Training von Deep Learning Algorithmen für die Anwendung auf einem Mikrocontroller

Diplomand

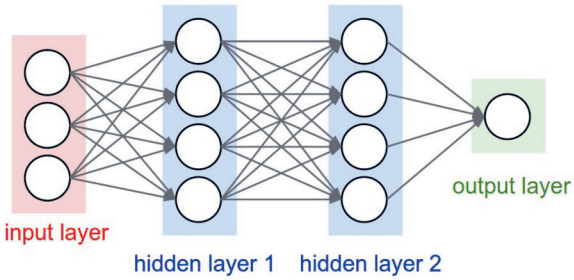
Dominic Wunderlin

Einleitung: Im Bereich der künstlichen Intelligenz gewinnen neuronale Netze immer mehr an Bedeutung. Daher wird es immer wichtiger, Mikrocontrollern den Zugriff auf solche Netzwerke zu ermöglichen. Mikrocontroller haben ganz offensichtliche Einschränkungen bei Speicherplatz und Performance. In dieser Arbeit wurden die Machbarkeit und mögliche Grenzen eines solchen Netzwerks ermittelt. Daher wurde ein Netzwerk zur Erkennung von Sprachbefehlen erstellt und optimiert, damit es auf einem STM-ARM-Mikrocontroller ausgeführt werden kann.

Vorgehen / Technologien: Für das Erstellen eines Netzwerkes ist TensorFlow als Ausgangsplattform gewählt worden (Version 2.6.0). Ein bekannter, von TensorFlow verwendeter Audio-Datensatz (von Pete Warden) wird für das Trainieren des Netzwerkes verwendet. Die Befehle stop, go, left, right sollen erkannt werden. Der Datensatz ist in drei Pakete unterteilt: einen Trainingssatz, der für das Trainieren zuständig ist, einen Validierungssatz, der für die Erkennung von Overfitting zuständig ist, und einen Testsatz, der dazu da ist, um das Netzwerk auf die Zuverlässigkeit zu testen. Für ein besseres Training wird der Datensatz einer Datenaugmentation unterzogen. Bei der Datenaufbereitung und Umwandlung sind gewisse Grenzen und Grössen vom Mikrocontroller vorgegeben. Mit diesen Vorgaben wurden die Wave-Dateien einem Mel-Spektrogramm-Algorithmus von Librosa unterzogen und als Grafik im Format eines png ausgegeben (siehe Grafik). Für die Netzwerk-Architektur stehen ein fully-connected und ein Convolutional Neuronales Netzwerk (CNN) zur Verfügung. Diese beiden Netzwerkarchitekturen wurden mit einem systematischen Ansatz ermittelt. Der Ansatz: kleinstmögliche Architektur, höchstmögliche Zuverlässigkeit.
Für eine noch kleinere Architektur stellt TensorFlow das Quantisieren zur Verfügung, das jedoch einen Zuverlässigkeitsverlust beinhaltet. Mit einer geeigneten Anpassung konnte jedoch dieser Verlust so gering wie möglich gehalten werden. Es gibt zum einen die Möglichkeit, mit der post-training quantization das Netzwerk, nach dem es trainiert wurde, zu quantisieren oder während des Trainings mit dem quantized-aware training (QAT).

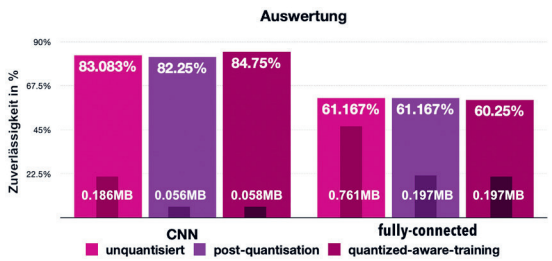
Ergebnis: Durch Quantisierung kann die Netzwerkgrösse um das bis zu Vierfache reduziert werden, ohne dass es zu signifikanten Verlusten an Zuverlässigkeit kommt.
In der Grafik sind die Resultate des CNN und des fully-connected Netzwerks aufgelistet, jeweils einmal unquantisiert, einmal mit der post-training quantization und einmal mit dem QAT. Wie in der Grafik ersichtlich, konnten keine signifikanten Unterschiede festgestellt werden.

Struktur eines neuronalen Netzwerkes
Website: researchgate.net



Wave-Datei zu Mel-Spektrogramm
Eigene Darstellung

Zuverlässigkeit und Grösse der Netzwerke
Eigene Darstellung



Referent
Hannes Badertscher

Korreferent
Gabriel Sidler, Teamup Solutions AG, Zürich, ZH

Themengebiet
Artificial Intelligence

Projektpartner
ICAI Interdisciplinary Center for Artificial Intelligence, Rapperswil, SG