

مذكرة نهاية الدراسة للحصول على شهادة ماستر أكاديمي

مجال: التكنولوجيا

شعبة: الاتصالات

تخصص: أنظمة الاتصالات

الموضوع

دراسة تطبيقات التعليم العميق في مجال الذكاء الاصطناعي
إنجاز جهاز للكشف عن الحيوانات السامة (العقارب والأفاعي)

أعضاء لجنة المناقشة:

رئيس اللجنة د. حثيري مسعود
عضو مناقش د. اجقو رياض
مشرف المذكرة د. غندير السعيد

من إعداد:

• بكري صلاح الدين
• بورقعه أيمن
• قدير ياسر

بِسْمِ اللَّهِ الرَّحْمَنِ الرَّحِيمِ



نحمد الله سبحانه وتعالى ونشكره الذي بعونه أتممنا إنجاز وتطوير
مشروعنا هذا.

نتقدم بجزيل الشكر المسبق للجنة المناقشة على ما سيقدمونه من
ملاحظات وتوجيهات والتي لن تزيد هذا العمل إلا إتقاناً وجمالاً.

كما نتقدم بجزيل الشكر والعرفان للدكتور غندير السعيد على مجهوداته
ونصائحه وعلى صبره معنا لإنجاز هذا المشروع.

ونشكر كل أستاذة كليتنا على دعمهم وتشجيعهم لنا، دون أن ننسى من
مد لنا يد المساعدة من قريب أو من بعيد.

الإهداء

أهدي هذا العمل:
إلى مصدر الشامي
إلى مبحث جمالي
إلى ظلال موكب حياتي
إلى أحب الخلق إلى قلبي
إلى أمي وأبي
إلى سندي ومن أشد بيهم عضدي
إلى أخوتي وأبناء أختي
إلى فخري وانتماي
إلى عائلتي الكبيرة
إلى رفقاء دربي
إلى زملائي وأصدقائي
إلى من أثار طريقي
إلى أساتذتي الكرام
إلى كل من أعانني على إنجاز هذه المذكرة من قريب أو بعيد

الإهداء

أهدي ثمرة جهدي:

إلى كل من "الوالدين الكريمين" كدليل حب وامتنان لدعمهما لي
ماديا ومعنويا طيلة المسيرة الجامعية أدام الله لهما الصحة والعافية
وجزاهما عن تربيته كل خير وجعلهما من أهل الفردوس الأعلى

إلى إخواني وأخواتي

إلى أعمامي وعماتي

إلى عائلتي بوقرعه و كعب

إلى أهل بلدي سيدي عون

لجميع أصدقائي بلا استثناء

لجميع زملائي خلال سنوات الدراسة في الجامعة

لجميع أساتذتي الكرام خلال مسيرتي الدراسية

لكل من كان له فضل في مسيرتي وساعدني ولو باليسير

الإهداء

أهدي ثمرة جهدي:

إلى كل من "الوالدين الكريمين" كدليل حب وامتنان لدعمهما لي
ماديا ومعنويا طيلة المسيرة الجامعية أدام الله لهما الصحة والعافية
وجزاها عن تربيتي كل خير وجعلهما من أهل الفردوس الأعلى

إلى إخواني وأخواتي

إلى أعمامي وعماتي

لجميع أصدقائي بلا استثناء

لجميع زملائي خلال سنوات الدراسة في الجامعة

لجميع أساتذتي الكرام خلال مسيرتي الدراسية

لكل من كان له فضل في مسيرتي وساعدني ولو باليسير

الملخص

يمكن للعقارب والأفاعي أن تحقن سمومها في جسم الإنسان ، وقد تقتل الإنسان اذا لم يأخذ الحيطة منهما، لذا فإن الكشف المبكر عنهما أثناء تنقلهما ضروري لحماية الإنسان من مخاطرها، في هذه المذكرة نقترح نظاماً آلياً جديداً لاكتشاف العقارب والأفاعي والتعرف عليها باستخدام رؤية الكمبيوتر وأساليب التعلم الآلي، تم استخدام تقنيتين تكمليتين لمعالجة الصور في طريقة الكشف المقترحة لضمان كشف دقيق وموثوق عن وجود العقارب والأفاعي، الأولى تعتمد على خصائص الهيكل الخارجي للعقارب عند تعرضها للأشعة فوق البنفسجية، والثانية على ملامح شكل العقارب والأفاعي. ... " نعتذر لعدم إظهار محتوى هذا الجزء من الملخص نظراً لما يحتويه من معلومات مهمة حول هذا المشروع الذي لم نحصل بعد على الملكية الفكرية الخاصة به " ... أظهرت النتائج التي تم الحصول عليها أن النموذج يعمل بكفاءة عالية في الكشف عن العقارب، وبسبب توقف جهاز جيتسون نانو الخاص بنا لم نستطع إتمام التجربة الفعلية حول الأفاعي.

الكلمات المفتاحية: العقارب، الأفاعي، التعلم الآلي، الشبكات العصبية العميقة.

Abstract

Scorpions and snakes can inject their toxins into the human body, and they may kill humans if they are not taken care of, so early detection of them while they are on the move is necessary to protect humans from their dangers. In this note, we propose a new automated system to detect and identify scorpions and snakes using computer vision and machine learning methods. Two complementary techniques for image processing were used in the proposed detection method to ensure accurate and reliable detection of the presence of scorpions and snakes, the first depends on the characteristics of the exoskeleton of scorpions when exposed to ultraviolet rays, and the second on the features of the shape of scorpions and snakes. ..." We apologize for not showing the content of this part of Abstract Due to the important information it contains about this project for which we have not yet obtained the intellectual property."... ,The results obtained showed that the model works very well in detecting scorpions, and in view that our kit Jetson Nano has faced a problem during the experiment and stopped, we could not complete the experiment about snakes.

Key words: Scorpions, Snakes, Machine Learning, Deep Neural Networks.

فهرس المحتويات

المخلص	
فهرس المحتويات	
قائمة الأشكال	
قائمة الجداول	
الاختصارات	
المقدمة العامة	1

الفصل الأول: الشبكات العصبية والتعليم العميق

1.1	مقدمة	4
2.1	الذكاء الاصطناعي (AI)	4
1.2.1	نشأة الذكاء الاصطناعي	4
2.2.1	مفهوم الذكاء الاصطناعي	5
3.2.1	أنواع الذكاء الاصطناعي	7
1.3.2.1	النوع الأول- على أساس الوظيفة	7
1.1.3.2.1	الآلات التفاعلية	7
2.1.3.2.1	الذاكرة المحدودة	8
3.1.3.2.1	نظرية العقل	8
4.1.3.2.1	الإدراك الذاتي للذكاء الاصطناعي	8
2.3.2.1	النوع الثاني - على أساس القدرات	9
1.2.3.2.1	الذكاء الاصطناعي الضيق (ANI)	9
2.2.3.2.1	الذكاء الاصطناعي العام (AGI)	9
3.2.3.2.1	الذكاء الاصطناعي الفائق (ASI)	9
4.2.1	أهداف الذكاء الاصطناعي	10
5.2.1	مهارات الذكاء الاصطناعي	10
1.5.2.1	التفكير وحل المشكلات	10
2.5.2.1	تمثيل المعرفة	10
3.5.2.1	التخطيط	11
4.5.2.1	التعلم	11
5.5.2.1	الذكاء الاجتماعي	11
6.5.2.1	الإبداع	11
7.5.2.1	الذكاء العام	12
6.2.1	تطبيقات الذكاء الاصطناعي	12
1.6.2.1	التعرف على الكلام	12
2.6.2.1	خدمة العملاء	12
3.6.2.1	رؤية الكمبيوتر	12

13	4.6.2.1 محركات التوصية
13	5.6.2.1 التداول الآلي في الأسهم
13	6.6.2.1 في المالية
13	7.6.2.1 في صناعات الآلات الثقيلة
13	8.6.2.1 المستشفيات (المرافق) والمستحضرات الصيدلانية
13	9.6.2.1 النقل
14	10.6.2.1 التنبؤ بالطقس
14	11.6.2.1 التنقيب عن المعلومات (البيانات) أو استخراج المعرفة
14	7.2.1 ساحات محاكاة الذكاء الاصطناعي
14	1.7.2.1 الساحة 1 - نظام التعلم الآلي (MLS)
14	2.7.2.1 الساحة 2 - نظام ذكاء الآلة (MIS)
14	3.7.2.1 الساحة 3 - نظام وعي الآلة (MCS)
14	8.2.1 مجالات الذكاء الاصطناعي
14	1.8.2.1 فهم اللغة
15	2.8.2.1 نظم التعلم والتكيف
15	3.8.2.1 حل المشكلات
15	4.8.2.1 التصور (البصري)
15	5.8.2.1 النمذجة
15	6.8.2.1 الروبوتات
16	7.8.2.1 الألعاب
16	9.2.1 خصائص الذكاء الاصطناعي
23	3.1 التعلم الآلي (ML)
23	1.3.1 مفهوم التعلم الآلي
24	2.3.1 استخدامات التعلم الآلي
24	3.3.1 أنواع أنظمة التعلم الآلي
24	1.3.3.1 التعلم الخاضع للإشراف (SL)
25	2.3.3.1 التعلم غير الخاضع للإشراف
26	3.3.3.1 التعلم شبه الخاضع للإشراف
26	4.3.3.1 التعلم المعزز
26	4.3.1 التحديات الرئيسية للتعلم الآلي
26	4.1 التعليم العميق
27	1.4.1 الشبكات العصبية الاصطناعية
27	1.1.4.1 نبذة تاريخية عن الشبكات العصبية
28	2.1.4.1 تعريف الشبكات العصبية الاصطناعية
28	3.1.4.1 بنية الشبكة العصبية
28	1.3.1.4.1 مكونات الخلية العصبونية الحية
29	2.3.1.4.1 مكونات الخلية العصبونية الاصطناعية
32	4.1.4.1 هيكلية الشبكة العصبية الاصطناعية

33	5.1.4.1 أنواع الشبكات العصبية الاصطناعية
34	1.5.1.4.1 الشبكات ذات التغذية الأمامية
35	2.5.1.4.1 الشبكات العصبية ذات التغذية الخلفية (التكرارية)
35	6.1.4.1 طرق تعليم الشبكة العصبونية
36	7.1.4.1 أهم مميزات الشبكات العصبية الاصطناعية
36	8.1.4.1 مقارنة بين النظم الخبيرة والشبكات العصبية
37	9.1.4.1 مجالات تطبيق الشبكة العصبية
37	2.4.1 الشبكة العصبية التلافيفية
37	1.2.4.1 تعريف الشبكة العصبية التلافيفية (CNN)
38	2.2.4.1 طبقات الشبكة العصبية التلافيفية (CNN)
38	3.2.4.1 مزايا الشبكة العصبية التلافيفية (CNN)
38	3.4.1 الشبكة العصبية التلافيفية للمنطقة (R-CNN)
38	1.3.4.1 تعريف الشبكة العصبية التلافيفية للمنطقة (R-CNN)
40	2.3.4.1 مشاكل الشبكة العصبية التلافيفية للمنطقة (R-CNN)
40	4.4.1 الشبكة العصبية التلافيفية للمنطقة السريعة (Fast R-CNN)
41	5.4.1 الشبكة العصبية التلافيفية للمنطقة الأسرع (Faster R-CNN)
42	6.4.1 خوارزمية أنت تنظر مرة واحدة فقط (YOLO)
43	7.4.1 SSD خوارزمية
46	5.1 خاتمة

الفصل الثاني: تطبيق واقعي للتعليم العميق لاكتشاف الحيوانات السامة

(العقارب والافاعي)

48	1.2 مقدمة
48	2.2 إعداد نظام Jetson Nano
48	1.2.2 تثبيت المتطلبات الأساسية (تجهيز بيئة البايثون)
48	2.2.2 تحميل وتجهيز Jetson Inference
49	3.2 تجهيز البيانات
49	1.3.2 تجميع الصور
50	2.3.2 تأطير الصور
51	4.2 تدريب النموذج
51	1.4.2 المعلمات لقاعدة البيانات
51	2.4.2 معلمات النسب المتدرج العشوائي
51	3.4.2 معلمات التدريب
52	4.4.2 تعريف دالة الخسارة وقيم المحسن
53	5.2 اختبار النموذج
54	6.2 انشاء جهاز الإنذار

54	1.6.2 انشاء الدارة الإلكترونية
55	2.6.2 انشاء برنامج للربط بين الدارة والنموذج
55	7.2 اختبار النظام
55	8.2 خاتمة
57	الخاتمة العامة
59	قائمة المصادر والمراجع
	الملحق

قائمة الأشكال

7	الشكل 1.1: أنواع الذكاء الاصطناعي (AI)
7	الشكل 2.1: النوع الأول للذكاء الاصطناعي (AI) - على أساس الوظيفة
9	الشكل 3.1: النوع الثاني للذكاء الاصطناعي (AI) - على أساس القدرات
23	الشكل 4.1: الذكاء الاصطناعي (AI) مقابل التعليم الآلي (ML) والتعليم العميق (DL)
24	الشكل 5.1: مثال على التعلم الخاضع للإشراف
25	الشكل 6.1: مثال على التعلم غير الخاضع للإشراف
28	الشكل 7.1: مكونات الخلية العصبونية الحية
30	الشكل 8.1: مكونات العصبون الاصطناعي
32	الشكل 9.1: مكونات الشبكة العصبونية الاصطناعية
32	الشكل 10.1: شبكة عصبونية ذات طبقة واحدة
33	الشكل 11.1: النموذج العام للشبكات متعددة الطبقات
34	الشكل 12.1: شبكة عصبونية ذات التغذية الأمامية FFNN
35	الشكل 13.1: شبكة عصبونية ذات تغذية خلفية
39	الشكل 14.1: مثال على مخرجات R-CNN
39	الشكل 15.1: آلية عمل R-CNN
41	الشكل 16.1: مقارنة خوارزميات الكشف عن الأشياء
41	الشكل 17.1: آلية عمل Faster R-CNN
42	الشكل 18.1: مقارنة سرعة وقت الاختبار لخوارزميات اكتشاف الكائنات
43	الشكل 19.1: خوارزمية YOLO
45	الشكل 20.1: بنية شبكة SSD
48	الشكل 1.2: نعتذر لعدم إدراج صور هذا الفصل إلى حين الحصول على الملكية الفكرية
48	الشكل 2.2: نعتذر لعدم إدراج صور هذا الفصل إلى حين الحصول على الملكية الفكرية
49	الشكل 3.2: نعتذر لعدم إدراج صور هذا الفصل إلى حين الحصول على الملكية الفكرية
49	الشكل 4.2: نعتذر لعدم إدراج صور هذا الفصل إلى حين الحصول على الملكية الفكرية
49	الشكل 5.2: نعتذر لعدم إدراج صور هذا الفصل إلى حين الحصول على الملكية الفكرية
50	الشكل 6.2: نعتذر لعدم إدراج صور هذا الفصل إلى حين الحصول على الملكية الفكرية

- الشكل 7.2: نعتذر لعدم إدراج صور هذا الفصل إلى حين الحصول على الملكية الفكرية 50
- الشكل 8.2: نعتذر لعدم إدراج صور هذا الفصل إلى حين الحصول على الملكية الفكرية 50
- الشكل 9.2: نعتذر لعدم إدراج صور هذا الفصل إلى حين الحصول على الملكية الفكرية 51
- الشكل 10.2: نعتذر لعدم إدراج صور هذا الفصل إلى حين الحصول على الملكية الفكرية 51
- الشكل 11.2: نعتذر لعدم إدراج صور هذا الفصل إلى حين الحصول على الملكية الفكرية 52
- الشكل 12.2: نعتذر لعدم إدراج صور هذا الفصل إلى حين الحصول على الملكية الفكرية 52
- الشكل 13.2: نعتذر لعدم إدراج صور هذا الفصل إلى حين الحصول على الملكية الفكرية 52
- الشكل 14.2: نعتذر لعدم إدراج صور هذا الفصل إلى حين الحصول على الملكية الفكرية 53
- الشكل 15.2: نعتذر لعدم إدراج صور هذا الفصل إلى حين الحصول على الملكية الفكرية 53
- الشكل 16.2: نعتذر لعدم إدراج صور هذا الفصل إلى حين الحصول على الملكية الفكرية 53
- الشكل 17.2: نعتذر لعدم إدراج صور هذا الفصل إلى حين الحصول على الملكية الفكرية 54
- الشكل 18.2: نعتذر لعدم إدراج صور هذا الفصل إلى حين الحصول على الملكية الفكرية 54
- الشكل 19.2: نعتذر لعدم إدراج صور هذا الفصل إلى حين الحصول على الملكية الفكرية 54
- الشكل 20.2: نعتذر لعدم إدراج صور هذا الفصل إلى حين الحصول على الملكية الفكرية 55
- الشكل 21.2: نعتذر لعدم إدراج صور هذا الفصل إلى حين الحصول على الملكية الفكرية 55

قائمة الجداول

- الجدول 1.1: أبرز تطورات الذكاء الاصطناعي (AI) منذ نشأته الى يومنا هذا 23
- الجدول 2.1: مقارنة بين صفات النظم الخبيرة وصفات الشبكات العصبية الاصطناعية 37

الاختصارات

AGI: Artificial General Intelligence.

AI : Artificial Intelligence.

AIoT : Artificial Intelligence of Things

ANI: Artificial Narrow Intelligence.

ANNs: Artificial Neural Networks.

ASI: Artificial Super Intelligence.

ASR: Automatic Speech Recognition.

BERT: Bidirectional Encoder Representations from Transformers.

CNN: Convolutional neural network.

CVAT : Computer Vision Annotation Tool.

DKV: Deep Knowledge Ventures.

DL: Deep Learning.

DNN: Deep Neural Networks.

EMR: Electronic Medical Record.

FAQS: Frequently Asked Questions.

GAN: Generative adversarial network.

GPS: Global Positioning System.

HDMI: High-Definition Multimedia Interface.

IBM: International Business Machines Corporation.

IoT : Internet of Things

JPEG : Joint Photographic Experts Group.

MCS: Machine Consciousness System.

MIS: Machine Intelligence System.

ML: Machine Learning.

MLS: Machine Learning System.

MRI: Magnetic Resonance Imaging.

NLP: Natural Language Processing.

ONNX : Open Neural Network Exchange.

PNG: Portable Network Graphics.

RPA: Robotic Process Automation.

SGD: Stochastic gradient descent.

SSD : Single Shot Detector.

SVM: Support Vector Machine.

USB : Universal Serial Bus.

XML : Extensible Markup Language.

YOLO: You only look once.

ترجمة معاني الاختصارات

- AGI: الذكاء الاصطناعي العام.
- AI: ذكاء اصطناعي .
- AIoT : الذكاء الاصطناعي للأشياء.
- ANI: الذكاء الاصطناعي الضيق.
- ANNs: الشبكات العصبية الاصطناعية.
- ASI: الذكاء الاصطناعي الفائق.
- ASR: التعرف التلقائي على الكلام.
- BERT: تمثيلات التشفير ثنائي الاتجاه من المحولات.
- CNN: الشبكة العصبية التلافيفية.
- CVAT: أداة شرح رؤية الكمبيوتر.
- DKV: مشاريع المعرفة العميقة.
- DL: تعليم عميق.
- DNN: الشبكات العصبية العميقة.
- EMR: السجل الطبي الإلكتروني.
- FAQS: الأسئلة الأكثر تكرارا.
- GAN: شبكة الخصومة التوليدية.
- GPS: نظام تحديد المواقع العالمي.
- HDMI: واجهة متعددة الوسائط عالية الوضوح.
- IBM : شركة ماكينات الأعمال الدولية.
- IOT: إنترنت الأشياء.
- JPEG: مجموعة خبراء التصوير المشتركة.
- MCS: نظام واعي الآلة.
- MIS: نظام ذكاء الآلة.
- ML: التعلم الآلي .
- MLS: نظام التعلم الآلي.
- MRI: التصوير بالرنين المغناطيسي.
- NLP : معالجة اللغة الطبيعية.

ONNX: تبادل الشبكات العصبية المفتوحة.

PNG: رسومات الشبكة المحمولة.

RPA: أتمتة العمليات الروبوتية.

SGD: النسب المتدرج العشوائي.

SSD: كاشف أحادي الطلقة.

SVM: آلة متجه الدعم .

USB : الناقل التسلسلي العالمي.

XML: لغة الترميز الموسعة.

YOLO : أنت تنتظر مرة واحدة فقط.

المقدمة العامة

المقدمة العامة:

تعد لدغات الأفاعي ولسعات العقارب من أشد المخاطر البيئية المحيطة التي تنتشر بالصحاري والغابات وبجوار الأنهار، فالعقارب حيوانات ليلية ذات توجه ضوئي سلبي، يمكن العثور عليها محمية خلال النهار، في البيئات الطبيعية، تحت الصخور أو داخل الثقوب والتي تظل مخفية في النهار وتتجول في الليل، فهي ليلية بشكل أساسي وتتجنب أشعة الشمس عادةً، من الأفضل أن يسكنوا المناطق الدافئة، في كل من الظروف الرطبة والجافة، لكن العديد من الأنواع تعيش في المناطق المعتدلة ويعيش القليل منها في المناطق الباردة حول العالم، وتعتبر الافاعي من الحيوانات ذوات الدم البارد، أي أنها تتحكم بنفسها في درجة حرارة جسمها لكي تتمكن من التحرك والحفاظ على وظائفها الجسدية لتعمل بشكل صحيح، ولذلك العديد من أنواع الافاعي تجدها مسترخية في الشمس لرفع درجة حرارة جسمها بحيث تفضل العديد من الافاعي التحرك خلال النهار حيث تقوم بالتبادل في حرارة الشمس والانزلاق إلى الظلال لتنظيم درجات حرارة أجسادها، حيث تعتمد الثعابين على البيئة للحفاظ على أجسامها في درجات الحرارة المثلى، وعندما تنخفض درجات حرارة أجسامها بشكل مفرط أو ترتفع بشكل كبير، تصبح الافاعي بطيئة، وتتوقف أجسادها عن بعض الوظائف الأساسية مثل الهضم، وللحفاظ على درجة حرارة الجسم تحتاج الافاعي إلى أشعة الشمس لأنها مصدر الحرارة المناسب لها.

للعقارب والافاعي أنواع وألوان مختلفة حيث تتباين خطورتها بحسب نوعها وأماكن عيشها ورغم أنها تختفي في أوكارها طوال فصل الشتاء إلا أنها تخرج من أوكارها بمجرد أن تحس بالحرارة وبالتالي ظاهرة التسمم العقربي ولدغات الأفاعي لا تقتصر على فصل الصيف فقط، بل يمكن أن يبدأ خطرهما حتى في فصل الشتاء ويزداد مع بداية فصل الربيع فهو الوقت المفضل لخروج الأفاعي والعقارب من أوكارها لتبلغ حدتها في فصل الصيف.

تمت دراسة العقارب والافاعي بسبب خطورتها العالية، نظرًا لقدرتها على حقن سمها في جسم الانسان مما يؤدي الى قتله، بحيث تحدث زيادة في اللسعات واللدغات عادة في الأوقات الدافئة من العام، بسبب زيادة نشاط هذه الحيوانات، على الرغم من أن لسعات العقارب ولدغات الافاعي تحدث غالبًا بسبب المواجهات العرضية مع هذه الحيوانات، إلا أن العقارب والافاعي كائنًا موضوع الدراسة لسنوات عديدة خاصة في مجال الرعاية الصحية، نظرًا لخطرهما الكبير، لهذا السبب فإن تطوير تقنيات فعالة لاكتشافهم وتحديدهم يصبح مهمًا بشكل كبير.

تم تطوير نظام آلي لكشف الحيوانات السامة كالعقارب والافاعي باستخدام الرؤية الحاسوبية وتقنيات التعلم العميق، بدأ استخدام تقنيات التعلم العميق في مجال الرؤية الحاسوبية، من أجل الحصول على الصور الرقمية ومعالجتها وتحليلها وفهمها لتطبيقات مختلفة، فالرؤية الحاسوبية هي مجموعة من

تقنيات الكمبيوتر تم تطويرها لتفسير ومعالجة الصور الرقمية، تقليد (وحتى تحسين) نظام الرؤية البشرية، بهدف تحسين أدائها، بدأ استخدام تقنيات التعلم الآلي (ML) في مجال رؤية الكمبيوتر، لاكتشاف الكائنات والتعرف عليها وتصنيفها، في التعرف على الوجوه، لتحليل القوام، بالإضافة إلى العديد من التطبيقات أخرى. فالتعلم الآلي هو فرع من فروع الذكاء الاصطناعي هدفه تطوير تقنيات تسمح لوحداث الحوسبة بالتعلم. تعتمد هذه التقنيات على الخوارزميات التي تحول قواعد البيانات إلى مصنفات محددة جيداً، دون الحاجة إلى الإشراف على تطوير الأخير.

" نعتذر لعدم إظهار محتوى هذا الجزء نظراً لما يتضمنه من معلومات مهمة حول هذا المشروع الذي لم نتحصل بعد على الملكية الفكرية الخاصة به. "

يعتبر هذا المشروع تجسيدا لبعض المكتسبات من لغة برمجة وخوارزميات ومعالجة المعلومات وغيرها خلال كامل المسار الدراسي واستغلال لمعارف قبلية، حيث كان الهدف منذ البداية هو استغلال عصارة ما تعلمناه من مكتسبات من أجل الرقي بجامعتنا بإنتاج حلول حقيقية منبثقة منها، والهدف الأساسي من هذا المشروع تقليل خطر الحيوانات السامة كالعقارب والافاعي على الانسان بحيث يتم تنبيهه عند كشفها.

تم تنظيم العمل على النحو التالي:

الفصل الأول:

... قدمنا معلومات حول نشأة ومفهوم الذكاء الاصطناعي وأنواعه، كذلك أهدافه ومهاراته، بالإضافة إلى تطبيقاته وساحاته ثم مجالاته وخصائصه، ثم تطرقنا إلى مفهوم التعلم الآلي واستخداماته، كذلك أنواعه والتحديات الرئيسية له، وفي الجزء الأخير من هذا الفصل كانت الدراسة حول التعليم العميق والشبكات العصبية.

الفصل الثاني:

" نعتذر لعدم إظهار محتوى هذا الجزء نظراً لما يتضمنه من معلومات مهمة حول هذا المشروع الذي لم نتحصل بعد على الملكية الفكرية الخاصة به. "

الفصل الأول

الشبكات العصبية والتعليم العميق

1.1 مقدمة:

يُعرّف الذكاء الاصطناعي (AI) بأنه الذكاء الذي تظهره الآلات والبرامج التي تحاكي القدرات العقلية البشرية وأنماط العمل، مثل القدرة على التعلم والاستنتاج والتفاعل مع المواقف التي لم تتم برمجتها في الآلة.

في السنوات القليلة الماضية، قفز تطور تكنولوجيا الذكاء الاصطناعي (AI) إلى الأمام وظهر ما يعرف بالتعليم العميق والذي يمكن تعريفه على أنه سمة رئيسية لتطوير الشبكات العصبية الاصطناعية (ANNs) التي تحاكي طريقة عمل الدماغ البشري، والقدرة على التجربة والتعلم وتطوير نفسها دون تدخل بشري.

أثبت التعليم العميق قدرته على التعرف على الصور وفهم الكلام والترجمة من لغة إلى أخرى وقدرات أخرى. للتعلم العميق العديد من الخوارزميات التي تؤدي المهمة بشكل متكرر وتعمل على تحسين النتيجة تدريجيًا من خلال طبقات عميقة تتيح التعلم التدريجي. إنها جزء من مجموعة أوسع من أساليب التعلم الآلي القائمة على الشبكات العصبية.

2.1 الذكاء الاصطناعي (AI) :

1.2.1 نشأة الذكاء الاصطناعي:

في عام 1950، تصور A.M. Turing في مراجعة "الآلات الحاسوبية والذكاء" اختبارًا يتكون من مواجهة كمبيوتر وإنسان، دون أن يعرف الأخير ما إذا كان يتعامل مع آلة أو إنسان آخر. كانت فكرة اختبار A.M. Turing هي اليوم الذي لم يعد فيه الإنسان قادرًا على معرفة ما إذا كان محاوره آلة أو إنسانًا، في محادثة غير مستعدة في الوقت الفعلي، عندها يمكن تسمية أجهزة الكمبيوتر بالذكاء [1]. لذلك كان A.M Turing يتساءل بالفعل عن إمكانيات الآلة لتقليد المحادثة البشرية من خلال إنشاء "لعبة التقليد" الخاصة به، وهي اختبار ذكاء اصطناعي (AI). هذه محاولة لتعريف معيار يمكن من خلاله تصنيف آلة على أنها ذكية [1].

ظهر مصطلح "الذكاء الاصطناعي (AI)" لأول مرة في عام 1956 خلال ندوة نظمها نظمها أربعة باحثين أمريكيين: J. McCarthy و N. Rochester و C.E. Shannon و M. L. Minsky. وكان هدفها متابعة علم التحكم الآلي. كان النهج الأولي هو دراسة الذكاء البشري من الآلات وبشكل أكثر دقة لتحليل وظائفها من أجل دمجها في برنامج لإعادة إنتاجها [1].

في مؤتمر دارتموث في عام 1956، قدم M. L. Minsky لأول مرة تعريفاً للذكاء الاصطناعي (AI): "إنشاء برامج الكمبيوتر التي تكرر نفسها للمهام التي تم إنجازها، في الوقت الحالي، بطريقة أكثر إرضاءً للبشر. لأنها تتطلب عمليات عقلية عالية المستوى، مثل التعلم الإدراكي وتنظيم الذاكرة والتفكير النقدي" [1].

من هذا المؤتمر ظهر أيضاً تعريف أول للآلة الذكية التي تتميز بها مثل:

• آلة قادرة على إعادة إنتاج سلوك الإنسان في منطقة معينة أم لا.

• آلة قادرة على نمذجة "أداء" الإنسان [1].

تم تعريف الذكاء الاصطناعي في عام 1990 على أنه "تخصص يدرس إمكانية جعل الكمبيوتر يؤدي المهام التي يكون البشر أفضل من أجلها اليوم" [1].

2.2.1 مفهوم الذكاء الاصطناعي:

الذكاء الاصطناعي (AI) هو المجال العلمي الذي يتعامل مع دراسة وتصميم وتنفيذ "الآلات الذكية". وهي اليوم تقع عند تقاطع العديد من مجالات علوم الكمبيوتر والرياضيات التطبيقية، ومن الصعب التوصل إلى تعريف يحقق الإجماع. الشيء الذي نطرحه هنا له ميزة كونه اصطناعياً وعامة، ولكن من الضروري بالطبع تحديد ما هو المقصود بـ "الآلة الذكية" حتى تكون ذات فائدة [2].

يجب أن نتذكر أولاً أن كلمة "آلة" هنا لا تعني شيئاً مادياً بل نظاماً آلياً قادراً على معالجة المعلومات. لذلك يختلف موضوع دراسة الذكاء الاصطناعي (AI) عن موضوع الروبوتات، المخصص للآلات التي تؤدي الحركات في الفضاء [2].

وتتفاوت نظم تدعيم القرارات في درجة تأثيرها المباشر على القرارات، حيث يقتصر بعضها على توفير المعلومات بطريقة تفاعلية سهلة من واعد البيانات في حين يصل مستوى تدعيم البعض الآخر إلى تقديم اقتراح بالقرار المناسب، حيث أصبحت نظم المعلومات تستند على تكنولوجيا الذكاء الاصطناعي (AI) وفيما يأتي سوف نتطرق إلى المفاهيم الأساسية للذكاء الاصطناعي:

- **الذكاء** : عملية معقدة قادرة على تمكين الكائن الحي من التكيف المتجدد الذي يناظر فيه الفكر والعمل على الوسائل والغايات [3].

- **اصطناعي** : كلمة ترتبط بالفعل يصطنع وبالتالي تطلق الكلمة على كل الأشياء التي تنشأ نتيجة النشاط أو الفعل الذي يتم من خلال اصطناع وتشكيل الأشياء تمييزاً عن الأشياء الموجودة بالفعل والموجودة بصورة طبيعية دون تدخل الإنسان [3].

وبذلك فالذكاء الاصطناعي (AI) هو الذكاء الذي يصطنعه الإنسان في الآلة أو الحاسوب. أي أن الذكاء الاصطناعي هو حقل علم الحاسوب المهتم بتصميم نظم الحاسوب الذكية تعرض خصائص الذكاء في السلوك الإنساني [3].

يمكن تعريف الذكاء الاصطناعي (AI) على أنه فرع من علوم الكمبيوتر يهتم بأتمتة السلوك الذكي. هذا التعريف مناسب بشكل عام لأنه يؤكد قناعتنا بأن الذكاء الاصطناعي جزء من علوم الكمبيوتر، وبالتالي يجب أن يستند إلى مبادئ نظرية وتطبيقية سليمة في هذا المجال. تتضمن هذه المبادئ هياكل البيانات المستخدمة في تمثيل المعرفة، والخوارزميات اللازمة لتطبيق تلك المعرفة، واللغات وتقنيات البرمجة المستخدمة في تنفيذها [4].

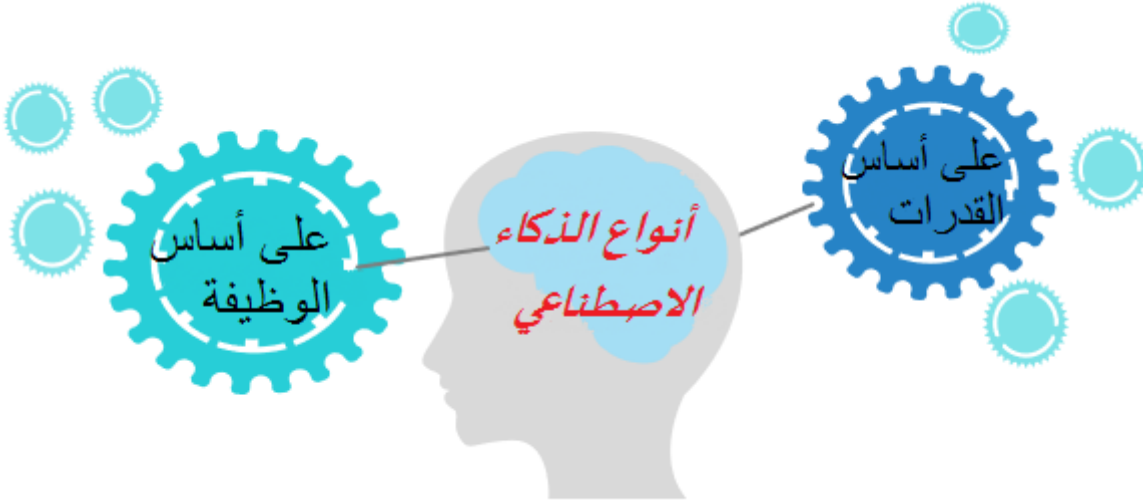
ومع ذلك، فإن هذا التعريف يعاني من حقيقة أن الذكاء نفسه لم يتم تعريفه أو فهمه جيدًا. على الرغم من أن معظمنا على يقين من أننا نعرف السلوك الذكي عندما نراه، فمن المشكوك فيه أن يقترب أي شخص من تحديد الذكاء بطريقة تكون محددة بما يكفي للمساعدة في تقييم برنامج كمبيوتر يُفترض أنه ذكي، مع الاستمرار في الالتقاط. حيوية وتعقيد العقل البشري [4].

نتيجة للمهمة الشاقة المتمثلة في بناء ذكاء عام، غالبًا ما يضطلع باحثو الذكاء الاصطناعي (AI) بأدوار المهندسين الذين يصممون أعمالًا ذكية معينة. غالبًا ما تأتي هذه في شكل أدوات تشخيصية أو تنبؤية أو تصور تمكّن المستخدمين من أداء مهام معقدة. تتضمن أمثلة هذه الأدوات نماذج ماركوف المخفية لفهم اللغة، وأنظمة التفكير الآلي لإثبات نظريات جديدة في الرياضيات، وشبكات بايزي الديناميكية لتتبع الإشارات عبر الشبكات القشرية، وتصور أنماط بيانات التعبير الجيني [4].

"الذكاء الاصطناعي (AI) هو دراسة المفاهيم التي تجعل الآلات ذكية" (WINSTON، 1988). يتمتع هذا التعريف بميزة تحديد مكان العلاقة بين الذكاء والآلة بشكل صحيح ولكنه يظل غامضًا من خلال الاستخدام المزدوج لمصطلح "الذكاء". لذلك سوف نفضل هذا التعريف الثاني: الذكاء الاصطناعي (AI) "هو الجزء الذي يتعامل مع تصميم وبناء أنظمة تقدم خصائص معينة أو تشابهات معينة مع الذكاء البشري" (DENIS، 1985). تشمل مجالات خبرته تقنيات التعلم، وتقنيات حل المشكلات، وتقنيات فهم اللغة، وتقنيات التعرف على خط اليد، بالإضافة إلى تقنيات التعرف على الأنماط والصورة [5].

3.2.1 أنواع الذكاء الاصطناعي (AI):

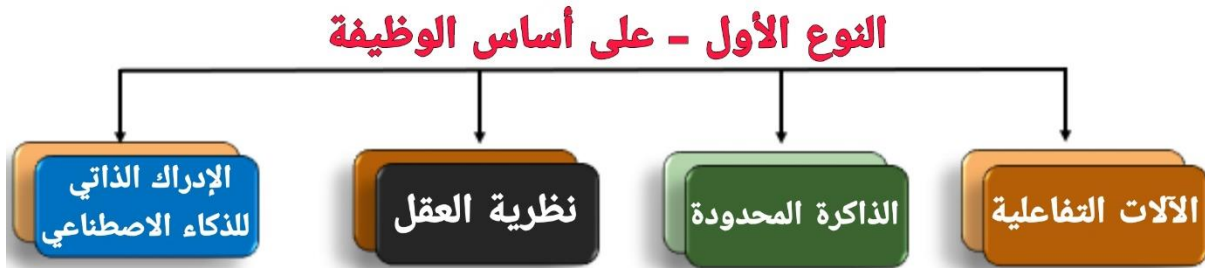
هناك نوعان أساسيان من الذكاء الاصطناعي (AI) يعتمدان على الوظائف والقدرات كما هو موضح في (الشكل 1.1):



الشكل 1.1: أنواع الذكاء الاصطناعي (AI) [6].

1.3.2.1 النوع الأول - على أساس الوظيفة:

(الشكل 2.1) يمثل النوع الأول للذكاء الاصطناعي (AI) على أساس الوظيفة ومختلف فروعها:



الشكل 2.1: النوع الأول للذكاء الاصطناعي (AI) - على أساس الوظيفة [6].

1.1.3.2.1 الآلات التفاعلية:

هو النوع الأساسي والأقدم من الذكاء الاصطناعي (AI). بحيث يكررون قدرة الإنسان على الاستجابة لأنواع مختلفة من المنبهات. لا يحتوي هذا النوع من الذكاء الاصطناعي على قوة ذاكرة، لذا فهو يفتقر إلى القدرة على استخدام المعلومات المكتسبة مسبقاً [6].

مثال: يعد ديب بلو، الكمبيوتر العملاق الذي تستخدمه شركة IBM للعب الشطرنج، المثال المثالي لهذه الأنواع من الأجهزة. تشتهر بهزيمة المعلم الكبير الدولي G. Kasparov في أواخر التسعينيات.

يمكن لـ ديب بلو تحديد القطع المختلفة في رقعة الشطرنج وكيف تتحرك كل منها. يمكنها تحديد جميع التحركات القانونية الممكنة لنفسها وخصومها. بناءً على الخيار، يتم تحديد أفضل حركة ممكنة. ومع ذلك، ليس لديها القدرة على التعلم من حركاتها السابقة لأن هذه الآلات لا تملك أي ذاكرة خاصة بها [6].

2.1.3.2.1 الذاكرة المحدودة:

هذا النوع من الذكاء الاصطناعي (AI)، جنباً إلى جنب مع قدرة الآلات التفاعلية، لديه إمكانيات ذاكرة حتى يتمكنوا من استخدام المعلومات السابقة [6].
مثال: تُستخدم تقنية الذاكرة المحدودة في العديد من السيارات ذاتية القيادة. يقومون بتخزين البيانات مثل موقع GPS، وسرعة السيارات القريبة، والحجم [6].

3.1.3.2.1 نظرية العقل:

نظرية العقل هي المستوى التالي من الذكاء الاصطناعي (AI)، والذي يقتصر على عدم وجوده في حياتنا اليومية. غالباً ما يكون هذا النوع من الذكاء الاصطناعي في مرحلة "العمل الجاري" ويقتصر عادةً على المعامل البحثية. ستنتمتع هذه الأنواع من الذكاء الاصطناعي (AI) بمجرد تطويرها بفهم عميق جداً للعقول البشرية بدءاً من احتياجاتهم وإعجاباتهم وعواطفهم وعملية التفكير وما إلى ذلك. وبناءً على فهمهم للعقول البشرية ونزواتهم، سيكون الذكاء الاصطناعي (AI) قادراً على تغيير استجابته الخاصة [6].
مثال: أظهر الباحث ونستون في بحثه نموذجاً أولياً لروبوت يمكنه السير في الممر الصغير مع روبوتات أخرى قادمة من الاتجاه المعاكس، ويمكن للذكاء الاصطناعي (AI) توقع حركات الروبوتات الأخرى ويمكنه الالتفاف يميناً أو يساراً أو بأي طريقة أخرى لتجنب ذلك. تصادم محتمل مع الروبوتات الواردة. وفقاً لـ Wilson يحدد هذا الروبوت عمله بناءً على "الحس السليم" لكيفية تحرك الروبوتات الأخرى [6].

4.1.3.2.1 الإدراك الذاتي للذكاء الاصطناعي (AI):

هذه هي المرحلة الأخيرة من الذكاء الاصطناعي. إن وجودها الحالي هو مجرد افتراضي ولا يمكن العثور عليه إلا في أفلام الخيال العلمي. لا تستطيع هذه الأنواع من الذكاء الاصطناعي (AI) فهم واستحضار المشاعر الإنسانية فحسب، بل يمكن أن يكون لها أيضاً مشاعر خاصة بها. هذا النوع من الذكاء الاصطناعي على بعد عقود إن لم يكن قروناً من أن يتحقق. إنه هذا النوع من الذكاء الاصطناعي (AI) الذي يحذر منه المتشككون في الذكاء الاصطناعي (AI) مثل E. Musk هذا لأنه بمجرد إدراكه لذاته، يمكن للذكاء الاصطناعي (AI) الدخول في وضع الحفاظ على الذات، فقد يعتبر البشرية تهديداً محتملاً وقد يسعى بشكل مباشر أو غير مباشر لإنهاء الإنسانية [6].

2.3.2.1 النوع الثاني - على أساس القدرات:

(الشكل 3.1) يمثل النوع الأول للذكاء الاصطناعي (AI) على أساس الوظيفة ومختلف فروعها:



الشكل 3.1: النوع الثاني للذكاء الاصطناعي (AI) - على أساس القدرات [6].

1.2.3.2.1 الذكاء الاصطناعي الضيق (ANI):

تتدرج جميع تطبيقات الذكاء الاصطناعي (AI) الحالية التي نراها من حولنا ضمن هذه الفئة. يتضمن ANI نظامًا للذكاء الاصطناعي (AI) يمكنه أداء مهام محددة بدقة تمامًا مثل البشر. ومع ذلك، فإن هذه الآلات لا يمكنها أداء المهام التي لم تتم برمجتها مسبقًا من أجلها، لذا فإنها تفشل في أداء مهمة غير مسبقة. بناءً على التصنيف المذكور أعلاه، فإن هذا النظام هو مزيج من كل ذكاء اصطناعي (AI) تفاعلي ومحدود الذاكرة. تتدرج خوارزميات الذكاء الاصطناعي (AI) التي نستخدمها في عالم اليوم لأداء نماذج التنبؤ الأكثر تعقيدًا ضمن هذه الفئة من الذكاء الاصطناعي (AI) [6].

2.2.3.2.1 الذكاء الاصطناعي العام (AGI):

AGI لديه القدرة على التدريب والتعلم وفهم وأداء الوظائف تمامًا كما يفعل الإنسان العادي. ستتمتع هذه الأنظمة بقدرات متعددة الوظائف تتخطى مجالات مختلفة. ستكون هذه الأنظمة أكثر مرونة وستتفاعل وتتطور تمامًا مثل البشر بينما تواجه سيناريوهات غير مسبقة. لا يوجد مثال حقيقي لهذا النوع من الذكاء الاصطناعي ولكن تم إحراز قدر كبير من التقدم في هذا المجال [6].

3.2.3.2.1 الذكاء الاصطناعي الفائق (ASI):

سيكون الذكاء الاصطناعي (AI) الفائق أهم نقطة في تطوير الذكاء الاصطناعي (AI). سيكون ASI أقوى شكل من أشكال الذكاء على الإطلاق على هذا الكوكب. ستكون قادرة على أداء جميع المهام بشكل أفضل من البشر بسبب تفوقها غير العادي في معالجة البيانات والذاكرة وقدرتها على اتخاذ القرار. يخشى بعض الباحثين من أن ظهور ASI سيؤدي في النهاية إلى "التفرد التكنولوجي". إنه وضع افتراضي سيصل فيه النمو التكنولوجي إلى مرحلة لا يمكن السيطرة عليها مما سيؤدي إلى تغيير لا يمكن تصوره في الحضارة الإنسانية [6].

في الوقت الحاضر، من الصعب جدًا توقع كيف سيبدو مستقبلنا عندما يتجسد شكل أكثر براعة من الذكاء الاصطناعي. ومع ذلك، يمكن للمرء أن يقول هذا بكل تأكيد أننا ما زلنا بعيدين عن بعضنا البعض للوصول إلى تلك المرحلة لأننا في المرحلة الأولى من تطوير الذكاء الاصطناعي (AI) المتقدم. بالنسبة لمؤيدي الذكاء الاصطناعي (AI)، يمكننا القول إننا نقوم فقط بخدش السطح لاكتشاف الإمكانيات الحقيقية للذكاء الاصطناعي (AI)، وبالنسبة للمشككين في الذكاء الاصطناعي، من السابق لأوانه الشعور بالبرد بشأن التفرد التكنولوجي [6].

4.2.1 أهداف الذكاء الاصطناعي:

الهدف العام للبحث في الذكاء الاصطناعي (AI) هو إنشاء تقنية تسمح لأجهزة الكمبيوتر والآلات بالعمل بطريقة ذكية. تم تقسيم المشكلة العامة لمحاكاة (أو إنشاء) الذكاء إلى مشاكل فرعية [7]. تتكون هذه من سمات أو قدرات معينة يتوقع الباحثون أن يعرضها نظام ذكي. حظيت السمات الموضحة أدناه بأكثر قدر من الاهتمام، حيث يؤكد E. Sandwell على التخطيط والتعلم المناسبين والقابلين للتطبيق في حالة معينة [7].

5.2.1 مهارات الذكاء الاصطناعي:

1.5.2.1 التفكير وحل المشكلات:

طور الباحثون الأوائل خوارزميات تحاكي التفكير التدريجي الذي يستخدمه البشر عند حل الألغاز أو إجراء استنتاجات منطقية. مفاهيم من الاحتمالات والاقتصاد. بالنسبة للمشكلات الصعبة، يمكن أن تتطلب الخوارزميات موارد حسابية هائلة - معظمها يواجه "انفجارًا اندماجيًا": يصبح مقدار الذاكرة أو الوقت المطلوب للكمبيوتر فلكيًا للمشكلات ذات الحجم المعين. يعتبر البحث عن خوارزميات أكثر كفاءة لحل المشكلات أولوية عالية [7].

2.5.2.1 تمثيل المعرفة:

تمثيل المعرفة وهندسة المعرفة أمران أساسيان لأبحاث الذكاء الاصطناعي (AI). ستتطلب العديد من المشكلات التي من المتوقع أن تحلها الآلات معرفة واسعة بالعالم. من بين الأشياء التي يحتاج الذكاء الاصطناعي (AI) إلى تمثيلها: الكائنات، والخصائص، والفئات، والعلاقات بين الكائنات؛ المواقف والأحداث والدول والوقت؛ أسباب وآثار؛ المعرفة بالمعرفة (ما نعرفه عما يعرفه الآخرون)؛ والعديد من المجالات الأخرى الأقل بحثًا. تمثيل "ما هو موجود" هو أنطولوجيا: مجموعة الأشياء والعلاقات

والمفاهيم وما إلى ذلك التي تعرفها الآلة. يُطلق على الأكثر عمومية اسم علم الوجود العلوي، والذي يحاول توفير أساس لجميع المعارف الأخرى [7].

3.5.2.1 التخطيط:

يجب أن يكون العملاء الأذكى قادرين على تحديد الأهداف وتحقيقها. إنهم بحاجة إلى طريقة لتصور المستقبل - تمثيل لحالة العالم والقدرة على عمل تنبؤات حول كيفية تغيير أفعالهم له والقدرة على اتخاذ خيارات تزيد من المنفعة (أو القيمة) للخيارات المتاحة في مشاكل التخطيط الكلاسيكية، يمكن للوكيل أن يفترض أنه النظام الوحيد الذي يعمل في العالم، مما يسمح للوكيل بالتأكد من عواقب أفعاله، ومع ذلك، إذا لم يكن الفاعل هو الفاعل الوحيد، فإنه يتطلب أن يمكن للوكيل التفكير في ظل عدم اليقين. وهذا يستدعي وكيلاً لا يمكنه فقط تقييم بيئته وإجراء التنبؤات، ولكن أيضاً تقييم تنبؤاته والتكيف بناءً على تقييمه [7].

4.5.2.1 التعلم:

التعلم الآلي (ML)، وهو مفهوم أساسي لأبحاث الذكاء الاصطناعي (AI) منذ بداية المجال، هو دراسة خوارزميات الكمبيوتر التي تتحسن تلقائياً من خلال التجربة، والتعلم غير الخاضع للإشراف هو القدرة على العثور على أنماط في تدفق المدخلات. يشمل التعلم الخاضع للإشراف كلاً من التصنيف والانحدار العددي. يستخدم التصنيف لتحديد الفئة التي ينتمي إليها شيء ما، بعد رؤية عدد من الأمثلة للأشياء من عدة فئات. الانحدار هو محاولة إنتاج دالة تصف العلاقة بين المدخلات والمخرجات وتتنبأ بكيفية تغيير المخرجات مع تغيير المدخلات [7].

5.5.2.1 الذكاء الاجتماعي:

الحوسبة العاطفية هي دراسة وتطوير الأنظمة التي يمكنها التعرف على التأثيرات البشرية وتفسيرها ومعالجتها ومحاكاتها، وهو مجال متعدد التخصصات يشمل علوم الكمبيوتر وعلم النفس والعلوم المعرفية، في حين يمكن تتبع أصول المجال على أنها بعيداً عن الاستقصاءات الفلسفية المبكرة عن العاطفة، نشأ الفرع الأكثر حداثة لعلوم الكمبيوتر مع ورقة R. Picard عام 1995 حول "الحوسبة العاطفية" [7].

6.5.2.1 الإبداع:

مجال فرعي للذكاء الاصطناعي (AI) يعالج الإبداع نظرياً (المنظور النفسي الفلسفي) وعملياً (التنفيذ المحدد للأنظمة التي تولد مخرجات جديدة ومفيدة). تشمل بعض المجالات ذات الصلة بالبحوث الحاسوبية الحس الاصطناعي والتفكير الاصطناعي [7].

7.5.2.1 الذكاء العام:

يعتقد العديد من الباحثين أن عملهم سيتم دمجهم في نهاية المطاف في آلة ذات ذكاء عام اصطناعي، ويجمع بين جميع المهارات المذكورة أعلاه بل ويتجاوز قدرة الإنسان في معظم أو كل هذه المجالات. يعتقد البعض أن السمات المجسمة مثل الوعي الاصطناعي أو قد تكون هناك حاجة لمخ اصطناعي لمثل هذا المشروع [7].

6.2.1 تطبيقات الذكاء الاصطناعي (AI):

يوجد الذكاء الاصطناعي (AI) في كل مكان اليوم، لكن بعضًا منه كان موجودًا لفترة أطول مما نعتقد فيما يلي بعض الأمثلة الأكثر شيوعًا:

1.6.2.1 التعرف على الكلام:

يُعرف أيضًا باسم التعرف التلقائي على الكلام (ASR)، أو التعرف على الكلام على الكمبيوتر، أو تحويل الكلام إلى نص، وهي قدرة تستخدم معالجة اللغة الطبيعية (NLP) لمعالجة الكلام البشري في تنسيق مكتوب. تدمج العديد من الأجهزة المحمولة التعرف على الكلام في أنظمتها لإجراء بحث صوتي على سبيل المثال، Siri) مساعد شخصي ذكي ومتصفح معرفي يعمل كتطبيق من شركة أبل) أو توفير المزيد من إمكانية الوصول حول الرسائل النصية [8].

2.6.2.1 خدمة العملاء:

تحل روبوتات المحادثة عبر الإنترنت محل الوكلاء البشريين على طول رحلة العميل. يجيبون على الأسئلة المتداولة (FAQs) حول مواضيع، مثل الشحن، أو يقدمون مشورة مخصصة، أو منتجات البيع المتقاطع أو يقترحون أحجامًا للمستخدمين، ويغيرون الطريقة التي نفكر بها في تفاعل العملاء عبر مواقع الويب ومنصات التواصل الاجتماعي. تشمل الأمثلة روبوتات الرسائل على مواقع التجارة الإلكترونية مع وكلاء افتراضية، وتطبيقات المراسلة، مثل Slack و Facebook Messenger، والمهام التي يقوم بها عادةً المساعدون الافتراضيون والمساعدون الصوتيين [8].

3.6.2.1 رؤية الكمبيوتر:

تمكّن تقنية الذكاء الاصطناعي هذه أجهزة الكمبيوتر والأنظمة من استخلاص معلومات ذات مغزى من الصور الرقمية ومقاطع الفيديو والمدخلات المرئية الأخرى، وبناءً على تلك المدخلات، يمكنها اتخاذ إجراءات. هذه القدرة على تقديم توصيات تميزها عن مهام التعرف على الصور. مدعومة بالشبكات العصبية التلافيفية، رؤية الكمبيوتر لها تطبيقات ضمن علامات الصور في وسائل التواصل الاجتماعي، والتصوير الإشعاعي في الرعاية الصحية، والسيارات ذاتية القيادة في صناعة السيارات [8].

4.6.2.1 محركات التوصية:

باستخدام بيانات سلوك الاستهلاك السابقة، يمكن أن تساعد خوارزميات الذكاء الاصطناعي في اكتشاف اتجاهات البيانات التي يمكن استخدامها لتطوير استراتيجيات بيع أكثر فعالية. يستخدم هذا لتقديم توصيات إضافية ذات صلة للعملاء أثناء عملية الدفع لتجار التجزئة عبر الإنترنت [8].

5.6.2.1 التداول الآلي في الأسهم:

تم تصميم منصات التداول عالية التردد القائمة على الذكاء الاصطناعي لتحسين محافظ الأوراق المالية، مما يجعل الآلاف أو حتى ملايين الصفقات يوميًا دون تدخل بشري [8]. لقد قام نظام الذكاء الاصطناعي (AIS) وشبكاته العصبية المركزية وأنظمتها الخبيرة بتجفيف التطبيقات في جميع جوانب الأنشطة البشرية المعروضة. تم استخدام الذكاء الاصطناعي لتوسيع التقدم التكنولوجي في مختلف المجالات مثل صناعات الآلات، والقطاع المالي، ومركز الرعاية الصحية، وقطاع التعليم، والنقل، والملاحة، والتنبؤ بالطقس والمزيد [9].

6.6.2.1 في المالية:

خوارزمية تحليل الأسهم، ومعلومات البورصة، وفحص السوق واستخراج المعلومات، ومحفظة التمويل الشخصي، وإدارة المحافظ اليوم، تخضع إلى حد كبير للذكاء الاصطناعي (AI) [9].

7.6.2.1 في صناعات الآلات الثقيلة:

تبين أن الروبوتات شائعة في العديد من الصناعات، وكثيرًا ما يتم تكليفها بمهام معينة أو تلك الوظائف التي يتم تقييد كمال البشر فيها. لقد أثبتت العديد من الروبوتات نجاحها في الوظائف التي لا لزوم لها بشكل استثنائي في القيام بتلك الأعمال التي قد يفلت منها البشر بسبب ضعف في التركيز [9].

8.6.2.1 المستشفيات (المرافق) والمستحضرات الصيدلانية:

غالبًا ما تُستخدم الشبكات العصبية الاصطناعية في المستشفى لأنظمة دعم قرارات الطوارئ السريرية الحرجة للتشخيص الطبي، وخاصة في برامج EMR. يتم استخدام مخطط الشبكات العصبية الاصطناعية اليوم لدعم القرار السريري بشأن التشخيص الطبي الدقيق للأمراض الداخلية. مشروع Watson هو استخدام آخر للذكاء الاصطناعي في هذا المجال، وهو برنامج Q / A الذي يقترح لأطباء مرضى السرطان. في المجال الإلكتروني للأذرع الاصطناعية والساقين وما إلى ذلك، يتم استخدام 90 شركة ناشئة في مجال الذكاء الاصطناعي اليوم في القطاعات الصحية [9].

9.6.2.1 النقل:

تنتج معظم صناعة السيارات وتستهدف علب التروس المبرمجة في المركبات. تتمتع صناعات السيارات الحالية الآن بميزة مساعدة السائق المستندة إلى الذكاء الاصطناعي (AI)، على سبيل المثال،

أدوات التحكم في التوقف الذاتي والدفع، ومواقف السيارات الذاتية، وأجهزة التحكم في الرحلات المتقدمة في المركبات المتقدمة [9].

10.6.2.1 التنبؤ بالطقس:

تُستخدم الأنظمة العصبية للذكاء الاصطناعي هذه الأيام للتنبؤ بالظروف المناخية. يتم تقديم المعلومات السابقة إلى النظام العصبي، والذي يقوم في تلك المرحلة بفحص المعلومات الخاصة بالتصاميم ويتنبأ بالظروف المناخية المستقبلية [9].

11.6.2.1 التنقيب عن المعلومات (البيانات) أو استخراج المعرفة:

يعد التنقيب عن البيانات مجالاً سريع النمو. يتكون هذا الإجراء بشكل أساسي من الخطوات التي يتم تنفيذها قبل إكمال البيانات التعدينية، على سبيل المثال اختيار البيانات وتنظيف البيانات والمعالجة المسبقة للبيانات وتحويل البيانات. يستخدم تعدين البيانات خوارزميات مبرمجة بالكمبيوتر لاكتشاف الأنماط المخفية والعلاقات غير المتوقعة بين العناصر الأساسية في مجموعة كبيرة من البيانات [9].

7.2.1 ساحات محاكاة الذكاء الاصطناعي:

1.7.2.1 الساحة 1 - نظام التعلم الآلي (MLS):

ترتيبات الخوارزميات التي تستخدمها الآلة الذكية للمعلومات المصالحة من الأنظمة المستحثة والتعلم من تجربتها [9].

2.7.2.1 الساحة 2 - نظام ذكاء الآلة (MIS):

في هذا النظام المعقد، يتم استخدام خوارزميات الترتيب للتعلم من فهمها وخبرتها. على سبيل المثال - كتلة التعليمات البرمجية المنطقية لنظام الذكاء الاصطناعي (AI) والشبكات العصبية العميقة [9].

3.7.2.1 الساحة 3 - نظام وعي الآلة (MCS):

إنه فن نظام آلي مكتسب ذاتياً وذاتي التعلم يعمل، دون الحاجة إلى معلومات خارجية أو بيانات خارجية. تكنولوجيا الذكاء الاصطناعي (AI) في الوقت الحاضر موجودة في الساحة 3 [9].

8.2.1 مجالات الذكاء الاصطناعي:

1.8.2.1 فهم اللغة:

القدرة على "فهم" اللغة الطبيعية والاستجابة لها. للترجمة من اللغة المنطوقة إلى صيغة مكتوبة والترجمة من لغة طبيعية إلى لغة طبيعية أخرى وتكمن في:

✓ فهم الكلام.

✓ معالجة المعلومات الدلالية (اللغويات الحاسوبية).

✓ إجابة السؤال.

✓ استرجاع المعلومات.

✓ الترجمة اللغوية [10].

2.8.2.1 نظم التعلم والتكيف:

القدرة على تكيف السلوك بناءً على الخبرة السابقة، ووضع قواعد عامة تتعلق بالعالم بناءً على هذه التجربة. والمتثلة في:

✓ علم التحكم الذاتي.

✓ تكوين المفهوم [10].

3.8.2.1 حل المشكلات:

القدرة على صياغة مشكلة في تمثيل مناسب، والتخطيط لحلها ومعرفة متى تكون هناك حاجة إلى معلومات جديدة وكيفية الحصول عليها:

✓ الاستدلال (إثبات النظرية المبنية على القرار، الاستدلال المعقول والاستدلال الاستقرائي)

✓ حل المشكلات التفاعلي.

✓ الكتابة التلقائية للبرنامج.

✓ بحث ارشادي [10].

4.8.2.1 التصور (البصري):

القدرة على تحليل المشهد المحسوس بربطه بنموذج داخلي يمثل "معرفة الكائن الحي للعالم". نتيجة هذا التحليل هي مجموعة منظمة من العلاقات بين الكيانات في المشهد وتكن في:

✓ التعرف على الأنماط.

✓ تحليل المشهد [10].

5.8.2.1 النمذجة:

القدرة على تطوير تمثيل داخلي ومجموعة من قواعد التحويل التي يمكن استخدامها للتنبؤ بالسلوك والعلاقة بين مجموعة معينة من الكائنات أو الكيانات في العالم الحقيقي وتكن في :

✓ مشكلة التمثيل لأنظمة حل المشكلات.

✓ نمذجة النظم الطبيعية (الاقتصادية والاجتماعية والبيئية والبيولوجية وما إلى ذلك).

✓ النمذجة العالمية Hobot (التمثيلات الإدراكية والوظيفية) [10].

6.8.2.1 الروبوتات:

مزيج من معظم أو كل القدرات المذكورة أعلاه مع القدرة على التحرك فوق التضاريس والتعامل مع الكائنات:

✓ الاستكشاف.

- ✓ النقل / الملاحظة.
- ✓ الأتمتة الصناعية (على سبيل المثال التحكم في العمليات، ومهام التجميع، والمهام التنفيذية).
- ✓ الحماية.
- ✓ أخرى (الزراعة، صيد الأسماك، التعدين، الصرف الصحي، البناء، إلخ).
- ✓ الجيش.
- ✓ الأسرة [10].

7.8.2.1 الألعاب:

القدرة على قبول مجموعة رسمية من القواعد للألعاب مثل الشطرنج، وGO، والقلعة، والداما، وما إلى ذلك، وترجمة هذه القواعد إلى تمثيل أو هيكل يسمح باستخدام قدرات حل المشكلات والتعلم للوصول إلى المستوى المناسب من الأداء [10].

9.2.1 خصائص الذكاء الاصطناعي:

- ✓ استخدام الذكاء الاصطناعي (AI) لحل المشاكل المعروضة في غياب المعلومة الكاملة.
- ✓ القدرة على التفكير والإدراك.
- ✓ القدرة على اكتشاف المعرفة وتطبيقها.
- ✓ القدرة على التعلم والفهم من التجارب والخبرات السابقة.
- ✓ القدرة على استخدام الخبرات القديمة وتوظيفها في مواقف جديدة.
- ✓ القدرة على استخدام التجربة والخطأ لاستكشاف الأمور المختلف عليها.
- ✓ القدرة على الاستجابة السريعة للمواقف والظروف الجديدة.
- ✓ القدرة على التعامل مع الحالات الصعبة والمعقدة.
- ✓ القدرة على التطور والإبداع وفهم الأمور المرئية وإدراكها.

(الجدول 1.1) يبين أبرز تطورات الذكاء الاصطناعي (AI) منذ نشأته الى يومنا هذا:

السنة	الانجاز الحاصل
1950	A. M. Turing، عالم الرياضيات البريطاني ومنظر الكمبيوتر الرائد، يطلق مفهوم الذكاء الاصطناعي (AI) [1].
1956-1955	إطلاق أول برنامج ذكاء اصطناعي (AI) بواسطة A. Newell و J. C. Shaw و H. A. Simon، صاحب نظرية المنطق [1].
1957	نمذجة ألعاب الشطرنج [1].
1958	اخترع J. McCarthy معالجة القوائم، وهي لغة برمجة تفاعلية (التطوير في معهد ماساتشوستس للتكنولوجيا) [1].
1958	بناء أول شبكة عصبية، البيروسيبترون، بواسطة F. Rosenblatt، ما يسمى بآلة الاتصال [1].
1959	تطوير نظام تحديد المواقع العالمي (GPS) (حلل المشكلات العام) - نهاية الفترة الأولى من الذكاء الاصطناعي (AI) [1].
1970	الارتباط الجديد Néoconnectionnisme [1].
1989	تفكير عميق، كمبيوتر IBM العملاق، مليوني نبضة في الثانية [1].
1997-1990	تطوير حاسوب ديب بلو: تصميم نظام من 256 معالج يعمل بالتوازي؛ يمكن لكل معالج حساب حوالي ثلاثة ملايين ضربة في الثانية [1].
2009	أطلق معهد ماساتشوستس للتكنولوجيا مشروعًا لإعادة التفكير في أبحاث الذكاء الاصطناعي (AI) [1].
2011	فاز Watson، الكمبيوتر العملاق لشركة IBM، بجولتين من ثلاث جولات من عرض لعبة Jeopardy! بالنسبة لهذا الذكاء الاصطناعي (AI)، تألف الأداء من الإجابة على أسئلة المعرفة العامة [1].
2013	• مشروع الدماغ البشري [1]. • تفتتح Google معمل أبحاث في مقر وكالة ناسا [1].
2014	• تقوم شركة مشاريع المعرفة العميقة (DKV) بتعيين حيوي في مجلس الإدارة، وخوارزمية قادرة على اتخاذ القرارات من خلال تحليل الميزانيات العمومية للشركات التي يحتمل أن تكون مثيرة للاهتمام والتجارب السريرية، والملكية الفكرية والاستثمارات السابقة [1]. • تمكن برنامج Eugene Goostman، وهو برنامج كمبيوتر مصمم في روسيا، خلال مسابقة نظمها جامعة ريدينغ البريطانية، من خداع العديد من الأشخاص في إطار اختبار Turing [1].
2015	• أبحاث الذكاء الاصطناعي (AI) على Facebook [1]. • تجعل Google تقنية Tensor Flow AI متاحة للجميع [1]. • تنمية الخوف من أن الذكاء الاصطناعي (AI) سيتجاوز في النهاية أداء الذكاء البشري [1].

2016 Amelia IPSoft، وكيل افتراضي هزم AlphaGo بطل العالم في لعبة Go، Lee Se-Dol، ثلاث مرات على التوالي في خمس مجموعات [1].	
2017 • قام باحثان في جامعة كارنيجي ميلون بتطوير Libratus، وهو وكيل ذكاء اصطناعي يمكنه لعب لعبة Texas Hold 'Em بلا حدود، وهو شكل معقد بشكل خاص من البوكر يعتمد بشكل كبير على استراتيجيات المراهنة طويلة المدى ونظرية اللعبة، تمكن Libratus من هزيمة أربعة لاعبين كبار في لعبة Texas Hold 'Em بلا حدود خلال منافسة استمرت 20 يومًا و120.000 توزيع ورق بوكر [11]. • ابتكرت Nvidia وجوهًا بشرية مزيفة تبدو حقيقية جدًا بحيث كشفت عن ذكاء اصطناعي يمكنه إنشاء صور واقعية للمشاهير وهذا لم يكن موجودًا. بدأت خوارزمية الذكاء الاصطناعي بقاعدة بيانات كبيرة لصور المشاهير الحقيقية، ثم استخدمت تقنية ذكاء اصطناعي تسمى شبكات الخصومة التوليدية (GANs) لإنشاء مشاهير مزيفين خاصين بها [11]. • أنشأت Google الذكاء الاصطناعي الذي يخلق الذكاء الاصطناعي قدمت Google أداة AutoML، وهي أداة تهدف إلى معالجة واحدة من أكبر المشكلات التي تواجه صناعة الذكاء الاصطناعي (AI): نقص المواهب. في الوقت الحالي، المهندسين الذين يمكنهم إنشاء برامج التعلم الآلي نادرون ومكلفون للغاية، مما يجعلها متاحة فقط لأعلى المزايد [11]. AutoML هي أداة للتعلم الآلي تُنشئ برنامجًا للتعلم الآلي مع الحد الأدنى من التدخل البشري. "في نهجنا يمكن للشبكة العصبية لوحدة التحكم أن تقترح بنية نموذجية" فرعية"، والتي يمكن بعد ذلك تدريبها وتقييمها من حيث الجودة في مهمة معينة" [11].	
2018 • سلسلة التوريد المتصلة: في يناير أطلقت Amazon أساور المعصم التي يمكنها تتبع موظفي المستودعات، وذلك لتبسيط تنفيذ طلبات المصنع [12]. • الجدل الدائر حول استخدام التعرف على الوجه: شركة Amazon تصدر خدمة الكشف عن الوجه التجارية المسماة Rekognition [12]. • التشخيص الطبي القائم على الذكاء الاصطناعي (AI): تحسين معدلات اكتشاف السرطان في الأنسجة بنسبة ثمانية في المائة باستخدام ProFound AI - Tomosynthesis من iCAD [12]. تحسين "دقة التشخيص" في أجهزة التصوير باستخدام "الموجات فوق الصوتية والأشعة الرقمية والتصوير المقطعي المحوسب والتصوير بالرنين المغناطيسي" مفهوم التصوير (MRI) وابتكارات برمجياتهم [12]. • أطلقت منطقة الابتكار في مدينة لاس فيغاس أول مكوك كهربائي مستقل تمامًا على طريق عام في الولايات المتحدة، والذي حمل أكثر من 32000 راكب. ونعم، أعلنت شركة Waymo التابعة لشركة Google عن النشر التجاري لركوب الخيل ذاتية القيادة الخاصة بها، والتي تجاوزت 10 ملايين ميل [12]. • استقادت Microsoft من الذكاء الاصطناعي لترجمة جمل المقالات الإخبارية من الصينية إلى الإنجليزية "بنفس الجودة والدقة التي يتمتع بها أي شخص". وفقًا لـ Xuedong Huang، وهو أحد زملاء التقنيين للشركة: "إن تحقيق التكافؤ البشري في مهمة الترجمة الآلية هو حلم نحلم به جميعًا. لم	

نكن ندرك أننا سنكون قادرين على تحقيق ذلك قريباً " [12]. • تطوير المساعدون الافتراضيون [12]. • تم منح Pindrop أول براءة اختراع على الإطلاق لاستخدام شبكة Deep Neural شاملة للتعرف على السماعات. يمكن للتقنية، التي تسميها الشركة Deep Voice، التعرف بشكل سلبي على المتصلين الشرعيين والمحتالين - فقط عن طريق الصوت [12]. • في شهر ماي، في مؤتمر مطوري I / O السنوي لشركة Google، كشف الرئيس التنفيذي سوندار بييتشاي عن Duplex، وهي إضافة إلى مساعد Google وهو نظام قائم على الذكاء الاصطناعي يمكنه الاتصال بشركة محلية وتحديد موعد عبر الهاتف باستخدام محادثة طبيعية [12].	2018
• براعة أيدي الروبوت: نجح OpenAI في تدريب يد روبوت تسمى Dactyl تم تبنيها في بيئة العالم الحقيقي في حل مكعب روبيك. تم تدريب الروبوت بالكامل في بيئة محاكاة ولكنه تمكن من نقل المعرفة إلى وضع جديد بنجاح [13]. • لتعزيز البراعة، استخدمت OpenAI تقنية التوزيع العشوائي التلقائي للنطاق وحسنت قدرات اليد لحل مكعب روبيك. على الرغم من أن Dactyl حل المكعب، كان المفتاح هو القدرة على تقديم نتائج في البيئة التي لم يتم تدريب الروبوت عليها [13]. • تقنية التزييف العميق: قامت شركة Samsung، في شهر مايو، بإنشاء نظام يمكنه تحويل صور الوجه إلى مقاطع فيديو متتابة. استخدموا شبكة الخصومة التوليدية (GAN) لإنشاء مقاطع فيديو مزيفة عميقة فقط عن طريق التقاط صورة واحدة كمدخلات. استخدم باحثون من شركة Samsung تركيباً طبيعياً عالي الدقة للصور لتمكين نماذج ML من إحداث صدى للتعبير البشري الواقعي [13]. • كتابة المحتوى: بحيث أصدرت شركة OpenAI يوم 14 فبراير 2019 نموذجاً لغوياً يُسمى (GPT) يستطيع إنشاء فقرات نصية متماسكة، ويحقق أداءً متطوراً في العديد من معايير نماذج اللغة، ويقوم بالترجمة الآلية والإجابة على الأسئلة [13]. • وقد أصدرت الشركة يوم 5 نوفمبر 2019 النسخة الكاملة من النموذج تحت اسم (GPT-2) والذي تمكن من تحديد السياق وإنشاء نص قوي من تلقاء نفسه من خلال كتابة بضع جمل. لقد تم تدريب النموذج على أكثر من 8 ملايين صفحة ويب، مما أدى إلى إنشاء محتوى يصعب تحديد ما إذا كان نصاً قد كتبه إنسان أو نظام ذكاء اصطناعي [13]. • تطوير معالجات تعتمد على الذكاء الاصطناعي: تطوير معالجات أجهزة تعتمد في عملها على الذكاء الاصطناعي AI chips وإتاحة هذه المعالجات للمستهلكين عملت كبرى الشركات مثل: Intel، Nvidia، Qualcomm، و ARM، و AMD على الاعتماد على الذكاء الاصطناعي في تطوير معالجاتها حتى يتم دمج ميزات مثل: التعرف على الكلام والوجه بالأجهزة [14]. • الحوسبة السحابية: شهد مجال الحوسبة السحابية تطوراً واضحاً خلال السنوات القليلة الماضية بفضل التكامل مع تقنيات الذكاء الاصطناعي التي سهلت التحليلات والتنبؤات واستخراج البيانات مما ساعد في تقليل التكلفة، وزيادة الانتشار [14]. • الدفاع السيبراني: هو آلية دفاع لشبكة الكمبيوتر تركز على منع واكتشاف وتوفير الاستجابات في الوقت المناسب للهجمات أو التهديدات التي تتعرض لها البنية التحتية والمعلومات [15]. • توليد اللغة الطبيعية: توليد اللغة الطبيعية هو تخصص فرعي للذكاء الاصطناعي يحول البيانات إلى	2019

نص، مما يمكن أجهزة الكمبيوتر من توصيل الأفكار بدقة تامة، يتم استخدامه في خدمة العملاء لإنشاء التقارير وملخصات السوق [15]. • القياسات الحيوية: يمكن لهذه التقنية تحديد وقياس وتحليل السلوك البشري والجوانب المادية لبنية الجسم وشكله، يسمح بمزيد من التفاعلات الطبيعية بين البشر والآلات، بما في ذلك التفاعلات المتعلقة باللمس والصورة والكلام والتعرف على لغة الجسد، وهو كبير في مجال أبحاث السوق [15]. • التوأم الرقمي (النمذجة بالذكاء الاصطناعي): عبارة عن بناء برمجي يسد الفجوة بين الأنظمة المادية والعالم الرقمي [15]. تقوم شركة جنرال إلكتريك، على سبيل المثال، ببناء قوة عاملة تعمل بالذكاء الاصطناعي لمراقبة محركات الطائرات والقاطرات وتوربينات الغاز والتنبؤ بالفشل باستخدام نماذج البرامج المستضافة على السحابة لأجهزة جنرال إلكتريك [15]. • التعرف على الصور: هو عملية تحديد واكتشاف كائن أو ميزة في صورة رقمية أو مقطع فيديو، ويتم تكديس الذكاء الاصطناعي بشكل متزايد فوق هذه التقنية لتحقيق تأثير كبير [15]. • التعرف على المشاعر: تسمح هذه التقنية للبرامج "بقراءة" المشاعر على وجه الإنسان باستخدام المعالجة المتقدمة للصور أو معالجة البيانات الصوتية. نحن الآن في النقطة التي يمكننا فيها التقاط "التعبيرات الدقيقة" أو إشارات لغة الجسد الدقيقة والنعيمات الصوتية التي تخون مشاعر الشخص [15].	2019
• الذكاء الاصطناعي وتطوير اللقاحات: في فبراير افتتحت Baidu خوارزمية LinearFold AI للفرق العلمية والطبية التي تعمل على مكافحة فيروس كورونا. يتنبأ LinearFold بالبنية الثانوية لتسلسل الحمض النووي الريبي (RNA) للفيروس وهو أسرع بكثير من خوارزميات طي RNA التقليدية [16]. • القيادة المؤتمتة بالكامل وبدء تشغيل محور الروبوت: أطلقت شركة Baidu خدمة Apollo Go Robotaxi في المدن الصينية في تشانغشا وسانغتشو وبكين بما في ذلك المناطق التجارية المزدهمة لتصبح الشركة الوحيدة في الصين التي بدأت عمليات تجريبية للروبوتات الآلية في مدن متعددة [16]. في Baidu World 2020، مؤتمرها التكنولوجي السنوي، أثبتت شركة Baidu أيضًا قدرتها على القيادة المؤتمتة بالكامل حيث يعمل نظام AI بشكل مستقل دون وجود سائق أمان داخل السيارة لدعم القيادة المؤتمتة بالكامل [16]. • معالجة اللغة الطبيعية التطبيقية: أصدرت شركة Baidu إطار عمل تسلسل متعدد التدفق جديد لتوليد اللغة يسمى ERNIE-GEN. من خلال تدريب النموذج للتنبؤ بكتل نصية كاملة لغويًا، تؤدي ERNIE-GEN أداءً على مستوى النخبة عبر مجموعة من مهام إنشاء اللغة، بما في ذلك المشاركة في الحوار وتوليد الأسئلة والتلخيص التجريدي [16]. وحقق نموذج لغة الرؤية ERNIE-ViL من Baidu أيضًا تقدمًا كبيرًا في الفهم المرئي، حيث احتل المرتبة الأولى على لوحة المتصدرين VCR، وهي مجموعة بيانات تتكون من 290 ألف سؤال تم إنشاؤها بواسطة جامعة واشنطن ومعهد ألين للذكاء الاصطناعي (AI)، والتي تهدف إلى اختبار القدرة على الفهم البصري [16]. • الحوسبة الكمية: حققت شركة Baidu عددًا من الإنجازات التقنية في عام 2020 والتي تعد بجسر الذكاء الاصطناعي والحوسبة الكمية. في مايو 2020 أطلقت Baidu Paddle Quantum، وهي	2020

مجموعة أدوات لتطوير التعلم الآلي الكمي يمكن أن تساعد العلماء والمطورين في بناء وتدريب نماذج الشبكات العصبية الكمومية بسرعة وتوفير تطبيقات حوسبة كمومية متقدمة. تدعم مجموعة الأدوات مفتوحة المصدر المطورين بناء تطبيقات الذكاء الاصطناعي الكمومية، وتساعد المتحمسين للتعلم العميق على تطوير الحوسبة الكمومية [16]. في سبتمبر، دخلت شركة Baidu الحوسبة الكمومية القائمة على السحابة مع إطلاق Quantum Leaf، والتي توفر مجموعات تطوير الكم مثل QCompute، ويمكنها تقصير دورة حياة البرمجة الكمومية والمساعدة في تحقيق سلسلة أدوات كمومية "حلقة مغلقة" [16]. • رقائق الذكاء الاصطناعي: استمرت أجهزة الذكاء الاصطناعي في التطور في هذا العام، مع إطلاق العديد من رقائق الذكاء الاصطناعي المخصصة للمهام المتخصصة. بينما يكون المعالج العادي قادرًا على دعم مهام الذكاء الاصطناعي، يتم تعديل المعالجات الخاصة بالذكاء الاصطناعي بأنظمة معينة يمكنها تحسين الأداء لمهام مثل التعلم العميق. نظرًا لأن تطبيقات الذكاء الاصطناعي أصبحت أكثر انتشارًا، فإن أي زيادة في الأداء أو انخفاض في التكلفة يمكن أن تفتح المزيد من القيمة للشركات التي تدير شبكة واسعة من مراكز البيانات للخدمات السحابية التجارية، ويمكن أن تسهل العمليات الداخلية للشركة [16]. قدمت شركة Baidu لمحة عن معالج الذكاء الاصطناعي من الجيل التالي، Kunlun 2، والذي تخطط لإدخاله في الإنتاج الضخم في أوائل عام 2021. تستخدم الشريحة تقنية معالجة 7 نانومتر (نانومتر) وقدرتها الحسابية القصوى هي أكثر من ثلاثة أضعاف الجيل السابق، Kunlun 1. تتميز رقائق Kunlun بالأداء العالي والتكلفة المنخفضة والمرونة العالية، والتي يمكن أن تدعم مجموعة واسعة من تطبيقات وسيناريوهات الذكاء الاصطناعي، مما يساعد على تعزيز اعتماد الذكاء الاصطناعي بشكل أكبر وتقليل تكاليف الاستخدام [16].	2020
• البرمجة اللغوية العصبية (معالجة اللغة الطبيعية): حققت السنوات القليلة الماضية تطورات كبيرة في مجال معالجة اللغة الطبيعية، وقد يكون أعظمها هو المحولات والانتباه، والتطبيق الشائع لها هو BERT (تمثيلات التشفير ثنائية الاتجاه مع المحولات). هذه النماذج قوية للغاية وقد أحدثت ثورة في ترجمة اللغة وفهمها وتلخيصها وغير ذلك. ومع ذلك، فإن هذه النماذج باهظة الثمن وتستغرق وقتًا طويلاً للتدريب. والخبر السار هو أن النماذج المدربة مسبقًا (وأحيانًا واجهات برمجة التطبيقات التي تسمح بالوصول المباشر إليها) يمكن أن تفرخ جيلاً جديدًا من خدمات الذكاء الاصطناعي الفعالة وسهلة البناء للغاية. يعد GPT-3 أحد أكبر الأمثلة على نموذج متقدم يمكن الوصول إليه عبر واجهة برمجة التطبيقات - والذي تم إثباته في حالات الاستخدام التي تتراوح من كتابة التعليمات البرمجية إلى كتابة الشعر [17]. • توليد المحتوى التركيبي: البرمجة اللغوية العصبية ليس مجال الذكاء الاصطناعي الوحيد الذي يشهد ابتكارًا حسابيًا جوهريًا. وشهدت شبكات الخصومة التوليدية (GANs) أيضًا ابتكارًا، مما يدل على مآثر ملحوظة في إنشاء الفن والصور المزيفة. على غرار المحولات، كانت شبكات GAN أيضًا معقدة من حيث التدريب والضبط لأنها تتطلب مجموعات تدريب كبيرة. ومع ذلك، فقد قللت الابتكارات بشكل كبير من أحجام البيانات لإنشاء GAN. على سبيل المثال، أظهرت شركة Nvidia طريقة جديدة معززة لتدريب GAN تتطلب بيانات أقل بكثير من سابقتها. يمكن أن يؤدي هذا الابتكار إلى استخدام شبكات GAN في كل شيء بدءًا من التطبيقات الطبية مثل صور الأنسجة الاصطناعية للسرطان وحتى المنتجات المقلدة الأكثر عمقًا [17]. • إضافة الذكاء إلى أتمتة العمليات الروبوتية (RPA): تقنية RPA هي تقنية تجعل العمليات المتكررة داخل أنظمة البرامج الحالية قابلة للتنشغيل الآلي بواسطة "الروبوتات"، هذه الروبوتات تقلد السلوك	2021

البشري. تتجه العديد من الشركات نحو هذه التقنية لتحسين سير عملها. يمكنها التعامل مع المهام المتكررة وتشغيلها تلقائيًا، ومع ذلك فإن دمج الذكاء الاصطناعي مع هذه التقنية يمكن أن يرتقي بالأتمتة ومعالجة المهام إلى المستوى التالي، على سبيل المثال يتم استخدامها بشكل شائع في صناعة التأمين، ولكن من خلال إضافة الذكاء الاصطناعي إلى عمليات RPA للتأمين الشائعة، يمكن لعملية الأتمتة استخدام التعرف على الصور للوصول إلى المطالبات ومعالجتها بأقل تدخل بشري [18].

• **أتمتة العمليات الذكية (IPA):** أتمتة العمليات الذكية (IPA) هي حالة استخدام أخرى للذكاء الاصطناعي لأتمتة مهام محددة في التطبيقات. باستخدام IPA، يمكن للشركات أتمتة عمليات المحتوى غير المهيكل [18].

يمكن أن تتعاون هذه التقنية أيضًا مع تقنيات أخرى مثل الأتمتة المعرفية والتعلم الآلي وتقنية RPA ورؤية الكمبيوتر لتقديم نتائج قوية. يخدم IPA صناعات مثل التجزئة والمصارف والتمويل وما إلى ذلك. يستخدم المصرفيون الاستثماريون IPA لتحديد التناقضات في بيانات البحث، والتي يكاد يكون من المستحيل على البشر التعرف عليها [18].

• **الذكاء الاصطناعي للأمن السيبراني وخصوصية البيانات:** مع نمو التقنيات، تزداد تهديدات الأمن السيبراني أيضًا. في هذا العام وما بعده، ستظل مخاطر البيانات والتصيد الاحتيالي مشكلة. هذا العام، سيصبح الذكاء الاصطناعي أكثر بروزًا لتوفير الأمن والدعم ضد الأنشطة الخبيثة [18].

من خلال تدابير الأمن السيبراني المحسنة، سيمنع الذكاء الاصطناعي الجرائم الإلكترونية من خلال اكتشاف المعاملات والأنشطة الرقمية الوهمية من خلال اتباع أنماط للكشف عن الأنشطة الإجرامية. في هذا العام، ستطبق المزيد من المؤسسات الذكاء الاصطناعي للتعامل مع مهام الأمن السيبراني الخاصة بها [18].

• **الذكاء الاصطناعي مع إنترنت الأشياء (AIoT):** الذكاء الاصطناعي هو تقنية لا تشوبها شائبة ويقترب بقوة إنترنت الأشياء (IoT)، نحصل على حل قوي للأعمال. في هذا العام، سيؤدي التعاون بين هاتين التقنيتين إلى إحداث تغييرات واضحة في صناعة الأتمتة [18].

في المستقبل، ستتنبأ الأجهزة المنزلية الذكية مثل Google Nest و Smart Plugs والأقفال الذكية وما إلى ذلك بالاحتياجات البشرية وتخدمها. في الوقت الحالي، تعمل الأجهزة فقط بناءً على الأمر، ولكن بالاقتران مع تقنية الذكاء الاصطناعي، يمكن لهذه الأجهزة التنبؤ تلقائيًا بالاحتياجات البشرية وبدء الأجهزة والعمليات دون تدخل بشري. ستقود الأدوات المزودة بتقنية الذكاء الاصطناعي (AIoT) الطريق إلى المزيد من المنازل الذكية في هذا العام من خلال رفع الكفاءة والأمان إلى المستوى التالي [18].

• **التطورات في رؤية الكمبيوتر:** لقد استخدم العالم بالفعل تقنيات التعرف على الوجه، سواء كانت منصات وسائل التواصل الاجتماعي أو الهواتف المحمولة، ولكن في مكان العمل، هذه التكنولوجيا ليست شائعة. ومع ذلك، بسبب COVID-19، طلبت العديد من الشركات من موظفيها ارتداء الأقنعة وغيرها من معدات الوقاية الشخصية في مكان العمل. يمكن لـ Computer Vision مراقبة ما إذا تم استيفاء إجراءات السلامة هذه لضمان السلامة في مكان العمل [18].

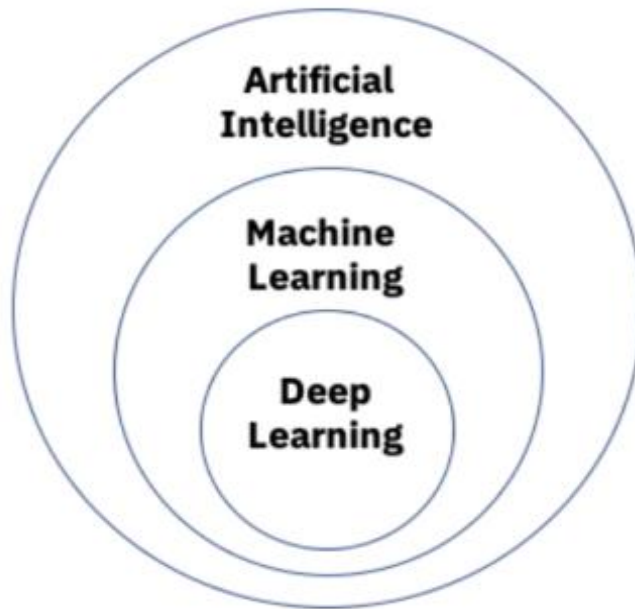
تساعد هذه التقنية الشركات على تتبع موظفيها، والتعرف عليهم، وما إلى ذلك. ستؤدي العديد من القطاعات مثل الرعاية الصحية والطيران وتجارة التجزئة والتمويل إلى زيادة استخدام رؤية الكمبيوتر.

2021

في هذا العام، سنرى أنظمة رؤية حاسوبية أكثر دقة وحساسية مع اعتماد أكثر انتشارًا [18]. • روبوتات محادثة مدعومة بالذكاء الاصطناعي: في العام الماضي، نفذت العديد من الصناعات والشركات روبوتات محادثة مدعومة بالذكاء الاصطناعي. روبوتات الدردشة بالذكاء الاصطناعي قادرة على توفير أتمتة أفضل لخدمة العملاء. في هذا العام، ستستمر روبوتات المحادثة التي تعمل بالذكاء الاصطناعي في التعلم والتحسين من حيث الفهم والتواصل مع العملاء [18].	2021
--	-------------

الجدول 1.1: أبرز تطورات الذكاء الاصطناعي (AI) منذ نشأته الى يومنا هذا.

يعد كل من التعليم العميق والتعلم الآلي مجالين فرعيين للذكاء الاصطناعي (AI)، والتعليم العميق هو في الواقع مجال فرعي للتعلم الآلي كما هو موضح في (الشكل 4.1):



الشكل 4.1: الذكاء الاصطناعي (AI) مقابل التعلم الآلي (ML) والتعليم العميق (DL) [7].

3.1 التعلم الآلي (ML) :

1.3.1 مفهوم التعلم الآلي:

التعلم الآلي (ML) هو مجال الدراسة الذي يمنح أجهزة الكمبيوتر القدرة على التعلم دون أن تتم برمجتها بشكل صريح [19].

يُقال أن برنامج الكمبيوتر يتعلم من التجربة E فيما يتعلق ببعض المهام T وبعض مقياس الأداء P، إذا تحسن أدائه على T، كما تم قياسه بواسطة P، مع التجربة E [19].

2.3.1 استخدامات التعلم الآلي:

- ✓ المشكلات التي تتطلب الحلول الحالية لها الكثير من الضبط اليدوي أو قوائم طويلة من القواعد:
- غالبًا ما يمكن لخوارزمية واحدة للتعلم الآلي (ML) تبسيط التعليمات البرمجية وأداء أفضل.
- ✓ المشكلات المعقدة التي لا يوجد حل جيد لها على الإطلاق باستخدام النهج التقليدي: يمكن لأفضل تقنيات التعلم الآلي (ML) إيجاد حل.
- ✓ البيانات المتقلبة: يمكن لنظام التعلم الآلي (ML) التكيف مع البيانات الجديدة.
- ✓ الحصول على رؤى حول المشكلات المعقدة وكميات كبيرة من البيانات [19].

3.3.1 أنواع أنظمة التعلم الآلي:

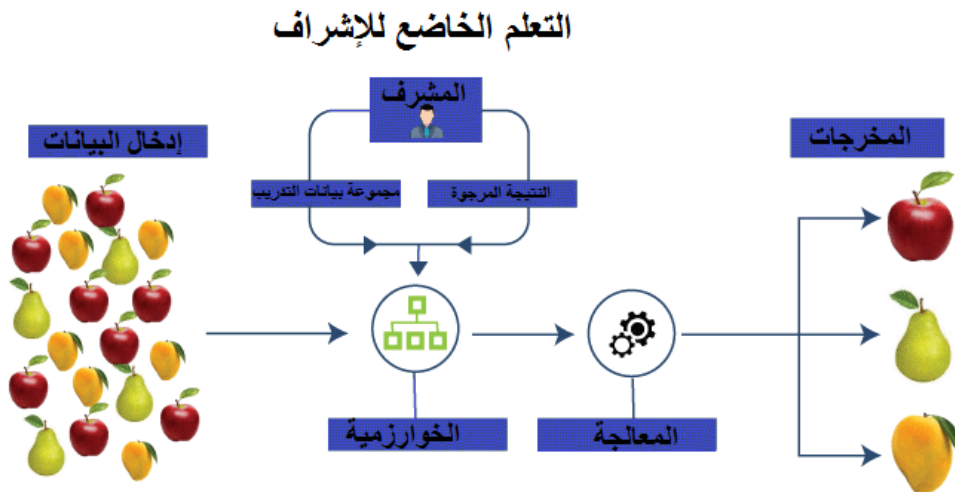
هناك أربعة أنواع من أنظمة التعلم الآلي (ML) ، والتي يتم تصنيفها حسب نوع ومقدار الإشراف الذي يحتاجون إليه أثناء عملية التعلم.

- التعلم الخاضع للإشراف.
- التعلم غير الخاضع للإشراف.
- التعلم شبه الخاضع للإشراف.
- التعلم المعزز [19].

1.3.3.1 التعلم الخاضع للإشراف (SL):

في التعلم الخاضع للإشراف، تتضمن بيانات التدريب التي تغذيها إلى الخوارزمية الحلول المرغوبة، والتي تسمى الملصقات [19].

(الشكل 5.1) يوضح لنا مثال على التعلم الآلي الخاضع للإشراف:



الشكل 5.1: مثال على التعلم الخاضع للإشراف [20].

(الشكل 5.1) هو مثال على التعلم الآلي (ML) حيث أن المخرجات معروفة مسبقاً، وهي التفاح والأجاص والمانجا، تتعلم الآلة هنا من خلال الأمثلة والحلول.

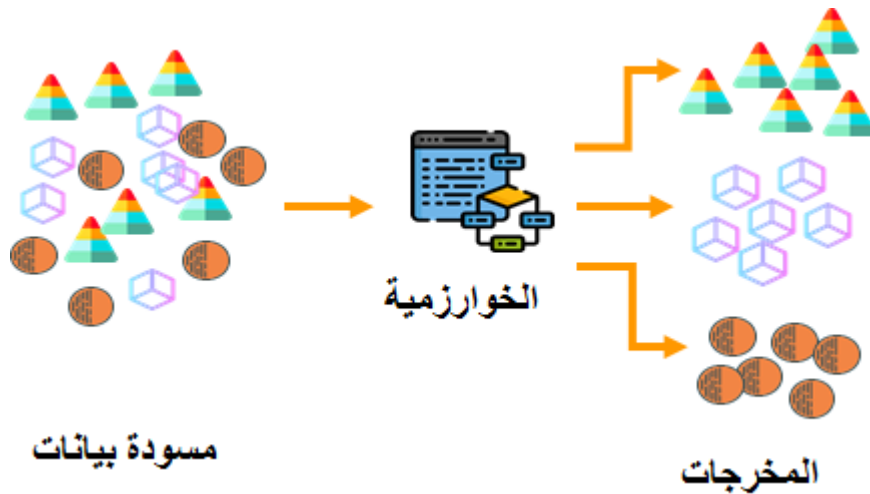
أهم خوارزميات التعلم تحت الإشراف:

- ✓ خوارزمية الجار الأقرب.
- ✓ الانحدار الخطي.
- ✓ الانحدار اللوجستي.
- ✓ آلات متجه الدعم (SVMs).
- ✓ أشجار القرار والغابات العشوائية.
- ✓ الشبكات العصبية [19].

2.3.3.1 التعلم غير الخاضع للإشراف:

في التعلم غير الخاضع للإشراف، كما قد تتخيل، لا يتم تمييز بيانات التدريب، ويحاول النظام التعلم بدون معلم [19].

(الشكل 6.1) يوضح لنا مثال على التعلم الآلي غير الخاضع للإشراف:



الشكل 6.1: مثال على التعلم غير الخاضع للإشراف [21].

أهم خوارزميات التعلم غير الخاضع للإشراف:

- ✓ التجميع:
- خوارزمية تصنيفية.
- تحليل الكتلة الهرمي.
- زيادة التوقعات إلى أقصى حد [19].

✓ التخلي وتقليل الأبعاد:

- تحليل المكون الرئيسي.

- نواة تحليل المكون الرئيسي.

- تضمين خطي محلي.

- تضمين الجار العشوائي الموزع - t - [19].

✓ تعلم قواعد الارتباط:

- خوارزمية أبريوري.

- خوارزمية eclat [19].

3.3.3.1 التعلم شبه الخاضع للإشراف:

يمكن لبعض الخوارزميات التعامل مع بيانات التدريب المصنفة جزئياً، وعادة ما يكون هناك الكثير من البيانات غير المصنفة وقليلًا من البيانات المصنفة، وهذا ما يسمى التعلم شبه الخاضع للإشراف. غالبًا ما تكون هذه الخوارزميات مزيجًا من الخوارزميات الخاضعة للإشراف مع خوارزميات أخرى غير خاضعة للإشراف [19].

4.3.3.1 التعلم المعزز:

التعلم المعزز هو مختلف تمامًا. يمكن لنظام التعلم، المسمى الوكيل في هذا السياق، مراقبة البيئة واختيار وتنفيذ الإجراءات والحصول على مكافآت في المقابل أو عقوبات في شكل مكافآت سلبية [19].

4.3.1 التحديات الرئيسية للتعلم الآلي:

هناك العديد من التحديات في تعلم الآلة، من أهمها:

✓ كمية غير كافية من بيانات التدريب.

✓ بيانات التدريب غير التمثيلية.

✓ بيانات ذات جودة رديئة.

✓ ميزات غير ذات صلة.

✓ تجهيز بيانات التدريب.

✓ سوء تجهيز بيانات التدريب [19].

4.1 التعليم العميق:

التعليم العميق هو مجموعة فرعية من التعلم الآلي (ML)، وهو في الأساس شبكة عصبية مكونة من ثلاث طبقات أو أكثر. تحاول هذه الشبكات العصبية محاكاة سلوك الدماغ البشري (وإن كان بعيدًا عن مطابقة قدرته). مما يسمح له "بالتعلم" من كميات كبيرة من البيانات. بينما لا يزال بإمكان الشبكة العصبية

ذات الطبقة الواحدة إجراء تنبؤات تقريبية، يمكن أن تساعد الطبقات المخفية الإضافية في تحسين الدقة وتحسينها. يقود التعلم العميق العديد من تطبيقات وخدمات الذكاء الاصطناعي (AI) التي تعمل على تحسين الأتمتة، وأداء المهام التحليلية والمادية دون تدخل بشري. تكمن تقنية التعلم العميق وراء المنتجات والخدمات اليومية (مثل المساعدين الرقميين، وأجهزة التحكم عن بعد التليفزيونية التي تدعم الصوت، واكتشاف الاحتيال في بطاقات الائتمان) بالإضافة إلى التقنيات الناشئة (مثل السيارات ذاتية القيادة).

1.4.1 الشبكات العصبية الاصطناعية:

1.1.4.1 نبذة تاريخية عن الشبكات العصبية:

في عام 1943 , اعتبر معظم الباحثين أن تطوير وظيفة الخلية العصبية البسيطة، لـ Mcculloch and Pitts هي نقطة البداية الحقيقية لنشأة نظم الشبكات العصبونية، حيث وضع أول نموذج رياضي للعصبون الذي أدخل فكرة الدالة الحدية التي اعتبرت أساساً للنظم التي جاءت بعد ذلك، بالرغم من أن هذه الشبكات العصبونية البسيطة أظهرت أنها وحدات ممتازة لإجراء الحسابات عندما تستخدم الأوزان المناسبة، إلا أنها افتقدت قاعدة التعلم الشاملة وافتقدت طريقة لضبط الأوزان في وظيفة الخلية العصبونية [22].

في عام 1949، قدم D. Hebb في عمله "The Organization of Behavior" قاعدة تعليمية. لا تزال العديد من نماذج الشبكات اليوم مستوحاة من قاعدة Hebb [23].

في عام 1958، طور F. Rosenblatt نموذج Perceptron. إنها شبكة عصبية مستوحاة من النظام البصري. لها طبقتان من الخلايا العصبية: طبقة الإدراك وطبقة صنع القرار. إنه أول نظام اصطناعي قادر على التعلم بالتجربة. في نفس الفترة، تم تقديم نموذج Adaline (ADaptiveLINar Element) من قبل B. Widrow، الباحث الأمريكي في ستانفورد. سيكون هذا النموذج لاحقاً هو النموذج الأساسي للشبكات متعددة الطبقات [23].

في عام 1969، نشر M. Minsky و S. Papert مراجعة لخصائص Perceptron. سيكون لهذا تأثير كبير على البحث في هذا المجال. وسوف يتناقص بشكل حاد حتى عام 1972، عندما قدم T. Kohonen عمله على الذكريات الترابطية ويقترح تطبيقات للتعرف على الأنماط [23]. في عام 1982، قدم J. Hopfield دراسته لشبكة ملتوية بالكامل، حل ديناميكياتها [23].

اليوم، تُستخدم الشبكات العصبية في العديد من المجالات (من بين مجالات أخرى، الحياة الاصطناعية والذكاء الاصطناعي (AI) بسبب خصائصها على وجه الخصوص، وقدرتها على التعلم، ولأنها أنظمة ديناميكية [23].

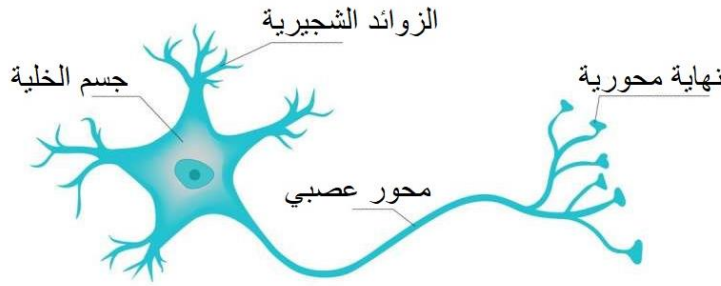
2.1.4.1 تعريف الشبكات العصبية الاصطناعية:

هي تقنيات حسابية مصممة لمحاكاة الطريقة التي يؤدي بها الدماغ البشري مهمة معينة، وذلك عن طريق معالجة ضخمة موزعة على التوازي، ومكونة من وحدات معالجة بسيطة، هذه الوحدات ما هي إلا عناصر حسابية تسمى عصبونات أو عقد (Nodes , Neurons) والتي لها خاصية عصبية، من حيث أنها تقوم بتخزين المعرفة العملية والمعلومات التجريبية لتجعلها متاحة للمستخدم وذلك عن طريق ضبط الأوزان. إذاً الشبكات العصبية الاصطناعية تتشابه مع الدماغ البشري في أنها تكتسب المعرفة بالتدريب وتخزن هذه المعرفة باستخدام قوى وصل داخل العصبونات تسمى الأوزان التشابكية. وهناك أيضا تشابه عصبي حيوي مما يعطي الفرصة لعلماء البيولوجيا في الاعتماد على الشبكات العصبية الاصطناعية لفهم تطور الظواهر الحيوية [24].

3.1.4.1 بنية الشبكة العصبية:

1.3.1.4.1 مكونات الخلية العصبونية الحية:

(الشكل 7.1) يوضح لنا مكونات الخلية العصبونية الحية:



الشكل 7.1: مكونات الخلية العصبونية الحية [25].

كما هو موضح في الشكل 7.1 يتكون العصبون من ثلاث مناطق رئيسية وهي:

أ- النهايات المحورية:

هي ألياف طويلة تحمل إشارات من جسم الخلية وتنقسم نهاية المحور العصبي، إلى هيكل يشبه الشجرة وينتهي كل فرع ببصيلة نهائية صغيرة، تلمس بالكاد الزوائد الشجرية للخلايا العصبية الأخرى

وتسمى البصيلة النهائية نقطة الاشتباك، يمكن أن تتصل كل خلية عصبية بآلاف أو أكثر من الخلايا المجاورة لها عبر هذه الشبكة من الزوائد الشجرية والمحاور العصبية [26].

ب- الزوائد الشجرية:

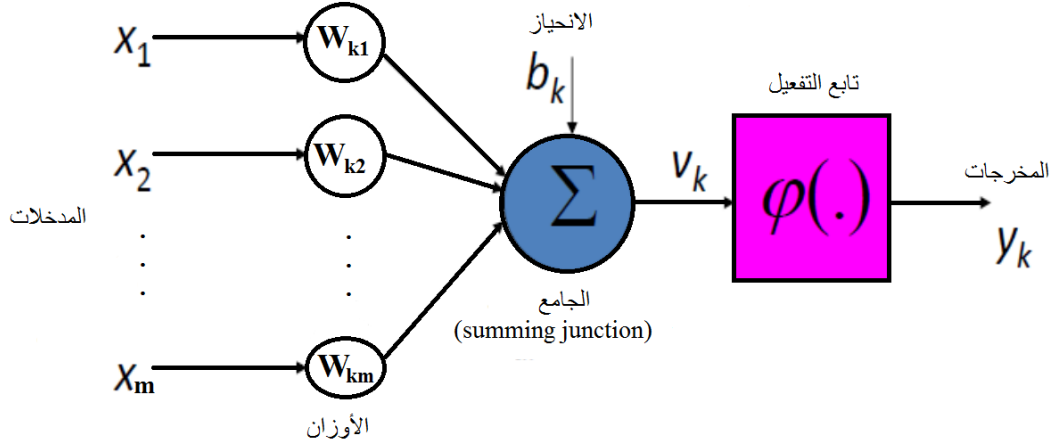
تشكل هذه الزوائد منطقة من الألياف الدقيقة جدا حول جسم الخلية وتمثل مكونات المدخلات للخلية وتتلقى النبضات الكهروكيميائية التي تُحمل من المحاور العصبية للخلايا العصبونية المجاورة [26].

ت- جسم الخلية:

تمثل مشغل الخلية العصبية وهي وحدة تجميع تستجيب لإجمالي مدخلاتها في فترة زمنية قصيرة ويقارن تجميع الإشارات مع عتبة المخرجات ومستوى المحاكاة، اللازمة للخلية العصبية لاستبعاد أو إرسال نبضة عبر محورها العصبي إلى خلايا عصبية أخرى مرتبطة بها، تحدد قوة توصيلات نقاط الاشتباك بين المحور العصبي للخلية المرسلّة والزوائد الشجرية للخلية المستقبلة تأثير النبضة [26]. كما يظهر من خلال الشكل أعلاه أن جسم الخلية الرئيسي تتفرع منه زوائد شجرية تتلقى الاستثارة من الخلايا العصبونية الأخرى وهذه الاستثارة قد تكون تنشيطية أو تثبيعية، فإذا كانت محصلة الاستثارة كافية لجسم الخلية تحدث عملية إطلاق الشحنة العصبية، هذه الأخيرة لا تطلق الشحنة بقوة أو بضعف وإنما إذا أرادت أن تحدث تأثيرا أقوى تقوم بإطلاق شحنات بتكرار أعلى وهكذا، بهذا يمكننا القول أن المخ الإنساني هو في الحقيقة نظام معلومات ديناميكي معقد بتغذية عكسية مستمرة، يعمل على أساس المعالجة المتوازية الكثيفة، ضمن منطق معالجة غير خطية وإنما بنوية وشبكية في آن واحد وهذا يسمح للإنسان بالتعلم واكتساب الخبرة من تجارب العمل والحياة، هذه السمة هي التي يجري الآن تقليدها أو لنقل اصطناعها في الخلايا العصبونية الاصطناعية، التي يتكون منها نظام معلومات الشبكة العصبونية هذه الأخير يمكن تعريفها، بأنها نظام معلومات حاسوبية ديناميكية تبنى وتبرمج طيلة فترة التطوير المخصصة للتدريب والتعلم [26].

2.3.1.4.1 مكونات الخلية العصبونية الاصطناعية:

تتكون الشبكة العصبونية الاصطناعية من طبقات العصبونات، التي تسمى عناصر المعالجة مرتبطة ببعضها البعض، يمكن تحليل كل عنصر معالجة كما يوضحه (الشكل 8.1) التالي:



الشكل 8.1: مكونات العصبون الاصطناعي [27].

أ- المدخلات (Xi) :

هي بيانات تخص المشكلة المراد حلها والتي يمكن أن تكون على صورة بيانات كمية أو وصفية أو تكون مخرجات لوحات معالجة أخرى وقد تكون نصوص أو صور أو صوت أو أشكال أو ظواهر معينة ويكون مصدرها البيئة الخارجية أو من نشاط خلايا أخرى [26].

ب- الأوزان (Wi) :

تعتمد الشبكات العصبونية الاصطناعية على الوزن الترجيحي للعنصر والذي يعبر عن القوة النسبية أو القيمة الحسابية للبيانات من طبقة إلى طبقة، بمعنى أن الوزن يعبر عن الأهمية النسبية لكل مدخل إلى عنصر المعالجة، التي تحدد قوة العلاقة بين اثنين من عناصر المعالجة وقد تشجع أو تمنع إثارة المخرج فالوزن الإيجابي يثير إشارة المخرج والعكس في الوزن السالب، من الممكن تعديل الأوزان من خلال خاصية التعلم في الشبكة والتي تعرف بدالة التجميع، تساعد على إيجاد المجموع المرجح لكل عناصر المدخلات التي تم إدخالها وبذلك يتم الوصول إلى أفضل مجموع مرجح [26].

ت- دالة التجميع:

تمثل المنشط الداخلي ويطلق عليها بدالة التحفيز فمن خلالها تتم أول معالجة تقوم بها وحدة المعالجة وهي حساب مجموع المدخلات الموزونة، إذ تقوم هذه الدالة بحساب مجموع الأوزان لكل المدخلات وذلك بضرب قيمة كل مدخلة في وزنها، تجمع نواتج الضرب للحصول على إجمالي موزون وتأخذ دالة التجميع لعدد n من المدخلات في عنصر تشغيل واحد وفق الصيغة التالية:

$$Y = \sum_{i=1}^n X_i W_i$$

أما لشبكة عصبونية مكونة من العديد من الخلايا العصبونية (j) فتأخذ الشكل التالي:

$$Y_k = \sum_{m=1}^n X_m W_{km}$$

Y_k : ناتج عملية الجمع لكل وحدة معالجة k

X_m : القيمة المدخلة القادمة من الوحدة m إلى الوحدة k

W_{km} : الوزن الذي يربط وحدة المعالجة k بالوحدة m

أحيانا تكون المعادلة كما يلي:

$$Y_k = b_k + \sum_{m=1}^n X_m W_{km}$$

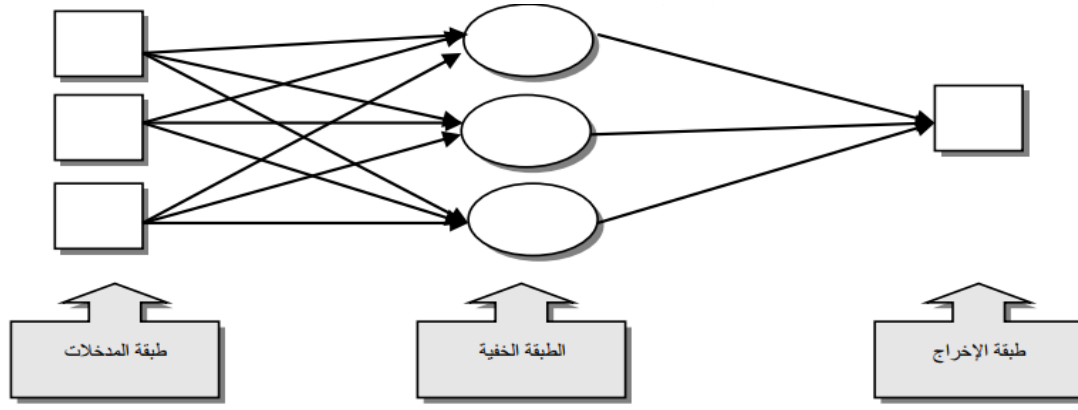
حيث تمثل b_k انحياز وهو يعتبر أحد مكونات الدخل وعمله مشابه لعمل الأوزان ودخله $X_0 = 1$ وكما هو موضح في الشكل أعلاه وحدات التحيز غير مرتبطة بأي طبقة سابقة، أي أنها لا تمثل "نشاط" حقيقي وإضافة وحدة انحياز إلى وحدات الدخل تغير من شكل تابع التفعيل أو دالة التحويل فقط [26].

ث- دالة التحويل:

يحتوي كل عصبون على وظيفة تنشيط وقيمة عتبة وهذه الأخيرة هي القيمة الدنيا التي يجب أن تكون عليها المدخلات لتنشيط الخلايا العصبية، تم تصميم وظيفة التنشيط للحد من إخراج الخلايا العصبية، عادة ما تكون قيمة هذه المخرجات محصورة بين 0 إلى 3 أو 3 - إلى 3+ وفي معظم الحالات يتم استخدام نفس وظيفة التنشيط لكل الخلايا العصبونية في الشبكة، بمعنى أن كل خلية عصبونية لها مستوى استثارة تقوم دالة التجميع بحسابه وهو ما يعرف بالمحاكاة الداخلية، بناء على هذا المستوى يكون هناك نتيجة خارجة من الخلية أو لا يكون، العلاقة بين مستوى التفاعل الداخلي والقيمة الخارجة يمكن أن تكون خطية أو غير خطية وهي العلاقة التي تمثل باستخدام دالة التحويل، لهذه الأخيرة عدة أنواع كما هو موضح في الشكل الموالي واختيار أي منها يتحكم في عمل الشبكة [26].

ج- المخرجات:

المستوى الأخير في الشبكة العصبونية الاصطناعية والتي تمثل حلا للمشكلة في قيمة عددية؛ ترتبط العصبونات فيما بينها في طبقات مختلفة حسب معمارية الشبكة، من حيث نوعها وطريقة ترتيبها وغالبا ما تتكون الشبكة العصبونية، من ثلاثة أنواع من الطبقات هي طبقة المدخلات والطبقات الخفية وطبقة المخرجات كما هو موضح في (الشكل 9.1) [26]:



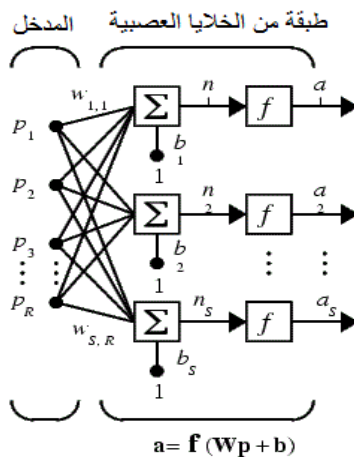
الشكل 9.1: مكونات الشبكة العصبونية الاصطناعية [28].

4.1.4.1 هيكلية الشبكة العصبية الاصطناعية :

إن الخلية العصبية الاصطناعية تنجز نماذج رياضية بسيطة محددة إلا ان قوتها في الحساب والتنبؤ تنجم من محاكاتها في البناء للشبكة العصبية في دماغ الإنسان من حيث اتصال الخلايا العصبية مع بعضها البعض على شكل شبكة، فاللبنة الأساسية في الشبكة العصبية هي الخلية العصبية، وبتغيير وتعديل وضع الخلايا العصبية يختلف سلوك الشبكة وتأثيرها ونتائجها [29].

ويمكن التمييز بين نوعين من الشبكات العصبية:

أ- **شبكة عصبية وحيدة الطبقات:** وهي التي تحتوي على طبقة وحيدة للمعالجة، أما طبقة المدخلات فهي تقوم باستقبال وتمرير المدخلات فقط كما أنها تحتوي على رابط واحد فقط كما هو موضح في (الشكل 10.1) [29].

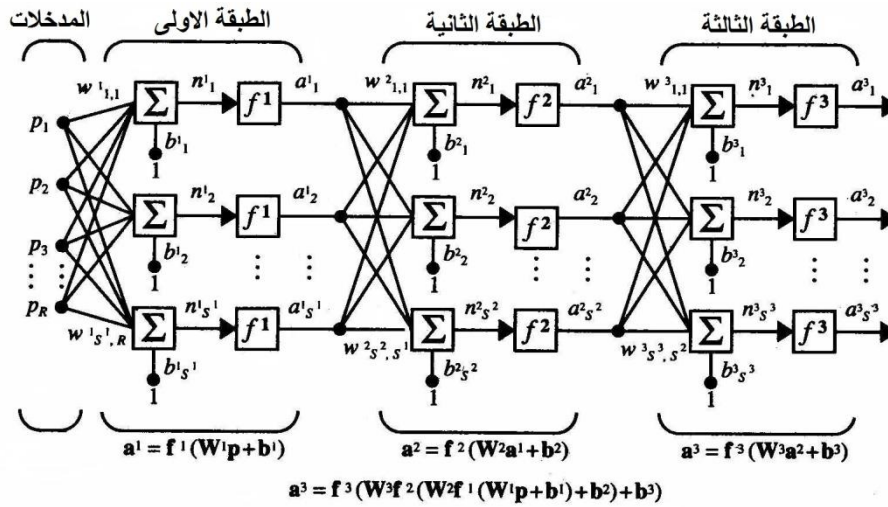


الشكل 10.1: شبكة عصبونية ذات طبقة واحدة [30].

حيث R تمثل عدد العناصر في متجه الإدخال و S تمثل عدد الخلايا العصبية في الطبقة و W تمثل مصفوفة الوزن.

كما هو موضح في الشكل أعلاه تمتلك الشبكة ذات الطبقة الواحدة طبقة واحدة من الأوزان أي ترتبط المدخلات بطبقة من المخرجات عن طريق الموصلات، مثل شبكة الإدراك العصبية التي تعد من أوائل الشبكات التي تم دراستها في منتصف 1950 وهي شبكة وحيدة الطبقة وذات تغذية أمامية وهيمن الشبكات التي تتعلم بإشراف، كما أن خوارزمية التعليم لها اكتشفها العالم F. Rosenblatt سنة 1958 وفي سنة 1969 برهن M. Papert أن هذه الشبكة تستطيع تعليم الدوال القابلة للفصل الخطي فقط مثل الدوال المنطقية التي تحتوي على نوعين من الإخراج فقط [31].

ب- **شبكة عصبية متعددة الطبقات:** وتحتوي على أكثر من طبقة للمعالجة وقد تكون بعض الطبقات مخفية ووظيفة هذه الطبقات زيادة قوة الشبكة وتحسين أدائها، وقد تكون الطبقة المخفية مكونة من عصبون واحد فقط. كما أن الطبقة المخفية تزيد من قدرة الشبكة على معالجة البيانات فإن عيبها الوحيد الإبطاء من عملية المعالجة، وميزتها أن بإمكانها إيجاد الحل الأمثل وإيجاد حل أي مشكلة معقدة وبالتالي تحسين الأداء، والجدير بالذكر أنه يجب أن تكون هناك طبقة مخفية واحدة على الأقل حيث يمثل (الشكل 11.1) النموذج العام للشبكات متعددة الطبقات [32].



الشكل 11.1: النموذج العام للشبكات متعددة الطبقات [33].

5.1.4.1 أنواع الشبكات العصبية الاصطناعية:

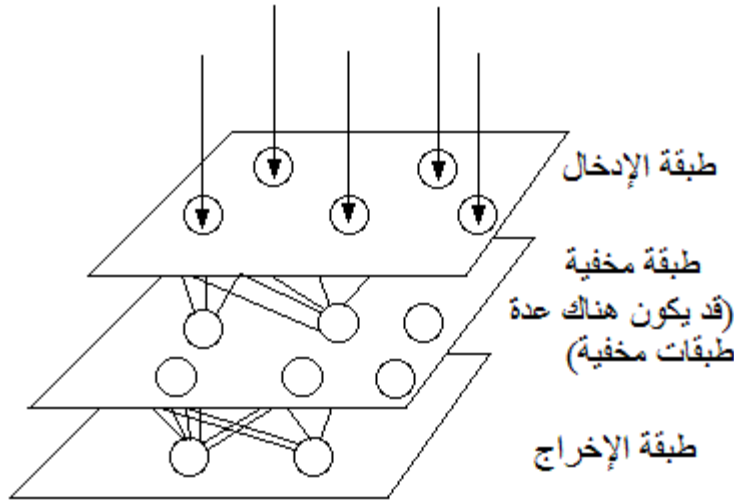
إن الشبكات العصبية الاصطناعية تكون على نوعين: شبكات ثابتة (Static Network) وشبكات حركية (Dynamic Network) التي تعد امتداداً للشبكات العصبية الثابتة، إذ إن الشبكات الثابتة ليس لها عناصر تغذية عكسية (Feedback) ولا تمتلك تأخيراً زمنياً (Delay time)، أما الشبكات الحركية فهي تحتوي في الأقل على طبقة واحدة ذات تغذية متكررة، وهذا النوع من الشبكات

المخرجات لا تعتمد فيه على مدخلات الشبكة فقط، وإنما تعتمد أيضاً على المدخلات والمخرجات السابقة، فالإشارة في هذا النمط من الشبكات العصبية تتجه نحو الإخراج بالاتجاه العكسي لتكون إدخالاً في الوقت نفسه، لذا يطلق عليها بالشبكات الحركية (الديناميكية). وهنا لا بد من الإشارة إلى وجود نوعين من التغذية في الشبكات العصبية يمكن أن تصنف على أساسها هي [34]:

1.5.1.4.1 الشبكات ذات التغذية الأمامية:

يكون فيها انتشار الإشارات الداخلة إلى الشبكة إلى الأمام دائماً؛ إذ تتجه جميع خطوط الربط باتجاه واحد من طبقة الإدخال حتى طبقة الإخراج، وبذلك فإن الإشارة الخارجة من أية خلية تعتمد على الإشارات الداخلة فقط [34].

كما هو موضح في (الشكل 12.1):



الشكل 12.1: شبكة عصبية ذات التغذية الأمامية FFNN [35].

وهناك عدة خوارزميات لتدريب هذا النوع من الشبكات أهمها:

• خوارزمية الانتشار العكسي للخطأ:

تعد من أكثر الخوارزميات استعمالاً، فهي تسعى إلى تقليل مربع الخطأ الكلي عند التدريب، وبالتالي الحصول على الأوزان المثلى التي يمكن اعتمادها في التنبؤ لبيانات جديدة لم تخضع للتدريب أو التعلم، وهذا هو الهدف من تدريب الشبكات العصبية الاصطناعية. فهي تستخدم التدريب بإشراف (Supervised Training) هذا يعني تزويد الشبكة بمثال الإدخال والإخراج. إن تدريب الشبكة العصبية الاصطناعية باستخدام الانتشار العكسي، تتضمن ثلاث مراحل هي:

- مرحلة الانتشار الأمامي لعينات التدريب.

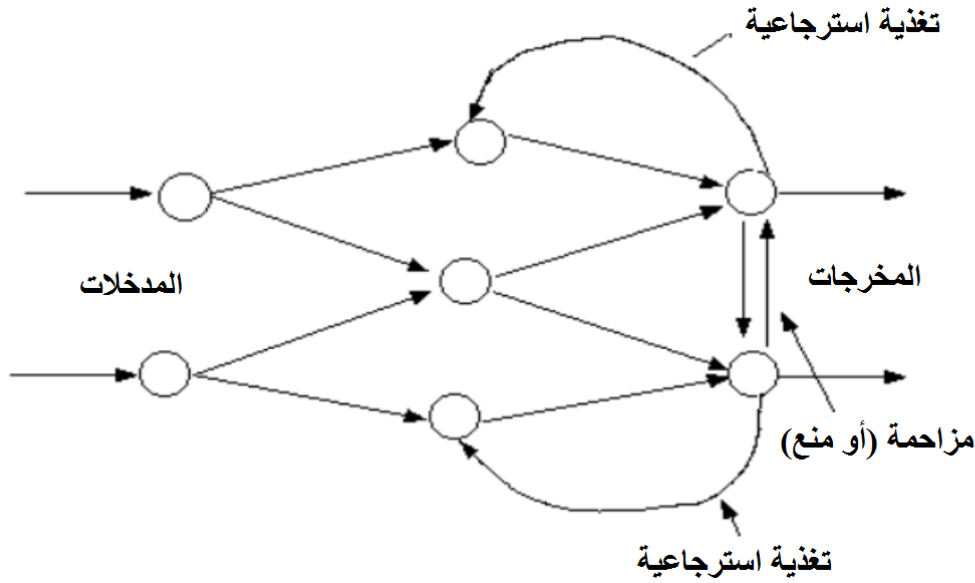
- مرحلة الانتشار الخلفي للخطأ.

- مرحلة توليف أوزان الشبكة [34].

2.5.1.4.1 الشبكات العصبية ذات التغذية الخلفية (التكرارية):

في هذه الشبكات من الممكن أن تعاد تغذية (كل أو بعض) الإشارات الخارجة من الشبكة، وتحويل اتجاهها لتصبح إشارة داخلية أيضاً (إعادة تغذية)، وبذلك فإن الإشارة الخارجة من أية خلية تعتمد على الإشارات الداخلة إليها، فضلاً عن الإشارات الخارجة منها في وقت سابق والشكل الآتي يوضح هذا النوع من الشبكات، كما أن خوارزمية التدريب هي خوارزمية الانتشار العكسي نفسها ومن الأمثلة عليها شبكة [34] Elman & NARX.

(الشكل 13.1) يوضح لنا مثال على الشبكة العصبية ذات التغذية الخلفية:



الشكل 13.1: شبكة عصبية ذات تغذية خلفية [35].

6.1.4.1 طرق تعليم الشبكة العصبونية:

في التعلم الآلي، هناك تباين متكرر جداً بين التعلم الخاضع للإشراف والتعلم غير الخاضع للإشراف. على الرغم من أن كلا النوعين من التعلم يندرجان تحت الذكاء الاصطناعي، إلا أن هناك اختلافاً واضحاً في المعالجة [36]:

أ- **التعليم المراقب بواسطة معلم:** في الحالة الأولى، يكون الباحث موجوداً "لتوجيه" الخوارزمية على مسار التعلم من خلال تزويدها بأمثلة يعتبرها مقنعة بعد تصنيفها مسبقاً بالنتائج المتوقعة. ثم يتعلم الذكاء الاصطناعي من كل مثال، بهدف التمكن من تعميم تعلمه على حالات جديدة [36]. هناك طرق مختلفة لتعلم التصنيف من مجموعة التدريب؛ على وجه الخصوص، هناك طريقتان:

- التعليم بواسطة معلم على نمط تصحيح الخطأ.
- التعليم بواسطة معلم المعتمد على الذاكرة.

ب- **التعليم غير المراقب:** في هاته الحالة يتم التعلم الآلي من تلقاء نفسه تمامًا، ثم يتم إرسال البيانات إلى الجهاز دون تزويده بأمثلة لنتائج المخرجات المتوقعة، ترتبط الخوارزميات المختلفة بالتعلم الذاتي [36].

تمثل الأوزان المعلومات الأولية التي ستتعلم بها الشبكة لذا لا بد من تحديثها خلال مرحلة التدريب ومن أجل هذا التحديث تستخدم عدة خوارزميات مختلفة حسب نوع الشبكة، من أهم هذه الخوارزميات نجد خوارزمية الانتشار العكسي التي تعتبر من أهم خوارزميات شبكات التدريب، تعتمد على اختيار دالة خطأ مناسبة والتي تتحدد قيمتها، بالنتائج الحقيقية والقيم المطلوب الحصول عليها وتعتمد أيضا على معالم الشبكة مثل الأوزان والعتبة، يتم تنفيذ هذه الخوارزمية من خلال مرحلتين أساسيتين هما [37]:

- مرحلة الانتشار الأمامي
- مرحلة الانتشار العكسي

7.1.4.1 أهم مميزات الشبكات العصبية الاصطناعية:

- تقوم بمعالجة البيانات على التوازي (Parallel) مما يوفر سرعة عالية في الأداء تمكنها من حل المشاكل المعقدة التي تضم فرضيات كثيرة ومعلومات متغيرة بشكل سريع وفعال [38].
- لها المقدرة على التعلم والتدريب؛ أي يمكن تعليمها وتدريبها مما يمكنها من (التذكر) والتكيف وتوفير الحلول للمسائل المتشابهة حتى وإن كانت المدخلات منقوصة أو مشوشة (بشكل مشابه لما يقوم به الإنسان) [38].
- لها المقدرة على حل المشاكل المعقدة بدون إعطائها خوارزمية الحل؛ وهذه الميزة تميزها عن البرامج التقليدية التي لا يمكنها حل المشكلة إذا لم يتم إعطاؤها الخوارزمية التي تمكنها من إيجاد الحل [38].
- تقوم بتوفير حلول لا يمكن إيجادها بالطرق المنطقية أو التحليلية (الاعتيادية) المستخدمة في النظم الخبيرة (ESs) أو في البرامج التقليدية [38].

8.1.4.1 مقارنة بين النظم الخبيرة والشبكات العصبية:

تعتبر الشبكات العصبية هي الجيل السادس للحواسيب أما الجيل الخامس فهو النظم الخبيرة، في الواقع هما (أي الشبكات العصبية والنظم الخبيرة) يكملان بعضهما بعضا [39].

(الجدول 2.1) يضم مقارنة بين صفات النظم الخبيرة وصفات الشبكات العصبية الاصطناعية من عدة أوجه:

الصفة (وجه المقارنة)	النظم الخبيرة (ESs)	الشبكات العصبية (ANNs)
الطريقة (الأسلوب)	رمزي (Symbolic)	رقمي (Numeric)
الإستنتاج	منطقي	ترابطي
التشغيل	آلي	شبه طبيعي
التفسير	متاح	غير متاح
المعالجة	متتابعة	متوازية
النظام	مقفول	منظم ذاتيا
التحقق	بطيء وصعب	سريع
الصيانة	صعبة	سهلة

الجدول 2.1: مقارنة بين صفات النظم الخبيرة وصفات الشبكات العصبية الاصطناعية [40].

9.1.4.1 مجالات تطبيق الشبكة العصبية:

- معالجة الصورة: ضغط الصورة، التعرف على الشخصية والتوقيع، التعرف على الأشكال والأنماط، التشفير، التصنيف،
- معالجة الإشارة: معالجة الكلام، تحديد المصادر، التصفية، التصنيف،
- المعالجة التلقائية للغة: تجزئة إلى كلمات، التمثيل الدلالي للكلمات (التضمينات المعجمية)، الوسم الصرفي النحوي، الترجمة الآلية،
- المراقبة: تشخيص الأخطاء، مراقبة العمليات، مراقبة الجودة، الروبوتات،
- المحاكاة: محاكاة الصندوق الأسود، توقعات الطقس

2.4.1 الشبكة العصبية التلافيفية:

1.2.4.1 تعريف الشبكة العصبية التلافيفية (CNN):

هو نوع من الشبكات العصبية الاصطناعية غير الحلقية التي يكون فيها نمط الاتصال بين الخلايا العصبية مستوحى من القشرة البصرية للحيوانات. تستخدم على نطاق واسع في مجال رؤية الكمبيوتر [41].

2.2.4.1 طبقات الشبكة العصبية التلافيفية (CNN) :

- ✓ الطبقة التلافيفية (CONV) التي تعالج بيانات حقل الاستقبال [41].
- ✓ طبقة التجميع (POOL)، والتي تسمح بضغط المعلومات عن طريق تقليل حجم الصورة الوسيطة (غالبًا عن طريق الاختزال) [41].
- ✓ طبقة التصحيح (ReLU)، غالبًا ما يطلق عليها الإساءة "ReLU" في إشارة إلى وظيفة التنشيط (وحدة التصحيح الخطي) [41].
- ✓ الطبقة "المتصلة بالكامل" (FC)، وهي طبقة تشبه الحس البصري [41].
- ✓ طبقة الفقد (LOSS) [41].

3.2.4.1 مزايا الشبكة العصبية التلافيفية (CNN):

الميزة الرئيسية للشبكات التلافيفية هي استخدام وزن واحد مرتبط بالإشارات التي تدخل جميع الخلايا العصبية للنواة التلافيفية نفسها. تقلل هذه الطريقة من أثر الذاكرة، وتحسن الأداء وتسمح بثبات معالجة الترجمة. هذه هي الميزة الرئيسية للشبكة العصبية التلافيفية (CNN) على MLP، والتي تعتبر كل خلية عصبية مستقلة وبالتالي تعين وزناً مختلفاً لكل إشارة واردة [41].

3.4.1 الشبكة العصبية التلافيفية للمنطقة (R-CNN):

1.3.4.1 تعريف الشبكة العصبية التلافيفية للمنطقة (R-CNN):

تعد R-CNN نوعاً خاصاً من CNN قادراً على تحديد موقع الكائنات في الصور واكتشافها: عادةً ما يكون الإخراج عبارة عن مجموعة من المربعات المحيطة التي تتطابق بشكل وثيق مع كل كائن تم اكتشافه، بالإضافة إلى إخراج فئة لكل منها للكائن المكتشف [42].

من خلال استغلال بعض القفزات التي تحققت في رؤية الكمبيوتر عبر شبكات CNN، طور الباحثون

R-CNNs للتعامل مع مهام اكتشاف الكائنات، وتوطينها، وتصنيفها، بشكل عام [42].

يوضح (الشكل 14.1) مخرجات R-CNN النموذجية:



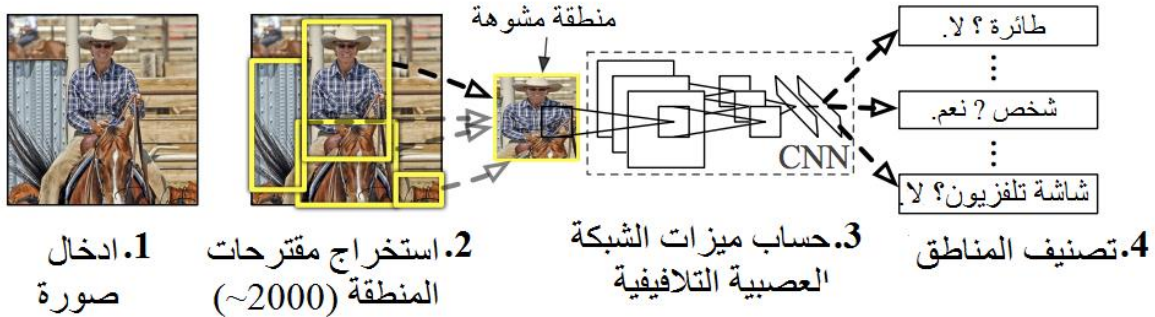
الشكل 14.1: مثال على مخرجات R-CNN [42].

لتجاوز مشكلة اختيار عدد كبير من المناطق، اقترح R. Girshick وآخرون طريقة يستخدم فيها البحث الانتقائي لاستخراج 2000 منطقة فقط من الصورة وأطلق عليها مقترحات المنطقة. لذلك بدلاً من محاولة تصنيف عدد كبير من المناطق، يمكنك فقط العمل مع 2000 منطقة. يتم إنشاء مقترحات منطقة 2000 هذه باستخدام خوارزمية البحث الانتقائي المكتوبة أدناه [43].

Selective Search:

1. Generate initial sub-segmentation, we generate many candidate regions
2. Use greedy algorithm to recursively combine similar regions into larger ones
3. Use the generated regions to produce the final candidate region proposals

(الشكل 15.1) يوضح لنا آلية عمل R-CNN:



الشكل 15.1: آلية عمل R-CNN [44].

تعمل CNN كمستخرج للميزات وتتكون الطبقة كثيفة الإخراج من الميزات المستخرجة من الصورة ويتم إدخال الميزات المستخرجة في SVM لتصنيف وجود الكائن ضمن اقتراح المنطقة المرشح. بالإضافة إلى توقع وجود كائن داخل مقترحات المنطقة، تنتبأ الخوارزمية أيضاً بأربع قيم تمثل قيم إزاحة لزيادة دقة المربع المحيط. على سبيل المثال، نظراً لاقتراح المنطقة، كان من الممكن أن تنتبأ الخوارزمية بوجود شخص ولكن وجه هذا الشخص داخل اقتراح المنطقة هذا كان من الممكن أن يتم قطعه إلى النصف. لذلك، تساعد قيم الإزاحة في ضبط المربع المحيط لاقتراح المنطقة [43].

2.3.4.1 مشاكل الشبكة العصبية التلافيفية للمنطقة (R-CNN):

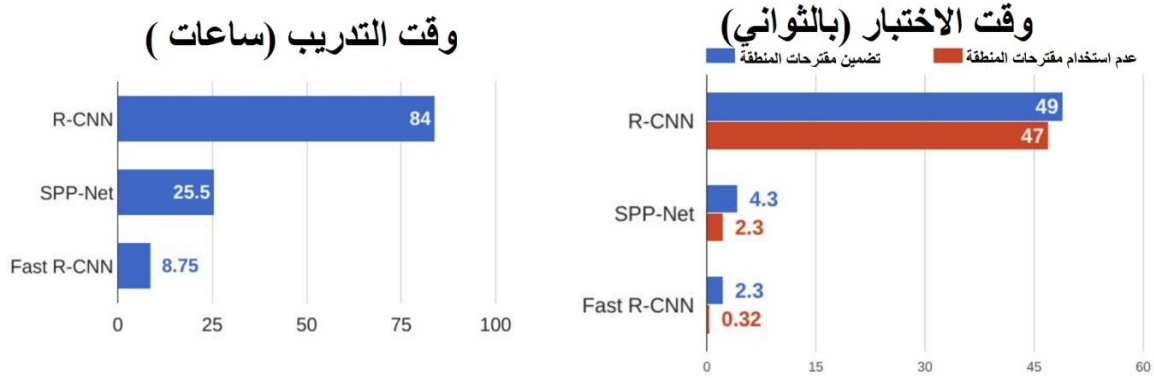
- لا يزال الأمر يستغرق وقتاً طويلاً لتدريب الشبكة حيث سيتعين عليك تصنيف اقتراح 2000 منطقة لكل صورة [43].
- لا يمكن تنفيذه في الوقت الفعلي حيث يستغرق حوالي 47 ثانية لكل صورة اختبار [43].
- خوارزمية البحث الانتقائي هي خوارزمية ثابتة. لذلك، لا يوجد تعلم يحدث في تلك المرحلة. قد يؤدي هذا إلى توليد مقترحات سيئة للمنطقة المرشحة [43].

4.4.1 الشبكة العصبية التلافيفية للمنطقة السريعة (Fast R-CNN):

النهج مشابه لخوارزمية R-CNN ولكن بدلاً من تقديم مقترحات المنطقة إلى CNN، نقوم بتغذية صورة الإدخال إلى CNN لإنشاء خريطة ميزة تلافيفية من خريطة المعالم التلافيفية، نحدد منطقة المقترحات ونقوم بتشويشها في مربعات وباستخدام طبقة تجميع العائد على الاستثمار، نعيد تشكيلها إلى حجم ثابت بحيث يمكن تغذيتها في طبقة متصلة بالكامل. من متجه ميزة RoI، نستخدم طبقة softmax للتنبؤ بفئة المنطقة المقترحة وكذلك قيم الإزاحة للمربع المحيط [35].

السبب في أن "Fast R-CNN" أسرع من R-CNN هو أنك لست مضطراً لتقديم 2000 اقتراح منطقة إلى الشبكة العصبية التلافيفية في كل مرة. بدلاً من ذلك، تتم عملية الالتفاف مرة واحدة فقط لكل صورة ويتم إنشاء خريطة المعالم منها [43].

(الشكل 16.1) يوضح لنا مقارنة أداء خوارزميات الكشف عن الأشياء عند تضمين مقترحات المنطقة والمنطقة وعند عدم استخدام مقترحات المنطقة:

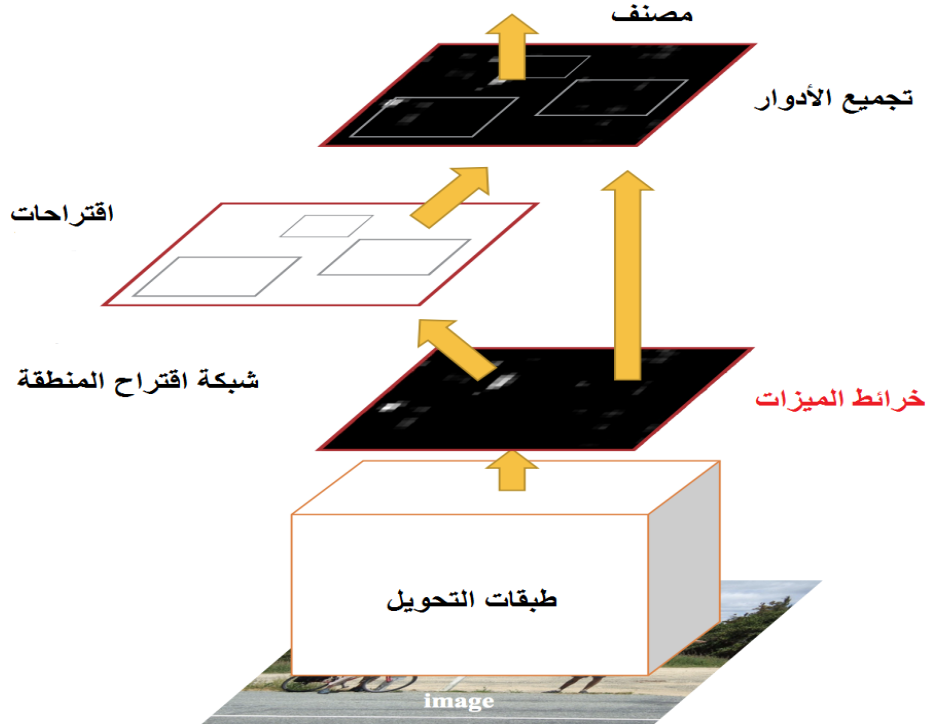


الشكل 16.1: مقارنة خوارزميات الكشف عن الأشياء [43].

من الرسوم البيانية أعلاه، يمكنك أن تستنتج أن Fast R-CNN أسرع بشكل ملحوظ في وقتي التدريب والاختبار من R-CNN. عندما تنظر إلى أداء Fast R-CNN أثناء وقت الاختبار، فإن تضمين مقترحات المنطقة يؤدي إلى إبطاء الخوارزمية بشكل كبير عند مقارنتها بعدم استخدام مقترحات المنطقة. لذلك، تصبح مقترحات المنطقة اختناقات في خوارزمية Fast R-CNN التي تؤثر على أدائها [43].

5.4.1 الشبكة العصبية التلافيفية للمنطقة الأسرع (Faster R-CNN):

(الشكل 17.1) يوضح لنا آلية عمل Faster R-CNN:

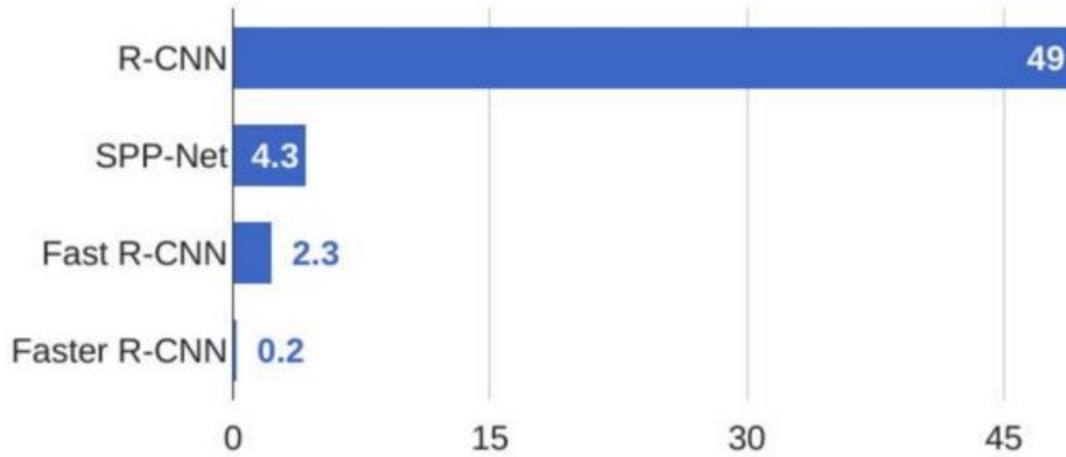


الشكل 17.1: آلية عمل Faster R-CNN [45].

تستخدم كل من الخوارزميات المذكورة أعلاه R-CNN و Fast R-CNN بحثًا انتقائيًا لمعرفة مقترحات المنطقة. البحث الانتقائي عملية بطيئة وتستغرق وقتًا طويلاً تؤثر على أداء الشبكة. لذلك S. Ren وآخرون. توصلوا إلى خوارزمية لاكتشاف الكائنات تقضي على خوارزمية البحث الانتقائي وتتيح للشبكة التعرف على مقترحات المنطقة [43].

على غرار Fast R-CNN، يتم توفير الصورة كمدخل لشبكة تلافيفية توفر خريطة ميزات تلافيفية. بدلاً من استخدام خوارزمية البحث الانتقائي على خريطة المعالم لتحديد مقترحات المنطقة، يتم استخدام شبكة منفصلة للتنبؤ بمقترحات المنطقة. يتم بعد ذلك إعادة تشكيل مقترحات المنطقة المتوقعة باستخدام طبقة تجميع الأدوار والتي يتم استخدامها بعد ذلك لتصنيف الصورة داخل المنطقة المقترحة والتنبؤ بقيم الإزاحة للمربعات المحيطة [43].

(الشكل 18.1) يوضح لنا مقارنة سرعة وقت الاختبار لخوارزميات اكتشاف الكائنات :



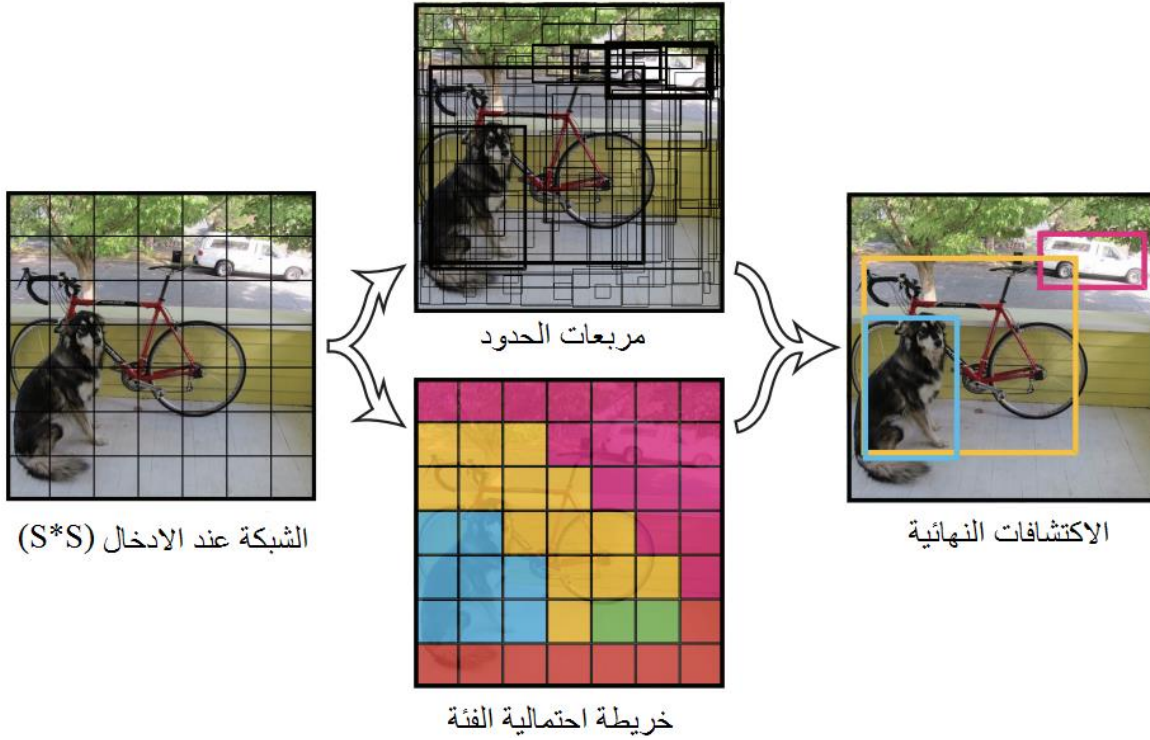
الشكل 18.1: مقارنة سرعة وقت الاختبار لخوارزميات اكتشاف الكائنات [43].

من الرسم البياني أعلاه، نرى أن Faster R-CNN أسرع بكثير من سابقتها. لذلك، يمكن استخدامها لاكتشاف الكائنات في الوقت الفعلي.

6.4.1 خوارزمية أنت تنظر مرة واحدة فقط (YOLO):

تستخدم كافة خوارزميات الكشف عن الكائنات السابقة مناطق لتحديد موقع الكائن داخل الصورة. لا تنظر الشبكة إلى الصورة الكاملة. بدلاً من ذلك، أجزاء من الصورة التي لديها احتمالات عالية لاحتواء الكائن. YOLO أو أنت تنظر مرة واحدة فقط هو خوارزمية الكشف عن الكائن يختلف كثيراً عن الخوارزميات القائمة على المنطقة. في YOLO تتنبأ شبكة تلافيفية واحدة بالمربعات المحيطة واحتمالات الفئة لهذه المربعات [43].

(الشكل 19.1) مثال على آلية عمل خوارزمية YOLO :



الشكل 19.1: خوارزمية YOLO [46].

آلية عمل YOLO هو أننا نلتقط صورة ونقسمها إلى شبكة $S \times S$ ، داخل كل شبكة نأخذ مربعات محيط m . لكل مربع محيط، تُخرج الشبكة احتمالية فئة وقيم إزاحة للمربع المحيط. يتم تحديد المربعات المحيطة التي تحتوي على احتمالية الفئة أعلى من قيمة العتبة وتستخدم لتحديد موقع الكائن داخل الصورة [42].

YOLO هي أوامر من حيث الحجم أسرع (45 إطارًا في الثانية) من خوارزميات اكتشاف الكائنات الأخرى. يتمثل الحد من خوارزمية YOLO في أنها تكافح مع الأشياء الصغيرة داخل الصورة، على سبيل المثال قد تواجه صعوبات في اكتشاف سرب من الطيور. هذا بسبب القيود المكانية للخوارزمية [43].

7.4.1 خوارزمية SSD:

تم تصميم SSD لاكتشاف الكائنات في الصور باستخدام شبكة عصبية واحدة عميقة، بحيث يحدد مساحة الإخراج للمربعات المحيطة في مجموعة من المربعات الافتراضية على نسب عرض إلى ارتفاع مختلفة ومقاييس لكل موقع خريطة معلم. في وقت التنبؤ تُنشئ الشبكة درجات لوجود كل فئة كائن في كل مربع افتراضي وتنتج تعديلات على المربع لمطابقة شكل الكائن بشكل أفضل. بالإضافة إلى ذلك، تجمع

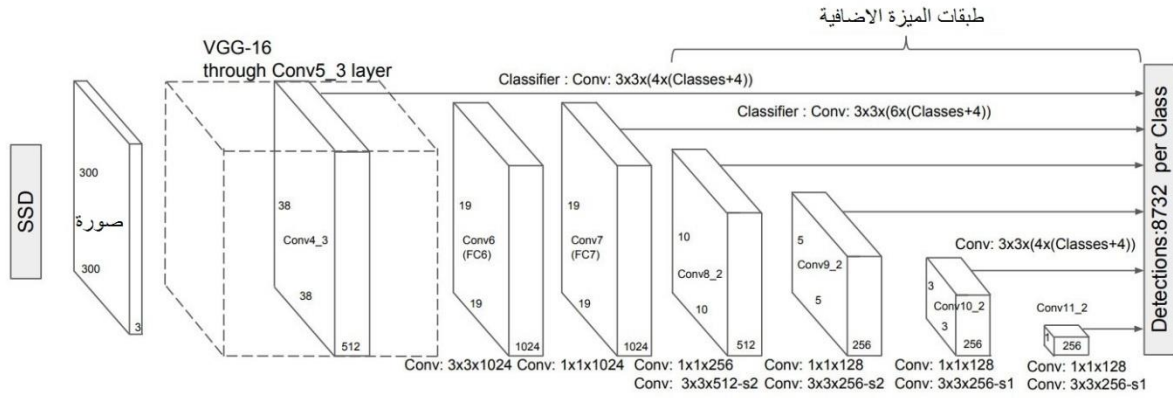
الشبكة التنبؤات من خرائط معالم متعددة بدرجات دقة مختلفة للتعامل بشكل طبيعي مع الكائنات ذات الأحجام المختلفة. يعد نموذج SSD بسيطاً بالنسبة للطرق التي تتطلب مقترحات كائن لأنه يلغي تماماً إنشاء الاقتراح وما تلاه من وحدات البكسل أو مرحلة إعادة تشكيل الميزات ويغلف كل العمليات الحسابية في شبكة واحدة. هذا يجعل SSD سهل التدريب ومباشراً للاندماج في الأنظمة التي تتطلب مكون الكشف. تؤكد النتائج التجريبية على مجموعات بيانات (PASCAL VOC و MS COCO و ILSVRC) أن SSD لديها دقة مماثلة للطرق التي تستخدم خطوة اقتراح كائن إضافية وهي أسرع بكثير، مع توفير إطار عمل موحد لكل من التدريب والاستدلال. بالمقارنة مع طرق المرحلة الواحدة الأخرى، فإن SSD لديها دقة أفضل بكثير، حتى مع حجم صورة إدخال أصغر. بالنسبة للإدخال 300×300 ، يحقق SSD نسبة mAP 72.1% في اختبار VOC2007 بمعدل 58 إطاراً في الثانية على Nvidia Titan X ولإدخال 500×500 ، يحقق SSD نسبة mAP 75.1% متفوقاً على حالة مماثلة من نموذج Faster R-CNN [47].

يعتمد نهج SSD على شبكة تلافيفية للتغذية الأمامية تنتج مجموعة ذات حجم ثابت من المربعات المحيطة ودرجات لوجود مثيلات فئة الكائن في تلك المربعات، متبوعة بخطوة قمع غير قصوى لإنتاج الاكتشافات النهائية. تعتمد طبقات الشبكة المبكرة على بنية قياسية مستخدمة لتصنيف الصور عالي الجودة (تم اقتطاعه قبل أي طبقات تصنيف)، والتي سنسميها الشبكة الأساسية. ثم نضيف هيكلاً إضافياً للشبكة لإنتاج اكتشافات بالميزات الرئيسية التالية [47]:

خرائط ميزات متعددة المقاييس للكشف: نضيف طبقات المعالم التلافيفية إلى نهاية الشبكة الأساسية المقطعة. تتناقص هذه الطبقات في الحجم تدريجياً وتسمح بالتنبؤ بالاكتشافات على مستويات متعددة. يختلف النموذج التلافيفي للتنبؤ بالاكتشافات عن كل طبقة معالم [47].

تنبؤات تلافيفية للكشف: يمكن أن تنتج كل طبقة معالم مضافة (أو اختياريًا طبقة معالم موجودة من الشبكة الأساسية) مجموعة ثابتة من تنبؤات الاكتشاف باستخدام مجموعة من المرشحات التلافيفية. يشار إلى بنية شبكة SSD في الشكل 20.1 بالنسبة لطبقة المعالم بحجم $m \times n$ مع قنوات p ، فإن العنصر الأساسي للتنبؤ بمعلومات الكشف المحتمل هو نواة صغيرة $3 \times 3 \times p$ تنتج إما درجة لفئة أو إزاحة شكل بالنسبة للمربع الافتراضي الإحداثيات. في كل موقع من مواقع $m \times n$ حيث يتم تطبيق النواة، فإنه ينتج قيمة إخراج [47].

(الشكل 20.1) يوضح لنا بنية شبكة خوارزمية الكشف عن الكائنات SSD:



الشكل 20.1: بنية شبكة SSD [47].

المربعات الافتراضية ونسب العرض إلى الارتفاع: حيث يتم ربط مجموعة من المربعات المحيطة الافتراضية بكل خلية خريطة معالم، لخرائط المعالم المتعددة في الجزء العلوي من الشبكة [47].

المربعات الافتراضية ترسم خريطة المعالم بطريقة تلافيفية، بحيث يتم إصلاح موضع كل مربع بالنسبة إلى خليته المقابلة. في كل خلية خريطة معلم، حيث يتم توقع الإزاحات المتعلقة بأشكال المربعات الافتراضية في الخلية، بالإضافة إلى الدرجات لكل فئة التي تشير إلى وجود مثيل فئة في كل من هذه المربعات. على وجه التحديد، لكل مربع من k في موقع معين، نحسب درجات الفئة c والإزاحات الأربعة المتعلقة بشكل المربع الافتراضي الأصلي. ينتج عن هذا إجمالي مرشحات $k(c + 4)$ يتم تطبيقها حول كل موقع في خريطة المعالم، مما ينتج عنه مخرجات $k(mn(c + 4))$ لخريطة معالم $m \times n$. للحصول على توضيح للمربعات الافتراضية، المربعات الافتراضية تشبه مربعات التثبيت المستخدمة في Faster R-CNN ومع ذلك يتم تطبيقها على العديد من خرائط الميزات بدقة مختلفة. حيث يسمح السماح بأشكال مربعات افتراضية مختلفة في العديد من خرائط الميزات بتحديد مساحة أشكال مربعات الإخراج الممكنة بكفاءة [47].

5.1 خاتمة:

تُستخدم الشبكات العصبية عمومًا لحساسيتها المنخفضة للضوضاء (متانتها للضوضاء) وقدرتها على التعلم. لقد حققت نجاحًا كبيرًا في معالجة الصور. نظرًا لقدرتها على الاحتفاظ بالمعلومات حول الإدخالات السابقة، فإنها قادرة على تعلم التبعيات السياقية بالصور، وهو أمر مفيد على الشبكة العصبية التلافيفية (CNN). لهذا السبب، عادةً ما يتم دمج الشبكات العصبية الاصطناعية (ANNs) مع الشبكة العصبية التلافيفية (CNN) من أجل تحقيق أداء أفضل في مهام الرؤية مثل تجزئة الصورة.

غالبًا ما يكون من الصعب بناؤها. يؤثر هيكلها (عدد الطبقات المخفية للمدركين، على سبيل المثال) بشكل كبير على النتائج ولا توجد طريقة لتحديد هذا الهيكل تلقائيًا. يصعب تنفيذ مرحلة التعلم حيث يجب اختيار الأمثلة بشكل صحيح (من حيث العدد والتكوين). بالإضافة إلى ذلك، يتم اختبار معظم هذه الأساليب فقط على الصور المستخدمة أثناء التدريب، لذلك لا يمكن التنبؤ بسلوك هذه الأساليب في حالة الموضوعات غير المألوفة. بالإضافة إلى ذلك، تتطلب معظم هذه الأساليب التدخل اليدوي.

تُستخدم الشبكات العصبية اليوم لجميع أنواع التطبيقات في مختلف المجالات. على سبيل المثال، تطوير الطيار الآلي في مجال الطيران، أو نظام التوجيه للسيارة، تصميم أنظمة للقراءة التلقائية للشبكات المصرفية والعناوين البريدية، وإنتاج أنظمة لمعالجة الإشارة للتطبيقات العسكرية المختلفة، نظام لتركيب الكلام، تُستخدم الشبكات أيضًا لبناء أنظمة رؤية الكمبيوتر، للتنبؤ بأسواق المال، لتقييم المخاطر المالية أو التأمينية، لمصنعي العمليات المختلفة، للتشخيص الطبي، لاستكشاف النفط والغاز، في الروبوتات، في الاتصالات السلكية واللاسلكية، باختصار الشبكات العصبية لها تأثير كبير اليوم وهو رهان آمن إن أهميتها ستزداد في المستقبل.

الفصل الثاني

تطبيق واقعي للتعليم العميق لاكتشاف الحيوانات السامة

(العقارب والافاعي).

1.2 مقدمة:

تقتل العقارب والأفاعي في صحراء الجزائر عشرات الأشخاص سنوياً وتلدغ عشرات الآلاف، لذا كان لابد من إيجاد طريقة لمحاربة هاته الحيوانات السامة حيث سنحاول في مشروعنا هذا الحد من خطورتهم الكبيرة على حياتنا، "... نعتذر لعدم إظهار محتوى هذا الجزء نظراً لما يتضمنه من معلومات مهمة حول هذا المشروع الذي لم نتحصل بعد على الملكية الفكرية الخاصة به. "...

2.2 إعداد نظام Jetson Nano:

1.2.2 تثبيت المتطلبات الأساسية (تجهيز بيئة البايثون):

نعتذر لعدم وضع مضمون العنوان إلى حين الحصول على الملكية الفكرية.

نعتذر لعدم إدراج الصور
الموضحة للمشروع وطريقة
استخدامه نظراً لعدم
الحصول على الملكية
الفكرية بعد، ستكون مدرجة
في وقت لاحق بإذن الله.

2.2.2 تحميل وتجهيز Jetson Inference:

نعتذر لعدم وضع مضمون العنوان إلى حين الحصول على الملكية الفكرية.

نعتذر لعدم إدراج الصور
الموضحة للمشروع وطريقة
استخدامه نظراً لعدم
الحصول على الملكية
الفكرية بعد، ستكون مدرجة
في وقت لاحق بإذن الله.

نعتذر لعدم إدراج الصور
الموضحة للمشروع وطريقة
استخدامه نظرا لعدم
الحصول على الملكية
الفكرية بعد، ستكون مدرجة
في وقت لاحق بإذن الله.

3.2 تجهيز البيانات:

نعتذر لعدم وضع مضمون العنوان إلى حين الحصول على الملكية الفكرية.

1.3.2 تجميع الصور:

نعتذر لعدم وضع مضمون العنوان إلى حين الحصول على الملكية الفكرية.

نعتذر لعدم إدراج الصور
الموضحة للمشروع وطريقة
استخدامه نظرا لعدم
الحصول على الملكية
الفكرية بعد، ستكون مدرجة
في وقت لاحق بإذن الله.

نعتذر لعدم إدراج الصور
الموضحة للمشروع وطريقة
استخدامه نظرا لعدم
الحصول على الملكية
الفكرية بعد، ستكون مدرجة
في وقت لاحق بإذن الله.

نعتذر لعدم إدراج الصور
الموضحة للمشروع وطريقة
استخدامه نظرا لعدم
الحصول على الملكية
الفكرية بعد، ستكون مدرجة
في وقت لاحق بإذن الله.

2.3.2 تأطير الصور:

نعتذر لعدم وضع مضمون العنوان إلى حين الحصول على الملكية الفكرية.

نعتذر لعدم إدراج الصور
الموضحة للمشروع وطريقة
استخدامه نظرا لعدم
الحصول على الملكية
الفكرية بعد، ستكون مدرجة
في وقت لاحق بإذن الله.

نعتذر لعدم إدراج الصور
الموضحة للمشروع وطريقة
استخدامه نظرا لعدم
الحصول على الملكية
الفكرية بعد، ستكون مدرجة
في وقت لاحق بإذن الله.

نعتذر لعدم إدراج الصور
الموضحة للمشروع وطريقة
استخدامه نظرا لعدم
الحصول على الملكية
الفكرية بعد، ستكون مدرجة
في وقت لاحق بإذن الله.

نعتذر لعدم إدراج الصور
الموضحة للمشروع وطريقة
استخدامه نظرا لعدم
الحصول على الملكية
الفكرية بعد، ستكون مدرجة
في وقت لاحق بإذن الله.

4.2 تدريب النموذج:

نعتذر لعدم وضع مضمون العنوان إلى حين الحصول على الملكية الفكرية.

1.4.2 المعلمات لقاعدة البيانات (the Params for the database):

نعتذر لعدم وضع مضمون العنوان إلى حين الحصول على الملكية الفكرية.

2.4.2 معلمات النسب المتدرج العشوائي (the Params for SGD):

نعتذر لعدم وضع مضمون العنوان إلى حين الحصول على الملكية الفكرية.

3.4.2 معلمات التدريب (The train params):

نعتذر لعدم وضع مضمون العنوان إلى حين الحصول على الملكية الفكرية.

4.4.2 تعريف دالة الخسارة وقيم المحسن (optimizer):
نعتذر لعدم وضع مضمون العنوان إلى حين الحصول على الملكية الفكرية.

نعتذر لعدم إدراج الصور
الموضحة للمشروع وطريقة
استخدامه نظرا لعدم
الحصول على الملكية
الفكرية بعد، ستكون مدرجة
في وقت لاحق بإذن الله.

نعتذر لعدم إدراج الصور
الموضحة للمشروع وطريقة
استخدامه نظرا لعدم
الحصول على الملكية
الفكرية بعد، ستكون مدرجة
في وقت لاحق بإذن الله.

نعتذر لعدم إدراج الصور
الموضحة للمشروع وطريقة
استخدامه نظرا لعدم
الحصول على الملكية
الفكرية بعد، ستكون مدرجة
في وقت لاحق بإذن الله.

5.2 اختبار النموذج:

نعتذر لعدم وضع مضمون العنوان إلى حين الحصول على الملكية الفكرية.

نعتذر لعدم إدراج الصور
الموضحة للمشروع وطريقة
استخدامه نظرا لعدم
الحصول على الملكية
الفكرية بعد، ستكون مدرجة
في وقت لاحق بإذن الله.

نعتذر لعدم إدراج الصور
الموضحة للمشروع وطريقة
استخدامه نظرا لعدم
الحصول على الملكية
الفكرية بعد، ستكون مدرجة
في وقت لاحق بإذن الله.

نعتذر لعدم إدراج الصور
الموضحة للمشروع وطريقة
استخدامه نظرا لعدم
الحصول على الملكية
الفكرية بعد، ستكون مدرجة
في وقت لاحق بإذن الله.

6.2 انشاء جهاز الإنذار:

نعتذر لعدم وضع مضمون العنوان إلى حين الحصول على الملكية الفكرية.

1.6.2 انشاء الدارة الإلكترونية:

نعتذر لعدم وضع مضمون العنوان إلى حين الحصول على الملكية الفكرية.

نعتذر لعدم إدراج الصور
الموضحة للمشروع وطريقة
استخدامه نظرا لعدم
الحصول على الملكية
الفكرية بعد، ستكون مدرجة
في وقت لاحق بإذن الله.

نعتذر لعدم إدراج الصور
الموضحة للمشروع وطريقة
استخدامه نظرا لعدم
الحصول على الملكية
الفكرية بعد، ستكون مدرجة
في وقت لاحق بإذن الله.

نعتذر لعدم إدراج الصور
الموضحة للمشروع وطريقة
استخدامه نظرا لعدم
الحصول على الملكية
الفكرية بعد، ستكون مدرجة
في وقت لاحق بإذن الله.

2.6.2 انشاء برنامج للربط بين الدارة والنموذج:

نعتذر لعدم وضع مضمون العنوان إلى حين الحصول على الملكية الفكرية.

7.2 اختبار النظام:

نعتذر لعدم وضع مضمون العنوان إلى حين الحصول على الملكية الفكرية.

نعتذر لعدم إدراج الصور
الموضحة للمشروع وطريقة
استخدامه نظرا لعدم
الحصول على الملكية
الفكرية بعد، ستكون مدرجة
في وقت لاحق بإذن الله.

نعتذر لعدم إدراج الصور
الموضحة للمشروع وطريقة
استخدامه نظرا لعدم
الحصول على الملكية
الفكرية بعد، ستكون مدرجة
في وقت لاحق بإذن الله.

8.2 خاتمة:

"... نعتذر لعدم إظهار محتوى هذا الجزء نظرا لما يتضمنه من معلومات مهمة حول هذا المشروع الذي لم نتحصل بعد على الملكية الفكرية الخاصة به. ..."

الخاتمة العامة

الخاتمة العامة:

الهدف من هذه المذكرة هو التقليل والحد من مخاطر الكائنات السامة خصوصا الافاعي والعقارب التي أصبحت تهدد حياة البشر خاصة في المناطق الصحراوية والفلاحية وذلك عبر بإنشاء نظام آلي جديد قادر على اكتشاف وتحديد العقارب والافاعي القريبة.

حيث تطرقنا في الفصل الأول الى شرح مفهوم بعض الأنظمة الذكية، مع التركيز على الشبكات العصبونية الاصطناعية، حيث انها قابلة على التعلم من خلال الأمثلة فهي نظام معالجة له يمتاز ب أداء معين يحاكي الشبكات العصبونية الحية، التي تعتمد على تخزين المعلومات وتعلمها واستخدامها لاحقا، كما تم استعراض طبقات ومكونات الشبكات العصبونية الاصطناعية المختلفة، تم التطرق أيضا إلى بعض الأنظمة الهجينة الناتجة عن عملية دمج الشبكات العصبونية الاصطناعية مع بعض الأنظمة الذكية الأخرى للاستفادة من بعض مزاياهم.

..." نعتذر لعدم إظهار محتوى هذا الجزء نظرا لما يتضمنه من معلومات مهمة حول هذا المشروع

الذي لم نتحصل بعد على الملكية الفكرية الخاصة به. "...

قائمة المصادر والمراجع

قائمة المصادر والمراجع

مصادر أجنبية

- [1] K. Vogiatzis, A. Bensoussan "Gouvernance de l'intelligence artificielle dans les grandes entreprises, *Enjeux managériaux, juridiques et éthiques*". France 2016.
- [2] T. Morisse, "intelligence artificielle, un nouvel horizon: pourquoi la France a besoin d'une culture du numérique ? comprendre et débattre ses enjeux technologiques, économiques, légaux et éthique". Les Cahiers Lysias, Paris (2017) France.
- [4] Luger G F, Artificial intelligence: Structures and strategies for complex problem solving, 6th Ed, Pearson Education, Harlow, England . (2009)
- [5] Pizzinato Alain et Denis Gil, "prise de décision et intelligence artificielle dans les sports d'opposition : exemple de la phase de service retour de service en tennis"(these doctorat Université de Nancy I, 1992) p82.
- [6] <https://www.educba.com/types-of-artificial-intelligence/?source=leftnav> consulté le 03/05/2021.
- [7] <https://poonam3958.wordpress.com/goals-of-ai/> consulté le 03/05/2021.
- [8] <https://www.ibm.com/cloud/learn/what-is-artificial-intelligence> consulté le 09/05/2021.
- [9] K. Hussain "Artificial Intelligence and its Applications goal" International Research Journal of Engineering and Technology, Volume: 05 Issue: 01 India, 2018.
- [10] A. Pannu "Artificial Intelligence and its Application in Different Areas" International Journal of Engineering and Innovative Technology Volume 4, Issue 10 India, 2015.
- [11] <https://bdtechtalks.com/2017/12/28/major-artificial-intelligence-developments-2017/>

consulté le 03/05/2021.

[12] <https://www.forbes.com/sites/tomtaulli/2018/12/22/2018s-biggest-moments-in-ai-artificial-intelligence/?sh=706b1d637855>

consulté le 03/05/2021.

[13] <https://analyticsindiamag.com/top-7-artificial-intelligence-breakthroughs-we-saw-in-2019/>

consulté le 03/05/2021.

[14] <https://www.itproportal.com/features/artificial-intelligence-trends-of-2019/>

consulté le 03/05/2021.

[15] <https://blog.adext.com/artificial-intelligence-technologies-2019/>

consulté le 03/05/2021.

[16] <https://www.technologyreview.com/2021/01/14/1016122/these-five-ai-developments-will-shape-2021-and-beyond/>

consulté le 03/05/2021.

[17] <https://www.forbes.com/sites/nishatalagala/2021/03/15/artificial-intelligence-in-2021-five-trends-you-may-or-may-not-expect/?sh=30453a805677>

consulté le 03/05/2021.

[18] <https://blog.vsoftconsulting.com/blog/top-10-ai-innovation-trends-to-watch-in-2021>

consulté le 16/09/2021.

[19] A. Géron, Hands-on Machine Learning with Scikit-Learn and TensorFlow: Concepts, Tools, and Techniques to Build Intelligent Systems, O'Reilly Media, Inc., 1005 Gravenstein Highway North, Sebastopol, CA 95472., 2017.

[20] <https://www.tutorialandexample.com/wp-content/uploads/2020/11/Supervised-Machine-Learning-1.png>

consulté le 03/05/2021.

[21] https://miro.medium.com/max/866/1*Iihw0V-r0raMMtcDTFGGQA.png

consulté le 03/05/2021.

- [23] DIALLO Nene AdamaDian , La reconnaissance des expressions faciales , Master , Université 8 Mai 1945 – Guelma -, Faculté des Mathématiques, d'Informatique et des Sciences de la matière , 2019 , p16.
- [25] D. Graupe, Principles of Artificial Neural Networks, 2nd Edition, World Scientific, USA, 2007, p5.
- [27] S. Haykin, Neural Networks and Learning Machines Third Edition, !.Third Edition, New York, Pearson Education, 2008, p 1 .
- [30]http://matlab.izmiran.ru/help/toolbox/nnet/02_layn.gif
consulté le 08/06/2021.
- [33]http://ffden2.phys.uaf.edu/212_fall2003.web.dir/Keith_Palchikoff/multilayer%20perceptron.JPG
consulté le 08/06/2021.
- [35] C. Gupta , Implementation of Back Propagation Algorithm (of neural networks) IN VHDL , INDIA , 2006 , p28, p29.
- [36] Kenza Belhouchette , MODELISATION DE L'ETAT AFFECTIF DANS LES SEQUENCES VIDEO , Doctorat , Université L'arbi Ben M'Hidi Oum El Bouaghi , Faculté des sciences exactes et sciences de la nature et de la vie , 2018 p 54 ,p 55.
- [41] M.ARIMENE ,Classification automatique des textes par Les réseaux de neurones à convolution , Master , Université L'arbi Ben M'Hidi Oum El Bouaghi , Faculté des sciences exactes et sciences de la nature et de la vie , 2018/2019 , p 28, p 30 , p35.
- [42] <https://towardsdatascience.com/understanding-ssd-multibox-real-time-object-detection-in-deep-learning-495ef744fab>
consulté le 06/06/2021.
- [43] <https://towardsdatascience.com/r-cnn-fast-r-cnn-faster-r-cnn-yolo-object-detection-algorithms-36d53571365e>
consulté le 06/06/2021.

- [44] R. Girshick , J. Donahue , T. Darrell & J. Malik . Rich feature hierarchies for accurate object detection and semantic segmentation. In: *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition*. 2014. p. 580-587.
- [45] S. Ren, K. He , R. Girshick & J. Sun . Faster r-cnn: Towards real-time object detection with region proposal networks. *arXiv preprint arXiv:1506.01497*, 2015.
- [46] J. Redmon, S. Divvala , R. Girshick & A. Farhadi. You only look once: Unified, real-time object detection. In: *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition*. 2016. p. 779-788.
- [47] W. Liu , D. Anguelov , D. Erhan , C. Szegedy , S. Reed , C. Y. Fu & A. C. Berg. Ssd: Single shot multibox detector. In: *European conference on computer vision*. Springer, Cham, 2016. p. 21-37.
- [48] <https://stackoverflow.com/questions/20716842/python-download-images-from-google-image-search>
consulté le 06/06/2021.
- [49] https://i.natgeofe.com/k/25789d84-8b1b-48fe-b959-a11376545ce6/Snakes-see-crop_16x9.jpg.
consulté le 06/06/2021.
- [50] <https://images.theconversation.com/files/302601/original/file-20191120-542-aoxqd4.jpg?ixlib=rb-1.1.0&q=45&auto=format&w=1200&h=675.0&fit=crop>
consulté le 06/06/2021.
- [51] <https://developer.nvidia.com/embedded/learn/jetson-nano-2gb-devkit-user-guide>
consulté le 06/06/2021.

مصادر عربية

[3] فروم محمد الصالح، بوجعادة الياس، سليمان عز الدين ; جامعة سكيكدة مداخله بعنوان " دور أنظمة المعلومات المعتمدة على الذكاء الاصطناعي في عملية صنع القرارات الادارية " ورقة بحثية مقدمة ضمن الملتقى الوطني السادس حول دور التقنيات الكمية في اتخاذ القرارات الإدارية يومي 27 و 29 جانفي 2009 الجزائر ص 5.

[22] بوعروري فاطمة، مساهمة الشبكات العصبونية الاصطناعية في التنبؤ بحجم المبيعات لدعم صنع القرارات الإدارية في المؤسسات الاقتصادية: دراسة لبعض المؤسسات الجزائرية، دكتوراه، جامعة سطيف - 1 , كلية العلوم الاقتصادية و التجارية و علوم التسيير , 2018/2019 , ص 73.

[24] قصي حبيب الحسيني واحمد عبدالامير الساعدي، مقدمة في الشبكات العصبية الاصطناعية جزء 1, جامعة الامام جعفر لصادق عليه السلام، ص 2.

[26] بوعروري فاطمة، مساهمة الشبكات العصبونية الاصطناعية في التنبؤ بحجم المبيعات لدعم صنع القرارات الإدارية في المؤسسات الاقتصادية: دراسة لبعض المؤسسات الجزائرية، دكتوراه، جامعة سطيف - 1 , كلية العلوم الاقتصادية و التجارية و علوم التسيير , 2018/2019 , ص من 79 إلى 84

[28] بوادوفاطيمة، مداني بن شهرة، استخدام أسلوب الشبكات العصبية الاصطناعية في التنبؤ بالمبيعات في المؤسسة الجزائرية، مجلة الإستراتيجية والتنمية، العدد الثامن، الجزائر، 2015، ص 6.

[29] أ.بن نور فريد + أ.د نايت مرزوق محمد العربي , استخدام نماذج الذكاء الاصطناعي للتنبؤ بإحتياجات الصرف الأجنبي في الجزائر -نموذج الشبكات العصبية الاصطناعية – , مجلة اقتصاديات شمال اقتصاديات شمال إفريقيا , جامعة حسيبة بن بوعلي بالشلف - الجزائر , المجلد 15 / العدد 20 , 2019 , ص 73.

[31] بوعروري فاطمة، مساهمة الشبكات العصبونية الاصطناعية في التنبؤ بحجم المبيعات لدعم صنع القرارات الإدارية في المؤسسات الاقتصادية:دراسة لبعض المؤسسات الجزائرية , دكتوراه , جامعة سطيف - 1 , كلية العلوم الاقتصادية و التجارية و علوم التسيير , 2018/2019 , ص 85.

[32] أ.بن نور فريد و أ.د نايت مرزوق محمد العربي , استخدام نماذج الذكاء الاصطناعي للتنبؤ بإحتياجات الصرف الأجنبي في الجزائر -نموذج الشبكات العصبية الاصطناعية – , مجلة اقتصاديات شمال اقتصاديات شمال إفريقيا , جامعة حسيبة بن بوعلي بالشلف - الجزائر , المجلد 15 / العدد 20 , 2019 , ص 73.

- [34] رهاد عماد صميوا و د. ظافر رمضان مطر , مقارنة أداء التنبؤ بين بعض الشبكات العصبية الاصطناعية ومنهجية (بوكس – جنكنز) مع التطبيق , المجلة العراقية للعلوم الإحصائية , جامعة الموصل - العراق , العدد 28 , 2019 , ص من 61 إلى 64.
- [37] بوعروري فاطمة , مساهمة الشبكات العصبونية الاصطناعية في التنبؤ بحجم المبيعات لدعم صنع القرارات الإدارية في المؤسسات الاقتصادية:دراسة لبعض المؤسسات الجزائرية , دكتوراه , جامعة سطيف -1 , كلية العلوم الاقتصادية و التجارية و علوم التسيير , 2018/2019 , ص 94.
- [38] محمد تاج السر - سهام الصادق- فوزية سليمان - حكمة بشارة- زينب منصور - صابرين يوسف- روضة صابر - زهراء أحمد- ريهام محمد - نزار عبد الله- سعيد محمد , الشبكات العصبية الاصطناعية (Introduction to Artificial Neural Networks (ANNs), ندوة , جامعة أم درمان الأهلية , كلية العلوم التطبيقية و الحاسوب , 2013 , ص 3.
- [39] محمد تاج السر - سهام الصادق - فوزية سليمان - حكمة بشارة- زينب منصور - صابرين يوسف - روضة صابر - زهراء أحمد- ريهام محمد - نزار عبد الله- سعيد محمد , الشبكات العصبية الاصطناعية (Introduction to Artificial Neural Networks (ANNs), ندوة , جامعة أم درمان الأهلية , كلية العلوم التطبيقية و الحاسوب , 2013 , ص 9.
- [40] ندوة بعنوان: Introduction to Artificial Neural Networks الشبكات العصبية الاصطناعية, أم درمان , 2013 , ص 10.

الملحق

البايثون:

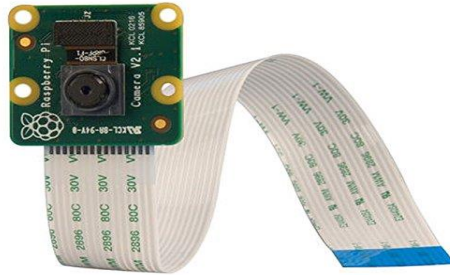
ظهرت لغة بايثون لأول مرة عام 1989 بعد إطلاقها للبرمجة من قبل مخترعها الهولندي van Rossum وتمتاز هذه اللغة بأنها تركز على قابلية القراءة باستخدامها لكلمات مفتاحية مشابهة للغة البشر تسهل قراءتها من قبل المختصين وغيرهم. كما تتميز هذه اللغة بسرعتها لكونها لغة مفسرة أي أنها تنفذ مباشرة بدون الحاجة إلى ترجمة وهي أيضا لغة نماذج أولية سريعة. يمكن استخدامها لفحص النماذج الأولية بدون الكثير من المقدمات والإعدادات المسبقة فهي لا تحتاج الكثير من الوقت للتطوير فهي أسرع من بقية لغات البرمجة الأخرى مثل (C++, Java,...etc) كما أن من مميزات المرونة العالية في استخدام المتغيرات بدون إعلان مما يقلل وقت البرمجة والتطوير إلى الحد الأدنى. كغيرها من لغات المستوى العالي، تمتاز لغة بايثون أنها موجهة نحو الهدف وهي لغة إجرائية تسمح بتطوير تطبيقات متعددة الأغراض لإدارة الذاكرة وتطوير مكتبات النظام القياسية يتوافر مفسر اللغة للتنصيب على مختلف نظم التشغيل كالويندوز والماك واللينكس ويمكن تنزيل النسخة المناسبة لكل نظام من الموقع الرسمي للبرنامج.



الشكل 1: شعار البايثون.

الكاميرا (Raspberry Pi Camera Module v2):

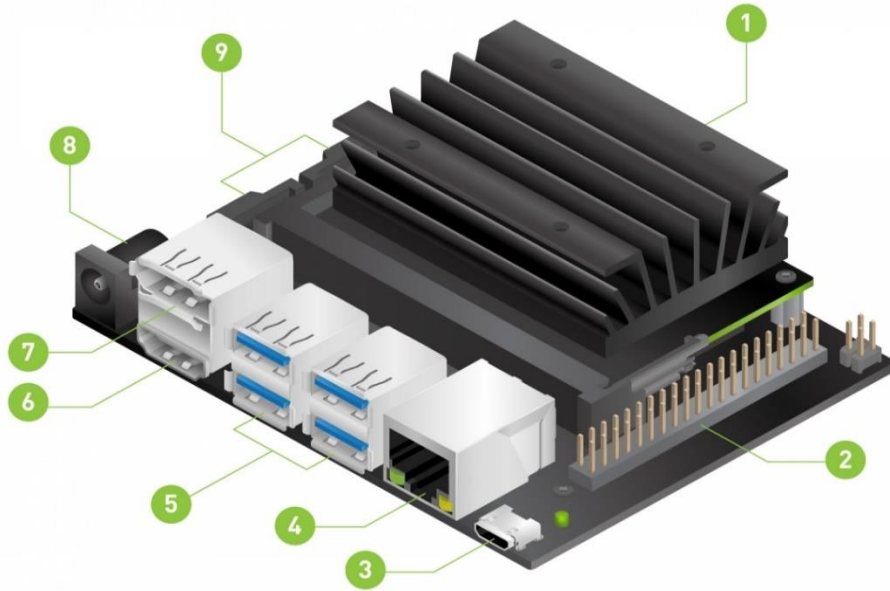
حلت محل وحدة الكاميرا الأصلية في أبريل 2016 تحتوي على مستشعر Sony IMX219 بدقة 8 ميجابكسل يمكن استخدامها لالتقاط فيديو عالي الدقة وكذلك الصور الثابتة، إنها سهلة الاستخدام للمبتدئين إنها قفزة إلى الأمام في جودة الصورة، ودقة الألوان، والإضاءة المنخفضة أداء. وهو يدعم أوضاع الفيديو VGA90،1080p30، 720p60 بالإضافة إلى التقاط الصور الثابتة، تعمل الكاميرا بشكل جيد مع الجيتسون نانو.



الشكل 2: الكاميرا (Raspberry Pi Camera Module v2).

مجموعة مطور جيتسون نانو (Jetson Nano Developer Kit):

هو جهاز كمبيوتر صغير يعمل بالذكاء الاصطناعي للمصممين والمتعلمين والمطورين. وهو يجلب قوة الذكاء الاصطناعي الحديث إلى نظام أساسي منخفض الطاقة وسهل الاستخدام. حيث يجعلك جاهزاً لبدء إنشاء تطبيقات AI عملية، وروبوتات AI، والمزيد. ولديه الأداء والقدرات اللازمة لتوفير أداءٍ عاليًا للعمل مع أعباء عمل AI الحديثة بحجم صغير. إنه ذو كفاءة في الطاقة مع استهلاك طاقة 5 واط. له أبعاد 80 مم × 100 مم



الشكل 3: جهاز جيتستون نانو.

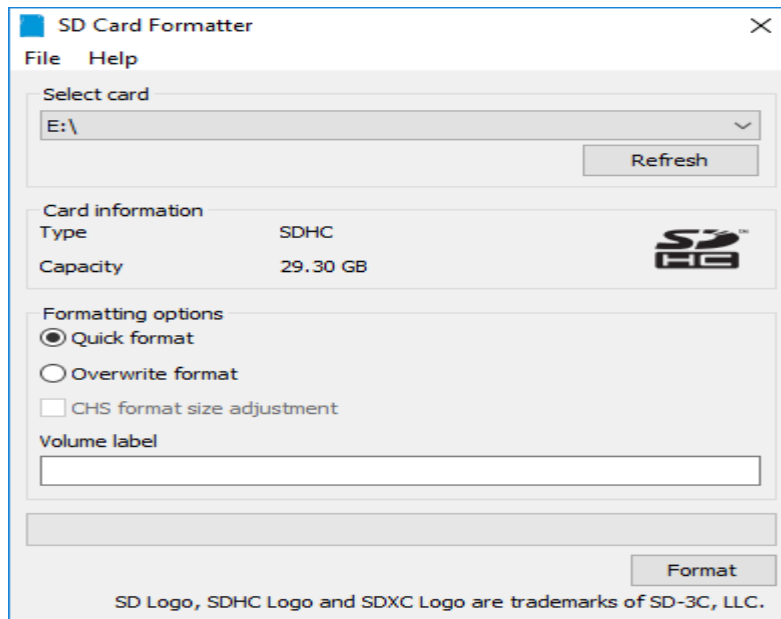
1. فتحة بطاقات microSD للتخزين الرئيسي.
2. 40 دبوس رأس التوسيع.
3. منفذ Micro-USB لإدخال طاقة 5 فولت أو للبيانات.
4. منفذ إيثرنت جيجابايت.
5. منافذ USB 3.0 (x4).
6. منفذ إخراج HDMI.
7. موصل منفذ العرض (DisplayPort).
8. موصل تيار مستمر لإدخال الطاقة 5 فولت.
9. موصلات الكاميرا MIPI CSI-2

تجهيز Jetson Nano:

- Jetson Nano
- 5V 4A power supply
- SD Card (32GB or higher)
- Internet cable
- Header jumper - which should be supplied with the most recent versions
- Keyboard, Mouse and Display Monitor with HDMI support

تجهيز بطاقة الذاكرة:

أ- يجب ان تكون بطاقة الذاكرة 32 جيجابايت أو أكثر ونقوم بتهيئتها باستخدام برنامج SD card formatter.



الشكل 4: واجهة برنامج Sd card formatter.

ب- نقوم بتحميل نظام jetson nano 2GB من موقع تنفيذ الرسمي.

SD Card Image Method

[JETSON XAVIER NX DEVELOPER KIT >](#)

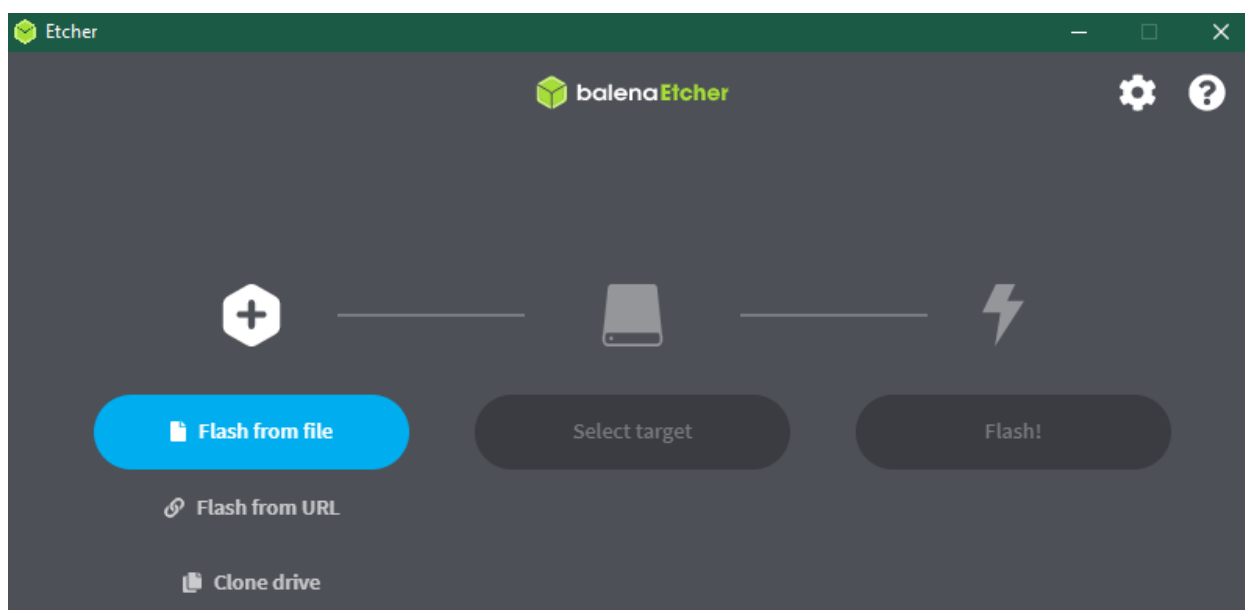
[JETSON NANO DEVELOPER KITS >](#)

For Jetson Nano Developer Kit:
[Download the SD Card Image](#)
Follow the steps at [Getting Started with Jetson Nano Developer Kit](#).

For Jetson Nano 2GB Developer Kit:
[Download the SD Card Image](#)
Follow the steps at [Getting Started with Jetson Nano 2GB Developer Kit](#).

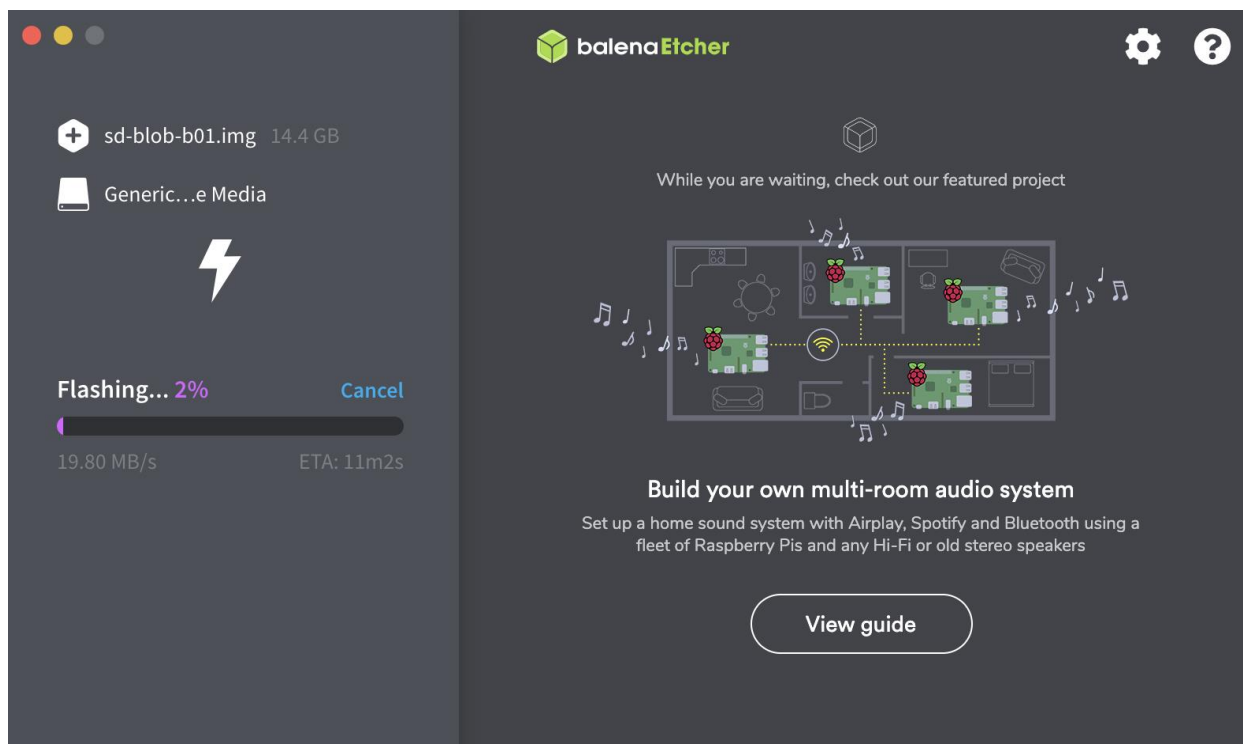
الشكل 5: النظام الخاص ب Jetson Nano نسخة 2 GB.

ت- تثبيت النظام على بطاقة الذاكرة باستخدام BalenaEtcher



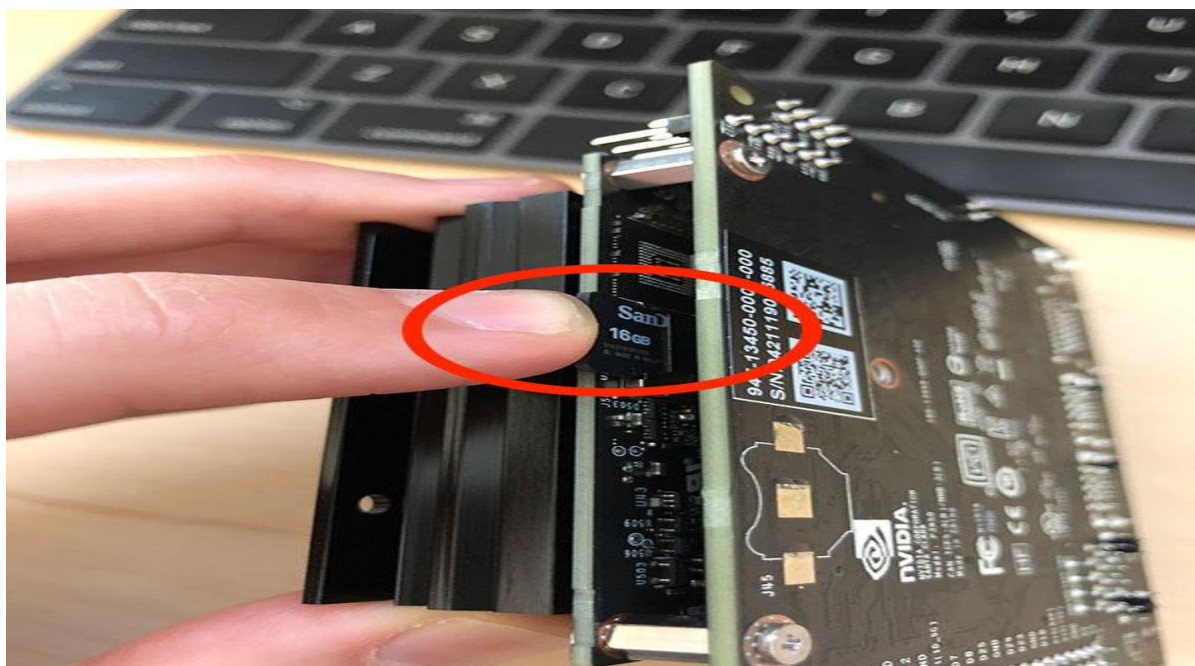
الشكل 6: واجهة برنامج BalenaEtcher.

ث- نختار النظام الذي نود تثبيته ونحدد الذاكرة ثم نقوم بالتثبيت



الشكل 7: عملية تثبيت النظام.

ج- بعد انتهاء التثبيت ندخل البطاقة في مدخلها الخاص في jetson nano من الخلف



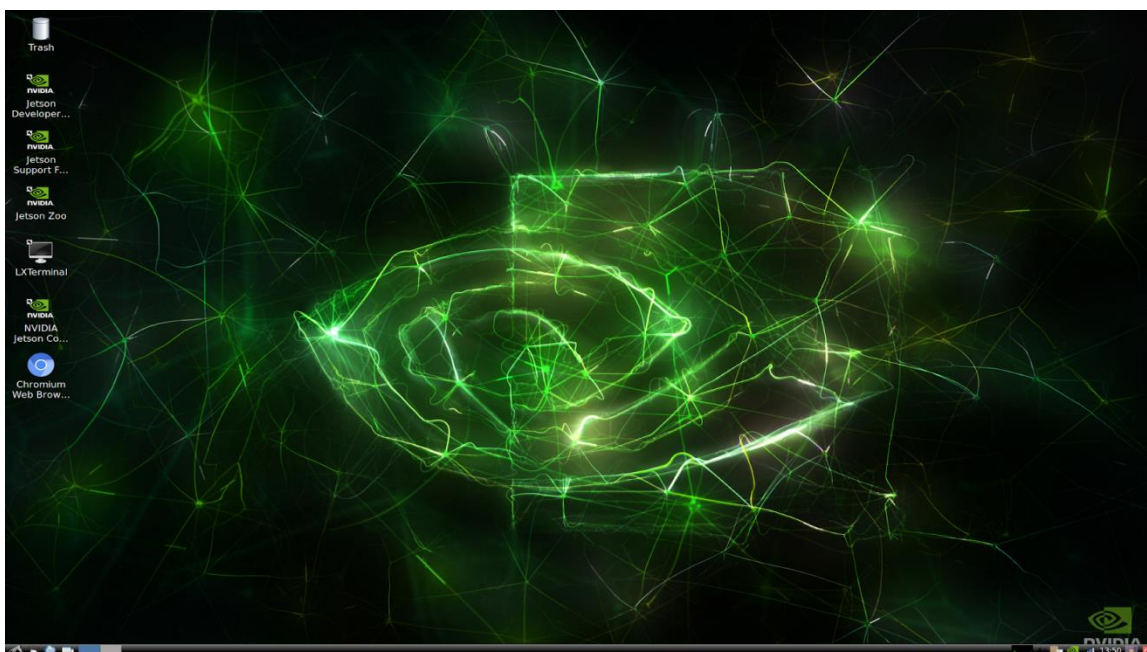
الشكل 8: مدخل SD Card.

ح- نقوم بتوصيل سلك HDMI والماوس ولوحة المفاتيح ثم نقوم بتوصيل USB C لتشغيل الجهاز.



الشكل 9: توصيل جميع الأجهزة اللازمة.

خ- بعد عملية التشغيل والموافقة على بنود الاستخدام وتسجيل الدخول نحصل على هاتاه الواجهة:



الشكل 10: واجهة Jetson Nano.

بعد تجهيز بطاقة الذاكرة وتشغيل Jetson Nano نقوم بعدة عمليات وهي:

زيادة ذاكرة المبادلة (swap memory):

بشكل افتراضي يتم تمكين 2 غيغابايت من ذاكرة المبادلة وهي الذاكرة العشوائية الخاصة بهذا الإصدار من Jetson Nano , ولتغيير حجم الذاكرة نستخدم الأمر التالي:

git clone <https://github.com/JetsonHacksNano/resizeSwapMemory>

```
nvidia@nvidia-desktop: ~  
File Edit Tabs Help  
To run a command as administrator (user "root"), use "sudo <command>".  
See "man sudo_root" for details.  
  
nvidia@nvidia-desktop:~$ free -m  
              total        used         free      shared  buff/cache   available  
Mem:           1943      490         370          20        1082        1434  
Swap:           971           0         971  
nvidia@nvidia-desktop:~$
```

cd resizeSwapMemory

./setSwapMemorySize.sh -g 4

```
nvidia@nvidia-desktop:~$ sudo fallocate -l 4G /mnt/4GB.swap  
nvidia@nvidia-desktop:~$ sudo chmod 600 /mnt/4GB.swap  
nvidia@nvidia-desktop:~$ sudo mkswap /mnt/4GB.swap  
Setting up swapspace version 1, size = 4 GiB (4294963200 bytes)  
no label, UUID=647d8ff0-d5bf-4fe5-921c-7e35a3318519  
nvidia@nvidia-desktop:~$
```

ثم نقوم بعدها بإعادة تشغيل الجهاز

```
nvidia@nvidia-desktop: ~  
File Edit Tabs Help  
nvidia@nvidia-desktop:~$ free -m  
              total        used         free      shared  buff/cache   available  
Mem:           1943      388        1125          19          429        1456  
Swap:          4095           0        4095  
nvidia@nvidia-desktop:~$
```