

Leistungssteigerung von Patienten-Monitoring durch Compressive Sensing

Thomas Hofer, Michael Schumacher, Stefano Bromuri

HES-SO Valais Wallis, Institut für Wirtschaftsinformatik, AISLab

Abstract

Chronische Krankheiten die in den Formenkreis der Herz-Kreislauf-Erkrankungen gehören oder etwa die chronisch obstruktive Lungenerkrankung (COPD: Chronic Obstructive Pulmonary Disease) zählen zu den häufigsten Todesursachen weltweit. Oft kann der Fortschritt der Krankheit behandelt, aber nicht gestoppt werden, dazu ist eine strikte Einhaltung einer Therapie sowie eine kontinuierliche Überwachung der Vitalparameter notwendig. Dank der Entwicklung Mobiler Endgeräte und deren Evolution in den letzten Jahren kann eine dauerhafte Überwachung des Patienten ohne einen kostspieligen Krankenhausaufenthalt erfolgen. Dies führt im besten Fall zu einer Erhöhung aber zumindest zur Beibehaltung der Lebensqualität des Patienten ohne zu stark in den Alltag eingreifen zu müssen. COMPASS¹ (Continuous Multi-variate Monitoring of Patients Affected by chronic obstructive pulmonary diSeaSe) [1, 2] hat sich zum Ziel gesetzt, ein Personal Health System (PHS) [3, 4] zu entwickeln, dass kontinuierliches Messen von Vitalparametern, Komprimierung der Daten, Interoperabilität und Sicherheit mit einer Prognosekomponente vereint. Diese Publikation präsentiert einen Ansatz, welcher Interoperabilität mit Standards wie zum Beispiel HL7 und gleichermassen Datenkompression mittels Compressive Sensing [5] ermöglicht.

Keywords: compressive sensing, chronische Krankheiten, COPD, Interoperabilität, monitoring, PHS,

Einleitung

Kontinuierliches Messen von Vitalparametern an Personen die nicht stationär in einem Krankenhaus aufgenommen sind birgt Herausforderungen. Nennenswerte Motivatoren zur externen Patientenüberwachung sind die Reduktion der Kosten für Versicherungen, Regierungen und Patienten, eine älter werdende Bevölkerung, die Auslastung in Krankenanstalten und die Lebensqualität von Patienten, insbesondere Personen mit chronischen Krankheiten.

Anforderungen wie Nutzbarkeit, Einfachheit und Robustheit der eingesetzten Sensoren und

¹ COMPASS wird finanziert durch KTI in Zusammenarbeit mit Biovotion die uns ihren VSM (Vital Sign Monitor) Prototyp zur Verfügung stellen.

deren User Interfaces müssen ebenso beachtet werden wie technische Aspekte der Interoperabilität, Sicherheit und Privatsphäre. Das COMPASS-Projekt, welches in [1, 2] mit allen Komponenten detailliert beschrieben wurde, hat als primären Use-Case die Überwachung von COPD-Patienten. Neben der Herausforderung der Usability um die Akzeptanz der Patienten zu erhöhen, sowohl der Sensoren als auch der Anwendung, die die gemessenen Daten zu einem EHR (Electronic Health Record) System sendet, befasst sich die vorliegende Arbeit mit den technischen Herausforderungen, die Menge der gesammelten Daten möglichst effizient zu übermitteln. Im Kontext von medizinischen Applikationen spielen Datensicherheit, Datenqualität (unveränderte, originale Daten) sowie Interoperabilität eine grosse Rolle. Bekannte Standards wie etwa HL7 (Health Level 7) zur Übermittlung von Laborwerten, Bildmaterial, Sensordaten oder dergleichen, verursachen einen beträchtlichen Overhead um funktionale und semantische Interoperabilität zu erreichen. Die Richtlinien in HL7 erlauben keine Kompression der Daten, nur eine Komprimierung der gesamten HL7-Nachricht ist möglich. Im medizinischen Umfeld ist, wie bereits erwähnt, Datenqualität und Datenoriginalität von höchster Wichtigkeit. Dies führt zur ausschliesslichen Verwendung von verlustfreien Komprimierungsverfahren. Wir glauben jedoch, dass die Datenmenge die mittels einer kontinuierlichen Überwachung von mehreren Vitalparametern erzeugt wird, in Abhängigkeit vom Anwendungsfall, es erlaubt verlustbehaftete Komprimierungsverfahren zu verwenden ohne semantische oder qualitative Einbussen der Daten zu erleiden.

Diese Arbeit stellt einen *Interoperable (De)Compression Layer* (siehe Abbildung 1) vor, um die Leistungsfähigkeit und Reaktionszeit des Systems zu erhöhen, die Batterielaufzeit des Mobilendgeräts zu steigern, das Netzwerk zu entlasten und gleichzeitig die Datenqualität und enthaltene Entropie für einen definierten Use-Case beizubehalten.

Methodologie

Im folgenden Abschnitt wird das System beschrieben mit dem Compressive Sensing getestet wird; danach wird auf die Motivation und Beweggründe eingegangen. Ferner wird Compressive Sensing kurz erklärt und welche Tests durchgeführt wurden. Im Anschluss werden die Ergebnisse vorgestellt sowie ein Ausblick gegeben auf zukünftige Themen und Arbeiten.

Personal Health System

Das PHS, welches im Zuge des COMPASS-Projekts entwickelt wird, hat sich die Schwerpunkte Interoperabilität, Komprimierung und Prognose von Vitalparametern zum Ziel gesetzt. Um Interoperabilität zu implementieren werden die Continua Design Guidelines [6] in Betracht gezogen, die eine Vielzahl etablierter Standards (IEEE 11073-*, IHE PCD TF, HL7) empfiehlt und die Verwendung dieser weiter einschränkt und verfeinert. Zur Prognose von Vitalparametern werden

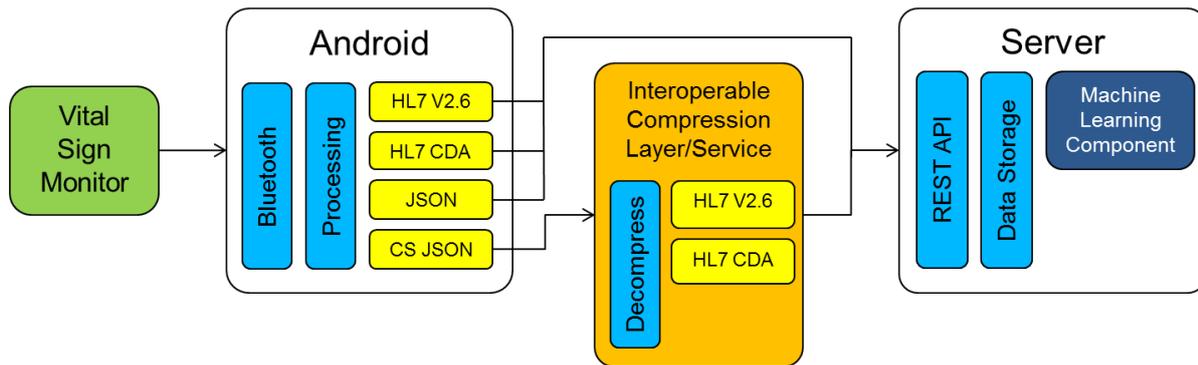


Abbildung 1: Schematische Darstellung des Datenflows mit Integration des Interoperable (De)Compression Layers.

unterschiedliche Machine-Learning-Algorithmen evaluiert. Das Ziel ist es, den Status von Patienten mit chronischen Erkrankungen zu überwachen und eine rechtzeitige Intervention durch Fachpersonal zu ermöglichen. Die Machine-Learning-Komponente ist nicht Thema dieser Publikation und wird in einer zukünftigen Arbeit präsentiert. Im folgenden Abschnitt wird näher auf die Strategie und Technologie zur Kompression der Messdaten eingegangen.

Motivation

Die Komprimierung der Messdaten soll die Lebensdauer der Batterie des mobilen Endgeräts (Smartphone, Tablet) erhöhen, da ein direkter Zusammenhang zwischen Datenmenge und Batterieverbrauch besteht, wie in Kalic et al. [7] deutlich beschrieben wird. Neben der Batterie wird aber auch das verwendete Netzwerk entlastet wenn die Datenmenge minimiert wird. Im vorliegenden Szenario beträgt die Messrate zwei Messungen pro Minute in der folgende Parameter pro Messzyklus gespeichert werden: Herzfrequenzvariabilität, Hauttemperatur, Durchblutung, Pulsoxymetrie und Bewegungsdaten. Bei einer hohen Messfrequenz ist es wichtig die Übermittlungsstrategie der Daten intelligent zu wählen. Übermittelt man jede Messung einzeln und fügt mehrere 100 Patienten hinzu, kann dies zu einer verringerten Antwortzeit des Servers führen und schränkt ebenso die Skalierbarkeit des Systems ein.

Abbildung 1 zeigt einen Überblick über das gesamte System und hebt die Position des Compression Layers hervor. Mit diesem Ansatz werden Schnittstellen angeboten, die herkömmlichen Interoperabilitätsanforderungen Genüge tun und gleichermassen zu einer Entlastung der Batterie und auch des mobilen Netzwerks führen. Die Dekomprimierung der Daten kann an verschiedenen Anknüpfungspunkten erfolgen. Vorstellbare Szenarien sind ein eigenständiges Web-Service oder direkt als Bibliothek in der Server-Implementierung.

Compressive Sensing

Compressive Sensing wird in der Signalverarbeitung eingesetzt um unvollständige Signale wiederherzustellen. Dies basiert auf der Annahme des Shannon-Nyquist-Abtasttheorems welches besagt, dass die Abtastrate doppelt so gross sein muss wie die höchste Frequenz des Signals. Durch die Anwendung einer Projektionsmatrix zur Transformation in einen Vektorraum geringerer Dimension werden die Daten komprimiert. Um die Daten

wiederherstellen zu können muss die Projektionsmatrix die Restricted Isometry Property (RIP) erfüllen. RIP ist gegeben wenn bei der Transformation von einer N-Dimensionalen Metrik in eine M-Dimensionale Metrik die Distanz zweier Datenpunkte in beiden Metriken gleich gross ist. Eine weitere, wichtige Eigenschaft für CS ist die gegenseitige Kohärenz (mutual coherence) welche die Ähnlichkeit zweier Spalten in einer Matrix beschreibt. Sind sich die Spalten sehr ähnlich, so führt dies zu vermehrten Fehlern in der Rekonstruktion der originalen Matrix. In der Literatur werden unterschiedliche Optimierungsverfahren beschrieben um gegenseitige Kohärenz zu minimieren unter Berücksichtigung des RIP [8, 9]. Mit diesen Ansätzen werden bereits gute Ergebnisse erzielt, jedoch hängt die Qualität stark vom gegebenen Signal ab. Aus diesem Grund wurde ein genetischer Algorithmus formuliert, der die Leistung der generierten Projektionsmatrix maximiert. Eine genaue Beschreibung des Verfahrens zur Maximierung der Projektionsmatrix befindet sich in [1].

Resultate

Die ersten Tests wurden mit einem Datensatz von 40 Pulsoxymeter-Messungen von 4 Probanden durchgeführt. Für die Messungen wurde der VSM Sensor Prototyp der Firma Biovotion verwendet. Für die Kalibrierung unseres Algorithmus wurde der Datensatz aufgeteilt in 28 Messungen für Training und 12 für Tests zur Berechnung des RMSE (Root Mean Square Error) bei Vergleich des Originalsignals mit dem rekonstruierten Signal (siehe Abbildung 2). K-SVD wurde als das Verfahren zum Erlernen der Projektionsmatrix [8] gewählt. Alle

Signale wurden um 20% komprimiert. Das in Abbildung 2 dargestellte Signal sind Messungen über einen Zeitraum von 10 Stunden. Der präsentierte Ansatz funktioniert gut bei homogenen Signalsequenzen hat jedoch bei lokalen/globalen Maxima und Minima, Probleme das Signal korrekt wiederherzustellen. Zusammengefasst präsentiert sich der Ansatz, für einen verlustbehafteten Komprimierungsalgorithmus, sehr gut und erlaubt bei einer Verdichtung der Daten auf 80% eine vielversprechende Rekonstruktion der Daten.

Diskussion

In dieser Arbeit wurde Compressive Sensing in Kombination mit einem (De)Compression Layer vorgestellt, der trotz Kompression von Daten den Einsatz weit verbreiteter Interoperabilitätsstandards erlaubt. Durch eine Limitierung der Komprimierungsrate auf 20% konnten die Originaldaten nahezu vollständig wiederhergestellt werden. Da eine Korrelation

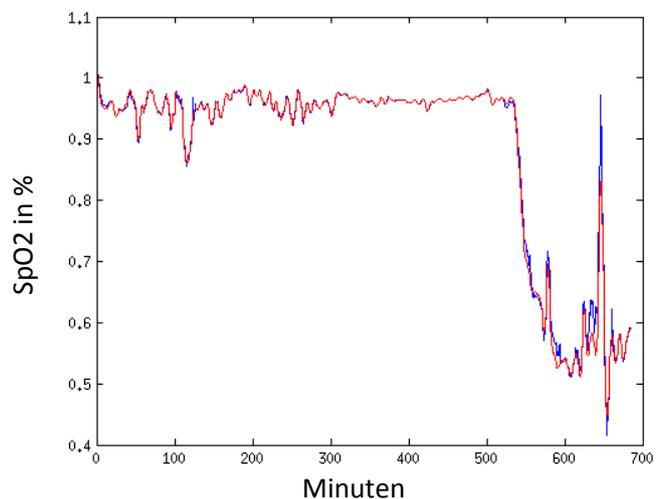


Abbildung 2: Vergleich des Originalsignals (rot) mit dem wiederhergestellten Signal (blau).

zwischen gesendeter Datenmenge und Batterieverbrauch besteht, kann man mit diesem Ergebnis die Laufzeit des Geräts um ein Fünftel steigern. Den direkten Effekt auf die Batterielaufzeit sowie eine Erhöhung der Komprimierungsrate und die resultierenden Auswirkungen sind Themen zukünftiger Arbeiten.

Referenzen

- [1] Hofer T, Schumacher M, Bromuri S, COMPASS: an Interoperable Personal Health System to Monitor and Compress Signals in Chronic Obstructive Pulmonary Disease, in *Proceedings of Pervasive Health*, Istanbul, 2015.
- [2] Hofer T, Schumacher M, Talary M et al., *COMPASS: COntinuous Multi-variate monitoring for Patients Affected by chronic obstructive pulmonary diSeaSe*, Bern: Swiss Medical Informatics, 2014.
- [3] Kafali Ö, Bromuri S, Sindlar T et al., Commodity12: A smart e-health environment for diabetes management, *JAISE*, vol. 5, no. 5, 2013.
- [4] Bromuri S, Puricel S, Schumann R et al., An Expert Personal Health System to Monitor Patients Affected by Gestational Diabetes Mellitus: A Feasibility Study , *JAISE*, 2015.
- [5] Donoho D.L., Compressed Sensing, *IEEE Transactions on Information Theory*, vol.52, no.4, pp.1289,1306, April 2006
- [6] Continua Health Alliance, *Continua Design Guidelines*, 2013.
- [7] Kalic G, Bojic I, Kusek M, Energy Consumption in Android Phones when using Wireless Communication Technologies, in *MIPRO 2012*, Opatija, 2012.
- [8] Elad M, Aharon M, Image denoising via sparse and redundant representations over learned dictionaries, *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 15, no. 12, p. 3736–3745, 2006.
- [9] Duarte-Carvajalino J. M., Sapiro G, Learning to sense sparse signals: Simultaneous sensing matrix and sparsifying dictionary optimization, *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 18, no. 7, pp. 1395-1408, 2009.