

Abdullah Sahin

24.09.2019

Kolloquium zur Bachelorarbeit

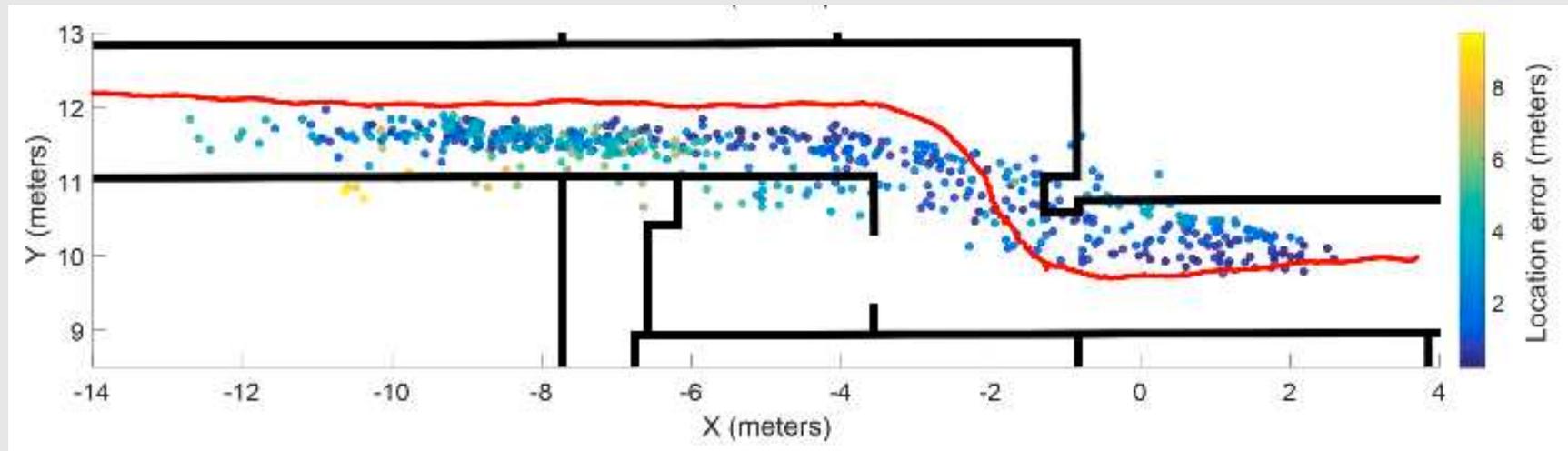
Pose Estimation in Gebäuden anhand von Convolutional Neural Networks und simulierten 3D-Daten

- Pose Estimation in Gebäuden verschafft im Bauwesen z.B.:
 - automatische Baufortschritterfassung
 - Facility-Management & Navigation über Augmented Reality

- visuelle Lokalisierungsverfahren
 - VO oder SLAM sind relativ zum Ausgangspunkt
 - Absolute Bestimmung möglich durch:
 - Suchen eines korrespondierendes Bildes in einer Bildergalerie 
 - Pose Regression über Bild-Features

- Ansätze über KNN wie z.B. *PoseNet*
 - Ermittlung der *Ground-Truth-Daten* über *SfM* genügt 

- Acharya et al. erhoben Daten aus Simulation statt über SfM
 - Trainiert mit unterschiedlichen synth. Datentypen => 5m, 20°
 - Trainiert mit Gradientenbildern der synth. Daten => 2m, 7°



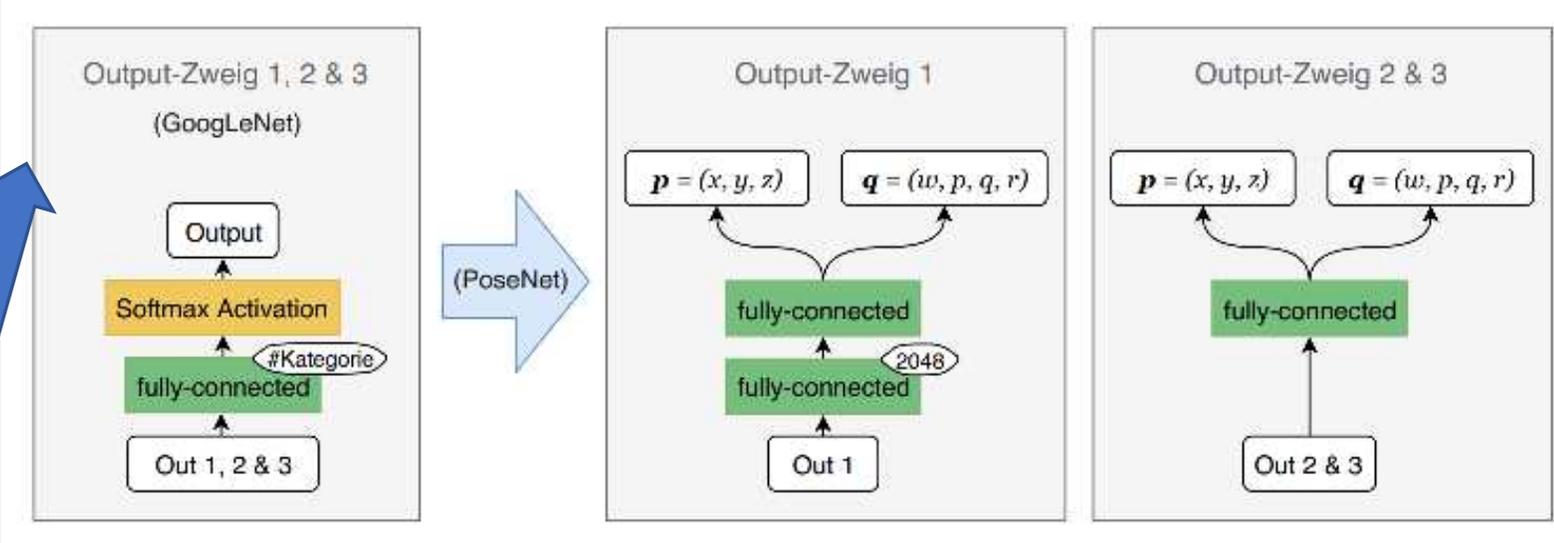
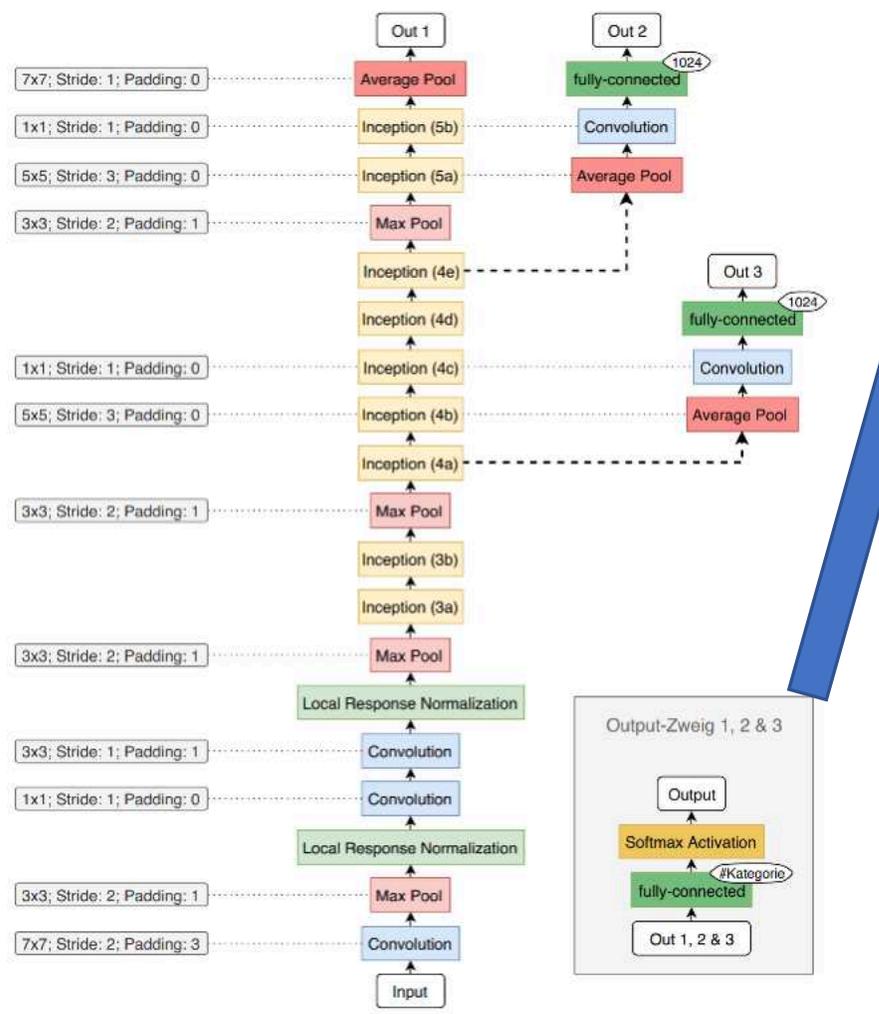
- **Ziel:** diesen Ansatz in größeren Gebäuden auf längeren Strecken zu untersuchen
 - mehrere Richtung & Etagenebenen

CNN Architektur



GoogLeNet, ILSVRC '14 Sieger

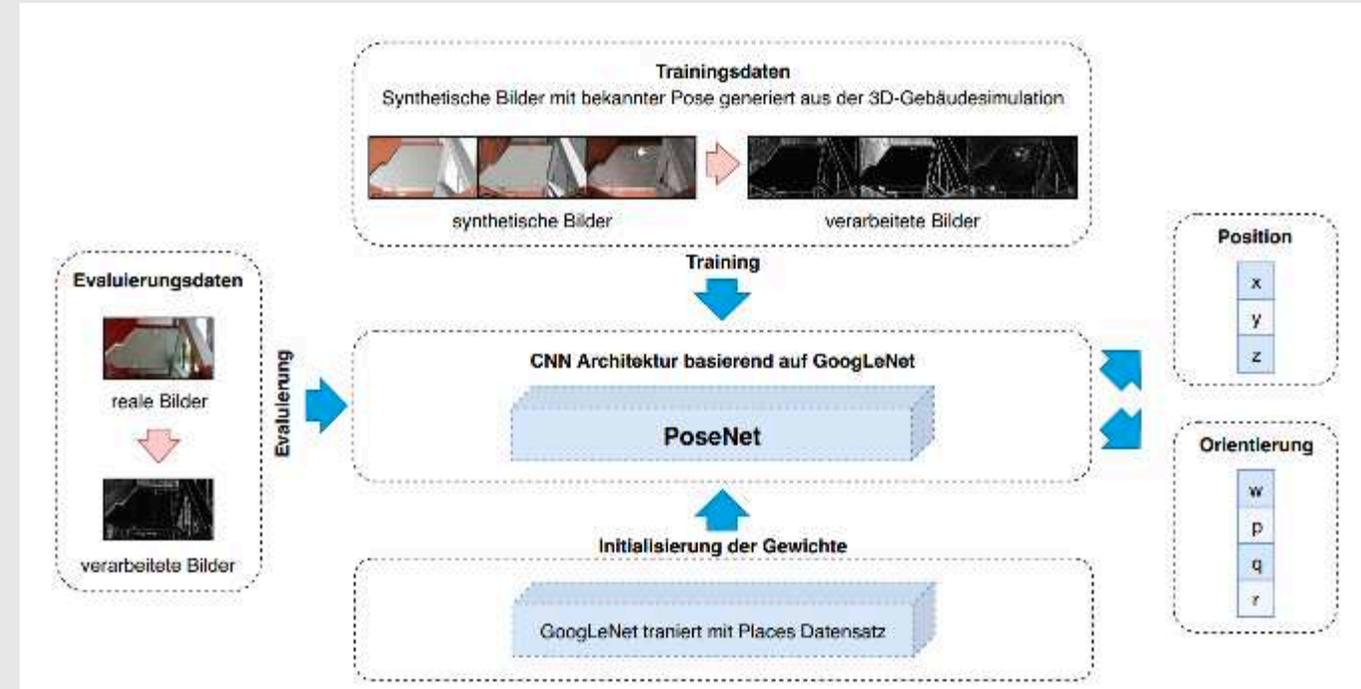
PoseNet, 1. CNN zur Pose-Regression



- β ist Balance zwischen Position \mathbf{p} und Quaterion \mathbf{q}
 - Empfohlen zwischen 120 und 750 in Gebäuden

$$loss(I) = \|\hat{\mathbf{p}} - \mathbf{p}\| + \beta \left\| \hat{\mathbf{q}} - \frac{\mathbf{q}}{\|\mathbf{q}\|} \right\|$$

- Erhebung der realen Daten
- Generierung der synth. Daten
- Verarbeitung der Daten
- Datensätze
- Trainingsparameter



Erhebung der realen Daten



- beliebige Kameras

- SfM-Methoden

- Intel Realsense T265 & D435

- versicherte bei gegebenen Bestkoniditionen einen Drift von 1%



- Roboter Operating System (ROS)

- Hardware gesteuert und Datenfluss synchronisiert



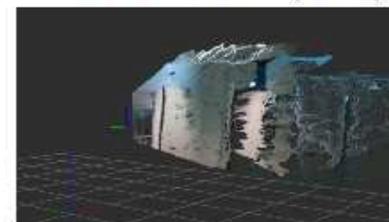
(a) Pose (T265) +
3D-Punktwolke (D435)



(b) Fischaugenkamera 1
(T265)



(c) Fischaugenkamera 2
(T265)



(d) Pose (T265) +
3D-Punktwolke (D435)



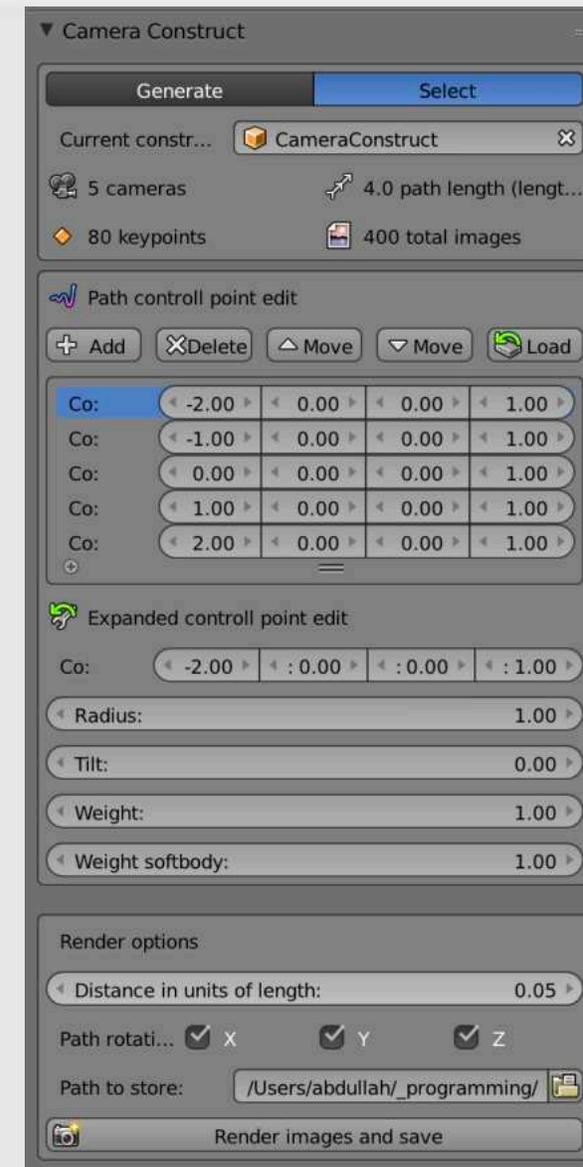
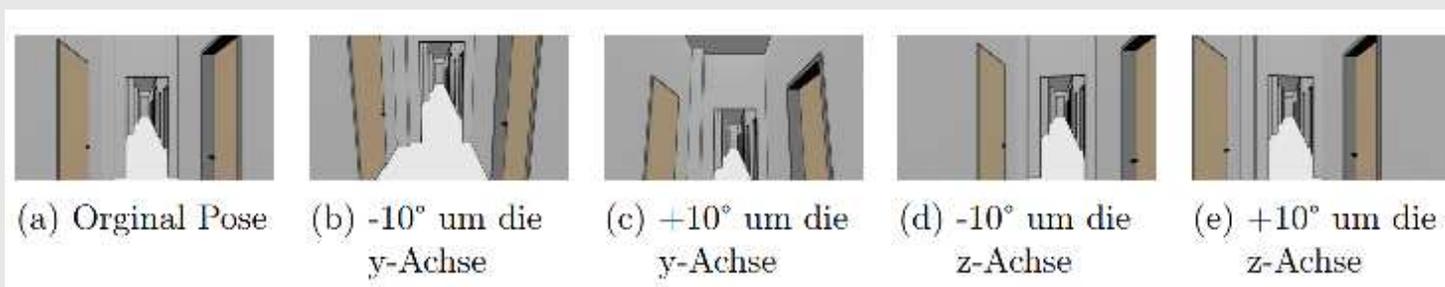
(e) RGB-Bild
(D435)



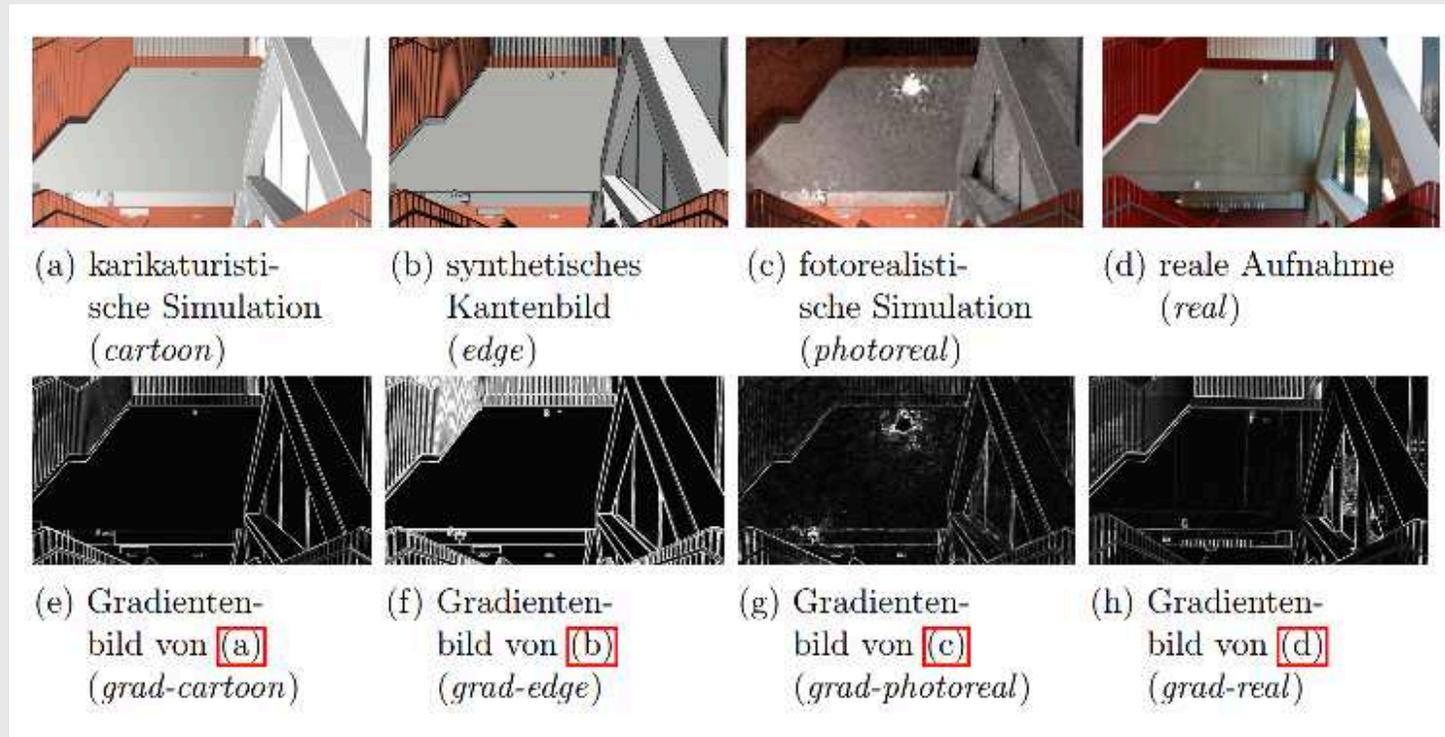
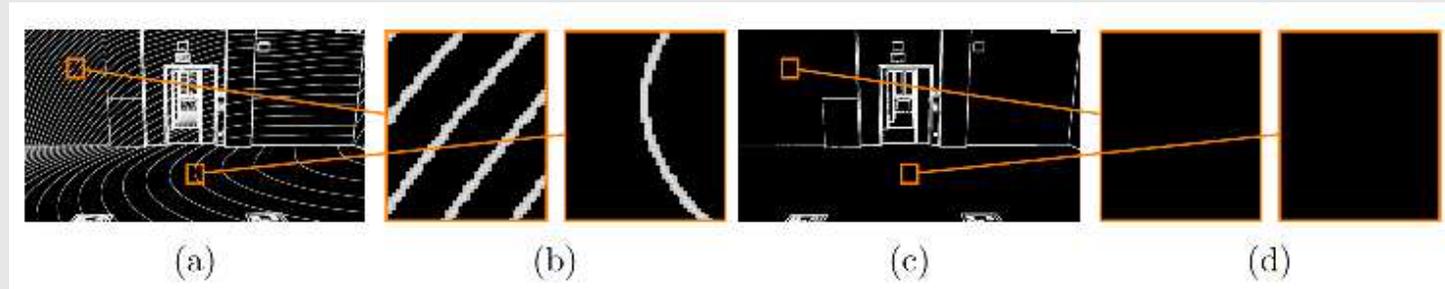
(f) Tiefenbild
(D435)

Generierung der synth. Daten

- 3D-Gebäudesmodell aus BIM in Blender v. 2.79b simuliert
- (*bestmögliche*) Imitation der Aufnahmestrecken
 - 0.05m Intervallen mit +/- 10° Neigung in je y- und z-Achse
- Insgesamt 3 Typen (*angelehnt an Acharya et al.*)
 - *cartoon, edge, photoreal*



- Gradientenbild
 - reale Bilder auf die Größe der synth. Daten skaliert
- Treshold-Verfahren
 - Unterdrückung der durch die synth. Lichter entstandenen Artefakte



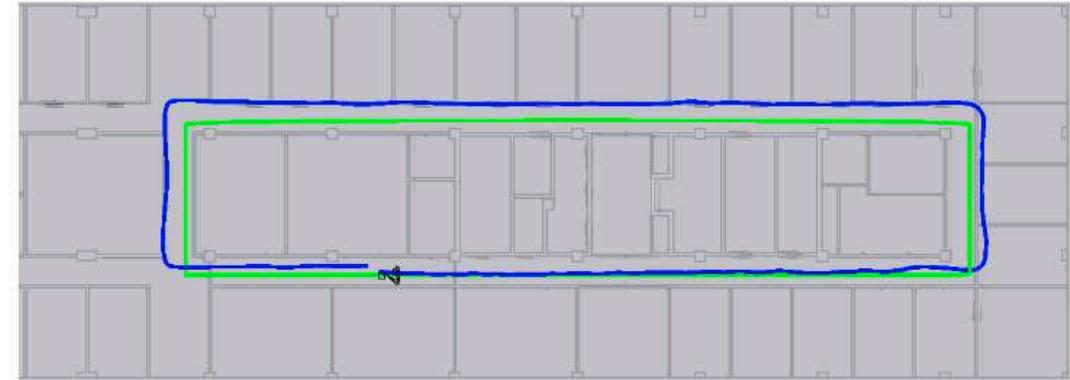
- länger, in mehrere Richtungen verlaufend und auf mehrere Etagenebenen erstreckend
- Daten erhoben:
 - nördliche Hälfte des 6. Stockwerkes des IC-Gebäudes der RUB (IC)
 - Seminargebäude der Hochschule Bochum (HS)



(a) IC-Simulation



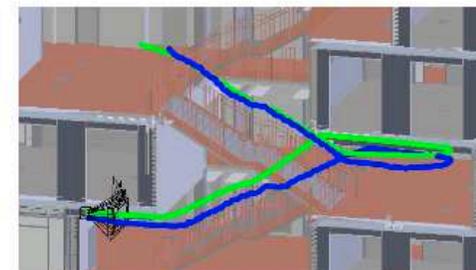
(b) HS-Simulation



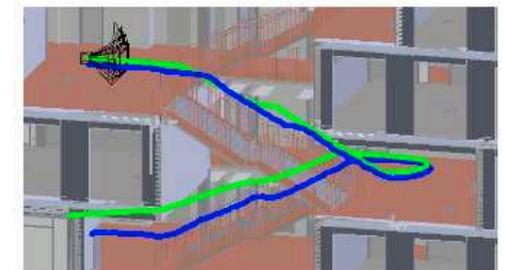
(a) IC-loop



(b) HS-gamma



(c) HS-stairs-up



(d) HS-stairs-down

Trainingsparameter



- Hyperparameter wurden **übernommen bzw. gleichermaßen bestimmt** oder **im selben Verhältnis** zum Datensatz **gewählt**.
- Hyperparameter Beta wurde wie empfohlen via *Grid-Search* bestimmt
 - Trainiert und Evaluert mit realen Daten
 - Ergebnis dient als Referenzwert

Hyperparameter	Wert
Architektur	PoscNet (s. Abschn. 2.4.2)
Implementierung	<i>Caffe</i>
Batchgröße	40
Anzahl der Epochen	160
Datenaufteilung	50% Trainingsdaten 50% Evaluationsdaten
Bildskalierung	480 × 270
Bildausschnitt	224 × 244 (<i>Training</i> : zufällig, <i>Evaluation</i> : zentriert)
Datensatznormierung	Subtraktion des Durchschnittsbildes der Trainingsdaten
β der Kostenfunktion (s. Gleichung 5)	<i>IC-loop</i> : 680 <i>HS-gamma</i> : 120 <i>HS-stairs-up</i> : 470 <i>HS-stairs-down</i> : 610
Loss-Optimierer	<i>AdaGrad</i>
Lernrate	10^{-3}
Initialisierung der Gewichte	Gewichte eines mit dem <i>Places</i> Datensatz trainierten Modells auf GoogLeNet

- **Evaluationsergebnis**
 - Abweichung der Position in Meter und den Orientierungsfehler in Grad
 - werden anhand der Positionsfehler verglichen

- **Akkuratesse gibt an:**
 - Median der Evaluationsergebnisse

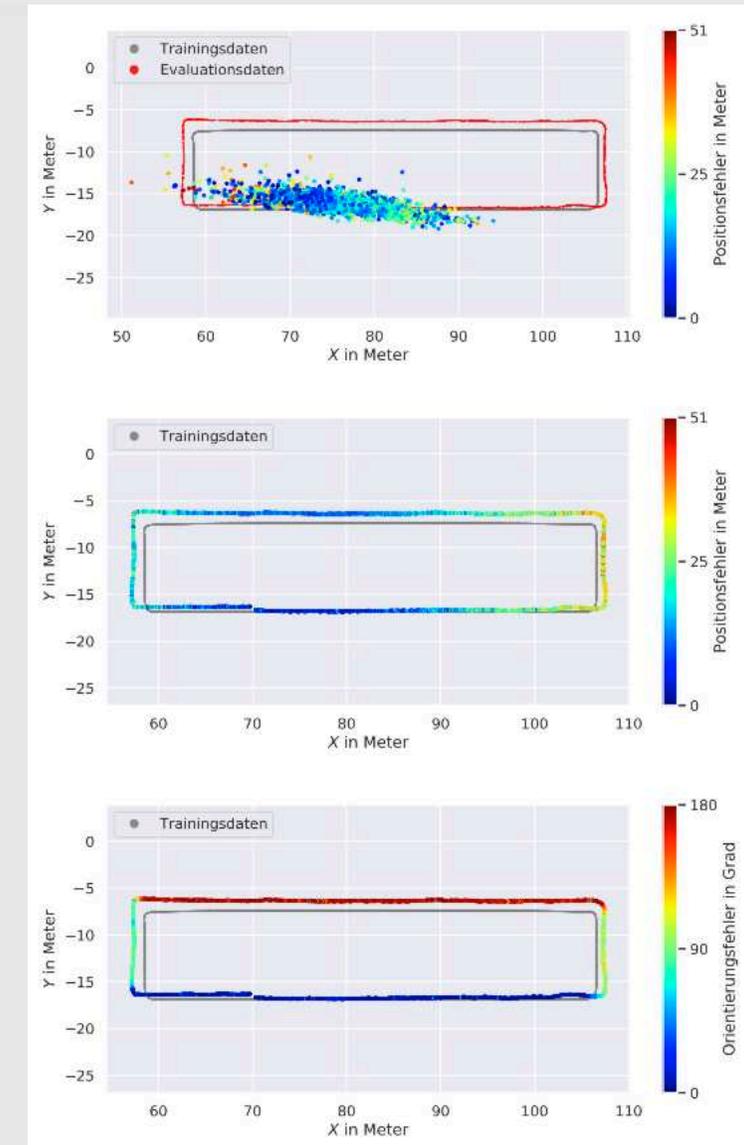
- **Evaluation**
 - 1.: Gradientenbilder der korrespondierenden synthetischen Evaluationsdaten
 - 2.: Gradientenbilder der realen Evaluationsdaten

Referenzwert: 1.93m, 4.26°

Trainingsdatensatz (Gradientenbild)	synthetische Daten (Position, Orientierung)	reale Daten (Position, Orientierung)
<i>grad-cartoon</i>	1.61m, 8.17°	23.56m, 51.30°
<i>grad-edge</i>	2.00m, 8.29°	32.91m, 59.17°
<i>grad-photoreal</i>	1.80m, 7.70°	16.68m, 73.25°
∅ Durchschnitt	1.80m, 8.05°	24.38m, 61.24°

Das Netzwerk bestimmte:

- alle Evaluationsdaten in einem ca. 30m x 5m großen Teilbereich
- Die Orientierung als die Aufnahme­richtung der unteren horizontalen Strecke

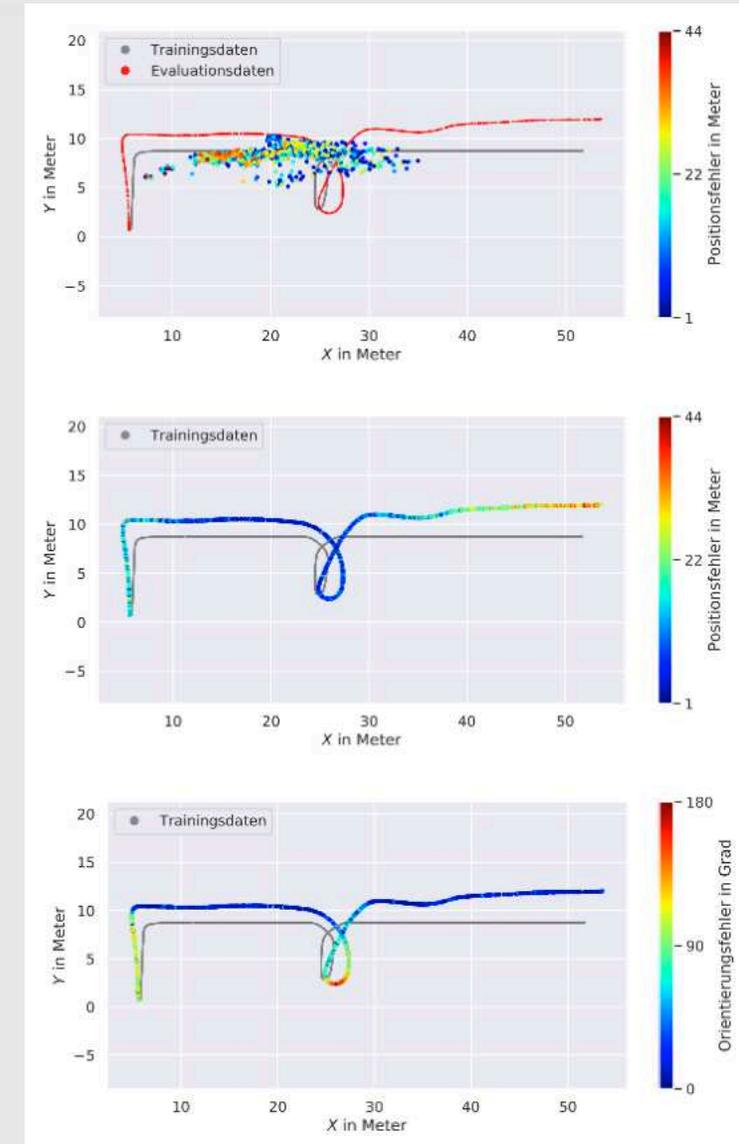


Referenzwert: 0.95m, 7.53°

Netzwerk (Trainingsdatensatz)	synthetische Daten (Position, Orientierung)	reale Daten (Position, Orientierung)
<i>grad-cartoon</i>	1.00m, 9.92°	8.60m, 19.59°
<i>grad-edge</i>	1.07m, 8.69°	10.15m, 35.11°
<i>grad-photoreal</i>	1.45m, 9.17°	10.27m, 41.60°
∅ Durchschnitt	1.17m, 9.26°	9.67m, 32.10°

Das Netzwerk bestimmte:

- alle Evaluationsdaten in einem ca. 20m x 5m großen Teilbereich
- Die Orientierung als die Aufnahme­richtung der horizontalen Strecken

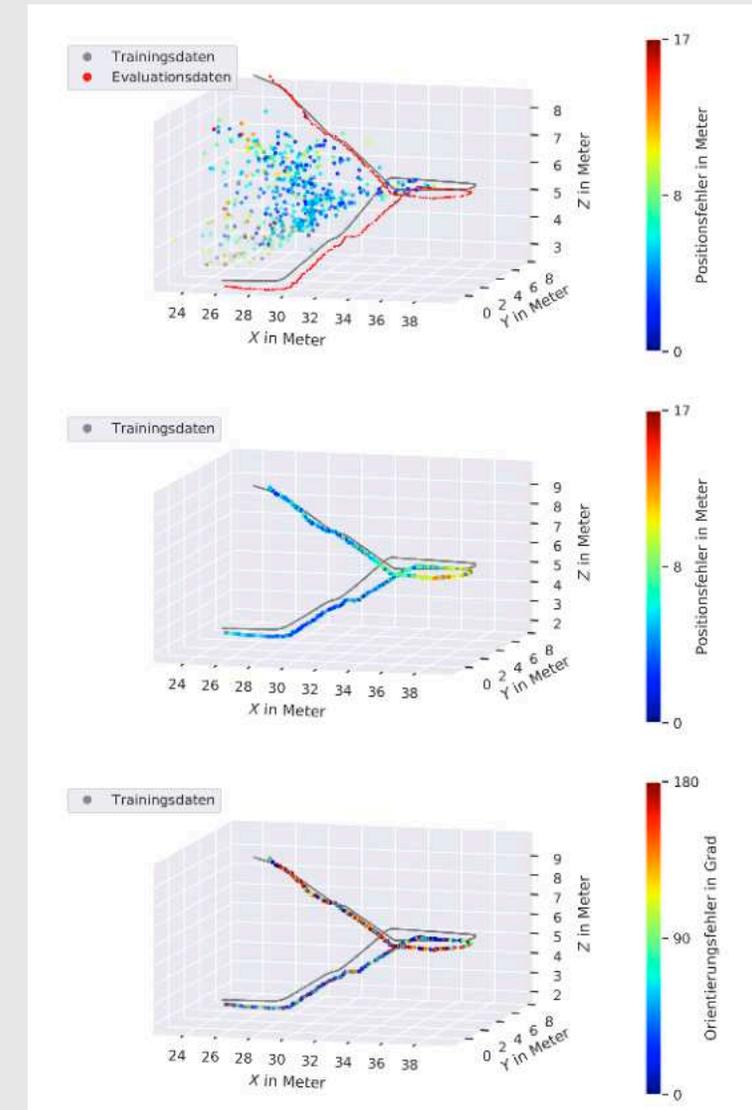


Referenzwert: 0.94m, 8.33°

Netzwerk (Trainingsdatensatz)	synthetische Daten (Position, Orientierung)	reale Daten (Position, Orientierung)
<i>grad-cartoon</i>	0.82m, 7.76°	4.77m, 23.43°
<i>grad-edge</i>	0.82m, 8.48°	4.33m, 51.64°
<i>grad-photoreal</i>	0.92m, 7.98°	5.16m, 93.38°
∅ Durchschnitt	0.85m, 8.07°	4.75m, 56.15°

Das Netzwerk bestimmte:

- alle Evaluationsergebnisse zwischen der dem oberen und unteren Treppenlauf
- abwechselnd größere Positionsfehler
- Die Orientierung wurde abwechselnd in der entgegengesetzten Orientierung bestimmt

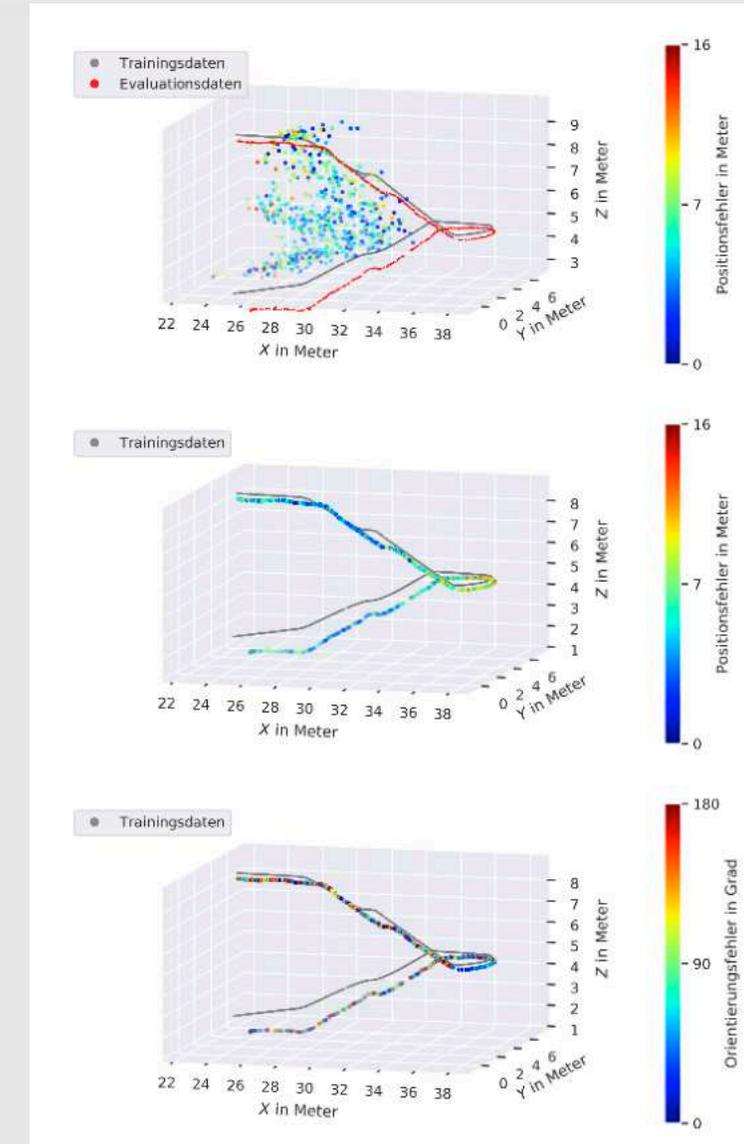


Referenzwert: 0.87m, 9.25°

Netzwerk (Trainingsdatensatz)	synthetische Daten (Position, Orientierung)	reale Daten (Position, Orientierung)
<i>grad-cartoon</i>	0.91m, 8.01°	4.20m, 47.83°
<i>grad-edge</i>	0.85m, 7.50°	5.59m, 67.34°
<i>grad-photoreal</i>	1.02m, 8.57°	5.25m, 32.70°
∅ Durchschnitt	0.93m, 8.03°	5.01m, 49.29°

Das Netzwerk bestimmte:

- alle Evaluationsergebnisse zwischen der dem oberen und unteren Treppenlauf
- abwechselnd größere Positionsfehler (*sichtbarer*)
- Die Orientierung wurde abwechselnd in der entgegengesetzten Orientierung bestimmt (*sichtbarer*)

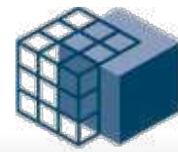


- **Referenzwert:** durch die Bestimmung des Hyperparameters Beta der Kostenf.
- **Evaluation 1:** Gradientenbilder der korrespondierenden synth. Daten
- **Evaluation 2:** Gradientenbilder der realen Daten

Strecke	Referenzwert	∅ Evaluation 1	∅ Evaluation 2
<i>IC-loop</i>	1.93m, 4.26°	1.80m, 8.05°	24.38m, 61.24°
<i>HS-gamma</i>	0.95m, 7.53°	1.17m, 9.26°	9.67m, 32.10°
<i>HS-stairs-up</i>	0.94m, 8.33°	0.85m, 8.07°	4.75m, 56.15°
<i>HS-stairs-down</i>	0.87m, 9.25°	0.93m, 8.03°	5.01m, 49.29°
∅ Durchschnitt	1.17m, 7.34°	1.19m, 8.35°	10.95m, 49.69°



- Diskussion der angewandten Methodik
- Diskussion der Ergebnisse
- Empfehlungen für weiterführende Forschung

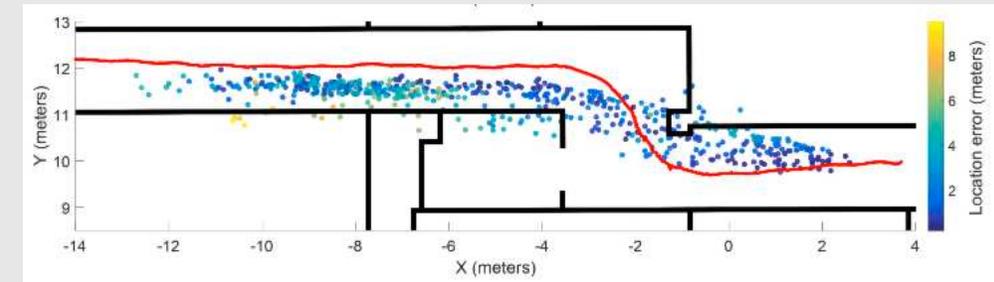


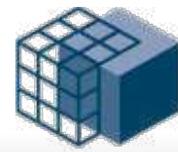
- reale Daten wiesen bis zu 5% Drift auf
 - negativer Einfluss auf die domänenübergreifende Evaluation
- Akkuratesses ist vom Zufall abhängig
 - 5 Trainingsprozesse sind wenig
- Hyperparameter
 - wurden nicht optimiert, könnten auf den Datensatz von Acharya et al. optimiert sein

D. der Ergebnisse



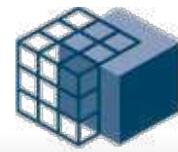
- HS-stairs-down & HS-stairs-up
 - keine Generalisierungsfähigkeit zu erkennen (perceptual-aliasing)
- IC-loop & HS-gamma
 - ca. 5m breiten und 20m bis 30m langen Teilbereich
 - nur eine Richtung
 - Parallelen zur Acharya et al.'s Datensatz
- PoseNet ist nicht begrenzt
 - mit Daten der gleichen Domäne konnte ca. 1m Positionsakkuratesse erzielt werden
 - Walch et al. erzielten mit TUM-Datensatz (größer als die Obigen) ca. 2m Positionsakkuratesse
 - => domänenübergreifende Training mit Gradientenbildern nur auf 5m x 30m in einer Richtung





- Anzahl der Trainingsprozesse bei gleichen Hyperparameter erhöhen
 - bessere Ergebnisse erzielen oder ausschließen => bestes synth. Datentyp bestimmen
- Optimierung der Hyperparameter
 - führt zu besseren Ergebnissen
- Nachfolger von PoseNet
 - versichern Verbesserung

- Insgesamt wurde der Ansatz mit 2 Gebäuden auf 4 Strecken untersucht
- Durchschnittliche Akkuratessse von ca. 1m, 8° bei Daten der gleichen Domäne
- Domänenübergreifend: 10.95m, 49.69°
 - Parallelen ließen schlussfolgern, dass der Ansatz begrenzt ist
- Lokalisierungsverfahren undenkbar
 - Potenzielle Akkuratessse von ca. 1m im direkten Gebrauch ungeeignet, allerdings durch Kaskadeneffekt verbesserbar



- Unzureichende Akkuratesses bei domänenübergreifende Evaluation
 - liegt den Simulationsdefiziten und domänenspezifische Artefakte zugrunde
- Lohnenswerte Untersuchung:
 - Diskrepanzminimierung zwischen synth. und realen Daten durch z.B. GANs
 - Ferner: Beschränkungen der möglichen Posen im Trainingsprozess

The image features a solid blue background. In the foreground, there are dark blue silhouettes of a crowd of people, likely graduates, with their arms raised in celebration. Above them, several dark blue silhouettes of graduation caps are shown in mid-air, as if they have just been tossed. The overall scene conveys a sense of joy and accomplishment.

**Vielen Dank
für eure Aufmerksamkeit!**