

Datensätze

Um für die automatisierte Ersteinschätzung pigmentierter Hautläsionen durch den Machine Learning Algorithmus zu guten Ergebnissen zu gelangen, muss dieser mit ausreichend Trainingsdaten versorgt werden. Dies wird durch die knappe Verfügbarkeit dermatoskopischer Bilddaten mit gelabelter Krebsdiagnose erschwert. Nur mittels möglichst umfangreicher, gelabelter Datensätze wird der Machine Learning Algorithmus der Applikation dahingehend trainiert, am effizientesten und verlässlich auf neue Eingaben zu reagieren. Hierbei ist ein möglichst realistischer Datensatz notwendig, um verlässliche Aussagen über die der Applikation vorgelegten Bilder geben zu können, denn falsch gelabelte oder unrealistische Datensätze behindern den Machine Learning Algorithmus und führen zu teuren Fehlinterpretationen. Realistisch meint, dass ein Datensatz von echten Hautabnormalitäten mit einer zugeordneten korrekten Krebsdiagnose vorliegen müssen. Solche Datensätze für den wissenschaftlichen Kontext sind verfügbar, liegen allerdings häufig nur in Form von dermatoskopischen Bildern - und nicht wie gewünscht als fotografische Bilder¹ mit unterschiedlicher Qualität vor. Diese dermatoskopischen Bilder werden in Kliniken meist mit Spezialinstrumenten aufgenommen, die hochstandardisierte Bilder ergeben. Die Möglichkeit in der Applikation zur Aufnahme fotografischer Bilder unterliegt Schwankungen bei Faktoren, die mit den Datensätzen nur zum Teil oder nicht ausreichend abgefangen werden können. Dies sind Faktoren wie Winkel, Beleuchtung, Zoom oder Gerätespezifische Abweichungen der Aufnahmequalität. Dadurch wird die Klassifizierung der Applikation erheblich erschwert. In der Applikation konnte diese Herausforderung nur teilweise mittels größerer Datensätze abgefangen, aber nicht vollständig umgangen werden. Eine Möglichkeit, diese Limitation zu lösen, wäre es, einen noch größeren Datensatz zu benutzen. Größere Datensätze zum Training des Algorithmus erleichtern die Klassifikation und machen diese robust gegenüber Einflussfaktoren und Schwankungen.

Frei verfügbare Datensätze sind beispielsweise der vom Dermatologischen Dienst des Krankenhauses Pedro Hispano (Matosinhos, Portugal) veröffentlichte Datensatz.² Diese Bilddatenbank enthält insgesamt 200 dermatoskopische Bilder melanozytärer Läsionen. Die Datenbank enthält zudem eine medizinische Annotation aller Bilder. Es handelt sich um 8-Bit-RGB-Farbbilder mit einer Auflösung von 768 x 560 Pixel.

Ein weitaus größerer Datensatz ist der MNIST HAM10000³, in dem dermatoskopische Bilder von verschiedenen Modalitäten erfasst wurden. Der Datensatz besteht aus 10015 dermatoskopischen Bildern, der durch die Diversität eine umfassende repräsentative Sammlung aller wichtigen diagnostischen Kategorien im Bereich pigmentierter Läsionen abdeckt.

Algorithmus

Die Erstuntersuchung- Diagnose und -Einschätzung bei Verdacht auf Hautkrebs ist stets eine visuelle Untersuchung, bei der durch ein klinisches Screening, einer dermatoskopischen und histopathologischen Untersuchungen versucht wird, ein erstes Bild der Abnormalität zu zeichnen. Die Applikation hat zum Ziel, bei dieser Erstdiagnose anhand von Bildern automatisch Hautläsionen zu klassifizieren und eine automatisierte Biopsie der betroffenen Stelle zu entwerfen. Dies stellt sich aufgrund der feinkörnigen Variabilität der Hautläsion als sehr anspruchsvolle Aufgabe dar. Großes Potenzial für die Klassifikation von Hautläsionen bietet sich durch Deep Convolutional Neural Networks an. Durch die Anwendung eines solchen CNNs können Algorithmen für sehr variable

¹ z.B. mit dem Smartphone aufgenommen

² <https://www.fc.up.pt/addi/project.html>)

³ Tschandl P. et al., Lancet Oncol 2019

Aufgaben mit feinkörnigen Objektkategorien trainiert und vielversprechende Ergebnisse geliefert werden.

Die Technik zur Klassifizierung von Hautläsionen in der Applikation erfolgt durch einen mittels Trainingsdatensatz vorbereiteten CNN. Der Fluss der Daten erfolgt von links nach rechts: Ein Bild einer Hautläsion⁴ wird mithilfe der auf dem ImageNet-Datensatz vorab erprobten CNN-Architektur von Google Inception v3 nacheinander in eine Wahrscheinlichkeitsverteilung über klinische Klassen von Hautkrankheiten verzerrt und auf den eigenen abgestimmt. Die Trainingsklassen werden unter Verwendung einer Taxonomie von Hautkrankheiten und eines Partitionsalgorithmus definiert, der Krankheiten in Trainingsklassen abbildet.⁵

⁴ z. B. eines Melanoms

⁵ <https://ai.googleblog.com/2016/03/train-your-own-image-classifier-with.html>