

Sicheres Navigieren in unwegsamem Gelände

Bewegungsplanung für den vierbeinigen
Roboter AMEE

Björn Bettzüge

Gliederung

- Einleitung
- Vergleichbare Arbeiten
- Zusammenfassung
- Referenzen



Einleitung



AMEE

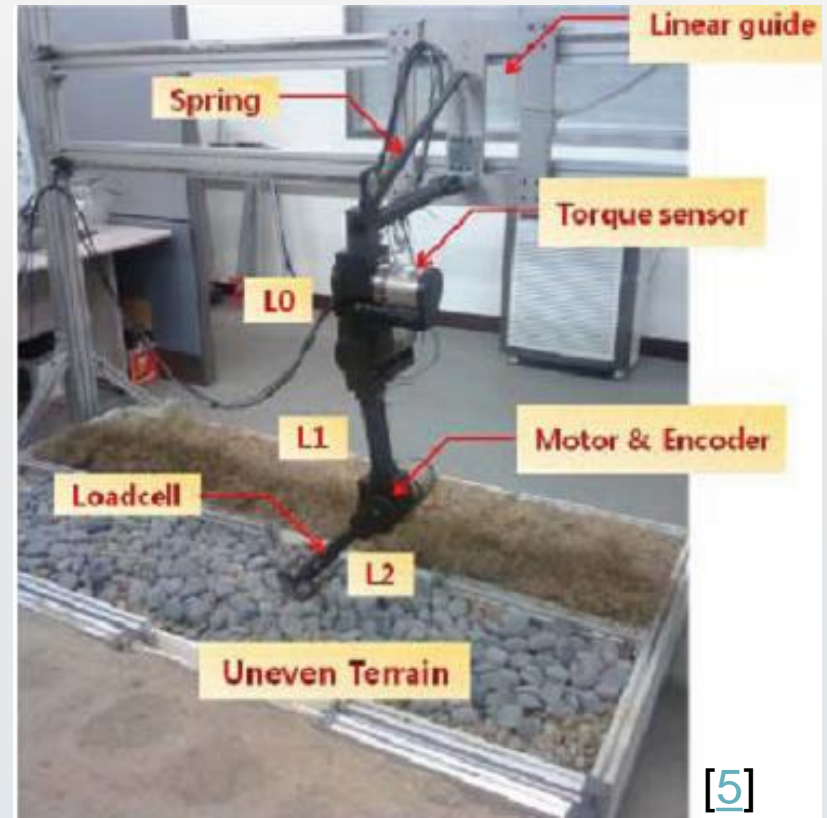


- Projekt AMEE
- SAR
- 4 „intelligente“ Beine
- SLAM
- **Sicheres Navigieren**





Legged Robots



[5]



Merkmals-Extraktion



- Bildbasiert – zu ungenau (Lichtverhältnisse)
 - Kombination Ortsfrequenzgang und Textur [6]
- Spektralanalyse – teuer und aufwendig
- Propriozeptiv
 - Bodendruck, Haftung, Energieverbrauch, ...
 - Statische Verteilung Sensordaten – Bodenart [4,5]
 - Principal Component Analysis [5]
- Klassifizierung
 - Neuronale Netze
 - Support Vector Machine [4,5]
 - Hidden Markov Model [4]





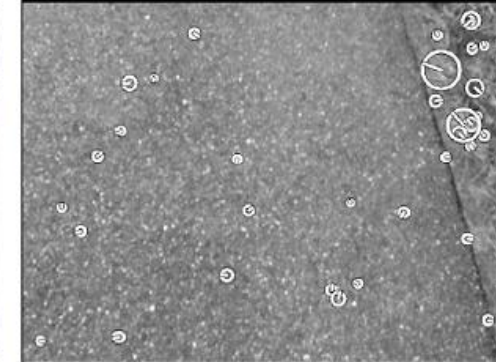
Vergleichbare Arbeiten



Effizienzgewinn durch Reinforcement Learning



A. Hornung M. Bennewitz H. Strasdat



- Kamera basierte Navigation
- Bewegungsunschärfe
- Gegeben:
 - Nav- und Kollisionsvermeidungs-Komponente
- Ziel: Finde optimale Geschwindigkeit
 - Zuverlässige Lokalisierung
 - Ziel schnell erreichen

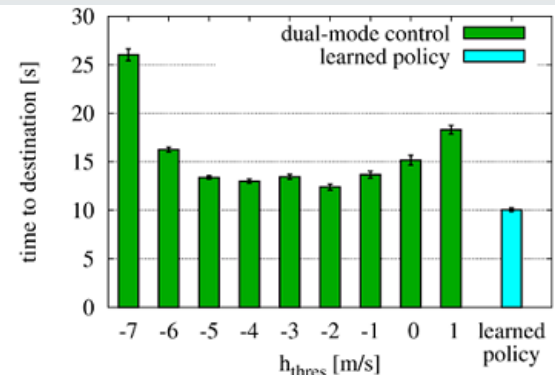
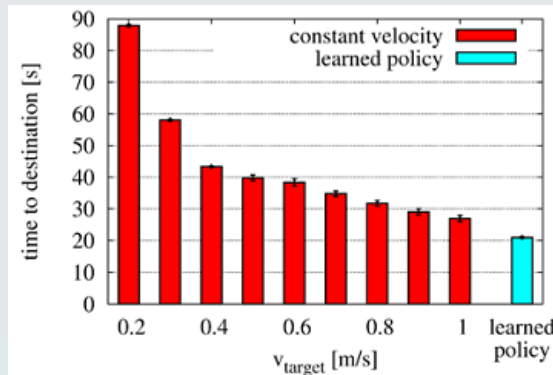
[2]



Effizienzgewinn durch Reinforcement Learning (2)



- Zustand:
 - Distanz & rel. Ausrichtung zum Ziel, Lokalisierungsunsicherheit
- Aktion $v = 0.1 - 1.0$ m/s
- Belohnung $R = -\Delta t$ bzw. $+100$ bei Ziel erreicht
- Gelernte Strategie durch Clustering komprimiert
 - Alternative Optimierung mittels neur. Netze [1]



[2]



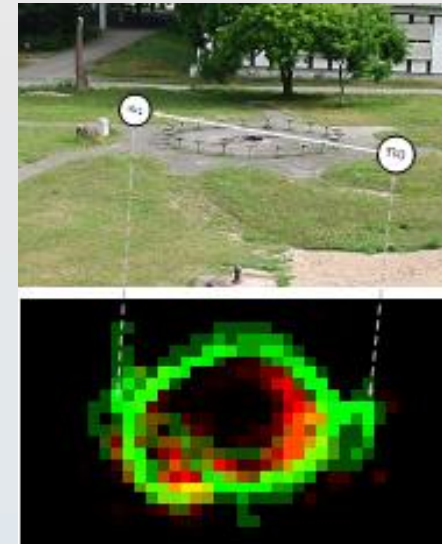
Online Kosten-/Risiko-Analyse



- Anreicherung topologischer Karte mit metrischen Information:
 - Online Routenoptimierung anhand von aktuellen Kosten / Risiken
- Gegeben:
 - Navigator und Pilot mit Subsumption
- Energieverbrauch = Aufwand
- Hindernis = Risiko
- Zusammen = Kantenkosten



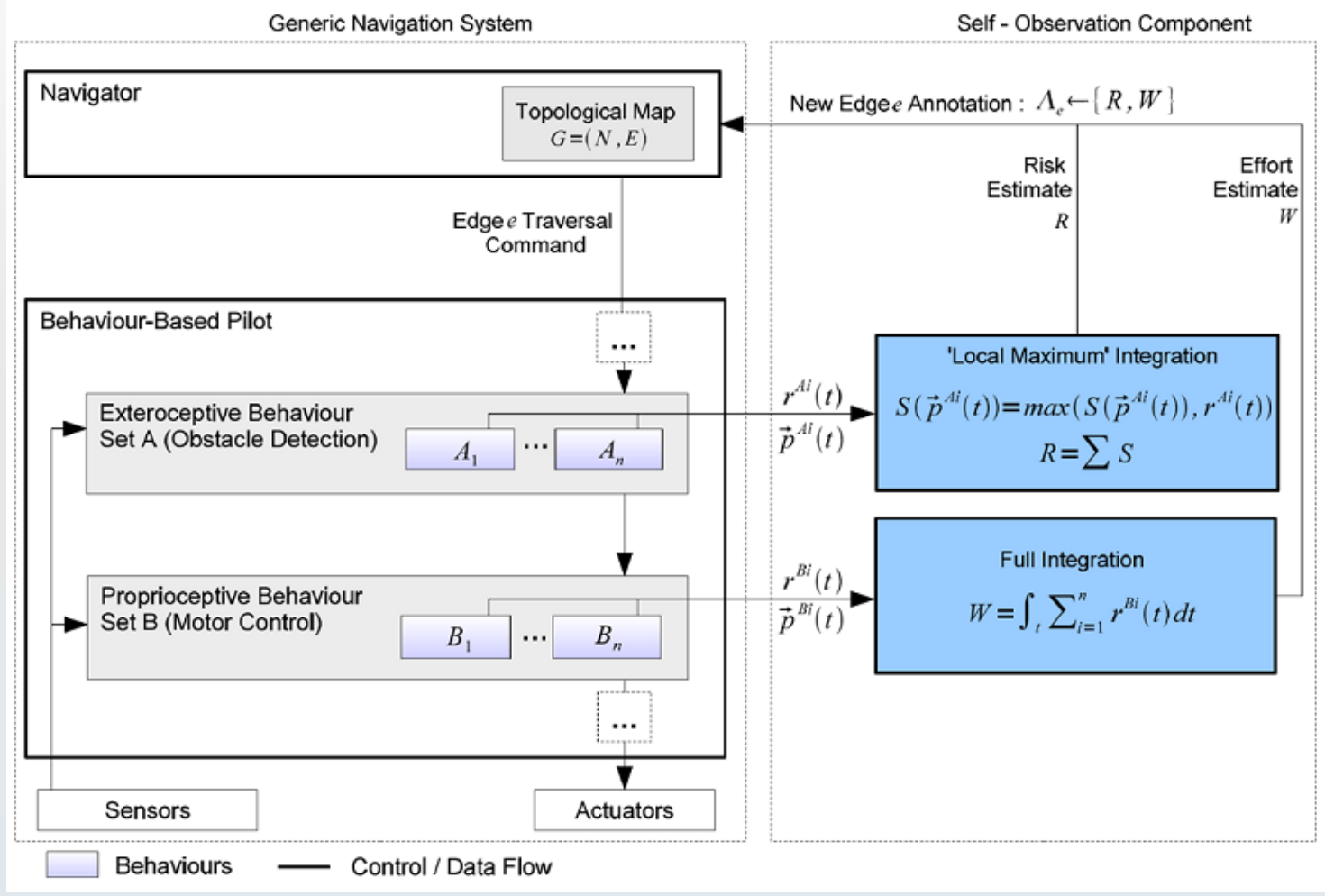
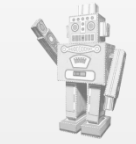
T. Braun



[3]



Online Kosten-/Risiko-Analyse (2)





Mobilitäts-Charakterisierung



- Yeti – Bodenradarerhebung in Arktis
- Problem:
 - Viele Eis-/Schnee-Varianten
 - Schwer visuell zu klassifizieren
- Lösungsansatz:
 - Überwachtes Lernen
 - Klassifizierung anhand propriozeptiver Daten



E. Trautmann

L. Ray

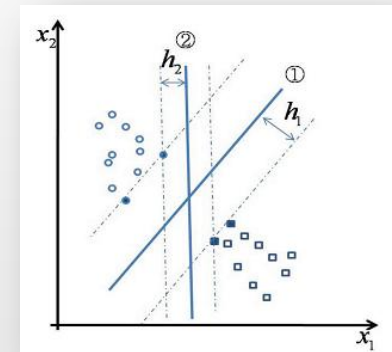


[4]

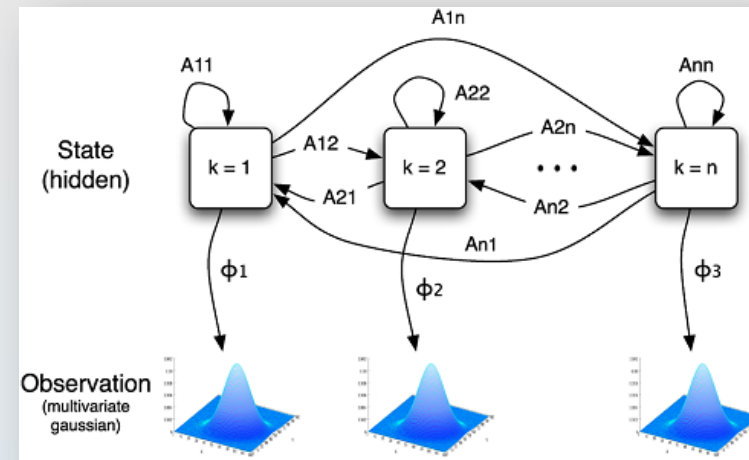


Mobilitäts-Charakterisierung

- Prä-Immobilitäts-Erkennung mit Stützvektormethode
 - Motorstrom, Radschlupf, opt. erfasste Geschw. und Beschl.
- Identifizierung der Bodenbeschaffenheit mit Hidden Markov Model
- Parametrisierung des HMM durch überw. Lernen
 - Baum-Welch-Algorithmus



[5]



[4]



Einordnung & Abgrenzung

Zusammenfassung der Kernaussagen



Bewertung / Relevanz



- Reinforcement Learning [2],[1]
 - Gute Bewegungsoptimierung, anpassbar
 - Eignung Bodenklassifizierung / Routing ?
- Online Kosten-/Risiko-Bewertung [3]
 - Flexible Routenoptimierung
 - Ausnutzung propriozeptiver Daten
 - Auf ein Einsatzszenario beschränkt
- Mobilitäts-Charakterisierung [4],[5]
 - Merkmalsextraktion / Klassifizierung
 - Reaktion auf propriozeptive Daten
 - Überw. Lernen auf beschränkten Datensatz



Zusammenfassung

Aspekte die weiter verfolgt werden



Weitere Ziele



- Mobilität auf diversen Bodenbeschaffenheiten gewährleisten
- Sicherheit für Roboter UND Umgebung
- Routenoptimierung mit RL und SLAM
 - Schnell, sparsam, sicher
- Erfahrungsbasierte und „unterbewusste“ Einschätzung der aktuellen Bodenverhältnisse
 - Semantische Zusammenhänge
Beschaffenheit/Verhalten
- Kontinuierliche Lernfähigkeit





Quellen (References)



1. **M. Tokic.** Reinforcement Learning an Robotern mit neuronalen Netzen. *Masterthesis*. Weingarten : Hochschule Ravensburg-Weingarten, 2008.
2. **A. Hornung, M. Bennewitz, H. Strasdat.** Efficient vision-based navigation. *Autonomous Robots Vol. 29*, S. 137-149. Springer Berlin / Heidelberg, 2010
3. **T. Braun.** Cost-efficient global robot navigation in rugged off-road terrain. RRLab dissertations, Verlag Dr Hut, 2009. ISBN: 978-3-86853-135-0
4. **E. Trautmann, L. Ray.** Mobility characterization for autonomous mobile robots using machine learning. *Autonomous Robots Vol. 30*, S. 369-383. Springer Berlin / Heidelberg, 2011
5. **K. Kim, K. Ko, W. Kim; S. Yu.** Performance Comparison between Neural Network and SVM for Terrain Classification of Legged Robot. *SICE Annual Conference 2010*, S. 1343-1348
6. **L. Lu, C. Ordonez, E.G. Collins, E.M. DuPont.** Terrain Surface Classification for Autonomous Ground Vehicles Using a 2D Laser Stripe-Based Structured Light Sensor. *IEEE Conference on Intelligent Robots and Systems 2009*, S. 2174-2181





**VIELEN DANK FÜR DIE
AUFMERKSAMKEIT**