

ABSTRACT

In this work, different neural network architectures, machine learning methods, and training procedures are implemented and tested for the robust diagnosis of the eye disease glaucoma using medical data. Glaucoma is a degenerative disease of the optic nerve whose disease progression is accompanied by a gradual and irreversible loss of peripheral and central vision, damaging the affected eye to the point of total blindness. Early detection can significantly slow down or even stop the progression of the disease.

The data basis of this work is provided by the University Hospital Münster (UKM). It is comprised of 1063 anonymized fundus photographs of patients as well as corresponding medical metadata, i.e. measurement results of various examination procedures as well as patient and examination master data. The data points belong to one of the four diagnostic classes *Healthy*, *Glaucoma*, *Suspected Glaucoma* and *Optic Disc Drusen*.

To better understand the impact of the different data modalities, three different Convolutional Neural Networks (CNNs) are first trained on the fundus photographs and the diagnostic quality is evaluated on a separate test dataset. Here, the best network architecture, the EfficientNet which was pre-trained on the CIFAR10 dataset, achieves an accuracy of 71 percent on the test data. To address the question of whether adding unlabeled data to the training process increases diagnostic accuracy, a training method from the field of semi-supervised learning (SSL), *Noisy Student Training*, is then implemented specifically for this work. This type of machine learning is often used when the labeled dataset is rather small and obtaining larger labeled datasets is difficult. 4378 unlabeled fundus photographs from three different open-source sources are included in the training process. The model trained with Noisy Student Training achieves an accuracy of 70 percent on the test data, thus no improvement in model quality is achieved by this training method.

To replicate the clinical diagnostic process, the metadata was added to the estimated probabilities of the most accurate CNN, and a downstream machine learning model was trained and evaluated. The impact of the metadata on diagnostic quality is high, with the final model achieving 89 percent accuracy on the test data. Finally, since the long-term goal of the UKM is to implement an automated classification system in everyday practice, a rough proof of concept of such a system is developed.

ZUSAMMENFASSUNG

In dieser Arbeit werden verschiedene neuronale Netzarchitekturen, Methoden des maschinellen Lernens und Trainingsverfahren zur robusten Diagnose der Augenkrankheit Glaukom anhand medizinischer Daten implementiert und getestet. Das Glaukom ist eine degenerative Erkrankung des Sehnervs, deren Krankheitsverlauf mit einem graduellen und irreversiblen Verlust des peripheren und zentralen Sehvermögens einhergeht und das betroffene Auge bis zur totalen Erblindung schädigt. Durch ein frühzeitiges Erkennen kann der Krankheitsverlauf deutlich verlangsamt bis nahezu aufgehalten werden.

Die Datengrundlage dieser Arbeit wird vom Universitätsklinikum Münster (UKM) bereitgestellt. Diese umfasst 1063 anonymisierte Fundusfotos von Patienten sowie korrespondierende medizinische Metadaten, also Messergebnisse diverser Untersuchungsverfahren, sowie Patienten- und Untersuchungs-Stammdaten. Dabei gehören die Datenpunkte einer der vier Diagnoseklassen *Gesund*, *Glaukom*, *Glaukomverdacht* und *Drusenpapille* an.

Um den Einfluss der unterschiedlichen Datenmodalitäten besser zu verstehen, werden zuerst drei unterschiedliche Convolutional Neural Networks (CNNs) anhand der Fundusfotos trainiert und die Diagnosequalität auf einem separaten Testdatensatz ausgewertet. Dabei erreicht die beste Netzarchitektur, das EfficientNet welches auf dem CIFAR₁₀ Datensatz vortrainiert wurde, eine Accuracy von 71 Prozent auf den Testdaten. Um der Frage nachzugehen, ob die Hinzunahme ungelabelter Daten in den Trainingsprozess die Diagnosegenauigkeit erhöht, wird anschließend ein Trainingsverfahren aus dem Bereich des Semi-Supervised Learning (SSL), das *Noisy Student Training*, eigens für diese Arbeit implementiert. Diese Art des maschinellen Lernens wird häufig eingesetzt, wenn der gelabelte Datensatz eher klein und die Beschaffung größerer gelabelter Datenmengen schwierig ist. 4378 ungelabelte Fundusfotos aus drei verschiedenen Open-Source Quellen werden dabei mit in den Trainingsprozess integriert. Das mit Noisy Student Training trainierte Modell erreicht eine Accuracy von 70 Prozent auf den Testdaten, eine Verbesserung der Modellgüte durch diese Trainingsmethode wird also nicht erzielt.

Um den klinischen Diagnoseprozess nachzubilden, wurden die Metadaten den geschätzten Wahrscheinlichkeiten des genauesten CNNs hinzugefügt und ein nachgelagertes Machine Learning Modell trainiert und ausgewertet. Der Einfluss der Metadaten auf die Diagnosequalität ist hoch, das finale Modell erreicht eine Accuracy von 89 Prozent auf den Testdaten. Da das langfristige Ziel des UKM die Implementierung eines automatisierten Klassifizierungssystems in den Praxisalltag ist, wird abschließend ein grobes Proof of Concept eines solchen Systems erarbeitet.