







Integration unterschiedlicher Datenquellen und Sensoren zur Erkennung gesundheitsgefährdender Situationen

Ein Szenario

Prof. Dr. Klemens Waldhör

Perspektivische Chancen durch die Digitalisierung des Gesundheitswesens

Vorstellung Prof. Dr. Klemens Waldhör









Institut für Gesundheit & Soziales der FOM Hochschule für Oekonomie & Management



Kurzvita

Studium Informatik (1978-1983)
Johannes Kepler Universität Linz, Österreich

Promotion(1983-1986):
Johannes Kepler Universität Linz, Österreich

KI-Forschung (1986-heute):

TA Triumph Adler AG, EPP, GmbH, Alpnet Technology, Heartsome Europe GmbH

Dozent an der FOM seit 2008, seit 2010 als Professor für Wirtschaftsinformatik am Studienzentrum Nürnberg

Smartwatches / Wearables: Erkennung von Aktivitäten und Ereignissen des täglichen Lebens

eHealth / AAL / Telemedizin

Big Data / Data Mining / KI

Smart Home, Industrie 4.0, IoT

Projektmanagement: ProManGame - Gipfeleroberer

Übersetzungsunterstützung

Integration unterschiedlicher Datenquellen und Sensoren

1. Einleitung



- Einleitung
- 2. Proof of Concept Gefahrenerkennung
 - a. Sturzerkennung mit Smartwatches / Fitnesstracker
 - b. Gefahrenerkennung im Smart Home
 - c. Integration
- 3. Fazit
- 4. Literatur

Fragestellung:

Wie können Gesundheitsgefahren, insbesondere **Stürze**, sowohl zu Hause als auch außer Haus zuverlässig erkannt werden?.

Die eingesetzten Komponenten sollen dabei "relativ kostengünstig" sein und keine aufwendigen Installationen erfordern.

Dies soll an Hand eines Proof of Cocepts durch die Integration unterschiedlicher Geräte wie Smartwatches, Geräte aus der Hausautomatisierung geprüft werden.

Digitale Medizin, Telemedizin, Medizinische Intelligenz

1. Einleitung



Digitale Medizin

Alle Hilfsmittel, Technologien und Dienstleistungen, bei denen Informations- und Kommunikationstechnologien (IKT) zum Einsatz kommen, und die der Vorbeugung, Diagnose, Behandlung, Überwachung und Verwaltung im Gesundheitswesen dienen. Dies umfasst alle Entwicklungen im Medizinbereich, die direkt oder indirekt S/W-Technologien verwenden.

Synonym für eHealth

Telemedizin

Diagnostik und Therapie unter Überbrückung einer räumlichen und/oder zeitlichen Distanz zwischen Arzt, Therapeut, Apotheker, klinischen Einrichtungen, Laboren und Patienten oder zwischen zwei sich konsultierenden Ärzten mittels Telekommunikation.

Medizinische Intelligenz MEDINT (Medical Intelligence) – Health Intelligence

- Integration von
 - KI Methoden
 - Data Mining
 - Big Data
- Zur Vorhersage von Gesundheitsgefahren, Epidemien
- Weitere relevante Entwicklungen
 - Vorhersage von notwendigen Personalentwicklungen (Ärzte, Pflegepersonal)
 - Entwicklung der Gesundheit und Bevölkerung

1. Einleitung



Big Data

- Sammlung großer und komplexer Datensätze
- Unterschiedlichste Datenquellen (Data Warehouse)
- Volume, Variety, Velocity
- OLAP



Data Mining, Knowledge Discovery

- Entdeckung unbekannter Zusammenhänge in Datenbeständen (Analytics)
 - Clustern, Klassifikation, Assoziation
- Vorhersage (Prediction) aus Modellen
- Knowledge Discovery in Databases (KDD)

Künstliche Intelligenz KI (Artificial Intelligence, AI)

- Nachahmung menschlichen Problemlösens, Schließens und Denkens
- Verfahren
 - Regelbasierte Systeme
 - Expertensysteme
 - Logisches Programmieren
 - Mustererkennung
 - Neuronale Netze
 - Deep Learning

Expertensystemregeln					
Regel 1	Wenn	Nackensteife und hohes Fieber und Bewusstseinstrübung zutreffen			
	Dann	besteht der Verdacht auf Meningitis			
Regel 2	Wenn Dann	Verdacht auf Meningitis besteht Nimm sofort Antibiotika			

1. Einleitung

FOM Hochschule

Wearables

- Wearables sind besonders kleine Computer, die man am (oder in Zukunft im) Körper trägt.
- Darunter fallen Fitnessarmbänder, Smartwatches, Tracker allgemein
- Mobiltelefone sind nicht wirklich Wearables (?)



Samsung Gear S3
Quelle: Samsung



Fitbit Surge



LG Watch Sport Quelle: LG



Microsoft Band
Quelle: Microsoft

SmartHome

- Smart Home dient als Oberbegriff für technische Verfahren und Systeme in Wohnräumen und -häusern, in deren Mittelpunkt eine Erhöhung von Wohn- und Lebensqualität, Sicherheit und effizienter Energienutzung auf Basis vernetzter und fernsteuerbarer Geräte und Installationen sowie automatisierbarer Abläufe steht."
- Ein SmartHome beinhaltet verschiedene Objekte wie Haus, Zimmer, Treppen, Fenster, Sensoren (Temperatur, CO2, CO, Geräuschmesser, Bewegungsmelder), Elektrogeräte (Herd, Waschmaschine, Lampen, Fernseher, Computer, elektronisches Schloss, Alarmanlage...), Aktoren (Geräte zum Schalten von anderen Geräten), Steuereinrichtungen (verbinden Sensoren mit Aktoren und können Programme zum Schalten enthalten), Roboter (Staubsauger, Rasenmäher etc.), Außengeräte (wie Wasserhähne zum Gießen, Sprinkleranlegen), Garage etc.



1. Einleitung



Wearables, Fitness Tracker

- Eigenes Betriebssystem
- Keine Erweiterungen, spezialisiert
- Webportal mit Datendarstellung
- Benötigen Smartphone
- Bluetooth (BLE) Kommunikation
- Lange Laufzeit
- Pulsmesser, Gyrometer,
 Beschleunigungsmesser,
 Magnetometer, (Druckmesser,
 GPS)
- Bedienung über einzelne Knöpfe, (Touchscreen)



Fitbit Surge

Smartwatch

- Android Wear 2.0, iOS, Tizen
- Apps installierbar
- Programmierbar mit Apps
- Smartphone je nach Variante nicht notwendig (nano SIM Karte, eSim)
- WLAN, Bluetooth, NFC, GSM, ...
- Laufzeit < 24h
- Pulsmesser, Gyrometer, Beschleunigungsmesser, Magnetometer, (Druckmesser, GPS)
- Bedienung über diverse Elemente (Lünette, Knöpfe, farbiger Touchscreen)





2. Proof of Concept: Gefahrenerkennung



ADL

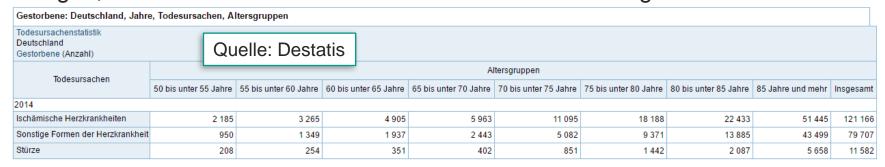
Aktivitäten des täglichen Lebens

Essen, Trinken, Schlafen, Telefonieren, Hygiene, Computerarbeit

EDL

Ereignisse des täglichen Lebens (Sturz)

- Stürze stellen insbesondere für ältere Personen ein erhebliches Risiko dar. Etwa 40% aller Personen über 65 stürzen mindestens einmal im Jahr, einer von vierzig muss im Krankenhaus behandelt werden.
- Ziel: Eine durch Wearables wie Smartwatches oder SmartHome basierte Gefahren/Sturzerkennung, kann helfen verunfallten Personen rasch Hilfe zu bringen, etwa durch automatisiertes Auslösen einer Rettungskette.





Was kann allgemein mit verschiedenen Geräten erkannt werden?

- Kurzfristige Gefahren
 Sturz, Dehydrierung
- Langfristige Veränderungen im Verhalten
 - Schleichende Veränderungen, z.B.
 Veränderungen im Tagesablauf
 - Beispiel: ungewöhnliche Veränderung der Toilettengänge während der Nacht

Problem: Erkennung	Sturz erkannt	Kein Sturz erkannt
Sturz	97%	0%
Kein Sturz	3 % (F/P)	100%

Fragen zur Sturzerkennung

- Was ist überhaupt ein Sturz?
 - Langsamer Sturz
- Wie kann ein Sturz sicher erkannt werden?
 - Insbesondere wie k\u00f6nnen Fehlalarme vermieden werden?
- Bei erkannten, wahrem Sturz: Wie wird Schwere erkannt / geprüft?
- Wie können Stürze in unterschiedlichen Umgebungen erkannt werden?
 - Im Haus
 - Außerhalb des Hauses



Wearables / Mobiltelefon

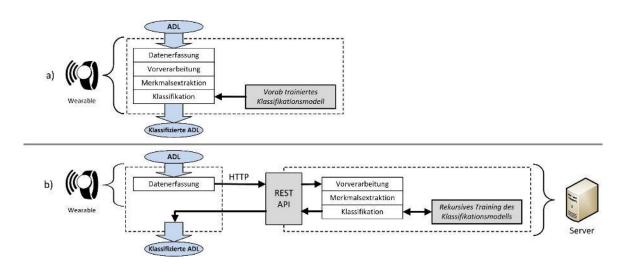
- Wearables immer am Körper, immer dabei, auch außer Haus
- + Personen zentrierte Lösung
- Günstig
- + Keine Installationen notwendig
- Nicht diskriminierend
- Bei Wohnungswechsel weiter verwendbar
- Laufzeit beschränkt
- Ressourcen (Speicher, Geschwindigkeit) beschränkt
- Aufladen notwendig
- Ggf. zwei Geräte notwendig für Ganztagesüberwachung
- Bei reinen Trackern oder auch vielen Smartwatches Mobiltelefon notwendig
- Mobiltelefon in entscheidenden Momenten nicht mitgenommen

Fest installiert Systeme

- + Erkennung über multiple Geräte und unterschiedliche Ansätze möglich
- Nicht diskriminierend
- + Stromversorgung, WLAN, Telefon
- Funkbasierte Sensorsysteme
- Installationen notwendig, Wohnungswechsel problematisch, Alle Zimmer auszurüsten
- Teuer
- Probleme in Mehrpersonen-haushalten, mit Tieren im Haushalt
- Indirekte Überwachung fremder Personen (Besucher)
- Manche Techniken unerwünscht in bestimmten Bereichen (Video - Badezimmer)







2.a Sturzerkennung mit Smartwatches / Fitnesstracker



Physikalische Modelle

- Basis: Sensoren der Smartwatch
- Einfache physikalische Zusammenhänge
- Schwellwerte: Bei Überschreitung Sturz erkannt

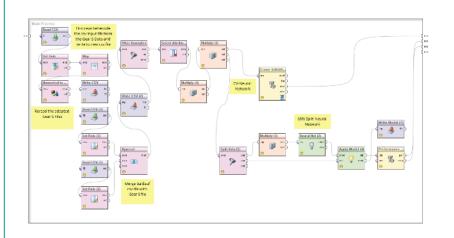
$$FI_i = \sqrt{\sum_{k=x,y,z} \sum_{i=19}^{i} \left((A_k)_i - (A_k)_{i-1} \right)^2}$$

$$|A_y| = |A_x \sin \theta_z + A_y \sin \theta_y - A_z \cos \theta_y \cos \theta_z|$$

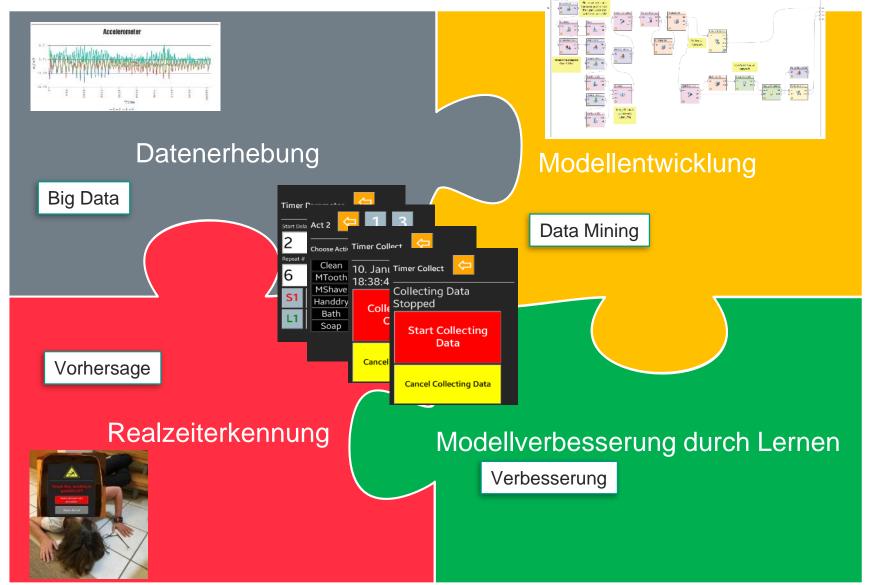
Luque R, Casilari E, Moron M-J, Redondo G (2014) Comparison and characterization of Android-based fall detection systems. Sensors (Basel, Switzerland) 14(10):18543–18574.

Date Mining Modelle

- Basis: Sensoren der Smartwatch
- Es werden Stürze und der Eigenschaften aufgezeichnet
- Damit Data Mining Modelle trainiert
- Modelle als Basis für Realzeiterkennung









Sturzerkennung – Minimierung der F/P Rate

Methodik

- Trainingsphase: Erfassung von Beschleunigungs-, Gyrometer-, Magnetometer-Rohdaten mit verschiedener Smartwatches für unter-schiedliche Aktivitäten / Ereignisse des täglichen Lebens (ADL/EDL) jeweils in 10 Sekunden Intervallaufnahmen (insgesamt derzeit etwa 15.000 Datensätze)
- 2. Berechnung von 39 charakteristischen Merkmalen wie Mittelwert, Standardabweichung...
- 3. Entwicklung und Training eines neuronalen Netzwerkmodells (NNM) mit der Klassifikation Sturz/Nichtsturz.
- 4. Aufzeichnung von längeren Aktivitäten, die keine Stürze enthalten (Gehen, Laufen, etc.). Diese Aufzeichnungen werden nun wieder in Zehnsekunden-Fenster aufgeteilt.
- 5. Anwenden des NMM auf die in 4. erfassten Langzeitaufnahmen und deren erkannte Aktivitäten.
- Ermitteln der Sturzfehlalarme aus Schritt 5. Diese Fälle werden nun als Nichtsturz-Aktivitäten (FP) klassifiziert.
- Erneutes Training des NMM mittels der in Schritt 6 als Fehlalarme erkannten Nichtsturz-Aktivitäten und echten Stürzen. Resultat ist ein verbessertes FP-NMM-Modell
- 8. Im Erkennungsvorgang wird nun zuerst (a) das NMM-Modell angewandt und anschließend (b) auf die Fehlalarme nun das FP-NMM-Modell.



Sturzerkennung - Qualität

Neurona	les Ne	tz 1 Lay	ver
---------	--------	----------	-----

Training General true true class precision Model Other Tumble 3 pred. Other 933 99.68% pred. 63 96.92% Tumble

95.45%

99.79%

Training

General Model	true Other	true Tumble	class precision
pred. Other	934	4	99.57%
pred. Tumble	1	62	98.41%
class recall	99.89%	93.94%	

Logistic Regression

LDA

Training

General	true Other	true	class	
Model		Tumble	precision	
pred. Other	935	5	99.47%	
pred. Tumble	0	61	100.00%	
class recall	100.00%	92.42%	· · · · · · · · · · · · · · · · · · ·	

Test

class recall

Test General Model	true Other		class precision
pred. Other	319	1	99.69%
pred. Tumble	0	20	100.00%
class recall	100.00%	95.24%	

Test

Test General Model	true Other	true Tumble	class precision
pred. Other	319	1	99.69%
pred. Tumble	0	20	100.00%
class recall	100.00%	95.24%	

Test

Test General Model	true Other	true Tumble	class precision
pred. Other	319	1	99.69%
pred. Tumble	0	20	100.00%
class recall	100.00%	95.24%	

Kernproblem: Vermeidung von False / Positives – also Nichtstürze als Stürze erkennen

Wie kann man die False/Positive (F/P) Rate minimiert? Die meisten Sturzerkennungsverfahren können Stürze sehr genau (> 90%) erkennen. Eine hohe True/Positive (T/P) Rate wird aber bei einer Implementierung durch eine wenn auch geringe F/P Rate (z.B. 5%) konterkariert. Erzeugt ein Algorithmus sekündlich über die Sensordaten abgeleitete Ereignisse aus solchen Modellen, so werden pro Stunde bei einer F/P Rate von 5% ~180 Fehlalarme ausgegeben. Dies ist für den praktischen Einsatz untauglich und würde zur Ablehnung durch die Träger führen.



Modell NN - Ergebnisse ohne trainierte Fehlalarme

- Fehlalarmanzahl relativ niedrig ist
- Aber bei Anwendung mit längere Aufzeichnungen:
 - 18.926 aufgezeichneten Aktivitäten (etwa 6 Stunden Aufzeichnungszeit)
 - 1843 als falsch als Stürze klassifiziert wurden (~10%).
- Fehlalarmen treten meist in Gruppen auf
 - innerhalb eines 15 Sekunden Intervalls fünf Fehlalarme
 - Zeitfilter: Anzahl der Fehlalarme auf etwa 300 (2%).

Modell FP-NM - Ergebnisse mit trainierten Fehlalarmen

- Echte Stürze und Fehlalarme aus längeren Aufzeichnungen trainiert
 - 2085 Aktivitäten, davon 242 Stürze, 1843 Fehlalarme
 - Sukzessive Anwendung beider Modelle (NN / FP-NM) Fehlalarmanzahl von 1843 auf etwa 10 gesenkt.
 - Damit Fehlerquote von 0.000528374 %.

Weitere Filter

- Weitere nachgeschaltete Filter ("Plausibilitätsprüfungen") senken diese Rate weiter
 - z.B. Pulsüberprüfung













2.b Gefahrenerkennung im SmartHome



SmartHome für AAL

- Überwachung von Aktivitäten zu Hause
 - Selbstbestimmtes Leben

Beispiele

- Herd ausgeschaltet, Haus verschlossen
- Veränderungen im Lebensrhythmus
- Kommunikation mit Angehörigen
- Inaktivität
- ADL/EDL Gesundheitsgefahren
 - Sturzerkennung
 - Überlanger Aufenthalt in bestimmten Räumen (Bad, WC, Keller)

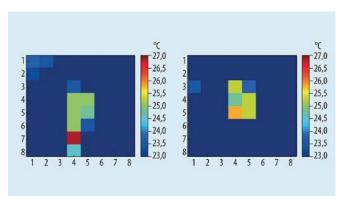
Problem

Datenschutz, persönliche Daten, Zustimmung...

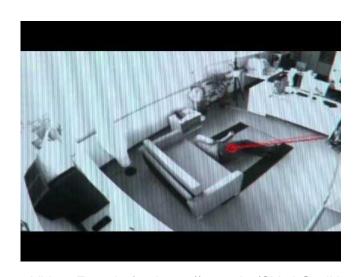


Systeme

- Sturzerkennung:
 - Stationäre Systeme
 - Kameras, 3D-Sensorik
- http://www.kubivent-decubitus.de/index.php?id=stur
- Systeme in Steckdosen integriert
- Infrarot basierende Systeme
- Videokameras
- Probleme
 - Haustiere
 - Mehrere Personen
 - Nur im Haus verfügbar
 - Problematische Bereiche wie Badezimmer z.B. keine Kameras
 - Teuer



http://www.elektroniknet.de/elektronik/messentesten/bewegungserkennung-mit-sensoren-136069-Seite-2.html: Über die Temperaturverteilung, die mit einem Grid-Eye gemessen wird, kann unterschieden werden, ob ein Mensch gestürzt ist (links) oder sich nur hingesetzt hat (rechts).



Video: Fraunhofer: https://youtu.be/CVrxkGysIHw



Nest Protect (Google) ~120 €

- Eigentlicher Zweck ist die Branderkennung/warnung
 - CO₂, CO Sensor, Infrarot
 - Mikrofon/Lautsprecher zum Selbsttest
- Verschieden farbige LEDs (LED Ring) zeigen Zustände an
- Mehrere Nest Geräte sind miteinander verbunden
- Eine Anwendung ist Nachtlicht (Bewegungserkennung)
 - Schutzfunktion durch automatische Beleuchtung
- Über die Nest App bzw. Webbrowser kann der Zustand der Anlage abgefragt werden
 - Z.B. durch Angehörige
- Damit können durch Langzeitbeobachtungen z.B.
 Veränderungen im Lebensrhythmus erkannt werden
 - Zu Bett Gehzeiten
 - Aufstehen während der Nacht, Toilettengänge
- Über ein API sind die Zustände des Nest Protect abfragbar

https://nest.com/















Beispielauswertungen mit Nest: Aufstehen









Netatmo ~ 60 - 180 €

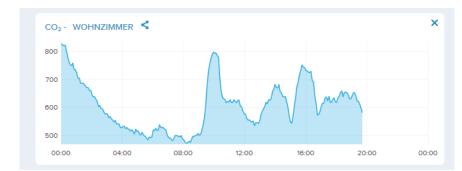
- Wetterstation https://www.netatmo.com/:
 - Temperaturüberwachung, Luftqualität (CO₂ Gehalt), Luftfeuchtigkeit
- Wohlfühlklima prüfen
- Lautstärke

Überwachungsfunktion

- Korrelation CO₂ und Lautstärke
- Ermöglicht Anwesenheit in Räumen zu ermitteln
- CO₂ alleine schon guter Indikator für Anwesenheit im Raum
- Kann per Web oder App abgefragt werden
 - Z.B. ungewöhnlich lange in einem Raum ohne Geräusche









Amazon Alexa - ~150 / 50 €

- Spracherkennung
- Sprachausgabe
- Skills Anwendungen, die auf bestimmte Schlüsselwörter

Überwachungsfunktion

- Gestürzte Person ruft um Hilfe "Alexa, NOTFALL, ich bin gestürzt, rufe Stefan an!"
 - "Alexa, NOTFALL, ich bin gestürzt, ruf die First Responder!"
- Angehörige bei Sturz informieren













2.c Integration



Szenario "Zu Hause"

- Smartwatch angelegt, normale Sturzerkennungsfunktion
 - Ggf. erweitert um Raumerkennung
 - Alarmierung z.B. über Nest Protect für Hausbewohner oder Anrufe, Alexa, ...
- Smartwatch abgelegt:
 - Laufende Überprüfung der Aufenthaltsdauer in den vernetzten Räumen mittels Nest Licht (Bewegungs-) Protokoll
 - Abgleich mit Netatmo-Daten; im welchen Zimmer letzte Geräusche, CO2 Anstieg
 - Bei überlangen Aufenthalt in bestimmten Räumen Alarm-Auslösung
 - Alexa erkennt Sturz (Skill)
 - Alarmierung Angehörige, dass Smartwatch abgelegt wurde

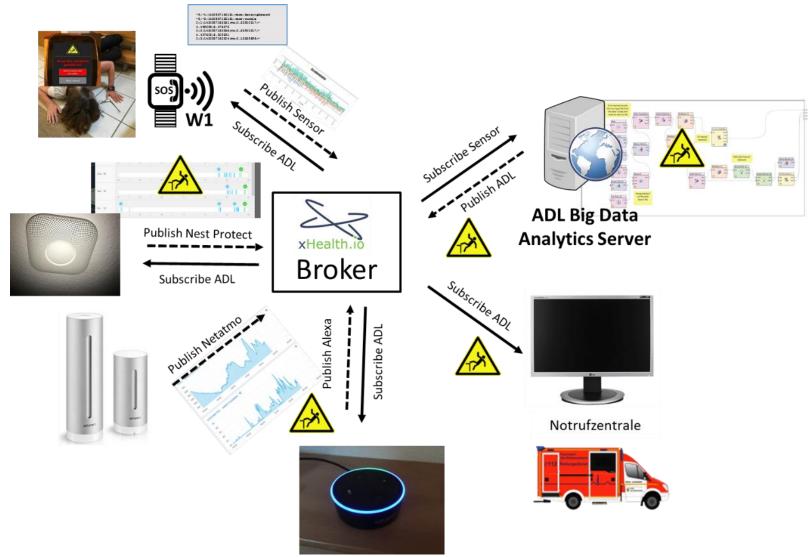
Szenario "Außer Haus"

- Normale Sturzerkennungsfunktion
- Erweitert um Pulsüberprüfung, Nachfrage, ...
- Ggf. zusätzliche Alarmierung über SmartHome Komponenten für Angehörige zu Hause
 - Nest Protect, Amazon Alexa

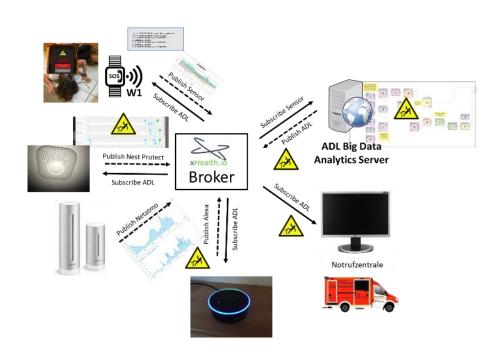
Integration in Gesamtsystem











5. Fazit

Integration ...



- Vereinigt Vorteile beider Welten
- Integration über handelsübliche Geräte im SmartHome möglich, keine teure Spezialhardware notwendig, keine speziellen Installationen
- Analyse Software notwendig
- Szenario-Analyse / Proof of Concept an Hand der vorhandener Protokolle zeigt Machbarkeit

Offene Punkte

- API Unterstützung
 - Nest Protect: Spezielle eigen ausgelöste Alarme müssen unterstützt werden, Microfon-Unterstützung von extern, generelle Bewegungsmedlungsfunktion
 - Amazon Alexa: Aktivierung von Alexa für Warnungen von extern muss unterstützt werden
 - Netatmo: Daten müssen mindestens im Minutentakt übertragen werden



Herzlichen Dank für Ihre Aufmerksamkeit!

Sh. zum Thema xHealth Poster in der Posterausstellung

Kontakt:

klemens.waldhoer@fom.de



5. Literatur

Perspektivische Chancen durch die Digitalisierung des Gesundheitswesens

Literatur



Literatur zum Thema ADL/EDL Erkennung / Data Mining

- Waldhör K, Baldauf R (2015) Recognizing Drinking ADLs in Real Time using Smartwatches and Data Mining. In: Fischer S, Mierswa I, Schäfer G (Hrsg) Proceedings of the RapidMiner Wisdom Europe (2015). Shaker, Aachen, S 1–18.
- Waldhör K, Lutze R (2015) Effektive Unterstützung pflegender Angehöriger durch SmartWatches; Effective Support of Care-Giving Relatives by Smartwatches. In: Ammenwerth E (Hrsg) ENI 2015 IT im Gesundheits-, Pflege- und Sozialbereich: Qualität und Effizienz durch IT? Programm. umit, Hall/Tirol, S 113.
- Waldhör K, Lutze R (2016) Smartwatch Based Tumble Recognition A Data Mining Model Comparison Study. In: Paulin A, Thümmler C, Bai C (Hrsg) IEEE 2016 18th International Conference on E-Health, Networking, Application & Services. IEEE.
- Waldhör K (2017) Anwendungen von Smartwatches und Wearables im Betrieblichen Gesundheitsmanagement. In: Matusiewicz D (Hrsg) Digitales Betriebliches Gesundheitsmanagement. Springer-Gabler, Wiesbaden.
- Guttenberger M, Waldhör K (2016) xHealth: Eine MQTT und REST basierte Architektur zum Zugriff auf Sensordaten smarter Objekte. In: Mayr HC, Pinzger M (Hrsg) INFORMATIK 2016 Lecture Notes in Informatics (LNI). Gesellschaft für Informatik, Springer, Bonn, S 1851–1864.
- Lutze R, Waldhör K (2015) SmartWatches als Hausnotrufsysteme der nächsten Generation 8. AAL Kongress Zukunft Lebensräume 2015. VDE Verlag, Berlin.
- Lutze R, Waldhör K (2016) Integration of Stationary and Wearable Support Services for an Actively Assisted Life of Elderly People: Capabilities, Achievements, Limitations, Prospects A Case Study. In: Wahlster W (Hrsg) Zukunft Lebensräume 2016. Springer, Frankfurt.
- Lutze R, Waldhör K, Baldauf R (2015) Dehydration Prevention and Effective Support of Elderly by the Use of Smartwatches. In: Honggang W (Hrsg) Proceedings of the IEEE Healthcom 2015.