

# Learning Human Body Movement

Lennart Kordt  
22. Januar 2018

Seminar „Neueste Trends in Big Data Analytics“  
Betreuer: Christian Hovy



Universität Hamburg

# Gliederung

1. Motivation
2. Rückblick auf Machine Learning
3. Terminologie
4. Überblick
5. Aufbau des Datensets
6. Herleitung der Policy
7. Limitationen
8. Berühmte Beispiele
9. Quellen

# 1. Motivation

Grundsätzliches Ziel:

Dem Roboter Bewegungen beibringen, OHNE programmieren zu müssen

Vereinfachte Nutzung der Roboter für alltägliche Probleme

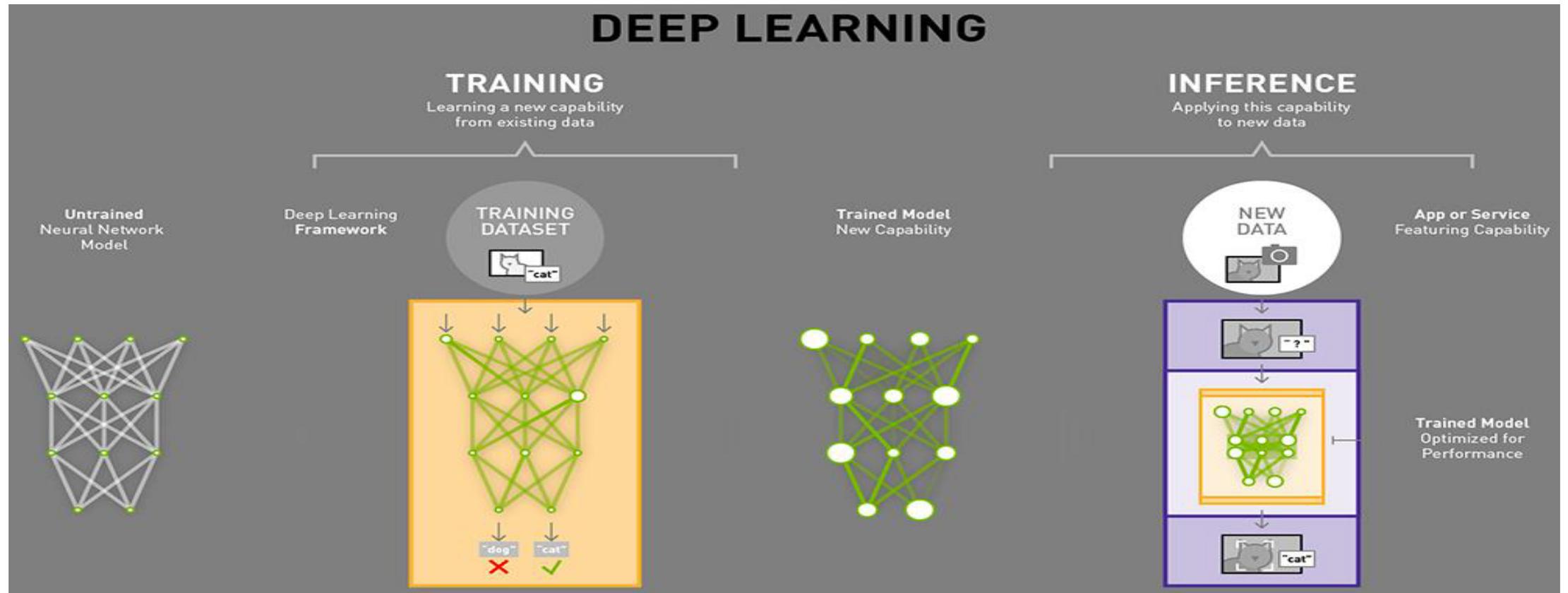
`Programmierung` des Roboters durch erfolgreiches Vorführen der Aufgabe

Bei Fehlern in der Ausführung keine professionelle Hilfe notwendig

## 2. Rückblick auf Machine Learning

- Definition:
  - “The field of machine learning is concerned with the question of how to construct computer programs that automatically improve with experience.”  
[Machine Learning, Tom Mitchell, McGraw Hill, 1997]

## 2. Rückblick auf Machine Learning

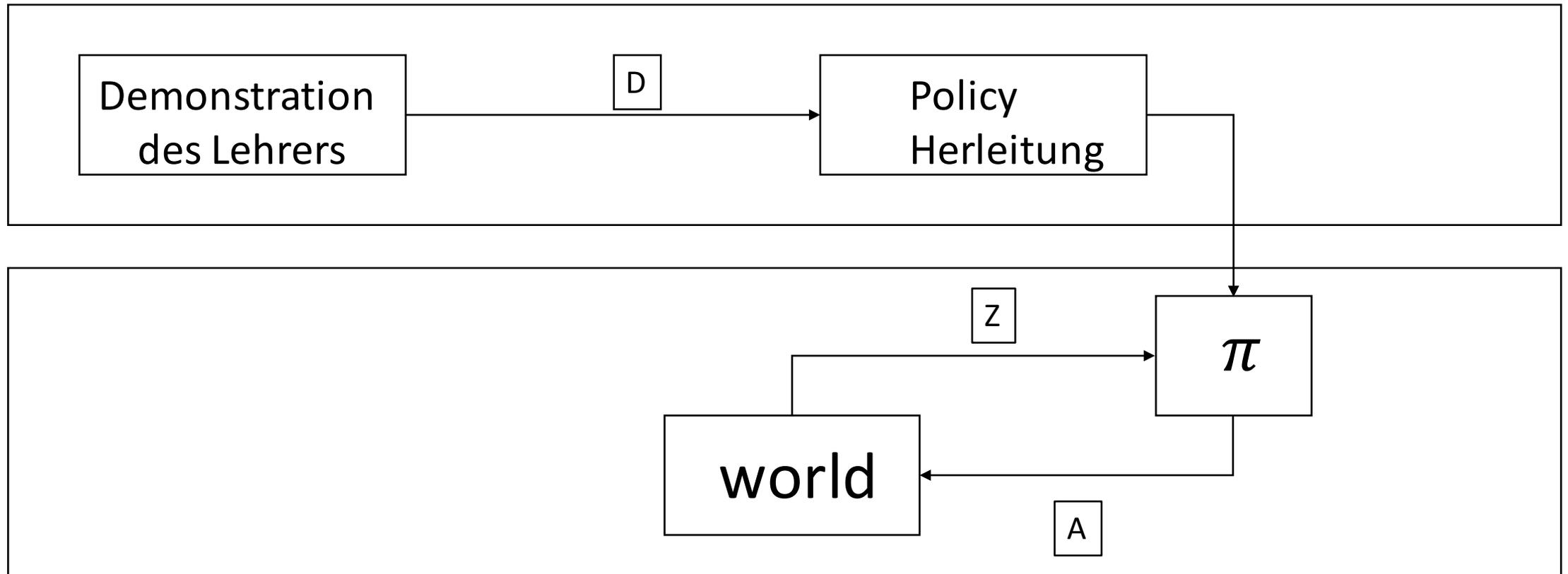


Quelle: Training and Inference of NNs, Nvidia Corporation

# 3. Terminologie

- LfD: Learning from Demonstration
- D: Demonstration
- S: state (unbekannter Zustand)
- Z: observed state
- A: action (anwendbar auf Z)
- M: mapping
  - $M: S \longrightarrow Z$
- $\pi$ : policy
  - $\pi: Z \longrightarrow A$

# 4. Überblick



Vgl.: B.D. Argall, et al., A survey of robot learning from demonstration, Robotics and Autonomous Systems (2009)

# 5. Aufbau des Datensets

5.1. Allgemeines

5.2. Record & Embodiment Mapping

5.3. Demonstration vs. Imitation

5.4. Teleoperation

5.5. Shadowing

5.6. Sensors on Teacher

5.7. External Observation

# 5.1. Allgemeines zum Aufbau des Datensets

- Struktur eines A-S-Paares (Action-State)
- Möglichkeiten der Datenaufnahme:
  - Sensoren auf Roboter oder auf Lehrer
  - Speicherung der Bewegungen bei Führung durch Lehrer
  - Kameraaufnahmen des Roboters
- Demonstrationstechniken:
  - Batch learning
  - Interactive approaches

# 5.2. Record & Embodiment Mapping

## Record Mapping

- Ausführung des Lehrers



- Aufgezeichnete Ausführung
- Aufzeichnung fremder Daten
- Überprüfung ob die exakten states/actions des Lehrers mit den aufgezeichneten Ausführungen übereinstimmen

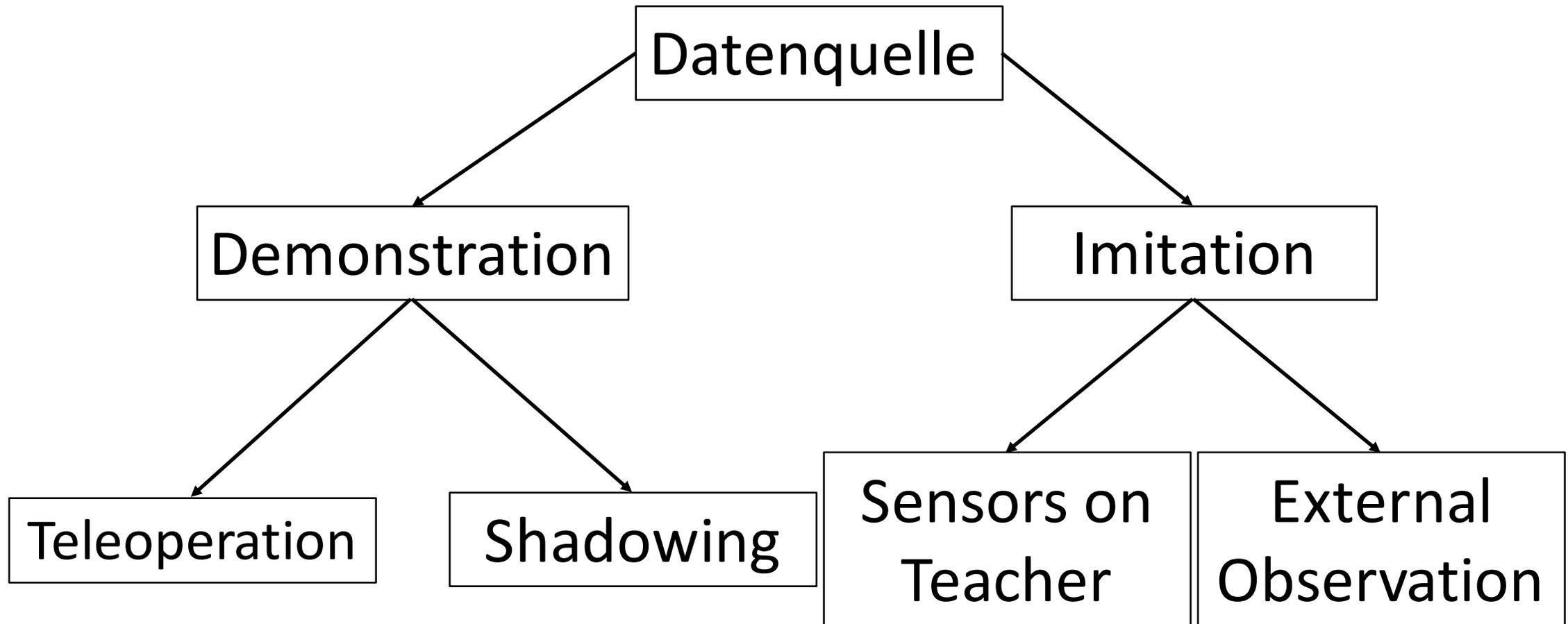
## Embodiment Mapping

- Aufgezeichnete Ausführung



- Schüler
- Aufzeichnung eigener Daten
- Überprüfung ob die aufgezeichnete Ausführung mit der erwarteten Ausführung übereinstimmt

# 5.3. Demonstration vs. Imitation



Vgl.: B.D. Argall, et al., A survey of robot learning from demonstration, Robotics and Autonomous Systems (2009)

## 5.4. Teleoperation

- “Arbeiten auf Distanz“
- Roboter wird von Lehrer gesteuert
- Aufzeichnung der Daten über eigene Sensoren
- Steuerung über Joystick
- Sprachsteuerung
- Führung des Roboters durch die Bewegungen



Direktes Record Mapping

## 5.5. Shadowing

- Simultane Nachahmung der Bewegungen des Lehrers durch Roboter
- Aufnahme der Daten über eigene Sensoren
- Zusätzlicher Algorithmus zur aktiven Aufzeichnung und Reproduktion der Daten notwendig



Indirektes Record Mapping

## 5.6. Sensors on Teacher

- Sensoren direkt auf dem ausführenden Objekt
- Präzise Aufzeichnung der ausgeführten Aktion
- Sensoren sehr speziell
- Keine vielfältige Einsatzmöglichkeit eines Sensors

## 5.7. External Observation

- Keine Sensoren auf dem vorführenden Objekt
- Sicht von außen auf Vorführung
- Typischerweise durch Kameras direkt auf dem Körper des Roboters
- Möglichkeit zur Verbindung von Sensors on Teacher und External Observation besteht und wird häufig angewandt

# 6. Policy Herleitung

6.1. Mapping Function

6.2. System Model

6.3. Plans

# 6.1. Mapping Function

- Demonstrierte Daten werden direkt genutzt um auf den Observed State ( $Z$ ) anwendbare Aktionen ( $A$ ) abzuleiten
- Ziel:
  - Reproduktion der zugrunde liegenden zuerst noch unbekanntem Policy des Lehrers
  - Generalisierung der durch Training erworbenen Daten
  - Möglichkeit auch für unbekannte Zustände eine gültige Lösung zu finden

## 6.2. System Model

- Nutzen der demonstrierten Daten um die Dynamiken der Welt und eine mögliche Reward-Funktion zu erstellen
- Ableitung der Policy aus diesem Modell durch Reinforcement Learning
  - Maschinelles Lernen, bei dem die Maschine selbstständig eine Strategie entwickelt, um erhaltene Belohnung zu maximieren

## 6.3. Plans

- Nutzung der demonstrierten Daten um Regeln über Auswirkungen der Aktionen abzuleiten
- Abbildung der Aktionen über
  - Pre-Conditions: Zustand, der erreicht sein muss, um die gewünschte Aktion ausführen zu können
  - Post-Condition: Zustand, der durch die Ausführung der Aktion erreicht werden soll
- Rückwärts planen

# 7. Limitationen

- LfD-Systeme sind von Natur aus mit der im Dataset demonstrierten Information verlinkt
- Performance des Lernalerns/Roboters ist über die Qualität dieser Informationen limitiert
- Undemonstrated state or Poor quality data

# 7. Überwältigung der Limitationen

- Underdemonstrated state
  - Generalisierung von bestehenden Demonstrationen
  - Neuerliche Demonstrationen durchführen
- Poor data quality
  - Schlechte Demonstrationen aus dem Speicher löschen
  - Aus Erfahrungen lernen

# 8. Berühmte Beispiele

8.1. Hondas Asimo

8.2. Atlas by BostonDynamics

# 8.1. Hondas Asimo

1986: EO, erster lauffähiger Roboter von Honda

1988: E2, Geschwindigkeit 1,2km/h + Fähigkeit Treppen zu steigen

1993: P1, Prototyp humanoider Roboter (Torso 193cm groß)

1996: P2, 182cm, 210kg

1997: P3, 160cm, 130kg, Geschwindigkeit 2km/h

2000: Asimo, 120cm, 52kg

2014: Entwicklung von Asimo weit fortgeschritten: Fähigkeit Fußball zu spielen

2017: Geschwindigkeit: 9km/h

[https://youtu.be/fQ3EHtEI\\_NY](https://youtu.be/fQ3EHtEI_NY)

## 8.2. Atlas by BostonDynamics

- Größe: 1,5m
- Gewicht: 75kg
- Nutzlast: 11kg
- Power: Batterie
- Antrieb: hydraulisch
- <https://youtu.be/SD6Okylclb8>
- <https://youtu.be/rVlhMGQgDkY>
- <https://youtu.be/fRj34o4hN4I>



[https://de.wikipedia.org/wiki/Atlas\\_\(Roboter\)#/media/File:Atlas\\_from\\_boston\\_dynamics.jpg](https://de.wikipedia.org/wiki/Atlas_(Roboter)#/media/File:Atlas_from_boston_dynamics.jpg)

# 9. Quellen

- B.D. Argall, et al., A survey of robot learning from demonstration, Robotics and Autonomous Systems (2009)
- Baris Akgun, et al., Keyframe-based Learning from Demonstration Method and Evaluation
- Aude Billard and Daniel Grollman (2013), Scholarpedia, 8(12):3824.
- <https://www.bostondynamics.com/atlas>
- <https://koroibot-motion-database.humanoids.kit.edu/list/motions/>
- <http://rll.berkeley.edu/deeprlcourse/>
- Stefan Schaal, Learning From Demonstration
- A. Billard, S. Calinon, R. Dillmann, and S. Schaal, “Robot programming by demonstration,” in Springer handbook of robotics. Springer, 2008, pp. 1371–1394.
- Jangwon Lee, A survey of robot learning from demonstrations for Human-Robot Collaboration (2017)
- Training and Inference of NNs, Nvidia Corporation
- [https://de.wikipedia.org/wiki/Atlas\\_\(Roboter\)#/media/File:Atlas from boston dynamics.jpg](https://de.wikipedia.org/wiki/Atlas_(Roboter)#/media/File:Atlas_from_boston_dynamics.jpg)
- <https://www.forbes.com/sites/aarontilley/2017/09/19/ai-startup-invents-trick-for-robots-to-more-efficiently-teach-themselves-complex-tasks/#17b0cd2a15fe>
- <http://asimo.honda.com/downloads/pdf/asimo-technical-information.pdf>