

Context Awareness im Living Place Hamburg

Wolfram Sokollek

HAW Hamburg
Betreuer: Kai von Luck
20. Januar 2010

Master Informatik - Anwendungen 1

Inhalt

- 1 **Motivation**
- 2 **Grundlagen**
- 3 **Architekturen**
- 4 **Kontextererkennung**
 - Statische Kontextererkennung
 - Lernverfahren
- 5 **Ende**

Motivation

- Interesse an lernenden Systemen
- Ubiquitous Computing (UbiCom)
- Agentenparadigma
- Emotionale Systeme

Grundlagen

Definition Kontext

Allgemein

Als Kontext (lateinisch con-textus »Zusammenhang«, Plural: Kontexte) wird ein Zusammenhang oder Umfeld beispielsweise eines Wortes oder einer Handlung bezeichnet. **Babylon**

Kontext in UbiCom

Context is any information about circumstances, objects, or conditions surrounding a user that is considered relevant to the interaction between the user and the ubiquitous computing environment.[3]

Verschiedene Ausprägungen von Kontext

Ort, Temperatur, Beziehung, Emotion, Tätigkeit,...

Context Awareness

Definition

Adaptiver und „Bewusster“ Umgang mit hoch dynamischer Umgebung.

Eigenschaften Context Aware Systems

- Anpassung an dynamische Umwelt
- Umgang mit Unsicherheit
- Verschiedene Quellen für Kontexterfassung
- Unterschiedliche Aufgaben
- Vorhersagen
- Programm führt Aktion aus nicht der Benutzer

Architekturen

Architektur iFlat - Service Komponente

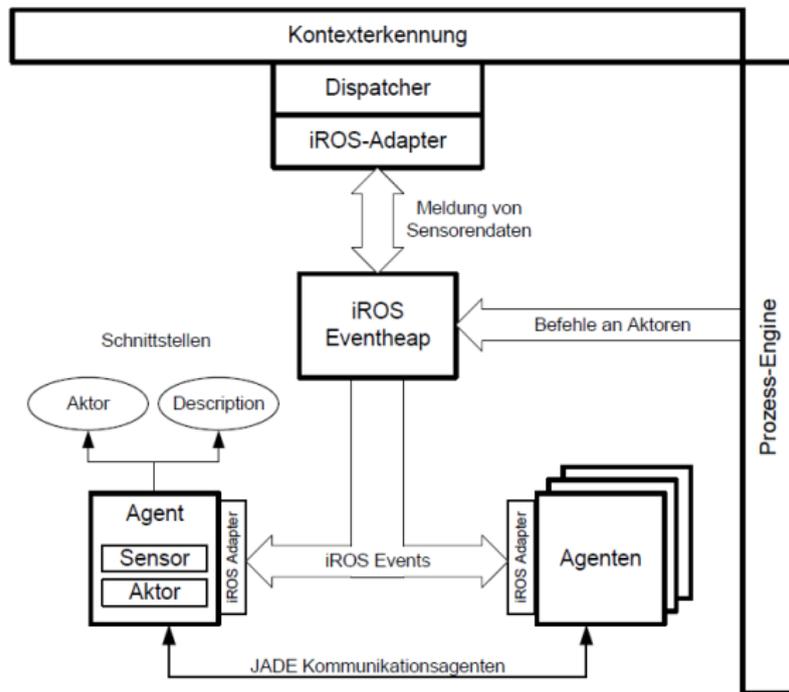


Abbildung: Konzeptionelle Sicht der Service-Komponente[13]

Architektur iFlat - Kontexterkennung

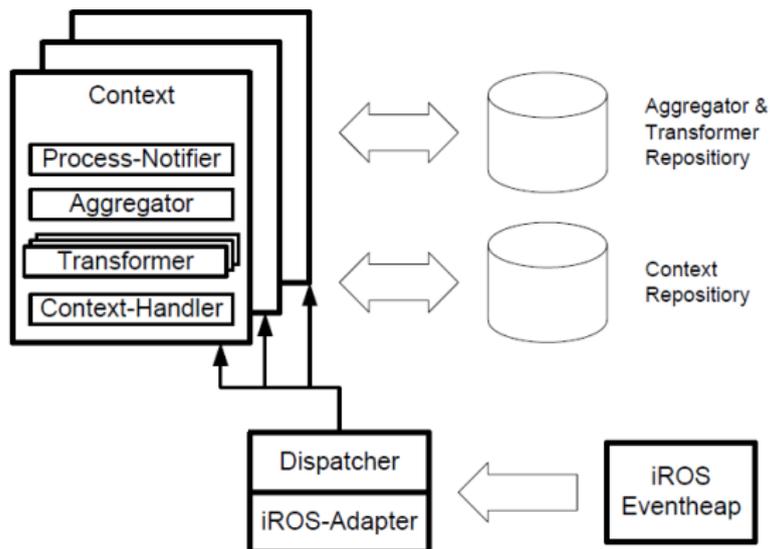


Abbildung: Konzeptionelle Sicht der Kontexterkennung [13]

Aufgaben Kontextererkennung

- Zuordnung verschiedener Sensordaten zu Kontexten (Entwurfszeit)
- Umwandlung in geeignetes Format (Transformation)
- Verbergen der Heterogenität von Sensoren (Aggregation)
- Speichern der Kontexte
- Informieren der Prozess-Engine über Kontexte

Gaia-Infrastructure

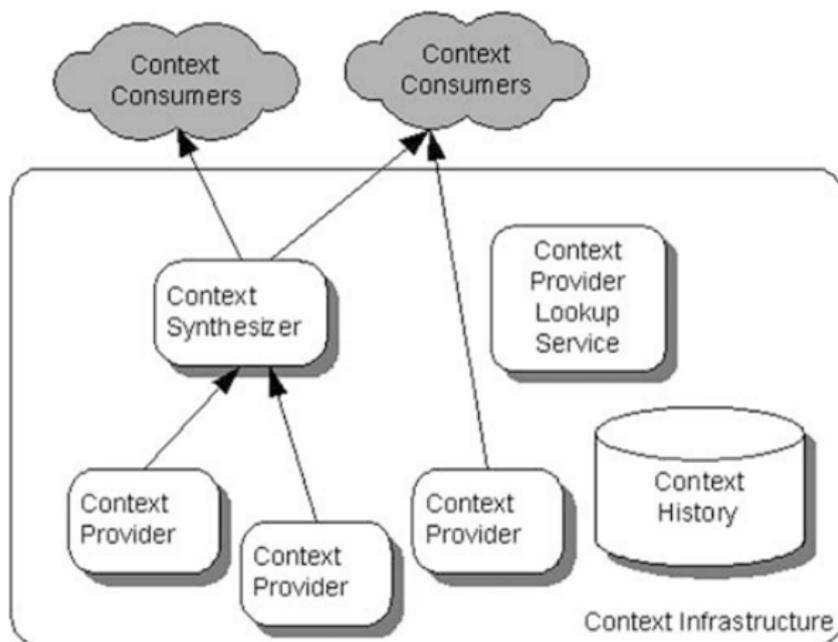


Abbildung: Gaia Infrastruktur für Kontexterkenung [11]

Context Aware Learning Systems

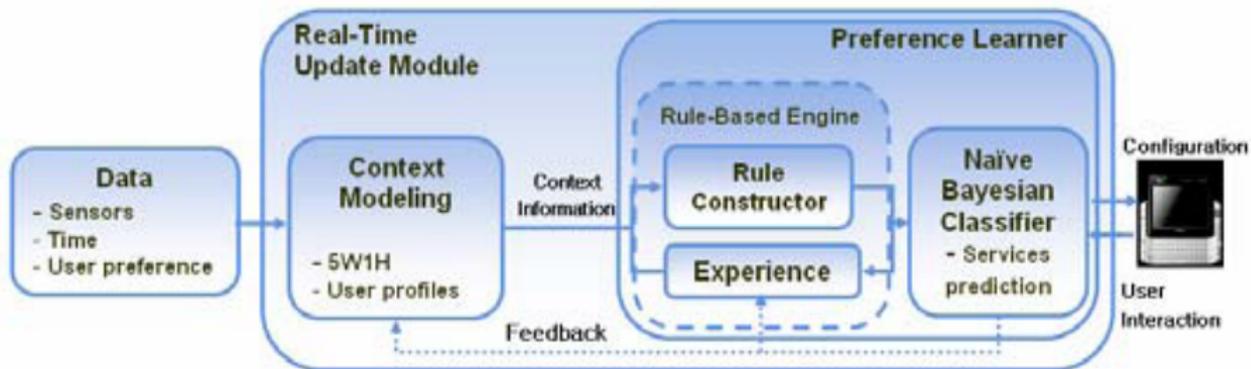


Abbildung: Context Aware Learning System [7]

Kontext Struktur - 5W1H

Who (Identity)		Name
When (Time)		Morning, Daytime, Afternoon, Evening, Midnight
Where (Location)		Entrance, Sofa, Window, MRTable
How (Behavior)		In, Out, StandUp, SitDown, Moving
Why (Stress)		VeryLow, Low, Middle, High, VeryHigh
What	Services	TV, DVD, WEB, MUSIC, IMAGE, MR, LIGHT
	Functions	On, Play, Pause, Stop, Off

Abbildung: who, when, where, why, what, and how: 5W1H [7]

Kontexterkennung

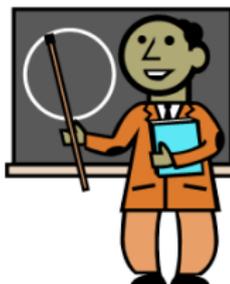
Übersicht

1 Statische Kontextererkennung



2 Lernenverfahren zur Kontextererkennung

- Naive Bayes Classifier
- Support Vector Machine



Statische Kontextererkennung¹

Basiert auf Prädikatenlogik z.B.:

- Location(Chris, Entering, Room3231)
- Temperature(Room3231 , =, 21 C)

Kontext höherer Ordnung ableitbar z.B.:

Sound (Room3234, >, 40 dB) AND
Lighting (Room3234, Stroboscopic) AND
#People (Room3234, >, 6)
⇒ *SocialActivity(Room3234, Party)*

¹Beispiele auf dieser Seite aus [11]

Kontextabfrage¹

Abfrage des Kontextes über Quantifizierung:

$\exists_{Location} y \text{ Location}(Chris, In, y)$

$\Rightarrow \text{Room3234}$

$\forall_{People} x \text{ Location}(x, In, \text{Room3234})$

$\Rightarrow \text{Chris, Peter, ...}$

Benötigt Rule Engine oder deklarative Programmiersprache
(z.B. Prolog)

¹Beispiele auf dieser Seite aus [11]

Fazit

- Einfache Beschreibung des Kontextes durch Prädikate und Ontologie
- Synthese der Prädikate über logische Operatoren
- Nicht flexibel und adaptiv in dynamischen Umgebungen
- Kontext durch Regeln braucht Eingabe (Programmierer)
- Erweiterung durch Lernverfahren möglich[11]

Übersicht

Hier vorgestellt:

- Naive Bayes Classifier
- Support Vector Machines(SVM)

Naive Bayes Classifier¹²

Bayesche Regeln

- Statistisches Verfahren
- Berechnung der Wahrscheinlichkeit(Whr) für Ereignis H gegeben Beobachtung E :
- $Pr[H|E] = \frac{Pr[E|H]*Pr[H]}{Pr[E]}$
- *A priori* Whr. von H : $Pr[H]$
- *A posteriori* Whr. von H : $Pr[H|E]$

¹Thomas Bayes, Englischer Mathematiker 1702 - 1761

²Folgende Folien über Bayes sind angelehnt an [5]

Klassifikation

Naive Bayes Annahme

- Wkr. einer Klasse gegeben Beobachtung E
- Beobachtung wird in Teile (Attribute) zergliedert
- Alle Attribute sind *unabhängig* voneinander

$$Pr[H|E] = \frac{Pr[E_1|H]Pr[E_2|H]...Pr[E_n|H]Pr[H]}{Pr[E]}$$

Beispiel Naive Bayes Klassifikation

Schlaf	Schlafdauer	Laune
unruhig	lang	gut
ruhig	normal	gut
ruhig	kurz	gut
normal	normal	gut
normal	lang	gut
unruhig	kurz	schlecht
normal	normal	schlecht
ruhig	kurz	schlecht

Schlaf			Schlafdauer			Laune	
	gut	schlecht		gut	schlecht	gut	schlecht
unruhig	1	1	kurz	1	2	5	3
normal	2	1	normal	2	1		
ruhig	2	1	lang	2	0		
unruhig	1/5	1/3	kurz	1/5	2/3	5/8	3/8
normal	2/5	1/3	normal	2/5	1/3		
ruhig	2/5	1/3	lang	2/5			

Beispiel Wahrscheinlichkeit

Beispiel Ereignis

Schlaf	Schlafdauer	Laune
unruhig	lange	???

Berechnung der Wahrscheinlichkeit

- Wahrscheinlichkeit für gute Laune:
- $gut = 1/5 * 2/5 * 5/8 = 0.05$
- Wahrscheinlichkeit für schlechte Laune:
- $schlecht = 1/3 * 3/8 = 0.125$

- $Pr(„gut“) = 0.05 / (0.05 + 0.125) = 28.6\%$
- $Pr(„schlecht“) = 0.125 / (0.05 + 0.125) = 71.4\%$

Zusammenfassung Naive Bayes Classifier

- Einfaches Verfahren zu Kategorisierung
- Benötigt Klassifizierte Trainingsdaten
- Weitere Möglichkeiten: Aufstellen von Entscheidungsbäumen und Bayes Netze
- Vorhandene Tools und APIs z.B.: www.norsys.com

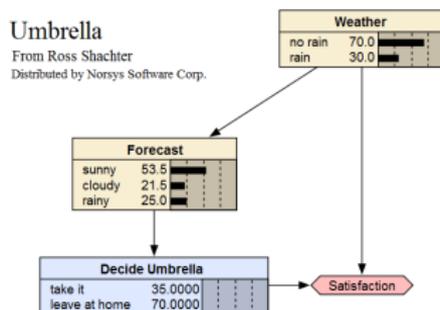


Abbildung: Bayes Net : Umbrella ¹

¹aus <http://www.norsys.com/netlibrary/index.htm>

Support Vector Machines(SVM)

Support Vector Machines (SVM)

Eigenschaften SVM

- Zuordnung von Trainingsdaten zu einer Klasse
- Trennung der Klassen durch Hyperebene
- Einfache Berechnung ob Daten zur trainierten Klasse gehören

SVM: Hyperebene

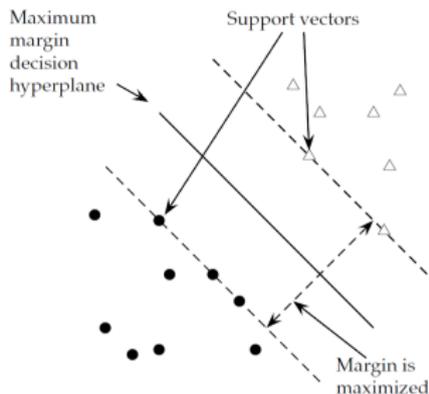


Abbildung: SVM - Hyperebene aus [8]

- Ziel ist Maximierung der Fläche der Hyperebene
- Stützvektoren vermeiden Überanpassung

Nicht lineare trennbare Daten

- Problem wenn die Daten nicht linear trennbar sind:
- Einführen weiterer Dimensionen bis Daten linear trennbar werden.

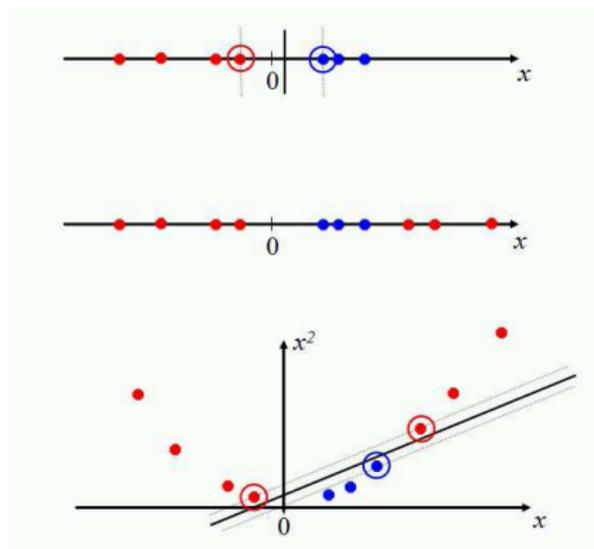


Abbildung: Lösung: nicht linear trennbare Daten[8]

Zusammenfassung SVM

- Berechnung der Hyperebene kompliziert (Lernphase)
- Klassifizierung danach sehr einfach
- selten Überanpassung
- APIs und Tools verfügbar

Weitere Verfahren zur Kontextererkennung

- Fuzzy Logic
- Collaborative Filtering
- Neuronale Netze
- Hybride Systeme
- Emotionale Systeme?

Zusammenfassung

- Viele Architekturen für Context Aware Systems / UbiCom verfügbar
- Viele Möglichkeiten Kontext zu modellieren und Kategorisieren
- Tools und APIs sind verfügbar
- Viel Wissen über Context Awareness und UbiCom vorhanden
- Wissen sehr verstreut
- Bedarf an Zusammenführung[12]

Ausblick

- Implementation und Evaluierung von Kontext und Lernverfahren
- Weitere Einarbeitung in Thematik (z.B. Akzeptanz durch Benutzer)
- Aktuelle Forschung verfolgen [Loca2009/2010](#)
- Auswerten folgender Ideen:
 - BDI - Agentenparadigma und AOSE für Context Awareness UbiCom
 - Emotionale Steuerung der Kontexterkenkung

Ende

Danke für die Aufmerksamkeit und viel Erfolg für die Prüfungen!



Noch Fragen?

- [1] Oliver Brdiczka, Patrick Reignier, and James L. Crowley. Supervised learning of an abstract context model for an intelligent environment. In *sOc-EUSAI '05: Proceedings of the 2005 joint conference on Smart objects and ambient intelligence*, pages 259–264, New York, NY, USA, 2005. ACM.
- [2] Annie Chen. Context-aware collaborative filtering system: predicting the user's preferences in ubiquitous computing. In *CHI '05: CHI '05 extended abstracts on Human factors in computing systems*, pages 1110–1111, New York, NY, USA, 2005. ACM.
- [3] Anind K. Dey and Gregory D. Abowd. A conceptual framework and a toolkit for supporting the rapid prototyping of context-aware applications. *Cont Aw Comput-HCI J* 16:97116, 2001.
- [4] Y. Gu, S.L. Tan, K.J. Wong, M.H.R. Ho, and L. Qu. Using ga-based feature selection for emotion recognition from physiological signals. In *Intelligent Signal Processing and Communications Systems, 2008. ISPACS 2008. International Symposium on*, pages 1–4, Feb. 2009.
- [5] Alexander Hinneburg. Vorlesung: Data mining in datenbanken. Martin-Luther-Universität Halle-Wittenberg, 2005.

- [6] Kwang-Eun Ko and Kwee-Bo Sim. Development of context aware system based on bayesian network driven context reasoning method and ontology context modeling. In *Control, Automation and Systems, 2008. ICCAS 2008. International Conference on*, pages 2309–2313, Oct. 2008.
- [7] Jieun Lee, Sanghoun Oh, and Moongu Jeon. A new context-aware learning system for predicting services to users in ubiquitous environment. *ISUVR '07 5th International Symposium on Ubiquitous Virtual Reality, 2007*.
- [8] Christopher D. Manning, Prabhakar Raghavan, and Hinrich Schütze. *An Introduction to Information Retrieval*. Cambridge University Press Cambridge, England, 2009.
- [9] K. Oku, S. Nakajima, J. Miyazaki, and S. Uemura. Context-aware svm for context-dependent information recommendation. In *Mobile Data Management, 2006. MDM 2006. 7th International Conference on*, pages 109–109, May 2006.
- [10] K. Oyama, H. Jaygarl, Jinchun Xia, C.K. Chang, A. Takeuchi, and H. Fujimoto. A human-machine dimensional inference

ontology that weaves human intentions and requirements of context awareness systems. In *Computer Software and Applications, 2008. COMPSAC '08. 32nd Annual IEEE International*, pages 287–294, 28 2008-Aug. 1 2008.

- [11] Anand Ranganathan and Roy H. Campbell. An infrastructure for context-awareness based on first order logic. *Personal Ubiquitous Comput.*, 7(6):353–364, 2003.
- [12] Ahmet Soylu, Patrick Causmaecker, and Piet Desmet. Context and adaptivity in pervasive computing environments: Links with software engineering and ontological engineering. *Journal of Software*, 4(9), 2009.
- [13] Sven Stegelmeier, Piotr Wendt, and Kai von Luck, editors. *iFlat - Eine dienstorientierte Architektur für intelligente Räume*. HAW - Hamburg, 2009.
- [14] T. Suganuma, K. Yamanaka, Y. Tokairin, H. Takahashi, and N. Shiratori. A ubiquitous supervisory system based on social context awareness. In *Advanced Information Networking and Applications, 2008. AINA 2008. 22nd International Conference on*, pages 370–377, March 2008.

- [15] Juan Ye, Susan McKeever, Lorcan Coyle, Steve Neely, and Simon Dobson. Resolving uncertainty in context integration and abstraction: context integration and abstraction. In *ICPS '08: Proceedings of the 5th international conference on Pervasive services*, pages 131–140, New York, NY, USA, 2008. ACM.