

Aktivitätserkennung mit Wearables

Gliederung

- Einführung
 - Motivation
 - Unterteilung
- Aktivitäten und Sensoren
- Mechanismen zur Aktivitätserkennung
 - Maschinelles Lernen
- Fazit

Gliederung

- Einführung
 - Motivation
 - Unterteilung
- Aktivitäten und Sensoren
- Mechanismen zur Aktivitätserkennung
 - Maschinelles Lernen
- Fazit

Einführung: Motivation

- 2.8 Mrd. Smartphones in 2017

Quelle: [1]



- Bis 2021 929 Mio. Wearables

Quelle: [2]



- Anwendung in:
 - Altenpflege
 - Militär
 - Feuerwehr
 - z.B. Euripides Intex Projekt

Quelle: [3]



Einführung: Unterteilung

- Aktivitätserkennung:
 - Vision-basierte
 - Sensor-basierte
 - Mit externen Sensoren
 - Mit Wearables
 - Hybridansätze



Gliederung

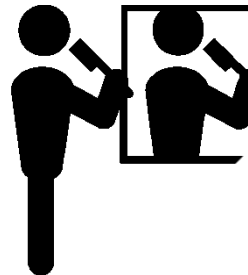
- Einführung
 - Motivation
 - Unterteilung
- Aktivitäten und Sensoren
- Mechanismen zur Aktivitätserkennung
 - Maschinelles Lernen
- Fazit

Aktivitäten und Sensoren

- Aktivitäten mit globaler Bewegung
 - Bewegung vom ganzen Körper



- Aktivitäten mit lokaler Interaktion
 - Interaktion mit dem Objekt



Aktivitäten und Sensoren

- Umfeldattribute
 - Mikrofone
 - Lichtsensoren
 - Thermometer
- Beschleunigungssensoren
- GPS
- Physiologische Signale
 - Herzfrequenz
 - Atemfrequenz



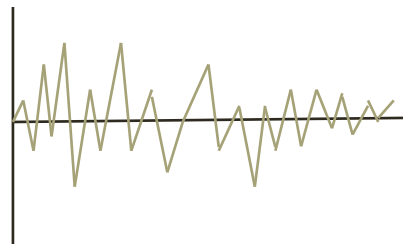
Gliederung

- Einführung
 - Motivation
 - Unterteilung
- Aktivitäten und Sensoren
- Mechanismen zur Aktivitätserkennung
 - Maschinelles Lernen
- Fazit

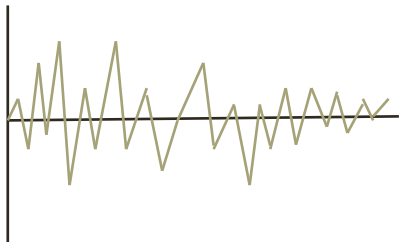
Mechanismen zur Aktivitätserkennung

- Maschinelles Lernen
 - Algorithmen – lernen und vorhersagen aus Daten
- Feature Extraction
- Trainingsphase
 - Aktivitätserkennungsmodell erzeugen
- Testphase
 - Erkennung von Aktivitäten aus Daten mit dem erzeugten Modell

Mechanismen zur Aktivitätserkennung



Sensordaten



Feature-
Extraktion

Durchschnitt,
Varianz, ...

Features x_i

Feature-Vektor $X = \begin{pmatrix} x_1 \\ \vdots \\ x_n \end{pmatrix}$

Mechanismen zur Aktivitätserkennung

Seien X_i Feature-Vektoren
und y_i Aktivitäten

Trainingsdaten
 $\{(X_i, y_i) \mid i \in \mathbb{N}\}$

Trainingsalgorithmus

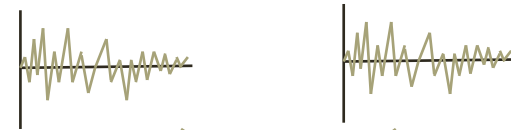
Features x_i

Modell (z.B.
Hidden-Markow)

Erkannte Aktivitäten y_i

Testing

Training



Hidden Markov Model

- x_i Beobachtungen – Features
- y_i Zustände – Aktivitäten
- Beobachtungswahrscheinlichkeiten
- Übergangswahrscheinlichkeiten
- Hidden
 - Die Zustände sind unbekannt, nur die Beobachtungen sind bekannt
- Markow-Modell
 - Markow-Eigenschaft

Hidden Markov Model

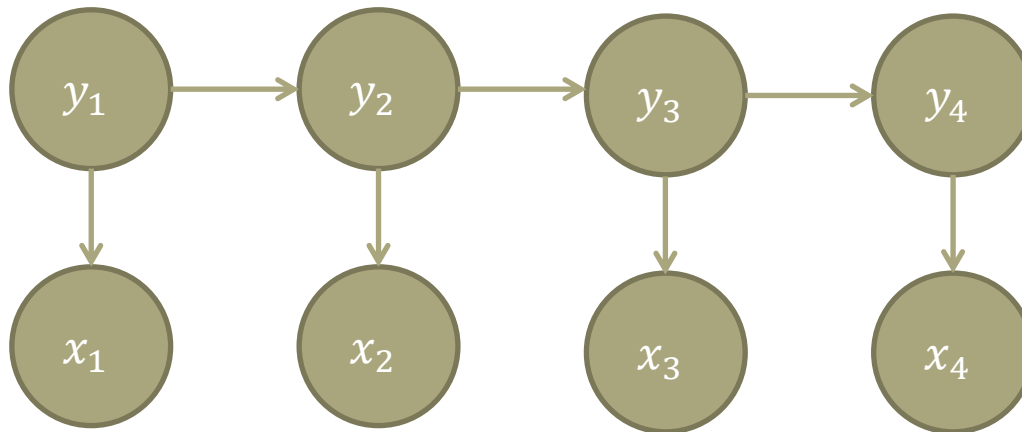
V := „große Varianz“

A := „große Amplitude“

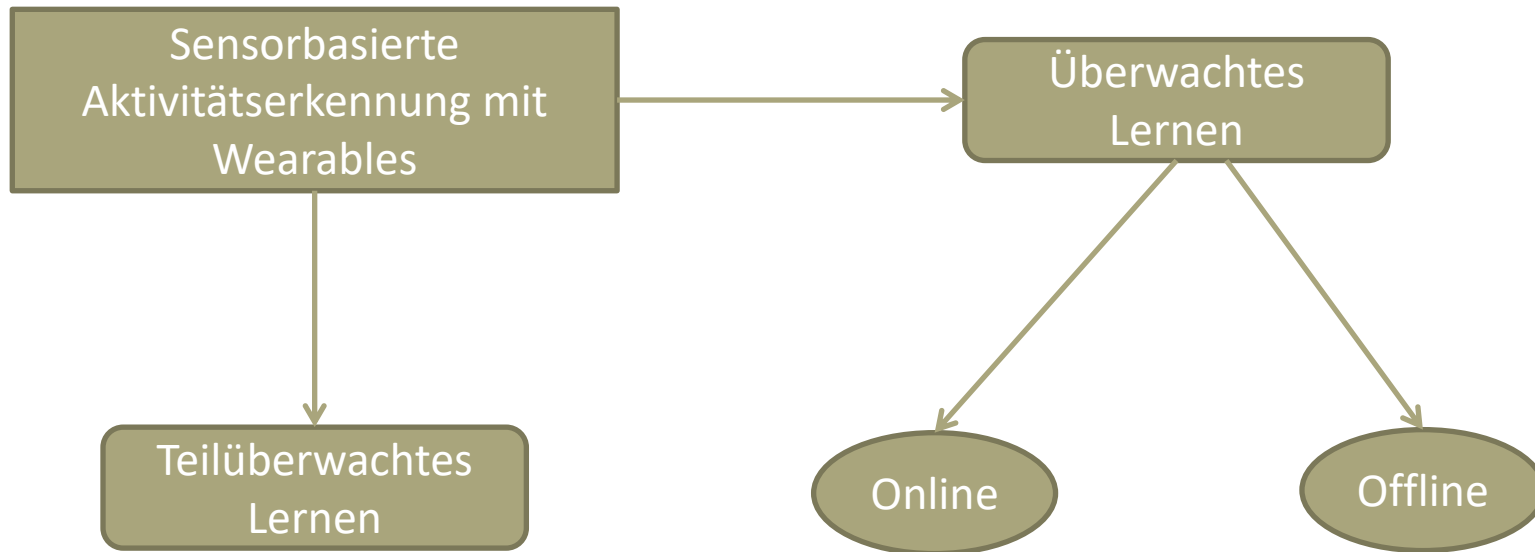
H := „hohe Herzfrequenz“

	Stehen	Rennen
Stehen	0,8	0,4
Rennen	0,2	0,6

	V	A	H
Stehen	0,2	0,3	0,4
Rennen	0,8	0,7	0,6



Maschinelles Lernen



Basierend auf [4]

FE-AT Ansatz

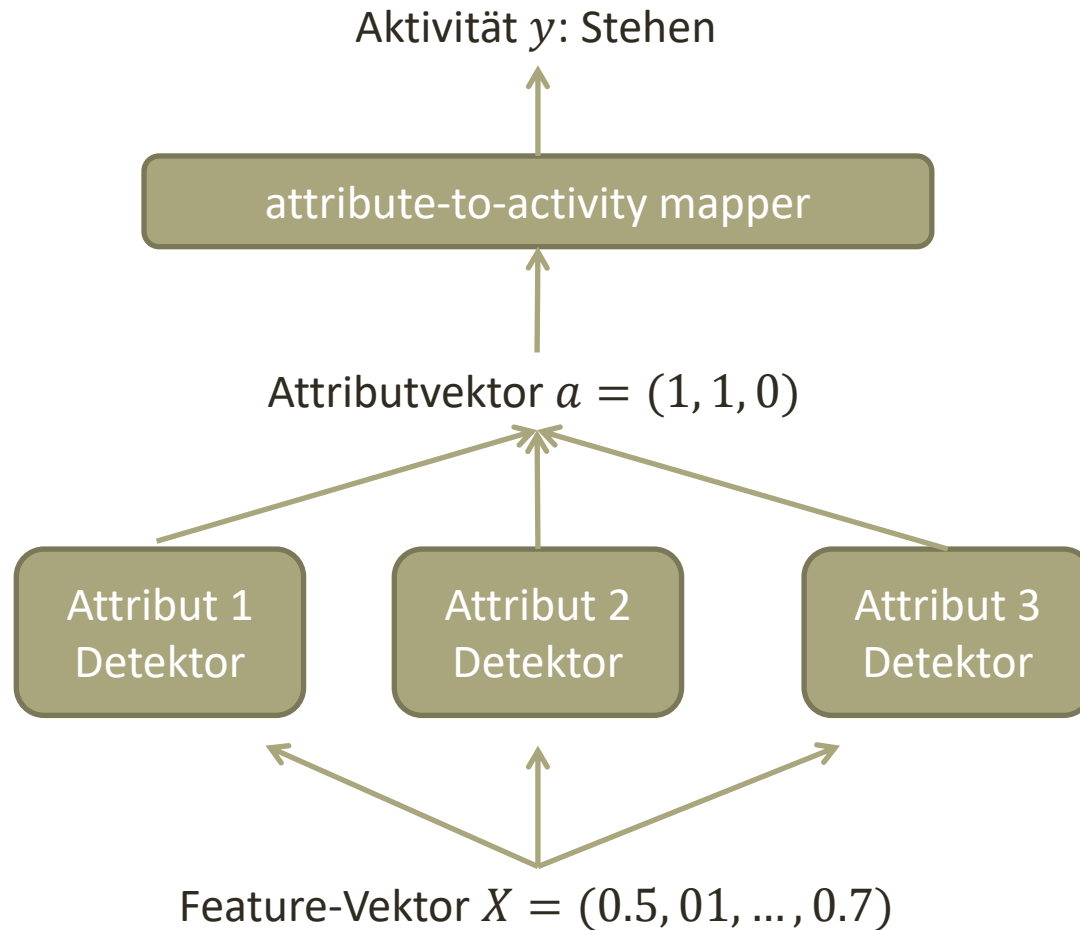
- Fusion
 - FE - Featurebasiertes Lernen
 - AT - Attributbasiertes Lernen
- Begrenzte Trainingsdaten
- Neue Aktivitäten

FE-AT Ansatz

Aktivitäten					
	Rennen	0	0	1	0
	Fahrad fahren	0	1	0	0
	Sitzen	1	1	0	1
	Liegen	1	1	0	1
		Ruhiger Körper	Körper ändert den Winkel nicht	Arme schwingen	Ruhige Beine
		Attribute			

Basierend auf [5]

FE-AT Ansatz



Basierend auf [5]

FE-AT Ansatz

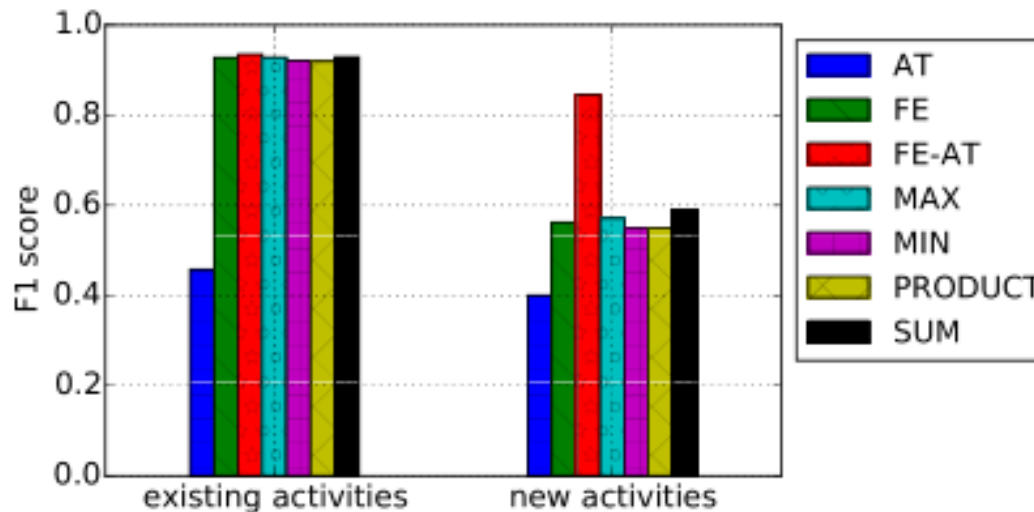
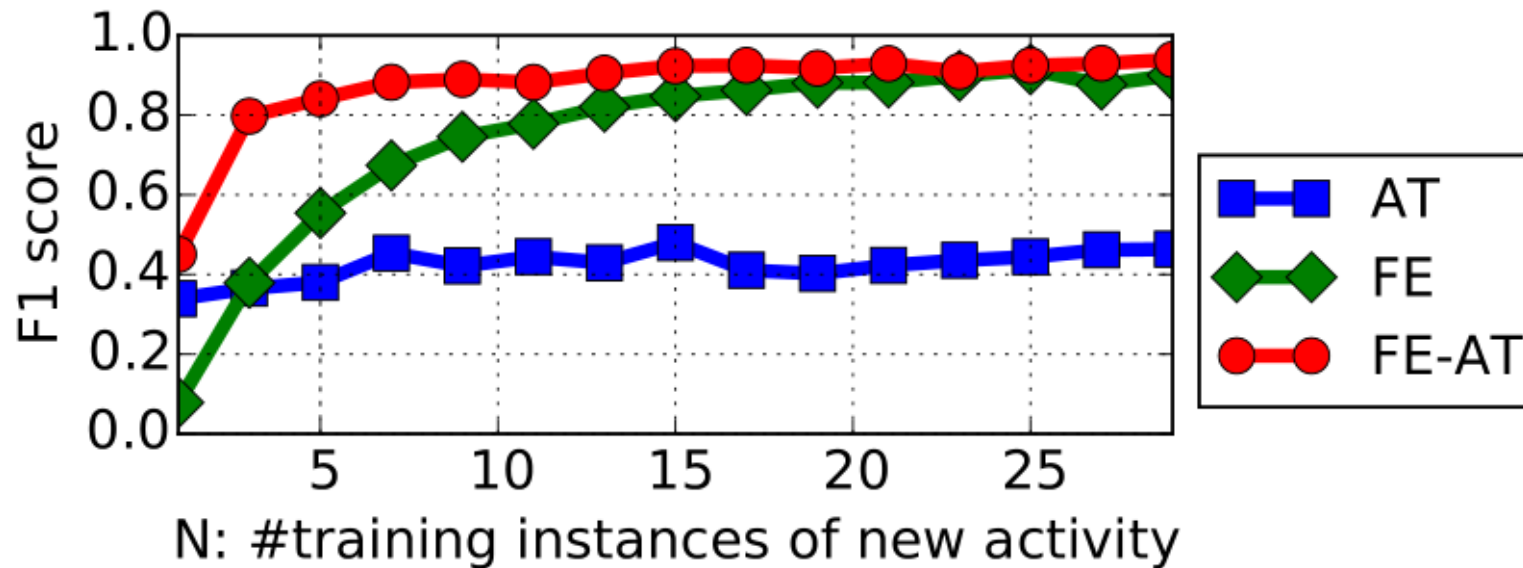


Figure 6: FE-AT significantly outperform other approaches at recognizing new activities. (Configuration: MHealth, $N = 5$)

Quelle: [5] Nguyen, L. T., Zeng, M., Tague, P., & Zhang, J. (2015, September). Recognizing new activities with limited training data

FE-AT Ansatz



Quelle: [5] Nguyen, L. T., Zeng, M., Tague, P., & Zhang, J. (2015, September).
Recognizing new activities with limited training data

Mechanismen zur Aktivitätserkennung

Department of Technology and Construction Management
Missouri State University

January 2017

Experiment:

Human Activity Recognition Using Machine Learning and Wearable Sensors

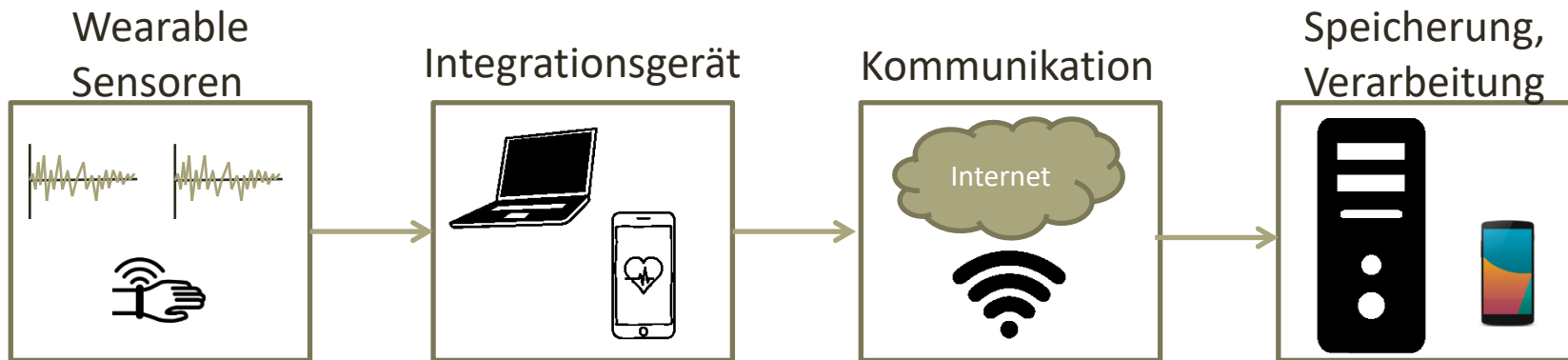
Nipun Nath, Amir Behzadan



Missouri State
UNIVERSITY

Aktivitätserkennungssysteme

- Generische Architektur



Aktivitätserkennungssysteme

	Aktivitäten	Sensoren	Integrations- gerät	Genauigkeit
Online				
Tapia [6]	Übung (30)	ACC (5), HRM	Laptop	86% (SD), 56%
Kao [7]	Beweg., Tägl. (7)	ACC (Handgelenk)	Custom	94,71%
COSAR [8]	Beweg., Tägl. (10)	ACC (2)	Handy	93%
Offline				
Bao [9]	Beweg., Tägl. (20)	ACC (5)	/	84%
Pham [10]	Beweg., Tägl. (4)	ACC (Jacke)	N/S	97% (SD), 95%
Khan [11]	Beweg., Übergänge (15)	ACC (Chest)	Computer	97,9%

Basierend auf [4]

ACC – Accelerometer
HRM – Heart Rate Monitor
N/S – Not Specified

Aktivitätserkennungssysteme

	Experiment	Aufdringlichkeit	Flexibilität	Genauigkeit
Online				
Tapia [6]	LAB	High	SD und SI	86% (SD), 56% (SI)
Kao [7]	N/S	Low	SI	94,71%
COSAR [8]	NAT	Medium	SI	93%
Offline				
Bao [9]	NAT	High	SI	84%
Pham [10]	N/S	Medium	SD und SI	97% (SD), 95% (SI)
Khan [11]	NAT	Medium	SI	97,9%

Basierend auf [4]

LAB – Laboratory controlled
 NAT – Naturalistic experiment
 N/S – Not Specified
 SD – Subject Dependent
 SI – Subject Independent

Gliederung

- Einführung
 - Motivation
 - Unterteilung
- Aktivitäten und Sensoren
- Mechanismen zur Aktivitätserkennung
 - Maschinelles Lernen
- Fazit

Fazit

- Training Datasets
- Gleichzeitige Aktivitäten
- Komplexere Aktivitäten
- Öffentlichkeit näher bringen
 - Unaufdringlichkeit
 - Smart Clothing

Referenzliste

- [1] Number of smartphone users worldwide from 2014 to 2020. In Statista - The Statistics Portal. Retrieved from <https://www.statista.com/statistics/330695/number-of-smartphone-users-worldwide/>
- [2] Number of connected wearable devices worldwide from 2016 to 2021. In Statista – The Statistics Portal. Retrieved from <https://www.statista.com/statistics/524806/global-smartwatch-vendor-shipments/>
- [3] Euripides Intex. Retrieved from <http://www.euripides-eureka.eu/stories/8/euripides-intex>
- [4] Lara, Oscar D., and Miguel A. Labrador. "A survey on human activity recognition using wearable sensors." *IEEE Communications Surveys and Tutorials* 15.3 (2013): 1192-1209.
- [5] Nguyen, L. T., Zeng, M., Tague, P., & Zhang, J. (2015, September). Recognizing new activities with limited training data. In *Proceedings of the 2015 ACM International Symposium on Wearable Computers* (pp. 67-74). ACM.
- [6] E. M. Tapia, S. S. Intille, W. Haskell, K. Larson, J. Wright, A. King, and R. Friedman, "Real-time recognition of physical activities and their intensities using wireless accelerometers and a heart monitor," in *Proc. International Symposium on Wearable Computers*, 2007.
- [7] T.-P. Kao, C.-W. Lin, and J.-S. Wang, "Development of a portable activity detector for daily activity recognition," in *IEEE International Symposium on Industrial Electronics*, pp. 115–120, 2009.
- [8] D. Riboni and C. Bettini, "Cosar: hybrid reasoning for context-aware activity recognition," *Personal and Ubiquitous Computing*, vol. 15, pp. 271–289, 2011.

Referenzliste

- [9] L. Bao and S. S. Intille, “Activity recognition from user-annotated acceleration data,” in *Pervasive*, pp. 1–17, 2004.
- [10] N. Pham and T. Abdelzaher, “Robust dynamic human activity recognition based on relative energy allocation,” in *Distributed Computing in Sensor Systems*, vol. 5067 of *Lecture Notes in Computer Science*, pp. 525–530, Springer Berlin / Heidelberg, 2008.
- [11] A. Khan, Y.-K. Lee, S. Lee, and T.-S. Kim, “A triaxial accelerometer-based physical-activity recognition via augmented-signal features and a hierarchical recognizer,” *IEEE Trans. Inf. Technol. Biomed.*, vol. 14, no. 5, pp. 1166–1172, 2010.
- [12] Cornacchia, M., Ozcan, K., Zheng, Y., & Velipasalar, S. (2017). A survey on activity detection and classification using wearable sensors. *IEEE Sensors Journal*, 17(2), 386-403.
- Smart Home by Jan Alexander from the Noun Project
- Brushing Teeth Vector Icon by ProSymbols from the Noun Project
- Microphone by Mello from the Noun Project
- Thermometer by Hopkins from the Noun Project
- iphone heart rate by Linseed Studio from the Noun Project
- Laptop by Emir Palavan from the Noun Project
- wifi by i cons from the Noun Project

Vielen Dank für Ihre
Aufmerksamkeit!