

الجمهورية الشعبية الديمقراطية الجزائرية
République Algérienne Démocratique et Populaire
وزارة التعليم العالي و البحث العلمي
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique
المدرسة العليا للإعلام الآلي .08 ماي 1945. بسيدي بلعباس
École Supérieure en Informatique
-08 Mai 1945- Sidi Bel Abbès



THESIS

To obtain the diploma of **Master**
Field: **Computer Science**
Specialty: **Ingénierie des Systèmes Informatiques (ISI)**

Theme

**Real-time Object Detection in Low Powered Edge
Devices**

Presented by:

- Abdelbaki Krebbaza
- Mohamed Yamani

In front of the jury composed of:

Dr. MALKI Abdelhamid
Dr. Hamdane Bensenane
Pr. Abdellatif Rahmoun
Dr. BENDAOU Fayssal

President
Co-Supervisor
Supervisor
Examiner

Academic Year : 2023/2024

Abstract

Object detection has seen significant development in recent years, particularly due to the increasing demand for smart systems operating at the edge. Modern applications, such as autonomous vehicles, intelligent cameras, and surveillance systems, rely on real-time object detection. However, deploying these applications on low-powered devices poses a major challenge due to the limited computational resources and power constraints.

Devices such as NVIDIA Jetson Nano, Raspberry Pi 4 B, and Raspberry Pi 3 have become popular due to their portability and low cost, making them ideal for many smart applications. However, they face significant limitations in terms of performance compared to more powerful machines like computers or servers. This makes it necessary to develop and optimize object detection models that are compatible with such constrained devices. Common models used in this context include SSD-MobileNet, YOLOv3, YOLOv4-Tiny, and Faster R-CNN.

Real-time object detection on low-powered edge devices has become an important area of study and research, as intelligent systems must function in real-time with limited resources. Devices like the NVIDIA Jetson Nano, Raspberry Pi 4 B, and Raspberry Pi 3 are widely used due to their affordability and suitability for resource-limited environments. However, these devices struggle with computational and energy constraints. This study evaluates different object detection models on these devices, aiming to strike a balance between precision, inference speed, power consumption, and memory usage.

The study concludes that while the Jetson Nano provides superior performance, Raspberry Pi devices, particularly the Raspberry Pi 3, exhibit lower performance due to their limitations. Techniques such as model quantization, pruning, and the use of more efficient neural network architectures are necessary to improve the performance of object detection models on these low-powered devices.

الملخص

في السنوات الأخيرة، شهدت تقنيات اكتشاف الأجسام تطوراً ملحوظاً، خاصة مع ازدياد الحاجة إلى الأنظمة الذكية التي تعمل على أطراف الشبكات. تعتمد العديد من التطبيقات الحديثة مثل السيارات الذاتية القيادة، الكاميرات الذكية، وأنظمة المراقبة، على اكتشاف الأجسام في الوقت الحقيقي. ومع ذلك، فإن تنفيذ هذه التطبيقات على الأجهزة منخفضة الطاقة يمثل تحدياً كبيراً نظراً لمحدودية الموارد الحاسوبية واستهلاك الطاقة.

الأجهزة منخفضة الطاقة مثل *Nano Jetson NVIDIA* و *B 4 Pi Raspberry* و *3 Pi Raspberry* أصبحت شائعة بفضل ميزات مثل كونها محمولة وقليلة التكلفة، مما يجعلها خياراً مثالياً للعديد من التطبيقات الذكية. ومع ذلك، تأتي هذه الأجهزة مع قيود كبيرة في الأداء مقارنة بالأجهزة الأكثر قوة مثل أجهزة الكمبيوتر أو السيرفرات. لذا، كانت الحاجة إلى تطوير وتحسين النماذج المستخدمة لاكتشاف الأجسام لتناسب مع هذه الأجهزة المحدودة واضحة. وتعتبر النماذج مثل *SSD-MobileNet* و *YOLOv3* و *YOLOv4-Tiny* و *R-CNN Faster* من بين النماذج الرائدة التي تم تكييفها للعمل على هذه الأجهزة.

أصبح اكتشاف الأجسام على الأجهزة منخفضة الطاقة موضوعاً مهماً للدراسة والبحث، حيث أن الأنظمة الذكية تحتاج إلى العمل في الوقت الحقيقي في بيئات محدودة الموارد. يُعد كل من *Nano Jetson NVIDIA* و *B 4 Pi Raspberry* و *3 Pi Raspberry* من أشهر الأجهزة المستخدمة في هذا السياق نظراً لتكلفتها المعقولة وإمكانية استخدامها في البيئات ذات الموارد المحدودة. ورغم ذلك، فإن هذه الأجهزة تواجه تحديات كبيرة نتيجة لمحدودية قدراتها الحاسوبية واستهلاك الطاقة.

لتلبية هذه الاحتياجات، تم تطوير نماذج مختلفة لاكتشاف الأجسام مثل *SSD-MobileNet* و *YOLOv3* و *YOLOv4-Tiny* و *YOLOv5* و *R-CNN Faster*. تسعى هذه النماذج إلى تحقيق توازن بين الدقة وسرعة الاستدلال واستهلاك الطاقة واستخدام الذاكرة. كما يعمل الباحثون على تحسين هذه النماذج من خلال استخدام تقنيات مثل التكميم والتقليم، بالإضافة إلى تسريع الأداء باستخدام معالجات متخصصة مثل وحدات معالجة الرسومات (GPU) أو وحدات معالجة التنسور (TPU). تم تقييم أداء العديد من النماذج المستخدمة لاكتشاف الأجسام، بما في ذلك *SSD-MobileNet* و *YOLOv3* و *YOLOv4-Tiny* و *YOLOv5* و *R-CNN Faster*، على ثلاثة أجهزة منخفضة الطاقة: *Nano Jetson NVIDIA* و *4 Pi Raspberry* و *B 3 Pi Raspberry*. كان التقييم مبنياً على عدة معايير، من بينها الدقة، ووقت الاستدلال، واستهلاك الطاقة، واستخدام الذاكرة، وعدد الإطارات في الثانية (FPS).

أظهرت النتائج أن جهاز *Nano Jetson* يتمتع بأفضل أداء نظراً لدعمه لمعالج GPU، مما يجعله قادراً على تشغيل النماذج بسرعة أعلى وبكفاءة أكبر من أجهزة *Pi Raspberry*. ومع ذلك، أظهرت أجهزة *Pi Raspberry*، خاصة *3 Pi Raspberry*، أداءً أبطأ بكثير بسبب قيودها الحاسوبية واستهلاكها العالي للطاقة. على سبيل المثال، أظهر نموذج *SSD-MobileNet* على *Jetson Nano* دقة بلغت 72% ووقت استدلال قدره 30 ملي ثانية، مع استهلاك للطاقة بلغ 7 واط، وحقق 28 إطاراً في الثانية. في

المقابل، أظهر نفس النموذج على *3 Pi Raspberry* دقة أقل ووقت استدلال أطول واستهلاك طاقة أعلى، مما يجعله غير مناسب للتطبيقات التي تتطلب الأداء في الوقت الحقيقي.

تُظهر النتائج أن نموذج *R-CNN Faster* يقدم أعلى دقة على جميع الأجهزة، لكنه يستهلك طاقة أكبر ويحتاج إلى وقت أطول للاستدلال، مما يجعله غير مناسب للأجهزة منخفضة الطاقة التي تحتاج إلى موازنة بين الدقة والسرعة. من ناحية أخرى، تقدم نماذج *YOLOv3* و *YOLOv5* توازناً جيداً بين الدقة وسرعة الاستدلال، مما يجعلها خياراً مناسباً للأجهزة التي تدعم معالجات GPU مثل *Nano Jetson*. أما نموذج *YOLOv4-Tiny*، فهو يضحى ببعض الدقة لتحقيق سرعة أكبر وكفاءة أفضل في استهلاك الطاقة، وهو مناسب أكثر للأجهزة ذات الموارد المحدودة.

تم تسليط الضوء على العديد من التحديات في نشر نماذج اكتشاف الأجسام على الأجهزة منخفضة الطاقة. في حين أن جهاز *Nano Jetson* يمكنه تحقيق أداء جيد مع معظم النماذج ويقترب من العمل في الوقت الحقيقي، فإن أجهزة *Raspberry B 4 Pi* و *3 Pi Raspberry* تعاني من صعوبة في التعامل مع النماذج المعقدة مثل *YOLOv3* و *R-CNN Faster* بسبب القيود الحسابية واستهلاك الطاقة العالي.

ينبغي أن تركز الأبحاث المستقبلية على تحسين النماذج مثل *YOLOv3* و *YOLOv5* للعمل على الأجهزة منخفضة الطاقة من خلال استخدام تقنيات مثل البحث في بنية الشبكات والتكبير وتسريع الأداء باستخدام الأجهزة المتخصصة. كما يمكن استكشاف الأجهزة البديلة مثل *Coral Google* التي تعتمد على TPU لتقديم حلول أكثر كفاءة لتطبيقات الحوسبة الطرفية.

Résumé

Au cours des dernières années, les technologies de détection d’objets ont connu un développement remarquable, en particulier avec le besoin croissant de systèmes intelligents fonctionnant à la périphérie des réseaux. De nombreuses applications modernes, telles que les voitures autonomes, les caméras intelligentes et les systèmes de surveillance, reposent sur la détection d’objets en temps réel. Cependant, l’implémentation de ces applications sur des dispositifs à faible consommation d’énergie constitue un défi important en raison des ressources informatiques limitées et de la consommation d’énergie.

Les dispositifs à faible consommation d’énergie tels que *NVIDIA Jetson Nano*, *Raspberry Pi 4 B* et *Raspberry Pi 3* sont devenus populaires grâce à leurs caractéristiques de portabilité et de faible coût, ce qui en fait une option idéale pour de nombreuses applications intelligentes. Cependant, ces dispositifs présentent des limitations importantes en termes de performances par rapport aux appareils plus puissants comme les ordinateurs ou les serveurs. Par conséquent, il est apparu nécessaire de développer et d’améliorer les modèles de détection d’objets pour qu’ils soient compatibles avec ces appareils limités. Parmi les modèles les plus utilisés et adaptés à ces appareils figurent *SSD-MobileNet*, *YOLOv3*, *YOLOv4-Tiny* et *Faster R-CNN*.

La détection d’objets sur des dispositifs à faible consommation d’énergie est devenue un sujet important d’étude et de recherche, car les systèmes intelligents doivent fonctionner en temps réel dans des environnements aux ressources limitées. Les dispositifs *NVIDIA Jetson Nano*, *Raspberry Pi 4 B* et *Raspberry Pi 3* sont parmi les plus utilisés dans ce contexte, en raison de leur coût abordable et de leur adéquation aux environnements avec des ressources limitées. Néanmoins, ces dispositifs font face à des défis importants en raison de leurs capacités informatiques limitées et de leur consommation d’énergie.

Pour répondre à ces besoins, différents modèles de détection d’objets tels que *SSD-MobileNet*, *YOLOv3*, *YOLOv4-Tiny*, *YOLOv5* et *Faster R-CNN* ont été développés. Ces modèles visent à trouver un équilibre entre la précision, la vitesse d’inférence, la consommation d’énergie et l’utilisation de la mémoire. Les chercheurs travaillent également à l’amélioration de ces modèles grâce à l’utilisation de techniques telles que la quantification, la réduction de paramètres, ainsi qu’à l’accélération des performances via des processeurs spécialisés comme les unités de traitement graphique (GPU) ou les unités de traitement tensoriel (TPU).

La performance de plusieurs modèles de détection d’objets, notamment *SSD-MobileNet*, *YOLOv3*, *YOLOv4-Tiny*, *YOLOv5* et *Faster R-CNN*, a été évaluée sur trois dispositifs à faible consommation d’énergie : *NVIDIA Jetson Nano*, *Raspberry Pi 4 B* et *Raspberry Pi 3*. Cette évaluation repose sur des critères tels que la précision (mAP), le temps d’inférence,

la consommation d'énergie, l'utilisation de la mémoire et le nombre d'images par seconde (FPS).

Les résultats ont montré que l'appareil *Jetson Nano* offre les meilleures performances en raison de son support GPU, ce qui lui permet d'exécuter les modèles plus rapidement et de manière plus efficace que les appareils *Raspberry Pi*. Cependant, les appareils *Raspberry Pi*, en particulier *Raspberry Pi 3*, ont montré des performances nettement plus lentes en raison de leurs limitations informatiques et de leur consommation d'énergie élevée. Par exemple, le modèle *SSD-MobileNet* sur *Jetson Nano* a affiché une précision de 72%, un temps d'inférence de 30 millisecondes, une consommation d'énergie de 7 watts, et a atteint 28 images par seconde. En revanche, le même modèle sur *Raspberry Pi 3* a montré une précision inférieure, un temps d'inférence plus long et une consommation d'énergie plus élevée, ce qui le rend inadapté aux applications nécessitant des performances en temps réel.

Les résultats montrent que le modèle *Faster R-CNN* offre la meilleure précision sur tous les dispositifs, mais il consomme plus d'énergie et nécessite un temps d'inférence plus long, ce qui le rend moins adapté aux dispositifs à faible consommation d'énergie nécessitant un équilibre entre précision et vitesse. D'un autre côté, les modèles *YOLOv3* et *YOLOv5* offrent un bon équilibre entre précision et vitesse d'inférence, ce qui les rend adaptés aux dispositifs prenant en charge les GPU comme *Jetson Nano*. Quant au modèle *YOLOv4-Tiny*, il sacrifie une partie de la précision pour obtenir une plus grande vitesse et une meilleure efficacité énergétique, ce qui le rend plus adapté aux dispositifs limités en ressources.

De nombreux défis ont été soulignés lors du déploiement des modèles de détection d'objets sur des dispositifs à faible consommation d'énergie. Alors que le *Jetson Nano* peut offrir de bonnes performances avec la plupart des modèles et se rapprocher d'une utilisation en temps réel, les appareils *Raspberry Pi 4 B* et *Raspberry Pi 3* ont du mal à gérer les modèles complexes tels que *YOLOv3* et *Faster R-CNN*, en raison des contraintes informatiques et de la consommation énergétique élevée.

Les recherches futures devraient se concentrer sur l'optimisation des modèles tels que *YOLOv3* et *YOLOv5* pour qu'ils fonctionnent sur des dispositifs à faible consommation d'énergie en utilisant des techniques telles que la recherche d'architecture neuronale, la quantification des modèles, et l'accélération matérielle. Il est également possible d'explorer des plateformes matérielles alternatives comme les dispositifs basés sur TPU, tels que *Google Coral*, pour fournir des solutions plus efficaces pour le calcul en périphérie.