

Messung objektiver Belastungsindikatoren im Feld: Fallbeispiel Herzratenvariabilität in der Pflege

Dominic BLÄSING, Johannes FISCHBACH, Manfred BORNEWASSER

*Institut für Psychologie, Ernst-Moritz-Arndt-Universität Greifswald,
Franz-Mehring-Straße 47, D-17487 Greifswald*

Kurzfassung: Die Erfassung physischer und psychischer Belastungen erfolgt häufig auf Basis subjektiver Fragebogendaten. Diese weichen oftmals von objektiv messbaren Belastungsindikatoren ab. Aus diesem Grund wurde im Rahmen der prioritären Maßnahme SeRoDi (Servicerobotik zur Unterstützung bei personenbezogenen Dienstleistungen) die Belastungserfassung parallel über Fragebögen und smarte T-Shirts durchgeführt, welche die Herzrate mit EKG-Qualität reliabel erfassen können. Die aus dem EKG ableitbaren Maße der Herzratenvariabilität (HRV) gelten dabei als zuverlässige Indikatoren für die subjektiv erlebte Beanspruchung. Präsentiert werden erste Ergebnisse zur Qualität der erfassten HRV-Daten im Kontext einer Baselineerhebung vor Einführung eines robotischen Assistenzsystems in verschiedenen Pflegeeinrichtungen. Es werden individuelle Tagesverläufe der Herzrate und mehrerer HRV-Parameter dargestellt und analysiert.

Schlüsselwörter: Belastung, Stressmessung, Herzratenvariabilität, Wearables, Intelligenter Pflegewagen

1. Einleitung

Digitalisierung und Technologisierung im Pflegealltag sind längst keine Zukunftsvisionen mehr. Angesichts von demographischem Wandel, dem damit verbundenen Mangel an Fachpflegekräften sowie dem Anwachsen älterer Patienten in Krankenhäusern und Altenpflegeheimen besteht vielmehr heute schon die Notwendigkeit, verstärkt auf moderne informationstechnische Werkzeuge zurückzugreifen, um Entlastung für Pflegekräfte zu schaffen. Dieser Bedarf wurde auch bereits vor mehr als 10 Jahren in der NEXT-Studie formuliert (Hasselhorn 2006). Heute schafft der Markt der Assistenz- und Servicerobotik vielfältige Möglichkeiten, Belastungen entgegenzuwirken. Im Rahmen der BMBF-geförderten prioritären Maßnahme SeRoDi – Servicerobotik zur Unterstützung bei personenbezogenen Dienstleistungen – wird ein robotisches Assistenzsystem in ein Krankenhaus und zwei Altenpflegeeinrichtungen eingeführt und auf seine Entlastungswirkung hin evaluiert (unter dem Förderkennzeichen 02K14Z002 vom Bundesministerium für Bildung und Forschung gefördert). Ziel ist die Entwicklung eines intelligenten Pflegewagens, der die Pflegekräfte dahingehend entlasten soll, dass Zeiten für Laufwege, Transporte von Materialien sowie Lagertätigkeiten reduziert werden, um so wieder mehr Zeit in die direkte Pflege des Patienten investieren zu können.

In einem ersten Schritt wurde zur Überprüfung des entlastenden Effektes über subjektive Fragebogenmaße und objektive Vitalparameter, die mittels eines smarten T-Shirts erhoben wurden, die aktuelle Belastungssituation der Pflegekräfte erfasst. In

weiteren Schritten werden die Veränderungen der Belastungssituation nach Einführung des intelligenten Pflegewagens in unterschiedlichen Ausbaustufen verglichen. Die Realisierung von subjektiver und objektiver Belastungs- und Beanspruchungsmessung ist insofern relevant, als dass beide Belastungsarten nicht zwingend übereinstimmen müssen (Teisala et al. 2014; Riese et al. 2004). Dabei bleibt zum ersten meist unklar, wodurch diese mangelnde Korrespondenz zustande kommt, zum zweiten kann aber auch nicht von vornherein davon ausgegangen werden, dass die objektiven Verfahren von weniger Fehlervarianz geprägt sind als subjektive (Merkel, 2015). Die folgenden Ausführungen stützen sich auf Daten der Baselineerhebung im März 2016.

2. Theorie

Beanspruchung am Arbeitsplatz setzt immer dann ein, wenn die Ressourcen einer Person nicht ausreichen, um mit den geforderten Belastungen umgehen zu können. Dieser Zustand induziert Stress, welcher – so die Annahme - über zeit- und frequenzbasierte Unterschiede in der Herzrate quantifiziert werden kann. Die aus der Herzrate abgeleitete Herzratenvariabilität (HRV) gilt dabei als guter Indikator zur Stressmessung (Revina 2006; Melillo et al. 2011). Zur Erhebung, Berechnung und Interpretation der HRV liegen Standards vor, die von der Task Force der europäischen Gemeinschaft für Kardiologie festgelegt wurden (Task Force of the European Society of Cardiology and the North American Society of Pacing and Electrophysiology, 1996), Sie bilden die Grundlage unserer Analysen.

Mit der HRV steht ein objektives Maß zur Verfügung, um ermitteln zu können, wie gut sich der Organismus an wechselnde Umwelteinflüsse anpasst. In der HRV spiegeln sich sympathische und parasympathische Einflüsse des autonomen Nervensystems auf das Herz-Kreislauf-System wieder. Analyseeinheiten sind dabei die Abstände zwischen den einzelnen Herzschlägen, auch Interbeat- oder RR-Intervalle genannt (da jeweils der Abstand zwischen zwei R-Zacken des EKGs gemessen wird). Als Indikator zur Stress- bzw. Entspannungsmessung eignet sich die HRV, da es in stressigen Situationen zum Absinken der HRV kommt, da der Organismus sich den ändernden Umweltbedingungen nicht schnell genug anpassen kann. Verbunden mit dem Absinken der HRV ist ein Anstieg der sympathischen bzw. ein Absinken der parasympathischen Aktivität des autonomen Nervensystems. Neben psychischem Stress hat eine Vielzahl von Faktoren wie etwa Alter, Geschlecht, Ernährungs- und Sportverhalten sowie Alkohol-, Nikotin und Koffeinkonsum.

Zu den meistgenutzten Analyseverfahren von HRV zählen sogenannte Time-Domain Analysen, welche sich hauptsächlich aus den unterschiedlichen Längen der RR-Intervalle ableiten lassen (Föhr et al., 2015). Der Vorteil gegenüber Frequency-Domain Analysen liegt darin, dass sie auch dann noch berechnet werden können, wenn aufgrund von Bewegungsartefakten und Rauschen nicht alle R-Zacken erfolgreich aufgezeichnet bzw. detektiert werden konnten. Zu den wichtigsten Verfahren der Time-Domain Analysen zählen dabei SDNN, RMSSD und pNN50. SDNN berechnet die Standardabweichung der RR-Intervalle, RMSSD die Quadratwurzel aus der mittleren Abweichung der Differenzen zwischen benachbarten RR-Intervallen und pNN50 den prozentualen Anteil der Werte, bei denen benachbarte RR-Intervalle eine Differenz aufweisen, die größer als 50ms ist.

Diese Verfahren sind jedoch zum Teil nicht reliabel und untereinander nur schwer vergleichbar. Für die hier vorgestellten Analysen wurde ein von Vollmer (2015) vorgeschlagenes Verfahren zur Bestimmung von relativen RR Intervallen (rrHRV) verwendet. Dieses Verfahren setzt bei prozentualen Unterschieden zwischen benachbarten RR-Intervallen an, wodurch das Messverfahren unabhängig von der Herzrate ist und zudem vergleichende Betrachtungen zwischen Pflegekräften zulässt.

3. Methode

Zur Erfassung des EKGs kamen von der Firma Carre Technologies entwickelte Hexoskin-Shirts zum Einsatz. Die Validität der ermittelten Daten ist für liegende, stehende, sitzende und gehende Aktivitäten bestätigt (Villar et al. 2015). Die Aufzeichnung der EKG-Daten erfolgte über drei Textilelektroden, zwei auf Brust- und eine auf Hüfthöhe, mit einer Abtastrate von 256 Hz. Die Erfassung der Bewegungsaktivität erfolgte über eine Mittelung der Aktivität auf allen drei Raumachsen. Die Abtastrate der Inertiasensoren im Speichermodul betrug dabei 64 Hz und die Aktivität wurde als Vielfaches der Erdanziehungskraft ausgegeben. Aktivitäten bis 0.05g wurden dabei als niedrig eingestuft, zwischen 0.05 und 0.18 als mittel und über 0.18 als hoch.

Die Pflegekräfte wurden gebeten, die Shirts während der Frühschicht über 5 Arbeitstage hinweg zu tragen. Aufgrund unterschiedlicher Start- und Endzeiten in den unterschiedlichen Einrichtungen beschränkt sich die Auswertung der Daten auf den Zeitraum zwischen 7:00 Uhr und 13:30 Uhr.

Zur Auswertung der Daten wurde MATLAB R2016a sowie die auf MATLAB basierende App HRVTool von Vollmer genutzt. Zur Artefaktbereinigung wurde der im HRVTool implementierte Algorithmus eingesetzt und ein Maximum von 10%igen Unterschieden zwischen den detektierten RR-Intervallen festgelegt (Kriterium nach Salo et al. 2001).

4. Ergebnisse

In einem ersten Schritt wurde analysiert, ob einheitliche Schichtverläufe in den Daten der Pflegekräfte zu erkennen sind. Hierzu wurden unterschiedliche HRV-Indikatoren über jeweils 30-Minuten-Intervalle für eine Schicht berechnet und graphisch veranschaulicht. Aufgrund der Erhebung im Feld war das Vorhandensein von Bewegungsartefakten und Rauschen in den Daten nicht zu verhindern. Diese Artefakte unterschieden sich jedoch deutlich zwischen den Pflegekräften. Über eine Analyse der Scatterplots wurden Datensätze von Pflegekräften mit geringem und hohem Artefaktanteil identifiziert und miteinander verglichen. Mit über mehreren Pflegekräften gemittelten Werten wird der Einfluss von Bewegungsartefakten auf die HRV-Parameter dargestellt. Zur besseren Anschaulichkeit wurden die Werte für SDNN und RMSSD linear transformiert (Abbildung 1a und 1b).

Auch wenn die Kurvenverläufe für die einzelnen Pflegekräfte nicht direkt vergleichbar sind, so zeigt sich doch der Einfluss der Bewegungsartefakte auf die Maße SDNN und pNN50. Sie weisen im Vergleich zum Verlauf von rrHRV größere Ausschläge auf. Ähnliche Effekte können auch für RMSSD beobachtet werden.

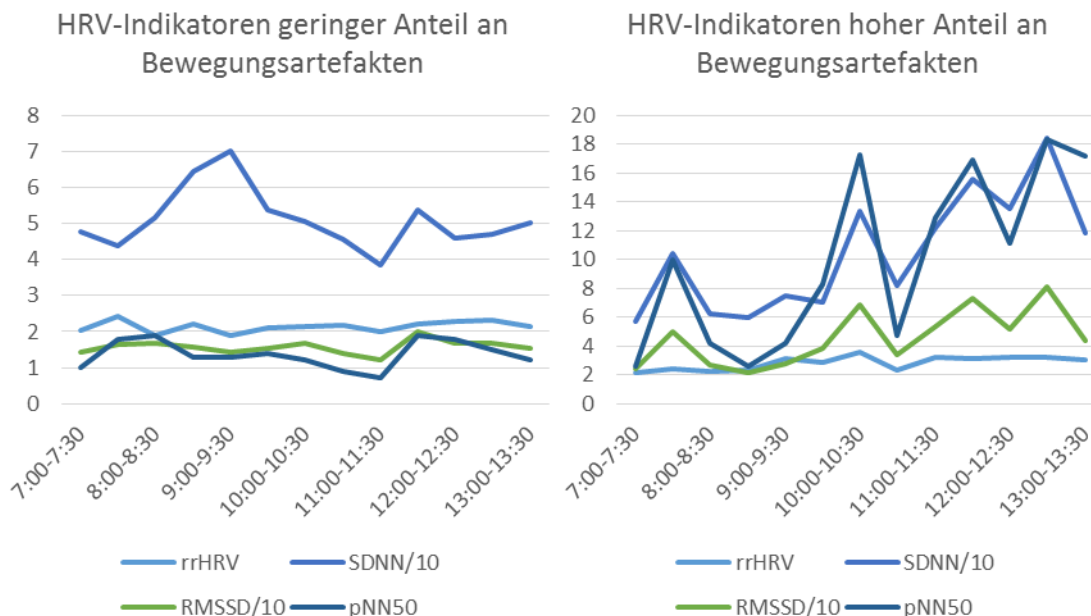


Abbildung 1 a und b: HRV-Indikatoren im Vergleich für geringe und hohe Anteile von Bewegungsartefakten über mehrere Pflegekräfte gemittelt

In Tabelle 1 sind die Werte vergleichend für die Bedingungen mit geringen und hohen Artefaktanteilen für einen Ausschnitt einer Schicht auf Basis einzelner Personen dargestellt.

Tabelle 1: HRV-Indikatoren im Vergleich (Einzelpersonen)

Indikator	8:30		9:00		9:30		10:00		10:30		11:00	
	-	+	-	+	-	+	-	+	-	+	-	+
Artefakte	-	+	-	+	-	+	-	+	-	+	-	+
rrHRV	2.2	2.4	1.9	3.1	2.1	2.9	2.1	3.6	2.2	2.3	2.0	3.2
SDNN	6.4	6	7.0	7.5	5.4	7.0	5.1	13.3	4.6	8.2	3.9	12.2
RMSSD	1.6	2.2	1.4	2.8	1.5	3.8	1.7	6.9	1.4	3.4	1.2	5.3
pNN50	1.3	2.6	1.3	4.2	1.4	8.3	1.2	17.3	0.9	4.7	0.7	12.9

rrHRV stellte sich dabei als robustes Maß heraus, was u. a. daran liegt, dass nur dann Werte berechnet werden, wenn eine erfolgreiche Detektion zweier benachbarter R-Zacken erfolgt, was es robuster gegenüber Bewegungsartefakten macht. Das rrHRV-Verfahren erlaubt es auch, die Schichtverläufe mehrere Pflegekräfte miteinander zu vergleichen (Abbildung 2). Sowohl Ausgangs-rrHRV-Werte als auch Kurvenverläufe sind stark unterschiedlich. Auffallend ist nur, dass es für alle Pflegekräfte Phasen zu geben scheint, in denen sie stärker unter Stress stehen, da hier die HRV sinkt und zu einem späteren Zeitpunkt wieder ansteigt. Eine Veränderung der zeitlichen Granularität (z. B. auf 5 oder 10 Minuten Intervalle) könnte zwar zum Effekt haben, dass eine präzisere Detektion von stressauslösenden Ereignissen erfolgt, jedoch spiegelte sich zeitgleich auch vermehrt der Einfluss körperlicher Aktivität darin nieder.

Für eine detailliertere Analyse der Schichtverläufe wurde der Gesamtdatensatz in 30 Minutenabschnitte eingeteilt und wurden HRV-Werte für jeweils 60 aufeinander folgende Herzschläge berechnet mit einer Überlappung von 75%. In den Abbildungen 3a und 3b sind Ausschnitte aus dem Schichtverlauf zu finden, in denen

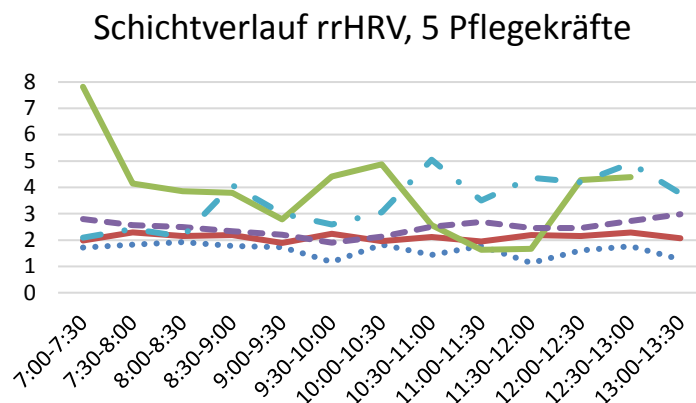


Abbildung 2: Schichtverlauf rrHRV von fünf unterschiedlichen Pflegekräften

das durchschnittliche Aktivitätslevel, die Herzrate (Puls in blau) und HRV-Indikatoren gemeinsam visualisiert sind. Als HRV-Indikatoren kamen dabei rrHRV (schwarz) und RMSSD (orange) zum Einsatz. Das Ausmaß körperlicher Aktivität gliedert sich in gering (unter 0.05g = grün), mittel (zwischen 0.05g und 0.18g = gelb) und hoch (über 0.18g = rot) und ist im Hintergrund abzulesen. Erkennbar sind eine Abhängigkeit der Herzrate von der durchschnittlichen körperlichen Aktivität sowie Unterschiede in den Ausprägungen und z. T. Richtungen, in denen sich die beiden HRV-Indikatoren entwickeln.

5. Diskussion

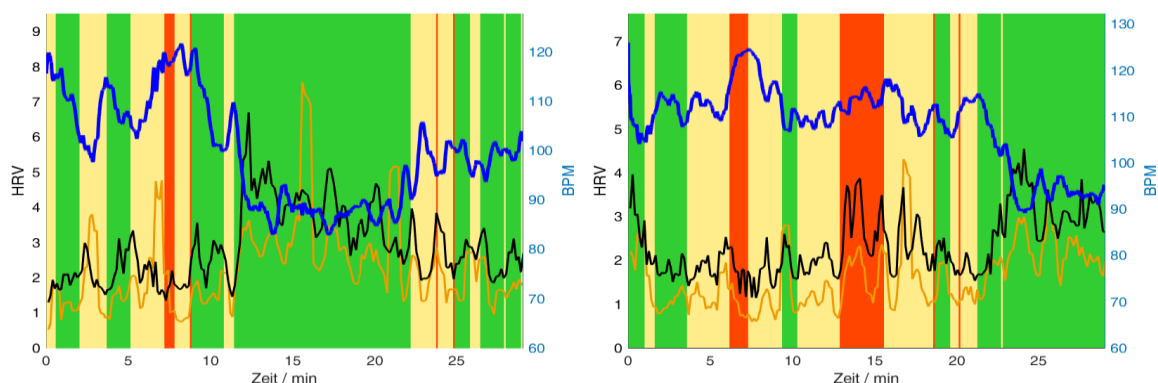


Abbildung 3: Ausschnitte aus dem Schichtverlauf einer Pflegekraft. Abgetragen sind im Hintergrund das Aktivitätslevel sowie die Herzrate in blau und zwei Herzratenvariabilitätsparameter in schwarz (rrHRV) und orange (RMSSD).

Mittels moderner Wearable Technologies ist man in der Lage, auch im Feld Daten mit EKG-Qualität aufzuzeichnen. Jedoch muss bei der Auswahl der Berechnungsvorschrift für die HRV darauf geachtet werden, dass ein robustes Maß gewählt wird, da die einzelnen Maße unterschiedlich anfällig für Bewegungsartefakte und Rauschen sind. Mit rrHRV liegt ein solcher robuster Indikator vor.

Beim Einsatz von Wearables zur Erhebung und Interpretation von Daten im Arbeitskontext ist jedoch mit verschiedenen Problemen zu rechnen. Auch wenn die Nutzung von Smartwatches und Fitnesstrackern sowie von Körpersensoren und

Smart-Clothing im Arbeitsbereich generell zunimmt, so ist der Einsatz im Arbeitskontext aus Gründen der Hygiene oder des Arbeitsschutzes nicht immer möglich. Ferner stellen sich oftmals Fragen hinsichtlich der Qualität der Erhebungs- und Auswertungsverfahren (Merkel 2015). Auch in unseren Analysen konnte ein großer Teil der Daten nicht verwertet werden, da die Qualität nicht für eine Analyse auf HRV-Niveau ausreichte.

Durch den Einsatz von intelligenten Algorithmen können anhand von HRV-Daten auch post hoc stressvolle Events identifiziert werden (Melillio et al. 2011). Eine Möglichkeit zur retrospektiven Detektion von Stresspassagen wird aktuell geprüft. Besonders in Kombination mit Informationen über die Aufenthaltsorte der Pflegekräfte (nah vs. fern vom Pflegewagen) über die sog. Bluetooth Low Energy Technology könnten sich hier interessante Einsatzmöglichkeiten ergeben (Fischbach et al. 2016).

6. Literatur

- Fischbach J, Bläsing D, Bornewasser M (2016) Nutzen der Beacon-Technologie zur Erfassung der Frequentierung von Places of Interest am Arbeitsplatz. In: 62. GfA-Frühjahrskongress Arbeiten in komplexen Systemen Digital, vernetzt, human?!.
Föhr T, Tolvanen A, Myllymäki T, Järvelä-Reijonen E, Rantala S, Korpela R (2015) Subjective stress, objective heart rate variability-based stress, and recovery on workdays among overweight and psychologically distressed individuals: a cross-sectional study. *Journal of occupational medicine and toxicology* 10:1-9.
Hasselhorn H (2006) Langjährige Belastungsforschung bei Pflegepersonal–Ergebnisse der NEXT-Studie. in 20. In Freiburger Symposium "Arbeitsmedizin im Gesundheitsdienst".
Melillo P, Bracale M, Pecchia L (2011) Nonlinear Heart Rate Variability features for real-life stress detection. Case study: students under stress due to university examination. *BioMedical Engineering OnLine* 10:1–13.
Merkel T (2015) Bestandsaufnahme: Sind der Einsatz von Smartphone, Tracker und Wearables für die Arbeitswissenschaft Fluch oder Segen. In: Tagungsband der Herbstkonferenz der Gesellschaft für Arbeitswissenschaft am 21. und 22.09.2015 in Dresden.
Revina NE (2006) Heart rate variability as an autonomic index of conflict-induced behavior of individuals under emotional stress. *Human Physiology* 32:182–186.
Riese H, van Doornen LJ, Houtman IL, de Geus EJ (2004) Job strain in relation to ambulatory blood pressure, heart rate, and heart rate variability among female nurses. *Scandinavian Journal of Work, Environment & Health* 30:477–485.
Salo MA, Huikuri HV, Seppänen T (2001) Ectopic beats in heart rate variability analysis: effects of editing on time and frequency domain measures. *Annals of Noninvasive Electrocardiology* 6:5–17.
Task force of the European Society of Cardiology and the North American Society of Pacing and Electrophysiology (1996) Heart rate variability. Standards of measurement, physiological interpretation, and clinical use. *European heart journal* 17:354–381.
Teisala T, Mutikainen S, Tolvanen A, Rottensteiner M, Leskinen T, Kaprio J (2014) Associations of physical activity, fitness, and body composition with heart rate variability-based indicators of stress and recovery on workdays: a cross-sectional study. *Journal of occupational medicine and toxicology* 9:1-9.
Villar R, Beltrame T, Hughson RL (2015) Validation of the Hexoskin wearable vest during lying, sitting, standing, and walking activities. *Applied Physiology, Nutrition, and Metabolism* 40:1019–1024.
Vollmer M (2015) A robust, simple and reliable measure of heart rate variability using relative RR intervals. Accessed December 05, 2016. <http://marcusvollmer.github.io/HRV/files/paper.pdf>.