

Informatorische Komponenten  
eines Lernenden Gesundheitssystems  
für die Versorgung von Patienten  
mit chronischen Wunden:  
Elektronische Patientenakten,  
Interoperabilität und KI-gestützte  
Prognosemodelle

Dissertation

zur Erlangung des Doktorgrades

des Fachbereichs Humanwissenschaften

der Universität Osnabrück

vorgelegt

von

Jens Hüfers, B.Sc., M.A.

aus

Meppen

Osnabrück, 2022

1. Betreuer Univ.-Prof. Dr. med. Swen Malte John

Universität Osnabrück

Dermatologie, Umweltmedizin und Gesundheitswissenschaften

2. Betreuerin und Prof. Dr. Ursula Hübner, FIAHSI

Themenstellerin Hochschule Osnabrück

Medizinische- und Gesundheitsinformatik und Quantitative Methoden

## Danksagungen

An dieser Stelle möchte ich mich bei allen Personen bedanken, ohne die diese Promotion nicht möglich gewesen wäre. Mein besonderer Dank gilt Frau Prof. Dr. Ursula Hübner und Herrn Prof. Dr. Swen Malte John, die diese kooperative Dissertation zwischen der Hochschule Osnabrück und der Universität Osnabrück möglich gemacht haben. Ich bedanke mich bei beiden für die Betreuung, Hilfe, Kreativität und Unterstützung in allen schwierigen Fragestellungen. Ich habe viel von ihnen gelernt.

Ich danke allen meinen derzeitigen und ehemaligen Kollegen und Kolleginnen der Forschungsgruppe Informatik im Gesundheitswesen der Hochschule Osnabrück. Die Zusammenarbeit in dieser Forschungsgruppe zeichnet sich durch ein großes Miteinander, Engagement für die Gesundheitsversorgung und viel Interdisziplinarität aus. Insbesondere möchte mich bei meiner Kollegin Mareike Przysucha bedanken, die mein wichtigster Gesprächspartner bei allen Fragen rund um die Interoperabilität war. In gleicher Weise bedanke mich zudem bei meinem Kollegen Georg Schulte, der mir ebenfalls ein wichtiger Gesprächspartner bei Interoperabilitätsfragen und zum Gesundheitswesen ganz allgemein war.

Ganz herzlich möchte ich mich zudem bei Moritz Esdar bedanken. Wir haben zeitgleich unsere Promotionen begonnen. So konnten wir uns stets kurzfristig zu allen Fragen rund um die Promotion austauschen. Ich danke Moritz zudem für die vielen entscheidenden Ideen, die diese Promotion beeinflusst haben, insbesondere seine Ideen, die in die wissenschaftlichen Veröffentlichungen eingeflossen sind und ein wertvoller Bestandteil dieser Promotion sind. Ich bedanke mich zudem bei Dr. Jan-Patrick Weiß und Dr. Jens Rauch, die mir in technischen und biostatistischen Fragen immer zur Seite standen. Zudem bin ich Nicole Egbert, Dr. Jan Liebe, Saskia Kröner, Jan-Oliver Kutza, Jörg Hassmann, Laura Naumann, Lisa Galler und Dr. Johannes Thye für die kollegiale Zusammenarbeit in der Forschungsgruppe und den vielen Gesprächen sehr dankbar.

Ein liebevoller Dank geht an meine Freundin Eva, die mich auch in schwierigen Tagen motiviert hat und mich durch die spannende und arbeitssame Zeit dieser Promotion begleitet hat. Ein besonderer Dank gilt meiner Oma Maria Hüfers und meinem Opa Bernhard Hüfers, meiner Oma Helene Lübbers und meinem Opa Heinrich Lübbers; sie haben mich von der ersten Sekunde meines Lebens begleitet und mich ganz besonders geprägt. Ein letzter und großer Dank gilt meiner Familie; meiner Schwester Johanna und meinen Eltern Hermann und Doris. Eine Promotion schreibt sich am besten in einem liebevollen familiären Umfeld wie unserem.

# Inhaltsverzeichnis

<b>DANKSAGUNGEN</b> .....	<b>I</b>
<b>INHALTSVERZEICHNIS</b> .....	<b>II</b>
<b>ZUSAMMENFASSUNG</b> .....	<b>IV</b>
<b>ABSTRACT</b> .....	<b>VIII</b>
<b>ABBILDUNGSVERZEICHNIS</b> .....	<b>XI</b>
<b>TABELLENVERZEICHNIS</b> .....	<b>XI</b>
<b>ABKÜRZUNGSVERZEICHNIS</b> .....	<b>XII</b>
<b>1 HINTERGRUND DES DISSERTATIONSVORHABENS</b> .....	<b>1</b>
<b>2 EINLEITUNG</b> .....	<b>7</b>
2.1 LERNENDE GESUNDHEITSSYSTEME .....	8
2.1.1 <i>Sozio-technologisches Modell Lernender Gesundheitssysteme</i> .....	10
2.1.1 <i>Kontinuierliches Lernen für eine verbesserte Gesundheitsversorgung</i> .....	13
2.2 INFORMATORISCHE ASPEKTE LERNENDER GESUNDHEITSSYSTEME .....	16
2.2.1 <i>Elektronische Patientenakten</i> .....	16
2.2.2 <i>Interoperabilität von Gesundheitsdaten</i> .....	17
2.3 CHRONISCHE WUNDEN ALS VERSORGUNGSPROBLEM LERNENDER GESUNDHEITSSYSTEME .....	21
2.3.1 <i>Chronische Wunden</i> .....	21
2.3.2 <i>Das diabetische Fußsyndrom</i> .....	22
2.3.3 <i>Wundklassifikationen</i> .....	25
2.4 KOMPONENTEN EINES LERNENDEN GESUNDHEITSSYSTEM FÜR CHRONISCHE WUNDEN .....	28
2.5 FORSCHUNGSFRAGEN .....	29
2.5.1 <i>Forschungsfrage 1 – Verfügbarkeit elektronischer Patientenakten</i> .....	29
2.5.1 <i>Forschungsfrage 2 – semantische Interoperabilität für wundbezogene Daten</i> .....	30
2.5.2 <i>Forschungsfrage 3 – ein Prognosemodell für Lernende Gesundheitssysteme</i> .....	30
<b>3 METHODE</b> .....	<b>31</b>
3.1 LONGITUDINALE ANALYSE DER VERFÜGBARKEIT ELEKTRONISCHER PATIENTENAKTEN .....	31

3.2	SEMANTISCHE INTEROPERABILITÄT DER WUNDDOKUMENTATION MIT SNOMED CT .....	33
3.3	PROGNOSEMODEL FÜR DEN LERNREGELKREISLAUF .....	35
<b>4</b>	<b>ERGEBNISSE .....</b>	<b>39</b>
4.1	PUBLIKATION 1 – VERFÜGBARKEIT ELEKTRONISCHER PATIENTENAKTEN .....	39
4.2	PUBLIKATION 2 – SNOMED CT FÜR DIE WUNDVERSORGUNG.....	41
4.3	PUBLIKATION 3 – BAYES’SCHES PROGNOSEMODELL FÜR DAS AMPUTATIONSRIKIO .....	43
4.4	PUBLIKATION 4 – DAS PROGNOSEMODELL ZUR RISIKOSTRATIFIZIERUNG .....	45
<b>5</b>	<b>DISKUSSION .....</b>	<b>47</b>
5.1	VERFÜGBARKEIT ELEKTRONISCHER PATIENTENAKTEN .....	48
5.2	SEMANTISCHE INTEROPERABILITÄT .....	53
5.3	DAS STATISTISCHE PROGNOSEMODELL .....	56
5.4	INTEGRATION DER FORSCHUNGSARBEITEN .....	59
5.5	LERNENDE GESUNDHEITSSYSTEME FÜR DIE KLINISCHE ENTSCHEIDUNGSUNTERSTÜTZUNG .....	60
5.6	LIMITATIONEN.....	63
5.7	SCHLUSSFOLGERUNG UND AUSBLICK.....	65
<b>6</b>	<b>LITERATURVERZEICHNIS .....</b>	<b>67</b>
<b>7</b>	<b>ANHANG .....</b>	<b>83</b>
7.1	ERKLÄRUNG AN EIDES STATT ÜBER DIE EIGENSTÄNDIGKEIT DER ERBRACHTEN WISSENSCHAFTLICHEN LEISTUNG .....	83
7.2	VERZEICHNIS DER BISHERIGEN VERÖFFENTLICHUNGEN IN WISSENSCHAFTLICHEN FACHZEITSCHRIFTEN .....	89

## Zusammenfassung

**Einleitung:** In den letzten Jahren wurden immer mehr klinische und gesundheitliche Informationen digital gespeichert, z. B. in elektronischen Patientenakten. Dieser Trend wird sich voraussichtlich fortsetzen und dazu beitragen, dass digitale Informationen eine entscheidende Rolle für die datengestützte Wissensgenerierung im klinischen Bereich spielen werden. Systeme künstlicher Intelligenz, die diese gespeicherten klinischen Daten analysieren, werden eingesetzt, um zu lernen und klinisches Wissen zu generieren. Dieses Wissen kann dann genutzt werden, um Kliniker bei der Entscheidungsfindung zu unterstützen, wodurch sich Lernschleifen von der Bereitstellung der Gesundheitsversorgung über die Erzeugung weiterer klinischer Daten bis hin zur Extraktion und Modellierung von Wissen schließen. Das Konzept der Lernenden Gesundheitssysteme beschreibt diese Idee der Wissensgenerierung durch das Ziel, aus den Daten eines jeden Patienten zu lernen und die Versorgung der Patienten kontinuierlich zu verbessern. Diese Lernenden Gesundheitssysteme wurden erstmals 2007 in einem sozio-technologischen Konzept beschrieben, bei dem soziale und technologische Komponenten synchronisiert sind, um datengetriebenes Lernen zu ermöglichen. Der deutsche Sachverständigenrat zur Begutachtung der gesamtwirtschaftlichen Entwicklung im Gesundheitswesen forderte im Jahr 2021, also 14 Jahre nach der ersten Beschreibung Lernender Gesundheitssysteme, deren Umsetzung im deutschen Gesundheitswesen. Die Frage, ob Deutschland dazu bereit ist, ist jedoch offen.

Die vorliegende Arbeit untersucht daher die informatorischen, d.h. informationstechnologischen Komponenten, die zum Aufbau und Betrieb Lernender Gesundheitssysteme notwendig sind. Die Untersuchung konzentriert sich dabei auf drei entscheidende informatorische Komponenten: elektronische Patientenakten als Datenspeicher, eine standardisierte Terminologie für Gesundheitsdaten, die ausgetauscht und analysiert werden sollen, und Systeme der künstlichen Intelligenz, die Algorithmen und statistische Methoden zur Analyse der Daten bereitstellen. Diese Komponenten werden am Beispiel der Versorgung von Menschen mit chronischen Wunden untersucht. Diese Perspektive auf Lernende Gesundheitssysteme ist lohnend, denn die Wundversorgung ist wissensintensiv, jedoch fehlt gleichzeitig wissenschaftliche Evidenz und klinisches Wissen, da beispielsweise die nationalen Leitlinien teilweise veraltet sind. Daher verspricht insbesondere die Wundversorgung von datengestütztem, kontinuierlichem Lernen in Lernenden Gesundheitssystemen zu profitieren.

Für jede der drei untersuchten informatorischen Komponenten wurden Forschungsarbeiten durchgeführt: Die ersten und die zweite Untersuchung konzentrieren sich auf die Verfügbarkeit elektronischer Patientenakten und interoperablen Datenstrukturen, die die grundlegenden Bausteine von Lernenden Gesundheitssystemen bilden, da sie die notwendigen Daten bereitstellen. Die dritte Untersuchung fokussiert sich auf die Entwicklung und Validierung eines auf künstlicher Intelligenz basierenden Prognosemodells, das das Risiko von Wundkomplikationen, d. h. Fuß- und Unterschenkelamputationen bei Patienten mit einem diabetischen Fußsyndrom (eine chronische Wunde), abschätzt und kontinuierlich aus verfügbaren Gesundheitsdaten lernen kann. Basierend auf diesen Forschungsergebnissen wird in dieser Arbeit evaluiert und diskutiert, ob die Voraussetzungen – für den Anwendungsfall Wundversorgung – in Deutschland gegeben sind, um ein Lernendes Gesundheitssystem auf lokaler oder nationaler Ebene aufzubauen, wie es vom Expertenrat vorgeschlagen wurde.

**Methoden:** Die erste Untersuchung modellierte den Diffusionsprozess der elektronischen Patientenakte in deutschen Krankenhäusern mit dem Bass-Modell, das auf Rogers' Theorie der Diffusion von Innovationen (Diffusion-of-Innovation-Theory) basierte. Das Bass-Modell beschreibt die Verbreitung von elektronischen Patientenakten in Form von Innovation und Imitation. Um die Verfügbarkeit von elektronischen Patientenakten zu messen, wurden sie als einfach Basisakte definiert, die auch wundbezogene Informationen enthalten. Die Adoptionsrate der elektronischen Patientenakte wurde in fünf Umfragen in Deutschland erfasst, die zwischen 2007 und 2019 durchgeführt wurden, und wurde mit denjenigen in den USA verglichen. Die zweite Studie untersuchte, inwieweit wundbezogene Datenelemente in einer standardisierten Referenzterminologie, d. h. SNOMED CT, abgebildet werden können, da ein hoher Abbildungsgrad zu dem führt, was Lernende Gesundheitssysteme zum Lernen benötigen: interoperable Gesundheitsdaten. In der dritten Arbeit wurde ein Vorhersagemodell für die Wundversorgung entwickelt, das sich pars pro toto auf Patienten mit einem diabetischen Fußsyndrom konzentriert. Dieses Modell zielte darauf ab, a-priori vorhandenes Wissen zu nutzen, das anschließend durch vorhandene Gesundheitsdaten aktualisiert wurde, um die kontinuierlichen Lernzyklen lernender Gesundheitssysteme nachzuahmen. Zu diesem Zweck wurde ein Bayes'scher Modellierungsansatz angewendet und evaluiert, um das Potenzial dieses Lernprinzips zu untersuchen. Dazu wurde ein Modell erstellt, das das Amputationsrisiko von Patienten mit einem diabetischem Fußsyndrom prognostiziert.

**Ergebnisse:** Alle drei Studien zeigten, dass ein Lernendes Gesundheitssystem für die Versorgung von Patienten mit chronischen Wunden prinzipiell machbar ist. Für die Frage nach der Verbreitung der elektronischen Patientenakte lassen die Ergebnisse schließen, dass diese nach 2007 einen sprunghaften Anstieg auf eine Adoptionsrate von 15,6 % auf 42,4 % im Jahr 2009 verzeichnete. Diesem sprunghaften Anstieg folgte eine Stagnation, die zu einer Adoptionsrate von 49,3 % im Jahr 2017 führte. Für 2020 prognostizierte das Bass-Modell, dass 55,0 % der Krankenhäuser eine elektronische Patientenakte eingeführt haben werden. Demnach ist etwa die Hälfte der deutschen Krankenhäuser prinzipiell in der Lage, grundlegende wundbezogene Daten digital zu speichern und zu analysieren. Jedoch war die Verfügbarkeit elektronischer Akten deutlich geringer als in den USA, die im Jahr 2020 über 80 % betrug. Die zweite Untersuchung ergab, dass zwei Drittel eines konsentierten Datensatz für die Wundversorgung mit zufriedenstellender Zuverlässigkeit mit der Referenzterminologie SNOMED CT abgebildet werden konnten. Dies bestätigte, dass mit SNOMED CT die wundbezogenen Informationen – zumindest zu einem bedeutsamen Teil – interoperabel dargestellt werden konnten. Drittens erreichte das Bayes'sche Risikomodell zur Vorhersage des Amputationsrisikos eine hohe Validität unter Verwendung lokaler Daten in Kombination mit A-Priori-Wissen aus einer europäischen Studie. Wie die Ergebnisse verdeutlichten, erwiesen sich Bayes'sche Modelle als vielversprechend für datengesteuertes Lernen und kontinuierliche Lernzyklen Lernender Gesundheitssysteme.

**Diskussion:** Aus der Kombination der drei Ergebnisse ergibt sich ein Bild, wie bereit das deutsche Gesundheitswesen für den Aufbau und Betrieb eines Lernenden Gesundheitssystems für die Wundversorgung ist. Die derzeitige Verfügbarkeit elektronischer Patientenakten ist wahrscheinlich zu gering, um ein Lernendes Gesundheitssystem mit Daten zu versorgen, aus denen auf nationaler Ebene gelernt werden kann. Die Krankenhäuser, die über eine elektronische Patientenakte verfügen, können jedoch Lernprozesse auf regionaler oder lokaler Ebene initiieren. Darüber hinaus hat die deutsche Bundesregierung Gesetze erlassen, die die Bereitstellung elektronischer Patientenakten vorschreiben, von denen Lernende Gesundheitssysteme langfristig bundesweit profitieren können. Es muss dabei jedoch berücksichtigt werden, dass elektronische Patientenakten eine notwendige, aber nicht hinreichende Bedingung für Lernende Gesundheitssysteme sind, da sie interoperable Informationen enthalten müssen – in diesem Fall interoperable Wundinformationen. Wie die zweite Arbeit zeigt, kann diese Interoperabilität mit SNOMED CT erreicht werden. Daher sollten wundbezogene elektronische Patientenakten diese Referenzterminologie verwenden, um Informationen einrichtungs- und regionsübergreifend austauschen zu können. Drittens ermutigen die Ergebnisse zur Verwendung des

Bayes'schen Modellierungsansatzes für datengesteuertes Lernen, da dieser die kontinuierliche Integration von Daten unterstützt und die Grundlage von Lernzyklen bilden kann, die mit Daten von jedem behandelten Patienten lernen. Dieser Ansatz ermöglicht zudem die Integration von Wissen aus externen Studien und versetzt damit ein lokales lernendes Gesundheitssystem in die Lage, sich auf mehr als nur seine eigenen Daten zu stützen.

Obwohl die deutschen Krankenhäuser bei der Bereitstellung von elektronischen Patientenakten noch Nachholbedarf im Vergleich zu den USA haben, wie die erste Studie zeigt, scheint Deutschland auf dem richtigen Weg zu sein, um sich einer vollständigen Verfügbarkeit zu nähern. Das Gleiche gilt für die Verwendung von SNOMED CT. Deutschland ist seit kurzem Mitglied der Organisation SNOMED INTERNATIONAL, wodurch es in die Lage versetzt wird, wundbezogene Informationen lizenzfrei und bundesweit in SNOMED CT zu kodieren und über elektronische Patientenakten auszutauschen. Trotz dieser positiven Entwicklungen wird die Einrichtung eines nationalen Lernenden Gesundheitssystems für die Wundversorgung noch einige Zeit in Anspruch nehmen. Regionale und lokale Lernende Gesundheitssysteme scheinen dagegen bald in greifbare Nähe zu rücken und können durch den Einsatz von Bayes'schen Modellen genutzt werden. Zusammenfassend zeigt diese Arbeit, wie ein Weg zu Lernenden Gesundheitssystemen – nicht nur in der Wundversorgung – aussehen könnte: interoperable, domänenspezifische elektronische Patientenakten, die Daten für Bayes'sches Lernen zur Wissenserzeugung und zur Verbesserung der Gesundheitsversorgung liefern.

## Abstract

**Introduction:** In the recent years, a growing body of clinical and health information has been stored digitally, e.g., in electronic health records. This trend is expected to continue and will contribute to the crucial role of digital information as an essential source for clinical data-driven knowledge generation. Artificial intelligence systems that analyze clinical data are employed to accomplish learning and knowledge generation. This knowledge can then be used to support clinicians in clinical decision-making, thereby closing learning loops from the provision of health care, the production of more clinical data, to the extraction and modelling of knowledge. The concept of Learning Health Systems describes this idea of knowledge generation through its aim to learn from each patient's data and continuously improve the caring of patients. Learning Health Systems were first proposed in 2007 as a socio-technological concept where social and technological components are synchronized to enable data-driven learning. In 2021, 14 years after the initial publication on Learning Health Systems, the German Council of Economic Experts on Health Care calls for its implementation in the German health system. The question remains if Germany is ready to do so.

Thus, this thesis investigates components necessary to establish Learning Health Systems. This thesis' investigation focuses on three crucial information-technological components: electronic health records as data containers, a standardized terminology for health data to be shared and analyzed, and artificial intelligence systems providing algorithms to analyze the data. Those components are investigated from the viewpoint of chronic wound care as an example. Wound care is knowledge intense, but evidence is lacking because national guidelines are sparse and outdated. Thus, wound care promises to benefit from data-driven continuous learning in Learning Health Systems.

Research has been conducted for each of the three investigated information-technological components: The first two investigations focus on the availability of electronic health records and interoperable data structures that form the foundational building blocks of Learning Health Systems as they provide the necessary data for data-driven learning. The third investigation focuses on developing and validating an artificial intelligence-based prediction model that estimates wound complication risks, i.e., lower leg amputation, and can learn continuously from available health data. Based on this research results, this thesis evaluates and discusses whether the requirements – for the wound care use case – exist in Germany to build a Learning Health System on a local or national scale as suggested by the expert council.

**Methods:** The first investigation modelled the diffusion process of electronic health records (EHRs) in German hospitals using Bass' formula based on Rogers' Diffusion of Innovation theory. This Bass model describes its uptake in terms of innovation and imitation. To measure the diffusion of EHRs they were conceptualized as basic records that also comprise wound related information. The diffusion process was captured by five surveys conducted between 2007 to 2019. The second study investigated to which degree wound-related data items can be depicted in a standardized reference terminology, i.e., SNOMED CT, as a high degree of depiction would lead to what Learning Health Systems require for learning: interoperable health data. In the third initiative, a prediction model for wound care is developed, which focuses *pari pro toto* on patients with a diabetic foot ulcer. This model aims to use a-priori existing knowledge, which is subsequently updated by data to mimic continuous learning cycles of Learning Health Systems. A Bayesian modelling approach is evaluated to investigate the potential of this learning principle.

**Results:** All three studies demonstrate that a Learning Health System for the care of patients with chronic wounds is in principle feasible. For the question of electronic health care diffusion, the results showed that after 2007, the electronic health records leaped to a high initial uptake to an adoption rate of 42.4 % in 2009. This leap was followed by stagnation leading to an adoption rate of 49.3 % in 2017. For 2020, the Bass model forecasted that 55.0 % of hospitals will have adopted an electronic health record. These data showed that about half of the German hospitals are in principle capable of analyzing basic wound related data digitally. However, Germany has a lower adoption than the US that reached a margin of 80% in 2015. The second research revealed that two-thirds of a consented wound care dataset could be mapped to the standardized reference terminology SNOMED CT with satisfying reliability. It thus proved that based on SNOMED CT, wound related information could – at least part – become interoperable, sharable, and analyzable. Third, the Bayesian risk model to predict amputations in diabetic patients achieved high validity using local data in combination with a-priori knowledge from a European study. Thus, Bayesian models were found to be promising to serve for data-driven, continuous learning in Learning Health Systems.

**Discussion:** Combining the three findings, a clearer picture emerges of how ready Germany is to build a Learning Health System for wound care. The current availability of EHRs is likely too low to fuel a Learning Health System with data to learn from at a national level. However, those 50 % of the hospitals with an EHR may spearhead the process at a regional or local level. Furthermore, the German federal government has enacted laws that stipulate the use of those records from which Learning Health

Systems can profit nationwide on the long run. EHRs are necessary but not sufficient conditions for Learning Health Systems, as they must contain information that is interoperable – here in this case interoperable wound information. Interoperability can be achieved using SNOMED CT. Thus, wound-related EHRs should use this reference terminology to be able to share information across institutions and settings. Third, the results encourage the use of Bayesian modelling approach to data-driven learning because it supports the continuous integration of data and the foundation of learning cycles that learn from every patient treated. It also allows the integration of knowledge from external studies and thus enables a local Learning Health System to rely on more than its own data.

Although German hospitals as major hubs of EHRs must catch up as seen in the first study, Germany seems to be on the right way to approach the 100 % EHR adoption margin. The same applies to the use of SNOMED CT. Germany recently acquired a national SNOMED CT membership which puts German health care providers in a position to code wound related information in SNOMED CT and share them via EHRs. Despite these positive developments, the establishment of a national Learning Health system for wound care will take some time. However, regional, and local LHS seem to come soon within reach and can be leveraged using Bayesian models to avoid local or regional bias. In summary, this thesis shows what a path toward Learning Health Systems - not only in wound-care - might look like: interoperable domain-specific electronic records that provide data for Bayesian learning to improve health care delivery.

## Abbildungsverzeichnis

Abbildung 1: Schema eines lokalen Lernenden Gesundheitssystems .....	12
Abbildung 2: Lernregelkreislauf in drei Phasen .....	14
Abbildung 3: Modell des Lernregelkreislaufs .....	15
Abbildung 4: Adoptionsraten und Diffusionskurve nach Bass .....	49
Abbildung 5: Wahrscheinlichkeitsverteilung der Amputationsprognose .....	59

## Tabellenverzeichnis

Tabelle 1: Einfluss Lernender Gesundheitssysteme auf die Versorgungsqualität.....	10
Tabelle 2: Übersicht der PEDIS-Klassifikation.....	27
Tabelle 3: Semantische Äquivalenz wundrelevanter Daten und SNOMED CT.....	53
Tabelle 4: Die Koeffizienten und die AUC-Werte der Bayes'schen Prognosemodelle .....	57

---

## Abkürzungsverzeichnis

<b>Abkürzung</b>	<b>Bedeutung</b>
BfArM	Bundesamt für Arzneimittel und Medizinprodukte
FHIR	Fast Healthcare Interoperability Resources
IEEE	Institute of Electrical and Electronics Engineers
ICW	Initiative Chronische Wunde e.V.
IP	Internet-Protocol
HL7	Health Level 7 e.V. (Standardisierungsorganisation)
JSON	JavaScript Object Notation
KHZG	Krankenhauszukunftsgesetz
KI	Künstliche Intelligenz
MIO	Medizinisches Informationsobjekt
NAM	National Academy of Medicine (of the United States of America)
PAVK	Periphere arterielle Verschlusskrankheit
REST	Representational state transfer
SNOMED CT	Systematized Nomenclature of Medicine – Clinical Terms
WHO	World Health Organization
XML	Extensible Markup Language

## 1 Hintergrund des Dissertationsvorhabens

Informationssysteme, die menschliche Intelligenz imitieren, werden als Systeme künstlicher Intelligenz (KI) bezeichnet. Diese Systeme verarbeiten Daten, um ein Ergebnis zu produzieren, das traditionell menschliche Kognition und Expertise erfordert. Ein frühes Anwendungsbeispiel der KI in der Medizin und allgemein ist das MYCIN-Expertensystem, das in den 1970er Jahren entwickelt wurde [1]. Das MYCIN-System ist ein Programm, das die Entscheidungsfindung bei der Behandlung von Patienten mit bakteriellen Infektionen unterstützt. Es bildet Regeln in einer Wissensbasis ab, die Experten formulierten. Diese Wissensbasis verarbeitet dann Patientendaten deduktiv, sodass dieses Programm eine individuelle Therapieempfehlung ausspricht.

Seit diesen frühen Entwicklungen ist das Interesse an KI in der Medizin – mit einer Unterbrechungen während des sogenannten ‚KI-Winters‘ – stetig gestiegen [2]. In ihrer Entwicklung zeichnet sich dabei ein Trend ab: Während erste Systeme wie das MYCIN-System die Regeln abbildeten, die medizinische Experten deklarierten, nutzen jüngere KI-Systeme zunehmend statistische Algorithmen und Modelle, um aus Daten formale Regeln zu lernen. Dieser Ansatz wird auch als datengetriebenes Lernen bezeichnet [3].

### Künstliche Intelligenz in der klinischen Entscheidungsunterstützung

Die KI-Systeme können aus Gesundheitsdaten lernen, indem sie Wissen in Form statistischer Modelle erkennen und für die Entscheidungsfindung in der Gesundheitsversorgung bereitstellen. Beispielsweise unterstützen KI-Systeme das Gesundheitsfachpersonal mit erlernten Informationen zu medikamentösen Arzneimittelwechselwirkungen, wodurch sie unerwünschte Interaktionseffekte und Nebenwirkungen verhindern [4]. Autoren wissenschaftlicher Untersuchungen identifizierten einen positiven Effekt auf die Gesundheitsversorgung, wenn sich das Gesundheitsfachpersonal von KI-Systemen in ihrer Entscheidungsfindung unterstützen ließ [5–9].

Der Erfolg von Systemen der KI und damit auch des datengetriebenen Lernens und der datengetriebenen Entscheidungsunterstützung ist jedoch von einer zunehmenden Digitalisierung pfadabhängig, die sich in steigenden Rechenkapazitäten sowie wachsenden Datenspeichern eng vernetzter Informationssysteme zeigt. Die Pfadabhängigkeit ergibt sich aus der Rechen- und Datenintensität der KI-Verfahren, was insbesondere für die technologisch jüngeren Verfahren der neuronalen Netze gilt. Dabei handelt es sich um Systeme, die die Informationsverarbeitung der neuronalen Verschaltung des Nervensystems nachahmen. Sie werden aufgrund ihrer mehrschichtigen

Verschaltung auch als tiefe Verfahren bezeichnet [10]. Demgegenüber stehen die flachen Verfahren, zu denen klassische statistische Algorithmen und Modelle, wie die lineare sowie die logistische Regression, zählen. All diese Verfahren der KI können um Bayes'sche Methoden ergänzt werden, deren Ursprung im 18. Jahrhundert liegt und die nun im 21. Jahrhundert eine Renaissance erleben [11–13]. Eine Besonderheit der Modelle, die auf Baye'schen Methoden basieren, ist ihre Fähigkeit, a priori existierendes Wissen zu berücksichtigen [14]. Diese Modelleigenschaft kann als Plastizität verstanden werden, die es ermöglicht, neue Informationen in Form von Daten adaptiv in bestehende statistische Modelle kontinuierlich zu integrieren. Diese nützliche Eigenschaft Bayes'scher Verfahren fördert ihre Popularität, die sich in einer steigenden Anzahl publizierter Studien in Natur- und Sozialwissenschaften widerspiegelt [14].

In der Gesundheitsforschung und -versorgung werden ebenfalls Bayes'sche Verfahren in Systemen der KI für die klinische Entscheidungsunterstützung eingesetzt, wie in einer Forschungsarbeit aus dem Jahr 2021 beispielhaft demonstriert wurde: Britische Wissenschaftler entwickelten in dieser Arbeit Bayes'sche Prognosemodelle für Routinedaten aus elektronischen Patientenakten. Diese Modelle berechneten die Risiken für Herzerkrankungen, Depressionen sowie Diabetes zuverlässig und waren dadurch in der Lage, das Gesundheitsfachpersonal bei der klinischen Entscheidungsfindung zu unterstützen [15].

Die zunehmende Digitalisierung führt zu diesen Systemen klinischer Entscheidungsunterstützung und verspricht somit, mittelbar die Patientenversorgung sowie die Versorgungsqualität zu verbessern, indem Wissen im Versorgungsprozess über diese Systeme generiert und bereitgestellt wird. Entlang dieser Entwicklungen entstand die Idee Lernender Gesundheitssysteme, die das Potenzial der Digitalisierung für eine verbesserte Patientenversorgung realisieren sollen.

Die Idee Lernender Gesundheitssysteme

Die Idee Lernender Gesundheitssysteme wurde im Jahr 2007 auf einem Treffen der Arbeitsgruppe *Evidenzbasierte Medizin* der US-amerikanischen Nationalen Akademie der Medizin (NAM)<sup>1</sup> begründet. Sie ist eine Reaktion auf zwei Beobachtungen [16]: Einerseits zeigten sich in den Jahren vor 2007 deutliche Digitalisierungstendenzen im (US-amerikanischen) Gesundheitswesen, da im Zeitraum der

---

<sup>1</sup> Vor dem Jahr 2015 trug die Nationale Akademie der Medizin (National Academy of Medicine) den Namen Institut der Medizin (Institute of Medicine). Diese Namensänderung trat mit der im Jahr 2015 beginnenden Mitgliedschaft in den US-amerikanischen Wissenschaftlichen Akademien (The National Academies of Sciences, Engineering, and Medicine) in Kraft. Die NAM ist ein freigemeinnütziges und überwiegend öffentlich finanziertes Institut der nationalen wissenschaftlichen Akademien in den USA (The National Academies of Sciences, Engineering, and Medicine).

Jahre 2000 bis 2006 der Anteil von Gesundheitseinrichtungen, die eine elektronische Patientenakte nutzten, von 10 auf 30 Prozent anstieg und erwartet wurde, dass dieser Anteil bis zum Jahr 2020 auf 80 Prozent ansteigen würde [17]. Zweitens zeigte sich eine hohe Latenz zwischen dem wissenschaftlichen Erkenntnisgewinn und seiner Implementierung [16,18]. Ein klassisches Beispiel aus dem Jahr 1992 ist die beobachtete dreizehnjährige Latenz zwischen dem wissenschaftlichen Erkenntnisgewinn sowie der routinierten klinischen Anwendung der Thrombolyse zur Behandlung eines Myokardinfarkts [19]. Eine spätere Studie aus dem Jahr 2000 enthielt die Schätzung, dass der Transferprozess bahnbrechender evidenzbasierter Verfahren in die flächendeckende Versorgung durchschnittlich 15 Jahren dauert [20]. Traditionelle Transferkonzepte, wie Leitlinien, die verfügbare Evidenz mit konsentierten Handlungsempfehlungen bereitstellen, konnten rückblickend den Wissenstransfer zwar beschleunigen, blieben jedoch hinter den Erwartungen zurück, denn ihre Erstellung durch die Fachgesellschaften ist kostenintensiv und zeitaufwändig. So dauert die Erstellung einer Leitlinie mindestens 24 Monate, was dazu führt, dass die genutzte Evidenz in den Leitlinien zum Zeitpunkt ihrer Veröffentlichung bereits teilweise veraltet ist [21].

Das Ziel Lernender Gesundheitssysteme besteht darin, mit Hilfe von Informationstechnologien, die die fortschreitende Digitalisierung bereitstellt, kontinuierlich klinisches Wissen aus Gesundheitsdaten zu erlernen und dieses nahtlos in die Versorgungsprozesse zu integrieren. Dafür werden zwei Lernprinzipien vorgeschlagen, die praxisbasierte Evidenz sowie das kontinuierliche Lernen, die in den folgenden zwei Abschnitten betrachtet werden.

#### Praxisbasierte Evidenz in Lernenden Gesundheitssystemen

Lernende Gesundheitssysteme stellen das weitverbreitete Konzept *der evidenzbasierten Praxis (Evidence-based Practice)* auf den Kopf, indem sie eine praxisbasierte Evidenz (*Practice-based Evidence*) anstreben. Bei der praxisbasierten Evidenz, die die traditionelle evidenzbasierte Praxis ergänzt und nicht substituiert, beginnt der Erkenntnisprozess nicht in der Forschung und ihren Instituten, sondern wird von der Gesundheitsversorgung entlang ungelöster klinischer Probleme und Wissenslücken initiiert. Mit diesem Ansatz reinterpretieren Lernende Gesundheitssysteme die Rolle der Gesundheitsversorgung, d. h., dass sie nicht nur Forschungskonsument ist, sondern zum Taktgeber für die Forschung wird. Durch diese Rolle als aktiver Partner im Forschungs- und Erkenntnisprozess soll die Latenz zwischen der Erzeugung sowie dem Transfer von Wissen reduziert werden [22].

#### Kontinuierliches Lernen in Lernenden Gesundheitssystemen

Lernende Gesundheitssysteme streben zudem kontinuierliches Lernen an, was bedeutet, dass sie mit jedem behandelten Patienten datengetriebenes Wissen erzeugen. Die Daten, die zum Lernen genutzt werden, stammen überwiegend aus der Gesundheitsversorgung und seltener aus randomisierten kontrollierten Studien (RCT). Damit basieren Lernende Gesundheitssysteme hauptsächlich auf Beobachtungsdaten. Einerseits lassen sich aus diesen Beobachtungsdaten im Gegensatz zu RCT-Daten nur eingeschränkt Kausalitäten ableiten (obgleich auch statistische Methoden existieren, um aus Beobachtungsdaten Kausalitäten zu identifizieren [23]), andererseits entstehen diese Daten kontinuierlich und können mit statistischen Methoden für das angestrebte kontinuierliche Lernen verwendet werden. Wodurch sich dieses kontinuierliche Lernen auszeichnet, ist der Umstand, dass der Erkenntnistransfer von erlerntem klinischem Wissen den Erkenntnisprozess nicht terminiert. Stattdessen öffnet und schließt sich eine Lernschleife, indem die Bereitstellung des praxisbasierten Wissens die Versorgung beeinflusst und neue Gesundheitsdaten entstehen, die zum Lernen genutzt werden. Daraus resultieren dann die Aktualisierung und die Erneuerung des bestehenden Wissens. Dadurch entsteht ein zyklischer Feedbackprozess, der kontinuierliches Lernen ermöglicht. Letzteres stellt neben der praxisbasierten Evidenz das zweite angestrebte Lernprinzip dar.

#### Entscheidungsunterstützung in Lernenden Gesundheitssystemen

Erfolgreiches praxisbasiertes und kontinuierliches Lernen setzt voraus, dass erzeugtes Wissen zeitnah in die Versorgungspraxis integriert wird. Dieses Vorhaben gelingt beispielsweise durch den Einsatz KI-basierter entscheidungsunterstützender Systeme. Gestützt durch digitalen Technologien verbinden sie klinische Erkenntnisse mit der praktischen Gesundheitsversorgung, indem sie das gewonnene Wissen über ein Informationssystem zeitnah sowie patientenzentriert im Versorgungsprozess bereitstellen [16]. Entscheidungsunterstützende Systeme sind folglich eine hochrelevante Schnittstelle zwischen Evidenz und Gesundheitsversorgung, um kontinuierliches Lernen sowie praxisbasierte Evidenz in einem Lernenden Gesundheitssystem zu realisieren.

#### Die Relevanz Lernender Gesundheitssysteme

„Neunzig Prozent der klinischen Entscheidungen sollen durch valide, zeitnahe und aktuelle klinische Informationen, die auf der bestmöglichen Evidenz basieren, unterstützt werden.“<sup>2</sup> Dieses Ziel gab die

---

<sup>2</sup> “By the year 2020, 90 percent of clinical decisions will be supported by accurate, timely, and up-to-date clinical information, and will reflect the best available evidence.” [16]

NAM im Jahr 2007 vor und sollte im Jahr 2020 durch Lernende Gesundheitssysteme erreicht werden. Zwar fehlen empirische Untersuchungen, jedoch darf mit hoher Wahrscheinlichkeit angenommen werden, dass dieses Ziel verfehlt wurde. Zudem kann weiter davon ausgegangen werden, dass es nicht daran lag, dass die Idee Lernender Gesundheitssysteme verworfen wurde. Das Gegenteil ist der Fall. Die Idee Lernender Gesundheitssysteme inspirierte Autoren zahlreicher Folgearbeiten, die sich seit 2007 mit diesem Thema befassen. Dies zeigen unter anderem die ansteigende Zahl der publizierten Studien zu Lernenden Gesundheitssystemen [24] sowie die Neugründung der wissenschaftlichen Zeitschrift *Learning Health Systems* im Jahr 2017 [25].

Ein weiterer Indikator für die weiterhin hohe Relevanz Lernender Gesundheitssysteme – insbesondere in Deutschland – ist das Gutachten des deutschen Sachverständigenrates Gesundheit<sup>3</sup> aus dem Jahr 2021 mit dem Titel *Digitalisierung für Gesundheit – Ziele und Rahmenbedingungen eines dynamisch lernenden Gesundheitssystems*. In diesem Gutachten greift der Sachverständigenrat die Idee Lernender Gesundheitssysteme auf und fordert ein „dynamisch lernendes Gesundheitssystem, das Patientinnen und Patienten die individuell beste Behandlung ermöglicht“, womit die Digitalisierung für ein hohes Patientenwohl und eine verbesserte Gesundheitsversorgung eingesetzt werden kann [26]. Dieses Gutachten unterstreicht das auch aktuell noch gültige und hochaktuelle Konzept Lernender Gesundheitssysteme, dessen Umsetzung in Deutschland vom Sachverständigenrat empfohlen wird.

#### Lernende Gesundheitssysteme in der Forschung

Seit der ersten Idee Lernender Gesundheitssysteme befassen sich international zahlreiche Forschungsinitiativen mit diesem Konzept. Diese haben den Anspruch, Lernende Gesundheitssysteme zu erforschen, weiterzuentwickeln und umzusetzen. Beispielsweise baute der englische National Health Service bei der Einrichtung einer Covid-19-Intensivstation in London ein Lernendes Gesundheitssystem auf, um kontinuierlich sowie zeitnah Evidenz zur intensivmedizinischen Behandlung von Covid-19-Patienten zu erzeugen und bereitzustellen, die zu diesem frühen Zeitpunkt in der Covid-19-Pandemie fehlte [27]. Das schottische Programm für klinische Entscheidungsunterstützung (*Scottish National Decision Support Programme*) ist ein weiteres Lernendes Gesundheitssystem, das die Entwicklung datengetriebener klinischer Entscheidungsunterstützung auf Basis national verfügbarer Gesundheitsdaten vorantreibt [28].

---

<sup>3</sup> Offizieller Name: „Sachverständigenrat Gesundheitswesen zur Begutachtung der Entwicklung im Gesundheitswesen“ nach § 142 SGB V

Ein Beispiel aus Deutschland ist das interdisziplinäre Forschungsprojekt zum Lernenden Gesundheitssystem in der Region Osnabrück und Emsland (ROSE), das unterschiedliche Versorgungsszenarien im Kontext Lernender Gesundheitssysteme untersuchte. Neben weiteren Szenarien, wie der regionalen Nutzung von Notfallambulanzen [29], befasst sich ROSE mit der Versorgung von Menschen mit chronischen Wunden. Dieses komplexe Krankheitsbild wurde außerhalb von ROSE weder innerhalb noch außerhalb Deutschlands aus der Perspektive Lernender Gesundheitssysteme betrachtet, obwohl der Blick auf dieses Versorgungsproblem vielversprechend ist – denn wie der folgende Leitsatz der Initiative Chronische Wunde e.V. (ICW) zeigt, existieren Potenziale beim Evidenztransfer, den Lernende Gesundheitssysteme beschleunigen können: „Wenn alle schon jetzt vorhandenen Kenntnisse und Erfahrungen in der Prophylaxe und Therapie von chronischen Wunden konsequent und überall genutzt würden – es könnte vieles an Leid und auch an Kosten gespart werden.“ [30]

Zudem sind die Aktualität sowie die Verfügbarkeit von Evidenz häufig unzureichend, was sich in den Leitlinien zeigt, die ein traditionelles Werkzeug des Wissenstransfers in der Wundversorgung sind. Es wurde beispielsweise die Leitlinie zur Behandlung des Diabetischen Fußsyndroms (eine diabetisch-bedingte chronische Wunde) im Jahr 2006 veröffentlicht. Sie ist bislang nur einmal im Jahr 2010 aktualisiert worden, weshalb ihre Gültigkeit zurzeit ausgesetzt ist. Diese Situation in der Versorgung von Patienten mit chronischen Wunden ist ein klassisches Beispiel für eine hohe Latenz zwischen Erkenntnisgewinn und -transfer. Lernende Gesundheitssysteme versprechen, diesen Transferprozess für das Krankheitsbild der chronischen Wunde zu beschleunigen.

#### Relevanz Lernender Gesundheitssysteme für chronische Wunden

Chronische Wunden sind ein ernstzunehmendes Krankheitsbild, da es mit schwerwiegenden Komplikationen, hohen Kosten und steigenden Prävalenzen assoziiert ist [31–33]. In Deutschland gibt es 4 Millionen Patienten, die wegen einer chronischen Wunde behandelt werden [30,34]. Dabei handelt es sich um eine komplexe, nicht spontan heilende Integritätsverletzung der Haut und tieferer Gewebeschichten. Die verzögerte oder ausbleibende Heilung wird häufig durch eine Grunderkrankung verursacht, wie eine periphere arterielle Verschlusskrankheit (PAVK), die zu Durchblutungsstörungen führt und nicht heilende Wunden an der unteren Extremität verursacht. Eine weitere hochprävalente chronische Wunde ist das diabetische Fußsyndrom, das als Folge der chronischen Insulinstoffwechselerkrankung Diabetes mellitus entsteht [35]. Ein *dynamisch lernendes*

*Gesundheitssystem* nach den Vorstellungen des Sachverständigenrates Gesundheit und der NAM hat das Potential, die Gesundheitsversorgung dieser Patientengruppe zu verbessern, beispielsweise, indem Evidenz schneller erzeugt und bereitgestellt wird.

Forschungsgegenstand dieser Dissertation

Auch wenn die Forschungsarbeiten zu der Idee Lernender Gesundheitssysteme stetig zunehmen sowie zahlreiches zu ihrem Aufbau und Betrieb erforscht und erarbeitet wurde, ist es empfehlenswert, insbesondere einzelne Komponenten Lernender Gesundheitssysteme spezifisch für ein klinisches Versorgungsproblem zu überprüfen. Zudem werden zwar Lernende Gesundheitssysteme auch in Deutschland empfohlen und teilweise umgesetzt, jedoch handelt es sich dabei primär um Forschungsinitiativen, deren Einbettung in die klinische Praxis noch ausstehen, wobei die übergeordnete Frage besteht, ob das deutsche Gesundheitswesen informationstechnologisch bereit ist, ein Lernendes Gesundheitssystem aufzubauen. Darüber hinaus wird in der wissenschaftlichen Literatur kein Lernendes Gesundheitssystem für die Domäne der chronischen Wunden beschrieben. Vor diesem Hintergrund hat die vorliegende Dissertation zum Ziel, zentrale informatorische Komponenten eines Lernenden Gesundheitssystems für die chronische Wunde zu untersuchen und prototypisch zu testen, um eine potenzielle zukünftige Umsetzung, die nicht Teil dieser Arbeit ist, zu erleichtern.

## 2 Einleitung

Lernende Gesundheitssysteme versprechen, durch die Lernprinzipien der praxisbasierten Evidenz und des kontinuierlichen Lernens die Gesundheitsversorgung zu verbessern. Dazu nutzen sie die technologischen Möglichkeiten, die durch die Digitalisierung des Gesundheitssystems entstehen. Zu diesen digitalen Möglichkeiten zählen beispielsweise die Gesundheitsdaten, deren Verfügbarkeit für das Lernen hochrelevant sind. Zudem erlaubt die Digitalisierung eine zunehmende Vernetzung des Gesundheitswesens und ihrer Organisationen, was auch das Konzept Lernender Gesundheitssysteme nutzt, um Lernen zu ermöglichen. So fordert beispielsweise der Sachverständigenrat Gesundheit ein (nationales) Lernendes Gesundheitssystem für das deutsche Gesundheitswesen, in dem sich die Gesundheitsorganisationen und -einrichtungen auf dieser nationalen Makroebene zusammenschließen. Es sind jedoch auch Systeme auf einer regionalen Mesoebene denkbar, die auf der Zusammenarbeiten lokaler Partner basieren [36] und als Keimzelle wachsen und skalieren können. Dieser Anspruch an die organisationsübergreifende Zusammenarbeit Lernender Gesundheitssysteme demonstriert, dass sie nicht nur technologische Systeme sind, die ausschließlich von der Digitalisierung

getragen werden, sondern auch organisatorische und soziale Aspekte umfassen. Daher werden sie von der NAM und in der Literatur allgemein als sozio-technologisches Konzept beschrieben. Bevor in dieser Einleitung diese sozio-technologischen Aspekte betrachtet werden, werden die einzelnen Typen Lernender Gesundheitssysteme betrachtet. Von dort aus werden dann aus einer sozio-technologischen Perspektive die informatorischen Komponenten beschrieben, die für ein Lernendes Gesundheitssystem relevant sind, das insbesondere das Versorgungsproblem der chronischen Wunden adressiert. Diese Einleitung schließt mit einer schematischen Übersicht zu der vorliegenden Dissertation und den Forschungsfragen, die ihr zu Grunde liegen.

## 2.1 Lernende Gesundheitssysteme

Lernende Gesundheitssysteme verfolgen das Ziel, klinisches Wissen als selbstverständliches Produkt der Patientenversorgung zu erzeugen und dieses zeitnah bereitzustellen [16]. Zu diesem Ziel formulierte die NAM sechs Qualitätsdimensionen, die Lernende Gesundheitssysteme positiv beeinflussen sollen: Sicherheit, Effektivität, Patientenzentrierung, Rechtzeitigkeit, Effizienz und Gleichberechtigung [37,38]. Allerdings existiert trotz dieser konsentierten Zielbeschreibung, die in der Wissenschaft auf eine breite Akzeptanz trifft, keine einheitliche und spezifische Definition des Lernenden Gesundheitssystems (weshalb sich in der Literatur häufig der Plural *Lernende Gesundheitssysteme* findet, der ebenfalls in der vorliegenden Dissertation genutzt wird), sondern es werden Archetypen beschrieben [37,39]. Foley und Vale identifizierten 2017 in einer Übersichtsarbeit, in der sie eine Literaturrecherche sowie eine Delphi-Studie durchführten, sechs Systemtypen [37], die im Folgenden vorgestellt werden.

1. **Systemgestützte Automation** von administrativen und klinischen Routineprozessen; beispielsweise können bei einer Verlegung die gesundheitsbezogenen Informationen aus einer zentralen elektronischen Patientenakte automatisch in die hauseigene Dokumentation übertragen werden, wodurch eine zeitintensive manuelle Doppeldokumentation durch das Gesundheitspersonal entfällt.
2. **Systemgestützte Vergleichsanalysen zur Qualität der Gesundheitsversorgung (Benchmark)**, die Organisationen, Versorgungsteams oder Regionen umfassen; dabei ist das Ziel die Identifikation qualitativ hochwertiger Gesundheitsversorgung.
3. **Prognosemodelle**, die auf Systemen der KI basieren und auf der Grundlage von Patientendaten die Prognosen über zukünftige Ereignisse liefern; beispielsweise erlauben

diese KI-Modelle eine Prognose zu individuellen Gesundheits- oder Komplikationsrisiken, die auf Basis von Gesundheitsdaten statistisch berechnet werden.

4. **Entscheidungsunterstützung**, die in Systemen wie der elektronischen Patientenakte integriert ist, lässt sich im klinischen Prozess zur Entscheidungsfindung einsetzen, womit dem Gesundheitspersonal evidenzbasierte Empfehlungen zur Diagnostik, Therapie und Prävention gegeben werden. Ihre Basis können unter anderem die Systeme der KI aus Punkt 3 sein.
5. **Echtzeitanalysen** durch Informationssysteme, die elektronische Register- und Gesundheitsdaten einer Population oder einer Patientengruppe kontinuierlich beobachten und analysieren; wenn Lernende Gesundheitssysteme zur Überwachung eingesetzt werden, können sie beispielsweise in Echtzeit steigende Infektionszahlen registrieren und frühzeitig die zuständigen Behörden informieren.
6. **Forschungsunterstützung** durch Systeme, die in Register- und Gesundheitsdaten die Kohorten für Studien, wie Beobachtungsstudien oder quasi-experimentelle Studien, identifizieren und diese Daten den Forschern in einer datenschutzkonformen sowie geeigneten Form bereitstellen.

Foley und Value nutzen ihre Klassifikation, um den potenziellen Einfluss der sechs identifizierten Systemtypen auf die sechs Qualitätsdimensionen der NAM (Sicherheit, Effektivität, Patientenzentrierung, Rechtzeitigkeit, Effizienz und Gleichberechtigung) in einer Delphi-Studie zu ermitteln. Die Ergebnisse führten zu der Schlussfolgerung, dass die Systemtypen Lernender Gesundheitssysteme nahezu alle Qualitätsdimensionen beeinflussen (Tabelle 1). Beispielsweise wurde ermittelt, dass Systeme für die klinische Entscheidungsunterstützung sämtliche Dimensionen bis auf die Gleichberechtigung positiv beeinflussen [37]. Die Ergebnisse dieser Studie deuten auf das Potenzial Lernender Gesundheitssysteme hin, die unterschiedlichen Qualitätsdimensionen, die die NAM definierte, zu verbessern.

Tabelle 1: Einfluss Lernender Gesundheitssysteme auf die Versorgungsqualität.  
 Foley und Vale identifizierten sechs Typen Lernender Gesundheitssysteme. In Experteninterviews ließen sie den Einfluss der Typen auf die sechs Qualitätsdimensionen des IOM bewerten. Die Ergebnisse sind in der Matrix visualisiert. Ein dunkles Feld signalisiert einen erwarteten positiven Einfluss auf die Qualitätsdimensionen

Typen Lernender Gesundheitssysteme	Qualitätsdimensionen					
	Sicherheit	Effektivität	Patientenzentrierung	Rechtzeitigkeit	Effizienz	Gleichberechtigung
Automation						
Benchmarking						
Prädiktionsmodelle						
Entscheidungsunterstützung						
Echtzeitanalysen						
Forschungsunterstützung						

Obwohl die von Foley et al. erarbeitete Klassifikation hilfreich ist, um den Einfluss der jeweiligen Systemtypen und ihre Funktionen zu identifizieren, ist sie gleichzeitig eine vereinfachte Übersicht, da Lernende Gesundheitssysteme häufig polyfunktional sind, indem sie Kernfunktionen kombinieren. Dies zeigte eine Studie aus dem Jahr 2018, die ein Lernendes Gesundheitssystem vorstellte, das ein Prognosemodell (Systemtyp 3) mit der Entscheidungsunterstützung (Systemtyp 4) koppelte [40]. Hierbei nutzte das Prognosemodell Daten aus elektronischen Patientenakten von Diabetespatienten, um darin Muster für ein erhöhtes Risiko für die diabetische Komplikationen der Nephropathie und der Neuropathie zu erkennen. Dieses Modell prognostizierte das individuelle Komplikationsrisiko und stellte es dann dem Gesundheitspersonal für die klinische Entscheidungsunterstützung zur Verfügung. Mit diesem polyfunktionalen Lernenden Gesundheitssystem können die einleitend genannten Ziele der routinemäßigen Evidenzerzeugung sowie dessen Bereitstellung für eine verbesserte Versorgungsqualität erreicht werden [40].

### 2.1.1 Sozio-technologisches Modell Lernender Gesundheitssysteme

Lernende Gesundheitssysteme bringen Menschen und Technologien zusammen, weshalb sie als sozio-technologisches Modell beschrieben werden [36,39,41]. Die technische Seite dieses Konzepts fokussiert Komponenten, die die Prinzipien Lernender Gesundheitssysteme, wie das kontinuierliche Lernen und die praxisbasierte Evidenz, technologisch ermöglichen. Diese informationstechnologischen Komponenten sind für den Erfolg eines Lernenden Gesundheitssystems essenziell – jedoch bleibt ihre

Bereitstellung ohne die Integration sozialer Aspekte unzureichend. Zu letzteren zählen beispielsweise kulturelle, organisatorische, personelle, anreizbezogene oder regulatorische Aspekte [42]. Diese Aspekte werden im Konzept der NAM von zehn konsentierten Werten geleitet, zu denen unter anderem Wissenschaftlichkeit, Transparenz, Standardisierung, Kooperation und Lernfähigkeit zählen [37,41]. Diese Werte gelten auch unabhängig vom Umfang Lernender Gesundheitssysteme, d. h. für regionale Systeme – bis hin zu nationalen Systemen [16,39].

Das sozio-technologische Modell ist folglich eine Blaupause für die Entwicklung und den Betrieb Lernender Gesundheitssysteme, woraus auch folgt, dass ihre Instanzen in dem jeweiligen individuellen Kontext entstehen [42]. Damit sind sie kein käufliches Softwareprodukt, sondern müssen unter Berücksichtigung der sozialen Aspekte sowie des organisatorischen Umfangs aufgebaut und betrieben werden.

Allerdings sind trotz der Einzigartigkeit von Lernenden Gesundheitssystemen die informationstechnologischen bzw. informatorischen Komponenten häufig wiederverwendbar. Daher untersucht der Autor in dieser Dissertation drei bedeutende und potenziell wiederverwendbare informatorische Komponenten Lernender Gesundheitssysteme – im Bewusstsein für die hohe Relevanz der sozialen Gegebenheiten, in die sie eingebettet werden.

#### *Technologische Komponenten Lernender Gesundheitssysteme*

Eine der wegweisenden digitalen Technologien im Gesundheitswesen sind die elektronischen Patientenakten, denn sie ermöglichen die Erfassung, die Speicherung und die Nutzung großer Informationsmengen. Sie tragen zu einer besseren Informationsverfügbarkeit bei – sowie damit mittelbar zu einer sicheren und besseren Versorgung [43]. Elektronische Patientenakten werden im sozio-technologischen Modell Lernender Gesundheitssysteme als Primärsysteme verstanden, da sie direkt in der Gesundheitsversorgung bei den beteiligten Gesundheitsorganisationen eingesetzt werden. Mit ihren Daten liefern sie den Treibstoff für das Lernende Gesundheitssystem. Der Motor für diesen Treibstoff ist eine zentrale informationstechnologische Plattform, die mit den Primärsystemen verbunden ist, wie in Abbildung 1 gezeigt wird. Die Plattform fragt die Daten der Primärsysteme (elektronische Patientenakten) ab, speichert diese Daten und bereitet sie für einen datengetriebenen und kontinuierlichen Lernzyklus auf, um mit ihnen Wissen zu erzeugen [44]. Damit dieses datengetriebene Lernen stattfinden kann, sind neben elektronischen Patientenakten und Plattformen weitere Komponenten relevant.

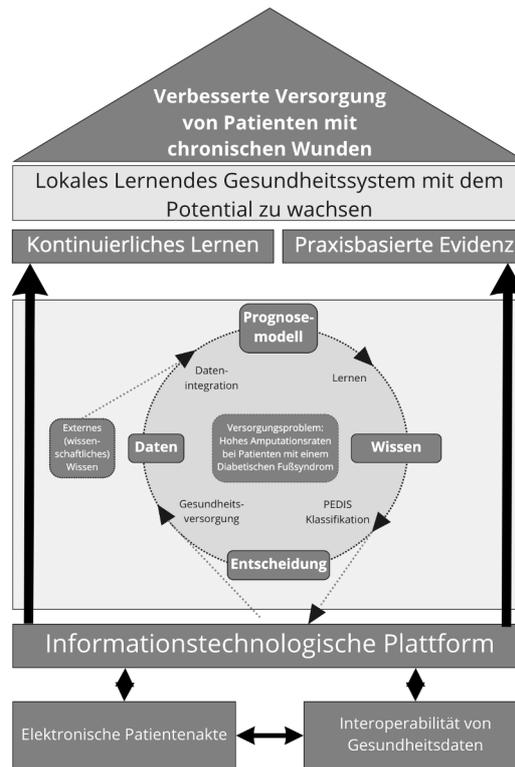


Abbildung 1: Schema eines lokalen Lernenden Gesundheitssystems für das Gesundheitsproblem der chronischen Wunden (eigene Darstellung). Das Schema zeigt die informatischen Komponenten (elektronische Patientenakte, Interoperabilität, Plattform und das Prognosemodell im Lernzyklus). Diese Komponenten unterstützen die Lernprinzipien des kontinuierlichen Lernens sowie der praxisbasierten Evidenz.

Dazu zählt die einheitliche Repräsentation der Gesundheitsdaten in den elektronischen Patientenakten. Darunter wird eine standardisierte Abbildung der Daten auf semantischer, syntaktischer und technischer Ebene verstanden [36,45]. Standardisierte Daten sind aus den Primärsystemen einheitlich prozessierbar sowie sicher interpretierbar [24,46]. In diesem Fall wird dann von Dateninteroperabilität gesprochen, auf die im weiteren Verlauf dieser Einleitung detaillierter eingegangen wird. Die Interdependenz zwischen der Dateninteroperabilität und den elektronischen Patientenakten formt die informatische Basis für die informationstechnologische Plattform (siehe Abbildung 1).

Als weitere Komponente müssen geeignete Methoden der Datenanalyse entwickelt und auf den Plattformen bereitgestellt werden, um das datengetriebene Lernen zu ermöglichen. Dabei handelt es sich überwiegend um Verfahren der KI, beispielsweise statistische Prognosemodelle, die die bereitgestellten Gesundheitsdaten verarbeiten und auswerten, um Wissen zu erzeugen sowie zu speichern [39,42,46] (siehe Kapitel 2.1). Diese Komponente wird dann als statistisches Prognosemodell in die informationstechnologische Plattform Lernender Gesundheitssysteme integriert [36] und hat zum Ziel, einen Lernregelkreislauf, den der Autor in Abbildung 1 schematisch zeigt, zu etablieren. Dieser Lernkreislauf wird als Kernkonzept Lernender Gesundheitssysteme im nächsten Abschnitt vorgestellt.

### 2.1.1 Kontinuierliches Lernen für eine verbesserte Gesundheitsversorgung

Der Lernregelkreislauf ist ein informations- und datengetriebenes System, das iterativ lernt und wissenschaftliche Erkenntnisse für die Versorgungspraxis produziert. Das Besondere an diesem Ansatz ist, dass die Praxis die wissenschaftliche Suche nach einer Lösung initiiert. Dadurch wird der Kreislauf, im Sinne Lernender Gesundheitssysteme, durch ein Versorgungsproblem ausgelöst, was dem Lernprinzip der evidenzbasierten Praxis entspricht. Hierbei handelt es sich um ein evidenzbasiertes Vorgehen, das den Transfer der wissenschaftlichen Erkenntnisse in die Versorgungspraxis beschleunigen soll [16,47]. Die gewonnenen Erkenntnisse werden dem klinischen Personal bereitgestellt, was zu einer wissensbasierten Adaption der Versorgung führt und einen weiteren Durchlauf des Lernregelkreislaufs auslöst [48]. So wird die iterative Optimierung durch unmittelbare sowie fortdauernde Produktion und Synthese wissenschaftlicher Erkenntnisse mit der Patientenversorgung ermöglicht (siehe Abbildung 1). Diesem allgemeinen Ansatz folgten weitere konkrete Ausarbeitungen zum Lernregelkreislauf, von denen zwei einflussreiche Modelle nun vorgestellt werden.

#### *Lernregelkreisläufe des Lernenden Gesundheitssystems*

Obwohl der erste Report der NAM zu Lernenden Gesundheitssystemen das kontinuierliche Lernen beschrieben hatte, entwickelte und verfestigte sich das Lernprinzip des Lernregelkreislaufs erst in den Folgejahren: Im Jahr 2017 publizierten Friedman et al. erstmals ein ausgearbeitetes und allgemeingültiges Modell [42]. Dieses respektiert die sozialen Aspekte Lernender Gesundheitssysteme, indem der Lernregelkreislauf in eine lernende Organisation eingebettet wird, die ein Versorgungsproblem lösen möchte. Um dieses Versorgungsproblem zirkuliert dann während des Lernens der Lernregelkreislauf. Dieser Lernregelkreislauf besteht aus drei Phasen: 1. Daten zu Wissen, 2. Wissen zu Versorgungspraxis, 3. Versorgungspraxis zu Daten<sup>4</sup>.

---

<sup>4</sup>Diese Übersetzung der Phasenbezeichnung orientiert sich an den von der NAM formulierten Zielen eines Lernenden Gesundheitssystems. Daher ist die Phasenbezeichnung spezifischer als in der Primärliteratur von Friedman und Kollegen: Data to Knowledge (D2K), Knowledge to Performance (K2P) und Performance to Data (P2D).



Abbildung 2: Lernregelkreislauf in drei Phasen  
nach Friedman et al. [42]

Dieses Drei-Phasen-Modell von Friedman verdeutlicht drei relevante Eigenschaften Lernender Gesundheitssysteme. Die erste Eigenschaft ist der datengetriebene Ansatz. Daraus ergibt sich jedoch eine kritische Abhängigkeit des Lernens von der Verfügbarkeit von Daten. Erst wenn forschungskompatible Informationen in Form von Daten existieren, die aus den Primärsystemen (elektronische Patientenakten) der Gesundheitsversorgung stammen, lässt sich der Lernregelkreislauf durchlaufen. Die zweite relevante Eigenschaft ist die Nutzung von KI-basierten statistischen Modellen, die datengetriebenes Lernen ermöglicht. Die dritte relevante Eigenschaft ist der Anspruch, das erzeugte Wissen unmittelbar in die Versorgung zu integrieren, indem der Kreislauf in der Versorgungspraxis startet und nach dem Wissensgewinn fortschreitet, indem das Wissen, das in die Versorgungspraxis integriert wird, in zyklischen Schleifen reflektiert wird und dadurch kontinuierliches Lernen ermöglicht [16].

#### *Technologische Unterstützung der Lernregelkreisläufe*

Foley et al. greifen das Modell von Friedman et al. auf und beschreiben ebenfalls drei Phasen. Allerdings betonen sie insbesondere die Relevanz der technologischen Unterstützung des Lernregelkreislaufs, dessen Basis eine informationstechnologische Plattform ist, was in Abbildung 3 gezeigt wird. Foley et al. betonen, dass diese Plattform das datengetriebene Lernen in jeder Phase unterstützt [36,37].



Abbildung 3: Modell des Lernregelkreislaufs nach Foley et al. [36] unterstützt durch informationstechnologische Plattformen

In der Phase der datengetriebenen Wissenserzeugung (Daten zu Wissen) beschreiben Foley et al., dass klassische wissenschaftliche Methoden zum Einsatz kommen können, die insbesondere auf Beobachtungsdaten basieren (beispielsweise Kohorten- oder Fall-Kontrollstudien). Zudem sind datengetriebene Methoden der KI, wie Prognosemodelle, in dieser Phase relevant.

Die nächste Phase (Wissen zu Versorgungspraxis) ist für ein Lernendes Gesundheitssystem kritisch, denn das erzeugte Wissen muss in die Praxis getragen werden. Es reicht folglich in einem Lernenden Gesundheitssystem nicht mehr aus, das geschaffene Wissen in wissenschaftlichen Fachzeitschriften zu publizieren oder Leitlinien zusammenzufassen. So soll es etwa in standardisierten, maschinenlesbaren Wissensmodulen, wie KI-Systemen, abgebildet werden. Informationstechnologische Systeme, wie die zur klinischen Entscheidungsunterstützung, stellen dann das gewonnene Wissen im Versorgungsprozess bereit [49]. Auch die sozialen Aspekte Lernender Gesundheitssysteme spielen in dieser Phase eine Rolle. Beispielsweise kann eine fehlende Lernkultur den Transfer von gewonnenem Wissen blockieren.

In der anschließenden Phase (Versorgungspraxis zu Daten) wird das gewonnene Wissen umgesetzt, um die Gesundheitsversorgung zu verbessern. Wenn etwa ein Kliniker eine patientenindividuelle Prognose aus einem System der KI nutzt, hat die Integration der Prognose in die klinische Entscheidung einen Einfluss auf die Versorgung, was sich in den dokumentierten Daten niederschlägt. Diese Daten nutzt der Kreislauf in erneuten Lernschleifen. Dadurch werden kontinuierlich Daten zum Lernen generiert und zur Wissenserzeugung genutzt, wodurch das Wissen einerseits die angepasste Gesundheitsversorgung reflektiert und andererseits robuster wird, was beispielsweise der Fall ist, wenn eine Komplikationsprognose zu einer besseren Therapieentscheidung führt. Dieser Lerneffekt lässt sich verstärken, wenn zahlreiche Gesundheitsorganisationen, die sich zum Lernen in einem Lernenden Gesundheitssystem organisieren und vernetzen, Daten zum Lernen beitragen.

Damit dieses datengetriebene kontinuierliche Lernen in einem Lernkreislauf gelingt, müssen laut Foley et al. informationstechnologische Plattformen existieren, was der Autor dieser Dissertation ebenfalls berücksichtigt, wie in Abbildung 1 gezeigt wird (Seite 12).

Dieses Lernen in Lernzyklen berührt die Ebene des datengetriebenen Lernens auf Basis von KI-Systeme, die auf statistischen und algorithmischen Modellen basieren. Die Summe und die Anwendung des aus dem datengetriebenen Lernen entstandenen Wissens können als das Lernen auf Ebene der lernenden Organisationen, die sich in einem Lernenden Gesundheitssystem zusammengeschlossen haben, verstanden werden. Damit das organisationale Lernen gelingt, bedarf es folglich informatorischer Komponenten, die das kontinuierliche, datengetriebene Lernen ermöglichen.

Die vorliegende Dissertation knüpft hier an, indem für ein konkretes Versorgungsproblem exemplarisch ein KI-basiertes Prognosemodell als lernende Komponente entwickelt wird. Damit letztere in einem Lernenden Gesundheitssystem eingesetzt werden kann, müssen weitere informatorische Komponenten existieren, wozu die elektronische Patientenakte sowie die Interoperabilität der Gesundheitsdaten zählen.

## 2.2 Informatorische Aspekte Lernender Gesundheitssysteme

Lernende Gesundheitssysteme basieren auf der Idee, mit Gesundheitsdaten kontinuierlich zu lernen, wozu sie informatorische Komponenten einsetzen, die auf digitaler Informationstechnologie basieren. Dazu zählt die elektronische Patientenakte als Schlüsseltechnologie. Sie ist eine notwendige Voraussetzung, die jedoch allein nicht hinreichend ist, da sie zudem interoperabel, d. h. konsentiert und standardisiert, sein muss, wie anhand der nächsten beiden Abschnitte gezeigt wird.

### 2.2.1 Elektronische Patientenakten

Die Weltgesundheitsorganisation (WHO) definiert die elektronische Patientenakte als „eine patientenzentrierte, digitale Echtzeitakte, die den autorisierten Nutzern eine sofortige und einheitliche Übersicht über die medizinischen Informationen präsentiert. Diese Informationen umfassen die Krankheitsgeschichte, Diagnosen, Behandlungen, den Medikationsplan, Allergien und Impfungen sowie Ergebnisse bildgebender Verfahren“<sup>5</sup> [26,50,51]. Neben der Informationspräsentation besteht eine weitere Schlüsselfunktion in der Aufnahme und der Speicherung von Gesundheitsdaten, beispielsweise bei der (Routine-)Dokumentation in der Gesundheitsversorgung durch das Gesundheitsfachpersonal

---

<sup>5</sup> Aus dem englischen Original [50] eigenständig übersetzt. Der Sachverständigenrat [26] übernimmt in seinem Bericht die englische Originalfassung.

[52]. Gegenüber papierbasierten Akten lassen sich Informationen elektronischer Patientenakten effizienter durchsuchen, analysieren und mit autorisierten Dritten, wie einer Plattform eines Lernenden Gesundheitssystems, teilen [53,54].

Als digitaler Nachfolger der papierbasierten klinischen Dokumentation stellt die elektronische Patientenakte die relevanten Informationen ortsungebunden und datenschutzkonform in Echtzeit dem Gesundheitsfachpersonal (und den Patienten) bereit, was zu einer verbesserten Informationslage beiträgt [53,54]. Diese bessere Informationslage führt einerseits zu einem Mehrwert in der direkten Patientenversorgung (primäre Nutzung), andererseits dient sie auch der Forschung und der Qualitätssicherung (sekundäre Nutzung).

Diese hohe Relevanz elektronischer Patientenakten für die Forschung verdeutlichte eine Arbeit einer europäischen Forschungsinitiative aus dem Jahr 2013 [55], worin beschrieben wurde, dass elektronische Patientenakten die medizinische sowie die klinische Forschung transformieren und in eine neue Ära führen können: „Clinical research is on the threshold of a new era in which electronic health records are gaining an important novel supporting role“ [55]. Elektronische Patientenakten, die auch für die Forschung geeignet sind, können einen hohen Mehrwert bieten: Sie unterstützen und beschleunigen die effiziente Identifikation und Rekrutierung von Patienten für klinische Studien [56,57] – oder sie helfen dabei, existierende Patientendaten für retro- und prospektive Beobachtungsstudien auszutauschen sowie auszuwerten [55,58–60]. Zudem können aus den Daten aus (forschungskompatiblen) elektronischen Patientenakten klinische entscheidungsunterstützende Systeme entwickelt und für die Versorgung bereitgestellt werden [24,46,61,62]. Somit entstehen durch die Digitalisierung der Patientenakten im Besonderen und des Gesundheitswesens im Allgemeinen neue Chancen sowie Potenziale für die Forschung. Das Lernende Gesundheitssystem ist ein Konzept, um diese Chancen zu nutzen und die Potenziale zu realisieren.

### 2.2.2 Interoperabilität von Gesundheitsdaten

Neben der digitalen Verfügbarkeit von Patientendaten müssen sie eine einheitliche Repräsentation besitzen, die auch als Interoperabilität bezeichnet wird [16,63]. Letztere garantiert einen standardisierten Informationsaustausch und ermöglicht es den Lernenden Gesundheitssystemen, die Gesundheitsdaten aus unterschiedlichen Systemen und Organisationen abzufragen, auf Plattformen zu integrieren sowie für das Lernen bereitzustellen. Wenn Interoperabilität fehlt, muss der Datenaustausch zwischen den jeweiligen Partnern und der Plattform individuell angepasst werden, um die Daten sicher zusammenzuführen, und sie ist teilweise sogar ausgeschlossen. In Lernenden Gesundheitssystemen

tauschen die Organisation Daten zum Lernen über eine zentrale Plattform aus – d. h., jede Partnerorganisation muss jeweils eine Schnittstelle zur Plattform herstellen, die auf die eigene individuelle Datenstruktur angepasst ist. In diesem Fall ist die Anzahl der Schnittstellen gleich der Anzahl der teilnehmenden Partner. Allerdings ist diese Lösung aufgrund der hohen Anzahl erforderlicher Schnittstellen sowohl für lokale als auch für nationale Lernende Gesundheitssysteme zu ineffizient und verringert ihre Attraktivität.

Daher ist für den Informationsaustausch im Gesundheitswesen im Allgemeinen sowie für Lernende Gesundheitssysteme im Besonderen die Interoperabilität in Form von Standards für ihren Erfolg kritisch. Diese Standardisierung führt zu einem sicheren, nachhaltigen Informationsaustausch und erleichtert die Vernetzung zwischen den Partnern [64]. Grundsätzlich wird der Einsatz internationaler Standards empfohlen [64], die von internationalen, gemeinnützigen Organisationen wie HL7 (Health Level 7) entwickelt und veröffentlicht werden.

Eine häufig zitierte und bewährte Definition von Interoperabilität, die auch von HL7 akzeptiert wird, stammt vom Institute of Electrical and Electronics Engineers (IEEE). Die IEEE definiert Interoperabilität als „Fähigkeit von zwei oder mehr Systemen [...] Informationen auszutauschen und zu nutzen“ [65]. Diese Definition betont nicht nur den Austausch, sondern auch die Nutzung der ausgetauschten Informationen, was bedeutet, dass Interoperabilität mindestens diese zwei Ebenen (Austausch und Nutzung) umfasst [64].

Der Informationsaustausch über interoperable Schnittstellen zwischen zwei oder mehr Systemen ist die technische Interoperabilität. [66]. Zwar ist letztere für den Austausch notwendig, jedoch ist sie für die Nutzung der Daten nicht hinreichend. Neben der technischen Interoperabilität muss ein einheitliches Verständnis über die Bedeutung der ausgetauschten Daten existieren. Diese Eigenschaft ist die semantische Interoperabilität [64,66]. Im Folgenden werden die technische sowie die semantische Interoperabilität näher vorgestellt.

#### *Technische und syntaktische Interoperabilität*

Technische und syntaktische Interoperabilität erfordert einheitliche Kommunikationsregeln und einheitliche Datenformate, auf die sich alle Partner, die Daten austauschen, einigen. Diese Regeln basieren auf abgestimmten Kommunikationsprotokollen, wie dem Internet-Protokoll (IP), auf dessen Basis Computer Daten in Netzwerken austauschen. Damit diese Daten verarbeitet werden können,

müssen sie zudem eine einheitliche Syntax aufweisen [45].<sup>6</sup> Dies lässt sich durch einheitlich strukturierte Datenformate erreichen. Verwenden (medizinische) Informationssysteme 1.) die gleichen Protokolle und 2.) syntaktisch einheitliche Datenformate, sind sie technisch sowie syntaktisch interoperabel [45,64].

Ein weitverbreiteter technischer Standard für das Gesundheitswesen ist der von HL7 entwickelte FHIR-Standard<sup>7</sup>, der neuste aus der Familie der HL7-Standards. Die Entwicklung von FHIR startete im Jahr 2010 und läuft seitdem fort. Zum einen definiert FHIR die technische Schnittstelle, die auf der webbasierten REST-Technologie basiert, die gleichzeitig das Austauschprotokoll für FHIR darstellt. Zum anderen definiert es das syntaktische Austauschdatenformat, das auf dem JSON- und XML-Format basiert. Auf der Grundlage von HL7 FHIR können interoperable elektronische Patientenakten für die Gesundheitsversorgung entwickelt werden, die gleichzeitig forschungskompatibel sein können. Daher wird FHIR einerseits von der Nationalen Agentur für digitale Medizin (gematik GmbH), bei der das Bundesministerium für Gesundheit der Mehrheitseigner ist, für die elektronische Patientenakte der deutschen Telematik-Infrastruktur eingesetzt. Andererseits setzt die deutsche Medizininformatik-Initiative, die das Bundesministerium für Gesundheit fördert, FHIR für eine forschungskompatible Akte ein [59,67]. Beide Initiativen streben in Zukunft eine Harmonisierung ihrer Arbeiten für eine interoperable, forschungskompatible Patientenakte für das deutsche Gesundheitswesen an [68]. Diese Initiativen reflektieren die hohe Relevanz und die Chancen, die technische und syntaktische Interoperabilität für das Gesundheitswesen und Lernende Gesundheitssysteme besitzen.

Die technische sowie die syntaktische Interoperabilität sind nicht Teil dieser Arbeit. Sie sind aber die Grundlage für semantische Interoperabilität, die als bedeutende informatorische Komponente in dieser Abhandlung untersucht und im Folgenden vorgestellt wird.

### *Semantische Interoperabilität*

Semantische Interoperabilität liegt vor, wenn Informationssysteme ein einheitliches Verständnis über die Bedeutung der ausgetauschten Informationen haben [69]. Sie ist definiert als „die Fähigkeit eines Systems, Informationen aus anderen Systemen unmittelbar zuverlässig für Abfragen, Entscheidungsunterstützung und weitere Funktionen und Regeln zu nutzen“ [64,70]. Daraus folgt, dass

---

<sup>6</sup> Es ist ironisch, aber es fehlt in der Wissenschaft ein einheitliches (standardisiertes) Modell zu den Ebenen der Interoperabilität. Beispielsweise subsumiert G. Grieve, der Vater und führende Entwickler von FHIR (dem aktuellen Standard von HL7) in seinem Lehrbuch die syntaktische Interoperabilität unter der technischen Interoperabilität. B. Dixon, Wissenschaftler und Mitglied des Regenstrief Institute, definiert technische und syntaktische Interoperabilität als distinkte Entitäten in seinem Lehrbuch.

<sup>7</sup> FHIR ist ein Akronym für Fast Healthcare Interoperability Resources und wird ausgesprochen wie das englische Wort für Feuer (Fire).

semantische Interoperabilität das Sender- und Empfängersystem dazu befähigt, klinische Daten ohne Ambiguität auszutauschen und zu nutzen [64]. Praktisch bedeutet das, dass das empfangende System die ausgetauschten Daten so speichern und nutzen kann, als ob sie direkt im eigenen System entstanden sind. Dieser Aspekt ist zum einen für die sichere Patientenversorgung hochrelevant, etwa wenn ein Patient (mit seinen Gesundheitsdaten) aus der stationären Versorgung in die ambulante Versorgung wechselt. Zum anderen kann der Inhalt der Daten, falls semantische Interoperabilität vorliegt, maschinell interpretiert werden, wodurch sich diese Daten aus unterschiedlichen Quellen, wie elektronischen Patientenakten, auf Plattformen zusammenbringen lassen, um sie für das Lernen zu nutzen und beispielsweise klinische Entscheidungsunterstützung zu entwickeln [71].

#### *Klassifikationen und Terminologien*

Um semantische Interoperabilität herzustellen, werden häufig Klassifikationen oder Terminologien eingesetzt. Sie sind die Werkzeuge, die den Informationssystemen eine standardisierte Referenz bietet, um die Informationen einheitlich einzuordnen und zu interpretieren. Alternativen zu Klassifikationen und Terminologien, wie die Freitextdokumentation, garantieren keine einheitliche Interpretation und sind daher fehleranfällig: Dokumentiert eine Pflegekraft die *Durchführung eines Abstriches des Wundgrundes*, hätte sie mit dem semantisch äquivalenten, aber lexikalisch differenten Freitext *mikrobiologischer Wundabstrich durchgeführt* die gleiche Prozedur beschrieben. Grundsätzlich erkennen erfahrene Kliniker die semantische Äquivalenz beider Freitexte und interpretieren sie korrekt, jedoch ist dieses kognitive Problem für Informationssysteme ungleich fordernder, fehleranfalliger und häufig sogar aussichtslos. Daher verwenden sie, wie erwähnt, klinische Klassifikationen und Terminologien für eine einheitliche Repräsentation.

Die weltweit führende Referenzterminologie ist die *Systematized Nomenclature of Medicine – Clinical Terms* (SNOMED CT), die ein Ordnungssystem klinischer Begriffe darstellt. Sie wird von der Standardisierungsorganisation SNOMED INTERNATIONAL<sup>8</sup> entwickelt und gepflegt [72]. Bislang nutzen 41 Nationen, zu denen auch Deutschland seit 2021 zählt, SNOMED CT als semantischen Standard [73]. SNOMED CT hat den Anspruch, den gesamten Bereich der Medizin und der Gesundheitsversorgung einheitlich zu repräsentieren – im Gegensatz zu Alternativen, wie die ICD-10-Klassifikation, die ausschließlich Diagnosen beschreibt. Dabei umfasst SNOMED CT eine strukturierte

---

<sup>8</sup> Im Jahr 2016 änderte die International Health Terminology Standards Development Organisation (IHTSDO) ihren Namen zu SNOMED INTERNATIONAL.

Sammlung klinischer Konzepte und kodiert semantisch äquivalente Konzepte mit einem eindeutigen, maschinenlesbaren Code. Die *Durchführung eines Wundabstrichs* aus dem obigen Beispiel wird in SNOMED CT einheitlich mit dem Code 225997002 repräsentiert<sup>9</sup>. Diese eindeutige Kodierung befähigt IT-Systeme, äquivalente Konzepte zu identifizieren und disjunkte Konzepte zu differenzieren. Zudem lassen sich Relationen zwischen den Konzepten erkennen, da diese ebenfalls in SNOMED CT hinterlegt sind. So kann ein IT-System durch die in SNOMED CT hinterlegten Relationen erkennen, dass die assoziierte Morphologie eines Wundabstrichs eine Wunde ist. Dieser Umstand lässt dann auf die Existenz einer Wunde bei dem entsprechenden Patienten schließen. In ähnlicher Weise deutet das verwendete Konzept beispielsweise auf den Materialverbrauch eines Abstrichstäbchens hin. SNOMED CT ermöglicht demnach die semantische Interoperabilität von Gesundheitsdaten im Allgemeinen und der elektronischen Patientenakte im Besonderen [74–76].

### 2.3 Chronische Wunden als Versorgungsproblem Lernender Gesundheitssysteme

Die Verfügbarkeit interoperabler Gesundheitsdaten in elektronischen Patientenakten ist kein Selbstzweck. So dienen sie bislang einer informationsbasierten Versorgung oder sind Teil der Dokumentation, zu der die Leistungserbringer juristisch verpflichtet sind. Allerdings können sie darüber hinaus in Lernenden Gesundheitssystemen genutzt werden, um Gesundheitsprobleme durch datengetriebenes Lernen zu bearbeiten. Das in dieser Dissertation betrachtete Gesundheitsproblem ist die Versorgung der chronischen Wunde, für die das Lernprinzip des kontinuierlichen Lernens in einem Lernzyklus und der praxisbasierten Evidenz demonstriert wird.

#### 2.3.1 Chronische Wunden

Wunden sind Integritätsverletzungen der Haut und der darunterliegender Gewebeschichten. Grundsätzlich heilen diese Integritätsverletzungen durch physiologische Reparaturmechanismen entlang der Wundheilungsphasen [34]. Wenn die phasengerechte Wundheilung fehlschlägt, sodass ein Haut- und Gewebedefekt auch nach acht Wochen noch nicht abgeheilt ist, wird definitionsgemäß von einer chronischen Wunde gesprochen [30]. Diese Chronifizierung einer Wunde wird häufig von Grunderkrankungen verursacht, die die physiologische Wundheilung hemmen oder blockieren. Neben einer lokalen Wundtherapie mit Wundverbänden, Wundaufgaben und Wundreinigungen, die sich an den Wundheilungsphasen orientiert [34], ist die Identifikation der Grunderkrankung entscheidend für die

---

<sup>9</sup> Diese SNOMED CT Codes haben jeweils auch einen Begriff, den Menschen interpretieren können und als Fully Specified Name (FSN) bezeichnet wird, der in diesem Beispiel „Taking wound swab (procedure)“ lautet

Möglichkeit der Wundheilung, weshalb der interdisziplinären Differenzialdiagnostik eine hohe Relevanz zukommt [30]. Wenn die Grunderkrankung bekannt ist, lässt sich eine zielführende Kausaltherapie initiieren.

Es wird geschätzt, dass in Deutschland 4 Millionen Patienten wegen chronischer Wunden behandelt werden und die Prävalenz 1,2 % beträgt, wobei häufig Menschen aus älteren Bevölkerungsschichten betroffen sind [34]. Die chronischen Wunden werden dann entlang ihrer Grunderkrankungen klassifiziert. Es fehlen jedoch in Deutschland detaillierte epidemiologische Studien und Prävalenzdaten zu den einzelnen Wundtypen [30]. Laut einer Studie aus Großbritannien sind die häufigsten chronischen Wunden das venöse Beinulkus (Ulcus cruris venosum) und das diabetische Fußsyndrom [77]. In der genannten Studie wurde berechnet, dass sich die Prävalenz dieser beiden Wundtypen zwischen 2013 und 2018 verdoppelte, was kritisch ist, da ihre Behandlung mit hohen Kosten und hoher Krankheitslast assoziiert ist, weshalb ihnen durch ihre Häufigkeit eine besondere ökonomische und klinische Rolle in der Gesundheitsversorgung zukommen. Trotz fehlender Prävalenzdaten für Deutschland kann auf Basis vergleichbarer Demografie angenommen werden, dass die Prävalenzen in Deutschland ähnlich anstiegen.

Um der Versorgung von Patienten mit chronischen Wunden gerecht zu werden, bedarf es in hohem Maße klinischen Wissens, weshalb Lernende Gesundheitssysteme einen potenziell starken Einfluss auf ihre Versorgung haben können: Sie können beispielsweise dazu beitragen, durch Vergleichsanalysen hohe Versorgungsqualität in der Wundversorgung zu identifizieren (Systemtyp 2) oder Komplikationsrisiken berechnen, z. B. durch Prognosemodelle, die auf Systemen der KI basieren (Systemtyp 3). In vorliegender Arbeit fokussiert der Autor die chronische Wunde als Anwendungsbeispiel für ein Lernendes Gesundheitssystem, indem pars pro toto ein Prognosemodell für das diabetische Fußsyndrom entwickelt wird, an dem gezeigt wird, wie auf der Ebene der datengetriebenen KI-Verfahren Lernen praktiziert werden kann. Der Feedbackzyklus auf der Ebene der Organisation wurde zwar realisiert, aber nicht wissenschaftlich evaluiert, weshalb der Schwerpunkt auf dem Prognosemodell selbst liegt. Zum besseren Verständnis des Prognosemodells wird das Krankheitsbild im folgenden Abschnitt näher vorgestellt wird.

### 2.3.2 Das diabetische Fußsyndrom

Das diabetische Fußsyndrom zeigt sich als chronische Wunde am Fuß, insbesondere an den Zehen, der Ferse sowie den plantaren Fußstrukturen [78] und ist eine schwerwiegende Komplikation des Diabetes mellitus. Bei letzterem handelt es sich um eine chronische Stoffwechselerkrankung, die durch

den anhaltenden Mangel des Hormons Insulin entsteht. Durch den Insulinmangel entsteht bei unzureichender Behandlung (z. B. durch Insulinsubstitution sowie Ernährungsanpassung und körperliche Aktivität) und fehlender Compliance eine anhaltende Hyperglykämie, die zu Komplikationen, wie dem diabetischen Fußsyndrom, führen kann [79]. Es wird erwartet, dass die Fallzahlen diabetischer Komplikationen zunehmen, da die Diabetesprävalenz laut Internationalem Diabetes Verband bis 2045 weltweit um 51 % steigen wird [80,81].

#### Individuelle und ökonomische Krankheitslast

Die chronische Wunde des diabetischen Fußsyndroms betrifft weltweit jeden zwanzigsten Diabetespatienten (wobei diese Statistik global stark variiert [82]). Die Deutsche Diabetes Gesellschaft schätzt, dass in der Bundesrepublik eine viertel Million Diabetespatienten ein diabetisches Fußsyndrom aufweist [83]. Diese hohe Prävalenz ist kritisch, denn das diabetische Fußsyndrom ist mit hohen Kosten und hoher Krankheitslast assoziiert [84].

In einer qualitativen Studie zum individuellen Krankheitserleben gaben betroffene Patienten an, unter einer eingeschränkten Mobilität zu leiden. Diese Immobilität führe zu einer verringerten Selbstständigkeit, reduziere identitätsstiftende Tätigkeiten und schränke das Sozialleben ein [85,86]. Diese Situation wird noch durch die Tatsache verschärft, dass das diabetische Fußsyndrom diese Patienten über einen langen Zeitraum – nicht selten lebenslang – begleitet, da selbst bei Betroffenen mit abgeheilten Fußwunden oft Rezidive auftreten. Die Patienten betonen insbesondere ihre Angst im Hinblick auf eine drohende Amputation, die als Folge des diabetischen Fußsyndroms notwendig werden kann [85,86].

Neben dieser individuellen Krankheitslast belastet die Versorgung eines diabetischen Fußsyndroms die Gesundheits- und Sozialversicherungssysteme. Die europäische EURODIALE-Studie zeigt, dass die durchschnittlichen jährlichen Behandlungskosten in Europa zwischen 13.000 und 18.000 Euro pro Patient liegen [87]. Damit sind die Fallkosten höher als andere kostspielige Krankheiten, wie der Myokardinfarkt oder der Schlaganfall [88,89].

#### Pathologie des Diabetischen Fußsyndroms

Die diabetesbedingte anhaltende Hyperglykämie führt unter anderem zu mikro- und makrovaskulären Veränderungen. So können mikrovaskuläre pathologische Prozesse eine periphere Neuropathie verursachen [90,91], die sich in Störungen des sensorischen, des motorischen und des autonomen peripheren Nervensystems manifestiert [92]. Diese Konstellation führt zum Ausfall des protektiven

Verhaltens bei betroffenen Personen. Dadurch bleiben wiederkehrende oder langanhaltende Reibungs- und Druckbelastungen am Fuß, die beispielsweise durch das Tragen von falschem Schuhwerk entstehen, unbemerkt und begünstigen die Entstehung kleiner Fußverletzungen. Zudem führen neurologisch bedingte Koordinationsdefizite zu Fehlbelastungen der Fußstatik. Die Störungen des autonomen Nervensystems führen zu Feuchtigkeitsdysregulation und damit letztendlich zu trockener und rissiger Haut, wodurch die Wundentstehung begünstigt wird.

Die makrovaskulären diabetischen Veränderungen führen häufig zu arteriellen Stenosen in der unteren Extremität, die auch als PAVK bezeichnet wird. Studien zeigen, dass das PAVK-Risiko bei Diabetespacienten im Vergleich zu Nichtdiabetikern um das Zwei- bis Vierfache erhöht ist [93,94]. Sie verursacht eine kritische Stoffwechselsituation in der Peripherie, die die Wundentstehung begünstigt, die Wundheilung beeinträchtigt und auch zu ischämischen Nekrosen, d. h. dem Untergang von vitalem Gewebe, führen kann.

Diese mikro- und makrovaskulären Veränderungen beeinflussen sich gegenseitig und begünstigen als Neuroischämie die Entstehung eines diabetischen Fußsyndroms [95]. Wenn sich ein diabetisches Fußsyndrom aufgrund einer anhaltenden Neuroischämie entwickelt, infizieren sich bis zu 50 % der Wunden [96,97]. Einige Infektionen verlaufen mild, etwa, wenn sie sich nur in oberflächigen Gewebeentzündungen äußern, und sind therapeutisch gut zu kontrollieren. Andere Infektionen betreffen auch tiefere und umgebende Gewebestrukturen, z. B. das Knochengewebe, wodurch eine Osteomyelitis entsteht [98]. Je schwerwiegender die Infektion ist, desto schlechter ist die Heilungsprognose der Wunde [99,100].

Treten 1.) die periphere Neuropathie, 2.) die Ischämie im Unterschenkel und im Fuß (PAVK) sowie 3.) eine Infektion der diabetischen Wunde auf, wird auch von der ätiologischen Triade gesprochen, die die Wundheilung stark beeinträchtigt und weitere schwerwiegende Konsequenzen, wie eine Amputation, verlangen kann [101]. Daher nimmt die Beurteilung des neurologischen, vaskulären und infektiologischen Status eine zentrale Rolle ein [98], was sich auch in klinischen Klassifikationssystemen, wie der PEDIS-Klassifikation, widerspiegelt (siehe Abschnitt 2.3.3). Bevor auf die Klassifikationen eingegangen wird, wird im nächsten Abschnitt die Komplikation der Amputation beschrieben.

## Amputationen

Wenn sich ein diabetisches Fußsyndrom entwickelt und sich insbesondere die ätiologische Triade zeigt, steigt das Risiko einer Amputation der unteren Extremität. Eine solche wird beispielsweise notwendig, um das Fortschreiten einer Nekrose zu unterbinden und eine systemische Infektion zu vermeiden, die das Leben der Patienten akut gefährdet.

Die Komplikation des diabetischen Fußsyndroms führt allgemein zu einer stark erhöhten Amputationsprävalenz bei Diabetespatienten. In Studien wurde ermittelt, dass Amputationen der unteren Extremität bei Diabetikern acht- bis fünfzehnmal häufiger durchgeführt werden als bei Nichtdiabetikern [102,103]. Diese hohe Amputationsprävalenz zeigt sich auch in Deutschland, wo 77 % aller Amputationen an der unteren Extremität auf das diabetische Fußsyndrom zurückgeführt werden können [104,105]. Zwar ist die Anzahl der Amputationen im Zeitraum von 2005 bis 2015 in Deutschland um 11,1 % gesunken, jedoch ist die Anzahl durchgeführter Amputationen im europäischen Vergleich weiterhin zu groß, was zeigt, dass Potenziale in der Prävention und der Versorgung von Diabetespatienten existieren [106]. Die Realisation dieser Potenziale ist hochrelevant, denn Amputationen sind so schwerwiegend, da sie mit einer hohen Mortalität verknüpft sind. Die Mortalitätsrate übersteigt beispielsweise die von Karzinomen: Die Fünf-Jahres-Mortalität von Amputation<sup>10</sup> bei Patienten mit einem diabetischem Fuß beträgt 46 % bis 57 % gegenüber der gepoolten Fünf-Jahres Mortalität von Karzinomen, die sich auf 31 % beläuft [108]. Daher haben die Primär- und die Sekundärprävention diabetischer Amputationen eine hohe Relevanz. Um diese Prävention zu unterstützen, wird in vorliegender Arbeit ein Amputations-Risikoprognosemodell für Patienten mit einem diabetischen Fußsyndrom entwickelt, das in einem Lernenden Gesundheitssystem eingesetzt werden kann. Dieses Modell basiert auf der PEDIS-Klassifikation, die im Folgenden vorgestellt wird.

### 2.3.3 Wundklassifikationen

Es existieren mehrere Klassifikations- und Bewertungssysteme für das diabetische Fußsyndrom [109–111], von denen das PEDIS-System, das die Internationale Arbeitsgemeinschaft zum diabetischen Fußsyndrom entwickelte, weit verbreitet ist. Die primäre Intention der Arbeitsgemeinschaft bestand

---

<sup>10</sup> Bei der Minor Amputationen befindet sich die Amputationslinie auf Höhe des Sprunggelenks oder darunter. Major Amputationen sind Amputationen, deren Amputationslinie oberhalb des Sprunggelenks liegt [107].

darin, eine reliable Klassifikation zu entwickeln [112]. Später zeigte sich auch ihre Nützlichkeit bei prognostischen Aufgaben [113,114].

Die PEDIS-Klassifikation beurteilt das diabetische Fußsyndrom anhand von fünf distinkten Eigenschaften, die als Dimensionen der Klassifikation betrachtet werden können. Die Anfangsbuchstaben der englischen Bezeichnung dieser Dimensionen bilden das Akronym PEDIS<sup>11</sup> – 1. *Perfusion* (Gefäßstatus, Durchblutung), 2. *Extent* (Wundfläche) 3. *Depth* (Wundtiefe), 4. *Infection* (Infektionsstatus), 5. *Sensation* (Sensibilität). Jede Dimension enthält zwei bis vier Kategorien. Beispielsweise beschreibt die Dimension des Gefäßstatus die Präsenz einer PAVK in drei Kategorien: 1. keine PAVK, 2. PAVK ohne kritische Ischämie, 3. PAVK mit kritischer Ischämie. Die diagnostischen Kriterien für die Zuteilung in eine Kategorie werden ebenfalls innerhalb des PEDIS-Systems beschrieben. Für die Bestimmung der Durchblutungssituation (*Perfusion*) im Rahmen der PEDIS-Bewertung sind ein spürbarer Fußpuls der Arteria dorsalis pedis und der Arteria tibialis posterior, der Knöchel-Arm-Index, der transkutane Sauerstoffpartialdruck (TcO<sub>2</sub>P) oder die klinischen Zeichen einer Ischämie maßgeblich. Die Größe der Wunde (*Extent*) wird anhand der Wundfläche in Quadratzentimetern angegeben, die Wundtiefe (*Depth*) orientiert sich an den betroffenen Strukturen, der Infektionsstatus (*Infection*) orientiert sich an evidenzbasierten Kriterien internationaler Fachgesellschaften, die Sensibilität (*Sensitivity*) wird mit einem Monofilamenttest beurteilt. Die detaillierte Beschreibung ist in den Publikationen der Internationalen Arbeitsgruppe zum Diabetischen Fußsyndrom zu finden [109,111].

Es werden in jeder der fünf Dimensionen Punkte vergeben. Dabei gilt, dass ein höherer Punktwert mit einem höheren Schweregrad assoziiert ist. Wenn der Patient keine PAVK aufweist, erhält er in der Dimension *Perfusion* einen Punkt. Hat der Patient eine kritische PAVK, entspricht dies drei Punkten.

Die PEDIS-Klassifikation hat sich in der Praxis bewährt, ist weit verbreitet und unkompliziert anzuwenden. Wie gezeigt wurde, ist sie auch hinsichtlich ihres prognostischen Werts sowie ihrer Reliabilität untersucht worden und zeigt vielversprechende Ergebnisse [113,115].

---

<sup>11</sup> Das Akronym PEDIS ist gleichzeitig der lateinische Begriff für „Füße“ (Nominativ, Plural, bzw. im Genitiv Singular: des Fußes)

Tabelle 2: Übersicht der PEDIS-Klassifikation.

Da das Akronym PEDIS aus den englischen Begriffen der Klassifikationsdimensionen gebildet wird, sind diese ebenfalls aufgeführt.

Grad/ Kategorie	Perfusion (Durchblutung)	Extent (Wundfläche)	Depth (Wundtiefe)	Infection (Infektionsstatus)	Sensation (Sensibilität)
1	keine PAVK	< 1 cm <sup>2</sup>	Oberflächlich	keine Infektionssymptome und -zeichen	Erhalt der protektiven Sensibilität
2	PAVK ohne kritische Ischämie	1–5 cm <sup>2</sup>	Muskeln, Faszien, Bänder	Vorliegen ≥ 2 Entzündungserscheinungen (Eiter oder Erythem, Empfindlichkeit, Wärme oder Verhärtung)	Verlust der protektiven Sensibilität
3	PAVK mit kritischer PAVK	> 5 cm <sup>2</sup>	Knochen oder Gelenk	Infektion (wie oben) bei einem systemisch gesunden Patienten mit stabiler Stoffwechsellage, die aber ≥ 1 der folgenden Merkmale aufweist: Zellulitis erstreckt sich > 2 cm, lymphangitische Streifenbildung, Verbreitung unter den oberflächlichen Faszien, Abszess tief im Gewebe, Gangrän und Beteiligung von Muskeln, Sehnen, Gelenken oder Knochen	
4				Infektion bei einem Patienten mit systemischer Toxizität oder instabiler Stoffwechsellage (z. B. Fieber, Schüttelfrost, Tachykardie, Hypotonie, Verwirrung, Erbrechen, Leukozytose, Azidose, schwere Hyperglykämie oder Azotämie)	

## 2.4 Komponenten eines Lernenden Gesundheitssystem für chronische Wunden

Wie einleitend gezeigt wurde, fordert der Sachverständigenrat Gesundheit in seinem Report aus dem Jahr 2021 ein Lernendes Gesundheitssystem für das deutsche Gesundheitswesen. Die Frage bleibt offen, ob das deutsche Gesundheitswesen dafür bereit ist und die vorausgesetzten informatorischen Komponenten bereitgestellt werden können. In vorliegender Arbeit wird dieser Frage nachgegangen, indem exemplarisch diese Komponenten für die Versorgung von Patienten mit chronischen Wunden betrachtet werden. Die untersuchten technologischen Komponenten sind 1.) die elektronische Patientenakte, 2.) die semantische Dateninteroperabilität und 3.) Systeme der KI für datengetriebenes Lernen. Das Besondere dieser ausgewählten Komponenten ist einerseits ihre Notwendigkeit, andererseits berühren sie die lokale bis hin zur nationalen Ebene Lernender Gesundheitssysteme, womit der Autor in dieser Arbeit Hinweise auf die Bereitschaft für ein Lernendes Gesundheitssystem auf mehreren Ebenen im deutschen Gesundheitswesen geben kann.

So spannt sich die elektronische Patientenakte, die erste untersuchte Komponente, über die Makro- bis zur Mikroebene, wenn sie einerseits national im Gesundheitswesen ausgerollt ist und andererseits dem individuellen Patienten Gesundheitsdaten zur Verfügung stellt. Die Dateninteroperabilität, die zweite untersuchte Komponente, erleichtert die Zusammenarbeit von Gesundheitsorganisationen auf lokaler sowie nationaler Ebene und ist damit für Lernende Gesundheitssysteme, in denen sich die Organisationen vernetzen, hochrelevant. Die Dateninteroperabilität entfaltet ihr Potenzial insbesondere dann, wenn sich möglichst zahlreiche Gesundheitsorganisationen auf Standards einigen. Diese Standardisierung kann beispielsweise von der Makroebene aus initiiert werden, indem der Gesetzgeber Standards für das nationale Gesundheitswesen verpflichtend einführt. Auch lokale Lernende Gesundheitssysteme, wie ROSE, können eine Keimzelle für Interoperabilität sein, etwa, wenn sich Partner auf dieser Mesoebene auf Standards einigen und sich weitere Partner anschließen.

Zudem wird als dritte Komponente ein KI-basiertes Prognosesystem untersucht, dessen Entwicklung im Sinne des Lernprinzips der praxisbasierten Evidenz Lernender Gesundheitssysteme von der Versorgungspraxis initiiert wurde, indem die Wundambulanz des Christlichen Klinikums in Melle ein Versorgungsproblem als lokaler Partner des Lernenden Gesundheitssystems ROSE erkannte und einbrachte. Dabei handelt es sich um die Möglichkeit, das Amputationsrisiko von Patienten mit einem diabetischen Fußsyndrom mit Daten der PEDIS-Klassifikation frühzeitig zu bestimmen. Durch ihren lokalen Charakter berührt diese Komponente insbesondere die Mesoebene. Gleichzeitig soll mit Hilfe datengetriebener Methoden einerseits kontinuierliches Lernen ermöglicht werden, indem bestehendes

(a priori) Wissen aus Studien berücksichtigt werden soll, ehe die lokalen Daten zum Lernen genutzt werden, wodurch ein potenzieller lokaler Bias reduziert und die Komponente in weiteren Lernenden Gesundheitssysteme eingesetzt werden kann. Dazu wird ein Bayes'scher Ansatz für das kontinuierliche Lernen prototypisch erstellt, erprobt und evaluiert.

## 2.5 Forschungsfragen

Diese Dissertation gründet auf der Idee eines Lernenden Gesundheitssystems für chronische Wunden, das drei zentrale informatorische Komponenten eines solchen Systems untersucht (elektronische Patientenakten, semantische Dateninteroperabilität und ein Prognosemodell), die unterschiedlichen Ebenen eines Lernenden Gesundheitssystems berühren, um Erkenntnisse über die Einsatzfähigkeit Lernender Gesundheitssysteme auf lokaler bis nationaler Ebene im deutschen Gesundheitswesen zu erarbeiten.

### 2.5.1 Forschungsfrage 1 – Verfügbarkeit elektronischer Patientenakten

Elektronische Patientenakten sind eine Schlüsselkomponente Lernender Gesundheitssysteme, da sie die zum Lernen benötigten gesundheitsbezogenen Daten digital speichern und bereitstellen [39,116]. Je mehr Organisationen eine elektronische Patientenakte nutzen, desto mehr potenzielle Partner existieren für Lernende Gesundheitssysteme – und desto leichter lässt sich auch der Umfang dieser Systeme von lokaler bis zu nationaler Ebene skalieren. Bislang gab es zur Verfügbarkeit von elektronischen Patientenakten zwar Querschnittstudien, jedoch keine longitudinale Betrachtung des Diffusionsprozesses. Daher wurde die longitudinale Entwicklung des Diffusionsprozesses modelliert sowie die Verfügbarkeit der elektronischen Patientenakte in Deutschland in einer Studie analysiert. Damit liefert diese Studie Anhaltspunkte, wie hoch das Potenzial des deutschen Gesundheitswesens ist, um auf der Meso- bis hin zur Makroebene ein Lernendes Gesundheitssystem zu errichten. Gleichzeitig wird ein Vergleich mit den Entwicklungen in den USA durchgeführt, um die Ergebnisse in Deutschland besser einschätzen zu können.

Die Forschungsfrage, die sich dazu ergibt, lautet folgendermaßen: *Wie entwickelte sich die Verbreitung von elektronischen Patientenakten und welche Chancen gibt es in Deutschland, auf Basis dieser Patientenakten lokale und überregionale Lernende Gesundheitssysteme allgemein und auch für chronische Wunden aufzubauen?*

### 2.5.2 Forschungsfrage 2 – semantische Interoperabilität für wundbezogene Daten

Neben der Verfügbarkeit elektronischer Patientenakten, die die Daten zum Lernen bereitstellen, ist ihre einheitliche semantische Repräsentation eine weitere notwendige informatorische Komponente Lernender Gesundheitssysteme. Da bislang umfassende Studien zur Interoperabilität von Wunddaten fehlen, war in diesem Zusammenhang die Frage zu stellen, ob die internationale Referenzterminologie SNOMED CT in der Lage ist, die Domäne der chronischen Wunden semantisch umfassend und fachgerecht darzustellen. Hierzu wurde ein von Fachgesellschaften konsentierter Wunddatensatz [117,118] mit dieser Referenzterminologie verknüpft. Wenn eine Abbildung dieses konsentierten Datensatzes in der Referenzterminologie gelingt, kann die Empfehlung nicht nur für Deutschland ausgesprochen werden, SNOMED CT zur Kodierung von Wunddaten einzusetzen, um zwischen Einrichtungen interoperabel Daten auszutauschen und im Sinne eines Lernenden Gesundheitssystems zu analysieren.

Die hieraus abgeleitete Forschungsfrage lautet wie folgt: *Können wundbezogenen Gesundheitsdaten in einer standardisierten Referenzterminologie abgebildet werden, um die semantische Interoperabilität für Wunddaten in elektronischen Patientenakten zu erreichen?*

### 2.5.3 Forschungsfrage 3 – ein Prognosemodell für Lernende Gesundheitssysteme

Wie Foley et al. zeigten, sind Prognosemodelle, die auf Systemen der KI basieren, eine relevante informatorische Komponente Lernender Gesundheitssysteme. Damit diese Komponente eingesetzt werden kann, ist die Verwendung statistischer Modelle zu empfehlen, die kontinuierlich Wissen aus den Daten erzeugen können. Dadurch können sie die Grundlage für kontinuierliches Lernen im Sinne Lernender Gesundheitssysteme sein und das erzeugte Wissen als entscheidungsunterstützendes System in der Versorgung bereitstellen. Solche Prognosemodelle sind im Bereich chronische Wunde rar und wurden in der Literatur explizit gefordert [114], gerade für das diabetische Fußsyndrom und das damit einhergehende Amputationsrisiko.

Zusammenfassend lautet die Forschungsfrage, die daraus abgeleitet wird, folgendermaßen: *Kann ein valides Prognosemodell für das Amputationsrisiko bei einem diabetischen Fußsyndrom entwickelt werden, das nicht nur Gültigkeit für ein lokales Lernendes Gesundheitssystem besitzt, sondern auch vorhandenes externes Wissen aus Studien miteinbezieht und in einen kontinuierlichen Lernregelkreislauf eingebettet?*

### 3 Methode

Um die Forschungsfragen zu beantworten, wurden drei Forschungsarbeiten durchgeführt, die sich jeweils einer auf die Forschungsfrage zugeschnittenen Methodik bedienen, die im Folgenden dargestellt wird.

#### 3.1 Longitudinale Analyse der Verfügbarkeit elektronischer Patientenakten

Im Rahmen der ersten Forschungsfrage befasst sich der Autor mit der Verfügbarkeit elektronischer Patientenakten in deutschen Krankenhäusern. Die Arbeit zu dieser Forschungsfrage ist der IT-Diffusionsforschung zuzuordnen, die die Adoption sowie die Nutzung spezifischer IT-Systeme longitudinal untersucht. Sie hat ihren Ursprung in der *Diffusion-of-Innovation-Theorie* (DoI) von Rogers [119], die den Verlauf der Adoption innovativer Technologien modellhaft beschreibt und sich auch auf Technologieverfügbarkeit im Gesundheitswesen anwenden lässt [120]. Daher diente das Modell als theoretisches Rahmenwerk für die Verfügbarkeit elektronischer Patientenakten in deutschen Krankenhäusern.

Das Diffusionsmodell nach Rogers basiert auf einer Sättigungskurve, die die archetypische Ausbreitung von Innovationen und Technologien in einem spezifizierten Markt über einen Zeitraum abbildet. Frank Bass entwickelte ein nach ihm benanntes Modell (Bass-Modell), das Rogers' Sättigungskurve mathematisch beschreibt [121,122]. Während das Bass-Modell nach seiner Veröffentlichung zunächst hauptsächlich für Vorhersagen in der Absatzwirtschaft genutzt wurde [123], insbesondere zur Produktabsatzprognose, hielt es später auch Einzug in die wissenschaftliche Diffusionsforschung [124], da es einen empirischen sowie quantitativen Ansatz zur Beschreibung und Vorhersage von Ausbreitungsprozessen von Innovationen und Technologien auf Basis von Rogers' Diffusionstheorie ermöglicht [125].

Das Bass-Modell beschreibt Rogers' kumulative Diffusionskurve von Innovationen und Technologien in einem Markt über den Zeitraum ab der Verfügbarkeit einer Innovation. Dabei wird der Einfluss von Innovatoren und Imitatoren auf den Diffusionsprozess berücksichtigt. Innovatoren sind risikofreudige Marktteilnehmer, die frühzeitig eine neue Technologie adoptieren, da sie sich dadurch einen Vorteil für ihre Organisation erhoffen. Imitatoren sind typischerweise risikoaverser und lassen sich bei der Adoptionsentscheidung von Technologien von Marktentwicklungen und Wettbewerbern beeinflussen.

Das Bass-Modell beschreibt den Einfluss der Innovatoren und Imitatoren auf den Diffusionsprozess in seinen zwei freien Parametern  $p$  (Innovatoren) und  $q$  (Imitatoren), die auf Basis von Daten geschätzt

werden. Mit den geschätzten Parametern beschreibt das Bass-Modell nicht nur die Diffusionskurve, sondern lässt auch eine inhaltliche Interpretation zu, wie Innovatoren und Imitatoren den Adoptionsprozess beeinflussen, womit eine Beschreibung des Adoptionsprozesses und Schlussfolgerungen auf die treibenden Faktoren einer Diffusion möglich sind [126,127].

*Formel 1: Formel für das Bass-Modell ( $p$  – Koeffizient der Innovation,  $q$  – Koeffizient der Imitation,  $t$  – Zeitpunkt); Ziel ist die Schätzung der Parameter  $p$  und  $q$  anhand von longitudinalen Daten zur Verfügbarkeit der elektronischen Patientenakte*

$$f(t) = \frac{1 - e^{-(p+q)t}}{1 + \frac{q}{p} e^{(p+q)t}}$$

Im Gegensatz zu anderen Ländern fehlen in Deutschland wissenschaftliche Untersuchungen zur Diffusion von elektronischen Patientenakten [126,128]. Allerdings existieren Daten aus dem IT-Report Gesundheitswesen, einer Forschungsinitiative der Forschungsgruppe Informatik im Gesundheitswesen an der Hochschule Osnabrück. Der IT-Report Gesundheitswesen ist eine regelmäßige Befragung der IT-Leiter, der Pflegedienstleitungen und der ärztlichen Direktoren deutscher Krankenhäuser zu der Verfügbarkeit von IT-Systemen in ihrer Einrichtung. Diese Befragung wird seit 2002 durchgeführt [129]. Dieser IT-Report diente als Datenbasis, um die Verfügbarkeit der elektronischen Patientenakte als Zielvariable im longitudinalen Verlauf zu untersuchen. Die Operationalisierung dieser Zielvariable orientierte sich an der Definition von Jha et al. [130], um die Studie auch auf US-amerikanische Daten zu erweitern. Sie definieren eine elektronische Patientenakte über ihre verfügbaren Funktionen, wie die Bereitstellung von Patientenstammdaten oder Labor- und Radiologiebefunden. Je nach Funktionsumfang sprechen Jha et al. von einer vollständigen elektronischen Akte (*comprehensive*) oder einer Basisakte (*basic*). Der IT-Report Gesundheitswesen fragte unter anderen Funktionen die neun Funktionalitäten ab, mit denen ermittelt werden kann, ob eine Basisakte nach Jha et al. vorhanden ist.<sup>12</sup> Darunter waren auch Funktionen, die für die Wundversorgung relevant sind. So enthält die Basisdokumentation Informationen zu wundrelevanten Neben- und Grunderkrankungen, Diagnostik und Therapie, die typischerweise in den Patientenstammdaten gespeichert werden. Wundrelevant sind zudem Informationen zu Wundverbänden, zur Frequenz des Verbandwechsels oder zu Hilfsmitteln, die in der Pflegedokumentation der elektronischen Patientenakte gespeichert sind. Auf Basis der Daten des IT-Reports Gesundheitswesen konnte dann für die Umfragerunden in den Jahren 2007, 2009, 2011,

<sup>12</sup> Die hier betrachtete Basisakte umfasst folgende Funktionalitäten: Patientenmanagement, Befundschreibung, Pflegedokumentation, Medizinische Basisdokumentation, Medikation (Leistungsanordnung), Arztbriefschreibung, Leistungsanforderung und Befundrückmeldung Labor und Radiologie sowie die Elektrophysiologische Untersuchungen.

2013, 2017 ermittelt werden, ob ein Krankenhaus über diese Basisakte verfügte. Diese Daten wurden mit US-amerikanischen Daten der American Hospital Association aus einem ähnlichen Zeitraum verglichen, um eine Referenz für die Ergebnisse der deutschen Krankenhäuser zu erhalten und diese interpretieren zu können.

Die Daten der einzelnen deutschen Umfragerunden wurde von der Forschungsgruppe Informatik im Gesundheitswesen im Rahmen des ROSE-Projekts auf der ROSE-Plattform konsolidiert, sodass sie nun erstmals für eine longitudinale Analyse bereitstanden [44,120,131]. Zudem wurden die verfügbaren Umfragedaten poststratifiziert. Bei der Poststratifikation wird die Demografie der Stichprobe mit der Grundgesamtheit abgeglichen (wozu das offizielle Verzeichnis der Krankenhäuser und Vorsorge- und Rehabilitationseinrichtungen des Statistischen Bundesamtes diente) und demografische Abweichungen in der Stichprobe werden durch statistische Gewichtung adjustiert. Damit wurde eine repräsentative Datenbasis für die Auswertung gewährleistet. Mit der Verfügbarkeit von poststratifizierten, longitudinalen Daten in einer Forschungsplattform konnte damit erstmals die Diffusion der elektronischen Patientenakte für Deutschland wissenschaftlich untersucht werden. Zur Beschreibung der Diffusion wurde ein Bass-Modell auf Basis dieser Daten erstellt. Dazu wurde die statistische Programmiersprache R genutzt. Da in R keine Funktion für die Berechnung von Bass-Modellen existierte, wurde eine eigene Ergänzung programmiert.<sup>13</sup> Ebenfalls wurden alle weiteren Analysen, wie deskriptive Statistiken, mit der Programmiersprache R durchgeführt.

### 3.2 Semantische Interoperabilität der Wunddokumentation mit SNOMED CT

Im Rahmen der zweiten Forschungsfrage befasste sich der Autor mit der standardisierten Repräsentation wundbezogener Daten für eine elektronische Patientenakte in einem Lernenden Gesundheitssystem. Dazu wurden wundbezogene Datenelemente mit der internationalen Referenzterminologie SNOMED CT verknüpft, um die semantische Ausdrucksstärke dieser Referenzterminologie zu prüfen.

Als Ausgangsbasis diente ein Datensatz, den Fachgesellschaften konsentierten und für die standardisierte Wunddokumentation empfehlen. Es handelte sich um den Nationalen Konsensus zur Dokumentation des Ulcus cruris, der eine Liste mit relevanten Datenelementen für die Dokumentation in der Wundversorgung ist, insbesondere für die Versorgung des Ulcus cruris [117,118]. Dieser Datensatz bietet sich für die Überprüfung des Abdeckungsgrades der Zielterminologie SNOMED CT an,

---

<sup>13</sup> Der R-Programmcode ist verfügbar: <https://jnshsrs.github.io/bayesianbass/>

da er der einzige umfangreiche, von Fachgesellschaften abgestimmte Datensatz in der Wundversorgung ist.

Um ein nachvollziehbares und wissenschaftliches Verfahren der Verknüpfung zu gewährleisten, erfolgte die Verknüpfung nach dem ISO-Standard 12300:2014 [132]. Dieser spezifiziert das Verfahren der Verknüpfung in 21 Leitprinzipien, die durchgängig berücksichtigt und berichtet wurden. Dadurch sollte eine hohe Qualität der Verknüpfung gewährleistet werden, die sich durch Transparenz sowie Wissenschaftlichkeit auszeichnet.

In einem ersten Schritt wurde ein Informationsmodell aus dem Quelldatensatz erstellt, das die Grundlage für die Verknüpfung darstellte. Das Informationsmodell bestand aus 268 einzelnen Informationselementen. Ein Informationselement ist beispielsweise der jeweilige Code für die Wundlokalisierung, wie Oberschenkel, Unterschenkel oder Fuß.

In einem zweiten Schritt verknüpften jeweils drei akademisierte Pflegefachkräfte, die im Umgang mit SNOMED CT geschult wurden, den Quelldatensatz mit der ZIELterminologie. Entsprechend dem ISO-Standard 12300:2014 wird jedes Element des Quelldatensatzes mit einem oder, wenn kein korrespondierendes SNOMED-CT-Konzept existiert, mit keinem Element der ZIELterminologie verknüpft. Die Reliabilität der Verknüpfung zwischen den drei Pflegekräften wurde mit der Fleiß-Kappa-Methode bestimmt [133].

Nachdem drei Personen jeweils alle 268 Informationselemente verknüpften, wurde in einem dritten Schritt das finale Konzept festgelegt. Die Selektion der finalen Konzepte führte der Autor dieser Arbeit gemeinsam mit einer wissenschaftlichen Mitarbeiterin der Forschungsgruppe Informatik im Gesundheitswesen der Hochschule Osnabrück durch. Das Resultat war eine Tabelle mit den finalen SNOMED-CT-Konzepten zu den Informationselementen des Informationsmodells, die aus dem Quelldatensatz des nationalen Konsensus zur Dokumentation des Ulcus cruris gebildet worden war. Auf dieser Basis wurde die semantische Äquivalenz nach dem ISO-Standard beurteilt. Die semantische Äquivalenz wird in fünf Graden eingeteilt, die einer fünfstufigen Ordinalskala entspricht (siehe Tabelle 3 auf Seite 53). Der höchste Grad ist die semantische Äquivalenz zwischen dem Quell- und dem Zielkonzept, gefolgt von der semantischen Äquivalenz mit Synonymen. Diesen beiden höchsten Stufen folgen Grad 3 und Grad 4, die anzeigen, dass die Semantik zwischen zwei Konzepten nur teilweise abgedeckt wird. Eine Äquivalenz dritten Grades liegt vor, wenn ein Quellkonzept, wie die Wundlokalisierung *Fuß*, mit einem Zielkonzept mit engerer Semantik verknüpft wird, beispielsweise mit dem Konzept *Fußrücken*, der ein Teil des Fußes ist. Bei der Äquivalenz vierten Grades ist es umgekehrt:

Hierbei findet das Quellkonzept *Fußrücken* nur ein übergeordnetes und damit semantisch breiteres Konzept, wie das Konzept *Fuß*. Diese Situation entsteht, wenn der Zielterminologie detaillierte Konzepte fehlen. Der Grad 5 beschreibt, dass es für ein Konzept in der Quellterminologie keine Entsprechung in der Zielterminologie gibt. Die Verknüpfungspaare, die dem ersten oder dem zweiten Grad entsprachen, wurden als äquivalentes Paar gewertet. Die Proportion der äquivalenten Paare zu allen Informationselementen stellte die finale Abdeckungsrate dar, mit der die Ausdrucksstärke von SNOMED CT als semantischer Standard für die Wundversorgung bewertet wurde. Die Analyse zu der Validität sowie der Reliabilität der Verknüpfung erfolgte anhand der Programmiersprache Python mit den zwei Zusatzpaketen *pandas* [134], und *numpy* [135].

### 3.3 Prognosemodell für den Lernregelkreislauf

Im Rahmen der dritten Forschungsfrage befasst sich der Autor mit der prototypischen Entwicklung und Validierung eines auf KI basierenden Risiko-Prognosemodells. Letzteres berechnet das Amputationsrisiko bei Patienten mit einem diabetischen Fußsyndrom. Die Arbeiten zur Risikoprognose erfolgten in Zusammenarbeit mit der Wundambulanz des Christlichen Klinikums Melle der Niels-Stensen-Kliniken, die Patienten mit chronischen Wunden behandeln. Diese Wundambulanz beobachtete das klinische Problem, Risikopatienten mit einem Diabetischen Fußsyndrom frühzeitig zu erkennen, um eine drohende Amputation zu verhindern. In Kooperation zwischen den regionalen ROSE-Partnern (der Hochschule Osnabrück und der Wundambulanz Melle) sollte geprüft werden, ob dieses Problem mit einem Prognosemodell gelöst werden kann. Durch diese Kooperation stand der Transferprozess zwischen der Forschung und der Versorgungspraxis nicht am Ende, sondern am Anfang des Forschungsprozesses, was dem Prinzip der praxisbasierten Evidenz entspricht.

Das Prognosemodell basierte auf demografischen Daten (Alter und Geschlecht) und Daten der PEDIS-Klassifikation, die in der Wundambulanz des Christlichen Klinikums in Melle als Teil der routinierten Gesundheitsversorgung von Patienten mit einem diabetischen Fußsyndrom erhoben werden. Die Daten entstammten einer separaten elektronischen Datensammlung, da die benötigten Wunddaten für die Forschungsfrage noch nicht in der elektronischen Patientenakte des Klinikums repräsentierbar waren. Als standardisierte Terminologie wurde nicht SNOMED CT eingesetzt, sondern die PEDIS-Klassifikation, da es zu dem Zeitpunkt noch keine Lizenz von SNOMED CT für Deutschland gab und sich die spezifische Frage auf die PEDIS-Skala bezog.

Nach sechs Monaten dieser Baseline-Erhebung wurde die Zielvariable des Amputationsstatus in drei Kategorien erhoben: 1.) keine Amputation, 2.) Minor-Amputation (ICD-9 CM-Code: 84.13–84.19 und

84.11–84.12) und 3.) Major-Amputation (Amputationen proximal des Knöchels; ICD-9 CM Code: 84.11–84.12). Die Daten wurden anonymisiert auf der technologischen Datenplattform des Lernenden Gesundheitssystems ROSE aufbereitet und bereitgestellt.

Dem übergeordneten Ziel, ein Risikoprognosemodell zu erstellen, standen zwei wesentliche Schlüsselanforderungen gegenüber:

1. Das Risikoprognosemodell beinhaltet a priori existierendes Wissen (z. B. aus Studien). Dieses A-priori-Wissen wird dann durch die Integration von Gesundheitsdaten aktualisiert und angepasst, wodurch kontinuierliches Lernen via datengetriebene Modelle ermöglicht wird.
2. Das Risikoprognosemodell kann das Amputationsrisiko von Patienten mit einem diabetischen Fußsyndrom valide berechnen.

#### *Der Bayes'sche Ansatz für kontinuierliches Lernen*

Um das Amputationsrisiko zu prognostizieren, wurde ein logistisches Regressionsmodell erstellt, da es Wahrscheinlichkeiten, die auch als Risiko verstanden werden können, für eine binäre Zielvariable (keine Amputation oder durchgeführte Amputation) berechnet. Obwohl dieser Bayes'sche Absatz für Logistische Regressionsmodelle schon zuvor in anderen Studien angewandt wurde, ist es jedoch ein jüngerer Verfahren, das noch keine weitverbreitete Anwendung erfährt und zudem noch nicht als informatorische Komponente Lernender Gesundheitssysteme erprobt ist<sup>14</sup>. Wie gezeigt wird, kann dieser Ansatz das kontinuierliche Lernen unterstützen, weshalb das Modell in dieser Arbeit genutzt wird. Wie jedes statistische Modell, besitzen auch Bayes'sche Modelle Parameter, die A-priori-Wissen spezifizieren und dann mit Daten aktualisiert sowie angepasst werden. Bei der logistischen Regression handelt es sich bei diesen Modellparametern um Odds Ratios, was bedeutet, dass dieses A-priori-Wissen als Odds Ratios spezifiziert werden muss. Nach der Spezifikation können (klinische) Daten in das Modell integriert werden, wodurch die in den Daten enthaltenden Informationen die Parameter aktualisieren, was bei Bayes'schen Methoden als Lernen verstanden wird. Statistisch basiert diese Methode auf dem namensgebenden Satz von Bayes, einem Theorem der Wahrscheinlichkeitstheorie, das in Formel 2 gezeigt wird.

---

<sup>14</sup> In Pubmed sind im Jahr 2021 die Anzahl von 48 Studien, die Bayes'sche Logistische Regression nutzten, indiziert, wohingegen Pubmed traditionelle Logistische Regressionsmodelle mit einer Anzahl von über 46 Tausend Arbeiten indiziert sind.

$$p(\text{Parameter}|\text{Daten}) = p(\text{Parameter}) \cdot \frac{p(\text{Daten}|\text{Parameter})}{p(\text{Daten})}$$

*Formel 2: Satz von Bayes, der die Berechnung der bedingten Wahrscheinlichkeit der Parameter unter beobachteten Daten  $p(\text{Parameter}|\text{Daten})$  beschreibt und dem Modell zu Grunde liegt*

Diese mathematische Gleichung berechnet allgemein eine bedingte Wahrscheinlichkeit, die in diesem Fall die Wahrscheinlichkeit eines bestimmten Modellparameters (Odds Ratio) unter Berücksichtigung der Daten ist;  $p(\text{Parameter}|\text{Daten})$ . Je mehr die Daten (und das A-priori-Wissen) für einen speziellen Wert des Modellparameters sprechen, desto wahrscheinlicher ist dieser. Bei näherer Betrachtung des Satzes von Bayes wird deutlich, wie dieser Ansatz kontinuierliches Lernen ermöglicht: Das in den Parametern repräsentierte A-priori-Wissen  $p(\text{Parameter})$  dient als Multiplikationsfaktor, der die in den Daten enthaltenden Informationen  $\frac{p(\text{Daten}|\text{Parameter})}{p(\text{Daten})}$  skaliert. Das Produkt sind Parameterschätzungen, die nun auch das in den Daten enthaltene Wissen repräsentieren  $p(\text{Parameter}|\text{Daten})$ . Dieser Term drückt, wie oben schon angesprochen wurde, das Posterior-Wissen über die Modellparameter aus, das nach der Integration der Daten in das A-priori-Wissen entstanden ist.

Zu berücksichtigen ist hierbei die Repräsentationsform der Modellparameter, die sich bei Bayes'schen Modellen von traditionellen Ansätzen unterscheidet. Anstatt einer Punktschätzung wird eine Wahrscheinlichkeitsverteilung über die möglichen Parameterwerte (Odds Ratios) geschätzt. Somit beschreibt eine A-priori-Wahrscheinlichkeitsverteilung  $p(\text{Parameter})$  das Wissen, bevor die Daten integriert wurden, und die Posterior-Wahrscheinlichkeitsverteilung  $p(\text{Parameter}|\text{Daten})$  das Wissen nach der Datenintegration. Hierin liegt die entscheidende Komponente des kontinuierlichen Lernens: Werden neue Daten verfügbar, werden die Wahrscheinlichkeitsverteilung der Parameter im Kontext neuer Daten aktualisiert. Dieser Blick auf Bayes'sche Modelle wird auch als diachronische Interpretation bezeichnet, was bedeutet, dass sich die Wahrscheinlichkeitsverteilung der Modellparameter anpasst und potenziell präzisiert wird, wenn über die Zeit neue Daten verfügbar werden. Damit bietet es sich an, die Gültigkeit eines Bayes'schen Ansatzes, der mit einer logistischen Regression genutzt wird, für das Lernprinzip des kontinuierlichen Lernens zu überprüfen.

Um dieses Prinzip zu prüfen, wurde vorhandenes (A-priori-)Wissen aus der wissenschaftlichen Literatur übernommen und für die Spezifikation der A-priori-Verteilung der Modellparameter genutzt. Dieses Wissen stammte aus der EURODIAL-Studie, einer internationalen, multizentrischen Studie, die den Zusammenhang zwischen Faktoren, die auch in der PEDIS-Klassifikation abgefragt werden, und dem Amputationsrisiko untersuchte [114]. Die Stärke des Zusammenhangs wurde als Odds Ratio

veröffentlicht und konnte daher für die Spezifikation der A-priori-Parameterverteilung genutzt werden. Diese Parameterverteilung wurde dann mit den verfügbaren klinischen Daten aktualisiert. Die Aktualisierung wird durch statistisches Lernen ermöglicht, das auf der statistischen Methode der Markov-Ketten beruht [136] und in dieser Arbeit in R mittels der frei verfügbaren Erweiterung *rstanarm* durchgeführt wurde [137].<sup>15</sup>

Die zweite Anforderung nach validen Prognosen ergibt sich aus dem Anspruch der Versorgungspraxis, Risikopatienten frühzeitig zu erkennen; denn erst, wenn das Prognosemodell diese Anforderung erfüllt, kann es dazu beitragen, die Versorgungssituation für Patienten mit einem erhöhten Amputationsrisiko zu verbessern. Nur ein Modell mit einer hohen Validität kann diese Anforderung gewährleisten. Um die Modellvalidität zu ermitteln, werden prädiktive Kennwerte des Modells berechnet. Dazu zählen Trennwerte für die Risikostratifizierung, die *Area-under-the-Receiver-Operating-Curve* (AUC) sowie die Sensitivität und die Spezifität der Modellvorhersagen [138].

---

<sup>15</sup> Der Programmcode und die Parameter der Posteriorverteilung sind öffentlich zugänglich können von weiteren Initiativen als A-Prior-Wahrscheinlichkeiten eigener Berechnungen genutzt werden: <https://github.com/jnshsrs/bayes.pedis>

## 4 Ergebnisse

Dieses Kapitel, das den Ergebnisteil dieser Dissertation darstellt, enthält eine Übersicht und die Abstracts der vier begutachteten wissenschaftlichen Publikationen, die die in Kapitel 2 aufgestellten Forschungsfragen beantworten und die in Kapitel 3 erläuterten Methoden verwenden.

### 4.1 Publikation 1 – Verfügbarkeit Elektronischer Patientenakten

#### **Diffusion dynamics of electronic health records: A longitudinal observational study comparing data from hospitals in Germany and the United States**

Autoren	Moritz Esdar <sup>1*</sup> (ME), Jens Hüsters <sup>1*</sup> (JH), Jan-Patrick Weiß <sup>1</sup> (JPW), Jens Rauch <sup>1</sup> (JR), Ursula Hübner <sup>1</sup> (UH)  <i>*Both authors contributed equally</i>
Institutionen	
1	Health Informatics Research Group, Department of Business Management and Social Sciences, University of Applied Sciences Osnabrück, Osnabrück, Germany.
Journal	International Journal of Medical Informatics
Publikationsjahr	2019
Impact Factor	3.20 im Publikationsjahr 4.77 5-year Impact Factor (2020)
DOI	<a href="https://doi.org/10.1016/j.ijmedinf.2019.103952">https://doi.org/10.1016/j.ijmedinf.2019.103952</a>

#### *Abstract*

**Background:** While aiming for the same goal of building a national eHealth Infrastructure, Germany and the United States pursued different strategic approaches - particularly regarding the role of promoting the adoption and usage of hospital Electronic Health Records (EHR).

**Objective:** To measure and model the diffusion dynamics of EHRs in German hospital care and to contrast the results with the developments in the US.

**Materials and methods:** All acute care hospitals that were members of the German statutory health system were surveyed during the period 2007-2017 for EHR adoption. Bass models were computed based on the German data and the corresponding data of the American Hospital Association (AHA) from non-federal hospitals in order to model and explain the diffusion of innovation.

**Results:** While the diffusion dynamics observed in the US resembled the typical s-shaped curve with high imitation effects ( $q = 0.583$ ) but with a relatively low innovation effect ( $p = 0.025$ ), EHR diffusion in Germany stagnated with adoption rates of approx. 50 % (imitation effect  $q = -0.544$ ) despite a higher innovation effect ( $p = 0.303$ ).

**Discussion:** These findings correlate with different governmental strategies in the US and Germany of financially supporting EHR adoption. Imitation only seems to work if there are financial incentives, e.g. those of the HITECH Act in the US. They are lacking in Germany, where the government left health IT adoption strategies solely to the free market and the consensus among all of the stakeholders.

**Conclusion:** Bass diffusion models proved to be useful for distinguishing the diffusion dynamics in German and US non-federal hospitals. When applying the Bass model, the imitation parameter needs a broader interpretation beyond the network effects, including driving forces such as incentives and regulations, as was demonstrated by this study.

**Keywords:** Bass model; Diffusion of innovation; Electronic health records; Health policy.

## 4.2 Publikation 2 - SNOMED CT für die Wundversorgung

### **Expressiveness of an International Semantic Standard for Wound Care: Mapping a Standardized Item Set for Leg Ulcers to the Systematized Nomenclature of Medicine-Clinical Terms**

Autoren	<b>Jens Hüsters<sup>1</sup></b> (JH), Mareike Przysucha <sup>1</sup> (MP), Moritz Esdar <sup>1</sup> (ME), Swen Malte John <sup>2</sup> (SMJ), Ursula Hübner <sup>1</sup> (UH)
Institutionen	
1	Health Informatics Research Group, Department of Business Management and Social Sciences, University of Applied Sciences Osnabrück, Osnabrück, Germany.
2	Department Dermatology, Environmental Medicine, Health Theory, University of Osnabrück, Osnabrück, Germany.
Journal	JMIR Medical Informatics
Publikationsjahr	2021
Impact Factor <sup>16</sup>	2.97 im Publikationsjahr
DOI	<a href="https://doi.org/10.2196/31980">https://doi.org/10.2196/31980</a>
Anmerkungen	Der Artikel ist frei verfügbar (Lizenz: CC BY 4.0)

#### *Abstract*

**Background:** Chronic health conditions are on the rise and are putting high economic pressure on health systems, as they require well-coordinated prevention and treatment. Among chronic conditions, chronic wounds such as cardiovascular leg ulcers have a high prevalence. Their treatment is highly interdisciplinary and regularly spans multiple care settings and organizations; this places particularly high demands on interoperable information exchange that can be achieved using international semantic standards, such as Systematized Nomenclature of Medicine-Clinical Terms (SNOMED CT).

**Objective:** This study aims to investigate the expressiveness of SNOMED CT in the domain of wound care, and thereby its clinical usefulness and the potential need for extensions.

**Methods:** A clinically consented and profession-independent wound care item set, the German National Consensus for the Documentation of Leg Wounds (NKDUC), was mapped onto the precoordinated concepts of the international reference terminology SNOMED CT. Before the mapping took place, the

<sup>16</sup> Alle berichteten Metriken (Impact Factors) beziehen sich auf Clarivate's journal impact factor“ (JCR), der gängigste Impact Factor, der auch von den Zeitschriften auf der eigenen Internetpräsenz angegeben wird.

NKDUC was transformed into an information model that served to systematically identify relevant items. The mapping process was carried out in accordance with the ISO/TR 12300 formalism. As a result, the reliability, equivalence, and coverage rate were determined for all NKDUC items and sections.

**Results:** The developed information model revealed 268 items to be mapped. Conducted by 3 health care professionals, the mapping resulted in moderate reliability ( $\kappa = 0.512$ ). Regarding the two best equivalence categories (symmetrical equivalence of meaning), the coverage rate of SNOMED CT was 67.2 % (180/268) overall and 64.3 % (108/168) specifically for wounds. The sections general medical condition (55/66, 83 %), wound assessment (18/24, 75 %), and wound status (37/57, 65 %), showed higher coverage rates compared with the sections therapy (45/73, 62 %), wound diagnostics (8/14, 57 %), and patient demographics (17/34, 50 %).

**Conclusions:** The results yielded acceptable reliability values for the mapping procedure. The overall coverage rate shows that two-thirds of the items could be mapped symmetrically, which is a substantial portion of the source item set. Some wound care sections, such as general medical conditions and wound assessment, were covered better than other sections (wound status, diagnostics, and therapy). These deficiencies can be mitigated either by postcoordination or by the inclusion of new concepts in SNOMED CT. This study contributes to pushing interoperability in the domain of wound care, thereby responding to the high demand for information exchange in this field. Overall, this study adds another puzzle piece to the general knowledge about SNOMED CT in terms of its clinical usefulness and its need for further extensions.

**Keywords:** SNOMED CT; chronic leg ulcer; chronic wound; health information exchange; semantic interoperability; terminology mapping; wound care.

## 4.3 Publikation 3 – Bayes'sches Prognosemodell für das Amputationsrisiko

**Predicting the amputation risk for patients with diabetic foot–ulceration – a Bayesian decision support tool**

Autoren	<b>Jens Hüsters</b> <sup>1</sup> (JH), Guido Hafer <sup>2</sup> (GH), Jan Heggemann <sup>2</sup> (JHe), Stefan Wiemeyer <sup>2</sup> (SW), Swen Malte John <sup>3</sup> (SMJ), Ursula Hübner <sup>1</sup> (UH)
Institutionen	
1	Health Informatics Research Group, Department of Business Management and Social Sciences, University of Applied Sciences Osnabrück, Osnabrück, Germany.
2	Niels Stensen Kliniken, Christliches Klinikum, Melle, Germany.
3	Department Dermatology, Environmental Medicine, Health Theory, University of Osnabrück, Osnabrück, Germany.
Journal	BMC Medical Informatics and Decision Making
Publikationsjahr	2020
Impact Factor	3.394 – 5-year Impact Factor 2.796 – 2-year Impact Factor
DOI	<a href="https://doi.org/10.1186/s12911-020-01195-x">https://doi.org/10.1186/s12911-020-01195-x</a>
Anmerkung	Der Artikel ist frei verfügbar (Lizenz:CC BY 4.0)

*Abstract*

**Background:** Diabetes mellitus is a major global health issue with a growing prevalence. In this context, the number of diabetic complications is also on the rise, such as diabetic foot ulcers (DFU), which are closely linked to the risk of lower extremity amputation (LEA). Statistical prediction tools may support clinicians to initiate early tertiary LEA prevention for DFU patients. Thus, we designed Bayesian prediction models, as they produce transparent decision rules, quantify uncertainty intuitively and acknowledge prior available scientific knowledge.

**Method:** A logistic regression using observational collected according to the standardised PEDIS classification was utilised to compute the six-month amputation risk of DFU patients for two types of LEA: 1.) any-amputation and 2.) major-amputation. Being able to incorporate information, which is available before the analysis, the Bayesian models were fitted following a twofold strategy. First, the designed prediction models waive the available information and, second, we incorporated the a priori

available scientific knowledge into our models. Then, we evaluated each model with respect to the effect of the predictors and validity of the models. Next, we compared the performance of both models with respect to the incorporation of prior knowledge.

**Results:** This study included 237 patients. The mean age was 65.9 (SD 12.3), and 83.5 % were male. Concerning the outcome, 31.6 % underwent any- and 12.2 % underwent a major-amputation procedure. The risk factors of perfusion, ulcer extent and depth revealed an impact on the outcomes, whereas the infection status and sensation did not. The major-amputation model using prior information outperformed the uninformed counterpart (AUC 0.765 vs AUC 0.790, Cohen's d 2.21). In contrast, the models predicting any-amputation performed similarly (0.793 vs 0.790, Cohen's d 0.22).

**Conclusions:** Both of the Bayesian amputation risk models showed acceptable prognostic values, and the major-amputation model benefitted from incorporating a priori information from a previous study. Thus, PEDIS serves as a valid foundation for a clinical decision support tool for the prediction of the amputation risk in DFU patients. Furthermore, we demonstrated the use of the available prior scientific information within a Bayesian framework to establish chains of knowledge.

## 4.4 Publikation 4 – Das Prognosemodell zur Risikostratifizierung

**Development and Evaluation of a Bayesian Risk Stratification Method for Major Amputations in Patients with Diabetic Foot Ulcers**

Autoren	<b>Jens Hüsters</b> <sup>1</sup> (JH), Guido Hafer <sup>2</sup> (UH), Jan Heggemann <sup>2</sup> (JHe), Stefan Wiemeyer <sup>2</sup> (SW), Swen Malte John <sup>3</sup> (SMJ), Ursula Hübner <sup>1</sup> (UH)
Institutionen	
1	Health Informatics Research Group, Department of Business Management and Social Sciences, University of Applied Sciences Osnabrück, Osnabrück, Germany.
2	Niels Stensen Kliniken, Christliches Klinikum, Melle, Germany.
3	Department Dermatology, Environmental Medicine, Health Theory, University of Osnabrück, Osnabrück, Germany.
Journal	Studies in Health Technology and Informatics (Volume 289: Informatics and Technology in Clinical Care and Public Health)
Publikationsjahr	2022
Impact Factor	Nicht verfügbar
DOI	<a href="https://doi.org/10.3233/shti210897">https://doi.org/10.3233/shti210897</a>
Anmerkung	Der Artikel ist frei verfügbar (Lizenz: CC BY-NC 4.0)

*Abstract*

The diabetic foot ulcer (DFU), which 2 % - 6 % of diabetes patients experience, is a severe health threat. It is closely linked to the risk of lower extremity amputation (LEA). When a DFU is present, the chief imperative is to initiate tertiary preventive actions to avoid amputation. In this light, clinical decision support systems (CDSS) can guide clinicians to identify DFU patients early. In this study, the PEDIS classification and a Bayesian logistic regression model are utilised to develop and evaluate a decision method for patient stratification. Therefore, we conducted a Bayesian cutpoint analysis. The CDSS revealed an optimal cutpoint for the amputation risk of 0.28. Sensitivity and specificity were 0.83 and 0.66. These results show that although the specificity is low, the decision method includes most actual patients at risk, which is a desirable feature in monitoring patients at risk for major amputation. This study shows that the PEDIS classification promises to provide a valid basis for a DFU risk stratification in CDSS.

---

**Keywords:** Amputation; Bayesian statistics; Clinical Decision Support System; Diabetic Foot Ulcer; Health Information Technology; Logistic Regression.

## 5 Diskussion

Dieser Dissertation liegt die Idee eines Lernenden Gesundheitssystems für chronische Wunden zu Grunde, das exemplarisch das Gesundheitsproblem hoher Amputationsraten bei Patienten mit einem diabetischen Fußsyndrom fokussiert. Das Ziel war die Untersuchung zentraler informatorischer Komponenten für ein solches System hinsichtlich ihrer Verfügbarkeit (elektronische Patientenakten) und ihrer Machbarkeit (Interoperabilität der Daten) sowie bezüglich der Umsetzbarkeit und der Güte lernender Methoden (Prognosemodell). Anhand dieser Dissertation sollte exemplarisch die Umsetzbarkeit eines Lernenden Gesundheitssystems in Deutschland überprüft werden.

Elektronische Patientenakten sind eine zentrale informatorische Komponente und Voraussetzung Lernender Gesundheitssysteme. Mit einer hohen Verfügbarkeit steigt auch die Chance für ihren Aufbau und Betrieb. Die durchgeführte longitudinale Studie (Publikation 1) zeigte, dass die Verfügbarkeit der elektronischen Akte ab 2005 in deutschen Krankenhäusern zunahm: Ihre Verfügbarkeit stieg von 15,6 % im Jahr 2007 bis auf 42,4 % im Jahr 2009 und damit um mehr als das 2,5-fache. Diesem Digitalisierungssprung folgte eine Phase der Stagnation, denn auch acht Jahre später, im Jahr 2017, hatte nicht einmal jedes zweite Krankenhaus eine elektronische Patientenakte (49,3 %). Im Vergleich dazu erreichte die Durchdringung der US-amerikanischen Krankenhäuser eine Marke von über 90 %. Diese gerade auch im internationalen Vergleich niedrigen Adoptionsraten schmälern die Chance für den Aufbau und den Betrieb Lernender Gesundheitssysteme, insbesondere für Systeme von nationalem Umfang, wie beispielsweise der Sachverständigenrat Gesundheit fordert. Es bleibt im Folgenden zu diskutieren, wie diese Ausgangssituation verbessert werden kann.

Eine weitere informatorische Komponente Lernender Gesundheitssysteme ist die semantische Interoperabilität, die national und international für die Domäne der Wundversorgung noch nicht erzielt wurde. Eine vielversprechende Lösung, um den Meilenstein der Interoperabilität zu erreichen, ist SNOMED CT. In der durchgeführten Studie konnte gezeigt werden, dass SNOMED CT diesen Erwartungen in großen Teilen gerecht wird, da zwei Drittel (67,2 %) der Konzepte eines konsentierten Wunddatensatzes abgebildet werden konnten. Damit kann grundsätzlich eine Empfehlung für SNOMED CT für die Domäne der Wundversorgung ausgesprochen werden, insbesondere, weil weitere Maßnahmen existieren, um diese Abdeckungsrate zu steigern, die in dieser Arbeit noch nicht umgesetzt wurden und in einem späteren Abschnitt diskutiert werden.

Zentrale informatorische Komponenten Lernender Gesundheitssysteme sind zudem diejenigen, die datengetriebenes Lernen in einem kontinuierlichen–Zyklus ermöglichen und das erlernte Wissen

speichern sowie bereitstellen. Mit diesem Ansatz konnte ein Lernen auf der Ebene des statistischen Modells demonstriert werden. Es konnte ebenso gezeigt werden, dass ein Bayes'sches Modell valide Prognosen zum Amputationsrisiko von Patienten mit einem diabetischen Fußsyndrom berechnet (Publikationen 3 und 4) und zudem dieses Prognosemodell externe Evidenz aus einer internationalen Studie berücksichtigen konnte. Daraus ergeben sich zwei Implikationen: 1.) Das vorliegende Modell hat dadurch eine Gültigkeit über das zu Grunde liegende lokale Lernende Gesundheitssystem am Christlichen Klinikum in Melle hinaus, das dadurch Wachstumspotential besitzt. 2.) Bayes'sche Modelle können damit kontinuierliches, datengetriebenes Lernen auf Modellebene umsetzen, in Kreisläufe einbettet werden und grundsätzlich für Lernende Gesundheitssysteme bereitgestellt werden. Der Einsatz dieser Systeme (z. B. zur klinischen Entscheidungsunterstützung) sowie ihre Implikationen werden diskutiert.

### 5.1 Verfügbarkeit elektronischer Patientenakten

Das Hauptergebnis zur Diffusion der elektronischen Patientenakte präsentiert der Autor in Abbildung 4. Sie zeigt die Bass-Diffusionskurve der elektronischen Patientenakte. Die zentrale Erkenntnis, die sich daraus ableiten lässt, ist die stagnierende Adoption nach dem Jahr 2009. Diese Stagnation kontrastiert mit der zuvor hohen Adoptionsrate zwischen den Jahren 2007 und 2009. In diesem Zeitraum stieg der Anteil der Krankenhäuser mit einer elektronischen Patientenakte um das 2,5-fache (von 15,6 % auf 42,4 %). Nach diesem Sprung nahm dieser Anteil nur von 42,4 % (im Jahr 2007) auf 49,3 % (im Jahr 2017) zu, was einem Anstieg um das 1,2-fache entspricht. Die Diffusionskurve gibt eine geschätzte Adoptionsrate von 55 % für das Jahr 2020 an.

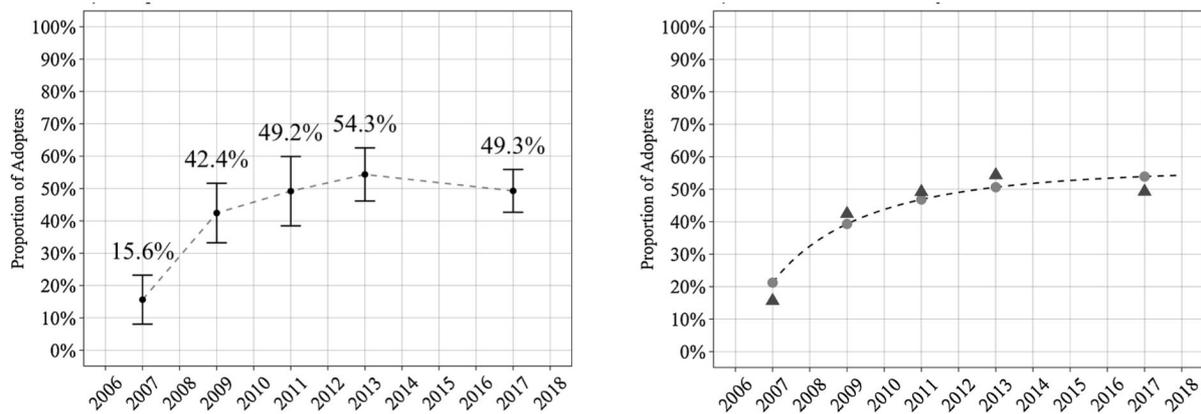


Abbildung 4: Adoptionsraten und Diffusionskurve nach Bass

**links:** Longitudinale Darstellung über den Beobachtungszeitraum 2007 bis 2017 der gewichteten (post-stratifizierten) Adoptionsraten elektronischer Patientenakten mit 95 % Konfidenzintervall der elektronischen Patientenakte in deutschen Krankenhäusern; **rechts:** die (gestrichelte) Bass-Diffusionskurve; die Dreiecke repräsentieren die tatsächlich gemessene Adoptionsrate, die Punkte symbolisieren die vom Bass-Modell geschätzte Adoptionsrate (entnommen der ersten Publikation dieser Dissertation [139])

Die zunächst beobachtete Verdopplung zwischen 2007 und 2009 darf als Innovationseffekt verstanden werden, der sich auch in einem hohen Innovationskoeffizienten des Bass-Modells widerspiegelt. Nach diesem Innovationseffekt gab es jedoch wenige Imitatoren (was der geringe Imitationskoeffizient widerspiegelt), weshalb die Adoption stagnierte und die Jahre zwischen 2010 und 2017 durch Stillstand geprägt waren. Die Diffusionskurve verdeutlicht, dass die vollständige Adoption elektronischer Patientenakten in deutschen Krankenhäusern verfehlt wird, wodurch die Chancen für den Aufbau eines Lernenden Gesundheitssystems auf nationaler Ebene reduziert werden. Allerdings erlaubt das Modell auch eine optimistische Interpretation, denn was es zeigte, sind Innovatoren, die grundsätzlich bereit sind, Risiken und neue Wege einzuschlagen. Diese Innovatoren haben gleichzeitig eine hohe Wahrscheinlichkeit, eine elektronische Patientenakte zu besitzen. Dadurch können sie beispielsweise eine führende Rolle einnehmen, wenn sie etwa zunächst kleine regionale Lernende Gesundheitssysteme auf der Mesoebene aufbauen, die als Keimzelle wachsen und skalieren können. Dafür müssen die elektronischen Patientenakten jedoch auch wundbezogene Daten abbilden. Hierbei ist zu beachten, dass die Basisakte, die in dieser Arbeit nach der Definition von Jha et al. betrachtet wurde [130], wundrelevante Datenelemente enthalten kann, da diese häufig in der Pflegedokumentation zu finden sind und die Pflegedokumentation per definitionem nach Jha et al. in der Basisakte enthalten ist. Damit können auch Schlüsse zu den Chancen auf ein wundbezogenes Lernendes Gesundheitssystem gezogen werden, die somit grundsätzlich möglich sind. Allerdings muss beachtet werden, dass die Basisakte, selbst wenn sie eine breitere Verfügbarkeit als 50 % aufweisen würde, nicht die spezifische Wunddokumentation, die eine vollständige Abbildung der Wundsituation in einer Akte ermöglicht, ersetzt. Für ein Lernendes Gesundheitssystem für das Gesundheitsproblem

chronischer Wunden ist daher eine domänenspezifische und (forschungskompatible) elektronische Patientenakte notwendig, die über die von Jha et al. [130] definierten Basisfunktionen hinausgeht. Der IT-Report Gesundheit fragte die Verfügbarkeit dieser spezialisierten elektronischen Wunddokumentation im Jahr 2018 ab [140]. Die Ergebnisse zeigten, dass diese in 48,2 % der deutschen Krankenhäuser verfügbar ist, womit diese Adoptionsrate der Verfügbarkeit elektronischer Patientenakten ähnelt. Für die Errichtung eines wundbezogenen nationalen Lernenden Gesundheitssystems ist diese Verfügbarkeit, wie zuvor bei der Basisakte, gering, jedoch sind, wie bei der Basisakte, kleinere lokale Systeme und externe elektronische Datensammlungen wie bei dem ROSE-Praxispartner denkbar, die als innovative Projekte wachsen und ein Vorbild für weitere Initiativen sein können. Sollen diese Systeme entstehen und bis auf die nationale Ebene skalieren, muss eine einheitliche Akte, die domänenspezifische Wundinformationen enthält, existieren. Wie die Diskussion zur Interoperabilität (im nächsten Abschnitt) zeigt, wird bereits für diesen Zweck ein medizinisches Informationsobjekt für das deutsche Gesundheitswesen erarbeitet, das mit dem Versprechen verbunden ist, die Verfügbarkeit elektronischer Wundinformationen zu erhöhen.

Wenn allgemein die Verfügbarkeit elektronischer Patientenakte in Deutschland international verglichen wird, ist festzustellen, dass andere Länder, wie die USA, die vollständige Adoption der elektronischen Patientenakten tatsächlich erreichten. Ein wesentlicher Unterschied zwischen Deutschland und den USA war das Vorhandensein eines staatlich finanzierten Förderungsprogramms zur Adoption und Nutzung (*Meaningful Use Act*) elektronischer Patientenakten [141]. Eine vergleichbare Förderung fehlte in Deutschland in dem Zeitraum unserer Untersuchungen von 2007 bis 2017. Dieser Unterschied lässt die Schlussfolgerung zu, dass in einem stark regulierten Markt, wie in einem staatlichen Gesundheitswesen, der Imitationseffekt für die vollständige Adoption nicht hinreichend ist, wenn es keine staatlichen Anreize für Imitation gibt. Es bedarf somit zusätzlicher finanzieller Ressourcen, gerade für diejenigen, die nicht zu den Innovatoren gehören, um die Diffusion zu beschleunigen und die vollständige Adoption elektronischer Patientenakten zu erreichen (wodurch auch die Chancen auf ein nationales Lernendes Gesundheitssystem erhöht werden). Diese Schlussfolgerung setzte sich ebenso bei den politischen Entscheidungsträgern auf Bundesebene durch, die im September 2020, d. h. nach der Publikation der Arbeit (Publikation 1), eine staatliche Förderinitiative von 4,3 Milliarden Euro<sup>17</sup> verabschiedeten. Diese Förderung, die im Krankenhauszukunftsgesetz (KHZG) verankert ist, soll die

---

<sup>17</sup> Die 4,3 Milliarden Euro werden mit 3 Milliarden Euro aus der Liquiditätsreserve des Gesundheitsfond finanziert. Zudem entfallen 1,3 Milliarden Euro auf Landesmittel.

Digitalisierung im Krankenhaus beschleunigen [26]. Die Förderung wird von einer wissenschaftlichen Evaluation begleitet, die in den kommenden Jahren erneut die Verfügbarkeit elektronischer Patientenakten ermittelt und damit eine Aussage zum Stand der Digitalisierung der Krankenhäuser sowie über die Wirksamkeit der Förderung zulässt<sup>18</sup> [142]. Mit dem Krankenhauszukunftsgesetz versucht der Gesetzgeber, nicht nur dem eigenen Anspruch des Ausbaus von Digitalisierung gerecht zu werden, sondern auch die objektiv nachweisbare Lücke, die sich im internationalen Vergleich zeigt, zu schließen [143].

Zwar ist die Förderung im Rahmen des Krankenhauszukunftsgesetzes eine große Chance, diese Lücke zu füllen, jedoch muss berücksichtigt werden, dass sie nicht zwangsweise zu der Eigenschaft von Akten führt, die insbesondere für Lernende Gesundheitssysteme relevant sind: Forschungskompatibilität; womit gemeint ist, dass mit den Daten, die in der Gesundheitsversorgung entstehen, datengetrieben gelernt werden kann. Allerdings existieren in Deutschland Forschungsinitiativen, die sich mit der Forschungskompatibilität befassen. Das prominenteste Beispiel ist die seit 2016 laufende, vom Bundesministerium für Bildung und Forschung (BMBF) geförderte Medizin-Informatik-Initiative. In ihr bilden Universitätsklinik Konsortien, die eine Forschungsinfrastruktur (im Gesundheitswesen) entwickeln, die die Lücke zwischen der medizinischen Forschung und der Patientenversorgung schließen soll [59]. Dazu zählen auch die Erforschung sowie die Entwicklung einer forschungskompatiblen, standardisierten elektronischen Patientenakte<sup>19</sup>. Zudem werden Datenintegrationszentren aufgebaut, die Daten aus den forschungskompatiblen Akten für die Forschung bereitstellen. Dazu werden diese Datenintegrationszentren zunächst für einzelne klinische Anwendungsfälle, beispielsweise die Integration von kardiologischen Daten, entwickelt [144,145]. Die Zentren sollen über den Projektzeitraum sowie die Anwendungsfälle hinaus weiterentwickelt werden und gemeinsam mit elektronischen Akten die Gesundheitsversorgung sowie die (biomedizinische) Forschung unterstützen [146].

Die Medizininformatik-Initiative ist auch aus der Perspektive Lernender Gesundheitssysteme begrüßenswert, denn sie kann notwendige Impulse für die breite Verfügbarkeit elektronischer Patientenakten setzen, die – wie die Ergebnisse dieser Dissertation zeigen – aktuell nicht ausreicht,

---

<sup>18</sup> Es werden zwei Querschnittsbefragungen zum Stand der Digitalisierung von einem wissenschaftlichen Konsortium (Digital Radar) durchgeführt, um einen Prä-Post Vergleich zu ermöglichen. Die erste Befragung startet vor der Förderphase im Jahr 2021 und die zweite Befragung ist im Zeitraum nach der Förderphase im Jahr 2023 geplant.

<sup>19</sup> "Going forward, the MII is expected to provide fresh impetus for research infrastructures, standardization in health care, and the implementation of interoperable electronic patient records – and to close the gap between medical research and patient care, to the benefit of patients and citizens." [59]

um ein nationales Lernendes Gesundheitssystem der Art umzusetzen, wie es der Sachverständigenrat Gesundheit in seinem 2021 veröffentlichten Gutachten fordert [26]. Die entwickelten Datenintegrationszentren können ebenfalls die informatorische Grundlage für die technischen Plattformen Lernender Gesundheitssysteme bieten. Dieses Potenzial müssen jedoch auch die politischen Entscheidungsträger erkennen, an die der Sachverständigenrat Gesundheit sein Gutachten adressiert.

Zudem verabschiedete die Legislative in den letzten Jahren weitere Gesetze, die den Weg für eine elektronische Patientenakte für die deutsche Gesundheit ebnen. Dazu zählt insbesondere das im Jahr 2019 verabschiedete Terminservice- und Versorgungsgesetz, das den Versicherten der gesetzlichen Krankenkassen das Recht auf eine elektronische Patientenakte zusichert (SGB V § 341 und § 355). Weitere Folgegesetze, wie das Patientendaten-Schutz-Gesetz (2020) und das Digitale-Versorgungs- und -Pflege-Modernisierungs-Gesetz (2021), knüpfen hieran an und spezifizieren die Struktur sowie die Inhalte dieser Patientenakte.

Diese konsekutiven Gesetzesinitiativen zu der elektronischen Patientenakte, die Medizininformatik-Initiative und das Krankenhauszukunftsgesetz können als Reaktion des Gesetzgebers auf die geringe Verfügbarkeit von elektronischen Patientenakten verstanden werden, um ihre Verbreitung zu katalysieren. Wenn der Gesetzgeber dieser Empfehlung folgt, sollte er Folgendes berücksichtigen:

- 1.) die Hinweise und die Ideen des Sachverständigenrats Gesundheit in seinem Gutachten zum Lernenden Gesundheitssystem,
- 2.) die konkreten Digitalisierungsinitiativen der Krankenhäuser, die im Rahmen des Krankenhauszukunftsgesetzes gefördert werden,
- 3.) die Aktivitäten nationaler Forschungsprojekte zu forschungskompatiblen elektronischen Patientenakten, wie der Medizininformatik-Initiative,
- 4.) die Struktur und die verfügbaren Funktionalitäten der gesetzlichen elektronischen Patientenakte nach SGB V § 341 und § 355 sowie
- 5.) weitere Forschungsprojekte zu regionalen und lokalen Lernenden Gesundheitssystemen, wie beispielsweise das ROSE-Projekt.

Diese Aspekte sollte der Gesetzgeber in einer konkreten Strategie für eine elektronische Patientenakte für ein nationales Lernendes Gesundheitssystem harmonisieren. Dieses Vorgehen ist besonders empfehlenswert, wenn dem Gesundheitswesen – nach einem großen Digitalisierungsschritt im ersten Jahrzehnt des 21. Jahrhunderts und einem Digitalisierungsstillstand im zweiten Jahrzehnt – der digitale

Quantensprung zu Beginn des dritten Jahrzehnts gelingen sollte. Erst wenn dieser erreicht wird, steigen die Chancen, dass sich ein Lernendes Gesundheitssystem im deutschen Gesundheitswesen betreiben lässt.

## 5.2 Semantische Interoperabilität

Nicht nur die Verfügbarkeit von elektronischen Patientenakten ist eine Voraussetzung für Lernende Gesundheitssysteme, sondern auch die Dateninteroperabilität, die als weitere informatorische Komponente untersucht wurde. Die Ergebnisse der durchgeführten beispielhaften Abbildung eines konsentierten Datensatzes für die Wundversorgung in der Referenzterminologie SNOMED CT (Publikation 2) zeigte eine hohe Abdeckungsrate: Zwei Drittel der distinkten Konzepte konnte abgedeckt werden (das waren 180 von 268 Konzepte, d. h. 67,2 %, siehe Tabelle 1). In vergleichbaren Studien schwanken diese Abdeckungsraten je nach Anwendungsfall und Domäne stark. So deckt SNOMED CT bei einem Notfalldatensatz 89 % und der Human-Phenotype-Ontology 30 % der Konzepte ab [147]. Im Kontext dieser Vergleichsdaten sind die Ergebnisse vielversprechend für die Chance, dass die semantische Interoperabilität für Wunddaten erreicht werden kann, wodurch die Errichtung und der Betrieb von Lernenden Gesundheitssystemen für die Wundversorgung auf lokaler bis hin zu nationaler Ebene unterstützt werden.

Tabelle 3: Semantische Äquivalenz wundrelevanter Daten und SNOMED CT; die ermittelte Abdeckungsrate des national konsentierten Datensatzes durch SNOMED CT nach dem ISO-Standard 12300

Äquivalenz Kategorien (ISO 12300)	Anzahl Quell-konzepte (n = 268)	Sektion					
		01 Patientendaten (n = 34)	02 Grunderkrankungen (n = 66)	03 Wunduntersuchung (n = 24)	04 Wundstatus (n = 57)	05 Diagnostik (n = 14)	06 Therapie (n = 73)
semantische Symmetrie (Grade 1 and 2)	67,2 % (n = 180)	50,0 % (n = 17)	83,3 % (n = 55)	75,0 % (n = 18)	64,9 % (n = 37)	57,1 % (n = 8)	61,6 % (n = 45)
semantische Asymmetrie (breitere oder engere Bedeutung des Quellkonzepts) (Grade 3 and 4)	11,9 % (n = 32)	14,7 % (n = 5)	6,1 % (n = 4)	4,2 % (n = 1)	12,3 % (n = 7)	21,4 % (n = 3)	16,4 % (n = 12)
keine Semantische Übereinstimmung (Grad 5)	20,9 % (n = 56)	35,3 % (n = 12)	10,6 % (n = 7)	20,8 % (n = 5)	22,8 % (n = 13)	21,4 % (n = 3)	21,9 % (n = 16)

Die Reliabilität zwischen den drei Experten, die die Verknüpfung unabhängig voneinander durchführten, kann als moderate bis zufriedenstellende Reliabilität (Fleiss-Kappa  $\kappa = 0.512$ ) bewertet werden. Diese Reliabilität ist vergleichbar mit denen ähnlicher Studien, die ebenfalls eine Verknüpfung durchführten, z. B. für die Augenheilkunde [148], die Geriatrie [149] oder die Pflege [150].

Trotz zufriedenstellender Reliabilität und Abdeckungsrate des Mappings muss berücksichtigt werden, dass semantische Lücken existieren und diese vor dem Einsatz in der Klinik oder einem Lernenden Gesundheitssystem für die Versorgung von Patienten mit chronischen Wunden geschlossen werden müssen, wofür weitere Arbeiten erforderlich sind: Eine vielversprechende Maßnahme ist die Postkoordination von SNOMED-CT-Konzepten, auf die der Autor in vorliegender Dissertation verzichtete. Postkoordination ist die regelhafte Kombination<sup>20</sup> einzelner SNOMED-CT-Konzepte, um entweder bestehende (präkoordinierte) Konzepte zu spezifizieren oder Konzepte mit neuer Bedeutung zu erstellen. Dass diese Methode die Abdeckungsrate steigert, zeigte eine Initiative, in der eine Liste klinischer Probleme mit SNOMED CT verknüpft wurde, wodurch die Abdeckungsrate von 51,4 % auf 92,3 % gesteigert wurde [152]. Aus diesem Ergebnis lässt sich ableiten, dass Postkoordination auch die Abdeckungsrate des vorliegenden Datensatzes zur Wunddokumentation steigern kann. Dies mag insbesondere auf die Sektion *Diagnostik* zutreffen, denn sie besitzt den höchsten Anteil asymmetrischer (semantisch breiter oder engerer) Übereinstimmungen. Durch die Postkoordination lässt sich die Bedeutung dieser asymmetrischen Verknüpfung spezifizieren, wodurch symmetrische Übereinstimmung und damit eine höhere Abdeckung erreicht werden. Zudem können fehlende Konzepte in SNOMED CT, beispielsweise der *Wundabstrich eines Fußulkus*<sup>21</sup>, kodiert werden, wodurch ebenfalls eine symmetrische Übereinstimmung erreicht und eine höhere Abdeckungsrate erzielt wird. Wenn die Postkoordination fehlschlägt, müssen der Terminologie neue Konzepte hinzugefügt werden, um bestehende semantischen Lücken zu füllen. Die Ergebnisse der vorliegenden Verknüpfung geben Hinweise zu möglichen semantischen Lücken. Diese existieren insbesondere bei Konzepten, die Besonderheiten des deutschen Gesundheitswesens abbilden, wie den Versicherungsstatus eines Patienten. Diese Lücken entstehen, da bislang keine deutsche Version zur Verfügung steht. Allerdings ist seit 2021 das Bundesministerium für Gesundheit (BMBF) über das Bundesamt für Arzneimittelsicherheit und Medizinprodukte (BfArM) Mitglied der freigemeinnützigen Organisation SNOMED INTERNATIONAL. Mitgliederländer können SNOMED CT in einer nationalen Erweiterung anpassen und dort fehlende (nationale) Konzepte ergänzen. In vorliegender Abhandlung hat der Autor

---

<sup>20</sup> Die Regeln sind im Concept Model von SNOMED CT festgehalten. Dieses Modell ist ein Regelwerk, welche Relationen Konzepte untereinander einnehmen dürfen. So darf beispielsweise ein Konzept, das ein Körperteil wie den Fuß beschreibt, mit Konzepten der Lateralität (links oder rechts) verknüpft werden. Für pharmazeutische Konzepte ist eine Relation mit der Lateralität nicht sinnvoll und daher nicht gestattet [151].

<sup>21</sup> Der post-koordinierte Kode zum Wundabstrich eines Fußulkus entspricht folgender Kombination: (16314007 |Microbial smear examination (procedure)|; {363700003 |Direct morphology (attribute)| = 56208002 |Ulcer (morphologic abnormality)|, 363704007 |Procedure site (attribute)| = 417460003 |Skin and/or subcutaneous tissue structure of foot (body structure)|}).

semantische Lücken identifiziert und bietet damit eine Grundlage, um eine deutsche Version von SNOMED CT (für die Wundversorgung) zu erarbeiten.

Ein weiterer Anknüpfungspunkt für die vorliegenden Ergebnisse ist eine Übersetzung für eine deutschsprachige SNOMED-CT-Version, die trotz deutscher Mitgliedschaft noch nicht vorliegt. Das BfArM, das SNOMED CT in Deutschland verwaltet, kooperiert mit weiteren deutschsprachigen Länder (Luxemburg, Österreich, Schweiz), um eine deutsche Übersetzung zu erstellen [153]. Jene Übersetzungsinitiative kann von dieser Arbeit profitieren, da die Quellkonzepte, die nur in deutscher Sprache vorliegen, für die Verknüpfung zu SNOMED CT, das in Englisch vorhanden ist, übersetzt wurden. Damit bietet die Verknüpfung eine fortgeschrittene Arbeitsgrundlage für eine Übersetzung des Anwendungsfalls *Versorgung von Patienten mit chronischen Wunden*.

#### *Interoperabilität als gesellschaftliche und politische Aufgabe*

Interoperabilität ist die Fähigkeit von Informationssystemen, Informationen und Daten barriere- und verlustfrei auszutauschen. Dazu bedarf es informatorischer Voraussetzungen, wie der validen Abbildung von Konzepten in einer Referenzterminologie. Neben dieser informatorischen Dimension sind jedoch die gesellschaftlichen sowie die politischen Dimensionen hochrelevant für den Erfolg von Interoperabilität und damit mittelbar auch für den Erfolg Lernender Gesundheitssysteme. Interoperabilität ist nicht nur eine technische, sondern in erster Linie eine soziale Aufgabe, die Kollaboration erfordert, denn sie bedingt die Zusammenarbeit sowie das Vertrauen der beteiligten Organisationen und Menschen. Diese müssen in Konsensprozessen Absprachen und Festlegungen über Informationen treffen, die in der Klinik ausgetauscht sowie kommuniziert werden sollen [154]. Diese soziale Komponente berücksichtigt die vorliegende Dissertation, denn zur Prüfung von SNOMED CT als geeigneter Terminologie wurde ein Wunddatensatz genutzt, den 38 Delegierte aus Fachgesellschaften, Krankenkassen, Versorgungsnetzen und Verbänden in einem Konsensprozess erarbeitet sowie konsentiert hatten [118]. Erst wenn solch ein breiter Konsens besteht, sollte eine informatorische Umsetzung, wie die vorliegend vorgestellte Verknüpfung mit einer Referenzterminologie, erfolgen.

Neben dem Konsens auf der inhaltlichen Ebene muss ebenfalls Einigkeit zwischen den beteiligten Personen darüber herrschen, auf Basis welcher Terminologie die Interoperabilität hergestellt werden soll. Im Rahmen dieser Dissertation wurde SNOMED CT als Referenzterminologie ausgewählt. Obwohl zum Zeitpunkt der Studie Deutschland kein Mitglied bei SNOMED INTERNATIONAL war und somit eine

nationale Lizenz für SNOMED CT fehlte, hatten die internationalen Entwicklungen zu SNOMED CT und seiner weltweiten Relevanz angedeutet, dass auch Deutschland diese politische Entscheidung treffen würde<sup>22</sup>. Im Kontext der erarbeiteten Ergebnisse war diese Entscheidung richtig.

Der Umstand, dass ein konsentierter Datensatz in einer gesellschaftlich akzeptierten Referenzterminologie abgebildet werden konnte, bietet neben den oben diskutierten Anknüpfungspunkten weitere Ansätze für Folgearbeiten. So hat der Gesetzgeber die Krankenkassenärztliche Bundesvereinigung damit beauftragt, interoperable *Medizinische Informationsobjekte (MIOs)* zu erarbeiten, die Teil der elektronischen Patientenakte nach § 341 SGB V werden.<sup>23</sup> Diese MIOs definieren die syntaktische sowie die semantische Struktur der Inhalte der elektronischen Patientenakte. Zu den zu entwickelnden MIOs zählt auch eines für die Wundversorgung, das MIO Überleitungsbogen Chronische Wunde, das als *assistiertes* MIO nicht von der Kassenärztlichen Bundesvereinigung, sondern in deren Auftrag von der Forschungsgruppe Informatik im Gesundheitswesen der Hochschule Osnabrück erstellt wird. In diesem Rahmen wird der in vorliegender Dissertation erarbeitete semantisch interoperable Datensatz eingesetzt. Dadurch trägt diese Abhandlung zur Verfügbarkeit einer interoperablen, elektronischen Patientenakte bei. Weil elektronische Patientenakten eine relevante informatorische Komponente Lernender Gesundheitssysteme sind, unterstützt diese Anschlussarbeit ihren Aufbau und Betrieb.

### 5.3 Das statistische Prognosemodell

Die dritte informatorische Voraussetzung für Lernende Gesundheitssysteme sind geeignete statistische oder algorithmische Verfahren, die mit den Daten lernen und somit Wissen erzeugen. Die Modellentwicklung eines statistischen Prognosemodells orientierte sich an den Anforderungen Lernender Gesundheitssysteme – insbesondere an dem Anspruch, externe Evidenz zu integrieren und kontinuierlich zu lernen. Mit dem in dieser Dissertation entwickelten Prognosemodell lässt sich ein kontinuierlicher Lernregelkreislauf potenziell umsetzen, was die dritte Publikation dieser Dissertation prototypisch demonstriert (siehe Kapitel 4.3).

---

<sup>22</sup> Dies beschloss der Gesetzgeber mit dem Patientendatenschutz.

<sup>23</sup> Diese Aufgabe ist gesetzlich im SGB V § 355 verankert.

Tabelle 4: Die Koeffizienten und die AUC-Werte der Bayes'schen Prognosemodelle

PEDIS Dimension (Prädiktoren)	Einfaches Modell		Modell mit einmaliger Iteration des Lernregelkreislaufs	
	Beta- Koeffizient	Odds Ratios	Beta- Koeffizient	Odds Ratios
Durchblutung (Perfusion)	0,471 [-0,017–1,69]	1,601 [0,983–2,913]	0,586 [0,170–1,070]	1,798 [1,185–2,914]
Wundfläche (Extend)	0,985 [-0,079–2,665]	2,678 0,924–14,364]	0,799 [0,061–2,272]	2,222 [1,063–9,702]
Wundtiefe (Depth)	0,932 [-0,088–2,275]	2,540 [0,916–9,726]	0,694 [0,069–1,893]	2,001 [1,071–6,642]
Infektionsstatus (Infection)	0,155 [-0,296–0,635]	1,167 [0,744–1,888]	0,368 [-0,108–0,757]	1,445 [0,898–2,131]
Sensibilität (Sensation)	0,076 [-0,861–1,782]	1,079 [0,423–5,943]	0,553 [-0,404–1,639]	1,738 [0,668–5,149]
AUC-Wert	0,765		0,790	
AUC HDI	[0,725–0,779]		[0,774–0,802]	

Dazu wurde in dieser Publikation externe Evidenz, die den Ergebnissen der EURODIAL-Studie entnommen wurden, als A-priori-Wissen genutzt. Es gelang, in dieses Wissen die Informationen aus 237 Patientendaten zur PEDIS-Klassifikation zu integrieren, das in der Posterior-Verteilung der Modellparameter repräsentiert wird. Damit konnte exemplarisch der Durchlauf des Lernregelkreislaufs demonstriert werden. In einem Benchmark der durchgeführten Studie wurde dieses Modell mit einem weiteren Modell verglichen, das auf A-priori-Wissen verzichtete und somit den Lernkreislauf nicht durchlaufen hatte. Dieses Modell wies eine geringere Validität auf (siehe Tabelle 4). Im Hinblick auf die in Kapitel 2.5.3 aufgestellte Forschungsfrage haben diese Ergebnisse zwei wesentliche Implikationen.

- 1.) Die Resultate zeigen, dass durch die Integration externer Evidenz ein Modell erstellt werden kann, das im Zuge des Lernens immer allgemein gültiger werden kann und neben lokalen Daten auch externes Wissen integriert, was bedeutet, dass dieses Modell durch die Integration von A-priori-Wissen (externem Wissen) einen potenziellen regionalen Bias minimiert, wodurch das System eine Validität über das konkrete Lernende Gesundheitssystem hinaus besitzt. Zudem zeigt sich, dass mit Bayes'schen Methoden kontinuierlich Daten in Modellen integriert werden können, was dem kontinuierlichen Lernen entspricht. Folglich können diese Modelle und Methoden für kontinuierliches Lernen in einem Lernregelkreislauf Lernender Gesundheitssysteme eingesetzt werden. In der vorliegenden Konfiguration ist dieses Prognosemodell in der Lage, den Lernregelkreislauf routinemäßig zu durchlaufen. In diesem

Fall dient die vorliegende Posterior-Verteilung als A-priori-Verteilung der nächsten Iteration, wenn neue Versorgungsdaten verfügbar sind, jedoch muss hierbei beachtet werden, dass dazu das Bayes'sche Prognosemodell als Funktion auf einer Plattform Lernender Gesundheitssysteme technisch integriert werden muss. Im besten Fall entstammen dann die jeweils neuen Daten einer elektronischen Patientenakte.

Im folgenden Kapitel wird zudem diskutiert, wie Bayes'sche Prognosesysteme, die in einen Lernregelkreislauf eingebettet sind, durch kontinuierliches Lernen potenziell die Nutzerakzeptanz für dieses und vergleichbare lernende System für die klinisch Entscheidungsunterstützung steigern können.

- 2.) Die Ergebnisse zeigen weiter, dass die PEDIS-Klassifikation eine geeignete Datengrundlage für Risikoprognosen darstellt, was unter anderem der AUC-Wert von 0.79 [95 % HDI 0.77–0.80] belegt. Dennoch muss auch hierbei berücksichtigt werden, dass die Klassifikation zu falsch positiven und falsch negativen Ergebnissen führen kann, wie insbesondere die vierte Publikation demonstriert (siehe Kapitel 4.4). Die ermittelte Sensitivität und Spezifität betragen 0,83 respektive 0,66, wenn Patienten ab einem Amputationsrisiko von 28 % als Risikopatienten klassifiziert werden. Diese Metriken deuten auf ein Verbesserungspotential des Prognosemodells hin. Neben dem Ansatz des kontinuierlichen Lernens ist die Aufnahme weitere Prädiktoren vielversprechend, was in einem Lernenden Gesundheitssystem möglich ist, wenn weitere interoperable Daten aus forschungskompatiblen elektronischen Patientenakten auf einer Plattform verfügbar sind – denn obwohl die PEDIS-Klassifikation international bekannt ist und genutzt wird, berücksichtigt sie nur einige Beschreibungsmerkmale von Wunden. Über eine Erweiterung der Informationsbasis mittels eines SNOMED-CT-kodierten Datensatzes aus routinemäßig genutzten elektronischen Patientenakten würden sich deutlich mehr Wundcharakteristika und weitere Patientenmerkmale für ein Prognosemodell verwenden lassen.

In der vierten Publikation wurde ein optimaler Schwellenwert bestimmt, mit dem bei hoher Validität Risikopatienten identifiziert werden konnten. Dieser optimale Schwellenwert lag bei 28 % Amputationswahrscheinlichkeit. Zudem konnte gezeigt werden, dass sich über die grafische Darstellung des prognostizierten Amputationsrisikos via Wahrscheinlichkeitsverteilungen Aussagen zur Variabilität der Risikoprognose ableiten lassen. Diese Ergebnisse zeigen grundsätzlich, dass Bayes'sche Prognosemodelle für die klinische Entscheidungsunterstützung geeignet sind.

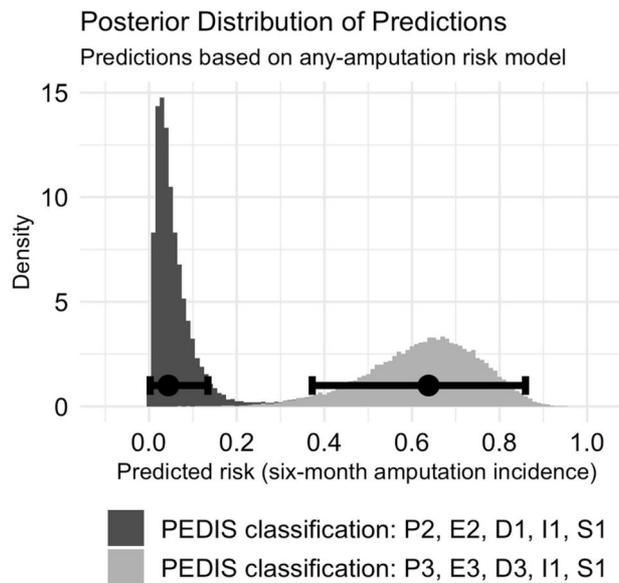


Abbildung 5: Wahrscheinlichkeitsverteilung der Amputationsprognose

Die dunkelgraue Verteilung zeigt ein geringeres Amputationsrisiko als die hellgraue Verteilung; die horizontalen Fehlerbalken stellen das 95 % Kreditibilitätsintervall dar, der Punkt auf dem Fehlerbalken stellt den Mittelwert der Verteilung und damit das mittlere Amputationsrisiko dar

#### 5.4 Integration der Forschungsarbeiten

An dieser Stelle verzahnen sich die drei untersuchten informatorischen Komponenten dieser Dissertation. Der Gesetzgeber fördert mit verschiedenen Maßnahmen die Bereitstellung und die Verfügbarkeit elektronischer Patientenakten. Jenseits einer elektronischen Wunddokumentation als domänenspezifischer Teil einer Patientenakte sind bereits einfache Basisakten im Sinne der Definition von Jha et al. [155] fähig, wundrelevante Informationen zu beinhalten, z. B. in der medizinischen Basisdokumentation, der Pflegedokumentation oder dem Arztbrief und dem Pflegebericht.

Für die Realisierung einer Patientenakte, die über die von Jha et al. definierte Basisakte hinausgeht und umfassende Informationen für die Wundversorgung enthält, sind weitere Arbeiten notwendig. Eine dieser Publikation ist die erwähnte Anschlussarbeit rund um das MIO Überleitungsbogen Chronische Wunde, wozu die zweite Publikation bedeutende Ergebnisse liefert. Allerdings muss berücksichtigt werden, dass das primäre Ziel der MIOs und spezifisch des MIOs Überleitungsbogen Chronische Wunde in der Aufnahme sowie der Bereitstellung der Informationen für den Versorgungsprozess besteht und die Forschungsrelevanz sekundär ist. Inwiefern diese Daten dann auch für die Forschung und die Wissenserzeugung, z. B. in Lernenden Gesundheitssystemen, relevant sind, bleibt zu prüfen. Allerdings finden sich Überschneidungen zu forschungsrelevanten Klassifikationen wie dem PEDIS-System, etwa die Wundfläche und die -tiefe, der Infektionsstatus oder Informationen zu der Durchblutungsstörung. Da diese Daten in vorliegender Dissertation für die Entwicklung des Prognosemodells eingesetzt wurden und valide Ergebnisse produzierten, ist anzunehmen, dass das

wundrelevante medizinische Informationsobjekt potenziell auch eine Grundlage für eine forschungskompatible Patientenakte bietet und damit ebenso hochrelevant für wundbezogene Lernende Gesundheitssysteme ist. So kann das erstellte Prognosemodell für das Amputationsrisiko, das aktuell schon valide Prognosen produziert und damit die Grundlage für ein entscheidungsunterstützendes System bietet, auf eine breitere Datenbasis gestellt werden und weiter verbessert werden. Zudem können in einem Lernenden Gesundheitssystem für die Wundversorgung mit einer interoperablen elektronischen Patientenakte als Datenbasis andere Fragestellungen aus der klinischen Versorgung zeitnah erforscht werden.

Bis diese breitere Datenbasis in den kommenden Jahren verfügbar ist, steht mit dem in dieser Dissertation entwickelten Prognosemodell ein valides System für die klinische Entscheidungsunterstützung zur Verfügung, das Kliniker dabei unterstützt, Patienten mit einem hohen Amputationsrisiko frühzeitig zu identifizieren.

### 5.5 Lernende Gesundheitssysteme für die klinische Entscheidungsunterstützung

Wie in Abschnitt 2.1 gezeigt wurde, basieren Lernende Gesundheitssysteme auch auf Systemen zur klinischen Entscheidungsunterstützung, die beispielsweise auf statistischen Modellen wie dem in dieser Arbeit (Publikationen 3 und 4) erstellten Risiko-Prognosemodell beruhen. Sie sind in diesem Konzept ein bedeutendes Instrument für den Transfer von erzeugtem Wissen in die klinische Versorgung, weshalb sie eine hohe Relevanz besitzen. Die folgende Diskussion des erstellten Prognosemodells als entscheidungsunterstützendes System orientiert sich am Strategiepapier der American Medical Informatics Association (AMIA) [156] für eine zielführende Nutzung entscheidungsunterstützender Systeme. Dieses Papier enthält drei Ziele, die im Folgenden betrachtet werden.

#### *Hohe Verfügbarkeit der entscheidungsunterstützenden Systeme*

Das erste Ziel der AMIA ist eine hohe Adoption der entscheidungsunterstützenden Systeme, womit eine Zielkongruenz mit der NAM besteht, die ebenfalls eine hohe Adoption verfolgen, wenn sie davon spricht, dass 90 % der klinischen Entscheidungen von digitalen, datengetriebenen Systemen unterstützt werden sollen. Der IT-Report Gesundheitswesen der Forschungsgruppe Informatik im Gesundheitswesen zeigte jedoch im Kontrast zum Ziel einer hohen Adoption, dass im Jahr 2019 nicht einmal jedes zehnte Krankenhaus (8.5 %) ein entscheidungsunterstützendes System für die Diagnostik, die Therapie oder die Pflege in Deutschland nutzte [140].

Dass das Thema der geringen Verfügbarkeit digitaler Technologien im Gesundheitswesen auch in den Fokus der Gesetzgebung rückte, zeigen die in Kapitel 5.1 vorgestellten Gesetze: das Digitale Versorgungs-Gesetz [157], das Krankenhauszukunftsgesetz und das Patientendatenschutzgesetz, deren Kernziel die flächendeckende Digitalisierung des Gesundheitswesens ist. Das Krankenhauszukunftsgesetz fördert dezidiert Digitalisierungsprojekte, die Systeme zur Entscheidungsunterstützung umsetzen, um der geringen Verfügbarkeit entgegenzuwirken und Potenziale für eine verbesserte Patientenversorgung zu realisieren [158]. Um eine entsprechende Finanzierung zu erhalten, müssen die Krankenhäuser Fördertatbestände erfüllen. Dazu zählt beispielsweise, dass die entscheidungsunterstützenden Systeme die klinischen Patientendaten in strukturierter Form digital aufnehmen können. Daran wird deutlich, dass der Gesetzgeber hierbei die Symbiose zwischen elektronischen Patientenakten und klinischer Entscheidungsunterstützung berücksichtigt, die ebenso durch Lernende Gesundheitssysteme gefördert werden sollen. Diese Gesetzesinitiative ist daher mit dem Versprechen verbunden, eine nachhaltige Förderung auch im Sinne Lernender Gesundheitssysteme zu sein. Offen bleibt jedoch, welche Anzahl von Krankenhäusern entscheidungsunterstützende Systeme beantragt und implementiert.

In dieser Arbeit wurde im Sinne der praxisbasierten Evidenz gemeinsam mit einem Partner des Lernenden Gesundheitssystems ROSE ein Prognosemodell für die Entscheidungsunterstützung erstellt, da dieser Partner durch ein datenbasiertes Modell bei Identifikation von Risikopatienten unterstützt werden wollte. Daran wird ersichtlich, dass diese Systeme von der Versorgungspraxis eingefordert werden. Das vorgestellte Konzept der Lernenden Gesundheitssysteme kann dazu beitragen, diese Systeme schnell auf Basis verfügbarer Daten gemeinsam mit der Praxis zu entwickeln, jedoch besteht Forschungsbedarf, ob Lernende Gesundheitssysteme allgemein eine nachhaltige und nutzenstiftende Systementwicklung über das Prinzip der praxisbasierten Evidenz ermöglichen.

#### *AMIA-Ziel 2: Bereitstellung der entscheidungsunterstützenden Systeme*

Die AMIA erkennt, dass für eine hohe Adoption und Nutzung entscheidungsunterstützender Systeme die geeignete Bereitstellung der Informationen in der Versorgungspraxis hochrelevant ist. Der in vorliegender Arbeit gewählte Bayes'sche Modellierungsansatz ist in dieser Hinsicht nicht nur für das Lernen relevant, sondern kann auch einen Beitrag für eine geeignete Informationsbereitstellung leisten, denn durch diesen Ansatz wird nicht nur kontinuierliches Lernen ermöglicht, sondern ebenso die Möglichkeit geschaffen, transparent die assoziierte Unsicherheit der Prognose zu kommunizieren. So

bieten Bayes'sche Modelle im Gegensatz zu traditionellen Methoden, die nur Punktschätzer und Konfidenzintervalle berechnen [136,159], zusätzlich eine Wahrscheinlichkeitsverteilung des prognostizierten Amputationsrisikos. Diese Präsentation hat den Vorteil, dass neben dem geschätzten Amputationsrisiko auch die Varianz dieser Schätzung verfügbar ist. Je höher die Varianz des prognostizierten Risikos ist, desto größer ist die assoziierte Unsicherheit der Prognose.

Abbildung 5 enthält zwei Prognosen für zwei unterschiedliche Patientenfälle. Im ersten Fall (dunkelgraue Wahrscheinlichkeitsverteilung) prognostiziert das System auf Basis der PEDIS-Klassifikation ein geringes Amputationsrisiko von 5 % mit geringer Varianz in der Wahrscheinlichkeitsverteilung (95 % Kreditibilitätsintervall<sup>24</sup> verläuft von 1 % bis 14 %). Im zweiten individuellen Patientenfall (hellgrau) prognostiziert das System ein höheres Amputationsrisiko (63 %) – mit einer höheren Varianz in der Wahrscheinlichkeitsverteilung (95 % Kreditibilitätsintervall verläuft von 38 % bis 86 %). Im Vergleich zur ersten Prognose demonstriert diese höhere Varianz eine größere Unsicherheit. Mit der Varianz kommuniziert ein Bayes'sches Modell fehlendes Wissen, das für eine bessere Prognose erforderlich wäre (was auch als epistemische Unsicherheit [160] bezeichnet wird, die im folgenden Abschnitt zum kontinuierlichen Lernen erläutert und diskutiert wird). Durch die Fähigkeit, fehlendes Wissen zu kommunizieren, informiert das Prognosemodell seine Anwender transparent über die eigene Leistungsfähigkeit. Dieser Umstand lässt die Hypothese zu, dass dadurch tendenziell das Vertrauen von Klinikern in die Systeme gestärkt werden kann, wodurch potenziell eine höhere Nutzung versprochen wird. Allerdings sind weitere Forschungsarbeiten notwendig, um diese Hypothese zu prüfen.

#### *AMIA-Ziel 3: Kontinuierliche Verbesserung der entscheidungsunterstützenden Systeme*

Das dritte Ziel, das laut der AMIA-Strategie für einen erfolgreichen Einsatz verfolgt werden muss, ist die kontinuierliche Verbesserung der entscheidungsunterstützenden Systeme. Diese Forderung ist kongruent mit dem Ziel Lernender Gesundheitssysteme, kontinuierliches Lernen und damit Verbesserung anzustreben, indem stetig klinisches Wissen als natürliches Produkt der Patientenversorgung erzeugt wird [16].

Diese kontinuierliche Verbesserung wird durch die schon angesprochene Bereitstellung der Wahrscheinlichkeitsverteilungen der Risikoprognose deutlich. Wie gezeigt wurde, hat die

---

<sup>24</sup> Das 95% Kreditibilitätsintervall ist ein Kennwert der Bayes'schen Statistik und ist nicht mit dem klassischen Konfidenzintervall zu verwechseln. Jeder Wert innerhalb des Kreditibilitätsintervalls hat eine höhere Wahrscheinlichkeit (bzw. Dichte) als Werte außerhalb und insgesamt 95% der Werte befinden sich innerhalb des Kreditibilitätsintervalls. Das 95% Konfidenzintervall hingegen enthält den wahren zu schätzenden (Populations-) Parameter mit einer Wahrscheinlichkeit von 95%.

Wahrscheinlichkeitsverteilung eine höhere Varianz bei Patienten mit einem tendenziell hohen Wert in der PEDIS-Klassifikation. Diese höhere Varianz ist ein Indiz für eine höhere Unsicherheit bei der Prognose, was darauf hindeutet, dass dem Modell bislang Daten mangeln – insbesondere zu Patienten mit einem tendenziell hohen Wert in der PEDIS-Klassifikation –, um präzisere Prognosen abzugeben. Jener Datenmangel reflektiert das fehlende Wissen, das in diesem Kontext auch als epistemische Unsicherheit<sup>25</sup> des Systems bezeichnet wird [160,161]. Das Bayes'sche Modell kann jedoch Daten weiterer Patientenfälle, sobald sie verfügbar sind, berücksichtigen und integrieren, um dadurch diese epistemische Unsicherheit zu reduzieren sowie die Prognosen zu präzisieren. Da beispielhaft demonstriert wurde, dass das Modell den Lernzyklus durchlaufen kann, kann auch diese epistemische Unsicherheit durch eintreffende Daten reduziert werden. Das Modell kommt somit einerseits der Forderung nach kontinuierlichem Lernen der Lernenden Gesundheitssysteme nach, andererseits erfüllt diese Eigenschaft des Prognosemodells auch das AMIA-Ziel, dass die entscheidungsunterstützenden Systeme sich stetig verbessern müssen.

Diese Diskussion entlang der AMIA-Strategie für entscheidungsunterstützende Systeme zeigt einerseits, dass die informatorische Komponente des erstellten Prognosemodells diese Ziele potenziell unterstützt und Systeme, die auf Bayes'schen Methoden basieren, lohnend für die klinische Entscheidungsunterstützung sein können. Allerdings fehlen hierbei Erfahrungen, die durch weitere Forschungsarbeiten kompensiert werden sollten. Allgemein wird in dieser Diskussion auch deutlich, dass Lernende Gesundheitssysteme ein Katalysator sein können, um die Verfügbarkeit sowie die Nutzung entscheidungsunterstützender Systeme zu steigern und damit das erhoffte Potenzial einer sicheren und besseren Gesundheitsversorgung zu realisieren.

## 5.6 Limitationen

Die in dieser Dissertation vorgestellten Methoden und Ergebnisse zur Untersuchung dreier Komponenten Lernender Gesundheitssysteme für die Wundversorgung haben Limitationen. Die Arbeit zur Modellierung der Diffusionskurve elektronischer Patientenakten wurde im Jahr 2019 durchgeführt und nutzte Daten aus den Jahren 2007 bis 2017. Damit fällt diese Arbeit in den Zeitraum vor dem Krankenhauszukunftsgesetz, was bei der Interpretation der Ergebnisse berücksichtigt werden muss,

---

<sup>25</sup> Die Unsicherheit eines Prognosesystems setzt sich aus epistemischer und aleatorischer Unsicherheit zusammen. Während epistemische Unsicherheit durch Integration zusätzlicher Daten reduziert werden kann, ist die aleatorische Unsicherheit nicht reduzierbar, da sie durch begrenzte Beobachtungsfähigkeit und intrinsischem Zufall entsteht.

denn das Modell prognostiziert eine stagnierende Diffusion nach 2020, was zu dem Schluss führen muss, dass in Zukunft die elektronische Patientenakte nicht ausreichend verfügbar ist. Durch das Krankenhauszukunftsgesetz ändert sich jedoch eine zentrale Randbedingung, die Finanzierung der elektronischen Patientenakte. Nun ist zu erwarten, dass Krankenhäuser, die in der Vergangenheit kaum Investitionsmittel für diese Technologie zur Verfügung hatten, in die elektronische Akte investieren werden, wodurch die Verfügbarkeit steigt und die Diffusionskurve einen anderen Verlauf nehmen wird, als das vorgestellte Modell prognostiziert. Ob sich dadurch ein positiver Effekt für den Aufbau und den Betrieb nationaler sowie lokaler Lernender Gesundheitssysteme ergibt, bleibt offen, er ist aber nicht unwahrscheinlich. Allerdings sollten weitere Arbeiten im Bereich der Diffusionsforschung folgen, um die Diffusion der Technologie zu beobachten und die Effektivität der gesetzlichen Maßnahme zu evaluieren, was auch im Rahmen des Gesetzes vorgesehen ist. Zudem muss im Kontext Lernender Gesundheitssysteme für die Wundversorgung beachtet werden, dass bei der Diffusionskurve eine Definition der elektronischen Patientenakte berücksichtigt wurde, die keine fokussierte Sicht auf die wundrelevanten Inhalte ermöglicht. Um die Chancen für ein Lernendes Gesundheitssystem für die Wundversorgung zu evaluieren, sollten daher zukünftig insbesondere die Akzeptanz des MIO Überleitungsbogen Chronische Wunde beobachtet werden. Zudem sollte dessen Forschungsrelevanz näher untersucht werden.

Bei der Komponente der Interoperabilität zeigte sich, dass SNOMED CT eine geeignete Referenzterminologie für eine semantische Standardisierung für die Wundversorgung ist. Allerdings muss bei dieser Arbeit bedacht werden, dass ein Datensatz genutzt wurde, der sich auf die Dokumentation des Ulcus cruris bezieht, was beim Rückschluss auf die Nützlichkeit von SNOMED CT auf andere Wundtypen berücksichtigt werden muss. Beispielsweise ist die Dokumentation der Sensibilität beim diabetischen Fußsyndrom aufgrund seiner neuropathischen Pathophysiologie im Gegensatz zum Ulcus cruris hochrelevant. Gleichzeitig teilen sich die Wundtypen wie Ulcus cruris und diabetisches Fußsyndrom zahlreiche Informationselemente (wie Wundlokalisierung, -fläche oder -infektion), weshalb diese Ergebnisse auch Gültigkeit für das diabetische Fußsyndrom und andere chronische Wunden aufweisen. Eine Harmonisierung bei der Darstellung unterschiedlicher Wundtypen wird auch bei der Entwicklung des MIO Überleitungsbogen Chronische Wunde adressiert, sodass dort durch gezielte Ergänzungen das gesamte Spektrum der wundbezogenen Informationselemente abgebildet werden kann, was zu einer interoperablen elektronischen Patientenakte für die Wundversorgung beiträgt.

Das erstellte Prognosemodell basiert auf Daten eines klinischen Zentrums und umfasst eine tendenziell kleine Stichprobe von 237 Patienten. Damit ist die externe Validität des aktuellen Prognosemodells begrenzt. Allerdings wurde versucht, diese Limitation durch den Einsatz der Bayes'schen Methode abzufedern. Die verfügbare Evidenz der multizentrischen EURODIAL-Studie, die eine vergleichbaren Datenbasis publizierte [87], wurde als A-priori-Wissen in der Analyse genutzt. Dieses A-priori-Wissen wurden dann mit den verfügbaren Patientendaten aktualisiert. Somit enthält das Prognosemodell Informationen der EURODIAL-Studie sowie der vorliegenden monozentrischen Datenbasis. Dieses Vorgehen erhöht tendenziell die externe Evidenz und zeigt exemplarisch das kontinuierliche Lernen in einem lokalen Lernenden Gesundheitssystem. Eine weitere Limitation ist der Umstand, dass die genutzten Daten der PEDIS-Klassifikation nicht aus einer elektronischen Patientenakte, sondern aus einer weiteren Routinedokumentation stammen, die jenseits der elektronischen Patientenakte in einem IT-System erfolgt. Diese Daten basieren zudem nicht auf SNOMED-CT-Codes. Hierbei gibt es auf der Ebene der klinischen Dokumentation noch Potenziale für die standardisierte, elektronische Dokumentation. Gleichzeitig zeigt dieser Umstand jedoch auch die Möglichkeit an, mit Pragmatismus ein valides Prognosemodell zu erstellen.

Im Allgemeinen muss zudem beachtet werden, dass diese Dissertation drei ausgewählte informatorische Komponenten betrachtet, obwohl weitere Komponenten bedeutsam sind, um ein Lernendes Gesundheitssystem aufzubauen und zu betreiben. Dazu zählt beispielsweise die technologische Plattform, die die Daten zusammenführt und die Funktionen für das datengetriebene Lernen für einen Routinebetrieb bereitstellt. Zudem sind die in dieser Dissertation beschriebenen Komponenten informatorischer Art. Allerdings ist das Lernende Gesundheitssystem, wie gezeigt wurde, ein sozio-technologisches System, in dem die sozialen Komponenten der entscheidende Faktor dafür sind, die technologischen Aspekte erfolgreich einzusetzen, was insbesondere gilt, wenn sich Versorgungseinrichtungen von einer Meso- bis zur Makroebene zusammenschließen. Diese kann nur gelingen, wenn die Anreizstrukturen existieren und eine Kultur des Lernens entstehen kann. Zudem ist das Vertrauen eine notwendige Komponente, damit Daten für das Lernen ausgetauscht werden. Autoren weiterer Arbeiten sollten sich daher auch diesen sozialen Komponenten widmen.

## 5.7 Schlussfolgerung und Ausblick

Insgesamt greift der Autor in vorliegender Dissertation das hochrelevante und politisch diskutierte Thema Lernender Gesundheitssysteme auf. Dazu wurden ausgewählte informatorische Komponenten untersucht, die ihre Realisierung sowie ihren Betrieb ermöglichen. Letztlich wurden diese Komponenten

aus dem Blickwinkel der Wundversorgung betrachtet, da sich diese Perspektive auf die Lernenden Gesundheitssysteme besonders eignet. Grund dafür ist, dass die Evidenz, beispielsweise Leitlinien, in dem Bereich der Wundversorgung veraltet ist und die Versorgungseinrichtungen häufig auf eigene Erfahrungen vertrauen müssen, während Lernende Gesundheitssysteme eine schnellere Translation versprechen.

Die einleitende Untersuchung zeigte, dass die elektronische Patientenakte noch nicht flächendeckend in Deutschland existieren, was auch die Politik in ihrer aktuellen Gesetzgebung berücksichtigt, wie das Krankenhauszukunftsgesetz zeigt. Diese Förderung lässt auf zukünftig steigende Verfügbarkeit schließen, wodurch die Chancen auf ein nationales Lernendes Gesundheitssystem erhöht werden. Allerdings existieren schon gegenwärtig elektronische Patientenakten in innovativeren Krankenhäusern, die damit das technologische Potential haben, lokale Lernende Systeme zu errichten. Zudem konnte gezeigt werden, dass SNOMED CT als Referenzterminologie geeignet ist und empfohlen werden kann, um Interoperabilität für wundbezogene Informationselemente in einer elektronischen Patientenakte herzustellen. Diese interoperablen Informationselemente dienen als Grundlage für das wundbezogene *MIO* (Überleitungsbogen Chronische Wunde), das Teil der nationalen Patientenakte des deutschen Gesundheitswesens wird. Somit gibt es klare Anschlussarbeiten zu dieser Dissertation, um die Komponente der Interoperabilität für ein Lernendes Gesundheitssystem in der Wundversorgung zu realisieren.

Als Drittes wurde ein valides Prognosemodell für die klinische Entscheidungsunterstützung erstellt. Dieses demonstriert die Integration von a priori existierendem Wissen und demonstriert damit kontinuierliches Lernen im Sinne des Lernzyklus Lernender Gesundheitssysteme. Damit kann das erstellte Prognosemodell, das auf einer lokalen Ebene erstellt wurde, potenziell bis zur nationalen Ebene skalieren. Es unterstützt gleichzeitig die Lernprinzipien des kontinuierlichen Lernens und der praxisbasierten Evidenz.

Trotz dieser positiven Entwicklungen wird die Einrichtung eines nationalen Lernenden Gesundheitssystems (für die Wundversorgung) noch einige Zeit in Anspruch nehmen. Lokale Lernende Gesundheitssysteme scheinen jedoch in greifbare Nähe zu rücken. Zusammenfassend zeigt der Autor in dieser Arbeit, wie ein Weg zu Lernenden Gesundheitssystemen – nicht nur in der Wundversorgung – aussehen könnte: interoperable, domänenspezifische elektronische Patientenakten, die Daten für Bayes'sches Lernen zur Verbesserung der Gesundheitsversorgung liefern.

## 6 Literaturverzeichnis

- [1] E.H. Shortliffe, R. Davis, S.G. Axline, B.G. Buchanan, C.C. Green, and S.N. Cohen, Computer-based consultations in clinical therapeutics: Explanation and rule acquisition capabilities of the MYCIN system, *Comput. Biomed. Res.* **8** (1975) 303–320. doi:10.1016/0010-4809(75)90009-9.
- [2] S. Russell, and J. Bohannon, Artificial intelligence. Fears of an AI pioneer, *Science*. **349** (2015) 252. doi:10.1126/science.349.6245.252.
- [3] R.T. Sutton, D. Pincock, D.C. Baumgart, D.C. Sadowski, R.N. Fedorak, and K.I. Kroeker, An overview of clinical decision support systems: benefits, risks, and strategies for success, *Npj Digit. Med.* **3** (2020) 17. doi:10.1038/s41746-020-0221-y.
- [4] Z.M. Borab, M.A. Lanni, M.G. Tecce, C.J. Pannucci, and J.P. Fischer, Use of Computerized Clinical Decision Support Systems to Prevent Venous Thromboembolism in Surgical Patients: A Systematic Review and Meta-analysis, *JAMA Surg.* **152** (2017) 638–645. doi:10.1001/jamasurg.2017.0131.
- [5] L. Moja, K.H. Kwag, T. Lytras, L. Bertizzolo, L. Brandt, V. Pecoraro, G. Rigon, A. Vaona, F. Ruggiero, M. Mangia, A. Iorio, I. Kunnamo, and S. Bonovas, Effectiveness of computerized decision support systems linked to electronic health records: a systematic review and meta-analysis, *Am. J. Public Health.* **104** (2014) e12-22. doi:10.2105/AJPH.2014.302164.
- [6] K.M. Marasinghe, Computerised clinical decision support systems to improve medication safety in long-term care homes: a systematic review, *BMJ Open.* **5** (2015) e006539. doi:10.1136/bmjopen-2014-006539.
- [7] T.J. Bright, A. Wong, R. Dhurjati, E. Bristow, L. Bastian, R.R. Coeytaux, G. Samsa, V. Hasselblad, J.W. Williams, M.D. Musty, L. Wing, A.S. Kendrick, G.D. Sanders, and D. Lobach, Effect of clinical decision-support systems: a systematic review, *Ann. Intern. Med.* **157** (2012) 29–43. doi:10.7326/0003-4819-157-1-201207030-00450.
- [8] N.M. Souza, R.J. Sebaldt, J.A. Mackay, J.C. Prorok, L. Weise-Kelly, T. Navarro, N.L. Wilczynski, R.B. Haynes, and the CCDSS Systematic Review Team, Computerized clinical decision support systems for primary preventive care: A decision-maker-researcher partnership systematic review of effects on process of care and patient outcomes, *Implement. Sci.* **6** (2011) 87. doi:10.1186/1748-5908-6-87.
- [9] M.W.M. Jaspers, M. Smeulders, H. Vermeulen, and L.W. Peute, Effects of clinical decision-support systems on practitioner performance and patient outcomes: a synthesis of high-quality

systematic review findings, *J. Am. Med. Inform. Assoc. JAMIA*. **18** (2011) 327–334. doi:10.1136/amiajnl-2011-000094.

[10] A. Takiddin, J. Schneider, Y. Yang, A. Abd-Alrazaq, and M. Househ, Artificial Intelligence for Skin Cancer Detection: Scoping Review, *J. Med. Internet Res.* **23** (2021) e22934. doi:10.2196/22934.

[11] J.K. Kruschke, H. Aguinis, and H. Joo, The Time Has Come: Bayesian Methods for Data Analysis in the Organizational Sciences, *Organ. Res. Methods*. **15** (2012) 722–752. doi:10.1177/1094428112457829.

[12] J. Bijak, and J. Bryant, Bayesian demography 250 years after Bayes, *Popul. Stud.* **70** (2016) 1–19. doi:10.1080/00324728.2015.1122826.

[13] D. Mould, G. D'Haens, and R. Upton, Clinical Decision Support Tools: The Evolution of a Revolution, *Clin. Pharmacol. Ther.* **99** (2016) 405–418. doi:10.1002/cpt.334.

[14] R. van de Schoot, S.D. Winter, O. Ryan, M. Zondervan-Zwijenburg, and S. Depaoli, A systematic review of Bayesian articles in psychology: The last 25 years, *Psychol. Methods*. **22** (2017) 217–239. doi:10.1037/met0000100.

[15] Y. Li, S. Rao, A. Hassaine, R. Ramakrishnan, D. Canoy, G. Salimi-Khorshidi, M. Mamouei, T. Lukasiewicz, and K. Rahimi, Deep Bayesian Gaussian processes for uncertainty estimation in electronic health records, *Sci. Rep.* **11** (2021) 20685. doi:10.1038/s41598-021-00144-6.

[16] Institute of Medicine (US) Roundtable on Evidence-Based Medicine, The Learning Healthcare System: Workshop Summary, National Academies Press (US), Washington (DC), 2007. <http://www.ncbi.nlm.nih.gov/books/NBK53494/> (accessed September 16, 2022).

[17] E.W. Ford, N. Menachemi, and M.T. Phillips, Predicting the Adoption of Electronic Health Records by Physicians: When Will Health Care be Paperless?, *J. Am. Med. Inform. Assoc.* **13** (2006) 106–112. doi:10.1197/jamia.M1913.

[18] A.B. Bindman, P.J. Pronovost, and D.A. Asch, Funding Innovation in a Learning Health Care System, *JAMA*. **319** (2018) 119. doi:10.1001/jama.2017.18205.

[19] E.M. Antman, J. Lau, B. Kupelnick, F. Mosteller, and T.C. Chalmers, A comparison of results of meta-analyses of randomized control trials and recommendations of clinical experts. Treatments for myocardial infarction, *JAMA*. **268** (1992) 240–248.

[20] E.A. Balas, and S.A. Boren, Managing clinical knowledge for health care improvement, (2000). <https://augusta.openrepository.com/handle/10675.2/617990> (accessed August 14, 2020).

[21] M. Lelgemann, B. Lang, R. Kunz, and G. Antes, Leitlinien: Was haben Ärzte und Patienten

davon, *Bundesgesundheitsblatt Gesundheitsforschung Gesundheitsschutz*. **48** (2005) 215–220. doi:10.1007/s00103-004-0982-5.

[22] L.W. Green, Public Health Asks of Systems Science: To Advance Our Evidence-Based Practice, Can You Help Us Get More Practice-Based Evidence?, *Am. J. Public Health*. **96** (2006) 406–409. doi:10.2105/AJPH.2005.066035.

[23] M.A. Hernan, and J.M. Robins, *Causal Inference: What If*, CRC Press Inc, Boca Raton, 2022.

[24] J.E. Platt, M. Raj, and M. Wienroth, An Analysis of the Learning Health System in Its First Decade in Practice: Scoping Review, *J. Med. Internet Res.* **22** (2020) e17026. doi:10.2196/17026.

[25] C.P. Friedman, N.J. Allee, B.C. Delaney, A.J. Flynn, J.C. Silverstein, K. Sullivan, and K.A. Young, The science of Learning Health Systems: Foundations for a new journal, *Learn. Health Syst.* **1** (2017) e10020. doi:10.1002/lrh2.10020.

[26] Sachverständigenrat zur Begutachtung der Entwicklung im Gesundheitswesen, *Digitalisierung für Gesundheit Ziele und Rahmenbedingungen eines dynamisch lernenden Gesundheitssystems*, Bonn/ Berlin, 2021. <https://www.svr-gesundheit.de/gutachten/gutachten-2021/> (accessed September 16, 2022).

[27] R. Bohmer, J. Shand, D. Allwood, A. Wragg, and J. Mountford, Learning Systems: Managing Uncertainty in the New Normal of Covid-19, *NEJM Catal. Innov. Care Deliv.* (2020). <https://catalyst.nejm.org/doi/full/10.1056/CAT.20.0318> (accessed September 16, 2022).

[28] A. Wales, Decision support for Scotland's health and social care: learning from an outcomes-focused approach, *BMJ Health Care Inform.* **27** (2020) e100124. doi:10.1136/bmjhci-2019-100124.

[29] J. Rauch, *Datenintegration und Wissensgewinnung für lokale Learning Health Systems am Beispiel einer Zentralen Notaufnahme*, Universität Osnabrück, 2020. <https://repositorium.uni-osnabrueck.de/handle/urn:nbn:de:gbv:700-202008263489>.

[30] J. Dissemond, K. Kröger, and Initiative Chronische Wunden e.V., *Chronische Wunden: Diagnostik – Therapie – Versorgung*, 1st ed., Urban & Fischer Verlag/Elsevier GmbH, München, 2019.

[31] A.J. Pérez-Panero, M. Ruiz-Muñoz, R. Fernández-Torres, C. Formosa, A. Gatt, and M. González-Sánchez, Diabetic foot disease: a systematic literature review of patient-reported outcome measures, *Qual. Life Res. Int. J. Qual. Life Asp. Treat. Care Rehabil.* **30** (2021) 3395–3405. doi:10.1007/s11136-021-02892-4.

[32] M.H. Nabuurs-Franssen, M.S.P. Huijberts, A.C. Nieuwenhuijzen Kruseman, J. Willems, and N.C. Schaper, Health-related quality of life of diabetic foot ulcer patients and their caregivers,

*Diabetologia*. **48** (2005) 1906–1910. doi:10.1007/s00125-005-1856-6.

[33] A.J. Boulton, L. Vileikyte, G. Ragnarson-Tennvall, and J. Apelqvist, The global burden of diabetic foot disease, *The Lancet*. **366** (2005) 1719–1724. doi:10.1016/S0140-6736(05)67698-2.

[34] C. Giebeler, S. Riecke, and S. Riedl, Versorgung von chronischen Wunden und Wundheilungsstörungen, *Allg. Visz. Up2date*. **14** (2020) 451–462. doi:10.1055/a-1133-1336.

[35] Kommission PAVK und Diabetisches Fußsyndrom der DGG e. V., G. Rümenapf, S. Morbach, U. Rother, C. Uhl, H. Görtz, D. Böckler, C. -A. Behrendt, D. Hochlenert, G. Engels, and M. Sigl, Diabetisches Fußsyndrom – Teil 1: Definition, Pathophysiologie, Diagnostik und Klassifikation, *Chir.* **92** (2021) 81–94. doi:10.1007/s00104-020-01301-9.

[36] T.J. Foley, and L. Vale, A framework for understanding, designing, developing and evaluating learning health systems, *Learn. Health Syst.* (2022). doi:10.1002/lrh2.10315.

[37] T.J. Foley, and L. Vale, What role for learning health systems in quality improvement within healthcare providers?, *Learn. Health Syst.* **1** (2017) e10025. doi:10.1002/lrh2.10025.

[38] Institute of Medicine (US) Committee on Quality of Health Care in America, Crossing the Quality Chasm: A New Health System for the 21st Century, National Academies Press (US), Washington (DC), 2001. <http://www.ncbi.nlm.nih.gov/books/NBK222274/> (accessed December 29, 2021).

[39] S. McLachlan, H.W.W. Potts, K. Dube, D. Buchanan, S. Lean, T. Gallagher, O. Johnson, B. Daley, W. Marsh, and N. Fenton, The Heimdall framework for supporting characterisation of learning health systems, *BMJ Health Care Inform.* **25** (2018) 77–87. doi:10.14236/jhi.v25i2.996.

[40] A. Dagliati, V. Tibollo, L. Sacchi, A. Malovini, I. Limongelli, M. Gabetta, C. Napolitano, A. Mazzanti, P. De Cata, L. Chiovato, S. Priori, and R. Bellazzi, Big Data as a Driver for Clinical Decision Support Systems: A Learning Health Systems Perspective, *Front. Digit. Humanit.* **5** (2018) 8. doi:10.3389/fdigh.2018.00008.

[41] Institute of Medicine (US), Digital Infrastructure for the Learning Health System: The Foundation for Continuous Improvement in Health and Health Care: Workshop Series Summary, National Academies Press (US), Washington (DC), 2011. <http://www.ncbi.nlm.nih.gov/books/NBK83569/> (accessed December 29, 2021).

[42] C.P. Friedman, J.C. Rubin, and K.J. Sullivan, Toward an Information Infrastructure for Global Health Improvement, *Yearb. Med. Inform.* **26** (2017) 16–23. doi:10.15265/IY-2017-004.

[43] C.H. Tsai, A. Eghdam, N. Davoody, G. Wright, S. Flowerday, and S. Koch, Effects of Electronic Health Record Implementation and Barriers to Adoption and Use: A Scoping Review and Qualitative

Analysis of the Content, *Life*. **10** (2020) 327. doi:10.3390/life10120327.

[44] J. Rauch, J.-P. Weiss, F. Teuteberg, and U. Hübner, Konsolidierte Datenmodellierung von Versorgungsdaten mit dem Entity-Attribute-Value-Modell und Data Vault, *GMS Med. Inform. Biom. Epidemiol.* **13** (2017). doi:10.3205/mibe000170.

[45] M.L. Braunstein, Health Informatics on FHIR: How HL7's New API is Transforming Healthcare, 1st ed. 2018, Springer International Publishing : Imprint: Springer, Cham, 2018. doi:10.1007/978-3-319-93414-3.

[46] C.P. Friedman, A.K. Wong, and D. Blumenthal, Achieving a Nationwide Learning Health System, *Sci. Transl. Med.* (2010). doi:10.1126/scitranslmed.3001456.

[47] U. Hübner, B. Babitsch, S. Kortekamp, N. Egbert, and A. Braun von Reinersdorff, ROSE – the learning health care system in the Osnabrück-Emsland / ROSE – das lernende Gesundheitssystem in der Region Osnabrück-Emsland, *Int. J. Health Prof.* **3** (2016) 14–20. doi:10.1515/ijhp-2016-0006.

[48] Z. Landis-Lewis, J.C. Brehaut, H. Hochheiser, G.P. Douglas, and R.S. Jacobson, Computer-supported feedback message tailoring: theory-informed adaptation of clinical audit and feedback for learning and behavior change, *Implement. Sci.* **10** (2015) 12. doi:10.1186/s13012-014-0203-z.

[49] A.J. Flynn, C.P. Friedman, P. Boisvert, Z. Landis-Lewis, and C. Lagoze, The Knowledge Object Reference Ontology (KORO): A formalism to support management and sharing of computable biomedical knowledge for learning health systems, *Learn. Health Syst.* **2** (2018) e10054. doi:10.1002/lrh2.10054.

[50] WORLD HEALTH ORGANIZATION, Country has national Electronic Health Record (EHR), (n.d.). <https://www.who.int/data/gho/indicator-metadata-registry/imr-details/4791> (accessed September 16, 2022).

[51] C.B. Peterson, C. Hamilton, and P. Hasvold, From innovation to implementation: eHealth in the WHO European region, WHO Regional Office for Europe, Copenhagen, Denmark, 2016.

[52] P. Haas, Einrichtungsübergreifende Elektronische Patientenakten, in: F. Fischer, and A. Krämer (Eds.), EHealth Dtschl. Anforderungen Potenziale Innov. Versorg., Springer, Berlin, Heidelberg, 2016: pp. 183–201. doi:10.1007/978-3-662-49504-9\_9.

[53] H. Atasoy, B.N. Greenwood, and J.S. McCullough, The Digitization of Patient Care: A Review of the Effects of Electronic Health Records on Health Care Quality and Utilization, *Annu. Rev. Public Health.* **40** (2019) 487–500. doi:10.1146/annurev-publhealth-040218-044206.

[54] P. Campanella, E. Lovato, C. Marone, L. Fallacara, A. Mancuso, W. Ricciardi, and M.L.

Specchia, The impact of electronic health records on healthcare quality: a systematic review and meta-analysis, *Eur. J. Public Health.* **26** (2016) 60–64. doi:10.1093/eurpub/ckv122.

[55] P. Coorevits, M. Sundgren, G.O. Klein, A. Bahr, B. Claerhout, C. Daniel, M. Dugas, D. Dupont, A. Schmidt, P. Singleton, G. De Moor, and D. Kalra, Electronic health records: new opportunities for clinical research, *J. Intern. Med.* **274** (2013) 547–560. doi:10.1111/joim.12119.

[56] W.L. Bennett, C.T. Bramante, S.D. Rothenberger, J.L. Kraschnewski, S.J. Herring, M.R. Lent, J.M. Clark, M.B. Conroy, H. Lehmann, N. Cappella, M. Gauvey-Kern, J. McCullough, and K.M. McTigue, Patient Recruitment Into a Multicenter Clinical Cohort Linking Electronic Health Records From 5 Health Systems: Cross-sectional Analysis, *J. Med. Internet Res.* **23** (2021) e24003. doi:10.2196/24003.

[57] B. Schreiweis, B. Trinczek, F. Köpcke, T. Leusch, R.W. Majeed, J. Wenk, B. Bergh, C. Ohmann, R. Röhrig, M. Dugas, and H.-U. Prokosch, Comparison of Electronic Health Record System Functionalities to support the patient recruitment process in clinical trials, *Int. J. Med. Inf.* **83** (2014) 860–868. doi:10.1016/j.ijmedinf.2014.08.005.

[58] A. Lamer, N. Depas, M. Doutreligne, A. Parrot, D. Verloop, M.-M. Defebvre, G. Ficheur, E. Chazard, and J.-B. Beuscart, Transforming French Electronic Health Records into the Observational Medical Outcome Partnership’s Common Data Model: A Feasibility Study, *Appl. Clin. Inform.* **11** (2020) 013–022. doi:10.1055/s-0039-3402754.

[59] S. Semler, F. Wissing, and R. Heyder, German Medical Informatics Initiative: A National Approach to Integrating Health Data from Patient Care and Medical Research, *Methods Inf. Med.* **57** (2018) e50–e56. doi:10.3414/ME18-03-0003.

[60] C. Maier, L. Lang, H. Storf, P. Vormstein, R. Bieber, J. Bernarding, T. Herrmann, C. Haverkamp, P. Horki, J. Laufer, F. Berger, G. Höning, H.W. Fritsch, J. Schüttler, T. Ganslandt, H.U. Prokosch, and M. Sedlmayr, Towards Implementation of OMOP in a German University Hospital Consortium, *Appl. Clin. Inform.* **09** (2018) 54–61. doi:10.1055/s-0037-1617452.

[61] International Organization for Standardisation (ISO), Health informatics — Electronic health record communication — Part 1: Reference model, International Organization for Standardisation (ISO), Geneva, 2019.

[62] B. Rothman, J.C. Leonard, and M.M. Vigoda, Future of electronic health records: implications for decision support., *Mt. Sinai J. Med. N. Y.* **79** (2012) 757–768. doi:10.1002/msj.21351.

[63] M.L. Braunstein, Health Care in the Age of Interoperability: The Potential and Challenges, *IEEE Pulse.* **9** (2018) 34–36. doi:10.1109/MPUL.2018.2856941.

- [64] T. Benson, and G. Grieve, Principles of Health Interoperability: SNOMED CT, HL7 and FHIR, Springer International Publishing, Cham, 2016. <http://link.springer.com/10.1007/978-3-319-30370-3> (accessed May 9, 2019).
- [65] IEEE Standard Computer Dictionary: A Compilation of IEEE Standard Computer Glossaries, *IEEE Std 610*. (1991) 1–217. doi:10.1109/IEEESTD.1991.106963.
- [66] M.L. Braunstein, Healthcare in the Age of Interoperability: The Promise of Fast Healthcare Interoperability Resources, *IEEE Pulse*. **9** (2018) 24–27. doi:10.1109/MPUL.2018.2869317.
- [67] S. Gehring, and R. Eulenfeld, German Medical Informatics Initiative: Unlocking Data for Research and Health Care, *Methods Inf. Med.* **57** (2018) e46–e49. doi:10.3414/ME18-13-0001.
- [68] Stellungnahme des Nationalen Steuerungsgremiums der Medizininformatik-Initiative zum Patientendaten-Schutzgesetz, 2020. <https://www.medizininformatik-initiative.de/en/node/386>.
- [69] S. Bhattacharyya, Introduction to SNOMED CT, Springer Singapore, Singapore, 2016. doi:10.1007/978-981-287-895-3.
- [70] R.H. Dolin, and L. Alschuler, Approaching semantic interoperability in Health Level Seven, *J. Am. Med. Inform. Assoc.* **18** (2011) 99–103. doi:10.1136/jamia.2010.007864.
- [71] M.L. Braunstein, Health Care in the Age of Interoperability: Part 4, *IEEE Pulse*. **10** (2019) 31–33. doi:10.1109/MPULS.2019.2899706.
- [72] A. Edwards, I. Hollin, J. Barry, and S. Kachnowski, Barriers to cross--institutional health information exchange: a literature review, *J. Healthc. Inf. Manag. JHIM*. **24** (2010) 22–34.
- [73] SNOMED International, *SNOMED Memb.* (n.d.). <https://www.snomed.org/our-stakeholders/members> (accessed January 13, 2022).
- [74] M.R. Cowie, J.I. Blomster, L.H. Curtis, S. Duclaux, I. Ford, F. Fritz, S. Goldman, S. Janmohamed, J. Kreuzer, M. Leenay, A. Michel, S. Ong, J.P. Pell, M.R. Southworth, W.G. Stough, M. Thoenes, F. Zannad, and A. Zalewski, Electronic health records to facilitate clinical research, *Clin. Res. Cardiol.* **106** (2017) 1–9. doi:10.1007/s00392-016-1025-6.
- [75] C. Gaudet-Blavignac, J.L. Raisaro, V. Touré, S. Österle, K. Cramer, and C. Lovis, A National, Semantic-Driven, Three-Pillar Strategy to Enable Health Data Secondary Usage Interoperability for Research Within the Swiss Personalized Health Network: Methodological Study, *JMIR Med. Inform.* **9** (2021) e27591. doi:10.2196/27591.
- [76] R. Vuokko, P. Mäkelä-Bengs, H. Hyppönen, M. Lindqvist, and P. Doupi, Impacts of structuring the electronic health record: Results of a systematic literature review from the perspective of secondary

use of patient data, *Int. J. Med. Inf.* **97** (2017) 293–303. doi:10.1016/j.ijmedinf.2016.10.004.

[77] J.F. Guest, G.W. Fuller, and P. Vowden, Cohort study evaluating the burden of wounds to the UK's National Health Service in 2017/2018: update from 2012/2013, *BMJ Open*. **10** (2020) e045253. doi:10.1136/bmjopen-2020-045253.

[78] D. Hochlenert, G. Engels, and S. Morbach, Das diabetische Fußsyndrom – Über die Entität zur Therapie, Springer Berlin Heidelberg, Berlin, Heidelberg, 2014. doi:10.1007/978-3-662-43944-9.

[79] N. Lascar, J. Brown, H. Pattison, A.H. Barnett, C.J. Bailey, and S. Bellary, Type 2 diabetes in adolescents and young adults, *Lancet Diabetes Endocrinol.* **6** (2018) 69–80. doi:10.1016/S2213-8587(17)30186-9.

[80] P. Saeedi, I. Petersohn, P. Salpea, B. Malanda, S. Karuranga, N. Unwin, S. Colagiuri, L. Guariguata, A.A. Motala, K. Ogurtsova, J.E. Shaw, D. Bright, and R. Williams, Global and regional diabetes prevalence estimates for 2019 and projections for 2030 and 2045: Results from the International Diabetes Federation Diabetes Atlas, 9th edition, *Diabetes Res. Clin. Pract.* **157** (2019) 107843. doi:10.1016/j.diabres.2019.107843.

[81] IDF Diabetes Atlas, 10th edn., Brussels, Belgium, 2021. <https://www.diabetesatlas.org>.

[82] P. Zhang, J. Lu, Y. Jing, S. Tang, D. Zhu, and Y. Bi, Global epidemiology of diabetic foot ulceration: a systematic review and meta-analysis, *Ann. Med.* **49** (2017) 106–116. doi:10.1080/07853890.2016.1231932.

[83] Deutscher Ärzteverlag GmbH, Redaktion Deutsches Ärzteblatt, Diabetisches Fußsyndrom: Zu viele Amputationen, *Dtsch. Ärztebl.* (2016). <https://www.aerzteblatt.de/archiv/175053/Diabetisches-Fusssyndrom-Zu-viele-Amputationen> (accessed September 16, 2022).

[84] D. Goodridge, E. Trepman, and J.M. Embil, Health-related quality of life in diabetic patients with foot ulcers: literature review, *J. Wound Ostomy Cont. Nurs. Off. Publ. Wound Ostomy Cont. Nurses Soc.* **32** (2005) 368–377.

[85] F.K. Barg, P.F. Cronholm, E.E. Easley, T. Davis, M. Hampton, D.S. Malay, C. Donohue, J. Song, S.R. Thom, and D.J. Margolis, A qualitative study of the experience of lower extremity wounds and amputations among people with diabetes in Philadelphia, *Wound Repair Regen. Off. Publ. Wound Heal. Soc. Eur. Tissue Repair Soc.* **25** (2017) 864–870. doi:10.1111/wrr.12593.

[86] A.M. Beattie, R. Campbell, and K. Vedhara, “What ever I do it is a lost cause.” The emotional and behavioural experiences of individuals who are ulcer free living with the threat of developing further diabetic foot ulcers: a qualitative interview study, *Health Expect. Int. J. Public Particip. Health Care*

*Health Policy*. **17** (2014) 429–439. doi:10.1111/j.1369-7625.2012.00768.x.

[87] L. Prompers, N. Schaper, J. Apelqvist, M. Edmonds, E. Jude, D. Mauricio, L. Uccioli, V. Urbancic, K. Bakker, P. Holstein, A. Jirkovska, A. Piaggese, G. Ragnarson-Tennvall, H. Reike, M. Spraul, K. Van Acker, J. Van Baal, F. Van Merode, I. Ferreira, and M. Huijberts, Prediction of outcome in individuals with diabetic foot ulcers: focus on the differences between individuals with and without peripheral arterial disease. The EURODIALE Study, *Diabetologia*. **51** (2008) 747–755. doi:10.1007/s00125-008-0940-0.

[88] L. von Ferber, I. Köster, and H. Hauner, Medical Costs of Diabetic Complications Total Costs and Excess Costs by Age and Type of Treatment Results of the German CoDiM Study, *Exp. Clin. Endocrinol. Diabetes*. **115** (2007) 97–104. doi:10.1055/s-2007-949152.

[89] M.L. Alva, A. Gray, B. Mihaylova, J. Leal, and R.R. Holman, The impact of diabetes-related complications on healthcare costs: new results from the UKPDS (UKPDS 84), *Diabet. Med.* **32** (2015) 459–466. doi:10.1111/dme.12647.

[90] J.E. Shaw, R.A. Sicree, and P.Z. Zimmet, Global estimates of the prevalence of diabetes for 2010 and 2030, *Diabetes Res. Clin. Pract.* **87** (2010) 4–14. doi:10.1016/j.diabres.2009.10.007.

[91] D.W. Zochodne, Diabetic polyneuropathy: an update., *Curr. Opin. Neurol.* **21** (2008) 527–533. doi:10.1097/WCO.0b013e32830b84cb.

[92] J.M. Forbes, and M.E. Cooper, Mechanisms of diabetic complications, *Physiol. Rev.* **93** (2013) 137–188. doi:10.1152/physrev.00045.2011.

[93] M.H. Criqui, and V. Aboyans, Epidemiology of Peripheral Artery Disease, *Circ. Res.* **116** (2015) 1509–1526. doi:10.1161/CIRCRESAHA.116.303849.

[94] C.C. Low Wang, J.I. Blomster, G. Heizer, J.S. Berger, I. Baumgartner, F.G.R. Fowkes, P. Held, B.G. Katona, L. Norgren, W.S. Jones, R.D. Lopes, J.W. Olin, F.W. Rockhold, K.W. Mahaffey, M.R. Patel, and W.R. Hiatt, Cardiovascular and Limb Outcomes in Patients With Diabetes and Peripheral Artery Disease, *J. Am. Coll. Cardiol.* **72** (2018) 3274–3284. doi:10.1016/j.jacc.2018.09.078.

[95] M. Lepäntalo, J. Apelqvist, C. Setacci, J.-B. Ricco, G. de Donato, F. Becker, H. Robert-Ebadi, P. Cao, H.H. Eckstein, P. De Rango, N. Diehm, J. Schmidli, M. Teraa, F.L. Moll, F. Dick, and A.H. Davies, Chapter V: Diabetic Foot, *Eur. J. Vasc. Endovasc. Surg.* **42** (2011) S60–S74. doi:10.1016/S1078-5884(11)60012-9.

[96] L. Prompers, M. Huijberts, J. Apelqvist, E. Jude, A. Piaggese, K. Bakker, M. Edmonds, P. Holstein, A. Jirkovska, D. Mauricio, G. Ragnarson Tennvall, H. Reike, M. Spraul, L. Uccioli, V. Urbancic,

K. Van Acker, J. van Baal, F. van Merode, and N. Schaper, High prevalence of ischaemia, infection and serious comorbidity in patients with diabetic foot disease in Europe. Baseline results from the Eurodiale study, *Diabetologia*. **50** (2007) 18–25. doi:10.1007/s00125-006-0491-1.

[97] L.A. Lavery, N.A. Hunt, J. LaFontaine, C.L. Baxter, A. Ndip, and A.J.M. Boulton, Diabetic Foot Prevention: A neglected opportunity in high-risk patients, *Diabetes Care*. **33** (2010) 1460–1462. doi:10.2337/dc10-0310.

[98] S.A. Bus, J.J. Van Netten, R.J. Hinchliffe, J. Apelqvist, B.A. Lipsky, N.C. Schaper, and IWGDF Editorial Board, Standards for the development and methodology of the 2019 International Working Group on the Diabetic Foot guidelines, *Diabetes Metab. Res. Rev.* **36** (2020). doi:10.1002/dmrr.3267.

[99] M. Ndosi, A. Wright-Hughes, S. Brown, M. Backhouse, B.A. Lipsky, M. Bhogal, C. Reynolds, P. Vowden, E.B. Jude, J. Nixon, and E.A. Nelson, Prognosis of the infected diabetic foot ulcer: a 12-month prospective observational study, *Diabet. Med. J. Br. Diabet. Assoc.* **35** (2018) 78–88. doi:10.1111/dme.13537.

[100] J. Apelqvist, J. Larsson, and C.D. Agardh, Long-term prognosis for diabetic patients with foot ulcers, *J. Intern. Med.* **233** (1993) 485–491.

[101] J. Kalish, and A. Hamdan, Management of diabetic foot problems, *J. Vasc. Surg.* **51** (2010) 476–486. doi:10.1016/j.jvs.2009.08.043.

[102] A. Johannesson, G.-U. Larsson, N. Ramstrand, A. Turkiewicz, A.-B. Wiréhn, and I. Atroshi, Incidence of Lower-Limb Amputation in the Diabetic and Nondiabetic General Population, *Diabetes Care*. **32** (2009) 275–280. doi:10.2337/dc08-1639.

[103] D.J. Margolis, D.S. Malay, O.J. Hoffstad, C.E. Leonard, T. MaCurdy, K.L. de Nava, Y. Tan, T. Molina, and K.L. Siegel, Incidence of diabetic foot ulcer and lower extremity amputation among Medicare beneficiaries, 2006 to 2008: Data Points #2, in: Data Points Publ. Ser., Agency for Healthcare Research and Quality (US), Rockville (MD), 2011. <http://www.ncbi.nlm.nih.gov/books/NBK65149/> (accessed May 9, 2022).

[104] C. Trautner, B. Haastert, G. Giani, and M. Berger, Incidence of lower limb amputations and diabetes, *Diabetes Care*. **19** (1996) 1006–1009. doi:10.2337/diacare.19.9.1006.

[105] C. Trautner, B. Haastert, M. Spraul, G. Giani, and M. Berger, Unchanged incidence of lower-limb amputations in a German City, 1990-1998, *Diabetes Care*. **24** (2001) 855–859. doi:10.2337/diacare.24.5.855.

[106] C.-A. Behrendt, B. Sigvant, Z. Szeberin, B. Beiles, N. Eldrup, I.A. Thomson, M. Venermo, M.

- Altreuther, G. Menyhei, J. Nordanstig, M. Clarke, H.C. Rieß, M. Björck, and E.S. Debus, International Variations in Amputation Practice: A VASCUNET Report, *Eur. J. Vasc. Endovasc. Surg.* **56** (2018) 391–399. doi:10.1016/j.ejvs.2018.04.017.
- [107] S. Arya, Z. Binney, A. Khakharia, L.P. Brewster, P. Goodney, R. Patzer, J. Hockenberry, and P.W.F. Wilson, Race and Socioeconomic Status Independently Affect Risk of Major Amputation in Peripheral Artery Disease, *J. Am. Heart Assoc.* **7** (2018) e007425. doi:10.1161/JAHA.117.007425.
- [108] D.G. Armstrong, M.A. Swerdlow, A.A. Armstrong, M.S. Conte, W.V. Padula, and S.A. Bus, Five year mortality and direct costs of care for people with diabetic foot complications are comparable to cancer, *J. Foot Ankle Res.* **13** (2020) 16. doi:10.1186/s13047-020-00383-2.
- [109] N.C. Schaper, Diabetic foot ulcer classification system for research purposes: a progress report on criteria for including patients in research studies, *Diabetes Metab. Res. Rev.* **20** (2004) S90–S95. doi:10.1002/dmrr.464.
- [110] L.A. Lavery, D.G. Armstrong, R.P. Wunderlich, M.J. Mohler, C.S. Wendel, and B.A. Lipsky, Risk Factors for Foot Infections in Individuals With Diabetes, *Diabetes Care.* **29** (2006) 1288–1293. doi:10.2337/dc05-2425.
- [111] M. Monteiro-Soares, E.J. Boyko, W. Jeffcoate, J.L. Mills, D. Russell, S. Morbach, and F. Game, Diabetic foot ulcer classifications: A critical review, *Diabetes Metab. Res. Rev.* **36** (2020). doi:10.1002/dmrr.3272.
- [112] R.O. Forsythe, B.A. Ozdemir, E.S. Chemla, K.G. Jones, and R.J. Hinchliffe, Interobserver Reliability of Three Validated Scoring Systems in the Assessment of Diabetic Foot Ulcers, *Int. J. Low. Extrem. Wounds.* **15** (2016) 213–219. doi:10.1177/1534734616654567.
- [113] F. Chuan, K. Tang, P. Jiang, B. Zhou, and X. He, Reliability and Validity of the Perfusion, Extent, Depth, Infection and Sensation (PEDIS) Classification System and Score in Patients with Diabetic Foot Ulcer, *PLOS ONE.* **10** (2015) e0124739. doi:10.1371/journal.pone.0124739.
- [114] K. Pickwell, V. Siersma, M. Kars, J. Apelqvist, K. Bakker, M. Edmonds, P. Holstein, A. Jirkovská, E. Jude, D. Mauricio, A. Piaggese, G. Ragnarson Tennvall, H. Reike, M. Spraul, L. Uccioli, V. Urbancic, K. van Acker, J. van Baal, and N. Schaper, Predictors of lower-extremity amputation in patients with an infected diabetic foot ulcer, *Diabetes Care.* **38** (2015) 852–857. doi:10.2337/dc14-1598.
- [115] A. Camilleri, A. Gatt, and C. Formosa, Interrater reliability of four validated diabetic foot ulcer classification systems, *J. Tissue Viability.* **29** (2020) 284–290. doi:10.1016/j.jtv.2020.09.002.
- [116] C. Friedman, J. Rubin, J. Brown, M. Buntin, M. Corn, L. Etheredge, C. Gunter, M. Musen, R.

- Platt, W. Stead, K. Sullivan, and D. Van Houweling, Toward a science of learning systems: a research agenda for the high-functioning Learning Health System, *J. Am. Med. Inform. Assoc. JAMIA*. **22** (2015) 43–50. doi:10.1136/amiajnl-2014-002977.
- [117] Konsensusgruppe, K. Heyer, K. Herberger, K. Protz, A. Mayer, J. Dissemond, S. Debus, and M. Augustin, Nationaler Konsensus zu Wunddokumentation beim Ulcus cruris: Teil 1: Routineversorgung – „Standard-Dataset“ und „Minimum-Dataset“, *Hautarzt*. **68** (2017) 740–745. doi:10.1007/s00105-017-4011-7.
- [118] Konsensusgruppe, K. Herberger, K. Heyer, K. Protz, A. Mayer, J. Dissemond, S. Debus, T. Wild, J. Schmitt, and M. Augustin, Nationaler Konsensus zur Wunddokumentation beim Ulcus cruris: Teil 2: Routineversorgung – Klassifikation der Variablenausprägungen, *Hautarzt*. **68** (2017) 896–911. doi:10.1007/s00105-017-4012-6.
- [119] E.M. Rogers, *Diffusion of innovations*, 5th ed, Free Press, New York, 2003.
- [120] J.-P. Weiß, U. Hübner, J. Rauch, J. Hüasers, F. Teuteberg, M. Esdar, and J.-D. Liebe, Implementing a Data Management Platform for Longitudinal Health Research, *Stud. Health Technol. Inform.* **243** (2017) 85–89.
- [121] F.M. Bass, A New Product Growth for Model Consumer Durables, *Manag. Sci.* **15** (1969) 215–227. doi:10.1287/mnsc.15.5.215.
- [122] J. Hüasers, M. Esdar, J.-P. Weiß, and U. Hübner, Diffusion Dynamics of Radiology IT – Systems in German Hospitals – A Bayesian Bass Model, *Stud. Health Technol. Inform.* (2019) 11–19. doi:10.3233/SHTI190799.
- [123] W. Dodds, An Application of the Bass Model in Long-Term New Product Forecasting, *J. Mark. Res.* **10** (1973) 308–311. doi:10.1177/002224377301000313.
- [124] J. Liang, X. Zheng, Z. Chen, S. Dai, J. Xu, H. Ye, Z. Zhang, F. Ge, and J. Lei, The experience and challenges of healthcare-reform-driven medical consortia and Regional Health Information Technologies in China: A longitudinal study, *Int. J. Med. Inf.* **131** (2019) 103954. doi:10.1016/j.ijmedinf.2019.103954.
- [125] G.P. Sillup, Forecasting the Adoption of New Medical Technology Using the Bass Model, *J. Health Care Mark.* **12** (1992) 42–51.
- [126] H. Kharrazi, C.P. Gonzalez, K.B. Lowe, T.R. Huerta, and E.W. Ford, Forecasting the Maturation of Electronic Health Record Functions Among US Hospitals: Retrospective Analysis and Predictive Model, *J. Med. Internet Res.* **20** (2018) e10458. doi:10.2196/10458.

- [127] E.W. Ford, N. Menachemi, and M.T. Phillips, Predicting the adoption of electronic health records by physicians: when will health care be paperless?, *J. Am. Med. Inform. Assoc. JAMIA*. **13** (2006) 106–112. doi:10.1197/jamia.M1913.
- [128] Y.-G. Kim, K. Jung, Y.-T. Park, D. Shin, S.Y. Cho, D. Yoon, and R.W. Park, Rate of electronic health record adoption in South Korea: A nation-wide survey, *Int. J. Med. Inf.* **101** (2017) 100–107. doi:10.1016/j.ijmedinf.2017.02.009.
- [129] U. Hübner, J.D. Liebe, M.C. Straede, and J. Thye, IT-Report 2013: Schwerpunkt IT-Unterstützung klinischer Prozesse, Osnabrück, 2013.
- [130] A.K. Jha, C.M. DesRoches, E.G. Campbell, K. Donelan, S.R. Rao, T.G. Ferris, A. Shields, S. Rosenbaum, and D. Blumenthal, Use of electronic health records in U.S. hospitals, *N. Engl. J. Med.* **360** (2009) 1628–1638. doi:10.1056/NEJMsa0900592.
- [131] J.-P. Weiß, J. Rauch, J. Hüsters, J.-D. Liebe, F. Teuteberg, and U. Hübner, Entwicklung eines Datenmodells für ein umfassendes Forschungsdatenmanagement zur flexiblen Analyse longitudinaler Daten, in: Eibl, M and Gaedke, M. (Eds.), *Inform. 2017*, Gesellschaft für Informatik, Bonn, 2017: pp. 1357–1368. doi:10.18420/in2017\_136.
- [132] International Organization for Standardisation (ISO), Health informatics — Principles of mapping between terminological systems. Standard 12300, International Organization for Standardisation (ISO), Geneva, 2014.
- [133] J.L. Fleiss, Measuring nominal scale agreement among many raters., *Psychol. Bull.* **76** (1971) 378–382. doi:10.1037/h0031619.
- [134] W. McKinney, Data Structures for Statistical Computing in Python, in: S. van der Walt, and J. Millman (Eds.), *Proc. 9th Python Sci. Conf.*, 2010: pp. 56–61. doi:10.25080/Majora-92bf1922-00a.
- [135] C.R. Harris, K.J. Millman, S.J. van der Walt, R. Gommers, P. Virtanen, D. Cournapeau, E. Wieser, J. Taylor, S. Berg, N.J. Smith, R. Kern, M. Picus, S. Hoyer, M.H. van Kerkwijk, M. Brett, A. Haldane, J.F. del R'io, M. Wiebe, P. Peterson, P. G'erard-Marchant, K. Sheppard, T. Reddy, W. Weckesser, H. Abbasi, C. Gohlke, and T.E. Oliphant, Array programming with NumPy, *Nature*. **585** (2020) 357–362. doi:10.1038/s41586-020-2649-2.
- [136] J.K. Kruschke, *Doing Bayesian data analysis: a tutorial with R, JAGS, and Stan*, Edition 2, Academic Press, Boston, 2015.
- [137] B. Goodrich, J. Gabry, I. Ali, and S. Brilleman, *rstanarm: Bayesian applied regression modeling via Stan.*, (2022). <https://mc-stan.org/rstanarm/>.

- [138] J.A. Hanley, and B.J. McNeil, The meaning and use of the area under a receiver operating characteristic (ROC) curve., *Radiology*. **143** (1982) 29–36. doi:10.1148/radiology.143.1.7063747.
- [139] M. Esdar, J. Hüsters, J.-P. Weiß, J. Rauch, and U. Hübner, Diffusion dynamics of electronic health records: A longitudinal observational study comparing data from hospitals in Germany and the United States, *Int. J. Med. Inf.* **131** (2019) 103952. doi:10.1016/j.ijmedinf.2019.103952.
- [140] U. Hübner, M. Esdar, J. Hüsters, J.D. Liebe, J. Rauch, J. Thye, and J.-P. Weiß, IT-Report 2018: Wie reif ist die IT in deutschen Krankenhäusern?, Schriftenreihe des Niedersächsischen Ministeriums für Wirtschaft, Arbeit, Verkehr und Digitalisierung, Osnabrück, 2018.
- [141] J. Adler-Milstein, and A.K. Jha, HITECH Act Drove Large Gains In Hospital Electronic Health Record Adoption, *Health Aff. (Millwood)*. **36** (2017) 1416–1422. doi:10.1377/hlthaff.2016.1651.
- [142] Krankenhauszukunftsgesetz (KHZG), *Bundesgesundheitsministerium*. (2020). <https://www.bundesgesundheitsministerium.de/krankenhauszukunftsgesetz.html> (accessed January 13, 2021).
- [143] V. Stephani, R. Busse, and A. Geissler, Benchmarking der Krankenhaus-IT: Deutschland im internationalen Vergleich, in: J. Klauber, M. Geraedts, J. Friedrich, and J. Wasem (Eds.), *Krankenh.-Rep. 2019 Digit. Krankenh.*, Springer, Berlin, Heidelberg, 2019: pp. 17–32. doi:10.1007/978-3-662-58225-1\_2.
- [144] B. Haarbrandt, B. Schreiweis, S. Rey, U. Sax, S. Scheithauer, O. Rienhoff, P. Knaup-Gregori, U. Bavendiek, C. Dieterich, B. Brors, I. Kraus, C. Thoms, D. Jäger, V. Ellenrieder, B. Bergh, R. Yahyapour, R. Eils, H. Consortium, and M. Marschollek, HiGHmed – An Open Platform Approach to Enhance Care and Research across Institutional Boundaries, *Methods Inf. Med.* **57** (2018) e66–e81. doi:10.3414/ME18-02-0002.
- [145] A. Winter, S. Stäubert, D. Ammon, S. Aiche, O. Beyan, V. Bischoff, P. Daumke, S. Decker, G. Funkat, J.E. Gewehr, A. de Greiff, S. Haferkamp, U. Hahn, A. Henkel, T. Kirsten, T. Klöss, J. Lippert, M. Löbe, V. Lowitsch, O. Maassen, J. Maschmann, S. Meister, R. Mikolajczyk, M. Nüchter, M.W. Pletz, E. Rahm, M. Riedel, K. Saleh, A. Schuppert, S. Smers, A. Stollenwerk, S. Uhlig, T. Wendt, S. Zenker, W. Fleig, G. Marx, A. Scherag, and M. Löffler, Smart Medical Information Technology for Healthcare (SMITH), *Methods Inf. Med.* **57** (2018) e92–e105. doi:10.3414/ME18-02-0004.
- [146] CAEHR: Die Versorgung von Menschen mit Herz-Kreislaferkrankungen optimieren - DLR Gesundheitsforschung, *Dtsch. Zent. Für Luft Raumfahrt EV - DLR Gesundheitsforschung*. (2022). <https://www.gesundheitsforschung-bmbf.de/de/caehr-die-versorgung-von-menschen-mit-herz->

kreislaueferkrankungen-optimieren-13019.php (accessed August 8, 2022).

[147] D. Brammen, H. Dewenter, K.U. Heitmann, V. Thiemann, R.W. Majeed, F. Walcher, R. Hrig, and S. Thun, Mapping Equivalence of German Emergency Department Medical Record Concepts with SNOMED CT After Implementation with HL7 CDA, *Ger. Med. Data Sci. Vis. Bridg.* (2017) 175–179. doi:10.3233/978-1-61499-808-2-175.

[148] M.F. Chiang, J.C. Hwang, A.C. Yu, D.S. Casper, J.J. Cimino, and J.B. Starren, Reliability of SNOMED-CT coding by three physicians using two terminology browsers., *AMIA. Annu. Symp. Proc.* **2006** (2006) 131–135.

[149] M. Thandi, S. Brown, and S.T. Wong, Mapping frailty concepts to SNOMED CT, *Int. J. Med. Inf.* **149** (2021) 104409. doi:10.1016/j.ijmedinf.2021.104409.

[150] L. Burkhart, R. Konicek, S. Moorhead, and I. Androwich, Mapping Parish Nurse Documentation Into the Nursing Interventions Classification: A Research Method, *CIN Comput. Inform. Nurs.* **23** (2005) 220–229. doi:10.1097/00024665-200507000-00010.

[151] Concept Model Overview - SNOMED CT Editorial Guide - SNOMED Confluence, (n.d.). <https://confluence.ihtsdotools.org/display/DOCEG/Concept+Model+Overview> (accessed July 7, 2021).

[152] P.L. Elkin, S.H. Brown, C.S. Husser, B.A. Bauer, D. Wahner-Roedler, S.T. Rosenbloom, and T. Speroff, Evaluation of the content coverage of SNOMED CT: ability of SNOMED clinical terms to represent clinical problem lists, *Mayo Clin. Proc.* **81** (2006) 741–748. doi:10.4065/81.6.741.

[153] German Translation Group (GTG) - German Translation Group - SNOMED Confluence, (n.d.). <https://confluence.ihtsdotools.org/pages/viewpage.action?pageId=113417116> (accessed August 12, 2021).

[154] S. Weber, and K.U. Heitmann, Interoperabilität im Gesundheitswesen: auch für digitale Gesundheitsanwendungen (DiGA) verordnet, *Bundesgesundheitsblatt - Gesundheitsforschung - Gesundheitsschutz.* **64** (2021) 1262–1268. doi:10.1007/s00103-021-03414-w.

[155] A.K. Jha, M.F. Burke, C. DesRoches, M.S. Joshi, P.D. Kralovec, E.G. Campbell, and M.B. Buntin, Progress toward meaningful use: hospitals' adoption of electronic health records, *Am. J. Manag. Care.* **17** (2011) SP117-24.

[156] J.A. Osheroff, J.M. Teich, B. Middleton, E.B. Steen, A. Wright, and D.E. Detmer, A Roadmap for National Action on Clinical Decision Support, *J. Am. Med. Inform. Assoc. JAMIA.* **14** (2007) 141–145. doi:10.1197/jamia.M2334.

[157] Bundestag, Deutscher Bundestag - Bundestag stimmt Digitale-Versorgung-Gesetz zu, *Dtsch.*

---

*Bundestag*. (n.d.). <https://www.bundestag.de/dokumente/textarchiv/2019/kw45-de-digitale-versorgung-gesetz-664900> (accessed September 10, 2022).

[158] Krankenhauszukunftsfonds (KHZF) | Deutsche Krankenhausgesellschaft e.V., (n.d.). <https://www.dkgev.de/themen/digitalisierung-daten/krankenhauszukunftsfonds-khzf/> (accessed August 13, 2022).

[159] J.K. Kruschke, Bayesian estimation supersedes the t test, *J. Exp. Psychol. Gen.* **142** (2013) 573–603. doi:10.1037/a0029146.

[160] E. Hüllermeier, and W. Waegeman, Aleatoric and epistemic uncertainty in machine learning: an introduction to concepts and methods, *Mach. Learn.* **110** (2021) 457–506. doi:10.1007/s10994-021-05946-3.

[161] S.C. Hora, Aleatory and epistemic uncertainty in probability elicitation with an example from hazardous waste management, *Reliab. Eng. Syst. Saf.* **54** (1996) 217–223. doi:10.1016/S0951-8320(96)00077-4.

## 7 Anhang

### 7.1 Erklärung an Eides statt über die Eigenständigkeit der erbrachten wissenschaftlichen Leistung

Ich erkläre hiermit an Eides statt, dass ich die vorliegende Arbeit ohne unzulässige Hilfe Dritter und ohne Benutzung anderer als der angegebenen Hilfsmittel angefertigt habe. Die aus anderen Quellen direkt oder indirekt übernommenen Daten und Konzepte sind unter Angabe der Quelle gekennzeichnet.

Die nachstehend aufgeführten Personen haben mir in der jeweils beschriebenen Weise unentgeltlich geholfen.

1. Bei den Arbeiten zur longitudinalen Verfügbarkeit von elektronischen Patientenakten habe ich auf die Daten der Forschungsgruppe Informatik im Gesundheitswesen zurückgegriffen, die im Rahmen des IT-Reports Gesundheit, die diese Daten erhoben haben. Namentlich daran beteiligt waren Prof. Dr. Ursula Hübner, Prof. Dr. Björn Sellemann, Prof. Dr. Jan Liebe, Nicole Egbert, Dr. Johannes Thye, Moritz Esdar, Dr. Jan-Patrick Weiß, Dr. Jens Rauch, Dr. Carsten Giehoff, Laura Naumann, Dr. Georg Schulte, Mareike Przysucha und Matthias Straede. Die Datenkonsolidierung der einzelnen IT-Report Daten habe ich gemeinsam mit Dr. Jens Rauch und Dr. Jan-Patrick Weiß durchgeführt, wobei beide insbesondere die Daten in einem Datawarehouse konsolidiert zur Verfügung stellten. Die benötigte Infrastruktur (Datawarehouse, Server) wurde von den Mitarbeitenden des Zentrums für Multimedia und IT-Anwendungen (ZeMIT) der Fakultät Wirtschafts- und Sozialwissenschaften an der Hochschule Osnabrück bereitgestellt. Namentlich waren Jens Schulte und Jörg Hassman an dieser Bereitstellung beteiligt.
2. Bei den Arbeiten zur semantischen Interoperabilität war ich auf die Hilfe von Philip Matysek, Anne Paul und Lisa Willoh angewiesen, die die Verknüpfung der Quellkonzepte mit SNOMED CT nach dem ISO Standard TC 12300:2014 durchgeführt haben. Zudem war ich auf die Arbeit von Mareike Przysucha angewiesen, die anschließend eine unabhängige Äquivalenzbeurteilung (ebenfalls nach dem ISO-Standard) durchgeführt hat. Gemeinsam mit ihr habe ich dann die finalen Konzepte festgelegt, was die Arbeiten finalisierte.
3. Bei den Arbeiten zum Prognosemodell war ich auf die Unterstützung des Wundzentrums des Christlichen Klinikums in Melle angewiesen. Gemeinsam mit den Mitarbeitenden vor Ort, namentlich Dr. Guido Hafer, Dr. Stefan Wiemeyer und Jan Heggemann, haben ich und meine Betreuerin Ursula Hübner die Forschungsfragen dieser Arbeit festgelegt. Daraufhin haben die Mitarbeitenden der Wundambulanz die Daten erhoben und anonymisiert bereitgestellt.
4. Die Co-AutorInnen der vier Beiträge in dem nachfolgend dargestellten Umfang entlang der angepassten Contributor Roles Taxonomy (CRediT): Jens Hüfers (JH), Prof. Dr. Ursula Hübner (UH), Dr. Jens Rauch (JR), Moritz Esdar (ME), Prof. Dr. Swen Malte John (SMJ), Dr. Jan-Patrick Weiß (JW), Dr. Guido Hafer (GH), Dr. Stefan Wiemeyer (SW), Jan Heggemann (JHe), Mareike Przysucha (MP)

**Beitrag 1: Diffusion dynamics of electronic health records: A longitudinal observational study comparing data from hospitals in Germany and the United States**

---

Autoren	Moritz Esdar <sup>1*</sup> (ME), <b>Jens Hüsters<sup>1*</sup></b> (JH), Jan-Patrick Weiß <sup>1</sup> (JPW), Jens Rauch <sup>1</sup> (JR), Ursula Hübner <sup>1</sup> (UH)
	<i>*Both authors contributed equally</i>

---

Institutionen	
1	Health Informatics Research Group, Department of Business Management and Social Sciences, University of Applied Sciences Osnabrück, Osnabrück, Germany.

---

Journal	International Journal of Medical Informatics
Publikationsjahr	2019
Impact Factor	3.20 im Publikationsjahr 4.77 5-year Impact Factor (2020)
DOI	<a href="https://doi.org/10.1016/j.ijmedinf.2019.103952">https://doi.org/10.1016/j.ijmedinf.2019.103952</a>

---

Autoren und Autorinnen	ME	<b>JH</b>	JPW	JR	UH
Konzeptualisierung					
Literaturrecherche					
Methodik					
Datenerhebung					
Datenanalyse					
Verschriftlichung					
Revision					

**Beitrag 2: Expressiveness of an International Semantic Standard for Wound Care: Mapping a Standardized Item Set for Leg Ulcers to the Systematized Nomenclature of Medicine-Clinical Terms**

Autoren	<b>Jens Hüisers<sup>1</sup></b> (JH), Mareike Przysucha <sup>1</sup> (MP), Moritz Esdar <sup>1</sup> (ME), Swen Malte John <sup>2</sup> (SMJ), Ursula Hübner <sup>1</sup> (UH)
Institutionen	
1	Health Informatics Research Group, Department of Business Management and Social Sciences, University of Applied Sciences Osnabrück, Osnabrück, Germany.
2	Department Dermatology, Environmental Medicine, Health Theory, University of Osnabrück, Osnabrück, Germany.
Journal	JMIR Medical Informatics
Publikationsjahr	2021
Impact Factor <sup>26</sup>	2.97 im Publikationsjahr
DOI	<a href="https://doi.org/10.2196/31980">https://doi.org/10.2196/31980</a>
Anmerkungen	Der Artikel ist frei verfügbar (Lizenz: CC BY 4.0)

Autoren und Autorinnen	JH	MP	ME	SMW	UH
Konzeptualisierung					
Literaturrecherche					
Methodik					
Datenerhebung					
Datenanalyse					
Verschriftlichung					
Revision					

<sup>26</sup> Alle berichteten Metriken (Impact Factors) beziehen sich auf Clarivate's journal impact factor“ (JCR), der gängigste Impact Factor, der auch von den Zeitschriften auf der eigenen Internetpräsenz angegeben wird.

### Beitrag 3: Predicting the amputation risk for patients with diabetic foot ulceration - a Bayesian decision support tool

Autoren	<b>Jens Hüasers</b> <sup>1</sup> (JH), Guido Hafer <sup>2</sup> (GH), Jan Heggemann <sup>2</sup> (JHe), Stefan Wiemeyer <sup>2</sup> (SW), Swen Malte John <sup>3</sup> (SMJ), Ursula Hübner <sup>1</sup> (UH)
Institutionen	
1	Health Informatics Research Group, Department of Business Management and Social Sciences, University of Applied Sciences Osnabrück, Osnabrück, Germany.
2	Niels Stensen Kliniken, Christliches Klinikum, Melle, Germany.
3	Department Dermatology, Environmental Medicine, Health Theory, University of Osnabrück, Osnabrück, Germany.
Journal	BMC Medical Informatics and Decision Making
Publikationsjahr	2020
Impact Factor	3.394 – 5-year Impact Factor 2.796 – 2-year Impact Factor
DOI	<a href="https://doi.org/10.1186/s12911-020-01195-x">https://doi.org/10.1186/s12911-020-01195-x</a>
Anmerkung	Der Artikel ist frei verfügbar (Lizenz:CC BY 4.0)

Autoren und Autorinnen	JH	GH	JHe	SW	SMJ	UH
Konzeptualisierung						
Literaturrecherche						
Methodik						
Datenerhebung						
Datenanalyse						
Verschriftlichung						
Revision						

#### Beitrag 4: Development and Evaluation of a Bayesian Risk Stratification Method for Major Amputations in Patients with Diabetic Foot Ulcers

Autoren	<b>Jens Hüasers</b> <sup>1</sup> (JH), Guido Hafer <sup>2</sup> (UH), Jan Heggemann <sup>2</sup> (JHe), Stefan Wiemeyer <sup>2</sup> (SW), Swen Malte John <sup>3</sup> (SMJ), Ursula Hübner <sup>1</sup> (UH)
Institutionen	
1	Health Informatics Research Group, Department of Business Management and Social Sciences, University of Applied Sciences Osnabrück, Osnabrück, Germany.
2	Niels Stensen Kliniken, Christliches Klinikum, Melle, Germany.
3	Department Dermatology, Environmental Medicine, Health Theory, University of Osnabrück, Osnabrück, Germany.
Journal	Studies in Health Technology and Informatics (Volume 289: Informatics and Technology in Clinical Care and Public Health)
Publikationsjahr	2022
Impact Factor	Nicht verfügbar
DOI	<a href="https://doi.org/10.3233/shti210897">https://doi.org/10.3233/shti210897</a>
Anmerkung	Der Artikel ist frei verfügbar (Lizenz: CC BY-NC 4.0)

Autoren und Autorinnen	JH	GH	JHe	SW	SMJ	UH
Konzeptualisierung						
Literaturrecherche						
Methodik						
Datenerhebung						
Datenanalyse						
Verschriftlichung						
Revision						

Weitere Personen oder Organisationen waren an der inhaltlichen materiellen Erstellung der vor-liegenden Arbeit nicht beteiligt. Insbesondere habe ich hierfür nicht die entgeltliche Hilfe von Vermittlungs- bzw. Beratungsdiensten, Promotionsberaterinnen oder Promotionsberatern oder anderen Personen in Anspruch genommen.

Die Arbeit wurde bisher weder im In- noch im Ausland in gleicher oder ähnlicher Form einer anderen Prüfungsbehörde vorgelegt.

.....

(Ort, Datum)

.....

(Unterschrift)

## 7.2 Verzeichnis der bisherigen Veröffentlichungen in wissenschaftlichen Fachzeitschriften

Digitale Kopien der unten aufgelisteten Publikationen sind online verfügbar: [shorturl.at/eln25](https://shorturl.at/eln25) oder mit folgendem QR-Code verfügbar:



*Begutachtete Veröffentlichungen in wissenschaftlichen Fachzeitschriften (peer-reviewed)*

---

### 2016

- 1 Liebe JD, **Hüasers J**, Hübner U. Investigating the roots of successful IT adoption processes - an empirical study exploring the shared awareness-knowledge of Directors of Nursing and Chief Information Officers. BMC Med Inform Decis Mak 2016 Jan 27;16:10. PMID:26818464

---

### 2017

- 2 Esdar M, Hübner U, Liebe J-D, **Hüasers J**, Thye J. Understanding latent structures of clinical information logistics: A bottom-up approach for model building and validating the workflow composite score. Int J Med Inform 2017 Jan;97:210–220. PMID:27919379
  - 3 **Hüasers J**, Hübner U, Esdar M, Ammenwerth E, Hackl WO, Naumann L, Liebe JD. Innovative Power of Health Care Organisations Affects IT Adoption: A bi-National Health IT Benchmark Comparing Austria and Germany. J Med Syst 2017 Feb;41(2):33. PMID:28054195
  - 4 Weiß J-P, Hübner U, Rauch J, **Hüasers J**, Teuteberg F, Esdar M, Liebe J-D. Implementing a Data Management Platform for Longitudinal Health Research. Stud Health Technol Inform 2017;243:85–89. PMID:28883176
-

- 
- 5 Thye J, Hübner U, **Hüßers** J, Babitsch B. IT Decision Making in German Hospitals - Do CEOs Open the Black Box? *Stud Health Technol Inform* 2017;243:112–116. PMID:28883182
- 

## 2018

- 6 Thye J, Hübner U, Weiß J-P, Teuteberg F, **Hüßers** J, Liebe J-D, Babitsch B. Hospital CEOs Need Health IT Knowledge and Trust in CIOs: Insights from a Qualitative Study. *Stud Health Technol Inform* 2018;248:40–46. PMID:29726417
- 
- 7 Przysucha M, Vogel S, **Hüßers** J, Wache S, Sellemann B, Hübner U. Requirements for Collaborative Decision Support Systems in Wound Care: No Information Continuity Without Management Continuity. *Stud Health Technol Inform* 2018;253:133–137. PMID:30147058
- 
- 8 Rauch J, **Hüßers** J, Babitsch B, Hübner U. Understanding the Characteristics of Frequent Users of Emergency Departments: What Role Do Medical Conditions Play? *Stud Health Technol Inform* 2018;253:175–179. PMID:30147067
- 
- 9 Thye J, Shaw T, **Hüßers** J, Esdar M, Ball M, Babitsch B, Hübner U. What Are Inter-Professional eHealth Competencies? *Stud Health Technol Inform* 2018;253:201–205. PMID:30147073
- 

## 2019

- 10 **Hüßers** J, Esdar M, Weiß J-P, Hübner U. Diffusion Dynamics of Radiology IT - Systems in German Hospitals - A Bayesian Bass Model. *Stud Health Technol Inform* 2019 Sep 3;267:11–19. PMID:31483249
- 
- 11 Esdar M, **Hüßers** J, Weiß J-P, Rauch J, Hübner U. Diffusion dynamics of electronic health records: A longitudinal observational study comparing data from hospitals in Germany and the United States. *Int J Med Inform* 2019 Nov;131:103952. PMID:31557699
- 

## 2020

- 12 Vogel S, Richter J, Wache S, Pischek-Koch K, Auchter S, Zebbities S, Güttler K, Hübner U, Przysucha M, **Hüßers** J, Sellemann B. Implementation and Analysis of Two Knowledge Base
-

---

Approaches for the Treatment of Chronic Wounds. *Stud Health Technol Inform* 2020 Jun 16;270:607–612. PMID:32570455

- 13 **Hüasers J**, Hafer G, Heggemann J, Wiemeyer S, John SM, Hübner U. Predicting the amputation risk for patients with diabetic foot ulceration - a Bayesian decision support tool. *BMC Med Inform Decis Mak* 2020 Aug 24;20(1):200. PMID:32838777
- 

## 2021

- 14 Vogel S, Richter J, Wache S, Pischek-Koch K, Auchter S, Zebbities S, Güttler K, Hübner U, Przynsucha M, **Hüasers J**, Sellemann B. Evaluation of a Clinical Decision Support System in the Domain of Chronic Wound Management. *Stud Health Technol Inform* 2021 May 27;281:535–539. PMID:34042633

- 15 **Hüasers J**, Esdar M, Kuhlmann M, Saranto K, Jormanainen V, Hübner U. Bass Models for EHR, RIS and PACS Diffusion in Finland and Germany. *Stud Health Technol Inform* 2021 May 27;281:595–599. PMID:34042645

- 16 **Hüasers J**, Przynsucha M, Esdar M, John SM, Hübner UH. Expressiveness of an International Semantic Standard for Wound Care: Mapping a Standardized Item Set for Leg Ulcers to the Systematized Nomenclature of Medicine-Clinical Terms. *JMIR Med Inform* 2021 Oct 6;9(10):e31980. PMID:34428171

- 17 Katzensteiner M, Vogel S, **Hüasers J**, Richter J, Hölken J, Lesniewska N, Bott OJ. Development of a Didactic Online Course Concept for Heterogeneous Audience Groups in the Context of Healthcare IT. *Stud Health Technol Inform* 2021 Oct 27;285:219–224. PMID:34734877
- 

## 2022

- 18 **Hüasers J**, Hafer G, Heggemann J, Wiemeyer S, John SM, Hübner U. Development and Evaluation of a Bayesian Risk Stratification Method for Major Amputations in Patients with Diabetic Foot Ulcers. *Stud Health Technol Inform* 2022 Jan 14;289:212–215. PMID:35062130
-

- 
- 19 **Hüßers** J, Hafer G, Heggemann J, Wiemeyer S, Przysucha M, Dissemond J, Moelleken M, Erfurt-Berge C, Hübner U. Automatic Classification of Diabetic Foot Ulcer Images - A Transfer-Learning Approach to Detect Wound Maceration. *Stud Health Technol Inform* 2022 Jan 14;289:301–304. PMID:35062152
- 
- 20 **Hüßers** J, Moelleken M, Richter ML, Przysucha M, Malihi L, Busch D, Götz N-A, Heggemann J, Hafer G, Wiemeyer S, Babitsch B, Heidemann G, Dissemond J, Erfurt-Berge C, Hübner U. An Image Based Object Recognition System for Wound Detection and Classification of Diabetic Foot and Venous Leg Ulcers. *Stud Health Technol Inform* 2022 May 25;294:63–67. PMID:35612017
- 
- 21 Katzensteiner M, Vogel S, **Hüßers** J, Richter J, Bott OJ. Towards a Didactic Concept for Heterogeneous Target Groups in Digital Learning Environments-First Course Implementation. *J Pers Med* 2022 Apr 27;12(5):696. PMID:35629119
- 
- 22 Hübner U, Saranto K, Vieira-Marques P, Kinnunen U-M, Egbert N, Babitsch B, Kalthoff D, Cardoso A, Sousa P, **Hüßers** J, Padilha M, Mannavaara P, Jokinen T, Mansholt H, Correia R, Morawski TS, Wilson GM, Ball MJ. The eHealth4all@eu Pipeline of Course Development: TIGER Recommendations in Action. *Stud Health Technol Inform* 2022 Jun 6;290:1126–1127. PMID:35673238
- 
- 23 Malihi L, **Hüßers** J, Richter ML, Moelleken M, Przysucha M, Busch D, Heggemann J, Hafer G, Wiemeyer S, Heidemann G, Dissemond J, Erfurt-Berge C, Hübner U. Automatic Wound Type Classification with Convolutional Neural Networks. *Stud Health Technol Inform* 2022 Jun 29;295:281–284. PMID:35773863
-

---

*Sonstige Publikationen / Graue Literatur / Populär-Wissenschaftliche Publikationen*

---

Hübner, U.; Esdar, M.; **Hüasers**, J.; Liebe, J.-D.; Rauch, J.; Thye, J.; Weiss, J.-P. (2016): IT-Benchmarking. Mehr als der Vergleich von IT-Kosten. In: EHEALTHCOM 6, S. 14-19.

---

U. H. Hübner, J. **Hüasers**, M. Przysucha. Methoden der künstlichen Intelligenz zur Analyse von Wundfotographien und Wunddokumentationen. WUNDmanagement 2022; 16(3): 148 – 154

---

*IT-Report Gesundheitswesen*

---

Hübner, U.; Liebe, J.-D.; **Hüasers**, J.; Thye, J.; Egbert, N.; Hackl, W.; Ammenwerth, E. (2015): IT-Report Gesundheitswesen, Schwerpunkt – Pflege im Informationszeitalter, Forschungsgruppe Informatik im Gesundheitswesen (IGW), Schriftenreihe der Hochschule Osnabrück. ISBN 978-3-981780505, 151 Seiten.

---

Hübner, U.; Esdar, M.; **Hüasers**, J.; Liebe, J.-D.; Rauch, J.; Thye, J.; Weiß, J.-P. (2018): IT-Report Gesundheitswesen, Schwerpunkt – Wie reif ist die IT in deutschen Krankenhäusern?, Forschungsgruppe Informatik im Gesundheitswesen (IGW), Schriftenreihe der Hochschule Osnabrück. ISBN 978-3-9817805-1-2, 98 Seiten.

---

Hübner, U.; Esdar, M.; **Hüasers**, J.; Liebe, J.-D.; Naumann, L.; Thye, J.; Weiß, J.-P. (2020): IT-Report Gesundheitswesen, Schwerpunkt – Wie reif ist die Gesundheits-IT aus Anwenderperspektive?, Forschungsgruppe Informatik im Gesundheitswesen (IGW), Schriftenreihe der Hochschule Osnabrück. ISBN 978-3-9817805-2-9, 331 Seiten.

---

*Bücher*

---

Hübner, U.; Liebe, J.-D.; Esdar, M.; **Hüasers**, J.; Rauch, J.; Thye, J.; Weiß, J.-P. (2019): Stand der Digitalisierung und des Technologieeinsatzes in deutschen Krankenhäusern. In: J. Klauber, M. Geraedts, J. Friedrich, J. Wasem (Hrsg.). Krankenhaus-Report 2019. Das digitale Krankenhaus. Berlin: Springer, S. 33-47.

---