



Ruprecht-Karls-Universität Heidelberg
Medizinische Fakultät Mannheim
Dissertations-Kurzfassung

**Optimized Training Pipeline for Deep Learning Applications in
Medical Image Processing**

Autor: Alena-Kathrin Golla
Institut / Klinik: Computerunterstützte Klinische Medizin
Doktorvater: Prof. Dr. F. G. Zöllner

Deep Learning hat den Bereich der digitalen Bildverarbeitung revolutioniert. Jedoch erfordert das Training von Convolutional Neural Networks (CNNs) eine komplexe Pipeline aus Normalisierung, Datenaugmentierung, Sample Auswahl, Parameter-Updates, Evaluierung und Überwachung. Die Entwicklung neuer Ansätze erfordert zunächst das Funktionieren dieser Pipeline, unabhängig davon, welche Aufgabe gelöst werden soll. Bei tomographischen Bilddaten ist besondere Sorgfalt im Hinblick auf die modalitätsspezifischen Bildeigenschaften geboten.

In dieser Arbeit wird eine Trainingspipeline vorgestellt, die auf der weit verbreiteten TensorFlow-Bibliothek basiert. Die Pipeline ist auf drei Aufgaben der medizinischen Bildverarbeitung zugeschnitten: Bildregression, semantische Segmentierung und Bildklassifikation. Sie wurde zum Trainieren von CNNs in vier Studien zu medizinischem Deep Learning eingesetzt.

In einer ersten Studie wurde die Pipeline verwendet, um CNNs für die Korrektur von Unterabtastungsartefakten in zirkulärer Tomosynthese zu trainieren. Die CNNs wurden auf simulierten Daten trainiert und waren anschließend in der Lage, Artefakte in synthetischen und echten Scans zu korrigieren. Auf den realen Daten wurde mit einem 3D-ResNet eine Artefaktreduktion von 30 bis 40% erreicht.

In einer zweiten Studie wurde eine intra-individuelle Volumenänderungsanalyse in seriellen T1-gewichteten Magnetresonanztomographieaufnahmen des Gehirns mit einem 3D-U-Net realisiert. Die Ergebnisse zeigten, dass die Deep-Learning-Version den komplexen Voxel-guided Morphometry Algorithmus mit hoher Qualität (structural similarity index measure = 0.9521 ± 0.0236) approximieren konnte, während die Berechnungszeit um 99.62% reduziert wurde.

In einer dritten Studie wurde die Pipeline zur Gefäßsegmentierung in der kontrastverstärkten Computertomographie (CT) eingesetzt. Es wurde ein verhältnisbasiertes Sampling vorgeschlagen, um dem Ungleichgewicht zwischen den Klassen entgegenzuwirken. Mit der Pipeline wurden 2D- und 3D-Versionen des U-Netzes, des V-Netzes und des DeepVesselNet trainiert. Gut funktionierende Netze wurden zu einem Ensemble kombiniert. Die Methode erreichte Dice-Koeffizienten von 0.758 ± 0.050 (Venen) und 0.838 ± 0.074 (Arterien) auf dem IRCAD-Datensatz. Die Anwendung auf den BTCV-Datensatz zeigte eine hohe Übertragungsfähigkeit.

In der letzten Studie wurde die Pipeline verwendet, um mehrere CNNs zur Klassifikation von abdominalen Aortenaneurysmen in CT-Bildern zu trainieren. Auf dem gesamten Datensatz erreichte der Algorithmus eine Genauigkeit von 0.856 und eine Fläche unter der Receiver-Operating-Characteristic-Kurve von 0.926. Mittels Layer-wise Relevance Propagation wurden Relevanzkarten erzeugt, die eine interpretierbare Visualisierung des Entscheidungsprozesses des CNNs bieten.

Das vorgestellte Framework ermöglicht das schnelle Prototyping von Deep-Learning-Anwendungen für die medizinische Bildverarbeitung. Durch den modularen Aufbau können einzelne Komponenten leicht ausgetauscht werden. Es ist ein wertvolles Werkzeug bei der Entwicklung von klinisch relevanten Deep-Learning-Algorithmen.