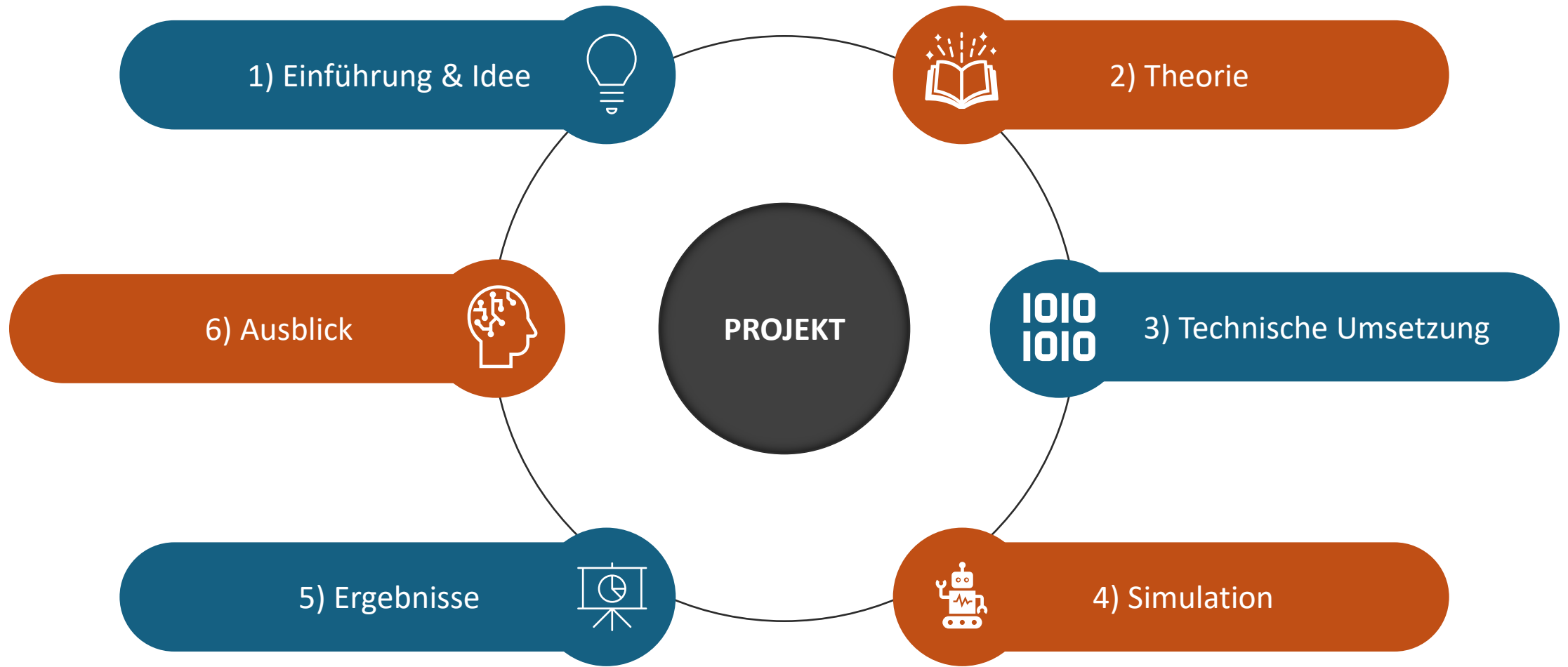


The background of the slide is a complex, abstract network diagram. It consists of numerous nodes of varying sizes and colors (dark blue, light blue, and grey) connected by thin, light grey lines. Some nodes are highlighted with larger, concentric circles. The overall layout suggests a interconnected system or a network structure.

Entwicklung eines Multiagentensystems zur kooperativen Erkundung einer 2D-Simulationsumgebung

Gerrit-Maximilian Söffker, Marco Mehlmann, Michael Vojer,
Dominik Schindele, Markus Schober, Stefan Harnisch

• Projektaufbau •



• Einführung ins Thema •

Automatische Kartierung unbekannter Gebiete – eine Herausforderung für die Robotik

- **Relevante Anwendungsgebiete:**
 - **Weltraumerkundung:** Kartierung fremder Planeten
 - **Katastrophenhilfe:** Erkundung von Katastrophengebieten zur Lageerfassung
 - **Dynamische Umgebungen:** Navigation in sich ständig verändernden Szenarien

Multiagentensysteme (MAS) bieten vielversprechende Lösungen

Autonome Agenten arbeiten:

- Selbstständig
- Kommunizieren ohne zentrale Steuerung
- Verbessern Effizienz
- Robustheit
- Zeitersparnis

Schlüsselparameter sind:

- Wegfindungs-Algorithmen
- Anzahl der Agenten
- Sensortechnik

Erste Laborergebnisse zeigen signifikante Fortschritte und einen Ausblick auf zukünftige Entwicklungen

• Einführung ins Thema •

Was ist ein MAS? – Definition

- Ein Multiagentensystem ist ein System aus mehreren selbstständig handelnden Einheiten (Agenten) welche mittels Kommunikation ein gegebenes individual- oder kollektiv Problem in einer geteilten Umgebung lösen.
- **Vorteile**
 - Gesteigerte Robustheit bei Ausfall einzelner Agenten
 - Einfache Skalierbarkeit durch flexibles Hinzufügen von Agenten

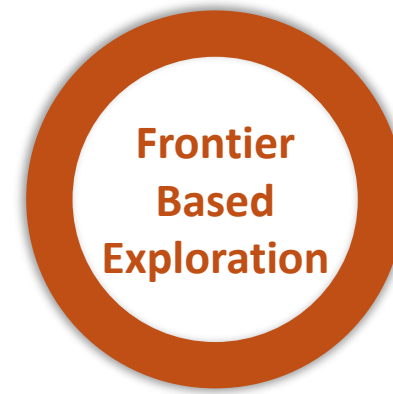
Ziel der Projektarbeit: Entwicklung eines Multiagentensystems zur kooperativen Erkundung einer 2D-Simulationsumgebung

• Explorations-Algorithmen im Überblick •

- Effizienz der Kartierung abhängig vom Explorations-Algorithmus
- Zwei grundlegend verschiedene Implementierungen:



Einfacher nicht-informierter Ansatz



Informierter, zielgerichteter Ansatz

• Explorations-Algorithmen im Überblick •



Vorgehen

Agent bewegt sich zufällig bis:

- Hindernis
- Zeitlimit

Ändert dann zufällig seine Richtung

Intelligenz

Agent berücksichtigt nicht, ob:

- Bereich bereits bekannt
- schon befahren wurde

Auswahl-Kriterium

- Basis-Referenz zum Messen von Effizienzgewinn



Vorgehen

Umgebung in drei Bereiche unterteilt:

- Bekanntes Gebiet
- Unbekanntes Gebiet
- Frontiers

Gezielte Bewegung zu Frontiers zur effizienten Erkundung

Intelligenz

- Strategische Zielauswahl
- Kommunikation
- Routenfindung

Auswahl-Kriterium

- Etablierter und fundamentaler Ansatz
- Weniger komplex als neuere Verfahren

• FBE – Der Erkundungszyklus •

Karten-Update: Agent nimmt Umgebung wahr und aktualisiert lokale Karte

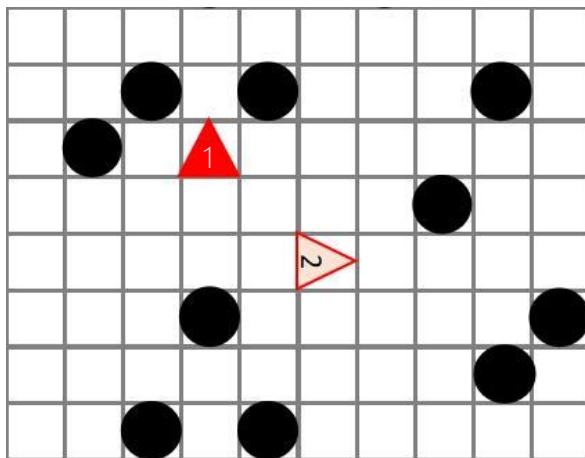
Grenzen-Update: Neue Frontiers werden identifiziert

Grenzen-Auswahl: Frontiers werden bewertet, "bestes" Ziel wird ausgewählt

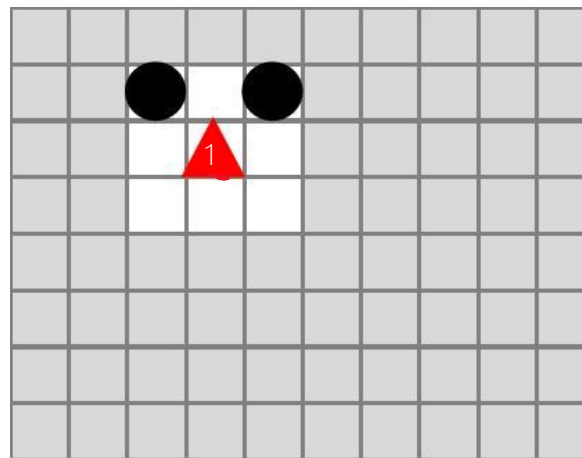
Pfadfindung: Agent plant Route zum Ziel (A*-Algorithmus)

Bewegung: Agent bewegt sich in Richtung des Ziels

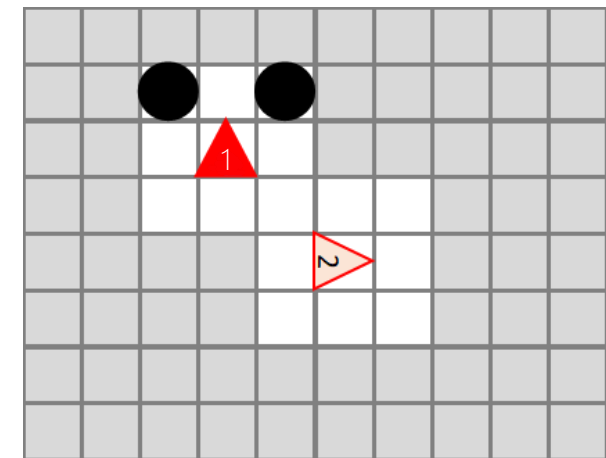
Globales Grid



Lokales Gedächtnis



Geteiltes Gedächtnis



• FBE – Die Grenzauswahl •

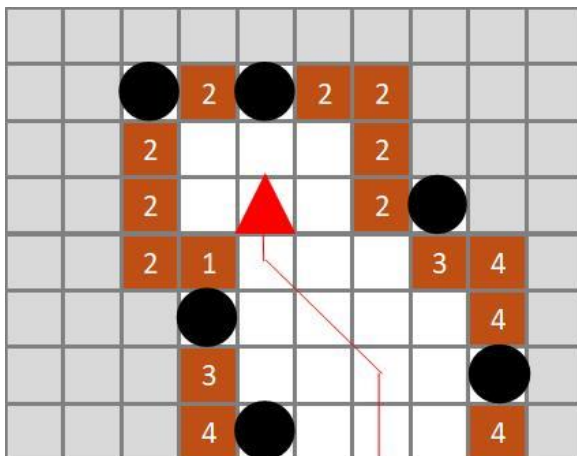
Grenzauswahl entsprechend Kostenfunktion:

$$C(f_i) = \lambda_{Distanz} * m_{Distanz}(f_i) - \lambda_{Größe} * m_{Größe}(f_i) + \lambda_{Orientierung} * m_{Orientierung}(f_i)$$

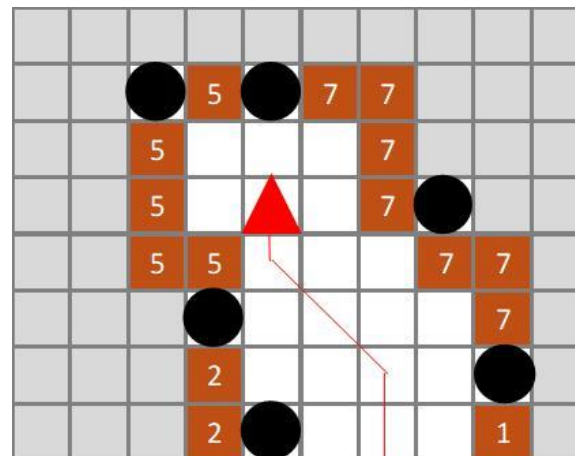
Bewertungskriterien:

- **Distanz:** Abstand Agent zu Frontier
- **Größe (Länge):** Anzahl zusammenhängender Frontier-Zellen
- **Orientierung:** Ausrichtung des Agenten zum Frontier

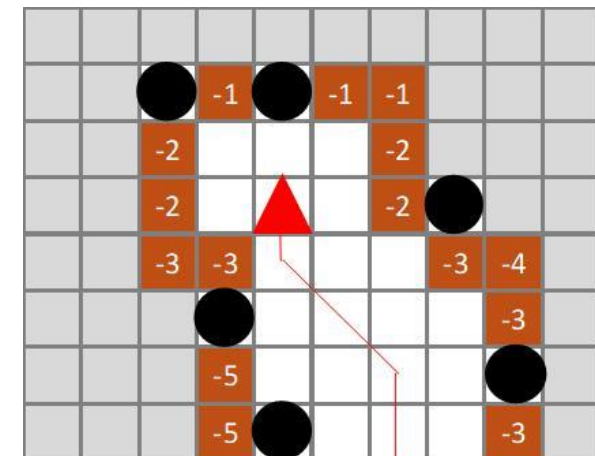
Distanz



Größe



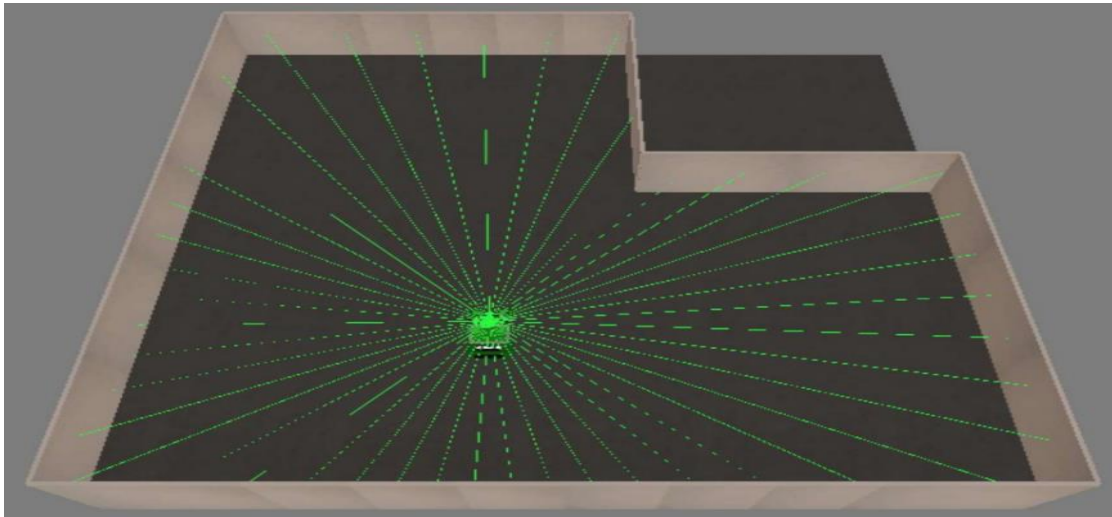
Orientierung



• Umgebungswahrnehmung: Raycasting, Bresenham •

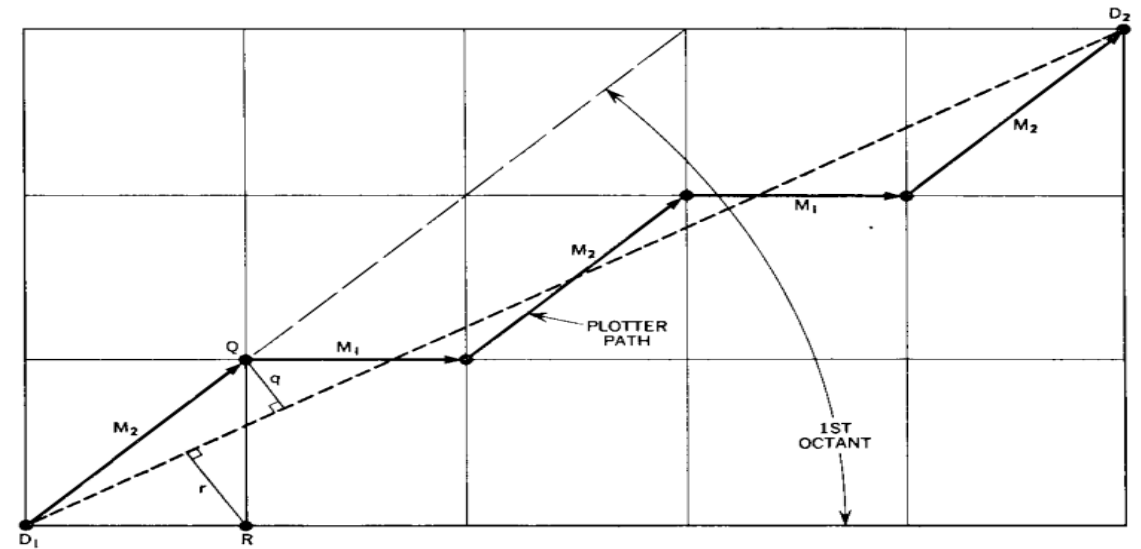
Raycasting / LiDAR:

Simuliert Aussenden von "Strahlen", um Distanz zu Hindernissen zu messen



Bresenham-Algorithmus:

Approximierte Darstellung der "Strahlen" des Raycastings auf einem 2D-Grid



• Pfadfindung: A* •

Finden des optimalen Wegs zur ausgewählten Frontier

Informierte Suche:

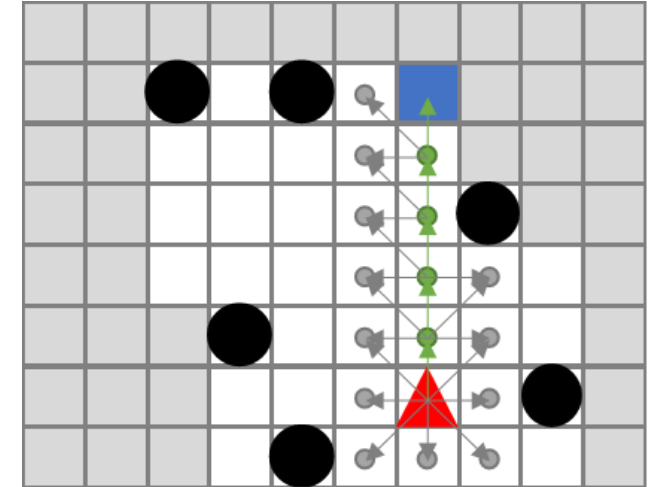
- Erweiterung des Dijkstra-Algorithmus
- Nutzt zusätzlich eine Heuristik (Schätzfunktion)

Kostenfunktion

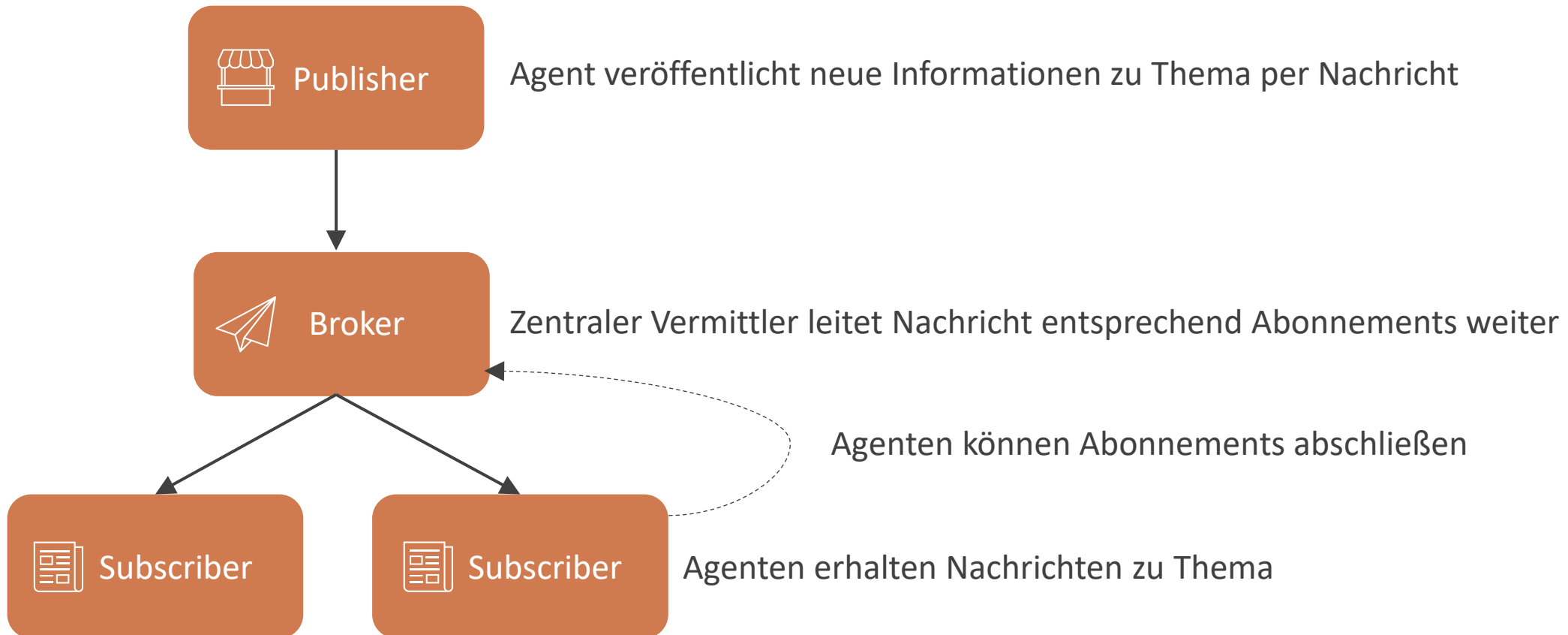
$$f(x) = g(x) + h(x)$$

$g(x)$: tatsächliche Kosten vom Start zum x

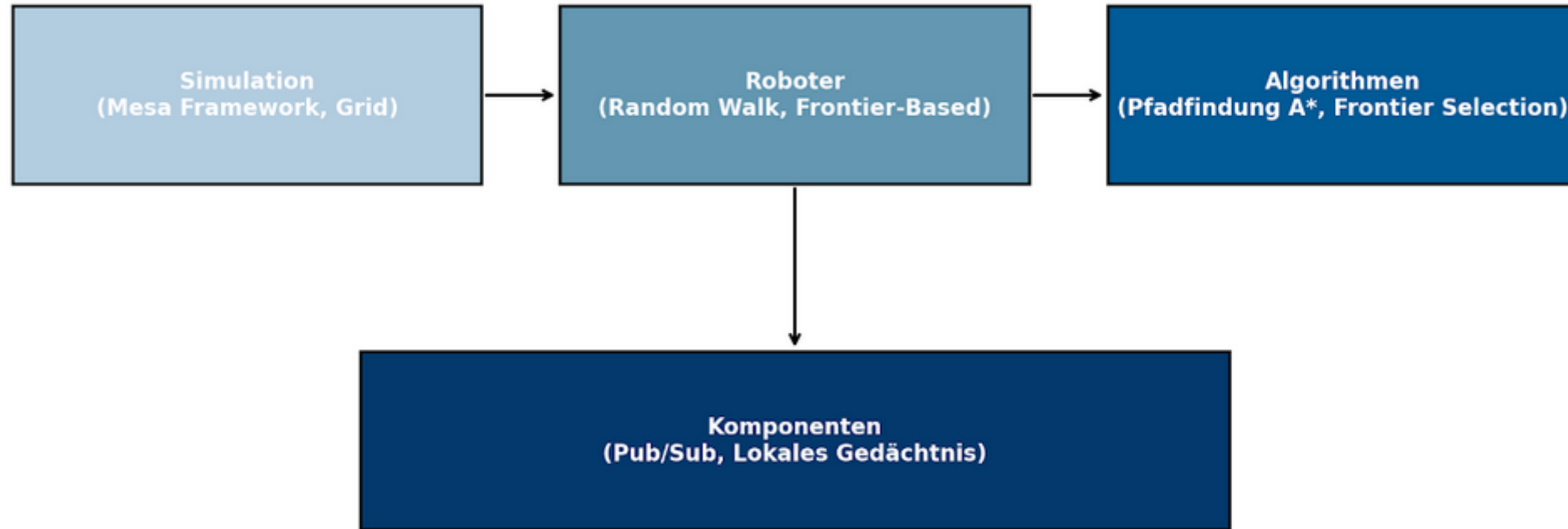
$h(x)$: geschätzten Kosten von x zum Ziel (Heuristik), hier Euklidische Distanz



• Kommunikation: Publish-Subscribe •



Architektur & Tech-Stack



- Factories: einfache Erweiterung neuer Algorithmen
- Lose Kopplung: Publish/Subscribe Kommunikation
- Trennung von Logik & Simulation
- Lokales & geteiltes Gedächtnis für Effizienz

Rahmenbedingungen

Veränderliche Parameter

- Anzahl Roboter
- Kantenlänge Grid in Feldern
- Roboter Algorithmen
- Sichtweite in Feldern
- Sichtfeld in Grad
- Seed
- Gewichtungsfaktor der Distanz des Roboters zu Grenze
- Gewichtungsfaktor der Länge der Grenze

Randbedingungen

- 2D-Moore-Grid
- Collision Boundary
- Multigrid-Systems
- Euklidische Distanz
- Andere Agenten gelten als Hindernisse

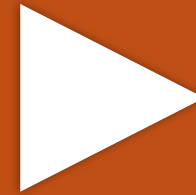
Namenskonvention

Robot Type - Grid Größe - Anzahl der Roboter – Sichtweite des Roboters (Radius) – Sichtfeld in Grad (Angle) – Gewichtungsfaktor Frontiergröße

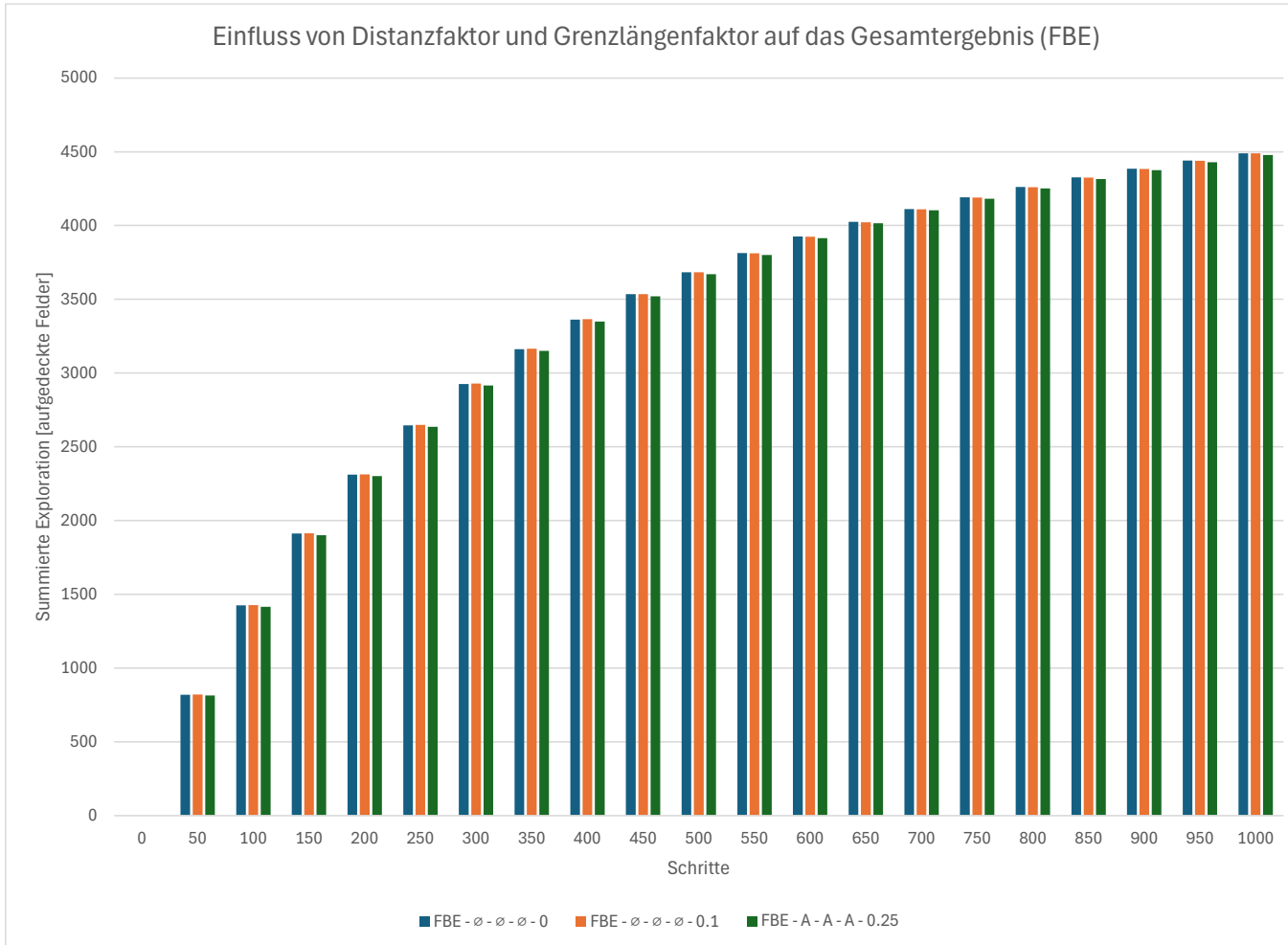
- Bsp.: FBR – 100 – 9 – 1 – 180 – 0,1
- Gewichtungsfaktor für die Distanz zum Frontier wird nicht gesondert erwähnt

• Simulation •

Simulation starten



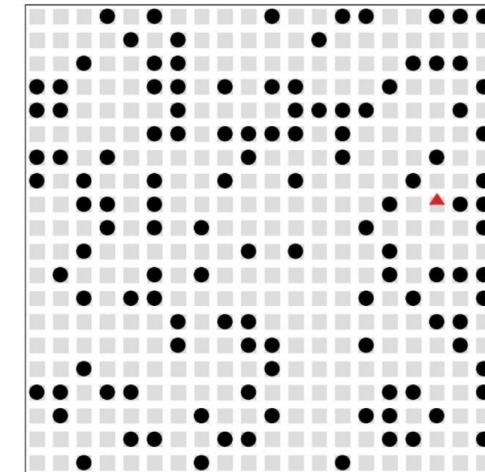
Ergebnis



- Unterschiedliche Parameter für Frontier-Based
 - Länge Grenze
 - Distanz Grenze



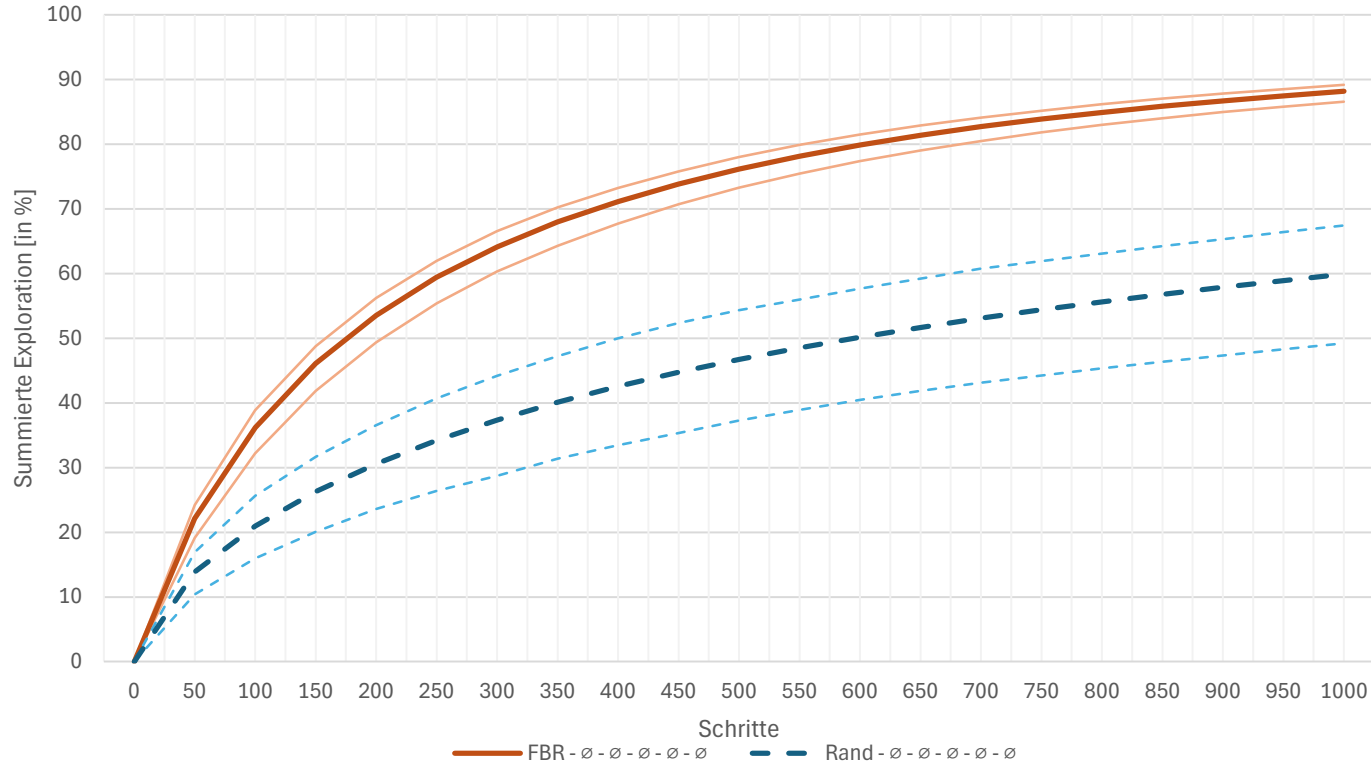
- Keinen signifikanten Unterschied



- Wenige zusammenhängende Grenzen
 - Algorithmus Grenzen mit der Länge 1

• Ergebnis •

Durchschnittliches Endergebnis von Frontier-Based Exploring und Random Walk



- Durchschnittliche summierte aufgedeckte Felder in Prozent
- Gesamtheit aller Tests aufgeteilt
- Frontier-Based Roboter vs. Random Walk Roboter

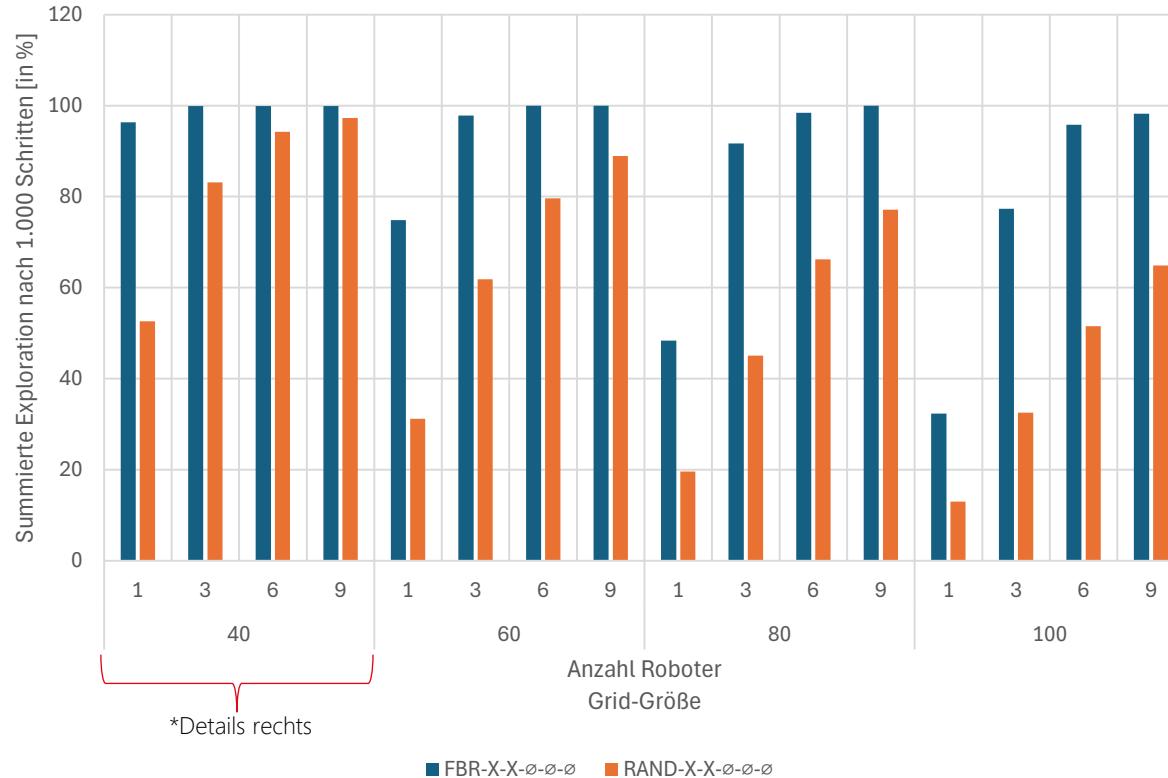


- Verbesserung von 19,1 %
- Streuung -18,2 %

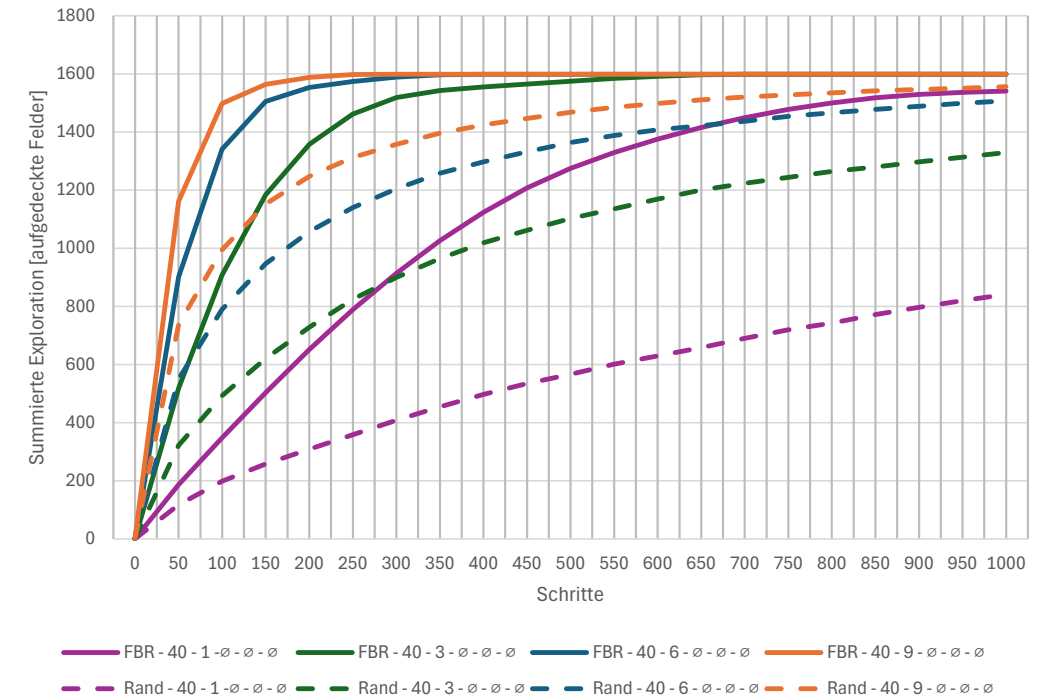
	Min [%]	Durchschnitt [%]	Max [%]
FBR - Ø - Ø - Ø - Ø - Ø	86,5	88,2	89,2
Streuung FBR	- 1,6	2,6	1,0
Rand - Ø - Ø - Ø - Ø - Ø	49,2	59,9	67,4
Streuung Random	- 10,7	18,2	7,5

Ergebnis

Aufdeckung nach 1.000 Schritten: FBR vs. Random Walk



Aufgedeckte Felder – summiert über alle Tests, gruppiert nach Roboteranzahl (Gridgröße 40)

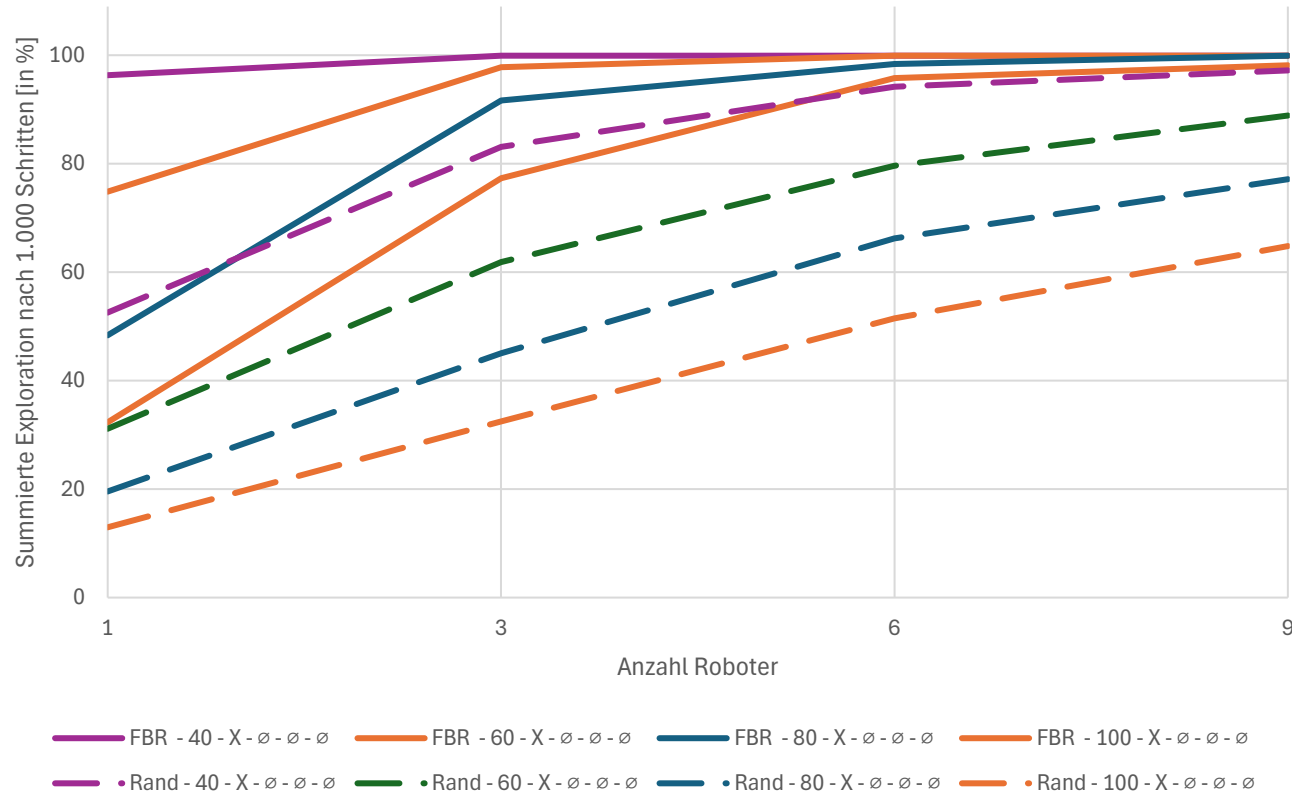


- Differenz nur 2,66 % nach 1.000 Schritten
 - FBR nach 150 Schritten - 1.564 aufgedeckte Felder
 - Random nach 1.000 Schritten - 1.555 aufgedeckte Felder
- Verbesserung von 19,1 %
- Zeitersparnis von 567 %



Ergebnis

Exploration [%], sortiert nach Gridgröße und Robotertyp



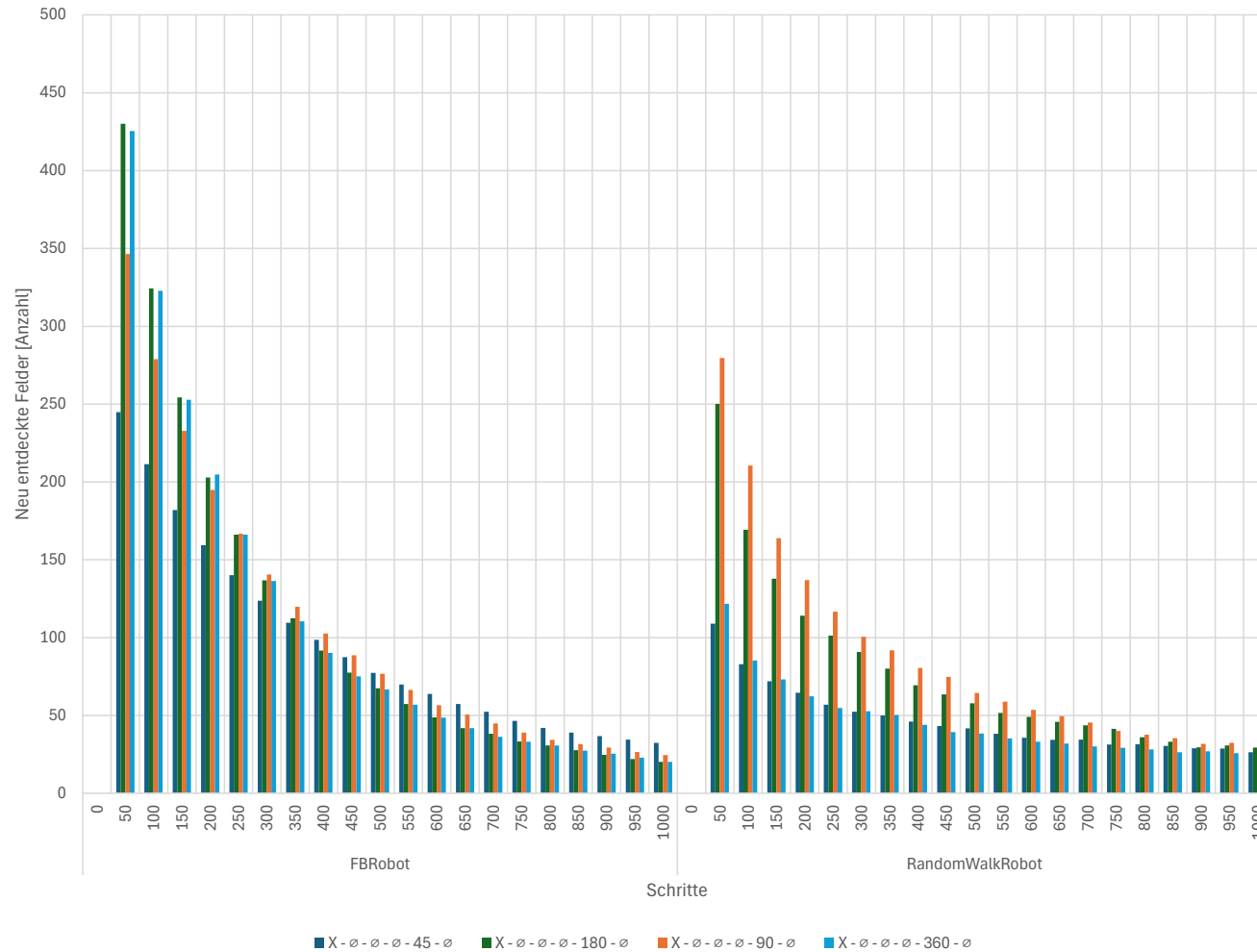
- Durchschnittliche summierte aufgedeckte Felder in Prozent
- Nach 1.000 Schritten
- Frontier-Based Roboter vs. Random Walk Roboter



- Random Walk nahezu Lineare Steigerung
 - 10 % je zusätzlichem Roboter
- FBR mehr als 6 Roboter keine Verbesserung
 - Bei großen Grids 5 % je zusätzlichem Roboter

Ergebnis

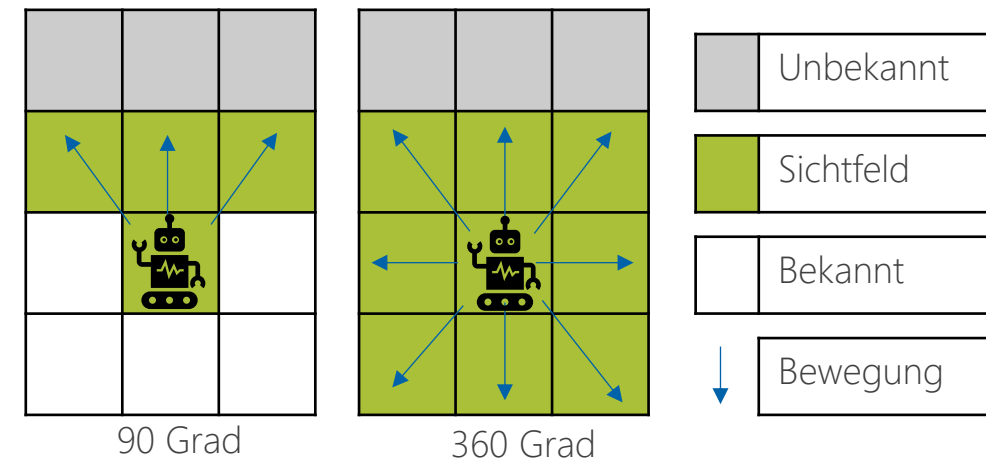
Vergleich FB-Roboter und Random Walk bei verschiedenen Sichtwinkel



- Neuaufdeckungen je Schritt
- Verschiedene Sichtwinkel



- Beginn mehr Felder unbekannt als bekannt
 - Dauer der Simulation kehrt sich dieses Prinzip um
- Random Walk: Abfall bei einem 360 ° Sichtfelds
 - Bewegungsraum wird vergrößert
 - Bewegung nur im Sichtfeld

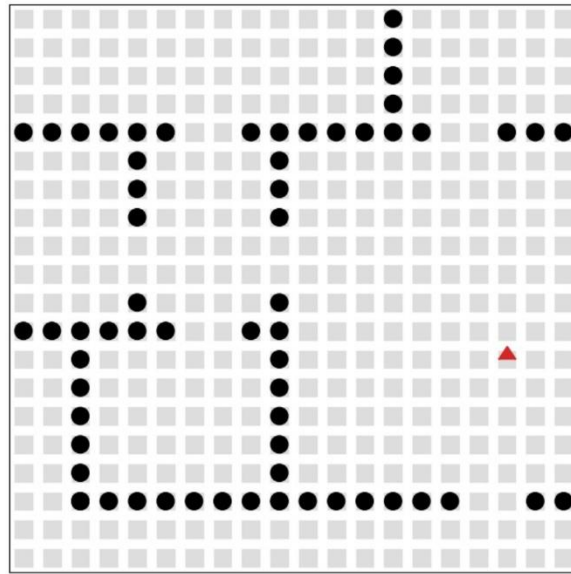


Ergebnis

Literatur

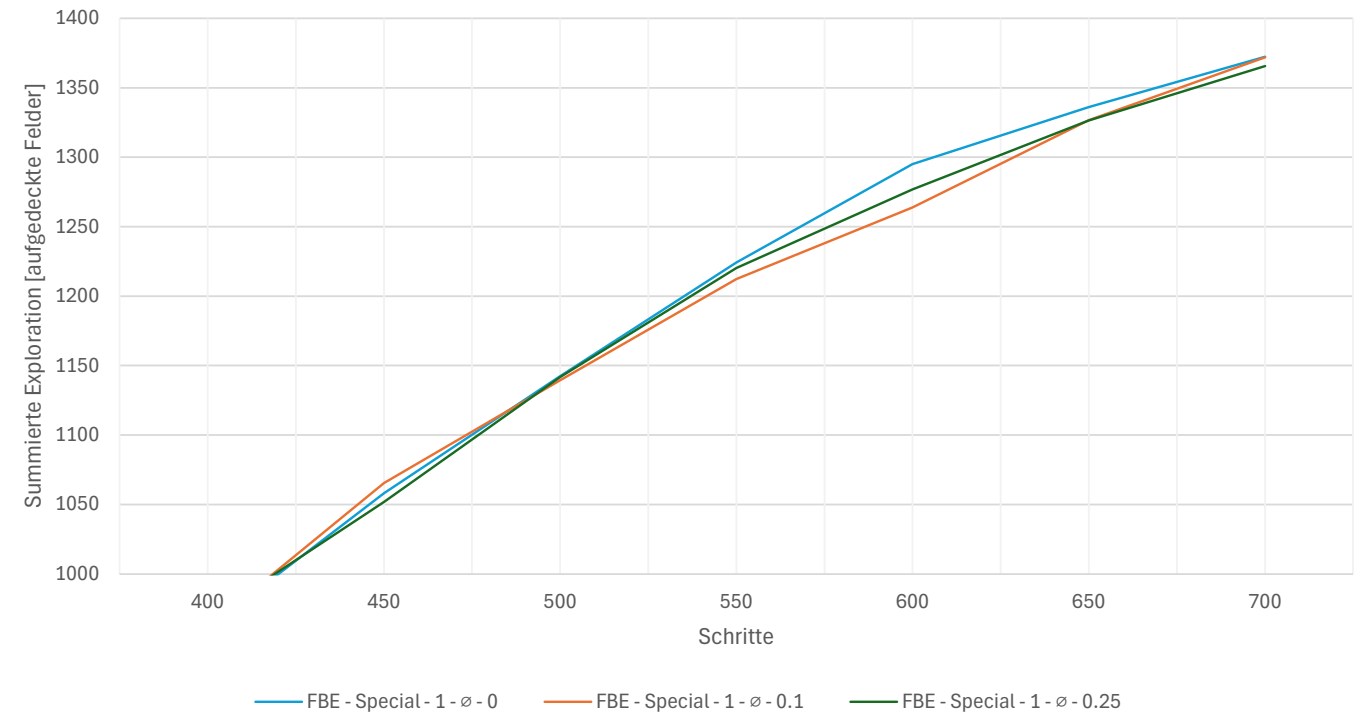


Special



- Manuell erstellte Karte (Special)
- Nachahmung der Vorlage
- „Wohnungs“-Idee

Vergleich der Einflussgrößen Länge und Distanz im Sondergrid



- Kein Unterschied
 - Max. 2 Felder
 - Im Laufe der Simulation legalisiert
- Widerspricht Literatur
 - Weitere Untersuchungen nötig

• Herausforderungen •

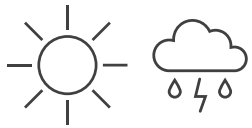
Viele aktuelle Multiagentensysteme basieren auf dem Ansatz einer Kontrollinstanz
Umstellung nur über längeren Zeitraum

Forschungsergebnisse nur schwer auf reale Szenarien übertragbar

Beispiele:



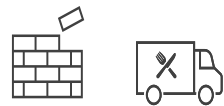
Unterschiedliche Untergründe



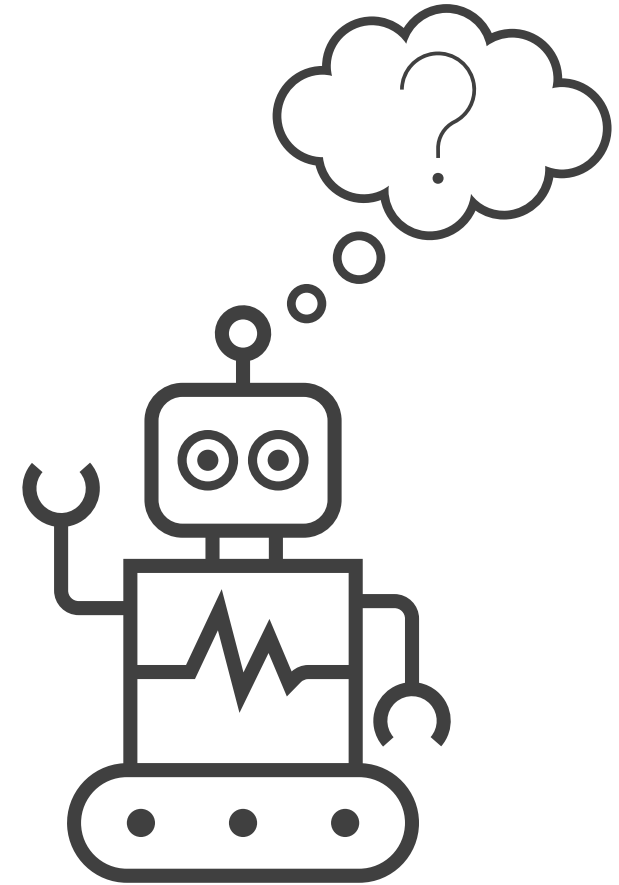
Variierende Wetterbedingungen



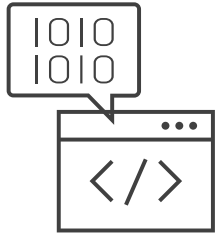
Kommunikationsqualität



Bewegliche Hindernisse

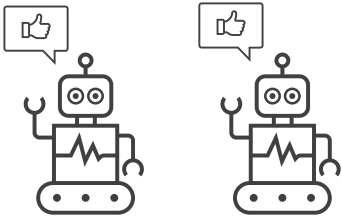


Aktuelle Forschung



Integration und Entwicklung von MAS

- Erweiterung agentenorientierter Programmiersprachen
- Debugging- und Verifikationstechniken
 - Model Checking



Effizientere Kommunikation und Kooperation

- Kommunikationsstrategien
- Zusammenarbeit von Agenten



Multi-Agent Reinforcement Learning

- Deep Reinforcement Learning
 - Modellierung komplexer Aufgaben
 - Steuerung von Roboterschwärmen
- Reinforcement Learning
 - Verbesserung von Lern- und Entscheidungsfähigkeiten

Projektabschluss



Idee

MAS

Random vs.
Frontierbased



TECHNISCHE UMSETZTUNG

Python

Mesa Framework



SIMULATION

Anzahl Roboter

Grid-Größe

Roboter

Algorithmen

Sichtweite

Sichtfeld

Seed

Faktor Distanz

Faktor Länge



ERGEBNISSE

Erhöhte Effizienz

Geringere
Streuung

Zeitersparnis



AUSSICHT

Kooperations-
strategien

Realistischere
Sensorik &
Kommunikation

Deep Reinforcement
Learning

**Vielen Dank für Ihre
Aufmerksamkeit**

**Wir freuen uns auf Ihre Fragen
und den gemeinsamen
Austausch**

