

Anhang zum Poster

Track me if you can

Entwicklung einer App-basierten Früherkennung eines Rückfalls in die Depression

Cuadros, R. – Freie Universität Berlin

Kontakt: raphael.cuadros@fu-berlin.de

12.02.2016

Sensorinput-Variablen

Konzept	Gemessene Variable	Erklärung
Sozialer Kontakt vs. Soziale Isolation	n erhaltene SMS	Soziale Isolation als Prädiktor von Depression (Kaplan et al., 1987) und die selben oder ähnliche Variablen wurden bereit erfolgreich genutzt, um Stimmung (LiKamWa et al., 2013) oder Depressivität (Burns et al., 2011) hervorzusagen
	n geschriebene SMS	
	Verhältnis erhaltene/geschriebene SMS	
	n Anrufe eingehend	
	n Anrufe abgehend	
	Verhältnis eingehende/abgehende Anrufe	
	n geschriebene Nachrichten (Instant Messenger)	
	n erhaltene Nachrichten (Instant Messenger)	
	Verhältnis geschriebene/erhaltene Nachrichten (Instant Messenger)	
	Dauer von Anrufen	
	Dauer abgehender Anrufe	
	Dauer eingehender Anrufe	
	Anzahl verpasster Anrufe	
	Anzahl ungelesener E-Mails	
	Anzahl ungelesener SMS	
Anzahl anderer Geräte (Bluetooth) in der Nähe		
Nähe zu anderen Geräten (Bluetooth)		

Konzentrations- / Denkfähigkeit	Anzahl der Fehler bei Entsperrcode bis zur richtigen Eingabe	Depressive Patienten zeigen cognitive impairment und schneiden im d2-Test schlechter ab (Hinkelmann et al., 2009). Zeitliche Geordnetheit ist ungeklärt, aber eine abnehmende Konzentrationsfähigkeit (bzw. zunehmende Fehlerrate) könnte auf eine neue depressive Episode hinweisen.
Ablenkbarkeit	Zeit aktiver Smartphonenuutzung an Ort "Arbeit"	Idee: Person hat "normales" Smartphoneverhalten während der Arbeit. Greift sie häufiger zum Smartphone, deutet dies auf Ablegenktheit hin.
	Zeit App-Nutzung "Facebook" an Ort "Arbeit"	App "Facebook" könnte als Indikator von Abgelenktheit dienen, wenn bei der Arbeit benutzt.
Schlafstörung / Schlafqualität	Zeit zwischen letzter Nutzung (abends) und erster Nutzung (morgens)	Schlafstörung ist nicht nur ein DSM- Diagnosekriterium der Major Depression, sondern gilt auch als Präzedenz von einer erneuten Depression (Ford & Kamerow, 1989; Franzen & Buysse, 2008)
	Zeit der Nutzung dazwischen (Nachts wach werden)	
	Weckerzeit	
	Anzahl der genutzten "Snoozes" bis zum Aufstehen	
Bewegung; Energie / Antriebslosigkeit	Anzahl gelaufener Schritte	Antriebslosigkeit ist ein Diagnosekriterium im DSM-5. Körperliche Aktivität gilt als protektiv gegenüber der Entwicklung einer depressiven Episode (Biddle & Mutrie, 2007). Verringerte körperliche Aktivität geht mit einem höheren Risiko für depressive Episoden einher (Camacho et al., 1991) während mehr Bewegung Symptome reduzieren kann (Dunn et al., 2001). Bewegungsinput wurde bereits in Vorstudien verwendet (Burns et al., 2011).
	Anzahl von Intervallen mind. moderater Aktivität >10 min	
	Intensität von Aktivitätsintervallen	
	Acceleration: X Axis	
	Acceleration: Y Axis	
	Acceleration: Z Axis	
	Rotation: X Axis	
	Rotation: Y Axis	
Rotation: Z Axis		
Stress	Stresslevel durch Stimmenanalyse	Stress-Monitoring durch Muster in der Stimme wurde bereits erfolgreich angewandt (z.B. Sandulescu et al., 2015). Das Programm StressID analysiert dafür stichprobenartig die Stimme nach bestimmten Parametern (z.B. Höhe/Tiefe) und speichert keine Inhalte.
Stimmung	Stimmung über Textanalyse (Text Mining)	Durch Textmining-Analyse von verwendeten Emoticons (Programm: MoodLens; Zhao et al., 2012). Die Daten werden direkt am Smartphone ausgewertet und ein Score für die Variable gebildet.

Positiver Affekt	Positiver Affekt über Textanalyse (Text Mining)	Durch Textmining-Analyse einer adaptierten Version von (Yakoub et al., 2015). Die Daten werden direkt am Smartphone ausgewertet und ein Score für die Variable gebildet.
Traurigkeit	Traurigkeit über Textanalyse (Text Mining)	
Allgemeine Smartphonennutzung	Anzahl der ausgeführten Kommandos	Dieses Sensorinput wurde in einer Vorstudie bereits erfolgreich verwendet (Doryab, 2014)
	Anzahl laufender Prozesse	
	Frequenz in Veränderungen der Kommandos	
	Frequenz der Veränderungen in Prozessen	
	Zeit zwischen Veränderungen	
	Frequenz des Bildschirm An-/Ausschaltens	
	Dauer des Bildschirms an/aus	
Lokalität	Zeit zu Hause	Dieses Sensorinput wurde in einer Vorstudie bereits erfolgreich verwendet (Doryab, 2014)
	Zurückgelegte Strecke	
Wetterbedingungen	Temperatur	Dieses Sensorinput wurde in einer Vorstudie bereits erfolgreich verwendet (Doryab, 2014)
	Bewölkung	
	Luftfeuchtigkeit	
	Niederschlag	
	Wetterereignisse (Regen, Wind, Schnee, ..)	
Lärmbelastung	Lautstärke am Mikrofon	Ein ähnliches Verfahren wurde bereits in einer anderen Studie erfolgreich angewandt (Doryab, 2014)
Sonstige	Höhenmeter	Dieses sonstige Sensorinput wurde bereits in einer Studie eingesetzt (Burns 2011)
	Applikationsstatus (multipel)	
	Batteriestatus	
	Land	
	Aktuell genutzte App	
	Aktueller Regionalcode	
	Aktuelles Mobilnetz	
	Aktuelles Profil (Lautlos, ..)	
	Datum	

	Wochentag	
	Uhrzeit	
	Sprache	
	Geografische Koordinaten (GPS)	
	Sperrstatus (gesperrt vs entsperrt)	
	Lautstärke des Klingeltons	
	Umgebungslicht	

Die beschriebenen Variablen werden zu unterschiedlichen Zeitpunkten gemessen (je nach Variable, bspw. alle 10 Sekunden zur Bestimmung der Lärmbelastung am Mikrofon, aber nur einmal täglich zur Erfassung der Anzahl eingegangener SMS).

In Phase II wird ausgewertet, inwieweit Veränderungen auf diesen Variablen mit Veränderungen im PHQ-9 einhergehen. Dazu wird dieser vom Probanden wöchentlich ausgefüllt. Überflüssige und redundante Variablen (bzw. solche, die nicht mit Veränderungen im PHQ-9 einhergehen) werden dann durch Compressed Sensing reduziert.

In Phase III (Performing) wird der PHQ-9-Wert einer Person lediglich durch die übriggebliebenen Variablen geschätzt, was eine geringere Entladung der Batterie im Vergleich zu einer vollständigen Messung bedeutet. Die App unterscheidet dann auf relevanten Variablen zwischen normalem und deviantem Verhalten. Deviantes Verhalten ist solches, das in der Vergangenheit dem Anstieg von Symptomen vorausgegangen war und zeigt folglich das Risiko eines Rückfalls an. Dies kann Ausgangspunkt für entsprechende Interventionen zur Symptomreduzierung sein.

Referenzen

Biddle, S. J., & Mutrie, N. (2007). Physical activity: a feel-good effect? In: S. J. Biddle & N. Mutrie (Ed.): *Psychology of physical activity: Determinants, well-being and interventions*. (pp. 161-284). New York, NY: Routledge.

Burns, M. N., Begale, M., Duffecy, J., Gergle, D., Karr, C. J., Giangrande, E., & Mohr, D. C. (2011). Harnessing context sensing to develop a mobile intervention for depression. *Journal of Medical Internet Research*, 13(3), e55.

Camacho, T. C., Roberts, R. E., Lazarus, N. B., Kaplan, G. A., & Cohen, R. D. (1991). Physical activity and depression: evidence from the Alameda County Study. *American Journal of Epidemiology*, 134(2), 220-231.

Doryab, A., Min, J. K., Wiese, J., Zimmerman, J., & Hong, J. I. (2014). Detection of behavior change in people with depression. AAAI.

Dunn, A. L., Trivedi, M. H., & O'Neal, H. A. (2001). Physical activity dose-response effects on outcomes of depression and anxiety. *Medicine & Science in Sports & Exercise*. 33(6), 587-597.

Ford, D. E., & Kamerow, D. B. (1989). Epidemiologic study of sleep disturbances and psychiatric disorders: an opportunity for prevention? *Jama*, 262(11), 1479-1484.

Franzen, P. L., & Buysse, D. J. (2008). Sleep disturbances and depression: risk relationships for subsequent depression and therapeutic implications. *Dialogues in Clinical Neuroscience*, 10(4), 473.

Hinkelmann, K., Moritz, S., Botzenhardt, J., Riedesel, K., Wiedemann, K., Kellner, M., & Otte, C. (2009). Cognitive impairment in major depression: association with salivary cortisol. *Biological Psychiatry*, 66(9), 879-885.

Kaplan, G. A., Roberts, R. E., Camacho, T. C., & Coyne, J. C. (1987). Psychosocial predictors of depression prospective evidence from the human population laboratory studies. *American journal of Epidemiology*, 125(2), 206-220.

LiKamWa, R., Liu, Y., Lane, N. D., & Zhong, L. (2013, June). Moodscope: Building a mood sensor from smartphone usage patterns. In *Proceeding of the 11th annual international conference on Mobile systems, applications, and services* (pp. 389-402). ACM.

Sandulescu, V., Andrews, S., Ellis, D., Dobrescu, R., & Martinez-Mozos, O. (2016). Mobile app for stress monitoring using voice features. In: *E-Health and Bioengineering Conference (EHB)*, 2015

Yakoub, F., Zein, M., Yasser, K., Adl, A., & Hassanien, A. E. (2015). Predicting Personality Traits and Social Context Based on Mining the Smartphones SMS Data. In *Intelligent Data Analysis and Applications* (pp. 511-521). Springer International Publishing.

Zhao, J., Dong, L., Wu, J., & Xu, K. (2012, August). Moodlens: an emoticon-based sentiment analysis system for chinese tweets. In *Proceedings of the 18th ACM SIGKDD international conference on Knowledge discovery and data mining* (pp. 1528-1531). ACM.