

الذكاء الاصطناعي كألية للتنبؤ بالمبيعات في المؤسسة الاقتصادية

-دراسة حالة مؤسسة CERAM الغزوات-

Artificial intelligence as a mechanism to forecast sales in the economic enterprise

CERAM Ghazawat case study

بكار آمال

مخبر الدراسات الاقتصادية والتنمية المحلية في الجنوب الغربي
جامعة بشار – الجزائر

bekkar.amel@univ-bechar.dz

تاريخ النشر: 2023/03/31

طول محمد*

مخبر الدراسات الاقتصادية والتنمية المحلية في الجنوب الغربي
جامعة بشار – الجزائر

toul.mohammed@univ-bechar.dz

تاريخ القبول: 2023/03/07

تاريخ الإستلام: 2023/02/02

ملخص:

تهدف هذه الدراسة إلى معرفة مدى فعالية ودقة تطبيقات الذكاء الاصطناعي في التنبؤ بحجم مبيعات الشركة الجديدة للخزف الصحي CERAM الغزوات، وذلك باستخدام نموذج الشبكات العصبية الاصطناعية MLP وتطبيقها على بيانات سلسلة مبيعات المؤسسة للفترة الممتدة من يناير 2012 إلى ديسمبر 2021، وقد تم الاعتماد على مقاييس جودة التقدير (MSE, RMSE) من أجل معرفة جودة النموذج، وتوصلت الدراسة بعد مقارنة النتائج الفعلية بالنتائج المتنبأ بها إلى دقة وفعالية شبكة بيرسبترون متعددة الطبقات MLP عند تطبيقها على السلاسل الزمنية التي تتميز بالنمط غير الخطي. الكلمات المفتاحية: تنبؤ المبيعات، ذكاء اصطناعي، شبكات عصبية اصطناعية، نموذج MLP، مؤسسة Ceram. تصنيفات JEL: C53، C45، C32.

Abstract:

This research aims at shedding light on the effectiveness and accuracy of artificial intelligence applications in predicting the sales volume of the new sanitary ceramic company CERAM Al-Ghazawat, using the MLP artificial neural network model and its application to the organization's sales chain data for the period from January 2012 to December 2021, The evaluation quality scales (MSE, RMSE) were used so as to detect the quality of the model, after comparing the actual results with the predicted results, the study found the accuracy and effectiveness of the MLP multilayer perceptron network when applied to time series that are characterized by a nonlinear pattern.

Keywords: sales forecast, artificial intelligence, artificial neural networks, MLP model, Ceram Company.

Jel Classification Codes: C53, C45, C32.

* المؤلف المراسل.

1. مقدمة:

تعتبر إدارة المبيعات من أقدم الإدارات التي ظهرت في الهيكل التنظيمي للمنظمة وذلك لارتباطها بعملية الإنتاج، وقد استمر هذا الارتباط لحين ظهور المفهوم التسويقي الحديث الذي تضمن العديد من الوظائف التسويقية كالترخيص، التسعير، التوزيع، تحمل المخاطر، التمويل، وغيرها من الوظائف التسويقية، الأمر الذي جعل من إدارة المبيعات إحدى الإدارات التابعة لإدارة التسويق، إن إدارة المبيعات تحتل مكانة كبيرة وترتبط هذه المكانة بأهمية وظيفة البيع لكون هذه الوظيفة تعتبر المحرك الأساسي لأنشطة المنظمات الإنتاجية والتسويقية والتي تحقق من خلال أنشطتها المتعددة الأرباح للمنظمات واستعادة جميع التكاليف والنمو والتوسع والصمود بوجه المنافسة والاحتفاظ بالحصة السوقية (الصمدي وريدي، 2010، صفحة 17)، وتأسيسا على ذلك ظهرت مؤسسات جديدة بوظائف متطورة تتنافس من أجل تلبية حجم الطلبات، من بين هذه الوظائف التنبؤ بالمبيعات والتي تعتبر نقطة الانطلاق نحو تقرير نشاط المشروع من إنتاج وتسويق وتمويل وإعداد ميزانية التقدير، ومختلف برامج الإنتاج والمخزون (قرواني، 2015، صفحة 85).

إن التنبؤ بالطلب المستقبلي للمبيعات أمرا أساسيا في عملية التخطيط، حيث يساعد منظمات الأعمال في القيام بالعديد من التحسينات كإجراء تغييرات في خطط العمل وتوفير حلول تتعلق بالتخزين وتوزيع السلع بشكل أفضل والتحكم في تكلفة المخزون وتلبية طلبات السوق (Junhang, Shurui, Wang, & Zhe, 2021, p. 135) لهذا نجد أن هناك أساليب عديدة للتنبؤ تختلف باختلاف الهدف المرغوب فيه ونوع البيانات وغيرها من العوامل المؤثرة (عتروس، 2018، صفحة 92) ولعل أبرز هذه الأساليب الحديثة التنبؤ باستخدام الشبكات العصبية الاصطناعية التي لاقت اهتماما واسعا ونجاحا ملحوظا عند تطبيقها في العديد من المجالات نظرا لفعاليتها ونجاحاتها في حل العديد من المشاكل.

على ضوء ما سبق قمنا بطرح الإشكالية التالية: ما مدى فعالية ودقة نموذج الشبكات العصبية الاصطناعية MLP

في التنبؤ بحجم مبيعات الشركة الجديدة للخزف الصحي CERAM الغزوات؟

1.1. فرضيات الدراسة: للإجابة على إشكالية الدراسة تم وضع الفرضية التالية:

- نموذج الشبكات العصبية الاصطناعية MLP يعطي نتائج دقيقة وأقرب إلى النتائج الفعلية عند تطبيقه على بيانات غير خطية للتنبؤ بحجم المبيعات في الشركة الجديدة للخزف الصحي CERAM الغزوات.

2.1. أهمية الدراسة: تتضح أهمية هذه الدراسة في كونها تتناول موضوع التنبؤ بمبيعات الشركة الجديدة للخزف الصحي CERAM الغزوات، بالاعتماد على بيانات شهرية خلال الفترة الممتدة من يناير 2012 إلى غاية ديسمبر 2021، وذلك باستخدام نموذج الشبكات العصبية الاصطناعية، خاصة وأن التنبؤ بالمبيعات من أهم وظائف المؤسسة ويعتبر الأساس في اتخاذ العديد من القرارات، سواء كانت مؤسسة في طور الإنتاج لديها معلومات عن المنتج والسوق الذي تنشط فيه، أو مؤسسة حديثة النشأة لا تملك معلومات عن المنتج وحجم الطلب ونمطه.

3.1. أهداف الدراسة: تتمثل أهداف الدراسة فيما يلي:

- تسليط الضوء حول مفهومي التنبؤ والتنبؤ بالمبيعات.
- التعريف بالشبكات العصبية الاصطناعية ومكوناتها.
- تطبيق نموذج MLP للتنبؤ بمبيعات الشركة الجديدة للخزف الصحي CERAM الغزوات.
- التحقق من دقة وفعالية نموذج الشبكات العصبية الاصطناعية مقارنة بالنتائج الفعلية للسنة المتنبؤ بها.

4.1. منهجية الدراسة: تم الاعتماد في هذه الدراسة على المنهج الوصفي في الجانب النظري من خلال التطرق إلى مفهومي التنبؤ والتنبؤ بالمبيعات وكذا مفهوم الشبكات العصبية الاصطناعية ومكوناتها، أما الجانب التطبيقي فقد تم الاعتماد على المنهج التحليلي أين تم التطرق إلى تطبيق نموذج الشبكات العصبية الاصطناعية MLP للتنبؤ بحجم مبيعات الشركة الجديدة للخزف الصحي CERAM الغزوات، اعتمادا على بيانات خاصة بحجم المبيعات الشهرية للشركة خلال عشر سنوات الأخيرة من يناير 2012 إلى غاية ديسمبر 2021.

5.1. الدراسات السابقة:

■ دراسة (Loureiro, Miguéis, Da Silva, 2018) مقال بعنوان "استكشاف استخدام الشبكات العصبية العميقة للتنبؤ بالمبيعات في تجارة الأزياء بالتجزئة"، هدفت هذه الدراسة إلى مقارنة توقعات المبيعات في صناعة الأزياء ومبيعات المنتجات الجديدة في المواسم المستقبلية التي تم الحصول عليها باستخدام نموذج التعلم العميق مع تلك التي تم الحصول عليها مع نموذج الشبكات العصبية الاصطناعية، وتوصلت الدراسة إلى أن النموذج الذي يستخدم التعلم العميق لديه أداء جيد للتنبؤ بالمبيعات في سوق التجزئة للأزياء مقارنة بنموذج الشبكات العصبية الاصطناعية.

■*دراسة (Kuo, Tseng, Zhen, 2016) مقال بعنوان "تكمّل الشبكة العصبية الضبابية والشبكة العصبية للانتشار الخلفي القائمة على نظام المناعة الاصطناعي للتنبؤ بالمبيعات باستخدام البيانات النوعية والكيفية"، تحاول هذه الدراسة اقتراح نظام تنبؤ متكامل ما بين الشبكة العصبية الضبابية والشبكة العصبية للانتشار الخلفي القائمة على نظام المناعة الاصطناعي للتنبؤ بالمبيعات باستخدام البيانات النوعية والكمية، تم استخدام الشبكة العصبية الضبابية أولاً للحصول على معرفة الخبراء فيما يتعلق ببعض العوامل النوعية، وتم دمجها مع بيانات السلاسل الزمنية باستخدام شبكة عصبية للانتشار الخلفي تعتمد على نظام المناعة الاصطناعي، وأظهرت النتيجة أن النهج المقترح يتفوق على طرق التنبؤ الأخرى ويمكن استخدامه لتقليل تكاليف المخزون وتعزيز رضا العملاء.

■ دراسة (Sangeeta, Jessica, 2016) مداخل بعنوان "التنبؤ بمبيعات منتجات العناية بالفم باستخدام شبكة عصبية اصطناعية"، في المؤتمر الدولي السابع للاتصالات والحوسبة والمحاكاة الافتراضية بكلية ثاكور (Thakur) للهندسة والتكنولوجيا مومباي بالهند، هدفت هذه الدراسة إلى التنبؤ بالمبيعات المستقبلية لمنتجات العناية بالفم باستخدام الشبكات العصبية الاصطناعية ذات الانتشار العكسي بالتفصيل، وقد تم التحقق من صحة خوارزمية تعلم الانتشار الخلفي ودقة التنبؤ وأظهرت النتائج أن العصبونات أعطت الشبكة نتائج دقيقة للتنبؤ، ويمكن استخدامها للتنبؤ بمبيعات منتجات السلع الاستهلاكية.

■ دراسة (بوادو، مداني، 2015) أطروحة دكتوراه بعنوان "التنبؤ بمبيعات المؤسسات الجزائرية باستخدام نماذج السلاسل الزمنية وتقنية الشبكات العصبية الاصطناعية"، تهدف هذه الورقة البحثية إلى محاولة تطبيق أسلوب السلاسل الزمنية من خلال تقنية الشبكات العصبية الاصطناعية في التنبؤ بحجم المبيعات في مؤسسة سونلغاز-الشلف. وقد أجريت الدراسة على البيانات الشهرية لمبيعات الكهرباء خلال الفترة الزمنية من يناير 2006 إلى ديسمبر 2012، حيث تم بناء نموذج الشبكات العصبية باستخدام شبكة بيرسبترون متعدد الطبقات، وأظهرت نتائج الدراسة أن الشبكة الناتجة جيدة، وأعطت تنبؤات دقيقة وقريبة من الواقع.

■ دراسة (Chi-Jie, Tian, Chia, 2012) مقال بعنوان "التنبؤ بالمبيعات لتجار الكمبيوتر بالجملة: مقارنة بين شرائح الانحدار التكرارية متعددة المتغيرات والشبكات العصبية الاصطناعية"، هدفت هذه الدراسة إلى التنبؤ بالمبيعات لتجار الكمبيوتر

بالجملة باستخدام شرائح الانحدار التكيفية متعددة المتغيرات MARS وهي منهجية انحدار غير خطية وغير معلمية والشبكات العصبية الاصطناعية ذات الانتشار الخلفي، وأظهرت النتائج تفوق نموذج MARS على الشبكات العصبية ذات الانتشار الخلفي، بتقديمه أداء تنبؤ جيد وأكثر دقة، وبإمكانه مساعدة الشركات على تعديل استراتيجياتها التشغيلية ودعمها لتقديم أداء أفضل في المستقبل.

■ دراسة (Mitrea, Lee, Wu, 2009) مقال بعنوان "مقارنة بين الشبكات العصبية وطرق التنبؤ التقليدية"، هدفت هذه الدراسة إلى مقارنة نموذج المتوسط المتحرك المتكامل للانحدار الذاتي ARIMA مع نموذج الشبكات العصبية الاصطناعية للتنبؤ بمبيعات شركة Panasonic تم الحصول على البيانات المستخدمة للتنبؤ من قاعدة بيانات المخزون لشركة Panasonic بسنغافورة، وأظهرت النتائج أن التنبؤ باستخدام نموذج الشبكات العصبية يقدم أداء أفضل مقارنة بنموذج ARIMA.

■ دراسة (Ansuj et al, 1996) مقال بعنوان "التنبؤ بالمبيعات باستخدام السلاسل الزمنية والشبكات العصبية"، هدفت هذه الدراسة إلى التنبؤ بالمبيعات في مؤسسة متوسطة الحجم في البرازيل في الفترة الممتدة من يناير 1979 إلى ديسمبر 1989 باستخدام نموذج ARIMA ونموذج الشبكات العصبية ذات الانتشار العكسي، وأظهرت نتائج الدراسة أن نموذج الشبكات العصبية ذات الانتشار العكسي أعطت توقعات أفضل وأكثر دقة من نموذج ARIMA.

2. التأصيل النظري للدراسة:

تعتبر عملية التنبؤ بالمبيعات مرحلة هامة وأساسية في عملية التخطيط، وهي إحدى المهام المركزية لنجاح أي منظمة مهما كان حجمها وأنشطتها، كونها أساس استمرار تواجد الشركة في السوق المستهدف، والمحافظة على الحصة السوقية ضمن هذا السوق، كذلك تمثل أساسا مهما في تحديد كمية المنتج، وحجم المخزون اللازم توافره للبيع لضمان عدم وجود كساد أو نقص في تغطية السوق، الأمر الذي ينعكس على وضع الخطط المختلفة وتنفيذها بالشكل الذي يخدم أهداف واستراتيجية المنظمة، وفيما يلي سنتطرق إلى مفاهيم حول التنبؤ بالمبيعات والذكاء الاصطناعي ونموذج الشبكات العصبية الاصطناعية كنموذج حديث يعتمد عليه في عملية التنبؤ.

2.1، التنبؤ: وهو العملية التي تتعلق بتقدير التغيرات المتوقعة من أجل اتخاذ القرار المناسب في ظل وجود درجة معينة من المخاطرة الناتجة عن حالات عدم التأكد المرتبطة بالمستقبل (بوعروري و بورامة، 2018، صفحة 216).

2.2، التنبؤ بالمبيعات: هو تقدير كمية أو قيمة المبيعات المتوقعة في المستقبل، والذي يمكن أن يتم في ظل الظروف الاقتصادية والاجتماعية المحتملة (قادري و بن بوزيان، 2016، صفحة 143) كما هو عرض حالي لمعلومات مستقبلية باستخدام بيانات مشاهدة بعد دراسة سلوكها في الماضي (بوغازي، 2015، صفحة 77).

من خلال التعريفين السابقين يمكن القول أن التنبؤ بالمبيعات هو تخمين لقيمة المبيعات المستقبلية بناءا على المعلومات المتوفرة عن الماضي، وتعد هذه الوظيفة ذات أهمية بالغة لتوجيه إنتاج المنظمة، وتتجلى تلك الأهمية من خلال:

- المساعدة على تحديد تكاليف التسويق وتوزيع التكاليف التسويقية وذلك على أساس القدرة المالية المتوقعة للمؤسسة من خلال توقع المبيعات؛

- المساعدة على اتخاذ القرارات التسويقية مثل قرارات التسعير، الإنتاج، التوزيع، الترويج؛

- المساعدة على توقع الصعوبات التي ستواجه المؤسسة مستقبلا وبالتالي الاعداد الجيد لمواجهتها (لقوقي و شيخي، 2014، صفحة 32).

- إيجاد توازن بين طلب المستهلكين وعرض المنتجين، حيث لابد من التعرف على حجم الطلب المتوقع لإعلام إدارة الإنتاج بالكمية التي تريد تسويقها بالأسعار الملائمة وفي الوقت الملائم.
- تسهيل عملية التوقع، وبالتالي تحليل الانحراف بين المتوقع والمحقق، وهذا يؤدي إلى تفادي الأخطاء عوض تحمل تكاليفها.
- رسم خطة المبيعات والتكيف مع الظروف غير المتوقعة على أسس سليمة حتى تطابق الواقع (بن عوالي وكتوش، 2008، صفحة 68).
- كما تسلك عملية التنبؤ بالمبيعات خطوات محددة من شأنها أن تجعل هذا التنبؤ أقرب ما يكون إلى الواقع، ويمكن أن نعرض خطوات التنبؤ تدريجيا من خلال الشكل أدناه:

الشكل 1: خطوات عملية التنبؤ



المصدر: (سطحاوي، 2008، صفحة 18)

ونظرا لأهمية هذه الوظيفة فإن هناك الكثير من الطرق والأساليب النوعية والاقتصادية والكمية التي تستخدم في هذا المجال، ومن أجل ضمان بقاء المؤسسات في حقل المنافسة الشديدة والمحيط المتميز بالتحولات السريعة خاصة في مجال التكنولوجيا، ظهرت حاجتها إلى أساليب حديثة وذكية تمكنها من الحصول على تنبؤات دقيقة.

ولعل من أبرز هذه الأساليب الحديثة نجد ما يعرف بنماذج الشبكات العصبية الاصطناعية، وهي من النماذج الذكية وإحدى أنظمة الذكاء الاصطناعي الذي يعكس تطورا ملموسا في طريقة التفكير الإنساني باستخدام الحاسب الآلي.

3.2. الذكاء الاصطناعي: يوصف الذكاء الاصطناعي بأنه الذكاء الذي تشير إليه الآلات مقارنة بالذكاء الطبيعي الذي يظهر في البشر، واستندت الفكرة إلى افتراض أن الذكاء البشري يمكن وصفه بدقة شديدة بحيث يمكن للآلة أن تكون كذلك، أي يتم تدريبها على محاكاة العقل البشري (Kanimozhi, Dhivya, & Paiva, 2021, pp. 225-226)، كذلك هو تمكين الآلات من أداء المهام المعقدة التي تتطلب عادة ذكاء بشري (Hong, Ling, & Yong, 2021, p. 37).

ومن خلال التعريفين السابقين يمكن القول بأن الذكاء الاصطناعي هو قدرة الحاسوب على التعلم ومحاكاة العقل البشري، وقد تم تقييم البحث في الذكاء الاصطناعي من خلال ثلاث مراحل (Abdulmutaleb & Musleh, 2021, p. 89):

— المرحلة الأولى: تناولت أبحاث الذكاء الاصطناعي ذات القدرات الحاسوبية التي أدخلت الإحساس بالذكاء الاصطناعي وكانت محدودة للغاية في قدرتها على المعالجة لأن قدرة الحوسبة هذه كانت نادرة قبل بضعة عقود.

- المرحلة الثانية: ساد تطوير الذكاء الاصطناعي في شكل شبكات عصبية تحاكي العقل البشري بينما تظهر كيف يمكن للقدرات الحاسوبية أن تعزز هذه الظاهرة للعقل البشري عند تنفيذها بواسطة الآلة.
- المرحلة الثالثة: أي الموجة الحالية وترى بأن الذكاء الاصطناعي سائر في سياق التعلم العميق المطبق في مواقف حل المشكلات في العالم الحقيقي.

2.4. الشبكات العصبية الاصطناعية:

هي تقنية حسابية يتم إنشاؤها عبر تقليد مهارات التعلم وطرق المعالجة للدماغ البشري وخلاياه البيولوجية بشكل أساسي، ويتكون هيكل ANN من الخلايا العصبية الاصطناعية التي يتم تنظيمها بشكل معين عدد الطبقات المتصلة ببعضها البعض بواسطة نظام ربط يعرف باسم الوصلات أو العقد (Belhaj & et al, 2021, p. 27) حيث تقوم بتخزين المعرفة العملية والمعلومات التجريبية لتجعلها متاحة للمستخدم وذلك عن طريق ضبط الأوزان (مرابطي، 2019، صفحة 160)، كذلك هي تقنية لمعالجة المعلومات تتعلق بمجال التعلم الآلي في الذكاء الاصطناعي، وتستخدم بنية تكيفية يمكن تدريبها باستخدام بيانات التطبيق لالتقاطها العلاقات المعقدة بين متغيرات المدخلات والمخرجات. (Khajanchi, 2003, p. 85)

وتتكون الشبكات العصبية من مجموعة من الطبقات التي تحتوي على عدد من الخلايا المتصلة ببعضها البعض لأداء وظائف مماثلة (Qwaidar & Abu Naser, 2020, p. 03) كما يتكون الهيكل الأساسي لشبكة ANN من ثلاث طبقات:

- طبقة الإدخال: هذه الطبقة مسؤولة عن تلقي المعلومات (البيانات) أو الإشارات أو الميزات أو قياسات من البيئة الخارجية، هذه المدخلات عادة ما يتم تطبيقها ضمن القيم الحدية الناتجة عن تنشيط المهام، ينتج عن هذا التطبيق دقة رقمية أفضل للعمليات الحسابية التي تقوم بها الشبكة (Da Silva et al, 2017, p. 23).
 - الطبقة الخفية: وهي الطبقة الوسيطة بين طبقة المدخلات والمخرجات، تنطبق وظيفة التنشيط على الطبقة المخفية إذا كانت متوفرة، تتكون الطبقة المخفية من العقد المخفية أو الخلايا العصبية المخفية، وهي الخلايا التي لا توجد في طبقة الإدخال ولا طبقة الإخراج (ساهد وقهوي، 2021، صفحة 301).
 - طبقة الإخراج: تتكون هذه الطبقة أيضا من الخلايا العصبية، وبالتالي فهي مسؤولة عن الإنتاج وعرض مخرجات الشبكة النهائية الناتجة عن المعالجة التي تؤديها الخلايا العصبية في الطبقات السابقة (Da Silva et al, 2017, p. 23).
- وقد تعددت أنواع الشبكات العصبية الاصطناعية واختلفت خوارزمياتها، غير أن هناك فئة معينة منها فقط تصلح لنمذجة السلاسل الزمنية والتنبؤ بها (قرواني، 2015، صفحة 85) من أبرزها نجد:

2.4.1. شبكة بيرسبترون متعدد الطبقات MLPThe Multi Layer Perceptron:

وهي عبارة عن شبكة عصبية تلقائية ذات طبقات تحتوي على المعلومات، تتدفق بشكل أحادي بين طبقة الإدخال إلى طبقة الإخراج، وتمر عبر طبقات مخفية، وكل اتصال بين الخلايا العصبية له وزنه الخاص، والمستشعرات لنفس الطبقة لها نفس وظيفة التنشيط (Taud & Mas, 2018, p. 454)، ويتم استخدام خوارزمية التدريب للعثور على الأوزان التي تقلل من بعض مقاييس الخطأ الشاملة مثل مجموع الأخطاء التربيعية (SSE) أو متوسط الخطأ التربيعي (MSE) (Zhang, Patuwo, & Hu, 1998, p. 38)، ويستند مبدأ عمل هذا النموذج في التنبؤ باعتبار قيم السلسلة الزمنية كمدخلات للشبكة، ويتم بعدها تجميع أوزان المدخلات في الطبقة الخفية باستخدام دالة التنشيط غير الخطية، ومن ثم تستقبل طبقة المخرجات الطبقة الخفية، وهنا عبر استخدام دالة التنشيط الخطية، ومنه إنتاج مخرجات التنبؤ (مقراني، 2019، صفحة 81).

والنموذج العام لشبكة بيرسبترون MLP المستخدم في التنبؤ يعطى بالصيغة التالية (عتروس، 2018، صفحة 171):

$$= W_0 + \sum_{j=1}^h W_j F_j \left[\sum_{i=1}^n W_{ij} X(k-1) \right] + W_{j0} \hat{X}(t)$$

حيث أن:

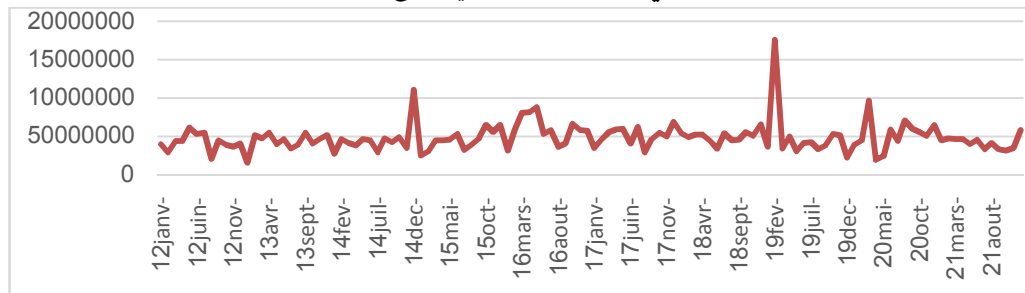
- h وتمثل عدد وحدات الطبقة الخفية.
- n وتمثل عدد وحدات المدخلات.
- W_j وتمثل الأوزان بين الطبقة الخفية وطبقة المخرجات.
- W_{ij} وتمثل الأوزان بين المدخلات والطبقة الخفية.
- F_j وتمثل دالة التنشيط.

3. الدراسة التطبيقية:

3.1. وصف بيانات الدراسة:

تمثلت بيانات الدراسة في سلسلة زمنية للمبيعات الشهرية للشركة الجديدة للخزف الصحي CERAM الغزوات لمدة 10 سنوات، وذلك من الفترة من 2012/01/01 إلى غاية 2021/12/31 والمقدرة بـ 120 شهر، وقد تم الحصول على بيانات الدراسة من قسم التسويق الخاص بالمؤسسة، والشكل 2 يوضح التمثيل البياني لحجم المبيعات الشهرية خلال الفترة المذكورة أعلاه.

الشكل 2: التمثيل البياني للمبيعات الشهرية (دج) لمؤسسة CERAM الغزوات

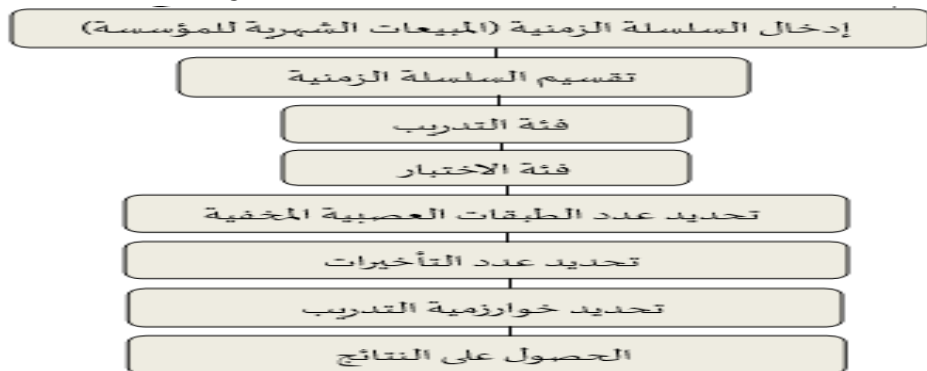


المصدر: من إعداد الباحثين بالاعتماد على برنامج EXCEL

3.2. تصميم وإعداد الشبكة العصبية الاصطناعية:

تم استعمال نموذج الشبكات العصبية من نوع (Multi layer Perceptron) وهي شبكة اليرسبترون متعددة الطبقات (MLP) لما تتمتع به هذه الشبكة من سهولة ومرونة في التعامل، وكذا لمزاياها التنبؤية، وقد تم بناء الشبكة وفق مجموعة من المراحل كما هو مبين في الشكل 3:

الشكل 3: مراحل منهجية الشبكة العصبية نموذج MLP



المصدر: (قادري و طهراوي، دراسة مقارنة بين منهجيتي بوكس جنكيز والشبكات العصبونية في نمذجة سلوك سعر البتكوين، مجلة البشائر

الاقتصادية، 2022، صفحة 66)

أما بالنسبة لمعمارية الشبكة فتكونت من ثلاث طبقات:

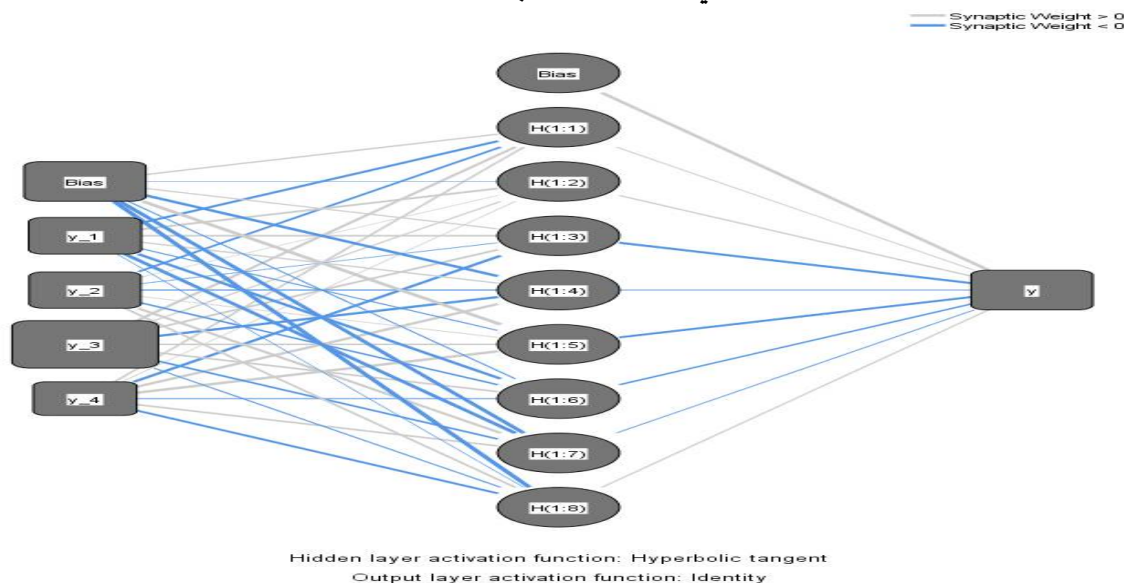
– طبقة المدخلات: والتي تكونت بدورها من أربعة مدخلات تعبر عن فترات الإبطاء لسلسلة المبيعات الشهرية لمؤسسة CERAM الغزوات.

– الطبقة الخفية: والتي تكونت من ثماني عقد، أما بالنسبة لدالة التنشيط فتم الاعتماد على دالة Hyperbolic Tangent.

– طبقة المخرجات: وتكونت من مخرج واحد اعتمادا على دالة التنشيط الخطية Identity.

والشكل 4 يوضح معمارية الشبكة العصبية المستخدمة:

الشكل 4: معمارية الشبكة العصبية متعددة الطبقات MLP



المصدر: من إعداد الباحثين بالاعتماد على برنامج SPSS 26

وبعد تشكيل معمارية الشبكة العصبية تم القيام بعملية التدريب باستخدام 71,6% من البيانات المستخدمة، وترك 28,4% من البيانات لغرض الاختبار، ومن أجل معرفة جودة النموذج فقد تم حساب قيم كل من متوسط الخطأ التربيعي MSE خلال مرحلتي التدريب والاختبار، وتم الحصول على قيمة 0.070527568 خلال عملية التدريب، بينما تم الحصول على قيمة 0.046516588 خلال عملية الاختبار، وكذلك حساب الجذر المتوسط لمربع الخطأ RMSE.

وتم الحصول على قيمة 0.265570269 خلال مرحلة التدريب، في حين أنه خلال مرحلة الاختبار قدرت قيمته بـ 0.215677045، والملاحظ أن قيمة المقياسين MSE و RMSE منخفضة وهو ما يدل على جودة النموذج ونجاعته، والجدول

1 يوضح ذلك:

جدول 1: مقاييس جودة النموذج

المقاييس	مرحلة التدريب	مرحلة الاختبار
MSE	0.070527568	0.046516588
RMSE	0.265570269	0.215677045

المصدر: من إعداد الباحثين بالاعتماد على مخرجات برنامج SPSS 26

3.3. مرحلة التنبؤ باستخدام نموذج الشبكات العصبية MLP:

بعد بناء الشبكة والقيام بعملية التدريب والاختبار سوف يتم التنبؤ بحجم المبيعات الشهرية للشركة الجديدة للخزف

الصحي CERAM الغزوات لسنة 2021 والجدول 2 يوضح نتائج التنبؤ:

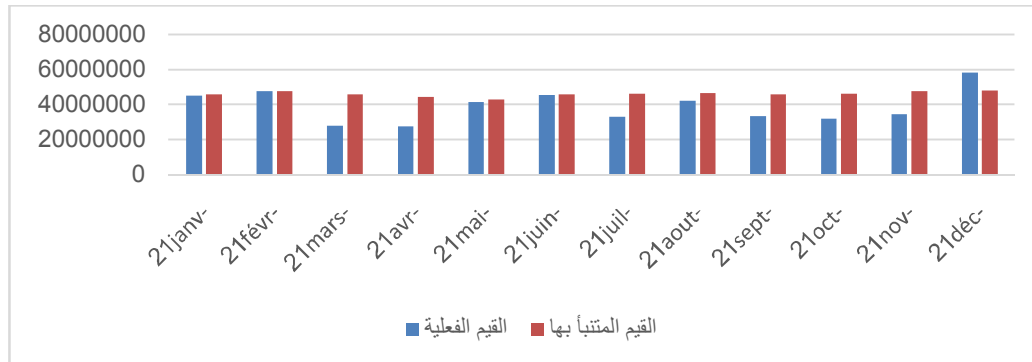
جدول 2: القيم الحقيقية والمتنبؤ بها لحجم المبيعات الشهرية لمؤسسة CERAM لسنة 2021

القيم المتنبؤ بها	القيم الفعلية	سنة 2021
45913035.15	45234712.42	Jan-2021
47822540.44	47756604.79	Fév-2021
46147224.46	27981543.69	Mar-2021
44590894.33	27628695.44	Avr-2021
43258626.24	41665193.90	Mai-2021
46147244.46	45773190.61	Juin-2021
46410255.72	33123290.97	Juil-2021
46806443.96	42191866.45	Aout-2021
46019946.70	33702150.55	Sep-2021
46542258.67	32081502.64	Oct-2021
47168029.71	34835622.06	Nov-2021
48135297.89	58395385.43	Déc-2021

المصدر: من إعداد الباحثين بالاعتماد على مخرجات برنامج SPSS 26

كما يمكن تمثيل ذلك بيانيا من خلال الشكل 5:

الشكل 5: حجم المبيعات الشهرية (دج) الفعلية والمتنبؤ بها لمؤسسة CERAM لسنة 2021



المصدر: من إعداد الباحثين بالاعتماد على برنامج EXCEL

من الجدول 2 نلاحظ أن القيم الفعلية لحجم مبيعات المؤسسة لسنة 2021 كانت منخفضة خلال شهري مارس وأفريل والسادسي الثاني من السنة عن باقي الأشهر الأخرى، كما يمكن ملاحظة أن قيم التنبؤ بحجم مبيعات مؤسسة CERAM لسنة 2021 تقترب بشكل كبير من القيم الفعلية خلال السداسي الأول من السنة، باستثناء شهري مارس وأفريل أين شهدت أسواق الحديد الموجه للبناء ارتفاعا كبيرا في الأسعار حيث بلغت مستويات قياسية وظلت فوق المستوى المعهود مما أدى إلى تعطل عديد المشاريع الخاصة وتراجع كبير في أعداد مشاريع البناء، وذلك في ظل عدم استقرار السوق، الأمر الذي أثر على المؤسسة ومنتجاتها بشكل كبير بصفتها ذات علاقة مباشرة بمشاريع البناء، بينما في الأشهر الخمسة الموالية (جويلية، أوت، سبتمبر، أكتوبر، نوفمبر) كانت هناك فروقات بين القيم المتنبؤ بها والقيم الحقيقية والتي عرفت انخفاضا

ملحوظا، ويرجع سبب ذلك إلى أزمة جائحة كوفيد19، حيث تزامنت تلك الفترة أي جويلية 2021 بالفترة التي بلغت عدد الإصابات بفيروس كورونا 2019 (سلالة دالتا) ذروتها.

هذا الأمر كان له تأثير كبير كذلك على النشاط الاقتصادي للمؤسسة بسبب جهود احتواء المرض ومنع انتشاره من خلال عمليات الإغلاق والحجر الصحي، حيث أدى اضطراب نشاط الأعمال إلى تراجع وانخفاض في الطاقة الإنتاجية، هذا من جانب العرض، أما من جانب الطلب فقد أدى عزوف المستهلكين ومؤسسات الأعمال عن الإنفاق إلى انخفاض الطلب الأمر الذي أدى بالمؤسسة إلى تسريح بعض العمال إلى حين انفراج الأزمة خوفا من عدم قدرتها على دفع رواتبهم، أما في شهر ديسمبر فهناك ارتفاع ملحوظ في قيمة المبيعات تخطت من خلاله القيم المتنبؤ بها، ويرجع سبب ذلك إلى بداية انفراج أزمة كوفيد19 وعودة نشاط الأعمال إلى ما كان عليه.

4. خاتمة:

يعد التنبؤ بحجم المبيعات في المؤسسة الاقتصادية أمرا مهما، كونه أساس استمرار تواجد المؤسسة في السوق المستهدف، والمحافظة على الحصة السوقية ضمن هذا السوق، الأمر الذي يؤدي بها إلى البحث عن أفضل الطرق من أجل تقدير مبيعاتها المستقبلية، وتكمن أهمية اختلاف هذه الطرق في توفير درجات أعلى من الدقة والتأكد كون المستقبل غامض، ولا يمكن معرفة مجرياته بشكل قطعي، لذا جاءت هذه الدراسة والتي استخدمت أحد تطبيقات الذكاء الاصطناعي للتنبؤ بحجم المبيعات متمثلة في نموذج الشبكات العصبية الاصطناعية، ومن أهم النتائج التي توصلنا إليها:

✓ تم الاعتماد في بناء نموذج الشبكة العصبية على أسلوب شبكة بيرسترون متعدد الطبقات MLP، وبعد تدريب النموذج تم التوصل إلى معمارية الشبكة (1-8-4) MLP، كما تم الاعتماد على مقياس متوسط الخطأ التربيعي MSE والجذر المتوسط لمربع الخطأ RMSE لمعرفة جودة النموذج.

✓ توصلت الدراسة إلى أن نماذج الشبكات العصبية تمتاز بخاصية التدريب على البيانات الحقيقية قبل عملية التنبؤ وهو ما يجعلها من أبرز النماذج الفعالة والدقيقة في عملية التنبؤ.

✓ توصلت الدراسة إلى أن مخرجات نموذج MLP دقيقة واقتربت بشكل كبير من القيم الحقيقية خلال أشهر (يناير، فبراير، ماي، جوان) من سنة 2021، وهو ما يثبت صحة فرضية الدراسة القائمة على أن نماذج الشبكات العصبية الاصطناعية تمتاز بالدقة والفعالية في التنبؤ بحجم المبيعات في المؤسسة الاقتصادية عند تطبيقها على بيانات غير خطية، ويمكن الاعتماد عليها في التسيير الأمثل لوظائف المؤسسة وذلك بتحقيق أهدافها وعقلنة استخدام مواردها، أما بقية الأشهر فكانت هناك فروقات بين القيم المتنبؤ بها والقيم الحقيقية، ويرجع سبب ذلك إلى عدة عوامل غير متوقعة ألقت بظلالها على نشاط المؤسسة كارتفاع أسعار الحديد الموجه للبناء وأزمة جائحة كورونا 2019 والتي بلغت ذروتها خلال السداسي الثاني من سنة 2021.

في ضوء النتائج التي أسفرت عنها الدراسة يمكن اقتراح التوصيات التالية:

- حث المؤسسات على ضرورة استخدام نماذج الذكاء الاصطناعي في عملية التنبؤ كونها تمتاز بالدقة والفعالية ولا تحتاج لتعقيدات.
- أهمية مسايرة ومواكبة المؤسسات للتطورات الحاصلة في المجال التكنولوجي والسعي للخروج من الطرق التقليدية إلى الحداثة والتطور.

4. قائمة المراجع:

1. Abdulmuttaleb M, Musleh e, (2021), The Big Data Driven Digitale economy: Artificial and Computational Intelligence, Springer Nature Switzerland AG.
2. Belhaj et al, (2021), Eeperimental investigation binary modelling and Artificial neural network prediction of surfactant adsorption for enhanced oil recovery application, Chemical Engineering Journal, Volume 406, pp. 1-66.
3. Da Silva et al, (2017), Artificial neural networks A Pratical Course, Springer International Publishing Switzerland.
4. Hong c, Ling L, Yong c, (2021), Explore Success factors that Impact Artificial Intelligence adoption on telecom Industry in China, Journal of management analytics, Volume 08, Nr 01, pp. 36-68.
5. Junhang c, Shurui X, Wang K, Zhe L, (2021), Sales forecasting using deep neural network and SHAP techniques, International Conference on Big Data Artificial Intelligence and Internet of Things Engineering, Nanchang - China, (pp. 135-138).
6. Kanimozhi s, Dhivya M, Paiva s, (2021), Artificial intelligence Recent Trends and Applications, First Edition Published, Vol. 01, CRC Press.
7. Khajanchi A, (2003), Artificial neural networks: the next intelligence Technology Commercialization Alliance, Technology commercialization alliance, pp. 83-97.
8. Qwaider s, Abu Naser S, (2020), Artificial neural networks Prediction of the Academic Warning of Students in the faculty of Engineering and information Technology in Al-Azhar University Gaza, International Journal of Academic Information Systems Research, Volume 04, Issue 08, pp. 16-22.
9. Taud H, Mas J, (2018), Multi player Perceptron (MLP), Dans T. Maria, P. Martin, F. Jean , & E. Francisco, Geomatic approaches for modling land change scenarios, Springer Internatinal Publishing AG, pp. 451-455.
10. Zhang g, Patuwo E, Hu M, (1998). Forecasting with artificial neural networks: The state of the art, International Journal of Forecasting, Volume 14, Issue 01, pp. 35-62.
11. أحلام مقراني، (2019)، دور استخدام الشبكات العصبية الاصطناعية في تحسين التنبؤ بأسعار الأسهم، كلية العلوم الاقتصادية والتجارية وعلوم التسيير، جامعة قسنطينة، الجزائر.
12. حنان بن عوالي، عاشور كتوش، (2008)، تطبيق الأساليب الحديثة لتقنيات التنبؤ بالمبيعات في المؤسسة الاقتصادية - دراسة حالة المؤسسة الوطنية للصناعات الميكانيكية ولواحقها ORSIM، كلية العلوم الاقتصادية والتجارية وعلوم التسيير، جامعة الشلف، الجزائر.
13. رياض قادري، محمد بن بوزيان، (2016)، نماذج التنبؤ بالمبيعات -دراسة حالة شركة ALGAL للألمنيوم، مجلة اقتصاديات شمال إفريقيا، العدد 15، الصفحات 141-170.
14. رياض قادري، مختار طهراوي، (2022)، دراسة مقارنة بين منهجتي بوكس جنكينز والشبكات العصبونية في نمذجة سلوك سعر البتكوين، مجلة البشائر الاقتصادية، مجلة البشائر الاقتصادية، المجلد 08، العدد 01، الصفحات 54-71.
15. سناء مرابطي، (2019)، استخدام الشبكات العصبية الاصطناعية في التنبؤ بسعر البترول الخام برنت، مجلة الدراسات المالية، المحاسبية والإدارية، المجلد 06، العدد 04، الصفحات 156-175.
16. سهيلة عتروس، (2018)، استخدام منهجية بوكس جنكينز والشبكات العصبية الاصطناعية للتنبؤ باستهلاك الطاقة الكهربائية بمؤسسة سونلغاز-دراسة حالة ولاية بسكرة، كلية العلوم الاقتصادية والتجارية وعلوم التسيير، جامعة بسكرة، الجزائر.
17. عادل هبال، وعبد الباقي قرقيط ، (2022)، التنبؤ بالمبيعات باستخدام منهجية بوكس جنكينز:دراسة حالة وحدة أغذية الأنعام بالجلفة، مجلة إقتصاد المال والأعمال، المجلد 07، العدد 02، الصفحات 289-306.
18. عبد القادر ساهد، حسن قهوي، (2021)، دراسة مقارنة بين نموذج الشبكات العصبية ذات دالة الأساس الشعاعي وشبكة متعددة الطبقات ونماذج ARIMA للتنبؤ بحوادث المرور بولاية تلمسان خلال الفترة 2011-2019، مجلة الاستراتيجية والتنمية، المجلد 11، العدد 04، الصفحات 295-311.
19. عزيز سطحاوي، (2008)، دور تكنولوجيا المعلومات في عملية التنبؤ بالمبيعات في المؤسسات الصغيرة والمتوسطة -دراسة حالة ملينة الأوراس، كلية العلوم الاقتصادية والتجارية وعلوم التسيير، جامعة بسكرة، الجزائر.
20. فاتح لقوقي، محمد شيخي، (2014)، جودة نماذج السلاسل الزمنية الموسمية المختلطة SARIMA في التنبؤ بالمبيعات -دراسة حالة مؤسسة مطاحن جديع بتقرت-، كلية العلوم الاقتصادية والتجارية وعلوم التسيير، جامعة بسكرة، الجزائر.

الذكاء الاصطناعي كآلية للتنبؤ بالمبيعات في المؤسسة الاقتصادية-دراسة حالة مؤسسة CERAM الغزوات-

21. فاطمة بوعرووي، مصطفى بورامة، (2018)، دور الشبكات العصبونية الاصطناعية في التنبؤ بالمبيعات لدعم صنع القرارات الإدارية بالمؤسسات -دراسة حالة مؤسسة الإسمنت بعين الكبيرة-، مجلة دراسات وأبحاث اقتصادية في الطاقات المتجددة، العدد 08، الصفحات 229-215.
22. فريدة بوغازي، (2015)، فعالية تطبيق تقنيات التنبؤ بالمبيعات في المؤسسة -دراسة تطبيقية لمؤسسة GNL سكيكدة، مجلة الباحث الاقتصادي، العدد 04، الصفحات 93-74.
23. محمود جاسم الصمدي، عثمان يوسف ردينة، (2010)، إدارة المبيعات، الطبعة 01، دار المسيرة للنشر والتوزيع، الأردن.
24. مريم قرواني، (2015)، دور إدارة المبيعات في جذب العملاء في شركات التأمين -دراسة حالة شركة التأمين الدولية للتأمين وإعادة التأمين بالجزائر العاصمة Ciar، كلية العلوم الاقتصادية والتجارية وعلوم التسيير، جامعة سطيف، الجزائر.

1.4. الملاحق:

ملحق 1: حجم المبيعات الشهرية (دج) خلال الفترة الممتدة من 2012/01/01 إلى غاية 2021/12/31

Période	2012	2013	2014	2015	2016
Janvier	39896407.81	16010299.71	27532807.26	2486707953	32170045,77
Février	29659145.09	51950228.18	46773660,49	30739082,7	59616365,71
Mars	44316596.68	47669000.72	42072482,11	45029730,96	81302975,01
Avril	44096143.14	55461154.37	38151007,62	45056369,07	82170631,49
Mai	61732188.88	39934111.33	47089501,95	46018014,95	88252656,41
Juin	53592242.44	47215770.16	44977293,51	53285585,37	53100211,14
Juillet	54880714.79	34298186.54	29686925,25	32903028,55	58726181,52
Aout	21045204.29	39267451.01	47467136,27	39413632,47	36807863,38
Septembre	44903427.81	55356551.79	42575225,83	47833681,38	41349845,47
Octobre	39649534.18	40610294.04	49636101,77	65165197,19	66498848,62
Novembre	36569341.87	46971305.02	35301700,6	55953437,59	58273250,61
Décembre	41212399.86	52050161.83	110656162,4	64922718,94	57554926,37
Période	2017	2018	2019	2020	2021
Janvier	35311494,1	5415195254	36786568,15	39146577,48	45234712,42
Février	46284909,83	49273889,09	175983433,8	45075831,2	47756604,79
Mars	56049330,78	52710111,21	34205663,45	96676849,07	27981543,69
Avril	59673699,85	52822969,94	50384607,94	19641448,33	27628695,44
Mai	59907166,79	44401559,56	30680509,97	23984348,71	41665193,9
Juin	40597702,51	34493830,98	41809678	59357093,77	45773190,61
Juillet	62907262,51	54474106,92	42260777,8	44648755,83	33123290,97
Aout	29729060,14	45234886,14	33584467,87	71220989,87	42191866,45
Septembre	46614468,03	45761487,87	38638178,12	60469707,85	33702150,55
Octobre	55035853,58	56142534,57	53731973,67	56286131,71	32081502,64
Novembre	50092822,4	50836487,67	51430568,53	50933442,81	34835622,06
Décembre	69024116,12	66170393,27	22586579,61	65173590,99	58395385,43