ الكمي بالقيم الشهرية للقروض المستقبلية باستخدام منهجية النماذج الرمادية

المقدمة

يمثل هذا الفصل الجانب التطبيقي للدراسة وسنتطرق فيه للمؤسسة محل الدراسة والتي تتمثل في بنك سوسيتي جينيرال وكالة تلمسان، ومن ثم تطبيق كل من منهجية التنقيب على البيانات و النماذج الرمادية، بهدف دراسة مدى دقة هذه الأخيرة في التنبؤ على مستوى المؤسسة محل الدراسة، ومدى تأثير نتائجها على الأداء التسويقي لهذه المؤسسة

I- لمحة حول بنك سوسيتي جينيرال

I-1 مجموعة سوسيتي جينيرال

تعتبر مجموعة "سوسيتيه جنرال"، التي تأسست في عام 1864 لدعم التنمية التجارية والصناعية، إحدى مجموعات الخدمات المالية الريادية في أوروبا، القائمة على نموذج مصرفي عالمي يتسم بالتنوع والصلابة المالية، وتنتهج المجموعة استراتيجية لتحقيق النمو المستدام، كما أنها تهدف إلى أن تمثل المرجعية في العلاقات المصرفية وأن تكون مميزة في أسواقها وقريبة من عملائها الذين يختارونها لجودتها والتزام فرق العمل لديها.

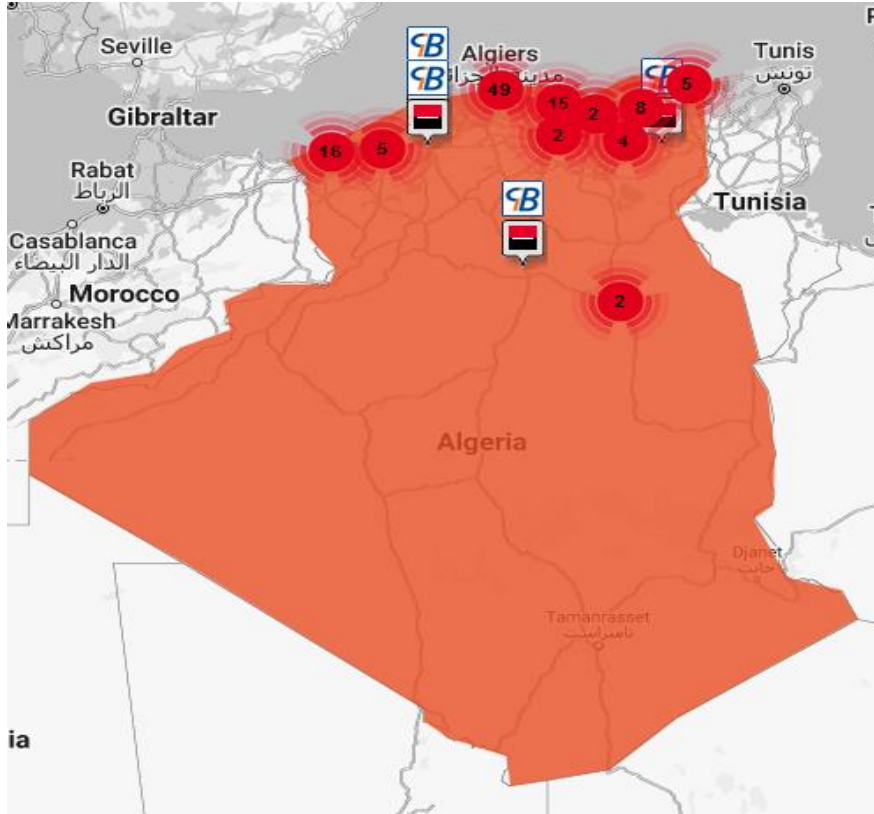
وتوجد المجموعة في 66 بلداً وتستفيد من أصولها المتينة في أوروبا ومناطق ذات إمكانيات عالية في كافة أرجاء العالم، ويدعم موظفو المجموعة، البالغ عددهم 117.500 موظف، وشركاتها التابعة ما يزيد على 25 مليون عميل من الأفراد والشركات الكبرى والمؤسسات الاستثمارية في أرجاء العالم قاطبة، ويقدم البنك مجموعة متنوعة من الخدمات الاستشارية والحلول المالية المصممة خصيصاً، حيث تعول تلك المجموعة على أنشطة تجارية أساسية تكميلية.

تعرض هذه الأخيرة مجموعة شاملة من الخدمات المالية متعددة القنوات، تتميز بمكانتها في طليعة التحول الرقمي، وهناك أيضاً الخدمات المصرفية الدولية للأفراد والخدمات المالية والتأمين التي تتمتع بحضور في الاقتصاديات الناشئة وكيانات الامتياز الرائدة والشركات التجارية المتخصصة الريادية وكذلك، هناك الخدمات المصرفية للشركات والاستثمارات والخدمات المصرفية الخاصة وإدارة الأصول وخدمات الأوراق المالية، وهذه الخدمات توجد في قلب التدفقات الاقتصادية بين شركات التأمين والمستثمرين مع تمتعها بالخبرة المعترف بها وإحرازها لأعلى المراكز الدولية وتقديمها للحلول المتكاملة (موقع سوسيتي جينيرال، 2023).

I-2 بنك société générale الجزائر

سوسيتي جينيرال الجزائر (Société générale Algérie) هي شركة تابعة للمجموعة المصرفية الفرنسية Société Générale، يعمل كبنك تجاري في الجزائر، ويقدم مجموعة من الخدمات المصرفية للعملاء من الأفراد والشركات. تتكون شبكة البنك من 104 وكالة موزعة على 33 ولاية وكذلك 13 مركز أعمال مخصص للعملاء التجاريين أصحاب المؤسسات، تستوعب حالياً حجم 260000 زبون، في المقابل توظف 1500 موظف من مختلف المراتب، ويبين الشكل الموالي توزيع وكالات سوسيتي جينيرال على مستوى التراب الوطني (موقع سوسيتي جينيرال الجزائر، 2023):

الشكل 17: توزيع وكالات بنك سوسيتي جينيرال على مستوى الجزائر



المصدر: الموقع الرسمي لسوسيتي جينيرال الجزائر

I-3 لمحة عن وكالة بنك **société générale** تلمسان

تتمركز وكالة بنك سوسيتي جينيرال في تلمسان الكيفان تحت رقم 00401، تستوعب 10 آلاف، تنقسم الوكالة إلى قسمين تجاري وتشغيلي:

- القسم التجاري: ويتكون من مسؤول البنك، مستشار العملاء تجاريين، مستشاري الزبائن العاديين (وعددهم 3) ؛
- القسم التشغيلي ويتكون من: مستقبل زبائن، و موظف شبك الدفع (وعدددهم 2).

I-4 الخدمات التي يقدمها البنك

يقدم البنك العديد من الخدمات البنكية نذكر منها ما يلي:

- حسابات الادخار

ويوفر نوعين من حسابات الادخار بالفائدة و دون الفائدة، حيث تتسم هذه الحسابات انه ليس عليها تكاليف شهرية أو سنوية

• حسابات جارية

ويوفر البنك للأشخاص الطبيعيين حسابات بدينار وبالعملة الأجنبية أيضا، وتمكن هذه الحسابات أصحابها من استقبال دخلهم الشهري فيها ايضا

• البطاقات البنكية

ويوفر البنك خدمة البطاقات البنكية للدفع بالدينار والأورو، بالنسبة لبطاقات الدينار فتنقسم بدورها إلى أنواع وذلك حسب سقف الدفع فنجد:

- بطاقات So-easy الحد الأعلى للدفع 50.000 دج؛
- بطاقات Classique الحد الأعلى للدفع 100.000 دج؛
- بطاقات Gold الحد الأعلى للدفع 200.000 دج .

أما بالنسبة لبطاقات visa البنكية فتنقسم بدورها إلى قسمين :

- بطاقات carte visa classique : سقف المدفوعات 1500 أورو؛
- بطاقات carte visa gold : سقف المدفوعات 3000 أورو .

• تطبيق SGA APP

وهو تطبيق أندرويد يسمح للمستخدم بتسيير حسابه عن بعد وتقديم خدمات عن بعد:

- كشف الرصيد؛
- كشف الحساب؛
- تحويل الأموال؛
- التحكم في البطاقات البنكية.

• الصراف الآلي

حيث يوفر البنك خدمات الصراف الآلي، من سحب تحويل وكشف رصيد، وخدمات أخرى

- القروض : قرض استهلاكي: لوازم كهرومنزلية، قرض التهيئة العمرانية لتهيئة المنزل، وقرض الدراجات النارية

I-5 أنواع القروض التي يقدمها البنك

قبل التطرق لأنواع القروض التي يقدمها بنك سوسيتي جينيرال، نتطرق لمفاهيم عامة حول القرض، ثم أنواع القروض التي يقدمها هذا الأخير

I-5-1 مفاهيم عامة حول القرض

القرض المصرفي هو ترتيب مالي يقوم فيه بنك أو مؤسسة مالية بإقراض مبلغ معين من المال لفرد أو شركة أو مؤسسة ، على أساس أن المبلغ المقترض سيتم سداده بمرور الوقت ، مع الفائدة عادة، القروض المصرفية هي طريقة شائعة للأفراد والشركات للحصول على التمويل لأغراض مختلفة ، مثل شراء العقارات ، أو بدء أو توسيع الأعمال التجارية ، أو شراء سيارة ، أو تغطية النفقات الشخصية. فيما يلي بعض النقاط الرئيسية التي يجب فهمها حول القروض المصرفية: (ابراهيم لوراي، 2016، صفحة 199)

- أنواع القروض: هناك أنواع مختلفة من القروض المصرفية ، بما في ذلك القروض الشخصية وقرض الأعمال وقرض الرهن العقاري وقرض السيارات والمزيد، تم تصميم كل نوع من أنواع القروض لخدمة أغراض مختلفة وقد يكون لها شروط وأحكام محددة؛
- أسعار الفائدة: يُطلب من المقترضين دفع فائدة على المبلغ المقترض ، وهي تكلفة اقتراض المال، يمكن أن يكون سعر الفائدة ثابتًا (يظل ثابتًا طوال مدة القرض) أو متغيرًا (يمكن أن يتغير بناءً على ظروف السوق)؛
- شروط القرض: مدة القرض هي المدة التي يتوقع خلالها من المقترض سداد القرض، يمكن أن تختلف شروط القرض بشكل كبير حسب نوع القرض والاتفاق بين المقترض والمقرض، تتراوح شروط القرض المشتركة من بضعة أشهر إلى عدة عقود؛
- الضمان: بعض القروض مضمونة بضمانات ، وهي أصل يتعهد به المقترض للمقرض لتأمين القرض، إذا فشل المقترض في سداد القرض ، يحق للمقرض الاستيلاء على الضمان لاسترداد المبلغ المستحق، الرهن العقاري وقرض السيارات هي أمثلة على القروض المضمونة؛

- **تقييم الائتمان:** قبل الموافقة على القرض ، تقوم البنوك بتقييم الجدارة الائتمانية للمقترض، يتضمن ذلك تقييم التاريخ الائتماني للمقترض ودخله واستقراره المالي وعوامل أخرى تحدد قدرته على سداد القرض؛
- **الموافقة على القرض:** بمجرد أن يراجع البنك الطلب والمستندات الداعمة ، سيقدر ما إذا كان سيوافق على القرض أو يرفضه، في حالة الموافقة ، سيتم تزويد المقترض بأحكام وشروط القرض ، بما في ذلك سعر الفائدة وجدول السداد؛
- **السداد:** يتعين على المقترضين إجراء دفعات منتظمة (شهرية أو وفقاً للجدول الزمني المتفق عليه) لسداد مبلغ القرض مع الفائدة، قد يؤدي عدم سداد الدفعات في الوقت المناسب إلى فرض عقوبات وتأثير سلبي على درجة الائتمان للمقترض؛
- **الدفع المسبق والغرامات:** تسمح بعض القروض للمقترضين بإجراء مدفوعات مسبقة لسداد القرض قبل المدة المحددة، ومع ذلك ، قد تكون هناك غرامات أو رسوم على الدفع المسبق مرتبطة بالسداد المبكر.

I-5-2 القروض في بنك سوسيتي جينيرال

I-5-2-1 القرض الاستهلاكي

القرض الاستهلاكي هو قرض قصير ومتوسط المدى مخصص للأفراد (الأسر) من أجل شراء السلع الاستهلاكية.

وتتمثل هذه السلع الاستهلاكية في :

- الأجهزة الكهربائية والمنزلية، والأثاث
- الأجهزة الإلكترونية: أجهزة الكمبيوتر والهواتف والأجهزة اللوحية

وتتراوح قيمة القرض بين 50000 دج و 1500000 دج وذلك حسب دخل الزبون، بينما تتراوح مدة تسديد القرض بين سنتين إلى خمس سنوات .

I-5-2-2 قرض التهيئة العمرانية

ويتمثل هذا القرض في تمويل، أصحاب المنازل لاعادة تهيئة منازلهم، أعمال تهيئة داخلية، للاستفادة من هذا القرض يشترط وثيقة تثبت ملكية هذا العقار، تتراوح قيمة القرض بين 150000 دج و 2500000

دج وذلك حسب طلب الزبون وكذلك حسب دخل الزبون، بينما تتراوح مدة تسديد القرض من 5 سنوات إلى 7 سنوات

I-5-2-3 قرض الدراجات النارية

ويتمثل هذا القرض في تمويل شراء الدراجات النارية، وتقوم البنك بتمويل كامل لسعر الدراجة النارية، يسترط أن يكون السن فوق 19 سنة مع أن يكون لطالب القرض دخل يفوق الـ 25000 دج، قيمة القرض تتراوح بين 50000 دج و 1500000 دج، وتتراوح مدة تسديد القرض بين سنتين إلى 3 سنوات

II- التنبؤ بسلوك الزبون المرتقب باستخدام منهجية التنقيب على البيانات

II-1 أداة الدراسة

التنقيب على البيانات هو عملية علمية وحاسوبية تعمل على استخراج المعرفة المتمثلة في العلاقات المنحدرة بين كميات كبيرة من البيانات، ولتحقيق هذا المبتغى تعتمد على مجموعة من الأدوات والتقنيات الحاسوبية و الاحصائية التي بدورها تسمح للآلة بالتعلم واستنتاج المعرفة الجديدة، فيما يلي سنقدم الخوارزميات المستخدمة في دراستنا في منهجية التنقيب على البيانات وكذلك برنامج Weka البرنامج المستخدم لإجراء مختلف مراحل الدراسة

II-1-1 خوارزمية الشبكة البايزية Bayes Net classifier

وهي نموذج احتمالي يستخدم للتعامل مع مشكلة العلاقات التبادلية بين المتغيرات، يستخدم هذا النموذج للتمثيل الرسمي للمتغيرات والعلاقات الاحتمالية بينها في هيكل شبكي يسمى الشبكة البايزية، تتكون الشبكة البايزية من مجموعة من العقد والتي تشير الى المتغيرات والروابط والتي هي بدورها تشير الى العلاقات بين المتغيرات؛ حيث تمثل هذه الاخيرة التأثيرات المحتملة بين المتغيرات، يقوم نموذج الشبكة البايزية على فرضية أن المتغيرات الأم تؤثر على المتغيرات الأخرى في الشبكة و تقوم الخوارزمية البيزية الشبكية على المبادئ الرياضية والحصائية التالية (Larranaga, 2013، صفحة 111):

• الاحتمالات الشرطية: $P(A/B)$

ويتمثل في وقوع الحادثة A بالأخذ بعين الاعتبار حدوث الحادثة B ويتم التعبير عليها بالعلاقة التالية:

$$P(A|B) = \frac{P(A \cap B)}{P(B)} \quad (12)$$

• قاعدة سلسلة الاحتمالات

تسمح لنا هذه الأخيرة بالتعبير عن الاحتمال المشترك لمتغيرات متعددة باستخدام الاحتمالات الشرطية، مثلا لدينا ثلاث متغيرات A ، B ، C فنعبّر عنها بالعلاقة التالية :

$$P(A, B, C) = P(A|B, C) \times P(B|C) \times P(C) \quad (13)$$

• قاعدة بايز أو النظرية البيزية

وتسمح لنا القاعدة البيزية بحساب الاحتمال الشرطي لفرضية H معطيات الدليل E، باستخدام احتمالية الدليل المعطى للفرضية، والاحتمال السابق للفرضية وتعطى بالعلاقة التالية:

$$P(H|E) = \frac{P(E|H) \times P(H)}{P(E)} \quad (14)$$

حيث :

- $P(H/E)$ هو الاحتمال اللاحق للفرضية H معتمدا على الدليل E

- $P(E/H)$ هو احتمال الدليل E معتمدا على الفرضية H

- $P(H)$ هو الاحتمال الأساسي للفرضية H

- $P(E)$ هو احتمال الدليل E

• الجداول المحلية للاحتمال الشرطي

لكل عقدة في الشبكة البايزية، يتم تحديد جدول احتمال شرطي محلي ، تصنف هذه الجداول المحلية احتمالات الشرط المتعلقة بالعقدة بناءا على عقداها الأم في الرسم التخطيطي، على سبيل المثال، اذا كان للعقدة A تابعين هما B و C ، فإن جدول الاحتمال الشرطي للعقدة A سيحتوي على الاحتمالات $P(A/B, C)$ (Adedipe، 2020، صفحة 2)

• هيكل الشبكة البايزية

تمثل الشبكة البايزية بواسطة رسم بياني موجه وغير متكامل، حيث تمثل العقد المتغيرات، وتمثل الحواف الموجهة التبعية الاحتمالية بين المتغيرات، يشفر هيكل الشبكة البايزية التوزيع الاحتمالي الشرطي على جميع المتغيرات (Adedipe، 2020، صفحة 7).

• الاستنباط

الاستنباط في الشبكة البايزية ينطوي على حساب احتمالات الأحداث أو المتغيرات المحددة بناء على الأدلة أو الملاحظات، يتضمن العملية تطبيق قاعدة بايز ونقل الاحتمالات عبر الشبكة للحصول على الاحتمالات اللاحقة (Adedipe، 2020، صفحة 8).

II-1-2 خوارزمية التصنيف البيزي الساذج Naïve Bayes Classifier

II-1-2-1 النظرية البييزية

سميت نظرية بايز على اسم رجل يدعى توماس بايز، كان إحصائيًا وفيلسوفًا من إنجلترا، هذه النظرية مهمة جدا في دراسة الاحتمالات، نظرية الانعكاس في الاحتمالات هي قاعدة تربط احتمالية وقوع الحدث A في ظل الحدث B ، باحتمال وقوع الحدث B في ضوء الحدث A

$$P(A/B) = \frac{P(B/A)P(A)}{P(B)} \quad (15)$$

II-1-2-2 تعريف التصنيف البيزي الساذج

تصنيف بايزي الساذج هو طريقة لتنظيم المعلومات في فئات، يستخدم صيغة بسيطة لعمل تنبؤات، يعني الاسم "ساذج" أنه يفترض أن جميع المتغيرات غير مرتبطة، ولكن ليس هذا ما يمثل الأمر الواقع في الحقيقة، ولكن على الرغم من أننا نفترض أن الأشياء منفصلة ، فإن المصنف الأساسي البايزي عادة ما يعمل بشكل جيد في العديد من المجالات مثل الرعاية الصحية (Kaur، 2014، صفحة 865).

II-1-2-3 مبدأ التصنيف البيزي الساذج

تمثل الفكرة الأساسية لمصنف بايزي الساذج في معرفة مدى احتمالية انتماء شخص له خصائص معينة (X) إلى مجموعة معينة (فئة)، يفترض أن الخصائص مستقلة عن بعضها البعض وتحسب الاحتمالات وفقاً لذلك، ثم يختار المجموعة ذات الاحتمالية الأعلى باعتبارها المجموعة الأكثر احتمالاً لذلك الشخص.

لتكن C_i هي فئة الفرد ، بينما X هي الخصائص فيعبر عن هذا الاحتمال وفقاً للعبارة التالية (Wickramasinghe، 2021، صفحة 3):

$$P(C_i/X) = \frac{P(C_i)P(X=x_1, \dots, x_p/C_i)}{P(X=x_1, \dots, x_p)} \quad (16)$$

من الناحية العملية ، يهمننا البسط فقط ، لأن المقام لا يعتمد على C ويتم إعطاء قيم الخصائص X_i ، لذلك فإن المقام في الواقع ثابت، يخضع البسط لقانون الاحتمال متعدد المتغيرات:

$$P(C_i/X) = P(C_i)P(X = x_1, \dots, x_p/C_i) \quad (17)$$

وبما أن المتغيرات التوضيحية يفترض أنها مستقلة ، فإن احتمال الجمع هو حاصل ضرب الاحتمالات:

$$P(X = x_1, \dots, x_p/C_i) = \prod_{j=1}^p P(x_j/C_i) \quad (18)$$

$$P(X = C_i/x_1, \dots, x_p) = \prod_{j=1}^p P(x_j/C_i) * P(C_i) \quad (20)$$

ويتم تقدير C_i بالتردد النسبي:

$$\hat{p} = \frac{C_i}{n} \quad (21)$$

مع n_i عدد الأفراد الذين ينتمون إلى C_i ، و n العدد الإجمالي للملاحظات.

II-1-3-1-3 شجرة القرار خوارزمية j48

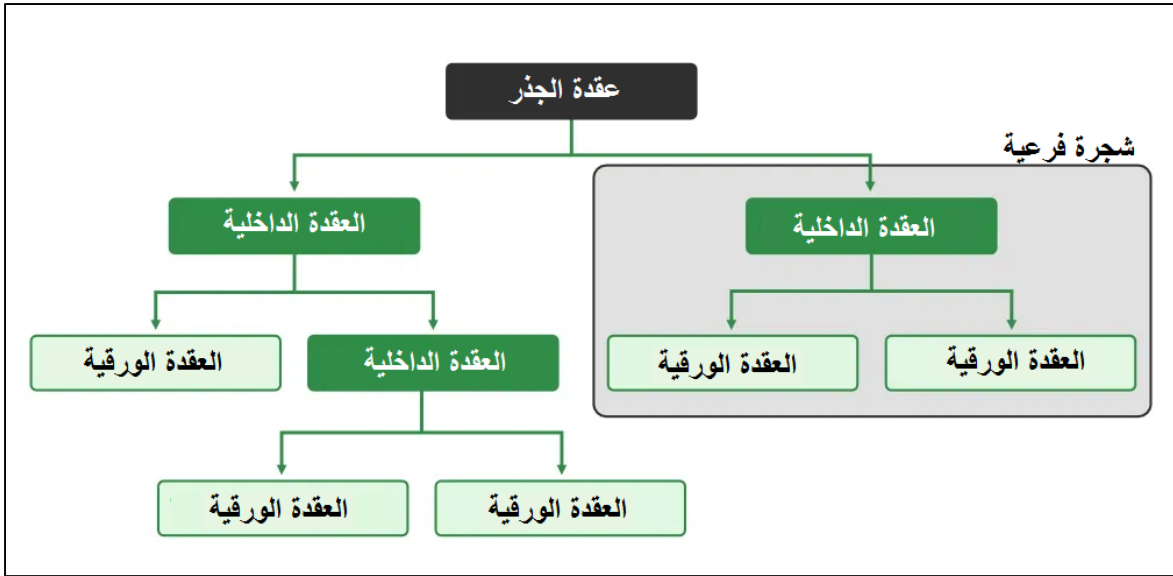
II-1-3-1-1 تعريف خوارزمية j48

هي خوارزمية لتعلم الآلة تستخدم في تصنيف البيانات وبناء نموذج الشجرة، وتعتبر J48 نسخة محسنة من خوارزمية C4.5 الشهيرة (Bhargava, 2013, p. 1115)، تعتمد الخوارزمية على مبدأ شجرة القرار للتصنيف، حيث يتم بناء شجرة تتألف من القرارات المتسلسلة بهدف تحقيق التصنيف النهائي للبيانات، تعمل خوارزمية j48 عن طريق تحليل البيانات المتاحة واكتشاف القواعد والأنماط المتواجد فيها، ويتم تكوين الشجرة بداية من الجذر، ثم تقسيم البيانات إلى مجموعات فرعية بناء على مواصفات وقيم مختلفة، ويتواصل مواصلة هذه العملية في الأفرع الفرعية حتى يتم الوصول إلى الأوراق والتي تمثل التصنيفات النهائية، حيث يتم تحديد فئة كل بيانات على أساس القواعد التي تم اكتشافها في الشجرة، في مفهوم التنقيب عن المعطيات، يمكن التعبير على اشجار القرار بأنها مجموعة من التقنيات الرياضية و الحسائية التي تساعد على وصف وتصنيف وتعميم مجموعة معينة من البيانات (Jain، 2022، صفحة 637).

II-1-3-2 هيكلية الشجرة

العقد غير النهائية الداخلية هي اختبارات وتسمى عقد القرار، الفروع هي نتائج الاختبار، تمثل العقد الطرفية الورقية القرارات وتسمى الفئات الافتراضية، تمثل كل ورقة قرارًا لفئة معينة بناءً على جميع الاختبارات التي يتم إجراؤها من الجذر إلى تلك الورقة.

الشكل 18 : هيكلية شجرة القرار



المصدر: (زينب، 2009، صفحة 105)

وتتمثل المكونات الأساسية لشجرة القرار فيما يلي (زينب، 2009، صفحة 105) :

- 1- عقدة الجذر هي أول شيء في الشجرة، إنه مثل سؤال أو ميزة يعتمد عليها كل شيء آخر، إنها أعلى نقطة أو عقدة رئيسية؛
- 2- الفروع هي الخيارات المختلفة التي يمكن للشجرة الاختيار من بينها اعتمادًا على إجابات الأسئلة، يُظهر كل فرع نتيجة أو اختيارًا مختلفًا اعتمادًا على موقف معين؛
- 3- العقد الداخلية مثل الأسئلة أو الشروط التي تقسم مجموعة البيانات إلى أقسام أصغر باستخدام خصائص معينة، وتسمى هذه أيضًا نقاط القرار؛
- 4- العقد الورقية هي النتائج النهائية أو الاختبارات التي يتم إجراؤها في الشجرة، لا تنقسم هذه العقد إلى أبعد من ذلك وتعطي الفئة النهائية أو القيمة العددية؛
- 5- الحواف هي الخطوط التي تربط العقد وتظهر المسار بينها عند اتخاذ القرارات؛

- 6- الميزات هي الأشياء المختلفة التي يتم التحقق منها في كل خطوة لاتخاذ قرار، هذه هي خصائص المعلومات التي تستخدمها شجرة القرار لتجميع أو إجراء التخمينات؛
- 7- تشير معايير التقسيم إلى القاعدة أو الشرط المستخدم لفصل البيانات في كل عقدة داخلية، يتعلق هذا باستخدام سمات معينة لفرز الأشياء ومحاولة جعل المجموعات مختلفة قدر الإمكان أو تقليل الأخطاء في التنبؤات.

II-1-4 تقييم نموذج التنبؤ:

II-1-4-1 مصفوفة الارتباك

مصفوفة الارتباك هي أداة يمكن استخدامها لقياس أداء وضع التصنيف الثنائي (يسمى أيضًا جدول الطوارئ). مصفوفة الارتباك هي تمثيل مرئي للمعلومات حول التصنيفات الفعلية والمتوقعة التي ينتجها نموذج التصنيف، وهي ممتلئة في الجدول الموالي (Sarno، Adnan، و Sungkono، 2019، صفحة 124):

II-1-4-2 مؤشرات الأداء

ويتم حساب هذه المؤشرات انطلاقًا من مصفوفة الارتباك (Sarno، Adnan، و Sungkono، 2019، صفحة 124):

نستخدم الرموز التالية :

VP: إيجابية صحيحة ؛

FP: إيجابية خاطئة ؛

VN: سلبية صحيحة؛

FN: سلبية خاطئة؛

P: وتمثل إجمالي المشاهدات الإيجابية؛

N : إجمالي المشاهدات السلبية.

● مؤشر نسبة الخطأ = $\frac{FP+FN}{N+P}$ ، وتمثل نسبة الأفراد أو الملاحظات التي أخطأ النموذج في تصنيفها؛

- مؤشر الحساسية = $\frac{VP}{VP+FN}$ ، ويقاس قدرة النموذج على اكتشاف الإيجابيات الصحيحة؛
- مؤشر النوعية = $\frac{VN}{VN+FP}$ ، ويقاس قدرة النموذج على قياس السلبيات الصحيحة؛
- مؤشر الدقة = $\frac{VP+VN}{N+P}$ ، ويمثل هذا المؤشر نسبة الأفراد التي تنبؤ بها النموذج بشكل صحيح.

Weka 5-1-II برنامج

Weka هو برنامج مستخدم على نطاق واسع وهو مجاني ومفتوح المصدر، يتم استخدامه للتعليم الآلي واستخراج البيانات. يأتي اسم "Weka" من "Waikato Environment for Knowledge Analysis"، وهو اسم البرنامج، سمي هذا لأنه تم إنشاؤه في جامعة وايكاتو في نيوزيلندا، تمتلك Weka العديد من الأدوات والخوارزميات لتحليل البيانات والتعلم الآلي والتنبؤ (Kulkarni, 2016، صفحة 10)

- تشمل الميزات الرئيسية لـ Weka ما يلي (Kulkarni, 2016، صفحة 11):

واجهة المستخدم الرسومية: يتميز البرنامج بواجهة مرئية سهلة الاستخدام تتيح للأشخاص القيام بأشياء مختلفة دون الحاجة إلى القيام بالكثير من البرمجة، هذا يجعلها أداة ممتازة للمستخدمين الجدد في التعلم الآلي واستخراج البيانات؛

المعالجة المسبقة للبيانات: لدى هذا الأخير العديد من الطرق لإعداد البيانات، مثل التنظيف والتغيير وجعل البيانات موحدة واختيار الميزات المهمة. هذه هي الإجراءات الضرورية اللازمة لتجهيز البيانات قبل استخدام تقنيات التعلم الآلي؛

التصنيف والانحدار: يحتوي هذا البرنامج على العديد من الطرق المختلفة لفرز البيانات في مجموعات محددة والتنبؤ بالقيم الرقمية، تتضمن هذه الخوارزميات كلاً من الأساليب الأساسية مثل أشجار القرار و Naive Bayes، بالإضافة إلى تقنيات أكثر تعقيداً مثل آلات ناقلات الدعم والشبكات العصبية؛

التجميع: يساعد هذا البرنامج في تجميع البيانات المتشابهة معاً للعثور على أنماط وعلاقات؛

التصورات: لدى البرنامج أدوات يمكنها عمل صور مرئية لمساعدة المستخدمين على فهم البيانات ونتائج تحليلاتهم، يتضمن ذلك رسوماً بيانية بها نقاط وصورة لشجرة القرار والعديد من الصور الأخرى؛ استكشاف البيانات وتحليلها: يساعد البرنامج الأشخاص على فهم البيانات ودراستها من خلال عرض الإحصائيات وتصور كيفية انتشارها وفحص الصفات المختلفة التي تتمتع بها.

II-2 التنبؤ باستخدام منهجية التنقيب عن البيانات

تهدف هذه الدراسة للتنبؤ بسلوك الزبون طالب القرض بالمؤسسة المصرفية محل الدراسة اعتماداً على منهجية التنقيب عن البيانات واعتمادنا على كل من برنامج Weka و برنامج Excel لتحقيق مجريات الدراسة

II-2-1 مراحل الدراسة

يمثل الشكل الموالي مراحل الدراسة باستخدام منهجية التنقيب عن البيانات و بالاعتماد على برنامج Weka:

الشكل 19 : مراحل الدراسة باستخدام منهجية التنقيب عن البيانات



المصدر: من اعداد الطالب

حيث ستمر هذه الدراسة بعدة مراحل: نبدأ بجمع البيانات المتعلقة بمشكل الدراسة والمتمثلة في صفات الزبائن طالب القرض وخصائصه، ثم تطبيق خوارزميات التصنيف الثلاث: كل من خوارزمية بايز الساذج، شبكة بايز، وشجرة القرار خوارزمية j48 اعتمادا على برنامج weka، بعد تدريب المنهجية بالاعتماد على خوارزمية التدريب التحقق المتقاطع، من ثمة يتم عملية تصنيف الزبائن إلى جيد أو سيء، وفي الأخير يتم المفاضلة بين الخوارزميات الثلاث أيهم الأفضل للتصنيف في هذه الحالة واعتماد النموذج الأمثل للتصنيف في الحالات المقبلة

II-2-2 متغيرات الدراسة

تهدف هذه الدراسة لتحقيق نموذج يساعد في اتخاذ القرار بالنسبة لمستشاري البنك بخصوص القروض، هل الزبون جيد للحصول على القرض أو لا، ولتحقيق هذه الدراسة قمنا بأخذ عينة من 300 زبون مراعين المتغيرات التالية:

الجدول 04 : متغيرات الدراسة

Credit history	القروض السابقة
No credit	ليس لديه قرض
All paid	تم دفع كل مستحققاته
Deployed previously	متأخر في دفع قروضه
Existing paid	لا يزال لديه دفعات لدفعها
The loan purpose	الغرض من القرض
household appliance	تجهيز المنزل بالأجهزة الكهربائية المنزلية
layout	التهيئة العمرانية
motorcycle loan	قرض شراء دراجة نارية
Salary	الدخل
Gender (male or female)	الجنس (ذكر أو أنثى)
Housing	وضعية السكن
Own	يملك سكن
Rent	سكن إيجار
For free	مجاني
The loan purpose	مدة القرض
Age	السن

Class (good or bad)

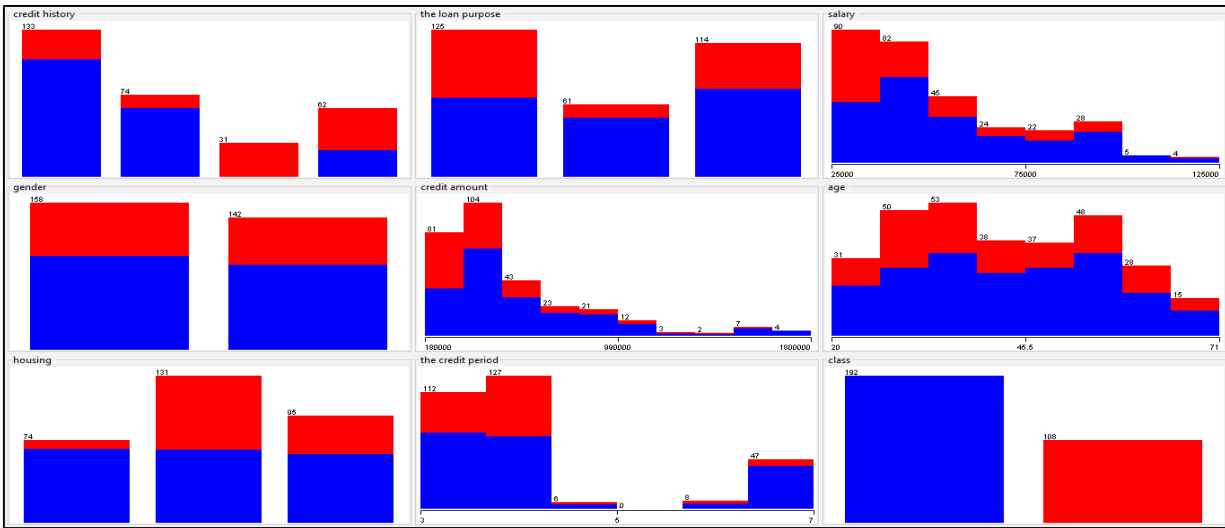
التصنيف جيد أو سيء

المصدر: من اعداد الطالب

II-2-2-1 دراسة وصفية لمتغيرات الدراسة

يمثل الشكل الموالي الاحصاءات المختلفة لكل المتغيرات، حيث يسمح برنامج Weka من استعراض مختلف التفاصيل الخاصة بالمتغيرات

الشكل 20 : الاحصاءات الخاصة بكل المتغيرات



المصدر: مخرجات برنامج Weka

أولاً نبدأ بمتغير القروض السابقة للزبون، فلدينا 133 زبون ليس له قروض سابقة، 74 زبون قام بدفع كل قروضه السابقة، 31 زبون لديه تأخر في دفع قروضه وأخيراً 62 زبون لازالت لديه مستحقات لدفعها (الملحق رقم 02)، نمر إلى المتغير الثاني الخاص ب الغرض من القرض ولدينا: 125 زبون من أجل تجهيز المنزل بالأجهزة الكهربائية، 61 زبون من أجل تهيئة المنزل، و 114 زبون من أجل قرض شراء دراجة نارية (الملحق رقم 03)، فيما يلي تفاصيل المتغير الخاص بالدخل الخاص بالزبون: حيث كان يتراوح بين كأقل قيمة 25000 دج وأعلى قيمة 125000 دج (الملحق رقم 04)، أما بالنسبة لمتغير الجنس فكان لدينا فقد كان التقسيم كالتالي : 158 ذكر و 142 أنثى (الملحق رقم 05)، فيما يخص متغير قيمة القرض: فأقل قيمة كانت 180000 دج و أعلى قيمة كانت 1800000 دج (الملحق رقم 06)، بالنسبة لمتغير العمر فقد كان يتراوح هذا الأخير بين 20 سنة و 71 سنة (الملحق رقم 07)، فيما يخص متغير ملكية المنزل بالنسبة للزبون فتوضح لدينا: 74 زبون يملك المنزل، بينما 131 سكن ايجار و 95 سكن مجاني ليس بمالك وليس بسكن

إيجار (الملحق رقم 08)، نمر إلى متغير مدة الأجر فكانت تتراوح بين 3 سنوات و 7 سنوات (الملحق رقم 09)، وفي الأخير المتغير الخاص بتصنيف الزبون هل كان جيد أو سيء بالنسبة للقرض ونجد 192 زبون صنّف كجيد بالنسبة للقرض و 108 زبون سيء بالنسبة للقرض (الملحق رقم 10).

II-2-3 نتائج الدراسة

عملية التصنيف تقوم على جمع مجموعة من البيانات وفق متغيرات مشتركة على شكل فئات، ولتحقيق هذا المبتغى تتوفر هذه التقنية (التنقيب على البيانات) على العديد من خوارزميات التصنيف نذكر منها المستعملة في دراستنا:

- خوارزمية بايز الساذج؛
- خوارزمية شبكة البيزية،
- خوارزمية شجرة القرار j48.

ونهدف من خلال هذه الخوارزميات لانشاء نموذج للتنبؤ بالحالات الجديدة الغير معروفة والتي تتمثل في دراستنا بالزبائن الطالبين للقرض وكانت النتائج كما يلي:

II-2-3-1 تدريب النموذج بالاعتماد على تقنية التحقق المتقاطع Cross validation

يعد التحقق المتقاطع طريقة لاختبار مدى جودة عمل النموذج التنبئي ويمنعه من أن يكون شديد التخصص في البيانات التي تم التدريب عليها، تتضمن هذه العملية تقسيم مجموعة من المعلومات إلى مجموعات أصغر ، وتدريب نظام على بعض البيانات ، ثم التحقق من مدى جودة أدائه على بقية البيانات، تتكرر هذه العملية عدة مرات ، مع استخدام مجموعات مختلفة للتدريب والاختبار في كل دور، الهدف هو الحصول على تخمين أفضل مدى نجاح النموذج في العمل على البيانات التي لم يرها من قبل (Gunasegaran، 2017، صفحة 90)

II-2-3-2 نتائج التصنيف بتطبيق خوارزمية شجرة القرار j48

بعد تطبيق خوارزمية J48 باستخدام برنامج weka على العينة محل الدراسة كانت النتائج كما هي فالجدول الموالي :

الجدول 05 : نتائج خوارزمية شجرة القرار J48

```

=== Stratified cross-validation ===
=== Summary ===

Correctly Classified Instances      243           81 %
Incorrectly Classified Instances    57           19 %
Kappa statistic                    0.58
Mean absolute error                 0.2195
Root mean squared error             0.3933
Relative absolute error             47.5951 %
Root relative squared error         81.9316 %
Total Number of Instances          300
    
```

المصدر: مخرجات برنامج Weka

نلاحظ من الجدول السابق احصائية Kappa والتي تبلغ قيمتها 0.58، والتي تشير إلى أن هناك مستوى معتدل من الاتفاق بين التصنيفات المتوقعة بواسطة النموذج والفئات الفعلية للبيانات، وتشير قيمة المعامل إلى أن النموذج يعمل بشكل جيد ولكن قد يكون هناك بعض سوء التصنيف أو التباين في تنبؤاته، وهذا ما يؤكد كل من نسب التصنيف الصحيح وغير الصحيح، حيث بلغت نسبة التصنيف الصحيح 81 بالمئة ما يعادل 243 زبون مصنف بشكل صحيح، بينما هناك 19 بالمئة من الزبائن مصنفة بشكل خطأ ما يقارب 57 زبون.

II-2-3- نتائج التصنيف بتطبيق خوارزمية الشبكة العصبية:

بعد تطبيق خوارزمية الشبكة العصبية باستخدام برنامج weka على العينة محل الدراسة كانت النتائج كما هي فالجدول الموالي :

الجدول 06 : نتائج خوارزمية الشبكة العصبية

```

=== Stratified cross-validation ===
=== Summary ===

Correctly Classified Instances      241           80.3333 %
Incorrectly Classified Instances    59           19.6667 %
Kappa statistic                    0.558
Mean absolute error                 0.2743
Root mean squared error             0.3651
Relative absolute error             59.4814 %
Root relative squared error         76.0509 %
Total Number of Instances          300
    
```

المصدر: مخرجات برنامج Weka

نلاحظ من الجدول السابق احصائية Kappa والتي تبلغ قيمتها 0.55، والتي تشير إلى أن هناك مستوى معتدل من الاتفاق بين التصنيفات المتوقعة بواسطة النموذج والفئات الفعلية للبيانات، وتشير قيمة المعامل إلى أن النموذج يعمل بشكل جيد ولكن قد يكون هناك بعض سوء التصنيف أو التباين في تنبؤاته، وهذا ما يؤكد أنه كل من نسب التصنيف الصحيح وغير الصحيح، حيث بلغت نسبة التصنيف الصحيح 80.33 بالمئة ما يعادل 241 زبون مصنف بشكل صحيح، بينما هناك 19.66 بالمئة من الزبائن مصنفيين بشكل خطأ ما يقارب 59 زبون

II-2-3-4 نتائج التصنيف بتطبيق خوارزمية بايز الساذج

بعد تطبيق خوارزمية بايز الساذج باستخدام برنامج weka على العينة محل الدراسة كانت النتائج كما هي فالجدول الموالي :

الجدول 07: نتائج خوارزمية بايز الساذج

=== Stratified cross-validation ===		
=== Summary ===		
Correctly Classified Instances	206	68.6667 %
Incorrectly Classified Instances	94	31.3333 %
Kappa statistic	0.3662	
Mean absolute error	0.3162	
Root mean squared error	0.4167	
Relative absolute error	68.5794 %	
Root relative squared error	86.8041 %	
Total Number of Instances	300	

المصدر: مخرجات برنامج Weka

نلاحظ من الجدول السابق احصائية Kappa والتي تبلغ قيمتها 0.36، والتي تشير إلى أن هناك مستوى منخفض من الاتفاق بين التصنيفات المتوقعة بواسطة النموذج والفئات الفعلية للبيانات، وتشير قيمة المعامل إلى أن النموذج أداء النموذج ضعيف حيث سيكون هناك سوء التصنيف و تباين في تنبؤاته، وهذا ما يؤكد أنه كل من نسب التصنيف الصحيح وغير الصحيح، حيث بلغت نسبة التصنيف الصحيح 68.66 بالمئة ما يعادل 206 زبون مصنف بشكل صحيح، بينما هناك 31.33 بالمئة من الزبائن مصنفيين بشكل خطأ ما يقارب 94 زبون

II-2-3-5 اختيار الخوارزمية المثلى للتصنيف

يمثل الجدول الموالي مؤشرات الأداء الخاصة بالخوارزميات الثلاث والتي على أثرها سيتم المفاضلة بينها :

الجدول 08 : مؤشرات تقييم الخوارزميات الثلاث

المؤشر	خوارزمية J48	خوارزمية الشبكة البايزية	خوارزمية بايز الساذج
مؤشر الحساسية	0.810	0.803	0.687
مؤشر نسبة الخطأ FP	0.241	0.265	0.294
مؤشر الدقة	0.808	0.801	0.719
F-Measure	0.808	0.799	0.693
MCC	0.581	0.563	0.378
ROC Area	0.842	0.863	0.819
PRC Area	0.825	0.875	0.832

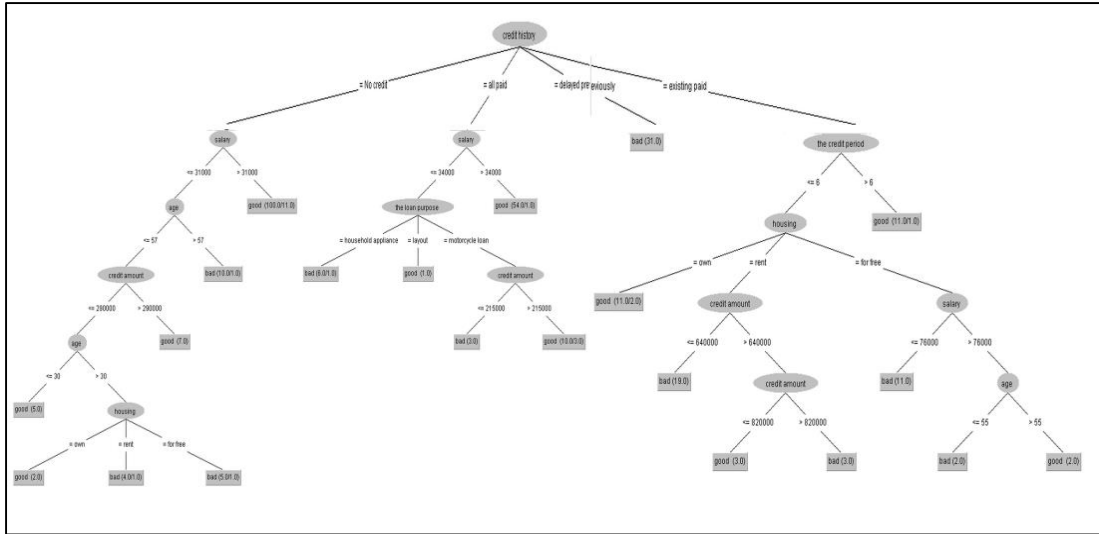
المصدر: من اعداد الطالب بالاعتماد على برنامج Weka

من خلال الجدول نلاحظ أن أعلى قيمة للتصنيف الصحيح تعود إلى خوارزمية J48 وبالتالي فهذه الأخيرة تعتبر الخوارزمية المثلى في حالتنا وفي مؤسستنا لتصنيف الزبون هل هو جيد للاستفادة من القرض أو لا

II-2-3-6 رسم التخطيطي لشجرة القرار

فيما يلي الرسم التخطيطي لشجرة القرار المحصل عليها بالاعتماد على خوارزمية J48:

الشكل 21: شجرة اتخاذ القرار J48



المصدر: مخرجات برنامج Weka

II-2-3-7 التنبؤ بالحالات الجديدة للزبائن المقبلين على القرض

للتحقق من جودة النموذج المحصل عليه قمنا باختباره على 5 حالات من الزبائن التي نعرف نتائجها مسبقا وكانت النتائج كما يلي :

يمثل الشكل رقم 21 شجرة اتخاذ القرار المحصل عليها من خوارزمية J48 للتصنيف، والتي بواسطتها سنتنبأ بوضعية الزبائن الجدد طالبي القرض

يوضح الشكل شجرة القرار التي يتبعها متخذي القرار في المؤسسة محل الدراسة لتحديد سلوك الزبون أو التنبؤ بسلوكه، حيث تأخذ الشجرة بعين الاعتبار كل الحالات، وبتطبيقها على الحالات الممثلة في الجدول الموالي نتحصل على ما يلي:

الجدول 09: نتائج التنبؤ بشجرة القرار J48 خارج العينة

حالة القروض السابقة	الهدف من القرض	الدخل الشهري	الجنس	قيمة القرض	السن	حالة السكن	عدد سنوات دفع القرض	التصنيف الحقيقي	التصنيف المتوقع
لديه مستحقات للدفء	شراء دراجة نارية	25000	ذكر	340000	28	مالك للسكن	3	سيء	جيد
تأخير في دفع المستحقات	تجهيز المنزل اجهزة كهربومنزلية	25000	أنثى	280000	30	سكن ايجار	4	سيء	سيء

تم دفعه كله	تجهيز المنزل اجهزة كهربومنزلية	60000	أثنى	640000	39	سكن ايجار	4	جيد	جيد
ليس لديه قروض سابقة	تهيئة المنزل	59000	ذكر	890000	60	مالك للسكن	5	جيد	جيد
لديه مستحقات للدفع	تهيئة المنزل	82000	ذكر	600000	54	مجاني	6	سيء	سيء

المصدر: من اعداد الطالب بالاعتماد على مخرجات برنامج Weka

من خلال الجدول لدينا 5 حالات خارج العينة، قمنا بالتنبؤ بسلوك كل حالة بناء على شجرة اتخاذ القرار j48 وكانت تقريبا كل النتائج متطابقة ما عدا الحالة الأولى حيث التصنيف الحقيقي صنف الزيتون كسيء، وبناء على شجرة القرار صنف كجيد

II-2-4 تحليل نتائج الدراسة

تم تطبيق 3 خوارزميات تصنيف مختلفة و هي كل من : شجرة القرار خوارزمية j48، خوارزمية بايز الساذج، خوارزمية الشبكة البيزية ، اعتمادا على برنامج Weka وبأخذ عينة من الزبائن من 300 زبون تتوفر فيها كل المتغيرات ولدينا عليها فكرة مسبقة عن سلوكها اتجاه القرض، حيث تم التصنيف على أساس هل كان الزيتون جيد بالنسبة للقرض (good) أو سيء (Bad)، وقد تم تدريب السلسلة بالاعتماد على تقنية التحقق المتقاطع ، وتم التحصل على النتائج التالية:

بناء على معيار التصنيف الصحيح تم المفاضلة بين الخوارزميات الثلاث، وعادت أعلى قيمة للتصنيف الصحيح لخوارزمية J48 لشجرة القرار بقيمة 81 %، و لتقييم أداء نموذج هذه الأخيرة كانت مؤشرات النموذج كما يلي:

- معامل kappa كان مساو ل0.58 وهذا ما دل على توافق بين التصنيفات المتوقع بها و التصنيفات الفعلية للزبان، إلى أنه يشير كذلك إلى كفاءة النموذج في التصنيف إلا أنه قد يتخلله شيء من الخطأ؛
- أما نسبة التصنيف الصحيحة للنموذج فقد بلغت 81 % أي ما يقابل 243 زبون مصنف بطريقة صحيحة، وهذه النسبة هي التي أشار إليها مؤشر الحساسية، والذي يشير بدوره إلى قدرة النموذج لاكتشاف التصنيفات الصحيحة
- نسبة التصنيف الخاطئة بلغت 19% أي ما يقابل 57 زبون مصنف بطريقة خاطئة؛

- أما بالنسبة لمؤشر نسبة الخطأ FP Rate فقد بلغت قيمته 0.24 أي ما يقارب 24 بالمئة من الحالات السلبية تم تصنيفها بطريقة خاطئة
 - مؤشر الدقة بلغت قيمته 0.808 وهي القيمة التي أشارت إليها F-measure والذي يشير بدوره إلى أداء النموذج، أي 80.8% من الحالات التي تم توقعها على أنها إيجابية هي فالحقيقة إيجابية فعلا، بينما 19.2% المتبقية هي إيجابية لكن خاطئة
 - مؤشر Roc Area وبلغت قيمته 0.842 والتي تشير إلى أن النموذج قادر على التمييز بين الحالات الإيجابية والسلبية بشكل معقول، مع وجود احتمالية 84.2% بأن يتم تصنيف حالة إيجابية تم اختيارها عشوائيا بشكل صحيح على حالة سلبية
 - مؤشر PRC Area والذي بلغت قيمته 0.825 وتشير إلى أن النموذج لديه توازن جيد بين الدقة والاستدعاء للتمييز بين الحالات الإيجابية والسلبية
- بعد الحصول على الشكل النهائي لشجرة القرار والتي يتمثل حجمها في 36 متكونة من 21 ورقة، بينما العقدة الأساسية كانت متمثلة في : القروض السابقة للزبون (Credit history)
- قمنا باستخدام هذه الأخيرة للتنبؤ بسلوك الزبائن طالبي القرض، عينة مكونة من 5 زبائن خارج العينة المستخدمة سابقا، وكانت النتيجة مرضية حيث تم تصنيف 4 من خمسة بطريقة جيدة
- فيما يلي سنحاول ربط العلاقة بين هذه المنهجية والأداء التسويقي للمؤسسة المصرفية:
 - أ- تساهم هذه المنهجية بالتنبؤ المسبق بسلوك الزبون طالب القرض بالمؤسسة البنكية، ما يعطي لمتخذي القرار وهم مستشاري الزبائن بأخذ فكرة مسبقة عن سلوك هذا الفرد وبالتالي **تحسين وترشيد اتخاذ القرارات**؛ حيث يسمح لمتخذ القرار بالرفض في الحالات التي تشير إلى أن زبون سيكون سيء بالنسبة للقرض، وهنا سيقفل من مخاطر التعرض لعملاء غير قادرين على دفع القروض ويحسن من جودة عملاء البنك
 - ب- من خلال اعطاء فكرة مسبقة عن سلوك الزبون يمكن تحديد العملاء اللذين يميلون لسداد القرض وبالتالي هذا يتيح الفرصة لمستشاري البنك **بتخصيص عروض تسويقية** لهؤلاء بشكل أفضل، مما يزيد من فرص الاستجابة ورفع الأرباح
 - ت- عندما يتم قبول ملفات الزبائن طالبي القرض الذين لدينا فكرة مسبقة أنهم سيدفعون مستحقات القرض، سيشعرون **بالرضا** وأن البنك يفهم احتياجاتهم ويقدم لهم فرصا مناسبة وهذا ما يوطد العلاقة بين البنك وزبائنه

- ث- يمكن البنك من توجيه جهوده التسويقية فمكان أن تكون بنفس الطريقة نحو كل العملاء، يوجهها بشكل أفضل نحو الزبائن الذين يظهرون سلوكا جيدا ونية في تسديد القرض، وهذا ما يؤدي إلى تقليل كلفة التسويق ويزيد من كفاءته وفعالته
- ج- اعتماد مستشاري البنك على هذه المنهجية سيقبل من مخاطر العملاء الذين لا يقومون بتسديد القروض، وبالتالي سيحافظ البنك على أداء مالي ايجابي

III- التنبؤ الكمي بالقيمة الشهرية للقروض المستقبلية باستخدام منهجية النماذج الرمادية

III-1 أداة الدراسة

في هذه الدراسة سنسعى للتنبؤ بالقروض التي تعطيها البنك كل شهر، بالاعتماد على منهجية النماذج الرمادية، فيما يلي سنتعرف على المنهجية وعلى مختلف مراحلها

III-1-1 تعريف النماذج الرمادية

تستخدم النماذج الرمادية للتنبؤ في حالة عينة صغيرة، حيث 4 معطيات تكفي لتقدير النموذج، وكذلك في حالة معلومات ضعيفة أو غير مستقرة، وقد تم اقتراح نظرية النماذج الرمادية أول مرة من قبل العالم الصيني دينغ في الثمانينات ، التسمية الأصلية باللغة الإنجليزية Gray model والنموذج الشائع هو نموذج GM(1,1) (Qian، 2020، صفحة 3)

III-1-2 خطوات التنبؤ باستخدام النماذج الرمادية GM (1, N)

يمثل GM(1,N) النموذج الرمادي من الدرجة الأولى والذي يحتوي على N متغير، بما في ذلك (N-1) من المتغيرات المستقلة، ومتغير تابع واحد، وتمثل خطواته فيما يلي (Luo، 2020، صفحة 3606):

- لتكن السلسلة الأصلية على النحو التالي:

$$Y_i^{(0)} = \{Y_i^{(0)}(1), Y_i^{(0)}(2), \dots, Y_i^{(0)}(m)\}, (i=1, 2, \dots, N)$$

بعد تحديد متغيرات الدراسة من متغير تابع ومتغيرات مستقلة، يتم تطبيق النموذج عبر 3 مراحل؛ عملية التوليد المتراكمة، تحديد معالم القيادة، وأخيرا التنبؤ باستخدام عملية التوليد المتراكمة العكسية

المرحلة الأولى: عملية التوليد المتراكمة

يرمز بـ $Y_i^{(1)}$ للسلسلة المحصل عليها بعد اجراء عملية التوليد من الدرجة الأولى والتي يرمز لها بـ (1-AGO) وذلك بناء على المعادلتين التاليتين:

$$Y_i^{(1)} = \{Y_i^{(1)}(1), Y_i^{(1)}(2), \dots, Y_i^{(1)}(m)\}$$

$$Y_i^{(1)} = \sum_{j=1}^t y_i^{(0)}(j) \quad t=1,2,\dots, m \quad (22)$$

المرحلة الثانية: تحديد معلمات القيادة

لتكن المعادلة التفاضلية للنموذج GM(1,N) كما يلي :

$$\frac{dy_1^{(1)}(k)}{dt} + ay_1^{(1)}(k) = \sum_{i=2}^n b_i y_i^{(1)}(k) \quad (23)$$

انطلاقاً من المعادلة السابقة يمكن الحصول على المعادلة التفاضلية النهائية للنموذج الرمادي GM(1,N):

$$Y_1^{(0)}(k) + az_1^{(1)}(k) = \sum_{i=2}^n b_i y_i^{(1)}(k) \quad (24)$$

حيث $Z_1^{(1)}(k)$ يعبر عليها بالعبارة التالية:

$$Z_1^{(1)}(k) = \frac{y_1^{(1)}(k) + y_1^{(1)}(k-1)}{2} \quad (25)$$

- حيث تشير a إلى المعامل النامي أو المطور .

- و تشير b_i إلى المعامل القائد أو المسيطر .

وتمثل قيمة b_i مدى تأثير قيمة المتغير المستقل عند النقطة i على المتغير التابع ، إذا كانت b_i أكبر من 0 ، يعني أنه كل زيادة في المتغير المستقل i تؤثر بالإيجاب على المتغير التابع، وفي حالة العكس عندما تكون b_i أصغر من الصفر فإن أي زيادة في المتغير المستقل i تؤثر بالسلب على المتغير التابع .

في النماذج الرمادية GM(1,N) يتم الحصول على P_n والذي يمثل شعاع المكون للمعلمات القائدة، و

المعامل النامي وفق المعادلات التالية:

For $m = N + 1$

$$P_N = (a, b_2, \dots, b_n)^T = B^{-1}Y_n$$

For $m > N + 1$

$$P_N = (B^T B)^{-1} B^T Y$$

For $m < N + 1$

$$P_N = B^T (B^T B)^{-1} Y_n$$

حيث يمكن التعبير عن B بالمصفوفة التالية:

$$B = \begin{bmatrix} -z_1^1(2) & y_1^1(2) & \dots & \dots & y_n^1(2) \\ -z_1^1(3) & y_1^1(3) & \dots & \dots & y_n^1(3) \\ -z_1^1(m) & y_1^1(m) & \dots & \dots & y_n^1(m) \end{bmatrix}$$

$$Y_n = \begin{pmatrix} y_1^{(0)}(2) \\ \vdots \\ \vdots \\ y_1^{(0)}(m) \end{pmatrix}$$

المرحلة الثالثة: التنبؤ بالقيم المستقبلية وذلك اعتمادا على دالة التوليد العكسية

بعد الحصول على المعلمات a و b يمكن كتابة معادلة التنبؤ الخاصة بالنموذج الرمادي GM(1,N) على

النحو التالي:

$$\hat{y}(k+1) = (y_1^{(0)}(1) - \sum_{i=2}^{n-1} \frac{b_i y_i^{(1)}(k+1)}{a}) e^{-at} + \sum_{i=2}^{n-1} \frac{b_i y_i^{(1)}(k+1)}{a} \quad (26)$$

وبالاعتماد على المعادلة العكسية لدالة التوليد يتم الحصول على قيمة المتنبؤ بها عند اللحظة K+1 وذلك من

خلال العبارة التالية:

$$\hat{y}_1^{(0)}(k+1) = \hat{y}_1^{(0)}(k+1) - \hat{y}_1^{(1)}(k) \quad (27)$$

III-1-3 قياس جودة النموذج

يتم قياس جودة النموذج حسب المعايير التالية :

الجدول 10 : معايير قياس جودة النموذج

معدل الخطأ اللاحق (c)	احتمالية الخطأ (p)	درجة دقة التنبؤ
$0.35 \geq c$	$p \geq 0.95$	ممتاز
$0.50 \geq c > 0.35$	$0.95 > p \geq 0.80$	كفؤ
$0.65 \geq c > 0.50$	$0.80 > p \geq 0.70$	بالكاد مؤهل
$c > 0.65$	$0.70 > p$	غير مؤهل

المصدر : (Yang، 2018، صفحة 02)

تشير P إلى احتمال الخطأ المتبقي الصغير ويتم حسابها حسب العبارة التالية :

$$P = P\{|\Delta^0(i) - \bar{\Delta}^0| < 0.6745S_1\} \quad (28)$$

حيث:

$$\Delta^0(i) = |X^0(i) - \bar{X}^0|_{i=1, \dots, n} \quad (29)$$

و

$$S_1 = \sqrt{\frac{\sum (X^0(i) - \bar{X}^0)^2}{n-1}} \quad (30)$$

ومن الجدول السابق نلاحظ أنه كلما اقترب P من الواحد كلما كان النموذج كفؤاً للتنبؤ

أما C فيشير إلى نسبة التباين ويتم حسابه حسب المعادلة التالية:

$$C = \frac{S_2}{S_1} \quad (31)$$

III-1-4 معايير المفاضلة بين أكثر من نموذج

للمقارنة بين النموذجين سنعمد على المقارنة بين مقاييس جودة النموذج التالية:

- **MSE**: متوسط الخطأ التربيعي: يشير هذا المقياس إلى مدى اقتراب مجموعة من النقاط من خط الانحدار، ويتم عن طريق أخذ مسافات النقاط إلى خط الانحدار، تربيعها وذلك لإزالة أي علامة سلبية ومن ثم قسمتها على عدد النقاط، وتعطى عبارته بالشكل التالي:

$$MSE = \sum_1^n \frac{(Y_t - Y_{pt})^2}{n} \quad (32)$$

- **RMSE**: الجذر المتوسط لمربع الخطأ: ويعرف أيضا بالمتوسط من الدرجة الثانية، وهو مقياس إحصائي للكميات المتفاوتة، وعبارته كما يلي :

$$RMSE = \sqrt{\sum_1^n \frac{(Y_t - Y_{pt})^2}{n}} \quad (33)$$

- **MAE**: متوسط الخطأ المطلق: وهو مؤشر على عدم اليقين في القياس، ويعبر عنه بالعبرة الموالية:

$$MAE = \sum_1^n \frac{|Y_t - Y_{pt}|}{n} \quad (34)$$

III-2 بيانات الدراسة:

يمثل الجدول الموالي البيانات المستخدمة في دراستنا المجمع من المؤسسة محل الدراسة الممثلة في الوكالة البنكية سوسيتي جينيرال:

الجدول 11: القيمة التراكمية الشهرية للقروض

الأشهر	X1	X2	X3	Y
جانفي 2022	12,71442644	3,11907107	5,238142147	21,07164
فيفري 2022	30,27890689	4,54648448	11,09296896	45,91836
مارس 2022	47,49861074	6,41643512	17,83287025	71,74792
أفريل 2022	69,3511699	10,225195	26,45038997	106,0268
ماي 2022	84,9158499	11,8193083	36,63861663	133,3738
جوان 2022	103,7785479	13,9630913	43,92618265	161,6678
جويلية 2022	127,4300114	16,9050019	52,81000381	197,145
أوت 2022	153,8827095	20,3137849	62,62756982	236,8241
سبتمبر 2022	177,9564415	22,4927402	72,98548049	273,4347

أكتوبر 2022	204,4114698	23,5685783	79,13715658	307,1172
نوفمبر 2022	225,8696462	26,9782744	86,95654873	339,8045
ديسمبر 2022	249,8799986	29,6466664	95,29333285	374,82

المصدر: من اعداد الطالب بالاعتماد على بيانات بنك سوسيتي جينيرال تلمسان

البيانات عبارة عن بيانات تراكمية شهرية للقروض التي تعطيها البنك للزبائن، ممتدة من شهر جانفي 2022 إلى شهر ديسمبر 2022 وهي ممثلة كالتالي:

X1: يمثل قروض تراكمية الشهرية الأجهزة الكهرومنزلية ب (المليون دينار جزائري) ؛

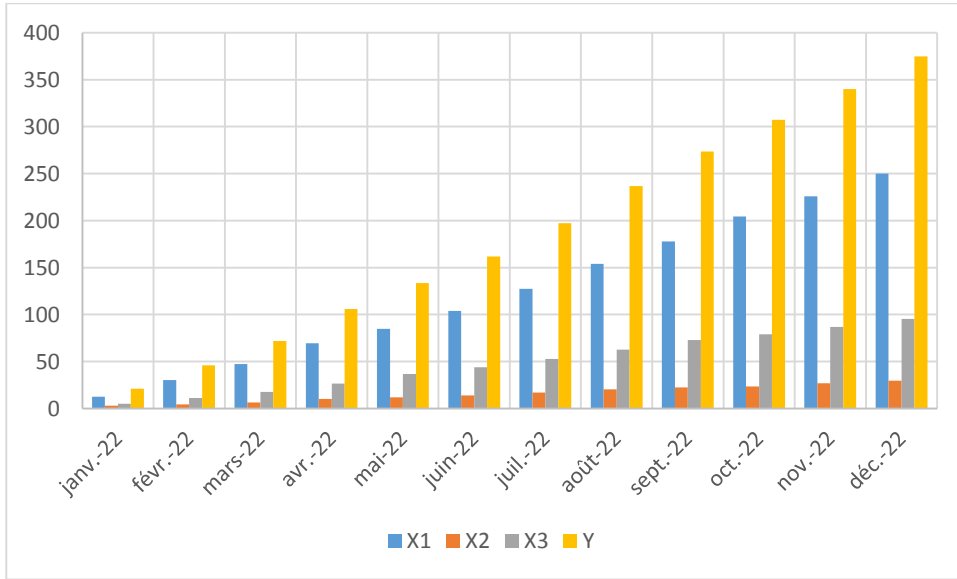
X2: قروض تراكمية الشهرية الدراجات نارية ب (المليون دينار جزائري) ؛

X3: قروض تراكمية الشهرية التهيئة العمرانية ب (المليون دينار جزائري) ؛

Y: يمثل مجموع القروض تراكمية الشهرية ب (المليون دينار جزائري) ؛

أكبر حصة من القروض راجعة لقروض الكهرومنزلية حيث تمثل نسبة 66.66% من اجمالي القروض لسنة 2022، تليها قروض التهيئة العمرانية ب 25.4% وأخيرا قروض دراجات النارية بنسبة 7.90%، وهذا ما يظهر لنا فالشكل الموالي :

الشكل 22: التمثيل البياني لقروض البنك التراكمية



المصدر: من اعداد الطالب بالاعتماد على برنامج EXCEL

كما تمثل الأعمدة باللون الأزرق أعلى نسبة وهي راجعة للقروض التي تعطيها البنك للزبائن بهدف التجهيزات الكهرومنزلية، تليها باللون الرمادي الراجعة لقروض التهيئة العمرانية، وأخيرا باللون البرتقالي لقروض الدراجات النارية

انطلاقا من هذه المعطيات التراكمية يمكن استنتاج المعطيات الشهرية وذلك بالعملية العكسية فيتشكل لدينا الجدول التالي:

وهي كالتالي:

X'1: قروض شهرية الأجهزة الكهرومنزلية ب (المليون دينار جزائري)؛

X'2: قروض شهرية الدراجات نارية ب (المليون دينار جزائري) ؛

X'3: قروض شهرية التهيئة العمرانية ب (المليون دينار جزائري) ؛

Y': مجموع القروض شهرية ب (المليون دينار جزائري).

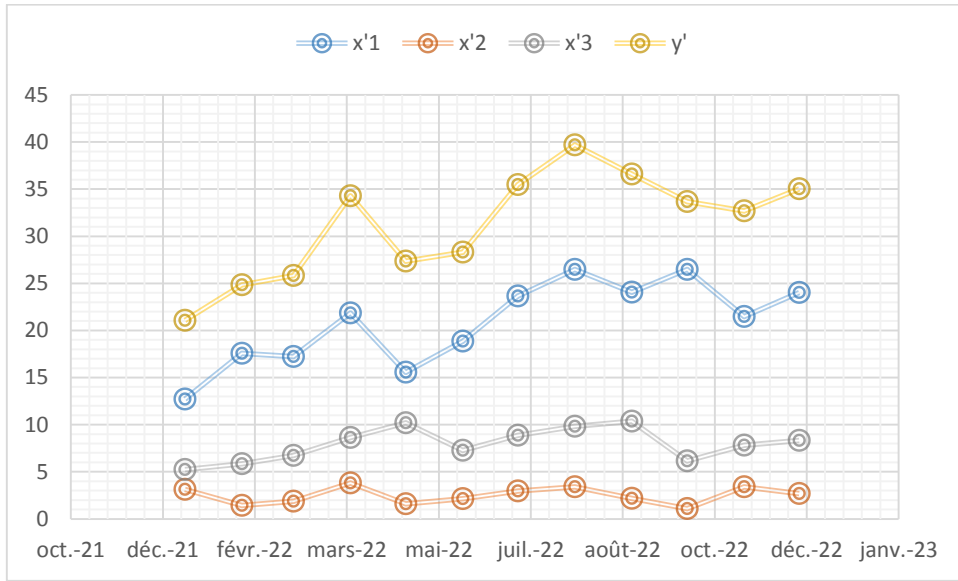
الجدول 12: بيانات القروض الشهرية لكل شهر

month	X'1	X'2	X'3	Y'
جانفي 2022	12,71443	3,119071	5,238142	21,07164
فيفري 2022	17,56448	1,427413	5,854827	24,84672
مارس 2022	17,2197	1,869951	6,739901	25,82956
أفريل 2022	21,85256	3,80876	8,61752	34,27884
ماي 2022	15,56468	1,594113	10,18823	27,34702
جوان 2022	18,8627	2,143783	7,287566	28,29405
جويلية 2022	23,65146	2,941911	8,883821	35,4772
أوت 2022	26,4527	3,408783	9,817566	39,67905
سبتمبر 2022	24,07373	2,178955	10,35791	36,6106
أكتوبر 2022	26,45503	1,075838	6,151676	33,68254
نوفمبر 2022	21,45818	3,409696	7,819392	32,68726
ديسمبر 2022	24,01035	2,668392	8,336784	35,01553

المصدر: من اعداد الطالب بالاعتماد على بيانات بنك سوسيتي جينيرال تلمسان

وتمثل الشكل الموالي التمثيل البياني للسلسلات القروض الشهرية:

الشكل 23: التمثيل البياني لسلاسل القروض الشهرية



المصدر: من اعداد الطالب بالاعتماد على برنامج Excel

من الشكل ومن الجدول السابق نلاحظ أنه أعلى قيمة للقرض الاستهلاكي أجهزة كهربومنزلية، كانت في شهر أكتوبر بقيمة 26.45 مليون دينار جزائري، أما بالنسبة لقرض الدراجات النارية فأعلى قيمة كانت شهر مارس بقيمة 3.80 مليون دينار جزائري، أما بالنسبة لقرض التهيئة العمرانية فأعلى قيمة كانت في شهر سبتمبر بقيمة 10.35 مليون دينار جزائري، أما بالنظر إلى السلسلة الجمالية للقروض فنلاحظ أن أكبر قيمة كانت في شهر أوت بقيمة 39.67 مليون دينار جزائري

III-3 مراحل الدراسة

تظهر النماذج الرمادية كفاءة أعلى في البيانات التي تكون ذات اتجاه متزايد أو متناقص لذلك أخذنا القيم التراكمية الشهرية الممتدة من شهر جانفي 2022 إلى شهر ديسمبر 2022 بهدف بناء نموذج للتنبؤ بالقيم المستقبلية لسنة 2023، تم الاعتماد على برنامج ماطلاب 2012، يمثل الشكل الموالي مختلف مراحل دراستنا

الشكل 24: مراحل دراستنا التطبيقية باستخدام النماذج الرمادية



المصدر: من اعداد الطالب

في المرحلة الأولى سنعتمد على النموذج الشائع للنماذج الرمادية $GM(1,1)$ وذلك بأخذ سلسلة القروض التراكمية الاجمالية فقط، بالنسبة للنموذج الثاني $GM(1,2)$ فتم أخذ كل من سلسلة القروض التراكمية الاجمالية Y و سلسلة $X1$ التي تمثل القروض التراكمية الشهرية لقروض الأجهزة الالكترومنزلية، أما في النموذج الثالث دائما نفس صيغة النموذج إلا أن المتغير المستقل يتمثل في سلسلة قروض الدراجات النارية $X2$ و بالنسبة للنموذج الرابع فتمثل المتغير المستقل $X3$ في قروض التهيئة العمرانية التراكمية، وبالنسبة للنموذج الخامس و $GM(1,3)$ فأخذ كل من السلسلة الأصلية للقروض الاجمالية التراكمية و سلسلتين سواء $X1$ و $X2$ ، $X3$ و $X2$ أو $X3$ و $X1$ ، الأخير تم الأخذ بكل المتغيرات المستقلة بعين الاعتبار

III-4 نتائج الدراسة

يمثل الجدول الموالي ملخص النتائج المحصل عليها من خلال تطبيق مختلف مراحل المنهجية الرمادية للنتبؤ:

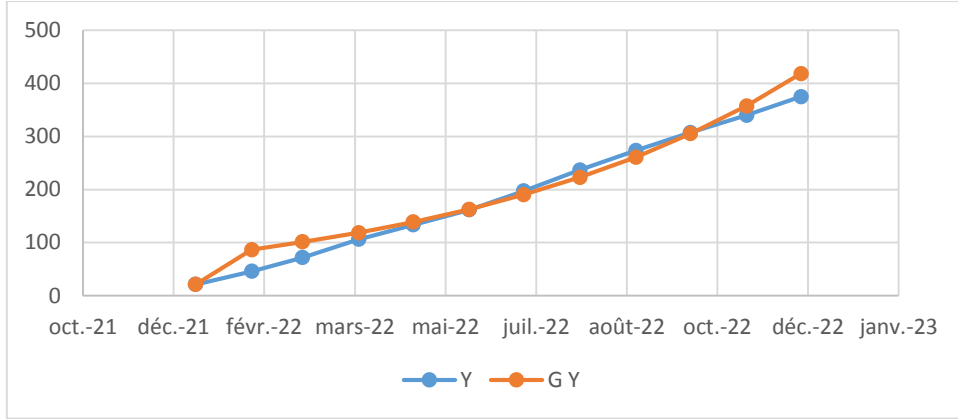
الجدول 13: نتائج تطبيق النموذج الرمادي على بيانات الدراسة

متوسط مربع الخطأ (MSE)	معلومات النموذج		النموذج	متغيرات النموذج
	a	b		
443,1878181	-0.157	76.51	$GM(1,1)$	Y
1266,418497	2.41	3.63	$GM(1,2)$	Y و X1
194,7977034	0.70	9.68	$GM(1,2)$	Y و X2
1007,448569	1.81	7.01	$GM(1,2)$	Y و X3
1091,005719	2.00	[2 ;2 ;2]	$GM(1,4)$	Y و X1, X2, X3
624,6274	1.2729	[1.18 ; 6.66]	$GM(1,3)$	Y و X1, X2
1224,874	2.31	[2.37 ; 2.80]	$GM(1,3)$	Y و X1, X3
1153,49	0.40	[11.96 ; -1.76]	$GM(1,3)$	Y و X2, X3

المصدر: من اعداد الطالب بالاعتماد على مخرجات برنامج ماطلاب

في النموذج الأول نطبق مراحل النموذج الرمادي على السلسلة الأصلية Y فقط اذن لدينا نموذج ذات صيغة $GM(1,1)$ ، والشكل الموالي يبين نتائج النموذج السلسلة الأصلية مع السلسلة المتنبأ بها من طرف النموذج

الشكل 25: التمثل البياني للسلسلة الأصلية Y والسلسلة المتنبأ بها من النموذج $GM(1,1)$

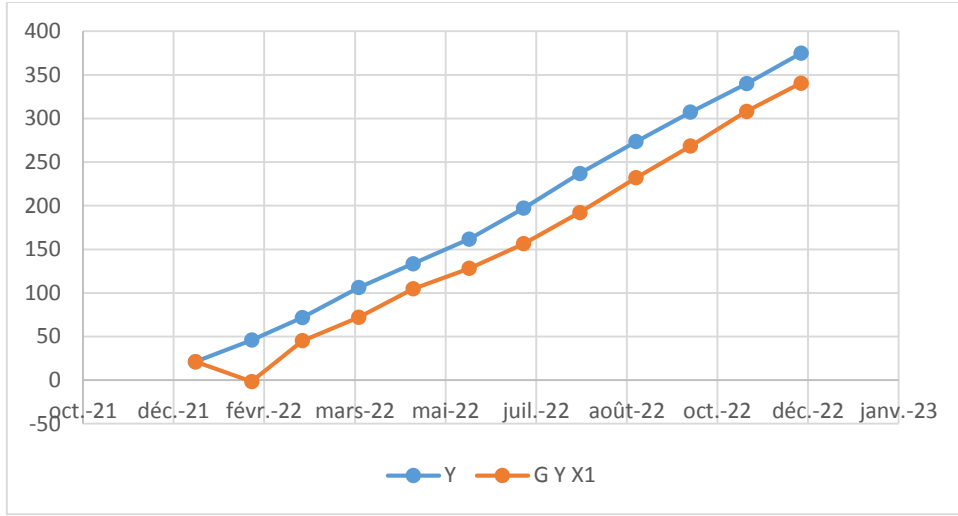


المصدر: من اعداد الطالب بالاعتماد على برنامج Excel

كملاحظة أولية للمنحنيين نلاحظ تطابق بين السلسلتين خاصة في الفترات التالية: جوان 2022 و أكتوبر 2022 تطابق شبه كلي، بينما هناك تباعد بين السلسلتين خاصة عند الفترة الممتدة من جانفي 2022 إلى ماي 2022، حيث كان متوسط مربع الخطأ مساوي لي: 443,1878181

بالنسبة للنموذج الثاني $GM(1,2)$ فأخذنا السلسلة الأصلية Y المراد التنبؤ بقيمتها المستقبلية و محاكات سلوكها بالاستعانة بالتغيرات في السلسلة $X1$ والتي تمثل قروض الأجهزة الكهرومنزلية وكانت النتيجة كما هي ممثلة في الشكل الموالي:

الشكل 26: التمثل البياني للسلسلة الأصلية Y والسلسلة المتنبؤ بها من النموذج GM(1,2) بالأخذ بعين الاعتبار سلسلة X1



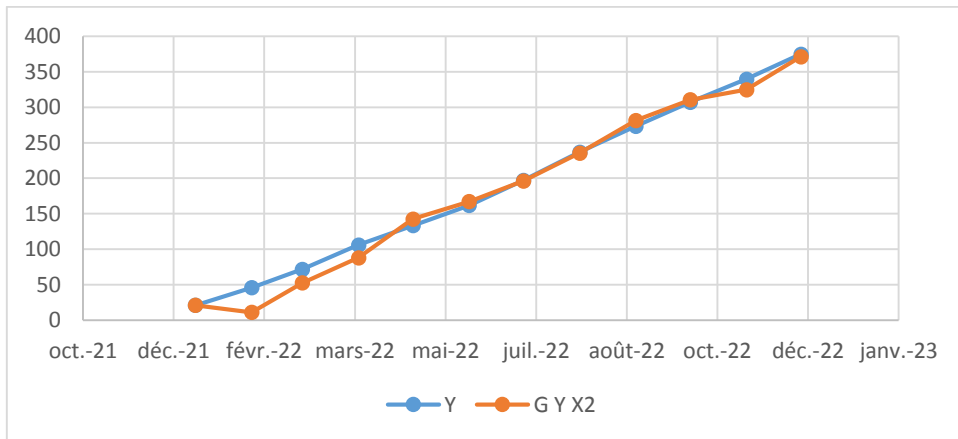
المصدر: من اعداد الطالب بالاعتماد على برنامج Excel

كما يبين لنا المنحنيين هناك تباعد بين السلسلة الأصلية والسلسلة المتنبؤ بها ، حيث كان مربع متوسط

الخطأ بقيمة: **1266,418497**

أما بالنسبة للنموذج الثالث GM(1,2) حيث أخذنا السلسلة الأصلية المراد التنبؤ بها بالإضافة إلى سلسلة قروض الدرجات النارية التي نحاول بواسطتها دعم النموذج لمحاكات سلوك السلسلة الأصلية بأكثر دقة، ويبين لنا الشكل الموالي النتائج الأولية المحصل عليها :

الشكل 27: التمثل البياني للسلسلة الأصلية Y والسلسلة المتنبؤ بها من النموذج GM(1,2) بالأخذ بعين الاعتبار سلسلة X2

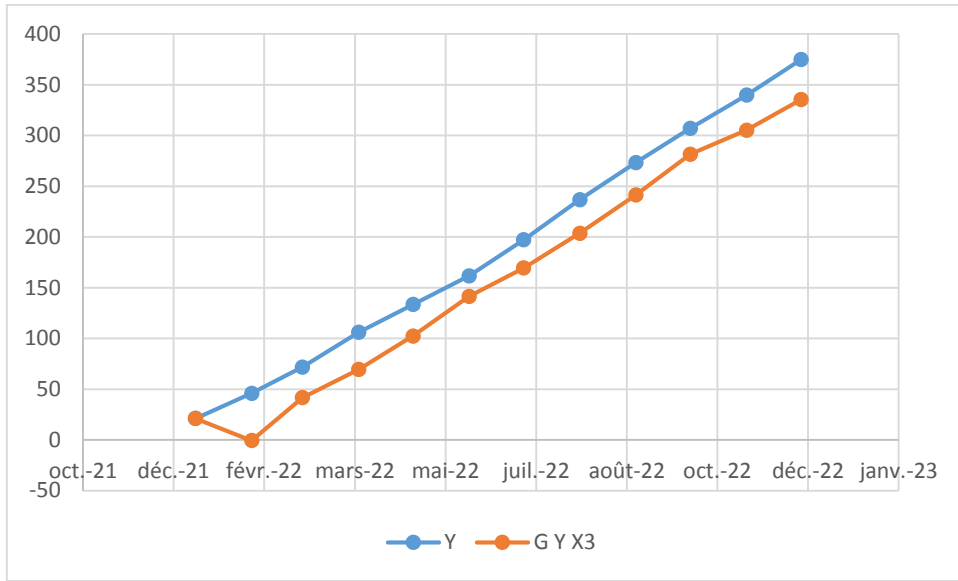


المصدر: من اعداد الطالب بالاعتماد على برنامج Excel

حيث نلاحظ من الشكل تطابق شبه كلي بين منحنى السلسلة الأصلية ومنحنى السلسلة المتنبؤ بها، ما عدا خلال الفترات الأولية وكان معدل مربع الخطأ **194,7977034** وتعتبر أصغر قيمة

أما النموذج الرابع $GM(1,2)$ فقد تم تطبيق النموذج على السلسلة الأصلية بالأخذ بعين الاعتبار التغيرات في سلسلة $X3$ التي تمثل قروض التهيئة العمرانية وتم تمثيل النتائج في الشكل الموالي :

الشكل 28: التمثيل البياني للسلسلة الأصلية Y والسلسلة المتنبؤ بها من النموذج $GM(1,2)$ بالأخذ بعين الاعتبار سلسلة $X3$

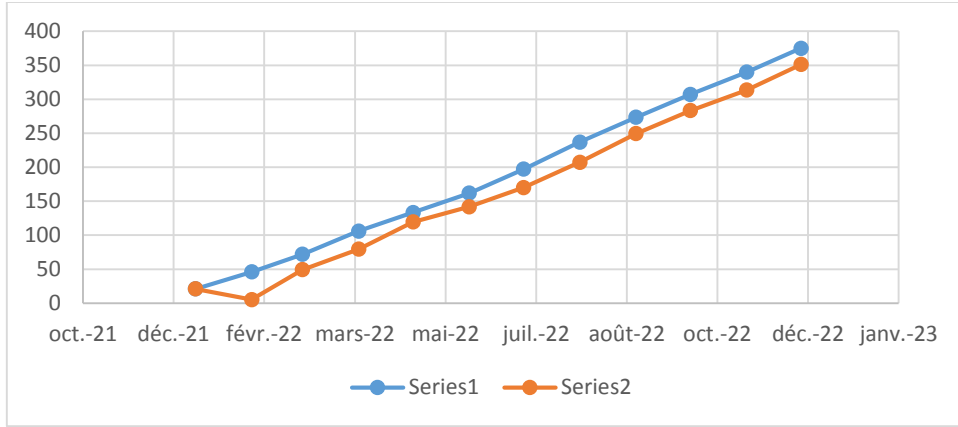


المصدر: من اعداد الطالب بالاعتماد على برنامج Excel

كما يبين الشكل هناك فرق بين قيم السلسلة الأصلية و السلسلة المتنبؤ بها من طرف النموذج حيث كان معدل مربع الخطأ: **1007,448569**

في النموذج الخامس تم تطبيق النموذج على السلسلة الأصلية بالأخذ بعين الاعتبار التغيرات في السلسلة $X1$ و $X2$ ، وكانت النتيجة كما هي مبينة في الشكل الموالي

الشكل 29: التمثيل البياني للسلسلة الأصلية Y والسلسلة المتنبؤ بها من النموذج $GM(1,3)$ بالأخذ بعين الاعتبار سلسلة $X1, X2$

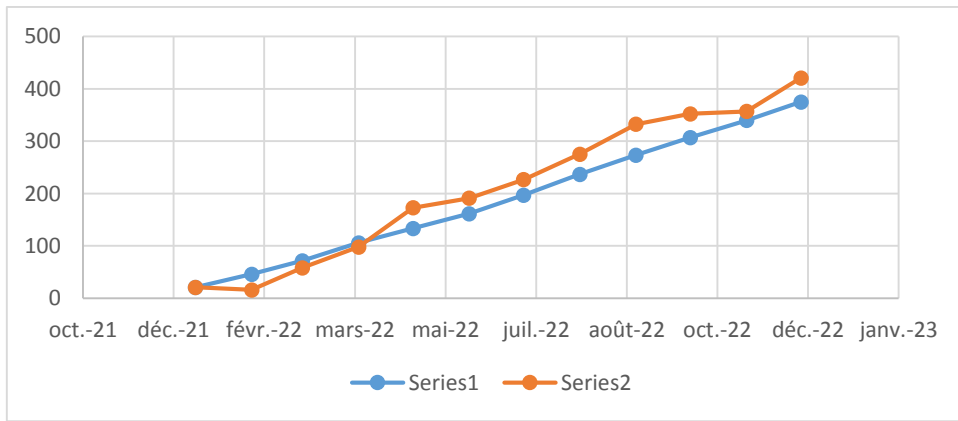


المصدر: من اعداد الطالب بالاعتماد على برنامج Excel

نلاحظ أن هناك تباعد بين المنحنيين طول الفترة، أي أن هناك تباعد بين القيم الحقيقية و القيم المتنبؤ بها، حيث أن معدل مربع الخطأ كان مساو لي 624.62

في الشكل الذي يليه أخذنا كل من السلسلة الأصلية y و السلسلتين $x2$ و $x3$ محاولة لنمذجة سلوك السلسلة الأصلية بالاعتماد على التغيرات في السلسلة $x2$ و $x3$

الشكل 30 : التمثيل البياني للسلسلة الأصلية Y والسلسلة المتنبؤ بها من النموذج $GM(1,3)$ بالأخذ بعين الاعتبار سلسلة $X2, X3$

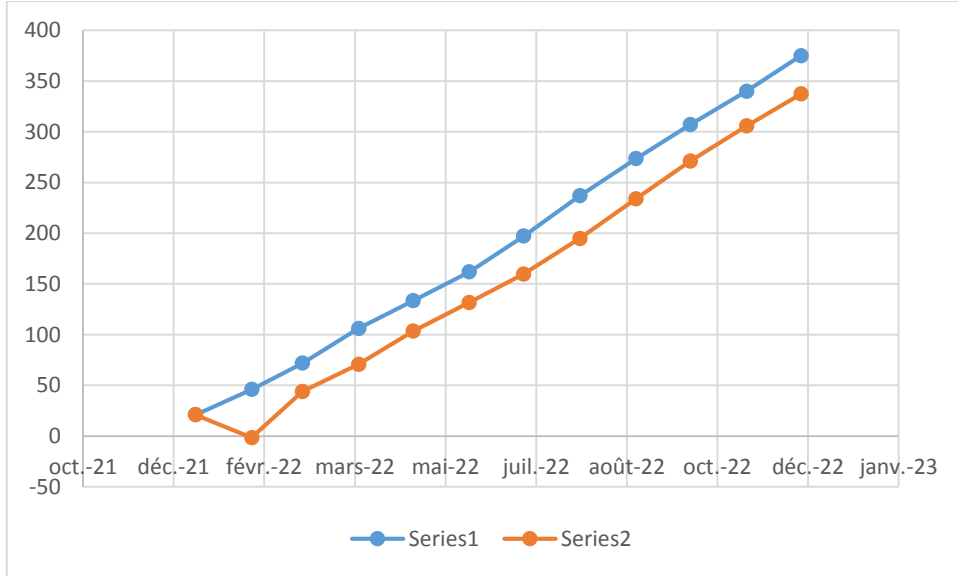


المصدر: من اعداد الطالب بالاعتماد على برنامج Excel

ومن ملاحظة التمثيل البياني يتبين لنا جليا أن هناك التقاء وتقارب بين السلسلتين خلال اللحظتين مارس 2022 و نوفمبر 2022

وفي الشكل الأخير التمثيل البياني لكل من السلسلة الأصلية Y و السلسلة المقدرة من طرف النموذج بالاعتماد على التغيرات في كل من السلسلة $X1$ و $X3$

الشكل 31: التمثيل البياني للسلسلة الأصلية Y والسلسلة المتنبؤ بها من النموذج $GM(1,3)$ بالأخذ بعين الاعتبار سلسلة $X1, X3$



المصدر: من اعداد الطالب بالاعتماد على برنامج Excel

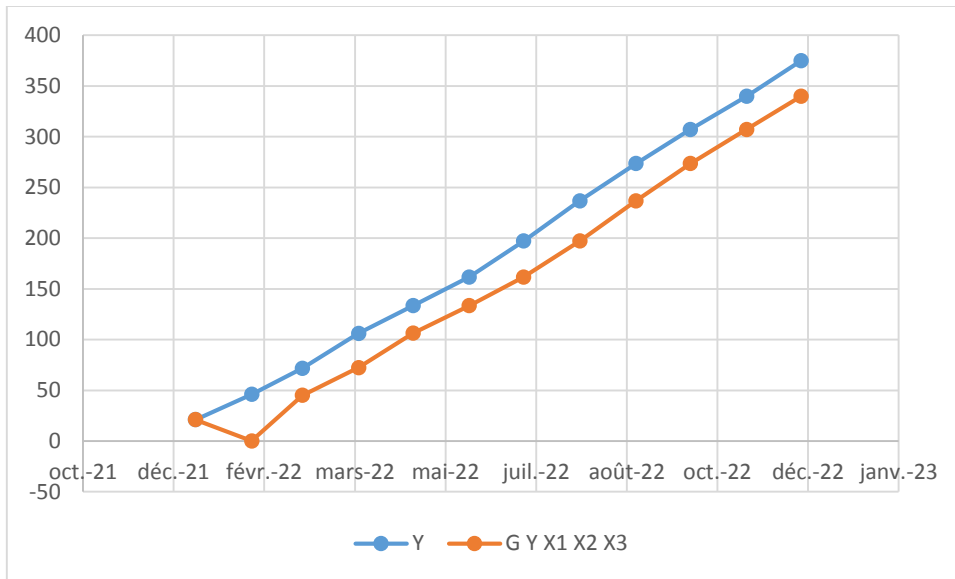
فلاحظ أن هنالك تباعد بين السلسلتين طول فترة الدراسة حيث مقدار متوسط مربع الخطأ قدر بـ

1224,874

وفي النموذج الأخير تم تطبيق النموذج على السلسلة الأصلية بالأخذ بعين الاعتبار التغيرات في السلاسل

الثلاث، وكانت النتيجة كما هي مبينة في الشكل الموالي

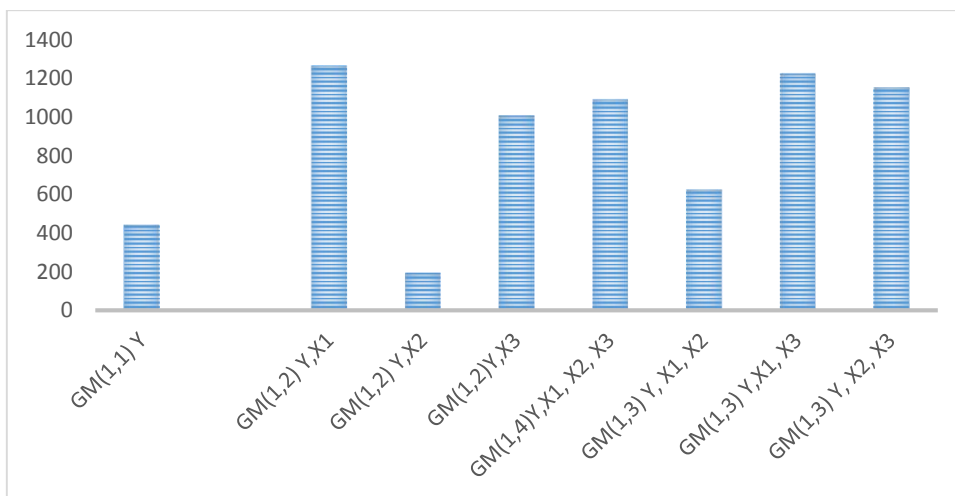
الشكل 32: التمثل البياني للسلسلة الأصلية Y والسلسلة المتنبؤ بها من النموذج GM(1,4) بالأخذ بعين الاعتبار سلسلة x1,x2,x3



المصدر: من اعداد الطالب بالاعتماد على برنامج Excel

نلاحظ من النموذج أن هناك تباعد بين السلسلتين الأصلية و المتنبأ بها، وشكل هو مقارب نوعا ما لنموذج الثاني و الرابع وبلغت قيمة متوسط مربع الخطأ **1091,005719** للمفاضلة بين النماذج المحصل عليها نعتمد على معيار متوسط مربع الخطأ والممثل في الشكل الموالي للنماذج الثمانية المحصل عليها :

الشكل 33: متوسط مربع الخطأ



المصدر: من اعداد طالب بالاعتماد على برنامج Excel

ونلاحظ أن أقل قيمة تعود للنموذج الثالث $GM(1,2)$ والذي اخذنا فيه السلسلة الأصلية Y واعتمدنا على التغييرات في سلسلة قروض الدراجات النارية وبناء على هذا المعيار نختاره كنموذج للتنبؤ بقيم المستقبلية للسنة الموالية للقروض معادلة النموذج :

$$F(t) = (A(1) + \frac{-9.68(t-1)}{0.7047}) e^{-0.7047(t-1)} + \frac{9.68}{0.7047} \quad (35)$$

حيث معلمات النموذج كانت كما يلي:

$$a = 0.7047 \quad \text{و} \quad b = 9.68$$

III-4-1 قياس جودة النموذج

لقياس جودة النموذج نستخدم على المقاييس التالية:

$$C = 0.0128 \quad \text{و} \quad P = 1$$

بما أن C أصغر من 0.35 و P أكبر من 0.95 فإن النموذج الرمادي $GM(1,2)$ يعد ممتازاً للتنبؤ

III-4-2 مرحلة التنبؤ

نستخدم النموذج المحصل عليه للتنبؤ بقروض 5 أشهر الأولى للسنة الموالية 2023 و نقارنها مع النتائج

الحقيقية وكانت النتائج كما يلي:

الجدول 14: نتائج التنبؤ و القيم الواقعية للقروض ل 5 أشهر الأولى

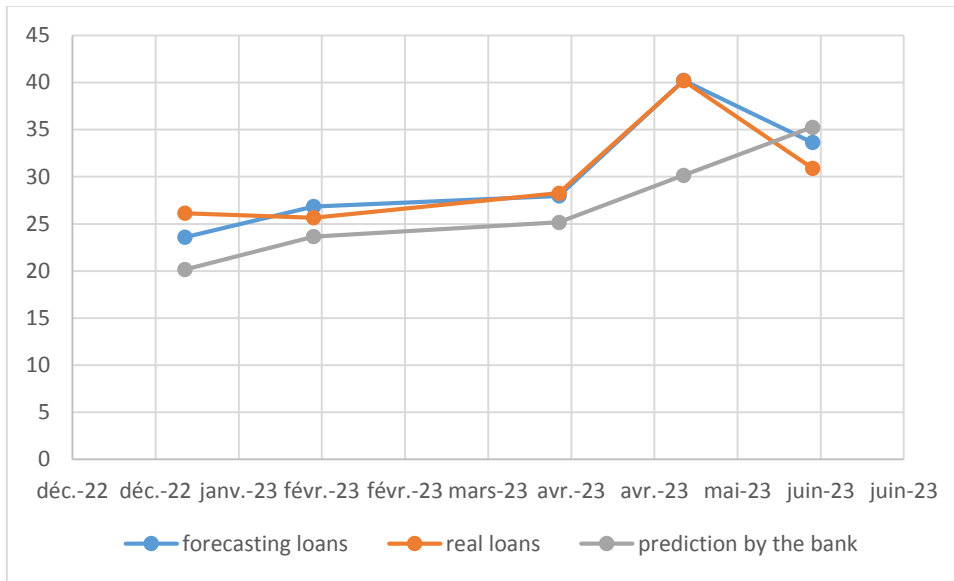
القيم المتوقعة من قبل مستشاري البنك	القروض الشهرية الواقعية	اجمالي القروض الشهرية المتنبؤ بها	الأشهر
20,14585	26,12564	23,58962	2023-01
23,65898	25,65898	26,84325	2023-02
25,15496	28,26236	27,96325	2023-03

30,15426	40,20141	40,23569	2023-04
35,25156	30,89878	33,63598	2023-05

المصدر: من اعداد الطالب بالاعتماد على برنامج Matlab

لفهم النتائج أكثر نستعين بالرسم البياني:

الشكل 34: التمثيل البياني للقروض (المتنبأ بها بواسطة النموذج، الحقيقية، المتنبأ بها بواسطة البنك)



المصدر: من اعداد الطالب بالاعتماد على برنامج Excel

من الجدول والشكل السابق نلاحظ تقارب بين القيم المتنبأ بها بواسطة النموذج والقيم الحقيقية للقروض طيلة 5 أشهر، بينما هناك تباعد ملحوظ بين القيم الحقيقية والقيم المتنبأ بها من طرف مستشاري البنك

III-5 تحليل نتائج الدراسة

من خلال عرضنا لمنهجية النماذج الرمادية وضمن تعريفها أنها تستخدم في حالة ندرة البيانات وقتلتها، وهذه هي الصفة التي تتميز بها الكثير من المؤسسات الجزائرية وخاصة الناشئة منها، حيث يكفي 4 بيانات لتطبيق هذه المنهجية

ونظرا أن هذه المنهجية تتسم بدقة أكبر في البيانات ذات اتجاه، أخذنا بيانات تراكمية للقروض التي تعطىها البنك كل شهر طيلة سنة 2022 وذلك بغرض التنبؤ بقيمة القروض ل 5 أشهر الأولى

تحصلنا على 8 نماذج، حيث أخذنا في النموذج الأول $GM(1,1)$ فقط السلسلة الأصلية للقروض التراكمية، بينما في النماذج الأخرى $GM(1,2)$ ، $GM(1,3)$ ، $GM(1,4)$ أخذنا كل من السلسلة الأصلية للقروض التراكمية والسلاسل الأخرى التي تكون هذه الأخيرة؛ القرض الاستهلاكي، قرض التهيئة العمرانية، قرض الدرجات النارية

للمفاضلة بين النماذج السابقة المحصل عليها اعتمدنا على معامل متوسط مربع الأخطاء MSE وكانت أصغر القيم راجعة لنموذج $GM(1,1)$ حين اعتمدنا على السلسلة الأصلية لوحدها بقيمة 443.18 و نموذج $GM(1,2)$ الراجع للأخذ بكل من السلسلة الأصلية الاجمالية للقروض و سلسلة القروض التراكمية للدرجات النارية بقيمة 194.79 ودائما استنادا لنفس المقياس نختار أصغر قيمة الراجعة لنموذج $GM(1,2)$ استنادا لمقاييس جودة النموذج كل من كل من P احتمالية الخطأ المتبقي، و C نسبة التباين فقد كانت قيم هذه الأخيرة كالتالي: $C=0.0128$ أصغر من 0.35 و $P=1$ أكبر من 0.95 فأن النموذج الرمادي $GM(1,2)$ يعد ممتازا للتنبؤ

وكتجربة أولية للنموذج للتنبؤ خارج عينة الدراسة لقيم مستقبلية 5 أشهر الأولى للسنة الموالية 2023، ومقارنة بين القيم المتنبأ بها، القيم الفعلية، والقيم المتنبأ بها بطرق تقليدية من طرف مستشاري البنك، كانت القيم المتنبأ بها من طرف النموذج الرمادي هي الأقرب للنتائج الواقعية مما يمكن الاعتماد عليه للتنبؤ بالقيم المستقبلية

المعرفة المسبقة والدقيقة بقيم القروض المستقبلية لها تأثير إيجابي على الجانب التسويقي للبنك، وتمثل هذه التأثيرات فيما يلي:

المعرفة المستقبلية بحجم الطلب على القروض المستقبلية و الدقيق يساعد متخذي القرار في البنك على التخطيط الأمثل للقدرات و الموارد والتي تتمثل في توفير السيولة وكذلك اليد العاملة وذلك بهدف تلبية احتياجات الزبون في الوقت المناسب وبالقدر المناسب سعيا منها لكسب رضا الزبون والذي سيكون مفتاح الحصول على زبائن آخرين و كذلك الحصول على ثقة الزبون نفسه وولائه

في نفس السياق التنبؤ السليم والدقيق لحجم الطلب على القروض الشهري يزيد من نوعية خدمات البنك ويزيد من كفاءتها فالمعرفة المسبقة بحجم القروض يساعد على تلبية حاجيات الزبون في وقت قياسي ويقلل من وقت انتظارهم مما يعطيهم انطباع جيد عن كفاءة البنك

وكذلك يساعد البنك في معرفة احتياجاته سواءا المالية اللازمة لتمويل هذه الطلبات على القروض سواءا اليد العاملة التي تمكن من استقبال ودراسة ملفات العملاء طالبي القرض

خلاصة الفصل الثاني

من خلال ما سبق حاولنا تطبيق كل من منهجية التنقيب على البيانات باستخدام 3 خوارزميات مختلفة بهدف التنبؤ بسلوك الزبون المرتقب للمؤسسة محل الدراسة بنك سوسبيتي جينيرال، ومنهجية النماذج الرمادية للتنبؤ بحجم الطلب على القروض المستقبلية، بهدف اختبار مدى نجاعة النماذج الرياضية للتنبؤ في تحسين الأداء التسويقي للمؤسسة، عن طريق دراسة حالة حقيقية، وتوصلنا بصفة عامة أن منهجية التنقيب على البيانات تعطي لمتخذي القرار فكرة مسبقة عن سلوك الزبون المرتقب هل هو جيد بالنسبة للقروض أو لا، وتساعد منهجية النماذج الرمادية خاصة في حالة نذرة البيانات البنك على معرفة حجم الطلب على القروض المنتظر بهدف التخطيط الأمثل لمواردها المالية والبشرية وخططها التسويقية

الخاتمة العامة

الخاتمة العامة

مما سبق يعد التسويق الميكانيزم الاقتصادي والاجتماعي الذي يشبع رغبات ومتطلبات الأفراد والجماعات عن طريق خلق وتبادل المنتجات وتركيبات أخرى للقيم المستقبلية، ويعد الأداء التسويقي مقياس مدى فعالية وكفاءة الوظيفة التسويقية في تحقيق الأهداف المخططة كزيادة المبيعات، رفع حصتها السوقية، وتحقيق رضا العملاء وذلك من خلال الاستخدام الأمثل لمواردها، من أجل بلوغ هذا المبتغى لا بد من التخطيط الاستراتيجي الدقيق المبني على أسس علمية متينة، والمعرفة المسبقة بسلوك الزبائن وحاجياتهم وطلباتهم تساعد متخذي القرار في ضبط مخططاتهم التسويقية، وهنا يبرز دور النماذج الرياضية للتنبؤ التي تقوم على أسس علمية ودقيقة وفي هذا الاطار حاولنا في دراستنا ومما سبق الاحاطة باشكالية الدراسة مدى تأثير النماذج الرياضية للتنبؤ في تحسين الأداء التسويقي للمؤسسة الاقتصادية في الجزائر

من خلال الاطار النظري وتطرقنا لمختلف أدبيات الدراسة، واستنادا لدراسات السابقة التي تنوعت مناهج التنبؤ المستخدمة فيها، توصلنا إلى أن هناك علاقة بين نماذج التنبؤ بصفة عامة والأداء التسويقي للمؤسسة خاصة من ناحية التنبؤ بالمبيعات، أي أن هناك أثر ايجابي لمخرجات هذه الأخيرة على الأداء التسويقي للمؤسسة المدروسة فيها، حيث أن العديد من الدراسات انفردت بالتنبؤ بحجم المبيعات المستقبلية حتى تضع خطط واستراتيجيات وقرارات مستقبلية لتسيير مواردها المالية والبشرية بصفة دقيقة وعقلانية لتلبية حاجيات زبائنها بالشكل المناسب والقدر المناسب والوقت المناسب، وبالتالي تكون المؤسسة قد حققت أحد أهم مقاييس أدائها التسويقي المتمثلة في رضا الزبون والحفاظ عليه، والذي يعتبر مكسب للمؤسسة من جهة ومفتاح للاعلان من خلال التعبير عن رضاه للزبائن الآخرين وبالتالي جذب زبائن جدد وتعظيم ربحية المؤسسة

وللاجابة على اشكالية الدراسة وفرضياتها، وبلوغ الأهداف المسطرة قمنا بدراسة تطبيقية على مؤسسة اقتصادية جزائرية والمتمثلة في بنك سوسيتي جينيرال وكالة تلمسان، بعد تشخيص المؤسسة توصلنا إلى أن المؤسسة تقدم العديد من الخدمات والمنتجات، وتعتبر نقطة قوتها ومصدر ايراداتها وارباحتها بالدرجة الأولى القروض بمختلف انواعها، إلا أنها قد تتكبد خسائر من اعطاء قروض لزبائن لا يدفعون، فمعرفة المسبقة لسلوك الزبون من خلال بعض المعطيات الأولية وباستخدام تقنية التنقيب عن البيانات والتي في تعريفها أنها تعمل على اكتساب المعرفة من كم من البيانات بالاعتماد على خوارزميات وعلى التعليم الآلي، ومن أجل هذه الدراسة أخذنا عينة من 300 زبون سابق لدى البنك مراعيين المتغيرات التالية للزبون: القروض السابقة، الغرض من القرض، الدخل، الجنس، وضعية السكن، مدة القرض، السن، وأخيرا المتغير الذي اعتمدنا عليه في تصنيف الزبون هل هو جيد أو سيء

اعتمدنا على ثلاث خوارزميات تصنيف وهي كالتالي: خوارزمية بايز الساذج، الشبكة البايزية، وخوارزمية شجرة القرار J48، ولتطبيق هذه الخوارزميات على عينة الدراسة استعنا ببرنامج Weka 3.8.6 وللمفاضلة بين الخوارزميات الثلاث اعتمدنا على نسبة التصنيف الصحيح أي من بين هذه الخوارزميات أيها تقوم بتصنيف الزبائن إلى جيد بالنسبة للقرض أو سيء بطريقة صحيحة كبيرة، وكانت أعلى قيمة لهذه النسبة راجعة لخوارزمية التصنيف لشجرة القرار J48 بقيمة : 81 %، وبعد تجريب شجرة القرار المحصل عليها على عينة من 5 زبائن خارج العينة كانت نتائج مرضية حيث 4 تصنيفات صحيحة و 1 خاطئ، ومنه تمكن هذه التقنية متخذي القرار في البنك من المعرفة المسبقة بسلوك الزبون هل هو سيء أو جيد ومنه يمكن اتخاذ قرارات صائبة بتجنب الزبائن السيئين والاهتمام أكثر بالزبائن الايجابيين، بالعودة إلى عينة الدراسة المكونة من 300 زبون والتي من بينها 192 زبون مصنف جيد و 108 زبون مصنف سيء بأخذ 81% من أصل 108 أي ستمكن متخذي القرار والذين هم مستشاري الزبائن من المعرفة المسبقة بسلوك 87 من الزبائن أنهم ليسوا جيدين بالنسبة للقرض وبالتالي تجنبهم و تجنب خسائر، في حال افترضنا أن الزبون الواحد من السابقين ذكرهم يقترض الحد الأدنى 15 مليون سنتيم، وبالتالي سيتجنب خسارة : $13050000 = 87 \times 1500000$ أي تجنب خسارة مليار وثلاث مئة وخمس مليون سنتيم من جهة، وعدم اضاءة الوقت في معالجة ملفات لن تعود على البنك بالربح، ومن الممكن خسارة زبائن ذات نوعية جيدة وسلوك جيد بسبب الانشغال بزبائن لن يدفعوا وستكون معهم مشاكل ومما سبق نستنتج أن منهجية التنقيب على البيانات في تصنيف الزبون والتنبؤ بسلوكه اتجاه البنك، لها دور في تحسين الأداء التسويقي للمؤسسة محل الدراسة، من ناحية تجنب خسائر مالية أو التقليل منها، كذلك تمكن مستشاري البنك من اتخاذ قرارات دقيقة اتجاه الزبائن، وبالتالي كسب رضا الزبائن ذات نوعية جيدة وسلوك جيد اتجاه القرض، مما يكسب الزبون ثقة نحو البنك مما يمكن من الحصول على اعلان مجاني من خلال نقل الزبون الجيد لصورة جيدة عن معاملات البنك وبالتالي الحصول على زبائن آخريين ذات نفس النوعية الجيدة ومنه زيادة أرباح البنك والتقليل من الخسائر من خلال تجنب زبائن ذات سلوك السيء اتجاه القرض

ثم نتقل إلى الدراسة الثانية وبالتركيز دائما على المنتج الذي يمثل قوة المؤسسة محل الدراسة القروض، تتسم العديد من المؤسسات الاقتصادية الجزائرية وخاصة الناشئة منها من ندرة في البيانات التاريخية مما يصعب دراستها خاصة باستخدام النماذج التي تعتمد على كمية كبيرة من البيانات، وهو الحال بالنسبة لدراستنا حيث توفرت لدينا معطيات شهرية حول حجم الطلب على القروض لمدة سنة (سنة 2022)، وهنا يبرز دور منهجية النماذج الرمادية للتنبؤ والتي تستخدم في حالة ندرة البيانات أو بيانات قليلة يمكن استخدام هذه المنهجية ابتداء من 4 مشاهدات، فأخذنا في هذه الدراسة سلسلة حجم القروض التي تعطىها البنك كل شهر ممتدة من جانفي

2022 إلى ديسمبر 2022 بهدف التنبؤ بحجم القروض لخمسة أشهر الأولى للسنة الموالية، وأخذنا سلاسل المتغيرات الثلاث المكونة لاجمالي القروض: القرض الاستهلاكي الخاص بأجهزة الكهرومنزلية، قرض التهيئة العمرانية و قرض الدراجات النارية، وبالاعتماد على برنامج Matlab2012 وخوارزمية تتضمن كل مراحل النماذج الرمادية تحصلنا على مختلف النتائج حيث تحصلنا على 8 نماذج، نموذج من نوع $GM(1,1)$ حيث أخذنا السلسلة الأصلية لوحدها أي سلسلة اجمالي القروض التراكمية لـ 12 شهر، وثلاث نماذج من $GM(1,2)$ حيث أخذنا في كل منها السلسلة الأصلية لاجمالي القروض التراكمي بالإضافة إلى سلسلة إحدى المتغيرات حيث تقوم منهجية النماذج الرمادية بمحاكاة سلوك السلسلة الأصلية بالاعتماد على التغيرات الحادثة في إحدى سلسلات المتغيرات المكونة للسلسلة الأصلية، وكذلك ثلاث نماذج رمادية من نوع $GM(1,3)$ حيث في كل مرة نأخذ السلسلة الأصلية للقروض الاجمالية بالإضافة إلى سلسلتين من المتغيرات المكونة للسلسلة الاجمالية، ونموذج من نوع $GM(1,4)$ حيث أخذنا فيه كل من السلسلة الأصلية والسلاسل المكونة لها، وللمفاضلة بين النماذج السابق ذكرها اعتمدنا على مقياس متوسط مربع الخطأ وتعود أقل قيمة لنموذج $GM(1,2)$ الذي أخذنا فيه كل من السلسلة القروض الاجمالية التراكمية وسلسلة قروض الدراجات النارية التراكمية، وكانت قيمة MSE هي الأقل بقيمة 194,79 ، وبعد معايرة دقة النموذج بالاعتماد على كل من معياري احتمالية الخطأ P الذي كان يساوي 1 و نسبة التباين التي كانت مساوية لـ 0,0128 تبين أن النموذج ممتاز للتنبؤ في هذه الحالة

للتنبؤ بالأشهر القادمة للسنة الموالية والمتمثلة في خمسة أشهر الأولى والمقارنة ايضا بين دقة النموذج مقارنة مع القيم المتنبؤ بها من طرف مستشاري البنك، قمنا باستخدام النموذج المحصل عليه وبالاعتماد دائما على برنامج ماطلاب، كانت النتائج المحصل عليها بواسطة النموذج الرمادي $GM(1,2)$ أقرب للقيم الواقعية مقارنة مع قيم مستشاري البنك، وبالتالي يمكن الاعتماد عليه في اتخاذ القرارات وبناء خطط تسويقية استراتيجية بناء على تنبؤاته الأكثر دقة، وبالتالي تمكن البنك من تسيير أفضل لمواردها المالية والبشرية لتحقيق أداء تسويقي أفضل، حيث أن هذه الأخيرة تمكن متخذي القرار من اعداد موارد أكثر دقة لتلبية طلبات الزبائن من ناحية القروض وذلك بتوفير السيولة اللازمة في الوقت المناسب من جهة، ومن جهة أخرى المعرفة السابقة بحجم القروض تمكن أيضا من توفير اليد العاملة اللازمة لتلبية الطلب وبالتالي تقديم خدمات سريعة للزبون ودقيقة واعطاء صورة أفضل عن خدمات البنك ومنه كسب رضا الزبون، وبيع زبائن آخرين وتحقيق ربح أكبر، من ناحية أخرى يتفادى البنك خسائر من خلال توفير سيولة خاصة بالقروض أكثر من الطلب، وكذلك يتجنب خسائر في حالة توظيف يد عاملة لمعالج الملفات والطلبات ليست بالقدر المتوقع

من خلال الدراسة الأولى و الثانية وباستخدام منهجيتي تنبؤ رياضيتين مختلفتين وبعد تحليل نتائج كل دراسة وتبيان أثر مخرجاتها ونتائجها على الأداء التسويقي للمؤسسة محل الدراسة نتوصل إلى اجابة على اشكالية الدراسة ونؤكد فرضية أن للمناهج الرياضية للتنبؤ دور في تحسين الأداء التسويقي للمؤسسة المصرفية بنك سوسبيتي جينيرال تلمسان وخاصة من جانب رضا الزبون وتعظيم ربحية المؤسسة، وكذلك تحمل دراستنا اجابة على الأسئلة الفرعية : حيث بينت أنه يمكن استخدام النماذج الرياضية للتنبؤ في جوانب عدة للمؤسسة محل الدراسة والتي تتمثل في هذه الحالة التنبؤ بسلوك الزبائن طالبي القرض، والتنبؤ بحجم القروض المستقبلية، وتعتبر منهجية التنقيب عن البيانات بالاعتماد على خوارزمية J48 هي الملائمة لتصنيف الزبائن طالبي القرض، أما بالنسبة للتنبؤ بحجم القروض فنظرا للكمية المعطيات الصغيرة جدا تعتبر منهجية النماذج الرمادية هي المناسبة في هذه الحالة وبالأخص النموذج الرمادي $GM(1,2)$ المحصل عليه، وقد تبين لنا من تحليل مختلف النتائج أن الزاوية التي تؤثر عليها مخرجات هذه النماذج على الأداء التسويقي خاصة من ناحية رضا الزبون وكسبه وتقليل خسائر المؤسسة بالتالي تعظيم ربحية المؤسسة، وفي الأخير نكون قد أجبنا عن آخر تساؤل أنه يمكن الاعتماد على هذه النماذج ومخرجاتها للتخاذ قرارات مستقبلية بخصوص استراتيجيات وخطط التسويق نظرا لدقتها وفائدتها.

سمحت لنا هذه الدراسة بتبيين أثر النماذج الرياضية للتنبؤ على الأداء التسويقي للمؤسسة والتي كانت في حالتنا مؤسسة مصرفية، ونظرا لهذا الأثر لا بد من الإهتمام أكثر بهذا الجانب وتوظيف هذه النماذج والمناهج من قبل متخذي القرار بهدف تسهيل مهمتهم ودقة أكثر في اتخاذ قراراتهم

وقد سمحت لنا هذه الدراسة بالتعريف بكل من منهجيتين رياضيتين التنقيب على البيانات و النماذج الرمادية للتنبؤ، في دراسات جديدة لطالما يعمل الباحثين على تهجين النماذج الرمادية مع منهجية الشبكات العصبونية حيث يكون عملنا هذا مفتاح للباحثين المقبلين في نفس الميدان للتوسع أكثر في الموضوع وبناء نموذج يعتمد على المنهجيتين معا

قائمة المراجع

مراجع باللغة العربية:

- ابراهيم لوراني. (2016). القروض البنكية وإجراءات منحها. دراسات اقتصادية. 199-213 ,
- الخطيب، محمد محمود. (2010). الأداء المالي وأثره على عوائد أسهم الشركات. عمان الأردن: دار حامد.
- بختاوي فاطمة الزهراء. (2019). تحليل فورييه وتقنية الشبكات العصبية الاصطناعية وما ذج "ارما" للتنبؤ لاستهلاك الطاقة الكهربائية -دراسة حالة مؤسسة سونلغاز -مقاطعة سعيدة .-جامعة أبي بكر بالقايد تلمسان، كلية العلوم الاقتصادية والتجارية وعلوم التسيير، تخصص الطرق الكمية المطبقة في التسيير. 1-163 ,
- بلعجوز ط. س. (2016). مجلة كلية العلوم الاقتصادية والتسيير والعلوم التجارية. 317-333 ,
- بن التركي زينب. (2009). الأساليب الكمية في صناعة القرار -أسلوب شجرة القرار نموذجاً-. مجلة الواحات للبحوث و الدراسات، 88-112.
- بن الدين احمد نوب مجيد. (2020). التنبؤ بالمبيعات باستخدام منهجية بوكس- جينكر (box-jenkins) في المؤسسات الخدمية- دراسة حالة الشركة الجزائرية للتأمينات Caat - وكالة أدرار. مجاميع المعرفة، 156-169.
- بن العاربية أحمد، س. ا. (2018). التنبؤ بأسعار صرف الدينار الجزائري باستخدام الشبكات العصبية الاصطناعية. مجلة الاقتصاد وادارة الأعمال. 07-25 ,
- بن العاربية أحمد. (2021). التنبؤ بأسعار سعرالصرف الدينار الجزائري باستخدام النظام العصبي المبهم ANFIS/أطروحة دكتوراه تخصص العلوم الاقتصادية، فرع اقتصاد كمي، جامعة أحمد درارية أدرار. 81 ,
- بوادو ف. (2015). التنبؤ بمبيعات المؤسسات الجزائرية باستخدام نماذج السلاسل الزمنية وتقنية الشبكات العصبية الإصطناعية : دراسة حالة مؤسسة سونلغاز شلف. أطروحة دكتوراه في العلوم الاقتصادية، التجارية وعلوم التسيير، جامعة ابن خلدون تيارت -1 , 255.
- بوستة محمد، س. ا. (2022). الأداء التسويقي ومؤشرات قياسه في المنظمة. أبحاث كمية ونوعية في العلوم الاقتصادية والادارية , 81-106.
- بوغروري فاطمة. (2019). مساهمة الشبكات العصبونية الاصطناعية في التنبؤ بحجم المبيعات لدعم صنع القرارات الادارية في المؤسسة الاقتصادية. جامعة سطيف 1، كلية العلوم الاقتصادية والتجارية وعلوم التسيير، 1-247.
- جاسم، أ. أ. (2018). الشراء وفقا SevenPights والأداء الاستراتيجي. عمان، الأردن: دار اليازوري.
- جباري لطيفة. (2017). التنبؤ بالطاقة الكهربائية لولاية تلمسان بين الإمكانية و الاستحالة. المشكاة في الاقتصاد التنمية و القانون , 116-129.
- حايذ زهية، م. م. (2022). تطبيقات الشبكات العصبية الاصطناعية كنظام خبير في مجال التسيير وادارة الأعمال: دراسة حالة التنبؤ في الشركات المقدمة لخدمة الأنترنت في السوق الجزائري. مجلة آفاق للبحوث والدراسات. 88-105 ,
- حفصي، د. م. (2020). أهمية استخدام تكنولوجيا المعلومات في تحسين الأداء التسويقي للمؤسسة. مجلة أبعاد اقتصادية -66 , 82.

- ر.قرارية (2018). أثر ادارة معرفة العملاء على الأداء التسويقي، دراسة تحليلية لشركة اتصالات موبيليس .مجلة الدراسات المالية والمحاسبية الادارية.
- رضوان ،ق ١. (2023). تأثير الاتصال التسويقي على الأداء التسويقي في المؤسسة - اتصالات الجزائر بالشلف .-مجلة القيمة المضافة لإقتصاديات الأعمال. 61-80 ,
- الزهراء ،س ١. (2020). أثر عواء الدخول على أداء مؤسسة موبيليس لصناعة خدمة الهاتف النقال في الجزائر .مجلة المنهل الاقتصادي. 07-24 ,
- الشامي ،ع ١. & سليمان ،إ. (2017). التوجه السوقي والأداء التسويقي (دراسة تطبيقية بالبنوك العمومية لولاية بشار .مجلة التنظيم والعمل . 46 ,
- صالحى الياس كروشة اكرام. (2018). التنبؤ بالمبيعات في الشركة، و ما دوره في تحسين الأداء . *Revue des Sciences Economiques, de Gestion et Sciences* ، 442-429 .
- صونية ،د .ك .(2017). واقع الأداء التسويقي في المؤسسات الاقتصادية .مجلة الاقتصاد الصناعي . 292-321 ,
- العبادي ،ي .ح .(2009). *ادارة العلاقات مع الزبون* . عمان، الأردن :دار الوراق للنشر والتوزيع .
- عفاف ،خ .(2017). محاولة تقييم الأداء التسويقي للمؤسسات الاقتصادية الجزائرية المستخدمة لتكنولوجيا الاعلام والاتصال . أطروحة دكتوراه علوم في علوم التسيير، كلية العلوم الاقتصادية والتجارية وعلوم التسيير، جامعة قاصدي مرباح -ورقلة، الجزائر .
- العلجة مبطوش .(2018). مدى فاعلية طريقتي بوكس -جنكيز وهولت وينتر في التنبؤ بمبيعات المؤسسة الوطنية للكهرباء والغاز "سونلغاز" فرع تيسمسيلت . -مجلة الباحث الإقتصادي . 200-223 ,
- عمر موفق ،ي .ص .(2019). التنبؤ بالمبيعات باستخدام الخوارزمية الجينية *Finance and Business Economics Review* , 37-52.
- عمر ،ز .(2017). أثر القدرات الاستراتيجية على أداء المؤسسات الاقتصادية .مجلة العلوم الاقتصادية و التسيير و العلوم التجارية , 309-322.
- العمراوي سليم، علوي هاني قروف محمد كريم. (2020). التنبؤ المالي كأداة لتحسين أداء الإدارة المالية بالمؤسسة الاقتصادية. دراسة حالة مؤسسة مطاحن سيدي أرغيس أم البواقي . مجلة البحوث في العلوم المالية والمحاسبية، 141-161.
- العيد قاسمي .(2019). التنبؤ بالسلاسل الزمنية باستخدام الشبكات العصبية و الخوارزميات الجينية .جامعة جيلالي يابس، كلية العلوم الدقيقة، تخصص :رياضيات. 1-94 ,
- قادري رياض ،ب .ب .(2016). للألنيوم Algal نماذج التنبؤ بالمبيعات دراسة حالة شركة .مجلة اقتصاديات شمال افريقيا-141 , 170.
- قادري رياض .(2017). مقارنة رياضية وقياسية للتنبؤ بالمبيعات .أطروحة دكتوراه تخصص تسويق، كلية العلوم الاقتصادية والتسيير والعلوم التجارية، جامعة أبي بكر بلقايد-تلمسان. 1-300 ,

- قريشي، ا. (2016). علاقة التكامل العمودي كخيار استراتيجي للنمو بأداء المؤسسة، دراسة حالة مجمع سونطراك. أطروحة الدكتوراه، جامعة بسكرة، الجزائر.
- قويدري، م. (2020). استراتيجية التوزيع وعلاقتها بتحسين الأداء التسويقي للمؤسسة الاقتصادية الجزائرية-دراسة حالة مؤسسة موبيليس. -المجلة الجزائرية للدراسات المحاسبية والمالية. 24-13،
- لجد بوزيدي، ر. ع. (2017). دور تقنية الشبكات العصبية الاصطناعية في تسيير المخاطر في المؤسسات الصناعية. مجلة اقتصاديات المال والأعمال. 54-45،
- محمد مصطفى جمعة خميس. (2019). مدى فعالية استخدام نماذج الشبكات العصبية الاصطناعية كأحد الأدوات المقترحة لتحسين دقة التنبؤ بتكاليف الإنتاج-دراسة حالة. مجلة الاسكندرية للبحوث المحاسبية. 45-1،
- منحوخ رزيقة. (2017). استخدام الأساليب الكمية في ترشيد قرارات المؤسسة الاقتصادية -دراسة مجموعة المؤسسات الاقتصادية. -جامعة محمد بوضياف بالمسيلة، كلية العلوم الاقتصادية والتجارية وعلوم التسيير، تخصص: علوم تجارية. 347-1،
- مراس عبد القادر، ب. م. (2017). فعالية نماذج السلاسل الزمنية Arma في نمذجة التنبؤ "دراسة تطبيقية لاشتراكات الأنترنت". -المجلة الجزائرية للاقتصاد والمالية. 202-179،
- مراس محمد، غربي صباح بن عبد العزيز سفيان. (2020). فعالية النماذج الذكية في بناء وتطوير الأنظمة التنبؤية في مجال التسيير - استخدام نماذج الشبكات العصبية الاصطناعية Ann للنمذجة و التنبؤ. مجلة البشائر الاقتصادية، 1-16.
- مرقع. أ. (2017). دورة إدارة الوقت في تحسين الأداء التسويقي، دراسة حالة بعض مؤسسات مجمع سميد. مجلة الباحث الاقتصادي، 341.
- مصطفى بودراما. (2018). دور الشبكات العصبونية الاصطناعية في التنبؤ بالمبيعات لدعم صنع القرارات الإدارية بالمؤسسات - دراسة حالة مؤسسة الاسمنت بعين الكبيرة. -مجلة الإبداع. 229-215،
- مقيمة صابري. (2018). فعالية التنبؤ باستخدام نموذج التمهيد الأسي في ترشيد قرارات الانتاج، دراسة حالة مؤسسة صناعة الاسمنت بحجار السود سكيكدة. مجلة الحكمة للدراسات الاقتصادية، 178-190.
- نبعة، ع. ا. (2002). مبادئ التسويق الحديث. عمان، الأردن: دار المناهج
- الهادي، د. ب. (2014). بطاقة الأداء المتوازن وعلاقته بأنشطة التسويق البنكي. مجلة الاقتصاد والتنمية -مخبر التنمية المحلية المستدامة - جامعة المدية. 163-142،
- الوليد، ك. ب. (2018). دور التسويق الاستراتيجي في استغلال الفرص التسويقية للمؤسسات الصغيرة والمتوسطة. مجلة دفاتر اقتصادية. 176-160،

- A. Bartoli .(1997) .*Le management des organisations publiques* .paris: dunod.
- Abdel-Nasser Sharkawy .(2020) .Principle of neural network and its main types .
Journal of Advances in Applied & Computational Mathematics.19-8 .
- Adedipe, T. S. (2020). Bayesian network modelling for the wind energy industry: An overview. . *Reliability Engineering & System Safety*, 1-44.
- Adedoyin-Olowe, M. G. (2014). A survey of data mining techniques for social media analysis. *Journal of Data Mining & Digital Humanities*, 1-25.
- Adnan, M., Sarno, R., & Sungkono, K. R. (2019). Sentiment Analysis of Restaurant Review with Classification Approach in the Decision Tree-J48 Algorithm. *International Seminar on Application for Technology of Information and Communication (iSemantic)* (pp. 121-126). Semarang, Indonesia: IEEE.
- Bhargava, N. S. (2013). Decision tree analysis on j48 algorithm for data mining. *computer science and software engineering*, 1114-1119.
- Dabhi, D. P. (2016). Extensive survey on hierarchical clustering methods in data mining. *International Research Journal of Engineering and Technology (IRJET)*, 659-665.
- Deepak, R. K. (2019). *Marketing management*. Educreation Publishing.
- Demeure, C. (2008). *Aide-mémoire MARKETING*. Paris: DUNOD.
- Esling, P. &. (2012). Time-series data mining. *ACM Computing Surveys (CSUR)*, 1-34.
- Fabio Henrique Pereira .(2018) .Nonlinear autoregressive neural network models for prediction of transformer oil-dissolved gas concentrations .*Energies*.12-1 ,(7)11 ،
- Gall-Ely, M. I. (2003). *le marketing public*. édition e-thèque.
- Gong, L. a. (2019). Model of automobile parts sale prediction based on nonlinear periodic gray GM (1, 1) and empirical research. *Mathematical Problems in Engineering*, 1-8.
- Gunasegaran, T. &. (2017). Evolutionary cross validation. *International Conference on Information Technology (ICIT)* (pp. 89-95). Amman, Jordan: IEEE.

- Günther Schuh, G. R.-P. (2019). Data Mining Definitions and Applications for the Management of Production Complexity. *Procedia CIRP*, 874–879.
- Hamamoto, R. T. (2022). Application of non-negative matrix factorization in oncology: one approach for establishing precision medicine. *Briefings in Bioinformatics*, 1–17.
- Han, J. M. (2012). *Data Mining: Concepts and Techniques*. Morgan Kaufmann Publishers.
- Hasan, B. M. (2021). A review of principal component analysis algorithm for dimensionality reduction. *Journal of Soft Computing and Data Mining*, 20–30.
- He, X. C. (2010). Laplacian regularized gaussian mixture model for data clustering. *IEEE transactions on knowledge and data engineering*, 1–14.
- J. J & ,De Moerloose, C Lambin .(2008) .*Marketing stratégique et opérationnel* . paris: dunod.
- Jain, A. S. (2022). A Review: Data Mining Classification Techniques. *International Conference on Intelligent Engineering and Management (ICIEM)* (pp. 636–642). IEEE.
- Kaur, G. &. (2014). A review article on Naive Bayes classifier with various smoothing techniques. *International Journal of Computer Science and Mobile Computing*, 864–868.
- Kulkarni, E. G. (2016). Weka powerful tool in data mining. *International Journal of Computer Applications*, 10–15.
- Kurt, I. T. (2008). Comparing performances of logistic regression, classification and regression tree, and neural networks for predicting coronary artery disease. *Expert systems with applications*, 366–374.
- Larranaga, P. K. (2013). A review on evolutionary algorithms in Bayesian network learning and inference tasks. *Information Sciences*, 109–125.
- Lauer, F. &. (2008). Incorporating prior knowledge in support vector machines for classification: A review. *Neurocomputing*, 1–37.
- Lei-Da Chen, A. (. (2006). Data Mining Methods, Applications, and Tools. *Information Systems Management*, 65–70.

- Leopord, H. C. (2016). A survey and analysis on classification and regression data mining techniques for diseases outbreak prediction in datasets. *Int. J. Eng. Sci*, 1-11.
- Liu, S. F. (2012). A brief introduction to grey systems theory. *Grey Systems: Theory and Application*, 89-104.
- Liu, S. L. (2011). Introduction to grey systems theory. *Grey systems: theory and applications*, 1-18.
- Lixiong Gong .(2019) .Model of Automobile Parts Sale Prediction Based on Nonlinear Periodic Gray GM(1,1) and Empirical Research .*Mathematical Problems in Engineering*,9-1 .
- Manaf B. Raewf Thabit H. Thabit .(2018) .The Evaluation of Marketing Mix Elements: A Case Study .*International Journal of Social Sciences & Educational Studies*.109-100 .
- Meera Singh .(2012) .Marketing Mix of4 PS for Competitive Advantage .*IOSR Journal of Business and Management (IOSRJBM)*.45-40 .
- Miljković, D. (2017). Brief review of self-organizing maps. In *2017 40th international convention on information and communication technology, electronics and microelectronics* (pp. 1061-1066). Opatija, Croatia : IEEE.
- Mohammadi Jalali,Hanif Heidari Mahboubeh Faghieh .(2020) .Predicting changes in Bitcoin price using .*Financial Innovation*.12-1 .
- Mughal, M. J. (2018). Data mining: Web data mining techniques, tools and algorithms: An overview. *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, 208-215.
- N., Rashid, M & ,Shamugia, Z Niazi .(2021) .Role of marketing mix (4ps) in building brand equity: Case study of Shell Petrol, UK .*International Journal of Applied Business and Management Studies*.68-34 .
- Najafabadi, M. K. (2019). A survey on data mining techniques in recommender systems. *Soft Computing*, 627-654.
- Ngai, E. W. (2009). Application of data mining techniques in customer relationship management: A literature review and classification. *Expert systems with applications*, 2592-2602.

- Pan, W. J. (2019). Grey system theory trends from 1991 to 2018: a bibliometric analysis and visualization. *Scientometrics* 121, 1–28.
- Parmar, A. K. (2018). A review on random forest: An ensemble classifier. *International conference on intelligent data communication technologies and internet of things (ICICI)* (pp. 758–763). Springer International Publishing.
- Putri, I. R. (2017). Latent Dirichlet allocation (LDA) for sentiment analysis toward tourism review in Indonesia. *Journal of Physics: Conference Series*, 1–7.
- Qian, W. &. (2020). An improved seasonal GM (1, 1) model based on the HP filter for forecasting wind power generation in China. *Energy*, 209, 1–15.
- Rathnayaka, R. K. (2015). Grey system based novel approach for stock market forecasting. *Grey Systems: Theory and Application*, 178–193.
- Rehman, S. U. (2012). Graph mining: A survey of graph mining techniques. *In Seventh International Conference on Digital Information Management* (pp. 88–92). IEEE.
- Sadaf, K. &. (2020). Intrusion detection based on autoencoder and isolation forest in fog computing. *IEEE Access*, 167059–167068.
- Sakaria Efrata Ginting, A. R. (2018). Prediction of Sparepart Sales Level using Exponential Smoothing Method . *Jurnal Teknologi Komputer* , 44–52.
- Salloum, S. A.–E. (2018). Using text mining techniques for extracting information from research articles. *Intelligent natural language processing: Trends and Applications*, 373–397.
- Salvador García, J. L. (2014). *Data Preprocessing in Data Mining*. Springer International Publishing.
- Saxena, A. P. (2017). A review of clustering techniques and developments. *Neurocomputing*, 1–30.
- Seliya, N. A. (2021). A literature review on one–class classification and its potential applications in big data. *Journal of Big Data*, 1–31.
- Shekhar, S. Z. (2010). Spatial data mining. *Data mining and knowledge discovery handbook*, 837–854.

- Sifeng Liu Yi Lin .(2004) .A Historical Introduction to Grey Systems Theory .
International Conference on Systems, Man and Cybernetics .(الصفحات 2408-2403)
The Hague, Netherlands: IEEE.
- Sifeng, Yingjie Yang, and Jeffrey Yi-Lin Forrest Liu .(2022) .*Grey Systems Analysis: Methods, Models and Applications* .berlin: springer.
- Sinaga, K. P. (2020). Unsupervised K-means clustering algorithm. *IEEE access*, 80716-80727.
- Syed Mubashir Ali S. M. Aqil Burney .(2019) .Sales Forecasting for Supply Chain Demand Management – A Novel Fuzzy Time Series Approach .*International Conference on Mathematics, Actuarial Science, Computer Science and Statistics (MACS)* .(الصفحات 4-1) (Karachi, Pakistan: iee.
- Tallón-Ballesteros, A. J. (2014). Data mining methods applied to a digital forensics task for supervised machine learning. *Computational intelligence in digital forensics: forensic investigation and applications*, 413-428.
- Thuraisingham, B. (1998). *technologies, techniques, tools, and trends*. CRC press.
- Wickramasinghe, I. &. (2021). Naive Bayes: applications, variations and vulnerabilities: a review of literature with code snippets for implementation. *Soft Computing*, 1-27.
- Yabing, J. (2013). Research of an improved apriori algorithm in data mining association rules. *International Journal of Computer and Communication Engineering*, 25-27.
- Yang, X. Z. (2018). The analysis of GM (1, 1) grey model to predict the incidence trend of typhoid and paratyphoid fevers in Wuhan City, China. *Medicine*, 97, 1-5.
- Yi Lin Sifeng Liu .(2017) .*Grey Data Analysis* .Berlin, Heidelberg: springer.
- Zhou Zitong Zhou Zhen .(2018) .Automobile Sales Forecast In Panzhuhua Region Based on Intelligent Fuzzy Evaluation .*International Conference on Intelligent Computation Technology and Automation, ICICTA* .(الصفحات 26-21) Changsha, China: IEEE.
- Zhuo Chen Bo Yan .(2017) .A Prediction Approach for Precise Marketing Based on ARIMA-ARCH Model: A Case of China Mobile .*Communications in Statistics - Theory and Methods*.36-1 .

- Zou, J. H. (2008). Overview of Artificial Neural Networks. In: Livingstone, D.J. (eds) Artificial Neural Networks. *Methods in Molecular Biology*TM, 15-23.

مواقع أنترنت:

- موقع سوسيتي جينيرال الجزائر . (2023, 08 28). Retrieved from <https://particuliers.societegenerale.dz/fr/nous-connaitre/>
- موقع سوسيتي جينيرال <https://mea.societegenerale.com/ar/> . (2023, 08 28). Retrieved from

الملاحق

الملحق 01: جدول بيانات المستخدمة في منهجية التنقيب على البيانات

credit history	the loan purpose	salary	gender	credit amount	age	housing	C.period	class
No credit	household appliance	25000	male	300000	53	own	4	good
all paid	layout	34000	female	380000	28	own	7	good
delayed previously	household appliance	25000	female	280000	30	rent	4	bad
existing paid	household appliance	38000	male	420000	35	rent	4	bad
all paid	layout	49000	male	800000	40	rent	7	good
all paid	layout	58000	female	960000	52	own	6	good
all paid	household appliance	60000	female	640000	39	rent	4	good
existing paid	motorcycle loan	25000	female	340000	46	for free	3	bad
existing paid	motorcycle loan	38000	female	420000	55	own	3	good
all paid	household appliance	49000	male	540000	36	rent	4	good
all paid	layout	60000	female	1100000	47	own	7	good
No credit	layout	59000	male	890000	60	own	5	good
No credit	layout	78000	female	970000	62	own	5	good
No credit	household appliance	89000	female	500000	56	rent	4	good
existing paid	motorcycle loan	31000	female	330000	56	rent	3	bad
No credit	motorcycle loan	25000	male	290000	23	rent	3	good
existing paid	motorcycle loan	38000	female	420000	44	rent	3	bad
No credit	household appliance	42000	female	480000	28	rent	4	good
No credit	layout	89000	female	1500000	50	own	7	good
No credit	layout	60000	female	1100000	61	own	7	good
No credit	household appliance	54000	male	600000	45	rent	4	good
No credit	layout	55000	female	820000	30	own	7	good
existing paid	household appliance	36000	female	390000	38	rent	4	bad
No credit	motorcycle loan	33000	male	410000	21	for free	3	good
No credit	motorcycle loan	39000	female	450000	41	for free	3	good
No credit	motorcycle loan	25000	male	280000	27	rent	3	good
existing paid	household appliance	67000	female	750000	45	rent	4	good
delayed previously	household appliance	38000	male	430000	32	rent	4	bad
all paid	layout	95000	male	1500000	66	own	7	good
all paid	household appliance	49000	male	470000	42	rent	4	good
all paid	household appliance	34000	male	390000	26	rent	4	bad
all paid	household appliance	63000	male	700000	62	rent	4	good
existing paid	layout	68000	male	720000	65	own	7	good
all paid	layout	98000	male	1200000	54	own	6	good
delayed previously	household appliance	62000	male	700000	28	rent	4	bad
all paid	household appliance	54000	male	580000	31	rent	4	good
all paid	motorcycle loan	26000	female	300000	44	rent	3	bad
all paid	motorcycle loan	39000	female	410000	43	rent	3	good
No credit	household appliance	25000	male	280000	36	rent	4	bad
No credit	household appliance	42000	male	450000	21	rent	4	good
No credit	motorcycle loan	45000	male	480000	28	for free	3	good

existing paid	layout	73000	male	890000	36	rent	7	good
No credit	layout	71000	female	1000000	42	rent	6	good
existing paid	household appliance	78000	male	600000	39	rent	4	bad
No credit	household appliance	31000	male	250000	31	rent	4	bad
No credit	motorcycle loan	27000	female	300000	33	for free	3	good
No credit	household appliance	93000	male	1050000	48	for free	4	good
No credit	motorcycle loan	34000	female	350000	56	for free	3	good
No credit	household appliance	38000	male	200000	66	for free	4	good
No credit	layout	84000	male	930000	62	for free	7	good
existing paid	layout	82000	male	600000	54	for free	6	bad
No credit	household appliance	49000	male	520000	25	rent	4	good
delayed previously	household appliance	25000	male	280000	23	rent	4	bad
No credit	motorcycle loan	29000	female	230000	59	rent	3	bad
No credit	motorcycle loan	26000	female	220000	57	own	3	good
No credit	layout	86000	male	900000	39	own	7	good
No credit	layout	79000	male	820000	49	own	7	good
existing paid	household appliance	87000	male	500000	28	for free	4	bad
existing paid	household appliance	29000	female	210000	30	for free	4	bad
existing paid	motorcycle loan	35000	female	420000	57	for free	3	bad
existing paid	household appliance	46000	male	500000	28	rent	4	bad
existing paid	motorcycle loan	41000	male	420000	39	for free	3	bad
existing paid	household appliance	27000	male	280000	26	rent	4	bad
existing paid	household appliance	88000	male	900000	51	rent	4	bad
No credit	household appliance	93000	male	550000	41	for free	4	good
No credit	motorcycle loan	101000	male	540000	21	rent	3	good
existing paid	layout	97000	female	1500000	42	own	7	good
existing paid	household appliance	120000	female	800000	26	rent	4	good
No credit	motorcycle loan	26000	female	290000	39	rent	3	bad
No credit	motorcycle loan	25000	male	300000	27	rent	3	good
No credit	layout	96000	male	900000	47	own	7	good
No credit	motorcycle loan	49000	male	450000	23	own	3	good
No credit	layout	105000	female	1800000	56	own	7	good
No credit	household appliance	50000	female	530000	36	for free	4	good
No credit	household appliance	52000	female	430000	32	for free	4	good
delayed previously	motorcycle loan	38000	male	420000	55	rent	3	bad
delayed previously	household appliance	39600	male	450000	43	rent	4	bad
No credit	motorcycle loan	38000	female	420000	31	for free	3	good
No credit	household appliance	53200	female	560000	53	rent	4	good
No credit	household appliance	25000	male	280000	62	rent	4	bad
all paid	motorcycle loan	51000	female	480000	60	for free	3	good
all paid	motorcycle loan	31000	male	280000	29	rent	3	bad
all paid	layout	62000	female	800000	54	own	7	good
delayed previously	motorcycle loan	51000	female	360000	52	for free	3	bad
delayed previously	household appliance	54000	male	590000	34	rent	4	bad
delayed previously	household appliance	56000	male	600000	33	for free	4	bad

No credit	household appliance	58000	male	600000	62	for free	4	good
No credit	motorcycle loan	31000	female	350000	58	for free	3	bad
No credit	household appliance	25000	male	280000	29	rent	4	good
all paid	motorcycle loan	25000	female	210000	51	rent	3	bad
No credit	motorcycle loan	46000	male	420000	28	rent	3	good
all paid	household appliance	49000	female	450000	47	rent	4	good
all paid	motorcycle loan	32000	male	350000	42	for free	4	good
No credit	motorcycle loan	34500	female	380000	48	for free	3	bad
No credit	household appliance	54300	male	500000	33	rent	4	bad
No credit	motorcycle loan	35400	female	320000	39	for free	3	good
all paid	household appliance	28900	female	320000	47	rent	4	good
all paid	motorcycle loan	38000	female	400000	54	for free	3	good
all paid	motorcycle loan	26700	female	280000	62	for free	3	good
delayed previously	motorcycle loan	82000	female	450000	66	rent	3	bad
delayed previously	household appliance	56000	female	590000	43	rent	4	bad
all paid	motorcycle loan	42000	male	450000	56	rent	3	good
all paid	household appliance	97000	female	1000000	58	rent	4	good
all paid	motorcycle loan	34000	male	230000	70	rent	3	good
delayed previously	household appliance	54300	female	430000	43	rent	4	bad
existing paid	layout	110000	male	1600000	53	own	7	good
No credit	layout	96000	female	1450000	42	own	7	good
No credit	motorcycle loan	49000	male	420000	22	rent	3	good
No credit	motorcycle loan	42000	male	390000	20	rent	3	good
No credit	household appliance	26000	male	180000	69	for free	4	bad
delayed previously	motorcycle loan	32000	female	210000	62	rent	3	bad
No credit	household appliance	39000	male	440000	38	rent	4	good
No credit	motorcycle loan	47000	male	450000	33	rent	3	good
No credit	motorcycle loan	41000	male	360000	27	for free	3	good
existing paid	household appliance	39000	female	430000	29	for free	4	bad
No credit	motorcycle loan	28600	male	210000	32	for free	3	bad
existing paid	household appliance	42000	female	480000	36	rent	4	bad
No credit	motorcycle loan	35000	male	210000	49	rent	3	good
No credit	household appliance	31000	female	350000	57	rent	4	good
existing paid	household appliance	69000	male	720000	52	rent	4	good
No credit	layout	75000	male	860000	41	own	7	good
existing paid	motorcycle loan	71000	male	520000	43	for free	3	bad
existing paid	household appliance	75000	male	820000	49	for free	4	bad
existing paid	motorcycle loan	78900	male	420000	56	for free	3	good
existing paid	motorcycle loan	63000	female	520000	51	own	3	good
delayed previously	motorcycle loan	41200	female	210000	71	own	3	bad
No credit	layout	125000	female	1800000	67	own	7	good
No credit	motorcycle loan	28000	female	210000	52	for free	3	bad
No credit	household appliance	38000	female	420000	35	for free	4	good
No credit	motorcycle loan	49000	male	320000	23	for free	3	good
delayed previously	household appliance	65000	male	490000	28	own	4	bad

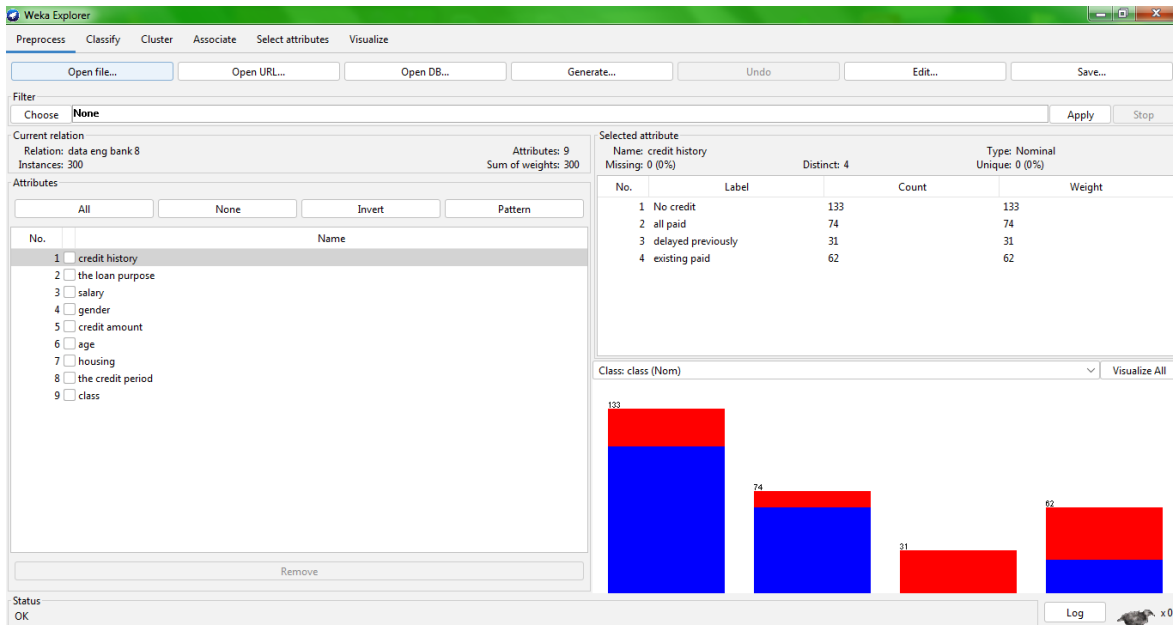
No credit	motorcycle loan	27000	female	210000	39	own	3	good
existing paid	layout	73500	male	600000	61	own	7	good
existing paid	motorcycle loan	34400	male	320000	21	for free	3	bad
existing paid	household appliance	36500	male	390000	23	for free	4	bad
all paid	household appliance	25900	male	300000	25	for free	4	bad
all paid	motorcycle loan	32000	female	210000	36	for free	3	bad
all paid	motorcycle loan	49000	female	230000	48	for free	3	good
existing paid	motorcycle loan	52000	female	420000	42	own	3	good
existing paid	motorcycle loan	67000	female	450000	45	own	3	bad
No credit	household appliance	98000	female	1100000	39	own	4	good
No credit	motorcycle loan	34000	male	210000	23	for free	3	good
No credit	motorcycle loan	42500	male	230000	21	own	3	good
No credit	household appliance	78000	male	450000	45	for free	4	good
delayed previously	motorcycle loan	76000	male	460000	48	for free	3	bad
delayed previously	layout	94500	female	1450000	49	own	7	bad
No credit	motorcycle loan	38000	male	300000	36	own	3	good
No credit	motorcycle loan	45600	female	280000	37	for free	3	good
all paid	motorcycle loan	61000	female	450000	41	for free	3	good
existing paid	household appliance	100000	female	580000	56	for free	4	good
existing paid	motorcycle loan	25000	male	220000	66	own	3	good
No credit	motorcycle loan	44000	female	410000	38	own	3	good
No credit	motorcycle loan	49000	male	210000	33	for free	3	good
No credit	layout	68000	female	780000	44	own	7	good
all paid	layout	97500	female	900000	49	own	7	good
all paid	motorcycle loan	41000	male	230000	32	for free	3	good
all paid	household appliance	62000	female	630000	36	own	4	good
No credit	motorcycle loan	54000	female	520000	49	own	3	good
No credit	motorcycle loan	34000	female	320000	57	own	3	good
No credit	motorcycle loan	72000	male	520000	52	own	3	good
No credit	household appliance	76000	male	800000	34	for free	4	good
all paid	motorcycle loan	47000	female	450000	36	own	3	good
existing paid	motorcycle loan	34000	male	320000	26	for free	3	bad
all paid	motorcycle loan	29600	male	210000	31	for free	3	bad
all paid	motorcycle loan	50000	female	420000	47	for free	3	good
all paid	layout	87000	female	1100000	46	own	7	good
delayed previously	household appliance	49000	female	230000	39	own	4	bad
delayed previously	household appliance	90000	female	500000	31	rent	4	bad
delayed previously	household appliance	112900	female	520000	29	for free	4	bad
all paid	household appliance	89000	female	400000	62	rent	4	good
all paid	household appliance	34700	female	380000	37	rent	4	good
existing paid	household appliance	26500	male	300000	26	rent	4	bad
all paid	motorcycle loan	65000	female	450000	42	for free	3	good
No credit	household appliance	89600	male	1000000	39	for free	4	good
all paid	motorcycle loan	69800	female	430000	31	for free	3	good
No credit	household appliance	57000	male	600000	30	for free	4	good

No credit	layout	74500	female	800000	59	own	7	good
No credit	layout	74000	female	980000	62	own	7	good
all paid	household appliance	45600	male	500000	56	own	4	good
all paid	layout	41000	male	590000	58	rent	7	good
all paid	household appliance	49000	female	470000	44	rent	4	good
existing paid	layout	48000	female	580000	46	rent	7	good
existing paid	household appliance	49000	female	550000	60	rent	4	bad
existing paid	household appliance	38000	female	430000	63	rent	4	bad
all paid	motorcycle loan	38900	female	410000	56	rent	3	good
all paid	motorcycle loan	28600	female	250000	50	for free	3	bad
No credit	household appliance	38000	male	400000	26	for free	4	good
No credit	household appliance	55000	male	600000	28	for free	4	good
No credit	household appliance	59000	male	520000	33	rent	4	good
No credit	household appliance	40000	male	320000	36	for free	4	good
all paid	household appliance	48000	male	400000	51	for free	4	good
all paid	layout	41000	male	900000	71	own	7	good
all paid	layout	42000	male	950000	67	for free	5	good
existing paid	household appliance	38500	male	400000	52	own	4	good
all paid	household appliance	29000	female	320000	35	for free	4	bad
existing paid	layout	86200	male	1250000	49	own	7	good
all paid	layout	96000	male	1780000	48	own	5	good
delayed previously	household appliance	25000	male	200000	39	rent	4	bad
No credit	motorcycle loan	25400	male	215000	61	rent	3	bad
existing paid	household appliance	25000	male	300000	47	rent	4	bad
No credit	layout	34000	female	380000	60	rent	7	good
delayed previously	household appliance	25000	male	280000	62	rent	4	bad
No credit	household appliance	38000	male	420000	56	own	4	good
No credit	layout	49000	male	800000	56	rent	7	bad
No credit	layout	58000	male	960000	23	rent	6	good
No credit	household appliance	60000	male	640000	44	rent	4	bad
existing paid	motorcycle loan	25000	male	340000	28	own	3	bad
existing paid	motorcycle loan	38000	male	420000	50	own	3	good
existing paid	household appliance	49000	male	540000	61	rent	4	bad
existing paid	layout	60000	male	1100000	53	rent	7	bad
existing paid	layout	59000	female	890000	28	rent	5	bad
existing paid	layout	78000	female	970000	30	rent	5	bad
existing paid	household appliance	89000	male	500000	35	rent	4	bad
No credit	motorcycle loan	31000	male	330000	40	rent	3	good
No credit	motorcycle loan	25000	male	290000	52	for free	3	good
existing paid	motorcycle loan	38000	male	420000	39	rent	3	bad
existing paid	household appliance	42000	female	480000	46	rent	4	bad
No credit	layout	89000	male	1500000	55	rent	7	bad
No credit	layout	60000	male	1100000	36	rent	7	bad
No credit	household appliance	54000	female	600000	26	for free	4	good
No credit	layout	55000	male	820000	62	for free	7	good

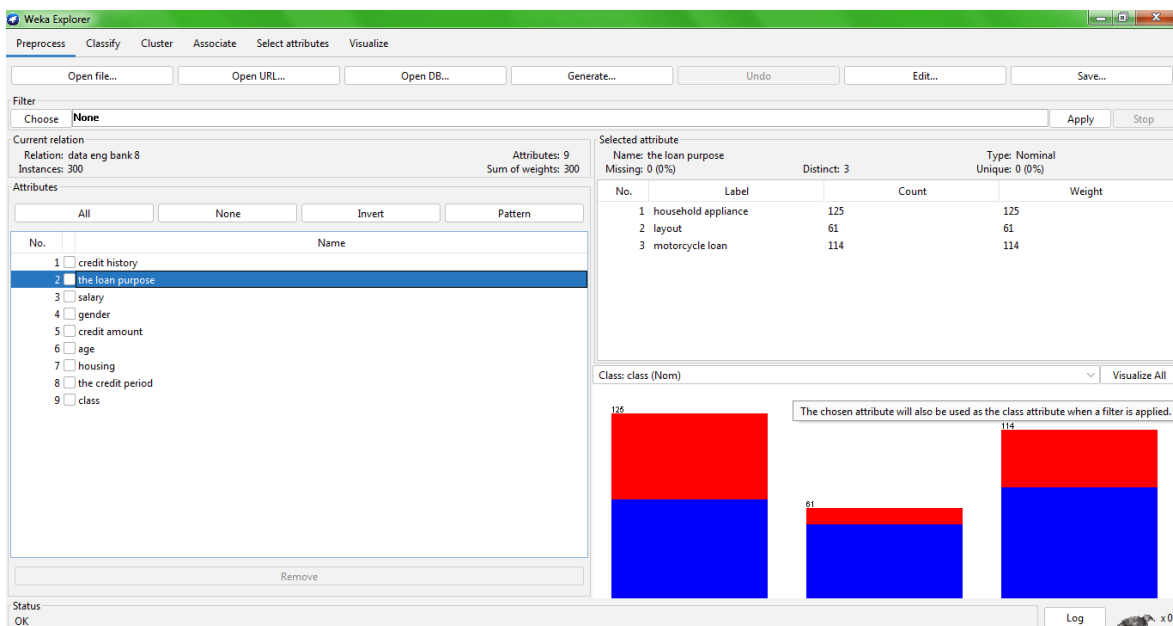
No credit	household appliance	36000	female	390000	65	for free	4	good
No credit	motorcycle loan	33000	male	410000	54	for free	3	good
No credit	motorcycle loan	39000	male	450000	28	for free	3	good
delayed previously	motorcycle loan	25000	male	280000	31	for free	3	bad
delayed previously	household appliance	67000	male	750000	44	rent	4	bad
No credit	household appliance	38000	male	430000	43	rent	4	bad
No credit	layout	95000	female	1500000	36	rent	7	good
No credit	household appliance	49000	female	470000	21	own	4	good
all paid	household appliance	34000	male	390000	45	own	4	bad
all paid	household appliance	63000	male	700000	30	own	4	good
all paid	layout	68000	male	720000	38	for free	7	good
delayed previously	layout	98000	female	1200000	21	for free	6	bad
delayed previously	household appliance	62000	female	700000	41	for free	4	bad
delayed previously	household appliance	54000	male	580000	27	rent	4	bad
No credit	motorcycle loan	26000	male	300000	45	for free	3	good
No credit	motorcycle loan	39000	male	410000	32	rent	3	bad
No credit	household appliance	25000	male	280000	66	rent	4	bad
all paid	household appliance	42000	male	450000	42	for free	4	good
No credit	motorcycle loan	45000	male	480000	54	rent	3	bad
all paid	layout	73000	female	890000	25	own	7	good
all paid	layout	71000	female	1000000	23	rent	6	bad
No credit	household appliance	78000	female	600000	59	rent	4	good
No credit	household appliance	31000	male	250000	57	rent	4	good
No credit	motorcycle loan	27000	male	300000	39	own	3	good
all paid	household appliance	93000	male	1050000	49	own	4	good
all paid	motorcycle loan	34000	female	350000	28	own	3	good
all paid	household appliance	38000	female	200000	30	for free	4	good
delayed previously	layout	84000	female	930000	57	for free	7	bad
No credit	layout	82000	male	600000	28	rent	6	good
all paid	household appliance	49000	male	520000	36	rent	4	good
delayed previously	household appliance	25000	female	280000	42	for free	4	bad
existing paid	motorcycle loan	29000	female	230000	39	rent	3	bad
all paid	motorcycle loan	26000	male	220000	31	rent	3	good
all paid	layout	86000	female	900000	33	for free	7	good
all paid	layout	79000	male	820000	48	rent	7	good
existing paid	household appliance	87000	female	500000	56	own	4	good
existing paid	household appliance	29000	female	210000	66	for free	4	bad
all paid	motorcycle loan	35000	male	420000	62	rent	3	good
all paid	household appliance	46000	male	500000	47	for free	4	good
No credit	motorcycle loan	41000	male	420000	23	for free	3	good
No credit	household appliance	27000	female	280000	56	for free	4	bad
No credit	household appliance	88000	male	900000	36	rent	4	good
existing paid	household appliance	93000	female	550000	32	rent	4	bad
No credit	motorcycle loan	101000	male	540000	55	rent	3	good
existing paid	layout	97000	female	1500000	43	rent	7	good

No credit	household appliance	120000	male	800000	31	for free	4	good
No credit	motorcycle loan	26000	female	290000	53	for free	3	bad
No credit	motorcycle loan	25000	male	300000	62	rent	3	bad
No credit	layout	96000	female	900000	28	for free	7	good
No credit	motorcycle loan	49000	female	450000	39	rent	3	bad
existing paid	layout	105000	female	1800000	26	for free	7	good
No credit	household appliance	50000	female	530000	51	for free	4	good
No credit	household appliance	52000	female	430000	41	rent	4	good
No credit	motorcycle loan	38000	male	420000	21	rent	3	good
existing paid	household appliance	39600	female	450000	42	own	4	good
delayed previously	motorcycle loan	38000	female	420000	26	rent	3	bad
all paid	household appliance	53200	male	560000	39	rent	4	good
all paid	household appliance	25000	male	280000	27	rent	4	bad
all paid	motorcycle loan	51000	female	480000	28	own	3	good
all paid	motorcycle loan	31000	female	280000	47	rent	3	good
existing paid	layout	62000	female	800000	42	for free	7	good
all paid	motorcycle loan	51000	female	360000	48	own	3	good
delayed previously	household appliance	54000	male	590000	33	rent	4	bad
all paid	household appliance	56000	female	600000	39	own	4	good
all paid	household appliance	58000	male	600000	47	own	4	good
all paid	motorcycle loan	31000	female	350000	54	own	3	good
No credit	household appliance	25000	female	280000	62	rent	4	bad
No credit	motorcycle loan	25000	female	210000	66	rent	3	good
No credit	motorcycle loan	46000	male	420000	60	rent	3	good
existing paid	household appliance	49000	female	450000	29	rent	4	bad
No credit	motorcycle loan	32000	female	350000	54	rent	4	good
existing paid	motorcycle loan	34500	female	380000	52	own	3	good
No credit	household appliance	54300	female	500000	34	own	4	good
No credit	motorcycle loan	35400	male	320000	33	rent	3	good
No credit	household appliance	28900	female	320000	62	own	4	bad
No credit	motorcycle loan	38000	female	400000	58	rent	3	bad
No credit	motorcycle loan	26700	male	280000	29	for free	3	good
No credit	motorcycle loan	82000	female	450000	51	for free	3	good
No credit	motorcycle loan	25000	male	280000	29	rent	3	good

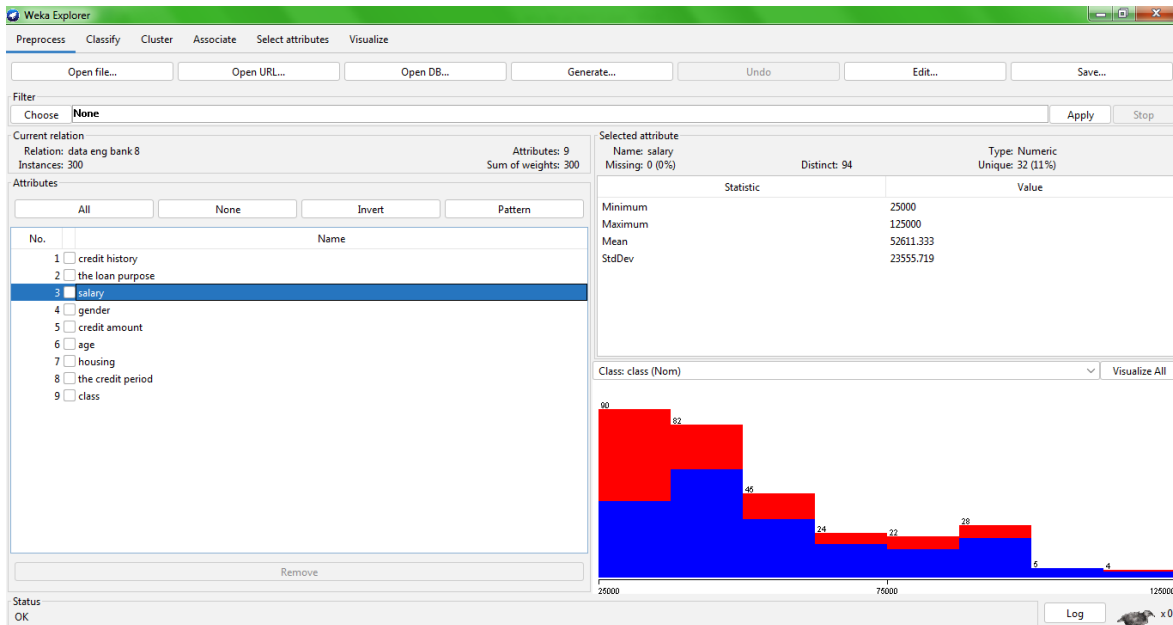
الملحق 02: احصائيات متغيرة القروض السابقة للزبون



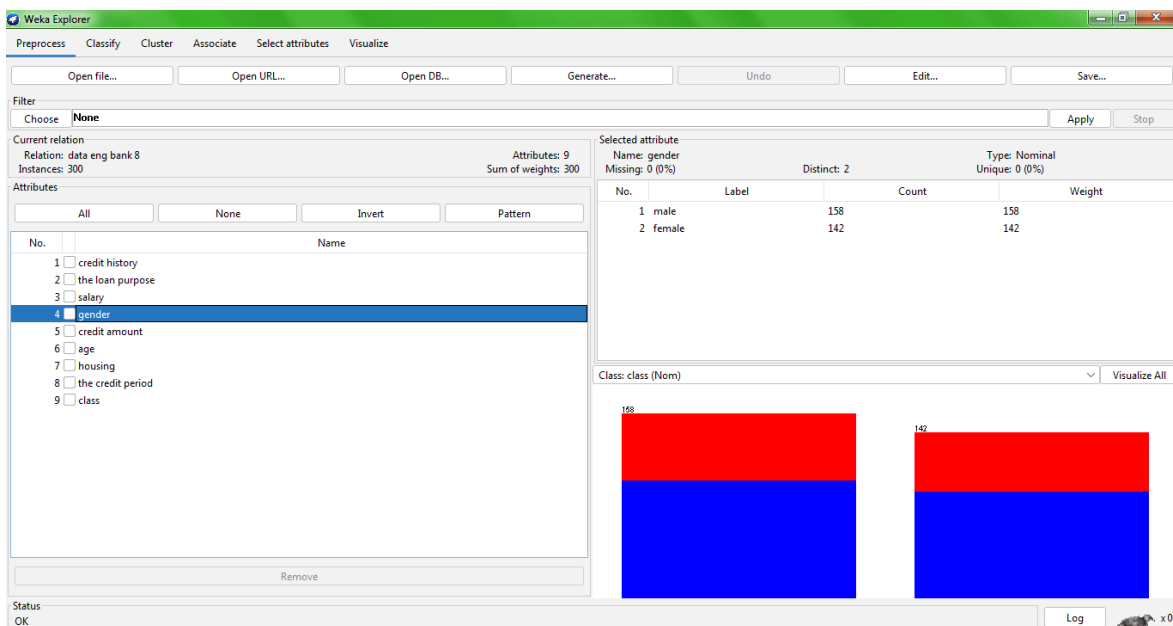
الملحق 03: احصائيات متغيرة الهدف من القرض



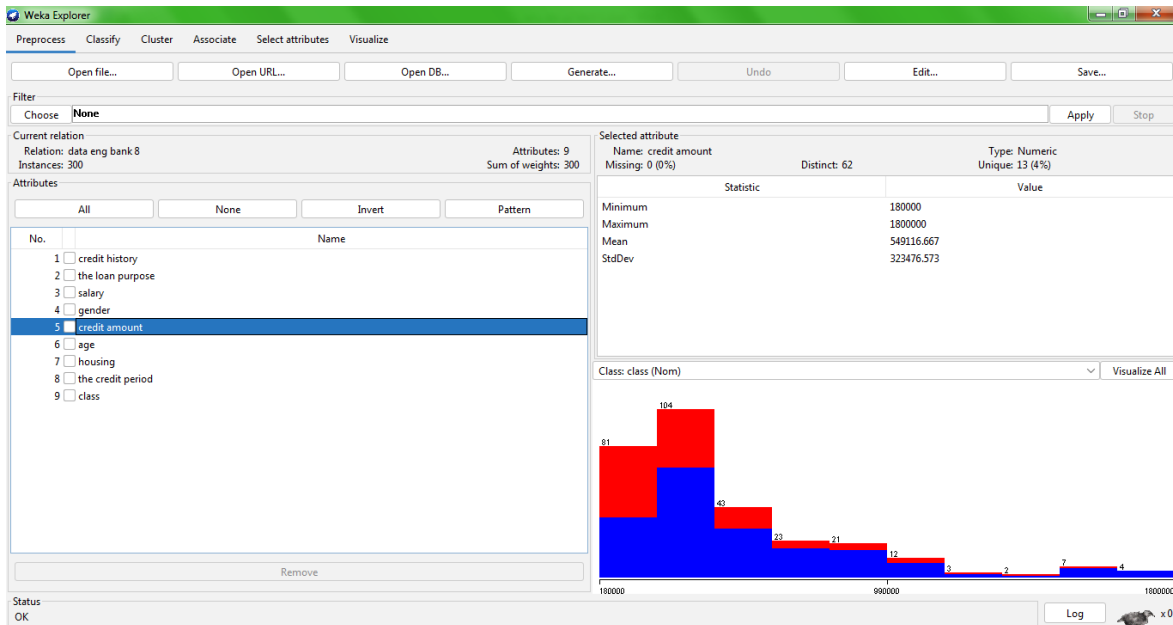
الملحق 04: احصائيات متغيرة الدخل



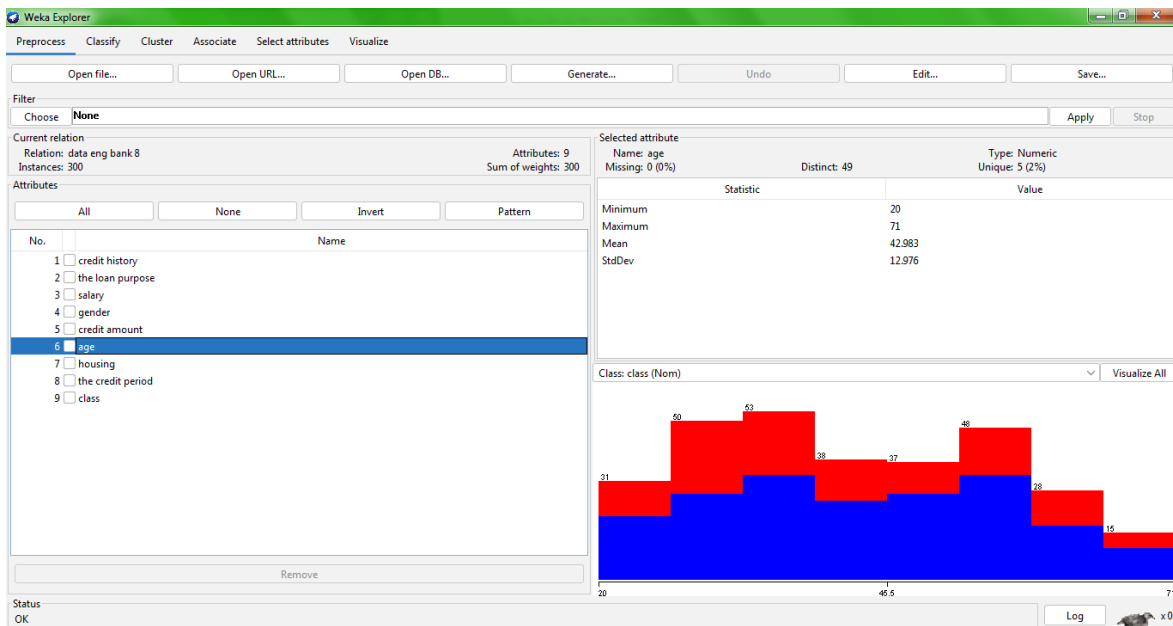
الملحق 05: احصائيات متغيرة الجنس ذكر أو أنثى



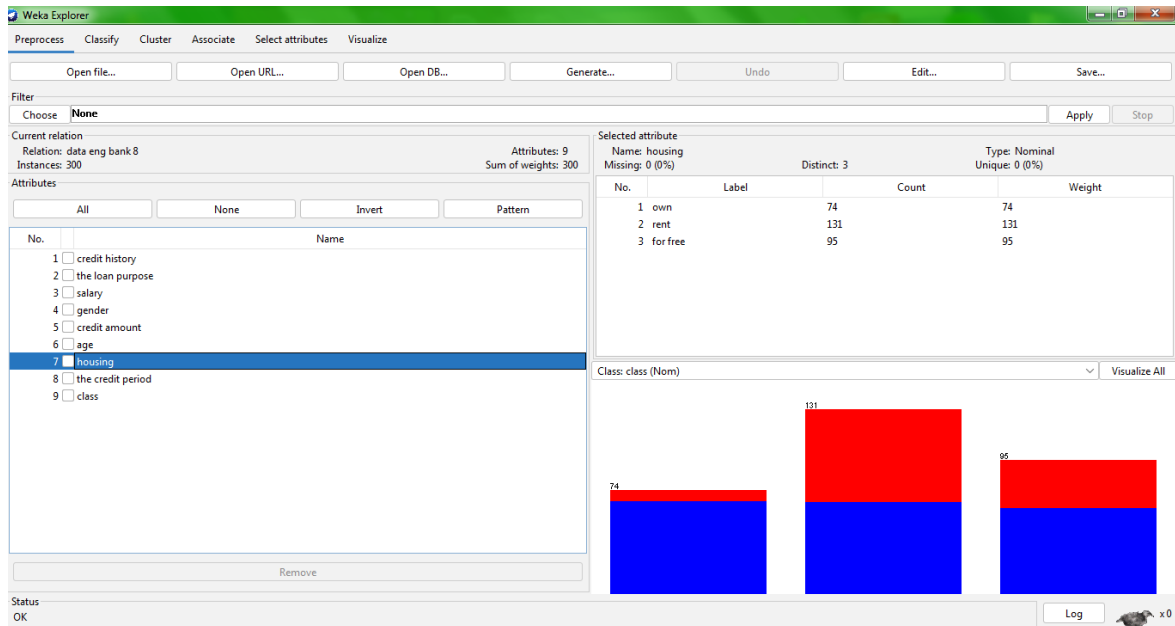
الملحق 06: احصائيات متغيرة مبلغ القرض



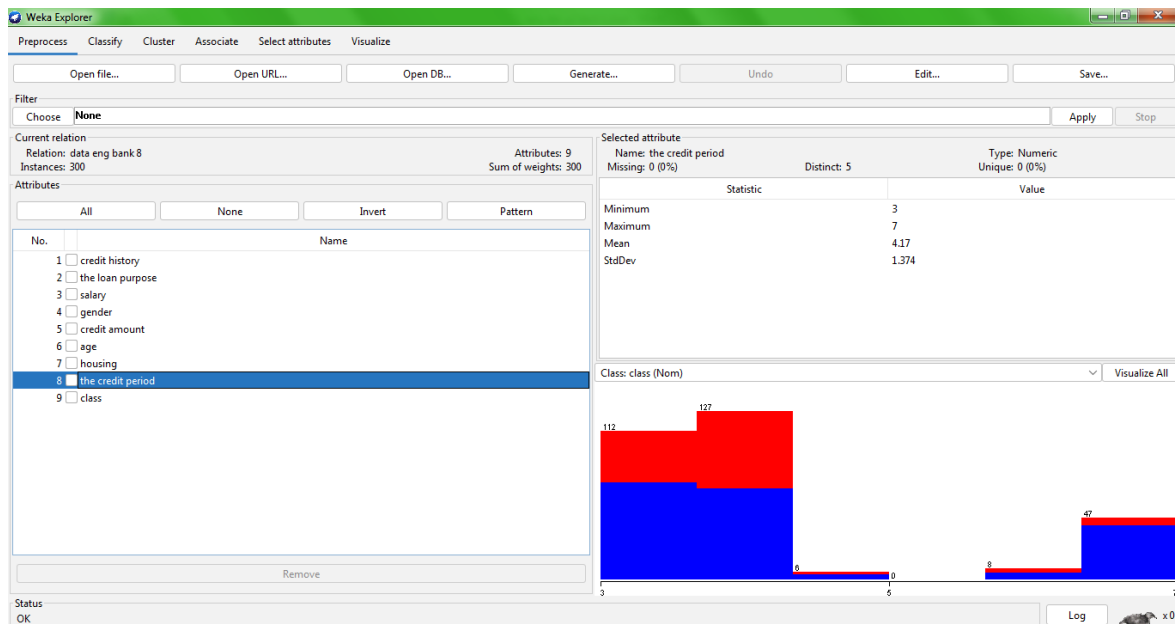
الملحق 07: احصائيات متغيرة السن



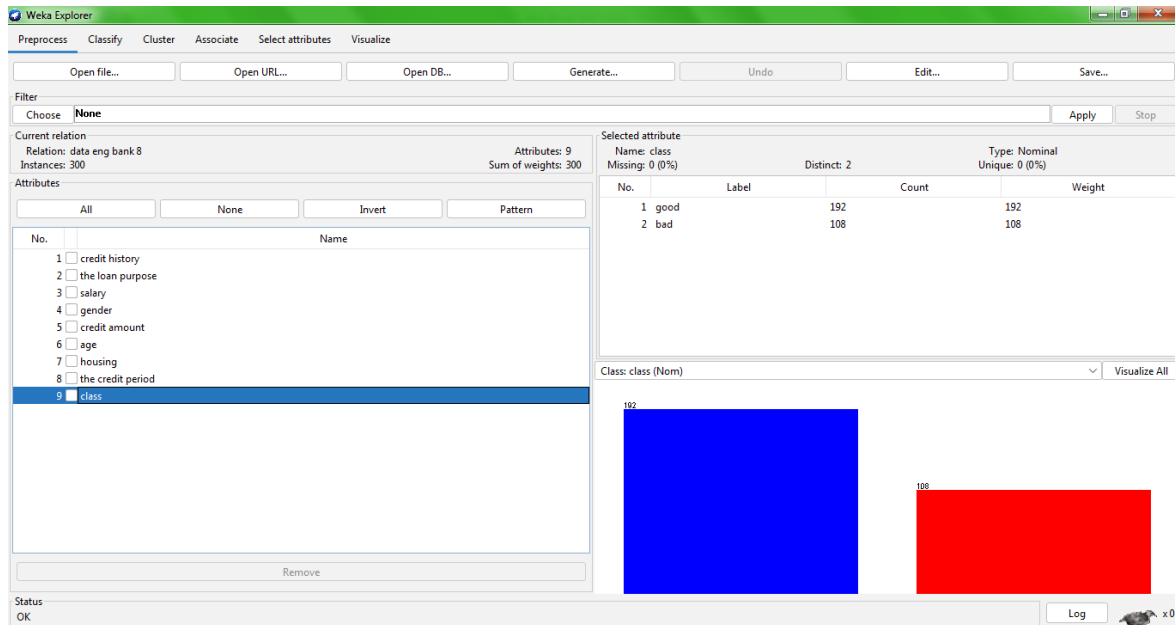
الملحق 08 : احصائيات متغيرة ملكية المنزل



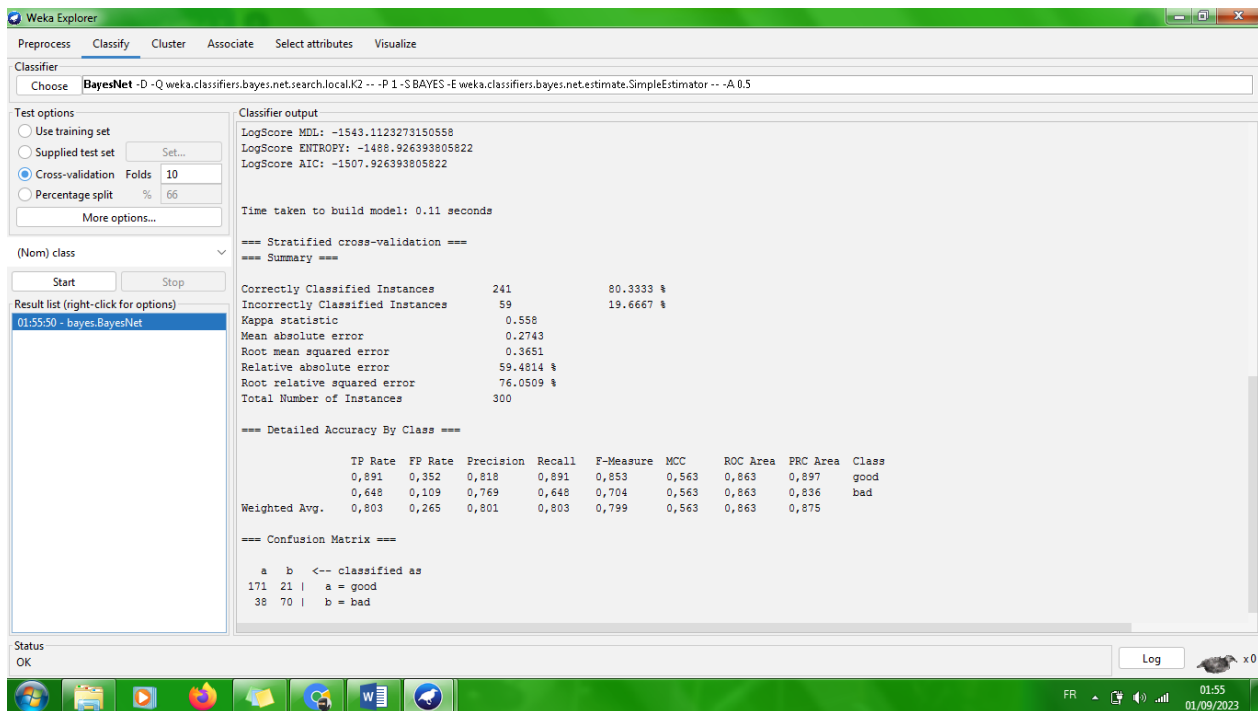
الملحق 09 : احصائيات متغيرة مدة القرض



الملحق 10: احصائيات متغيرة التصنيف



الملحق 11: نتائج استخدام خوارزمية الشبكة البايزية برنامج weka



الملحق 12 : نتائج الدراسة باستخدام خوارزمية بايز الساذج

Classifier output

```

precision                1          1

Time taken to build model: 0.01 seconds

=== Stratified cross-validation ===
=== Summary ===

Correctly Classified Instances   206          68.6667 %
Incorrectly Classified Instances  94           31.3333 %
Kappa statistic                  0.3662
Mean absolute error              0.3162
Root mean squared error          0.4167
Relative absolute error          68.5794 %
Root relative squared error      86.8041 %
Total Number of Instances       300

=== Detailed Accuracy By Class ===

                TP Rate  FP Rate  Precision  Recall  F-Measure  MCC      ROC Area  PRC Area  Class
0,661  0,269  0,814    0,661  0,730    0,378  0,819    0,848    good
0,731  0,339  0,549  0,731  0,627  0,378  0,819    0,804    bad
Weighted Avg.   0,687  0,294  0,719    0,687  0,693  0,378  0,819    0,832

=== Confusion Matrix ===
  a  b  <-- classified as
127 65 | a = good
 29 79 | b = bad
    
```

الملحق 13 : نتائج الدراسة باستخدام خوارزمية J48 شجرة القرار

Classifier output

```

Size of the tree :      36

Time taken to build model: 0.22 seconds

=== Stratified cross-validation ===
=== Summary ===

Correctly Classified Instances   243          81 %
Incorrectly Classified Instances  57           19 %
Kappa statistic                  0.58
Mean absolute error              0.2195
Root mean squared error          0.3933
Relative absolute error          47.5951 %
Root relative squared error      81.9316 %
Total Number of Instances       300

=== Detailed Accuracy By Class ===

                TP Rate  FP Rate  Precision  Recall  F-Measure  MCC      ROC Area  PRC Area  Class
0,875  0,306  0,836  0,875  0,855  0,581  0,842  0,868    good
0,694  0,125  0,758  0,694  0,725  0,581  0,842  0,749    bad
Weighted Avg.   0,810  0,241  0,808  0,810  0,808  0,581  0,842  0,825

=== Confusion Matrix ===
  a  b  <-- classified as
168 24 | a = good
 33 75 | b = bad
    
```


الملحق 18: شجرة القرار النهائية

