الجمهورية العربية السورية
وزارة التعليم العالي والبحث العلمي
الجامعة الافتراضية السورية
ماجستير إدارة الجودة

Syria Arab Republic
Ministry of Higher Education
Syria Virtual University
Master of Quality Management

دور استخدام خوارزميات الذكاء الصنعي في عمليات ضبط الجودة

دراسة حالة-مصنع الميسور للصناعات البلاستيكية-سورية-ريف دمشق

The Role Of Artificial Intelligence Algorithms To Quality Control

Case Study-Maysour Plast Industries-Syria- Reef Damascus

بحث مقدم لنيل درجة الماجستير في إدراة الجودة MIQ

إعداد الطالبة: لمى عدنان عوكل

lama_125721

بإشراف الدكتور

حسين قبلان

1442هـ – 2021م

"وما توفيقي إلا بالله"

الحمد والشكر **لله** دائماً وأبداً

ومن بعده إليكم

والدتي والدي عائلتي

أهدي لكم هذا العمل

الخلاصة

دور استخدام خوارزميات الذكاء الصنعي في عمليات ضبط الجودة
دراسة حالة-مصنع الميسور للصناعات البلاستيكية-سورية-ريف دمشق

خوارزميات تعلم الآلة تساعد على التصنيف والتنبؤ وبدرجة ملاءمة بجودة المنتج، والذي يؤدي بدوره إلى تخفيض كلف عدم الالتزام بمقاييس الجودة وتحسين العملية الإنتاجية وتفحص النقاط الجوهرية والهامة قبل البدء بالعملية الإنتاجية.

هدف البحث إلى التنبؤ بالعيوب قبل حدوثها وتحسين العائد، وذلك من خلال استخدام خوارزميات التعلم الآلي شبه الخاضع للإشراف Semi-Supervised Learning SSL وتحليل السلاسل الزمنية Time-Series Analysis والشبكة العصبية Recurrent Neural Network RNN ونماذج التصنيف Classification Models والغابة العشوائية Random Forest.

لتحقيق أهداف البحث اعتمدت الباحثة على المنهج الوصفي والمنهج التحليلي، وخلص البحث إلى النتائج التالية:

- يساهم تطبيق خوارزميات التعلم الآلي شبه الخاضع للإشراف Semi-Supervised Learning SSL والشبكة العصبية Recurrent Neural Network RNN ونماذج التصنيف في التنبؤ بجودة العملية الإنتاجية قبل حدوثها، والذي يؤدي بدوره إلى منع المنتجات المعيبة وبالتالي تحسين العائد في العمليات الإنتاجية المستمرة.
- تميزت الدراسة باستخدام خوارزميات التعلم الآلي للتنبؤ بجودة العمليات الإنتاجية المستمرة، في حال وجود بيانات مصنفة أدت إلى تحسين العائد بنسبة 8.7٪، وفي حال كانت البيانات غير مصنفة وكان حجم البيانات منخفض يمكن أن يؤدي ذلك إلى انخفاض في العائد.
- ومع ذلك، فإن الطريقة المقترحة باستخدام التعلم شبه الخاضع للإشراف Semi-Supervised Learning SSL و تحليل السلاسل الزمنية Time-Series Analysis والشبكة العصبية Recurrent Neural Network RNN أظهرت أداء أفضل من طرق الجودة المعروفة.

Abstract

The Role Of Artificial Intelligence Algorithms To Quality Control

Case Study-Maysour Plast Industries-Syria-Reef Damascus

Machine learning algorithms help in classification and prediction the appropriateness of product quality, which lead to reduce the cost of non-compliance with quality standards, improves the production process, and inception the essential and important points before the production process is begin.

The aim of the research is to predict defects preemptively and improve yield by using Semi-Supervised Learning Algorithms (SSL), Time-Series Analysis, Recurrent Neural Network (RNN), Classification Models, and Random Forest.

The researcher relied on the descriptive and analytical approach to achieve the objectives of the research.

The results of the research are as follows:

- The application of Semi-Supervised Learning Algorithms (SSL), Recurrent Neural Network (RNN) and Classification Models contribute to predicte the quality of the production process before it occurs, which in turn prevents the defective products and improves the yield in the continuous production processes.
- The study was characterized by using Algorithms to predict the quality of continuous production processes in the case of the presence of classified and sorted data, which led to an improvement in the return by 8.7% whereas in the case of unclassified and low volume data that could lead to lower yield.
- However, the proposed method using Semi-Supervised Learning SSL, Time-Series Analysis and Recurrent Neural Network (RNN) showed better performance than known quality methods.

الفهرس

الإهداء 1

الخلاصة 2

Abstract 3

الفهرس 4

فهرس الأشكال.....5

فهرس الجداول.....6

الفصل الأول: تمهيدي.....7

الفصل الثاني: خوارزميات الذكاء الصنعي وضبط الجودة 16

المبحث الأول: خوارزميات الذكاء الصنعي (مفهومها وتطورها وأهميتها)..... 16

المطلب الأول: الذكاء الصنعي 16

المطلب الثاني: خوارزميات الذكاء الصنعي 28

المطلب الثالث: التعلم الآلي.....33

المطلب الرابع: خوارزميات التعلم الآلي.....37

المبحث الثاني: ضبط الجودة.....45

المطلب الأول: الجودة.....45

المطلب الثاني: آلية ضبط الجودة.....48

المطلب الثالث: استخدام خوارزميات الذكاء الصنعي و ضبط الجودة.....52

الفصل الثالث: الدراسة التطبيقية حول دور استخدام خوارزميات الذكاء الصنعي في عمليات ضبط الجودة

في مصنع الميسور للصناعات البلاستيكية-سورية-ريف دمشق.....55

المبحث الأول: لمحة عن المصنع وبيانات الدراسة.....55

المطلب الأول: لمحة عن المصنع.....55

المطلب الثاني: بيانات الدراسة.....56

المطلب الثالث: تحليل البيانات.....58

المطلب الرابع: معالجة البيانات.....61

المطلب الخامس: النتائج والتوصيات.....69

المراجع المستخدمة في البحث.....70

فهرس الأشكال

الشكل 1 : التسلسل الزمني للذكاء الصنعي.....23

الشكل 2 : نظرية بايز Naive Bayes.....29

الشكل 3 : شجرة القرار Decision Tree.....29

الشكل 4 : الغابة العشوائية Random Fores.....30

الشكل 5 : متجهات الدعم الآلي Support Vector Machines.....31

الشكل 6 : خوارزميات التعلم الآلي.....37

الشكل 7 : شجرة القرار Decision Tree.....38

الشكل 8 : نظرية بايز Naïve Bayes.....38

الشكل 9 : متجهات الدعم الآلي Support Vector Machine.....39

الشكل 10 : خوارزميات التعلم غير الخاضع للإشراف.....39

الشكل 11 : التجميع K-Mean Clustering.....40

الشكل 12 : التعلم المعزز Reinforcement Learning.....41

الشكل 13 : خوارزمية تعلم الشبكة العصبية Neural Network Learning.....42

الشكل 14 : الشبكة العصبية الخاضعة للإشراف.....42

الشكل 15 : الشبكة العصبية غير الخاضعة للإشراف.....43

الشكل 16 : الشبكة العصبية المعززة.....43

الشكل 17 : الخصائص المدروسة 58

الشكل 18 : مخطط الصندوق للبيانات المستمرة 59

الشكل 19 : رسم تخطيطي لمعامل الارتباط بين السمات.....60

الشكل 20 : السمات في شجرة القرار.....65

فهرس الجداول

الجدول 1 : صفات السمات.....57
الجدول 2 : مجموعات من البيانات المنفصلة.....60
الجدول 3 : معاملات الارتباط بين قيم الجودة وميزاتها.....61
الجدول 4 : نتائج التحقق المتعدد.....63
الجدول 5 : نتائج التنبؤ بالتصنيف الفعلي مع مقاييس تقييم الأداء.....64
الجدول 6 : مصفوفات الارتباك.....65
الجدول 7 : نتائج التحقق المتبادل.....66
الجدول 8 : المنتجات الناتجة وفقًا لنتائج التنبؤ والطريقة المقترحة.....68

الفصل الأول : تمهيدي

أولاً: المقدمة

ساهمت خوارزميات التعلم الآلي في خلق ميزات ساعدت على نجاح الكثير من العلوم التطبيقية (راجع هنتون وآخرون: 2012، غرافيس وآخرون:2014)، ويمكن أن ينسب هذا النجاح إلى ابتكار نماذج معقدة من خوارزميات تعلم الآلة (روبنسون وآخرون: 2013، روسكوفسكي وآخرون:2015)، بالإضافة إلى توافر مجموعات ضخمة من البيانات (تشيلمبي وآخرون:2014)، وتطوير منصات البرمجيات التي تسمح بتوظيف الموارد الحاسوبية الضخمة لتدريب نماذج تعلم الآلة على مجموعات كبيرة من البيانات (دين وآخرون:2012، عبادي وآخرون:2016).

تستخدم عمليات ضبط الجودة كوسيلة للتأكد من مطابقة مواصفات المنتجات والخدمات للمستوى الذي يحقق رضا الزبون والربحية والنمو المستدام في منظمات الأعمال، كما تعتبر سلسلة التوريد الخالية من الأخطاء والمنتجات المعيبة أحد العوامل التنافسية على المدى الطويل. كما أن اقتصاد المعلومات وتنوع المنتجات ورغبات الزبائن وتعقيد تصنيعها أدى إلى الحاجة لعميلة فحص شامل وموثوق للجودة.

تحولت عمليات التفحص في ظل أحجام الإنتاج الضخمة، إلى معوقات لعمليات التصنيع خاصة في ظل تنامي المتغيرات المدروسة المرتبطة بجودة المنتجات وتراكبها وترابطها.

تزامنت آليات التصنيع والتفحص المعقدة والتفصيلية إلى الاتجاه نحو الأتمتة وتبادل البيانات والتقانة، من خلال الأنظمة الحاسوبية والفيزيائية التي تسمح بالتفاعل مع البشر، وتكنولوجيا الأشياء كأداة رئيسية للتصنيع في المستقبل والتي تسمح وتحقق التواصل بين مكونات افتراضية ومادية الوجود، بالإضافة إلى الحوسبة السحابية التي تسمح بإمكانية الوصول إلى الموارد بغاية الاستخدام والتطوير والذكاء الصنعي - يتكون بشكل رئيسي من قطاعين رئيسيين التعلم الآلي والتعلم العميق- الذي يساهم في عمليات التصنيف والتنبؤ وفحص الجودة والأتمتة الذكية والاستشعار والاستبصار.

يعد التعلم الآلي أحد أكثر التقنيات صلة والذي يوفر إمكانات كبيرة لتطوير وتكامل الاستراتيجيات لتحسين المنتجات وعمليات التصنيع، ويسمح بتطبيق الأساليب الإحصائية على قواعد البيانات المهيكلة وغير المهيكلة باستخراج أنماط وقوانين غير معروفة سابقاً، وبالتالي توليد معرفة جديدة مما يتيح ذلك تشكيل نماذج تنبؤ للتنبؤ المستند إلى البيانات بمساعدة الحاسب للأحداث المستقبلية.

ثانياً: الكلمات مفتاحية (key words)

- الذكاء الصنعي **Artificial Intelligence**: قدرة الحاسوب على أداء المهام التي تتطلب محاكاة الذكاء البشري، مثل القدرة على التفكير والتعرف على الكلام والتعلم من التجارب والترجمة بين اللغات وغير ذلك (بي جيه كوبلاند،مجلة بريتانيكا،2019).
- ضبط الجودة **Quality Control**: إجراء أو مجموعة إجراءات تهدف إلى ضمان أن المنتج المصنّع أو الخدمة المنجزة يلتزم بمجموعة محددة من معايير الجودة أو يلبي متطلبات العميل.(مجلة والتس،2019)
- التعلم الآلي **Machine Learning**: أحد تطبيقات الذكاء الصنعي، يوفر للأنظمة القدرة على التعلم والتحسن بشكل تلقائي من خلال التجارب السابقة دون أن تتم برمجتها بشكل صريح (مجلة فريق الخبراء،2020).

ثالثاً: أهداف البحث

يهدف البحث إلى:

1. تطوير حل متكامل لفحص الجودة القائم على نماذج تنبؤية في العمليات التشغيلية الخاصة بالقطاع الإنتاجي.
2. إبراز دور الذكاء الصنعي في بيئة الأعمال.
3. إبراز دور الذكاء الصنعي في فعالية قياس الجودة.
4. التعرف على دور الذكاء الصنعي في كفاءة عملية قياس الجودة.

العنصر الأساس في الحل المقترح هو نموذج تنبؤي يعتمد على خوارزميات تعلم الآلة المشرف عليها، والتي تسمح بالتنبؤ بجودة المنتج النهائي على أساس معالم العمليات المسجلة، ويشتمل الحل على معالجة البيانات ومؤشرات لتقييم النموذج، والنموذج التطبيقي الذي يسمح بتفسير التنبؤ ويساعد في دعم القرارات بشكل متكامل للعمليات المبنية على أساس الجودة. كما يمكن من دمج الحل المقترح بالعديد من التقانات منها الأتمتة الصناعية وتكنولوجيا الأشياء.

ثالثاً: أهمية البحث

- **نظرية:** الخوارزمية هي عبارة عن مجموعة من الإرشادات الواضحة والمحددة التي يمكن لجهاز الكمبيوتر الآلي تنفيذها، لذا تتضمن الكثير من أبحاث الذكاء الصنعي معرفة كيفية تحديد وتجنب النظر في مجموعة واسعة من الاحتمالات التي من غير المرجح أن تكون مفيدة.

يمثل الذكاء الصنعي (Artificial Intelligence AI) والتعلم العميق والتعلم الآلي والشبكات العصبية تقنيات مثيرة وقوية للغاية قائمة على التعلم الآلي تُستخدم لحل العديد من مشكلات العالم الحقيقي.

تم استخدام الذكاء الصنعي بنجاح في مجموعة واسعة من المجالات، من بينها النظم الخبيرة ومعالجة اللغات الطبيعية وتمييز الأصوات وتمييز وتحليل الصور وكذلك التشخيص الطبي، وتداول الأسهم، والتحكم الآلي، والقانون، والاكتشافات العلمية، وألعاب الفيديو ولعب أطفال ومحركات البحث على الإنترنت.

وفي كثير من الأحيان، عندما يتسع استخدام التقنية لا ينظر إليها بوصفها ذكاء صنعياً، ولكن توصف في بعض الأحيان بأنها أثر الذكاء الصنعي ومن الممكن أيضا دمجها في الحياة الصنعية.

- **عملية:** يمكن استخدام نتائج البحث وتطبيقها في الشركات الصناعية بمختلف القطاعات، للمساعدة في التنبؤ واكتشاف الانحرافات عن مقاييس الجودة المطلوبة ومعرفة أسباب الانحراف للتقليل من حدوث الانحرافات في الجودة، وبالتالي اقتصادية العملية الصناعية وربحية وتنافسية أكبر.

رابعاً: مشكلة البحث

في ظل متطلبات المنافسة المعتمدة على الجودة والتطورات التقانية ومن خلال العمليات المبنية على الجودة، سيحاول الباحث الإجابة على التساؤل الرئيسي التالي:

هل تساهم استخدام خوارزميات الذكاء الصنعي في تحسين وزيادة كفاءة عمليات ضبط الجودة.

وينبثق عن هذا السؤال التساؤلات الفرعية التالية:

1. هل هناك آلية ونموذج تستطيع من خلاله منظمات الأعمال في القطاع الصناعي من القيام بعمليات التنبؤ بالفشل والنجاح المرتبط بالعملية الإنتاجية،
2. هل نستطيع منع هدر الموارد من اللحظة صفر ومعالجة أسباب المشكلة قبل حدوثها وعلى مستوى كل عملية من عمليات التصنيع،
3. هل نستطيع الوصول إلى حالة من إدارة الجودة المتكامل ومنع حدوث الخطأ من خلال مؤشرات جودة مقاسة عددية،

خامساً: الفرضيات

ينطلق البحث من الفرضيات الرئيسية التالية:

1. استخدام خوارزميات الذكاء الصنعي تساهم في تحسين وتطوير الجودة بشكل معنوي هام.

2. يوجد نموذج للذكاء الصنعي تستطيع من خلاله منظمات الأعمال في القطاع الصناعي من القيام بعمليات التنبؤ بالفشل والنجاح المرتبط بالعملية الإنتاجية.
3. استخدام خوارزميات الذكاء الصنعي تستطيع أن تساهم بمنع هدر الموارد من اللحظة صفر ومعالجة أسباب المشكلة قبل حدوثها بشكل معنوي هام.
4. نستطيع وضع مؤشرات لقياس الجودة بشكل كمي للوصول إلى حالة من إدارة الجودة المتكامل ومنع حدوث الخطأ بالقطاع الصناعي.

سادساً: محددات الدراسة

- **مكانية:** الجمهورية العربية السورية- مصنع الميسور للصناعات البلاستيكية-ريف دمشق
- **زمانية:** ابتداء من الشهر الرابع من عام 2021 إلى نهاية الشهر السادس من عام 2021
- من صعوبات البحث عدم توفر مراجع متكاملة واضحة و متسقة باللغة العربية حول موضوع البحث، لذلك تم الاعتماد على المراجع الأجنبية حيث كانت الأفكار واضحة ومتكاملة.

سابعاً: المتغيرات

- **المتغيرات المستقلة:** خوارزميات الذكاء الصنعي.
- **المتغيرات التابعة:** كفاءة جودة العملية الإنتاجية من ناحية دقة القياس والسرعة.

ثامناً: منهجية البحث

البحث يعتمد على المنهج الوصفي والمنهج التحليلي:

- **المنهج الوصفي:** سيتم التعرف على المبادئ النظرية لخوارزميات الذكاء الصنعي وخوارزميات التعلم الآلي وضبط الجودة.
- **المنهج التحليلي:** دراسة تطبيقية لدور استخدام خوارزميات الذكاء الصنعي في عمليات ضبط الجودة وستتم دراسة الحالة في مصنع الميسور للصناعات البلاستيكية-سورية-ريف دمشق

تاسعاً: الدراسات السابقة

1. دراسة بعنوان فحص الجودة التنبؤي المستند إلى النموذج باستخدام التعلم الآلي والحوسبة السحابية (جاكلين شميتا وآخرون،مجلة إلسيفير،2020)

هدفت الدراسة إلى إيجاد استراتيجية ومنهجية لفحص الجودة التنبؤية المستندة إلى نموذج الألواح الدائرية المطبوعة (PCBs) ، وهو الاستخدام عالي السعة لنظام الفحص بالأشعة السينية الحالي وقرار الاستثمار المتعلق بشأن شراء نظام أشعة سينية إضافية بسبب زيادة الطلب على المنتج.

الحالة المدروسة في صناعة الإلكترونيات على تصنيع SMT في مصنع إلكترونيات Siemens في Amberg، ألمانيا.

قام الباحثون بتوضيح المفهوم وإدراكه بنطاق محدد داخل تجميع ثنائي الفينيل متعدد الكلور في مصنع إلكترونيات Siemensفي Amberg ، ألمانيا حسب الخطوات التالية:

a. تدريب النماذج التنبؤية بناءً على مجموعات البيانات التاريخية في السحابة ونشرها على الأجهزة الطرفية المحلية.
b. تسجيل المعلمات وإرسالها إلى جهاز الحافة أثناء عملية التصنيع.
c. معالجة البيانات وتطبيق النموذج في الوقت الفعلي تقريبًا.
d. تقييم نتائج التنبؤ وتجميعها إلى مستوى قابل للمعالجة مما يسمح باتخاذ قرار فحص ديناميكي.

وجد الباحثون أن فحص الجودة التنبؤي المستند إلى النموذج المدروس يعتبر نهجاً واعداً لفحص تصميم المنتجات، كما أن هناك حاجة إلى مزيد من البحث لتوسيع نطاق تطبيق الفحص التنبؤي القائم على النموذج والتعامل مع التحديات الناشئة وأسئلة البحث.

أوصى الباحثون بإضافة المزيد من معاملات العملية الأمر الذي يؤدي إلى زيادة عدد مصادر البيانات، والذي يؤدي بدوره إلى توسيع وزيادة تعقيد الحل. وقد يزيد من أداء النموذج ويسمح بزيادة تغطية الفحص من خلال التمييز بين أنماط العيوب المختلفة. على سبيل المثال: التوسع من خلال استخدام أكثر من متغير لمنتج واحد للسماح بفحص تنبؤي شامل قائم على النموذج، وأتمتة واجهات البيانات الذي يمكن من زيادة السرعة والفائدة الاقتصادية لبناء النموذج وتحسينه عن طريق أتمتة نقل البيانات بين أنظمة الاحتفاظ بالبيانات والتطبيقات المستندة إلى السحابة، بالإضافة إلى إنشاء واجهات إضافية لمراقبة أداء النماذج المنتشرة على الحافة من خلال اقتران نتائجها بقياسات الأشعة السينية المسجلة.

وكذلك التحقيق في التأثيرات على المستوى النظامي الذي يتيح المعرفة المبكرة لجودة المنتج المتوقعة من خلال الفحص التنبؤي المستند إلى النموذج، إلى جانب اتخاذ قرارات تحكم جديدة في الوقت المناسب مما قد يتم حل الاختناقات أو تغييرها، مما يتطلب دراسة تفصيلية للنظام العام، بما في ذلك عمليات التصنيع واللوجستيات والفحص بالإضافة إلى مكونات الشبكة لبنية سحابة الحافة.

2. دراسة بعنوان استخدام الذكاء الصنعي لتحسين مراقبة الجودة في بيئة تصنيع العدسات البصرية- مصنع فالكري في الصين (كيفن يانغ وآخرون،مجلة الجودة،2017)

هدفت الدراسة إلى دمج الذكاء الصنعي بالتصنيع من خلال تطبيق خوارزميات وتقنيات الذكاء الصنعي لمعالجة مشكلة عملية مراقبة جودة العدسات البصرية التي تعتبر المرحلة الأهم في صناعة البصريات بأكملها.
تم تطبيق الأتمتة بالاعتماد على الذكاء الصنعي في صناعة العدسات البصرية في مدينة دانيانغ في الصين، من خلال غرف كبيرة معقمة ونظيفة مخصصة للتصنيع مزودة بآلالات تقوم بعدة عمليات، من معالجة العدسات وتنظيفها إلى طلاء العدسة، ولكن مراقبة الجودة وهو الجزء الأكبر والأهم بعملية التصنيع يتم بشكل يدوي بالاعتماد على عدد كبير من العاملات تتمثل مهمتم بفحص كل عدسة من جميع جوانبها للتأكد من خلوها من أي خدش أو جرح أو فقاعة هواء وذلك قبل وبعد دخول العدسات إلى سلسلة من الآلات المعقدة مما يسبب في:

1. بطئ العملية حيث يستغرق العامل الواحد خمس ثوانٍ لفحص عدسة واحدة.
2. اختلاف خصائص وسماكات العدسات وعدم قدرة العمال على التكيف بشكل مستمر مع هذا الاختلاف مما يسبب عدم الدقة بالأداء.
3. ملل العمال من التحديق في العدسات طوال اليوم، يتسبب بوجود عدسات معيبة عن طرق الخطأ.
4. وجود عدسة معيبة واحدة على الأقل في الدفعة يتسبب في إعادة عملية الفحص لكامل الدفعة، مما يسبب في زيادة التكاليف.
5. وجود عيوب العدسات التجميلية يؤدي إلى عدم رضا العملاء.

أتمتة عملية مراقبة الجودة بالاعتماد على الذكاء الصنعي مكنت الشبكات العصبية **Convolution Neural Networks CNNS** من:

1. التمييز بين العدسات الجيدة والمعيبة خلال عملية التجميع بسرعة كبيرة.
2. الاستجابة بسرعة لخصائص العدسة المتغيرة.
3. اكتشاف العيوب الخارجية والداخلية بدقة وسرعة كبيرة ومرونة عالية، مع الحد الأدنى من التدخل البشري أو الخطأ، يؤدي لسرعة الإنتاج بالتغلب على القيود التي تفرضها العين البشرية.

والنتيجة:

1. حل مبتكر في جميع المجالات الصناعية التي تتغير فيها المنتجات بشكل مستمر.
2. إمكانية تدريب الروبوتات على أداء المهام الصعبة المتمثلة في ملء قوالب العدسات بالبوليمر، الأمر الذي يتطلب عمال متمرسين ومدربين في الوقت الحالي.
3. إمكانية مصانع البصريات أن تفحص تلقائيًا العدسات التي تصل إما إلى خط التجميع أو أن يتم وضعها في النظام بواسطة عامل مراقبة الجودة.
4. إمكانية نظام الرؤية الآلية من إضاءة المجال المظلم وإضافة الصورالتي تم تحليلها بمراقبة الجودة الفعالة والدقيقة وجعلها حقيقة واقعة في مصانع البصريات في جميع أنحاء العالم.

3. دراسة بعنوان استخدام التعلم الآلي لمراقبة مضخات النفط في شركة هاليبيرتون (فريق تريولابس،2019)

هدفت الدراسة إلى تنفيذ نظام مراقبة لمضخات النفط يساعد المهندسين على معرفة الوقت الفعلي للصيانة وتقييم كفاءة الأداء.

هاليبيرتون **Halliburton** شركة أمريكية من أكبر شركات تزويد الطاقة في العالم.

يتم تحليل البيانات التي تم جمعها بواسطة أجهزة الاستشعار في مضخات آبار النفط بشكل يدوي من قبل الموظفين بهدف تقييم عمل الآلة، ولكن القدرة على اكتشاف الأخطاء محدودة وتستغرق وقتاً طويلا، مما يضطر الشركة للاستعانة بطرف ثالث للكشف عن الانحرافات في أداء مضخات آبار النفط والتنبؤ بالفشل.

لحل المشكلة تم إنشاء محرك لقواعد البيانات باستخدام تحليل السلاسل الزمنية Time-Series Analysis من خلال نظام مخصص يقوم بجمع البيانات من مستشعرات مضخات آبار النفط عن بُعد لتخصيص المعلومات وهيكلتها لاستخدامها بواسطة نماذج التعلم الآلي، لاكتشاف الإخفاقات التي لا تستطيع العين البشرية رؤيتها بالنظر إلى الفروق الدقيقة في الانحرافات عن القيم القياسية، ثم يتم عرض نتائج أداء الآلات وعلامات التحذير في لوحة معلومات سهلة الاستخدام من قبل مهندسي البترول. في حال وجود علامات تحذير يتلقى المهندسون إشعارًا بشكل تلقائي يساعدهم في اتخاذ إجراءات الصيانة الضرورية في الوقت الفعلي بناءً على البيانات الفعلية.

النتيجة:

1. القدرة على تحليل البيانات لأكثر من 2000 بئر في الوقت الفعلي تقريبًا.
2. القدرة على اكتشاف التنبيهات الجديدة ذات الصلة.
3. تخفيض التنبيهات الإيجابية الكاذبة بنسبة 50٪.

4. دراسة بعنوان تقنيات التعلم الآلي لمراقبة الجودة في بيئة التصنيع عالية المطابقة (اسكوبار ومنندز، 2018، مجلة سيج)

هدفت الدراسة إلى تقديم نموذج لاكتشاف أخطاء الجودة نادرة الحدوث، من خلال استخدام الخوارزميات الخاصة بالتعرف على الأنماط وخوارزميات التعلم، وبشكل أكثر دقة تم استخدام نموذج LR الخاص بالانحدار اللوغاريتمي المنتظم بحيث اتسمت الحالات المدروسة بسمة إما مطابقة أو غير مطابقة للجودة أو ما يدعى أنظمة التصنيف المتقدم.

سيتم التحقق من صحة الاستراتيجية المقترحة باستخدام البيانات المستمدة من نظام تصنيع سيارات شوفرليه فولت الكهربائية

Ultrasonic Metal Welding UMW اللحام بالموجات فوق الصوتية للمعادن : عملية ربط الأجزاء الصلبة بالاعتماد على طاقة اهتزاز فوق صوتية عالية التردد حيث تقوم بتوليد مقصات متذبذبة بين الصفائح المعدنية تحت تأثير الضغط، تم اعتماده في الآونة الأخيرة في تصنيع بطاريات السيارات.

خلال عملية تجميع البطارية يتم استخدام اللحام المعدني بالموجات فوق الصوتية **UMW** لإنشاء وصلات متينة بين أطراف البطاريات، وهي عملية هامة جداً ودقيقة حيث أن اتصالًا واحدًا منخفض الجودة قد يتسبب في فشل أداء البطاريات وبالتالي توقف المحرك الكهربائي عن العمل، لذلك يجب التأكد من جودة جميع الوصلات قبل توصيل الوحدات وتجميع البطاريات.

تمت معالجة مجموعة البيانات كما يلي:

1. استخدام خوارزمية **Relief-F** للتخلص من الميزات غير ذات الصلة.
2. تطبيق خوارزمية **HCR** للتخلص من الميزات المتكررة.
3. تم استخدام **L1** المنظم و **LR** كخوارزمية تعلم لمهمة التصنيف والتعرف على أهم الميزات.

النتائج:

وفقاً للنتائج التجريبية التي قام بها الباحثان فإن القدرة الاستكشافية لهذه الخوارزميات هي 100% من ناحية فعالية استكشاف الأخطاء.

التوصيات:

يمكن تكييف النهج المقترح وتطبيقه على نطاق واسع في عمليات التصنيع لتعزيز أداء طرق الجودة التقليدية، ومن الممكن أن يساهم في تطوير معايير الجودة لنصل إلى منتجات بجودة عالية وخالية من العيوب.

عاشراً: مصطلحات البحث

- **الخوارزمية:** سلسلة محدودة من التعليمات المحددة والقابلة للتنفيذ بواسطة الحاسوب لحل مشكلة ما أو إجراء العمليات الحسابية ومعالجة البيانات والاستدلال الآلي وغير ذلك. (ماث فولت،المصطلحات الرياضية العليا،2019)
- **الذكاء الصنعي:** منهجية لتقليد الذكاء البشري باستخدام مجموعة من الخوارزميات وأساليبها الفعالة، مثل الروبوتات والأتمتة والمراقبة واتخاذ القرار والتشخيص في مختلف المجالات، مثل الزراعة والرعاية الصحية والتمويل والإدارة وغيرها (راغو رومان وآخرون،المجلة الأوروبية للطب الجزيئي والسريري،2020).
- **التعلم الآلي:** أحد تطبيقات الذكاء الصنعي يوفر للأنظمة القدرة على التعلم والتطور بشكل تلقائي من خلال التجارب دون برمجتها بشكل صريح، كما يركزعلى تطوير برامج الحاسوب التي يمكنها الوصول إلى البيانات واستخدامها للتعلم. (فريق خبراء الذكاء الصنعي،2020)

الفصل الثاني : خوارزميات الذكاء الصنعي وضبط الجودة

المبحث الأول: خوارزميات الذكاء الصنعي (مفهومها وتطورها وأهميتها)

سنسعرض في هذا المبحث ماهية الذكاء الصنعي والتعلم الآلي وتاريخ تطورهما بالإضافة إلى خوارزميات الذكاء الصنعي والتعلم الآلي ومزايا تطبيق كل منهما.

المطلب الأول : الذكاء الصنعي

أولاً: ماهية الذكاء الصنعي

الذكاء الصنعي: علم وهندسة صناعة الآلات الذكية وخاصة برامج الحاسوب الذكية "جون مكارثي".

يشير **الذكاء الصنعي** : إلى محاكاة الذكاء البشري في الآلات المبرمجة للتفكير، مثل البشر وتقليد أفعالهم. كما يمكن تطبيق المصطلح على أية آلة تعرض سمات مرتبطة بالعقل البشري، مثل التعلم وحل المشكلات (جاك فرانك فيلد،2021).

يتم إنجاز **الذكاء الصنعي** من خلال دراسة كيفية تفكير العقل البشري، وتعلمه، واتخاذ قراره، والعمل أثناء محاولته حل مشكلة ما، ثم استخدام نتائج هذه الدراسة كأساس لتطوير البرامج والأنظمة الذكية (ماروجا سيلفامانيكام،2018).

ثانياً: تاريخ الذكاء الصنعي

يمكن تقسيم التاريخ الذي مر به الذكاء الصنعي إلى عدة مراحل وهي: (كريس سميث وآخرون،جامعة واشنطن،2006)

1. **اختبار تورينغ:**

- **آلان تورينغ:**

عالم رياضيات إنكليزي أطلق عليه اسم أبوعلوم الحاسوب الحديثة، بعد تخرجه من الكلية نشر بحث بعنوان "الأرقام المحوسبة On Computable Numbers"، حاول إثبات صحة أفكار كيرت غوديل "الأرقام المحوسبة صحيحة" محدداً العبارات التي يمكن إثباتها.

اقترح آلة تورينغ (جهاز حاسوب قادر على حساب أي وظيفة قابلة للحساب) من خلال قراءة وكتابة الرموزعلى شريط لتنفيذ الخوارزمية.

انضم في عام 1939 إلى مدرسة الشيفرات الحكومية كمحلل تشفير وأصبح بحاجة إلى بناء آلة قادرة على كسر الرموز مثل إينغما Enigma التي استخدمها الألمان.

بعد الحرب العالمية الثانية عاد إلى الأوساط الأكاديمية وأصبح مهتمًا بالمشكلة الفلسفية "أن تكون واعياً" ليصل إلى اختبار تورينغ.

- **بدء اختبار تورينغ:**

في عام 1950 كان آلان تورينغ نائب مدير مختبر الحوسبة في جامعة مانشستر عندما ناقش في بحثه "الآلات الحوسبة والذكاء" إمكانية الآلات التفكير، افترض أن الحاسوب الذي لا يمكن تمييزه عن الإنسان الذكي قد أظهر بالفعل أن الآلات يمكنها التفكير،كانت هذه الفكرة مفتاحًا لتعريف مجال الذكاء الصنعي.

استبدل سؤاله "هل يمكن للآلات التفكير" بلعبة المحاكاة التي تستند إلى اللعبة الأصلية التي تتألف من رجل وامرأة والمحقق ودور المحقق هنا تحديد الجنس، بينما استبدل تورينغ في اختباره أحد المشاركين بالإنسان والمحقق بالآلة الذي كان دوره تحديد من الإنسان ومن الآلة.

بالنسبة لتورينغ الآلات قادرة على التفكير إذا تم اجتياز الاختبار.

- **صعوبات اختبار تورينغ:**

أصدر تورينغ بيان يشير به ضمنياً إلى الذكاء الصنعي "خلال الخمسين عاماً القادمة سيكون هناك أجهزة حاسوب ذات سعة تخزين كافية تكون قادرة على اجتياز الاختبار، " أي أن الذاكرة هي العامل الأساسي لحل المشاكل الروتينية".

الليدي لوفيس افترضت أن الآلات تنفذ الأوامر فقط ولا تستطيع ابتكار شيء جديد، بينما يمكن للبشر ابتكار أفكار ومفاهيم جديدة باستمرار، رأيها سبق نمذجة عملية التعلم لتتجاوز المشكلة.

أحد التناقضات للاختبار "الحجة من الوعي The Argument from Consciousness" مجرد محاكاة الوعي البشري لا يعتبر كافياً، لأنه لا يستدعي الشعور البشري بشكل كامل، رفضها تورينغ لعدم قدرة الإنسان على معرفة شعور الآلة إلا إذا كان هو الآلة نفسها، البشر يقنعون بعضهم البعض بما يشعرون به على الرغم من عدم وجود ضمان لصحة ذلك.

هل تقليد الإنسان يثبت الذكاء أم أنه مجرد مشكلة صعبة.

هل الذكاء ممكن دون اجتياز اختبار تورينغ.

- **بدائل اختبار تورينغ**

تقوم معظم البدائل على تضييق نطاق الاختبار لتسهيل اجتيازه أو تحويل النطاق إلى مجال يمكن الباحثين من تحقيق تقدم أفضل.

أحد البدائل اختبار فيغينباوم Feigenbaum أن يكون الحاسوب قادرًا على حل المشكلات التي يمكن لإنسان خبير حلها.

بديل آخر اختبار نيكولاس نيجروبونتي Nicholas Negroponte أحد مؤسسي MIT Media Lab قيمة الحاسوب في مساعدة الإنسان على تحقيق أهدافه (الإنسان) أو أهدافها (الآلة) بنفس الطريقة التي قد يساعد بها إنسان آخر، صعوبته في حاجة الحاسوب على فهم الغموض أو عدم صحة ما يتم توصيله إليه من قبل الإنسان.

- لم يتحقق أمل تورينغ في أن يجتاز الحاسوب الاختبار بحلول عام 2020، ومع ذلك قدم رؤية قوية ومفيدة في مجال الذكاء الصنعي، ولا يزال الاختبار قيد المناقشة والباحثين يحاولون إنتاج برمجيات قادرة على اجتيازه.

2. تطبيق الذكاء الصنعي على برنامج لعب الشطرنج:

- **أصول برنامج لعب الشطرنج:**

كلود شانون أول من كتب عن برنامج لعب الشطرنج في بحثه "تطوير برنامج لعب الشطرنج".

هناك طريقتين للشطرنج الحاسوبي: برامج من نوع A تستخدم القوة وفحص آلاف الحركات واستخدام خوارزمية البحثmin-max ، أو برامج من نوع B تستخدم أساليب الاستدلال المتخصصة والذكاء الاستراتيجي وتدرس فقط عددًا قليلاً من الحركات المرشحة الرئيسية.

خلال الخمسينيات والستينيات من القرن الماضي كانت أجهزة الحاسوب محدودة للغاية لذلك كانت برامج B هي المفضلة في بداية الأمر.

في عام 1973 قام مطورو سلسلة برامج الشطرنج (التي فازت ببطولة ACM للشطرنج الحاسوبي)، بتحويل برنامجهم إلى نوع A والتي كانت ضربة مؤلمة لمطورو برامج B الذين يحاولون الوصول إلى فهم أعمق للشطرنج الحاسوبي.

تعد برامج A إلى يومنا هذا من أقوى التطبيقات لسهولة كتابتها وحصولها على تشغيل استثنائي بغض النظر عن سرعة الحاسوب.

- **الإدراك:**

أقوى وأشهر برامج من النوع A ديب بلو Deeb Blue من شركة IBM الذي هزم بطل الشطرنج العالمي غاري كاسباروف في عام 1997، لم يكن انتصاراً حاسماً ولكن قوة الآلات باستمرار كان لها الدور الكبير في هذا الفوز.

سبب الفوز من وجهة نظر العالم دايفد ستوك David Stoke، أن ديب بلو Deeb Blue من نوع A يقوم بتقييم حوالي 200 مليون موضع في الثانية ومتوسط عمق بحيث يتراوح من 8 إلى 12 طبقة، ليصل إلى 40 في ظل ظروف معينة، بينما يفحص البشر ما يقارب 50 حركة إلى أعماق مختلفة.

من ناحية أخرى لوكان Deep Blue من نوع B لكان الفوز مثيراً للاهتمام من وجهة نظر ذكاء الآلة.
حقق نجاح ديب بلو Deeb Blue إيرادات مالية كبيرة للشركة IBM تقدر ب 500 مليون دولار من الإعلانات المجانية لأجهزة الحاسوب IBM Supper بالإضافة إلى ارتفاع سعر سهم IBM بمقدار 10 دولارات إلى أعلى مستوى له على الإطلاق.

- **لعبة Go الآسيوية:**

ما يميزلعبة Go (الواجهة التالية للذكاء الصنعي بعد الشطرنج الحاسوبي) عدم القدرة على ربط قوة الحوسبة بالقوة ففي حين أن عامل التفرع في الشطرنج (التحركات الصالحة التي يمكن للاعب القيام بها في أي وقت) يبلغ 40 تقريبًا ، فإنه في Go يبلغ 200 ولا يوجد شرط للفوز الواضح.
عندما تبحث خوارزميات الشطرنج عن كش ملك ،فإن تحديد نهاية اللعبة في Go يتطلب موافقة كلا اللاعبين بالإضافة إلى بحث مكثف لفهم ما إذا كان موقع اللوحة نهائيًا.
تحقق برامج Go تقدما بطيئاً، حتى مع تقديم جوائز عالية القيمة لمن يتمكن إنشاء برنامج قادر على هزيمة لاعب Go إلا أنه إلى الآن أفضل البرامج غير قادرة على هزيمة لاعب ضعيف على مستوى النادي.

3. الأنظمة الخبيرة:

- **لمحة عامة:**

برامج حاسوبية تهدف إلى نمذجة الخبرة البشرية في مجال أو أكثر من مجالات المعرفة.
مكوناتها الأساسية:

1- قاعدة بيانات ضخمة تضم حقائق وقواعد تمثل المعرفة والخبرة البشرية.
2- معالج محركات الاستدلال.
3- واجهة إدخال وإخراج.

تميزت باستخدام منطق الرموز بدلاً من الحسابات الرقمية فقط، ومعالجة البيانات والقدرة على تفسير الاستنتاجات بطريقة تصل إلى المستخدم.

ظهرت الأنظمة الخبيرة لأول مرة في الخمسينيات من القرن الماضي كمجموعة فرعية من الذكاء الصنعي، عندما طور فريق راند كارنيجي Rand Carnegie طريقة لحل المشكلات العامة من خلال براهين النظريات والمشكلات الهندسية ولعب الشطرنج.
في الستينيات والسبعينيات من القرن الماضي تم استخدامها بشكل كبير في التطبيقات الصناعية.
في نهاية الثمانينيات من القرن الماضي عملت أكثر من نصف الشركات المدرجة في تطوير أوصيانة الأنظمة الخبيرة.

دخلت في العديد من المجالات مثل الرعاية الصحية والتحليل الكيميائي والترخيص الائتماني والإدارة المالية وتخطيط الشركات والتنقيب عن النفط والمعادن والهندسة الوراثية وتصميم السيارات وتصنيع ومراقبة الحركة الجوية وساهمت في صنع القرار من خلال قاعدة البيانات المعرفية الضخمة.

- **المشكلات التكنولوجية الرئيسية:**

1- بذلت الرابطة الأمريكية للذكاء الصنعي جهوداً كبيرة لوضع معايير مقبولة تساعد في تخفيض صعوبات التطوير وتكاليفها ومخاطرها.

2- اكتساب المعرفة وتحليلها وسيلة لاكتشاف الحقائق الثابتة والعلاقات بين الأحداث المختلفة وجمع المعرفة لا يكفي لحل المشكلات المعقدة لدى البشر.

3- يمكن التخلص من المهام المعقدة المتمثلة في الحفاظ على القواعد والحقائق بالاعتماد على تقنيات حلول المشكلات السابقة.

4- تقوم آلية الاستنتاج على خوارزميات تتعامل مع المعرفة في شكل شجرة قرار غير مصممة للتعامل مع عدم اليقين.

5- يساهم وجود أنظمة تتكامل مع الأنظمة الخارجية وقواعد البيانات المعرفية بشكل كامل في خفض التكاليف والمخاطرة.

6- عدم وجود تقنيات تحقق تساعد في تقييم المقارنة بين جودة الأنظمة الخبيرة مع النتائج المستمدة من الخبراء البشر.

- **التحديات الإدارية والتنظيمية:**

1. عدم الاتساق بين التكنولوجيا واستراتيجية أعمال المنظمة يؤدي إلى ضياع الاستثمارات والجهود.
2. تكلفة صيانة الأنظمة الخبيرة عالية جداً لأنها أنظمة معقدة تتطلب معرفة واسعة وخبرة لدى مطورو الأنظمة.
3. عدم وجود سلطات قانونية للمصادقة على الأنظمة والتحقق من عدم وجود أخطاء فيها.
4. معارضة مستخدمي تكنولوجيا الأنظمة الخبيرة بسبب مخاوفهم من أن تحل هذه الأنظمة مكانهم.

- **الآثار الاجتماعية للأنظمة الخبيرة:**

من إيجابيات الذكاء الصنعي مشاركة المعرفة والخبرة على شكل منتجات معلوماتية ممكن أن تكون وسيلة لمساعدة الفقراء والأميين.

ستظهر قضايا قانونية وأخلاقية لمعرفة من سيكون المسؤول عن وجود خطأ ما في أنظمة التحكم في الحركة الجوية التي توجه الطائرات التي تقل آلاف الركاب.

4. شتاء الذكاء الصنعي:

في سبعينيات القرن الماضي دخلت صناعة الذكاء الصنعي بفترة زمنية استمرت ما يقارب عقدين وصفت بشتاء الذكاء الصنعي، تراجعت خلالها الأنشطة التجارية والعلمية في الذكاء الصنعي بشكل كبير، يعزى ذلك إلى قرار الحكومة التراجع عن تمويل أبحاث الذكاء الصنعي بسبب تقريرين أظهرا عدم جدوى الاستمرار في الأبحاث المتعلقة بالذكاء الصنعي

1. **تقرير اللجنة الاستشارية للمعالجة التلقائية للغات (ALPAC) من قبل حكومة الولايات المتحدة في عام 1966:** كانت الحكومة الأمريكية مهتمة بشكل خاص بالترجمة الآلية والفورية للغة الروسية بسبب مخاوف الحرب الباردة، وتصدر هذا الحدث الصفحة الأولى لصحيفة نيويورك "ترجمة الروسية إلى الإنجليزية بواسطة مترجم إلكتروني سريع"، الدعاية الكبيرة واستجابة الحكومة السوفيتية شكلت دافع قوي للوكالات الأمريكية لدعم أبحاث الترجمة الآلية، لكن تطور العقد كان بطيئًا، لذلك تم تأسيس ALAPC للتحقيق في الأسباب التي قدمت تقرير كان سبباً في إيقاف الحكومة، تمويل أبحاث الذكاء الصنعي، درس التقرير بشكل حصري الاحتياجات العسكرية للحكومة الأمريكية في الترجمة الآلية للوثائق الروسية ولم يأخذ في الاعتبار أي استخدام محتمل آخر لأنظمة الترجمة الآلية مع أي لغات أخرى.
2. **تقرير البروفيسور جيمس لايتل Sir James Lighthill للحكومة البريطانية في عام 1973:** الجانب الأساسي من الوثيقة بعنوان "خيبات الأمل الماضية"، قدم فيه مثالاً على نظام الهبوط التلقائي للطائرات، أثبت فيه أن استخدام موجات الراديو أكثر فائدة من أساليب الذكاء الصنعي، على الرغم من أن تقنيات الذكاء الصنعي قد تكون مفيدة عند هبوط الطائرة في بيئة غير خاضعة للرقابة، كما صنف تقنية الذكاء الصنعي إلى ثلاث فئات: الفئة (A) الأتمتة المتقدمة، و الفئة (C) دراسة الجهاز العصبي المركزي، والفئة (B) الجسر بينهما ليستنتج أن أبحاث الذكاء الصنعي لم تدعم أي من الفئتين A و C ، وبالتالي من غير المجدي الاستمرار في هذه الأبحاث ليكون العائق الثاني لإيقاف التمويل الحكومي.

5. مشروع نظام الحاسوب من الجيل الخامس في اليابان:

Japan's Fifth Generation Computer System project (FGCS) حاولت اليابان في الثمانينات إنشاء الجيل الخامس من أجهزة الحاسوب، وصفت هذه الخطوة بالقفزة التاريخية في مجال تكنولوجيا الحاسوب، منحت على أثرها اليابان الريادة التكنولوجية لسنوات قادمة.

لم يتم بناء الجيل الجديد من الأجهزة باستخدام المعالجات الدقيقة القياسية، بل باستخدم المعالجات المتخصصة في البرمجة المنطقية عالية الطاقة.

افترض مشروع FGCS أنه مع الأجهزة المتخصصة القادرة على الاستدلالات عبر قواعد البيانات الضخمة، يمكن استخدام ما يكفي من المعرفة لتوليد بيانات ضخمة ومعالجتها بشكل فوري.

تم تأسيس(MITI معهد تكنولوجيا الحاسوب) للجيل الجديد (ICOT) لتنفيذ مشروع (FGCS) خلال العشر سنوات القادمة: السنوات الثلاث الأولى للبحث الأولي، الأربع سنوات التالية للإنتاج وإكمال الوحدات الثانوية، والثلاث سنوات الأخيرة لتطوير آلات النماذج الأولية. ستعمل MITI على التفاوض بشأن الميزانية مع وزارة المالية اليابانية .

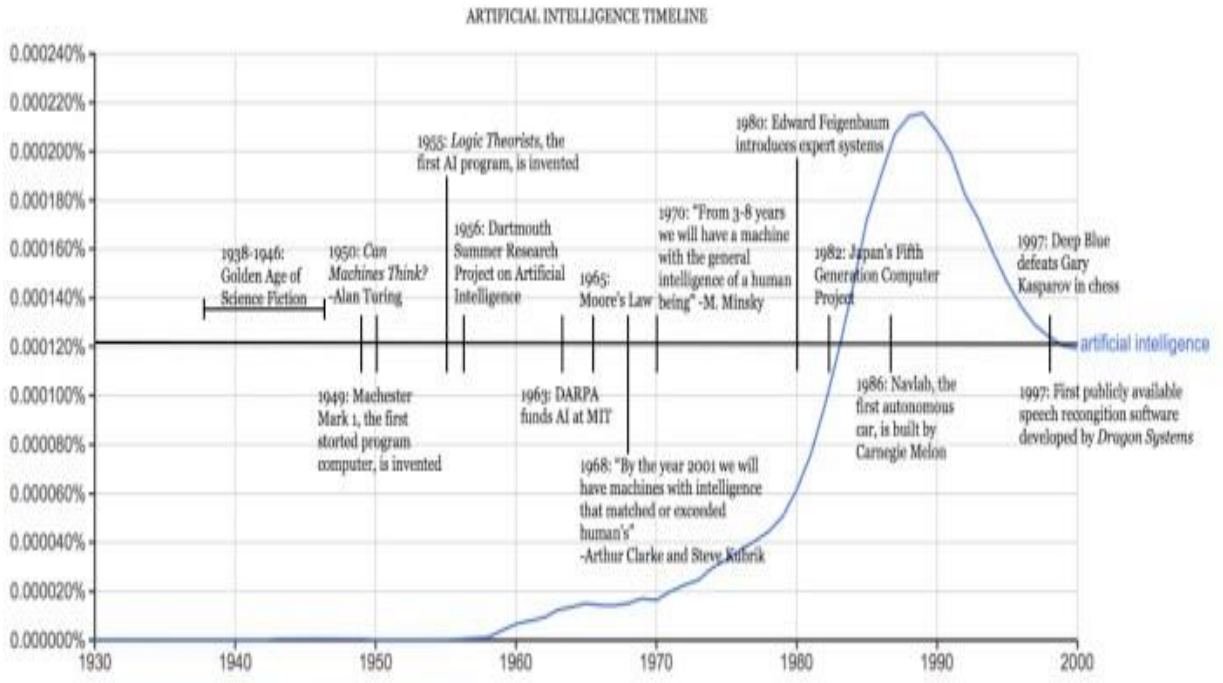
أنتج مشروع (FGCS) أجهزة لمعالجة المعرفة المتسلسلة والمتوازية، نهاية عام 1980 ،كانت آلات KIPS المتوازية قادرة على إنتاج أكثر من نصف مليون من الاستدلال المنطقي في الثانية. نجح مشروع (FGCS) في التركيز على الموازاة التي كانت سابقة لعصرها، ولكن قواعد بيانات المعرفة الضخمة والبرمجة القائمة على المنطق البحت لم تنجح.

حقق الذكاء الصنعي خلال الخمسين عاماً الماضية تقدما هاماً ساعد في حل العديد من المشكلات، سواء من خلال حظر البريد الإلكتروني غير المرغوب فيه أو التعرف على الصور أو الصوت أو البحث عالي الأداء وغير ذلك.

ولكن لم يتم حل المشكلات الصعبة، والتقدم كان يسير ببطئ ،سواء كان ذلك بسبب فقدان التمويل أو عدم اهتمام الباحثين أو إدراك أن المشكلات تزداد صعوبة كلما فهمها المرء بشكل أفضل، مع ذلك علينا الاستمرار في التفكير والمحاولة.

لا يكفي امتلاك قاعدة معرفية ضخمة أو مليون استنتاج منطقي في الثانية، تكمن المشكلة في إيجاد طريقة لتعليم الآلة التفكير، ولكن من أجل التعبير عن "التفكير" بطريقة يمكن أن تفهمها أجهزة الحاسوب الحالية، يجب علينا أولاً أن نفهم التفكير والذكاء بأنفسنا.

الشكل 1 : التسلسل الزمني للذكاء الصنعي



المصدر (كريس سميث وآخرون،جامعة واشنطن،2006)

ثالثاً: أهمية الذكاء الصنعي

ترجع أهمية الذكاء الصنعي إلى ما يلي: (كيسلي كيشاري،إيديوريكا،2020)

أتاح الذكاء الصنعي للآلات التعلم من التجربة لأداء مهام شبيهة بالبشر، مثل السيارات ذات القيادة الذاتية، وحواسيب لعب الشطرنج التي تعتمد بشكل كبيرعلى التعلم العميق ومعالجة اللغة الطبيعية وساهم في تدريب أجهزة الكمبيوتر على إنجاز مهام محددة من خلال معالجة كميات ضخمة من البيانات والتعرف على الأنماط في البيانات نفسها.

هناك الكثير من المجالات التي تساهم في الذكاء الصنعي مثل: الرياضيات، علم الاجتماع، الفلسفة، علوم الكمبيوتر، علم النفس، علم الأعصاب، ومادة الأحياء.

يقوم الذكاء الصنعي بأتمتة التعلم المتكرر والاكتشاف من خلال البيانات، كما يقوم بأداء مهام الكمبيوتر بشكل متكرر وبكميات كبيرة وبصورة موثوقة وبدون إجهاد.

يضيف الذكاء الصنعي الذكاء إلى المنتجات الحالية، ففي معظم الحالات لن يتم بيع الذكاء الصنعي كتطبيق فردي ولكن بدلاً من ذلك، سيتم تحسين المنتجات التي تستخدمها بالفعل من خلال إمكانات الذكاء الصنعي، تمامًا مثل إضافة مساعد **Google** كميزة لجيل جديد من الهواتف المحمولة.

يتكيف الذكاء الصنعي من خلال خوارزميات التعلم التدريجي للسماح للبيانات بالقيام بالبرمجة.

تصبح الخوارزمية مصنفًا أو متنبئًا. لذلك، مثلما يمكن للخوارزمية أن تعلم نفسها كيف تلعب أي لعبة، يمكنها أن تعلم نفسها المنتج الذي ستوصي به بعد ذلك على الإنترنت.

يحلل الذكاء الصنعي بيانات أكثر وأعمق باستخدام الشبكات العصبية التي تحتوي على العديد من الطبقات المخفية.

يحقق الذكاء الصنعي دقة مذهلة من خلال الشبكات العصبية العميقة والتي كانت مستحيلة في السابق.

تساعد تقنيات الذكاء الصنعي في التعلم العميق، وتصنيف الصور، والتعرف على الأشياء للعثور على السرطان في التصوير بالرنين المغناطيسي بنفس دقة أخصائيي الأشعة المدربين تدريباً عالياً.

رابعاً: بعض تطبيقات الذكاء الصنعي

يطبق الذكاء الصنعي في العديد من المجالات منها: (آيوشي جوهاري،إيدوريكا،2020)

1. **التسويق:** وسيلة لترويج المنتجات وجذب العملاء. في أوائل القرن الحادي والعشرين لو أردنا البحث في متجر على الإنترنت عن منتج دون معرفة اسمه بالضبط سنواجه مهمة صعبة ولكن مع تطبيق خوارزميات الذكاء الصنعي نحصل على جميع النتائج الممكنة المتعلقة بالمنتج خلال وقت قصير وبسرعة.
2. **البنوك:** تبنت الكثير من البنوك أنظمة قائمة على الذكاء الصنعي لتوفير دعم العملاء واكتشاف الحالات الشاذة وعمليات الاحتيال على بطاقات الائتمان. اعتمدت شركات مثل MasterCard و RBS WorldPay على الذكاء الصنعي للكشف عن أنماط المعاملات الاحتيالية ومنع الاحتيال على البطاقات لسنوات حتى الآن.
3. **المالية:** تلجأ المؤسسات المالية إلى الذكاء الصنعي لتحسين كفاءة أداء تداول الأسهم وزيادة الأرباح. شركة نومورا لتداول الأوراق المالية إحدى شركات الوساطة المالية الرائدة في اليابان هدفها الرئيسي تحليل رؤية متداولي الأسهم الخبراء بمساعدة الحاسوب من خلال بناء نظام يعتمد على بيانات ضخمة من الأسعار والتداولات في سوق الأسهم لتقييم ظروف السوق وتوقع الأسعار واتخاذ القرارات المناسبة بناء على أسعار السوق المتوقعة.

4. **وسائل التواصل الاجتماعي:** يتم استخدام الذكاء الصنعي بالاعتماد على الدردشات والتغريدات والمنشورات وغيرها التي تشكل بيانات ضخمة تغذي خوارزميات الذكاء الصنعي و التعلم الآلي. في منصات الوسائط الاجتماعية مثل Facebook ، يتم استخدام خوارزميات التعلم الآلي لتصميم الخلاصة من كل حساب بناءً على اهتمامات صاحب الصفحة.
5. **الزراعة:** تستخدم المنظمات الأتمتة والروبوتات القائمة على الذكاء الصنعي لمساعدة المزارعين في إيجاد طرق أكثر فاعلية لحماية محاصيلهم من الأعشاب الضارة بالإضافة إلى ترشيد استخدام الموارد بشكل أكثر استدامة. إيجاد طرق أكثر فاعلية لحماية محاصيلهم من الأعشاب الضارة. طورت PEAT شركة التكنولوجيا الزراعية في برلين تطبيقًا يسمى Plantix يحدد العيوب المحتملة ونقص المغذيات في التربة من خلال الصور الملتقطة بواسطة كاميرا الهاتف الذكي ثم يتم تزويد المستخدمين بتقنيات استعادة التربة والنصائح والحلول الممكنة. صرحت الشركة أن برنامجها Plantix يمكن أن يحقق اكتشاف الأنماط بدقة تقديرية تصل إلى 95٪.
6. **الرعاية الصحية:** تعتمد الكثير من المنظمات ومراكز الرعاية الطبية في جميع أنحاء العالم على الذكاء الصنعي . مثلاً: قامت منظمة Cambio Health Care بتطوير نظام دعم القرار السريري للوقاية من السكتة الدماغية والذي يمكن أن يعطي الطبيب تحذيراً في حالة وجود مريض معرض للسكتة الدماغية.

خامساً: مجالات الذكاء الصنعي

يوجد العديد من المجالات التي يستخدم فيها الذكاء الصنعي نذكر منها: (كيسلي كيشاري،إيديوريكا،2020)

1. **الشبكات العصبية:** مجموعة محددة من الخوارزميات التي أحدثت ثورة في التعلم الآلي والذكاء الصنعي تشكل فئة من النماذج في الأدبيات العامة للتعلم الآلي.
2. **الروبوتات:** أدوات اصطناعية تعمل في بيئة حقيقية الهدف منها معالجة الأشياء من خلال إدراكها والتقاطها وتحريكها وتدميرها.
3. **النظام الخبير:** نظام حاسوبي يحاكي قدرة اتخاذ القرار للخبير البشري، يستخدم تقنيات الذكاء الصنعي لمحاكاة أحكام أوسلوك إنسان أو منظمة لديها معرفة وخبرة في مجال معين.
4. **أنظمة المنطق الضابي:** نهج للحوسبة يعتمد على "درجات الحقيقة" بدلاً من المنطق العادي "صح أو خطأ" (1أو0) ويساعد المنطق الضبابي في حل مشاكل معقدة في جميع مجالات الحياة بما في ذلك الطب لأنه يشبه التفكير البشري في اتخاذ القرار.
5. **معالجة اللغة الطبيعية**(NLP) **:** إحدى طرق الذكاء الصنعي للتواصل مع الأنظمة الذكية من خلال استخدام البرمجة اللغوية العصبية ومكوناتها ويمكن للمرء تنظيم مجموعات ضخمة من البيانات النصية وتنفيذ العديد من المهام الآلية وحل مجموعة واسعة من المشكلات مثل الترجمة الآلية والتعرف على الكلام وغير ذلك.

سادساً: مزايا الذكاء الصنعي

هناك العديد من مزايا الذكاء الصنعي نذكر منها: (كيسلي كيشاري،إيديوريكا،2020)

1. **الحد من الخطأ البشري:** البشر يرتكبون أخطاء من وقت لآخر بينما لا ترتكب أجهزة الحاسوب هذه الأخطاء إذا تمت برمجتها بشكل صحيح. باستخدام خوارزميات الذكاء الصنعي، يمكن اتخاذ القرارات من المعلومات التي تم جمعها مسبقًا، مما يساهم في خفض الأخطاء و الوصول إلى درجة عالية من الدقة.
2. **المخاطرة بدلا من البشر:** التغلب على العديد من القيود المحفوفة بالمخاطر للإنسان من خلال تطوير روبوت ذكاء صنعي يحل محل الإنسان في القيام بالأمور الخطرة مثل: الذهاب إلى المريخ، نزع فتيل قنبلة، استكشاف أعماق المحيطات، تعدين الفحم والنفط، ومن الممكن أن تستخدم بشكل فعال في أي نوع من الكوارث البحرية أو من صنع الإنسان.
3. **العمل 24 ساعة على مدار الأسبوع دون توقف:** يعمل الإنسان العادي لمدة 4-6 ساعات في اليوم باستثناء فترات الراحة التي تساعد البشر في تجديد طاقتهم للبدء بيوم جديد من العمل إلى جانب العطلة الأسبوعية. باستخدام الذكاء الصنعي، يمكننا جعل الآلات تعمل 24 ساعة على مدار الأسبوع دون أي فترات راحة ولا تشعر بالملل على عكس البشر.
4. **إدارة المهام المتكررة:** باستخدام الذكاء الصنعي يمكننا أتمتة المهام العادية بشكل منتج، وإزالة المهام المملة والمتكررة والتي تستغرق وقتاً طويلا لنتمكن من استغلال الوقت والجهد للقيام بأمورأهم ومبتكرة.
5. **المساعدة الرقمية:** يستخدم المساعد الرقمي في العديد من مواقع الويب لتوفير الأشياء التي يريدها المستخدم حيث يمكننا التحدث معهم حول ما نبحث عنه. تم تصميم بعض برامج الدردشة الآلية بطريقة تجعل من الصعب التمييز فيما إذا كان المتحدث روبوت أو إنسان حيث بدأت العديد من المؤسسات باستخدام الذكاء الصنعي في مواقعها على الويب وتطبيقات الهاتف المحمول إضافة إلى إعداد برامج **Voicebot** أو **Chatbot** التي تساعد العملاء في الرد على استفساراتهم.
6. **السرعة في اتخاذ القرار:** من خلال تطبيق خوارزميات الذكاء الصنعي تمكنت الآلات من اتخاذ القرارات وتنفيذ الإجراءات بشكل أسرع من الإنسان. أثناء قيام الإنسان بتحليل العديد من الأمور عاطفياً وعمليًا، تعطي الآلة التي تعمل بالذكاء الصنعي النتائج بشكل أسرع بناء على ما تم برمجته. يكاد يكون من المستحيل التغلب على وحدة المعالجة المركزية في لعبة الشطرنج ضمن ويندوز بسبب الذكاء الصنعي.

7. **التطبيقات اليومية:** تستخدم تطبيقات البحث عن موقع أو التقاط صورية ذاتية أو إجراء مكالمة هاتفية أو الرد على بريد أو غير ذلك بكثرة في الروتين اليوم. منذ حوالي 20 عامًا، عندما كنا نخطط للذهاب إلى مكان ما، اعتدنا أن نسأل شخصًا ذهب إلى هناك بالفعل عن الاتجاهات، أما الآن من خلال محرك البحث **Google** يمكننا تحديد أي موقع في العالم.
8. **الاختراعات الجديدة:** ساهم الذكاء الصنعي في حل غالبية المشكلات المعقدة من خلال تشغيل العديد من الاختراعات في كل مجال تقريباً حيث استطاع الأطباء مؤخرا التنبؤ بسرطان الثدي لدى النساء في مراحل مبكرة باستخدام تقنيات متقدمة قائمة على الذكاء الصنعي.
9. **الأتمتة:** يمكن استخدام الذكاء الصنعي لأتمتة أي شيء بدءاً من المهام التي تتطلب عملاً شاقًا إلى عملية التوظيف.
10. **زيادة الإنتاجية:** أصبح الذكاء الصنعي ضرورة في عالم الأعمال حيث يتم استخدامه لإدارة المهام الحسابية التي تتطلب وقت وجهد، 64٪ من الشركات تعتمد على التطبيقات القائمة على الذكاء الصنعي لزيادة إنتاجيتها ونموها.
11. **حل المشاكل المعقدة:** مثل اكتشاف الاحتيال والتشخيص الطبي والتنبؤ بالطقس وما إلى ذلك.

سابعاً: عيوب الذكاء الصنعي

من عيوب الذكاء الصنعي ما يلي: (كيسلي كيشاري،إيديوريكا،2020)

1. **ارتفاع تكاليف التحديث والتطوير:** تحتاج الأجهزة والبرامج إلى التحديث مع الوقت لتلبية أحدث المتطلبات بالإضافة إلى عمليات الإصلاح والصيانة ذات التكاليف العالية.
2. **تكاسل البشر:** أتمتة التطبيقات سيجعل البشر يميلون إلى التكاسل من خلال الإدمان على هذه الاختراعات مما قد يسبب مشاكل مرضية للأجيال القادمة.
3. **البطالة:** الاستغناء عن اليد العاملة حيث حل الذكاء الصنعي مكان غالبية المهام المتكررة والأعمال اليومية والذي سيؤدي بدوره إلى مشاكل كبيرة في معايير التوظيف، فمن الممكن أن تسعى كل منظمة إلى استبدال الحد الأدنى من الأفراد المؤهلين بروبوتات الذكاء الصنعي التي يمكنها القيام بعمل مماثل بكفاءة أكبر لتوفير تكاليف التوظيف.
4. **تجرد العواطف:** الآلات أفضل بكثير عندما يتعلق الأمر بالعمل بكفاءة ولكنها تفتقد إلى التواصل البشري الذي يصنع روح الفريق. لا تستطيع الآلات تطوير العلاقات مع البشر وهي سمة أساسية عندما يتعلق الأمر بإدارة الفريق.
5. **الافتقار إلى التفكير خارج الصندوق:** تؤدي الآلات المهام التي تم تصميمها أو برمجتها للقيام بها، عدا ذلك ممكن أن تعطي مخرجات او نتائج خاطئة.

ثامناً: الملامح الوظيفية للذكاء الصنعي

تضاعف طلب سوق الموارد البشرية على مهارات الذكاء الصنعي خلال السنوات الثلاث الماضية من الشركات الناشئة مثل **Argo IA** إلى عمالقة التكنولوجيا **IBM**.

ندرج بعض الوظائف في مجالات الذكاء الصنعي: (كيسلي كيشاري،إيديوريكا، 2020)

1. **مهندس التعلم الآلي:** مبرمج يقوم بتطوير الآلات والأنظمة التي يمكنها تعلم وتطبيق المعرفة دون توجيه محدد، كما يقوم بإنشاء برامج تمكن الآلات من اتخاذ إجراءات دون توجيهها بشكل خاص لأداء تلك المهام.
2. **عالم البيانات:** يخترق مشاكل البيانات المعقدة بخبرته القوية في بعض التخصصات العلمية ويتعامل مع العديد من العناصر المتعلقة بالرياضيات والإحصاء وعلوم الحاسوب وما إلى ذلك.
3. **مهندس الذكاء الصنعي:** يعمل مع الخوارزميات والشبكات العصبية وأدوات أخرى لتطوير مجال الذكاء الصنعي على مستوى المؤسسة.
4. **مطور ذكاء الأعمال:** مسؤول عن البحث والتخطيط لإيجاد حلول للمشاكل الموجودة داخل الشركة، كما يقوم بتجميع البيانات من مصادر متعددة وتصميم حلول على مستوى المؤسسة لقواعد بيانات كبيرة، وله دور رئيسي في تحسين كفاءة وربحية الأعمال التجارية.
5. **عالم أبحاث:** مسؤول عن تصميم وإجراء وتحليل المعلومات من التحقيقات والتجارب المخبرية المضبوطة.
6. **مهندس البيانات الكبيرة:** مسؤول عن إدارة دورة الحياة الكاملة للبيانات من خلال إنشاء تحليل المتطلبات واختيار النظام الأساسي وتصميم البنية التقنية وتصميم التطبيق وتطويره واختباره ثم نشر الحل المقترح.

المطلب الثاني : خوارزميات الذكاء الصنعي

يمكن تصنيف خوارزميات الذكاء الصنعي على النحو التالي: (مجلة أب غراد،2021)

أولاً: خوارزميات التصنيف Classification Algorithms**:** تعد جزءًا من التعلم الخاضع للإشراف، تستخدم لتقسيم المتغير الخاضع إلى فئات مختلفة ثم التنبؤ بالفئة لمدخل معين، مثل تصنيف رسائل البريد الإلكتروني إلى رسائل مرغوب فيها أو غير مرغوب فيها. فيما يلي خوارزميات التصنيف الأكثر شيوعًا:

1. **نظرية بايز Naive Bayes**: تتبع نهجاً احتمالياً على عكس خوارزميات التصنيف، وتحتوي على مجموعة من الاحتمالات السابقة لكل فئة، وبمجرد إدخال البيانات تقوم الخوارزمية بتحديث الاحتمالات السابقة لتشكيل ما يعرف بالاحتمال اللاحق، ويساعد ذلك في معرفة ما إذا كان الإدخال ينتمي إلى قائمة معينة من الفئات الموجودة سابقاً أو لا. على سبيل المثال : شخص يلعب الجولف اعتمادًا على حالة الطقس نحاول معرفة عدد المرات التي

يلعب فيها الغولف في حال كان الجو مشمسًا أو ممطرًا من خلال عدد التكرارات، نحصل على الاحتمالات الأولية (مثلاً احتمال حدوث غيوم هو 0.29 بينما الاحتمال العام للعب هو 0.64) ثم نقوم بإنشاء الاحتمالات اللاحقة، حيث نحاول الإجابة على أسئلة مثل "ما هو احتمال أن يكون الجو مشمسًا بالخارج ويلعب الشخص الجولف؟".

الشكل 2 : نظرية بايز Naive Bayes

الطقس	لعب
مشمس	كلا
غائم	نعم
ممطر	نعم
مشمس	نعم
مشمس	نعم
غائم	نعم
ممطر	كلا
ممطر	كلا
مشمس	نعم
ممطر	نعم
مشمس	كلا
غائم	نعم
غائم	نعم
ممطر	كلا

جدول التردادات

الطقس	كلا	نعم
غائم		4
ممطر	3	2
مشمس	2	3
المجموع الكي	5	9

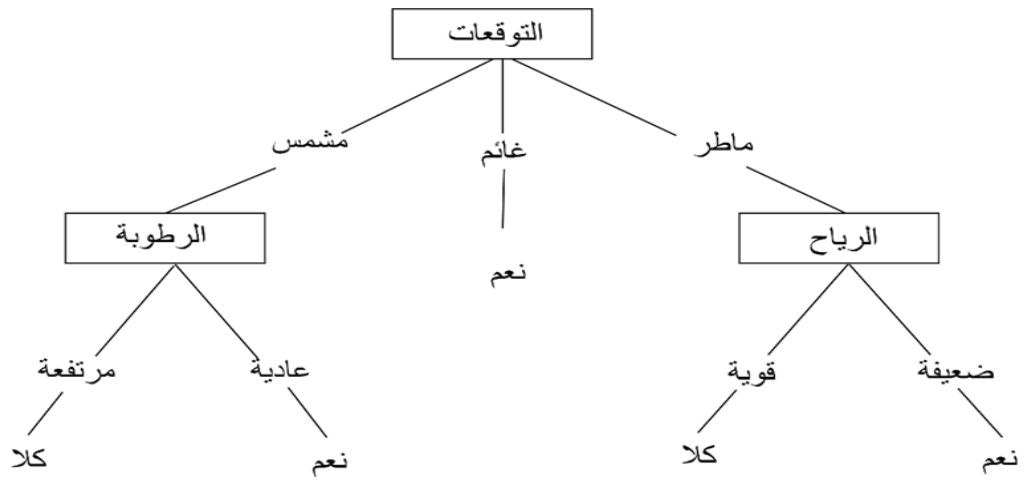
جدول المعدلات / الاحتمالات

الطقس	كلا	نعم		
غائم		4	=4/14	0.29
ممطر	3	2	=5/14	0.36
مشمس	2	3	=5/14	0.36
المجموع الكلي	5	9		
	=5/14	=9/14		
	0.64	0.36		

إعداد الباحثة بالاعتماد على برنامج Word

2. **شجرة القرار** Decision Tree**:** تشبه المخطط الانسيابي، تمثل العقد الخارجية الاختبار على سمة الإدخال وتمثل الفروع نتيجة الاختبار، تحتوي العقد الورقية على التسميات المتوقعة الفعلية.نبدأ بمقارنة قيم السمات من جذر الشجرة ونستمر حتى نصل إلى العقد الورقية .نستخدم شجرة القرار عند التعامل مع البيانات عالية الأبعاد وعندما ينقضي وقت قصير وراء إعداد البيانات.

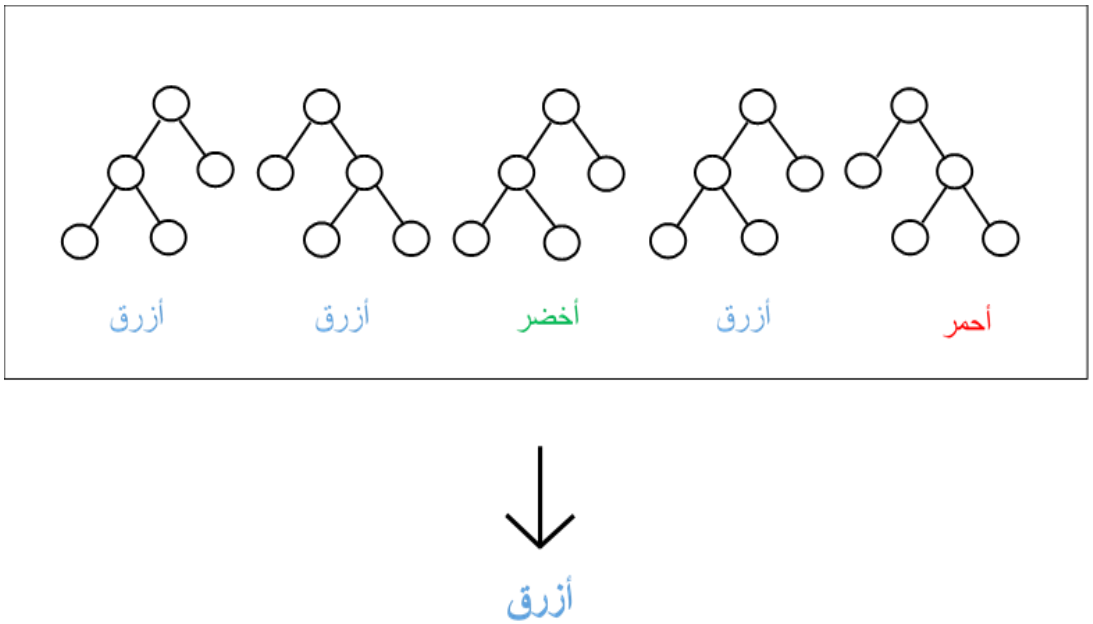
الشكل 3 : شجرة القرار Decision Tree



إعداد الباحثة بالاعتماد على برنامج Word

3. **الغابة العشوائية** Random Forest**:** تعتبر كمجموعة من أشجار القرار، يتم تقسيم مجموعة بيانات الإدخال إلى أجزاء فرعية وتغذيتها في أشجار القرار المختلفة، يتم أخذ متوسط المخرجات من جميع أشجار القرار في الاعتبار ثم استخراج النتيجة النهائية. توفر الغابات العشوائية تصنيفاً أكثر دقة وقوة مقارنة بخوارزمية شجرة القرار على سبيل المثال :خمسة أشجار قرار لتصنيف الألوان، 3 أشجار من أصل خمسة تتنبأ باللون الأزرق واثنتان لهما مخرجات مختلفة، وهما الأخضر والأحمر، نأخذ متوسط جميع النواتج ، فيكون اللون الأزرق هو الأعلى وزناً.

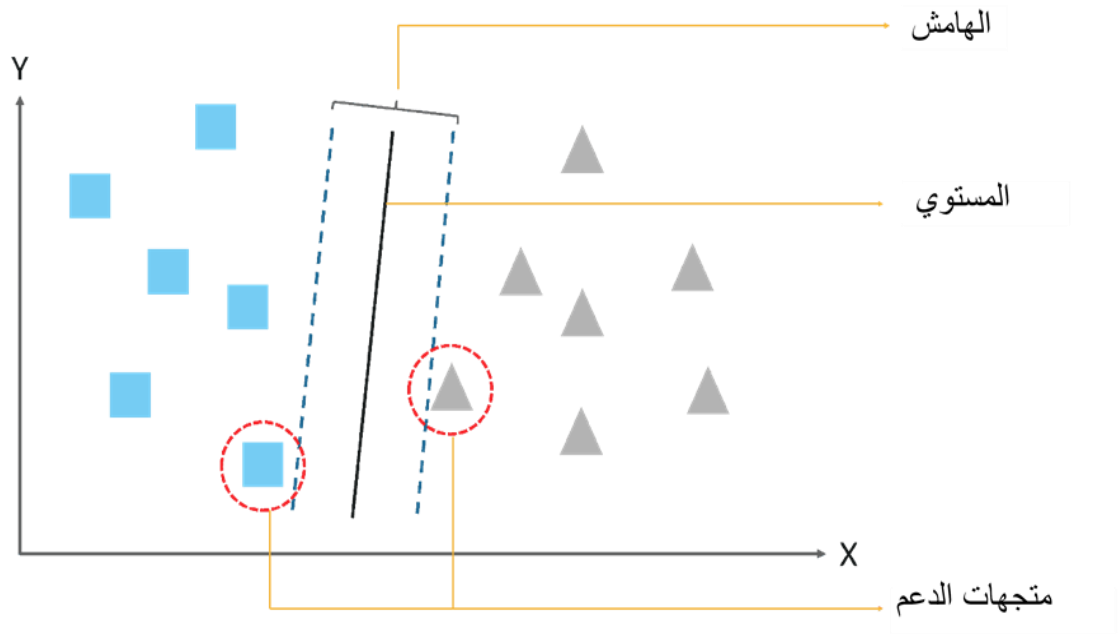
الشكل 4 : الغابة العشوائية Random Forest



إعداد الباحثة بالاعتماد على برنامج Word

4. **متجهات الدعم الآلي** Support Vector Machines SVM**:** خوارزمية تعلم آلي خاضعة للإشراف قادرة على أداء التصنيف والانحدار وحتى الكشف عن الحالات الشاذة. يعمل متجهات الدعم الآلي **SVM** من خلال رسم خط مستقيم بين فئتين يسمى الهامش **Margin**، تصنف نقاط البيانات التي تقع على يمين أو يسار الهامش ضمن فئة واحدة، ثم تقوم الخوارزمية بتحديد الخط الذي يفصل بين الفئتين ويظل بعيداً عن أقرب العينات قدر الإمكان. على سبيل المثال: إذا أردنا تصنيف نقاط البيانات إلى فئتين مختلفتين (مربعات ومثلثات) نبدأ برسم مستوي عشوائي، ثم نتحقق من المسافة بين المستوي وأقرب نقاط من البيانات من كل فئة، تُعرف نقاط البيانات الأقرب إلى المستوي باسم متجهات الدعم الآلي، ويرسم المستوي بناءً عليها ويمثل المستوي الأمثل المسافة القصوى عن كل متجهات الدعم الآلي.

الشكل 5 : متجهات الدعم الآلي Support Vector Machines



إعداد الباحثة بالاعتماد على برنامج Illustrator

5. **الجار الأقرب** Nearest Neighbors KNN **:** تستخدم مجموعة كاملة من نقاط البيانات، وتقسم إلى عدة فئات للتنبؤ بتصنيف نقطة عينة جديدة. من سلبيات خوارزمية **KNN** أنها تعمل على تخزين مجموعة البيانات بأكملها ومقارنة النقاط الجديدة بالنقاط الموجودة مما يؤدي إلى زيادة مجموعة التدريب، وبالتالي زيادة وقت التقدير بما يتناسب مع عدد نقاط التدريب.على سبيل المثال: إذا كان لدينا عدد نقاط مختلفة تنقسم إلى فئتين الفئة الأولى تمثل الطلاب متفوقين والفئة الثانية تمثل الطلاب غير متفوقين ولدينا نقطة جديدة نريد معرفة إلى أي فئة من خلال فحص أقرب 5 نقاط لها مثلاً -حيث **K=5** ويفضل أن يكون رقم فردي- لتحديد إلى أي فئة تنتمي، الأولى الطلاب المتفوقين أم الثانية الطلاب غير المتفوقين وبناء عليه يتم اتخاذ القرار.

ثانياً: خوارزميات الانحدار Regression Algorithms**:** تستخدم للتنبؤ بقيم المخرجات بناءً على نقاط بيانات الإدخال التي يتم تغذيتها في نظام التعلم، مثل التنبؤ بسعر سوق الأسهم والتنبؤ بالطقس وما إلى ذلك. فيما يلي خوارزميات الانحدار الأكثر شيوعًا:

1. **الانحدار الخطي** Linear Regression**:** من أبسط خوارزميات الانحدار، يستخدم لقياس الصفات الحقيقية من خلال النظر في المتغيرات المتسقة. من أبسط خوارزميات الانحدار، ولكن يمكن تنفيذها فقط في حالات العلاقة الخطية أو في حالة مشكلة قابلة للفصل خطيًا. ترسم الخوارزمية خطاً مستقيماً بين نقاط البيانات يسمى خط الانحدار الأفضل أو خط الانحدار وتستخدم للتنبؤ بالقيم الجديدة.

2. **انحدار اللاسو** Lasso Regression**:** تستخدم مجموعة فرعية من المتنبئين التي تساعد في تخفيض أخطاء التنبؤ لمتغير الاستجابة، وذلك من خلال فرض قيود على نقاط البيانات والسماح لبعضها بالتقلص إلى القيمة الصفرية.
3. **الانحدار اللوغاريتمي** Logistic Regression**:** يستخدم بشكل أساسي للتصنيف الثنائي، يقوم على تحليل مجموعة من المتغيرات والتنبؤ بنتيجة قاطعة مثل التنبؤ بأسعار المنازل وما إلى ذلك.
4. **الانحدار متعدد المتغيرات** Multivariate Regression**:** تستخدم في حال وجود أكثر من متغير متوقع مثل نقاط البيع بالتجزئة، حيث تعتمد المنتجات المفضلة للعملاء على عدة عوامل مثل العلامة التجارية والجودة والسعر وما إلى ذلك.
5. **الانحدار المتعدد** Multiple Regression**:** تستخدم مزيجًا من خوارزميات الانحدار الخطي وخوارزميات الانحدار غير الخطي التي تأخذ متغيرات توضيحية متعددة كمدخلات، وتشمل أبحاث العلوم الاجتماعية والتحليل السلوكي وغير ذلك.

ثالثاً: خوارزميات التجميع Clustering Algorithms**:** جزء من التعلم غير الخاضع للإشراف، يقوم على تجميع العناصر المتشابهة مثل ترتيب جميع المعاملات ذات الطبيعة الاحتمالية معًا بناءً على بعض الخصائص في المعاملة. فيما يلي خوارزميات التجميع الأكثر شيوعًا:

1. **وسائل التجميع** K-Means Clustering **:** غير خاضعة للرقابة، تستخدم لجمع نقاط البيانات المتشابهة ثم تقوم بربطها بمجموعة واحدة، حيث يتم التجميع عن طريق حساب النقطة الوسطى لمجموعة نقاط البيانات ثم تقييم مسافة كل نقطة بيانات عن النقطة الوسطى للمجموعة، وبناءً على المسافة يتم تعيين نقطة البيانات التي تم تحليلها إلى أقرب مجموعة حيث تمثل **K** عدد المجموعات التي يتم تجميع نقاط البيانات فيها.
2. **خوارزمية الغموض** Fuzzy Mean **:** تعمل على مبدأ الاحتمال، حيث تعتبر كل نقطة بيانات لديها احتمال الانتماء إلى مجموعة أخرى، ولا تحتوي نقاط البيانات على عضوية مطلقة في مجموعة معينة لذلك سميت بخوارزمية الغموض.
3. **خوارزمية تعظيم التوقعات** Expectancy Maximization (EM)**:** يعتمد على التوزيع الغاوسي الإحصائي، حيث تم تصوير البيانات في نموذج توزيع غاوسي لحل المشكلة، وبعد تعيين الاحتمالية يتم حساب عينة نقطية بناءً على معادلات التوقع والتعظيم.
4. **خوارزمية العنقود الهرمي** Hierarchical Clustering**:** تقوم بفرز المجموعات بالترتيب الهرمي بعد معرفة نقاط البيانات وتسجيل ملاحظات التشابه له نوعان:
   a. المجموعات الانقسامية: من أعلى إلى أسفل
   b. التكتل العنقودي: من أسفل إلى أعلى

المطلب الثالث : التعلم الآلي

أولاً: ماهية التعلم الآلي

- يعتبر تعلم الآلة فرع من الذكاء الصنعي، يمكّن أنظمة تقانة المعلومات من التعرف على الأنماط والقوانين على أساس البيانات والخوارزميات الموجودة وتطوير الحلول بشكل مستقل. وهو مصطلح جماعي لتوليد المعرفة الصنعية من التجربة (دريكسل وآخرون، 2019)، يمكن بعد ذلك تعميم المعرفة المكتسبة من البيانات واستخدامها لحل المشكلات الجديدة وتحليل البيانات غير المعروفة سابقًا.
- تلعب الخوارزميات دورًا مركزيًا في تعلم الآلة، وهي مسؤولة عن التعرف على الأنماط وتوليد الحلول. يمكن تصنيفها وفقًا لنماذج التعلم المختلفة إلى (دينج ولي: 2013، جيانغ وآخرون: 2017):
  1. التعلم المشرف عليه،
  2. التعلم غير المشرف عليه،
  3. التعلم شبه الخاضع للإشراف،
  4. التعلم المعزز،
  5. التعلم الفعال.
- يشير التعلم الخاضع للإشراف إلى نماذج التدريب بناءً على بيانات التدريب المدروسة، الأمر الذي يستلزم تدريب النماذج من خلال أخذ النتيجة المتوقعة في الاعتبار.
- من ناحية أخرى، في التعلم غير الخاضع للإشراف، يتم تشكيل مجموعات النماذج تلقائياً على أساس أنماط معترف بها بشكل مستقل (محمد وآخرون: 2017).
- يقع التعلم شبه الخاضع للإشراف بين التعلم الخاضع للإشراف والتعلم غير الخاضع للإشراف الذي اكتسب أهمية متزايدة مؤخرا عندما لا تتوفر مجموعات البيانات المصنفة بالكامل في كثير من الأحيان أو يمكن إنشاؤها فقط بتكاليف عالية.
- تستخدم طريقة التعلم المعزز المكافآت والعقوبات لتحسين أداء النموذج.
- يهدف التعلم الفعال(النشط) إلى إيجاد نتائج مفيدة وليس مجرد نتائج إحصائية. وبالتالي، بدلاً من استخدام التقييمات الإحصائية، يُطلب من المستخدم المشرف تقديم ملاحظات حول سؤال يجب أن تتعلم منه الخوارزمية بطريقة مستهدفة (بريندت وآخرون:2016).
- على الرغم من مناهجهم المختلفة، تتطلب جميع مهام التعلم خوارزميات لحل المشكلة المتوقعة.

ثانياً: المصطلحات الشائعة في التعلم الآلي

من أهم المصطلحات الشائعة في التعلم الآلي: (زليخة لطيف،إيديوريكا،2020)

- **خوارزمية التعلم الآلي:** مجموعة من القواعد والتقنيات الإحصائية المستخدمة لتعلم الأنماط من البيانات واستخلاص المعلومات المهمة منها.
- **النموذج:** المكون الرئيسي لتعلم الآلة، يتم تدريب النموذج باستخدام خوارزمية التعلم الآلي، تقوم الخوارزمية بتخطيط جميع القرارات التي من المفترض أن يتخذها النموذج بناءً على المدخلات المحددة، من أجل الحصول على المخرجات الصحيحة.
- **تغير التوقع:** ميزة أو مجموعة ميزات من البيانات يمكن استخدامها للتنبؤ بالمخرجات.
- **تغير الاستجابة:** متغير الإخراج الذي يحتاج إلى التنبؤ باستخدام متغير أو مجموعة من متغيرات التوقع.
- **بيانات التدريب:** يتم بناء نموذج التعلم الآلي باستخدام بيانات التدريب التي تساعد النموذج على تحديد الاتجاهات والأنماط الرئيسية الضرورية للتنبؤ بالمخرجات.
- **بيانات الاختبار:** تقوم بدور اختبار النموذج المدرب لتقييم مدى دقة النتيجة المتوقعة.

ثالثاً: تاريخ التعلم الآلي

يمكن تقسيم تاريخ التعلم الآلي إلى عدة مراحل وهي: (أمل جوبي،مجلة ج2،2021)

- قبل عشرينيات القرن الماضي: وضع توماس بايز وآندريه ماركوف وأدريان ماري ليجيندر وغيرهم من علماء الرياضيات الأساس لتقنيات التعلم الآلي.
- عام 1943 تم تقديم أول نموذج رياضي للشبكات العصبية في دراسة بحثية لوالتر بيتس ووارن ماكولوتش.
- عام 1949 تم نشر كتاب "تنظيم السلوك" لدونالد هب يبحث في كيفية ارتباط السلوك بنشاط الدماغ والشبكات العصبية.
- 1950 آلان تورينج وصف الذكاء الصنعي وتساءل عما إذا كانت الآلات لديها القدرة على التعلم.
- 1951 بنى مارفن مينسكي ودين إدموندز أول شبكة عصبية اصطناعية.
- 1956 نظم جون مكارثي ومارفن مينسكي وناثانيال روتشستر وكلود شانون مؤتمر دارتموث الذي يعتبر الأساس في صياغة مصطلح "الذكاء الصنعي".
- 1965 طور أليكسي إيفاخنينكو الذي لقب بأبو التعلم العميق وفالنتين لابا أول إدراك متعدد الطبقات.
- 1967 تم وضع خوارزمية الجار الأقرب.

- 1979 نشر عالم الحاسوب كونيهيكو فوكوشيما عمله على النيوكونيترون شبكة هرمية متعددة الطبقات تُستخدم لاكتشاف الأنماط والتي ألهمت بدورها العالم نيوكوجنيترون في وضع الشبكات العصبية التلافيفية **CNN**.
- 1985 اخترع تيرينس سيجنوفسكي برنامج **NETTALK** لتعليم اللغة الإنكليزية بنفس الطريقة التي يتعلم بها الأطفال.
- 1995: نشر تين كام هو بحثه عن غابات القرار العشوائي.
- 1997: ديب بلو، حاسوب آي بي إم للشطرنج، يتفوق على غاري كاسباروف بطل العالم في الشطرنج.
- 2000: تمت صياغة مصطلح "التعلم العميق" لأول مرة من قبل الباحث في الشبكات العصبية إيغور أيزنبرج.
- 2009: تم إطلاق **ImageNet** من قبل شركة Fei-Fei Li: قاعدة بيانات ضخمة للصور تُستخدم على نطاق واسع لأبحاث التعرف على الأشياء المرئية.
- 2011: طور مختبر **X** خوارزمية الذكاء الصنعي Google Brain ، في نفس العام فاز IBM Watson على منافسيه من البشر في لعبة المعلومات Jeopardy
- 2014: إيان جودفيلو وزملاؤه قاموا بتطوير شبكة التحيز التوليدية **Generative Adveraly Net GAN** وفي نفس العام طور **Facebook** نظام التعرف العميق **DeepFace** للتعرف على الوجوه يمكنه اكتشاف الوجوه البشرية في الصور بدقة تصل إلى 97% ثم قدمت **Google** نظاماً للتعلم الآلي يسمى **Sibyl**
- 2015: أصبح **AlphaGo** أول ذكاء صنعي يتفوق على لاعب محترف في لعبة **GO**.
- 2020: أعلنت **Open AI** عن **GPT-3** خوارزمية قوية لمعالجة اللغة الطبيعية مع القدرة على إنشاء نص يشبه الإنسان.

رابعاً: الحاجة إلى التعلم الآلي

هناك العديد من الفوائد لتطبيق التعلم الآلي نذكر منها : (زليخة لطيف،إيديوريكا،2020)

1- **زيادة في توليد البيانات:** أشارت دراسات سابقة إلى أنه في عام 2020 سيتم إنشاء 1.7 ميغابايت من البيانات كل ثانية لكل شخص على وجه الأرض. ولد الحاجة لإيجاد طريقة لهيكلة وتحليل واستخلاص رؤى مفيدة من البيانات. وهنا يأتي دور "التعلم الآلي" الذي يستخدم البيانات لحل المشكلات وإيجاد حلول لأكثر المهام تعقيدًا التي تواجهها المؤسسات .

2- **تحسين عملية صنع القرار:** استخدام التعلم الآلي لاتخاذ قرارات عمل أفضل من خلال تطبيق خوارزميات التعلم الآلي المختلفة. على سبيل المثال ، يساعد التعلم الآلي بالتنبؤ بالمبيعات وتقلبات سوق الأوراق المالية وتحديد المخاطر وما إلى ذلك .

3- **كشف الأنماط والاتجاهات في البيانات:** يساهم بناء نماذج تنبؤية واستخدام التقنيات الإحصائية في العثور على الأنماط المخفية واستخراج الرؤى الرئيسية من البيانات بأقل من دقيقة باستخدام خوارزميات التعلم الآلي.

4- **حل المشكلات المعقدة:** من اكتشاف الجينات المرتبطة بمرض التصلب الجانبي الضموري القاتل إلى بناء سيارات ذاتية القيادة.

5- يمكن للآلات القيام بمهام ذات تكرار كبير بدقة عالية دون الشعور بالملل.

خامساً: عملية التعلم الآلي

تتضمن عملية التعلم الآلي بناء نموذج تنبؤي يمكن استخدامه لإيجاد حل لبيان المشكلة. على سبيل المثال: لو أردنا التنبؤ بموعد هطول الأمطار نتبع الخطوات التالية في عملية التعلم الآلي: (زليخة لطيف،إيديوريكا،2020)

1- **تحديد الهدف من بيان المشكلة:** أي أن نفهم بالضبط ما يجب توقعه. الهدف في حالتنا التنبؤ بإمكانية هطول الأمطار من خلال دراسة الأحوال الجوية، حيث من الضروري أيضًا تدوين ملاحظات ذهنية حول نوع البيانات التي يمكن استخدامها لحل هذه المشكلة أو نوع النهج الذي يجب علينا اتباعه للوصول إلى الحل.

2- **جمع البيانات:** من خلال طرح مجموعة من الأسئلة على سبيل المثال:ما نوع البيانات المطلوبة لحل هذه المشكلة؟ هل البيانات متاحة؟ كيف يمكنني الحصول على البيانات؟ بمجرد فهم آلية اشتقاق البيانات، سنتمكن من معرفة أنواع البيانات المطلوبة. يمكن جمع البيانات يدويًا أو عن طريق المواقع الإلكترونية. وفي مثالنا البيانات اللازمة للتنبؤ بالطقس تتضمن مقاييس مثل مستوى الرطوبة ودرجة الحرارة والضغط والموقع من خلال جمع البيانات وتخزينها لتحليلها.

3- **تجهيز البيانات:** البيانات التي تم جمعها تحتاج إلى فرز وتنسيق ومن الممكن وجود بيانات مفقودة أو متغيرات زائدة وقيم مكررة.

4- **تحليل البيانات الاستكشافية:** مرحلة العصف الذهني واستكشاف البيانات وفهم النماذج والاتجاهات يتم في هذه المرحلة بالإضافة إلى رسم جميع الأفكار المفيدة وفهم الارتباطات بين المتغيرات. وفي مثالنا يمكن الربط بين هطول المطر وانخفاض درجة الحرارة.

5- **نموذج التعلم الآلي:** تستخدم جميع الأفكار والأنماط المشتقة أثناء استكشاف البيانات لبناء نموذج التعلم الآلي، حيث تبدأ هذه المرحلة بتقسيم مجموعة البيانات إلى جزأين: بيانات التدريب لبناء النموذج وتحليله وبيانات الاختبار.

6- **تقييم النموذج والتحسين:** تُستخدم مجموعة بيانات الاختبار للتحقق من كفاءة النموذج ومدى دقته في التنبؤ بالنتيجة وبمجرد حساب الدقة يمكن تنفيذ أي تحسينات على النموذج.

7- **التنبؤات بمجرد تقييم النموذج وتحسينه:** الناتج النهائي إما متغيرًا فئويًا (صح أو خطأ) أو كمية مستمرة (القيمة المتوقعة للسهم). وفي حالتنا سيكون الناتج صريح وحاسم.

المطلب الرابع : خوارزميات التعلم الآلي

أولاً: خوارزميات التعلم الآلي

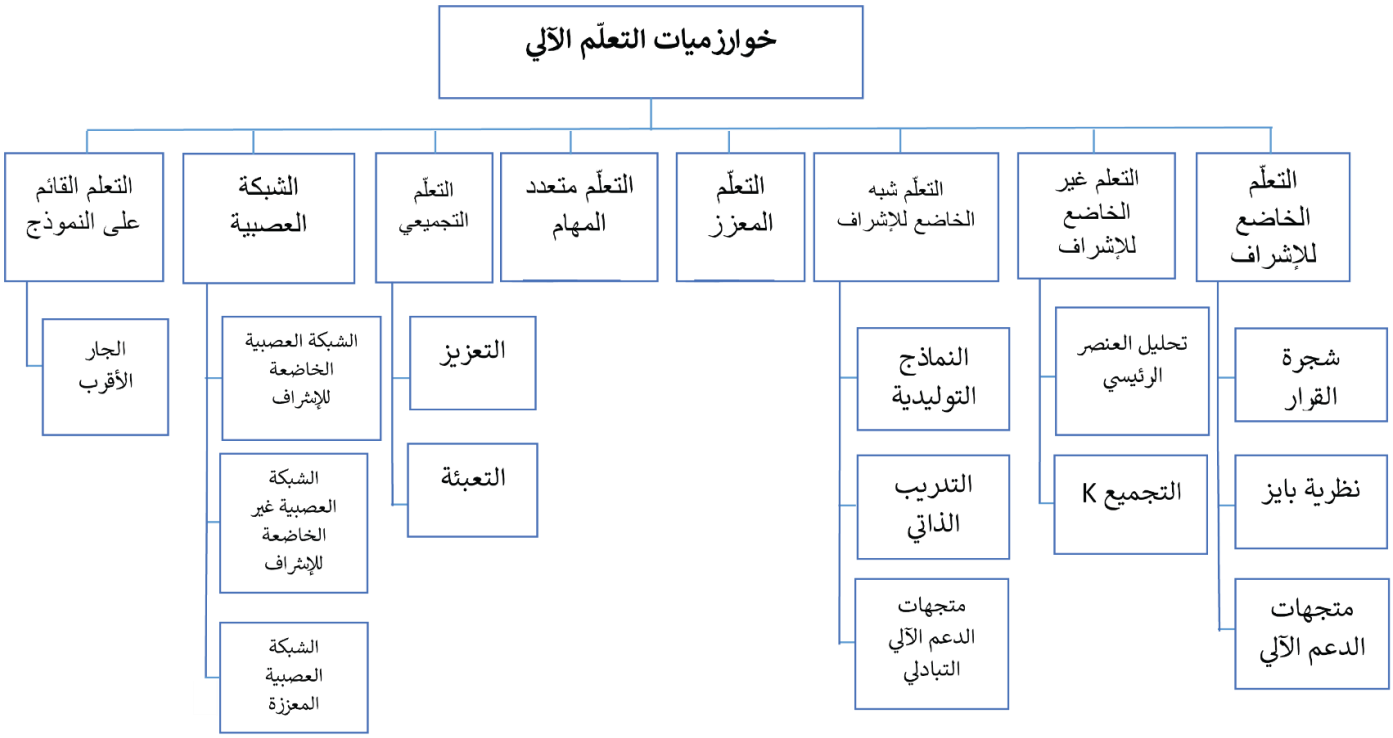
برامج (الرياضيات والمنطق) التي تعدل نفسها لتعطي أداء أفضل من خلال تلقيها المزيد من البيانات (أوباسانا،إديوريكا،2020).

يشير التعلم، في خوارزميات التعلم الآلي إلى البرامج التي تغير طريقة معالجتها للبيانات بمرور الوقتز مثلما يغير البشر معالجة البيانات عن طريق التعلم (أوباسانا،إديوريكا،2020).

ثانياً: أنواع خوارزميات التعلم الآلي

يمكن تصنيف خوارزميات التعلم الآلي على النحو التالي: (أيون داي، المجلة الدولية لعلوم الحاسب وتقنيات المعلومات ،2016)

الشكل 6 خوارزميات التعلم الآلي



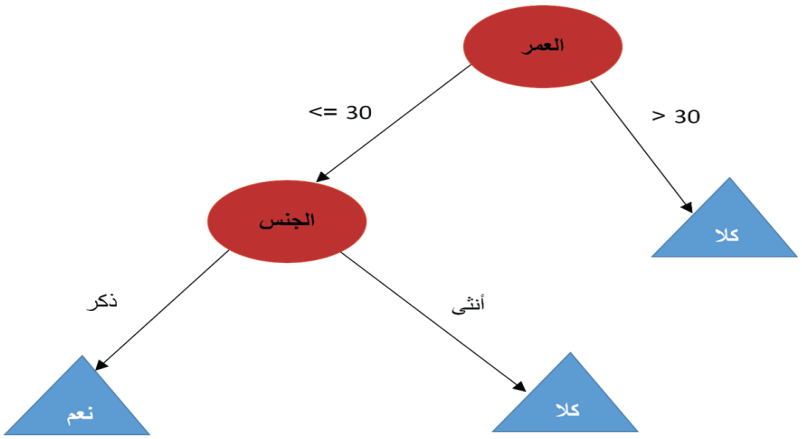
إعداد الباحثة بالاعتماد على برنامج Word

1- خوارزميات التعلم الآلي الخاضع للإشراف:

يتم تقسيم مجموعة بيانات الإدخال إلى مجموعة بيانات السلسلة والاختبار. تحتوي مجموعة بيانات السلسة على متغير إخراج يحتاج إلى توقعه أو تصنيفه. تتعلم الخوارزميات من أنماط مجموعة بيانات التدريب وتطبقها على مجموعة بيانات الاختبار للتنبؤ أو التصنيف.

a. **شجرة القرار Decision Tree**: الهدف الرئيسي لاستخدامها التصنيف، يتم جمع السمات وفرزها بحسب قيمها حيث تتكون كل شجرة من عقد وفروع تمثل كل عقدة سمات في مجموعة يتم تصنيفها ويمثل كل فرع قيمة يمكن أن تأخذها العقدة.

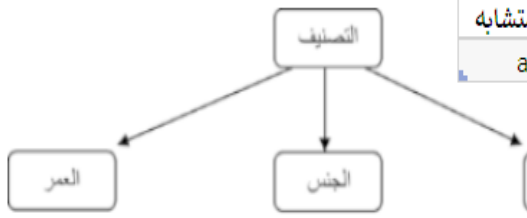
الشكل 7 شجرة القرار Decision Tree



إعداد الباحثة بالاعتماد على برنامج Word

b. نظرية باي **Naïve Bayes**: الهدف الرئيسي لاستخدامها التصنيف والتجميع تعتمد على الاحتمال الشرطي. يخلق الأشجار بناءً على احتمالية حدوثها.

الشكل 8 نظرية باي Naïve Bayes



متشابه	حيادي	غير متشابه
1-a-b	b	a

كتاب الطبخ	جهد ذاتي	التصنيف
1-i	i	غير متشابه
1-j	j	حيادي
1-k	k	متشابه

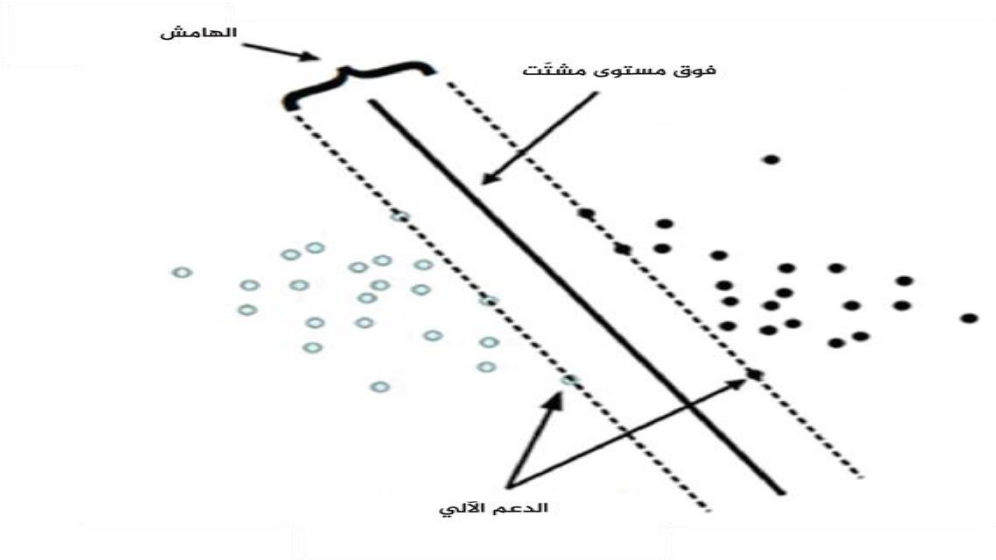
أنثى	ذكر	التصنيف
1-f	f	غير متشابه
1-g	g	حيادي
1-h	h	متشابه

يافع	شاب	التصنيف
1-c	c	غير متشابه
1-d	d	حيادي
1-e	e	متشابه

إعداد الباحثة بالاعتماد على برنامج Word

c. متجهات الدعم الآلي **Support Vector Machine**: من الخوارزميات الأكثر استخداماً على نطاق واسع، تعتمد على مبدأ حساب الهامش حيث يتم رسم الهوامش بطريقة تجعل المسافة بين الهامش والفئات هي الحد الأقصى.

الشكل 9 متجهات الدعم الآلي Support Vector Machine

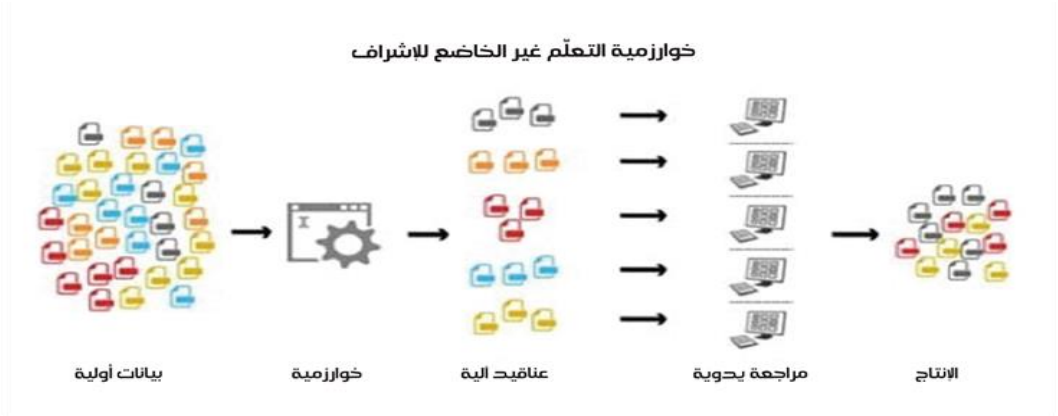


إعداد الباحثة بالاعتماد على برنامج Illustrator

2- خوارزميات التعلم الآلي غير الخاضع للإشراف:

تستخدم بشكل أساسي في التجميع، حيث تستخدم الميزات التي تم تعلمها مسبقًا للتعرف على فئة البيانات.

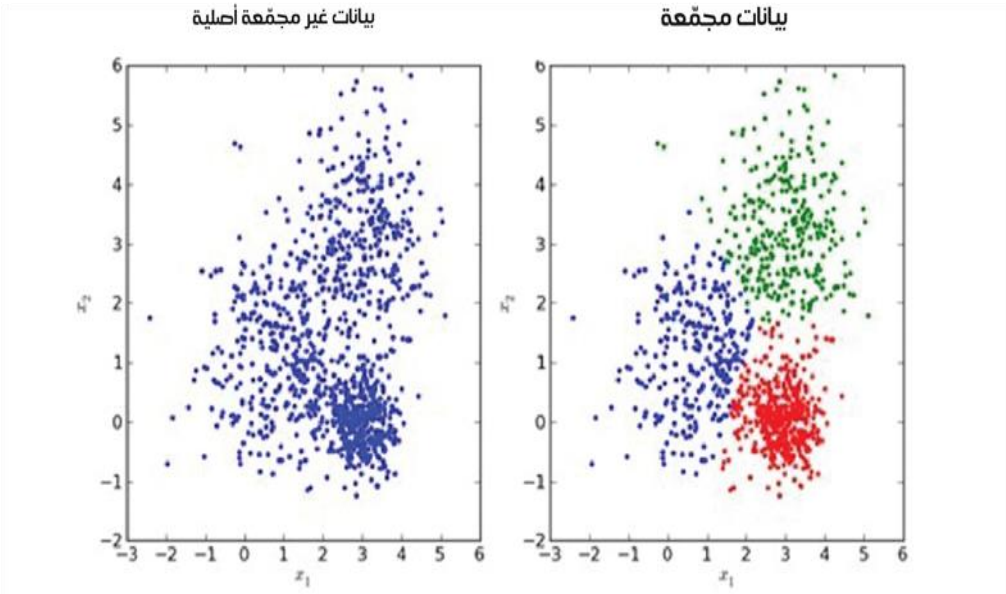
الشكل 10 خوارزميات التعلم غير الخاضع للإشراف



إعداد الباحثة بالاعتماد على برنامج Illustrator

a. **التجميع K-Mean Clustering**: تقوم على فرز العناصر المتشابهة في مجموعات حيث يكون متوسط القيمة في مجموعة معينة هو مركز تجمع البيانات.

الشكل 11 التجميع K-Mean Clustering



إعداد الباحثة بالاعتماد على برنامج Illustrator

b. **تحليل العنصر الرئيسي Principle Component Analysis PCA:** تستخدم في تقليل أبعاد البيانات لجعل العمليات الحسابية أسرع وأسهل.

3- خوارزميات التعلم شبه الخاضع للإشراف:

نهج للتعلم الآلي يجمع بين كمية صغيرة من البيانات المصنفة وكمية كبيرة من البيانات غير المصنفة أثناء التدريب، وهو يقع بين التعلم الخاضع للإشراف مع بيانات تدريب مصنفة وغير الخاضع للإشراف بدون بيانات التدريب المصنفة ويساهم في فرز البيانات غير المصنفة بهدف إعادة تصنيفها.

a. **النماذج التوليدية Generative Models**: تعتبر من أقدم طرق التعلم شبه الخاضع للإشراف، يقوم على الاكتشاف التلقائي وتعلم الانتظام والضبط في بيانات الإدخال من خلال استخدام نموذج لإنشاء بيانات جديدة مماثلة يتم استخلاصها من مجموعة البيانات الأصلية.

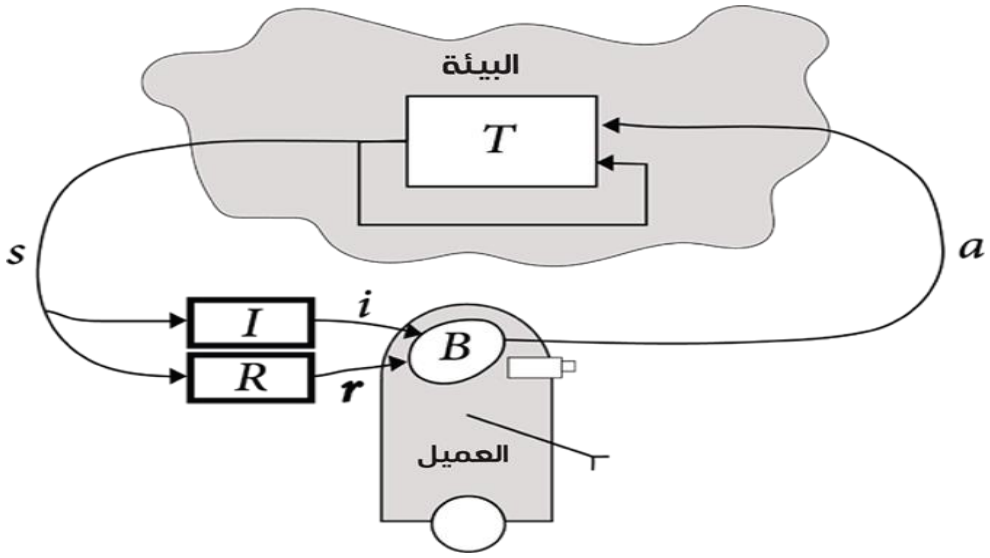
b. **التدريب الذاتي Self-Training**: خوارزمية تعليمية شبه خاضعة للإشراف يقوم المتعلم بوضع العلامات على الأمثلة غير المصنفة وإعادة تدريب نفسه على مجموعة تدريب موسعة مصنفة، حيث أن الحصول على بيانات مصنفة بالكامل أمرًا صعبًا.

c. **متجهات الدعم الآلي التبادلي Transductive Support Victor Machine TSVM**: يستخدم بهدف تصنيف البيانات غير المصنفة من خلال جعل الهامش هو الحد الأقصى بين البيانات المصنفة وغير المصنفة.

4- خوارزميات التعلم المعزز Reinforcment Learning:

نوع من التعلم يتخذ القرارات بناء على إجراءات يتم تنفيذها بحيث تكون النتيجة أكثر إيجابية دون معرفة المتعلم الإجراءات التي يجب تنفيذها بشكل مسبق، ويعتمد التعلم المعزز على معيارين فقط هما التجربة والبحث عن الخطأ والنتيجة المتأخرة.

الشكل 12 التعلم المعزز Reinforcement Learning



إعداد الباحثة بالاعتماد على برنامج Illustrator

5- خوارزميات التعلم متعدد المهام Multitask Learning:

يتم تطبيق خوارزميات التعلم متعدد المهام على مهمة ما حيث يتذكر الإجراء كيف عالج مشكلة ما وكيف توصل إلى نتيجة معينة، وبناء عليه تستخدم الخوارزمية الخطوات السابقة لحل مشكلة جديدة مماثلة، يمكن تسمية آلية عمل الخوارزمية بالنقل الاستقرائي أي أن مشاركة المتعلمين خبراتهم يساعد في التعلم المتزامن بدلاً من التعلم الفردي.

6- خوارزميات التعلم التجميعي Ensemble Learning:

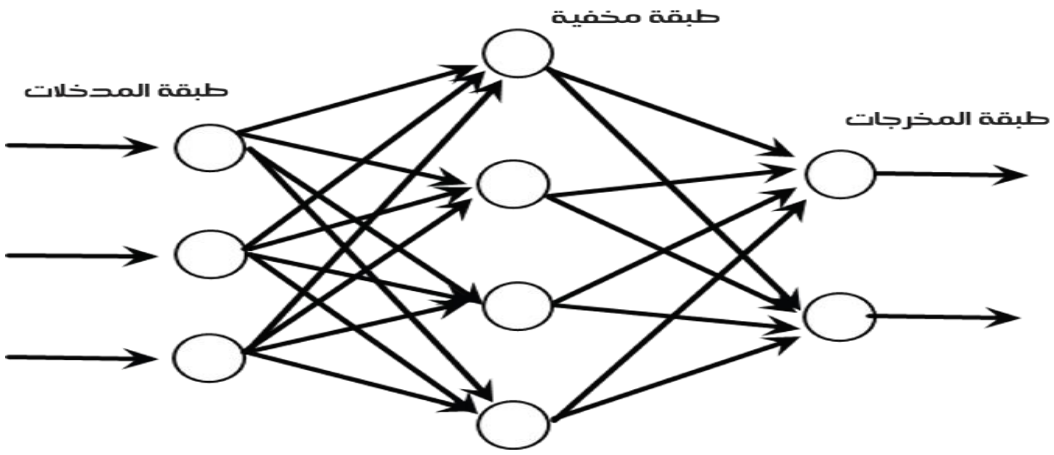
يقوم على الجمع بين العديد من المتعلمين الفرديين لتشكيل متعلم واحد ممكن أن يكون المتعلم الفردي نظرية بايز أو شجرة القرار أو الشبكة العصبية وما إلى ذلك.

a. **التعزيز Boosting**: يستخدم لتقليص التحيز والتباين، يخلق مجموعة من المتعلمين الضعفاء التي لا ترتبط بالتصنيف الحقيقي ويحولهم إلى متعلم واحد قوي ترتبط ارتباطًا وثيقًا بالتصنيف الحقيقي.
b. **التعبئة Bagging**: يستخدم لتقليص التباين ويساعد في زيادة الدقة والاستقرار في خوارزمية التعلم الآلي ويمكن أن يطبق في التصنيف والانحدار.

7- خوارزميات تعلم الشبكة العصبية Neural Network Learning:

تستخدم في التعلم غير الخاضع للإشراف تتكون من شبكة من الكيانات المترابطة حيث تشكل عقد تكون كل عقدة فيها مسؤولة عن عملية حسابية بسيطة، تعمل بنفس آلية بنية الدماغ البشري على ثلاث طبقات: تأخذ طبقة الإدخال المدخلات ثم تعالج الطبقة المخفية المدخلات وأخيراً ترسل طبقة المخرجات الناتج المحسوب.

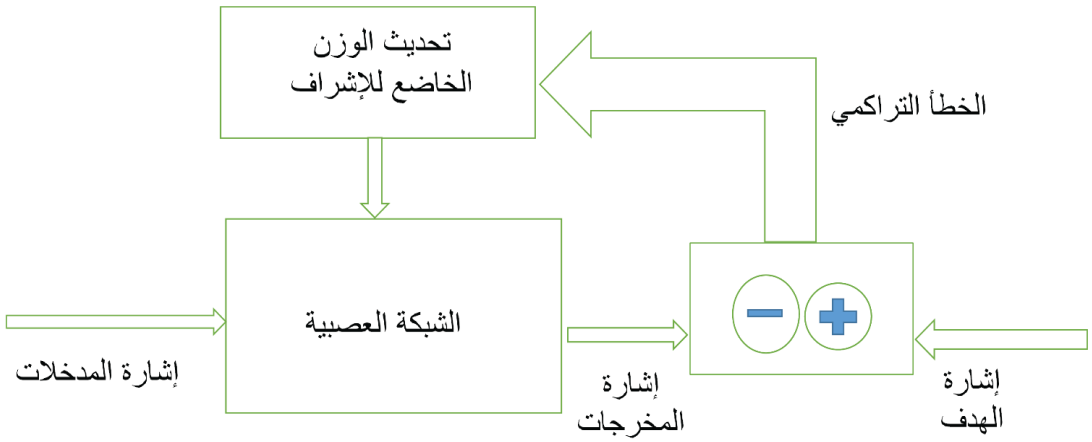
الشكل 13 خوارزمية تعلم الشبكة العصبية Neural Network Learning



إعداد الباحثة بالاعتماد على برنامج Illustrator

a. **الشبكة العصبية الخاضعة للإشراف Supervised Neural Network:** يكون خرج الإدخال معروفًا بالفعل وتتم مقارنة الإخراج المتوقع للشبكة العصبية بالإخراج الفعلي، ثم بناءً على الخطأ يتم تغيير المعلمات ثم إدخالها في الشبكة العصبية مرة أخرى.

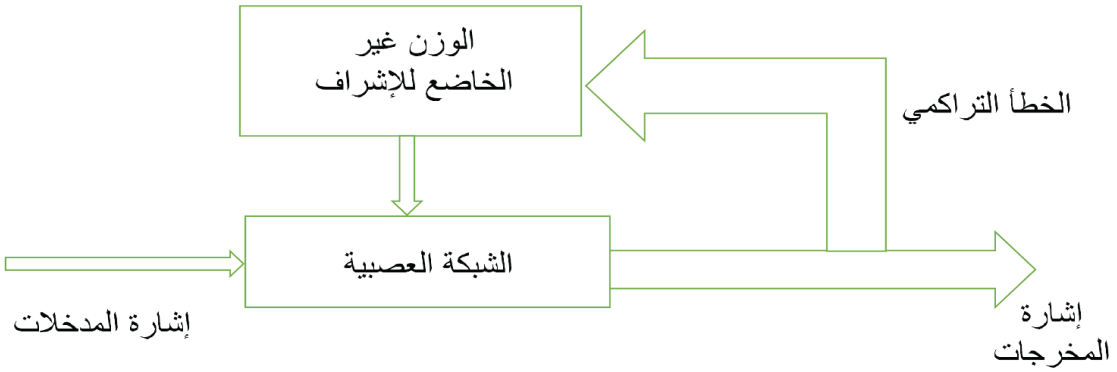
الشكل 14 الشبكة العصبية الخاضعة للإشراف Supervised Neural Network Learning



إعداد الباحثة بالاعتماد على برنامج Word

b. **الشبكة العصبية غير الخاضعة للإشراف Unsupervised Neural Network**: ليس للشبكة العصبية أي دليل مسبق حول إخراج المدخلات ومهمتها الرئيسية تصنيف البيانات وفقًا لبعض أوجه التشابه تقوم الشبكة العصبية في التحقق من الارتباط بين المدخلات المختلفة وتجميعها.

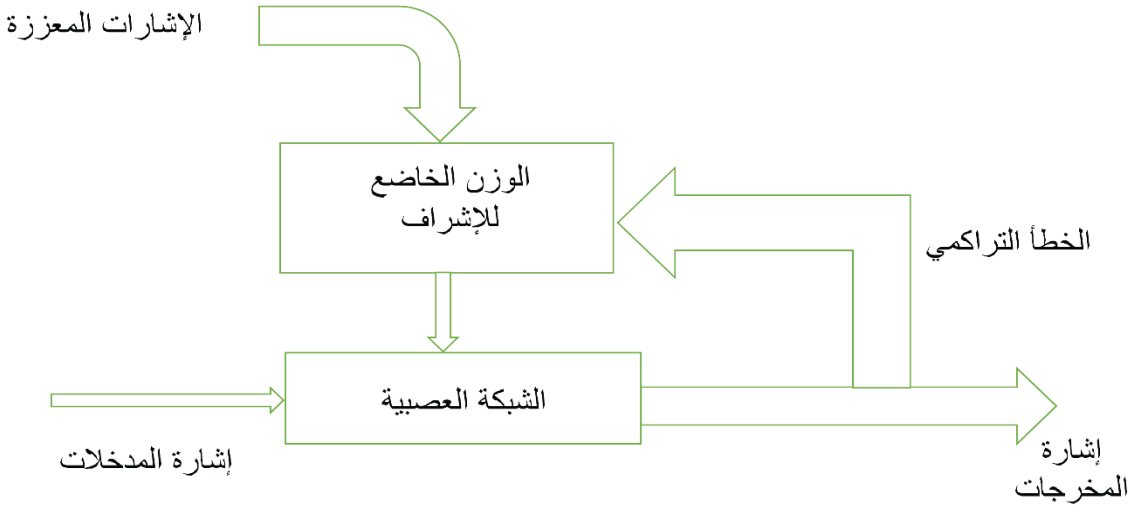
الشكل 15 الشبكة العصبية غير الخاضعة للإشراف Unsupervised Neural Network Learning



إعداد الباحثة بالاعتماد على برنامج Word

c. **الشبكة العصبية المعززة Reinforced Neural Network:** تتصرف الشبكة كما لو أن الإنسان يقوم بالتواصل مع البيئة لمعرفة ما إذا كان القرار الذي اتخذته الشبكة صحيح أو خاطئ، إذا كان القرار صحيحًا فسيتم تقوية الروابط التي تشير إلى الناتج المعين وإلا سوف تضعف الاتصالات.

الشكل 16 الشبكة العصبية المعززة Reinforcement Neural Network Learning



إعداد الباحثة بالاعتماد على برنامج Word

8- التعلم القائم على النموذج Instance-Based Learning:

يتعلم المتعلم نوعًا معينًا من النماذج ويحاول تطبيق نفس النموذج على البيانات الحديثة ويعتبر نوع من التعلم الكسول، حيث ينتظر وصول بيانات الاختبار ثم العمل عليها مع بيانات التدريب، وتزداد صعوبة الخوارزمية مع زيادة حجم البيانات.

a. **الجار الأقرب K-Nearest Neighbor:** بعد إدخال بيانات التدريب التي تحمل علامات جيدة إلى المتعلم، يتم تقديم بيانات الاختبار للمتعلم، ثم يقوم بالمقارنة بين البيانات، ثم يتم أخذ غالبية **k** والتي تعمل كفئة جديدة لبيانات الاختبار.

المبحث الثاني: ضبط الجودة

سنسعرض في هذا المبحث ماهية الجودة وتاريخ تطورها بالإضافة إلى الأدوات والتقنيات والطرق المستخدمة في عمليات ضبط الجودة.

المطلب الأول: الجودة Quality

أولاً: تعريف الجودة

الجودة: مجموعة ميزات وخصائص المنتج أو الخدمة التي تعتمد على قدرتها على تلبية الاحتياجات المحددة أو الضمنية (**ISO 8402**).

الجودة**:** الدرجة التي تفي بها مجموعة من الخصائص الكامنة في كائن ما بالمتطلبات **(**ISO:9000**).**

الجودة: مجموعة مميزات وخصائص المنتج أو الخدمة التي تؤثر على قدرته على تلبية الاحتياجات المحددة أو الضمنية (ISO**).**

الجودة: الرضا التام للعميل (أرماند فيخبوم 1956).

الجودة: المطابقة مع المتطلبات (كروسبي 1979).

الجودة: دقة الاستخدام حسب ما يراه المستفيد (جوزيف جوران 1989).

ثانياً: تاريخ الجودة

مرت الجودة بعدة مراحل: (جوران،2020)

1. **مقدمة:**

ظهرت بعض المفاهيم الأساسية لمراقبة الجودة في أوروبا في العصور الوسطى وفي القرن الثالث عشر. طورت النقابات الحرفية معايير دقيقة لجودة المنتج مع ترميز المنتجات المطابقة لمعايير الجودة برمز خاص من قبل لجان الفحص. خلال الثورة الصناعية من منتصف القرن الثامن عشر إلى أوائل القرن التاسع عشر دمجت طرق مراقبة الجودة مع العديد من الأنظمة، ومع بدء تزايد عمل الحرفيين التقليديين كعمال في المصانع فقد تم قياس الجودة في مكان العمل من خلال عمليات التدقيق والفحص على أن يتم التخلص من المنتجات المعيبة أو إعادة تصنيعها.
في أوائل القرن العشرين بدأ تطوير أنظمة إدارة الجودة عن طريق إدخال تقنيات العينات الإحصائية في منهجية مراقبة الجودة (والتر شيوارت) ، وأدى الطلب على زيادة الإنتاجية إلى انهيار مراقبة الجودة خلال هذه الفترة،

مما حتم وجود نهج منظم لمراقبة الجودة الذي ساهم في التحول من عملية الفحص البسيط للمنتج النهائي إلى تطوير ممارسات الجودة لمنع العيوب بشكل فعال من خلال تنفيذ عمليات الفحص في وقت مبكر من عملية الإنتاج.

الدكتوران جوزيف جوران ودبليو ديمنغ هما الأساس في تطوير تقنيات إدارة الجودة الشاملة التي تعتمد عليها الصناعات حتى تاريخنا الحالي.

2. جوزيف جوران:

ولد عام 1904 في رومانيا ويعتبر الأب الروحي لتقنيات إدارة الجودة، حاصل على شهادة الهندسة الكهربائية.

بعد الحرب العالمية الأولى عمل على مراقبة الجودة في نظام بيل بالاعتماد على العينات الإحصائية، وخلال الحرب العالمية الثانية عمل كمسؤول في إدارة التأجير التابعة للحكومة .

بعد الحرب العالمية الثانية تولى منصب في قسم الهندسة الصناعية بجامعة نيويورك وعمل على تحسين نظرياته حول مراقبة الجودة من خلال تقديم المحاضرات والاستشارات للشركات.

في عام 1951 نشر أول كتيب عن مراقبة الجودة، وفي عام 1954 تلقى دعوة إلى اليابان من قبل اتحاد العلماء والمهندسين اليابانيين لمناقشة النظريات والتقنيات التي طورها على مر السنين، قدم خلالها العديد من المحاضرات عن كيفية دمج أنشطة مراقبة الجودة في العمليات الإنتاجية، والتي كان لها دور هام في إحداث تغيير في الموقف تجاه مراقبة الجودة في الصناعات الوطنية، وخلق ثقافة أصبحت فيها عمليات الجودة أكثر تكاملاً في التفكير الإداري وممارسات العمل اليومية، والذي ساهم بدوره بإنتاج صادرات يابانية عالية الجودة بأسعار منخفضة.

في منتصف الستينيات كان لجوران دور مهم في نشر نهج الجودة اليابانية في الولايات المتحدة.

يعتمد منهج إدارة الجودة للدكتور جوران على ثلاثة مبادئ رئيسية:

1- تطبيق مبدأ باريتو المعروف "بقاعدة 20/80" يعبر عن النسبة المئوية الصغيرة للأسباب الجذرية في عمليات التصنيع أو الخدمة التي تمثل أكبر تأثير من حيث العيوب أو التكلفة.
2- نظرية الإدارة: لا يجب التركيز فقط على جودة المنتج وإنما يجب أن يشمل البعد الإنساني لإدارة الجودة من حيث تدريب المدراء والعاملين في مكان العمل الذي لا يقل أهمية عن العملية الإنتاجية.
3- ثلاثية جوران: تتالف من ثلاث عمليات هي :
   a. تخطيط الجودة: مرحلة التصميم.
   b. مراقبة الجودة: عمليات الفحص المستمرة للتأكد من أن العمليات تحت السيطرة.
   c. تحسين الجودة: بما في ذلك التحسين الاستباقي للعمليات.

في عام 1979 أسس الدكتور جوران معهد سمي على اسمه "جوران" الهدف منه إنشاء مجتمع عالمي من ممارسات الجودة ليساعد الأفراد والمنظمات على العمل خارج الحدود المرسومة لهم، ولا يزال المعهد يعمل إلى يومنا الحالي على تزويد المنظمات بالأدوات التي يحتاجونها لتحقيق حلول طويلة الأجل للمشاكل اليومية.

3. دبليو إدواردز دمينغ:

وُلد عام 1900، في سن ال 28 عاماً، حصل على درجات علمية في الهندسة والرياضيات والفيزياء بالإضافة إلى درجة الدكتوراه في الفيزياء الرياضية من جامعة ييل.

بدأ في الكتابة وإلقاء المحاضرات في مجالات الرياضيات والفيزياء والإحصاء. في عام 1939 عمل ديمينغ مع مكتب الإحصاء الأمريكي، حيث ساهم تطويره لابتكارات شيوارت للتحكم في العمليات الإحصائية إلى زيادة الإنتاجية بمقدار ستة أضعاف. بعد الحرب العالمية الثانية عمل ديمينغ في اليابان كمستشار للتعداد الياباني وكان له دور هام في إعادة اقتصاد اليابان بعد الحرب العالمية من خلال تطوير إدارة الجودة الشاملة التي انتشرت على نطاق واسع في الصناعة اليابانية. في عام 1960 حصل على وسام الكنز المقدس لخدماته في نهوض الأمة الاقتصادي. في أوائل الثمانينيات ظهرت الفجوة في الجودة بين المنتجات اليابانية والأمريكية. بعد أن تكبدت شركة فورد **Ford Motor Company** خسائر في المبيعات بقيمة 3 مليارات دولار ما بين عام 1979 و 1982 كانت من أوائل الشركات الأمريكية التي طبقت تغييرات ديمنغ وبحلول عام 1985 أصبحت شركة فورد من أكثر شركات السيارات الأمريكية ربحية.

توفي ديمنغ عام 1993، وقبل وفاته أسس معهد دبليو إدواردز ديمينغ الذي لا يزال قائماً إلى وقتنا الحالي، بالإضافة إلى تأليفه العديد من الكتب في الجودة والإنتاجية والوضع التنافسي الذي سمي فيما بعد "الخروج من الأزمة".

4. ثورة الجودة

في السبعينات بدأت الثورة الحديثة للجودة عندما تفوقت البضائع اليابانية بالجودة على مثيلاتها في الولايات المتحدة وأوروبا.

في الثمانينات تم التركيز على تحسين الجودة بالإضافة إلى اعتماد ممارسات جديدة مثل **Just in Time (JIT)** في التسعينيات تم تطبيق منهجية تحسين الجودة التي أثبتت نجاحها في التصنيع من خلال تنفيذها في العديد من المنظمات.

بنهاية العقد طورت موتورولا مفهوم 6 سيغما **Six Sigma** الذي يقوم على ضرورة الوصول إلى الكمال في جميع المنتجات والعمليات، بالإضافة إلى استخدام طريقة جوران لإنشاء دورة التحسين المبنية على البيانات **DMAIC**.

في العقد الأول من القرن الحادي والعشرين تم استخدام مزيجاً من **Lean** و **Six Sigma** بالإضافة إلى طرق التحسين المستمر الأخرى.

في عام 2010 تم إدخال التحسين المستمر والجودة.

5. تطور أنظمة شهادات إدارة الجودة:

فيما يلي جدول زمني للتواريخ والأحداث الرئيسية في العملية التطورية لأنظمة شهادات إدارة الجودة:

- في عام 1959 تم وضع معيار وزارة الدفاع الأمريكية **MIL-Q 9858**
- في عام 1969 تمت مراجعة **MIL-Q 9858** في سلسلة الناتو (منظمة حلف شمال الأطلسي) **AQAP** (منشورات ضمان الجودة المتحالفة) من معايير أنظمة ضمان الجودة.
- في عام 1974 نشرت مؤسسة المعايير البريطانية **"BS 5179 "** إرشادات لضمان الجودة.
- في عام 1979 تم نشر سلسلة المعايير **"BS 5750"**.
- في عام 1987 المنظمة الدولية للتوحيد القياسي**ISO** نشرت معايير **ISO 9001** بناء على سلسلة **BS 5750**.
- في عام 1994 أصدرت **ISO** المراجعة الأولى لمعايير**ISO 9001** .
- في عام 2000 أصدرت **ISO** مراجعة ثانية ودمجت **ISO 9002/3** في 9001.
- في عام 2008 تم إصدار النسخة الثالثة من**ISO 9001** .
- في عام 2015 تم إصدار **ISO 9001: 2015** وأصبح دليلًا إرشاديًا لأنظمة إدارة الجودة على مستوى المؤسسة وأقرب إلى نموذج إدارة الجودة الشاملة.

المطلب الثاني: آلية ضبط الجودة

أولا: ضبط الجودة Quality Control

ضبط (مراقبة) الجودة: عملية إدارية عالمية لإجراء العمليات بهدف توفير الاستقرار وذلك لمنع التغيير العكسي والحفاظ على الوضع الراهن، حيث تقوم عملية مراقبة الجودة بتقييم الأداء الفعلي وتقارن الأداء الفعلي بالأهداف و تتخذ إجراءات بشأن الاختلاف (كتيب جوران في الجودة، الإصدار الخامس).

ضبط (مراقبة) الجودة: الآلية التي يتم من خلالها تصنيع المنتجات بحيث ترقى إلى مستوى المواصفات المحددة من متطلبات العميل وتحويلها إلى متطلبات المبيعات والهندسة والتصنيع وتهتم بتصحيح الأمور بدلاً من اكتشاف ورفض الأخطاء. (ألفورت & بيتي).

ثانياً: أدوات وتقنيات ضبط الجودة

سبعة أدوات تقوم على تحويل البيانات إلى رسوم بيانية أو مخططات سهلة الفهم وهي: (شيجيرو ميزونو ،**2020**)

1- **مخطط إيشيكاوا أو مخطط السبب والأثر أو مخطط السمكة Cause And Effect Or Fish Bone:**
يربط المخطط بين الأسباب الفاعلة والآثار الناتجة على شكل عظمة السمكة، حيث يمثل الهيكل العظمى كل الأسباب المحتملة التأثير، وتمثل الرأس النتيجة أو الأثر أي العلاقة بين نتائج عملية ما والأسباب المؤثرة في هذه العملية، ويلاحظ أن كل عملية تتأثر بعدد لا حصر له من العناصر (العامل البشري-الآلات-المواد الأولية-الطريقة-القياس-البيئة) لذا يجب التركيز على العناصر المؤثرة، بحيث تستخدم لتحديد الأسباب المحتملة للمشكلة .

2- **مخطط باريتو Pareto Diagram**: وسيلة إبداعية للنظر في أسباب المشكلات، يساعد على تحفيز التفكير وتنظيم الأفكار لكنه يصبح مقيدًا في حالة استبعاد المشاكل التي من الممكن أن تكون مهمة والتي قد تبدو صغيرة في البداية ولكنها تزداد أهمية بمرور الوقت، يتم ترتيب المشاكل بشكل تنازلي من الأكثر حدوثًا إلى الأقل أي حسب أهميتها وتكرار حدوثها. تساعد خريطة باريتو في تحديد أهم المشاكل وأبلغها أثرًا على الجودة وبالتالي التركيز على حلها أولًا. يقوم التحليل على مبدأ باريتو والذي يرمز له بقانون 20/80، من خلال هذه التقنية يمكن لفريق تحسين الجودة تحديد القلة المهمة والمؤثرة على العملية والمتمثلة في 20% من الأسباب وبالتالي يمكن التخلص من 80% من مشاكل العملية.

3- **التوزيع التكراري Histogram**: تمثيل بياني للبيانات وعرضها بصورة تعبر عن مدى الانحراف عن المواصفات المطلوبة، لدراسة جودة المخرجات أو اكتشاف عيوبها وبذلك يمكننا تصنيف البيانات المجمعة إلى عدة فئات وحساب تكرارها، ومنه يمكن استخلاص معلومات ومؤشرات مهمة عن جودة المنتج أو الخدمة، مثل القيمة المتوسطة للبيانات ومقدار الاختلافات في البيانات وتشتتها والحكم على جودة المخرجات وأداء العملية مقارنة بالمواصفات المحددة من طرف العميل، ويمكن استخدامها لفهم عملية معقدة من أجل إيجاد العلاقات والترابط بين الأحداث والحصول على فكرة موجزة عن المسار الحرج من العملية والأحداث التي تشارك في المسار الحرج.

4- **لوحة الضبط Control Chart**: رسم بياني يبين التغيرات والانحرافات التي تحدث في خصائص الجودة مع تغير الزمن وتساعد في التمييز بين التغيرات الطبيعية التي تعود إلى الأسباب العامة الكامنة في العملية وبين التغيرات التي تعود إلى أسباب محددة وتعتبر الأساس الرئيسي والأفضل لرصد الأداء والمراقبة الإحصائية للعمليات وضبط جودة المنتج أو الخدمة وتحسين أداء العملية.

5- **مخطط التبعثر أو الانتشار Scatter Diagram** : مخطط بياني مبعثر يحلل بيانات العمليات بحيث يمكن من خلالها البحث عن علاقة محتملة بين متغيرين ويعتبر من أدوات تحسين الجودة، كما يساعد في البحث والكشف عن علاقة السبب والنتيجة بين متغيرين اثنين وتحديد نوع العلاقة وقوة الارتباط بينهما، بالإضافة إلى تصميم وتوثيق العمليات أو البرامج البسيطة و فهم العملية بشكل أكبر والعثور على العيوب.

6- **خرائط التدفق Flow Chart**: مخطط يصف تدفق العملية والخطوات والإجراءات التي يمر بها المنتج أو تمر بها الخدمة، يستخدم لوصف العمليات الحالية وتتابعها الذي يساهم بدوره في توضيح العمليات الرئيسية المطلوبة واقتراح التعديلات والتحسينات في العمليات الإنتاجية والخدماتية.

7- قوائم الاختبار **Check Sheet**: تقنية تستعمل لجمع وتصنيف وتسجيل البيانات الكمية أو النوعية في مجموعات ذات خصائص متشابهة لكل مجموعة بطريقة منظمة، وبذلك يتمكن الفريق القائم على تحسين العملية من تحليل البيانات بسهولة مما يساعد في تحديد المشاكل في العملية وإجراء التحسينات المناسبة عليها.

تساعد أدوات ضبط الجودة في فيما يلي:

1. تحديد المشاكل وترتيبها حسب الأولوية بسرعة وفعالية أكبر.
2. عملية صنع القرار.
3. توفير أدوات بسيطة لكنها قوية لاستخدامها في نشاط التحسين المستمر.
4. توفير وسيلة للتواصل مع المشاكل والحلول في جميع أنحاء العمل.
5. توفير طريقة لاستخراج المعلومات من البيانات التي تم جمعها.

كل أداة من أدوات الجودة الإحصائية تؤدي دوراً مفيداً إذا استخدمت بمفردها ولكن عند استخدام الأدوات معاً تكون أكثر كفاءة وفاعلية.

ثالثاً: طرق ضبط الجودة

إجراءات استراتيجية تضمن صيانة أو تحسين جودة المنتج من خلال عمليات تدريب الموظفين وإنشاء معايير لقياس جودة المخرجات واختبار المنتجات بشكل دوري لاكتشاف التناقضات إن وجدت. يوجد طريقتين رئيسيتين لضبط الجودة (هان ترونغ:2020):

1- الفحص:

عملية مراقبة الجودة، يتطلب من المنظمات إجراء اختبارات بصرية واختبارات أخرى على عمليات الإنتاج والتصنيع، ويتم التقييم في كل خطوة من خطوات الإنتاج من المدخلات والتحويل إلى المخرجات ويشمل ما يلي:

a. **فحص المنتج:** من خلال تقييم جودة المنتجات وذلك لعزل المنتجات المعيبة لمنع بيعها بالإضافة إلى إجراء عمليات الفحص بانتظام. يمكن استخدام أحد النوعيين التاليين:

i. الفحص الكامل 100%: يتم التقيم الشامل لكامل عناصر المنتح، حيث يساعد هذا النوع من الفحص إلى مزيد من الدقة وأن تكون جميع المنتجات خالية من العيوب، ولكن فحص كل عنصر يمكن أن يكون مكلفًا ويمكن أن يتسبب في عدم استخدام بعض المنتجات.

ii. فحص العينة: يتم التقييم من خلال فحص عينة أوالفحص الجزئي لكمية محددة من المنتج، والنتيجة إما قبول الوحدة بأكملها أو رفضها، ومن الممكن في حال كانت العينة معيبة أن تقوم الشركات بإجراء فحص 100٪ للمخزون بأكمله لتأكيد التقرير الأصلي، تمتاز هذه الطريقة بتوفير المال والوقت والجهد للمنظمات كما تشجع على المراقبة النشطة للسلع في مراحل مختلفة من التصنيع.

b. **فحص العملية:** يقيس الجودة الإجمالية للمواد الخام والمعدات والآلات المستخدمة أثناء الإنتاج، حيث تساهم هذه العناصر في إنشاء منتج نهائي عالي الجودة. تساعد هذه الطريقة في التخفيض من اختناقات العملية وهدر الموارد.

c. **تحليل الفحص:** بعد انتهاء عمليات الفحص تقوم المؤسسات بتحليل المعلومات وتحديد مصدر المنتجات المعيبة من خلال استخدام بيانات عمليات الفحص التي تساعد فريق الإدارة من فهم عمليات الإنتاج وتقييم أية تغييرات ضرورية لتحسين الجودة.

2- مراقبة الجودة الاحصائية:

تستخدم مقاييس إحصائية مثل أخذ العينات واحتمالية دعم معايير الجودة. يمكن تقسيمه إلى ثلاثة طرق:

a. **قبول العينات والتحليل:** بالنسبة لهذا النهج، يجب أخذ عينات من وحدة المنتجات النهائية بناءً على سماتها ووظائفها المحددة. باستخدام أخذ عينات القبول ، يتم اختبار الدُفعة لتحديد ما إذا كانت تناسب الجودة والمواصفات القياسية .يمكن تحمل بعض العناصر المعيبة وبيعها في السوق، اعتمادًا على المعايير المعمول بها في الشركة. يوضح أخذ عينات القبول درجة القابلية للتسويق ويضمن قبول نسبة معينة فقط من المنتجات المعيبة .لزيادة الإنتاجية إلى الحد الأقصى، يمكن تحليل المزيد من العينات ويمكن زيادة حجم العينة لتمثيل المزيد من المنتجات.

b. **مخططات التحكم والتحكم في العمليات:** رسوم بيانية تشير إلى التغييرات في التصنيع، وتعتبر أداة شائعة للتحكم الإحصائي في العملية من خلال تحديد الحدود المسموح بها كما يمكن أن تساعد في تحديد مصدر المشكلة من خلال أخذ عينة وقياس الخصائص التي تحدد جودتها ثم حساب متوسط القياسات ومدى التشتت.

c. **الإجراءات التصحيحية:** بعد تحديد المشكلات داخل العمليات التشغيلية وبمساعدة أدوات معينة، يمكن تحديد انحرافات المنتج عن الحدود المقبولة وبالتالي إجراء المزيد من التحقيق فيها واتخاذ الإجراءات التصحيحية اللازمة.

رابعاً: فوائد ضبط الجودة

يساعد نظام مراقبة الجودة على: (سمريتي شاند،مجلة يورأرتيكل،2020)

1- زيادة تحفيز الموظفين ووعيهم بالجودة الذي يؤدي بدوره إلى زيادة الإنتاجية والكفاءة العامة.
2- كسب رضا العملاء.
3- الفحص الفعال والتحكم في عمليات الإنتاج يساهم في انخفاض الفاقد والمنتجات المعيبة الذي يؤدي بدوره إلى تخفيض تكاليف الإنتاج وتكاليف الفحص بشكل كبير.
4- السمعة الجيدة للمنظمة من خلال كسب ثقة الجمهور بالمنتجات عالية الجودة.
5- إنتاج منتجات عالية الجودة على المدى الطويل يؤدي بدوره إلى انخفاض تكلفة الصيانة.
6- رفع الروح المعنوية للموظفين وبالتالي شعورهم بأنهم يعملون لإنتاج سلع بجودة عالية.
7- إنتاج منتجات عالية الجودة يساعد بشكل كبير في جذب المزيد من العملاء للمنتج وبالتالي زيادة المبيعات.
8- استخدام الموارد بفاعلية.
9- تحسين أساليب وتصاميم الإنتاج من خلال توفير البيانات الفنية والهندسية للمنتج وعمليات التصنيع.

المطلب الثالث: استخدام خوارزميات الذكاء الصنعي في ضبط الجودة

للذكاء الصنعي دور رئيسي هام في تحسين مراقبة الجودة أثناء التصنيع من خلال تغيير إجراءات عمليات الفحص والصيانة والتجميع.

كما يساعد الذكاء الصنعي في تحديد الأسباب المحتملة لمشاكل الإنتاج ،وتحديد الثغرات التي يمكن أن تؤدي إلى الفشل، بالإضافة إلى توفير الموارد والوقت مع الحفاظ على التميز التشغيلي والعمل بكفاءة وفاعلية.

كما يساهم الذكاء الصنعي في الحفاظ على المعدات والآلات من خلال التنبؤ بالوقت الذي ستحتاج فيه معدات وآلات المصنع إلى الصيانة وذلك بالاعتماد على أجهزة الاستشعار الذكية التي يمكن أن تشير فيما إذا كان أي جزء من المعدات أو الآلات تتطلب الصيانة.

وفقًا لشركة التأمين الأمريكية " **Allianz Global Corporate & Specialty AGCS** " المنتجات المعيبة لا تشكل خطرًا على سلامة الناس فقط، بل من الممكن أن تؤثر بشكل سلبي على سمعة الشركات، بالإضافة إلى الخسائر المالية. حيث تسببت المنتجات المعيبة بخسائر تقدر ب 2 مليار دولار لشركات التأمين خلال الخمس سنوات الماضية (مجلة الصناعة اليوم،كارلوس ميليندز،2020).

تهدف الشركات الصناعية إلى تحسين مراقبة الجودة والسلامة وكفاءة التشغيل من خلال استخدام الكاميرات الذكية التي تعمل بالاعتماد على برامج الذكاء الصنعي، والذي يؤدي بدوره إلى تخفيض التكاليف وسرعة الأداء وتوفير الوقت.

تستخدم الكاميرات الذكية في فحص العدسات اللاصقة الشفافة حيث يمكنها فحص العدسات بمعدل 50 ضعفًا مقارنة بالفحص البصري اليدوي مع تحسينات في الدقة تتراوح من 30٪ إلى 95٪ ، حيث يتم جمع البيانات الضخمة باستخدام الكاميرات الذكية التي تعمل بالذكاء الصنعي لتدريب خوارزميات الذكاء الصنعي على اكتشاف العيوب في العدسات اللاصقة بما في ذلك النتوءات والفقاعات والحواف والجزيئات والخدوش، بالإضافة إلى الاحتفاظ بسجلات الفحص للرجوع إليها عند اللزوم (مجلة عالم الأتمتة،ديفيد غرينفيلد،2021).

ساهم تطبيق التحليلات التنبؤية القائمة على استخدام خوارزميات الذكاء الصنعي التي تعتمد على البيانات الضخمة التي يتم جمعها أثناء عملية التصنيع -في تدريب أدوات التعلم الآلي على اكتشاف الحالات الشاذة وتوفير التصحيح الذاتي، كما مكن الشركات من اتباع نهج استباقي لتجنب المشاكل المحتملة قبل حدوثها وساعد في توفير المزيد من الوقت للقيام بالابتكارات الاستراتيجية بدلا من هدر 90% من الوقت في التركيز على ضمان الجودة ومعالجة المشكلات.

تستخدم إحدى الشركات الرائدة في مجال تصنيع الأجهزة الطبية في مدينة بورتوريكو برنامج التعلم الآلي لإجراء التحليلات التنبؤية بالاعتماد على مجموعة من البيانات التاريخية والحالية، التي تحدد من خلالها التناقضات والتباينات لتصل إلى أقل نقطة ضعف ممكن أن تؤدي إلى فشل منتج معين، وهو أمر يكاد يكون مستحيل التنفيذ باستخدام الطرق اليدوية (مجلة الصناعة اليوم،كارلوس ميليندز،2020).

تستخدم شركات تصنيع السيارات أجهزة الاستشعار الذكية القائمة على خوارزميات الذكاء الصنعي بهدف ضبط جودة المنتج، وبذلك يتم اكتشاف العيوب بوقت مبكر مما يساهم في تخفيض احتمالية خروج السيارات من خط التجميع وبيعها للعملاء بأجزاء معيبة، والذي يؤدي بدوره إلى المحافظة على السمعة الجيدة للشركة وكسب رضا العملاء وتخفيض التكاليف وتوفير الوقت.

يتم جمع البيانات الضخمة من خلال أجهزة الاستشعار الذكية ومن ثم تقوم خوارزميات الذكاء الصنعي بتحليلها لتحديد المشكلات المحتملة بوقت مبكر وقبل وصول المنتجات إلى السوق (كايلا ماثيوز،مجلة المعلومات،2019).

يعتبر التصنيع بالذكاء الصنعي قفزة نوعية هامة في المجال الصناعي من حيث اعتماده في إعادة هيكلة كاملة لثقافة وتنظيم الشركة من خلال اتباع الاستراتيجيات التالية:

1. تحديد مكان وجود جميع البيانات والبحث عن المفقودة منها إن وجدت ومركزتها ومن ثم تزويد الخوارزميات بالبيانات المطلوبة.
2. تحديد مشكلة العمل الأساسية قبل بناء النموذج التنبؤي.
3. تحديد عائد الاستثمار والمنافع من هذه الخطوة التحويلية والزمن اللازم للتنفيذ.

الفصل الثالث: الدراسة التطبيقية

حول دور استخدام خوارزميات الذكاء الصنعي في عمليات ضبط الجودة في مصنع الميسور للصناعات البلاستيكية-سورية-ريف دمشق

المبحث الأول: لمحة عن المصنع وبيانات الدراسة

سنستعرض في هذا المبحث لمحة عن مصنع الميسور للصناعات البلاستيكية (سورية-ريف دمشق) بالإضافة إلى بيانات الدراسة وتحليلها وكيفية معالجتها.

المطلب الأول : لمحة عن المصنع

تمت الدراسة ضمن مصنع الميسور المتخصص بتصنيع الأنابيب البلاستيكية الخاصة بمياه الصرف الصحي ومياه الشرب وملحقاتها والعوازل الاسفنجية واللواصق.

يعتمد المصنع على التصنيع المستمر وآلات السحب والحقن المزودة بتقنيات التحكم الآلي **PLC** وأجهزة قراءة البيانات العملية التصنيعية.

تعتمد المصانع المصنعة لآلات السحب على التقنية الألمانية ولذلك فإن الشكل الخارجي للآلة مع آليات القراءة تتشابه إن لم تكن تتطابق بغض النظر عن الشركة المصنعة للآلة.

أي خلل بأي مرحلة من مراحل عملية الإنتاج تؤثر على الإنتاج ويتحول المنتج إلى تالف يعاد تدويره مما يؤدي إلى رفع كلف التصنيع وكلف الجودة، وبالتالي فإن التنبؤ بكمية وقيمة الإنتاج المعيب وأسبابه تساعد في تحسين جودة المنتج النهائي وكسب رضا الزبون والتنافسية وتخفيض الكلف الظاهرية والضمنية وتعظيم الربحية والكفاءة.

يمكن الاعتماد على البيانات المتولدة نتيجة عمليات التصنيع وتحليلها من خلال تقانات التنقيب بالبيانات وخوازميات تعلم الآلة للتنبؤ بعيوب الإنتاج وأسبابه والعمل على تخفيفه للوصول إلى كفاءة عملية الإنتاج وتعظيم العائد والربحية.

المطلب الثاني: بيانات الدراسة

أولاً: ملخص الدراسة العملية

ركزت معظم الدراسات المتعلقة بجودة عمليات الإنتاج المستمرة على التنبؤ بالجودة المرتبطة بالآلات أو بعوامل معينة.

في هذه الدراسة العملية تم إجراء التحليل الإحصائي على البيانات الأساسية وتم التنبؤ بالجودة باستخدام نماذج التصنيف المبنية على خوارزميات تعلم الآلة.

تم أخذ حجم صغير من البيانات المرتبطة بالجودة بهدف البحث عن التنبؤ الكفء وزيادة العائد.

إن حجم البيانات المدروسة يمثل (20,851) حالة خلال العمليات الإنتاجية بفاصل زمني مدته ثانية واحدة خلال العملية الإنتاجية الواحدة.

مصدر البيانات هو أجهزة القياس الموجودة على الآلات، حيث تعتمد عملية الإنتاج في المصنع إذا تم النظر إليها بنظرة عامة على نظام الإنتاج المستمر، وفي حال النظر إلى كل جزء من عملية الإنتاج فإن كل مكون من مكونات الآلة يتصف بنمط بيانات قد يتصف بأنه مستمر (مثل عملية تسخين خطوط الإنتاج) أو متقطع (مثل سرعة دوران المحور).

عدد المنتجات المعيبة المستخدمة في الدراسة 3,845 أي بنسبة 18% من المنتجات المدروسة خلال العمليات الإنتاجية السابقة.

مواصفات الإنتاج النهائي لمنتج الأنابيب 6 بوصة للقطر الداخلي وبسماكة 8 سم ويعتبر المنتج النهائي معيب إذا تجاوزت مواصفات المنتج الحدود المسموح بها ± 0.2 مم في القطر الداخلي و ± 0.5 مم في السماكة.

تم ترميز حالة مطابقة الإنتاج للمواصفات بـقيمة (0) وتم ترميز الإنتاج المعيب بقيمة (1) بهدف تطبيق خوارزميات التصنيف وبالتالي احتساب احتمال أن يكون الإنتاج معيب.

تم إجراء تجربتين للتنبؤ بالجودة وتحسين الإنتاج:

التجربة الأولى: بعد جمع البيانات وتصنيفها تم تطبيق خواززميات تعلم الآلة والتصنيف المتعدد بهدف التنبؤ بجودة المنتجات.

التجربة الثانية: بالنسبة للبيانات التي لم يتم فرزها أو تصنيفها وهي تلك الخاصة بعمليات الإنتاج المستمر وظروفه تم استخدام خوارزميات تعلم الآلة والتنبؤ من خلال السلاسل الزمنية والتصنيف المتعدد.

يعتبر مدخل تحليل البيانات السابق مدخل لخوارزميات شبه الخاضعة للإشراف وذلك لتواجد بيانات مصنفة وغير مصنفة، حيث إن الهدف من التحليل هو تحسين العائد والوصول إلى خطة إنتاج ذات كفاءة وجودة عالية في عملية الإنتاج المستمر.

إن صفات المنتج المدروس والمعرفة بمواصفة **DIN 16968/DIN 16969** تتضمن قدرة الأنبوب على تحمل الضغط ودرجة الحرارة ودرجة القساوة والليونة والطول والسماكة والقطر الداخلي والوزن، كما أن الظروف المدروسة المرتبطة بالعملية الإنتاجية تشمل درجة الحرارة الخارجية والرطوبة المحيطة بالآلة ودرجة حرارة الآلة وسرعة دوران المحور ودرجة حرارة مياه التبريد وسرعة السحب والتقطيع والإزالة.

الجدول 1 صفات السمات

صفات السمات			
النوع	**السمات**		**الرمز**
مستمر	درجة حرارة الطراد 1	Extrusion temperature 1	TIEXT1
مستمر	درجة حرارة الطراد 2	Extrusion temperature 2	TIEXT2
مستمر	درجة حرارة الطراد 3	Extrusion temperature 3	TIEXT3
متقطع	درجة حرارة رأس الطراد 1	Dies temperature 1	TI_DIES1
متقطع	درجة حرارة رأس الطراد 2	Dies temperature 2	TI_DIES2
متقطع	درجة حرارة رأس الطراد 3	Dies temperature 3	TI_DIES3
متقطع	درجة حرارة رأس الطراد 4	Dies temperature 4	TI_DIES4
0	درجة حرارة رأس الطراد 5	Dies temperature 5	TI_DIES5
متقطع	سرعة دوران الحلزون	Screw velocity	RPM1_SCREW
متقطع	سرعة الطراد	Extrusion velocity	RPM2_EXT
متقطع	درجة حرارة الإسطوانة 1	Cylinder temperature 1	TI_CYL1
متقطع	درجة حرارة الإسطوانة 2	Cylinder temperature 2	TI_CYL2
متقطع	درجة حرارة الإسطوانة 3	Cylinder temperature 3	TI_CYL3
متقطع	درجة حرارة الإسطوانة 4	Cylinder temperature 4	TI_CYL4
متقطع	درجة حرارة الإسطوانة 5	Cylinder temperature 5	TI_CYL5
متقطع	درجة حرارة الإسطوانة 6	Cylinder temperature 6	TI_CYL6
مستمر	درجة الحرارة الخارجية 1	External temperature 1	Outtemp1
مستمر	درجة الحرارة الخارجية 2	External temperature 2	Outtemp2
مستمر	درجة الحرارة الخارجية 3	External temperature 3	Outtemp3
مستمر	الرطوبة الخارجية 1	External humidity 1	Outwet1
مستمر	الرطوبة الخارجية 2	External humidity 2	Outwet2
مستمر	الرطوبة الخارجية 3	External humidity 3	Outwet3
مستمر	درجة حرارة الماء 1	Water temperature 1	Water_1
مستمر	درجة حرارة الماء 2	Water temperature 2	Water_2
مستمر	درجة حرارة الماء 3	Water temperature 3	Water_3
مستمر	درجة حرارة الماء 4	Water temperature 4	Water_4

إعداد الباحثة بالاعتماد على برنامج الإكسل

ثانياً: خطوات الدراسة العملية

1- الخطوة الأولى: تم تصنيف البيانات غير المسماة وغير المصنفة وغير المفروزة عن طريق وضع العلامات الزائفة العشوائية القائمة على الغابة العشوائية، وعندها تم التنبؤ بالجودة بشكل كامل باستخدام كمية صغيرة من البيانات المصنفة حيث إن هذا التصنيف لم يتطلب تكلفة وجهد لجمع بيانات الإضافية.

2- الخطوة الثانية: تم إنشاء قيم السمات من خلال الشبكة العصبية المتكررة **Récurrent Neural Network** **RNN** القائمة على التنبؤ المتسلسل الزمني **Time-Series** كأسلوب تعلم عميق.

3- الخطوة الثالثة: تم توقع الجودة النهائية من خلال شجرة القرار.

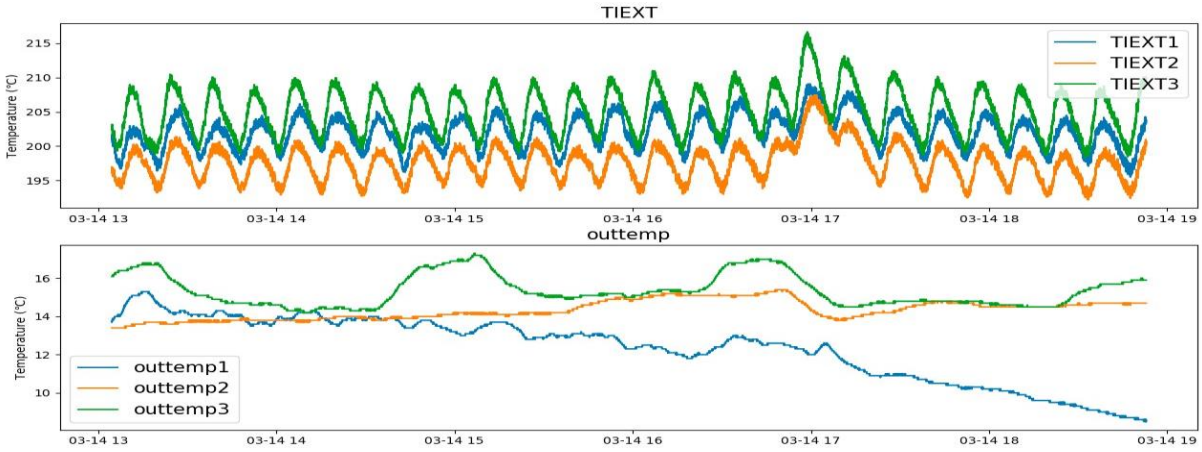
المطلب الثالث: تحليل البيانات

أولاً: توصيف البيانات والمتغيرات المدروسة

تم البدء بتحليل البيانات، من خلال الرسم البياني (الشكل 17) الذي يوضح بعض الخصائص المدروسة المرتبطة بالحرارة والرطوبة المحيطة بخطوط السحب وكذلك درجة حرارة مياه التبريد ودرجة حرارة الآلة (الطراد extruder)، حيث يلاحظ من الشكل البياني أن درجة حرارة الآلة ومياه التبريد ترتفع وتنخفض بحسب الاعدادات المطلوبة والمرتبطة مع درجة الحرارة والرطوبة الخارجية.

يمثل كل من درجة حرارة الآلة (TIEXT) ومياه التبريد (Water) متغيرات التحكم (Controlled Variable) وتمثل كل من درجة الحرارة الخارجية (Outtemp) والرطوبة الخارجية (Outwet) متغيرات القياس.

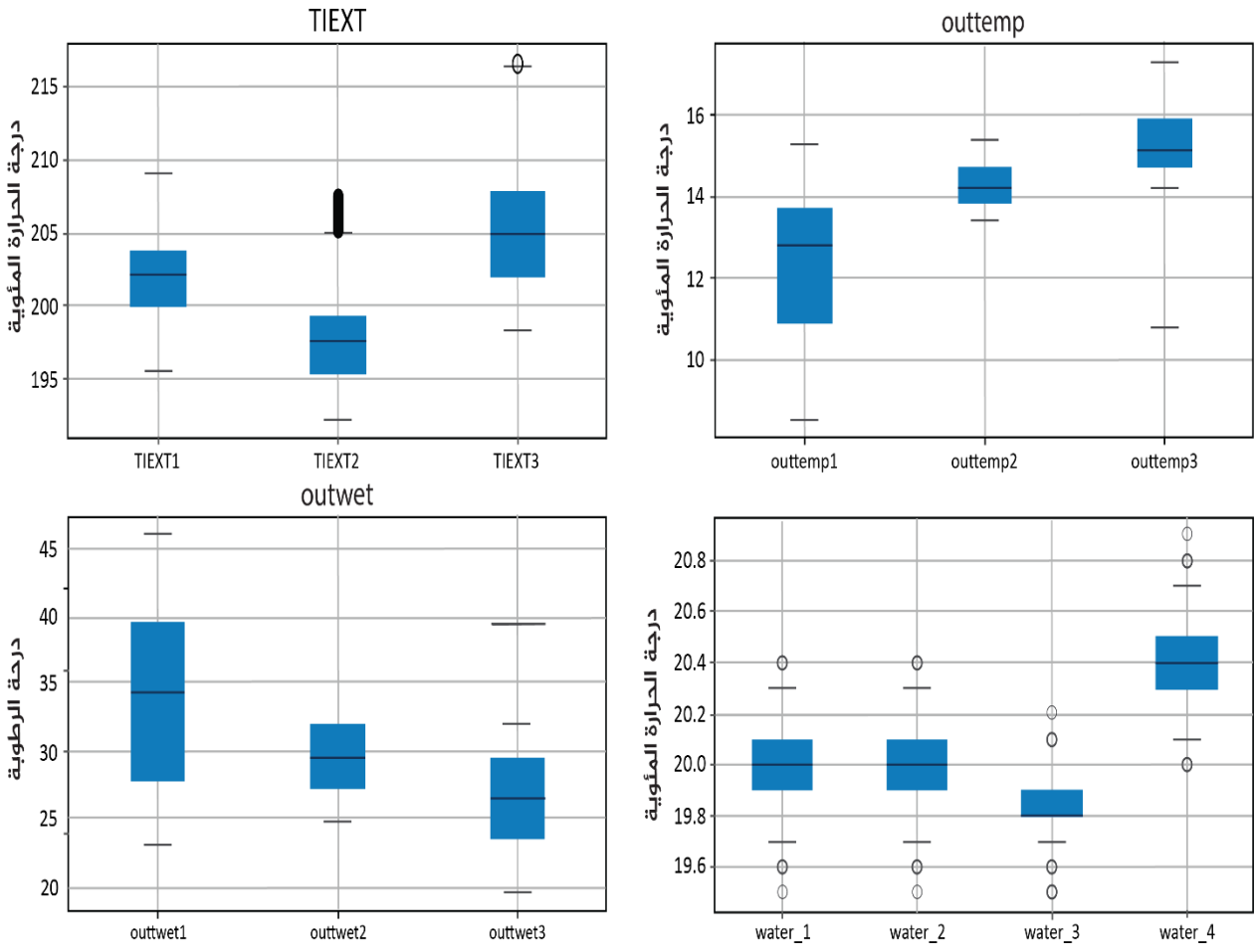
الشكل 17 الخصائص المدروسة (درجة حرارة الآلة ودرجة حرارة مياه التبريد ودرجة الحرارة الخارجية والرطوبة الخارجية)



المصدر آلات المصنع

ولبيان نمط البيانات الذي لم يظهر من خلال المعاينة البصرية في الشكل البياني السابق تم استخدام مخطط الصندوق الذي يستخدم في المرحلة الاستكشافية حيث إن النقطة الداكنة هي النقطة الشاذة، تظهر البيانات المتطرفة بشكل واضح في الشكل رقم (18):

الشكل 18 مخطط الصندوق للبيانات المستمرة



إعداد الباحثة بالاعتماد على برنامج Illustrator

يلاحظ من الشكل السابق أن كلا من درجة الحرارة والرطوبة الخارجية لم يسجل فيها قيم شاذة أو متطرفة على خلاف درجة حرارة مياه التبريد ودرجة حرارة الآلة (الطراد) حيث سجلت فيها (60) قيمة متطرفة وبالرغم من ذلك فإن هذه القيم المتطرفة لا تؤثر على تحليل البيانات أو تشوهها خاصة أن الباحثة قد قامت بتخميد القيم من خلال تحويل البيانات بشكل معياري وغير معياري إلى قيم متجانسة.

أما بالنسبة لدرجة حرارة رأس الطراد والأسطوانة وسرعة دوران المحور فإنها ذات بيانات متقطعة كما ذكر سابقاً ومحصورة بقيم محدودة كما في الجدول رقم (2):

الجدول 2 مجموعات من البيانات المنفصلة

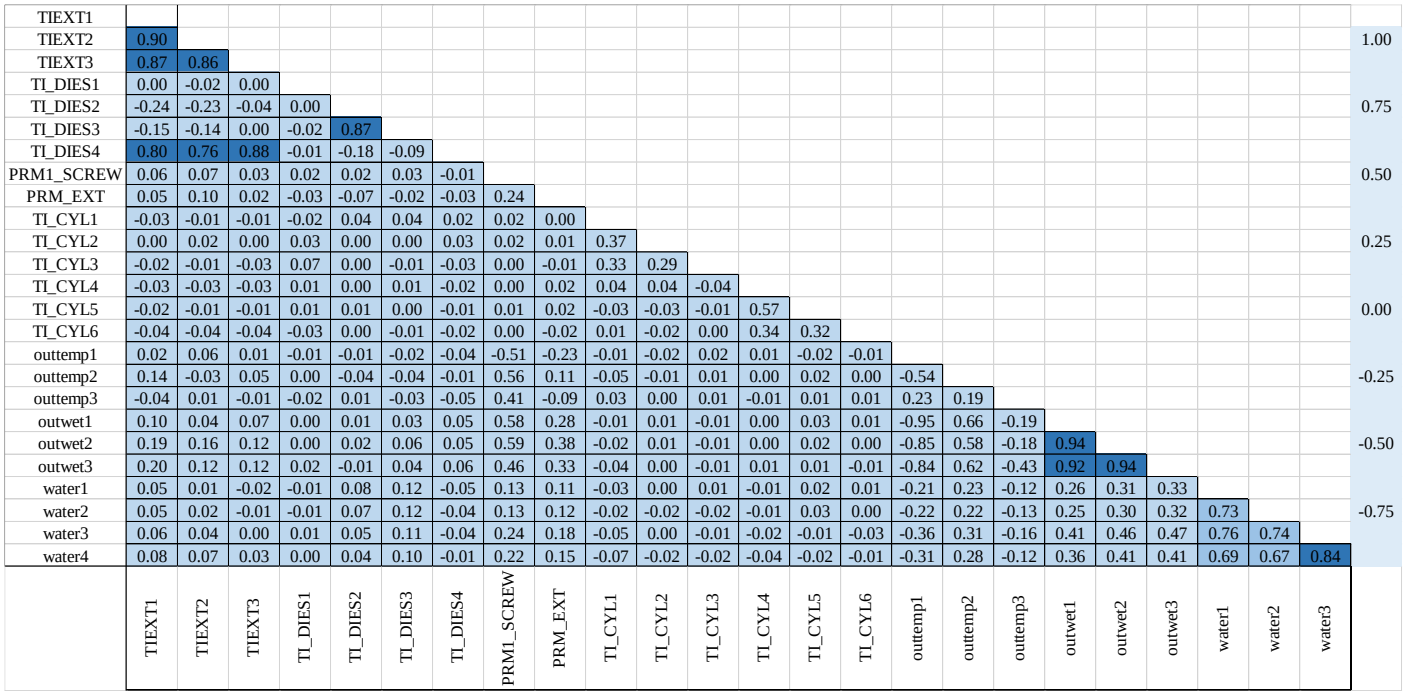
السمات	مجموعة البيانات
TI_DIES1	{190, 191, 192, 193, 194, 195, 196, 197, 198, 199, 200}
TI_DIES2	{191, 192, 193, 194, 195, 196, 197, 198, 199, 200, 201, 202}
TI_DIES3	{192, 193, 194, 195, 196, 197, 198, 199, 200, 201, 202, 203, 204}
TI_DIES4	{198, 199, 200, 201, 202, 203, 204, 205, 206, 207, 208, 209, 210, 211}
RPM1_SCREW	{24, 25}
RPM2_EXT	{1202, 1203, 1204}
TI_CYL1	{171, 172, 173, 174, 175, 176}
TI_CYL2	{180, 181, 182, 183, 184, 185, 186, 187, 188, 190}
TI_CYL3	{184, 185, 186, 187, 188, 190, 191, 192, 193}
TI_CYL4	{190, 191, 192, 193, 194, 195, 196, 197, 198}
TI_CYL5	{192, 193, 194, 195, 196, 197, 198}
TI_CYL6	{194, 195, 196, 197, 198, 199}

إعداد الباحثة بالاعتماد على برنامج الإكسل

تحليل الارتباط

إن معامل الارتباط المعتمد هو بيرسون والذي تنحصر قيمه بين (-1 و +1) حيث إن اقتراب معامل الارتباط من القيمة (1) وبأهمية نسبية 95% تعني أن علاقة الارتباط قوية كما يلاحظ من الشكل رقم (19) أن المتغيرين الأكثر ارتباطاً بالمتغيرات الأخرى هما درجة حرارة كل من الآلة ورأس الطراد المسؤول عن تشكيل طبقات في الأنبوب وجعلها منسجمة.

الشكل 19 رسم تخطيطي لمعامل الارتباط بين السمات



إعداد الباحثة بالاعتماد على برنامج الإكسل

كما يلاحظ من الجدول رقم (3) أن علاقة الارتباط ضعيفة بين الصفات المدروسة للعملية الإنتاجية ومقاييس الجودة تبعاً للمواصفة وآلية التصنيع.

الجدول 3 معاملات الارتباط بين قيم الجودة وميزاتها

السمات	الارتباط
TI_DIES1	0.2658
TI_CYL5	0.2278
TI_CYL4	0.1411
TI_CYL6	0.1034
Water_3	0.0461
Water_4	0.0417
Water_2	0.0341
Water_1	0.0284
Outtemp3	0.0257
RPM1_SCREW	0.0192
TI_CYL3	0.0163
TI_CYL1	0.0075
Outtemp2	0.0075
Outtemp1	0.0037
Outwet3	0.0037
TI_CYL2	0.0036
TIEXT3	0.0033
Outwet2	0.0027
TI_DIES4	0.0015
Outwet1	0.0014
TI_DIES3	0.0012
TI_DIES2	0.0009
RPM2_EXT	0.0009
TIEXT2	0.0002
TIEXT1	0.0001

إعداد الباحثة بالاعتماد على برنامج الإكسل

المطلب الرابع: معالجة البيانات

أولاً: الأدوات المستخدمة في عملية تحليل البيانات

تم استخدام إطار Anaconda الذي يعتمد على لغة Python 3.9.5 وتم تحميل المكتبات الآتية:

a. Numpy : الحزمة الأساسية للحوسبة العلمية.

b. Pandas : أداة تحليل البيانات ومعالجتها.

c. Keras : خوارزميات تعلم الآلة.

d. Scikit-leam : أدوات لتحليل البيانات التنبؤية.

ثانياً: التنبؤ بالجودة:

التجربة الأولى: بعد جمع البيانات وتصنيفها تم تطبيق خواززميات تعلم الآلة والتصنيف المتعدد بهدف التنبؤ بجودة المنتجات

تم استخدام خوارزميات تعلم الآلة الآتية للتنبؤ بالجودة:

1. الشبكة العصبية الصنعية Artificial Neural Network ANN
2. الانحدار اللوغاريتمي Logistic Regression
3. شجرة القرار Decision Tree
4. الغابة العشوائية Random Forest
5. تحليل التمايز الخطي Linear Discriminant Analysis LDA
6. نظرية غواسيان Gaussian Naive Bayes GNB
7. الجار الأقرب K-Nearest Neighbor KNN
8. متجهات الدعم الآلي Support Vector Machine

نتيجة ضعف التوزان في البيانات تم معالجة بيانات التعلم قبل إنشاء نماذج التصنيف، حيث تحتوي البيانات المدروسة على (18,218) بيانات غير معيبة من المنتجات والباقي (3633) معيب من أصل (21,851).

النسبة المعتمدة لبيانات تدريب النماذج 5 من 5

تمثل بيانات التدريب (10,401) حالة منها (9,131) غير معيبة أي بنسبة (88%) والباقي معيب.

تمت معالجة حالتي الإفراط وتقليل حجم العينات من خلال مكتبة **Scikit** وإزالة القيم الوسيطة.

كما تم تطبيق تقنية التحقق المتعدد من خلال ما يدعى الدفعات المتعددة **K-fold** وذلك لاختيار الخوارزمية الملائمة لمعالجة البيانات، والتي تتميز بمنع حدوث حالة التحيز أو حالة ملائمة النموذج الكاملة والتي تؤدي في حال وجودها إلى فقدان النموذج المختار أهميته.

تقوم **K-fold** بتقسيم إجمالي البيانات إلى مجموعات **K**، وتحدد كل مجموعة كاختبار في كل مرة، وتنفذ التحقق من الصحة المتبادلة بإجمالي **k** مرات. في هذا الوقت، يتم استخدام مجموعة بيانات **k-1** باستثناء البيانات المحددة كمجموعة اختبار. تستخدم مؤشرات الأداء كمجموعة تدريب لتقييم نموذج مصفوفة الارتباك (الرفض الخاطئ والقبول الخاطئ) بشكل عام.

كما تم استخدام حالة التوازن بين سرعة ودقة تنفيذ الخوارزمية عوضاً عن حالة الدقة العامة عند تنفيذ التحقق المتعدد وذلك لعدم دعم حالة الدقة العامة لفاصل ثقة كبير أو هامش أمان للبيانات المتحيزة.

تعرف حالة التوازن بين سرعة ودقة تنفيذ الخوارزمية بأنها متوسط عمليات الاسترداد التي تم الحصول عليها من الفئات أي عدد مرات التطبيق **K**.

من بين خوارزميات التصنيف، تم تصميم **ANN** ليكون نموذجًا بطبقتين مخفيتين، تحتوي كل منهما على 100 خلية عصبية و80 خلية عصبية على التوالي بالإضافة إلى استخدام الوحدة الخطية المصححة **Rectified Linear Unit (ReLU)** والسيني كوظائف تنشيط، وتم استخدام **Adam** كمحسِّن (خوارزمية تحسين لتدريب نماذج التعلم العميق) حيث إن **Rectified Linear Unit ReLU** هي وظيفة التنشيط الأكثر استخداماً.

يجب أن تكون نتيجة التصنيف النهائية رقماً ثنائياً: إما منتج غير معيب (0) أو منتج معيب (1)، ولذلك تم تطبيق السيني على طبقة الإخراج كما تم تعيين عدد التكرار على 1000، وتم تعيين حجم الدُفعة على 10.

بالنسبة لتعليم النموذج، تم تعيين بيانات التحقق من الصحة على 30٪، بعد ذلك تم تطبيق الإيقاف المبكر الذي يمنع حالة التحيز أو سوء الملائمة الزائدة للنموذج. يمكن التوقف عن تعليم النموذج حتى لو لم يتم الوصول إلى عدد محدد لتكرار العمليات إلا إذا تجاوز عدد التكرار الذي لم يتم فيه تحسين الأداء عدداً معيناً.

في هذه الدراسة، تم ضبط التكرار على 50 وكانت النتائج الخاصة بتقنية التحقق المتعدد (**k = 5**) كما في الجدول 4:

الجدول 4 نتائج التحقق المتعدد

الدقة المتوازنة	**النماذج (الخوارزميات)**
0.68 (±0.05)	الشبكة العصبية الصنعية Artificial Neural Network ANN
0.70 (±0.02)	الانحدار اللوغاريتمي Logistic Regression
0.79 (±0.10)	شجرة القرار Dession Tree
0.65 (±0.22)	الغابة العشوائية Random Forest
0.71 (±0.01)	تحليل التمايز الخطي Linear Discriminant Analysis LDA
0.68 (±0.08)	نظرية غواسيان GNB Gaussian Naive Bayes
0.52 (±0.07)	الجار الأقرب K-Nearest Neighbor KNN
0.61 (±0.03)	متجهات الدعم الآلي Support Vector Machaine

إعداد الباحثة بالاعتماد على برنامج الإكسل

نلاحظ من الجدول السابق أن النماذج الأكثر عمومية على التوالي (نموذج شجرة القرارات **Decision Tree**، نموذج تحليل التمايز الخطي **LDA**، نموذج الانحدار اللوغاريتمي).

تستخدم مؤشرات سجل الخسائر (**Log Loss**) والمساحة تحت المنحنى (**Area Under the Curve AUC**) خصائص المستلم التشغيلي **Receiver Operating Characteristic ROC** بغرض تقييم أداء نموذج التصنيف بالإضافة إلى ما تم من خلال التحقق المتبادل **Cross-Validation**.

وبما أن المساحة تحت المنحنى (**AUC**) تحتسب من وصفة المستلم التشغيلي (**ROC**) لذلك سنكتفي بالـ **ROC**.

يسمى فقدان السجل عبر إنتروبيا **Cross-Entropy** ويمكن مقارنتها مع الدقة (قيمة التنبؤ تساوي القيمة الفعلية).

يأخذ (**Log Loss**) في الاعتبار حالة عدم اليقين اعتماداً على كيفية اعتماد التسمية على الاحتمال وبالتالي من الممكن الحصول على عرض دقيق لأداء النموذج.

كلما انخفضت قيمة (**Log Loss**) كلما كانت القيمة أفضل، وفي منحنى **ROC** يتم عرض معدل موجب **False Positive Rate FPR** على المحور س ومعدل موجب صحي **(True Positive Rate TPR)** على المحور ع، حيث إن **FPR** هو معدل الحالات السلبية المصنفة خطأ على أنها إيجابية، و **TPR** هو معدل الحالات الإيجابية التي لها تسميات محددة بشكل صحيح. كما يمكن أن يحسب **ROC** المنطقة تحت المنحنى **(AUC)** ويوفر النتيجة التي يمكن استخدامها لمقارنة نموذج **AUC**، ومنحنى **ROC** فعالة في اختلال التوازن الطبقي الشديد عندما فئة الأقلية لديها عدد قليل من البيانات. إن القيمة ملائمة للـ**ROC** هي فوق 0.5 وصولاً للـ (1).

يظهر الجدول رقم 5 نتائج التصنيف بعد النظر في مقاييس تقييم الأداء المضافة.

الجدول 5 نتائج التنبؤ بالتصنيف الفعلي مع مقاييس تقييم الأداء

النماذج	الدقة المتوازنة	Log Loss	AUC (ROC Curve)
الشبكة العصبية الصنعية Artificial Neural Network ANN	0.4998	4.37048	0.5329
الانحدار اللوغاريتمي Logistic Regression	0.6747	10.6076	0.7468
شجرة القرار Dession Tree	**0.871**	**2.16202**	0.871
الغابة العشوائية Random Forest	0.5372	4.0417	**0.9184**
تحليل التمايز الخطي Linear Discriminant Analysis LDA	0.6745	11.07588	0.7484
نظرية غواسيان GNB Gaussian Naive Bayes	0.643	8.74776	0.7304
الجار الأقرب K-Nearest Neighbor KNN	0.5048	7.0606	0.5099
متجهات الدعم الآلي Support Vector Machaine	0.5021	4.41034	0.5883

إعداد الباحثة بالاعتماد على برنامج الإكسل

ووفقاً لتحليل أداء خوارزميات التصنيف النهائي، فإن أفضل نموذج من حيث الدقة المتوازنة وفقدان السجل (**Log Loss**) هو شجرة القرار، وأفضل نموذج من حيث منحنى **ROC** هو الغابة العشوائية.

كما قامت الباحثة بمقارنة النموذجين من خلال مصفوفة الارتباك كما هو موضح في الجدول رقم 6:

الجدول 6 مصفوفات الارتباك

النماذج	مصفوفة الارتباك		
		متوقعة كجيدة	متوقعة كسيئة
شجرة القرارات	جيدة فعلياً	8,722	365
	سيئة فعلياً	286	1,027
الغابة العشوائية	جيدة فعلياً	9,085	2
	سيئة فعلياً	1,215	98

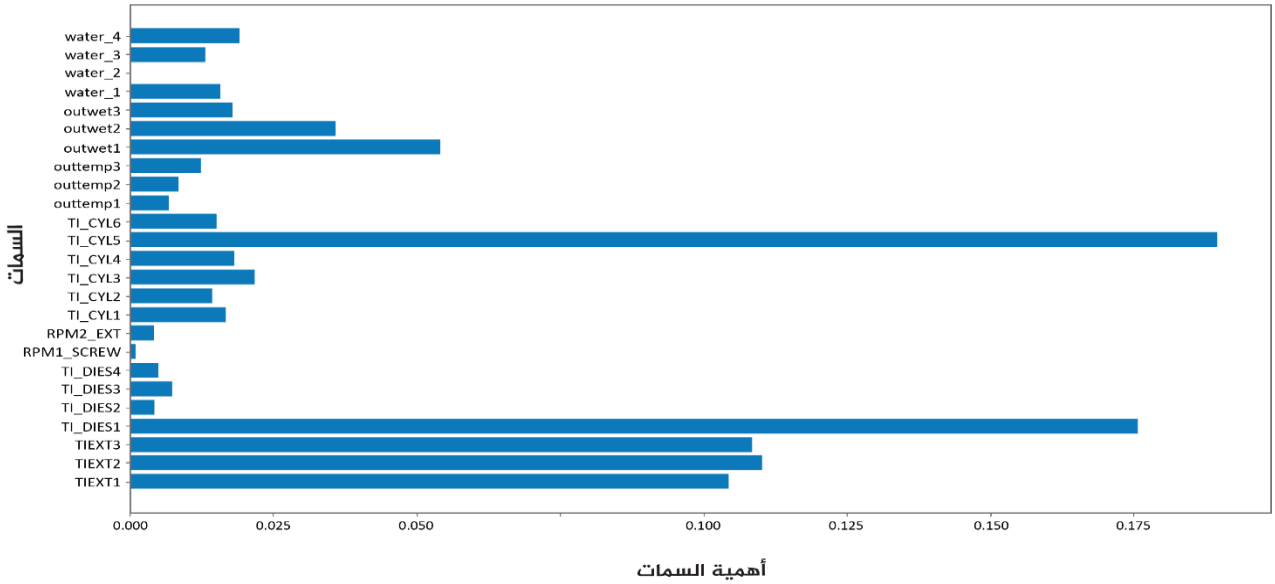
إعداد الباحثة بالاعتماد على برنامج الإكسل

وبالنظر إلى عدد العمليات التي تم تصنيفها بشكل غير صحيح، كانت على مستوى شجرة القرارات (365+286 = 651) و (2+1215=1217) على مستوى الغابة العشوائية وبالتالي فإن النموذج الأفضل من ناحية الأداء وطول المدة هو شجرة القرارات.

- المتغير أو الصفة الرئيسية المؤثرة في شجرة القرارات

بالاطلاع على الشكل 20 نلاحظ أن الصفات الأكثر تأثيراً وأهمية والتي تفسر 69% من النتائج هي سرعة دوران المحور (0.1896)، ورأس الطراد (0.1757) وحرارة الطراد أو الآلة (0.1101) من بين الصفات الأخرى المدروسة.

الشكل 20 السمات في شجرة القرار



إعداد الباحثة بالاعتماد على برنامج Illustrator

ثالثاً: طريقة تحسين الغلة

التجربة الثانية: تتطلب البيانات المصنفة جهد وعمل كثير وتكاليف عالية ووقت طويل للإعداد، بحيث يصعب جمع الكثير من البيانات المصنفة. وبالمقابل من السهل جداً الحصول على الكثير من البيانات غير المصنفة.

تم الاعتماد على بيانات غير مصنفة في عمليات تصنيع المنتج وذات حجم صغير ومنخفضة الجودة بهدف توقع جودة عملية التدفق المستمر باستخدام **SSL** والتنبؤ بالسلاسل الزمنية.

مرت التجربة بثلاث خطوات:

1. الخطوة الأولى: تم تصنيف البيانات غير المسماة وغير المصنفة وغير المفروزة عن طريق وضع العلامات الزائفة العشوائية القائمة على الغابة العشوائية (خوارزمية الغابة العشوائية الأفضل للقيام بتصنيف وفرز وتجميع البيانات)، وعندها تم التنبؤ بالجودة بشكل كامل باستخدام كمية صغيرة من البيانات المصنفة حيث إن هذا التصنيف لم يتطلب تكلفة وجهد لجمع بيانات الإضافية.

كانت نتائج التحقق المتبادل كما يظهر في الجدول رقم 7:

الجدول 7 نتائج التحقق المتبادل

معايير التصنيف	نماذج التصنيف	الدقة المتوازنة
ملصق وهمي	الانحدار اللوغاريتمي Logistic Regression	(±0.03) 0.52
	شجرة القرار Dession Tree	**(±0.08) 0.87**
	الغابة العشوائية Random Forest	**(±0.20) 0.64**
		(±0.03) 0.53
	نظرية غواسيان GNB Gaussian Naive Bayes	(±0.09) 0.55
	الجار الأقرب K-Nearest Neighbor KNN	(±0.08) 0.57
	متجهات الدعم الآلي Support Vector Machaine	(±0.00) 0.50
انتشار الملصق	وظيفة القاعدة الشعاعية Radial Basis Function RBF	(±0.05) 0.56 (±0.07) 0.54
	الجار الأقرب K-Nearest Neighbor KNN	
تزايد الملصق	وظيفة القاعدة الشعاعية Radial Basis Function RBF	(±0.04) 0.56 (±0.07) 0.54
	الجار الأقرب K-Nearest Neighbor KNN	

إعداد الباحثة بالاعتماد على برنامج الإكسل

نلاحظ أن خوارزمية الغابة العشوائية هي الأفضل للقيام بتصنيف وفرز وتجميع البيانات وبالتالي ستعتمد في الخطوة الآتية.

2. الخطوة الثانية تم تحليل السلاسل الزمنية**RNN** ، حيث بدأت الخطوة بتوقع مجموعة بيانات الاختبار باستخدام مجموعة ميزات بيانات التدريب، كما تم تطبيق نموذج **RNN** من خلال طبقتين مخفيتين حيث تحتوي إحدى الطبقات المخفية على 500 خلية عصبونية، والأخرى بها 1000 خلية عصبونية ودالة التنشيط تم استخدام **Rectified Linear Unit ReLU** لها.

تم استخدام **Adam** كمحسِّن ومن ثم تم تعليم النموذج (الخوارزمية) على كل صفة من الصفات بحيث كان تواتر التنفيذ 1000، وتم تعيين حجم الدُفعة على 10. بالنسبة لتعلم النموذج، تم تعيين بيانات التحقق من الصحة على 30٪، ثم تم تطبيق الإيقاف المبكر الذي يساعد على منع الملائمة الزائدة وضعف الملائمة والذي يساعد على توقف التعلم إذا توقف النموذج عن التعلم أو تحسن الأداء.

تم مقارنة القيمة المتوقعة والقيمة الحقيقية بعد تحويل قيم الصفات إلى قيمة رقمية صحيحة بعد التقريب باستخدام متوسط النسبة المئوية للخطأ المطلق **Mean Absolute Percentage Error MAPE** الذي يمثل مقياس دقة التنبؤ للنموذج المستخدم فيه ويعبر عنها بنسبة محددة وكلما كانت قيمته أصغر كان أداء النموذج أفضل.

بلغ المتوسط والانحراف المعياري والقيمة الدنيا والقيمة القصوى لـ **MAPEs** لجميع الصفات (المتغيرات) جوهرية الأثر المدروسة هي 0.2530 و0.5239 و 2.1950 على التوالي.

1. الخطوة الثالثة: تم استخدام خوارزميات التصنيف بهدف تحسين وزيادة العائد من خلال التنبؤ بالجودة ، حيث يلاحظ أن كل من شجرة القرارات والغابات العشوائية يعتبران الأفضل من ناحية الأداء والدقة، واستناداً لما سبق يلاحظ أن طريقة المعالجة التي تمت على بيانات غير مصنفة أو غير مسماة يمكن أن تؤدي إلى زيادة العائد مقارنة مع طريقة المعالجة التقليدية التي تمت في التجربة الأولى.

نتائج تحسين الغلة تبعاً للتجربة الثانية:

يتم حساب العائد على أنه عدد المنتجات غير المعيبة مقسومًا على إجمالي الناتج، ويتم تصنيع المنتجات بطريقة الفاصل الزمني المتساوي، حيث يتم قطع المنتجات في فترة زمنية معينة وفقاً للإنتاج المستمر. وعليه إذا كان أي جزء من المنتج معيباً فيُحكم على المنتج على أنه منتج معيب.

لذلك تقترح هذه الدراسة طريقة إنتاج جديدة تتنبأ بالجودة من خلال **SSL** وتنبؤ السلاسل الزمنية والمصنف وتقوم بالتنبؤ فيما إذا كان هناك أي عيب في المنتج في أي مرحلة وبالتالي اعتباره معيباً كلياً.

تم استخدام نموذجين لشجرة القرار والغابات العشوائية للتصنيف النهائي.

إذا كانت الجودة المتوقعة لجميع العناصر منتجاً غير معيب خلال فترة الإنتاج، فسيتم تصنيف المنتجات على أنها منتجات جيدة، أما إذا تضمنت المنتجات المصنعة أي منتج معيب، فإنها تعتبر منتجات معيبة.

بدون تطبيق **SSL** و**RNN** تم تطبيق التنبؤ بالجودة حيث إنه ومن بين حجم 10401 من البيانات، تم حذف 60٪ عشوائيًا وتم تدريب 40٪ (4120 بيانات) باستخدام شجرة القرار، والتي أظهرت أفضل أداء وبناءً على هذه حجم البيانات الصغير، تم توقع 10395 بيانات مرة أخرى.

بالإضافة إلى ذلك، تم توقع جودة نتائج في الخطوة 3 بنسبة 40٪من البيانات.

يعرض الجدول 8 أعداد المنتجات الناتجة وفقًا لنتائج التنبؤ والطريقة المقترحة.

الجدول 8 المنتجات الناتجة وفقًا لنتائج التنبؤ والطريقة المقترحة

الزمن	تقليدي		تصنيف بسيط				تعلم شبه خاضع للإشراف	
			شجرة القرار				الغابة العشوائية	
	إجمالي المخرجات (A)	عدد غير المعيب (a)	(b)	معدل الزيادة	(C)	معدل الزيادة	(d)	معدل الزيادة
5	2079	1548	1446	¯0.05	1539	¯0.43	1546	¯0.10
10	1039	667	628	¯0.04	671	0.38	665	¯0.19
15	693	383	368	¯0.02	392	1.3	391	1.15
20	519	258	239	¯0.04	259	0.19	251	¯1.35
25	415	174	158	¯0.04	184	2.41	187	3.13
30	346	126	118	¯0.02	134	2.31	128	0.58
35	297	95	87	¯0.03	108	4.38	99	1.35
40	259	76	68	¯0.03	84	3.09	72	¯1.54
45	231	59	57	¯0.01	65	2.6	60	0.43
50	207	38	39	0	56	**8.7**	52	**6.76**
55	189	35	32	¯0.02	45	5.29	36	0.53
60	173	26	24	¯0.01	33	4.05	29	1.73

إعداد الباحثة بالاعتماد على برنامج الإكسل

بالنظر إلى العدد النهائي للمنتجات غير المعيبة، نجد أنه من الفعال تطبيق طريقة التصنيع المقترحة من خلال تنبؤ الجودة المستند إلى شجرة القرار.

المطلب الخامس: النتائج والتوصيات

أولاً: النتائج

- تم التوصل من خلال هذه الدراسة إلى طريقة لمنع حدوث إنتاج معيب مرتبط بعمليات الإنتاج، وذلك من خلال التنبؤ بجودة العملية الإنتاجية قبل حدوثها، وبالتالي تحسين العائد في العمليات الإنتاجية المستمرة من خلال الاعتماد على خوارزميات تعلم الآلة شبه الخاضع للإشراف **Semi-Supervised Learning SSL** والشبكة العصبية **Recurrent Neural Network RNN** وتحليل السلاسل الزمنية **Time-Series Analysis** ونماذج التصنيف **Classification Models**.
- تميزت الدراسة باستخدام الخوارزميات للتنبؤ بجودة العمليات الإنتاجية المستمرة، في حال وجود بيانات مصنفة أدت إلى تحسين العائد بنسبة 8.7٪، وفي حال وجود بيانات غير مصنفة وكان حجم البيانات منخفض يمكن أن يصبح العائد أقل.
- ومع ذلك، فإن الطريقة المقترحة باستخدام تعلم الآلة شبه الخاضع للإشراف **Semi-Supervised Learning SSL** والشبكة العصبية **Recurrent Neural Network RNN** وتحليل السلاسل الزمنية **Time-Series Analysis** أظهرت أداء أفضل من طرق الجودة المعروفة.

ثانياً: التوصيات

يمكن تطبيق نتائج الدراسة السابقة على العمليات الإنتاجية المستمرة وغيرها وفي قطاعات ومجالات صناعية مختلفة وبغض النظر عن حجم البيانات وحالتها، وبالتالي يمكن معرفة العوامل الأساسية المؤثرة بالجودة والتنبؤ بمستوى الجودة قبل حدوثها بالإضافة إلى احتساب احتمال الإنتاج المعيب أو السليم.

المراجع المستخدمة في البحث

أولاً: الكتب

1. T. Hastie, R. Tibshirani, J. Friedman, The elements of statistical learning: data mining, inference, and prediction, Springer Series in Statistics, Springer, New York (2009).
2. Fei Tao, Qinglin Qi, Lihui Wang, A.Y.C. Nee, Digital Twins and Cyber–Physical Systems toward Smart Manufacturing and Industry 4.0: Correlation and Comparison, Engineering, 5 (4) (2019).
3. Harnal, R.K. Chauhan, Multimedia support from cloud computing: A review, in: International Conference on Microelectronics, Computing and Communication - MicroCom 2016: January 23-25, 2016, Durgapur, India, IEEE, [Piscataway, NJ], 2016.

ثانياً: الأبحاث العلمية

1. S. Singaravel, J. Suykens, P. Geyer, Deep-learning neural-network architectures and methods: Using component-based models in building-design energy prediction, Adv. Eng. Inform., 38 (2018). 10.1016/j.aei.2018.06.004.
2. R. Baheti, H. Gill, Cyber-physical systems, Impact Control Technol., 12 (2011).
3. A.J.C. Trappey, C.V. Trappey, U. Hareesh Govindarajan, A.C. Chuang, J.J. Sun, A review of essential standards and patent landscapes for the Internet of Things: A key enabler for Industry 4.0, Adv. Eng. Inform., 33 (2017). 10.1016/j.aei.2016.11.007.
4. B.-H. Li, B.-C. Hou, W.-T. Yu, X.-B. Lu, C.-W. Yang, Applications of artificial intelligence in intelligent manufacturing: a review Front. Inf. Technol. Electron. Eng., 18 (2017), pp. 86-96, 10.1631/FITEE.1601885.
5. Y. Ishino, Y. Jin, An information value based approach to design procedure capture.
6. Adv. Eng. Inf., 20 (2006). 10.1016/j.aei.2005.04.002.
7. U.M. Fayyad, G. Piatetsky-Shapiro, P. Smyth, R. Uthurusamy, Advances in knowledge discovery and data mining, 1996.
8. U.H. Govindarajan, A.J.C. Trappey, C.V. Trappey,Immersive Technology for Human-Centric Cyberphysical Systems in Complex Manufacturing Processes: A Comprehensive Overview of the Global Patent Profile Using Collective Intelligence, Complexity, 2018 (2018). 10.1155/2018/4283634.

9. Krizhevsky, I. Sutskever, G.E. Hinton, Imagenet classification with deep convolutional neural networks, Adv. Neural Inform. Process. Syst. (2012).
10. Figure 2f from: Irimia R, Gottschling M (2016) Taxonomic revision of Rochefortia Sw. (Ehretiaceae, Boraginales). Biodiversity Data Journal 4: E7720. https://doi.org/10.3897/BDJ.4.e7720. (n.d.). doi:10.3897/bdj.4.e7720.figure2f
11. Figure 2f from: Irimia R, Gottschling M (2016) Taxonomic Revision of Rochefortia Sw. (Ehretiaceae, Boraginales). Biodiversity Data Journal 4: e7720. Https://Doi.org/10.3897/BDJ.4.e7720." 2020, doi:10.3897/bdj.4.e7720.figure2f.
12. https://www.qualitymag.com/blogs/14-quality-blog/post/94190-using-artificial-intelligence-to-improve-quality-control?v=preview.
13. Dey, A. (January). [PDF] Machine Learning Algorithms : A Review: Semantic Scholar. Retrieved 2016, from https://www.semanticscholar.org/paper/Machine-Learning-Algorithms-:-A-Review-Dey/56e8863838b4dcc4790108cd1e7e680a104a7c30
14. Hanh Truong. "Https://Zipinventory.com/En/What-Is-Operations-Management/Quality-Control-Methods.html." Zipinventory, vol. 15, no. 2, 2020, pp. 1–16., doi:10.32894/kujss.2019.15.2.1.
15. Greenfield, David. "AI-Enabled Cameras Help Solve Safety, Quality and Efficiency Issues." Automation World, 7 June 2021, www.automationworld.com/factory/sensors/article/21496954/aienabled-cameras-help-solve-safety-quality-and-efficiency-issues
16. Chand, Smriti. "12 Importance or Benefits of Quality Control: Production Management." Your Article Library, 18 Feb. 2020, www.yourarticlelibrary.com/production-management/12-importance-or-benefits-of-quality-control-production-management/26173.

ثالثاً: المواقع الإلكترونية

1. https://www.expert.ai/blog/machine-learning-definition/
2. http://courses.cs.washington.edu/courses/csep590/06au/projects/history-ai.pdf
3. https://www.edureka.co/blog/artificial-intelligence-applications/
4. https://www.edureka.co/blog/artificial-intelligence-tutorial/
5. https://ejmcm.com/article_6866.html
6. https://tryolabs.com/work/halliburton/
7. https://www.g2.com/articles/machine-learning#a-brief-history-of-machine-learning
8. B.J. Copeland, "Artificial intelligence" ،www.britannica.com, Retrieved 7-10-2019. Edited

9. https://whatis.techtarget.com/definition/quality-control-QC
10. https://becominghuman.ai/introduction-to-artificial-intelligence-5fba0148ec99
11. https://www.investopedia.com/terms/a/artificial-intelligence-ai.asp
12. https://www.juran.com/blog/the-history-of-quality/
13. https://gmpua.com/QM/Book/quality%20handbook.pdf
14. https://www.upgrad.com/blog/types-of-artificial-intelligence-algorithms/
15. https://www.information-age.com/ai-quality-assurance-123485471/