Impacts socio-environnementaux:

Apprentissage automatique avec tinyML dans les réseaux logiciels

Cadre du projet:

Le projet "Apprentissage automatique avec TinyML" vise à implémenter des algorithmes de machine learning, plus particulièrement de deep learning (réseaux de neurones) sur des microcontrôleurs à faible consommation énergétique. Dans ce but, nous développons nos modèles en langage C afin d'optimiser au mieux l'efficacité, la taille, la consommation, le temps d'entraînement et d'exécution de nos modèles que nous entraînons et déployons sur une RaspberryPi 4.

Le TinyML représente une convergence entre l'IoT (Internet of Things) et le machine learning, permettant le traitement local des données sur des dispositifs embarqués. Dans ce rapport, nous explorons les enjeux sociaux et environnementaux associés à cette technologie.

Enjeux sociaux:

1) Confidentialité des données

L'un des principaux enjeux sociaux liés à l'utilisation de TinyML concerne la confidentialité des données. En traitant les données localement sur des microcontrôleurs, TinyML réduit le besoin de transférer des informations sensibles vers des serveurs centraux, diminuant ainsi les risques de violations de la confidentialité. Dans notre projet, nous explorons d'abord la classification d'images sur RaspberryPi 4 en commençant par la détection de chiffres manuscrits (0 à 9). On pourrait adapter nos modèles pour faire, par exemple, de la détection d'intrusion domestique. En intégrant nos modèles dans leurs microcontrôleurs, les caméras de sécurité domestique utilisant TinyML pourront analyser la vidéo en temps réel localement. Cela évite que la caméra soit connectée à internet et que les données vidéo soient envoyées à des serveurs distants, préservant ainsi la confidentialité des données des utilisateurs.

2) Accessibilité et inclusion

TinyML joue un rôle crucial dans l'amélioration de l'accessibilité et de l'inclusion en rendant les technologies de machine learning plus abordables, portables et faciles à utiliser. En permettant le traitement local des données sur des dispositifs à faible consommation énergétique, TinyML ouvre la voie à des solutions innovantes qui peuvent bénéficier à des communautés marginalisées et à des individus dans des contextes variés. Dans notre projet, nous implémentons en langage C les réseaux de neurones convolutionnels (CNN), utilisés par exemple

pour analyser - avec une meilleure efficacité que l'Homme - des images médicales telles que des radiographies et des scanners afin de détecter des anomalies. Par conséquent, TinyML peut améliorer l'accès aux soins de santé dans les communautés marginalisées en permettant des diagnostics à faible coût et en temps réel sans nécessiter des infrastructures médicales coûteuses.

Enjeux environnementaux:

1) Consommation énergétique

Alors que les solutions traditionnelles de machine learning sont souvent développées sur des serveurs ou dans le cloud et nécessitent une alimentation continue et des ressources matérielles puissantes (GPU, TPU), les microcontrôleurs utilisés dans TinyML sont conçus pour fonctionner avec une très faible consommation d'énergie, souvent mesurée en milliwatt. Bien que nous n'arriverons pas à développer un grand modèle de langage tel que ChatGPT avec le TinyML, ce dernier reste suffisant pour la plupart des applications simples du machine learning comme en santé avec la détection d'anomalies. Dans notre projet, nous nous efforçons de trouver des modèles qui optimisent certaines métriques comme l'efficacité divisée par le temps d'entraînement en modifiant des *hyperparamètres*, tels que le nombre de neurones ou le nombre de couches cachées afin que les microcontrôleurs soient le moins énergivores possible, afin d'augmenter la durée de vie des batteries par exemple.

2) Application écologiques et durables du TinyML

TinyML permet le déploiement de capteurs intelligents dans des environnements naturels pour surveiller et protéger l'écosystème. Par exemple, l'application de TinyML dans la gestion de l'irrigation agricole permettrait une utilisation optimale de l'eau, en surveillant et ajustant automatiquement les niveaux d'irrigation en fonction des besoins réels des cultures. Des capteurs de sol, couplés à des microcontrôleurs équipés de modèles de machine learning à faible consommation énergétique, analyseraient en temps réel des paramètres tels que l'humidité et la température du sol. Cette analyse locale permettrait de réduire le gaspillage d'eau, d'améliorer la santé des cultures et de diminuer la consommation d'énergie, contribuant ainsi à une agriculture plus durable et respectueuse de l'environnement. En optimisant l'irrigation de manière autonome, cette technologie réduirait également les coûts d'exploitation pour les agriculteurs, tout en conservant les ressources naturelles.

Conclusion:

Le projet d'apprentissage automatique avec TinyML présente des opportunités significatives pour le développement de technologies innovantes et durables. Cependant, il est crucial de prendre en compte les enjeux sociaux, environnementaux et légaux pour assurer un déploiement responsable et éthique de cette technologie.