Abschlussbericht - Teil I

Föderiertes Lernen für diagnostische und prognostische Anwendungen in der digitalen Onkopathologie

Zuwendungsempfänger:	Technische Universität Darmstadt
Förderkennzeichen	FED-PATH B (01KD2210B)
Vorhabensbezeichnung:	Föderiertes Lernen für diagnostische und prognostische Anwendungen in der digitalen Onkopathologie (FED-PATH B)
Laufzeit des Vorhabens:	29 Monate (inklusive Verlängerung)
Berichtszeitraum:	01.03.2023-31.05.2025
Autoren:	Nick Lemke, Niklas Babendererde, Moritz Fuchs, Jonathan Stieber, Anirban Mukhopadhyay

1) Vorhabensbeschreibung FedPath-B

Um leistungsstarke Segmentierungsalgorithmen zu trainieren, werden große Mengen an diversen Daten benötigt. In verwandten Anwendungsdomänen, wie z.B. dem autonomen Fahren, können Daten von verschiedensten Quellen an einer zentralen Stelle gesammelt werden, um dort das Training ausführen zu können. Im medizinischen Kontext ist das Teilen der gesammelten Daten aus datenschutzrechtlichen Gründen nicht möglich. Eine alternative Strategie, um dennoch möglichst viele Daten einbeziehen zu können, ist föderiertes Lernen. Beim föderierten Lernen werden Modelle lokal trainiert und dann mit einer zentralen Instanz geteilt, um ein globales Modell zu erstellen, ohne dass Daten geteilt werden müssen.
Während föderiertes Lernen in der Wissenschaft eine weit verbreitete Technik ist, werden zur Vereinfachung die meisten Algorithmen dennoch entweder lokal in einem ausschließlich simulierten verteilten Kontext trainiert oder nur innerhalb eines lokalen Netzwerks trainiert.
Diese Vereinfachungen führen aber dazu, dass viele reale Herausforderungen für die Anwendung von förderiertem Lernen wie beispielsweise die Kommunikation über das Internet nicht erforscht werden. In diesem Projekt sollte ein Rahmenwerk für das föderierte Lernen von Segmentierungsalgorithmen für die Onkopathologie entwickelt werden. Besonders sollte das Rahmenwerk eine echte Kommunikation mit den klinischen Partnern in Leipzig, Halle, Essen und Köln aus dem internen Netz heraus über das Internet unterstützen.
Die klinischen Partner in Leipzig, Halle, Essen und Köln (FedPath-A) waren dabei für die Bereitstellung der Daten verantwortlich, während die TU Darmstadt für die technische Entwicklung

des Rahmenwerks und die Anpassungen der lokalen Computer in den pathologischen Instituten verantwortlich war.

2) Tatsächlicher Ablauf des Vorhabens

Nach dem Beginn im März 2023 hat die TU Darmstadt mit der Entwicklung des FL-Rahmenwerks begonnen. Planmäßig wurde für die Entwicklung des Rahmenwerks ein Zeitraum bis Dezember 2023 definiert. Nach der ersten Entwicklungsphase konnte im November 2023 ein erster Beta-Test mit den Kollegen aus Köln erfolgreich abgeschlossen werden. Das Framework wurde Anfang 2024 auf Github veröffentlicht. Anschließend wurde das Rahmenwerk um einen weiteren Algorithmus zum selbstüberwachten Lernen erweitert.
Im August 2024 hat die TU Darmstadt das Institut in Leipzig besucht, den lokalen Rechner aufgesetzt, das entwickelte Rahmenwerk installiert und an die lokalen Gegebenheiten angepasst. Ebenso wurden die Kollegen in Halle (Saale) und Köln besucht, um die Maschinen für das föderierte Training vorzubereiten. Der PC, der für Essen vorgesehen war, stand im Institut in Köln, sodass ein Besuch im Essener Institut nicht nötig war. Leider war es aufgrund von Entscheidungen der IT-Abteilungen der beiden Universitätskliniken nicht möglich, eine VPN-Verbindung mit den PCs in Halle und Köln herzustellen, sodass manuelle Kommunikation nötig war, um das Training zu koordinieren.
Als im März 2025 noch nicht die zum März 2024 versprochenen Daten für das Training zur Verfügung standen, haben wir uns dazu entschieden, das Training mit öffentlich verfügbaren Datensätzen umzusetzen. Spezifisch haben wir die frei verfügbaren Datensätze SemiCOL und BCSS auf die Clients verteilt, um auf diesen zu trainieren. Da keine VPN-Verbindung nach Köln und Halle hergestellt werden konnte, musste das Training mit den Kollegen in Köln via Zoom koordiniert werden. Aus zeitlichen Gründen konnte der Client in Halle leider nicht verwendet werden.
Abschließend wurden die erreichten Trainingsergebnisse visualisiert und in einer wissenschaftlichen Publikation zusammengefasst. Diese Publikation befindet sich aktuell bei Nature npj Digital Medicine im Review.

3) Ergebnisse

Das Training des Segmentierungsalgorithmus ist auf beiden Datensätzen zu einem hohen Dice Score konvergiert.

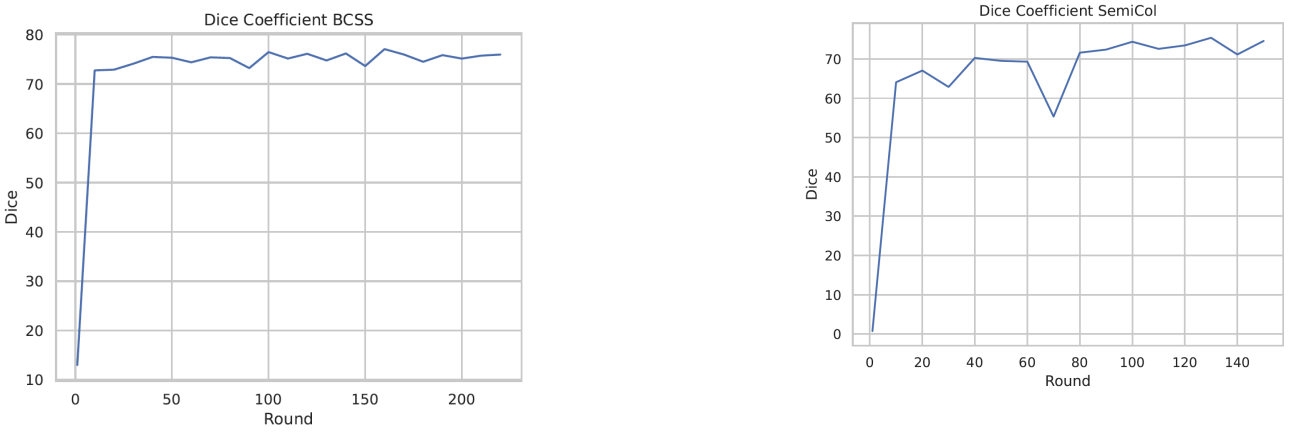

Abbildung 1: Konvergenzverhalten des globalen Modells auf dem BCSS (links) und SemiCOL (rechts) Datensatz.

Abbildung 1 zeigt das Konvergenzverhalten der beiden trainierten Modelle. Auf beiden Datensätzen wird ein Dice Score von mehr als 70% erreicht, was für die klinische Anwendung ausreichend ist.