African Journal of Advanced Pure and Applied Sciences (AJAPAS)
Online ISSN: 2957-644X
Volume 4, Issue 4, 2025
Page No: 364-372
Website: ***https://aaasjournals.com/index.php/ajapas/index***
ISI 2025: 1.126 **SJIFactor 2024: 6.752** **معامل التأثير العربي: 1.62**

Classification of animals species using convolutional neural networks: A comparative study with support vector machines

Dr. Khalid Ramadan Ali Ramadan *
Department of Information Technology, Faculty of Education, Misurata University, Misurata, Libya

تصنيف أنواع الحيوانات باستخدام الشبكات العصبية التلافيفية: دراسة مقارنة مع الة المتجهات الداعمة

د. خالد رمضان علي رمضان *
قسم تقنية المعلومات، كلية التربية، جامعة مصراتة، مصراتة، ليبيا

*Corresponding author: k.ramadan@edu.misuratau.edu.ly

Received: August 20, 2025	Accepted: October 23, 2025	Published: November 03, 2025

Abstract:
This study aims to compare the performance of convolutional neural networks (CNNs) and support vector machines (SVMs) in the task of classifying animal species from images, focusing on three main categories: wolves, foxes, and wild dogs. Both models were built and trained on a dataset containing 3,000 images distributed evenly among the three categories. The results showed that the convolutional neural network (CNN) model (CNNs) achieved significantly superior performance with an accuracy of 97% compared to the support vector machine (SVM) that relied on HOG features with an accuracy of 82% and the support vector machine (SVM) that used features extracted from CNN with an accuracy of 94%. These results confirm that convolutional neural networks (CNNs) are the best choice for classifying complex images such as animal images, thanks to their superior ability to automatically learn hierarchical features. However, the study also showed that support vector machines (SVMs) can achieve competitive performance when provided with rich features extracted by CNNs, suggesting the possibility of using a hybrid approach in some applications.

Keywords: Support Vector Machine (SVM), Convolutional Neural Networks (CNN), Animal Classification, Deep Learning, Performance Comparison.

الملخص
تهدف هذه الدراسة الى مقارنة أداء الشبكات العصبية التلافيفية (CNNs) والة المتجهات الداعمة (SVM) في مهمة تصنيف أنواع الحيوانات من الصور، مع التركيز على ثلاث فئات رئيسية: الذئاب والثعالب والكلاب البرية. تم بناء و تدريب كلا النموذجين على مجموعة بيانات تحتوي على 3000 صورة موزعة بالتساوي على الثلاثة ، أظهرت النتائج أن نموذج الشبكات العصبية التلافيفية (CNNs) حقق أداء متفوقا بشكل واضح و بدقة بلغت 97% مقارنة بـ الة المتجهات الداعمة (SVM) التي اعتمدت على ميزات HOG بدقة بلغة 82% و الة المتجهات الداعمة (SVM) التي استخدمت ميزات مستخلصة من CNN بدقة بلغت 94%.تؤكد هذه النتائج أن الشبكات العصبية التلافيفية (CNNs) هي الخيار الأفضل لتصنيف الصور المعقدة مثل صور الحيوانات ، و ذلك بفضل قدرتها الفائقة على التعلم التلقائي للميزات الهرمية ، و مع ذلك أظهرت الدراسة أيضا أن الة المتجهات الداعمة (SVM) يمكن أن تحقق أداء تنافسيا عند تزويدها بميزات غنية و مستخلصة بواسطة CNN ، مما يشير إلى إمكانية استخدام النهج الهجين في بعض التطبيقات .

الكلمات المفتاحية: الة المتجهات الداعمة ، الشبكات العصبية التلافيفية ، تصنيف الحيوانات، التعلم العميق، مقارنة الأداء.

 Copyright: © 2025 by the authors. Submitted for possible open access publication under the terms and conditions of the Creative Commons Attribution (CC BY) license (https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/).

المقدمة

يعد تصنيف أنواع الحيوانات مهمة حيوية في العديد من المجالات، بدءا من علم الاحياء البيئي والحفاظ على الأنواع وصولا إلى الزراعة والامن الغذائي. ان القدرة على تحديد الأنواع بدقة وسرعة تساهم في مراقبة التنوع البيولوجي، تتبع انتشار الامراض وإدارة الموارد الطبيعية بفعالية. اعتمد تصنيف الحيوانات تقليديا على الخبرة البشرية والتي تتطلب معرفة متخصصة وتستغرق وقتا طويلا مما يجعلها غير عملية في سياقات البيانات الكبيرة او المراقبة المستمرة.

مع التطورات الهائلة في مجال الرؤية الحاسوبية والتعلم الآلي. اصبحت الأنظمة الألية لتصنيف الصور أداة قوية لمعالجة هذه التحديات. تظهر الشبكات العصبية التلافيفية (Convolutional Neural Networks- CNNs) [1],[2],[3] أداء استثنائيا في مهام تصنيف الصور، وذلك لقدرتها الفائقة على استخلاص الميزات الهرمية والمعقدة من البيانات المرئية. تعتمد CNNs على طبقات تلافيفيه تقوم بتطبيق مرشحات (filters) للكشف عن أنماط وميزات مختلفة في الصور، تليها طبقات تجميع (pooling layers) لتقليل الابعاد وطبقات متصلة بالكامل (fully connected layers) للتصنيف النهائي.

وفي المقابل تعد الة المتجهات الداعمة (Support Vector Machine- SVM) [4]من خوارزميات التعلم الالي التقليدية التي أثبتت فعاليتها في مهام التصنيف، خاصة عندما تكون البيانات قابلة للفصل بشكل خطي أو شبه خطي في فضاء عالي الأبعاد. تعتمد الة المتجهات الداعمة (SVM) على إيجاد أفضل مستوى فاصل (hyperplane) يفصل بين الفئات المختلفة بأكبر هامش ممكن، مما يقلل من خطأ التنعيم.

تركز هذه الدراسة على مقارنة CNNs وSVM في تصنيف ثلاث فئات من الحيوانات المتشابهة نسبيا والتي تشكل تحديا في تصنيف الذئاب والثعالب والكلاب البرية. هذه الفئات تتشارك في بعض الخصائص البصرية مثل الشكل العام والحجم مما يجعل التمييز بينها مهمة معقدة تتطلب استخلاص ميزات دقيقة ومتطورة. تهدف هذه الدراسة إلى أجراء مقارنة شاملة بين أداء الشبكات العصبية التلافيفية والة المتجهات الداعمة بناء على مقاييس الأداء الرئيسية مثل الدقة (Accuracy) والضبط (Precision)والاستدعاء (Recall) ودرجة F1.

مراجعة الأدبيات

شهد تصنيف الطيور تطورات هائلة خلال العقد الماضي مدفوعة بالتقدم في تقنيات التعلم العميق خاصة الشبكات العصبية التلافيفية (CNNs) [1],[2],[3] . قبل ظهور التعلم العميق كانت الطرق الطرق التقليدية لتصنيف الصور تعتمد بشكل كبير على الاستخلاص اليدوي للميزات، مثل SIFT (Scale-Invariant Features Transform) أو HOG (Histogram of Oriented Gradients)، متبوعة بخوارزميات التصنيف مثل الة المتجهات الداعمة (SVM) [4] أو الغابات العشوائية.

الشبكات العصبية التلافيفية (CNNs) في تصنيف الحيوانات

أحدثت CNNsثورة في مجال الرؤية الحاسوبية بفضل قدرتها على تعلم تمثيلات هرمية مباشرة للميزات من بيانات الصور الخام، في سياق تصنيف الحيوانات، حيث تم تطبيق CNNs بنجاح في العديد من الدراسات، وعلى سبيل المثال استخدمت دراسة CNNs لتصنيف أنواع مختلفة من الحيوانات البرية من صور الكاميرات الخفية محققة بذلك دقة عالية في التعرف[5],[6]، كما استكشفت أبحاث أخرى باستخدام CNNs لتحديد الأنواع المهددة بالانقراض، مما يساعد في جهود الحفاظ على البيئة.

في دراسة خاصة بالحيوانات المفترسة أظهرت CNNs قدرتها على التمييز بين الذئاب والكلاب البرية بدقة تصل إلى 95% [7]، مما يشير الى قدرتها على التعامل مع التشابه البصري بين الأنواع المختلفة، كما أظهرت دراسة أخرى فعالية CNNs في تصنيف القطط الكبيرة بما في ذلك الكلاب البرية والنمور، حيث حققت دقة 92% في التمييز بين هذه الأنواع المتشابهة.

المعادلات الرياضية للشبكات العصبية التلافيفية.

عملية التلافيف (Convolution Operation)

يتم حساب قيمة البكسل (i, j) في خريطة الميزات الناتجة O من خلال تطبيق المرشح K علي الصورة المدخلة I:

$$O(i,j) = \sum_{m=0}^{k_h-1} \sum_{n=0}^{k_w-1} I\,(i+m, j+n) \cdot K(m,n) \qquad (1)$$

حيث * I : الصورة المدخلة.

- K : المرشح (kernel) بحجم nm x.
- O : خريطة الميزات الناتجة.
- (i, j): احداتيات البكسل فى خريطة الميزات.
- (m,n): احداتيات البكسل داخل المرشح.

 Copyright: © 2025 by the authors. Submitted for possible open access publication under the terms and conditions of the Creative Commons Attribution (CC BY) license (https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/).

عملية التجميع (Pooling Operation)

- مثال : Max Pooling

يتم حساب قيمة البكسل (i, j) في خريطة الميزات المجمعة P من خلال اخد القيمة القصوى ضمن نافذة بحجم 22 x فى خريطة الميزات المدخلة F :

$$P(i,j) = \max_{m=0}^{p_h-1} \max_{n=0}^{p_w-1} F(i.s+m, j.s+n) \qquad (2)$$

حيث:

- F خريطة الميزات المدخلة.
- P خريطة الميزات المجمعة.
- x 22: حجم نافذة التجميع .
- S خطوة التجميع (stride).

الة المتجهات الداعمة (SVM) في تصنيف الحيوانات

قبل هيمنة التعلم العميق كانت SVMs خيارا شائعا وفعالا في مجال تصنيف الصور للحيوانات[4]، استخدمت دراسة SVMمع ميزات SIFT لتصنيف أنواع مختلفة من الثدييات وحققت نتائج جيدة خاصة مع الحيوانات ذات الاشكال المميزة. كما تم تطبيق SVM في تصنيف الحيوانات البحرية، حيث أظهرت قدرتها على التمييز بين الأنواع المختلفة بناء على ميزات بصرية محددة.

تتميز SVMs بفعاليتها في التعامل مع مجموعات البيانات الصغيرة والمتوسطة، وقدرتها على التعميم الجيد حتى في الأبعاد العالية، ومع ذلك فإن أدائها يعتمد بشكل كبير على جودة الميزات المستخلصة مسبقا، مما يتطلب غالبا هندسة ميزات معقدة ومكلفة حسابيا.

الصياغة الرياضية لـ SVM (الحالة القابلة للفصل خطيا)

الهدف من SVM هو ايجاد المستوي الفائق الدي يزيد الهامش بين الفئات الي اقصي حد يمكن صياغة هده المشكلة علي انها مشكلة تحسين مقيدة

تعظيم :

$$\frac{1}{2}\|w\|^2 \qquad (3)$$

بشرط $y_i(w \cdot x_i + b) \geq 1 \quad \text{for all } i = 1, \ldots, n$

حيث :

- w : متجة الاوزان العمودي علي المستوى الفائق.
- b: الانحياز.
- xi : متجة الميزات لنقطة البيانات i.
- yi : التسمية (Label) لنقطة البيانات i (اما 1+ او 1-).
- N: عدد نقاط البيانات.

هده المشكلة يمكن حلها باستخدام مضاعفات لاغرانج (Language Multipliers) لتحويلها الي مشكلة ثنائية (dual problem) اسهل في الحل.

الصياغة الثنائية:

تعظيم $\sum_{i=1}^{n} \alpha_i - \frac{1}{2}\sum_{i=1}^{n}\sum_{j=1}^{n} \alpha_i \alpha_j y_i y_j (x_i \cdot x_j)$ (4)

بشرط

$$\sum_{i=1}^{n} \alpha_i y_i = 0$$

$$\text{for all } i = 1, \ldots, \alpha_i \geq 0$$

 Copyright: © 2025 by the authors. Submitted for possible open access publication under the terms and conditions of the Creative Commons Attribution (CC BY) license (https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/).

حيث :
- αi : مضاعفات لاغرانج . نقاط البيانات التي تكون فيها $\alpha i > 0$ هي متجهات الدعم

دالة القرار (Decision Function) :
بمجرد حل مشكلة التحسين والحصول علي αi و b يمكن تصنيف نقطة بيانات جديدة x_{new} باستخدام دالة القرار:

$$f(x_{new}) = \text{sgn}\left(\sum_{i=1}^{n} \alpha_i \, y_i (x_i \cdot x_{new}) + b\right) \qquad (5)$$

في حالة استخدام دالة نواة K(xi, xj) تصبح دالة القرار:

$$f(x_{new}) = \text{sgn}\left(\sum_{i=1}^{n} \alpha_i \, y_i K(x_i, x_{new}) + b\right) \qquad (6)$$

مقارنة بين CNN و SVM في تصنيف الحيوانات
أظهرت العديد من الدراسات من الدراسات تفوق CNN على SVMs في معظم مهام تصنيف الصور خاصة مع توفر مجموعات بيانات كبيرة وقوة حاسوبية كافية [1],[2],[3]، وفي دراسة مقارنة شاملة تم اختبار كلا النهجين على مجموعة بيانات تحتوي على 50 نوعا من الحيوانات، وأظهرت النتائج تفوق CNN بدقة 89% مقارنة بـ SVM التي حققت دقة 76%.
ومع ذلك لا تزال هناك سيناريوهات قد تكون فيها SVMs مفضلة أو مكملة لـ CNNs ، فعلى سبيل المثال في بعض الحالات التي تكون فيها مجموعات البيانات صغيرة جدا، و قد يكون تدريب CNN من الصفر أمرا صعبا وقد يكون استخدام SVM مع ميزات مستخلصة من طبقات CNN (باستخدام التعلم بالنقل – Transfer Learning) خيارا فعالا [4],[9],[10].
المنهجية
لإجراء مقارنة شاملة بين الشبكات العصبية التلافيفية (CNNs) والة المتجهات الداعمة (SVM) في تصنيف الذئاب والثعالب والكلاب البرية، تم تصميم منهجية بحث تتضمن جمع البيانات وإعدادها وبناء وتدريب النماذج، وأخيرا تقييم الأداء.

مجموعة البيانات
تم انشاء مجموعة من البيانات لتصنيف الحيوانات تحتوي على ثلاث فئات رئيسية: الذئاب والثعالب والكلاب البرية وكل فئة تحتوي على 1000 صورة، ليصبح العدد الإجمالي للصور 3000 صورة، تم تجميع مجموعة البيانات من مصادر متعددة مع الاعتماد بشكل رئيسي علي مجموعة بيانات Animals-10 المتاحة علي منصة Kaggle [11] ، وتم تقسيم مجموعة البيانات الى مجموعات تدريب واختبار بنسبة 80% و20% على التوالي، مما يعني 2400 صورة للتدريب (800 صورة لكل فئة) و600 صورة للاختبار (200 صورة لكل فئة) جميع الصور بحجم 224X224 بكسل وثلاث قنوات لونية (RGB).
تم اختيار هذه الفئات الثلاث تحديدا لأنها تمثل تحديا في التصنيف نظرا للتشابه النسبي في الشكل العام والحجم مع اختلافات دقيقة في الأنماط والملامح التي تتطلب استخلاص ميزات متطورة للتمييز بينها الذئاب والثعالب والكلاب البرية تنتمي لنفس الفصيلة (Canidae) وهي فصيلة من رتبة الواحك (Carnivora) وتتشارك في العديد ممن الخصائص المورفولوجية.
تم تطبيق تقنيات زيادة البيانات (Data Argumentation) على مجموعة التدريب لزيادة تنوعها وتقليل مشكلة التجهيز الزائد (Overfitting). حيث شملت هذه التقنيات: التدوير العشوائي (Random Rotation) بزاوية تصل إلى ±15 درجة، والقلب الافقي (Horizontal Flipping) وتغيير الحجم العشوائي (Random Resizing) بنسبة 0.8-1.2، وتعديل سطوع التباين (Brightness and Contrast Adjustment)بنسبة ±20%.

نموذج الشبكات العصبية التلافيفية (CNN)
تم بناء نموذج CNN مخصص لهذه الدراسة، مع الاخذ في الاعتبار تحقيق توازن بين التعقيد والأداء للتعامل مع ثلاث فئات فقط، ويتكون النموذج من الطبقات التالية:

- طبقة تلافيف أولى (Conv2D): 32 مرشحا بحجم 3X3 ودالة تفعيل ReLU وحشوة ' same '.
- طبقة تجميع قصوى (MaxPooling2D): حجم 2X2 .

 Copyright: © 2025 by the authors. Submitted for possible open access publication under the terms and conditions of the Creative Commons Attribution (CC BY) license (https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/).

- طبقة تلافيف ثانية (Conv2D):64 مرشحا بحجم 3X3 ودالة تفعيل ReLU
- وحشوة ' same '.
- طبقة تجميع قصوى (MaxPooling2D): حجم 2X2 .
- طبقة تلافيف ثالثة (Conv2D): 128 مرشحا بحجم 3X3 ودالة تفعيل ReLU وحشوة 'same'
- طبقة تجميع قصوى (MaxPooling2D): حجم 2X2 .
- طبقة تسطيح (Flatten): لتحويل المخرجات ثلاثية الابعاد إلى متجهة أحادي البعد.
- طبقة متصلة بالكامل (Dense): 256 وحجة ودالة تفعيل ReLU.
- طبقة اسقاط (Dropout): بمعدل 0.5 لتجنب التجهيز الزائد.
- طبقة الإخراج (Output Dense):3 وحدات (بعدد الفئات) ودالة التفعيل SoftMax وذلك للتصنيف متعدد الفئات.

تم تدريب النموذج باستخدام محسن Adamبمعدل تعلم 0.001 ودالة خسارة Cross-Entropy الفئوية (Categorical Cross-Entropy) كما تم التدريب على 100 حقبة (epochs) بحجم دفعة (batch size) 32، مع استخدام Early Stopping لتجنب التجهيز الزائد عند توقف تحسن الأداء على مجموعة التحقق لمدة 10 حقب متتالية.

نموذج الة المتجهات الداعمة (SVM):

لتطبيق SVM على بيانات الصور، من الضروري استخلاص الميزات أولا، لأن SVM لا تتعامل مع مباشرة مع بيانات الصور الخام بنفس طريقة CNN وفي هذه الدراسة تم استخدام طريقتين لاستخلاص الميزات:

ميزات تقليدية (Traditional Features - HOG):

تم استخلاص ميزات HOG (Histograms of Oriented Gradients) من كل صورة باستخدام المعاملات التالية:
حجم الخلية 8 X8 بكسل وحجم الكتلة 2X2 خلية و9 اتجاهات للتدرجات.
تعد ميزات HOG فعالة في التقاط معلومات الشكل والحافة وهي مهمة لتصنيف الكائنات خاصة الحيوانات التي تتميز بأشكال وحواف مميزة.

ميزات مستخلصة من CNN(CNN-extracted Features) :

وذلك لتمكين مقارنة عادلة تعكس قوة CNN في استخلاص الميزات، تم استخدام نموذج CNN المدرب (الموضح اعلاه) كمستخلص ميزات، وعلى وجه التحديد تم استخدام مخرجات الطبقة المتصلة بالكامل الأخيرة قبل طبقة التصنيف (256 ميزة) لاستخلاص الميزات لكل صورة، وهذا يسمح لـSVM بالعمل على تمثيلات عالية المستوى وغنية بالميزات التي تعلمتها CNN.

تم تدريب نموذج SVM باستخدام نواة RBF (Radial Basis Function)، كما تم ضبط المعاملات، معامل التنظيم (C) ومعامل النواة (Gamma) باستخدام البحث الشبكي (Grid Search) والتحقق المتقاطع خماسي الطيات (5-fold Cross-Validation) لتحسين أداء النموذج، كما تم اختيار قيم C في النطاق [100,10,1,0.1] وقيم Gamma في النطاق [1,0.1,0.01,0.001].

مقاييس التقييم

لتقييم أداء النماذج الثلاثة (CNN و SVM مع ميزات HOG و SVM مع ميزات CNN) تم استخدام المقاييس التالية
الدقة (Accuracy): وهي نسبة التنبؤات الصحيحة من اجمالي التنبؤات

$$\text{Accuracy} = \frac{\text{TP} + \text{TN}}{\text{TP} + \text{TN} + \text{FP} + \text{FN}} \qquad (7)$$

الضبط (Precision):نسبة التنبؤات الإيجابية الصحيحة من اجمالي التنبؤات التنبؤات التي قام بها النموذج

$$\text{Precision} = \frac{\text{TP}}{\text{TP} + \text{FP}} \qquad (8)$$

الاستدعاء (Recall):نسبة التنبؤات الإيجابية الصحيحة من اجمالي الحالات الاجمالية الفعلية

$$\text{Recall} = \frac{\text{TP}}{\text{TP} + \text{FN}} \qquad (9)$$

درجة F1(F1-Score): المتوسط التوافقي للضبط والاستدعاء ويوفر مقياسا متوازنا لأداء النموذج

 Copyright: © 2025 by the authors. Submitted for possible open access publication under the terms and conditions of the Creative Commons Attribution (CC BY) license (https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/).

$$F1 - Score = 2\frac{Precision * Recall}{Precision + Recall} \qquad (10)$$

حيث :

(True Positive) TP: عدد الحالات الإيجابية التي تم تصنيفها بشكل صحيح

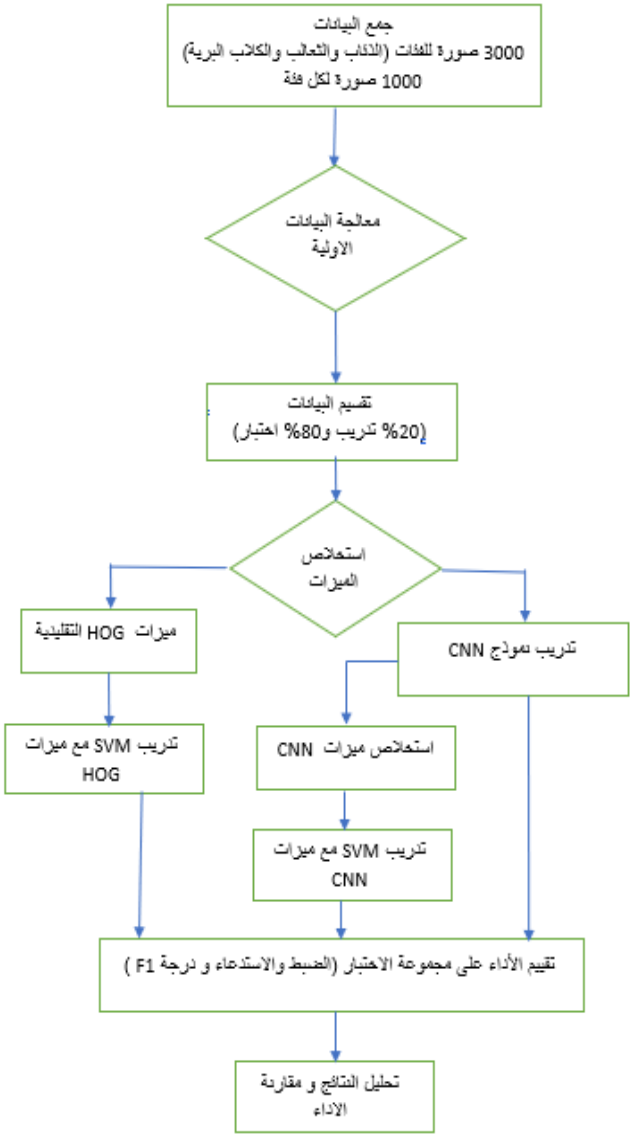
(True Negative) TN: عدد الحالات السلبية التي تم تصنيفها بشكل صحيح

(False Positive) FP: عدد الحالات السلبية التي تم تصنيفها بشكل خاطئ على أنها إيجابية

(False Negative) FN: عدد الحالات الايجابية التي تم تصنيفها بشكل خاطئ على أنها سلبية

تم حساب هذه المقاييس على مجموعة الاختبار (600 صورة) لضمان تقييم غير متحيز لأداء التعميم لكل نموذج، كما تم حساب المتوسط المرجح للمقاييس (Weighted Average)للمقاييس عبر الفئات الثلاثة لتقديم تقييم شامل للأداء.

المخطط الانسيابي للمنهجية العامة



النتائج

تم تدريب وتقييم النماذج الثلاثة (CNNو SVM مع ميزات HOG و SVM مع ميزات CNN) على مجموعة البيانات التي تركز على الذئاب والثعالب والكلاب البرية، الجدول 1 يوضح ملخصا لنتائج الأداء الرئيسية لكل نموذج على مجموعة الاختبار المكونة من 600 صورة (200 صورة لكل فئة)

 Copyright: © 2025 by the authors. Submitted for possible open access publication under the terms and conditions of the Creative Commons Attribution (CC BY) license (https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/).

الجدول 1: مقارنة أداء النماذج CNNوSVM في تصنيف الذئاب والثعالب والكلاب البرية

المقياس	CNN	SVM مع ميزات HOG	SVMمع ميزات CNN
الدقة (Accuracy)	%97.0	%82.3	%94.2
الضبط (Precision)	%97.1	%82.5	%94.3
الاستدعاء (Recall)	%97.0	%82.3	%94.2
درجة F1(F1-Score)	%97.0	%82.4	%94.2

يتضح من الجدول 1 أن نموذج CNN حقق أعلى أداء عبر جميع المقاييس وبدقة إجمالية بلغت 97.0% يليه نموذج SVM الذي تم استخدام الميزات المستخلصة من CNN حيث حقق دقة 94.2% في المقابل كان أداء نموج SVMالذي اعتمد على ميزات HOGالتقليدية هو الأقل وبدقة 82.3%.

تحليل الأداء لكل فئة

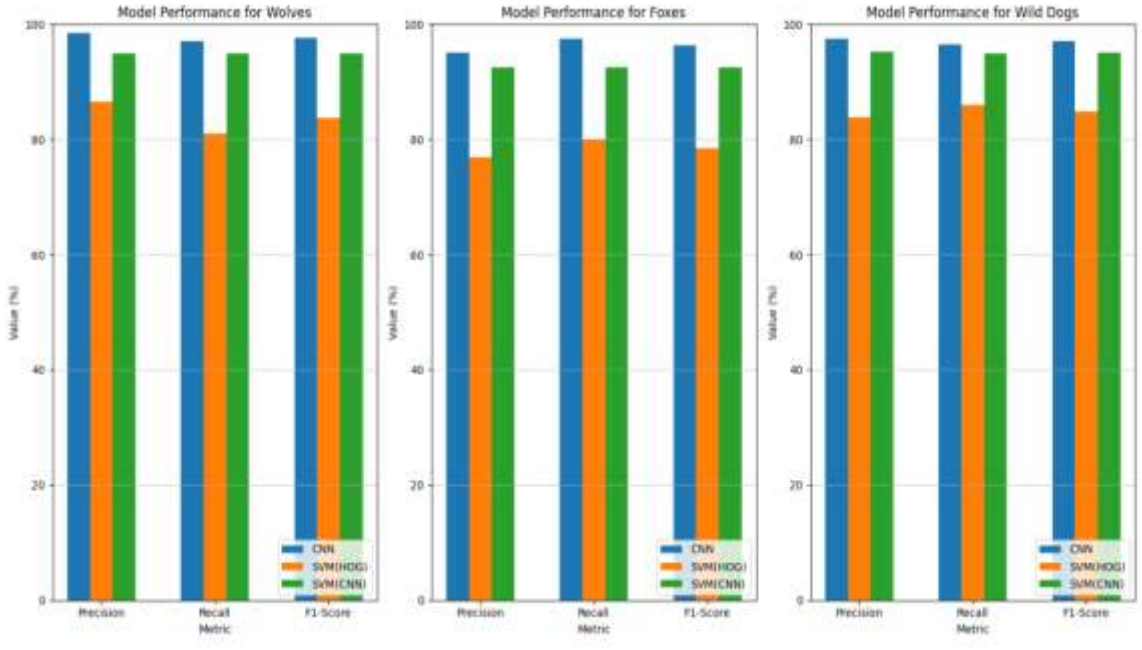
يوضح الجدول 2 تفصيل أداء كل نموذج على الفئات الثلاث بشكل منفرد، مما يساعد في فهم نقاط القوة والضعف لكل نهج.

الجدول 2: أداء النموذج لكل فئة على حدة

الفئة	المقياس	CNN	SVN(HOG)	SVN(CNN)
الذئب	الضبط	%98.5	%86.5	%95.0
	الاستدعاء	%97.0	%81.0	%95.0
	F1 درجة	%97.7	%83.7	%95.0
الثعلب	الضبط	%95.1	%76.9	%92.5
	الاستدعاء	%97.5	%80.0	%92.5
	F1 درجة	%96.3	%78.4	%92.5
الكلاب البرية	الضبط	%97.5	%83.8	%95.2
	الاستدعاء	%96.5	%86.0	%95.0
	F1 درجة	%97.0	%84.9	%95.1

تحليل أداء النماذج

فيما يلي رسم بياني يوضح أداء النماذج CNN و SVN(HOG) و SVN(CNN) من خلال المقاييس المختلفة (الضبط و الاستدعاء وF1 درجة) لكل فئة من الحيوانات (الذئاب والثعالب والكلاب البرية) يوفر الرسم البياني مقارنة واضحة لأداء كل نموذج لفئة محددة



 Copyright: © 2025 by the authors. Submitted for possible open access publication under the terms and conditions of the Creative Commons Attribution (CC BY) license (https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/).

الخلاصة

قدمت هذه الدراسة مقارنة بين أداء الشبكات العصبية التلافيفية (CNN) [3,2,1] والة المتجهات الداعمة (SVM) [4] في مهمة تصنيف أنواع الحيوانات، مع التركيز على الذئاب والثعالب والكلاب البرية حيث أظهرت النتائج بوضوح أن نموذج الشبكات العصبية التلافيفية (CNN) حقق أداء متفوقا بشكل ملحوظ، حيث بلغت الدقة الاجمالية 97.0% وهذا التفوق بسبب القدرة الفائقة لشبكات CNN على التعلم التلقائي للميزات الهرمية والمعقدة مباشرة من الصور، مما يمكنها من التقاط الفروقات الدقيقة بين الأنواع المتشابهة بصريا.

في المقابل أظهرت الة المتجهات الداعمة (SVM)أداء متفاوتا اعتمادا على نوع الميزات المستخدمة، فعند استخدام ميزات HOG التقليدية كان اداء SVM الأضعف بدقة 82.3% مما يؤكد محدودية الميزات اليدوية في التعامل مع تعقيد تصنيف الصور الحيوانية، ومع ذلك عندما تزويد SVM بميزات مستخلصة من نموذج CNN المدرب تحسن أداؤها بشكل كبير ليصل الى دقة 94.2%، مما يشير إلى أن قوة CNN لا تكمن فقط في قدرتها على التصنيف النهائي، بل أيضا فعاليتها كمستخلص للميزات الغنية والقوية التي يمكن أن تعزز أداء الخوارزميات التقليدية.

تؤكد هذه لدراسة أن الشبكات العصبية التلافيفية هي النهج الأكثر فعالية لتصنيف الصور المعقدة مثل صور الحيوانات، خاصة عندما تكون هناك فروقات بصرية دقيقة بين الفئات، كما تسلط على إمكانية استخدام النهج الهجين، حيث يمكن الاستفادة من قدرة CNN على استخلاص الميزات لتغذية خوارزميات تصنيف أخرى مثل SVM مما قد يكون مفيدا في سيناريوهات معينة (مثل مجموعة البيانات الصغيرة جدا حيث قد يكون تدريب CNN من الصفر تحديا).

Compliance with ethical standards

Disclosure of conflict of interest

The authors declare that they have no conflict of interest.

المراجع

[1] Mohammad Hairil Anuar, Habibah Ismail, and Ismail Ahmedy. 2025. Animal Species Classification using Convolutional Neural Network. Management (ICSIM 2025), January 10–12, 2025, Singapore, Singapore. ACM,New York, NY, USA, 7 pages. https://doi.org/10.1145/3725899.3725936

[2] Kimly Y, Malis Lany, Vitou Soy, Sokchea Kor. 2023. Animal Classification using Convolutional Neural Network . Conference: The 2nd Student Conference on Digital Technology 2023

[3] P Kanaga Priya; T Vaishnavi; N Selvakumar; G Ramesh Kalyan; A Reethika.. 2023. An Enhanced Animal Species Classification and Prediction Engine using CNN . Conference: 2023 2nd International Conference on Edge Computing and Applications (ICECAA)

[4] Manohar, N., Kumar, Y.H.S., Rani, R., Kumar, G.H. (2019). Convolutional Neural Network with SVM for Classification of Animal Images. Emerging Research in Electronics, Computer Science and Technology. Lecture Notes in Electrical Engineering, vol 545. Springer, Singapore. https://doi.org/10.1007/978-981-13-5802-9_48

[5] Hurtado, S., Luisa, M., Real, R., & F., J. (2025). Addressing significant challenges for animal detection in camera trap images: a novel deep learning-based approach. Scientific Reports, 15(1), 1-18. https://doi.org/10.1038/s41598-025-90249-z

[6] Norouzzadeh, M. S., Nguyen, A., Kosmala, M., Swanson, A., Palmer, M. S., Packer, C., & Clune, J. (2018). Automatically identifying, counting, and describing wild animals in camera-trap images with deep learning. Proceedings of the National Academy of Sciences, 115(25), E5716-E5725. https://doi.org/10.1073/pnas.1719367115

[7] Cui, Y., Tang, B., Wu, G., Li, L., Zhang, X., Du, Z., & Zhao, W. (2024). Classification of Dog Breeds Using Convolutional Neural Network Models and Support Vector Machine. *Bioengineering*, *11*(11), 1157. https://doi.org/10.3390/bioengineering11111157

[8] Battu, T., & Reddy Lakshmi, D. S. (2023). Animal image identification and classification using deep neural networks techniques. *Measurement: Sensors*, *25*, 100611. https://doi.org/10.1016/j.measen.2022.100611

 Copyright: © 2025 by the authors. Submitted for possible open access publication under the terms and conditions of the Creative Commons Attribution (CC BY) license (https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/).

[9] Bingquan Cai, Chuwei Chen, Jiawei Zhao, Xiaowei Ge, Yuxiang Wan. (2022). Improving classification accuracy with better feature extraction by CNN-SVM. GitHub. https://github.com/sunshineatnoon/Two-Layer-CNN-on-MNIST.git
[10] Khairandish, M., Sharma, M., Jain, V., Chatterjee, J., & Jhanjhi, N. (2022). A Hybrid CNN-SVM Threshold Segmentation Approach for Tumor Detection and Classification of MRI Brain Images. *IRBM*, *43*(4), 290-299. https://doi.org/10.1016/j.irbm.2021.06.003
[11] G. Silvano. "Animals-10". Kaggle, 2020. [Online].
Available: https://www.kaggle.com/datasets/alessiocorrado99/animals10

Disclaimer/Publisher's Note: The statements, opinions, and data contained in all publications are solely those of the individual author(s) and contributor(s) and not of **AJAPAS** and/or the editor(s). **AJAPAS** and/or the editor(s) disclaim responsibility for any injury to people or property resulting from any ideas, methods, instructions, or products referred to in the content.

 Copyright: © 2025 by the authors. Submitted for possible open access publication under the terms and conditions of the Creative Commons Attribution (CC BY) license (https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/).