

Erlernen und Erkennen von Verhaltensmustern in Sensordaten

Andreas Basener

HAW Hamburg

08.06.2011

- 1 Wiederholung
- 2 Related Works
 - BehaviourScope
 - Aware Home
 - CASAS
- 3 Complex Event Processing
- 4 Einordnung und Abgrenzung
- 5 Quellen

- drahtlose Sensornetzwerke im Kontext Ambient Assisted Living
- Hard- und Softwareüberblick
- Anforderungen dargestellt
- Anwendungsmöglichkeiten aufgezeigt

Wie können Sensordaten sinnvoll genutzt werden?

=> Analyse der erfassten Sensordaten

Untersuchung der Sensordaten auf Muster zur Verhaltenserkennung

- **Erlernen** von Mustern in Sensordaten
- **Erkennen** der erlernten Muster

Yale University, USA

Personen:

- Athanasios Bamis
- Jia Fang
- Andreas Savvides
- Dimitrios Lymberopoulos

Zeitraum: 2006-2009



Abbildung: [Yale University]

<http://bscope.eng.yale.edu/>

BehaviourScope: Eventstreams

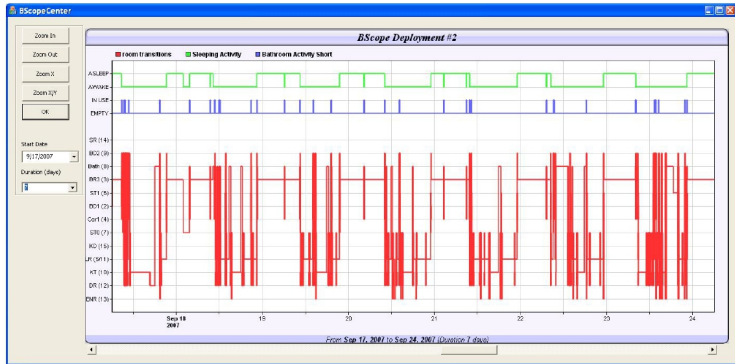


Abbildung: mehrere Eventstreams [Lymberopoulos u. a. (2008)]

Eventtupel = $\{P, T, D\}$

P Sensor ID

T Zeitstempel

D Dauer

$S^i = \langle \{P_j^1, T_j^1, D_j^1\}, \{P_j^2, T_j^2, D_j^2\}, \dots, \{P_j^{Ni}, T_j^{Ni}, D_j^{Ni}\} \rangle$

$E(T_{\text{start}}, T_{\text{stop}}) = \{(P_j^i, T_j^i, D_j^i) | (P_j^i, T_j^i, D_j^i) \in S^i, T_{\text{start}} \leq T_j^i \leq T_{\text{stop}} \forall i, j\}$

$E(10\text{pm}, 10\text{am}) = \langle \{\text{Bed}, 11:00\text{pm}, 300\}, \{\text{Bath}, 4:00\text{am}, 5\}, \{\text{Bed}, 4:05\text{am}, 300\}, \{\text{Bath}, 9:05\text{pm}, 10\}, \{\text{Kitchen}, 09:15\text{pm}, 30\} \rangle$

- Ermitteln der wiederkehrenden Muster durch A Priori Algorithmus
 - ① Ermitteln aller Einzelevents mit vorgegebener Mindesthäufigkeit
 - ① Erweitern der Eventsequenz um ein weiteres Event
 - ② Berechne die Menge der Kandidaten
 - ③ Berechne die Häufigkeit der Kandidaten
 - ④ und übernehme die Kandidaten mit vorgegeb. Mindesthäuf.
 - ⑤ Ist diese Menge $\emptyset$, abbrechen
 - ② Vereinige alle Teilmengen zu einer Gesamtmenge
- Die Gesamtmenge enthält alle Eventsequenzen mit einer bestimmtem Mindesthäufigkeit innerhalb des untersuchten Eventstreams

BehaviourScope: zeitliche Abstraktion

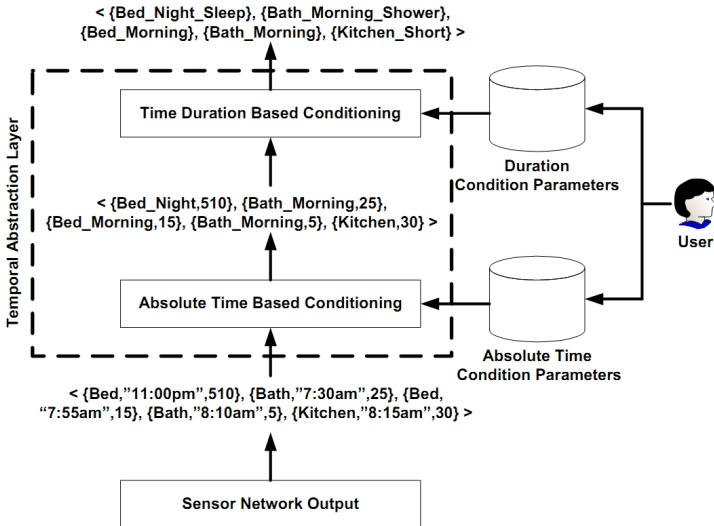


Abbildung: zeitliche Abstraktion [Lymberopoulos u. a. (2008)]

Georgia Institute of Technology, USA

Personen:

- Brian Jones
- Nachiketas Ramanujam
- Lana Yarosh
- Tae-jung Yun

Zeitraum: 1999-2011



Abbildung: [Jones (2011)]

<http://awarehome.imtc.gatech.edu/>



Abbildung: Framework [Hamid (2008)]

- Schrittweise Auswertung der Sensordaten

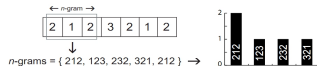


Abbildung: n-grams [Hamid (2008)]

- verschiebbares Fenster über die Sensordaten
- Fenster der Größe n (n-gram)
- erstellen eines Histogramms

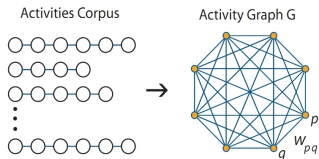


Abbildung: Aktivitätsgraph [Hamid (2008)]

- Umwandlung der Sensordaten in einen Graphen
- Knoten: n-gram Histogram
- Kanten: Ähnlichkeit der Knoten

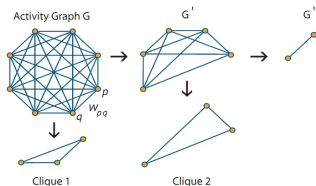


Abbildung: Cliques /Aktivitätsklassen [Hamid (2008)]

- Zusammenfassen ähnlicher Knoten zu Cliques
- dadurch Reduzierung des Graphen
- Cliques bilden Aktivitätenklassen

Washington State University, USA

Personen:

- Diane J. Cook
- Lawrence Holder
- Behrooz Shirazi
- Maureen Schmitter-Edgecombe
- Teddy Yap

Zeitraum: 2005-2011



Abbildung: [Washington State University (2011)]

ailab.wsu.edu/casas/

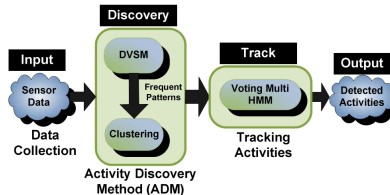


Abbildung: Ablauf der Aktivitätenerkennung [Rashidi u. a. (2011)]

- Activity Discovery Method (ADM)
 - Discontinuous Varied-order Sequential Miner (DVSM)
 - Clustering
- Tracking
 - Voting Multiple Hidden Markov Model

Discontinuous Varied-order Sequential Miner



a b c h d a d c b o p a b g e q y d c r h a b x c

Abbildung: Beispiel eines Eventstreams [Rashidi u. a. (2011)]

Entdeckung von Mustern

- ① Auffinden der häufigsten Einzelevents
- ② daraus wird ein reduzierter Datensatz gebildet
- ③ im reduzierten Datensatz werden Muster der Länge 2 gesucht
- ④ diese Muster werden iterativ um Prä- und Suffix erweitert
 - erkennen von Variationen durch Levenshtein-Distanz
 - Mindesthäufigkeit für Hauptmuster und Variationen
 - Beschreibungslänge darf best. Wert nicht übersteigen

- Clustering-Muster bestehen aus Zuständen
- Zustände sind erweiterte Events (z.B. mit Typ und Dauer)
- Zustände können zu erweiterten Zuständen zusammengefasst werden
- Zusammenfassung zusammenhängender Eventwiederholungen
- Bildung der Cluster:
 - Berechnen der Distanz zwischen Mustern
 - Muster mit geringsten Distanzen wird Clusterzentrum
 - Ähnliche Muster in einem Cluster
- Cluster bilden Grundlage für Mustererkennung

CASAS: Hidden Markov Model

- Erkennung der Aktivitäten mittels HMM
- Je Mustervariation ein HMM
- Viterbi-Algorithmus um wahrscheinlichste Sequenz zu finden
- Muster mit höchster Häufigkeit in allen HMM wird ausgewählt

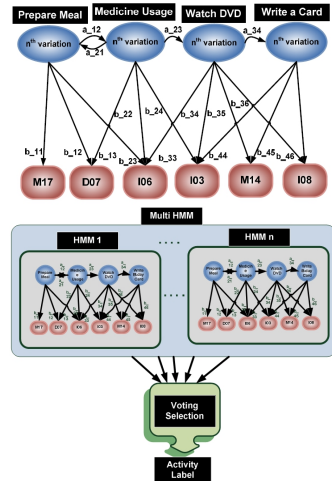


Abbildung: Hidden Markov Model
[Rashidi u. a. (2011)]

- Verarbeitung komplexer Events
- finden von Zusammenhängen
- ESPer
 - Java und .NET Framework
 - SQL ähnliche Sprache Event Processing Language (EPL)
 - keine Datenbank
 - nur Daten, die für Abfragen benötigt werden, werden gespeichert

```
select avg(price) from StockTickEvent.win:time(30 sec)
```

- Auswahl eines Lernverfahrens
- Integration in bestehende Infrastruktur
- On-the-Fly lernen und erkennen von Muster

Vielen Dank

- [Bamis u. a. 2010] BAMIS, Athanasios ; FANG, Jia ; SAVVIDES, Andreas: Discovering routine events in sensor streams for macroscopic sensing composition. In: *Proceedings of the 9th ACM/IEEE International Conference on Information Processing in Sensor Networks*. New York, NY, USA : ACM, 2010 (IPSN '10), S. 408–409. – URL <http://doi.acm.org/10.1145/1791212.1791278>. – ISBN 978-1-60558-988-6
- [Basener 2011] BASENER, Andreas: Ausarbeitung AW1 Drahtlose Sensornetzwerke im Kontext Ambient Assisted Living / HAW Hamburg. URL <http://users.informatik.haw-hamburg.de/~ubicomp/projekte/master10-11-aw1/basener/bericht.pdf>, Februar 2011. – Forschungsbericht
- [Cook und Holder 2011] COOK, Diane J. ; HOLDER, Lawrence B.: Sensor selection to support practical use of health-monitoring smart environments. In: *ata Mining and Knowledge Discovery* (2011). – URL <http://eecs.wsu.edu/~cook/pubs/dmkd11.pdf>
- [Ellenberg 2009] ELLENBERG, Jens: *Event Stream Processing mit ESPER unter Einsatz von Datamining Verfahren*, Hochschule für Angewandte Wissenschaften, Diplomarbeit, 2009. – URL <http://opus.haw-hamburg.de/volltexte/2009/819/>
- [Fang u. a. 2009] FANG, Jia ; BAMIS, Athanasios ; SAVVIDES, Andreas: Discovering Routine Events and their Periods in Sensor Time Series Data / Yale University. URL http://www.eng.yale.edu/enalab/publications/RTSS_Periodicity.pdf, 2009. – Forschungsbericht
- [Gesellschaft für Informatik E.V. 2011] GESELLSCHAFT FÜR INFORMATIK E.V.: *Complex Event Processing (CEP)*. online. Juni 2011. – URL <http://www.gi.de/service/informatiklexikon/informatiklexikon-detailansicht/meldung/complex-event-processing-cep-221.html>
- [Hamid 2008] HAMID, Muhammad R.: *A Computational Framework For Unsupervised Analysis of Everyday Human Activities*, Georgia Institute of Technology, Dissertation, 2008. – URL <http://etd.gatech.edu/theses/available/etd-06232008-101404/>
- [Heierman und Cook 2003] HEIERMAN, Edwin O. ; COOK, Diane J.: Improving Home Automation by Discovering Regularly Occurring Device Usage Patterns. In: *Proceedings of the Third IEEE International Conference on Data Mining*. Washington, DC, USA : IEEE Computer Society, 2003 (ICDM '03), S. 537–. – URL <http://portal.acm.org/citation.cfm?id=951949.952078>. – ISBN 0-7695-1978-4

- [Jones 2011] JONES, Brian D.: *Aware Home Research Initiative Research Projects*. 2011. – URL http://awarehome.imtc.gatech.edu/about-us/GT_ahri-overview_1-13-2011.pdf
- [von Luck u. a. 2010] LUCK, Prof. Dr. K. von ; KLEMKE, Prof. Dr. G. ; GREGOR, Sebastian ; RAHIMI, Mohammad A. ; VOGT, Matthias: *Living Place Hamburg – A place for concepts of IT based modern living* / Hamburg University of Applied Sciences. URL http://livingplace.informatik.haw-hamburg.de/content/LivingPlaceHamburg_en.pdf, Mai 2010. – Forschungsbericht
- [Lymberopoulos u. a. 2008] LYMBEROPOULOS, Dimitrios ; BAMIS, Athanasios ; SAVVIDES, Andreas: Extracting spatiotemporal human activity patterns in assisted living using a home sensor network. In: *Proceedings of the 1st international conference on Pervasive Technologies Related to Assistive Environments*. New York, NY, USA : ACM, 2008 (PETRA '08), S. 29:1–29:8. – URL <http://doi.acm.org/10.1145/1389586.1389621>. – ISBN 978-1-60558-067-8
- [Rashidi u. a. 2011] RASHIDI, Parisa ; COOK, Diane J. ; HOLDER, Lawrence B. ; SCHMITTER-EDGEcombe, Maureen: Discovering Activities to Recognize and Track in a Smart Environment. In: *IEEE TRANSACTIONS ON KNOWLEDGE AND DATA ENGINEERING* (2011). – URL <http://eecs.wsu.edu/~cook/pubs/tkde10.pdf>
- [Washington State University 2011] WASHINGTON STATE UNIVERSITY: *Homepage*. Juni 2011. – URL <http://www.wsu.edu/>
- [Yale University] YALE UNIVERSITY: *BehaviourScope Projekt Homepage*. – URL <http://www.eng.yale.edu/enalab/behaviorscope.htm>