

Klassifizierung von Röntgenbildern zur Erkennung von Lungenentzündungen mittels neuronaler Netze

Poster Autor: Dominik Tisleric
Semesterarbeit im Machine Learning Projekt 2 bei Prof. Dr. Arendt
Westfälische Hochschule Bocholt

ABSTRAKT

Diese Arbeit beschäftigt sich mit der Klassifizierung von Röntgenbildern zur zuverlässigen Erkennung von Lungenentzündungen mithilfe eines neuronalen Netzwerks. Ziel ist es, ein neuronales Netzwerk so zu trainieren, dass es Lungenentzündungen präzise identifiziert und die Anzahl falsch negativer Ergebnisse minimiert. Die Methodik umfasst die Vorverarbeitung der Bilder, um sich auf die Lungenregionen zu konzentrieren, die Augmentierung der Trainingsdaten sowie die Anpassung eines vortrainierten ResNet50V2-Modells. Die Ergebnisse zeigen eine Genauigkeit von 84,62 %.

EINLEITUNG

Die frühzeitige Erkennung von Lungenentzündungen ist entscheidend für eine effektive Behandlung. Röntgenbilder sind ein wichtiges diagnostisches Werkzeug, aber ihre manuelle Auswertung ist zeitaufwendig und fehleranfällig. Diese Arbeit nutzt ein neuronales Netzwerk, speziell das ResNet50V2-Modell, um Röntgenbilder automatisch zu klassifizieren und Lungenentzündungen zu erkennen. Ziel ist es, ein Modell mit hoher Präzision und minimalen falsch-negativen Ergebnissen zu entwickeln.

Im folgenden wird die Methodik, Durchführung, Ergebnisse und Diskussion beschrieben. Die verwendeten Röntgenbilder stammen aus dem Kaggle-Datensatz "Chest X-Ray Images (Pneumonia)". (Mooney, 2018)

METHODEN

Zur Erkennung von Lungenentzündungen auf Röntgenbildern wurde ein vortrainiertes Convolutional Neural Network (CNN) eingesetzt. Um ein zuverlässiges Ergebnis zu erzielen, wurden die Bilder vorverarbeitet, damit ausschließlich die relevanten Informationen dem CNN übergeben werden. Aufgrund der geringen Datenmenge wurden verschiedene Methoden der Augmentierung durchgeführt, um ein robusteres Modell zu erhalten. (Chokchaitanakul et al. , 2022)



VORVERARBEITUNG

Die Röntgenbilder wurden vorverarbeitet, um die Lungenflügel zu isolieren und die Modellgenauigkeit zu verbessern. Zunächst wurde der Kontrast mit CLAHE (Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization) erhöht und die Bilder um 10% an den Seiten beschnitten. Ein Schwellwertfilter (0-150) erstellte eine binäre Maske, aus der die beiden größten Konturen extrahiert wurden. Morphologische Operationen glätteten die Maske und schlossen Lücken. Die Maske wurde auf das Originalbild angewendet, und Pixelwerte über 240 wurden auf 0 gesetzt. Schließlich wurden die Bilder auf 224x224 Pixel skaliert.

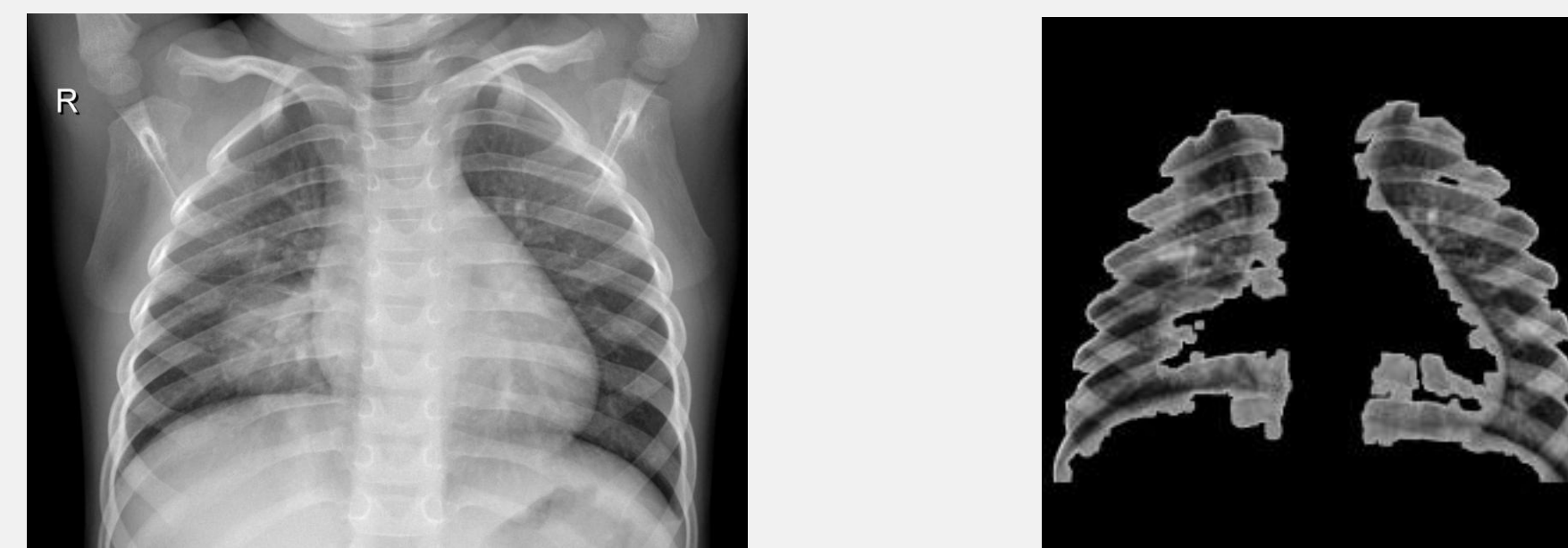


Abbildung 1: Vorverarbeitung
v.l.n.r Originalbild, Ergebnis der Vorverarbeitung

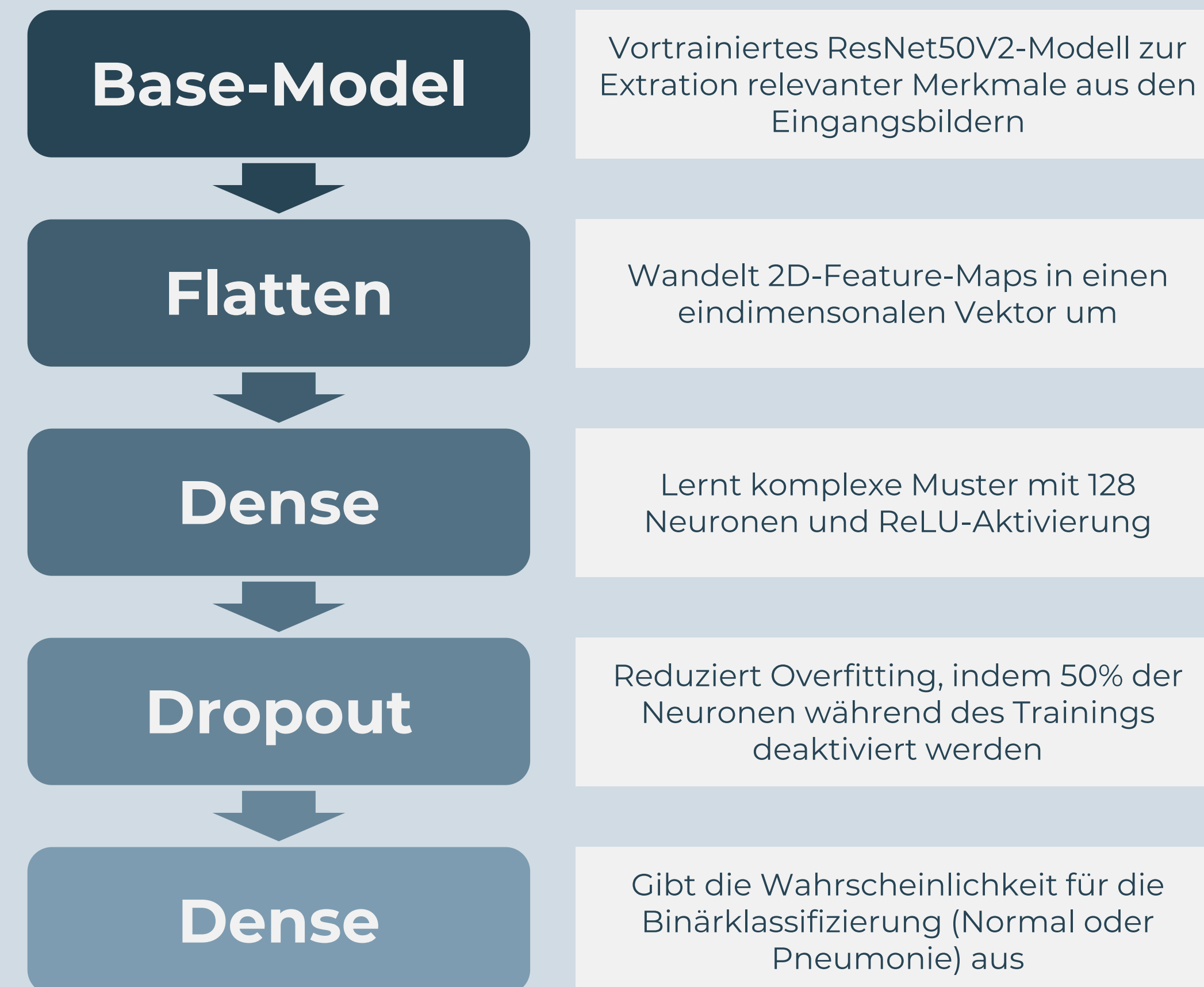
AUGMENTIERUNG

Um die Robustheit des Modells zu erhöhen, wurden die Trainingsdaten mit verschiedenen Augmentierungstechniken erweitert. (Perez et al. ,2017) Diese Techniken helfen dem Modell, invariant gegenüber verschiedenen Transformationen zu werden und somit besser neue, ungesehene Daten zu verarbeiten. Die folgende Tabelle fasst die verwendeten Methoden und ihre Parameter zusammen:

Methode	Bezeichnung	Parameter
Normalisierung	Rescale	1./255
Rotation	Rotation_range	20
Horizontale Verschiebung	Width_shift_range	0.2
Vertikale Verschiebung	Height_shift_range	0.2
Füllmodus	Fill_mode	nearest
Zoom	Zoom_range	0.2
Horizontale Spiegelung	Horizontal_flip	True

Tabelle 1: Parameter
Parameter für die Datenaugmentierung

MODELLBILDUNG



ERGEBNISSE

Das Modell erreichte eine Gesamtgenauigkeit von 84,62%. Von 390 tatsächlichen Lungenentzündungen wurden 382 korrekt erkannt, was einem Recall von 98% entspricht. Allerdings wurden 88 normale Fälle fälschlicherweise als Lungenentzündung klassifiziert, was einen Wert von 62% für die Klasse "NORMAL" ergibt.

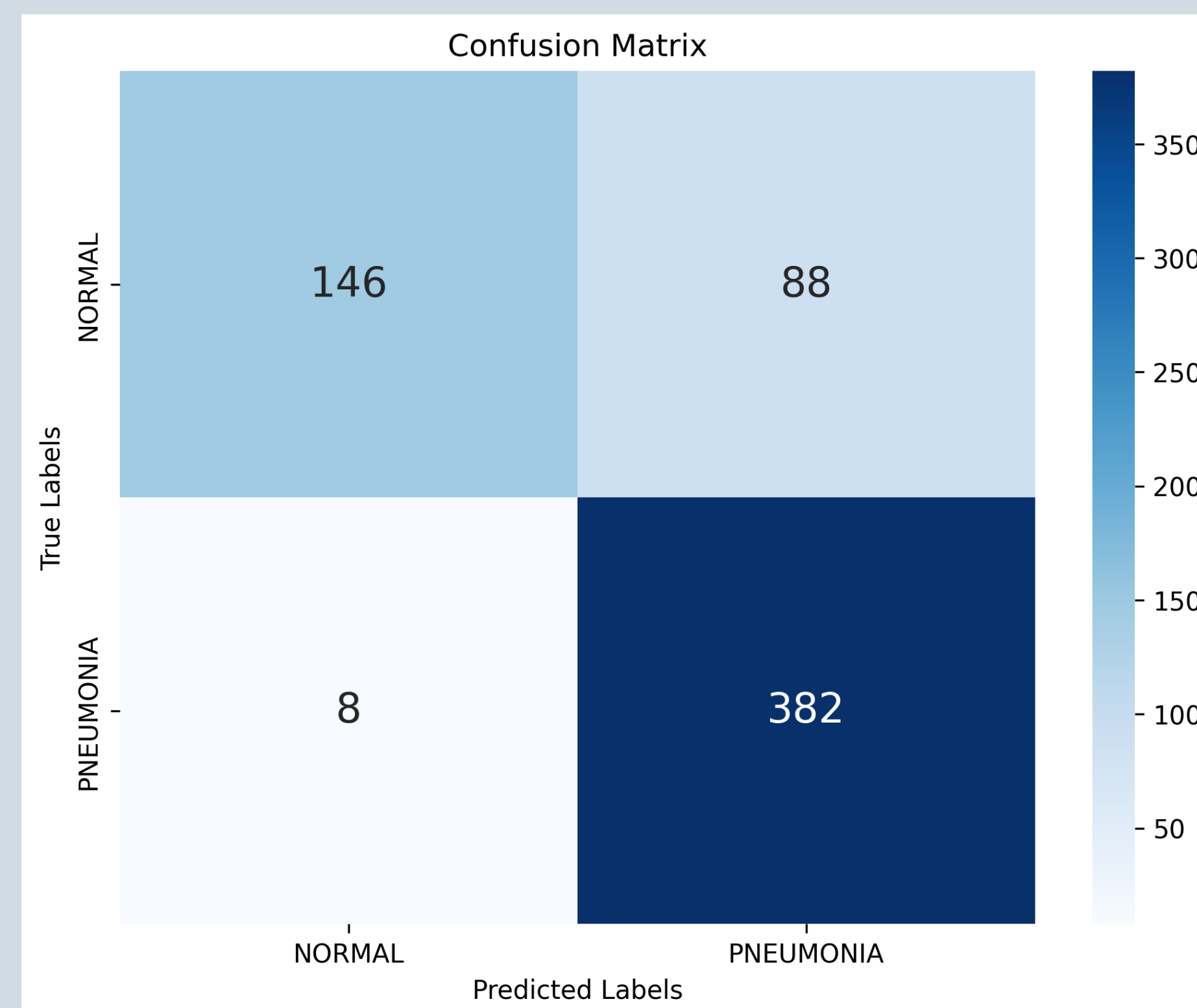


Abbildung 2: Konfusionsmatrix
Leistung des Modells bei der Klassifizierung

DISKUSSION

Die Ergebnisse zeigen, dass das angepasste ResNet50V2-Modell eine hohe Präzision bei der Erkennung von Lungenentzündungen in Röntgenbildern durch gezielte Vorverarbeitung und Augmentierung der Bilder erreicht hat. Während der Arbeit wurde auch eine Unterscheidung innerhalb der Klasse "PNEUMONIA" in bakterieller und viraler Infektion erprobt. Jedoch wurde fast jede virale Lungenentzündung als „NORMAL“ klassifiziert, weshalb dieser Ansatz verworfen wurde.

Das finale Ergebnis deutet darauf hin, dass das Modell effektiv in der klinischen Praxis eingesetzt werden könnte, um die Diagnosegenauigkeit zu verbessern und die Arbeitsbelastung von Radiologen zu reduzieren.

Im Vergleich zu bestehenden Arbeiten auf Kaggle zeigt das Ergebnis eine vergleichbare Genauigkeit, was die Robustheit dieses Ansatzes unterstreicht. Die hohe Präzision bei der Erkennung von Pneumonie-Fällen ist besonders vorteilhaft, da falsch-negative Ergebnisse minimiert werden, was in der medizinischen Diagnostik von entscheidender Bedeutung ist. Eine Einschränkung dieser Arbeit ist die begrenzte Größe des verwendeten Datensatzes. Zukünftige Projekte sollten größere und diversere Datensätze verwenden, um die Robustheit des Modells weiter zu verbessern. Zudem könnte eine verbesserte Segmentierung der Lungenflügel die Modellleistung weiter steigern. Bei vergleichbaren Arbeiten hat die Verwendung des U-Net bei der Vorverarbeitung zu sehr guten Ergebnissen geführt. Dabei wurde eine Genauigkeit von 96,2% und ein Recall von 95,3% erzielt. (Khaniki & Manthouri, 2024)

QUELLEN

Mooney, P. (2018). Chest X-Ray Images (Pneumonia). Kaggle. <https://www.kaggle.com/paultimothymooney/chest-xray-pneumonia>

Chokchaitanakul, W., Punyabukkana, P., & Chuangsuwanich, E. (2022). Adaptive image preprocessing and augmentation for tuberculosis screening on out-of-domain chest X-ray dataset

Perez, L., & Wang, J. (2017). The effectiveness of data augmentation in image classification using deep learning. arXiv preprint arXiv:1712.04621.

Khaniki, M. A. L., & Manthouri, M. (2024). A novel approach to chest X-ray lung segmentation using U-net and modified convolutional block attention module.

