

Bachelor-Arbeit

Techniken für Virtual Reality Spiele mit Ganzkörperbewegungserfassung

Philipp Ruchti



Inhalt dieses Vortrags

- Motivation
- Ansatz
- Features
- Aktionsmodell
- Experimente
- Fazit

Motivation

- Zur Zeit: Spielkonsolen mit Bewegungssteuerung
 - z.B. Nintendo Wii, Playstation Move, Microsoft Kinect



Motivation

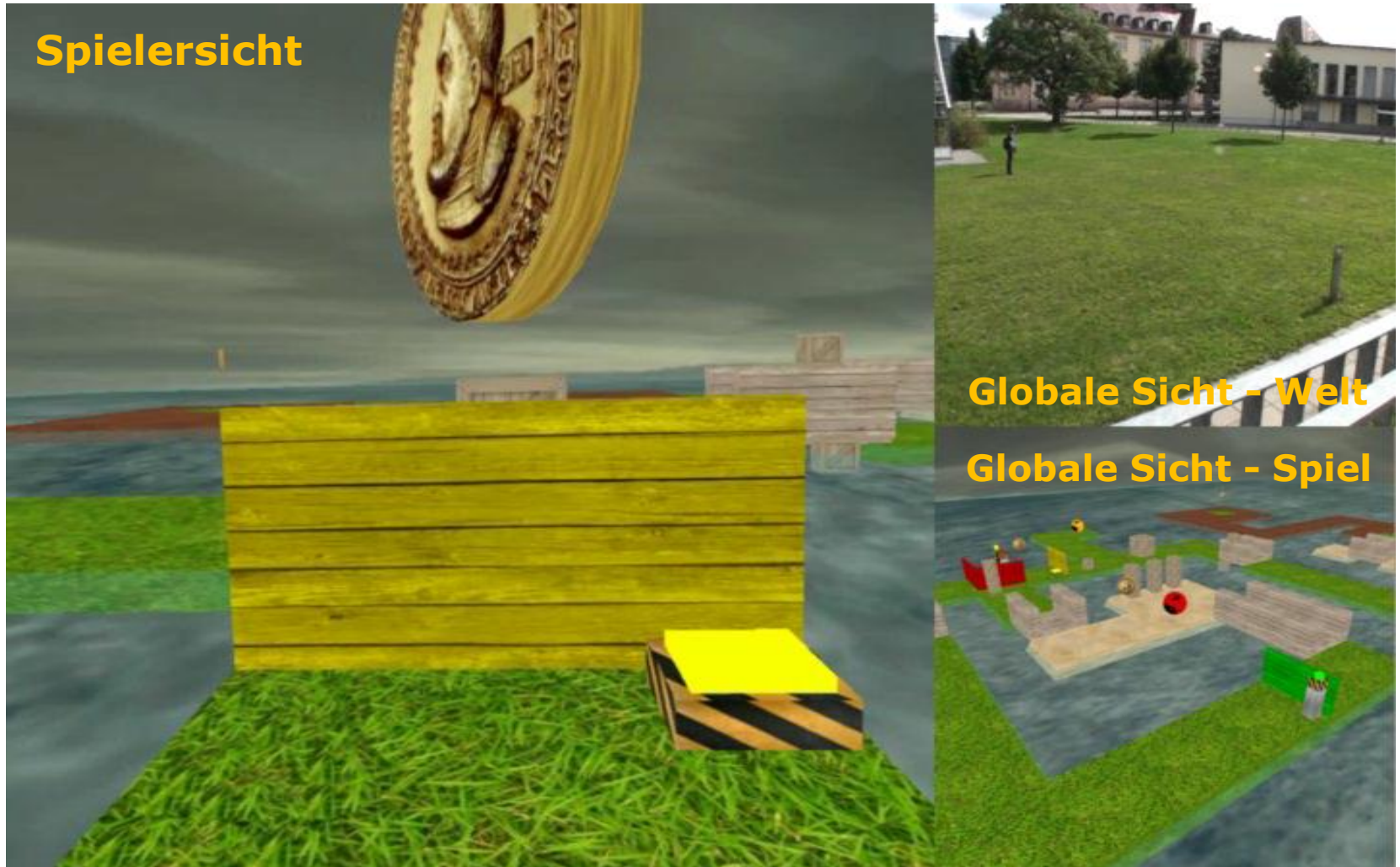
- Wohin geht die Entwicklung:
 - Ganzkörpertracking
 - 3D Videobrille/3D Ansicht
 - Haptisches Feedback

Motivation

Untersuchung der neuen Möglichkeiten anhand eines einfachen Spiels:

- Münzen einsammeln
- Mit Kisten hantieren
 - Aufheben, Einsammeln, Wegschlagen
- Gegnern ausweichen
- Schalter um Tore zu öffnen/schließen
- MVN-Anzug
- Videobrille

Motivation: Blick ins Spiel



Motivation: Blick ins Spiel drei Aktionen



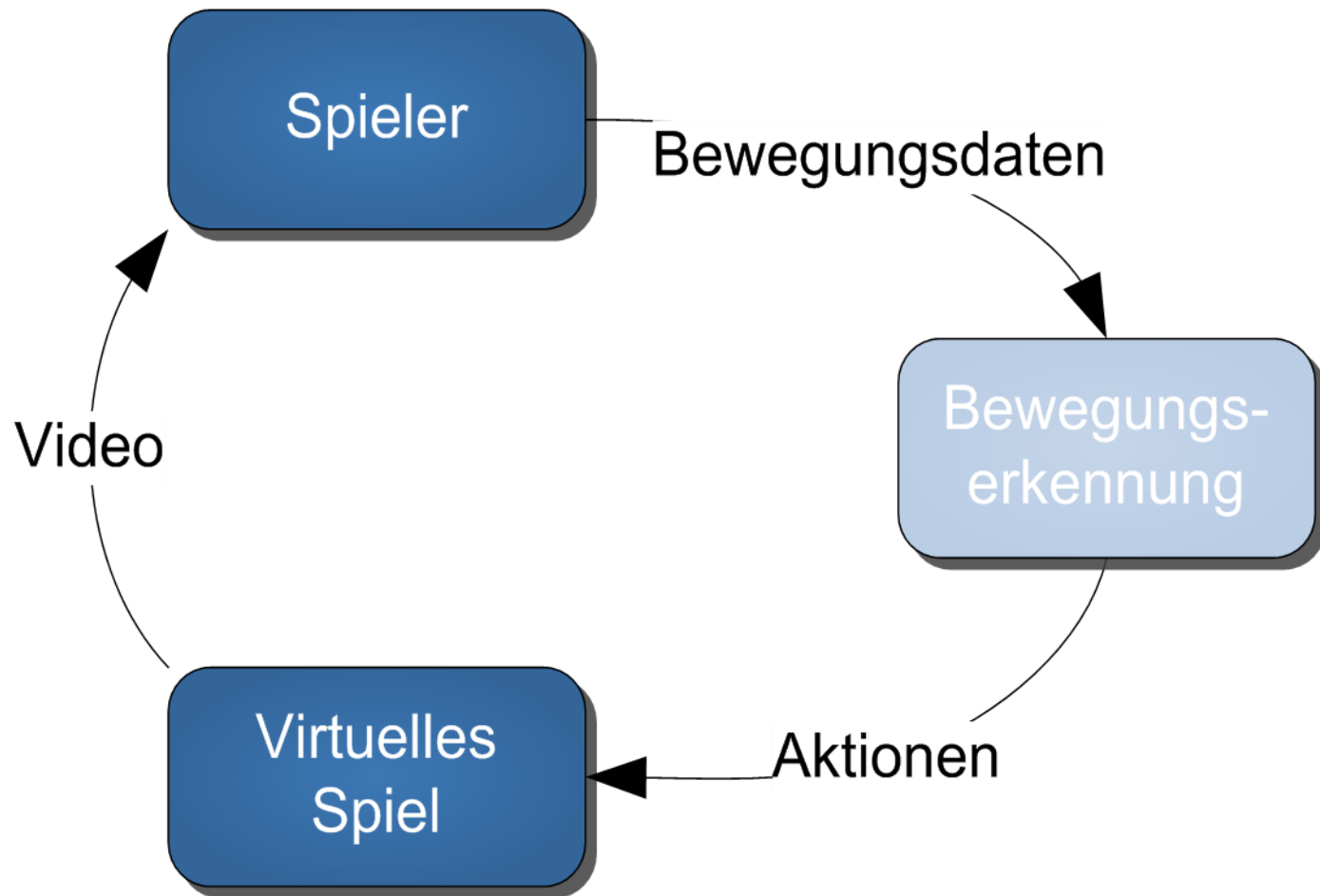
Motivation: Blick ins Spiel Menü



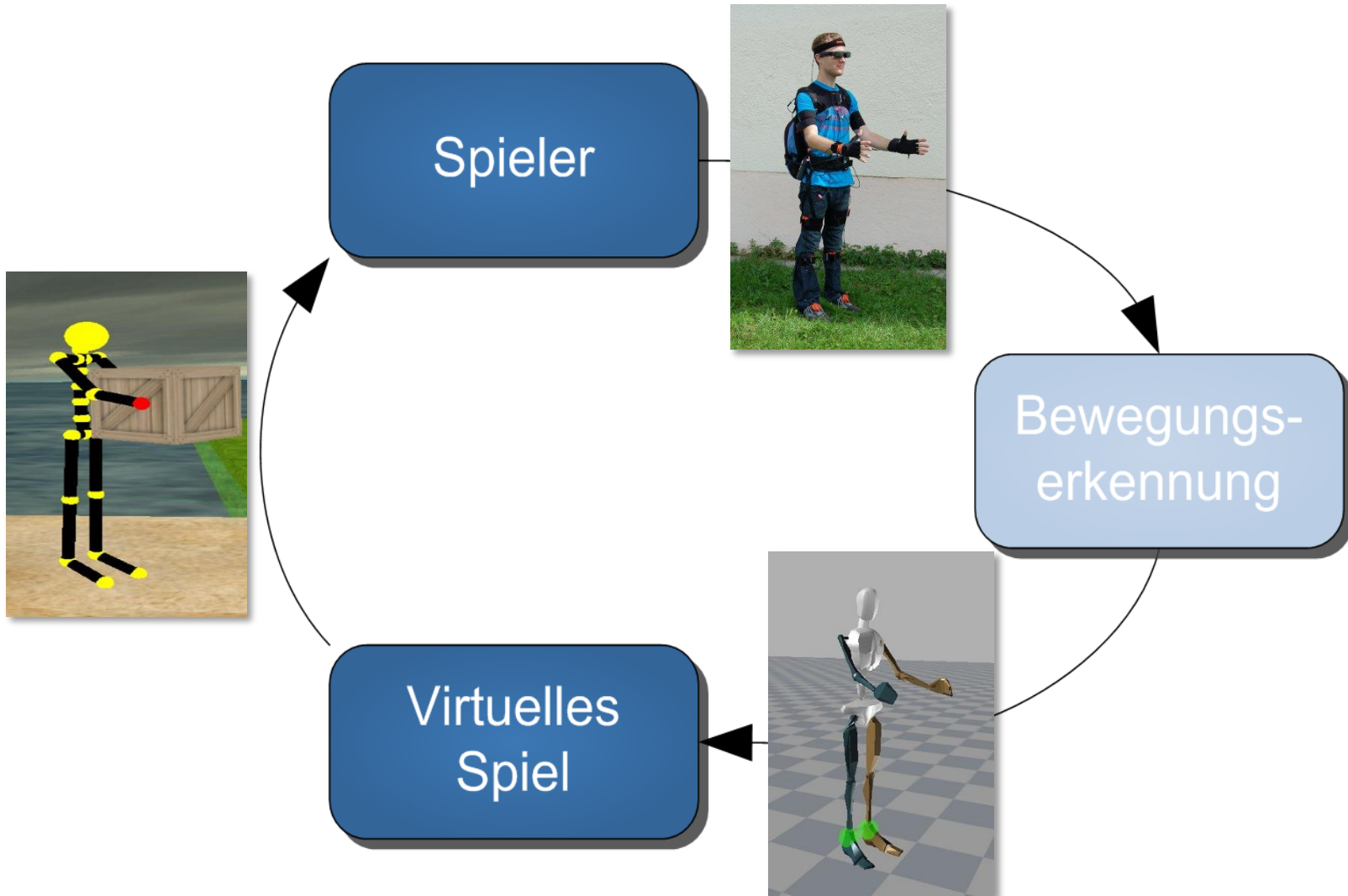
Problemstellung

- Was sind Probleme/Herausforderungen von bewegungsgesteuerten Spielen?
- Wie kann das Spiel die Aktionen des Spielers lernen?
- Vorteile:
 - Intuitiveres Spielgefühl
 - Weniger Lern-/Einarbeitungsaufwand für den Spieler
 - Aktionen gelingen häufiger

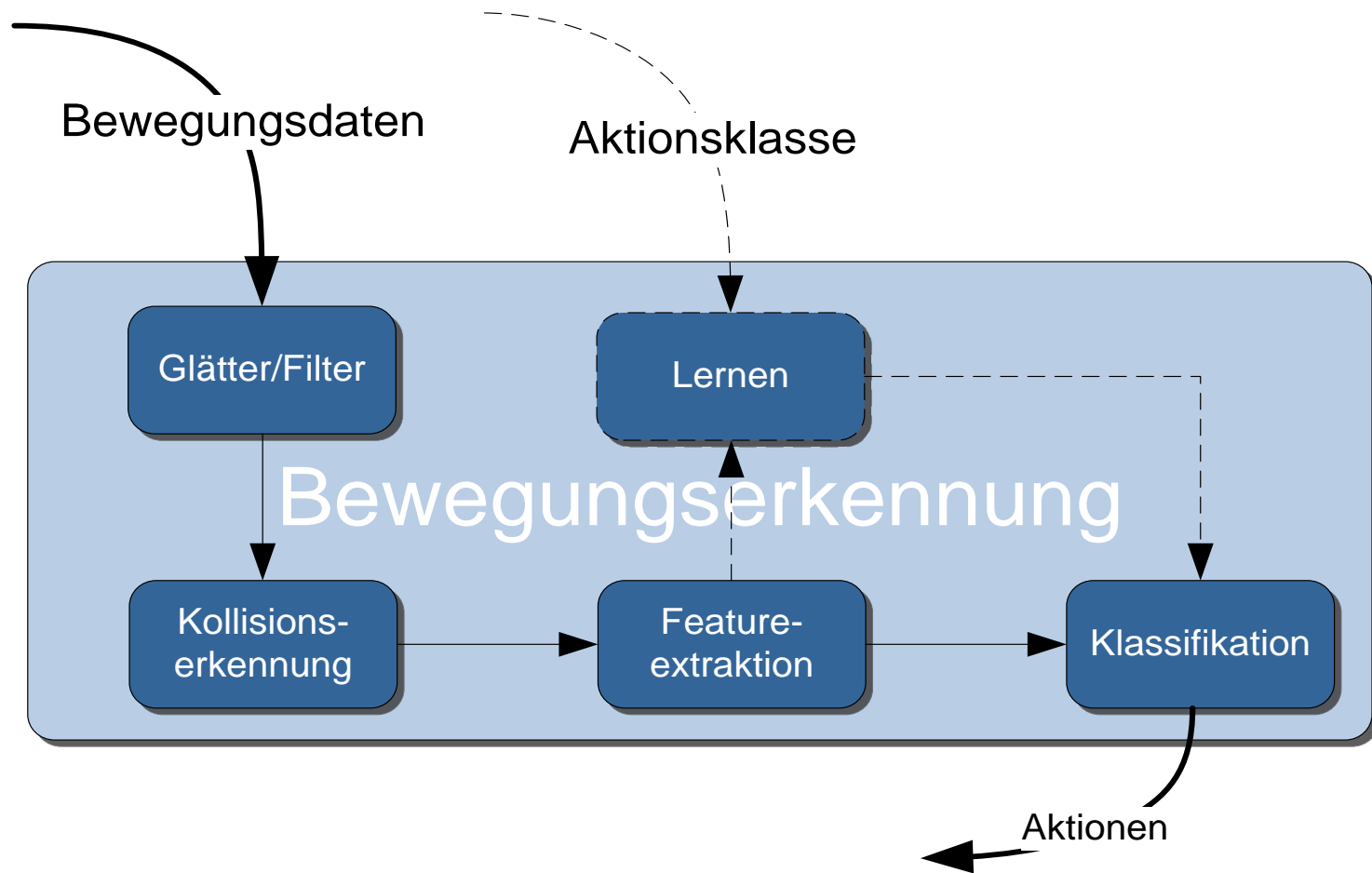
Ansatz der Arbeit



Ansatz der Arbeit



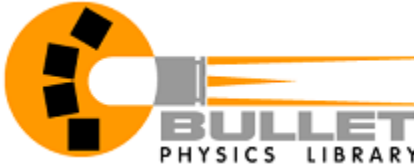
Ansatz der Arbeit



Filtern der Bewegungsdaten

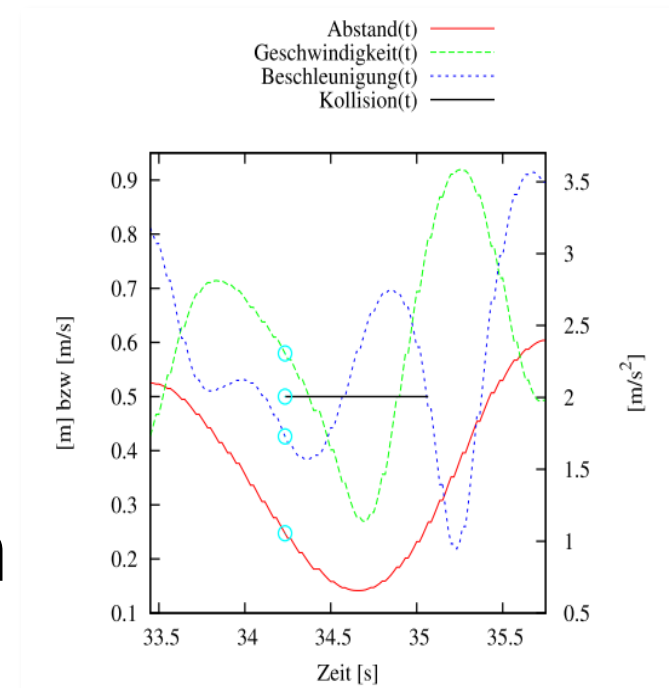
- Positionsdaten sind verrauscht
- Geschwindigkeits- und Beschleunigungsdaten werden benötigt
- Gauß-Glätter (offline) oder Kalman-Filter (online)

Interaktionserkennung

- Mit Physikengine The logo for Bullet Physics Library, featuring a stylized orange and black circular element on the left and the text 'BULLET PHYSICS LIBRARY' on the right.
- Kollision zwischen Person und Spielobjekten löst Aktionserkennung aus
 - Spieler: Hände und Füße
 - Welt: Kisten, Münzen, Brücken, Schalter

Features

- Bewegungsdaten der Hand:
 - Position
 - Geschwindigkeit
 - Beschleunigung
- Extraktion von charakteristischen Features für jede Aktion



Featureauswahl

- 1. Idee (intuitiv)
 - Auswerten zum Kollisionszeitpunkt
 - Geschwindigkeits- und Beschleunigungsbetrag
- 2. Idee (stabiler)
 - Auswerten über Zeitfenster
 - Maximaler Geschwindigkeits- und Beschleunigungsbetrag
- 3. Idee (noch besser)
 - Zusätzlich: Zeitpunkt der maximalen Geschwindigkeit

1. Möglichkeit: Klassifikation mit Schwellwerten

- Aktionsklassifikation anhand von Schwellwerten:
 - Distanzen (Aufheben)
 - Feste Abstände (Aufheben/Einsammeln)
 - Absolutbeträge (Wegschlagen)
- Manuelles Anpassen der Parameter

2. Möglichkeit: Statistisches Modell

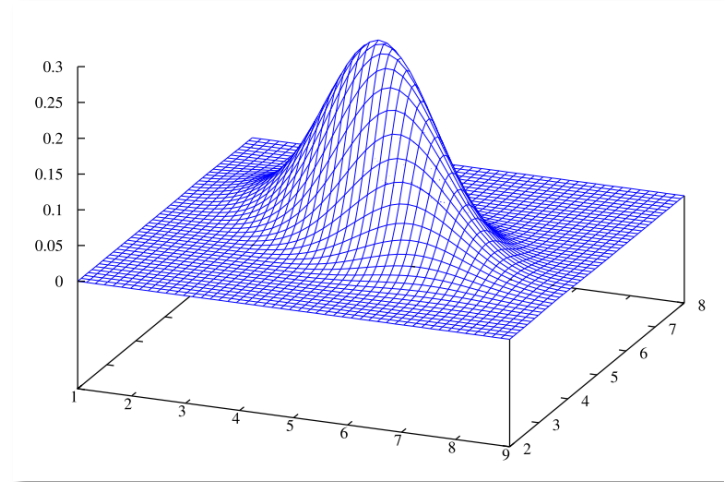
- Annahme: Features sind pro Aktion normalverteilt
 - $P(\mathbf{x} | c_i) \approx \mathcal{N}(\mu_{c_i}, \Sigma_{c_i})$
- Aktionsklassifikation mit Maximum-Likelihood Klassifikator
 - $\operatorname{argmax}_c P(\mathbf{x} | c)$

2. Möglichkeit: Aktionsmodell

- Annahme: Normalverteilte Features gegeben eine Aktion

- $$P(\mathbf{x} | c_i) = \frac{1}{(2\pi)^{\frac{d}{2}} |\Sigma_i|^{\frac{1}{2}}} e^{-\frac{1}{2}(\mathbf{x}-\mu_i)^T \Sigma_i^{-1} (\mathbf{x}-\mu_i)}$$

- Drei Aktionsklassen
 - $C = \{\text{Aufheben, Einsammeln, Wegschlagen}\}$



2. Möglichkeit: Klassifikation

- Durch das Modell sind
 - $P(\mathbf{x} | c_i)$ bzw.
 - $P(c_i | \mathbf{x}) = P(\mathbf{x} | c_i)P(c_i)$ errechenbar
- Zuweisung zu Klasse mit
 - $\operatorname{argmax}_c P(c | \mathbf{x})$
- Gleiche Auftretenswahrscheinlichkeiten der einzelnen Klassen:
 - $\operatorname{argmax}_c P(c | \mathbf{x}) = \operatorname{argmax}_c P(\mathbf{x} | c)$

Lernen von Modellparametern

- Schätzen von μ und Σ pro Klasse:

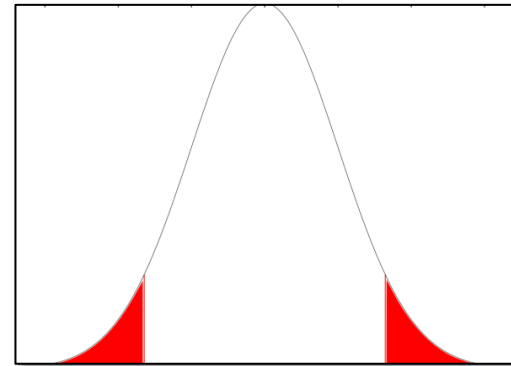
- $$\mu = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \mathbf{x}_i$$

- $$\Sigma = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (\mathbf{x}_i - \mu)(\mathbf{x}_i - \mu)^T$$

Erkennung von Unsicherheiten in der Klassifikation

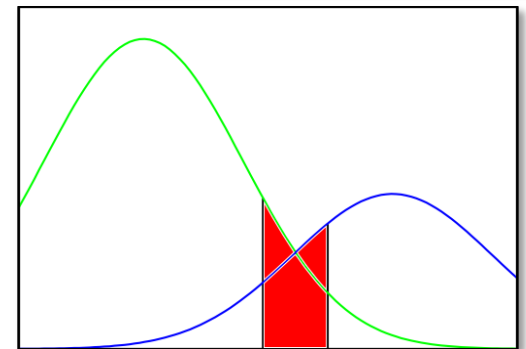
- Zu geringe Wahrscheinlichkeit

- $\chi^2(2,0.95)^{-1} > (\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu})^T \boldsymbol{\Sigma}^{-1} (\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu})$



- Zu geringer Unterschied zu anderen Klassen

- $|\log P(c_i) - \log P(c_j)| \leq 2$

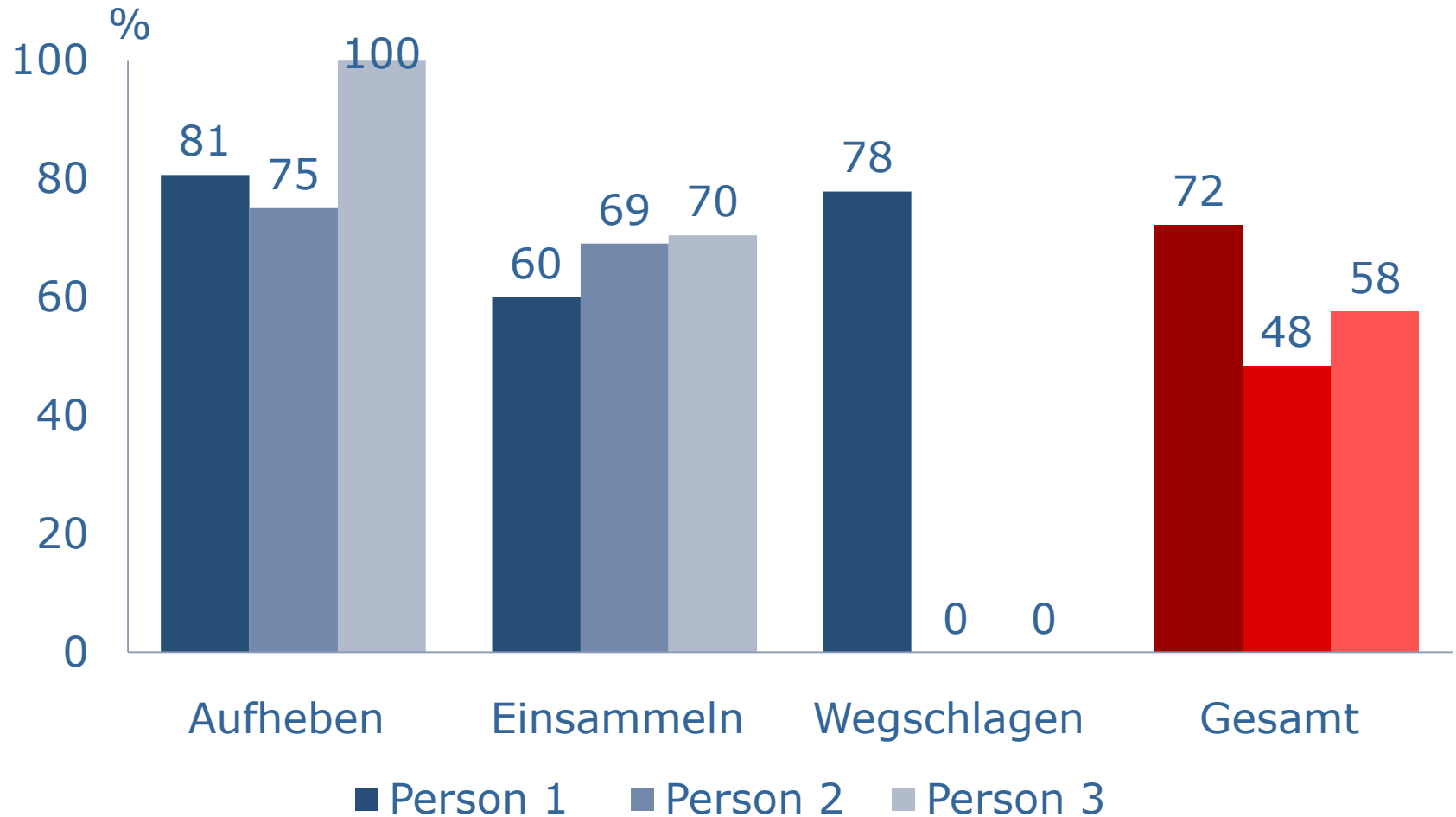


- Idee: Spiel fragt und lernt nach

Experimente

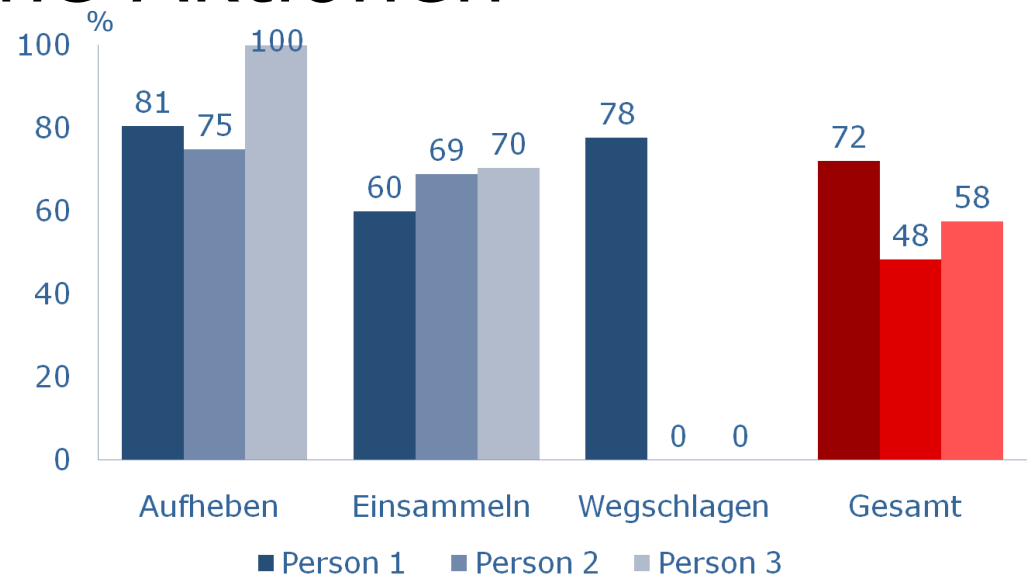
- 3 Versuchspersonen mit unterschiedlichen Charakteristika
- Vergleich Erkennungsraten zwischen
 - Schwellwert-Klassifikation
 - Klassifikator mit gelernten Modellparametern
- Evaluierung der Unsicherheitsschätzung
- Übertragbarkeit der Modellparameter zwischen verschiedenen Personen

Schwellwerte-Klassifikator: Ergebnis



Schwellwerte-Klassifikator: Analyse

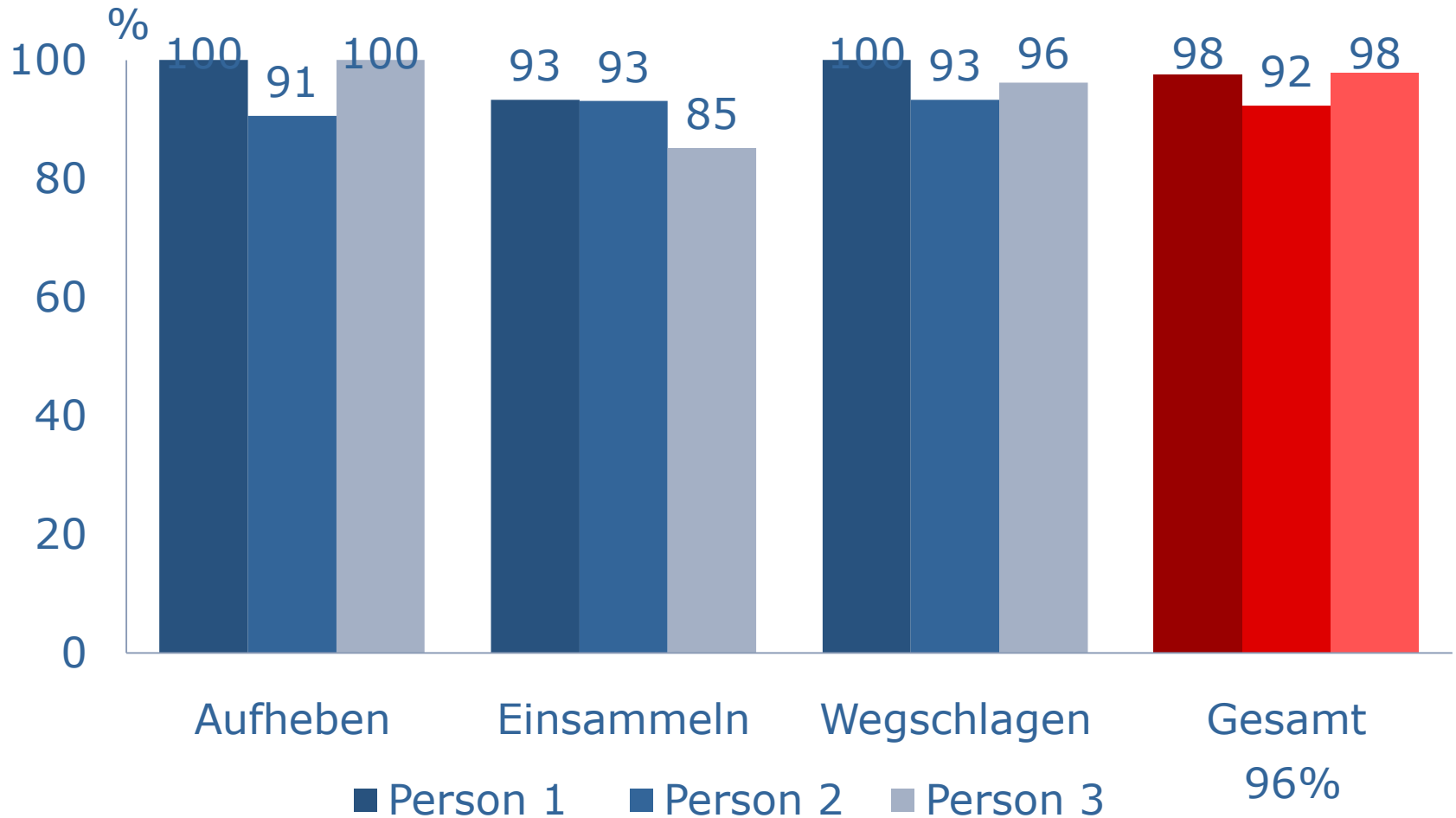
- Kein akzeptables Ergebnis, insbesondere für *Wegschlagen*
- Schwellwerte auf *Person 1* angepasst
- Nur vorgegebene Aktionen
- Gesamt: 59%



Klassifikator mit gelernten Modellparametern

- Modellparameter lernen
- >15 Demonstrationen pro Aktion
- Lernen auch online möglich

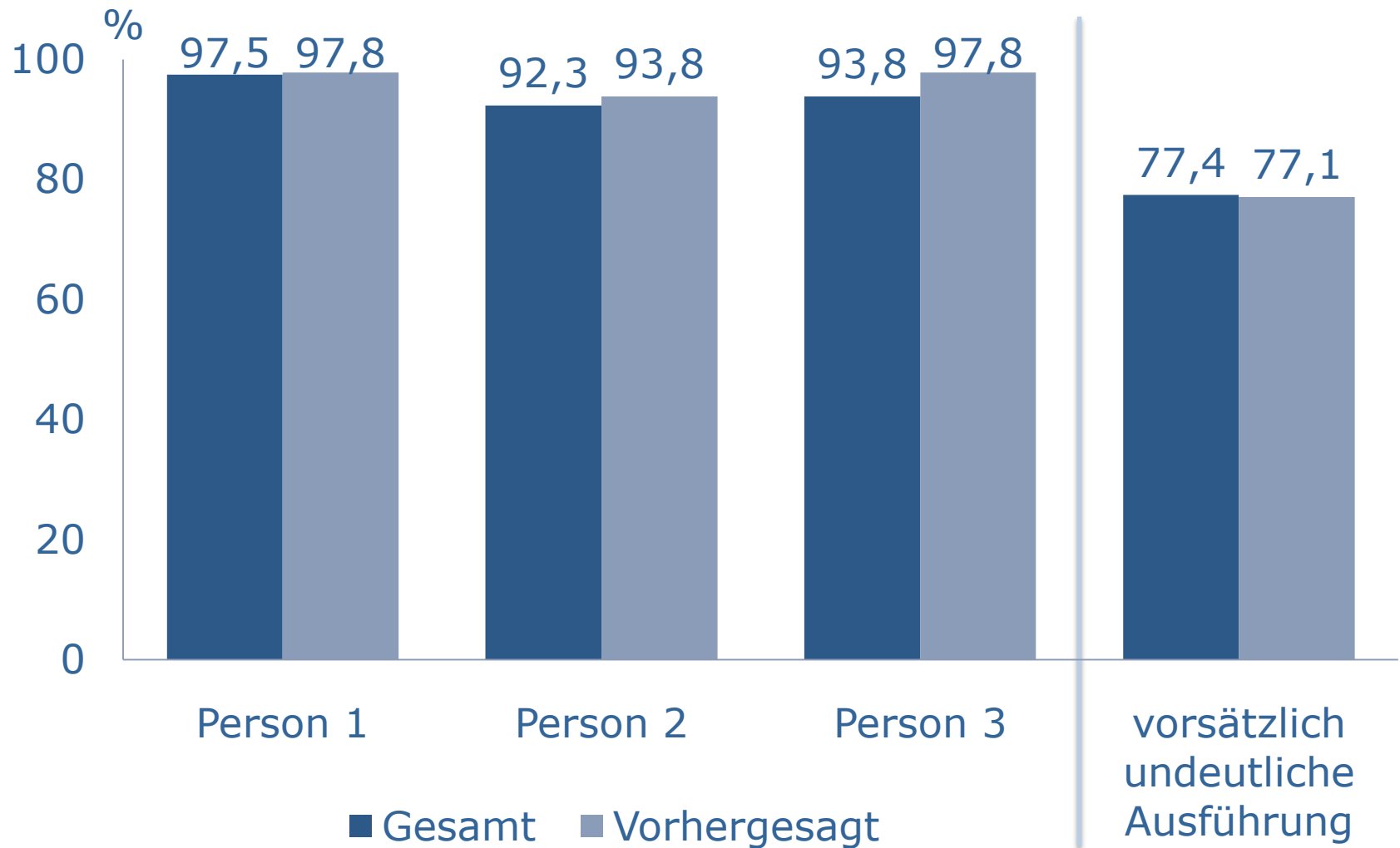
Gelernte Klassen Ergebnis



Evaluierung der Unsicherheitsschätzung

- Vorhersage der Erkennungsrate
- Methode: Numerische Integration über Verteilungsraum

Unsicherheitsschätzung Ergebnis



Generalisierbarkeit über mehrere Personen

- Ist es ausreichend, die Aktionsparameter für nur eine Person zu lernen und auf andere Personen zu übertragen?

Generalisierbarkeit: Ergebnis

- Übertragen der Parameter nicht möglich
- Lernen pro Person nötig

erlernt für verwendet von	Person 1	Person 2	Person 3
Person 1	97,5%	59,5%	38,0%
Person 2	57,1%	92,3%	28,6%
Person 3	55,0%	52,5%	93,8%

→ Es gibt keinen interpersonellen Klassifikator (mit diesem Modell)

Fazit

- Lernen der Modellparameter führt zu hohen Erkennungsraten
- Vorhersage der Unsicherheit genau
- Modellparameter sind nicht über mehrere Personen generalisierbar
- Geeignet zum Spielen
- Erweiterungsmöglichkeiten:
 - Neue Aktionen, Objekte oder Körperteile