

Bewegung im Alltag:

Wie versteht eine Maschine Motorik und Kausalität?

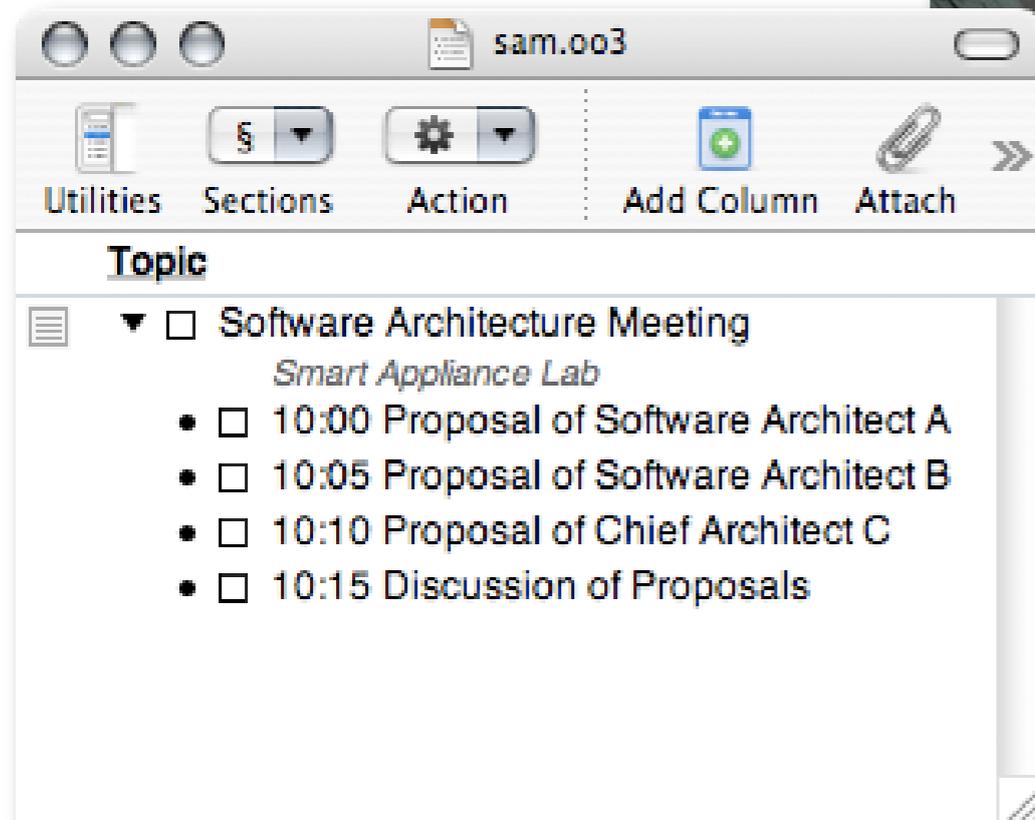
Thomas Kirste

Mobile Multimediale Informationssysteme

Institut für Informatik, Universität Rostock

<http://mmis.informatik.uni-rostock.de>

Intentionserkennung



- Ziel: Finde heraus, welche Ziele ein Team in einem intelligenten Besprechungsraum hat
 - Aus den Positions- und Bewegungsdaten der Personen und durch Nutzung von Agenda-Informationen
- Konfiguriere Raum entsprechend (Beleuchtung, Leinwände, Projektoren, ...)
- Problem: Wie schließt man aus Sensordaten auf das, was Personen in einer Umgebung erreichen wollen?

Assistenzsysteme und Handlungserkennung: Grundbegriffe

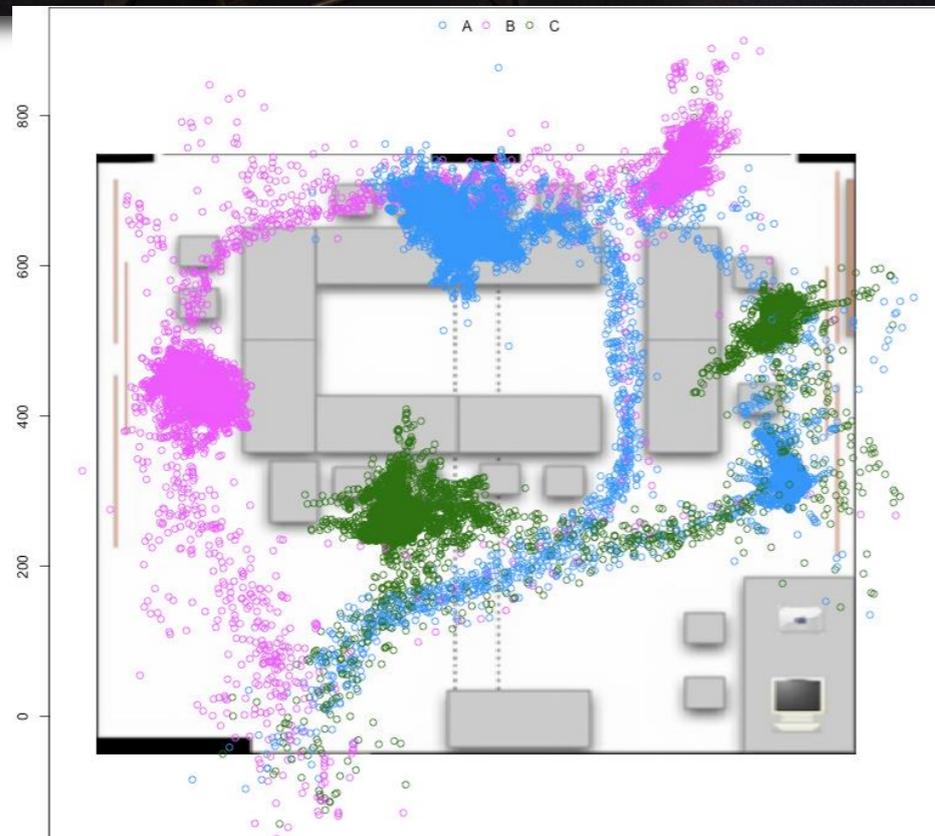
„Intelligente“ Assistenzsysteme

- Ein Spezialfall der Assistenzsysteme
- Nutzen Technologien aus den Bereichen Regelungstechnik und künstliche Intelligenz
- „Intelligenz“ = Fähigkeit des Systems zur **situationsgerechten autonomen** Wahl zwischen mehreren Handlungsoptionen
 - Google-Auto sieht vor sich einen schwarzen Fleck
 - Was ist das? Teerfleck? Stein? Schlagloch? Person?
 - Weiterfahren? Links oder rechts umfahren? Abbremsen? Hupen?
- **Komponenten:**
 - (1) Sensorik (2) Situationsanalyse (3) Zielwahl (4) Handlungsplanung (5) Aktorik
 - Teilbereich der Situationsanalyse: Handlungserkennung.
 - Was tut der Mensch, der unterstützt werden soll?

Handlungserkennung

- **Sensorische Erfassung von Handlungen einer Person**
 - Sensoren: Beschleunigungssensoren, (Indoor-) GPS, Druckmatten, Sensfloor, Annäherungs- und Berührungsmelder, RFID, ...
 - Handlungserkennung: statistische Modelle für die Korrelation zwischen Sensordaten und Handlung. Schließen von **Wirkung** (Sensordaten) auf **Ursache** (Handlung).
- **Kausalkette: Handlung → Bewegung → Sensordaten**

Recognizing Team-Activities



Team activities;
Outdoor activities:
Location data (Ubisense; GPS)

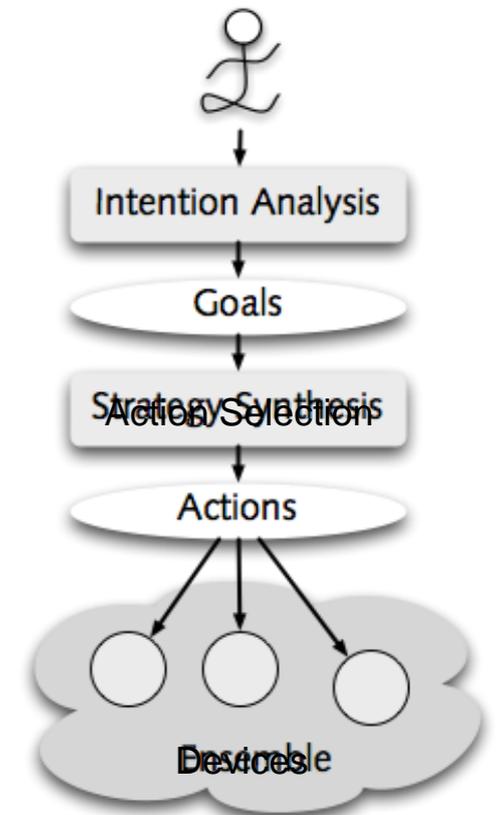
Hein, Giersich & Kirste. Model-based Inference Techniques for detecting High-Level Team Intentions. *Behavior Monitoring and Interpretation* 2009

Handlungserkennung

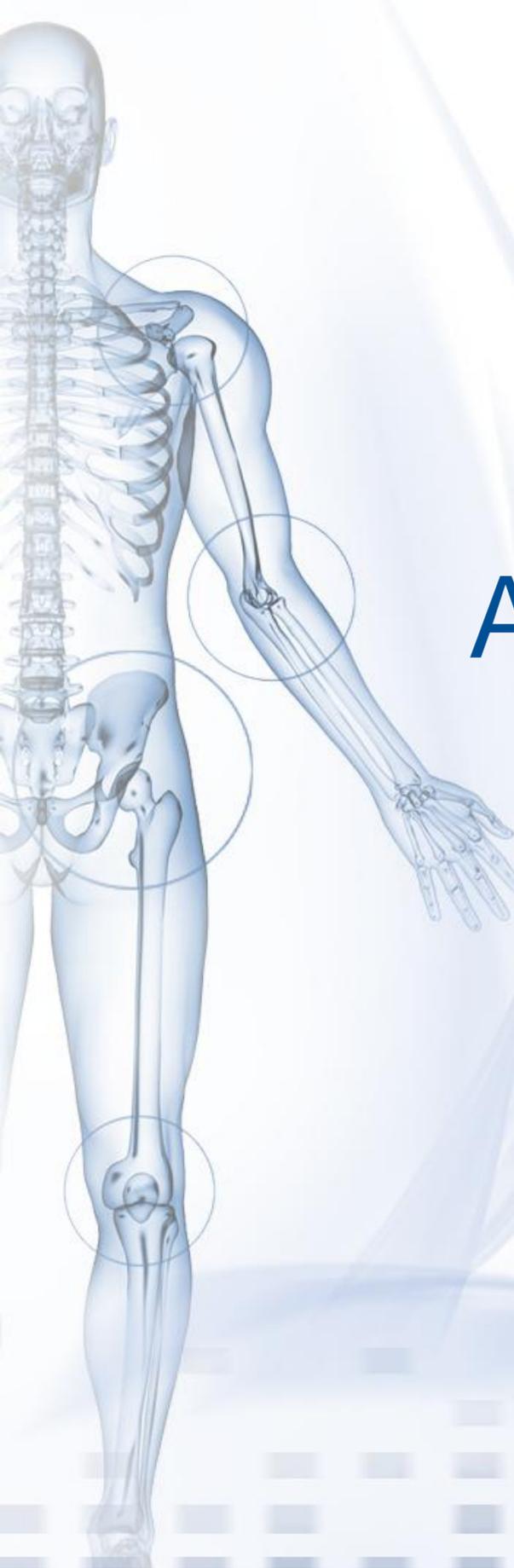
- **Sensorische Erfassung von Handlungen einer Person**
 - Sensoren: Beschleunigungssensoren, (Indoor-) GPS, Druckmatten, Sensfloor, Annäherungs- und Berührungsmelder, RFID, ...
 - Handlungserkennung: statistische Modelle für die Korrelation zwischen Sensordaten und Handlung. Schließen von **Wirkung** (Sensordaten) auf **Ursache** (Handlung).
- **Anwendungsfelder**
 - **Gefahrenerkennung** – Schadensvermeidung und -begrenzung
 - z.B. Desorientierung, Sturz, Unaufmerksamkeit
 - **Assistenz** – Kompensation von Beeinträchtigungen und Wahrung der Selbstwirksamkeit; Arbeitserleichterung
 - Orientierungsunterstützung
 - Automatisierung
 - **Zustandsmonitoring** – Ändert sich das Aktivitätsverhalten im Lauf der Zeit?
 - Veränderung des Gesundheitszustands
 - Wirkung von therapeutischen Interventionen

Handlungserkennung: Prinzip

- Wenn gegeben ist:
 - Wissen über die Handlungsabläufe des Nutzers
 - Systemmodell – $p(x_t | x_{t-1})$
 - Wissen über Beobachtbarkeit von Situationen
 - Beobachtungsmodell – $p(z_t | x_t)$
 - Eine Menge von Beobachtungen – $z_{1:t}$
- Dann lässt sich daraus bestimmen:
 - Die aktuelle Aktivität bzw. Intention des Nutzers – $p(x_t | z_{1:t})$
 - Vorhersage der nächsten Nutzeraktionen – $p(x_{t+1} | z_{1:t})$
- Daraus lässt sich dann folgern:
 - Welche Unterstützung der Nutzer benötigt
- Ohne Interaktion – d.h., Aufmerksamkeit und Bedienkompetenz – vom Nutzer zu fordern



Kann man von Bewegungen
auf den Schweregrad
motorischer Erkrankungen
schließen?



NASFIT

Algorithmische Analyse von Bewegungsdaten bei spastischen Patienten

- Entwicklung eines Assistenzsystems zur Verbesserung der Behandlung und des Monitorings von Patienten mit Lähmungen und Spastiken hervorgerufen durch Erkrankungen wie
 - Schlaganfall, Multiple Sklerose (MS), Infantile Cerebralparese (ICP), Schädel-Hirn-Trauma (SHT), Amyotrophe Lateralsklerose (ALS)
- ... basierend auf einer objektiven Erfassung von
 - Schwere der Symptome
 - Grad der täglichen Aktivität und Gelenkmobilität
- ... in unbeschränktem täglichem Bewegungsverhalten
- ... unter Nutzung von tragbaren Bewegungs- und EMG-Sensoren

Prevalence / Incidence

Disorder	Case numbers in Germany	developing spasticity
Apoplexy	250,000 per year	~ 85-90 % Fries et al. 2010
Traumatic brain injury	280,000 per year	~ 10.000 cases Kampfl et al. 2003
Multiple sclerosis	120,000–140,000 cases	60–66 % Flachenecker et al. 2003
Amyotrophic lateral sclerosis	4–9/100,000 per year	ca. 45 % Ashworth et al. 2009
Cerebral palsy	1.5–2.5 per 1000 births 1000–1500 per year	100 %

Testing Methods

- Ashworth scale of muscle spasticity
- Modified Ashworth scale by Bohannon and Smith
- 25 foot walk test
- Max. walking distance, six minute walking distance
- Numeric rating scale
- ...



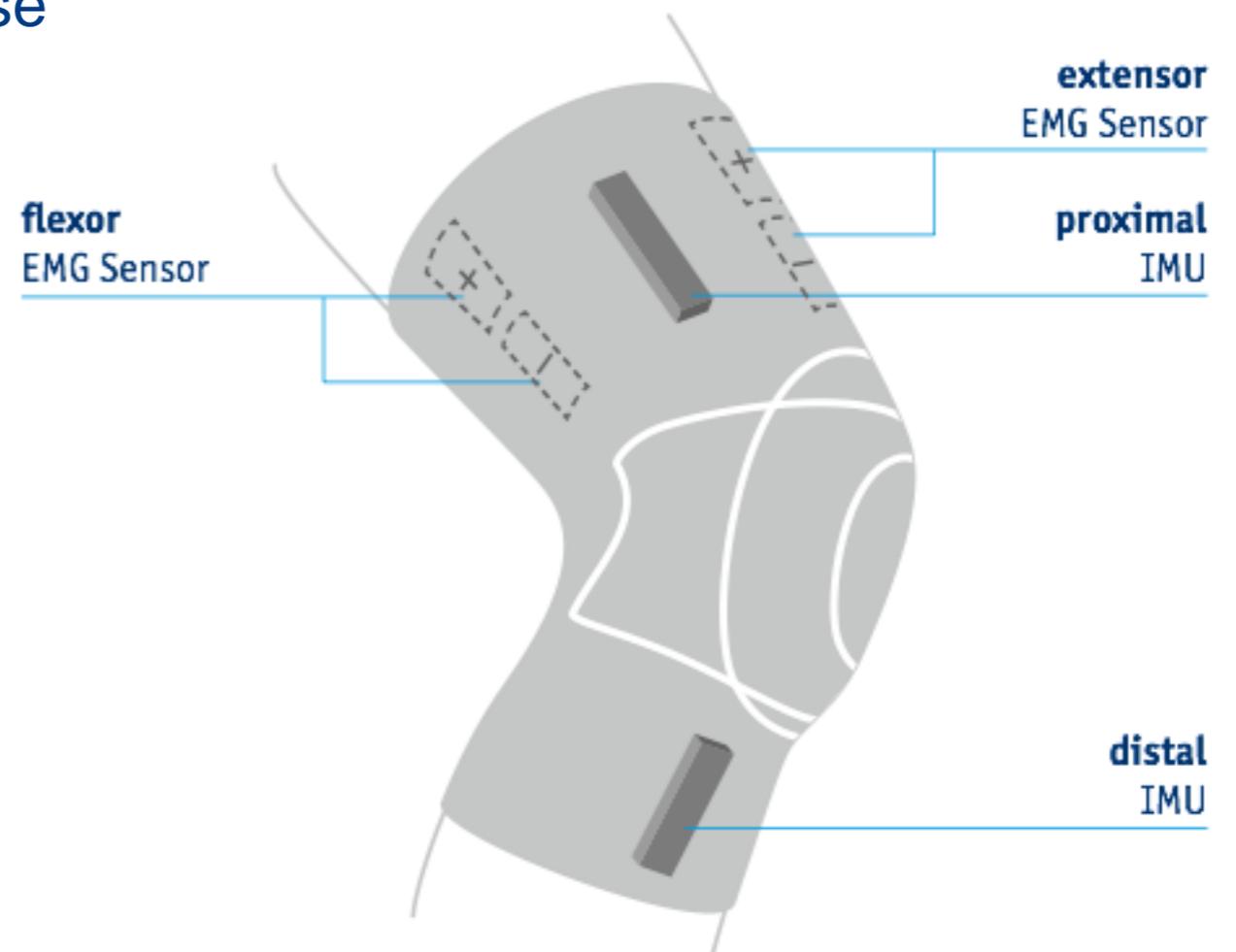
Challenges of Today's Testing Methods

- No objective quantification of medical treatment effects in everyday environment
 - difficult to adjust therapy to individual situation
- Not available for real-time (on-line) intervention
 - does not allow for adaptive automated intervention such as ITB dosage adjustment or electrical muscle stimulation (EMS)
- Question: Is it possible to use sensor data and signal processing to assess spasticity? On-line?

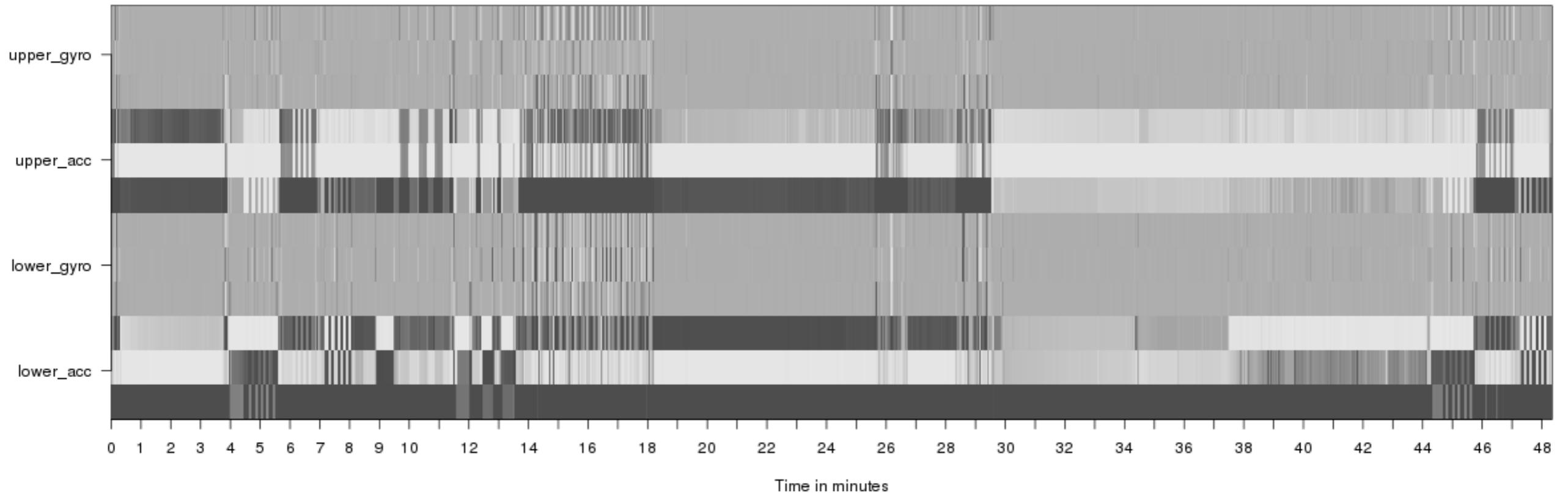


Technischer Ansatz

- Instrumentierte Sensororthese
- Einschränkung zunächst auf untere Extremität
- Bifunktionale instrumentierte Softorthese
 - orthetische Funktion
 - Hardwareträger
- Position der IMUs proximal und distal
- Position der EMG-Elektroden am Extensor und Flexor
- Erprobung leitfähiger Fasern zur Verkabelung
- Integration von EMS-Elektroden



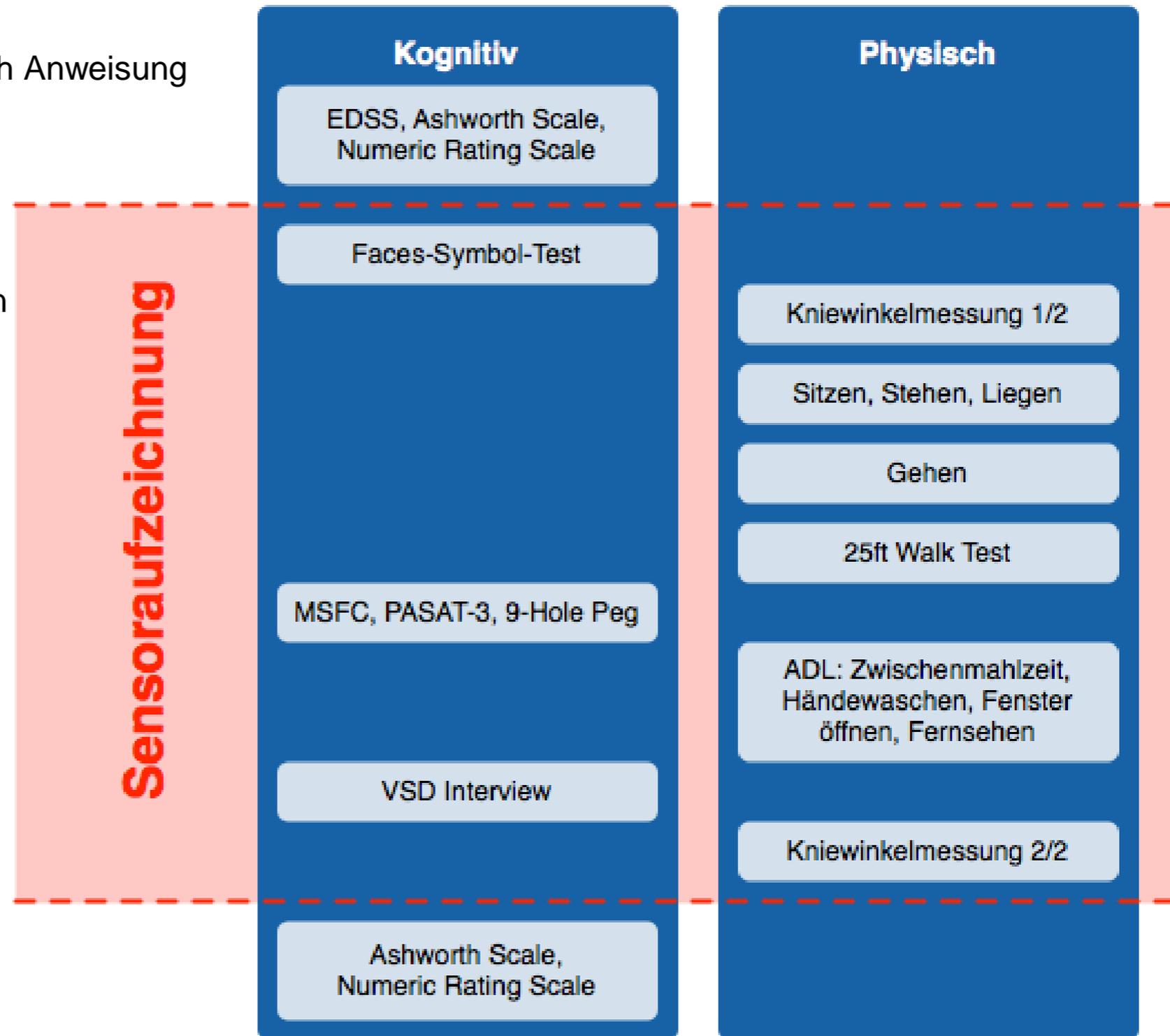
Projektziel Informatik



- Entwicklung und Evaluation von Algorithmen
- Drei Fragestellungen:
 - Bewegungserkennung
 - Aktivitätsverteilung (Sitzen, Gehen, Stehen, Liegen): relative Genauigkeit: 10%, absolute Genauigkeit: 20%
 - Kniewinkelberechnung
 - Messgenauigkeit 2° bis 5° in Ruhe
 - Spastikerkennung
 - Anzahl und tageszeitliche Erscheinung der Spastik

Messparcours

- Zeitlicher Ablauf
 - Bewegungsabfolgen und neurologische Tests nach Anweisung
 - pro Person ~45 min
- Bewegungen
 - Kniewinkelmessungen
 - Elementare Bewegungen
 - Fortbewegung
 - Alltagsaktivitäten

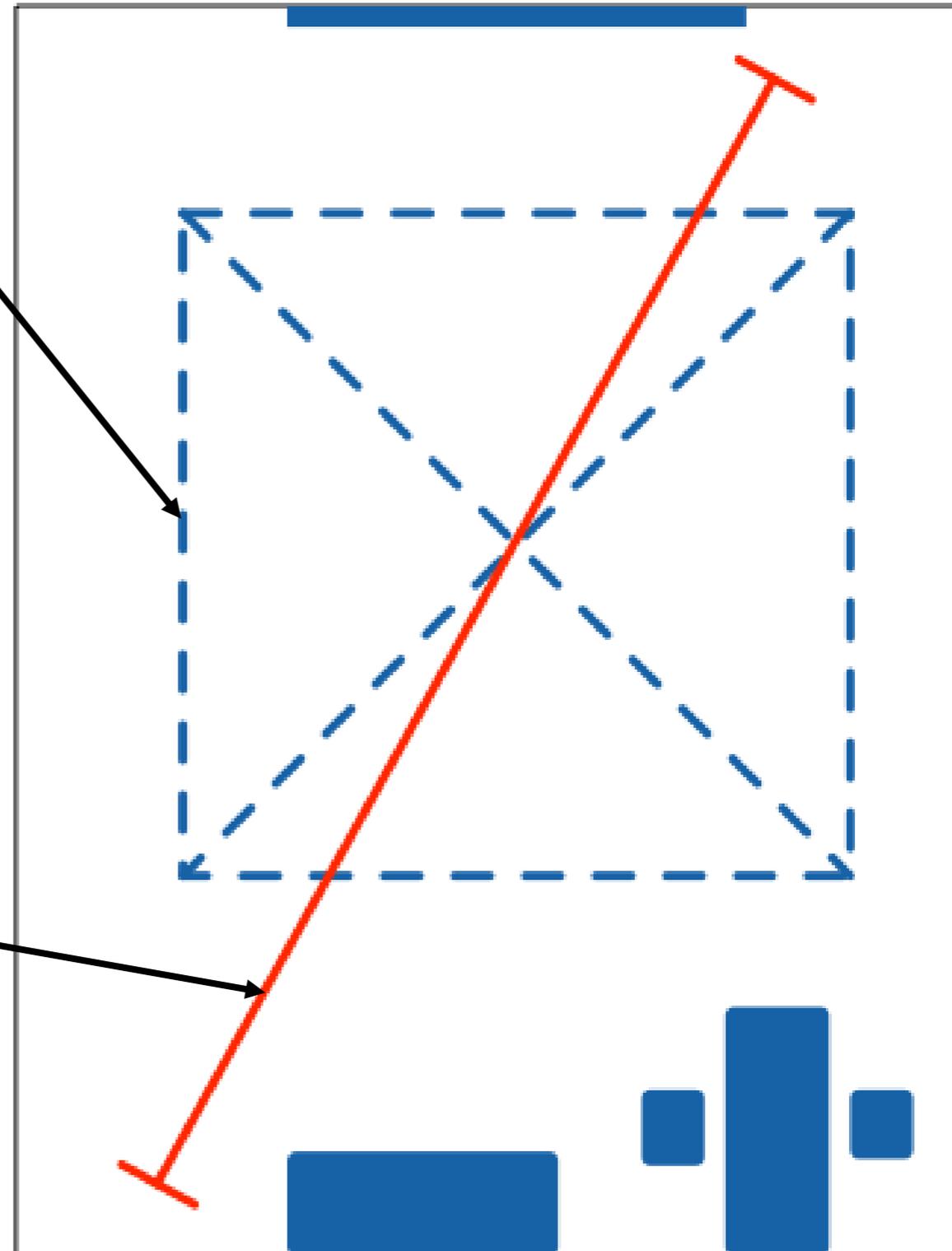


Messparcours

- Zeitbedarf
 - ~45min / Proband
- Laboraufbau
 - Instrumentierte Umgebung
 - Markierungen auf Boden
- Bereiche für
 - Neurologische Tests
 - Sitzen, Stehen, Liegen
 - Fortbewegung ohne / mit Hilfsmitteln
 - Alltagsnahe Tätigkeiten

Gehstrecke 4x4m

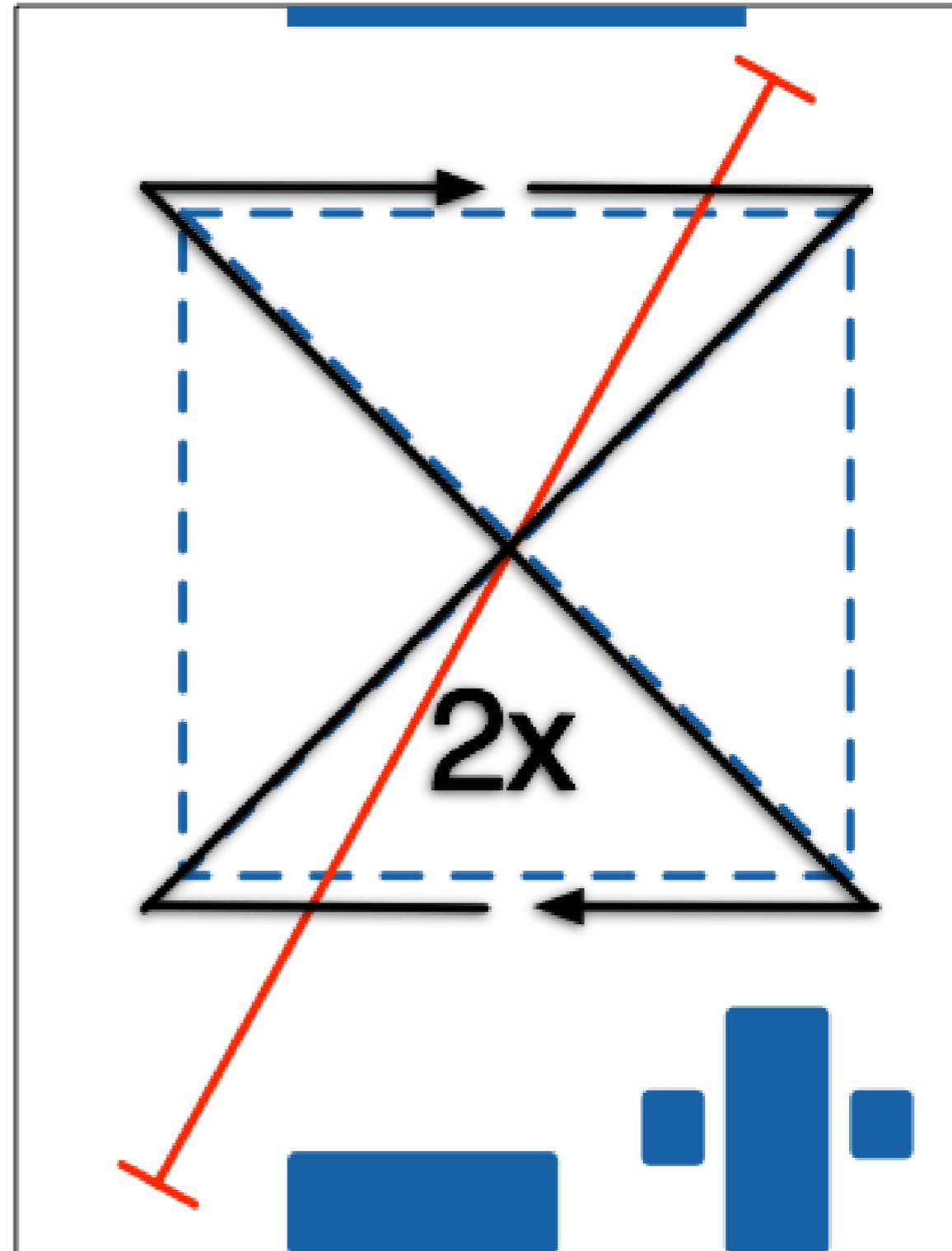
25ft Walk Test



Messparcours

- Zeitbedarf
 - ~45min / Proband
- Laboraufbau
 - Instrumentierte Umgebung
 - Markierungen auf Boden
- Bereiche für
 - Neurologische Tests
 - Sitzen, Stehen, Liegen
 - Fortbewegung ohne / mit Hilfsmitteln
 - Alltagsnahe Tätigkeiten

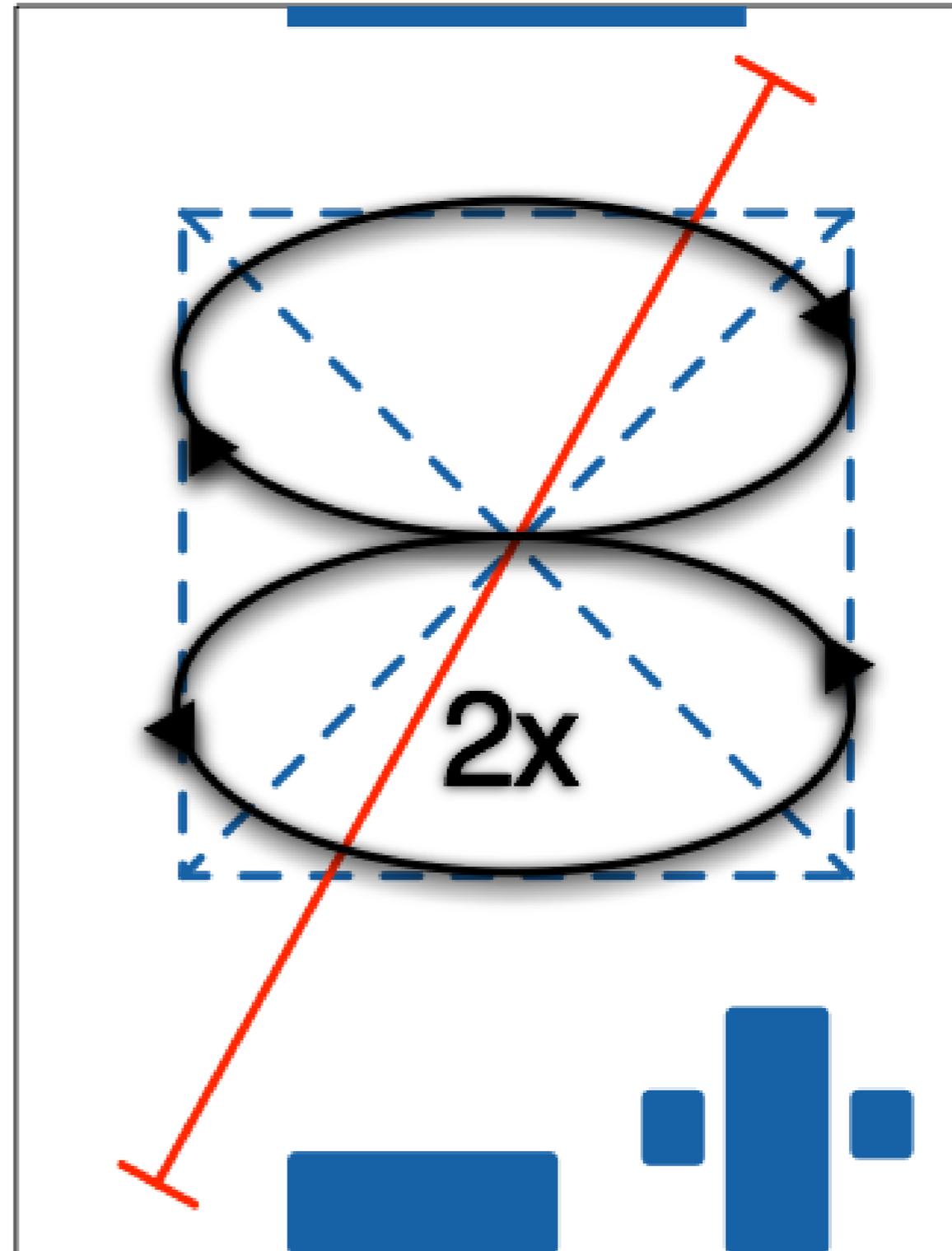
Beispielsweise Gehen...



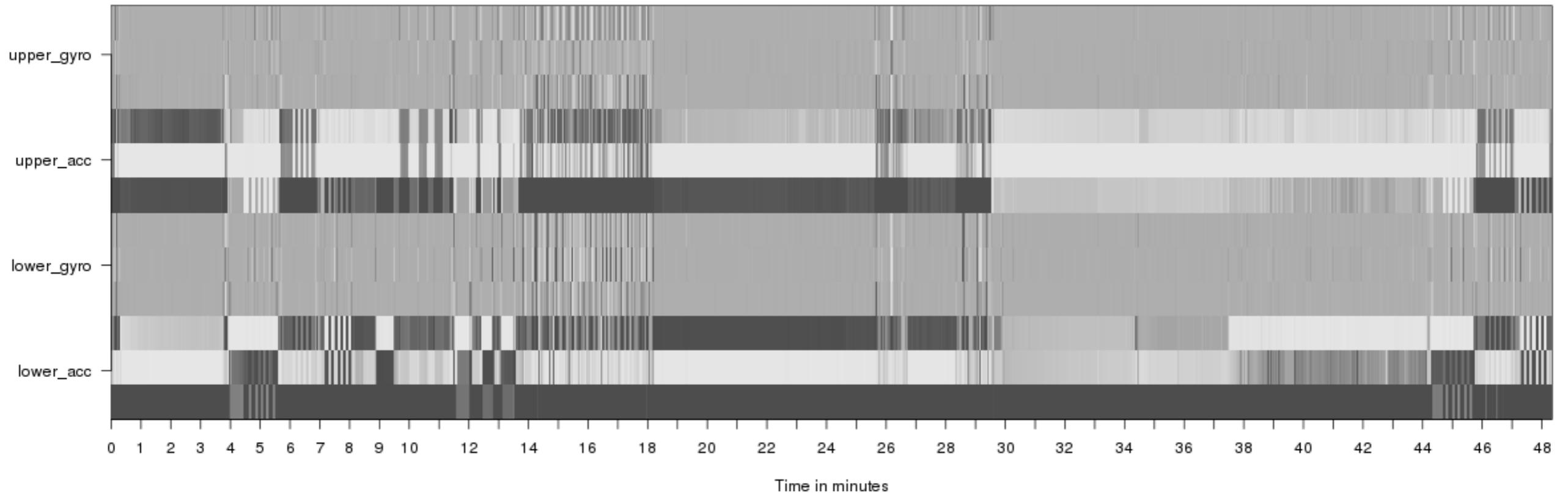
Messparcours

- Zeitbedarf
 - ~45min / Proband
- Laboraufbau
 - Instrumentierte Umgebung
 - Markierungen auf Boden
- Bereiche für
 - Neurologische Tests
 - Sitzen, Stehen, Liegen
 - Fortbewegung ohne / mit Hilfsmitteln
 - Alltagsnahe Tätigkeiten

Beispielsweise Gehen...



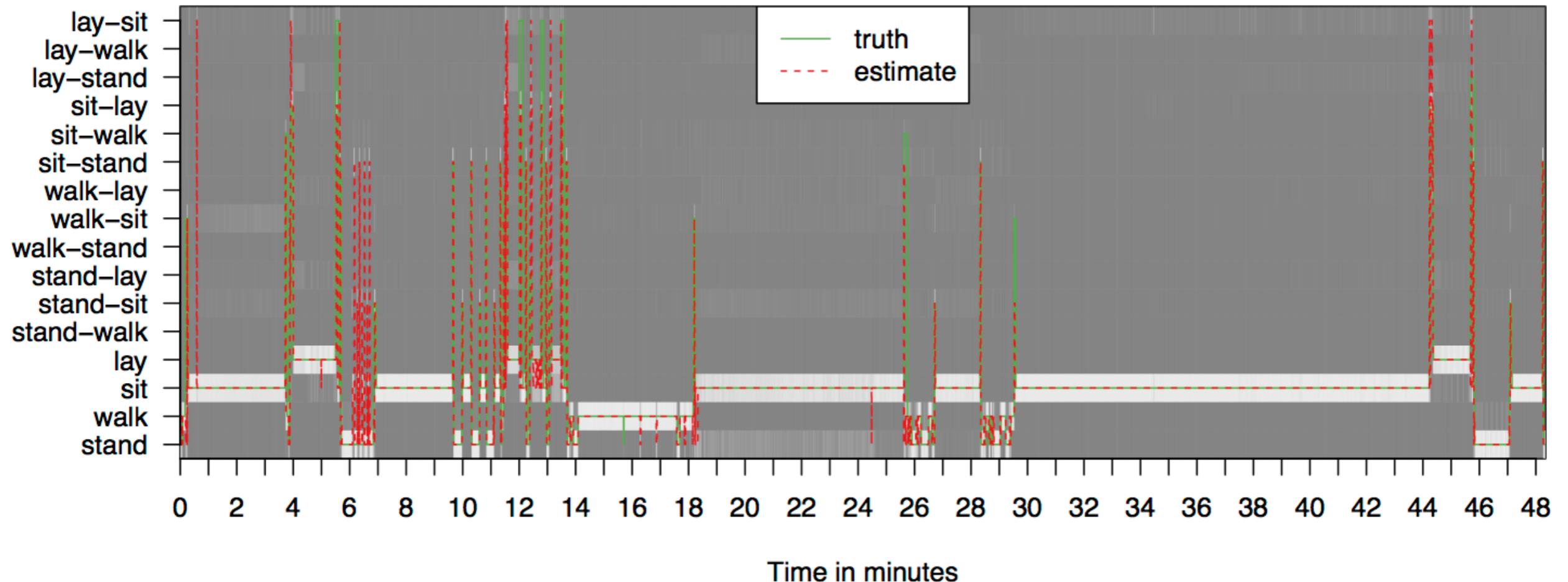
Projektziel Informatik



- Entwicklung und Evaluation von Algorithmen
- Drei Fragestellungen:
 - Bewegungserkennung
 - Aktivitätsverteilung (Sitzen, Gehen, Stehen, Liegen): relative Genauigkeit: 10%, absolute Genauigkeit: 20%
 - Kniewinkelberechnung
 - Messgenauigkeit 2° bis 5° in Ruhe
 - Spastikerkennung
 - Anzahl und tageszeitliche Erscheinung der Spastik

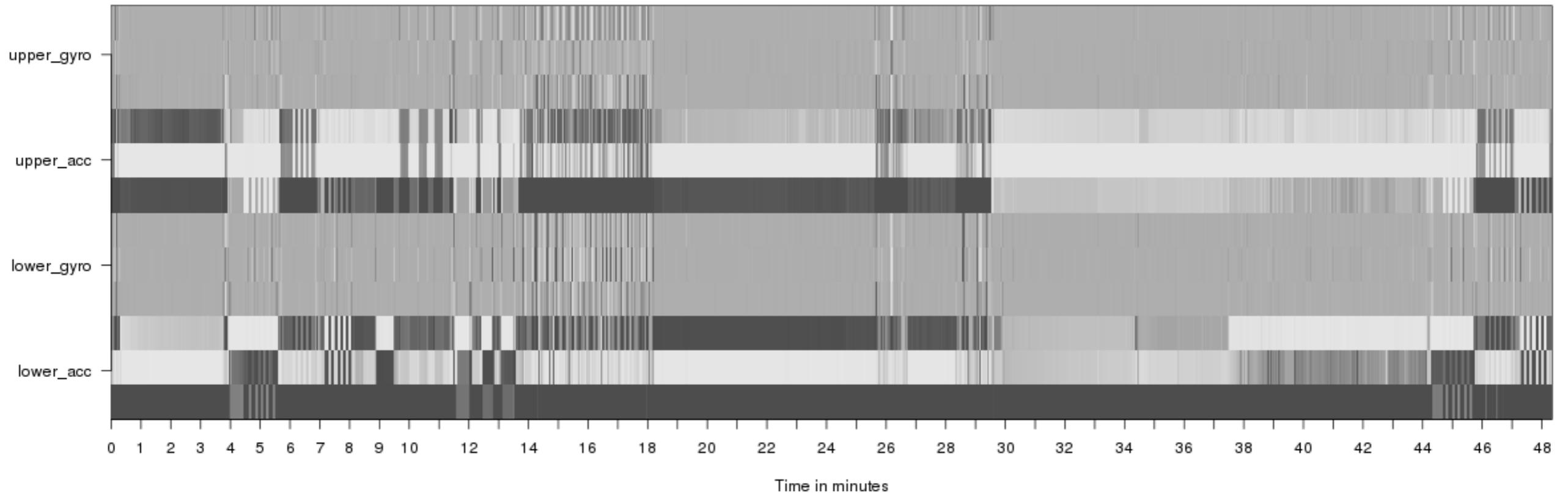
Bewegungserkennung

Accuracy: 94,60%



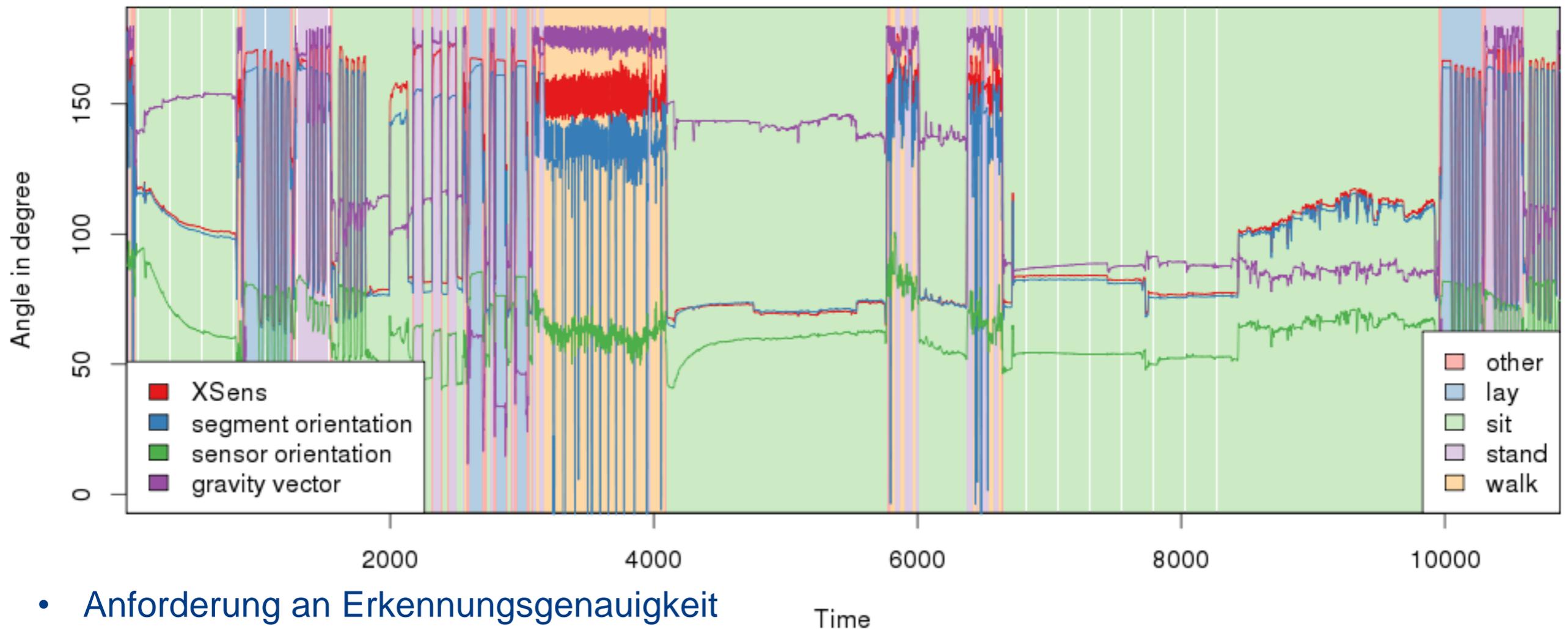
- Anforderung an Erkennungsgenauigkeit
 - Aktivitätsverteilung (Sitzen, Gehen, Stehen, Liegen): relative Genauigkeit: 10%, absolute Genauigkeit: 20%
- Manuelle Annotationen als Ground Truth
- Ansatz: • Fensterung, • statistische Merkmale & FFT, • Support-Vector-Machine
- Leave-One-Out Crossvalidation

Projektziel Informatik



- Entwicklung und Evaluation von Algorithmen
- Drei Fragestellungen:
 - Bewegungserkennung
 - Aktivitätsverteilung (Sitzen, Gehen, Stehen, Liegen): relative Genauigkeit: 10%, absolute Genauigkeit: 20%
 - Kniewinkelberechnung
 - Messgenauigkeit 2° bis 5° in Ruhe
 - Spastikerkennung
 - Anzahl und tageszeitliche Erscheinung der Spastik

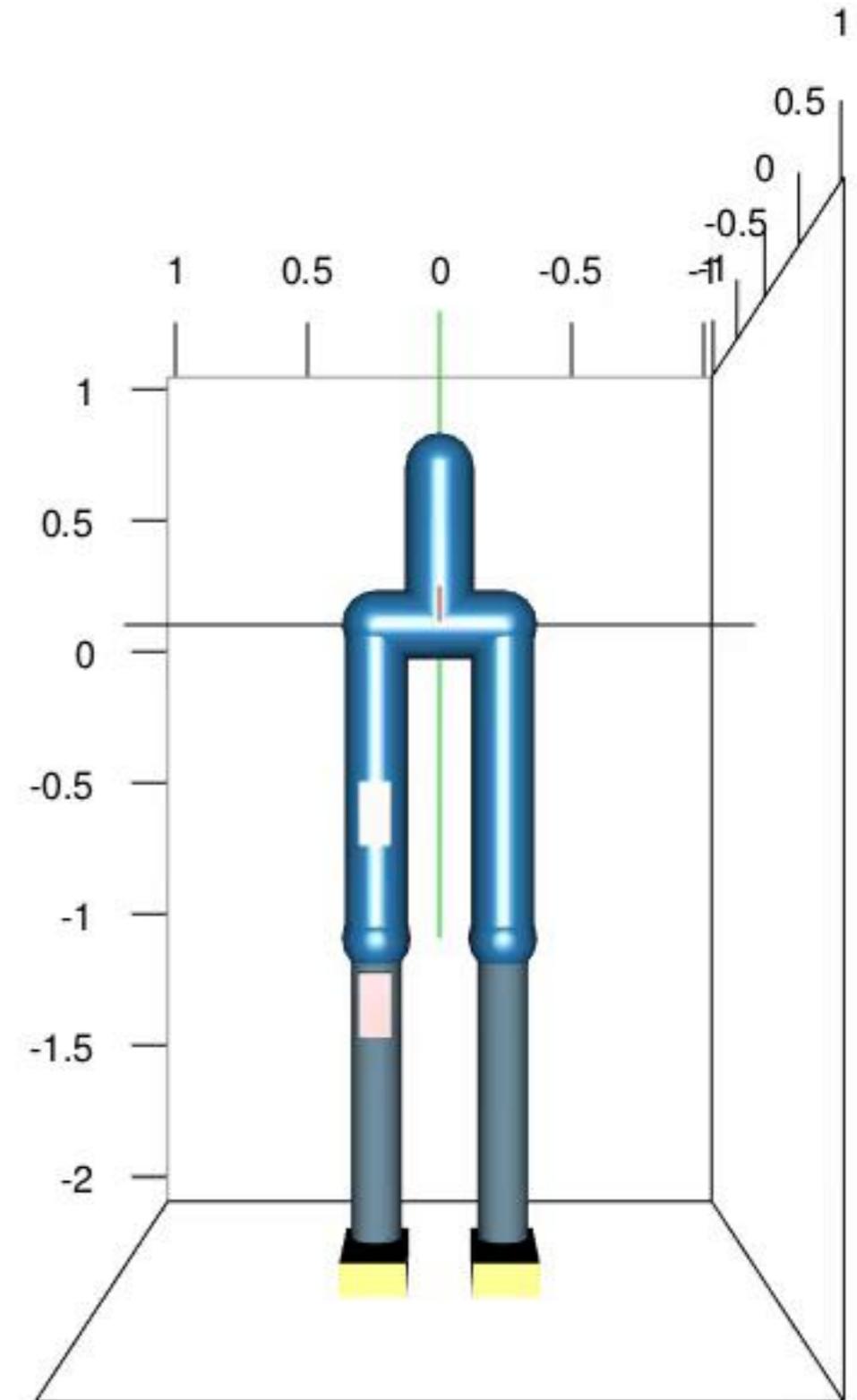
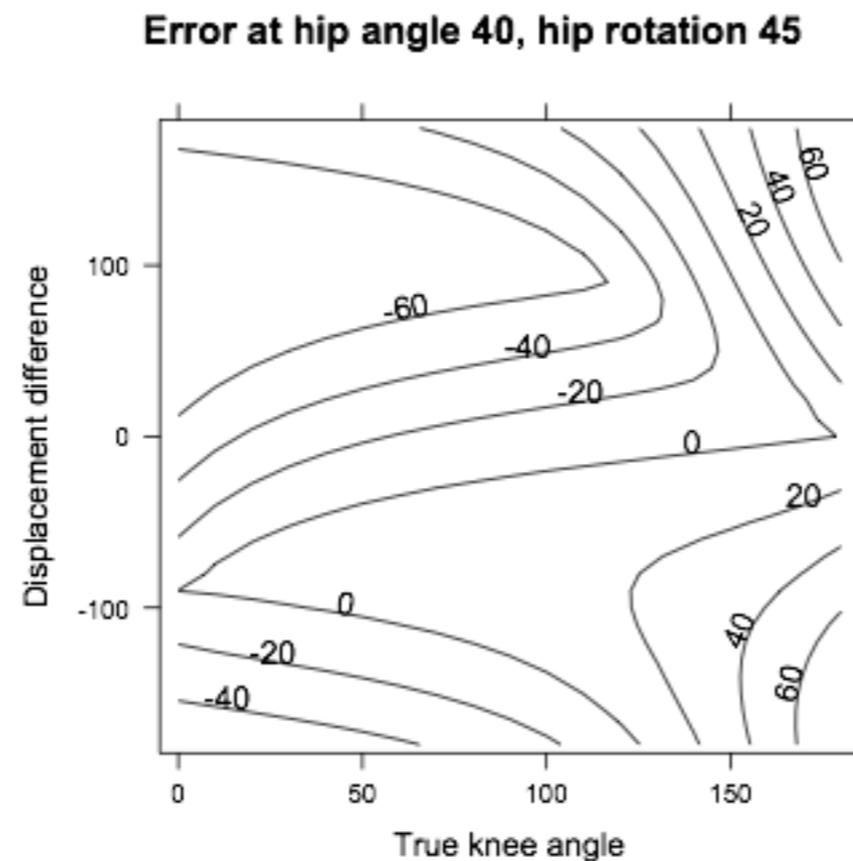
Kniewinkelberechnung



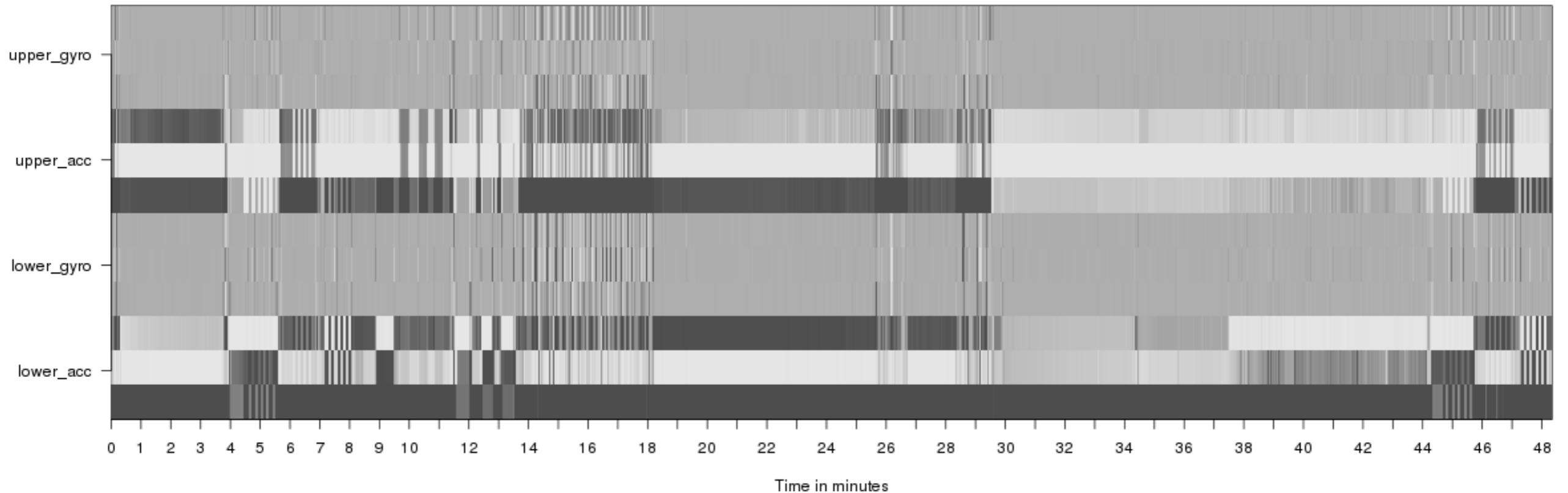
- Anforderung an Erkennungsgenauigkeit
 - Messgenauigkeit 2° bis 5° in Ruhe
- XSens Kniewinkel und mech. Goniometer als Ground Truth
- MSE in Ruhe und Bewegung
- Work in Progress ...

Kniewinkelberechnung

- Theoretische Betrachtungen
 - Fehlerquellen
 - Sensorrauschen, -drift, Magnetische Störungen
 - Sensordisplacement
 - Überlagerungen mit Bewegungen
- Kinematisches Modell
 - Sensorsimulation
 - Patientenmaße veränderbar
 - Sensorposition veränderbar



Projektziel Informatik



- Entwicklung und Evaluation von Algorithmen
- Drei Fragestellungen:
 - Bewegungserkennung
 - Aktivitätsverteilung (Sitzen, Gehen, Stehen, Liegen): relative Genauigkeit: 10%, absolute Genauigkeit: 20%
 - Kniewinkelberechnung
 - Messgenauigkeit 2° bis 5° in Ruhe
 - Spastikerkennung
 - Anzahl und tageszeitliche Erscheinung der Spastik

Spastikerkennung

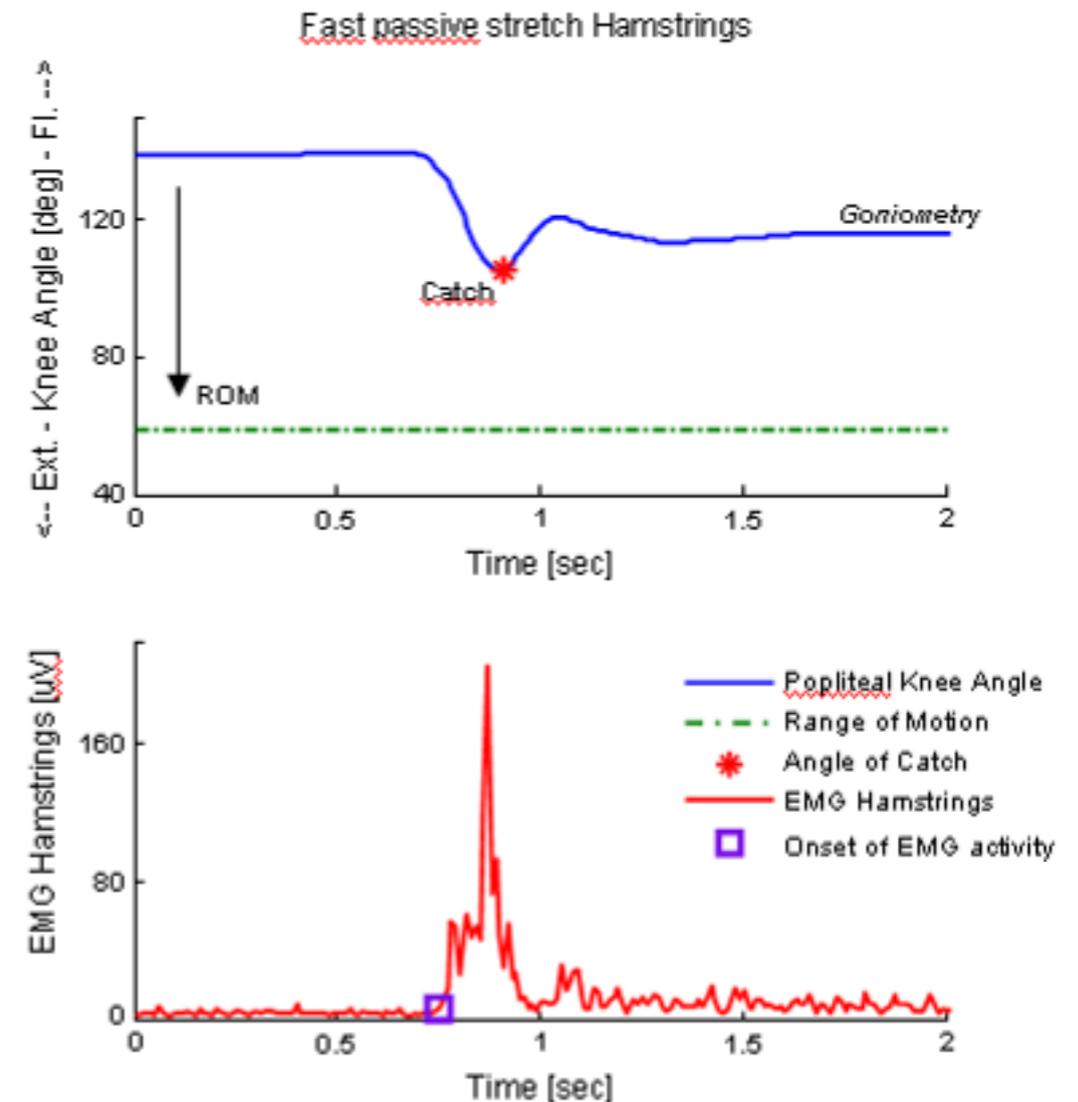
- Sensorbasierte Erfassung im Labor
- Aufzeichnung von EMG- / IMU-Signalen während kontrollierter passiver Streckung
- Ziel: Klinischer Test für Spastik



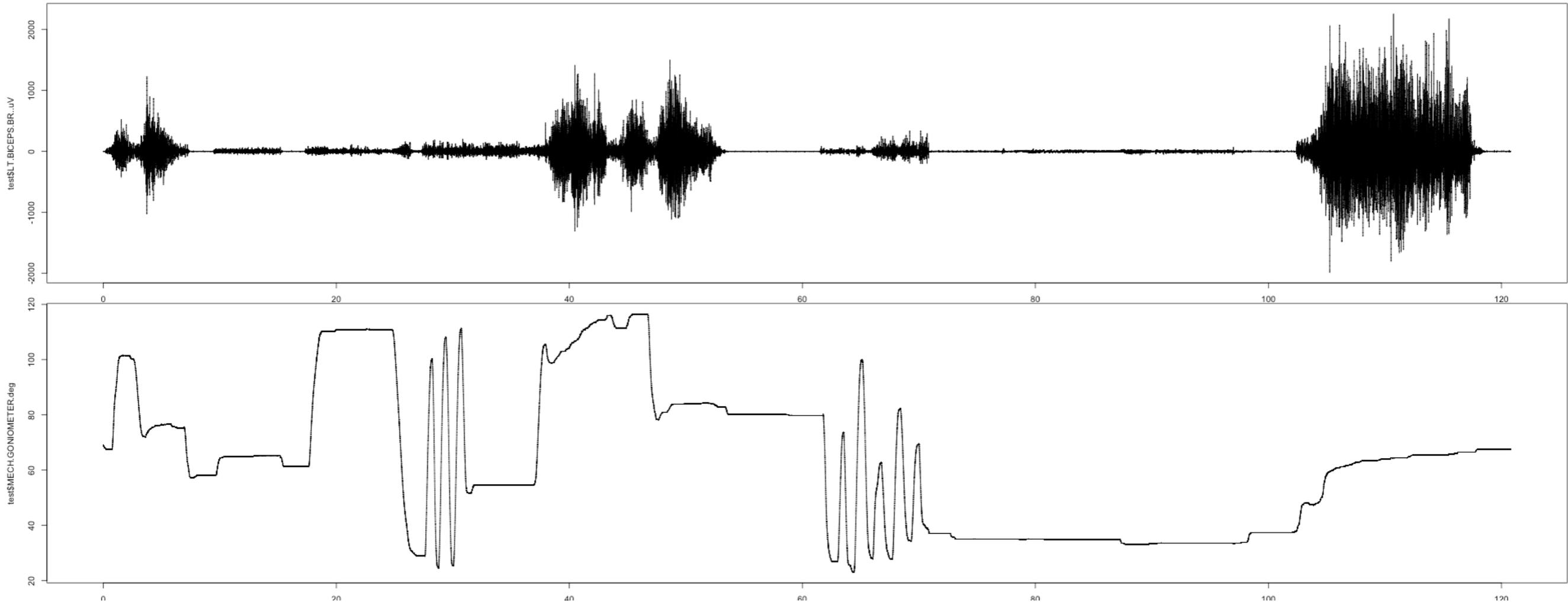
van den Noort JC, Scholtes VAB, Harlaar J; Evaluation of clinical spasticity assessment in cerebral palsy using inertial sensors; Gait & Posture 2009, 30(2):138–143; ESMAC Best Paper Award 2008

van den Noort JC, Scholtes VAB, Becher JG, Harlaar J; Evaluation of the catch in spasticity assessment in children with cerebral palsy; Archives of Physical Medicine and Rehabilitation 2010, 91(4):615-623

Fleuren JFM; Assessment of Spasticity – From EMG to Patients' Perception; Doctoral Thesis; Universiteit Twente, 2009



Spastikerkennung



- Sensorbasierte Erfassung im Alltag
- Hypothese: Korrelation charakteristischer IMU- und EMG-Signale kennzeichnen „catch“ (Spastik)
 - z.B. gleichzeitige Anregung von Extensor und Flexor mit plötzlicher Beschleunigung der Gelenkwinkeländerung
- Ziel: Dieses Signal im Hintergrundrauschen der Alltagsbewegung identifizieren

Kann man von Bewegungen
auf den Geisteszustand
schließen?

Detecting the Effect of Alzheimer's Disease on Everyday Motion Behavior

Thomas Kirste^{a,*}, André Hoffmeyer^b, Philipp Koldrack^b, Alexandra Bauer^c, Susanne Schubert^c, Stefan Schröder^d and Stefan Teipel^{b,c}

^a*Department of Computer Science, University of Rostock, Rostock, Germany*

^b*German Center for Neurodegenerative Diseases (DZNE), Rostock, Germany*

^c*Department of Psychiatry, University of Rostock, Rostock, Germany*

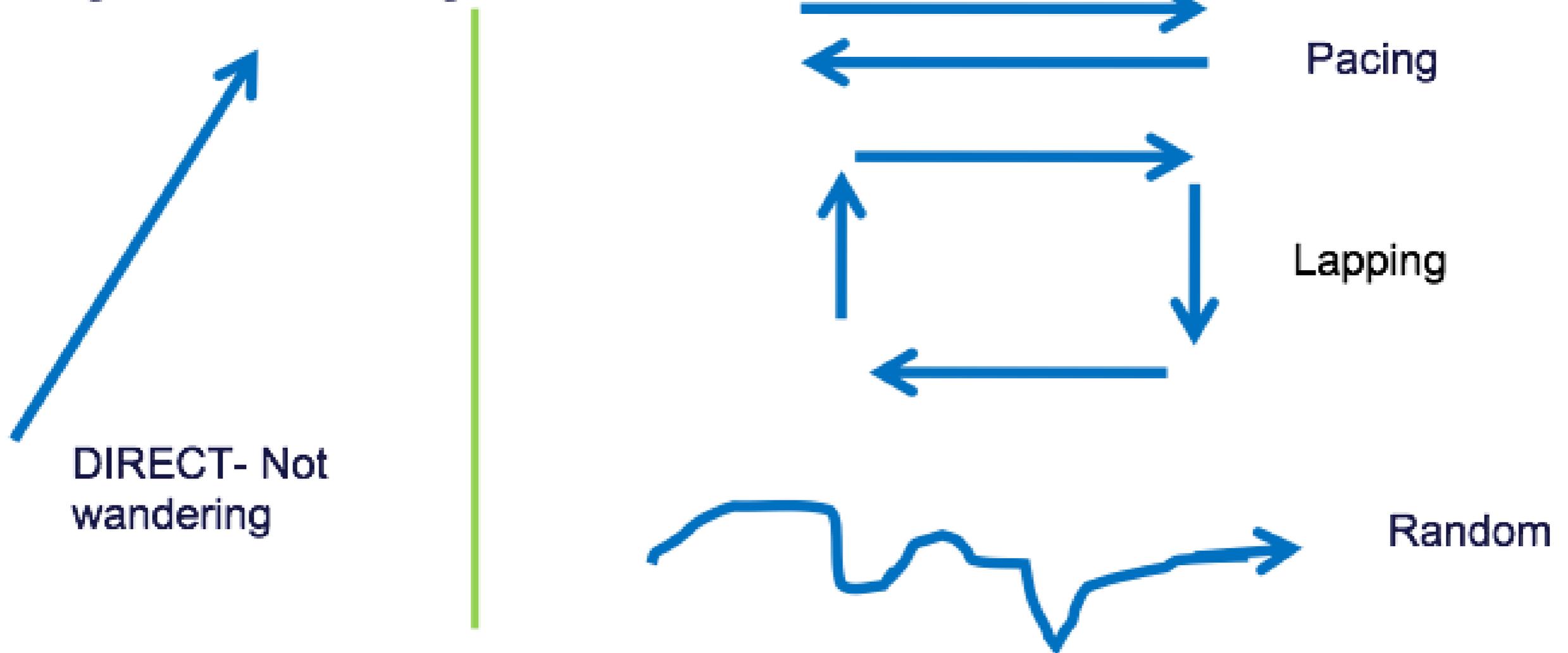
^d*Department of Psychiatry, KMG Kliniken, Güstrow, Germany*

Hintergrund

- Demenz beeinflusst das Bewegungsverhalten
 - Umherwandern (wandering), Abschreiten (pacing) (ungerichtetes Verhalten)
 - Nächtliche Unruhe (Auflösung des zirkadianen Rhythmus)
- Etabliert auf klinischer Ebene (CMAI), in Pflegeheimen

Bewegungsmuster von Demenzpatienten

Figure 1: Wandering Patterns



Martino-Saltzman, D., Blasch, B., Morris, R., & McNeal, L. (1991). Travel behavior of nursing home residents perceived as wanderers and non-wanderers. *Gerontologist*, 11, 666-672

Hintergrund

- **Demenz beeinflusst das Bewegungsverhalten**
 - Umherwandern (wandering), Abschreiten (pacing) (ungerichtetes Verhalten)
 - Nächtliche Unruhe (Auflösung des zirkadianen Rhythmus)
- **Etabliert auf klinischer Ebene (CMAI), in Pflegeheimen**
- **Neue Hypothese:**
 - Zwischen Personen mit AD-Diagnose und gesunden Kontrollen existieren algorithmisch detektierbare Unterschiede in akzelerometrischen Protokollen von **uneingeschränktem Alltagsverhalten**, bereits auf subklinischem Niveau, die eine zuverlässige Klassifikation des **Individuums** erlauben
- **Falls Hypothese bestätigt werden kann:**
 - Unaufdringliche (Früh-)erkennung von Änderungen im kognitiven Zustand
 - Verfahren zur Wirkungskontrolle für therapeutische Interventionen
 - Grundlage automatisierter Assistenz (z. B. Intervention bei Erkennung von Pacing)

Versuchspersonen

- 23 Paare (46 Vpn), je ein Partner mit Diagnose AD
 - AD-Partner: erfüllen NINCDS-ADRDA Kriterien für klinisch wahrscheinliche AD
 - Keine erhebliche Verhaltensänderung durch gesunden Partner festgestellt
 - Dyadendesign erlaubt die Etablierung von Verhaltenskorrelationen zwischen Partnern (und dient als Surrogat für repräsentative Stichprobe von Lebensstilen)

	AD	HC
No. of subjects (women)	23 (12)	23 (11)
Age (SD) ^a	73.13 (8.96)	72.65 (9.74)
MMSE (SD) ^b	18.91 (7.23)	28.61 (1.47)
Years of education (SD) ^c	11.65 (3.02)	13.04 (2.38)

^a not significantly different between groups ($T = 0.173$, $p = 0.86$)

^b significantly different between groups (Mann-Whitney-U = 12.5, $p < 0.001$)

^c significantly different between groups (Mann-Whitney-U = 169, $p = 0.035$)

Datenaufzeichnung

- **Sensor: 3-Achsen Akzelerometer**
 - 12 Bit Auflösung, 4g Wertebereich, 50 Hz Abtastrate
 - Befestigung mit elastischem Band am Sprunggelenk

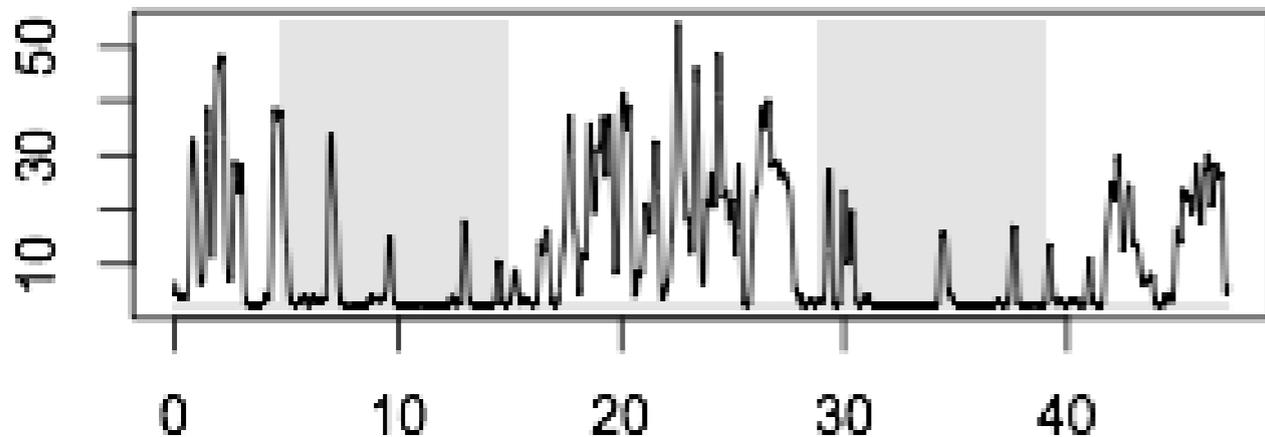


- **Typischerweise 53h Aufzeichnung pro Vpn**

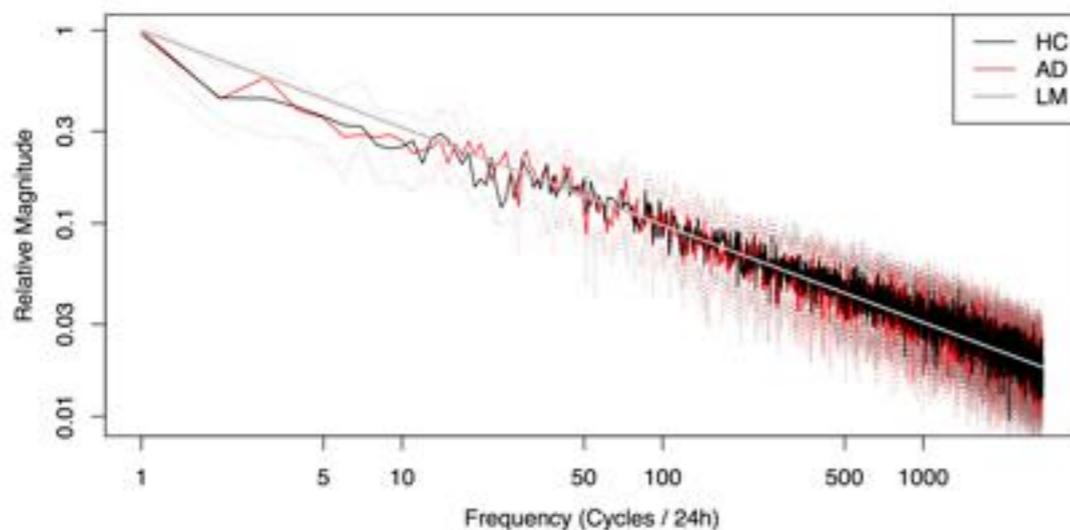
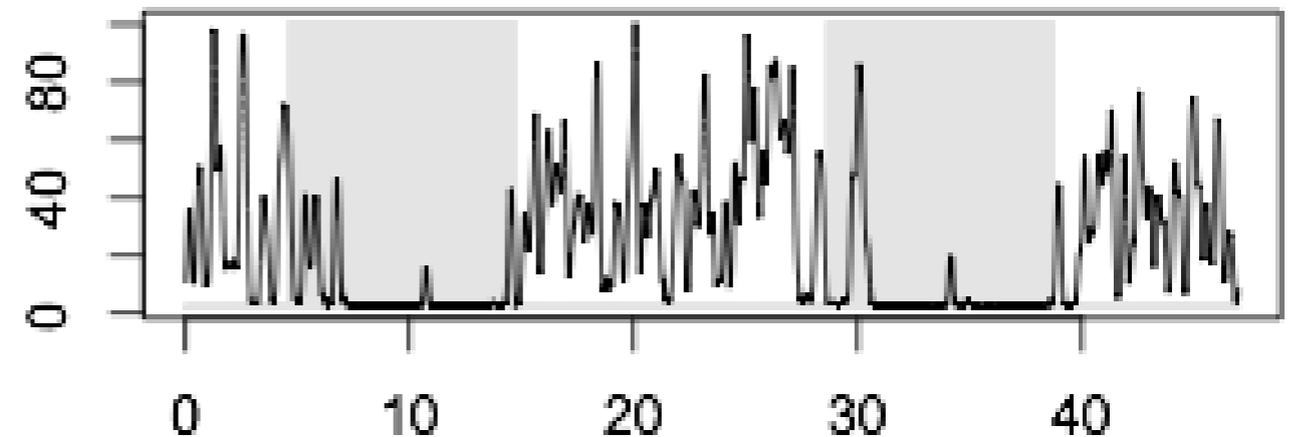


- Gesamter Datenbestand: 2455 Stunden, 18.4 GByte

X024GFD1 : 17.08.11, 17:08 -- 19.08.11, 16:19



X024GMD0 : 17.08.11, 17:20 -- 19.08.11, 16:19



Confusion Matrix

$n = 46$	Truth	
	AD	HC
Class.		
AD	22	3
HC	1	20

Performance

acc 0.91
sens 0.96
spec 0.87

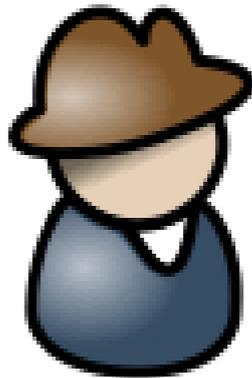
Konsequenz

Ein intelligentes Assistenzsystem kann potentiell auch

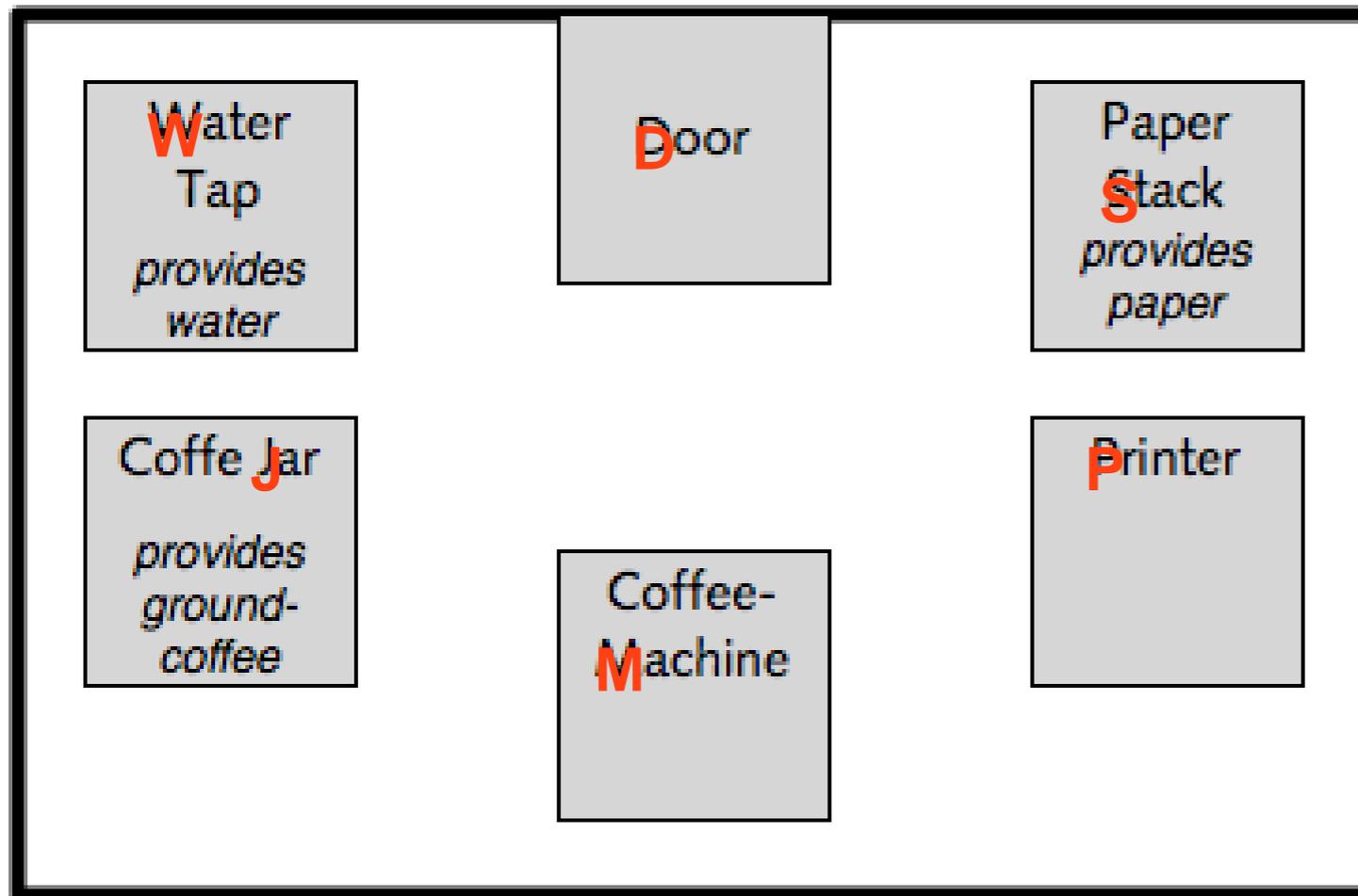
- Aussagen über den kognitiven Zustand der unterstützen Person machen
 - Objektivierung des Zustands
- Veränderungen im Zustand erkennen
 - Messung von Therapie-Erfolg, Therapiesteuerung
 - Erkennung des Fortschreitens der Erkrankung
- Seine Interventionen an diesen Zustand anpassen
 - Adaptivität

Kann man aus Bewegungen
Handlungsabläufe
rekonstruieren
und Handlungsabsichten
erkennen?

Alice & Bob



Outside



	D	P	M	S	W	J
.
1
.	1
.	1
.	.	.	1	.	.	.
.	.	.	1	.	.	.
.	1
1	1
.	1	.	.	1	.	.
.	1	.	.	1	.	.
.	1	.	.	1	.	.

**Was ist passiert?
Wer hat was gemacht?**

.	.	1
.	.	1
.	.	1
.	.	1
.	.	1
1	.	1
.	.	1
1
.
.

Alice & Bob

```
(define (domain abc)
  (:types glocation - location agent job)
  (:constants door printer paper-stack
              coffee-machine water-tap
              coffee-jar - glocation
              outside - location
              water paper ground-coffee coffee - item)
```

```
(:action print
  :parameters (?j - job)
  :precondition (and (not (printed ?j))
                    (not printer-jammed)
                    (has paper printer))
  :effect (printed ?j))
```

```
(:action jam-printer
  :precondition (not printer-jammed)
  :effect (printer-jammed))
```

```
(:action repair-printer
  :parameters (?a - agent)
  :precondition (and (at printer ?a)
                    (hands-free ?a)
                    (printer-jammed))
  :effect (not printer-jammed))
```

```
(:action get-coffee
  :parameters (?a - agent)
  :precondition (and (at coffee-machine ?a)
                    (has water coffee-machine)
                    (has ground-coffee coffee-machine)
                    (not printer-jammed))
  :effect (and (holds coffee ?a)
              (not (hands-free ?a))))
```

```
(:action fetch
  :parameters (?a - agent ?i - item ?l -
              location)
  :precondition (and (hands-free ?a)
                    (provides ?i ?l)
                    (at ?l ?a))
  :effect (and (not (hands-free ?a))
              (holds ?i ?a)))
```

```
(:action replenish
  :parameters (?a - agent ?i - item ?l -
              location)
  :precondition (and (holds ?i ?a)
                    (at ?l ?a)
                    (resource-of ?i ?l)
                    (not (has ?i ?l)))
  :effect (and (has ?i ?l)
              (not (holds ?i ?a))
              (hands-free ?a)))
```

```
(:action enter
  :parameters (?a - agent ?x ?y - glocation)
  :precondition (and (not (= ?x ?y))
                    (at ?x ?a))
  :effect (and (at ?y ?a)
              (not (at ?x ?a))))
```

```
(:action leave
  :parameters (?a - agent)
  :precondition (at outside ?a)
  :effect (and (at door ?a)
              (not (at outside ?a))))
```

```
(:action open-door
  :parameters (?a - agent)
  :precondition (at door ?a)
  :effect (and (at outside ?a)
              (not (at door ?a))))
```

Das beschreibt die Richtung Ursache --> Wirkung:
Wenn jemand den Drucker reparieren möchte,
dann wird er auf der Druckmatte vor der Drucker stehen.

Daraus berechnen wir den Umkehrschluss:
Die Druckmatte vor dem Drucker ist aktiv
=> wie wahrscheinlich ist es, dass jemand den Drucker reparieren will? (Oder will er nur Papier nachfüllen?)

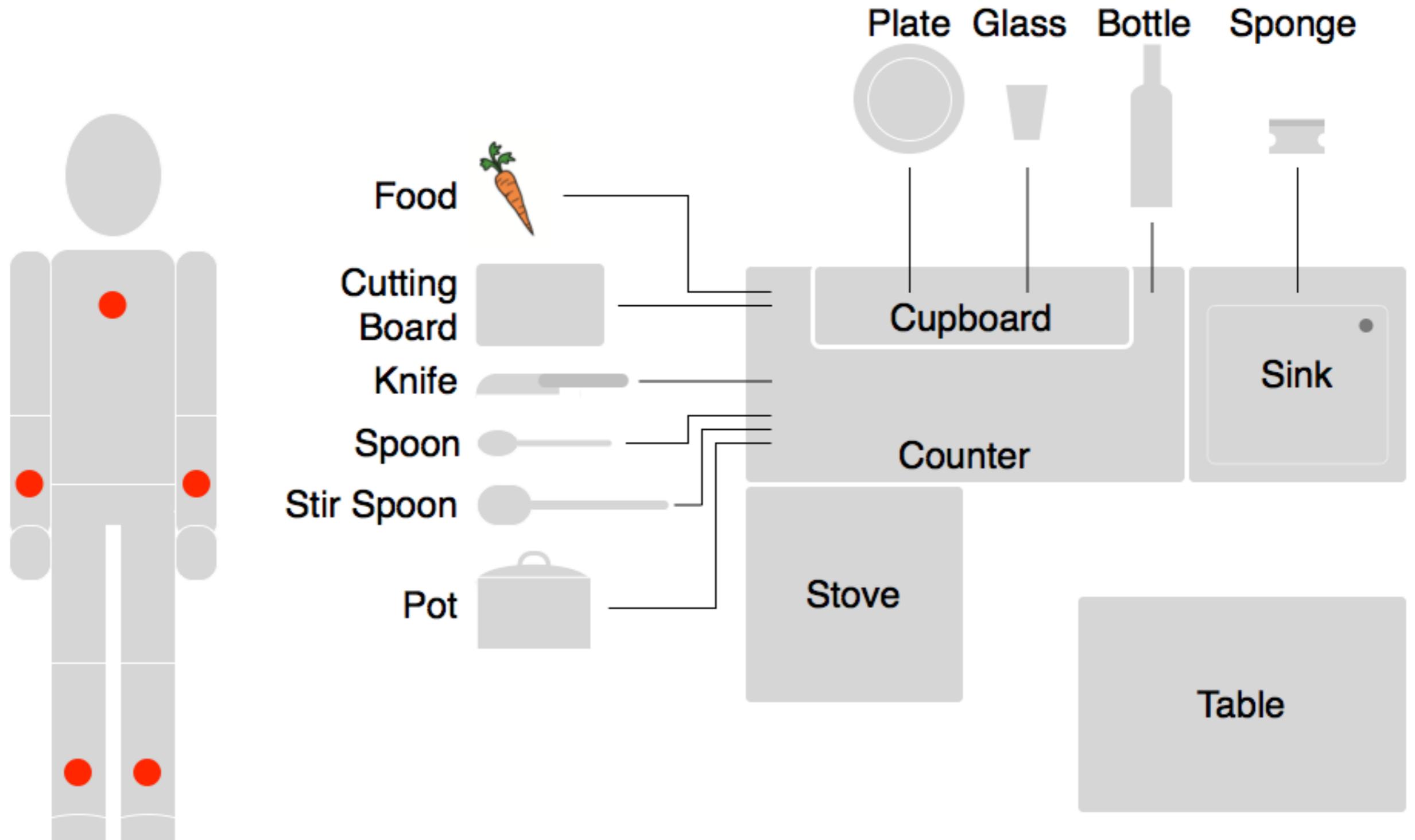
Geht das auch in der
Wirklichkeit?

Fallstudie: Instrumentelle Lebensaktivität



- **Machbarkeitsanalyse für Planerkennung in realistischen Alltagssituationen**
 - Stand der Technik: überschaubare Szenarien (10.000 bis 100.000 Zustände), fehlerfreie Sensoren
 - siehe unter anderem: Hiatt, Harrison & Trafton IJCAI 2012; Ramírez & Geffner, IJCAI 2011; Hoey et al., Pervasive & Mobile Computing 2011; Krüger, Yordanova, Burghardt & Kirste, JAISE 4(3), 2012
- **Fallstudie: Haushaltsaktivität „Mittagessen“**
 - Zubereitung einer Mahlzeit, Decken des Tisches, Verzehr der Mahlzeit, Abspülen und Aufräumen
 - Instrumentelle Lebensaktivität (*Instrumental Activity of Daily Living*)
- **Sensordaten: Akzelerometrische Instrumentierung von Armen, Beinen, Oberkörper**
 - Abtastrate 120 Hz, 30 Signaldimensionen (5 Sensoren, 6 Signale je Sensor)

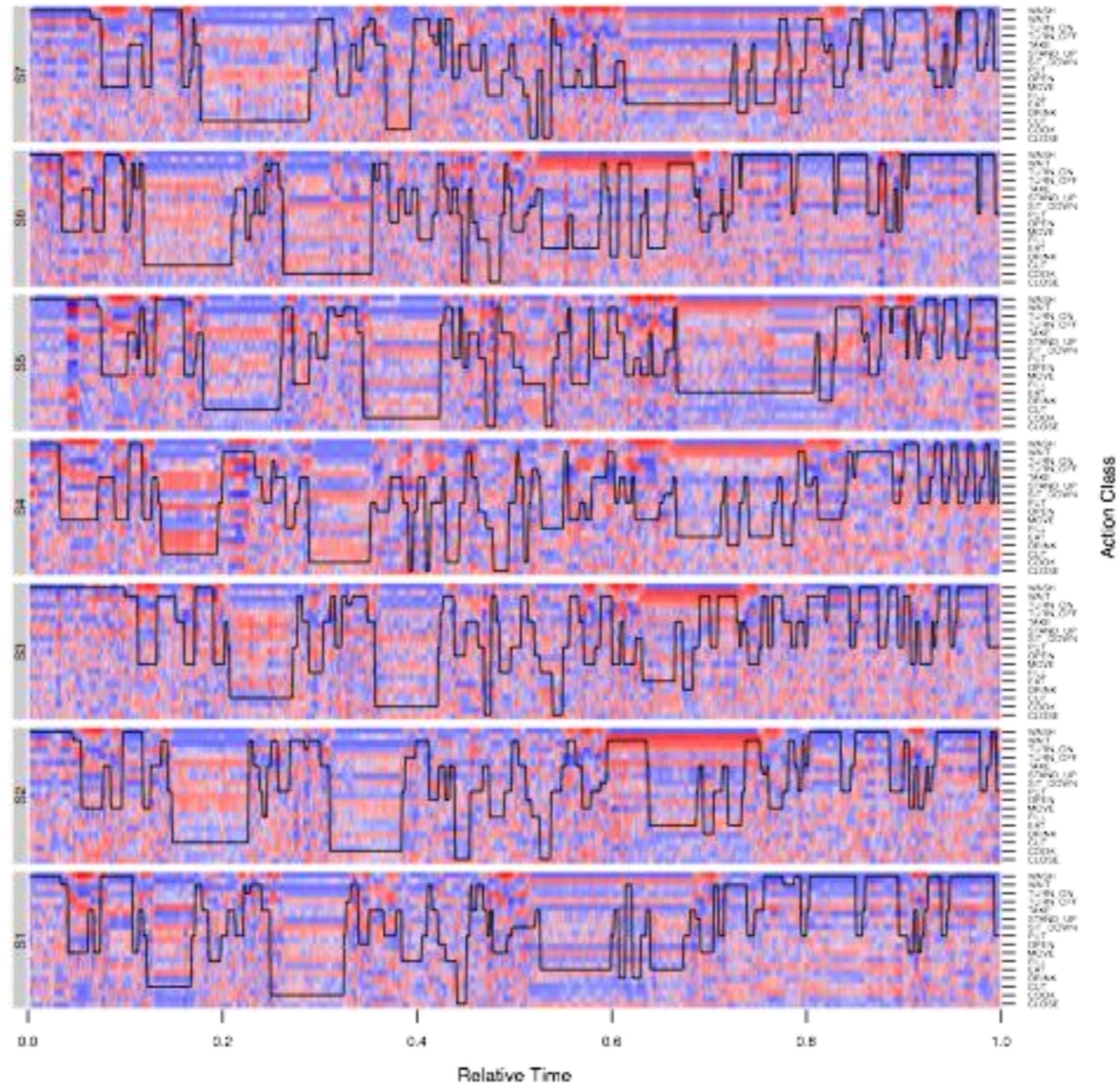
Case Study: Activity of Daily Living



Fallstudie: Instrumentelle Lebensaktivität

Step	Time	Action	Step	Time	Action
1	0	wash hands	46	511	sit-down
2	35	wait	47	536	take spoon plate
3	43	move sink counter	48	541	eat
4	64	take food counter	49	616	put spoon plate
5	70	move counter sink	50	619	take glass table
6	77	wash food	51	624	drink
7	111	move sink counter	52	631	wait
8	117	take knife counter	53	638	drink
9	122	put food cutting-board	54	647	put glass table
10	126	cut food	55	653	take spoon plate
11	173	put knife counter	56	657	eat
12	177	wait	57	692	put spoon plate
13	184	take knife+cutting-board counter	58	699	take plate+glass table
14	191	fill food cutting-board pot	59	705	stand-up
15	204	put knife+cutting-board counter	60	710	move table sink
16	211	take pot counter	61	724	wait
17	219	put pot stove	62	729	put glass sink
18	220	wait	63	735	wait
19	230	turn-on stove	64	759	put plate sink
20	235	wait	65	767	take sponge sink
21	247	take wooden-spoon counter	66	773	take spoon plate
22	236	cook	67	777	wash spoon
23	334	put wooden-spoon pot	68	797	wait
24	336	turn-off stove	69	809	wash spoon
25	341	wait	70	816	put spoon sink
26	349	open cupboard	71	822	take plate sink
27	360	take plate+glass cupboard	72	825	wash plate
28	376	put plate+glass counter	73	874	put plate sink
29	389	take pot stove	74	881	take glass sink
30	395	fill food pot plate	75	884	wash glass
31	416	put pot stove	76	919	put glass sink
32	422	wait	77	926	put sponge sink
33	427	take bottle counter	78	929	move sink counter
34	433	open bottle	79	935	take pot stove
35	441	fill water bottle glass	80	939	move counter sink
36	453	close bottle	81	943	put pot sink
37	463	put bottle counter	82	946	take wooden-spoon pot
38	467	wait	83	948	take sponge sink
39	469	take plate counter	84	950	wash wooden-spoon
40	474	wait	85	964	put wooden-spoon sink
41	481	take spoon counter	86	970	take pot sink
42	485	put spoon plate	87	973	wash pot
43	488	take glass counter	88	1020	put pot sink
44	491	move counter table	89	1027	put sponge sink
45	506	put plate+glass table	90	1028	(done)

Fallstudie: Instrumentelle Lebensaktivität



Aktivitätsmodell und Ergebnisse

- **Aktivitätsprotokolle (AP) von n=7 Versuchspersonen**

- Im Mittel 92 Handlungsschritte und 950 Zeitschritte pro AP (3.75 / sec).
- Zustandsraum mit 26 Zustandsvariablen, 1.46×10^8 mögliche Zustände
- 99 Basisaktivitäten (16 Aktivitätsklassen, „take“, „wash“, ...)

```
- (:action clean
    :parameters (?o - object)
    :precondition (and (needs-cleaning ?o)
                      (contains sink water)
                      (at self sink)
                      (at ?o sink))
    :effect (not (needs-cleaning ?o)))
```

- **Erreichte Rekonstruktionsgenauigkeit**

- 77% vorwärts, 84% geglättet

- **Komplexität von Alltagsaktivitäten scheint beherrschbar**

- Mit Ansätzen, die symbolisches Wissen über die kausale Struktur von Alltagshandlungen nutzen – also nur wenig Trainingsdaten benötigen.

Was bedeutet das?

Von Sensordaten zu Intentionen

- Aus genügend Bewegungsdaten lässt sich erstaunlich viel ableiten
 - Neuromuskuläre Erkrankungen
 - Geisteszustand
 - Absichten – lange, bevor sich diese aus Sicht eines menschlichen Beobachters im Handeln manifestieren
 - Verhaltensdetails, selbst aus sehr groben Sensordaten
- Das ist **gut**, denn dadurch wird es möglich, intelligente **Assistenzsysteme** zu bauen, die
 - Autonomie erhalten
 - Selbstwirksamkeit erhalten
 - Privatsphäre wahren
 - Wenn das System **selbst** entscheiden kann, benötigt kein Dritter die Daten
 - Pflegekräfte von Routine entlasten und mehr Zeit für Zuwendung geben

Ethische Fragestellungen

- Aus genügend Bewegungsdaten lässt sich **erschreckend** viel ableiten
 - Neuromuskuläre Erkrankungen
 - Geisteszustand
 - Absichten – lange, bevor sich diese aus Sicht eines menschlichen Beobachters im Handeln manifestieren
 - Verhaltensdetails, selbst aus sehr groben Sensordaten
- Die Gier von **Menschen** nach Daten von anderen ist eine Gefahr für die Realisierung wirksamer Assistenzsysteme

Bewegung im Alltag:

Wie versteht eine Maschine Motorik und Kausalität?

Thomas Kirste

Mobile Multimediale Informationssysteme

Institut für Informatik, Universität Rostock

<http://mmis.informatik.uni-rostock.de>