



UNIVERSITÄT ZU LÜBECK
INSTITUTE OF MATHEMATICS AND
IMAGE COMPUTING

Gemeinsames Lernen von Bildregistrierung und Veränderungskarten für Lungen-CT-Bilder

Joint Learning of Image Registration and Change Detection
for Lung-CT-Images

Masterarbeit

im Rahmen des Studiengangs
Mathematik in Medizin und Lebenswissenschaften
der Universität zu Lübeck

Vorgelegt von
Temke Kohlbrandt

Ausgegeben und betreut von
Prof. Dr. Jan Lellmann

Mit Unterstützung von
Dr. Alessa Hering

Die Masterarbeit entstand im Rahmen von Arbeiten bei



Lübeck, den 10. Januar 2023

Kurzfassung

Mit der stetig wachsenden Zahl an medizinischen Bilddaten wachsen die Aufgaben für Radiologen. Immer mehr Daten müssen in kürzerer Zeit analysiert werden, dabei besteht die Gefahr der „Unaufmerksamkeitsblindheit“. Um die diagnostische Auswertung zu erleichtern und die Wahrscheinlichkeit zu verringern, dass wichtige Veränderungen übersehen werden, können diese mit einer farblichen Überlagerung auf den Daten für den Radiologen hervorgehoben werden.

Die Erstellung von solchen Veränderungskarten erfolgt typischerweise mit einer sequenziellen Pipeline, bei der zunächst ein Deformationsfeld über eine Bildregistrierung bestimmt und anschließend Veränderungen über ein Differenzbild berechnet werden. Idealerweise sollten auf den Veränderungskarten nur relevante Veränderungen für die diagnostische Auswertung angezeigt werden. Durch die Differenz der Bilder werden jedoch auch andere Veränderungen und Registrierungsartefakte abgebildet. Andererseits kann es bei der Registrierung auch zu Überanpassungen an die Veränderungen kommen.

In dieser Arbeit stellen wir eine neue Methode vor, in der ein Deformationsfeld und eine Veränderungskarte gemeinsam in einem Netzwerk gelernt werden, um diese Einschränkungen zu verringern. Wir haben unsere Methode auf CT-Bildern der Lunge des National Lung Screening Trial-Datensatzes getestet, in die wir zusätzliche Läsionen des Lung Image Database Consortium eingefügt haben, um größere Veränderungen zu simulieren.

Unsere erstellte Veränderungskarte zeigt in Bezug auf die Genauigkeit und Trefferquote vergleichbare Ergebnisse wie sequenziell erstellten Veränderungskarten. In einer Anwenderstudie konnte gezeigt werden, dass die Bearbeitungszeit für einige Teilnehmer mit Unterstützung der farblichen Veränderungskarte signifikant reduziert wurde, während die Genauigkeit und Trefferquote gleich blieben.

Abstract

Radiologists face a growing challenge with increasing amount of medical image data they have to evaluate in a limited amount of time. They may also be prone to “inattentive blindness” which can lead to missed abnormalities. To help overcome these issues, color overlays can be provided to assist in diagnostic reading.

The creation of such change maps typically consists of a sequential pipeline, in which a deformation field is first determined through image registration, followed by the calculation of a subtraction image implying the changes. However, this approach can be limited by the inclusion of irrelevant changes and registration artifacts, as well as the risk of overfitting to changes due to registration.

Our proposed method involves learning a deformation field and change map jointly in a single network in order to address these limitations. The method was tested on lung CT images from the National Lung Screening Trial dataset, with additional lesions from the Lung Image Database Consortium inserted to simulate larger changes.

In terms of precision and recall our created change maps show comparable results to change maps that were created sequentially. In a user study, we also found that for some participants processing time was significantly reduced when using the change map, while precision and recall remained the same.

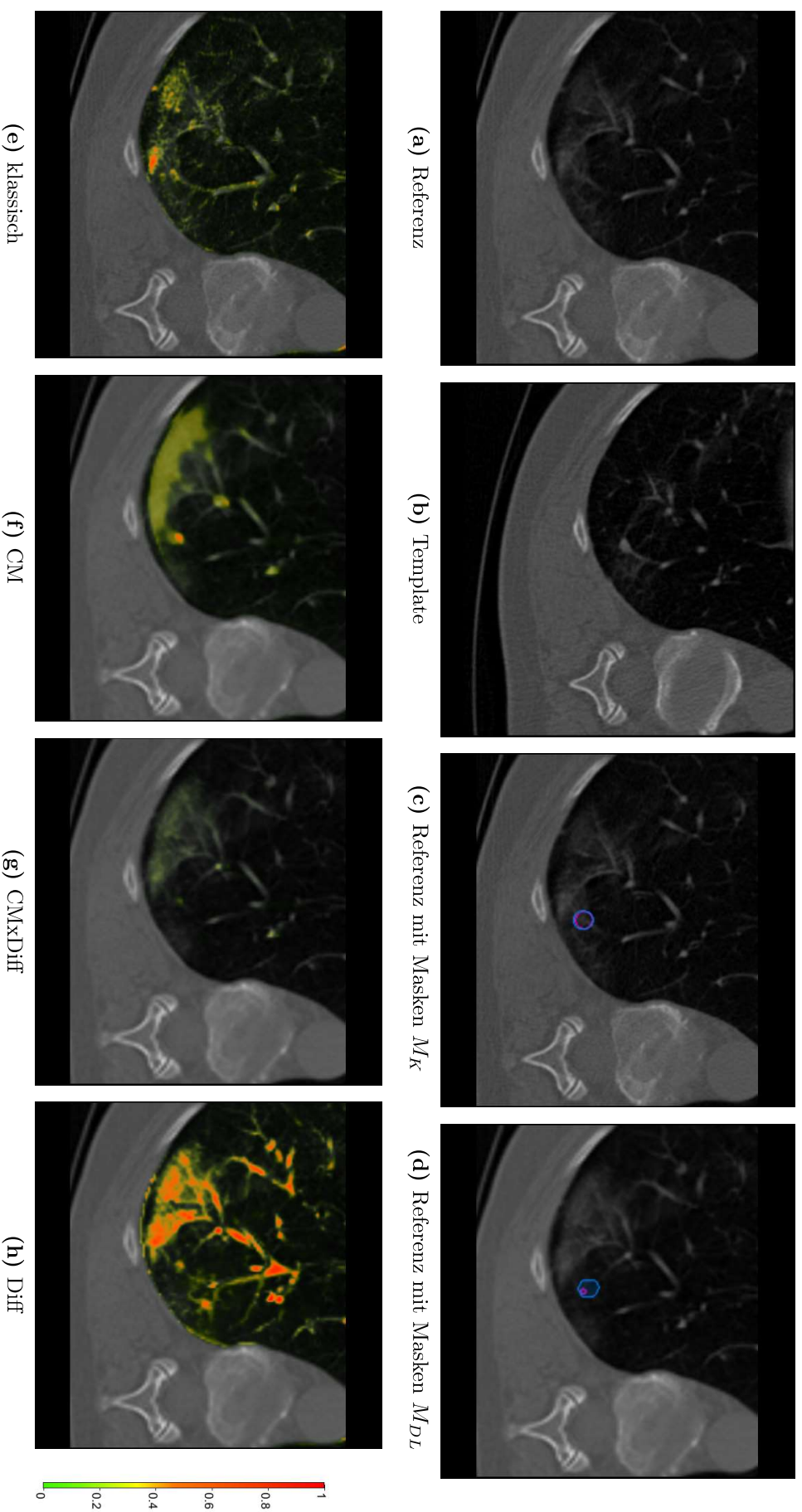


Abb. 6.16: Visualisierung eines Ausschnitts einer Schicht eines Bildpaares, die eine NIST-Läsion und Veränderungen des Lungengewebes beinhaltet. Dafür wird das Templatebild (b) sowie das Referenzbild (a) und das Deep Learning-basierten Segmentierungsmasken der Läsionen aus der klassischen Registrierung M_K (c) und der Deep Learning-basierten Registrierung M_{DL} (d) in der oberen Reihe dargestellt. Dabei ist die Segmentierungsmaske der Läsionen im Referenzbild in lila und die Segmentierungsmaske der Läsionen des deformierten Templatebildes in blau dargestellt. In der unteren Reihe werden die Veränderungskarten der verschiedenen Methoden als Überlagerung auf dem Referenzbild, sowie die Legende für die Farbgebung angezeigt. Durch die verschiedenen Veränderungen der Segmentierungsmasken durch die Registrierung wird bei CM und Diff eine Veränderung angezeigt. Dabei hat sich die Maske nicht von der Größe verändert, sondern deren Position ist um einige Schichten verschoben. Bei klassisch sind die Masken nahezu identisch, sodass keine Veränderung angezeigt wird. In allen Methoden wird die Veränderung des Lungengewebes in der Nähe der Läsion im rechten Lungenteil (links im Bild) dargestellt.