الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية
وزارة التعليم العالي و البحث العلمي

جامعة الشهيد حمه لخضر –الوادي–
كلية العلوم الدقيقة
قسم نظم المعلوماتية

عد الكائنات في الصورة باستخدام التعلم الآلي والشبكات العصبية

مذكرة تخرج مقدمة لنيل شهادة ليسانس

إعداد الطالبات :

- **نعمي كلثوم**
- **طلحة عويشة**
- **تجيني شيراز**

تحت اشراف :

قية سناء السحر

لجنة المناقشة:

1- خلايفة عبدالناصر

2- كيرتيو اسماعيل

السنة الجامعية: 2022/2021

Abstract

Computer vision is a field of artificial intelligence (AI) that enables computers and systems to derive meaningful information from digital images, videos and other visual inputs and take actions or make recommendations based on that information.

In this report, we use machine learning and neural networks to teach computers to count objects in the image, in this context, we present both a machine learning classification using support vector machine algorithm and deep learning method for counting objects in an image and we use the example of counting grains of wheat in images of wheat plants, the number returned is actually an estimation.

.

KEYWORDS:

SVM Classification, Object Counting, Machine Learning, Deep Learning

ملخـــــــــص

الرؤية الحاسوبية هي أحد مجالات الذكاء الاصطناعي (Artificial Intelligence) التي تمكن أجهزة الكمبيوتر من فهم محتوى الصور باستخلاص بعض المعلومات منها واتخاذ الإجراءات اللازمة أو تقديم توصيات بناءً على تلك المعلومات.

في هذا التقرير ، نستخدم التعلم الآلي والشبكات العصبية لتعليم أجهزة الكمبيوتر عد الكائنات في الصور ، وفي هذا السياق ، نقدم تصنيفًا للتعلم الآلي (Machine Learning) باستخدام خوارزمية المتجه الداعم(Support Vector Machine) وطريقة التعلم العميق (Deep Learning) لعد الكائنات في صورة ما ونستخدم مثال على ذلك عد حبات القمح في صور نباتات القمح.

الكلمات المفاتيحة:
التعلم الآلي , تصنيف بالطريقة SVM , عد الكائنات، التعلم العميق .

شكر وتقدير

الحمد و الشكر لله أولا دائما وأبدا الذي أعاننا على إكمال مذكرتنا

أتقدم بخالص الشكر والعرفان إلى كل من ساهم في مدنا بالمعلومات وسهل من جمعها أستاذتنا

الكريمة " قيه سناء السحر" التي ساعتنا من خلال الملاحظات المهمة والدقيقة وجميع

الانتقادات التي أثرت بالشكل الإيجابي على سير عمل المذكرة

الإهداء

كم تخوننا الكلمات والتعابير فتأتي متعثرة ترتدي برد الحب ووشاح الحياء وأي الكلمات تسعفني وأي التعابير تنجدني وأنا أتحدث عن أحبتي مصابيح كانت تنير سبيلي أهتدي بها في ظلمات الطريق فتغدو الحياة كلها أمان، وليس لي ثمين أهديه خير من ثمرة نجاحي وذروة جدي وكدي بأسمى عبارات الشكر والعرفان أهدي هذا العمل المتواضع إلى زهرتي حياتي أمي الغالية* دليلة *وأبي العزيز* الطاهر* وجدتي العزيزة* عويشة*

وأقول لهما إن قلت شكراً فشكري لن يوفيكم، حقاً سعيتم فكان السعي مشكوراً،

إن جفّ حبري عن التعبير يكتبكم قلب به صفاء الحب تعبيراً.

كما أهدي هذا المولود العلمي إلى أخوتي الأعزاء* ياسين وأيمن وعادل وخوخة وصونيا وسمورة ووداد وزوجة أخي أسماء.*

إلى أستاذي* شطي الدراجي* وأصدقائي قريبهم وبعيدهم

ولا أنسى أبناء أختي *أرام وأبرار* وأبناء أخي *الطاهر الصغير وقينو*

دمتم لي سندا

طلحة عويشة

الاهداء

الحمد الله والصلاة على الحبيب المصطفى واهله ومن وفى اما بعد:

الحمد الله الذي وفقنا لتثمين هذه الخطوة في مسيرتنا الدراسية بمذكرتنا هذة ثمرة الجهد و النجاح بفضله تعالى مهداة الى الوالدين الكريمين حفظهما الله و ادامهما نورا لدربي

لكل العائلة الكريمة التي ساندتني ولا تزال من اخوة و اخوات الى رفيقات المشوار الاتي قاسمنني لحظات رعاهم الله ووفقهم

الى كل من كان لهم اثر على حياتي والى كل من احبهم قلبي و نسيهم قلمي .

نعمى كلثوم

الاهداء

إلى كل من علمني حرفا في هذه الدنيا

إلى روح أبي الزكية الطاهرة

إلى روح أمي العزيزة الغالية التي ترمت من أجلي

إلى زوجي قرة عيني و أبنتي مؤنستي

إلى جميع أفراد الأسرة التربوية في الجزائر الحرة الأبية

إلى كل هؤلاء و هؤلاء أهدي هذا العمل المتواضع ،ونسئل الله الله أن يجعله نبراسا لكل علم

في الأخير أود الترحم على الروح الطاهرة النبيلة الصحفية الفلسطينية شرين أبو عاقلة

تجيني شيراز

الفهرس

ملخـــص..... V

شكر و تقدير..... IV

الفهرس..... VI

مقدمة عامة..... V

المقدمــة :..... **Error! Bookmark not defined.**

الفصل الأول : مفاهيم عامة حول معالجة الصورة الرقمية

1.1.المقدمة :..... 3

2.1 معالجة بيانات الصورةImage Processing 3

1.2.1. رؤية منخفضة المستوى Low Level Vision :..... 3

2.2.1. رؤية متوسطة المستوى Mid-Level Vision :..... 3

3.2.1. رؤية عالية المستوى High Level Vision :..... 4

3.1. Counting Objects (العد الكائن) :..... 4

1.3.1. مفهوم العد :..... 4

4.1. طرق العد :..... 4

1.4.1. العد عن طريق الكشف Count By Detectiom :..... 4

2.4.1. العد عن طريق الانحدار Count By Regression:..... 4

3.4.1. العد عن طريق التجزئة Count By Segmentation:..... 4

5.1 أمثلة عن عد الكائنات الموجودة في الصورة..... 5

La traduction est trop longue pour..... 6

1.6.1. عد المنتج ورقابة الجودة Quality Control:..... 6

2.6.1. حركة المرور Traffic Flow:..... 6

3.6.1. عد الخلاياCounting Cells :..... 6

7.1. الخلاصة:.....7

الفصل الثاني: التعلم الآلي والتعلم العميق

1.2المقدمة.....9

2.2.الذكاء الاصطناعي (Intelligence Artificielle) : 9

3.2 . تعليم الآلة (Machine Learning) : 10
1.3.2 . تعلم الآلة الخاضع للإشراف Supervised Machine Learning:.....10
2.3.2. التعلم الآلي غير الخاضع للإشراف Unsupervised Machine Learning: 11
3.3.2.تعزيز التعلم Reinforcement Learning :.....11
4.2. تعريف خوارزمية آلة المتجه الداعم SVM : 11
1.4.2. استخدامات SVM (خوارزمية آلة المتجه الداعم):.....12
2.4.2 المستوى الفائق Hyperplane :.....12
3.4.2 المستوى الهامش Margin Level : 13
5.2. التعلم العميق Deep Learning :.....13
1.5.2 الشبكات العصبية الاصطناعية Artificial Neural Network ANN 14
2.5.2 الشبكات العصبية الملتفة Convolutional Neural Network CNN 14
3.5.2 عملية التعلم العميقDeep learning Process 16
6.2. تقنيات التعلم العميق مقابل التعلم الآلي.....16
يقارن الجدول التالي بين تقنيتي التعلم الآلي و التعلم العميق 16

الفصل الثالث : التصميم و التنفيذ

1.3.المقدمة.....19
2.3.لغة برمجة المستخدمة The Programming Language Used : 19
الشكل 09 : لغة البايثون.....19
3.3.بيئة التطوير:.....19
3-3-1: VISUAL STUDIO:.....19
3-3-2: JUPYTER:.....20
4.3. المكتبات المستخدمة : 20

تعلم الالة Machine Learning : 20
التعلم العميق Deep Learning :..... 22
5.3. المنهجية المتبعة :..... 22
6.3. تحضير بيانات التدريب :..... 23
الشكل 3-03 : المكتبات المتخدمة (تحضير البيانات) 23
1.6.3. تحميل صورة بتدرج رمادي :..... 23
2.6.3. تجزئة الصورة :..... 24
3.6.3. تصنيف البيانات :..... 25
استخدام التعلم العميق Deep Learning : 27
8.3. الخلاصة..... 29

خاتمة عامة..... 31

قائمة المراجع..... 32

قائمة الاشكال:

الشكل 01: مثال عن عد الكائنات في الصور 5
الشكل 02 : عد الخلايا البكتيرية ، عد الحشود في أنظمة المراقبة..... 6
الشكل 03 : مجالات الذكاء الاصطناعي..... 10
الشكل 04 : المستوي الفائق 12
الشكل 05 : المستوى الهامش 13
الشكل 06 : الشبكات العصبية الاصطناعية 14
الشكل 07 : الشبكة العصبية الالتفافية..... 15
الشكل 08 : عملية التعلم العميق 16
الشكل 09 : لغة البايثون..... 19
الشكل 10 : Visual Studio..... 20
الشكل 11 : Jupyter..... 20
الشكل 12 : ملخص عمل البرنامج..... 23
الشكل 13 : صورة ملونة..... 24
الشكل 14 صورة بتدرج الرمادي..... 24
الشكل 15 : صور جزئية 25

قائمة الاشكال الخاصة بجزء البرمجي :

الشكل 3-01 : المكتبات المستخدمة (تعلم الالة)..... 21
الشكل 3-02 : المكتبات المستخدمة (تعلم العميق)..... 22
الشكل 3-03 : المكتبات المتخدمة (تحضير البيانات)..... 23
الشكل 3-04 : قراءة صورة 23
الشكل 3-05 : حفظ الصور 24
الشكل 3-06 : تحميل البيانات (تعلم الالة)..... 25
الشكل 3-07 : تجزئة البيانات..... 26
الشكل 3-08 : تغييرالابعاد..... 26
الشكل 3-09 : تدريب – تنبؤ 26
الشكل 3-10 : نسبة الدقة..... 26
الشكل 3-11 حفظ النموذج..... 27
الشكل 3-12 : استدعاء النموذج..... 27
الشكل 3-13 : اختبار صورة جديدة 27
الشكل 3-15 تعريف طبقات النموذج..... 28
الشكل 3-17 : نتائج التدريب 28

مقدمة عامة

المقدمـــــة:

يهتم مجال معالجة الصور بتطوير و استخدام آليات و خوارزميات المعالجة الرقمية , يعتبر هذا المجال أحد اللبنات و الركائز الأساسية في رؤية الحاسب , حيت تتم المعالجات الأولية كتحسين الصورة أو اقتصاص الأجزاء في العمليات اللاحقة كالتعرف على الاشياء الموجودة في الصورة أو قياس الأحجام أو عد الكائنات .

الذكاء الاصطناعي هو تقنية تمكّن الآلة من محاكاة السلوك البشري ، والتعلم الآلي هو تقنية لتحقيق الذكاء الاصطناعي من خلال الخوارزميات المدربة بالبيانات ، أما التعلم العميق فيعتبر نوعًا من التعلم الآلي المستوحى من بنية الدماغ البشري حيث يسمى هذا الهيكل بالشبكة العصبية الاصطناعية

باستخدام تقنيات التعلم الآلي والتعلم العميق ، يمكننا إنشاء أنظمة كمبيوتر وتطبيقات تقوم بمهام ترتبط عادة بالذكاء البشري. تتضمن هذه المهام التعرف على الصور والتعرف على الكلام وترجمة اللغات.

وفي هذا التقرير درسنا إمكانية استخدام التعلم الآلي والشبكات العصبية لعد الكائنات في الصورة الرقمية واعتمدنا مثال عد حبات القمح في صور تحتوي على نباتات وسنابل القمح.

ولقد قمنا بتنظيم تقريرنا على النحو التالي:

الفصل الاول: تخصص الفصل الاول في وصف بعض مفاهيم معالجة الصور الرقمية (معالجة بيانات الصورة، عد الكائنات طرق العد, تطبيقات عد كائنات).

الفصل الثاني: في هذا الفصل نقدم خوارزمية التعلم الآلي المتبعة في عد كائنات الصورة بالإضافة إلى تعريف مفهوم الشبكات العصبية.

الفصل الثالث: في هذا الفصل نقدم المنهجية المتبعة لعد حبات القمح في الصورة وطرق وخطوات تنفيذها

الفصل الاول

مفاهيم عامة حول معالجة الصورة الرقمية

General concepts about digital image processing

الفصل الأول : مفاهيم عامة حول معالجة الصورة الرقمية

1.1. المقدمة :

تتمثل الرؤية الحاسوبية [11] في شكل من أشكال الذكاء الاصطناعي ، حيث ان هذه التقنية تساعد على رؤية العالم وتحليل البيانات المرئية بالإضافة إلى تحديد ومعالجة الأشياء مثل الصور ومقاطع الفيديو ...الخ

في الفصل الأول نتطرق إلى تقنيات مختلفة لمعالجة الصورة مع توضيحات لمفهوم وطرق عد الكائنات في الصورة

2.1 معالجة بيانات الصورة Image Processing

وهي تتمثل في تركيز التشفير الرقمي المناسب للصورة وايجاد طرائق معالجة هذه البيانات الرقمية حيث يهتم مجال معالجة الصور بتطوير واستخدام آليات وخوارزميات لمعالجة الصور الرقمية [6] ، وتتنوع أهداف معالجة الصور بشكل كبير وتتمثل معالجة الصورة في (3) مستويات [5] هي :

1.2.1. رؤية منخفضة المستوى Low Level Vision :

تهتم معالجة الصورة ذات المستوى المنخفض بشكل أساسي باستخراج الأوصاف من الصورة و تتضمن عملية المعالجة منخفضة المستوى مهام مثل المعالجة المسبقة للصور لتقليل الضوضاء وتحسين التباين وما إلى ذلك.

2.2.1. رؤية متوسطة المستوى Mid-Level Vision :

تتضمن معالجة المستوى المتوسط مهاما أخرى مثل تجزئة الصورة وإزالة تشفير الصورة ، والتعرف على الأشياء بشكل عام وما إلى ذلك في عملية المستوى المتوسط ، تكون المدخلات عبارة عن صور ومخرجاتها عبارة عن سمات الصورة بشكل عام.

3.2.1. رؤية عالية المستوى High Level Vision :

يضمن المستوى العالي تلك العمليات الأكثر تجريدية في طبيعتها وتتضمن فهمًا منطقيًا لمجموعة من الكائنات التي تم التعرف في المستوى المتوسط .

3.1. Counting Objects (العد الكائن) :

1.3.1. مفهوم العد [2] :

العد هو تقدير عدد الكائنات في صورة ثابتة أو اطار فيديو له العديد من التطبيقات بما في ذلك عد الخلايا في الصورة المجهرية ، ومراقبة الحشود في أنظمة المراقبة وإجراء تعداد للحياة البرية .

4.1. طرق العد:

هناك ثلاث طرق للعد [1] هي:

1.4.1. العد عن طريق الكشف Count By Detectiom :

هو استخدام كاشف الكائن الذي يحدد موقع الكائنات ، هي إحدى تقنيات الرؤية الحاسوبية التي تسمح لنا بتحديد نوع وموقع الكائنات في صورة أو فيديو وبالتالي تمكننا هذه التقنية من معرفة عدد الكائنات .

2.4.1. العد عن طريق الانحدار Count By Regression:

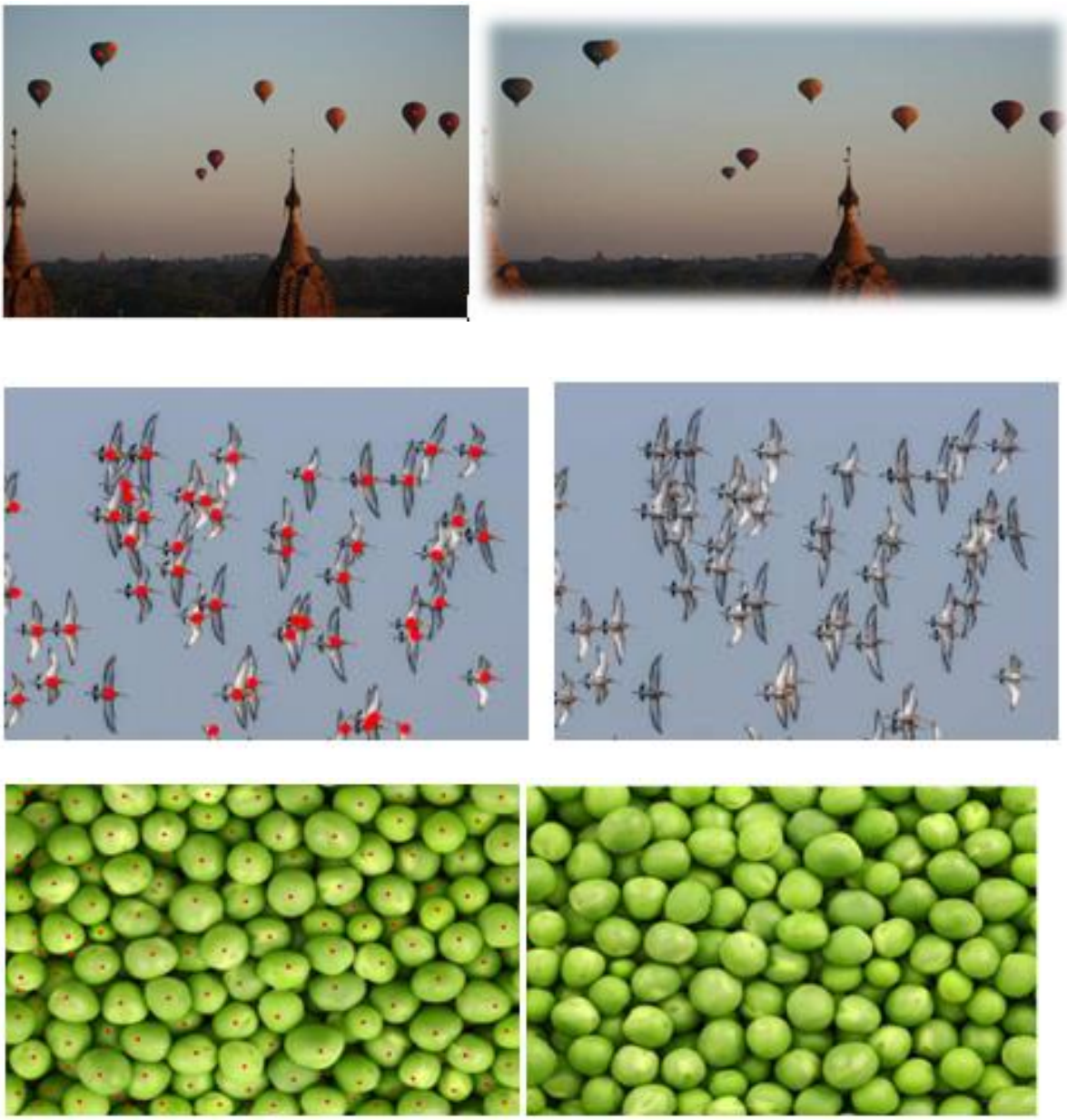
هذه الطريقة تتجنب حل مشكلة الكشف الصعبة بدلا من ذلك ، يتم التعرف على تعيين مباشر لبعض الميزات العامة للصورة لعد الكائنات فيها، يمكن معالجة مشكلة الانحدار القياسية من خلال العديد من أدوات التعلم الآلي.

3.4.1. العد عن طريق التجزئة Count By Segmentation:

وهي بمثابة طرق هجينية للعد عن طريق الكشف والعد عن طريق الانحدار ، حيث يتم تجزئة الصورة إلى مجموعات منفصلة ثم يتم التعرف على تعيين مباشر لبعض الخصائص العامة لكل مجموعة منفصلة لتحديد العدد الإجمالي للكائنات الموجودة فيه.

5.1 أمثلة عن عد الكائنات الموجودة في الصورة [3]

Example Of Counting Objects In The Picture :



الشكل 01: مثال عن عد الكائنات في الصور

6.1. تطبيقات عدد الكائنات في الصورة:

(Applications For The Number Of Objects In The Picture)

هناك العديد من تطبيقات عد الكائنات في صورة [1] نذكر منها:

1.6.1. عد المنتج ورقابة الجودة: Quality Control

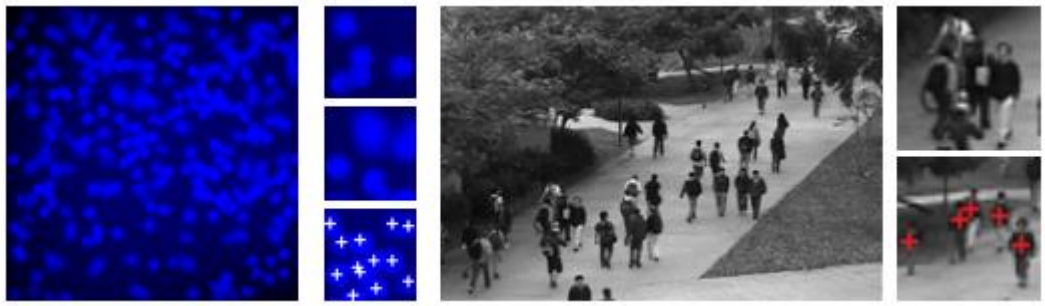
- ✓ تحديد متى يجب ملء الرفوف ، والتعرف على وضع المنتج السيئ ، وتأكد من توفر المنتجات في خطوط التجميع في الوقت الفعلي.

2.6.1. حركة المرور Traffic Flow:

- ✓ يشمل ذلك مراقبة الحشود في أنظمة المراقبة ، مراقبة تدفق حركة المرور وتقدير الازدحام.

3.6.1. عد الخلايا Counting Cells :

- ✓ لتقدير عدد الخلايا الحية في صورة الفحص المجهري كالخلايا البكتيرية مثلا أو الفطريات(الشكل 02).



الشكل 02 : عد الخلايا البكتيرية ، عد الحشود في أنظمة المراقبة

7.1. الخلاصة:

في هذا الفصل كشفنا بعض المفاهيم الأساسية المرتبطة بمجال الصورة من خلال إعطاء بعض التعريفات الأساسية المتعلقة بهذا الموضوع، بدءا من تعريف معالجات الصورة ومستوياتها وصولا إلى تعريف عد الكائنات في الصور ، دراسة سريعة لطرق العد المستخدمة .

وفي الفصل الثاني سنعرض الطريقة المستخدمة لعد الكائنات في الصورة.

الفصل الثاني
التعلم الآلي والتعلم العميق
Machine Learning and Deep Learning

الفصل الثاني: التعلم الآلي والتعلم العميق

1.2. المقدمة

لقد كان لتعلّم الآلة Machine Learning و التعلم العميق Deep Learning نصيب كبير من الاهتمام في السنوات الأخيرة. خوارزميات التعلم الآلي ماهي إلا برامج يمكنها التّعلم والتّحسين من التّجربة دون تدخلّات بشريّة، بيد أن التعلم العميق يحاول أن يحاكي العقل البشري في جميع قدراته، والتي منها؛ الرؤية، وفهم الحديث.

في هذا الفصل سيتم توضيح بعض تقنيات تعلم الآلة و التعلم العميق خصوصا تلك المستخدمة في منهجية عد الكائنات في الصورة.

2.2. الذكاء الاصطناعي (Intelligence Artificielle) :

الذكاء الاصطناعي هو تقنية تمكّن الآلة من محاكاة السلوك البشري و يُعدُّ الذكاء الاصطناعي فرعاً من فروع علم الحاسوب التي تُعنى بخلق آلات وأجهزة ذكية. ويُعرَّف أيضاً بأنَّه محاكاة الدماغ البشري في القيام ببعض وظائفه المعقدة، مثل: (التعلم، والتخطيط، وتمييز الكلام، وحل المشكلات، والتفكير العقلي والمنطقي). وهو علم اختراع الآلات والبرامج الحاسوبية التي تتصف بالذكاء.، والتعلم الآلي هو تقنية لتحقيق الذكاء الاصطناعي من خلال الخوارزميات المدربة بالبيانات ، وأخيرًا يعتبر التعلم العميق نوعًا من التعلم الآلي المستوحى من بنية الدماغ البشري. من حيث التعلم العميق يسمى هذا الهيكل بالشبكة العصبية الاصطناعية [9] .(الشكل 03)

الشكل 03 : مجالات الذكاء الاصطناعي

3.2. تعليم الآلة (Machine Learning) :

هو تقنية ذكاء اصطناعي يمكن لأجهزة الكمبيوتر من التعلم دون أن تكون مبرمجة لهذا الغرض, وهو أسلوب يستخدم للاحتمال الاحصائي لمنح أجهزة الكمبيوتر القدرة على التعلم بمفردها دون برمجة واضحة، حيث تعتمد على فكرة أن الأنظمة يمكنها التعلم من البيانات وتحديد الأنماط واتخاذ القرارات بأقل تدخل بشري لتقليد الطريقة التي يتعلم بها البشر ، وتحسين دقتها تدريجيًا [4] .

تعتبر مسائل التصنيف classification من أهم المسائل في عالم تعلم الآلة machine learning لأهميتها البالغة في الحياة الحقيقية في المجالات الصناعية والمكتبية ومن هنا اهتم الباحثون بهذا النوع من المسائل واخترعوا العديد من الخوارزميات المهمة ، و يمكن تقسيم مشاكل التعلم الآلي إلى 3 فئات عامة :

1.3.2 . تعلم الآلة الخاضع للإشراف Supervised Machine Learning:

عندما يكون لديك بيانات سابقة مع نتائج (تسميات في مصطلحات التعلم الآلي) وتريد توقع النتائج في المستقبل – ستستخدم خوارزميات التعلم الآلي الخاضعة للإشراف. يمكن تقسيم مشكلات التعلم الآلي الخاضعة للإشراف مرة أخرى إلى نوعين من المشكلات:

- مشاكل التصنيف Classification Problems
- مشكلة الانحدار Regression Problem

2.3.2. التعلم الآلي غير الخاضع للإشراف Unsupervised Machine Learning:

هناك أوقات لا تريد فيها توقع نتيجة بالضبط. أنت فقط تريد إجراء تجزئة أو تجميع. على سبيل المثال – قد يرغب البنك في تقسيم عملائه إلى شرائح لفهم سلوكهم. هذه مشكلة تعلم آلي غير خاضعة للإشراف لأننا لا نتوقع أي نتائج هنا.

3.3.2.تعزيز التعلم Reinforcement Learning :

يقال إنه أمل الذكاء الاصطناعي الحقيقي. وقد قيل ذلك بحق لأن الإمكانات التي يمتلكها التعلم المعزز هائلة. إنه موضوع معقد قليلاً مقارنة بالتعلم الآلي التقليدي ولكنه موضوع مهم بنفس القدر للمستقبل.

2. 4. تعريف خوارزمية آلة المتجه الداعم SVM :

من بين خوارزميات التعلم الآلي نجد خوارزمية آلة المتجه الداعم support vector machime والتي يرمز لها svm وهي خوارزمية تعلم آلي خاضع للإشراف ، حيث تستخدم في مسائل التصنيف أو الانحدار و ترسم كل عنصر من عناصر البيانات كنقطة في الفضاء ذو بعد مع قيمة هي احداثيات معينة .

وهو عبارة عن أسلوب يجمع بين النظرية الإحصائية والتعليم الموجه ظهر من قبل الباحث فابنيك vapnik عام 1998 وتعتمد خوارزمية آلة المتجه الداعم على فكرة تحويل البيانات الأصلية إلى نمط جديد بشكل يميز البيانات في فضاء أعلى من فضائها الأصلي حيث يمكننا من خلاله فصل البيانات وتصنيفها [10] .

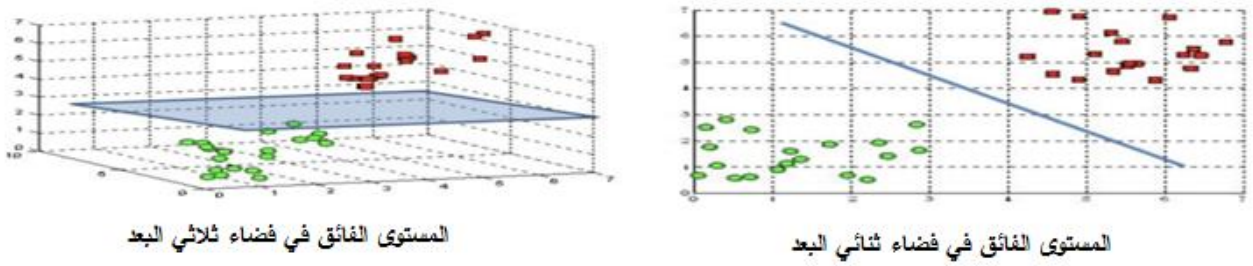
1.4.2. استخدامات SVM (خوارزمية آلة المتجه الداعم):

تستخدم هذه الخوارزميات في تطبيقات تصنيف وتجزئة الصور Image Classification and Segmentation وتصنيف النصوص Category Assignment ، ومصنف في تطبيقات معالجة اللغات الطبيعية NLP وكذلك تصنيف البريد الالكتروني فيما اذا كان مزيف Spam Email أو حقيقي Ham Email كذلك تحليل الاراء Sentimement Analysis وغيرها كما تستخدم في التطبيقات البيولوجية وغيرها من العلوم والتطبيق الاشهر استخدامها في التعرف على الارقام المكتوبة بخط اليد في النظام البريد Postal Automation Services .

2.4.2 المستوى الفائق Hyperplane :

تعتمد فكرة خوارزمية آلة المتجه الداعم على البحث على أفضل طريقة لتقسيم البيانات إلى مجموعتين بوضع مستوي فائق hyperplane بينهما بغض النظر عن طبيعة البيانات سواء كانت قابلة للفصل الخطي أو لا وهنا تكمن مصدر قوتها.

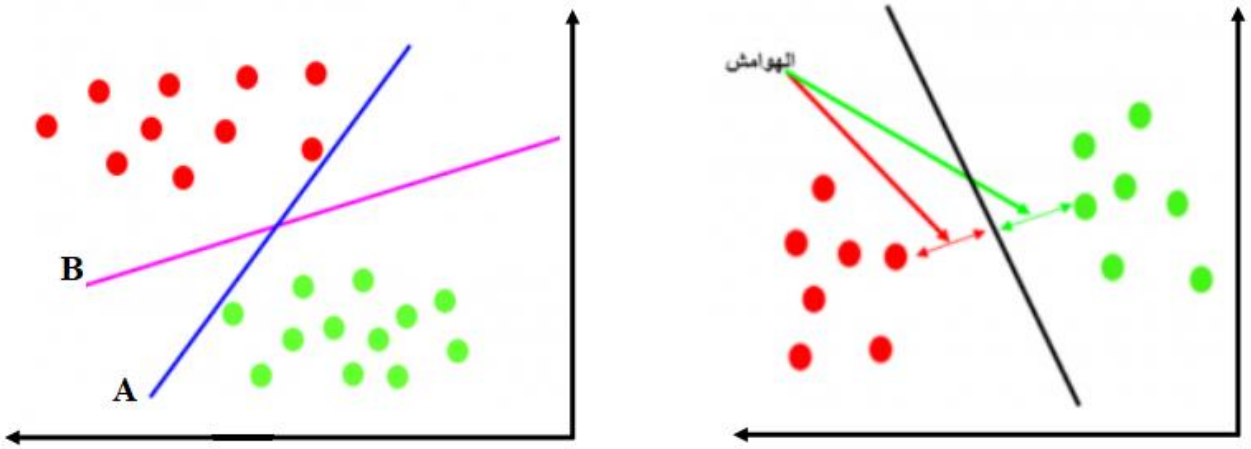
من الممكن أن يكون المستوي الفائق مُمثل في فضاء ثنائي البعد أي عبارة عن خط مستقيم إذا كان عدد المزايا featuresالمدخلة 2، أو في فضاء ثلاثي البعد (مستوي) إذا كان عدد المزايا المُدخلة 3، أو في فضاء مكون من n بعد إذا كان عدد المزايا المُدخل n (الشكل 04).



الشكل 04 : المستوي الفائق

3.4.2 المستوى الهامش Margin Level :

هو عبارة عن المسافة بين المستوي الفائق وأقرب نقطة من نقاط مجموعة البيانات بحيث كلما كانت هذه المسافة كبيرة كلما زادت احتمالية تصنيف بيانات جديدة بشكلٍ صحيح ، فنلاحظ أن المستوى الفائق B هو أفضل من المستوي الفائق A وذلك لأن المسافة بينه وبين أي نقطة من نقاط متجهات الدعم أكبر ما يمكن وهذا ما يتيح إمكانية تصنيف أكبر عدد من النقاط بشكل صحيح. بالتالي تكمن اهمية الهامش في الحصول على الموضع الأفضل للمستوي الفائق، وهو ما يطلق عليه عبارة المستوي الفائق الأفضل (الشكل 05).



الشكل 05 : المستوى الهامش

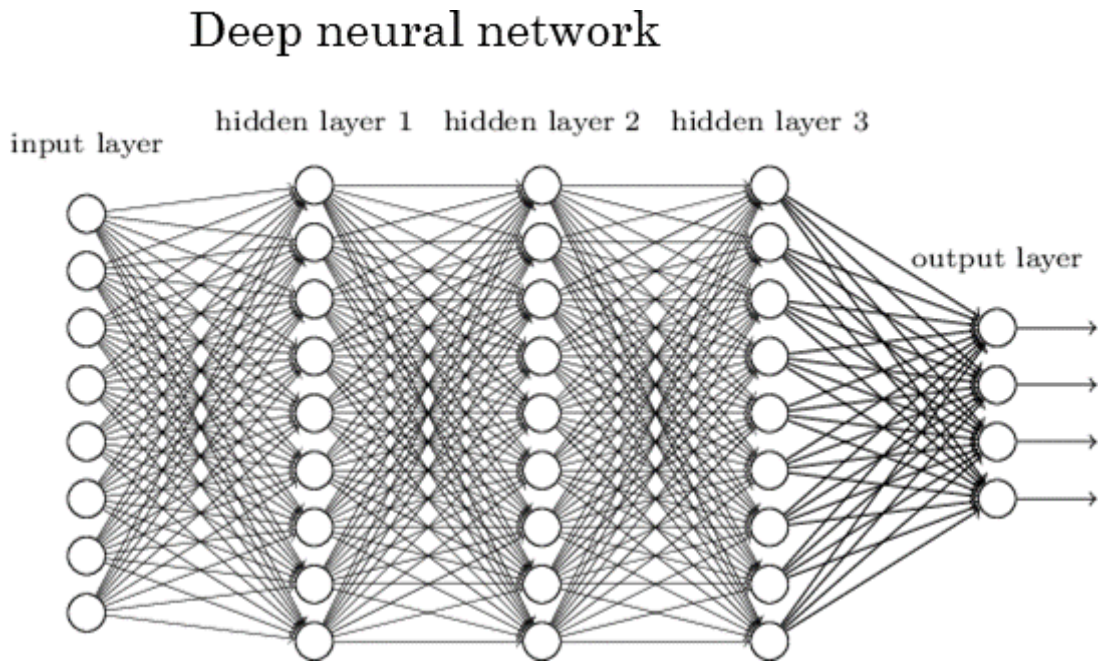
5.2. التعلم العميق Deep Learning :

التعلم العميق Deep Learning هو مجموعة فرعية من التعلم الآلي Machine Learning ، والذي بدوره هو مجموعة فرعية من الذكاء الاصطناعيArtificial Intelligence .

وقد قام العلماء بدراسة العقل البشري وكيفية عمله من أجل أن يصمموا خوارزميات وبرامج قادرة على محاكاته، ولهذا السبب نجد أن تلك الخوارزميات مستوحاة من الدراسات الطبية والعصبية الخاصة بالإنسان وتحاول قدر الإمكان أن تقلدها، ولكن بطرق حاسوبية لا بيولوجية [13]

1.5.2 الشبكات العصبية الاصطناعية Artificial Neural Network ANN

تتشكل الشبكات العصبية الاصطناعية من طبقات من العقد المتصلة. تستخدم نماذج التعلم العميق الشبكات العصبية التي تحتوي على عدد كبير من الطبقات. يتم إنشاء خوارزميات التعلم العميق مع طبقات متصلة [12] (الشكل 06).



الشكل 06 : الشبكات العصبية الاصطناعية

الطبقة الأولى تسمى طبقة الإدخال أما الطبقة الأخيرة فتسمى طبقة الإخراج تسمى كل الطبقات الواقعة بينها الطبقات المخفية. تعني كلمة عميق أن الشبكة تربط الخلايا العصبية في أكثر من طبقتين

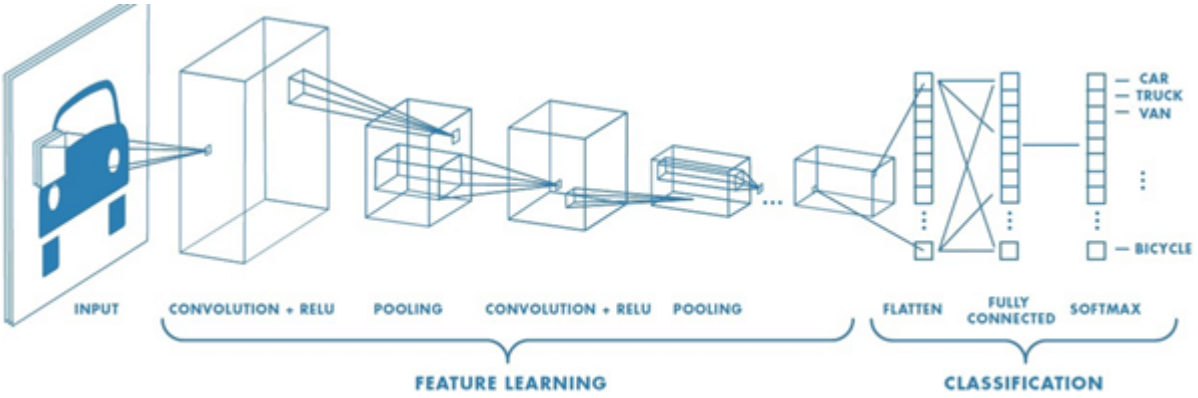
في التعلم العميق ترتبط الخلايا العصبية ببعضها البعض ستقوم الخلية العصبية بمعالجة ثم نشر إشارة الإدخال التي تستقبل الطبقة فوقها تعتمد قوة الإشارة المعطاة للخلايا العصبية في الطبقة التالية على الوزن والتحيز ووظيفة التنشيط.

تستهلك الشبكة كميات كبيرة من بيانات الإدخال وتقوم بتشغيلها من خلال طبقات متعددة ، يمكن أن تتعلم الشبكة ميزات معقدة بشكل متزايد للبيانات في كل طبقة.

2.5.2 الشبكات العصبية الملتفة Convolutional Neural Network CNN

الشبكة العصبية الالتفافية هي شبكة عصبية اصطناعية فعالة بشكل خاص ، وهي تقدم بنية فريدة من نوعها. يتم تنظيم الطبقات في ثلاثة أبعاد: العرض والارتفاع والعمق. لا تتصل الخلايا العصبية في طبقة واحدة بجميع الخلايا العصبية في الطبقة التالية ، ولكن فقط بمنطقة صغيرة من الخلايا العصبية للطبقة. يتم تقليل الناتج النهائي إلى متجه واحد من درجات الاحتمال ، منظمة على طول بعد العمق (الشكل 07).

تم استخدام الشبكات العصبية الالتفافية في مجالات مثل التعرف على الفيديو والتعرف على الصور وأنظمة التوصية.



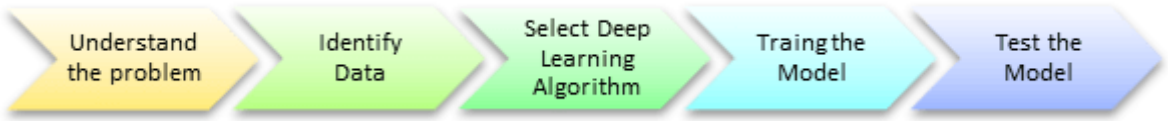
الشكل 07 : الشبكة العصبية الالتفافية

3.5.2 عملية التعلم العميقDeep learning Process

توفر الشبكة العصبية العميقة دقة متطورة في العديد من المهام ، من اكتشاف الأشياء إلى التعرف على الكلام يمكنهم التعلم تلقائيًا، دون معرفة محددة مسبقًا مشفرة بشكل صريح من قبل المبرمجين.

التعلم يحدث على مرحلتين. تتكون المرحلة الأولى من تطبيق تحويل غير خطي للمدخلات وإنشاء نموذج إحصائي كمخرج. تهدف المرحلة الثانية إلى تحسين النموذج بطريقة رياضية تعرف باسم المشتق.

تكرر الشبكة العصبية هاتين المرحلتين من مئات إلى آلاف المرات حتى تصل إلى مستوى مقبول من الدقة (الشكل 08).



الشكل 08 : عملية التعلم العميق

6.2. تقنيات التعلم العميق مقابل التعلم الآلي

يقارن الجدول التالي بين تقنيتي التعلم الآلي و التعلم العميق [8]

	التعلم الآلي	التعلم العميق
عدد نقاط البيانات	يمكن استخدام كميات صغيرة من البيانات لإجراء التنبؤات.	يحتاج إلى استخدام كميات كبيرة من بيانات التدريب لإجراء التنبؤات.
تبعيات الأجهزة	مكن أن تعمل على آلات منخفضة الجودة. لا يحتاج إلى كمية كبيرة من الطاقة الحسابية.	يعتمد على الآلات الراقية. يقوم بطبيعته بعدد كبير من عمليات ضرب المصفوفة. يمكن لوحدة معالجة الرسومات تحسين هذه العمليات بكفاءة.
عملية الانجاز	تطلب تحديد الميزات بدقة وإنشائها من قبل المستخدمين.	يتعلم ميزات عالية المستوى من البيانات وينشئ ميزات جديدة من تلقاء نفسه.
النهج Learning	يقسم عملية التعلم إلى خطوات أصغر. ثم يجمع بين النتائج من كل خطوة في مخرج واحد.	تحرك من خلال عملية التعلم من خلال حل المشكلة على أساس شامل.

وقت التنفيذ	**يستغرق القليل من الوقت نسبيا للتدريب ، بدءا من بضع ثوان إلى بضع ساعات.**	**عادة ما يستغرق التدريب وقتا طويلا لأن خوارزمية التعلم العميق تتضمن العديد من الطبقات.**
المخرجات	**عادة ما يكون الناتج قيمة عددية ، مثل درجة أو تصنيف.**	**يمكن أن يكون للإخراج تنسيقات متعددة ، مثل نص أو درجة أو صوت.**

9.2. الخلاصة :

تعرفنا في هذا المقال على خوارزمية آلة المتجه الداعم التى تعتبر من أهم الخوارزميات المستخدمة في أغلب تطبيقات تعلم الآلة ، كما تطرقنا إلى مفهوم التعلم العميق هو مجموعة فرعية من التعلم الآلي الذي يعتمد على الشبكات العصبية الاصطناعية والفصل الموالي نتطرق إلى تصميم وتنفيذ المنهجية المتبعة لعد الكائنات في الصورة باستخدام التعلم الآلي والتعلم العميق.

الفصل الثالث
التصميم و التنفيذ
Design and implementation

الفصل الثالث : التصميم و التنفيذ

1.3. المقدمة

التنفيذ هو تحقق أو إجراء عملي لخطة أو فكرة أو نموذج أو تصميم أو مواصفات او معيار أو خوارزمية و قد يدخل ذلك في عدة مجالات منها السياسية وعلوم الكمبيوتر و تقنية المعلومات.

2.3.لغة برمجة المستخدمة The Programming Language Used :

هي لغة برمجة عالية المستوى سهلة التعلم و الاستخدام تم ابتكارها على يد المبرمج الهولندي جايدو فان روسم guido " van roussum " في مركز العلوم و الحاسوب الآلي " CWI " و تعتبر من أكثر اللغات انتشارا نظرا لطبيعة الاستخدامات التي توفرها حيث تتميز بسهولة استخدامها و امكانية تنفيذ المهام من خلالها بشكل أسهل و بعدد أوامر أقل مقارنة باللغات أخرى بالإضافة إلى قابلية التكيف مع لغات البرمجة الأخرى فيمكنك استخدامها في تطبيقات مكتوبة بلغات مثل C. C++ وهذا ما يفسر سبب ارتفاع شعبيتها بالنسبة إلى المطورين و المبرمجين و شركات التكنولوجيا (الشكل 09).

الشكل 09 : لغة البايثون

3.3.بيئة التطوير:

1-3-3: VISUAL STUDIO_:

هو بيئة تطوير متكاملة تم ابتكارها من شركة مايكرو سوفت إذ تم تصميمه لتطوير برامج الكمبيوتر الخاصة بنظام الويندوز ومواقع الانترانت كما يمتلك المبرمجون أيضا الاصدار الخاص بهم من Visual studio مما يمكنهم من العمل على الرموز مجانا (الشكل 10).

الشكل 10 : Visual Studio

3-3-2: JUPYTER:

هو أحد أشهر و أهم الادوات المستخدمة أثناء تحليل البيانات بالإضافة إلى ذلك هي شئ أساسي لا يستغني عنها العالم , و ذلك لما تقدمه من مميزات و خصائص تسهل التعامل مع البيانات و الشيفرة البرمجية حيت تعتبر أداة قوية يمكن إستخدامها في مشاريع علم البيانات و تعليم الآلي (الشكل 11).

الشكل 11 : Jupyter

4.3. المكتبات المستخدمة :

- **تعلم الالة Machine Learning :**

توفر لغة python العديد من المكتبات التي تسهل التعامل مع الصور , تم استخدام في تعلم الالة (Machine Learning) مجموعة من المكتبات (الشكل 3-01) يأتي شرحها فيما يلي :

```
import os
from skimage import io
import numpy as nb
from sklearn import svm
from sklearn.model_selection import train_test_split
from sklearn.metrics import accuracy_score
import pickle
from patchify import patchify
import cv2
```

الشكل 3-01 : المكتبات المستخدمة (تعلم الالة)

- **Os**

تسمح لنا مكتبة OS بتنفيذ اوامر تتعلق بنظام التشغيل مثل انشاء مجلدات جديدة وحذف واعادة تسمية مجلدات.

- **Skimage**

توفر وظائف سهلة الاستخدام لقراءة و عرض و حفظ الصورو يدعم جميع صيغ الصورمثل (PNG ,BMP,JPEG,TIFF) وتم استخدامها من أجل تحميل بيانات التدريب.

- **Numpy**

تم استخدامها من اجل التعامل مع المصفوفات.

- **sklearn**

مكتبة scikit-learn من المكتبات تعليم الآلة بلغة البايثون , وتحتوي علي العديد من الخوارزميات و الطرق المستخدمة في مجال تعليم الالة مثل التصنيف (Classification) و الانحدار (Regression) بالإضافة لاستخدامها في مرحلة تجهيز البيانات و تقييم النماذج , وتم بناؤها بالاعتماد على مكتبات : (Scipy,Numpy,Matplotlib) و العديد من المكتبات الاخرى ,وفي التصنيف يوجد العديد من النماذج تم استخدام svm لتدريب البيانات.

- **sklearn.model_selection**

توفر دالة train_test_split() التي تقوم بتقسيم بيانات التدريب الى جزئين (جزء لتدريب و جزء الاختبار) و يكون التقسيم على حسب النسبة التي يتم تحديدها .

- **sklearn. Metrics**

توفر هذه المكتبة دالة accuracy_score(a,b) التي تقوم بدورها بارجاع نسبة التطابق بين المدخلين a و b حتى نتمكن من معرفة نسبة توقعات الصحيحة و الخاطئة لبيانات التدريب.

- **pickle**

تم استخدامها من اجل حفظ و تحميل النموذج الذي تم تدريبه.

- **patchify**

توفر مكتبة patchify دالة patchify() تسمح بتجزئة الصورة الاصلية الى صورصغيرة بحجم محدد حتى نتمكن من تدريب النموذج عليها .

❖ **cv2**

هي مكتبة برمجية مفتوحة المصدر تهدف لتطوير الرؤية الحاسوبية مطورة من قبل انتل (Intel) وتقوم بمعظم العمليات على الصور التي يحتاجها المبرمجين تم استخدامها من اجل قراءة صورة بتدرج الرمادي.

- **التعلم العميق Deep Learning :**

تم استخدام المكتبات التالية في التعلم العميق (الشكل 3-02) :

```
from tensorflow import keras
from tensorflow.keras import optimizers
from tensorflow.keras.models import Sequential
from tensorflow.keras.layers import Dense , Conv2D
from tensorflow.keras.preprocessing.image import ImageDataGenerator
from tensorflow.keras.utils import normalize
```

الشكل 3-02 : المكتبات المستخدمة (تعلم العميق)

❖ **Tensorflow :**

هي مكتبة برمجية مجانية ومفتوحة المصدر في مجال تعلم الآلة .تستخدم في العديد من المجالات الفرعية ولكن لها تركيز محدد في تدريب و استدلال الشبكات العصبية العميقة .

❖ **Keras :**

هي مكتبة شبكة عصبية مفتوحة المصدر مكتوبة في python وهو قادر على تشغيل برنامج MXNet ,و في التعلم العميق تم تصميمه ليسمح بتجربة سريعة للشبكات العصبية العميقة , ويركز على أن يكون نموذجيا وقابلا للتوسعة .

5.3. المنهجية المتبعة :

اعتمدنا في البرنامج المنهجية التالية لعد الكائنات في الصورة (الشكل 12) :

الشكل 12 : ملخص عمل البرنامج

6.3. تحضير بيانات التدريب :

لتحظير بيانات تدريب نحتاج الى المكتبات (الشكل 3-03) التالية :

```
import os
import cv2
from patchify import patchify
import random
```

الشكل 3-03 : المكتبات المتخدمة (تحضير البيانات)

1.6.3. تحميل صورة بتدرج رمادي :

نقوم بتحميل الصورة بتدرج الرمادي (الشكل 3-04) كتالي :

```
img = cv2.imread('C:\\Users\\nk\\Pictures\\20.jpeg',0)
```

الشكل 3-04 : قراءة صورة

مثلا لدينا الصورة الاتية (الشكل 13) :

الشكل 13 : صورة ملونة

بعد تنفيذ الكود السابق تكون الصورة كاتي (الشكل 14) :

الشكل 14 صورة بتدرج الرمادي

2.6.3. تجزئة الصورة :

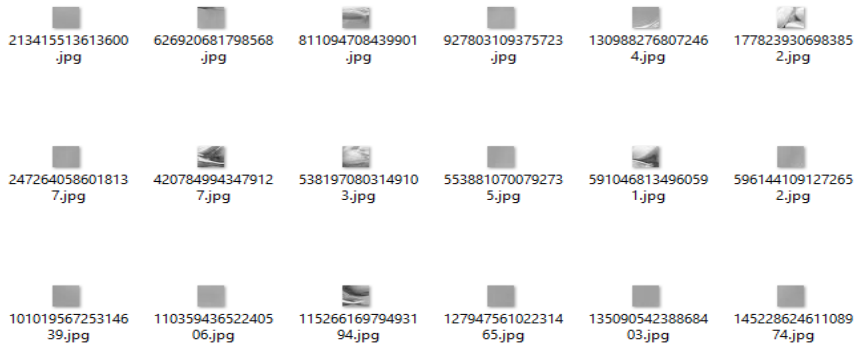
نقوم بتجزئة الصورالى صورصغيرة مثلا اخترنا حجم20x20 (نختارالصورالتي يكون فيها حجم الكائن محصور في 20x20) ثم نجزء الصورة و نحفظ الصور الجزئية ليتم تصنيفها يدويا باستخدام مجموعة التعليمات التالية (الشكل 3-05) :

```
path= r'D:\\cour\\20x20'
os.chdir(path)
pat = patchify(img,(20,20),step=20)
for i in range(pat.shape[0]):
    for j in range(pat.shape[1]):
        pat_img = pat[i,j,:,:]
        r = str(random.randint(0,100000000000000000))+'.jpg'
        cv2.imwrite( r,pat_img)
```

الشكل 3-05 : حفظ الصور

حيث نستخدم متغير path من اجل تحديد المسار الذي سيتم حفظ الصور فيه.

بعد تنفيذ الكود السابق نحصل على الاتي (الشكل 15) :

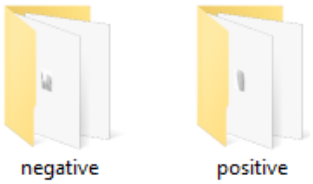


الشكل 15 : صور جزئية

3.6.3. تصنيف البيانات :

نقوم بتصنيف مجموعة الصور الي صنفين :

- مجموعة الصورالتي تحتوي على الكائن بشكل واضح في مجلد (positive).
- مجموعة الصورلا يظهر فيها الكائن بشكل واضح في مجلد (negative) .



نكررالعملية على المئات من الصورللحصول على مجموعة بيانات جيد يمكن تدريب النموذج عليها .

7.3. الجزء التطبيقي :

- **استخدام خوارزمية SVM :**

بعد تحضير بيانات التدريب كما هو موضح في الجزء السابق نقوم بتحميل مجموعة البيانات (الشكل 3-06) كاتي :

```
image =[]
name= []
data ='D:\\cour\\train'
categorize = [ 'true' ,'false']
file = ['negative','positive']
for i in file:
 folder_path = os.path.join(data,i)
 for img in os.listdir(folder_path):
        img = cv2.imread(os.path.join(folder_path,img),0)
        image.append(img)
        if(i== 'negative'):
          name.append('false')
        else :
           name.append('true')
```

الشكل 3-06 : تحميل البيانات (تعلم الالة)

بعد تنفيذ التعليمات السابقة نحصل على مصفوفة خاصة بمجموعة الصور وقائمة خاصة بتسميات الصور بنفس الترتيب , بعد ذلك نقوم بتقسيم المصفوفة و القائمة الى جزئين جزء خاص بمجموعة التدريب و جزء خاص بمجموعة الاختبار(الشكل 3-07) كاتي :

```
image_train,image_test,name_train,name_test = train_test_split(image,name,test_size=0.25)
```

الشكل 3-07 : تجزئة البيانات

بعد ذلك نحتاج الى تغيير ابعاد المصفوفة (الشكل 3-08).

```
image_train = nb.array(image_train)
nsamples, nx, ny = image_train.shape
image_train = image_train.reshape((nsamples,nx*ny))

image_test = nb.array(image_test)
nsamples, nx, ny =image_test.shape
image_test =image_test.reshape((nsamples,nx*ny))
```

الشكل 3-08 : تغييرالابعاد

بعد ذلك نقوم بتدريب النموذج على البيانات باستخدام الدالتين ()fit و ()predict واستدعاء النموذج svm (الشكل 3-09) :

```
model = svm.SVC()

model.fit(image_train2,name_train2)

prediction = model.predict(image_test2)
```

الشكل 3-09 : تدريب - تنبؤ

بعد ذلك نحسب نسبة صحة التوقعات النموذج كتالي (الشكل 3-10) :

```
proportion = accuracy_score(name_test2,prediction)
proportion
```

الشكل 3-10 : نسبة الدقة

- نقوم بتدريب النموذج عدة مرات حتى نتحصل على اعلى نسبة دقة.

نحفظ النموذج كتالي (الشكل 3-11) :

```
pickle.dump(model, open('model.pkl', 'wb'))
```

الشكل 3-11 حفظ النموذج

نستدعي النموذج كتالي (الشكل 3-12) :

```
model = pickle.load(open('bast_model.pkl', 'rb'))
```

الشكل 3-12 : استدعاء النموذج

الان نقوم بقراءة صورة ثم نمررها على النموذج فنحصل على قائمة (ذات القيم : true, false) ثم نحسب عدد مرات القيمة true كتالي (الشكل 3-13) :

```
img = cv2.imread('C:\\Users\\naami\\Pictures\\imm\\29.jpg',0)
pat = patchify(gray_img ,(20,20),step=16)

a,b,c,d = pat.shape
pat1 = pat.reshape((a*b,d*c))
prediction = model.predict(pat1)

total = list(prediction)
print(total.count("true"))
```

الشكل 3-13 : اختبار صورة جديدة

- كلما كانت بيانات التدريب محضرة بشكل جيد كلما كانت نتاج اقرب ما يمكن للقيم الحقيقية.

- **استخدام التعلم العميق Deep Learning :**

نقوم بتحميل مجموعة البيانات كالآتي (الشكل 3-14) :

```
image_width = 20
image_heigth = 20
nb_train_images =162

train_datagen = ImageDataGenerator(rescale=1./255)
training_set = train_datagen.flow_from_directory(train_directory,
target_size=(image_width,image_height),
batch_size=10,shuffle=True,seed=13,class_mode='binary')
```

الشكل 3-14 : تحميل البيانات (تعلم العميق)

ثم نقوم بتدريب النموذج (الشكل 3-15) :

```
# Partie B. Réseau
modele = Sequential()
# Première couche de convolution : 64 neurones, motif 3x3, activ. relu
modele.add(Conv2D(64, kernel_size=3, padding= 'same' , activation= 'relu' ,
input_shape=(image_width,image_height,3)))

# Deuxième couche de convolution : 64 neurones
modele.add(Conv2D(64, kernel_size=3, padding= 'same' , activation= 'relu' ))
# Mise en commun (pooling)
modele.add(MaxPooling2D(pool_size=(2, 2)))
# Troisième couche de convolution : 64 neurones
modele.add(Conv2D(64, kernel_size=3, padding= 'same' , activation= 'relu' ))
# Mise en commun (pooling)
modele.add(MaxPooling2D(pool_size=(2, 2)))
# Quatrième couche de convolution : 64 neurones
modele.add(Conv2D(64, kernel_size=3, padding= 'same' , activation= 'relu' ))
modele.add(Dropout(0.5))
# Aplatissage
modele.add(Flatten())
# Couche de sortie : 2 classes
modele.add(Dense(32, activation= 'relu' ))
modele.add(Dense(1, activation= 'sigmoid' ))
# Descente de gradient
modele.compile(loss= 'binary_crossentropy' ,
optimizer= 'adam' ,
metrics=[ 'accuracy' ])
```

الشكل 3-15 تعريف طبقات النموذج

ثم نقوم بتدريب النموذج (الشكل 3-16) :

```
# Partie C. Apprentissage
history = modele.fit_generator(training_set,steps_p,er_epoch = 10, epochs = 10)
```

الشكل 3-16 : تدريب النموذج (تعلم العميق)

نسبة الدقة المتحصل عليها (الشكل 3-17) :

```
score = modele.evaluate(testing_set, verbose=0)
print( ' Test loss: ' , score[0])
print( ' Test accuracy: ' , score[1])
```

```
Test loss:  0.5390723943710327
Test accuracy:  0.7272727489471436
```

الشكل 3-17 : نتائج التدريب

حيث تمثل قيمة Test accuracy نسبة الدقة المتحصل عليها من خلال التدريب النموذج.

و تمثل Test loss نسبة الاخطاء خلال التدريب .

8.3. الخلاصة

في هذا الفصل قدمنا المراحل المختلفة لتنفيذ منهجية عد كائنات في صورة الخاص بنا لقد أوضحنا في نهاية الفصل النتائج التى حصل عليها نظامنا .

خاتـــــمة عـــــامة

خاتمة عامة

يعد عدد سنابل القمح في الحقل معلومات مهمة جدًا للتنبؤ بنمو المحاصيل وتقدير مردودها ، وبالتالي فهي تحظى باهتمام بحثي متزايد باستمرار .للحصول على مثل هذه المعلومات ، نستخدم الذكاء الاصطناعي من خلال التعلم الآلي والشبكة العصبية لتقدير عدد حبات القمح في الصورة الرقمية.

في هذا التقرير ,قدمنا عملا مخصص ركزنا فيه بشكل أساسي حول خوارزمية آلة المتجه الداعم SVM من جهة وتقنية التعلم العميق من جهة أخرى لتصنيف الصور المجزأة و استعمالها لعد حبات القمح في الصورة الرقمية.

يعتبر العدد المحسوب تقديرا لعدد حبات القمح في الصورة الرقمية و قد حصلنا على نتائج مقبولة في كلتا الطريقتين المتبعتين سواء التعلم الآلي عن طريق خوارزمية آلة المتجه الداعم SVM أو التعلم العميق عن طريق الشبكة العصبية الملتفة .

في المستقبل يمكننا تعزيز البيانات بصور أكثر لتحسين عمل الشبكة العصبية وامدادها بعدد أكثر من البيانات

قائمة المراجع

[1] Lempitsky, Victor, and Andrew Zisserman. "Learning to count objects in images." Advances in neural information processing systems 23 (2010).

[2] Wang, Jianfeng, et al. "Learning to count objects with few exemplar annotations." arXiv preprint arXiv:1905.07898 (2019).

[3] Ranjan, V., Sharma, U., Nguyen, T., & Hoai, M. (2021). Learning to count everything. In Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (pp. 3394-3403).

[4] Machine Learning For Dummies ®, IBM Limited Edition

[5] Low Level, Mid Level and High Level Image Processing | Asquero

[6] tech:https://www.arageek.com

[7] wiki https:ar.m.wikipedia.org/wiki

[8] التعلم العميق مقابل التعلم الآلي - Azure Machine Learning | Microsoft Docs

[9] الذّكاءُ الإصطناعيُّ باللُّغةِ العربيّةِ - Applications of Computer Vision الرؤية الحاسوبيّة وتطبيقاتها (aiinarabic.com)

[10] Support Vector Machine - الذّكاءُ الإصطناعيُّ باللُّغةِ العربيّةِ (aiinarabic.com)

[11] What is Computer Vision? | IBM

[12] ما هي الشبكات العصبية الاصطناعية وأنواعها وكيف تعمل - الرابحون (alrab7on.com)

[13] الباحثون السوريون - التعلّم العميق (Deep Learning) (syr-res.com)