

**TRANSFORMATION VON WEARABLE-SCHLAFDATEN IN
FHIR**

Eine Masterarbeit von
ARMIN GRIEBLER, BSC

betreut von
DI Dr. Sten Hanke
und eingereicht am
Institut für eHealth
der
FH JOANNEUM Graz

zur teilweisen Erfüllung der Anforderungen
zur Erlangung des akademischen Grades
Master of Science (MSc)

Abstract

Due to the rapid growth of digitalisation as well as the constant implementation and integration of new innovative technologies, such as wearables, the healthcare sector and its IT-systems are constantly facing new challenges in terms of interoperability.

Since wearables measure and provide data in different structures, units and frequencies it is necessary to elaborate an interoperable data structure since it is expected that the collected data will be increasingly used in the health sector in the future. The subject matter of this thesis is to develop and prototypically realise a data structure model for the transformation of wearable sleep data into FHIR.

The main research question that will be elaborated and answered during the research process is: “To what extent is the FHIR standard conceptually suitable for mapping wearable generated sleep data?” Furthermore, it is about clarifying the benefits of a harmonised data mapping as well as the value of a semantically interoperable data model for the exchange of wearable data. In addition, previous work and projects on this topic will be discussed, the current state of development will be analysed and differences to the practical elaboration of this master thesis will be explained.

The elaboration and evaluation of the universal data structure based on FHIR has shown that a transformation of wearable sleep data is possible and reasonable in any case. Regarding the prototype it can be said that the sleep data acquired by the devices can be mapped with the resources provided by FHIR and the transformation was implemented successfully.

Zusammenfassung

Das Gesundheitswesen und dessen IT-Systeme werden aufgrund der rasant voranschreitenden Digitalisierung sowie ständigen Implementierung und Einbindung neuer, innovativer Technologien, wie beispielsweise Wearables, stetig vor neue Herausforderungen bezüglich der Interoperabilität gestellt.

Da Wearables jeweils Daten in unterschiedlicher Struktur, Einheit und Frequenz erfassen, ist es notwendig, eine universelle und interoperable Datenstruktur zu schaffen, da zu erwarten ist, dass die erfassten Daten zukünftig vermehrt im Gesundheitswesen, sei es im klinischen Bereich oder der Forschung, verwendet werden.

Das Forschungsziel der vorliegenden Masterarbeit ist es, ein Modell zur Transformation von Wearable-Schlafdaten in FHIR auszuarbeiten sowie prototypisch umzusetzen.

Die Hauptforschungsfrage, die im Laufe des Forschungsprozesses erarbeitet und beantwortet wird, lautet: „Inwiefern ist der FHIR Standard konzeptionell für die Abbildung von Wearable-Schlafdaten geeignet?“ Darüber hinaus geht es um die Erläuterung der Vorteile, die ein harmonisiertes Daten-Mapping bietet, sowie um den Mehrwert eines semantisch interoperablen Modells für den Austausch der Wearable Daten im Gesundheitsbereich. Außerdem wird auf etwaige Vorarbeiten und Projekte zu dieser Thematik eingegangen, der aktuelle Entwicklungsstand analysiert und erörtert sowie Unterschiede zur praktischen Ausarbeitung dieser Masterarbeit erläutert.

Die Erarbeitung der universellen Datenstruktur der Schlafdaten auf Basis des FHIR Standards hat ergeben, dass die Transformation dieser Daten in das standardisierte Format in jedem Fall möglich und sinnvoll ist. In Bezug auf die prototypische Ausarbeitung ist zu sagen, dass die aktiv gewonnenen Schlafdaten mit den von FHIR bereitgestellten Ressourcen abbildbar sind und eine Transformation erfolgreich umgesetzt werden konnte.

Inhaltsverzeichnis

Abstract	ii
Zusammenfassung	iii
Abbildungsverzeichnis	viii
1 Einleitung	1
1.1 Ausgangssituation und Problemstellung	1
1.2 Forschungsziele und Forschungsfragen	2
1.3 Forschungsdesign und Methodik	3
1.4 Aufbau der Arbeit	4
2 Grundlagen und Definitionen	6
2.1 Wearables	6
2.2 Der wachsende Einfluss von Wearables im Gesundheitswesen	9
2.3 Wearables in Zeiten von Covid-19	11
3 Wearable-Devices	14
3.1 The Oura Smart Ring	15
3.2 Fitbit Sense	18
3.3 Notwendigkeit einer harmonisierten Datenstruktur	20
4 Standards zum Austausch von Wearable Daten	22
4.1 FHIR	23
4.2 Aufbau und Datenstruktur	24
4.2.1 Ressourcen	24
4.2.2 Referenzen	25
4.2.3 Profile	25
4.2.4 Extensions	25

4.3	Vorarbeiten und Projekte zur Abbildung von Wearable Daten mit FHIR	26
4.3.1	Abbildung von Fitnessdaten	27
4.3.2	Abbildung von Wellness Daten	30
4.3.3	Integration von Aktivitätsdaten in EHR Systeme	32
4.3.4	IoMT FHIR Connector for Azure	36
4.4	Alternative Standards	40
4.4.1	ISO/IEEE 11073	40
4.4.2	IHE-Integrating the Healthcare Enterprise	41
4.4.3	Open mHealth	41
5	Prototypische Umsetzung	43
5.1	Oura API	44
5.2	Oura Sleep	45
5.3	Fitbit API	48
5.4	Fitbit Sleep	49
5.5	Harmonisierung der Schlafdaten auf Modellebene	51
5.6	Verwendete FHIR Ressourcen	53
5.6.1	Observation	54
5.6.2	Bundle	55
5.7	Transformation der Schlafdaten	56
5.8	Verwendete Codesysteme	64
6	Zusammenfassung und Ausblick	65
	Literaturverzeichnis	69
	Internetquellen	71

Abbildungsverzeichnis

2.1	Möglichkeiten der Erfassung von Vitalparametern durch unterschiedliche Sensoren, eingebettet in Consumer Health Wearables, [Piwek et al., 2016]	7
2.2	Aufgliederung des Gesundheitswesens in Gesundheitsmärkte auf Basis der Art der medizinischen Versorgung sowie Gesundheitsangebote, [Meister et al., 2016]	10
2.3	Corona-Datenspende, [Robert Koch-Institut, 2020a]	12
3.1	Oura Ring, [Oura, 2021c]	15
3.2	Schlaf-Zusammenfassung	15
3.3	Ouras Schlafwert	16
3.4	Graphische Darstellung der von Oura erfassten Schlafphasen	16
3.5	Fitbit Sense, [Fitbit, 2021b]	18
3.6	Fitbits Schlafwert	19
3.7	Graphische Darstellung der von Fitbit erfassten Schlafphasen	19
3.8	Darstellung der aktuell vorherrschenden Wearable Infrastruktur im Gesundheitsbereich auf Basis nicht standardisierter Schnittstellen und Daten, [Saripalle, 2019]	21
4.1	FHIR Observation zur standardisierten Abbildung von Fitnessdaten, [Grieve, 2016]	27
4.2	Tabellarische Darstellung von SNOMED-CT und LOINC Codes für die eindeutige Beschreibung von erfassten Fitnessdaten, [Grieve, 2016]	28
4.3	Darstellung des Daten Modells zur Abbildung von Wellness-Daten inklusive Referenzen, Daten und Erhebungszeitpunkten, [Pais et al., 2017]	31
4.4	PhysicalActivity FHIR Ressource, [Saripalle, 2021]	33
4.5	Datenmapping zwischen Fitbit und der PhysicalActivity Ressource inklusive der Darstellung des potenziell möglichen Transformationsumfangs durch Erweiterung um Apple sowie der Google Fit API, [Saripalle, 2021]	34

4.6	Darstellung der notwendigen Wearable Infrastruktur im Gesundheitsbereich auf Basis standardisierter Schnittstellen und Daten, [Saripalle, 2021]	35
4.7	IoMT FHIR Connector for Azure Architektur/Prozess, [Microsoft, 2021b]	37
4.8	Darstellung der erfassten Gerätedaten und anschließende Normalisierung mittels JSON-Template, [Malubay und Burson, 2020b]	38
4.9	FHIR Mapping der normalisierten Daten mittels FHIR-Mapping Template, [Malubay und Burson, 2020b]	38
4.10	Device Ressource Id Mapping zwischen dem normalisierten JSON-Template und der FHIR Device Ressource, [Malubay und Burson, 2020a]	39
4.11	Darstellung alternativer, interoperabler Standards, für den Austausch von Gerätedaten, wie ISO/IEEE 11073 PHD und SDC, DICOM und HL7 V2, [Schlichting, 2020]	40
4.12	OmH Schema zur Transformation der erreichten Schrittzahl in eine FHIR Observation Ressource, [Open mHealth, 2020a]	42
5.1	Transformationskonzept - Workflow für die Abbildung von aktiv gewonnenen Wearable-Schlafdaten in FHIR	44
5.2	Darstellung der von Oura erfassten Schlafphasen, Werte und Scores	46
5.3	JSON-Darstellung der von Fitbit erfassten Schlafphasen, dargestellt in levels zuzüglich deren Dauer in Sekunden	50
5.4	JSON-Darstellung der von Fitbit generierten Schlaf Zusammenfassung bestehend aus den einzelnen Schlafphasen, deren jeweilige Dauer und dem 30-Tage-Durchschnitt, berechnet in Minuten	50
5.5	Vorläufiges Datenmodell auf Basis ähnlicher Schlafparameter von Oura und Fitbit inklusive Zuweisung der jeweiligen Schlafwerte zu einem entsprechenden Element der FHIR Observation Ressource	51
5.6	Ergänzung des erstellten Datenmodells um ausgewählte Schlafparameter	52
5.7	Logische Darstellung-FHIR Observation Ressource, [HL7 International, 2019c]	54
5.8	Logische Darstellung-FHIR Bundle Ressource, [HL7 International, 2019b]	55
5.9	Darstellung der in FHIR Transformatierten Schlafdaten als UML Diagramm	56
5.10	JSON-Darstellung der Transformatierten Mainsleep Observation Ressource	57
5.11	JSON-Gegenüberstellung der Transformatierten Component Parameter als Teil der Mainsleep Observation Ressource zwischen Oura und Fitbit	58
5.12	JSON-Darstellung Observation Tiefschlafphase	60
5.13	JSON-Darstellung Observation Wachschlafphase	60
5.14	JSON-Darstellung Observation Remschlafphase	61

5.15	JSON-Darstellung Observation Leichtschlafphase	61
5.16	JSON-Darstellung Observation Respiratoryrate	62
5.17	JSON-Darstellung Observation Temperature	62
5.18	JSON-Darstellung Observation Heartrate	63
5.19	Transformationsergebnis-Rückgabe Status Code 201 Created	63
5.20	Tabellarische Darstellung der verwendeten SNOMED-CT und LOINC Codes für die eindeutige Beschreibung der transformierten Schlafparameter	64

Abkürzungsverzeichnis

API	Application Programming Interface
BMI	Body Mass Index
CDA	Clinical Document Architecture
DICOM	Digital Imaging and Communications in Medicine
DSTU2	Second Draft Standard for Trial Use
EHR	Electronic Health Record
EKG	Elektrokardiogramm
ELGA	Elektronische Gesundheitsakte
XML	Extensible Markup Language
FHIR	Fast Healthcare Interoperability Resources
GPS	Global Positioning System
HFV	Herzfrequenzvariabilität
HTTP	Hypertext Transfer Protocoll
IoMT	Internet of Medical Things
JSON	JavaScript Object Notation
KIS	Krankenhausinformationssystem
OAuth	Open Authorization
PHD	Personal Health Device
PHR	Personal Health Record
RMSSD	Root Mean Square of Successive Differences
R4	Release 4
SDC	Service-oriented Device Connectivity
SpO2	Sauerstoffsättigung

Kapitel 1

Einleitung

1.1 Ausgangssituation und Problemstellung

Das Gesundheitssystem und dessen IT-Systeme werden aufgrund der voranschreitenden Digitalisierung und anhaltenden Entwicklung neuer technischer Innovationen laufend vor neue Interoperabilitätsprobleme gestellt.

Zu diesen Innovationen zählen nunmehr auch sämtliche Wearables wie Fitness-Tracker, Smartwatches und smarte Ringe. Längst gehören sie zum persönlichen Alltag dazu und erfassen täglich unzählige Vitalparameter wie Herzfrequenz, Körpertemperatur, Puls, Anzahl der Schritte, Schlaf oder Atemfrequenz. Aufgrund der mittlerweile qualitativ gut ausgeprägten Sensortechnik wird erwartet, dass sich diese Geräte zukünftig vermehrt in den Bereichen Prävention, Therapie sowie Rehabilitation etablieren. Außerdem wird deren Anwendung zunehmend im klinischen Bereich sowie in der Forschung evaluiert, da man davon ausgeht, dass sie zukünftig beispielsweise bei der Eindämmung von übertragbaren Krankheiten eine wichtige Rolle einnehmen können. Vergleiche hierzu Kapitel 2.3 zum Thema „Wearables in Zeiten von Covid-19“.

Aufgrund der noch gering ausgeprägten Interoperabilität sowie fehlender Standardisierung und Strukturen stellt die Einbindung der Wearable Daten in den Gesundheitsbereich jedoch eine enorme Herausforderung dar. Grund dafür ist die Lieferung unterschiedlicher Daten eines jeden Gerätes. Im Detail geht es um Abweichungen in Bezug auf die Frequenz, Semantik, Einheit, Syntax sowie Art der jeweiligen Daten. Es ist von Bedeutung, diese in ein standardisiertes, interoperables Format zu konvertieren, um nicht nur organisationsinterne Datensilos zu vermeiden, sondern die Daten zukünftig auch nutzbar machen zu können.

Bis zum jetzigen Zeitpunkt werden die Messwerte, trotz vorhandener internationaler Standards, kaum in Gesundheitsakten, dem klinischen Bereich oder der Forschung mit aufgenommen, geschweige denn ausgetauscht oder genutzt. [Saripalle, 2019] erläutert infolgedessen, dass die derzeitige Wearable-Infrastruktur äußerst organisationspezifisch aufgebaut ist. Das bedeutet, dass jede Organisation ihr eigenes Daten-Repository pflegt und der Datenaustausch zwischen IT-Systemen im Gesundheitsbereich somit weiterhin nicht (vollständig) standardisiert ist.

Aufgrund dieser Problemstellung ist es notwendig, die Datenstrukturen der Wearables in ein einheitliches, standardisiertes Format wie FHIR zu transformieren und zu harmonisieren, um die Daten unmittelbar in das Gesundheitssystem einbinden und von ihnen zukünftig vermehrt Gebrauch machen zu können.

Diese Harmonisierung respektive Transformation stellt den wesentlichen Teil dieser Masterarbeit dar und wird in weiterer Folge detailliert ausgearbeitet.

1.2 Forschungsziele und Forschungsfragen

Das Ziel dieser Masterarbeit ist es, ein Konzept für die Transformation ausgewählter Wearable-Schlafdaten in FHIR zu erarbeiten. Hierfür sollen die von den Wearables gelieferten Daten und deren Datenstrukturen beschrieben werden, um anschließend zu analysieren, in welchem Umfang eine solche Transformation überhaupt möglich wäre. Das Spektrum an Daten, das während des Schlafs erfasst wird setzt sich mittlerweile nicht nur aus der gemessenen Dauer der Schlafperiode sowie Schlafphasen zusammen sondern enthält einige relevante Vitalparameter wie Herzfrequenz, Herzfrequenzvariabilität, Puls, Atemfrequenz oder Temperatur aus denen bereits einige wichtige medizinische Erkenntnisse gezogen werden können. Wie [Zivadinovic, 2021] beispielsweise im Zuge der Coronapandemie rezitiert konnte durch die Analyse der Abweichungen der Schlafatemfrequenz via Wearable das Auftreten einer Infektionskrankheit identifiziert werden. Selbiges gilt für die Erfassung und anschließende Analyse von ungewöhnlich geringen Variationen zwischen den Herzschlägen in den HRV-Daten, die zum Teil ebenfalls während des Schlafs erfasst werden können.

Mit zunehmender Eingliederung von Wearables in den Gesundheitsbereich und der standardisierten Erfassung ihrer Daten könnten beispielsweise auch Schlaflabore entlastet und per Telemonitoring, ohne aufwendige Verkabelung und auch über einen längeren Zeitraum hinweg, festgestellt werden, welche Ursache für die jeweilige Schlafstörung verant-

wortlich ist und Maßnahmen zur qualitativen Verbesserung des Schlafs erarbeitet werden.

Neben der manuellen Erstellung eines harmonisierten Mappings, auf Basis der mannigfaltigen Daten, auf Modellebene soll ein Prototyp entwickelt werden, der die aktiv gewonnenen Schlafdaten in FHIR Ressourcen abbildet und anschließend auf einem FHIR Server abspeichert. Letztlich sollen potenzielle Probleme oder Hindernisse bei der Transformation erörtert und, falls möglich, Lösungsvorschläge ausgearbeitet werden.

Die Masterarbeit beschäftigt sich mit der Hauptforschungsfrage, inwiefern der FHIR Standard konzeptionell für die Abbildung von aktiv gewonnenen Wearable-Schlafdaten geeignet ist. Zur Erarbeitung sowie Beantwortung dieser Frage werden die vom Autor erfassten, persönlichen Schlafdaten verwendet. Es wird zudem erörtert, ob ein generalisiertes Daten Mapping unterschiedlicher Wearable Anbieterinnen und Anbieter sinnvoll sowie in weiterer Folge möglich ist.

Darüber hinaus geht es um die Beantwortung der Frage nach dem aktuellen Entwicklungsstand bei der grundsätzlichen Harmonisierung von Wearable Daten im Gesundheitswesen. Hierfür wird insbesondere auf bereits bestehende Vorarbeiten und Projekte zu dem Thema eingegangen, aktuelle „best practice“ Lösungen vorgestellt und auf etwaige Problematiken hingewiesen.

Anschließend soll die Forschungsfrage erörtert werden, welche der vom Autor zur Verfügung gestellten Schlafdaten mit FHIR generalisiert und somit interoperabel abgebildet werden können. In diesem Zusammenhang soll außerdem beschrieben werden, ob und warum etwaige Daten nicht in das Mapping mit aufgenommen werden können.

Auf Basis dieser Analyse wird im Anschluss näher auf die dafür notwendigen FHIR Ressourcen eingegangen. Auch hier wird gegebenenfalls auf etwaige Lücken im FHIR Standard hingewiesen.

Zuletzt soll die Frage nach dem Mehrwert eines semantisch interoperablen Mappings von Wearable Daten für den Austausch dieser Daten im Gesundheitswesen ausgearbeitet und beantwortet werden.

1.3 Forschungsdesign und Methodik

Die methodische Ausarbeitung der Forschungsfragen kann in „Literaturrecherche“, „Erstellung eines Konzepts manuell auf Modellebene“ sowie „prototypische Transformation der Schlafdaten“ untergliedert werden.

Für die Literaturrecherche wird zunächst die Rolle der Wearables im Gesundheitswesen beschrieben, ehe der aktuelle Entwicklungsstand der allgemeinen Harmonisierung von Wearable Daten im Gesundheitswesen betrachtet wird. Der Fokus liegt auf bereits bestehenden Vorarbeiten und Projekten zu diesem Thema.

Für die Harmonisierung der Wearable-Schlafdaten manuell auf Modellebene muss zunächst festgestellt werden, welche Werte von den Geräten überhaupt erfasst werden. Anschließend kann erörtert werden, ob und welche FHIR Ressourcen für ein potenzielles Mapping infrage kommen. Das Ergebnis dieser Analyse liefert den Input für die prototypische Umsetzung und Transformation des Modells.

1.4 Aufbau der Arbeit

Die vorliegende Masterarbeit ist grundsätzlich in drei Hauptkomponenten gegliedert. Das einleitende Kapitel 2 stellt zunächst allgemeine Begrifflichkeiten in Bezug auf Wearables sowie deren wachsende Rolle/Bedeutung im Gesundheitswesen vor. Außerdem wird aus aktuellem Anlass der potenzielle Nutzen des Forschungsthemas am Beispiel der Covid-19 Pandemie näher gebracht.

Kapitel 3 zum Thema „Wearable-Devices“ stellt die in dieser Arbeit verwendeten smarten Geräte vor, die für die Ausarbeitung des Mappings, sei es manuell auf Modellebene oder prototypisch, verwendet werden. Dabei sollen die grundsätzlichen Funktionsweisen sowie die Art der Daten, die von den beiden Wearables erfasst werden können beschrieben als auch verglichen werden. Im weiteren Verlauf der Arbeit soll basierend darauf das theoretische Konzept des Mappings auf Modellebene ausgearbeitet werden. Zuletzt soll auf den Mehrwert respektive die Vorteile dieser Harmonisierung hingewiesen werden.

Das darauffolgende Kapitel 4 mit dem Titel „Standards zum Austausch von Wearable Daten“ geht auf gängige internationale Standards, die den Austausch von Wearable Daten ermöglichen ein. Der Fokus liegt besonders auf dem FHIR Standard. Erörtert wird, ob der Standard konzeptionell für die Abbildung von Wearable Daten und im Speziellen der Schlafdaten, geeignet ist. Es werden außerdem bestehende Vorarbeiten und Projekte sowie letztlich auch alternative Standards vorgestellt.

Das letzte Kapitel 5 widmet sich der prototypischen Umsetzung und somit der Transformation der Wearable-Schlafdaten in FHIR Ressourcen. Hierfür wird zunächst die Har-

monisierung der Schlafdaten, auf Basis der Analyse der Daten und deren Strukturen, durchgeführt und somit das Mapping auf Modellebene erstellt. Anschließend werden die dafür benötigten FHIR Ressourcen analysiert und die Transformation realisiert.

Abschließend werden die Resultate dieser Masterarbeit in einer Zusammenfassung und einem Ausblick evaluiert. Schlussendlich soll dargelegt werden, ob und in welchem Ausmaß eine Transformation von Wearable Daten in FHIR sinnvoll ist und welche Vorteile als auch Problematiken dabei auftreten können.

Kapitel 2

Grundlagen und Definitionen

Das einleitende Kapitel beschäftigt sich zunächst mit der grundlegenden Definition sowie den Eigenschaften von Wearables. Danach wird auf die Besonderheiten von Wearables sowie deren Nutzen, vor allem im Kontext des Gesundheitswesens, als auch auf die Arten der verarbeiteten Daten, die damit erfasst werden können, eingegangen.

Anschließend wird der wachsende Einfluss der Wearables auf das Gesundheitswesen sowie auf die Gesundheitsmärkte näher erläutert. Hierbei soll aufgezeigt werden, welche potenziell positive Wirkung die Eingliederung von Wearable Daten in Bereiche wie Ambient Assisted Living, elektronische Patientinnen- und Patientenakten oder allgemein IT-Systeme haben kann.

Außerdem wird die wachsende Bedeutung sowie die zukünftig zunehmende Verwendung der smarten Geräte am Beispiel der Covid-19 Pandemie thematisiert.

2.1 Wearables

Wie [Mischak, 2016] beschreibt, handelt es sich bei einem Wearable um ein elektronisches Gerät, welches flexibel an unterschiedlichsten Körperstellen getragen werden kann.

[Meister et al., 2016] definieren Wearables als eine Art „tragbarer Mini Computer“, der eine Schnittstelle zwischen Mensch und Maschine darstellt und den individuellen Gesundheitszustand erfassen kann. Dabei ist zu beachten, dass, wie [Weichert, 2019] anführt, die erfassten Gesundheitsdaten derzeit hauptsächlich auf Basis von Eigeninitiative der Userinnen und User erfasst werden und nicht aufgrund von medizinischen Verordnungen. Erwähnt wird außerdem, dass der derzeitige Nutzen der Wearables darin besteht,

dass Userinnen und User ihre persönlichen Daten im Alltag sammeln. Sei es bei sportlichen Aktivitäten, im beruflichen Alltag oder während Ruhezeiten wie etwa beim Schlafen. Durch unterschiedlich eingebettete smarte beziehungsweise mobile Sensoren kann ein Wearable viele physiologische wie auch physikalische Messgrößen aufzeichnen. Hierbei können folgende gesundheitsrelevante Daten gesammelt werden: Puls, Gewicht, Bewegung, Blutdruck, die individuelle Befindlichkeit bis hin zu diversen Organaktivitäten. Die smarten Geräte können am Handgelenk, an den Ohren, der Kleidung, am Kopf sowie auf oder unter der Haut getragen werden.

Via Funk, wie zum Beispiel Bluetooth, kann das Wearable mit einem Tablet oder Smartphone verbunden und somit der Zugang zum Web ermöglicht werden [Mischak, 2016].

Eine grobe Auflistung der potenziell möglichen Vitalparameter oder physiologischen Daten, die dabei von mannigfaltigen Sensoren erfasst werden können, ist Abbildung 2.1 zu entnehmen [Piwek et al., 2016].

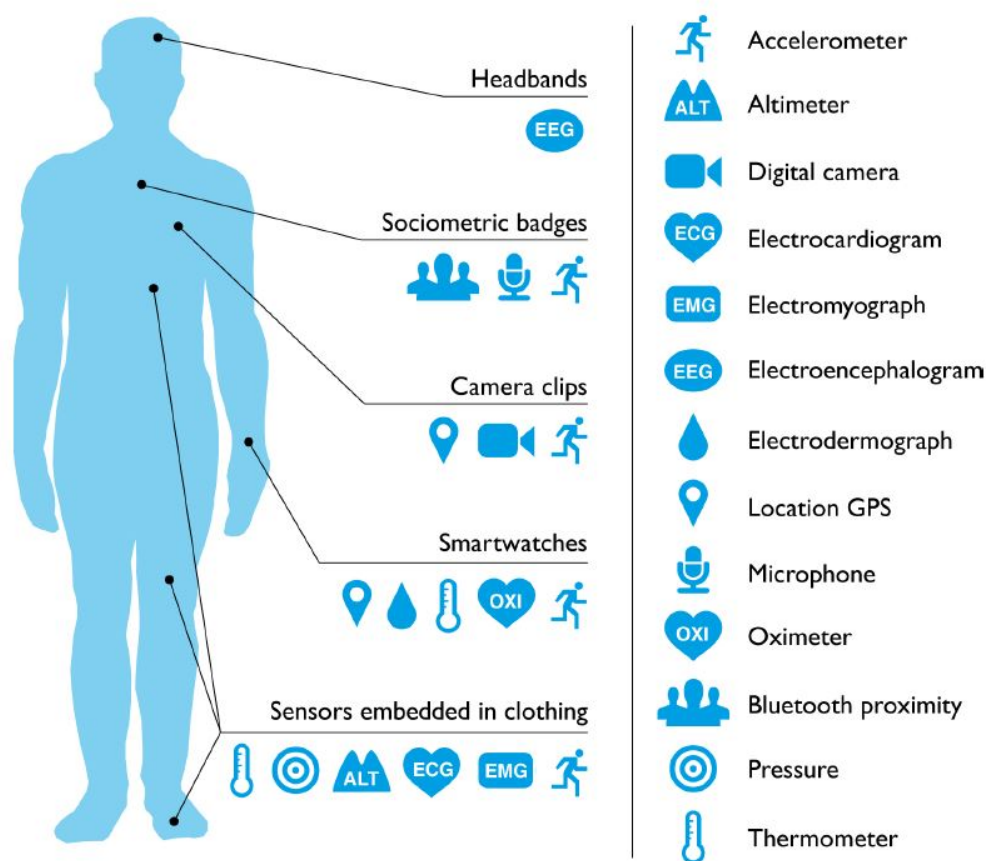


Abbildung 2.1: Möglichkeiten der Erfassung von Vitalparametern durch unterschiedliche Sensoren, eingebettet in Consumer Health Wearables, [Piwek et al., 2016]

[Piwek et al., 2016] erläutern exemplarisch, dass die Herzfrequenz mittels Oximeter, beispielsweise eingebaut in einen Ring, erfasst werden kann, während die Muskelaktivität im Vergleich dazu mit einem elektromyographischen Sensor, eingebettet in ein Kleidungsstück, aufgezeichnet werden kann.

Über eine Smartwatch am Handgelenk ist es beispielsweise zudem möglich sowohl körperliche, respektive sportliche Aktivitäten, als auch Schlafparameter, sprich die unterschiedlichen Schlafphasen, zu erfassen.

Des Weiteren macht Abbildung 2.1 deutlich, dass diese Geräte bereits die Fähigkeit besitzen, auch geografische Daten wie Distanz, Höhenmeter, Geschwindigkeit und Standort (GPS Location) zu erfassen.

[Meister et al., 2016] listen ergänzend im Bereich tragbarer Wearables außerdem auch Brillen, Armbänder sowie Ringe und Jacken auf.

Laut [Mischak, 2016] gibt es bei Wearables erhebliche Unterschiede, angefangen von der Art des Geräts bis hin zur Art des Tragens. Bei Geräten, die direkt am Handgelenk getragen werden, handelt es sich tendenziell um Smartwatches, Laufuhren sowie diverse Fitness Tracker. Wearables, die sich hingegen unterhalb der Hautoberfläche befinden, werden als sogenannte „Insideables“ bezeichnet. [Weichert, 2018] geht hierfür beispielhaft auf die Implementierung eines Mikrochips in ein Medikament ein. Ziel einer sogenannten „Smart Pill“ ist die Erfassung diverser Vitalwerte aus dem Inneren des Körpers heraus.

„Wearables und die damit verbundene Möglichkeit gesundheitsrelevante Daten am eigenen Körper aufzunehmen, zu analysieren und zu speichern, erleben in jüngster Zeit einen regelrechten Hype [Reum, 2015].“

Betrachtet man besonders den Fitnessbereich, so lässt sich erkennen, dass die „körpernahen Messgeräte“, wie sie von [Reum, 2015] bezeichnet werden, bereits vielerorts zum Einsatz kommen. Auch im Gesundheitsbereich wird der Einsatz dieser neuen Technologien nunmehr vermehrt erwartet, denn bis dato wurden die von Wearables gewonnenen Daten nur in sehr seltenen Fällen von Ärztinnen und Ärzten im Behandlungsprozess berücksichtigt. Das soll sich zukünftig jedoch ändern. So sollen aus den gewonnenen Daten vor allem auch Informationen generiert werden, die, sofern sie medizinische Relevanz besitzen, auch an die Gesundheitsdienstleisterinnen und Gesundheitsdienstleister übermittelt und somit als Unterstützung sowohl bei Diagnose als auch im Behandlungsprozess dienen können.

2.2 Der wachsende Einfluss von Wearables im Gesundheitswesen

Das Ziel des Einsatzes von Wearables im medizinischen Kontext ist die automatisierte und elektronische Erfassung von medizinisch relevanten Patientinnen- und Patientendaten. Zuzüglich zu den Daten, die im Laufe eines Krankenhausaufenthalts erhoben werden, könnten Wearables demnach personenbezogene Echtzeit-Daten über eine Schnittstelle im Krankenhausinformationssystem bereitstellen. [Mischak, 2016] hebt dabei besonders das Potenzial im extramuralen Bereich, also zum Beispiel der Heim- oder Mobilen-Pflege als auch dem Telenursing hervor, da hier die IT-Infrastruktur, im Vergleich zum intramuralen Bereich, erst in sehr geringem Maße ausgeprägt ist und somit eine effizientere Gestaltung dieser, mit Hilfe der Implementierung von Wearables, möglich gemacht werden könnte.

[Urbauer et al., 2018] gehen ebenfalls von einem großen Nutzen von Wearables aus. Ihr Fokus bezieht sich auf den Bereich Ambient Assisted Living und somit auf den Erhalt der Selbstständigkeit von älteren Personen, da erwartet wird, dass die Wearables einen positiven Einfluss auf deren körperliche Aktivität als auch deren allgemeines Wohlbefinden sowie emotionale Sicherheit haben.

In ihrer Arbeit gehen [Urbauer et al., 2018] zudem speziell der Integration von Aktivitäts-Trackern in medizinische IT-Systeme nach. Hier wird der Fokus besonders auf die Interoperabilität gelegt. Diese wird als essenzielle Grundvoraussetzung sowohl für die qualitative Verbesserung der IT-Systeme als auch der hierfür gewonnenen Gesundheitsdaten gesehen.

Auch [Saripalle, 2019] schreibt von der Bedeutung der individuell getrackten Daten für die medizinische Versorgung und besonders von deren notwendiger Integration in die Patientinnen- und Patientenakten. Erst die Eingliederung dieser Daten würde den Gesundheitsdiensteanbieterinnen und Gesundheitsdiensteanbietern die Möglichkeit geben, den vollständigen Gesundheitszustand der Patientinnen und Patienten zu erkennen. Laut [Saripalle, 2019] spielt dieser allumfassende Datensatz demnach eine besondere Rolle, da von Wearables gewonnene Daten zukünftig einen Einfluss auf sämtliche medizinische Entscheidungen haben könnten.

Auf potenzielle Vorteile sowie etwaige Hindernisse bei der Erfassung beziehungsweise Harmonisierung von aktiv gewonnenen Wearable Daten, basierend auf international anerkannten Standards, wie unter anderem auch von [Urbauer et al., 2018] und [Saripalle, 2019]

beschrieben, wird im Laufe dieser Arbeit noch explizit eingegangen. Dabei sollen in weiterer Folge aktuell verwendete Standards zum Austausch von Wearable Daten beschrieben sowie im Speziellen der neuartige FHIR Standard, mit Fokus auf den Austausch von medizinischen Daten im Gesundheitsbereich, für die standardisierte Abbildung analysiert respektive als Grundlage für ein generalisiertes Mapping von durch Wearables erfasste Daten eingesetzt werden.

Betrachtet man abschließend, in Anlehnung an Abbildung 2.2, das Gesundheitswesen in seiner Gesamtheit so kann es sich laut [Meister et al., 2016] in nunmehr zwei „Gesundheitsmärkte“ gliedern lassen. Der erste Gesundheitsmarkt besteht aus der klassischen medizinischen Grundversorgung, solidarisch finanziert durch unter anderem Steuern und Sozialversicherungsbeiträgen (Krankenkassen) sowie privaten Krankenversicherungen. Der zweite Gesundheitsmarkt, der sich laut [Meister et al., 2016] in den letzten Jahren etabliert hat, legt seinen Fokus auf die Bereiche Prävention, Fitness sowie Wellness. Dabei handelt es sich, wie der Grafik zu entnehmen ist, um smarte Fitnesstools, Apps und mobile Gesundheitsangebote sowie das Vitaldatenmonitoring, Gesundheitsportale und Social Media. Die nun vermehrt auftkommenden Wearables können somit entsprechend dem zweiten Gesundheitsmarkt zugeordnet werden.

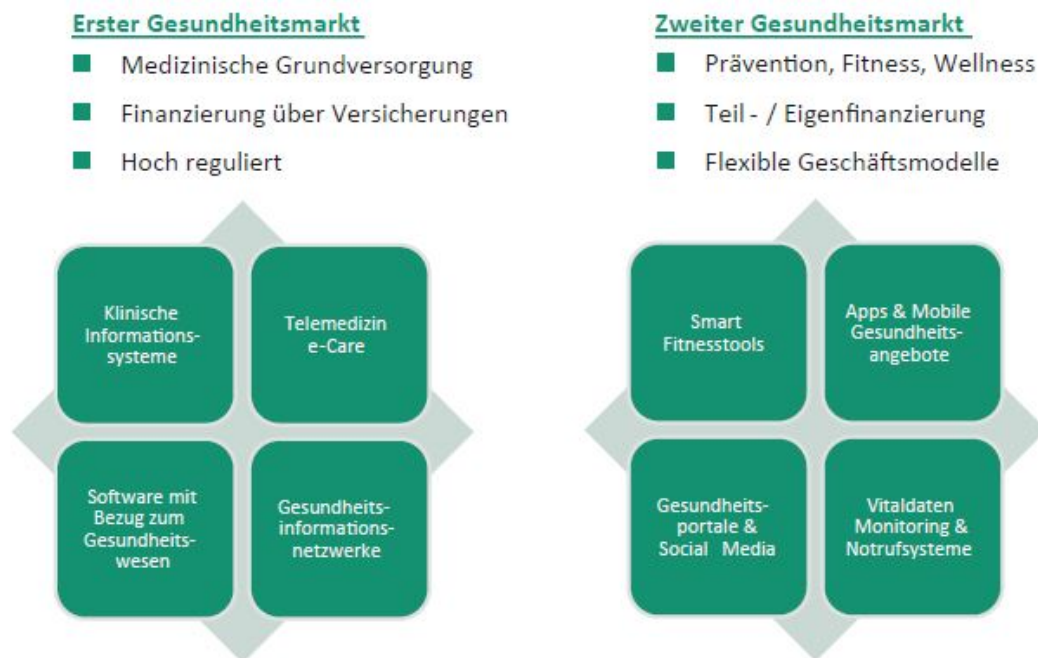


Abbildung 2.2: Aufgliederung des Gesundheitswesens in Gesundheitsmärkte auf Basis der Art der medizinischen Versorgung sowie Gesundheitsangebote, [Meister et al., 2016]

Zusammenfassend lässt sich daraus schließen, dass Wearables sowie digitale Gesundheitsdienstleistungen längst für viele zum persönlichen Alltag gehören, aber auch besonders in medizinischen Bereichen wie Prävention, Therapie oder Rehabilitation ebenso ein hilfreicher Begleiter sein könnten und sich auch mit Sicherheit hier zukünftig vermehrt etablieren werden.

2.3 Wearables in Zeiten von Covid-19

„Abseits der bloßen Erfassung von Fitnessdaten könnten Wearables auch bei der Eindämmung von übertragbaren Krankheiten eine wichtige Rolle spielen, so [Zivadinovic, 2021].“

[Zivadinovic, 2021] bezieht sich dabei auf bereits vorliegende Studien, bei denen die von Smartwatches gemessenen Herzfrequenzdaten einen validen Beleg für das Vorliegen einer Infektion liefern konnten. Zudem soll festgestellt worden sein, dass der smarte Ring von Oura die Daten äußerst exakt erfasst, sodass einsetzendes Fieber identifiziert werden kann, was wiederum auf eine potenzielle Infektion hindeuten kann. Ähnliches gilt für die von [Zivadinovic, 2021] rezitierte Schlafüberwachung via Wearable. Laut dieser soll eine Infektion anhand von Abweichungen der Schlafatemfrequenz bemessen und identifiziert werden können.

Obwohl die gesammelten Daten der Wearables meist nur recht unspezifische Indikatoren für eine Infektion darstellen, so können darauf basierende Laboranalysen einen Rückschluss auf Erreger liefern. Insbesondere die Herzfrequenzvariabilität kann als passabler Indikator für weitere Untersuchungen herangezogen werden. Beispielsweise sei hier genau auf die auffallend geringe zeitliche Variation zwischen den einzelnen Herzschlägen zu achten.

[Zivadinovic, 2021] bezieht sich außerdem auf eine nicht fachlich gegengelesene Vorveröffentlichung, laut der die Erfassung der Herzfrequenzvariabilität diverser Apple-Watch Modelle analysiert und als qualitativ akzeptabel erachtet wurde. Entsprechend diesen Ergebnissen wird beschrieben, dass die Anzeichen einer Infektion in etwa sieben Tage vor Beginn erster Symptome beziehungsweise vor dem medizinischen Nachweise ersichtlich waren.

[Tejaswini et al., 2020] berichten, dass in einer weiteren Studie, durchgeführt an der Universität Stanford, knapp 5300 Teilnehmerinnen und Teilnehmer untersucht wurden. Auf-

fallend ist hierbei, dass von den Personen unterschiedliche smarte Wearables verwendet wurden. So trugen 4642 der Teilnehmerinnen und Teilnehmer eine Smartwatch, 3325 davon ein Fitbit-Device, 984 eine Apple-Watch, 428 ein Wearable von Garmin und die Übrigen andere smarte Geräte.

[Tejaswini et al., 2020] schreiben, dass insgesamt 114 Personen an Covid-19 sowie weitere 47 Personen an einer anderen Atemwegsinfektion erkrankten. Laut den Studienergebnissen wurde der Fokus jedoch hauptsächlich auf die Fitbit-Userinnen und User gelegt, da diese den Großteil der Studienteilnehmerinnen beziehungsweise Studienteilnehmer ausmachten. Die Daten der restlichen Wearables wurden oder konnten infolgedessen nicht genauer ausgewertet werden. Somit wurden schlussendlich die physiologischen Daten wie die Herzfrequenz als auch Aktivitätsdaten wie Schritte und Schlaf von 32 erkrankten Teilnehmerinnen und Teilnehmern mit Fitbit Device ausgewertet. Analysiert wurde im Speziellen der Ruhepuls. Ein für längere Zeit erhöhter Ruhepuls wurde schließlich als Indikator für eine Infektion interpretiert.

[Tejaswini et al., 2020] schlussfolgern demnach aufgrund ihrer Daten, dass das Aktivitäts-Tracking durch Wearables als Echtzeiterkennung von Atemwegsinfektionen sehr wohl Verwendung finden kann.

Auch das Robert Koch-Institut hat es sich zur Aufgabe gemacht, von Wearables gemessene Daten zu sammeln und zu analysieren. Im April 2020 wurde eine App zur Verfügung gestellt, mit der die Ausbreitung des Coronavirus in Deutschland erfasst werden sollte [Robert Koch-Institut, 2020b].

Diese in Abbildung 2.3 rudimentär dargestellte App, besser bekannt als „Corona-Datenspende“, ist für iOS als auch Android-Geräte verfügbar und funktioniert in Verbindung mit diversen Herstellerinnen und Herstellern von Fitnessarmbändern und Smartwatches wie Garmin, Fitbit, Polar, Oura oder Withings.

Das Ziel der App ist die Sammlung von freiwillig zur Verfügung gestellten Daten der Userinnen und User sowie darauf basierend die Analyse der Wirksamkeit der Maßnahmen zur Bekämpfung von Covid-19, da festgestellt wurde, dass sich die Vi-

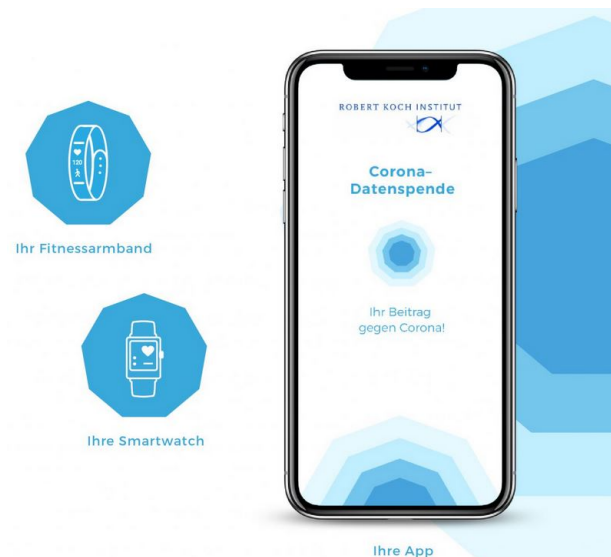


Abbildung 2.3: Corona-Datenspende, [Robert Koch-Institut, 2020a]

talparameter bei einer akuten Atemwegserkrankung deutlich verändern und typische Symptome durch die App erkannt werden können.

Bei den Daten, die erhoben werden können, handelt es sich insbesondere um manuell oder automatisch erfasste Aktivitätsdaten wie Sport (Laufen oder Fahrradfahren), Schlafen, Ruhezeiten und andere Aktivitäten wie beispielsweise Gehen. Im Bereich der Vitaldaten werden Puls, Stress, Herzratenvariabilität, Gewicht, Körpertemperatur und Blutdruck erfasst. Soweit vorhanden werden zuletzt auch soziodemographische Daten wie Alter, Größe, Geschlecht und abermals das Gewicht aufgenommen [Robert Koch-Institut, 2020a].

Eine besondere Herausforderung stellen, wie [Olk, 2020] beschreibt, die unterschiedlichen Sensoren sowie Daten der verschiedenen Wearables dar. Zwar werden die gesammelten Daten durch eine Softwareschnittstelle auf eine Basis gebracht, jedoch ist zu hinterfragen, ob diese Basis auf offenen, international anerkannten Standards, wie zum Beispiel dem FHIR Standard basiert.

Grundsätzlich lässt sich somit zusammenfassen, dass bereits ein weitläufiger Trend, hin zu einem größeren Vertrauen und somit einer erhöhten Verwendung von Wearables in Bezug auf das Vitaldatenmonitoring sowie der Erfassung von Aktivitäts-Parametern, auch im medizinischen Kontext, zu erkennen ist. Zurückzuführen ist dies vermutlich auch auf bereits vermehrt aufkommende Studienergebnisse, die den Einsatz von Wearables für das Tracking von Infektionskrankheiten befürworten und deren Mess- respektive Ergebnisqualität zunehmend als valide beziehungsweise akzeptabel erachten.

Nichtsdestotrotz stellen, wie in den genannten Beispielen zu sehen war, die unterschiedlichen Datenformate der Geräte weiterhin eine große Hürde dar. Vergleiche dazu [Tejaswini et al., 2020] aus Kapitel 2.3 sowie [Saripalle, 2019] und [Bienhaus, 2016] in Kapitel 3.3. Mit Verweis auf [Olk, 2020] lässt sich zudem erkennen, dass die Bedeutung der Interoperabilität der Wearables zunimmt und die Thematik auch medial präsent ist. Schlussendlich wäre es nicht nur entscheidend, die Daten auf eine gemeinsame Basis zu bringen, sondern vor allem ein strukturiertes, anerkanntes sowie öffentliches Format zu wählen, um Transparenz sowie semantische als auch syntaktische Interoperabilität im Gesundheitswesen zu schaffen.

Kapitel 3

Wearable-Devices

Im folgenden Kapitel werden zwei ausgewählte Wearable-Devices der Marken Oura und Fitbit vorgestellt.

Zu Beginn werden die grundlegenden Funktionen der Geräte beschrieben. Das anschließende Ziel ist es, die wichtigsten Daten beziehungsweise Vitalparameter und Scores, die von dem jeweiligen Wearable erfasst werden können, näher zu erläutern. Der Fokus liegt jedoch besonders auf den Schlafdaten. Diese Beschreibung dient im weiteren Verlauf dieser Masterarbeit als Grundlage für die in Kapitel 5 zum Thema „Prototypische Umsetzung“ durchgeführte Analyse der von den Wearables generierten Schlafdaten und deren JSON-Struktur, die von der jeweiligen Open-API zur Verfügung gestellt wird. Beispielfhaft werden im Laufe dieser Arbeit die von den beiden Devices generierten und vom Autor bereitgestellten Schlafdaten vergleichsweise analysiert.

Da es, wie [Kaltenbrunner et al., 2016] postulieren, von Seiten der Wearable Anbieterinnen und Anbieter bis dato keine standardisierte Schnittstelle gibt, sollen die Differenzen der gemessenen Parameter der beiden Wearables aufgezeigt und beschrieben werden ehe in Kapitel 5 genauer auf deren Datenstrukturen und Datentypen eingegangen wird.

Im weiteren Verlauf dieses Kapitels wird außerdem die vorherrschende Wearable-Infrastruktur erläutert. Des Weiteren sollen etwaige Vorteile einer potenziell standardisierten API beziehungsweise harmonisierten Datenstruktur genannt und Nachteile oder gegebenenfalls Hindernisse thematisiert werden.

3.1 The Oura Smart Ring

The Oura Smart Ring ist ein Ring, der laut [Oura, 2021b] mit einer mobilen Applikation verbunden werden kann. Die Daten, die von dem Ring erhoben und in der Applikation gespeichert werden, können, wie in [Oura, 2020c] beschrieben, grundsätzlich in drei Arten von „Scores“ zusammengefasst werden. Diese Scores sind Schlaf, Aktivität und Tagesform. Um einen Überblick über die grundsätzliche Funktion des Wearables geben zu können, werden diese Scores nun näher beschrieben. Auf die damit erhebba-



Abbildung 3.1: Oura Ring, [Oura, 2021c]

ren Schlafdaten wird, wie bereits einleitend erwähnt, detaillierter eingegangen.

Wie [Oura, 2021e] postuliert, werden die auf den Schlaf bezogenen Daten mit Hilfe von Sensoren, die die Ruhe-Herzfrequenz, Herzfrequenzvariabilität, Körpertemperatur, Atemfrequenz und Bewegung erfassen, ermittelt. Basierend auf diesen Messwerten wird ein allgemeines Schlafmuster erstellt. Die dabei erfassten Parameter können entsprechend Abbildung 3.2, in einer Schlaf-Zusammenfassung der Oura Applikation eingesehen werden. Auf die in der Abbildung dargestellten Werte wird im weiteren Verlauf dieses Kapitels noch näher eingegangen.

Laut [Oura, 2020e], setzt sich der Schlafwert, der als Teil des Schlafmusters ermittelt wird, aus sieben Faktoren zusammen, die im Anschluss beschrieben und in Abbildung 3.3 entsprechend dargestellt werden. Die nun aufgelisteten Faktoren stehen in einer Art Wechselbeziehung zueinander, beeinflussen sich also gegenseitig und stellen zusammen die generelle Schlafqualität beziehungsweise in weiterer Folge den Schlafwert dar.

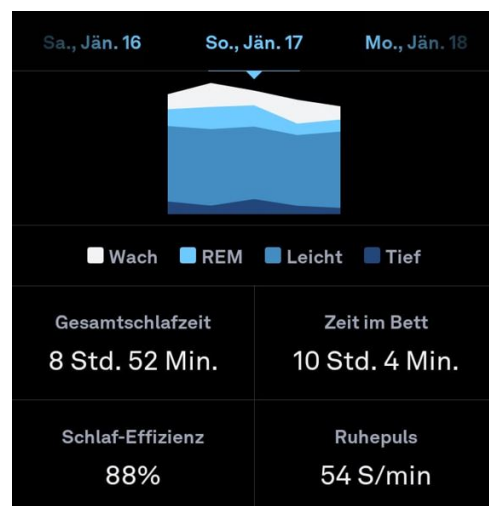


Abbildung 3.2: Schlaf-Zusammenfassung

Folgende Schlaffaktoren werden zur Bemessung des Schlafwerts erfasst:

Gesamtschlafzeit - Die Gesamtschlafzeit der vergangenen Nacht, verglichen mit der von Oura empfohlenen Gesamtschlafzeit

Schlaf-Effizienz - Als Zeit, in der nach dem Schlafengehen tatsächlich geschlafen wurde, gemessen in Prozent

Erholsamkeit - Als Maß für den tiefen Schlaf

REM-Schlaf - Dauer der Rapid Eye Movement Schlafphase

Tiefschlaf - Dauer der Tiefschlafphase

Schlaflatenz - Zeit, die benötigt wird um einzuschlafen

Schlaf-Timing - Orientierung des Schlafengehens sowie des Aufstehens am Sonnenauf- beziehungsweise Sonnenuntergang



Abbildung 3.3: Ouras Schlafwert

Zuletzt werden auch die erfassten Schlafphasen Wach, REM, Leicht und Tief sowie deren jeweilige Gesamtdauer in einer Übersicht der Applikation dargestellt. Vergleiche hierzu Abbildung 3.4, welche die genauen Zeitpunkte der Phasen während des Schlafs graphisch veranschaulicht.

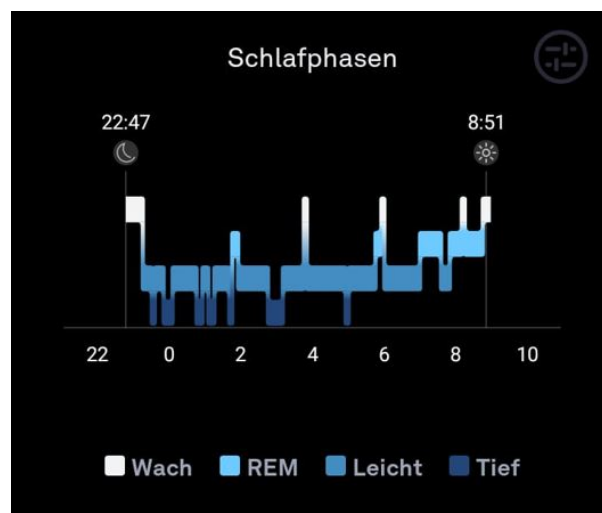


Abbildung 3.4: Graphische Darstellung der von Oura erfassten Schlafphasen

Der Score Tagesform soll laut [Oura, 2020h] den allgemeinen körperlichen Erholungszustand beschreiben und Auskunft über die Belastbarkeit für den anstehenden Tag geben. Die Tagesform setzt sich, wie in [Oura, 2020f] postuliert, aus acht verschiedenen Faktoren zusammen:

- Körpertemperatur - Vergleich der durchschnittlichen Körpertemperatur beim Schlafen mit der letzten nächtlichen Körpertemperaturmessung
- Letzte Nacht - Beschreibt die Auswirkung des Schlafes der letzten Nacht auf die aktuelle Tagesform
- HFV-Ausgewogenheit - Gibt Auskunft über die körperliche Erholung der letzten 14 Tage
- Schlaf-Ausgewogenheit - Vergleich der Schlafqualität der vergangenen 14 Tage mit einem längerfristigen Durchschnittswert
- Aktivität vom Vortag - Liefert Auskunft über die Auswirkung durchgeführter Aktivitäten auf die aktuelle Tagesform
- Aktivitätsausgewogenheit - Wird beeinflusst vom Aktivitätsniveau (dieses wird untenstehend noch genauer erläutert) und gibt Auskunft über den körperlichen Zustand
- Ruhepuls - Vergleich des durchschnittlich geringsten Ruhepulses der letzten Nacht mit einem längerfristigen Durchschnittswert
- Erholungsindex - Maß für die körperliche Regeneration. Dieser Index gibt die Zeit, in der nach der Stabilisierung des Ruhepulses geschlafen wurde, an

Zuletzt werden die, wie in [Oura, 2020d] aufgelistet, unterschiedlichen Aktivitätsfaktoren erhoben. Hierfür werden sechs Werte berücksichtigt, die sich ebenfalls gegenseitig beeinflussen, also in Wechselwirkung zueinander stehen und Informationen über das Aktivitäts- sowie Bewegungsniveau der Userinnen und User liefern:

- Aktiv bleiben - Zeit der Inaktivität verglichen mit der empfohlenen Aktivitätszeit
- Jede Stunde bewegen - Ein Wert für die Anzahl an Warnungen aufgrund von Inaktivität
- Tägliche Ziele erfüllen - Anzahl an erreichten Aktivitätszielen

- Trainingsfrequenz - Anzahl an Aktivitäten mit mittlerer oder hoher Intensität
- Trainingsvolumen - Setzt sich aus der Anzahl an Aktivitäten sowie dem aktiven Kalorienverbrauch zusammen
- Erholungszeit - Anzahl an Ruhetagen pro Woche

3.2 Fitbit Sense

Während Oura die Vitalparameter mit einem Ring misst, bietet Fitbit diverse Smartwatches sowie Fitness Tracker an. Auch Fitbit Devices können mit einer mobilen Applikation verbunden werden. Das Fitbit Wearable, das in dieser Arbeit zur Erfassung der Schlafdaten verwendet wird, ist die Smartwatch Fitbit Sense. Die Daten, die von diesem Wearable erhoben werden, können laut [Fitbit, 2021a] den Kategorien „Health“, „Day & Night“ und „Smart“ zugeordnet werden.



Abbildung 3.5: Fitbit Sense, [Fitbit, 2021b]

Health setzt sich aus unterschiedlichen Scores und Parametern zusammen. Daten wie Stress, Stimmung, Herzrhythmuschwankungen, Sauerstoffsättigung (SpO2), Körpertemperatur, Herzfrequenz, Atmung, Herzratenvariabilität sowie bei Userinnen Tracking des Eisprungs und der Menstruation können dieser Kategorie zugeordnet werden.

Unter die Kategorie Day & Night fallen Informationen wie das GPS-Tracking, insbesondere bei Outdoor-Aktivitäten wie Laufen und Wandern, die Workout Intensität, Schritte, zurückgelegte Distanz, Anzahl der Stufen, aktive Minuten sowie verbrauchten Kalorien.

Des Weiteren werden die Leichtschlafphase, Tiefschlafphase, REM-Schlafphase sowie Wachphasen gemessen. Zuzüglich wird, wie bei Oura, ein Schlafscore berechnet, der die allgemeine Schlafqualität beschreiben soll. Dieser ist in Abbildung 3.6 beispielhaft angeführt.

Im Vergleich zu Oura wird auch hier die Gesamtschlafzeit explizit angeführt. Informationen zu der verbrachten Zeit im Bett, Schlaf-Effizienz oder dem Ruhepuls werden hingegen nicht angeführt. Abbildung 3.7 veranschaulicht die von Fitbit gemessenen Schlafphasen. Zieht man zwischen Oura und Fitbit einen ersten Vergleich in Bezug auf die graphische Abbildung der Schlafwerte, so sind bereits hier Ähnlichkeiten in der Darstellung sowie Art der erfassten Parameter zu finden. Fitbit berechnet zudem einen 30-Tage Durchschnitt je Schlafphase.



Geschlafene Zeit Ziel bearbeiten
7 Std. 6 Min

Abbildung 3.6: Fitbits Schlafwert



9. Apr. 30-Tage-Ø Datenvergleich

Zeit in den einzelnen Schlafphasen



Abbildung 3.7: Graphische Darstellung der von Fitbit erfassten Schlafphasen

Unter die letzte Kategorie Smart fallen keine Vital- oder Aktivitätsdaten. Hier werden nur generelle Funktionen, die die Smartwatch bietet, aufgelistet. Diese sind für die Arbeit jedoch nicht von höchster Relevanz, weshalb vom Autor darauf verzichtet wird, diese Kategorie näher zu erläutern.

3.3 Notwendigkeit einer harmonisierten Datenstruktur

Wie [Urbauer et al., 2018] rezitieren, ist ein hoher Grad an Interoperabilität von IT-Systemen von entscheidender Bedeutung. Dadurch kann die Qualität vom System sowie den sich darin befindenden Daten erhöht werden. Auch Fehler könnten durch maschinenlesbare, syntaktisch als auch semantisch strukturierte medizinische Daten reduziert werden. Außerdem konnte festgestellt werden, dass es bereits eine Menge an unterschiedlichen Frameworks sowie Standards zum Austausch diverser Daten, die die Erhöhung der Interoperabilität in medizinischen IT-Systemen zum Ziel haben, gibt.

Einige bekannte Organisationen im Bereich der Standardisierung, die dabei genannt werden, sind IHE (Integrating the Healthcare Enterprise), HL7 (Health Level 7) und PCHA (Personal Connected Health Alliance).

Wie [Urbauer et al., 2018] des Weiteren postulieren, stellt IHE diverse Profile bereit, welche Anforderungen und Prozesse für den Aufbau standardisierter Systeme für Bereiche wie unter anderem Radiologie oder Labor spezifizieren. Im Vergleich dazu soll PCHA eine Art Referenzarchitektur zur Integration von persönlichen Gesundheitsgeräten in IT-Systeme bereitstellen. HL7 versucht, in Form von FHIR, HL7 V2 sowie V3 Standards zur Verfügung zu stellen, um die von IHE als auch PCHA verfolgten Ziele zu unterstützen. Mehrere Informationen zum Thema Standards sind Kapitel 4 „Standards zum Austausch von Wearable Daten“ zu entnehmen.

Laut [Saripalle, 2019] werden von Wearables ermittelte persönliche Gesundheitsdaten trotz bestehender Standards kaum in Patientinnen- und Patientenakten aufgenommen oder im Gesundheitssystem ausgetauscht und kommuniziert. Als Hauptgrund wird dafür das Fehlen eines interoperablen Modells respektive einer interoperablen Struktur, auf Basis der etablierten Standards, genannt, obwohl es sich eigentlich um dieselben Standards handelt, die als Grundlage für die gemeinsame Nutzung von Patientinnen- und Patientenakten verwendet werden. Ohne ein solch allgemein gültiges Modell ist es schwierig, Daten vollständig interoperabel zu erfassen, zu teilen und als Bestandteil der Gesundheitssysteme zu integrieren.

[Saripalle, 2019] beschreibt in Anlehnung an Abbildung 3.8 die aktuell vorherrschende Wearable-Infrastruktur. Demnach werden zunächst sämtliche Aktivitätsdaten, dargestellt im rechten Teil der Grafik als „Wearables“, in den organisationsinternen Repositories (= Propriety Data Store) synchronisiert und gespeichert. Diese Daten sind zwar anschließend über die jeweilige organisationelle API abrufbar, werden schlussendlich aber in einem organisationsspezifischen Datenformat bereitgestellt, weshalb sie nicht einheitlich und standar-

disiert zwischen IT-Systemen im Gesundheitswesen ausgetauscht werden können. Selbiges gilt für die Integration der „Logs“, die die manuelle Erfassung solcher Aktivitätsdaten darstellen.

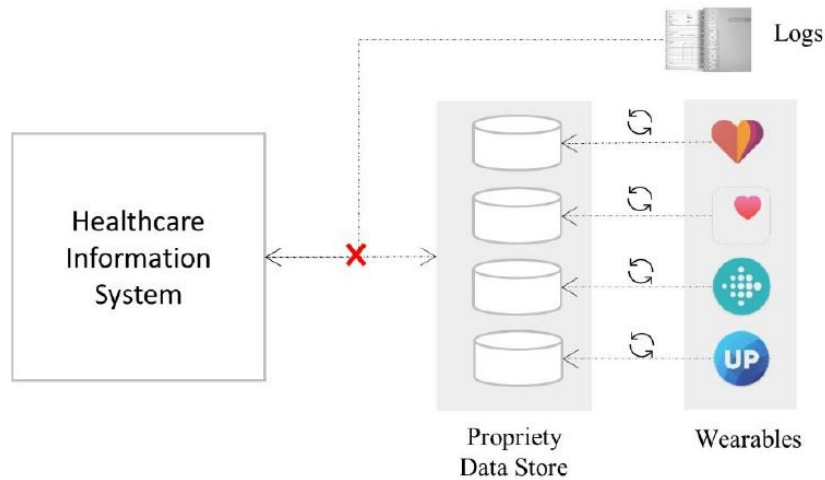


Abbildung 3.8: Darstellung der aktuell vorherrschenden Wearable Infrastruktur im Gesundheitsbereich auf Basis nicht standardisierter Schnittstellen und Daten, [Saripalle, 2019]

Eine weitere, nicht weniger bedeutende Hürde, die von [Saripalle, 2019] genannt wird, betrifft im Allgemeinen die unterschiedlichen Betriebssysteme. Beispielhaft wird erläutert, dass beim Betriebssystem iOS der Zugriff auf die Daten, gewonnen von einer Apple-Watch, durch erhebliche Unterschiede in der Umgebung erschwert wird. Im Vergleich dazu kann bei Android unbeschwert via Google Fit auf die Daten zugegriffen werden. Nichtsdestotrotz ist nochmals hervorzuheben, dass die meisten Wearable Anbieterinnen und Anbieter, wie Abbildung 3.8 veranschaulicht, eine eigene API sowie Daten in einem organisationspezifischem Datenformat bereitstellen.

Daraus resultiert, dass die erfassten Wearable Daten nur organisationsintern, im jeweiligen Repository/Propriety Data Store eine Bedeutung haben, jedoch nicht weiterverwendet respektive mit anderen IT-Systemen im Gesundheitssystem geteilt werden können, da es, wie bereits mehrfach erwähnt und von [Saripalle, 2019] erläutert, keinen allgemein anerkannten Standard für die Erfassung und den Austausch dieser Daten gibt. Die selbige Problemstellung wurde von [Bienhaus, 2016] wie folgt formuliert:

„Neben der unzureichenden Interoperabilität ist die fehlende Standardisierung der Formate, in denen die erfassten Daten ausgegeben und dargestellt werden, eine wesentliche Hürde für den Einsatz im Gesundheitsbereich.“

Kapitel 4

Standards zum Austausch von Wearable Daten

Im folgenden Kapitel soll auf gängige, anerkannte internationale Standards, die den Austausch von Wearable Daten ermöglichen können, eingegangen werden.

Der Fokus des Kapitels liegt besonders auf dem neuartigen FHIR Standard, der den elektronischen Austausch von gesundheitsrelevanten Daten zwischen Softwaresystemen im Gesundheitswesen unterstützen und vereinfachen soll. Insbesondere soll im vorliegenden Kapitel die Frage nach dem grundsätzlichen, konzeptionellen Aufbau des Standards ausgearbeitet werden. Hierfür werden die grundlegenden „Bausteine“ wie Ressourcen, Referenzen, Profile und Extensions näher betrachtet, ehe der aktuelle Entwicklungsstand in Bezug auf die allgemeine Abbildung von Wearable Daten mit FHIR erörtert wird. Da es auf Seite der Transformation von Schlafdaten noch keine nennenswerten oder vergleichbaren Umsetzungen gibt wird versucht, die Mapping Methoden bestehender Projekte zu erklären und der praktischen/prototypischen Ausarbeitung in Kapitel 5 gegenüberzustellen, zu vergleichen und Gemeinsamkeiten sowie Vor- und Nachteile auszuarbeiten.

Insbesondere soll erörtert werden, inwiefern aktiv gewonnene Wearable Daten und im Speziellen die Schlafdaten generalisiert abgebildet werden können. Außerdem soll zum Ende des Kapitels auf etwaige alternative Standards, um Wearable Daten grundsätzlich abzubilden respektive auszutauschen, eingegangen werden.

4.1 FHIR

FHIR, initiiert von HL7 International, ist, wie in [HL7 Deutschland, 2016] postuliert, ein Standard, bereitgestellt für das Gesundheitswesen, der den elektronischen Austausch von Daten und Informationen zwischen Softwaresystemen unterstützen und vereinfachen soll. Der Standard vereinigt die Vorteile bereits etablierter HL7 Standards wie HL7 V2, HL7 V3 und CDA. Der Fokus des Standards liegt auf der einfachen Implementierbarkeit. Das Ziel, das mit FHIR verfolgt wird, ist einerseits die Kommunikation und den Austausch von Informationen zwischen verschiedenen Gesundheitseinrichtungen voranzutreiben, als auch mobile Anwendungen sowie Cloud-Lösungen anzubinden und zukünftig zu unterstützen. Die Implementierung des Datenaustausches sollte deshalb so einfach wie möglich gestaltet sein. [HL7 Deutschland, 2016] nennt unterschiedliche Entwicklungen, die sich im Gesundheitswesen ergaben, als Grund für die voranschreitende Einführung dieses Standards.

Folglich sind einige davon aufgelistet:

- Zunehmender Wunsch zum Austausch von Patientinnen- und Patientendaten zwischen nationalen Gesundheitseinrichtungen oder sogar über Landesgrenzen hinweg
- Vermehrte Verwendung von Tablets, Apps sowie Cloud basierten Lösungen
- Vermeidung von „Datengräbern“ wie unstrukturierten Patientinnen- und Patientenakten
- Transparenz in Bezug auf die Datenhaltung sowie Verarbeitung
- Förderung und Erhaltung von Interoperabilität

Grundsätzlich ergibt sich daraus, dass das Design von FHIR auf folgenden Prinzipien aufbaut:

- FHIR soll für Entwicklerinnen und Entwickler leicht erlernbar und implementierbar sein
- Unzählige Tools, Beispielimplementierungen und APIs sollen die Implementierung vereinfachen und beschleunigen
- FHIR setzt auf die am weitesten verbreiteten Usecases und bietet Optionen für spezifische Erweiterungen

- FHIR setzt auf etablierte Web-Technologien wie XML, JSON, ATOM, HTTPS oder OAuth
- FHIR setzt als Basis der Interoperabilität auf Menschenlesbarkeit
- FHIR ist eine frei verfügbare Spezifikation

4.2 Aufbau und Datenstruktur

Wie [HL7 Deutschland, 2016] beschreibt, setzt der FHIR Standard auf Datenpakete, die in sich geschlossen sowie kompakt und einheitlich sind. Diese Pakete bestehen aus Kontext- sowie Metadaten und haben ein festgelegtes Verhalten sowie eine definierte Semantik. Grundsätzlich setzt der Standard auf eine Struktur, bestehend aus „Ressourcen“, „Referenzen“ (Verlinkungen zwischen den Ressourcen) sowie „Profilen“.

„FHIR only includes an element if 80% of systems implement it“ [Grieve, 2014].

Eine Besonderheit bei FHIR stellt die eben genannte 80/20 Regel dar. Aus dieser kann abgeleitet werden, dass es in jedem Fall zu Datenverlusten kommen kann, da in FHIR nicht alle erdenklichen Usecases standardmäßig abgedeckt werden sollten. Wie [Grieve, 2014] beschreibt, sollen sogenannte „edge cases“, also Randfälle, die sich nur auf ein einzelnes Projekt, eine spezielle Institution oder ein bestimmtes Land beziehen würden, niemals in die Spezifikation mit aufgenommen werden. Der Fokus liegt dementsprechend, wie auch in [HL7 Deutschland, 2021] angeführt, auf den am weitesten verbreiteten Usecases, zuzüglich der Option zur Erweiterung. Eine Erweiterung wird durch sogenannte Extensions realisiert. Diese werden in Kapitel 4.2.4 näher erläutert.

4.2.1 Ressourcen

Ressourcen stellen die kleinstmögliche Einheit für die Übermittlung von Daten dar. Sie werden von [HL7 Deutschland, 2021] zudem als kompakte sowie logisch und diskrete Einheiten definiert. Derzeit gibt es in etwa 150 FHIR Ressourcen, mit denen das Spektrum des weltweiten Gesundheitssystems abgedeckt ist. Eine Auflistung derer ist in [HL7 International, 2019a] zu finden. Die drei Hauptbestandteile, aus denen sich die Ressourcen nun zusammensetzen, sind strukturierte Daten, ein narrativer, also menschenlesbarer Teil

sowie die bereits erwähnten Extensions zur Erweiterungen von Ressourcen um spezifische Informationen. Auf den strukturellen Aufbau einer Ressource sowie deren Darstellungsmöglichkeiten wird in Kapitel 5.6.1 beziehungsweise Kapitel 5.6.2 näher eingegangen, da hier die für die praktische Transformation der Schlafdaten benötigten Ressourcen näher gebracht und analysiert werden.

4.2.2 Referenzen

Damit Ressourcen nicht nur in sich geschlossen sind, kann mit Hilfe von Referenzen auf andere Ressourcen verwiesen werden. In [HL7 Deutschland, 2016] wird beschrieben, dass es durch diesen Verweis möglich ist, Informationen, im Kontext eines medizinischen Use-cases wie zum Beispiel einer Medikamentenverordnung, einem Laborbefund, oder einer Analyse des Schlafes, mit all seinen Parametern, zu verknüpfen und somit ein Netzwerk an relevanten Daten zu schaffen.

Referenzen werden laut [HL7 International, 2019d] immer in eine Richtung dargestellt. Ausgehend von der Ressource (source) selbst, hin zur Ziel Ressource (target). Der umgekehrte Weg der Referenz, vom target zur source, existiert nur auf einer logischen Art und Weise, wird aber niemals explizit dargestellt.

4.2.3 Profile

Ein Profil legt, wie in [HL7 Deutschland, 2016] beschrieben, fest, wie ein System bestimmte Ressourcen verwenden und kombinieren darf. Es stellt somit eine Art Rahmenwerk dar, das definiert, welche Ressourcen zuzüglich Extensions, von einem bestimmten System kommuniziert und gespeichert werden können. In Kapitel 4.3, welches das Thema „Vorarbeiten und Projekte“ behandelt, wird näher auf bereits bestehende Profile aber vor allem auch auf Vorarbeiten und Projekte zur Kommunikation und Erfassung von Wearable Daten eingegangen.

4.2.4 Extensions

Extensions bieten die Möglichkeit, eine Ressource oder ein Element einer Ressource durch zusätzliche Informationen, die durch die Basiselemente der Ressource selbst nicht abgebildet sind, zu erweitern. Mit Verweis auf die 80/20 Regel stellen Extensions die übrigen

20 % dar. FHIR bietet die Möglichkeit, alle Ressourcen und deren Elemente zu erweitern, solange dies nicht anders spezifiziert wurde.

Grundsätzlich kann, wie [SIMPLIFIER.NET, 2021] beschreibt, zwischen zwei Arten von Extensions unterschieden werden, den „Modifier Extensions“ und den „Complex Extensions“. Modifier Extensions werden speziell mit dem Schlüsselwort „isModifier“ gekennzeichnet, für den Fall, dass die Extension die klinische Bedeutung der Ressource signifikant verändert. Das bedeutet, dass die Modifikation und deren Bedeutung vom System verstanden werden muss, bevor sie weiterverarbeitet werden kann. Im Vergleich dazu sei zu erwähnen, dass einfache Extensions jederzeit verarbeitet werden können, auch wenn sie dem jeweiligen System unbekannt sind. Eine Extension wird als Complex Extension bezeichnet, wenn der Ressource mehr als ein Wert und somit meist eine Verschachtelung von mehreren Informationen hinzugefügt wird.

Folgende Regeln sollten bei der Verwendung von Extensions beachtet werden:

- Werden Ressourcen verwendet, die Extensions enthalten, so sollte sichergestellt sein, dass die Extensions definiert und veröffentlicht wurden
- Modifier Extensions müssen vom System erkannt und verstanden werden
- Extensions sollten, soweit möglich, wiederverwendet werden. Definierte und veröffentlichte Extensions können in SIMPLIFIER.NET, der FHIR PACKAGE REGISTRY oder der FHIR Spezifikation (FHIR Core-defined Extension Registry) eingesehen werden

4.3 Vorarbeiten und Projekte zur Abbildung von Wearable Daten mit FHIR

In Folge soll insbesondere die Frage: „Wie können aktiv gewonnenen Wearable Daten generalisiert abgebildet werden?“ ausgearbeitet und beantwortet werden. Zur Beantwortung dieser Frage wird zunächst auf bereits bestehende Vorarbeiten und Projekte eingegangen, die sich mit der grundlegenden Abbildung von Wearable Daten mittels FHIR Ressourcen befassen, um somit einen generellen Überblick über den aktuellen Entwicklungsstand geben zu können. Im Laufe dieser Ausarbeitung soll zudem erörtert werden, warum Wearable Daten und im Speziellen die Schlafdaten bisher nicht oder nur kaum transformiert wurden. Außerdem sollen Unterschiede zwischen bestehenden Mapping Bestrebungen und

der prototypischen Umsetzung in Kapitel 5 ausfindig gemacht und erläutert werden. Zuletzt soll auf Basis der Analyse des aktuellen Entwicklungsstandes eruiert werden, ob gewisse Informationen und Daten die Schlafdaten betreffend, nicht mit FHIR abgebildet werden können.

4.3.1 Abbildung von Fitnessdaten

Erste allgemeine Bestrebungen, von Personen gesammelte Fitnessdaten mit FHIR Ressourcen abzubilden, sind unter anderem auf [Grieve, 2016] zurückzuführen. Exemplarisch wird in Abbildung 4.1 die von [Grieve, 2016] bereitgestellte Grundstruktur einer Observation Ressource angeführt. Sie soll die Basis für die Abbildung von Fitnessdaten darstellen. Wesentliche Elemente dieser Ressource sind die „category“, zur Klassifizierung der Observation, das „subject“, für die eindeutige Zuordnung der Observation zur jeweiligen Person, von der die Daten erhoben wurden, als auch das „coding“ zur genaueren Spezifizierung des gemessenen Parameters sowie die „valueQuantity“ zur Erfassung des tatsächlichen Messwertes.

In Anlehnung an die dargestellte Grafik wird außerdem beschrieben, dass es vorkommen kann, dass einige Messungen variierende Elemente enthalten können betreffend der Zeitspanne oder dem Zeitpunkt der jeweiligen Messung. Beispielsweise bilden manche Observations das Element „effectivePeriod“, für die Definition einer gemessenen Periode ab, während andere nur eine „effectiveDateTime“ benötigen und somit einen fixen Zeitpunkt einer Messung darstellen.

```
{
  "resourceType": "Observation",
  "text": {
    "status": "generated",
    "div": "<div>[name] : [value] [hunits] @ [date]</div>"
  },
  "status": "final",
  "category": {
    "coding": [
      {
        "system": "http://hl7.org/fhir/observation-category",
        "code": "fitness",
        "display": "Fitness Data"
      }
    ]
  },
  "code": {
    "coding": [
      {
        "system": "http://loinc.org",
        "code": "[lcode]",
        "display": "[...]"
      },
      {
        "system": "http://snomed.info/sct",
        "code": "[scode]",
        "display": "[...]"
      }
    ]
  },
  "subject": {
    "reference": "Patient/[xxx]"
  },
  "effectiveDateTime": "[when]",
  "valueQuantity": {
    "value": [value],
    "unit": "[hunits]",
    "system": "http://unitsofmeasure.org",
    "code": "[units]"
  }
}
```

Abbildung 4.1: FHIR Observation zur standardisierten Abbildung von Fitnessdaten, [Grieve, 2016]

Observations werden in FHIR zudem immer mit einem bereits erwähnten „coding“, das den Typ der Observation festlegt, definiert. Hierfür wird meist auf etablierte Codesysteme wie SNOMED-CT oder LOINC referenziert. Wie des Weiteren erläutert wird, ist es zwar in den meisten Fällen von Vorteil, wenn beide Codesysteme angeführt werden, jedoch stellt dies keine Verpflichtung dar und hat auch in weiterer Folge keine nähere Auswirkung auf das Mapping.

Abbildung 4.2 stellt nun exemplarisch einen Auszug potenzieller Codes der Systeme SNOMED-CT und LOINC für die Beschreibung von allgemeinen Fitnessdaten dar. Im Vergleich dazu kann auf die eigens ausgearbeitete Tabelle an LOINC und SNOMED-CT Codes referenziert werden, die im Zuge der Transformation der Schlafdaten speziell für die Schlafdaten ausgearbeitet wurde. Siehe hierfür Kapitel 5.8 „Verwendete Codesysteme“. Diese vom Autor erstellte Tabelle kann im Zuge dessen als eine Art Ergänzung zu Abbildung 4.2 gesehen werden.

Description	SNOMED CT Code	LOINC Code	UCUM Units
Ambient temperature	250825003	60832-3	Cel; [degF]
Blood Glucose	365812005	77145-1 / 74774-1	mmol/L or mg/dL
Blood Pressure	75367002	55417-0	
Systolic	271649006	8480-6 standing: 8460-8 sitting: 8459-0 supine: 8461-6	mm[Hg]
Diastolic	271650006	8462-4 standing: 8454-1 sitting: 8453-3 lying down/lying down: 8455-8	mm[Hg]
Body Fat %	248300009?	41982-0	%
Body Height	50373000	8302-2	m; cm; [in_i]
BMI	60621009	39156-5	kg/m2

Abbildung 4.2: Tabellarische Darstellung von SNOMED-CT und LOINC Codes für die eindeutige Beschreibung von erfassten Fitnessdaten, [Grieve, 2016]

[Gopinathan et al., 2018] schreiben ebenfalls von der Verwendung der Observation Resource für die Abbildung von Lifestyle Daten, da damit bereits unter anderem folgende bekannte Szenarien und Usecases umgesetzt werden können:

- Vital signs - Zur Messung der Körpertemperatur
- Laboratory Data - Zur Messung des Blutzuckers
- Devices Measurements - Zur Messung der Pulsoxymetrie
- Clinical assessments - Zur Erfassung des Glasgow Coma Score
- Personal characteristics - Zur Erfassung der Augenfarbe

Hinzu kommt, dass der FHIR Standard um explizite Anwendungskontexte, so auch für die Verwaltung von Lifestyle Daten, erweitert werden kann. Eine solche Erweiterung ist beispielsweise via Erstellung eines Profils möglich, da es die Ressource durch relevante Elemente ergänzen kann sowie irrelevante Felder entfernt werden können.

Ein erster Ansatz der Profilerstellung wurde, wie [Gopinathan et al., 2018] beschreiben, als Teil des „Finnish national Personal Health Record“ realisiert, um eine begrenzte Anzahl an FHIR Observations über einen bestimmten Zeitraum erfassen zu können. Exemplarisch kann hier die Messung der zurückgelegten Distanz in den letzten 24 Stunden genannt werden. Hier würden die Daten innerhalb einer einzelnen Observation erfasst werden. [Gopinathan et al., 2018] verfolgten eine ähnliche Methodik, jedoch mit dem Unterschied, dass jeder Datenpunkt als eigene Observation Ressource dargestellt wird. Somit würden drei unterschiedliche Geh- und Lauf-Episoden auch als drei verschiedene Observations dargestellt werden.

Zusammenfassend kann gesagt werden, dass die Verwendung von vorhandenen FHIR Ressourcen für die Abbildung diverser Lifestyle Daten grundsätzlich möglich ist, jedoch nicht unbedingt jeder Messwert, der von den Wearables erfasst wird, gleichzeitig ein entsprechendes Pendant in einer FHIR Ressource, einem Element in einer Ressource oder einem Code aus einem der Codesysteme findet. Vergleiche hierfür die prototypische Umsetzung sowie die erstellte Coding-Tabelle zu den Schlafdaten aus Kapitel 5, da hier ersichtlich ist, dass einige Messwerte zu diesem Zeitpunkt noch keinem LOINC oder SNOMED-CT Code zugeordnet werden konnten. Hier bedarf es in weiterer Folge einer Erweiterung bestehender Terminologien oder aber der Erstellung eines eigenen Codesystems.

4.3.2 Abbildung von Wellness Daten

Auch [Pais et al., 2017] haben sich in ihrer Arbeit näher mit dem Thema der Abbildung von sogenannten „Wellness Daten“ mit FHIR auseinandergesetzt. Wellness Daten werden als von Userinnen und Usern generierte Daten via Smartphone oder mobilen Device definiert, die den Gesundheitsdiensteanbieterinnen und Gesundheitsdiensteanbietern täglich wertvolle Informationen liefern könnten. Der Umstand, dass die Nutzung dieser Daten im Gesundheitswesen kaum verbreitet ist respektive Anwendung findet, wird von [Pais et al., 2017] unter anderem der unterrepräsentierten Interoperabilität und somit der nur vereinzelt Verwendung von anerkannten internationalen Standards, wie FHIR, zugeordnet. Aufgrund dessen haben [Pais et al., 2017] ein (erweiterbares) Datenmodell zur Erfassung von Vitaldaten wie Blutzucker, Blutdruck und BMI entwickelt, das auf Basis von FHIR dazu dienen soll, die ausgewählten Wellness Daten abzubilden. Im Umkehrschluss sollte zudem die Eignung von FHIR für zukünftige Bestrebungen, solche Usecases zu entwerfen, evaluiert werden.

Wie [Pais et al., 2017] schreiben, stand FHIR zum Startzeitpunkt ihrer Arbeit, im Jahr 2015, erst am Beginn der Entwicklung. Die verwendete Version war, im Vergleich zu der in dieser Arbeit verwendeten Version R4, die Version DSTU2. Nichtsdestotrotz standen damals bereits 93 Ressourcen zur Verfügung, um das Ziel, Wellness Daten abzubilden, realisieren zu können. Die Hauptforschungsfrage, die sie sich dabei stellten, lautete: „Wie gut ist FHIR für von Patientinnen und Patienten erfasste Wellness Daten geeignet?“ Um dieser Frage nachgehen zu können wurde, wie eingangs beschrieben, ein Modell mit ausgewählten Wellness Daten entwickelt. Dieses Datenmodell ist in Abbildung 4.3 ersichtlich. Es stellt die Referenzen zwischen der Person und deren gesammelter Daten sowie deren Erhebungszeitpunkten dar. Die in einer Vielzahl vorkommenden Werte sollen dem Modell entsprechend jeweils in eine Liste, wie zum Beispiel „List_Of_Blood_Glucose_Data“, angegeben werden.

Obwohl FHIR Ressourcen nicht speziell für die Abbildung von Wellness Daten entworfen wurden, konnten [Pais et al., 2017] das Mapping ihres Datenmodells durch Verwendung der Observation Ressource für ihren Usecase durchführen. Entsprechend dem Modell wurden sämtliche notwendige Werte wie Zeitpunkt/Periode, Wert, Messtyp und Einheit für die ausgewählten Wellness Daten abgebildet.

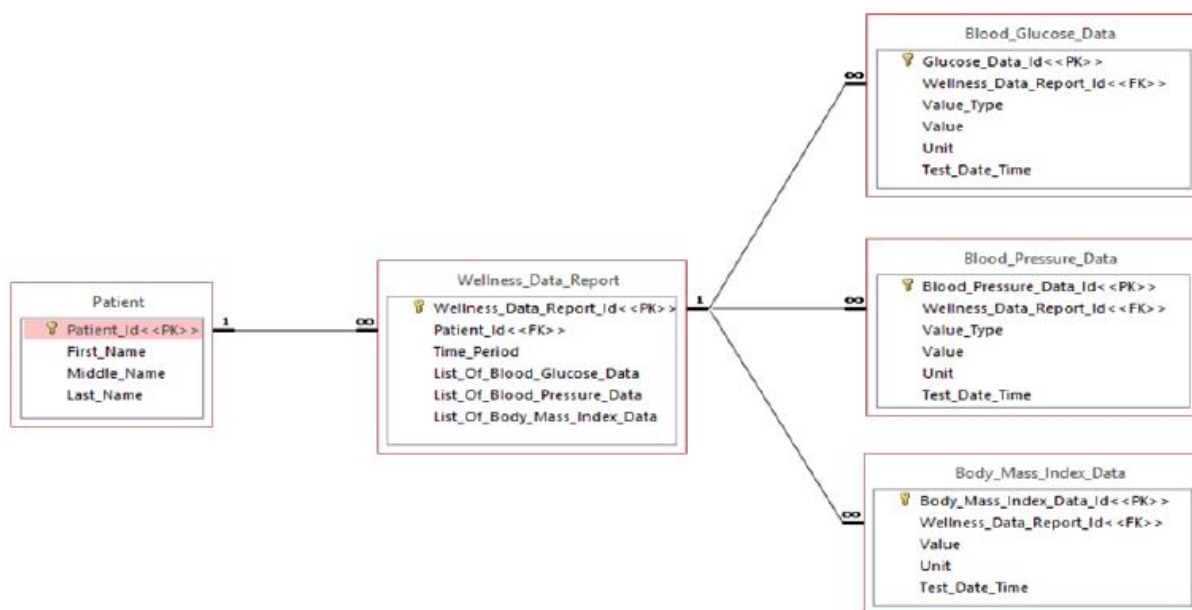


Abbildung 4.3: Darstellung des Daten Modells zur Abbildung von Wellness-Daten inklusive Referenzen, Daten und Erhebungszeitpunkten, [Pais et al., 2017]

Es wird geschlussfolgert, dass die damals existierende Observation Ressource zwar nicht speziell für Wellness Daten designed wurde, jedoch bereits das Potenzial hatte, diese Art von Daten abzubilden, da sie schließlich auch für die Diagnosefindung sowie Messung und das Monitoring gedacht ist. Zuzüglich bietet die Observation Referenzen zu anderen essentiellen Ressourcen an, die bei der allgemeinen Modellierung solcher Datenmodelle zum Einsatz kommen könnten, um potenziell komplexere Usecases noch näher spezifizieren zu können. Referenzen zu den Ressourcen Device, Performer und Encounter werden in diesem Zusammenhang beispielhaft von [Pais et al., 2017] aufgelistet.

Mit Verweis auf die prototypische Umsetzung in Kapitel 5 lässt sich sagen, dass die Observation Ressource weiterhin ein essentieller Bestandteil bei der Abbildung der gemessenen Parameter ist. Wie [Pais et al., 2017] des Weiteren beschreiben, kann eine einzelne Observation jedoch keine unzähligen Werte gleichzeitig erfassen, was unter Umständen zu einer großen Menge an einzelnen Ressourcen und somit zu einem erhöhten Datenaustausch führen kann. Zudem sind unter Umständen nicht alle von Wearables gemessenen sowie erfassten Daten für Gesundheitsdiensteanbieterinnen und Gesundheitsdiensteanbieter relevant, weshalb unter Umständen eine Auswahl an zu transformierenden Parametern notwendig ist. Aufgrund der Menge an Daten, die ein Wearable erfasst, wurde eine solche Auswahl im Zuge der Harmonisierung der Schlafdaten in Kapitel 5.5 vom

Autor durchgeführt, weshalb keine Garantie für die Vollständigkeit der Daten bestehen kann.

4.3.3 Integration von Aktivitätsdaten in EHR Systeme

Neben der Abbildung von Wearable Daten mit FHIR hat sich [Saripalle, 2021] gleichzeitig der Integration dieser Daten in elektronische Patientinnen- und Patientenakten gewidmet. Es wird beschrieben, dass entsprechend der aktuellen Architektur des Gesundheitswesens vor allem elektronische Gesundheitsakten dazu verwendet werden Gesundheitsdaten zu speichern, zu kommunizieren sowie visuell darzustellen, da sie aufgrund von reichlich ausgeprägten technischen Eigenschaften, wie beispielsweise der Unterstützung von Standards zum Austauschen von Nachrichten oder Dokumenten, schließlich einen hohen Grad an Interoperabilität aufweisen können. Die Akte, so wird es beschrieben, hat sich bisweilen als eine Art „Single Source of Truth“ für die Erstellung von Behandlungsplänen oder Evidenz-basierten Entscheidungen etabliert. Trotz der reichlichen Verwendung von semantischen als auch syntaktischen Standards weisen die Gesundheitsakten Lücken bei der Erfassung von körperlichen Aktivitäten und Übungen auf. Vergleiche hierfür zusätzlich Abbildung 3.8 zum Thema „Wearable Infrastruktur - aktuelle Situation“ aus Kapitel 3.3. [Saripalle, 2021] formuliert in Bezug auf die in Abbildung 3.8 dargestellte Problemstellung folgende zwei Thesen:

- Ohne Aktivitätsdaten sind Gesundheitsdiensteanbieterinnen und Gesundheitsdiensteanbieter nicht vollständig in der Lage, das allgemeine Wohlbefinden der Patientinnen und Patienten zu erfassen und zu bewerten. Hinzu kommen Schwierigkeiten bei der Erstellung langfristiger Gesundheitspläne zur Bewältigung chronischer Krankheiten.
- Gesundheitsdiensteanbieterinnen und Gesundheitsdiensteanbieter können keine größeren Mengen an Aktivitätsdaten erstellen beziehungsweise stehen ihnen keine zur Verfügung. Folglich können keine Evidenz-basierten Pläne erstellt werden.

In Folge dessen wurde ein interoperables Datenmodell, basierend unter anderem auf FHIR, zur Erfassung der Aktivitätsdaten einer Person entworfen. Die Daten, die von [Saripalle, 2021] als Grundlage für die Arbeit verwendet wurden, entstammen der Fitbit API. Abgerufen wurden das „activity summary“ sowie die „performed activities“ wie zum Beispiel Laufen, Wandern oder Workout. Daten, die dabei anfallen, sind verbrauchte Kalorien, Distanz, Schritte oder etwa Puls.

Wie [Saripalle, 2021] des Weiteren beschreibt, wurde im Laufe der Arbeit eine neue PhysicalActivity FHIR Ressource designed, um Aktivitätsdaten abbilden zu können. Diese Ressource ist in Abbildung 4.4 ersichtlich. Das Element „name“ soll den Titel der Aktivität wiedergeben und ist vom Typ String oder CodeableConcept. Wie auch bei [Grieve, 2016] wird zur Initialisierung der Ressource ein Code eines Codesystems wie SNOMED-CT oder LOINC angeführt.

Weitere nennenswerte Attribute sind „associatedAnatomy“, „vitals“ und „workload“. Das Element associatedAnatomy soll Informationen zum jeweiligen Organ oder gar Organsystem beinhalten, welches von der Aktivität beeinflusst ist. Vitals erfassen Vitaldaten und sind vom Typ Observation. Das Element workload vom Typ Quantity repräsentiert zuletzt den für die Aktivität aufgewendeten Energiebedarf und kann den verbrannten Kalorien gleichgesetzt werden. Das Element „patient“ referenziert im besten Fall auf eine Patientin oder einen Patienten in einem EHR-System. Das Attribut „exercise“ definiert die Übung(en), die während der Aktivität durchgeführt wurden. Es enthält zudem nähere Informationen zur Intensität der Übung, der Dauer, Anzahl der Wiederholungen sowie zu gemachten Pausen.

Name	Flags	Card.	Type	Description & Constraints
PhysicalActivity			DomainResource	Physical activity model to capture activity data
identifier	Σ	0..1	Identifier	Primary identifier for the activity
name[x]	Σ	1..1		Name of the activity, either a string or a code
nameString	Σ	1..1	string	
nameCode	Σ	1..1	CodeableConcept	
alternativeName	Σ	0..*	string	Alternative names for this activity
description	Σ	0..1	string	Textual description of the activity
associatedAnatomy	Σ	0..*	CodeableConcept	Associated organ system or structures impacted with this activity
pathophysiology	Σ	1..1	string	Changes in the normal mechanical, physical, and biochemical functions that are associated with this activity.
vitals	Σ	0..*	Observation	Associated vitals such as heart rate, blood pressure, etc.
workload	Σ	0..1	Quantity	Measure of the activity output or energy expenditure
activeTime	Σ	1	Quantity	Active duration – an essential question in PAVS
device	Σ	0..1	Device	Device used for this activity
patient	Σ	0..1	Reference (Patient)	Reference to a Patient who performed this activity
exercise	Σ	0..*	BackboneElement	Any exercise(s) performed during this activity
activityDuration	Σ	0..1	Quantity	Duration of the performed exercise
name	Σ	1..1	string	Name of the exercise
intensity	Σ	1..1	string	Quantitative intensity, e.g. weight, calorie, etc.
volume	Σ	1..1	integer	Sets or Volume of the exercise
restPeriods	Σ	1..1	Quantity	Rest period after the exercise
associatedAnatomy	Σ	0..*	CodeableConcept	Associated organ system or structures with this exercise

Abbildung 4.4: PhysicalActivity FHIR Ressource, [Saripalle, 2021]

Das anschließend von [Saripalle, 2021] durchgeführte Mapping ist tabellarisch dargestellt und Abbildung 4.5 zu entnehmen. Das Mapping entstand schlussendlich zwischen der PhysicalActivity Ressource und Fitbit. Zuzüglich wurden Daten von Apple sowie der Google Fit API hinzugefügt, um den potenziell möglichen Transformationsumfang darstellen zu können. Basierend auf diesem Transformationsmodell geht [Saripalle, 2021] schlussendlich auch auf die vorerst notwendige Wearable Infrastruktur ein, die es benötigen würde, um die Daten erfolgreich auf einem FHIR Server ablegen sowie in einem EHR zur Verfügung stellen zu können.

Fitbit		Apple	Google Fit API	PhysicalActivity Resource
Activity Summary Elements (Figure 5a)	Activities Elements (Figure 5a)	HealthKit	Fit Datatype (datatype: attribute)	Attributes (Figure 7)
-	-	-	-	Identifier
name	activityName	HKWorkoutActivityType	aggregate_activity_summary: activity	Name
-	-	-	-	alternativeName
description	-	-	-	Description
-	-	-	-	associatedAnatomy
-	-	-	-	pathophysiology
steps	steps	HKQuantityTypeIdentifier:stepCount	aggregate_step_count_delta	Vital
floors	-	-	-	
-	averageHeartRate	HKQuantityTypeIdentifier:heartRate	aggregate_heart_rate_summary: average	
distance	distance	HKQuantityTypeIdentifier:DistanceWalkingRunning	aggregate_distance_delta	
activityCalories	calories	HKWorkout:energyBurned	aggregate_calories_expended	workload
source	source	-	Datasource	Device
duration	duration or activeDuration	HKWorkout:duration	aggregate_activity_summary:duration	activeTime

Abbildung 4.5: Datenmapping zwischen Fitbit und der PhysicalActivity Ressource inklusive der Darstellung des potenziell möglichen Transformationsumfangs durch Erweiterung um Apple sowie der Google Fit API, [Saripalle, 2021]

Die potenziell notwendige Architektur ist in Abbildung 4.6 ersichtlich. Dargestellt werden auf der linken Seite zunächst einige Wearables. Entsprechend der Architektur soll der „Synchronizer“ nun die Daten der Geräte extrahieren und dem „Translator“ übergeben. Der Synchronizer kommuniziert zudem mit der jeweiligen Organisations-API, um die Synchronisierung der Daten durchführen zu können. Der Translator hat anschließend die Aufgabe, die vom Synchronizer extrahierten Daten in eine PhysicalActivity FHIR Resource zu übersetzen und schlussendlich auf einem FHIR Server (in diesem Fall HAPI), der gleichzeitig die Datenbank darstellen soll, abzulegen. Eine Verbindung zwischen dem EHR und der Datenbank erlaubt schließlich das Abrufen der persistenten Gesundheitsdaten.

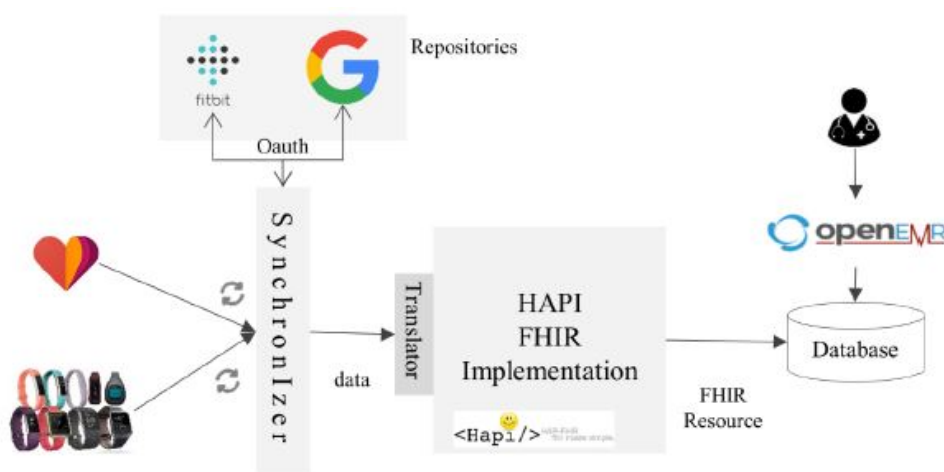


Abbildung 4.6: Darstellung der notwendigen Wearable Infrastruktur im Gesundheitsbereich auf Basis standardisierter Schnittstellen und Daten, [Saripalle, 2021]

Als eine Art Ausblick schildert [Saripalle, 2021], wie das vorgestellte Architekturkonzept noch vereinfacht werden könnte. Demnach wäre es möglich, auf den Synchronizer und Translator zu verzichten und die Daten der Userinnen und User, ausgehend von beispielsweise einem EHR-System, direkt bei den Organisationen anzufordern. Ausgehend von der jeweiligen Organisation würde dann eine PhysicalActivity Ressource mit den entsprechenden Daten zurückgeliefert werden.

Mit Verweis auf die in Kapitel 5 erarbeitete Architektur des Workflows des Transformationskonzepts können einige Unterschiede ausfindig gemacht werden. Zunächst wird bei der prototypischen Umsetzung des Autors der Zugang zu den jeweiligen Wearable APIs hergestellt, um die Schlafdaten abrufen zu können. Voraussetzung ist hierbei die vorangegangene Synchronisierung der Wearables mit der jeweiligen Applikation. Die beiden in Abbildung 4.6 aufgesplitteten Komponenten Synchronizer und Translator sind vergleichs-

weise nicht notwendig, da die abgerufenen Daten nun direkt und automatisch in die entsprechenden FHIR Ressourcen respektive deren Elemente gemapped und automatisch auf einem FHIR Server, der gleichzeitig die Datenbank darstellt, abgelegt werden. Außerdem war im Vergleich die Erstellung einer neuen FHIR Ressource für die Abbildung der Schlafdaten nicht notwendig, da sämtliche Daten mit den aktuell zur Verfügung stehenden FHIR Ressourcen der Standardversion R4 abgebildet werden konnten.

4.3.4 IoMT FHIR Connector for Azure

Der IoMT FHIR Connector for Azure von [Microsoft, 2021b] ist ein open-source Projekt, mit dem Ziel, Daten von IoMT-Geräten zu sammeln und daraufhin in das FHIR Format der Version R4 umzuwandeln und auf einem FHIR Server abzulegen. IoMT ist laut [Microsoft, 2021a] eine spezielle Kategorie von IoT-Geräten, welche Gesundheits- und Wellness-Daten über ein Netzwerk erfassen und anschließend mit anderen IT-Systemen im Gesundheitswesen austauschen. Beispielhaft werden unter anderem Überwachungssensoren, Fitness- sowie klinische Wearables, Aktivitätstracker oder smarte Pillen als solche Geräte angeführt.

Der Connector soll mit sämtlichen JSON-basierten Nachrichten von IoMT Geräten kompatibel sein. Die Daten der Geräte werden in Observation Ressourcen umgewandelt und anschließend auf einem FHIR Server persistiert.

Voraussetzung für die Verwendung des Connectors ist das Vorhandensein eines Servers, der zumindest die Ressourcen Device, Patient und Observation unterstützt. Die grundlegende Architektur des IoMT FHIR Connectors ist der Abbildung 4.7 zu entnehmen und ist im Anschluss näher beschrieben. Danach wird der Prozess des FHIR-Mappings näher erläutert.

- Ingest - Der Ingest-Punkt für Gerätedaten ist ein Event Hub zur Skalierung der Durchsatzrate der Gerätedaten auf Basis des Nachrichtenvolumens.
- Normalize - Die Eingangsdaten der Geräte werden verarbeitet und mit bereitgestellten Templates, die in der Konfigurationsdatei `devicecontent.json` definiert sind, verglichen. Typ, Wert und andere wichtige Informationen der Daten werden extrahiert.
- Group - Die nun normalisierten Daten werden entsprechend der Identität der Geräte sowie dem Messtyp und konfiguriertem Zeitraum gruppiert respektive zusammengefasst.

- Transform - FHIR Observations werden nun nach Abgleich der gruppierten und normalisierten Daten mit den in der Konfigurationsdatei `fhirmapping.json` definierten Vorlagen erstellt.
- Persist - Sobald die Observation durch die Transformation erzeugt wurde, wird sie am FHIR Server erstellt und persistiert.

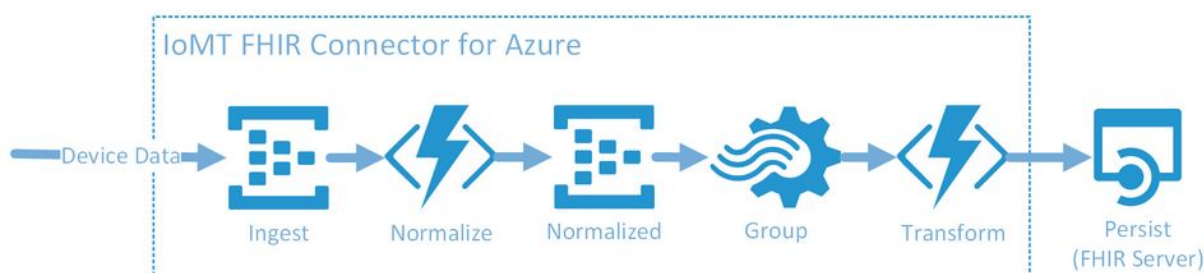


Abbildung 4.7: IoMT FHIR Connector for Azure Architektur/Prozess, [Microsoft, 2021b]

Das JSON Snippet „Device Data“ aus Abbildung 4.8 stellt die Ausgangssituation für das Mapping dar. Insgesamt werden laut [Malubay und Burson, 2020a] 17 unterschiedliche Messwerte dargestellt, die von einem Gerät erfasst wurden. Der Fokus liegt in diesem Beispiel auf den fett markierten Werten „SIGNALS_2X_HEART_RATE“, „measurementdatetime“ und „deviceid“. Bei dem „Template“, das zur Normalisierung der eingehenden Daten verwendet wird, handelt es sich um ein JSON-Template. Dessen Element „typeMatchExpression“ ist eine JSON Path Expression. Wenn diese Expression den Wert „true“ hat, dann wird der Messwert (in diesem Fall SIGNALS_2X_HEART_RATE) in das entsprechende heartRate-Template geparkt. Weitere Werte, die verpflichtend extrahiert werden müssen um das Template zu vervollständigen, sind die measurementdatetime und deviceid. Beide Werte werden wieder mittels JSON Path aus dem Eingangs-JSON herausgelöst.

Im Anschluss werden die extrahierten Werte in eine normalisierte Struktur („Normalized Data“) geschrieben.

Ausgehend von der normalisierten Datenstruktur wird, wie [Malubay und Burson, 2020a] anführen, das FHIR-Mapping durchgeführt. Die normalisierten Daten werden entsprechend Abbildung 4.9 auf das neue Template („FHIR-Mapping Template“) gemapped, um die normalisierten heartRate-Daten in eine FHIR Observation konvertieren zu können. Mit dem Element „typeName“ wird festgelegt, dass zur Transformation der heartRate-Daten das entsprechend vordefinierte Template verwendet wird. Das neue Template enthält

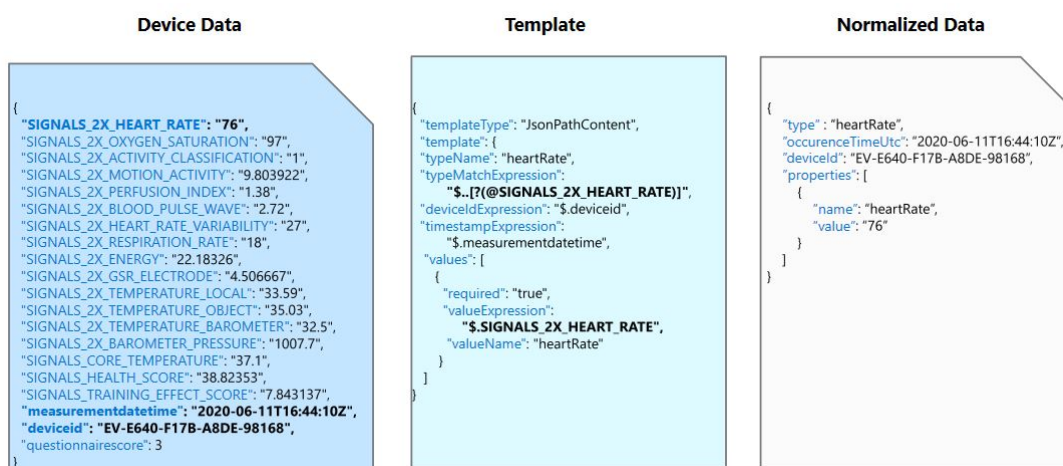


Abbildung 4.8: Darstellung der erfassten Gerätedaten und anschließende Normalisierung mittels JSON-Template, [Malubay und Burson, 2020b]

einen, dem Datenpunkt entsprechenden LOINC-Code. Der Messwert wird in eine „valueQuantity“ konvertiert. Grundsätzlich ist diese Konvertierung abhängig von den Daten sowie deren Frequenz, in der sie erfasst werden. Mit dem Typ valueQuantity wird für den einzelnen Datenpunkt eine eigene Observation erstellt, während auch die Erfassung hoch frequentierter Daten innerhalb einer gewissen Periode, dargestellt durch eine Observation, möglich wäre.

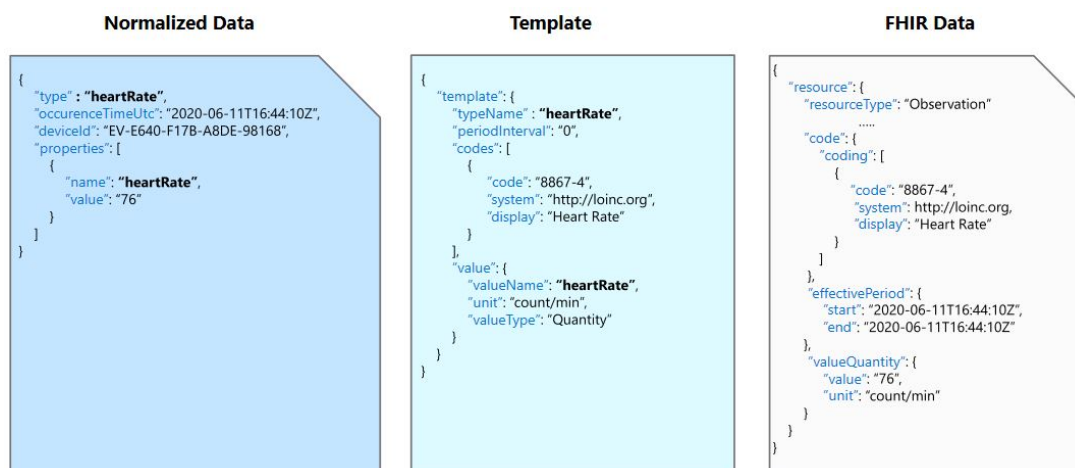


Abbildung 4.9: FHIR Mapping der normalisierten Daten mittels FHIR-Mapping Template, [Malubay und Burson, 2020b]

Schließlich müssen noch Referenzen zu der Patient Ressource sowie der Device Ressource hergestellt werden. Die oben genannte deviceid entspricht im FHIR Mapping einem

„identifier“. Vergleiche hierfür Abbildung 4.10. Es ist also eine Voraussetzung, dass vor der Erstellung der Observation Ressource eine Device Ressource mit entsprechendem identifier am Server erstellt ist, andernfalls wird, wie [Malubay und Burson, 2020a] beschreiben, eine Exception geworfen. Wurde das bereits erstellte Device gefunden, so kann die vom Server automatisch generierte id als Referenz der Observation Ressource hinzugefügt werden. Für die Referenz zur Patient Ressource gilt, dass die id aus der Referenz „patient“ des Devices extrahiert wird und dem Element „subject“ der Observation Ressource zugeordnet wird.

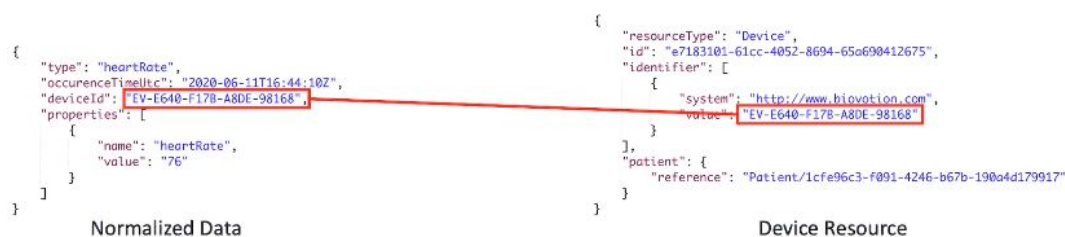


Abbildung 4.10: Device Ressource Id Mapping zwischen dem normalisierten JSON-Template und der FHIR Device Ressource, [Malubay und Burson, 2020a]

Zieht man schlussendlich einen Vergleich zu der in Kapitel 5 durchgeführten Transformation, so ist ein wesentlicher Unterschied im Mapping-Prozess zu erkennen. Der IoMT FHIR Connector for Azure arbeitet zunächst mit Templates. Das bedeutet, dass für jeden einzelnen Messwert ein eigenes Template anzugeben ist. Hinzu kommt, dass vermeintlich ähnliche Messwerte unterschiedlicher Geräte verschiedene Namen haben könnten, weshalb auch hierfür entweder explizite Templates oder zunächst die Harmonisierung der Namen der Parameter durchgeführt werden muss. Dies würde bei einer vollständigen Erfassung aller möglichen Wearable Daten jedoch eine große Menge an unterschiedlichen Templates bedeuten.

Hinzu kommt, dass der jeweilige Datenpunkt zunächst normalisiert und abermals in ein Template überführt werden muss, anstatt ihn, im Vergleich zum Transformationskonzept dieser Arbeit, direkt in eine FHIR Struktur zu transformieren.

4.4 Alternative Standards

Das folgende Kapitel soll zuletzt einen kurzen Auszug über etwaige alternative Standards sowie Mapping Methoden für den Austausch von Geräte Daten zwischen IT-Systemen im Gesundheitswesen liefern. Insbesondere soll folgende Frage ausgearbeitet werden: „Welche alternativen Standards gibt es, um Wearable Daten abzubilden respektive auszutauschen?“

Eine grundsätzliche Darstellung an alternierenden, interoperablen Standards, die unter anderem auch auf FHIR gemapped werden können, liefert beispielsweise [Schlichting, 2020] in Abbildung 4.11. Dieser Darstellung zufolge sind vor allem Standards wie die ISO/IEEE 11073 PHD und SDC sowie DICOM und HL7 V2 in Verwendung. Auf die ersten beiden genannten Standards wird in weiterer Folge noch näher eingegangen.

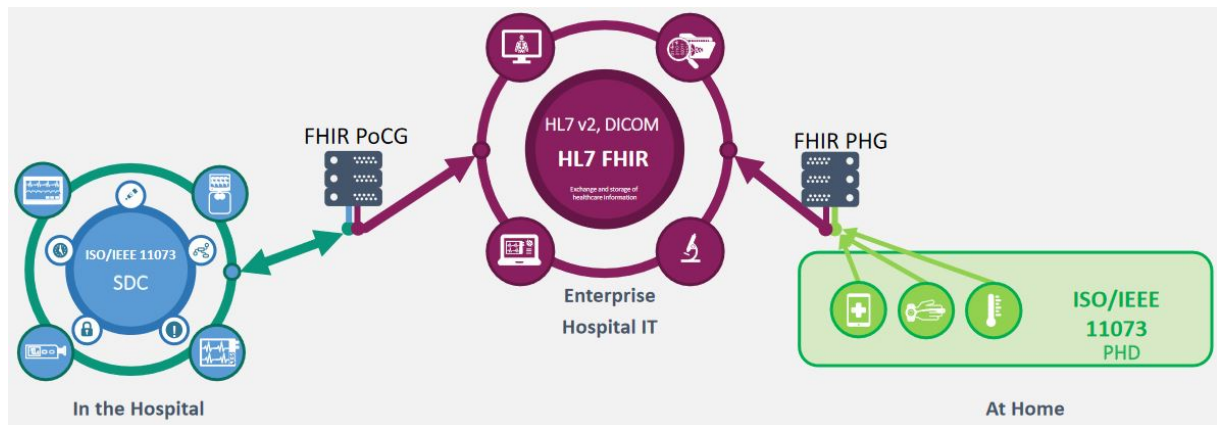


Abbildung 4.11: Darstellung alternativer, interoperabler Standards, für den Austausch von Gerätedaten, wie ISO/IEEE 11073 PHD und SDC, DICOM und HL7 V2, [Schlichting, 2020]

4.4.1 ISO/IEEE 11073

Die ISO/IEEE 11073 definiert für jedes „Personal Health Device“ die Verfahren und Nachrichten für den Datenaustausch zwischen dem Gerät selbst und einem externen System [Sungkee und Hyoungho, 2018]. Daten wie beispielsweise Vitaldaten werden dabei anhand von „Medical Device Encoding Rules“ über zum Beispiel ein „Personal Area Network“ ausgetauscht.

Betrachtet man die Architektur der ISO/IEEE 11073 nun genauer, so ist zu erkennen, dass sich das Modell aus mehreren Komponenten zusammensetzt. Diese Kompo-

menten sind laut [ISO/IEEE, 2010] das DIM (Domain Information Model) zur Festlegung von Objekten inklusive deren Abhängigkeiten, die die Vitaldaten kommunizieren und austauschen sowie das Service Model als eine Art Kommunikationsmodell. Basierend darauf können Daten dargestellt, Zugriffe definiert sowie Daten kommuniziert werden.

4.4.2 IHE-Integrating the Healthcare Enterprise

IHE ist, wie [IHE-Austria, 2015] erläutert, zunächst eine Initiative mit dem Ziel, basierend auf bestehenden Standards wie HL7 V2, V3 oder DICOM, den Datenaustausch zwischen IT-Systemen im Gesundheitswesen zu standardisieren, um auf Basis dieser Harmonisierung Interoperabilität gewährleisten und in weiterer Folge verbessern zu können.

Wie bereits in Kapitel 3.3 angedeutet stellt IHE Profile (= standardisierte Arbeitsabläufe) zum Austausch von Daten zwischen Gesundheitssystemen bereit. Mit einem Profil wird spezifiziert, wie ein bestimmter Anwendungsfall abzubilden ist. Genauer betrachtet wurden laut [Sungkee und Hyoungho, 2018] das „Patient Care Device“ und „Device Observation Consumer“ Profil für die Übertragung von Daten, die einem medizinischen Gerät entstammen, erarbeitet. Zudem gibt es bereits erste Profile um Daten, generiert von Personal Health Devices, als Observation Ressource auf einen FHIR Server zu transferieren.

4.4.3 Open mHealth

Im Implementierungsleitfaden von [Open mHealth, 2020b] wird definiert, wie Open mHealth mit FHIR vereint werden kann, um Gesundheitsdaten von Drittanbietern wie Fitbit, Google Fit oder Apple iHealth, respektive deren APIs zu beziehen. Die Daten können dann über einen FHIR SMART-Client entweder im nativen OmH-Schema-Format oder als FHIR Ressource (typischerweise Observation) abgerufen werden. Voraussetzung dafür ist die Verwendung von „OmH Shimmer“ sowie dem „Open mHealth to FHIR“ Server. OmH Shimmer ist eine Applikation, die Daten von diversen Drittanbietern anfordert und in ein Open mHealth kompatibles Format konvertieren kann.

Betreffend der genaueren Modellierungsmethodik wird in [Open mHealth, 2020a] beschrieben, dass diverse Messungen wie Schritte oder Herzfrequenz zunächst in ein OmH-Schema

gebracht werden. Beispielhaft wird im linken Bereich der Abbildung 4.12 ein solches Schema für die Schritte, im JSON Format, dargestellt und exemplarisch auf eine Observation Ressource, abgebildet im rechten Teil der Grafik, transformiert.

```

1  {
2  - "header": {
3  -   "id": "243c773b-8936-407e-9c23-270d0ea49cc4",
4  -   "creation_date_time": "2015-09-10T12:43:39.138-06:00",
5  -   "acquisition_provenance": {
6  -     "source_name": "Jawbone UP API",
7  -     "modality": "sensed",
8  -     "source_updated_date_time": "2015-09-10T18:43:39Z"
9  -   },
10 - "schema_id": { // all this could be mapped to the FHIR
11 -   "namespace": "omh",
12 -   "name": "step-count",
13 -   "version": "1.0"
14 - },
15 - "body": {
16 -   "effective_time_frame": {
17 -     "time_interval": {
18 -       "start_date_time": "2015-08-06T05:11:09-07:00",
19 -       "end_date_time": "2015-08-06T23:00:36-06:00"
20 -     },
21 -     "step_count": 7939
22 -   }
23 - }
24 - }
25 - }
26 - }

```

```

1  ...
2  },
3  "subject": {
4  "identifier": {
5  // from Element: extension
6  "system": "https://omh.org/shimmer/patient_ids", // The namespace
7  // for the identifier value
8  "value": "<Shimmer assigned PID>", // The value that is unique-
9  // mapped from "???" this is Logical reference, when literal
10 // reference is not known-
11 },
12 "effectivePeriod": { // mapped from "body.effective_time_frame"-
13 "start": "2015-08-06T05:11:09-07:00",
14 "end": "2015-08-06T23:00:36-06:00"
15 },
16 "issued": "2010-03-28T01:27:55+00:00", // mapped from
17 // "header.creation_date_time"-
18 "performer": [ // optionally could indicate that is patient
19 // generated but since the device is here I think its not needed-
20 // <same as subject above >-
21 ],
22 "valueQuantity": { // the actual results mapped from
23 // body.step_count - note that I added optional UCLM units-
24 "value": 7939,
25 "unit": "steps",
26 "system": "http://unitsofmeasure.org",
27 "code": "{steps}"
28 }
29 "device": {
30 "display": "Jawbone UP API, modality =sensed,
31 // source_updated_date_time = 2015-09-10T18:43:39Z" // mapped from
32 // header.acquisition_provenance.source_name just as text for now but
33 // could capture all as Device/Device Metrictype since the type is
34 // Reference(Device|DeviceComponent|DeviceMetric) see above
35 // meta.source element too
36 }
37 }
38 }

```

Abbildung 4.12: OmH Schema zur Transformation der erreichten Schrittzahl in eine FHIR Observation Ressource, [Open mHealth, 2020a]

Jedes Schema besteht aus einem „header“ und einem „body“. Jedes Element im header oder body sollte idealerweise ein entsprechendes Pendant in der FHIR Observation haben, auf das es schlussendlich, wie in Abbildung 4.12 ersichtlich ist, transformiert wird.

Kapitel 5

Prototypische Umsetzung

Das anschließende Kapitel behandelt die praktische und somit prototypische Umsetzung des erarbeiteten universellen Transformationskonzepts der Wearable-Schlafdaten in FHIR. Zunächst werden die grundsätzlichen Arten der Daten, die nun sowohl von der Oura API als auch der Fitbit API abgerufen werden können aufgelistet und näher beschrieben.

Anschließend wird gesondert auf die von den Wearables generierten Schlafdaten und deren JSON-Struktur, die von der jeweiligen Open-API zur Verfügung gestellt wird, eingegangen. Für die Erstellung des harmonisierten Mappings manuell auf Modellebene werden beispielhaft die von den beiden Devices generierten und vom Autor bereitgestellten Schlafdaten verwendet. Tabellarisch werden die aus Sicht des Autors wichtigsten Parameter ausgewählt und zusammengefasst, um somit eine allgemeine Übersicht über die schlussendlich zu transformierenden Werte geben zu können.

Auf Grundlage des Datenmodells können im Anschluss die für ein Mapping benötigten FHIR Ressourcen näher spezifiziert werden. Der Fokus liegt auf allgemein anerkannten und öffentlichen Ressourcen der Version R4. Potenziell vorhandene Extensions werden in diesem Transformationsmodell nicht benötigt und werden somit auch nicht berücksichtigt. Außerdem werden die in dieser Arbeit verwendeten LOINC sowie SNOMED-CT Codes in einer Übersicht tabellarisch, wie in Abbildung 4.2 aus Kapitel 4.3.1, dargestellt. Die Recherche und anschließende Auswahl dieser Codes wurden vom Autor persönlich durchgeführt, weshalb keine Garantie für absolute Vollständigkeit besteht.

Zuletzt wurde basierend auf Python eine Demo-Implementierung respektive ein Prototyp erarbeitet, welcher als Input die Schlafdaten des Autors von der jeweiligen Open-API abrufen und als Output diese Daten in FHIR Ressourcen mapped um sie anschließend auf einem FHIR Server abspeichern zu können. Der Workflow, der für diese, vom Wearable

unabhängig durchgeführte, Transformation erarbeitet wurde, kann Abbildung 5.1 entnommen werden. Im linken Teil dieser Grafik sind zunächst die jeweiligen Open-Cloud-APIs der verwendeten Wearables dargestellt. Anschließend werden die Daten via Get-Request abgerufen und anschließend direkt, unabhängig von der Art des Wearables, in für die beiden verwendeten Wearables einheitlich erstellte FHIR Ressourcen gemapped. Danach werden die erstellten Ressourcen via Post-Request auf einem FHIR HAPI Server, der gleichzeitig als Datenbank verwendet wird, abgelegt. Im rechten Teil der Grafik sind des Weiteren Komponenten wie „KIS“, „ELGA“, „PHR“, sowie „Wissenschaft & Forschung“ angeführt. Diese Darstellung soll zuletzt einen groben Ausblick für den potenziellen Verwendungszweck der nun standardisierten Wearable Daten liefern. So könnten die Daten zum Beispiel in ein KIS, die ELGA oder ein PHR mit eingebunden werden oder aber der Wissenschaft und Forschung in einem einfachen, standardisierten Format zur Verfügung gestellt werden. Diese einheitlich transformierten Daten könnten dann wichtige Informationen zur Erhaltung, Förderung sowie Wiederherstellung der Gesundheit von Personengruppen bereitstellen. Mehr zum potenziellen Verwendungszweck dieser Daten ist dem Ausblick dieser Masterarbeit in Kapitel 6 mit dem Titel „Zusammenfassung und Ausblick“ zu entnehmen.

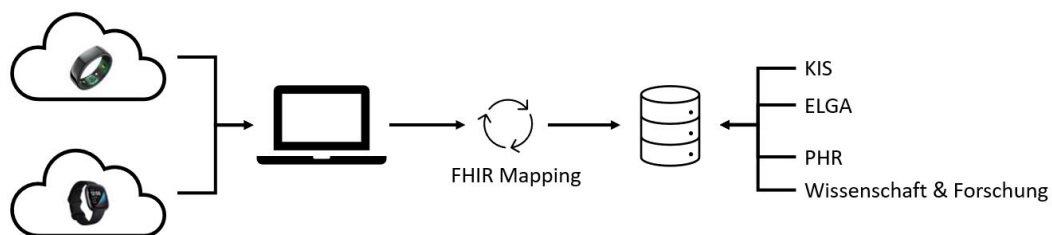


Abbildung 5.1: Transformationskonzept - Workflow für die Abbildung von aktiv gewonnenen Wearable-Schlafdaten in FHIR

5.1 Oura API

Die offene Programmierschnittstelle von Oura ermöglicht es sowohl Daten abzurufen als auch diese mit diversen Drittanbietern zu teilen [Oura, 2020g]. Als potenzielle Drittanbieter werden in [Oura, 2020a] als auch in [Oura, 2020b] Apple Health und Google Fit genannt. In Bezug auf das Abrufen der eigenen Userinnen- und Userdaten kann ein „Personal Access Token“ generiert werden. Mit diesem erfolgt der Zugang zu den persönlichen Daten, die über die Oura Cloud-API abrufbar sind.

Mit Verweis auf die in Kapitel 3.1 erläuterten Parameter können über die API nun Daten zu folgenden Themenbereichen abgerufen werden:

- Personal Info - Personenbezogene Userinnen- und Userdaten.
- Daily Summaries - Zusammenfassungen von Schlaf, Aktivität und Tagesform.
- Readiness - Zusammenfassung der Tagesform.
- Sleep - Zusammenfassung der Schlafdaten.
- Activity - Zusammenfassung der täglichen Aktivitäten.
- Bedtime - Informationen über die ideale Schlafenszeit, berechnet auf Basis der Schlafdaten.

5.2 Oura Sleep

Im Folgenden wird abermals explizit auf die von Oura ermittelten Schlafdaten sowie deren Datenstruktur eingegangen.

Abbildung 5.2 stellt beispielhaft die Roh-Struktur dar, in der die ermittelten Parameter einer spezifisch erfassten Schlafperiode enthalten sind. Eine solche Periode wird als nahezu kontinuierliche, länger andauernde Zeitspanne gesehen, die liegend im Bett verbracht wird. Für jede erfasste Schlafperiode speichert der Oura Ring eine Reihe von Messwerten, die die Schlafperiode in ihrer Gesamtheit zusammenfassen und beschreiben.

Wie [Oura, 2021d] erläutert, werden pro Schlafperiode die in der Abbildung dargestellten Werte erfasst, analysiert und gespeichert. Betrachtet man die verwendeten Datentypen, so ist auf einen ersten Blick zu erkennen, dass sämtliche Perioden („durations“) wie zum Beispiel light-sleep, deep-sleep und rem-sleep in Sekunden gemessen werden. Daten und Zeitangaben entsprechen den Vorgaben der ISO 8601 und werden laut [Oura, 2021a] in den Formaten „YYYY-MM-DD“ sowie „YYYY-MM-DDThh:mm:ssZ“ oder „YYYY-MM-DDThh:mm:ss+ZZ:ZZ“ angezeigt.

Da während einer Aktivität beziehungsweise während des Schlafes eine große Menge an Daten in Form von Intervallen anfallen, werden potenzielle Arrays als „String“ angeführt. Dies soll laut [Oura, 2021a] die Darstellung der Messung vereinfachen. Zu erkennen ist dieses Phänomen in Abbildung 5.2 beim Parameter „hypnogram_5min“.

```
awake: 5790
bedtime_end: "2021-04-21T07:20:09+02:00"
bedtime_end_delta: 26409
bedtime_start: "2021-04-20T22:05:09+02:00"
bedtime_start_delta: -6891
breath_average: 14.25
deep: 3780
duration: 33300
efficiency: 83
▶ hr_5min: [...]
hr_average: 56.81
hr_lowest: 52
▶ hypnogram_5min: "442222212224222322112222...2222322222232324224444"
is_longest: 1
light: 19440
midpoint_at_delta: 9009
midpoint_time: 15900
onset_latency: 600
period_id: 0
rem: 4290
restless: 36
rmssd: 59
▶ rmssd_5min: [...]
score: 80
score_alignment: 100
score_deep: 76
score_disturbances: 57
score_efficiency: 79
score_latency: 86
score_rem: 65
score_total: 87
summary_date: "2021-04-20"
temperature_delta: -0.18
temperature_deviation: -0.18
temperature_trend_deviation: 0
timezone: 120
total: 27510
```

Abbildung 5.2: Darstellung der von Oura erfassten Schlafphasen, Werte und Scores

Folglich werden die beim Schlaf erfassten Werte nun genauer spezifiziert und erklärt:

summary_date ist vom Type String und wird im Format YYYY-MM-DD wiedergegeben.

period_id ist vom Type Integer und gilt als Index der jeweiligen Schlafperiode.

timezone hat den Datentyp Integer und wird in Minuten angegeben.

bedtime_start ist vom Type String und wird im Format Date time angegeben. Genauer handelt es sich hierbei um den Startzeitpunkt der Schlafperiode.

bedtime_end ist vom Datentyp String und wird ebenfalls im Format Datetime wiedergegeben. Hierbei handelt es sich um den Zeitpunkt, in dem die Schlafperiode beendet ist.

duration beschreibt die Gesamtdauer der einzelnen Schlafperiode. Sie setzt sich aus den Differenzen `bedtime_end - bedtime_start` zusammen. Der Datentyp ist Integer und die

Einheit Sekunden.

total beschreibt im Vergleich zur `duration` die gesamte Menge an Schlaf pro Schlafperiode. Gemessen wird `total`, indem die einzelnen Schlafphasen zusammengezählt werden ($\text{sleep.total} = \text{sleep.rem} + \text{sleep.light} + \text{sleep.deep}$). `Total` ist vom Type `Integer` und wird auch in Sekunden angegeben.

awake repräsentiert die Gesamtmenge an Wachphasen während einer Schlafperiode und wird als Ganzzahl in Sekunden angegeben.

rem definiert die Gesamtmenge an REM-Schlaf während einer Schlafperiode und wird als `Integer` in Sekunden angeführt.

light gilt als die Gesamtmenge an leichtem Schlaf, die während der Periode registriert wurde. Der Type ist `Integer` und die Einheit Sekunden.

deep beschreibt, ebenfalls wie `awake` und `light`, eine Gesamtmenge. Genauer handelt es sich um die Menge an Tiefschlaf. Datentyp und Einheit sind äquivalent zu `awake` und `light`.

hr_lowest liefert den niedrigsten gemessenen Wert der Herzfrequenz, der während des Schlafs erfasst wurde. Angegeben wird dieser Wert als `Integer` mit der Einheit Schläge pro Minute.

hr_average beschreibt die durchschnittliche Herzfrequenz, die erfasst wurde. Datentyp und Einheit sind äquivalent zum Wert `hr_lowest`.

hr_5min wird als Array von `Integer` in Schlägen pro Minute ausgegeben. Gemessen wird die durchschnittliche Herzfrequenz für die fünf beginnenden Minuten der Schlafperiode. Die erste Periode beginnt bei `bedtime_start`.

efficiency beschreibt den prozentualen Anteil der Schlafperiode, der tatsächlich schlafend verbracht wurde. Type ist `Integer` und die Einheit, wie eben beschrieben, Prozent.

onset_latency beschreibt die Latenzzeit, also die Einschlafzeit, von `bedtime_start` bis hin zum Beginn der ersten fünf Minuten des anhaltenden Schlafs. Datentyp ist `Integer` und die Einheit Sekunden.

midpoint_time ist eine zeitliche Angabe als `Integer` in Sekunden und beschreibt die Mitte des Schlafs. Die `midpoint_time` wird von etwaigen Wachphasen nicht beeinflusst.

restless beschreibt unruhige Phasen, in der sich die Person zunehmend bewegt hat. Sie wird als `Integer` in Prozent angegeben.

temperature_delta beschreibt Abweichungen der Hauttemperatur, verglichen mit einem Temperaturmittelwert. Der Datentyp ist `Float` und die Einheit ist Celsius.

breath_average ist die durchschnittliche Atemfrequenz, dargestellt als `Float` in Atemzügen pro Minute.

score `score` repräsentiert einen Wert für die Schlafqualität während der Schlafperiode.

Dargestellt wird er normalerweise als Integer in einer Range von 1 - 100, wobei der Wert 0 auch möglich wäre, für den Fall, dass keine gemessenen Daten vorhanden sind.

score_total ist abhängig vom Alter der Benutzerinnen und Benutzer und wirkt sich auf die Gesamtschlafzeit sowie die Schlafqualität aus. Je jünger die Benutzerinnen sowie Benutzer, desto mehr Schlaf wird für eine gute Bewertung benötigt. Datentyp und Format sind äquivalent zu score.

score_rem wird ebenso wie **score_total**, **score_deep**, **score_efficiency**, **score_latency** und **score_disturbances** für die Berechnung der Schlafqualität herangezogen. Datentyp und Format sind äquivalent zum Parameter score.

score_alignment wirkt sich auf die Berechnung des score aus. Type und Format sind dementsprechend ident.

hypnogram_5min ist vom Datentyp String und enthält für alle beginnenden fünf Minuten der Schlafperiode einen „character“. Diese characters stellen die Zahlen eins bis vier dar. Eins steht für den Tiefschlaf, zwei für den Leichtschlaf, drei für den REM-Schlaf und vier für Wachphasen.

rmssd wird als Integer in Millisekunden angeführt und beschreibt die durchschnittliche Herzratenvariabilität.

rmssd_5min ist der nunmehr letzte Parameter, der beim Schlaf erfasst wird. Er wird als Array von Integer in Millisekunden dargestellt und beschreibt die durchschnittliche Herzratenvariabilität, berechnet mit der rmssd Methode, für die anfänglichen fünf Minuten der jeweiligen Schlafperiode. Die erste Periode beginnt mit dem Parameter bedtime_start.

5.3 Fitbit API

Auch Fitbit bietet eine offene Web API an, um Zugang zu den Daten, gewonnen von Fitbit Wearables wie Tracker, Waagen oder selbst eingegebene Protokolle, zu bekommen, so [Fitbit, 2020]. Folgende Informationen können zusammengefasst über diese API abgerufen werden:

- Activity - Tägliche Zusammenfassung der Aktivitäten.
- Body & Weight - Informationen über Körperfett, Ziele und Gewicht.
- Devices - Zusammenstellung von Informationen über Fitbit Geräte der Userinnen und User.

- Food Logging - Informationen über Kalorien, Kohlenhydrate, Fette oder Protein im Essen.
- Friends - Um Daten von Freunden einsehen zu können.
- Heart Rate - Liefert Zeitserien der Herzfrequenz.
- Sleep - Zusammenfassung der erhobenen Schlafdaten.
- User - Persönliche Userinnen- und Userdaten.

5.4 Fitbit Sleep

Beispielhaft wird auch beim verwendeten Fitbit Device auf die Parameter und Datenstruktur des Schlafes eingegangen, da somit ein idealer Vergleich respektive eine übersichtliche Gegenüberstellung der Schlafdaten von Fitbit mit von Oura ermittelten Daten durchgeführt werden kann.

Ein erster wesentlicher Unterschied ist, dass Oura etwa beim Schlaf eine größere Variation an Vitalparametern misst. Ein näherer Vergleich dazu kann Kapitel 5.2 entnommen werden. Fitbit stellt vergleichsweise dazu hauptsächlich Daten betreffend die einzelnen Schlafphasen bereit.

Abbildung 5.3 stellt nun einen Auszug der gewonnenen Rohdaten dar. Wie auch bei Oura wird beim Abruf der Daten eine JSON-Struktur zurückgegeben. Jede nächtliche Schlafperiode, die von Fitbit als „isMainSleep“ vom Typ Boolean bezeichnet wird, setzt sich aus den Schlafphasen, beziehungsweise „levels“, deep, light, rem und wake zusammen. Der Beginn sowie das Ende der Schlafperiode isMainSleep wird schließlich durch die Elemente endTime und startTime definiert.

Wie auch bei Oura werden die einzelnen Schlafphasen zwar in Sekunden gemessen, jedoch anschließend in einem „Summary“ zusammengefasst und in der Einheit Minuten angegeben. Vergleiche hierzu Abbildung 5.4. Festzustellen ist auch, dass das Datum jeder Schlafperiode, wie auch bei Oura, gespeichert wird. Während Fitbit dieses Element „dateOfSleep“ nennt, wird es bei Oura als „summary_date“ bezeichnet, jedoch werden die selben Daten im Format „YYYY-MM-DD“, erfasst.

Als nächstes ist zu erkennen, dass sowohl bei Fitbit, als auch bei Oura die gesamte „duration“ der Schlafperiode aufgezeichnet wird. Die Namensgebung dieses Elements ist zwar

```
{'sleep': [
  {'dateOfSleep': '2021-03-12', 'duration': 49200000, 'efficiency': 90, 'endTime': '2021-03-12T12: 55: 00.000', 'infoCode': 0, 'isMainsleep': True, 'levels':
    {'data': [
      {'dateTime': '2021-03-11T23: 14: 30.000', 'level': 'wake', 'seconds': 360
      },
      {'dateTime': '2021-03-11T23: 20: 30.000', 'level': 'light', 'seconds': 330
      },
      {'dateTime': '2021-03-11T23: 26: 00.000', 'level': 'wake', 'seconds': 540
      },
      {'dateTime': '2021-03-11T23: 35: 00.000', 'level': 'light', 'seconds': 120
      },
      {'dateTime': '2021-03-11T23: 37: 00.000', 'level': 'wake', 'seconds': 570
      },
      {'dateTime': '2021-03-11T23: 46: 30.000', 'level': 'light', 'seconds': 3660
      },
      {'dateTime': '2021-03-12T00: 47: 30.000', 'level': 'rem', 'seconds': 1290
      },
      {'dateTime': '2021-03-12T01: 09: 00.000', 'level': 'light', 'seconds': 330
      },
      {'dateTime': '2021-03-12T01: 14: 30.000', 'level': 'rem', 'seconds': 420
      },
      {'dateTime': '2021-03-12T01: 21: 30.000', 'level': 'light', 'seconds': 720
      },
      {'dateTime': '2021-03-12T01: 33: 30.000', 'level': 'deep', 'seconds': 780
      },
    ]
  }
]}
```

Abbildung 5.3: JSON-Darstellung der von Fitbit erfassten Schlafphasen, dargestellt in levels zuzüglich deren Dauer in Sekunden

ident, jedoch unterscheiden sie sich im Datentyp. Fitbit zeichnet die duration in Millisekunden auf, Oura wiederum in Sekunden.

Zuguterletzt ist die efficiency des Schlafes zu nennen. Dieser Parameter ist an sich äquivalent zu Ouras efficiency. Fitbit gibt, ebenso wie Oura, einen „value“, als Integer in Prozent an. Zusätzlich zu den erfassten Daten aus Abbildung 5.3 wird eine finale Zusammenfassung des Schlafes als „summary“ generiert. Diese Zusammenfassung stellt Informationen zu den einzelnen Schlafphasen zur Verfügung. Das Element „count“ enthält die schlussendliche Gesamtanzahl an deep, light, wake oder rem Perioden pro Schlafphase. Zudem wird die Gesamtmenge der Minuten für die jeweilige Schlafphase im jeweiligen Element „minutes“ angegeben. Zuletzt wird im Element „thirtyDayAvgMinutes“ ein 30-Tage-Durchschnittswert angegeben, der den Durchschnittswert der jeweiligen Schlafphase in Minuten präsentiert.

```
'summary': {'deep': {'count': 5, 'minutes': 126, 'thirtyDayAvgMinutes': 102
  }, 'light': {'count': 48, 'minutes': 451, 'thirtyDayAvgMinutes': 267
  }, 'rem': {'count': 11, 'minutes': 96, 'thirtyDayAvgMinutes': 51
  }, 'wake': {'count': 42, 'minutes': 147, 'thirtyDayAvgMinutes': 77
  }
}
```

Abbildung 5.4: JSON-Darstellung der von Fitbit generierten Schlaf Zusammenfassung bestehend aus den einzelnen Schlafphasen, deren jeweilige Dauer und dem 30-Tage-Durchschnitt, berechnet in Minuten

5.5 Harmonisierung der Schlafdaten auf Modellebene

Nachdem in den vorangegangenen Kapiteln die wichtigsten Daten, Datenstrukturen sowie die derzeit hauptsächlich vorherrschende Architektur der Wearable-Infrastruktur vorgestellt wurden, kann nun auf die Harmonisierung der Schlafdaten von Oura und Fitbit eingegangen werden. Auf die große Bedeutung sowie potenzielle Vorteile einer universellen Datenstruktur wurde bereits mehrfach hingewiesen.

Nun soll die hierfür notwendige Grundstruktur geschaffen werden, um dann das universelle und prototypisch umgesetzte FHIR Mapping realisieren zu können. Außerdem soll nochmals veranschaulicht werden, welche Parameter beim Schlaf von Fitbit und Oura erfasst werden. Zunächst wird auf ähnliche beziehungsweise idente Werte eingegangen, die von den Wearables geliefert werden. Anschließend werden dem Modell die von den Geräten individuell gemessenen Parametern, wenn möglich und vom Autor als sinnvoll erachtet, hinzugefügt. Diese Darstellung stellt schlussendlich das manuelle FHIR Mapping auf Modellebene dar.

Oura	Datentyp	Fitbit	Datentyp	FHIR
sleep.summary_date	Typ: String, Format YYYY-MM-DD	dateofsleep	Typ: <value>, Format YYYY-MM-DD	-
sleep.duration	Typ: Int, Einheit: Sekunden	duration	Typ: <value>, Einheit: Millisekunden	valueQuantity in Observation
sleep.deep	Typ: Int, Einheit: Sekunden	deep	Typ: <value>, Einheit: Minuten	valueQuantity in Observation
sleep.light	Typ: Int, Einheit: Sekunden	light	Typ: <value>, Einheit: Minuten	valueQuantity in Observation
sleep.rem	Typ: Int, Einheit: Sekunden	rem	Typ: <value>, Einheit: Minuten	valueQuantity in Observation
sleep.awake	Typ: Int, Einheit: Sekunden	wake	Typ: <value>, Einheit: Minuten	valueQuantity in Observation
sleep.efficiency	Typ: Int, Range: 0-100	efficiency	Typ: <value>, Einheit: Minuten	valueQuantity in component
sleep.bedtime_start	Typ: String, Format YYYY-MM-DD	startTime	Typ: String, Format YYYY-MM-DD	effectivePeriod in Observation
sleep.bedtime_end	Typ: String, Format YYYY-MM-DD	endTime	Typ: String, Format YYYY-MM-DD	effectivePeriod in Observation
		isMainSleep	Typ: Boolean	valueBoolean in component

Abbildung 5.5: Vorläufiges Datenmodell auf Basis ähnlicher Schlafparameter von Oura und Fitbit inklusive Zuweisung der jeweiligen Schlafwerte zu einem entsprechenden Element der FHIR Observation Ressource

In der angeführten Abbildung 5.5 sind zunächst die Schlafwerte eingetragen, die sowohl von Fitbit als auch Oura gleichermaßen erfasst und in jedem Fall in das Modell aufgenommen werden. In Bezug auf den Unterschied in den Einheiten der einzelnen Werte sei zu sagen, dass dieser zwar angeführt wird, jedoch für das Modell zunächst unerheblich ist. Das Mapping auf ein universelles, FHIR basiertes Grundgerüst ist dennoch möglich. Die Harmonisierung der einzelnen Werte und deren Einheiten ist somit nicht Teil dieser Arbeit und wird nur als potenzielle weitere Harmonisierungsmaßnahme erwähnt. Zusätzlich kann der tabellarischen Darstellung das Mapping des jeweiligen Wearable Wertes zu einem Element der FHIR Observation Ressource entnommen werden. Diese Zuordnung erfolgte im Zuge der Analyse der FHIR Ressourcen und wird in ihrer Umsetzung näher im Kapitel 5.7 „Transformation der Schlafdaten“ erläutert.

Oura	Datentyp	Fitbit	Datentyp	FHIR
		thirtyDayAverage	Typ: Int	valueQuantity in component
total	Typ: Int, Einheit: Sekunden			valueQuantity in component
hr_lowest	Typ: Int, Einheit: Schläge pro Minute			valueQuantity in component
hr_average	Typ: Int, Einheit: Schläge pro Minute			valueQuantity in component
rmssd_5min	Typ: Array von Integer Einheit: Schläge pro Minute			valueQuantity in component
hr_5min	Typ: Array von Integer Einheit: Schläge pro Minute			valueQuantity in component
hypnogram_5min	Typ: String			valueQuantity in component
onset_latency	Typ: Int, Einheit: Sekunden			valueQuantity in component
midpoint_time	Typ: Int, Einheit: Sekunden			valueQuantity in component
restless	Typ: Int, Einheit: Prozent			valueQuantity in component
temperature_delta	Typ: Float, Einheit: Celsius			valueQuantity in Observation
breath_average	Typ: Float, Einheit: Atemzüge pro Minute			valueQuantity in Observation
score	Typ: Int, Range: 1-100 oder 0			valueQuantity in component
score_total	Typ: Int, Range: 1-100 oder 0			valueQuantity in component
score_rem	Typ: Int, Range: 1-100 oder 0			valueQuantity in component
score_deep	Typ: Int, Range: 1-100 oder 0			valueQuantity in component
score_efficiency	Typ: Int, Range: 1-100 oder 0			valueQuantity in component
score_latency	Typ: Int, Range: 1-100 oder 0			valueQuantity in component
score_disturbances	Typ: Int, Range: 1-100 oder 0			valueQuantity in component

Abbildung 5.6: Ergänzung des erstellten Datenmodells um ausgewählte Schlafparameter

Um das Datenmodell zu vervollständigen werden nun die übrigen, vom Autor als sinnvoll erachteten, Parameter hinzugefügt. Als Entscheidungsbasis kann auf die Werte, die in Kapitel 5.2 als auch Kapitel 5.4 vorgestellt wurden, verwiesen werden. Das vorläufige Datenmodell aus Abbildung 5.5 wird um die in Abbildung 5.6 dargestellten Parameter ergänzt. Schlussendlich ergeben die Abbildungen zusammen das manuell erstellte Datenmodell. Dieses Modell dient, wie bereits mehrfach erwähnt, im weiteren Verlauf dieser Arbeit als Grundlage für die prototypische Umsetzung.

5.6 Verwendete FHIR Ressourcen

Nachdem in Kapitel 4 bereits einige Ressourcen sowie Mapping Methoden für Wearable Daten vorgestellt wurden soll sich das folgende Kapitel speziell mit den Ressourcen, die zur Abbildung der nun harmonisierten Schlafdaten von Oura und Fitbit verwendet werden können, befassen. Der Fokus liegt dabei auf bereits vorhandenen, veröffentlichten Ressourcen der Version R4.

Wie im Laufe dieser Arbeit bereits ersichtlich wurde, kann die Observation Ressource als Abbildung sämtlicher Messungen beschrieben werden und dient beispielsweise der Diagnosefindung, dem Monitoring sowie der teilweisen Erfassung von demographischen Daten von Patientinnen und Patienten [HL7 International, 2019c]. [Saripalle, 2019] listet ergänzend die Erfassung von Vitaldaten wie Herzfrequenz, BMI, Puls, Gewicht, und Blutdruck als auch von symptombezogenen Daten auf. Außerdem können beispielhaft Laboraten, Bildgebende Ergebnisse, EKG Daten, Pulsoxymetrie sowie diverse Patientinnen- und Patientencharakteristika abgebildet werden. [HL7 International, 2019c] definiert bereits ein erstes standardisiertes Profil für eine Menge an „Vital signs“. Dieses Profil umfasst jedoch nur einen minimalen Satz an Vitalparametern bestehend aus Respiratory Rate, Heart rate, Oxygen saturation, Body temperature, Body height, Head circumference, Body weight, Body mass index, Blood pressure systolic and diastolic sowie nochmals Systolic blood pressure und Diastolic blood pressure, der durch Einhaltung des Konzepts des Profils, dargestellt werden kann, jedoch für die prototypische Umsetzung aufgrund des Umfangs an unterschiedlichen Parametern nicht in Frage kommt.

5.6.1 Observation

Abbildung 5.7 repräsentiert nun einen Ausschnitt der logischen Darstellung der Observation Ressource. Betrachtet man den dargestellten strukturellen Aufbau so ist zu erkennen, dass an erster Stelle der Name der Ressource, vom Type DomainRessource angeführt ist, gefolgt von den dazugehörigen Elementen. Jedes Element wird beschrieben durch einen Namen, Flags, Kardinalitäten und dem jeweiligen Type. Die Spalte „Description & Constraints“ beinhaltet zuzüglich nähere Informationen sowie Erklärungen zum jeweiligen Element und dessen Constraints. Constraints sind Einschränkungen betreffend das jeweilige Element. Kardinalitäten geben Aufschluss darüber, wie oft ein Element vorkommen darf oder muss. Eine Kardinalität von 1..1 bedeutet, dass das Element einmalig verpflichtend anzuführen ist. Die Kardinalität 0..1 besagt, dass das Feld optional ist. Wird es dennoch angegeben, so darf es maximal einmal vorkommen. Weitere Relationen der Kardinalität wären 0..* sowie 1..*. Das Zeichen * bedeutet demnach, dass das Element beliebig oft vorkommen darf.

Structure

Name	Flags	Card.	Type	Description & Constraints
Observation	1 N		DomainResource	Measurements and simple assertions + Rule: dataAbsentReason SHALL only be present if Observation.value[x] is not present + Rule: If Observation.code is the same as an Observation.component.code then the value element associated with the code SHALL NOT be present Elements defined in Ancestors: id, meta, implicitRules, language, text, contained, extension, modifierExtension Business Identifier for observation
identifier	Σ	0..*	Identifier	Business Identifier for observation
basedOn	Σ	0..*	Reference(CarePlan DeviceRequest ImmunizationRecommendation MedicationRequest NutritionOrder ServiceRequest)	Fulfills plan, proposal or order
partOf	Σ	0..*	Reference(MedicationAdministration MedicationDispense MedicationStatement Procedure Immunization ImagingStudy)	Part of referenced event
status	?! Σ	1..1	code	registered preliminary final amended + ObservationStatus (Required)
category		0..*	CodeableConcept	Classification of type of observation
code	Σ	1..1	CodeableConcept	Observation Category Codes (Preferred) Type of observation (code / type) LOINC Codes (Example)
subject	Σ	0..1	Reference(Patient Group Device Location)	Who and/or what the observation is about
focus	Σ TU	0..*	Reference(Any)	What the observation is about, when it is not about the subject of record
encounter	Σ	0..1	Reference(Encounter)	Healthcare event during which this observation is made
effective[x]	Σ	0..1		Clinically relevant time/time-period for observation
effectiveDateTime			dateTime	
effectivePeriod			Period	
effectiveTiming			Timing	
effectiveInstant			instant	

Abbildung 5.7: Logische Darstellung-FHIR Observation Ressource, [HL7 International, 2019c]

Flags geben Informationen zur Verwendung der jeweiligen Elemente an. Das „N“ beim Ressourcenname beschreibt den sogenannten „Maturity Level“ und steht im Fall der Observation für „Standard Status = Normative“. Vergleiche hierfür [HL7 International, 2019e]. Normativ bedeutet, dass die Ressource gereviewed und bereits in einer Vielzahl

an Produktionsimplementierungen eingesetzt wurde. Hat eine Ressource den Level Normative erreicht, so wären Änderungen zwar möglich, jedoch werden solche nur äußerst selten realisiert. Weitere Maturity Levels sind Draft, Trial Use, Informative und Deprecated.

5.6.2 Bundle

Schon [Pais et al., 2017] haben sich mit dem „Problem“ der großen Menge an anfallenden FHIR Ressourcen, bei der Erfassung von Wellness Daten, auseinandergesetzt. Für dieses Szenario stellt FHIR die in Abbildung 5.8 angeführte Bundle Ressource zur Verfügung. Durch sie besteht die Möglichkeit, mehrere unterschiedliche Ressourcen gleichzeitig auf einen Server zu laden und Operationen wie create, update oder delete durchzuführen. [HL7 International, 2019b] beschreibt die Bundle Ressource vergleichsweise als eine Art Container für eine Sammlung von mehreren Ressourcen.

Name	Flags	Card.	Type	Description & Constraints
Bundle	Σ I N		Resource	Contains a collection of resources + Rule: total only when a search or history + Rule: entry.search only when a search + Rule: entry.request mandatory for batch/transaction/history, otherwise prohibited + Rule: entry.response mandatory for batch-response/transaction-response/history, otherwise prohibited + Rule: FullUrl must be unique in a bundle, or else entries with the same FullUrl must have different meta.versionId (except in history bundles) + Rule: A document must have an identifier with a system and a value + Rule: A document must have a date + Rule: A document must have a Composition as the first resource + Rule: A message must have a MessageHeader as the first resource Elements defined in Ancestors: id, meta, implicitRules, language
identifier	Σ	0..1	Identifier	Persistent identifier for the bundle
type	Σ	1..1	code	document message transaction transaction-response batch batch-response history searchset collection BundleType (Required)
timestamp	Σ	0..1	instant	When the bundle was assembled
total	Σ I	0..1	unsignedInt	If search, the total number of matches
link	Σ	0..*	BackboneElement	Links related to this Bundle
relation	Σ	1..1	string	See http://www.iana.org/assignments/link-relations/link-relations.xhtml#link-relations-1
url	Σ	1..1	uri	Reference details for the link
entry	Σ I	0..*	BackboneElement	Entry in the bundle - will have a resource or information + Rule: must be a resource unless there's a request or response + Rule: fullUrl cannot be a version specific reference This repeating element order: For bundles of type 'document' and 'message', the first resource is special (must be Composition or MessageHeader respectively). For all bundles, the meaning of the order of entries depends on the bundle type
link	Σ	0..*	see link	Links related to this entry
fullUrl	Σ	0..1	uri	URI for resource (Absolute URL server address or URI for UUID/OID)
resource	Σ	0..1	Resource	A resource in the bundle
search	Σ I	0..1	BackboneElement	Search related information
mode	Σ	0..1	code	match include outcome - why this is in the result set SearchEntryMode (Required)
score	Σ	0..1	decimal	Search ranking (between 0 and 1)
request	Σ I	0..1	BackboneElement	Additional execution information (transaction/batch/history)
method	Σ	1..1	code	GET HEAD POST PUT DELETE PATCH HTTPVerb (Required)

Abbildung 5.8: Logische Darstellung-FHIR Bundle Ressource, [HL7 International, 2019b]

5.7 Transformation der Schlafdaten

Das in Folge dargestellte UML Diagramm aus Abbildung 5.9 veranschaulicht zunächst die grundlegende FHIR Struktur, welche schlussendlich auf den FHIR Server transferiert werden soll. Im linken Teil der Abbildung ist zunächst zu erkennen, dass eine Ressource vom Typ Bundle erstellt wird. Diese Ressource enthält nun eine Observation „Mainsleep“, die den allgemeinen nächtlichen Gesamtschlaf repräsentieren soll. Das Element valueQuantity der Mainsleep Observation mit dem Wert 33300, stellt die duration und somit die Gesamtdauer der nächtlichen Schlafperiode in Sekunden dar. Bezüglich Datentyp und Einheit der duration vergleiche Abbildung 5.5 in Kapitel 5.5. Des weiteren wird die Observation Ressource durch das Element „effectivePeriod“, welche den Beginn sowie das Ende der Gesamtschlafperiode definiert, als auch durch ein Coding beschrieben. Die einzelnen Schlafphasen wie „Wakesleep“, „Deepsleep“, „Remsleep“ als auch „Lightsleep“ werden als „hasMember“ der Ressource angeführt. Mit Hilfe dieses Elements können Ressourcen, in diesem Fall wiederum Observations, die in Bezug zur übergeordneten Observation Ressource (Mainsleep) gehören, angeführt werden. Ebenso werden die Erfassung der Temperature als auch der Respiratoryrate und Heartrate als hasMember der Mainsleep Observation festgelegt. Zuletzt wird eine Referenz zwischen den einzelnen Observations als auch der Patienten Ressource, via subject Element, dargestellt.

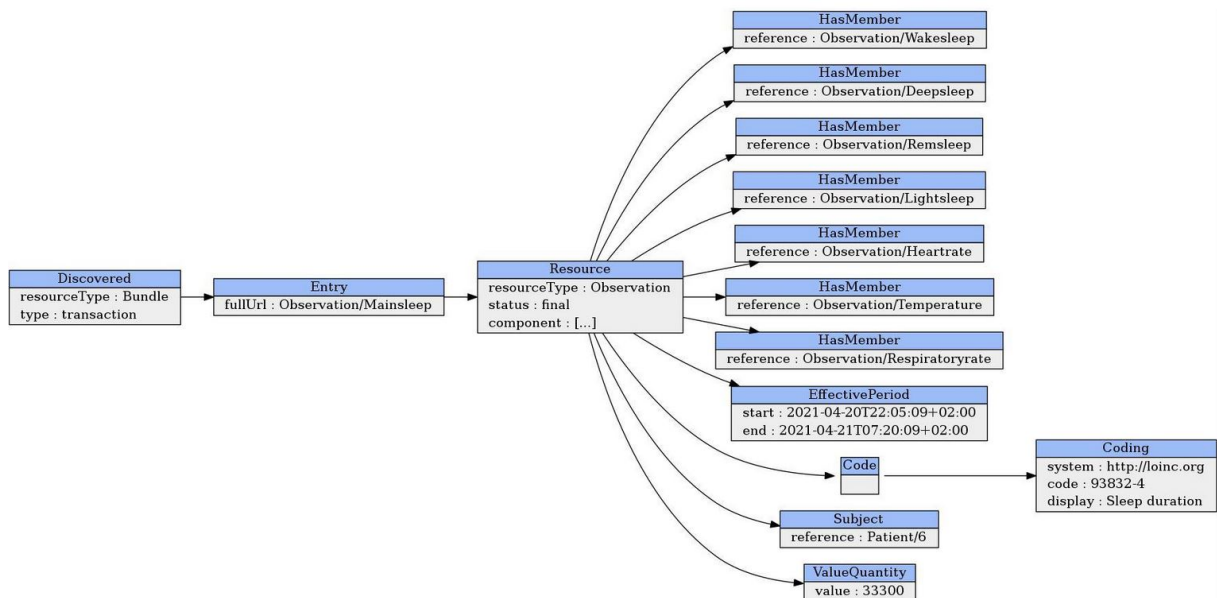


Abbildung 5.9: Darstellung der in FHIR transformierten Schlafdaten als UML Diagramm

Um die erfassten Schlafdaten einer bestimmten Person zuordnen zu können, muss die genannte Referenz zur jeweiligen Patienten Ressource angegeben werden. Diese Referenz wird im UML Diagramm angeführt und es wird vor der Transformation vorausgesetzt, dass bereits eine solche Patienten Ressource am FHIR Server erstellt ist.

Abbildung 5.10 stellt nun das transformierte JSON für die Gesamtschlaf Observation „Mainsleep“ dar. Zuzüglich zu den bereits erwähnten Elementen code/coding, subject, effectivePeriod, valueQuantity und hasMember kann die Ressource zusätzlich Werte im „component“ Element, vom Type Array, darstellen.

```
{
  "resourceType": "Observation",
  "text": {
    "status": "generated",
    "div": "<div xmlns=\\"http://www.w3.org/1999/xhtml\\"></div>"
  },
  "status": "final",
  "category": [
    {
      "coding": [
        {
          "system": "http://terminology.hl7.org/CodeSystem/observation-category",
          "code": "activity",
          "display": "Activity"
        }
      ]
    }
  ],
  "code": {
    "coding": [
      {
        "system": "http://loinc.org",
        "code": "93832-4",
        "display": "Sleep duration"
      }
    ]
  },
  "subject": {
    "reference": "Patient/6"
  },
  "effectivePeriod": {
    "start": "2021-04-20T22:05:09+02:00",
    "end": "2021-04-21T07:20:09+02:00"
  },
  "valueQuantity": {
    "value": 33300
  },
  "hasMember": [
    {
      "reference": "Observation/Wakesleep"
    },
    {
      "reference": "Observation/Deepsleep"
    },
    {
      "reference": "Observation/Remsleep"
    },
    {
      "reference": "Observation/Lightsleep"
    },
    {
      "reference": "Observation/Heartrate"
    },
    {
      "reference": "Observation/Temperature"
    },
    {
      "reference": "Observation/Respiratoryrate"
    }
  ],
  "component": [
  ]
}
```

Abbildung 5.10: JSON-Darstellung der Transformierten Mainsleep Observation Ressource

Als component wurden nun sämtliche Parameter angegeben, die beim Schlaf, von Oura oder Fitbit, zwar anfallen aber nicht durch einen LOINC oder SNOMED-CT Code

beschrieben werden können. Demzufolge wurden sie auch nicht als eigene Observation Ressourcen modelliert. Vergleiche hierfür Abbildung 5.11, welche einen Auszug über die im Anschluss angeführten component Parameter graphisch darstellt. Da FHIR in Bezug auf die Modellierung recht flexibel ist und nicht vorgeschrieben ist, wie bestimmte Werte und Parameter schlussendlich abzubilden sind, ist auch diese Modellierung als reine Beispielabbildung anzusehen. Wenn ein Wearable einen Parameter nicht erfasst, so ist der Wert in der Python-Implementierung per default auf „None“ gesetzt, was bedeutet, dass kein tatsächlicher Wert in die Ressource eingetragen wird. Vergleiche hierfür Abbildung 5.11 in der links die Mainsleep Observation von Oura und rechts die Mainsleep Observation von Fitbit dargestellt ist.

Folgende erhobenen Schlafparameter von Oura werden mit Verweis auf Abbildung 5.5 respektive Abbildung 5.6 als component in der Mainsleep Observation angegeben: sleep.efficiency, total, hypnogram_5min, onset_latency, midpoint_time, restless, score, score_total, score_efficiency, score_latency und score disturbances. Zum universellen Modell kommen nun folgende potenzielle component Werte von Fitbit hinzu: efficiency (ist durch Oura schon angegeben), isMainSleep und thirtyDayAvgMinutes.

```

"component": [
  {
    "code": {
      "coding": [
        {
          "display": "sleep_isMainSleep"
        }
      ]
    },
    "valueBoolean": true
  },
  {
    "code": {
      "coding": [
        {
          "display": "hypnogram_5min"
        }
      ]
    },
    "valueString": "44222221222422232"
  },
  {
    "code": {
      "coding": [
        {
          "display": "sleep.score"
        }
      ]
    },
    "valueQuantity": {
      "value": 80
    }
  },
  {
    "code": {
      "coding": [
        {
          "display": "sleep.score_total"
        }
      ]
    },
    "valueQuantity": {
      "value": 87
    }
  }
]

```

```

"component": [ {
  "code": {
    "coding": [ {
      "display": "isMainSleep"
    } ]
  },
  "valueBoolean": true
}, {
  "code": {
    "coding": [ {
      "display": "hypnogram_5min"
    } ]
  }
}, {
  "code": {
    "coding": [ {
      "display": "sleep.score"
    } ]
  }
}, {
  "code": {
    "coding": [ {
      "display": "sleep.score_total"
    } ]
  }
}, {
  "code": {
    "coding": [ {
      "display": "sleep.total"
    } ]
  }
}, {
  "code": {
    "coding": [ {
      "display": "efficiency"
    } ]
  },
  "valueQuantity": {
    "value": 92,
    "unit": "%",
    "system": "http://unitsofmeasure.org",
    "code": "%"
  }
}
]

```

Abbildung 5.11: JSON-Gegenüberstellung der Transformierten Component Parameter als Teil der Mainsleep Observation Ressource zwischen Oura und Fitbit

Wie bis zu diesem Zeitpunkt ersichtlich gemacht wurde setzt sich das FHIR Mapping somit aus einer Bundle Ressource, welche unter anderem eine Observation für den Gesamtschlaf beinhaltet, zusammen. Diese Gesamtschlaf Observation enthält mehrere component Parameter sowie Verweise auf weitere „untergeordnete“ Observation Ressourcen. Diese untergeordneten Ressourcen bilden einerseits die vier Schlafphasen „Wakesleep“, „Deepsleep“, „Remsleep“ und „Lightsleep“ ab als auch Observations für die „Heartrate“, „Temperature“ und „Respiratoryrate“. Von Oura gemessene Parameter, die in diesen Observations abgebildet werden können, sind mit abermaligem Verweis auf Abbildung 5.5 sowie Abbildung 5.6 folgende: hr_lowest sowie hr_average, r_mssd_5min und hr_5min, jeweils als component, in der Heartrate Observation, temperature_delta als valueQuantity der Temperature Observation und breath_average als valueQuantity der Respiratoryrate Observation. Jede von Oura oder Fitbit gemessene Schlafphase, die durch eine Observation Ressource repräsentiert wird enthält ihren jeweiligen valueQuantity Parameter deep, light, rem oder wake, welcher die Dauer der Schlafphase (wenn notwendig, nach Harmonisierung der Einheit) in Sekunden angibt.

In Abbildung 5.12 wird nun die JSON-Struktur der Observation Ressource der Tiefschlafphase angeführt. Die restlichen Schlafphasen sind in der selben Struktur modelliert und werden in Abbildungen 5.13, Abbildungen 5.14 und Abbildungen 5.15 dargestellt. Jede dieser Ressourcen enthält den Wert der tatsächlichen Dauer der jeweiligen Phase in Sekunden im Element valueQuantity und wird durch einen dazugehörigen LOINC-Code spezifiziert. Speziell bei der Tiefschlaf-Observation sowie bei der Remschlaf-Observation kommt noch ein zusätzlich von Oura gemessener Parameter, wiederum als component, hinzu. Oura gibt hier nämlich explizit einen Score (score_deep und score_rem) an. Da Fitbit diese Scores nicht erfasst, würden auch hier die component Elemente per default leer gelassen werden.

```
{
  "resourceType": "Observation",
  "text": {
    "status": "generated",
    "div": "<div xmlns=\\"http://www.w3.org/1999/xhtml\\"></div>"
  },
  "status": "final",
  "category": [
    {
      "coding": [
        {
          "system": "http://terminology.hl7.org/CodeSystem/observation-category",
          "code": "activity",
          "display": "Activity"
        }
      ]
    }
  ],
  "code": {
    "coding": [
      {
        "system": "http://loinc.org",
        "code": "93831-6",
        "display": "Deep sleep duration"
      }
    ]
  },
  "subject": {
    "reference": "Patient/6"
  },
  "valueQuantity": {
    "value": 3780,
    "unit": "s",
    "system": "http://unitsofmeasure.org",
    "code": "s"
  },
  "component": [
    {
      "code": {
        "coding": [
          {
            "display": "score_deep"
          }
        ]
      },
      "valueQuantity": 76
    }
  ]
}
```

Abbildung 5.12: JSON-Darstellung Observation Tiefschlafphase

```
{
  "resourceType": "Observation",
  "text": {
    "status": "generated",
    "div": "<div xmlns=\\"http://www.w3.org/1999/xhtml\\"></div>"
  },
  "status": "final",
  "category": [
    {
      "coding": [
        {
          "system": "http://terminology.hl7.org/CodeSystem/observation-category",
          "code": "activity",
          "display": "Activity"
        }
      ]
    }
  ],
  "code": {
    "coding": [
      {
        "system": "http://snomed.info/sct",
        "code": "301345002",
        "display": "Difficulty sleeping (finding)"
      }
    ]
  },
  "subject": {
    "reference": "Patient/6"
  },
  "valueQuantity": {
    "value": 5790,
    "unit": "s",
    "system": "http://unitsofmeasure.org",
    "code": "s"
  }
}
```

Abbildung 5.13: JSON-Darstellung Observation Wachschlafphase

```
{
  "resourceType": "Observation",
  "text": {
    "status": "generated",
    "div": "<div xmlns=\\"http://www.w3.org/1999/xhtml\"></div>"
  },
  "status": "final",
  "category": [
    {
      "coding": [
        {
          "system": "http://terminology.hl7.org/CodeSystem/observation-category",
          "code": "activity",
          "display": "Activity"
        }
      ]
    }
  ],
  "code": {
    "coding": [
      {
        "system": "http://loinc.org",
        "code": "93829-0",
        "display": "REM sleep duration"
      }
    ]
  },
  "subject": {
    "reference": "Patient/6"
  },
  "valueQuantity": {
    "value": 4290,
    "unit": "s",
    "system": "http://unitsofmeasure.org",
    "code": "s"
  },
  "component": [
    {
      "code": {
        "coding": [
          {
            "display": "score_rem"
          }
        ]
      }
    }
  ],
  "valueString": 65
}
]
```

Abbildung 5.14: JSON-Darstellung Observation Remschlafphase

```
{
  "resourceType": "Observation",
  "text": {
    "status": "generated",
    "div": "<div xmlns=\\"http://www.w3.org/1999/xhtml\"></div>"
  },
  "status": "final",
  "category": [
    {
      "coding": [
        {
          "system": "http://terminology.hl7.org/CodeSystem/observation-category",
          "code": "activity",
          "display": "Activity"
        }
      ]
    }
  ],
  "code": {
    "coding": [
      {
        "system": "http://loinc.org",
        "code": "93830-8",
        "display": "Light sleep duration"
      }
    ]
  },
  "subject": {
    "reference": "Patient/6"
  },
  "valueQuantity": {
    "value": 19440,
    "unit": "s",
    "system": "http://unitsofmeasure.org",
    "code": "s"
  }
}
```

Abbildung 5.15: JSON-Darstellung Observation Leichtschlafphase

Zuletzt werden auch die drei JSONs der Observation Respiratoryrate, Temperatur sowie Heartrate angeführt. Entsprechend dem manuellen Mapping auf Modellebene werden auch hier die Werte als valueQuantity respektive component angeführt. Mit der

Respiratoryrate wird demnach der Parameter breath_average abgebildet. Die Observation Temperature bildet den Wert temperature_delta ab und die Heartrate Observation die Parameter hr_average, hr_lowest sowie rmtsd_5min wiederum jeweils als component.

```
{
  "resourceType": "Observation",
  "text": {
    "status": "generated",
    "div": "<div xmlns=\\"http://www.w3.org/1999/xhtml\\"></div>"
  },
  "status": "final",
  "code": {
    "coding": [
      {
        "system": "http://loinc.org",
        "code": "9279-1",
        "display": "Respiratory rate"
      }
    ]
  },
  "subject": {
    "reference": "Patient/6"
  },
  "valueQuantity": {
    "value": 14.125,
    "unit": "Breaths/min",
    "system": "http://unitsofmeasure.org",
    "code": "{Breaths}/min"
  }
}
```

Abbildung 5.16: JSON-Darstellung Observation Respiratoryrate

```
{
  "resourceType": "Observation",
  "text": {
    "status": "generated",
    "div": "<div xmlns=\\"http://www.w3.org/1999/xhtml\\"></div>"
  },
  "status": "final",
  "code": {
    "coding": [
      {
        "system": "http://loinc.org",
        "code": "39106-0",
        "display": "Temperature of Skin"
      }
    ]
  },
  "subject": {
    "reference": "Patient/6"
  },
  "valueQuantity": {
    "value": -0.18,
    "unit": "C",
    "system": "http://unitsofmeasure.org",
    "code": "Cel"
  }
}
```

Abbildung 5.17: JSON-Darstellung Observation Temperature

```
{
  "resourceType": "Observation",
  "text": {
    "status": "generated",
    "div": "<div xmlns=\\"http://www.w3.org/1999/xhtml\\"></div>"
  },
  "status": "final",
  "code": {
    "coding": [
      {
        "system": "8867-4",
        "display": "Heart rate"
      }
    ]
  },
  "subject": {
    "reference": "Patient/6"
  },
  "component": [
    {
      "code": {
        "coding": [
          {
            "display": "sleep.hr_average"
          }
        ]
      },
      "valueQuantity": {
        "value": 56.81
      }
    },
    {
      "code": {
        "coding": [
          {
            "display": "sleep.hr_lowest"
          }
        ]
      },
      "valueQuantity": {
        "value": 52
      }
    },
    {
      "code": {
        "coding": [
          {
            "display": "sleep.rmssd_5min"
          }
        ]
      },
      "valueQuantity": {
        "value": 59
      }
    }
  ]
}
```

Abbildung 5.18: JSON-Darstellung Observation Heartrate

Lädt man die schlussendlich erstellten FHIR Ressourcen auf einen FHIR Server, so bekommt man bei erfolgreicher Erstellung der Ressourcen den Status Code 201 Created sowie die in Abbildung 5.19 zurückgelieferte Response. Geschlussfolgert werden kann, dass das ausgearbeitete, universelle Transformationskonzept, auch aufgrund der Flexibilität die FHIR bietet, in der Lage ist sämtliche vom Autor ausgewählte Wearable Daten, unabhängig vom jeweiligen Wearable, abzubilden.

```
200
{'resourceType': 'Bundle', 'id': 'ddb26e5e-ad08-4656-b473-fc8932372f04', 'type': 'transaction-response', 'link': [{'relation': 'self', 'url': 'http://localhost:8080/fhir'}], 'entry': [{'response': {'status': '201 Created', 'location': 'Observation/1811/_history/1', 'etag': '1', 'lastModified': '2021-04-25T13:53:14.359+00:00'}}, {'response': {'status': '201 Created', 'location': 'Observation/1812/_history/1', 'etag': '1', 'lastModified': '2021-04-25T13:53:14.359+00:00'}}, {'response': {'status': '201 Created', 'location': 'Observation/1813/_history/1', 'etag': '1', 'lastModified': '2021-04-25T13:53:14.359+00:00'}}, {'response': {'status': '201 Created', 'location': 'Observation/1814/_history/1', 'etag': '1', 'lastModified': '2021-04-25T13:53:14.359+00:00'}}, {'response': {'status': '201 Created', 'location': 'Observation/1815/_history/1', 'etag': '1', 'lastModified': '2021-04-25T13:53:14.359+00:00'}}, {'response': {'status': '201 Created', 'location': 'Observation/1816/_history/1', 'etag': '1', 'lastModified': '2021-04-25T13:53:14.359+00:00'}}, {'response': {'status': '201 Created', 'location': 'Observation/1817/_history/1', 'etag': '1', 'lastModified': '2021-04-25T13:53:14.359+00:00'}}, {'response': {'status': '201 Created', 'location': 'Observation/1818/_history/1', 'etag': '1', 'lastModified': '2021-04-25T13:53:14.359+00:00'}}]}
```

Abbildung 5.19: Transformationsergebnis-Rückgabe Status Code 201 Created

5.8 Verwendete Codesysteme

Letztlich wird eine Sammlung der für das Mapping verwendeten Codes aus den Codesystemen LOINC sowie SNOMED-CT tabellarisch angeführt.

Dargestellt werden die für das Mapping benötigte Codes in Abbildung 5.20. Es sei darauf hinzuweisen, dass es sich dabei lediglich um vom Autor ausgewählte Codes handelt, weshalb eine Vollständigkeit nicht garantiert werden kann.

Description	SNOMED CT Code	LOINC Code
Sleep duration		93832-4
Difficulty sleeping (finding)	301345002	
Deep sleep duration		93831-6
REM sleep duration		93829-0
Light sleep duration		93830-8
Heart rate		8867-4
Temperature of Skin		39106-0
Respiratory rate		9279-1

Abbildung 5.20: Tabellarische Darstellung der verwendeten SNOMED-CT und LOINC Codes für die eindeutige Beschreibung der transformierten Schlafparameter

Kapitel 6

Zusammenfassung und Ausblick

Das Ziel dieser Masterarbeit war es, ein universelles und ein von Wearables unabhängiges, prototypisches Transformationskonzept für Wearable-Schlafdaten in FHIR zu erarbeiten. In diesem Zusammenhang wurden die vom Autor zur Verfügung gestellten Schlafdaten, welche mit einem smarten Ring von Oura sowie einer Fitbit Sense Smartwatch gemessen wurden analysiert und in weiterer Folge als Basis für das FHIR Mapping, sei es manuell auf Modellebene oder aber prototypisch, herangezogen. Die Hauptforschungsfrage, die im Zuge dieser Arbeit nun erörtert werden sollte war, inwiefern der FHIR Standard konzeptionell für die Abbildung von Wearable-Schlafdaten geeignet ist.

Zum Einstieg in die Thematik wurde hierfür die Rolle der Wearables sowie deren zunehmend erwünschte Integration und Eingliederung in das Gesundheitswesen näher erläutert. Wie von [Reum, 2015] in Kapitel 2.1 bereits angeführt wird, erleben Wearables aufgrund der damit verbundenen Möglichkeit, persönliche Gesundheitsdaten zu erfassen, zu analysieren sowie zu speichern einen enormen Hype. Zusätzlich wurde der Nutzen sowie die Potenziale der Wearables am Beispiel der Covid-19 Pandemie näher beleuchtet, da erwartet wird, unter anderem aufgrund der mittlerweile qualitativ gut ausgeprägten Sensortechnik, dass die smarten Geräte zukünftig vermehrt in Bereichen wie Prävention, Therapie, Rehabilitation oder der klinischen Forschung zum Einsatz kommen.

Die Problemstellung, die mit der Eingliederung sowie Verwendung dieser smarten Geräte in den Gesundheitsbereich einhergeht, ist die Erfassung mannigfaltiger Daten in unterschiedlicher Frequenz, Semantik, Einheit und Struktur. Demzufolge stellt die fehlende Standardisierung und somit nicht gegebene Interoperabilität der Wearable Daten eine enorme Herausforderung für den Einsatz im Gesundheitswesen dar. Daraus resultiert, dass die Daten in nur sehr geringen Mengen zwischen IT-Systemen des Gesundheitsbereichs

ausgetauscht werden können und beispielsweise keine Eingliederung in Patientinnen- und Patientenakten möglich wäre. Schlussendlich verbleiben die teils wertvollen Daten in den jeweiligen Repositories der Organisationen und bleiben aufgrund der fehlenden Standardisierung sowie Interoperabilität ungenutzt.

Aufgrund dieser Problematik wurde, wie eingangs erwähnt, auf Basis der vom Autor erfassten Schlafdaten ein universelles Datenmodell, zunächst manuell auf Modellebene und anschließend prototypisch, erstellt, welches es ermöglicht, die aktiv gewonnenen Daten, unabhängig vom jeweiligen Wearable, in eine einheitliche FHIR Struktur zu transformieren. Die konzeptionelle Umsetzung, beschrieben in Kapitel 5, sieht dafür vor, dass die Schlafdaten als Input für die Demo-Implementierung zunächst von der entsprechenden Open-API abgerufen und als Output modellierte FHIR Ressourcen erstellt werden.

Das pro Gesamtschlafphase erstellte FHIR Bundle, welches als eine Art Container oder Sammlung von mehreren Ressourcen erachtet werden kann, enthält dabei sämtliche erstellte FHIR Ressourcen, welche in weitere Folge auf einem FHIR HAPI Server abgespeichert werden. Eine Zusammenfassung der dabei erfassten sowie abgerufenen Schlafdaten kann Kapitel 5.5 entnommen werden. Die Ressourcen, in denen sich die Wearable-Parameter wieder finden sind Observation Ressourcen. Dabei sind die Wakesleep, Depsleep, Remsleep, Lightsleep, Heartrate, Temperature und Respiratoryrate Observation jeweils als „hasMember“ der Mainsleep Observation modelliert, da es sich dabei um sämtliche Informationen handelt, die beim jeweiligen Gesamtschlaf anfallen und dadurch der Haupt-Schlafperiode eindeutig zuzuordnen sind.

Die Erarbeitung des universellen Transformationskonzepts der Schlafdaten in FHIR hat schlussendlich ergeben, dass die in dieser Arbeit verwendeten Daten grundsätzlich in ein standardisiertes Format wie FHIR transformiert werden können. Die Transformation konnte dementsprechend erfolgreich durchgeführt werden. Der FHIR Standard bietet aufgrund seiner Flexibilität und mannigfaltigen Ressourcen inklusive Elemente bereits die Möglichkeit, die von den Wearables bereitgestellten Werte abzubilden. Nichtsdestotrotz sei zu sagen, dass nicht jeder Messwert eines Wearables ein entsprechendes Pendant in einem Element einer FHIR Ressource findet, was wiederum einen erheblichen Einfluss auf die Art, den Aufbau und schließlich die individuelle Gestaltung der Modellierung haben kann. Auch aufgrund von derzeit nicht vorhandenen LOINC oder SNOMED-CT Codes ist eine eindeutige Abbildung beziehungsweise Beschreibung einzelner Werte und vor allem Scores teilweise noch nicht möglich. Die Erstellung einer neuen FHIR Ressource war für den Usecase der Schlafdaten schließlich nicht erforderlich.

Durch eine, wie in dieser Arbeit demonstrierte standardisierten Datenbasis, könnten die Daten schließlich einfach gesammelt sowie analysiert werden und zur Förderung, Wiederherstellung und Erhaltung der Gesundheit von Personen beitragen. Ungeachtet dessen, dass durch die Standardisierung die Eingliederung dieser Daten in beispielsweise Patientinnen- und Patientenakten vereinfacht werden könnte, drängen sich zukünftig dennoch Fragen in Bezug auf die medizinische Relevanz und Validität auf, da es sich bei den in dieser Arbeit vorgestellte Geräte um keine Medizinprodukte handelt.

In Bezug auf die Validität der Daten sowie die Qualität der Sensortechnik wären zukünftig weitere Analysen, zuzüglich zu den in Kapitel 2.3 bereits vorgestellten Studienergebnissen, notwendig um eine genauere Aussage über den näheren medizinischen Einsatz und tatsächlichen Nutzen der Geräte machen zu können.

Eine weitere wichtige Frage, die sich stellt, betrifft die Frequenz, in der die Daten beispielsweise in eine Gesundheitsakte wie ELGA eingegliedert werden würden. Hierbei muss analysiert und entschieden werden, in welchem Rahmen die Daten in die Akte mit aufgenommen werden und ob eine Synchronisierung täglich, wöchentlich, monatlich, jährlich oder gar nur bei Veränderung relevanter Vitalparameter durchgeführt werden sollte. Selbige Fragestellung in Bezug auf das Zeitverhalten der Datenübertragung wurde bereits von [Sauer mann et al., 2018] aufgegriffen. Ein erster Lösungsansatz ist dem Telemonitoring Episodenbericht Guide aus [HL7 Austria, 2021] zu entnehmen, welcher das Datenaustauschformat (CDA-Dokument-Template Telemonitoring Episodenbericht) für fortlaufende als auch abgeschlossene Behandlungen, unterstützt durch Telemonitoring, definiert. Dabei werden beispielhaft folgende drei Einsatzszenarien für das genannte Datenaustauschformat beschrieben: „Start Telemonitoring“, „Fortschritt Telemonitoring“ und „Ende Telemonitoring“.

Während Start Telemonitoring den grundlegenden Prozess der Erstellung eines ersten validen Dokuments in der ELGA beschreibt stellt End Telemonitoring das Ende der Behandlung dar. Hierbei wird unter anderem eine Zusammenfassung über die gesamte Behandlung verfasst.

Fortschritt Telemonitoring geht nun gezielt auf die während der Behandlung erfassten Daten und deren Übertragungsfrequenz ein. Es wird beschrieben, dass der Großteil der Daten von den Patientinnen und Patienten selbst generiert wird, weshalb es notwendig ist die neusten Telemonitoring-Daten in einem für die jeweilige Behandlung sinnvollen Intervall wie zum Beispiel täglich oder wöchentlich, zu aktualisieren und dadurch in die Akte mit aufzunehmen.

Das jeweilige Intervall der Synchronisierung der neusten Daten ist somit von der jeweili-

gen Behandlung abhängig.

Zuletzt sollte aufgrund der potenziell großen Menge an unterschiedlich anfallenden Daten analysiert und entschieden werden, welche der von Wearables bereitgestellten Werte und Scores schlussendlich medizinisch relevant sind und in ein standardisiertes Datenformat, zum Austausch im Gesundheitssystem oder zur Eingliederung in eine Gesundheitsakte, transformiert werden sollen.

Literaturverzeichnis

- Sauermann, S., Abteilung Gesundheitstelematik (2018). *Rahmenrichtlinie für die IT-Infrastruktur bei der Anwendung von Telemonitoring. Messdatenerfassung*. In: Bundesministerium für Arbeit, Soziales, Gesundheit und Konsumentenschutz (Hrsg.). Seite 24.
- Bienhaus, D. (2016). *Smartwatch und Wearables im Gesundheitsbereich: Grundlagen und Anwendungen*. In: Mayr C., H. und Pinzger, M. (Hrsg.). *Lecture Notes in Informatics*. Gesellschaft für Informatik, Bonn. Seite 1825–1835.
- Gopinathan, K., Alexandros Kaloumenos, N., Aymera, K., Matei, A., Williams, I., und Davis, A. (2018). *FHIR FLI: An Open Source Platform for Storing, Sharing and Analysing Lifestyle Data*.
- ISO/IEEE (2010). *5. Introduction to IEEE 11073 personal health devices. aus Health informatics — Personal health device communication — Part 20601: Application profile — Optimized exchange protocol*. ISO/IEEE 11073-20601:2010(E). 1. Edition. Seite 7.
- Meister, S., Becker, S., Leppert, F., und Drop, L. (2016). *Digital Health, Mobile Health und Co. - Wertschöpfung durch Digitalisierung und Datenverarbeitung. aus Digitale Transformation Von Dienstleistungen Im Gesundheitswesen I: Impulse für die Versorgung*. Springer Fachmedien Wiesbaden GmbH. Seite 185–212.
- Mischak, R. (2016). *Wearables als Herausforderung im Gesundheitswesen - Revolutionieren Wearables das Gesundheitswesen im 21. Jahrhundert? aus Digitale Transformation Von Dienstleistungen Im Gesundheitswesen I: Impulse für die Versorgung*. Springer Fachmedien Wiesbaden GmbH. Seite 277–288.
- Pais, S., Parry, D., und Huang, Y. (2017). *Suitability of Fast Healthcare Interoperability Resources (FHIR) for Wellness Data*. *Proceedings of the 50th Hawaii International Conference on System Sciences*. Seite 3499–3504.

- Piwek, L., Ellis A., D., Andrews, S., und Joinson, A. (2016). *The Rise of Consumer Health Wearables: Promises and Barriers*. PLOS Medicine. Seite 1–9.
- Saripalle, R. (2021). *Health and Technology. Leveraging FHIR to Integrate Activity Data with Electronic Health Record*. School of Information Technology, Illinois State University. Seite 1–19.
- Sungkee, L. und Hyoungho, D. (2018). *Comparison and Analysis of ISO/IEEE 11073, IHE PCD-01, and HL7 FHIR Messages for Personal Health Devices*. Healthcare Informatics Research. Seite 47–51.
- Tejaswini, M., Meng, W., Ahmed, A. M., Gireesh, K. B., Andrew, W. B., Amir, B., Arash, A., Alessandra, C., Emily, H., Orit, D.-R., Bethany, F., Susan, K., Ryan, K., Michelle, G., Tao, W., Erika, M. H., Petra, M., Ariel, B. G., Benjamin, R., Xiao, L., und Miachel, P. S. (2020). *Pre-symptomatic detection of COVID-19 from smartwatch data*. Nature Biomedical Engineering 4. Seite 1208–1220.
- Urbauer, P., Frohner, M., David, V., und Sauermann, S. (2018). *Wearable Activity Trackers Supporting Elderly Living Independently: A Standards based Approach for Data Integration to Health Information Systems*. Conference Paper, DSAI. Juni 20-22. Thessaloniki, Griechenland. Seite 302–309.
- Weichert, T. (2018). *Big Data im Gesundheitsbereich*. In: Bundesministerium für Bildung und Forschung (Hrsg.). ABIDA - ASSESSING BIG DATA. Seite 53.
- Weichert, T. (2019). *Gesundheits-Apps*. In: Dockweiler, C. und Fischer F. (Hrsg.). ePublic Health. Einführung in ein neues Forschungs- und Anwendungsfeld. Hogrefe Verlag, Bern. Seite 41.
- Zivadinovic, D. (2021). *Vorahnung am Handgelenk. Wie Wearables bei der Infektionsbekämpfung helfen*. c't, Heise Magazine. Seite 1–3.

Internetquellen

- HL7 Austria (2021). Telemonitoring-Episodenbericht Guide. URL: https://wiki.hl7.at/index.php?title=ILF:Telemonitoring-Episodenbericht_Guide. Zuletzt aufgerufen am 19.05.2021.
- Fitbit (2020). Web API Reference. URL: <https://dev.fitbit.com/build/reference/web-api/>. Zuletzt aufgerufen am 26.02.2021.
- Fitbit (2021a). Features. URL: <https://www.fitbit.com/global/us/products/smartwatches/sense#features>. Zuletzt aufgerufen am 10.03.2021.
- Fitbit (2021b). Fitbit Sense. URL: <https://www.fitbit.com/global/us/products/smartwatches/sense>. Zuletzt aufgerufen am 10.03.2021.
- Grieve, G. (2014). Health Intersections. Healthcare Interoperability by Grahame Grieve. FHIR and confusion about the 80/20 rule. URL: <http://www.healthintersections.com.au/?p=1924>. Zuletzt aufgerufen am 25.02.2021.
- Grieve, G. (2016). Using FHIR Observations for User fitness data. URL: <http://www.healthintersections.com.au/?p=2487>. Zuletzt aufgerufen am 17.03.2021.
- HL7 Deutschland (2016). FHIR. URL: <https://wiki.hl7.de/index.php?title=FHIR>. Zuletzt aufgerufen am 25.02.2021.
- HL7 Deutschland (2021). HL7 FHIR Release 4. Resource Index. URL: <https://hl7.de/themen/hl7-fhir-mobile-kommunikation-und-mehr/warum-fhir/>. Zuletzt aufgerufen am 25.02.2021.
- HL7 International (2019a). HL7 FHIR Release 4. URL: <http://www.hl7.org/fhir/>. Zuletzt aufgerufen am 19.02.2021.
- HL7 International (2019b). HL7 FHIR Release 4. Rresource Bundle-Content. URL: <https://www.hl7.org/fhir/bundle.html>. Zuletzt aufgerufen am 02.04.2021.

- HL7 International (2019c). HL7 FHIR Release 4. Resource Observation-Content. URL: <https://www.hl7.org/fhir/observation.html>. Zuletzt aufgerufen am 10.03.2021.
- HL7 International (2019d). Resource References. URL: <https://www.hl7.org/fhir/references.html>. Zuletzt aufgerufen am 10.03.2021.
- HL7 International (2019e). The Standards Development Process. URL: <https://www.hl7.org/fhir/versions.html#std-process>. Zuletzt aufgerufen am 11.03.2021.
- IHE-Austria (2015). IHE Austria. URL: <https://www.ihe-austria.at/ihe-international/>. Zuletzt aufgerufen am 07.04.2021.
- Kaltenbrunner, R., Neuschmid, J., Bieber, R., Baumann, W., und Meir-Huber, M. (2016). Future of Interoperability. URL: https://www.ffg.at/sites/default/files/images/programme/future_of_interoperability.pdf. Zuletzt aufgerufen am 19.02.2021.
- Malubay, N. und Burson, D. (2020a). Nate Malubay & Dustin Burson - Patient Monitoring and Tele-health with IoMT — DevDays 2020 June. URL: <https://www.youtube.com/watch?v=TVTRAJCaiI0>. Zuletzt aufgerufen am 05.04.2021.
- Malubay, N. und Burson, D. (2020b). Remote Patient Monitoring and Internet of Medical Things (IoMT). URL: <https://www.devdays.com/wp-content/uploads/2020/08/Remote-Patient-Monitoring-and-Tele-health-with-IoMT-DevDays-2020-Virtual.pdf>. Zuletzt aufgerufen am 05.04.2021.
- Microsoft (2021a). Azure IoT Connector for FHIR (preview). URL: <https://docs.microsoft.com/en-us/azure/healthcare-apis/fhir/overview#azure-iot-connector-for-fhir-preview>. Zuletzt aufgerufen am 04.04.2021.
- Microsoft (2021b). IoMT FHIR Connector for Azure. URL: <https://github.com/Microsoft/iomt-fhir>. Commit: 85e4d0f9170349697bf06ef05ccfc567fafb8df1.
- Olk, J. (2020). Dieses Start-up steckt hinter der RKI-App. URL: <https://www.handelsblatt.com/unternehmen/mittelstand/familienunternehmer/thryve-dieses-start-up-steckt-hinter-der-rki-app/25725926.html?ticket=ST-9959198-jXGGx2G2We771WPfPQ92-ap5>. Zuletzt aufgerufen am 04.03.2021.
- Open mHealth (2020a). OMH to FHIR Mapping. URL: <https://healthdata1.github.io/mFHIR/mapping.html>. Zuletzt aufgerufen am 07.04.2021.

- Open mHealth (2020b). Open mHealth to HL7 FHIR® Implementation Guide CI Build. URL: <https://healthdata1.github.io/mFHIR/index.html>. Zuletzt aufgerufen am 07.04.2021.
- Oura (2020a). Integration von Oura in Apple Health. URL: <https://support.ouraring.com/hc/de/articles/360025438734-Integration-von-Ourain-Apple-Health>. Zuletzt aufgerufen am 21.02.2021.
- Oura (2020b). Integration von Oura in Google Fit. URL: <https://support.ouraring.com/hc/de/articles/360040203113-Integration-von-Oura-in-Google-Fit>. Zuletzt aufgerufen am 21.02.2021.
- Oura (2020c). Interpretation deiner Daten. URL: <https://support.ouraring.com/hc/de/categories/360003757633-Interpretation-deiner-Daten>. Zuletzt aufgerufen am 18.02.2021.
- Oura (2020d). Leitfaden zu deinen Aktivitätsfaktoren. URL: <https://support.ouraring.com/hc/de/articles/360055901214-Leitfaden-zu-deinen-Aktivit%C3%A4tsfaktoren>. Zuletzt aufgerufen am 20.02.2021.
- Oura (2020e). Leitfaden zu deinen Schlaffaktoren. URL: <https://support.ouraring.com/hc/de/articles/360057792293-Leitfaden-zu-deinen-Schlaffaktoren>. Zuletzt aufgerufen am 18.02.2021.
- Oura (2020f). Leitfaden zu deinen Tagesformfaktoren. URL: <https://support.ouraring.com/hc/de/articles/360057791533-Leitfaden-zu-deinen-Tagesformfaktoren>. Zuletzt aufgerufen am 18.02.2021.
- Oura (2020g). Oura's API benutzen. URL: <https://support.ouraring.com/hc/de/articles/360051560614-Oura-s-API-benutzen>. Zuletzt aufgerufen am 21.02.2021.
- Oura (2020h). Wie wird meine Tagesformbewertung ermittelt? URL: <https://support.ouraring.com/hc/de/articles/360025589793-Wie-wird-meine-Tagesformbewertung-ermittelt->. Zuletzt aufgerufen am 20.02.2021.
- Oura (2021a). Data types. Aus API Documentation. URL: <https://cloud.ouraring.com/docs/datatypes>. Zuletzt aufgerufen am 21.02.2021.

- Oura (2021b). Meet Oura Ring. URL: <https://ouraring.com/meet-oura>. Zuletzt aufgerufen am 18.02.2021.
- Oura (2021c). Oura Ring. URL: <https://ouraring.com/meet-oura>. Zuletzt aufgerufen am 20.02.2021.
- Oura (2021d). Sleep. Aus API Documentation. URL: <https://cloud.ouraring.com/docs/sleep>. Zuletzt aufgerufen am 21.02.2021.
- Oura (2021e). Your Oura Sleep Score. URL: <https://ouraring.com/blog/sleep-score/>. Zuletzt aufgerufen am 17.03.2021.
- Reum, L. (2015). Wearables: Hype oder nützliches Gimmick? URL: <https://www.aerzteblatt.de/archiv/168517/Wearables-Hype-oder-nuetzliches-Gimmick>. Zuletzt aufgerufen am 18.02.2021.
- Robert Koch-Institut (2020a). Corona-Datenspende. URL: <https://corona-datenspende.de/>. Zuletzt aufgerufen am 04.03.2021.
- Robert Koch-Institut (2020b). Mit Daten von Fitnessarmbändern und Smartwatches mehr über die Verbreitung des Coronavirus erfahren. Pressemitteilung des Robert Koch-Instituts. URL: https://www.rki.de/DE/Content/Service/Presse/Pressemitteilungen/2020/04_2020.html. Zuletzt aufgerufen am 03.03.2021.
- Saripalle, R. (2019). Integrating Physical Activity Data with Electronic Health Record. URL: <https://www.scitepress.org/Papers/2019/73101/73101.pdf>. Zuletzt aufgerufen am 19.02.2021.
- Schlichting, S. (2020). Devices on FHIR. Enabling Health Device Data Driven Applications. URL: https://www.devdays.com/wp-content/uploads/2020/12/uoyjk_201119_StefanSchlichting_DevicesOnFHIR.pdf. Zuletzt aufgerufen am 07.04.2021.
- SIMPLIFIER.NET (2021). Extensions. URL: <https://simplifier.net/guide/ProfilingAcademy/Extensions#Real-lifeexamples19>. Zuletzt aufgerufen am 14.03.2021.