

Mein Titel

Untertitel

Bachelorarbeit

vorgelegt am 21. Februar 2023

Fakultät Wirtschaft

Studiengang Wirtschaftsinformatik

Kurs WWI2020F

von

LEON HENNE

Betreuerin in der Ausbildungsstätte: DHBW Stuttgart:

IBM Deutschland GmbH
Sophie Lang
Senior Data Scientist

Prof. Dr. Kai Holzweißig
Studiendekan Wirtschaftsinformatik

Unterschrift der Betreuerin

Inhaltsverzeichnis

Abkürzungsverzeichnis	III
Abbildungsverzeichnis	IV
Tabellenverzeichnis	V
1 Einleitung	1
1.1 Problemstellung	1
1.2 Zielsetzung	2
1.3 Forschungsfrage	2
1.4 Forschungsmethodik	3
2 Diskussion des aktuellen Stands der Forschung und Praxis	4
3 Durchführung des Laborexperiments	5
4 Ergebnisse des Laborexperiments	6
5 Reflexion und Forschungsausblick	7
Anhang	8
Literaturverzeichnis	10

Abkürzungsverzeichnis

DHBW Duale Hochschule Baden-Württemberg

RL Reinforcement Learning

Abbildungsverzeichnis

Tabellenverzeichnis

1 Einleitung

1.1 Problemstellung

Reinforcement Learning (RL) findet heutzutage bereits Anwendung in vielerlei Forschungsprojekten wie Deepmind AlphaStar oder OpenAI Five, aber auch in Produkten und Dienstleistungen wie AWSDeepRacer oder Metas Horizon open-source RL-Plattform.¹ RL ist im Bereich des maschinellen Lernens eine Herangehensweise zur Lösung von Entscheidungsproblemen.² Ein Software-Agent leitet dabei durchzuführende Aktionen aus seiner Umgebung ab, mit dem Ziel die kumulierte erhaltene Belohnung zu maximieren, währenddessen sich seine Umgebung durch alle Aktionen verändert.³ Die Umgebungen beinhalten in ihrer einfachsten Form eine simulierte Welt, welche zu jedem Zeitschritt eine Aktion entgegennimmt, und den eigenen nächsten Zustand sowie einen Belohnungswert zurückgibt.⁴ Da ein Problem beim Einsatz von RL Algorithmen Limitierungen sein können, Daten in der echten Welt zu sammeln und fürs Training zu verwenden, werden häufig hierfür Simulationsumgebungen eingesetzt.⁵ Eine Limitierung können bspw. Sicherheitsaspekte sein, welche beim Training von Roboterarmen, oder sich autonom bewegend Systemen auftreten, da die einzelnen physischen Bewegungen nicht vorhersehbar abschätzbar sind.⁶ Simulationen nehmen damit als Testumgebung eine wichtige Rolle ein in der Entwicklung von Kontrollalgorithmen.⁷ Insgesamt bedarf die erfolgreiche Anwendung von Reinforcement Learning demnach nicht nur effiziente Algorithmen, sondern auch geeignete Simulationsumgebungen.⁸ Besonders schwierig, und daher sehr wichtig zu erforschen, ist es die Trainingsumgebung bestmöglich an die echte Welt anzupassen, sodass die Agenten für Roboter und autonome Fahrzeuge nach dem Training, mit generalisierten Policies in der Realität eingesetzt werden können.⁹ In der Forschungsliteratur wird diese beschriebene Problematik als „Sim to real“-Transfer beschrieben.¹⁰ Eine Methodik diesen Transfer zu begünstigen ist die Veränderung von visuellen oder dynamischen Parametern der Umgebung, was in der Forschungsliteratur als „Domain Randomization“ referenziert wird.¹¹ Eine Domäne der echten Welt wird dabei eher selten ausschließlich von veränderten dynamischen Parametern und nur einer Person oder nur einer Organisation geprägt. Oftmals beeinflussen mehrere Parteien teilweise kooperierend aber auch teilweise konkurrierend den eigenen Erfolg, wie bspw. einen dem Wettbewerb unterliegenden Markt. Stellt man sich ein solches Szenario vor, ist es naheliegend, dass auch jene Einflüsse möglichst präzise in die

¹Vgl. Li 2019, S. 4

²Vgl. Schuderer/Bromuri/van Eekelen 2021, S. 3

³Vgl. Schuderer/Bromuri/van Eekelen 2021, S. 3

⁴Vgl. Reda/Tao/van de Panne 2020, S. 1

⁵Vgl. Zhao/Queralta/Westerlund 2020, S. 737

⁶Vgl. Zhao/Queralta/Westerlund 2020, S. 738

⁷Vgl. Cutler/Walsh/How 2014, S. 2

⁸Vgl. Reda/Tao/van de Panne 2020, S. 8

⁹Vgl. Slaoui u. a. 2019, S. 1

¹⁰Vgl. Zhao/Queralta/Westerlund 2020, S. 738

¹¹Vgl. Slaoui u. a. 2019, S. 2

Simulationsumgebung integriert sein müssen, um ein generalisierendes Modell erlernen zu können. Während bereits in Produkten wie Powertac die Simulation von Märkten entwickelt wurde, scheint deren Einfluss auf die Robustheit von RL Algorithmen unerforscht.¹²

1.2 Zielsetzung

Daher soll im Rahmen dieser Arbeit untersucht werden, ob die Integrierung von weiteren Methoden, wie der Domain Adaptation oder dem Einsatz eines Gegenspielers in einer Simulation die Umgebung so beeinflussen kann, dass die erlernten Verhaltensmodelle, welche im Kontext von RL oftmals als Policies referenziert werden, robuster unter den veränderten dynamischen Bedingungen agieren.

Dazu soll eine kompetitive Simulationsumgebung entwickelt werden, in welcher sich zwei konkurrierender Spieler in Form von Flugobjekten spielerisch gegenseitig bekämpfen. Diese ermöglicht das Training von Policies mit regelbasiertem und bereits trainiertem Gegenspieler. Unter dessen Verwendung können daraufhin Policies gegen den regelbasierten- und RL-Gegenspieler angelernt werden. Anschließend wird die erreichte Generalisierung mit bereits bekannten Methoden zur Erhöhung der Robustheit von Policies wie Domain Randomization verglichen. Dazu werden Performance-Metriken, wie die durchschnittlich erzielte Belohnung und Stabilitäts-Metriken, wie die Belohnungsvarianz oder die Anzahl an Abstürzen betrachtet.

1.3 Forschungsfrage

Aus der beschriebenen Problemstellung und der für den Rahmen dieser Arbeit festgelegten Zielsetzung ergibt sich folgende Forschungsfrage:

Kann durch den Einsatz eines mittels RL trainierten Gegenspielers die Robustheit der gelernten Policy verbessert werden?

Zur Beantwortung der Forschungsfrage werden folgende Hypothesen aufgestellt und im Rahmen der Arbeit untersucht:

Hypothese 1: *Die durchschnittlich erzielte Belohnung ist unter Verwendung der Policy aus dem Training mit RL basiertem Gegenspieler signifikant und zuverlässig höher als die Policy aus dem Training mit regelbasiertem Gegenspieler.*

Hypothese 2: *Die Varianz der Belohnung ist unter Verwendung der Policy aus dem Training mit RL basiertem Gegenspieler signifikant und zuverlässig geringer als die Policy aus dem Training mit regelbasiertem Gegenspieler.*

¹²Vgl. Collins/Ketter 2022, S. 1

Hypothese 3: *Die Anzahl von Abstürzen ist unter Verwendung der Policy aus dem Training mit RL basiertem Gegenspieler signifikant und zuverlässig geringer als die Policy aus dem Training mit regelbasiertem Gegenspieler.*

1.4 Forschungsmethodik

Durchführung eines quantitativen Laborexperiments zur Überprüfung von Metriken der Robustheit und Generalisierung von mittels RL erlernten Policies.

2 Diskussion des aktuellen Stands der Forschung und Praxis

3 Durchführung des Laborexperiments

4 Ergebnisse des Laborexperiments

5 Reflexion und Forschungsausblick

Anhang

Anhangverzeichnis

Anhang 1	Interview Transkripte	9
Anhang 1/1	Interview Transkript: Mitarbeiter eines Unternehmens	9

Anhang 1: Interview Transkripte

Anhang 1/1: Interview Transkript: Mitarbeiter eines Unternehmens

Literaturverzeichnis

- Collins, J./Ketter, W. (2022):** Power TAC: Software architecture for a competitive simulation of sustainable smart energy markets. In: *SoftwareX* 20, S. 101217. ISSN: 2352-7110. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.softx.2022.101217>. URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2352711022001352>.
- Cutler, M./Walsh, T. J./How, J. P. (2014):** Reinforcement learning with multi-fidelity simulators. In: *2014 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*. IEEE. DOI: 10.1109/icra.2014.6907423.
- Li, Y. (2019):** Reinforcement Learning Applications. DOI: 10.48550/ARXIV.1908.06973. URL: <https://arxiv.org/abs/1908.06973>.
- Reda, D./Tao, T./van de Panne, M. (2020):** Learning to Locomote: Understanding How Environment Design Matters for Deep Reinforcement Learning. In: *Motion, Interaction and Games*. Hrsg. von Daniele Reda/Tianxin Tao/Michiel van de Panne. New York, NY, USA: ACM, S. 1–10. DOI: 10.1145/3424636.3426907.
- Schuderer, A./Bromuri, S./van Eekelen, M. (2021):** Sim-Env: Decoupling OpenAI Gym Environments from Simulation Models. In: *International Conference on Practical Applications of Agents and Multi-Agent Systems*. Springer, Cham, S. 390–393. DOI: 10.1007/978-3-030-85739-4_{\text{underscore}}39. URL: https://link.springer.com/chapter/10.1007/978-3-030-85739-4_39.
- Slaoui, R. B./Clements, W. R./Foerster, J. N./Toth, S. (2019):** Robust Domain Randomization for Reinforcement Learning. In: *CoRR* abs/1910.10537. arXiv: 1910.10537. URL: <http://arxiv.org/abs/1910.10537>.
- Zhao, W./Queralta, J. P./Westerlund, T. (2020):** Sim-to-Real Transfer in Deep Reinforcement Learning for Robotics: a Survey. In: *2020 IEEE Symposium Series on Computational Intelligence (SSCI)*. IEEE. DOI: 10.1109/ssci47803.2020.9308468.

Erklärung

Ich versichere hiermit, dass ich meine Bachelorarbeit mit dem Thema: *Mein Titel* selbstständig verfasst und keine anderen als die angegebenen Quellen und Hilfsmittel benutzt habe. Ich versichere zudem, dass die eingereichte elektronische Fassung mit der gedruckten Fassung übereinstimmt.

(Ort, Datum)

(Unterschrift)