

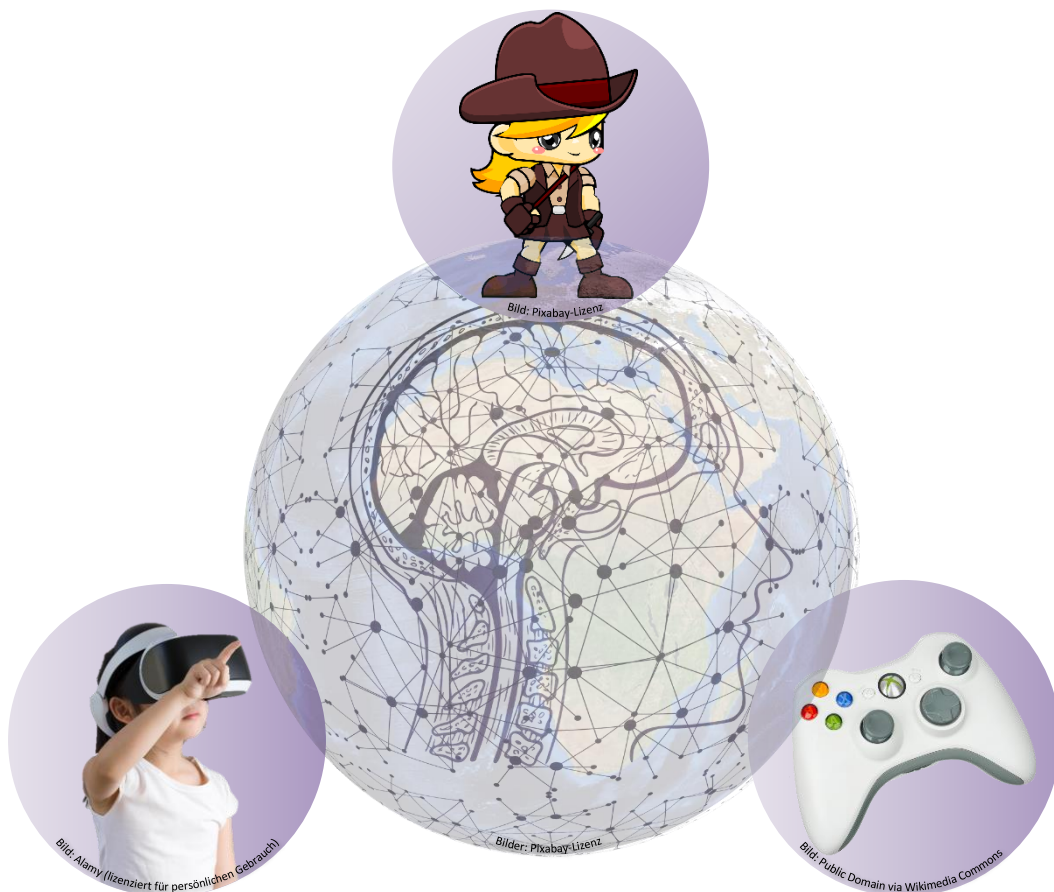
---

# FALLSTUDIE

## KÜNSTLICHE INTELLIGENZ IN VIDEOSPIELEN

---

Prüfungsleistung für den Zertifikatskurs „Künstliche Intelligenz: Anwendungen und neue Geschäftsfelder“



---

1. OKTOBER 2021

STEPHANIE WÖSSNER

## INHALT

A Einleitung .....	2
B Theorie .....	3
I. KI in Videospiele .....	3
1) Nicht berücksichtigte Bereiche.....	3
2) Einsatz von KI in Videospiele.....	4
a) Klassischer Ansatz .....	4
i. Figurenebene .....	4
ii. Spieledynamik .....	5
iii. Spieleentwicklung und -gestaltung .....	5
iv. Spieleprogrammierung.....	5
v. Allgemeiner Hinweis zu den verwendeten KI-Verfahren .....	5
b) Moderner Ansatz .....	5
i. Figurenebene .....	6
ii. Spieledynamik .....	7
iii. Spieleentwicklung und -gestaltung .....	8
iv. Spieleprogrammierung.....	10
v. Hinweis zu den verwendete KI-Verfahren.....	10
II. KI-Verfahren .....	11
1) Pathfinding .....	11
2) Finite State Machines (FSM) .....	12
3) Entscheidungsbäume ( <i>decision trees</i> ).....	13
4) Verhaltensbäume ( <i>behaviour trees</i> ).....	13
5) Monte Carlo Baumsuche ( <i>Monte Carlo tree search</i> ; MCTS).....	14
6) Markov Chain Monte Carlo Tree Search (MC-MCTS).....	15
7) Künstliche Neuronale Netze (KNN) .....	15
8) Deep Learning (DL).....	16
9) Transfer Learning (TL) .....	16
10) Imitation Learning (IL) .....	16
11) Reinforcement Learning (RL).....	16
12) (Deep) Convolutional Neural Network (CNN).....	17
13) Generative Adversarial Network (GAN).....	17
14) Natural Language Processing (NLP) .....	18
15) Neural State Machine (NSM) .....	19
III. Chancen & Herausforderungen.....	19
C Anwendung .....	19
I. Sprachenlernen und Videospiele .....	19
II. Kurze Beschreibung des Spielekonzepts.....	21
III. Anforderungen an das Spiel .....	21
IV. Welche Arten von KI wären sinnvoll und wozu? .....	21
V. Konkrete Chancen und Herausforderungen im Bildungskontext.....	21
VI. Ausblick.....	21
D Anhang.....	22
I. Abkürzungen.....	22
II. Abbildungen.....	23
III. Literatur.....	24
1) Bücher & Fachartikel (letzter Zugriff auf PDFs: 17.09.2021).....	24
2) Webseiten & Online-Videos (letzter Zugriff: 17.09.2021) .....	27

## A EINLEITUNG

Spielen ist seit jeher Teil des Menschseins (Huizinga, 1987; Xia et al., 2020). Dies zeigt sich unter anderem an der Popularität von Videospiele: Allein in Deutschland lag der Umsatz von Videospiele in 2020 bei 1,17 Milliarden Euro (Tenzer, 2021). Weltweit setzte die Games-Branche 2020 ca. 120 Milliarden Euro um (Pichler, 2021). Das Durchschnittsalter der Gamer in Deutschland lag 2020 bei mehr als 37 Jahren. Etwa zehn Prozent der Spieler sind zwischen 60 und 69 Jahren alt (Statista, 2021).

Diese Popularität ist nicht zuletzt auf Künstliche Intelligenz (KI) zurückzuführen. Denn die Interaktion zwischen Mensch und Maschine ist Grundlage jedes Spiels. Dazu gehört vor allem die Illusion, mit intelligenten Figuren, sogenannten *non-player-characters* (NPCs), zu interagieren (Majstorovic & Pfahler, 2020; game – Verband der deutschen Games-Branche, 2019). Auch wenn KI jüngst zum Modewort avanciert ist (Sidhwani, 2021), so ist das maschinelle Lernen (ML) schon seit etwa 70 Jahren fester Bestandteil des Gaming-Bereichs: Im Jahre 1951 wurde erstmals im Spiel *Nim* damit experimentiert. Allerdings hat sich die Art des Einsatzes natürlich verändert und wird sich weiterhin der Zeit anpassen. Viele Experten sehen KI als die Zukunft des Gaming an (Wirtz, 2021).

Das Hauptaugenmerk von Spieleentwicklern lag lange Zeit auf der Verbesserung der Grafik und der CPU-Leistung von Videospiele, sodass gar keine Zeit dazu war, sich mit KI zu befassen. Auch herrschte wohl ein gewisses Misstrauen gegenüber KI in der Entwicklercommunity, die teilweise vermutlich auf mangelndes Verständnis der Technologie zurückging (Fairclough et al., 2002). Erst als bessere Grafikkarten (GPUs) für Videospiele entwickelt und die angestrebte Verbesserung der CPU-Leistung erreicht war, sowie Virtual Reality immer wichtiger wurde, befassten sich Spieleentwickler ernsthaft mit den Möglichkeiten, die KI für die Videospieleentwicklung hatte. Denn durch sie kann die Spielbarkeit eines Spiels und das Immersionserlebnis des Spielers verbessert werden (Xia et al., 2020; Standage, 2021). Die war schon längst bekannt (Bates, 1992; Feldmann & Erich, 2008), doch war es das akademische Interesse an Games, welches beim Militär begann und KI vor allem in KI-Wintern vorangebracht hat (Fairclough et al., 2002), z.B. im sogenannten „Goldenen Zeitalter“ der Arkade-Videospiele zwischen 1971 und 1983 (Xia et al., 2020). Diese Erkenntnisse kommen der Videospielebranche nun jedoch genauso zugute, wie die durch sie entwickelten Grafikkarten der KI-Entwicklung dienen: denn auch wenn GPUs nicht dafür gebaut wurden, um neuronale Netze zu trainieren, so machten sich KI-Entwickler schnell ihre Fähigkeit zur parallelen Datenverarbeitung zunutze (A. Romero, 2021).

Mittlerweile kann man ohne Zweifel von einer vielschichtigen Symbiose sprechen, die Hardwareentwicklung, KI-Forschung, Videospieleentwicklung und die Menschen verbindet: Videospieleentwickler nutzen die Erkenntnisse der KI-Forschung, um Spiele besser zu machen, KI wirkt sich auf die Leistungsfähigkeit von Hardware aus, Erkenntnisse aus Spielen helfen dabei,

reale Probleme zu lösen (z.B. bietet Grand Theft Auto V ein Testfeld für autonomes Fahren), Spiele-Mechanismen und -Technologien dienen als Grundlage für die Entwicklung von Simulationen in der Industrie und KI hilft Menschen, sich weiterzuentwickeln, wenn sie zum Beispiel die Spielmanöver von KI-Spielern analysieren und für ihre eigene Weiterentwicklung benutzen (game – Verband der deutschen Games-Branche, 2019; Shummon Maass & Luc, 2019; Luzgin, 2018).

Wenn man genauer hinschaut, dann wird klar, dass es sich bei den Verfahren des maschinellen Lernens, die in Videospiele verwendet werden, nicht um eine „echte“ oder starke KI handelt, sondern um komplexe Programme, die sehr spezielle Probleme lösen und im Falle modernerer Verfahren statistische Zusammenhänge extrahieren konnten, indem sie in den Daten nach Mustern suchen (Förtsch, 2021). Die Systeme arbeiten zwar mitunter mit einem grob dem menschlichen Gehirn nachempfundenen künstlichen neuronalen Netz (Förtsch, 2021), jedoch hinkt dieser Vergleich im Angesicht neuer Erkenntnisse gewaltig. Sie besagen nämlich, dass ein menschliches Neuron wie ein ganzes KI-Netz rechnet (Schreiner, 2021m). Von einem Bewusstsein der KI ist allerdings so oder so keine Spur.

Heute nutzen Videospiele KI, um menschliche Fähigkeiten, wie Spracherkennung, das Sprechen und Bewegungen möglichst naturgetreu zu simulieren (Sidhwani, 2021). Jede große Firma im Gaming-Bereich hat ihre eigene Forschungsabteilung, die sich darum bemüht, KI möglichst gewinnbringend bei der Entwicklung von Spielen und in Spielen einzusetzen, um das Spielerlebnis zu maximieren (Förtsch, 2021). Zu den Herausforderungen, denen sie sich dabei stellen müssen, gehören die Gestaltung offener plausibler Spielwelten, dynamischer Geschichten, aber auch die Tatsache, dass die damit verbundenen Probleme sehr komplex sind.

## **B THEORIE**

### **I. KI in Videospiele**

#### 1) Nicht berücksichtigte Bereiche

In dieser Arbeit nicht weiter beleuchtet werden einige Bereiche, die für den Anwendungsteil weniger Relevanz haben.

Viele Fortschritte der KI-Entwicklung sind ursprünglich durch digitale Schach- und Go-Spiele erreicht worden (Förtsch, 2021), so z.B. DeepBlue (Schach, 1997), AlphaGo (Go, 2016), AlphaGo Zero (Go, 2017), AlphaZero (Brettspiele, 2017) und MuZero (Brettspiele und Atari-Spiele, 2019) (SRH Fernhochschule, 2019a; Schreiner, 2019; Bastian, 2017; game – Verband der deutschen Games-Branche, 2019). Sie alle lernten durch die ihnen zugrunde liegenden Modelle maschinellen Lernens das Prinzip des Spiels kennen (Majstorovic & Pfahler, 2020). All diesen Spielen ist gemein, dass sie nicht allzu komplex waren und sich daher gut dazu eignen, Forschung zu betreiben. Seit AlphaGo Zero wird bestärkendes Lernen verwendet (*reinforcement learning*, RL). Einer der letzten Meilensteine in diesem Bereich stellen OpenAI Five und AlphaStar (beide aus 2019) dar. OpenAI

Five besteht aus fünf neuronalen Netzen, die miteinander kommunizieren, und spielt – ohne auf menschliche Spieledaten zurückzugreifen – Dota 2, ein komplexes Multiplayer Online Battle Arena-Videospiel. AlphaStar ist ein tiefes neuronales Netz, welches – trainiert an Rohdaten des Spiels – StarCraft II, ein Strategiespiel, beherrscht (Majstorovic & Pfahler, 2020). Die treibenden Firmen sind OpenAI (Mitgründer: Elon Musk) und DeepMind (Google). Ohne diese Meilensteine wäre der Einsatz von tiefem bestärkendem Lernen (*deep reinforcement learning*, DRL) in Videospiele heute nicht denkbar.

Ferner soll auf KI im Marketing (Ambalina, 2020; Kelley, 2020, Wikipedia contributors, 2021a), zur Qualitätsverbesserung durch *texture upscaling* mit einem *Generative Adversarial Network* (GAN)(Vincent, 2019) und Videospiele als Spielwiese für KI um realweltliche Probleme zu lösen (z.B. autonomes Fahren in GTA V, Robotik wie beim Robocup) nicht weiter eingegangen werden. Auf KI in Grafikkarten (z.B. Schreiner, 2020; 2021a; 2021d) wird nur indirekt im Anwendungsteil eingegangen.

## 2) Einsatz von KI in Videospiele

KI wird auf unterschiedlichen Ebenen in Videospiele eingesetzt. Es gibt einen eher klassischen Ansatz, bei dem die Entwicklung vom Spiel getrennt ist und somit das Spiel nur wenig flexibel ist, und einen moderneren Ansatz, bei dem Entwicklung und Spiel nicht mehr getrennt sind und das Spiel somit viel flexibler wird. Diese Evolution ist sowohl technischen Fortschritten zu verdanken, als auch der Tatsache, dass die Ansprüche der Spieler an das Gameplay und die Immersion gewachsen sind (game – Verband der deutschen Games-Branche, 2019; Xia et al., 2020). Zwar gab es diese Herausforderungen schon länger (Bates, 1992; Kerkez & Cox, 2001), doch sind sie heute bezwingbar geworden.

Im Folgenden soll zwischen der Figurenebene, der Spieledynamik, der Spieleentwicklung und -gestaltung und der Spieleprogrammierung unterschieden werden.

### a) Klassischer Ansatz

#### i. *Figurenebene*

Auf der Figurenebene wurde KI lange Zeit eingesetzt, um NPCs, also programmierte Spielfiguren, die in der Regel als Gegenspieler auftraten (Fairclough et al., 2002), intelligent wirken zu lassen. Richtig intelligent waren sie jedoch nicht: sie vermittelten zwar mitunter die Illusion, den Spieler im Laufe des Spiels kennenzulernen, dies beruhte jedoch darauf, dass bestimmte programmierte Verhaltensweisen erst mit der Zeit bei bestimmten Spielerhandlungen entsperrt wurden (Shummon Maass & Luc, 2019). Wichtige Aspekte von NPCs sind ihre Interaktion mit dem Spieler und die Navigation in der Spielwelt, wobei das Verhalten der NPCs nicht zu klug sein darf, da das Gefühl des „Schummelns“ die Immersion des Spielers und seine Freude am Spiel brechen würde (Fairclough et al., 2002; Statt, 2019).

KI-Verfahren, die zum Einsatz kamen, sind beispielsweise die Pfadsuche, *Finite State Machines* (FSM), Entscheidungs- und Verhaltensbäume, sowie die Monte Carlo Baumsuche (MCTS).

#### ii. *Spieledynamik*

Auf der Ebene der Spieledynamik wurde KI mitunter dazu eingesetzt, das Gegner-Verhalten an die eigenen Spielfähigkeiten anzupassen (Wirtz, 2021). Die Geschichte des Spiels war jedoch von den Game Designern vorgegeben.

#### iii. *Spieleentwicklung und -gestaltung*

Bei der Gestaltung des Spiels selbst half KI dabei, die Befehle des Spielers, beispielsweise in Strategiespielen, möglichst gut auszuführen (Fairclough et al., 2002) und durch Verfahren der prozeduralen Inhaltsgenerierung (*procedural content generation*, PCG) wurden Spielwelten bzw. Level generiert und Gegenstände bei jedem Spielstart neu platziert (game – Verband der deutschen Games-Branche, 2019).

Hier kam beispielsweise die *Markov Chain Monte Carlo Tree Search* (MC-MCTS) zum Einsatz.

#### iv. *Spieleprogrammierung*

Die Spieleprogrammierung, also der Coding-Prozess, erfolgte bei klassischen Spielen durch die Programmierer, d.h. ohne die Hilfe von KI.

#### v. *Allgemeiner Hinweis zu den verwendeten KI-Verfahren*

Die bisher genannten eher klassischen Verfahren von KI setzten alle voraus, dass die Game-Designer im Vorfeld möglichst viele Möglichkeiten in allen Bereichen bedachten, da sie es waren, die diese Modelle erstellten.

Bereits um die Jahrtausendwende versuchten verschiedene Personen das Problem der Berechenbarkeit von NPCs in den Griff zu bekommen, z.B. durch *case-based plan recognition with local predictions* (Kerkez & Cox, 2001), *proactive persistent NPCs* (Mac Namee & Cunningham, 2001) oder einem System, das Daten von Sensoren mit Wissen und einer Inferenzmaschine abgleicht (van Lent et al., 1999). Diese Versuche brachten jedoch nicht den Durchbruch, der erst durch die Forschungserfolge von Firmen wie Deep Mind und OpenAI und die neuen Verfahren des maschinellen Lernens möglich wurde.

#### b) Moderner Ansatz

Ganz allgemein sind die Ansprüche an Spiele in den letzten Jahren stark gewachsen. Dies basiert unter anderem darauf, dass modernere Spiele oft Open World Games sind, bei denen das Spiel zu einem persönlichen Erlebnis wird. Folglich sind auch die Ansprüche an die verwendeten KI-Verfahren größer. Denn neue narrative und gestalterische Möglichkeiten bringen die Erwartung mit sich, dass die Geschichte adaptiver und realistischer ist und die NPCs intelligenter sind, nicht mehr seelenlosen Robotern gleichen. Damit einher gehen auch emotionale Bindungen, die man mit

NPCs aufbauen möchte. Ein Beispiel, wie das konkret aussehen kann, beschreibt Martin Walsh, technischer KI- und Gameplay-Verantwortlicher bei Ubisoft Toronto, in Bezug auf *Watch Dogs Legion* (Stuart, 2021a):

*“To create an authentic London filled with living, highly individual inhabitants, the studio developed its Census system, which builds detailed biographies and daily routines for any NPCs you interact with, including relationships with other characters in the world – so if you run over a pedestrian one day, their grief-stricken brother or best friend might come after you the next.*

*On top of that, we have a group behavior system that generates branching events, like crimes and police ID checks [...] If you happen to see someone in trouble, you can help them out, and this will also cause them to like you personally and DedSec as a whole. We also cast people you have interacted with before into supporting roles in future missions. The characters in Watch Dogs: Legion have lives beyond what you initially see, and if you choose to intervene in their lives it will have lasting consequences.”*

### *i. Figurenebene*

Spieler wünschen sich also sowohl in Punkto Design als auch in Bezug auf das Verhalten von NPCs eine möglichst realistische Darstellung. Diesbezüglich gibt es sehr viele unterschiedliche Aspekte, die mit KI-Verfahren angegangen werden können.

Hinsichtlich der intelligenten Interaktion mit dem Spieler waren die früher verwendeten Verfahren wie FSM schnell durchschaubar (Harbing, 2017), was dem heutigen Anspruch nicht mehr genügt. Der NPC muss also antizipieren können, was der Spieler machen wird (Fairclough et al., 2002, Stuart, 2021a). Dies ist unter Begriffen wie *player behavior modeling* bekannt. Firmen wie Microsoft (*Project Paidia*) und Sony untersuchen, wie NPCs mit menschlichen Spielern zusammenarbeiten und anhand ihrer Beobachtungen des Spielers (annähernd) menschlich agieren und reagieren können. Dabei kommen u.a. bestärkendes Lernen (*reinforcement learning*) bzw. hierarchisches bestärkendes Lernen (*hierarchical reinforcement learning*) und Imitationslernen mit einem *human-in-the-loop* zum Einsatz (Stuart, 2021a; Stuart, 2021b; Xia et al., 2020). Bestärkendes Lernen hat den Vorteil, dass der künstliche Agent über ein großes Repertoire an Handlungsmöglichkeiten verfügt, dabei jedoch die Strategien und Taktiken menschlich bleiben. Dies ermöglicht eine möglichst gute Anpassung an unterschiedliche Nutzer. Ein Beispiel für ein natürliches Verhalten ist ein KI-Agent, der vorausschauend fährt und das Gelernte auf neue Situationen übertragen kann, sodass er immer dynamischer und flexibler wird (Förtsch, 2021).

In neueren Open World Games gibt es immer häufiger NPCs, die Mitspieler statt Gegenspieler sind. Um die Immersion des Spielers zu maximieren, muss es möglich sein, dass er eine emotionale Beziehung zum künstlichen Mitspieler aufbaut (Stuart, 2021b; Kelley, 2020). Dazu kann gehören, dass ein NPC über eine eigene Persönlichkeit zu verfügen scheint (Bezmalinovic, 2021). Beispielsweise könnte der NPC sich abwenden, wenn man ihn mit unfreundlichem Tonfall anspricht, er könnte jedoch dasselbe Verhalten an den Tag legen, wenn er einen schlechten Tag hat (Majstorovic & Pfahler, 2020). Diese emotionale Bindung beruht jedoch nicht nur auf dem Verhalten, sondern auch auf der Darstellung des NPC, mit dem interagiert wird. Hier kommen Aspekte wie Gestik, Mimik und Sprache ebenso zum Tragen wie natürliche Bewegungen bzw.

Animationen und realistische Darstellung. Verstärkt werden kann der Effekt zudem in Virtual Reality-Spielen durch realistische Interaktionen durch Handtracking, Gestensteuerung, haptische Handschuhe und dergleichen (Ambalina, 2020).

## ii. Spieledynamik

Während es beim *player behavior modeling* darum geht, zu antizipieren, wie sich ein Spieler verhalten wird und sich daran anzupassen, geht es beim *player experience modeling* darum, das Spiel an die Gemütslage und Fähigkeiten des Spielers anzupassen, um seine Spielerfahrung möglichst positiv zu gestalten (Xia et al., 2020). Im Idealfall müsste hier beispielsweise mit Hilfe von bestärkendem Lernen modelliert werden, wie der Spieler sich fühlt und in Echtzeit reagiert werden (Stuart, 2021a; Stuart, 2021b). Die dafür notwendigen Daten sind jedoch schwer zu bekommen, solange der Spieler nicht beim Spielen getrackt wird und smarte Kleidung mit Sensoren trägt, die auch psycho-physiologische Indikatoren wie die Herzfrequenz objektiv erfassen und über das Internet der Dinge mit dem Spiel verbunden sind. Daher wird versuchsweise auf *convolutional neural networks* (CNN) in Kombination mit Transferlernen zurückgegriffen, die Gameplay-Videos (z.B. von Twitch) analysieren und das Verhalten von NPCs darauf aufbauend modellieren (Xia et al., 2020). In Zukunft (Förtsch, 2021) könnten jedoch durch die bereits genannten technologischen Möglichkeiten die Gefühle des Spielers als Grundlage für das Verhalten des NPC in Echtzeit dienen, oder aber der Verlauf der Geschichte könnte sich daran anpassen (Ambalina, 2020) und einen traurigen Spieler aufmuntern oder einen unterforderten Spieler wieder in den wünschenswerten Flow-Zustand (Csikszentmihalyi & Szöllösi, 2010) zu versetzen. Diese maßgeschneiderten Spieleinhalte könnten durch eine Anbindung des Spiels an eine Cloud rein technisch gesehen problemlos umgesetzt werden (game – Verband der deutschen Games-Branche, 2019). Was fehlt sind die Daten.

In Bezug auf den Spieler gibt es einige Einsatzmöglichkeiten von KI, die jedoch nicht alle wünschenswert sind. Auf der positiven Seite könnte *natural language processing* (NLP) zum Beispiel Gamern mit Seh- oder Hörbeeinträchtigungen helfen, Zugang zu den Spielen zu erhalten, indem Text in Sprache übertragen wird oder andersherum (Stuart, 2021a). Auch könnte der Spieler in komplexen Situationen durch KI Unterstützung bekommen, um den Überblick nicht zu verlieren (Thompson, 2019) oder in Ego-Shootern genauer zu zielen (Ocio Barriales, 2017). Eine weniger willkommene Anwendung von KI ist jedoch Betrug von Seiten des Spielers: so wurde im Juli 2021 ein auf maschinelles Sehen trainierter KI-Algorithmus als Zielhilfe für Call of Duty entdeckt, der gegnerische Spieler in Echtzeit selbständig entdeckte und auf Wunsch auf eine bestimmte Körperregion schoss. Diese Arten von Cheats dürften in den nächsten Jahren zunehmen, sodass hier vermutlich in Zukunft ebenfalls KI-Lösungen zur Entlarvung gefunden werden müssen (Schreiner, 2021c).



### iii. Spieleentwicklung und -gestaltung

In moderneren Spielen ist die Geschichte nicht mehr strikt vorgegeben, sondern kann vom Spieler mitgestaltet werden, beispielsweise in Abenteuer- und Rollenspielen (Fairclough et al., 2002). Dafür wird oft ein neuronales Netz pro NPC verwendet (Majstorovic & Pfahler, 2020). Allerdings muss sichergestellt werden, dass die Geschichte plausibel bleibt (Fairclough et al., 2002). Bereits vor knapp 30 Jahren gab es erste Experimente dazu im Storytelling-Projekt Oz, in dem es einen *story director agent* gab, der als Regisseur fungierte (Fairclough et al., 2002; Bates, 1992). Das Spiel *Alien: Isolation* (2014) ist ein Meilenstein im Einsatz von KI in Videospiele: Der Alien wird eher traditionell über einen großen Verhaltensbaum gesteuert, von dem Teile erst durch Handlungen des Spielers freigeschaltet werden. Parallel dazu gibt es den KI-Regisseur, der sowohl den Spieler als auch den Alien sieht und Prioritäten in den Verhaltensbäumen verändert. Damit kann er den Alien manipulieren, um die Geschichte voranzutreiben. Des Weiteren gibt es noch weitere KI-Systeme in diesem Spiel, die bisher nicht alle näher beleuchtet wurden (Shummon Maass & Luc, 2019; Thompson, 2020).

Wie Geschichten sich dynamisch entwickeln können, haben die Textadventures *AI Dungeon* und *AI Dungeon 2* gezeigt. Dort spielt jeder Spieler seine eigene Geschichte (Majstorovic & Pfahler, 2020). In *AI Dungeon 2* beispielsweise berechnet das auf tiefen neuronalen Netzen, also *deep learning* (DL), basierende Sprachmodell GPT-2 bzw. GPT-3 von OpenAI die Antworten, welche auf die Entscheidungen des Spielers hin generiert werden und wird gleichzeitig für zukünftige Spieler trainiert (Kelley, 2020). Damit setzt das Spiel auf maximale Entscheidungsfreiheit, öffnet jedoch auch Tür und Tor nicht nur für witzige, sondern auch sehr groteske und unangemessene Geschichtsverläufe (Just, 2019). Zudem kann die Geschichte recht chaotisch wirken, weil das Programm sich nicht daran erinnert, was der Spieler weiß oder ob er eine Figur bereits getroffen hat (Kelley, 2020). Möglicherweise könnte in Zukunft in diesem konkreten Fall ein KI *dungeon master*, ein neuronales Netz, das mit plausiblen Geschichten trainiert wurde, das narrative Chaos eindämmen (Bezmalinovic, 2021). Allgemein gesprochen könnte sich durch KI auch ein *game master* entwickeln lassen, der den Spielverlauf an den Spieler anpasst, sodass der Spieler das Spiel spielt, und das Spiel mit dem Spieler (Statt, 2019). Auf jeden Fall muss darauf geachtet werden, dass Freiheit in der Gestaltung und die Grunderzählung ausbalanciert sind.

In Punkto Gestaltung der NPCs gibt es eine Menge Potenzial für den Einsatz von KI in den Bereichen Darstellung, Animation, Gestik, Mimik und Sprache. Glaubhafte Texturen können auf der Grundlage von gelernten Hautstrukturen von Menschen durch die Verwendung von GAN und *neural radiance fields* (NeRF) erzielt werden (Förtsch, 2020; Schreiner, 2021d). Die Animation der Figuren kann durch Bewegungsaufnahmen (*motion capture*) in Verbindung mit einer *neural state machine* (NSM) natürlicher gemacht werden oder durch eine Kombination von bestärkendem Lernen und Imitationslernen (Majstorovic & Pfahler, 2020; Stuart, 2021a). Dies könnte sogar für das Imitieren von Gefühlsausdrücken in der Mimik funktionieren (game – Verband der deutschen

Games-Branche, 2019) und von Videos gelernt werden (Stuart, 2021a; 2021b). Dies spart in der Entwicklung auch einiges an Geld: für das Bereinigen von rohen Bewegungsdaten benötigt ein Mensch wesentlich mehr Zeit als eine Maschine. Dasselbe gilt auch für Animationen in der Spielewelt: eine KI könnte einfach schätzen, wie ein Haus nach einer Explosion einstürzt oder sich ein Auto nach einem Unfall überschlägt, anstatt dass eine mit hohem Rechenaufwand verbundene Physiksimulation nötig ist (Förtsch, 2021). Statt geschriebenen Dialogen kann durch *natural language processing* (NLP) mit den NPCs gesprochen werden (Stuart, 2021a). Realistische Stimmen könnten durch Audio-Deepfakes unter Verwendung von GANs erreicht werden (Förtsch, 2021; Ambalina, 2020). Um der KI-Stimme Emotionen zu verleihen, könnten Systeme wie das RAD-TTS (*text-to-speech*), SPGI-Speech oder NeMo von NVIDIA zum Einsatz kommen (Bastian, 2021a). Dies verbunden mit authentischer Animation der Mundbewegungen von Avataren könnte das immersive Erlebnis maximieren – und dies in allen Sprachen dieser Welt (Förtsch, 2021; Schreiner, 2021f). Und auch ein realistischer Avatar des Spielers selbst könnte zu einer größeren Identifikation des Spieles mit dem Avatar beitragen: Dieser könnte durch eine Kombination von *single shot image synthesis* (z.B. Avatare von Alatheia), einem Sprachmodell wie GPT-3 oder GPT-4 und dynamischen Stimmen (z.B. Sonantic) im Spiel wie er selbst aussehen, klingen und Stimmen könnten sogar so generiert werden, dass ein rennender Avatar außer Atem ist oder ein nachtragender NPC, den man früher verärgert hat, verärgert klingt (Takahashi, 2020; Stuart, 2021a).

Die Komplexität des Einsatzes von KI im Bereich der Spielegestaltung wird vergrößert durch die Tatsache, dass nicht nur die Figuren natürlich wirken und dynamisch reagieren sollen, sondern auch die Spielewelt, die immer häufiger offen ist. Sie muss bevölkert werden und an jedem Ort muss zu jeder Zeit etwas geschehen, da es nicht nur einen Handlungsort gibt. Besonders bei VR-Games ist dies ein sehr wichtiger Aspekt (Xia et al., 2020). Wo zur Gestaltung von Levels früher u.a. MC-MCTS verwendet wurde (Summerville et al., 2015), bietet es sich heute an, sowohl für Level als auch für Spielewelten (Förtsch, 2021) mit GANs zu arbeiten, die Muster und Assoziationen erkennen und grob vorgestalten, sodass Designer sie nur noch erweitern müssen. So wird Zeit gespart und der Mensch kann sich ums Game Design allgemein mehr kümmern (Majstorovic & Pfahler, 2020). Dies gilt auch für die automatisierte Generierung von Objekten, die wie handgemacht wirken. Hier zeigt sich schon, dass ein großes Potenzial für die Zusammenarbeit von Mensch und KI vorhanden ist: entweder der Mensch entscheidet vorab, in welche Richtung die KI gehen soll, oder aber die KI macht Vorschläge und der Mensch verfeinert sie (Xia et al., 2020; Bezmalinovic, 2021). Dies kann sogar so weit gehen, dass die KI an Trainingsmaterial aus der physischen Welt trainiert werden kann und (quasi-)fotorealistische Spielewelten schafft (Bezmalinovic, 2021; Schreiner, 2021e). Auch das Minecraft-Mod World-GAN lernt aus vorhandenen Minecraft-Strukturen und erschafft so glaubwürdige Welten (Schreiner, 2021e). Eine Herausforderung ist noch, dass die so geschaffenen Welten mit einer logischen Auswahl an

Objekten gefüllt werden. Hier kann smarte Inhaltsauswahl ein möglicher Lösungsweg sein (Horneman, 2017).

Auch wenn manche Experten nicht daran glauben, dass KIs ganze Videospiele erfinden können (Förtsch, 2021), so half erst kürzlich eine KI aus dem NLP-Bereich (GPT-3) einem YouTuber dabei *Super Chore Man*, eine Mischung aus Haushaltssimulation und Ghostbusters, zu ersinnen, die der YouTube dann umsetzte (Schreiner, 2021g). Ein erneutes Beispiel, wie die KI zu einer erweiterten Intelligenz des Menschen werden kann.

Eventuell könnte KI aber in nicht allzu ferner Zukunft Laien zu Game-Designern machen, sodass sie beispielsweise das Metaverse mit KI-Videospielwerkzeugen am Smartphone mitgestalten (Gault, 2020; Förtsch 2021) oder zumindest einen selbstgenerierten Avatar und eigene Inhalte erstellen können (Stuart, 2021a; 2021b).

#### *iv. Spieleprogrammierung*

Die Anwendung von KI in der Spieleprogrammierung kann auf unterschiedlichen Ebenen geschehen: Code schreiben, Code überprüfen und Spiel testen.

KI-Systeme wie der GitHub CoPilot zeigen, wie das Schreiben des Codes von der Maschine übernommen werden kann. CoPilot wurde mit Milliarden von Zeilen frei zugänglichen Codes trainiert. Auch wenn es sich erwiesen hat, dass dieser Code mitunter unsicher sein kann (Rixecker, 2021), so wird schon an Lösungen gearbeitet: es gibt einige alternative Modelle wie CodeT5 Salesforce Open Source und OpenAI Codex. OpenAI Codex setzt laut den beteiligten Forschenden auf Architekturen und Trainingsmethoden, die auch für Sprach-KIs verwendet werden. Auch wenn sie strukturelle Informationen von Programmiersprachen ignorieren, so seien sie sicher hilfreich für ein besseres Verständnis von Code. Der Trainingsprozess von CodeT5 hingegen wurde modifiziert, um diese strukturellen Informationen nutzen zu können: anders als GPT-3 lernt das auf der Architektur von Google T5-Transformer basierende System nicht nur, das nächste Wort in einem Abschnitt vorherzusagen, sondern es trainiert in mehreren Aufgaben (Schreiner, 2021i).

KI kann jedoch auch dabei helfen, Programmierfehler ausfindig zu machen, sogar bevor sie vom Programmierer gemacht werden (Jones, 2018). Und auch als Spieletester kann KI glänzen, denn anders als ein Mensch kann ein KI-Spieler tausende Testszenarien auf einmal durchlaufen und so Spiele zuverlässig testen (Majstorovic & Pfahler, 2020) .

#### *v. Hinweis zu den verwendeten KI-Verfahren*

Einige der verwendeten KI-Verfahren sind Variationen oder Weiterentwicklungen bereits bekannter Verfahren, andere sind grundlegend neu (Statt, 2019). Vor allem diese neuen Verfahren bringen einige Herausforderungen mit sich: sie sind weniger berechen- und kontrollierbar. So müssen Lösungen gefunden werden, um zum einen verbalen oder inhaltlichen Entgleisungen vorzubeugen,

aber auch um die NPCs soweit zu kontrollieren, dass sie nicht anfangen Gerüchte zu verbreiten, die die Geschichte verändern oder sich gar dazu entscheiden, aus dem Spiel auszusteigen und ihre eigene Geschichte zu leben (Stuart, 2021a; Majstorovic & Pfahler, 2020). Außerdem benötigen viele der vielversprechenden KI-Modelle eine Menge Daten, um trainiert zu werden bzw. müssten für einen maximalen Effekt in Echtzeit auf Daten zugreifen können. Dies bedeutet, dass das Thema Datenschutz eine besondere Herausforderung ist, für die es gilt, Lösungen zu finden.

## II. KI-Verfahren

Nachfolgend sollen die oben erwähnten KI-Verfahren kurz erläutert werden. Sie werden hier getrennt dargestellt, jedoch werden die Systeme innerhalb eines Spiels in der Regel kombiniert, z.B. Verhaltensbäume und FSM (Miyake Y. et al., 2017) oder Verhaltensbäume und neuronale Netze (Majstorovic & Pfahler, 2020).

### 1) Pathfinding

Vom Pathfinding bzw. der Pfadsuche spricht man, wenn es um das Verfahren geht, das ein NPC verwendet, um von seinem Standpunkt auf möglichst optimalem Wege zu einem bestimmten Zielpunkt zu gelangen. Diese algorithmengestützte Suche nach dem optimalen Weg findet man z.B. auch in Navigationsapps wie Google Maps und in Spieleklassikern wie Pacman. Heute werden sie dazu verwendet, eine große Anzahl an NPCs zu bewegen.

Eine Möglichkeit, wie dies konkret aussehen kann, ist der A\*-Algorithmus. Bei ihm wird die Spielumgebung in Rasterfelder aufgeteilt, dann werden Start und Ziel definiert.

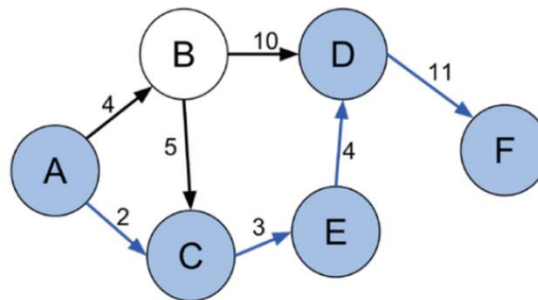


Abbildung 1: A\*-Algorithmus (Majstorovic & Pfahler, 2020: S. 3)

Anschließend erhält jedes Feld ausgehend vom Standpunkt einen Wert, der proportional zur Entfernung steigt. Dabei können auch Hindernisse berücksichtigt werden, die dann einen höheren Wert erhalten. Der optimale Weg ist der mit dem geringsten Gesamtwert. Je komplexer der Weg, desto höher die notwendige Rechenleistung. (Majstorovic & Pfahler, 2020; Fairclough et al., 2002).

Ein optimiertes Verfahren ist *Navigation Mesh* (NavMesh), das gerne in 3D-Welten eingesetzt wird. Es handelt sich um eine Darstellung der Welt als zweidimensionale konvexe Polygone. Wenn Start und Ziel nicht im gleichen Polygon sind, dann entscheidet der Agent, in welches Polygon er als nächstes gehen muss und wiederholt dies so lange, bis Start und Ziel im gleichen Polygon sind, sodass er den direkten Weg gehen kann. (Hao & Xiao, 2011; Thompson, 2018).

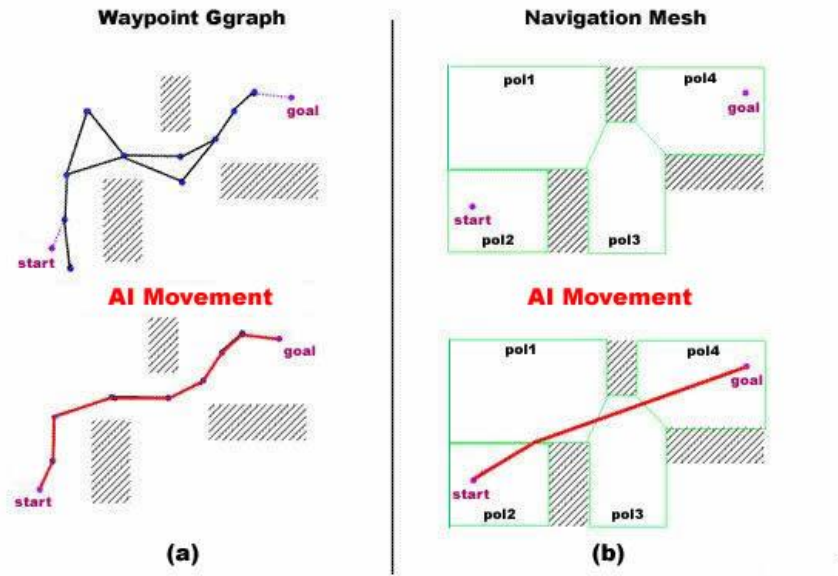


Abbildung 2: Vergleich Waypoint Graph & NavMesh (Hao & Xiao, 2011: S. 127)

## 2) Finite State Machines (FSM)

Bei der FSM handelt es sich um einen linearen Algorithmus mit Übergangsregeln. Es gibt eine Liste an Ereignissen, auf die der NPC reagieren kann, d.h. es handelt sich um eine endliche Anzahl an möglichen Simulationen. Es gibt bisweilen auch inexistente Übergänge.

Ein Zustand (Knoten) ist als Grundzustand festgelegt – im Beispiel *wander* - der durch einen externen Grund in einen anderen Zustand übergeht. Es kann jeweils nur ein Zustand aktiv sein. FSM sind sehr rudimentäre KI-Systeme, werden gerne in Ego-Shootern eingesetzt und können recht schnell durchschaut werden, sodass der NPC berechenbar wird. Daher wird bei komplexeren Spielen alternativ gerne zu Verhaltensbäumen oder der Monte Carlo Baumsuche gegriffen (Majstorovic & Pfahler, 2020)

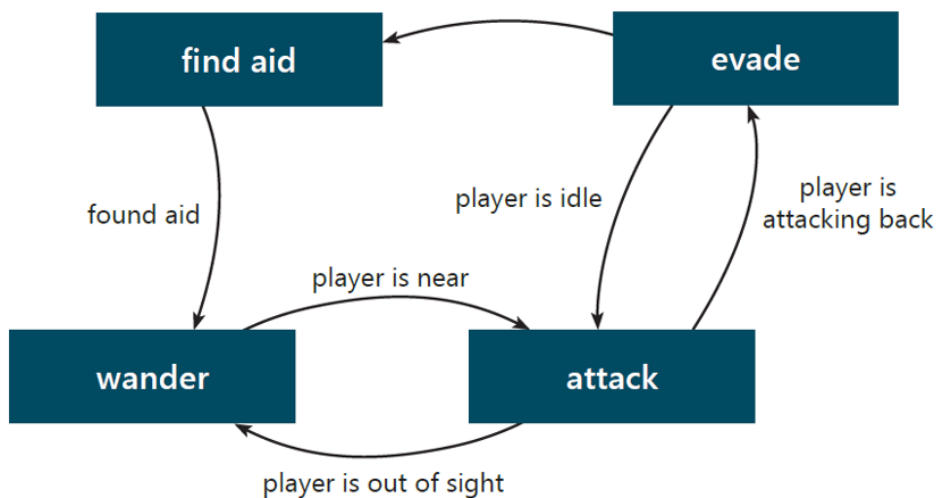


Abbildung 3: Beispiel eines FSM in einem Videospiel (Majstorovic & Pfahler, 2020: S. 4)

### 3) Entscheidungsbäume (*decision trees*)

Entscheidungsbäume helfen dabei, Entscheidungen zu treffen. Sie werden immer von der Wurzel bis zum Endpunkt durchlaufen. Sie können maximal drei Antworten enthalten: ja, nein, vielleicht. Diese können weitere Verzweigungen haben, bis schließlich ein Endpunkt erreicht wird, der die Entscheidung darstellt.

### 4) Verhaltensbäume (*behaviour trees*)

Verhaltensbäume kontrollieren das Verhalten von NPCs. Sie sind eine Weiterentwicklung der FSM. Es handelt sich um ein hierarchisches System, welches gerne in Strategiespielen verwendet wird. Hier gibt es eine Bibliothek mit Verhaltensweisen, die miteinander verbunden sind, was zu einem realistischeren Verhalten des NPC führt. Die einzelnen Zweige sind nach ihrer Priorität angeordnet (House, 2013). Es wird ein Basisverhalten definiert und es gibt Zweige, die bestimmte Ziele abbilden. Das System wird von links nach rechts durchlaufen. Bei einem systemischen Scheitern gibt es eine Rückfalltaktik. Jeder Knoten in diesem System kann drei Zustände haben: Erfolg, Misserfolg, aktiv. Das System durchläuft iterativ jeden Frame von der Wurzel bis zum aktiven Knotenpunkt, was relativ ineffizient ist.

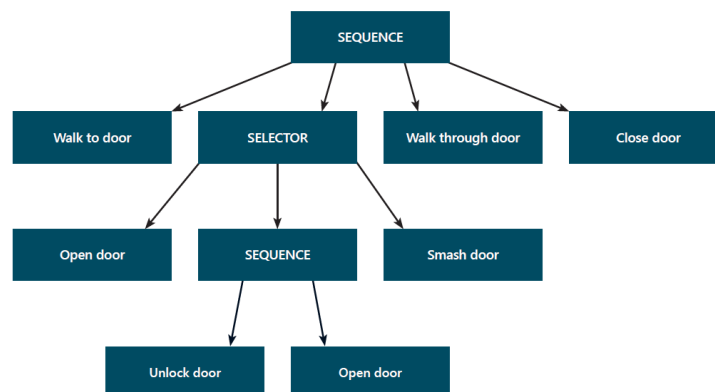


Abbildung 4: Beispiel eines Ausschnitts aus einem Behaviour Tree in einem Videospiel (Majstorovic & Pfahler, 2020: S. 7)

Selektoren und Sequenzen funktionieren folgendermaßen: Sequenzen sind festgelegte Reihenfolgen, die nacheinander ablaufen (AND), Selektoren sind Alternativen (OR). Diese Verhaltensbäume können unendlich ineinander verschachtelt sein. Dazu muss jedoch der Programmierer alle Möglichkeiten, die ein NPC haben soll, vorher bedenken. Da moderne Spiele äußerst komplex sind, werden mittlerweile neuronale Netze eingesetzt, die die Verhaltensbäume dynamisch weiterentwickeln (Majstorovic & Pfahler, 2020).

Alternativ zu dem potenziell sehr aufwändigen Verhaltensbaum, schlagen Barriga et al. vor, gescriptetes Verhalten mit der sogenannten *game tree search*, einer Unterform von Entscheidungsbäumen, zu kombinieren, sodass nur die Zweige verfolgt werden, die sinnvoll sind (Barriga et. al., 2017).

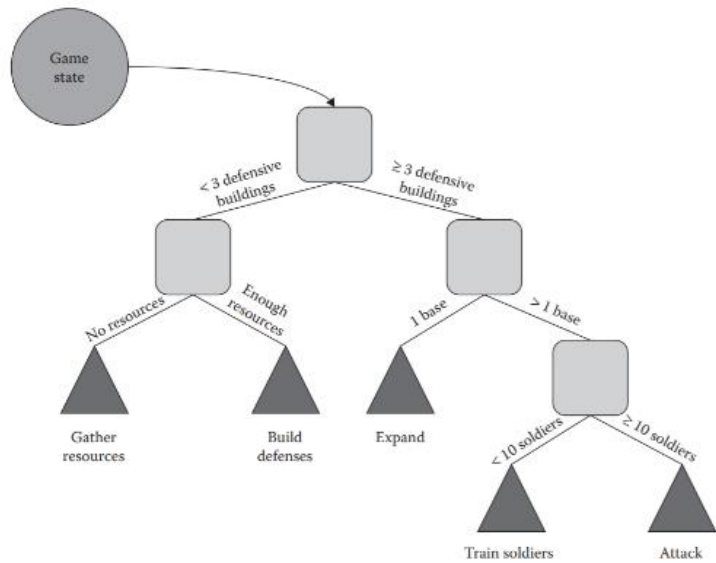


Abbildung 5: Verbindung von Scripted Behaviour und Game-Tree Search (Barriga et al., 2017: S. 181)

### 5) Monte Carlo Baumsuche (Monte Carlo tree search; MCTS)

Die Monte Carlo Baumsuche macht den NPC weniger berechenbar, als dies bei FSM oder Verhaltensbäumen der Fall ist (Shummon Maass & Luc, 2019; Harbing, 2017). Denn diese Methode basiert zwar auch auf einer verzweigten Struktur, doch hier wählt die KI willkürlich aus den zur Verfügung stehenden Optionen eine aus, anstatt eine Option zu wählen, die vom aktuellen Status abhängt. So ist das Hindernis, das der NPC für den Spieler darstellt, weniger vorhersehbar und der Spieler muss mit allem rechnen. Diese Bäume sind in der Regel verzweigter als beispielsweise Verhaltensbäume, weil mit unterschiedlichen Strategien des Spielers, das Hindernis zu überwinden, gerechnet werden muss (Summerville et al., 2015).

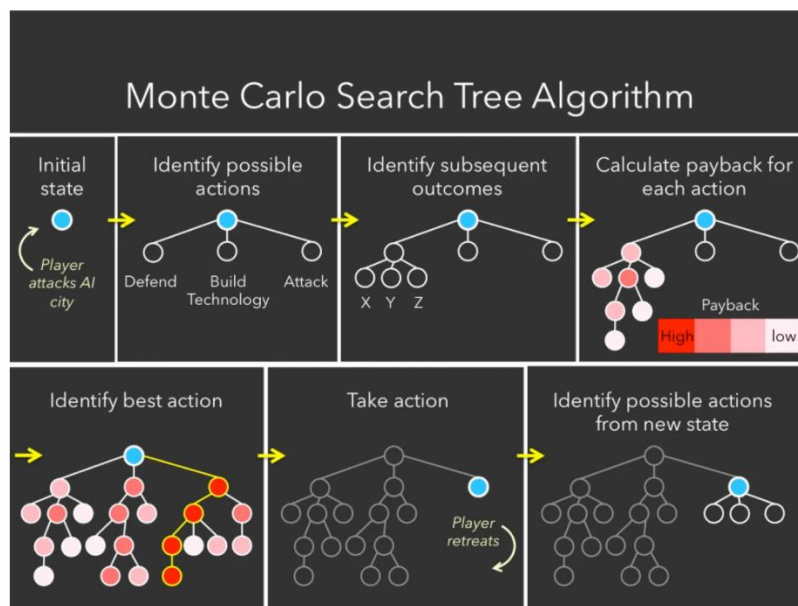


Abbildung 6: Vereinfachte Darstellung einer Monte Carlo Tree Search (Harbing, 2017)

## 6) Markov Chain Monte Carlo Tree Search (MC-MCTS)

Auch beim Level-Design kann eine *Monte Carlo tree search* helfen, beispielsweise in Verbindung mit einer *Markov chain*. So werden Informationen, die von vorhandenen Leveln gelernt wurden, mit Spielbarkeitsgaranten und der Kontrolle des Spieledesigners verbunden. Die *Markov chain* ist ein stochastischer Prozess, der Wahrscheinlichkeiten für zukünftige Ereignisse berechnet. So kann auf Basis einer begrenzten Anzahl von Daten eine Prognose für das Eintreten eines Ereignisses abgegeben werden (Wikipedia contributors, 2021b). Der Spieledesigner gibt Designkriterien vor, die *Markov chain* berechnet, wie wahrscheinlich es ist, dass ein willkürlich generiertes Level spielbar ist.

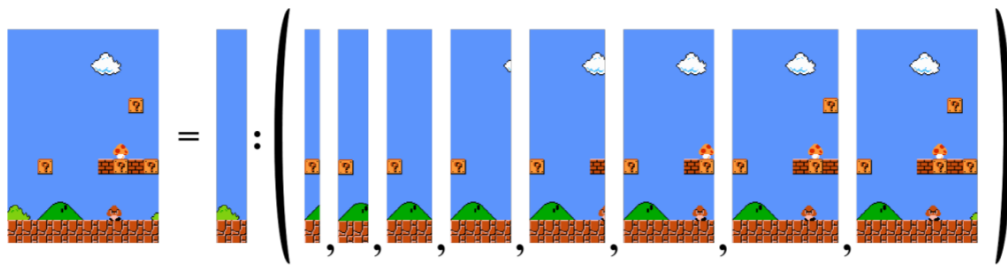


Abbildung 7: Teil eines Levels, aufgeteilt in zwei Teile, wovon der zweite Kombinationsmöglichkeiten für den ersten zeigt (Shummon Maass & Luc, 2019)

## 7) Künstliche Neuronale Netze (KNN)

Künstliche neuronale Netze sind eine Form des maschinellen Lernens, was wiederum ein Teil dessen ist, was man umgangssprachlich als KI bezeichnet. Ein künstliches neuronales Netz besteht aus drei Schichten von künstlichen Neuronen: einer Input-Schicht, die Informationen ins Netzwerk einspeist, einer versteckten Schicht, die basierend auf dem, was sie von Millionen von Beispielen gelernt hat, typische Muster erkennt, und einer Output-Schicht, die die Ergebnisse mitteilt. Jede Verbindung zwischen zwei Neuronen hat eine bestimmte Gewichtung, die das Ausmaß des Reizes bestimmt (SRH Fernhochschule, 2019a: S. 46 ff.).

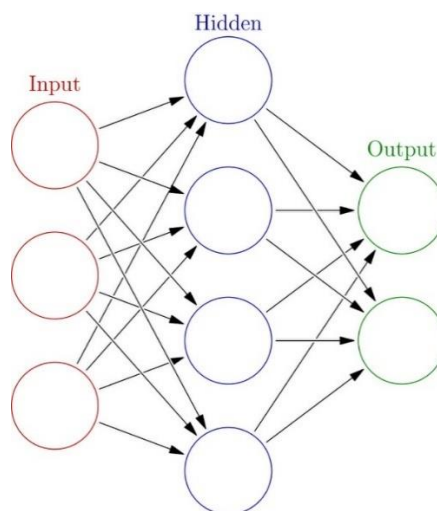


Abbildung 8: Bild von Glosser.ca | CC BY-SA via Wikimedia Commons



#### 8) Deep Learning (DL)

*Deep learning* wurde inspiriert von der Funktion des Gehirns. Ihr Ziel ist es, große Mengen an Daten zu analysieren und Muster darin zu finden (Shao et al., 2019). Hier kommt meist überwachtes Lernen zum Einsatz. Tiefe neuronale Netze sind eine Unterkategorie von künstlichen neuronalen Netzen. Sie bestehen nicht aus einer versteckten Neuronenschicht zwischen Input- und Output-Schicht, sondern über mehr und je mehr es sind, desto „klarer“ ist das Bild für die Maschine (SRH Fernhochschule, 2019a: S. 46ff.). Das tiefe Lernen ist es, welches KI vorangebracht hat und vieles von dem, was wir heute unter dem Begriff KI verstehen, lässt sich darauf zurückführen: Bilderkennung, autonomes Fahren oder Deepfakes zum Beispiel (Schreiner, 2021p).

#### 9) Transfer Learning (TL)

Beim Transferlernen handelt es sich um eine Methode, bei der die KI zuerst mit bestimmten Daten trainiert wird und das Gelernte dann auf ein neues, verwandtes Problem anwendet. So zum Beispiel im medizinischen Bereich bei der Erkennung von Krebs (Schreiner, 2021p) oder beim autonomen Fahren (SRH Fernhochschule, 2019b: S. 75).

#### 10) Imitation Learning (IL)

Beim imitierenden Lernen lernt die KI an Demodaten und imitiert das, was sie sieht. So werden beispielsweise Let's Play-Videos von menschlichen Spielern zum Training verwendet und die KI überträgt das Gelernte dann auf ihr eigenes Spiel (Schreiner, 2021p). Oder aber menschliche Bewegungen dienen als Trainingsmaterial für die Animation von NPCs (Majstorovic & Pfahler, 2020).

#### 11) Reinforcement Learning (RL)

Beim bestärkenden Lernen probiert ein Agent verschiedene Handlungen aus und erhält jedes Mal für seine Handlung entweder eine Belohnung oder er wird bestraft. So lernt er nicht nur, eine optimale Entscheidung zu treffen, sondern er lernt mit jedem Spielzug dazu und passt den Algorithmus an (Shao et al., 2019). Diese Art des Lernens eignet sich durch seine Flexibilität beispielsweise für das Erlernen von analogen Spielen wie Go und Schach oder von Videospiele wie Dota 2, StarCraft II oder Poker (Schreiner, 2021p). Nur durch Erfolge in diesen Bereichen ist das bestärkende Lernen heute da, wo es ist. Es ähnelt in gewisser Weise der Herangehensweise eines Kleinkinds, welches seine Umwelt erkundet, lernt und diesen Lernprozess ein Leben lang fortsetzt.

Das hierarchische bestärkende Lernen (HRL) bricht seine Aufgabe in mehrere Teilaufgaben auf (Xia et al., 2020).

*Deep reinforcement learning* (DRL) kombiniert die Vorteile des bestärkenden Lernens mit denen des tiefen Lernens, das Licht ins Dunkel großer, unstrukturierter Datenmengen bringt. DRL-

Agenten bekommen hoch-dimensionale Inputs bei jedem Schritt und handeln entsprechend ihrer Regeln, die auf einem tiefen neuronalen Netz (z.B. CNN) basieren. Diese Regeln werden ständig angepasst, um das Ergebnis zu optimieren. U.a. geht es hier um Bilderkennung (*computer vision* / CNN) und Sprachverarbeitung (*natural language processing* / NLP). Beispielsweise bekommt das DRL-Modell Daten von einer Videospiele-API, erkennt wichtige Elemente und DRL-Agenten handeln auf Basis dieser Erkenntnisse, wodurch die Videospiele selbst angepasst werden (Shao et al., 2019).

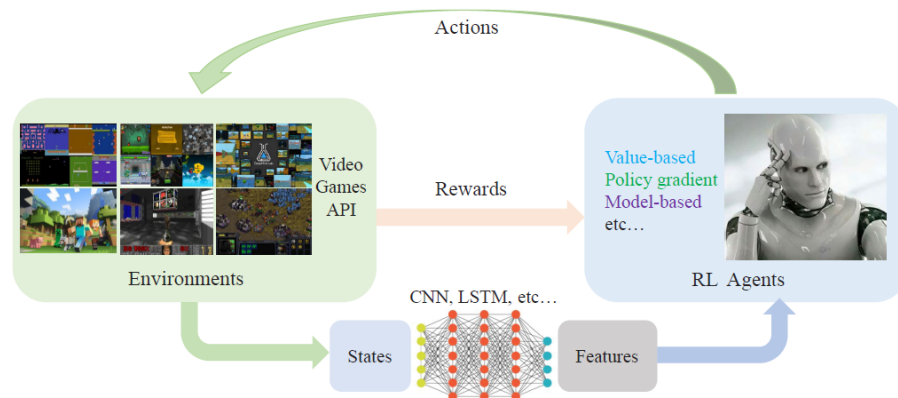


Abbildung 9: Ein typisches DRL Framework für Videospiele (Shao et al., 2019)

## 12) (Deep) Convolutional Neural Network (CNN)

*Convolutional neural networks* (zu Deutsch „faltende neuronale Netzwerke“) sind eine Klasse von tiefen neuronalen Netzen, die vornehmlich in der Bilderkennung und der Spracherkennung zum Einsatz kommen. Sie teilen beispielsweise Bilder im Bereich des autonomen Fahrens in kleinere Bereiche auf, die sie nacheinander abtasten. Die erkannten Pixel übergeben sie an ein Neuron und setzen so innerhalb der versteckten Schichten ein Bild zusammen, das sie aufgrund des vorherigen unüberwachten Trainings langsam erkennen. Der Vorteil im Vergleich mit herkömmlichen tiefen neuronalen Netzen ist, dass sie ein Bild nur erkennen würden, wenn es genau am gleichen Platz im Gesamtbild zu finden ist, während CNN die Elemente auch an einer anderen Stelle erkennen. Dies ist beim autonomen Fahren sehr wichtig, da sich die Umwelt stets verändert und die gelernten Informationen in Echtzeit erkannt werden müssen (SRH Fernhochschule, 2019a: S. 78ff.)

## 13) Generative Adversarial Network (GAN)

GANs sind Modelle des unüberwachten Lernens und bestehen aus zwei tiefen neuronalen Netzen: dem Generator und dem Diskriminator. Der Generator erstellt Vorschläge zur Lösung der gestellten Aufgabe, die der Diskriminator anhand eines Vergleichs des Vorschlags mit seinen Trainingsdaten bewertet. Anfangs arbeitet der Generator per Zufallsprinzip und lernt anhand des Feedbacks des Diskriminators so lange, bis seine Vorschläge nicht mehr von den Trainingsdaten des Diskriminators zu unterscheiden sind. Auch der Diskriminator wird in diesem Prozess immer besser

in seiner Aufgabe. (Goodfellow et al., 2014). Der Generator macht beispielsweise Vorschläge für ein neues Videospielelevel und der Diskriminator testet das so entstandene Level und gibt ein Feedback bezüglich der Qualität an den Generator, der seine Arbeit dann modifiziert.

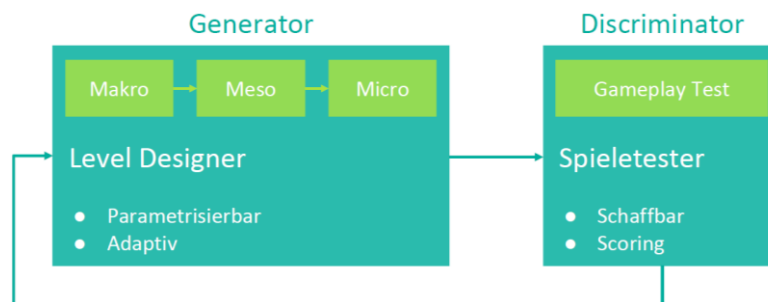


Abbildung 10: Darstellung eines Spiele-GAN (Anonym, 2019)

GANs können in vielen Bereichen zum Einsatz kommen. Neben Videospieleleveln (Majstorovic & Pfahler, 2020) werden durch das Erkennen und Reproduzieren von Mustern u.a. Deepfake-Videos generiert. Auch kann ein GAN dazu verwendet werden, alte Videospiele auf 4K-Qualität hochzuskalieren (Vincent, 2019). Mittlerweile können sie sich auch künstlerisch betätigen, zum Beispiel als Musiker oder Dichter (Schreiner, 2021p). GANs sind nicht nur wegen der kriminellen Nutzung von Deepfakes sondern auch aufgrund von der durch die Trainingsdaten verursachten Bias (Voreingenommenheit) eine der größten gesellschaftlichen Herausforderungen des 21. Jahrhunderts, bergen aber auch genauso viele Potenziale.

#### 14) Natural Language Processing (NLP)

Beim *natural language processing* geht es darum, dass die KI Sprache verarbeitet. Hier geht es sowohl um das Verstehen als auch ums Produzieren. NLP versucht, durch Algorithmen eine Äußerung zu verstehen und basierend auf seinem unüberwacht antrainierten Wissen eine Antwort zu präsentieren. Dabei stellt die Semantik eine große Herausforderung dar.

Es gibt einige Sprachmodelle, mit Hilfe derer große Fortschritte erzielt wurden. Dazu gehört GPT-3 von OpenAI mit 175 Milliarden Parametern. Die Trainingsdaten ermöglichen es dem Modell, Texte zu generieren, zu übersetzen und zusammenzufassen (Schreiner, 2021n). Das erklärte Ziel von OpenAI ist es, in Richtung einer generellen künstlichen Intelligenz zu gehen, die den Menschen 1:1 imitieren kann (A. Romero, 2021). Inzwischen gibt es auch multimodale Modelle (DALL-E, CLIP), die mit Text- und Bilddateien trainiert worden sind (Schreiner, 2021n). Da OpenAI manchen Verwendungen aufgrund ethischer Fragestellungen und um Missbrauch zu verhindern Einhalt gebietet, entstanden alternative Modelle wie Eleuthers GPT-J-6B (Schreiner, 2021l). Dieses Modell ist zum Beispiel auch die Grundlage von pone.dev, einer Plattform, die Geschichten und Dialoge mit fiktionalen Figuren aus dem My Little Pony-Universum generiert, die Dialoge mit CookieTTS vertont und auf animierte Pony-Porträts von der Webseite thisponydoesnotexist.com überträgt (Schreiner, 2021f). Ein weiteres alternatives Modell ist Jurassic-1 Jumbo von einem israelischen Start-up (Schreiner, 2021h),

Auch wenn OpenAI versucht, das bekannte Vorurteilsproblem des Modells mit ausgewählten Textdaten entlang kultureller Werte in den Griff zu bekommen, genügt es europäischen Experten nicht, dass die KI nun beispielsweise auf die Frage nach der schönsten Person keine konkrete Person mehr beschreibt, sondern viele unterschiedliche Perspektiven in ihre Antwort einbaut (Bastian, 2021a). Vielmehr wird auf ein europäisches Modell gedrängt, um Abhängigkeit von anderen Ländern zu verhindern und europäische Werte in den Modellen zu wissen (Schreiner, 2021b).

Wie es mit GPT-4 weitergeht, darüber sind sich die Experten noch uneinig. Der Geschäftsführer des Chipherstellers, dessen auf maschinelles Lernen spezialisierter Chip für GPT-4 genutzt werden könnte, äußerte sich zögerlich und sagte, dass der voraussichtlich 500-mal so große Nachfolger von GPT-3 noch Jahre entfernt sei. Er gab an, dass GPT-4 so viele Parameter habe wie das menschliche Gehirn Synapsen habe (A. Romero, 2021). Dieser Vergleich hinkt jedoch angesichts neuer Erkenntnisse über die Vergleichbarkeit von menschlichen und künstlichen Neuronen (Schreiner, 2021m). Der Open-AI Chef Altman hingegen gab an, dass GPT-4 bei weitem nicht so groß sein werde und eher Wert auf hochwertigere Daten, bessere Algorithmen und genauere Feinabstimmung legen werde, wodurch eine größere Rechenleistung nötig sei (Schreiner, 2021n).

#### 15) Neural State Machine (NSM)

*Neural state machines* sind datengesteuerte DL-Frameworks, anhand derer zum Beispiel in Verbindung mit Bewegungserkennung ein NPC dazu befähigt werden kann, aus der Szenengeometrie und einer Zielaktion Bewegungen zu generieren, die natürlich aussehen (Majstorovic & Pfahler, 2020). Auch für NLP können NSM eingesetzt werden. Konkret besteht dieses Verfahren aus zwei Teilen: zuerst werden die unbearbeiteten Inputdaten in abstrakte semantische Repräsentationen umgewandelt. Daraufhin wird eine FSM konstruiert. Schließlich wird ein iterativer Rechenprozess simuliert, der alle Zustände durchläuft, bis der Zielzustand erreicht wird (Hudson & Manning, 2019).

### III. Chancen & Herausforderungen

Zusammengefasst lässt sich sagen, dass alle beschriebenen KI-Verfahren sowohl technische als auch ethische und datenschutzrechtliche Herausforderungen mit sich bringen. Die technischen Probleme dürften weit weniger schwer liegen als die datenschutzrechtlichen und ethischen. Wenn die Gesellschaft sich diesen Herausforderungen jedoch stellt, dürften auch sie im Endeffekt lösbar sein.

## C ANWENDUNG

### I. Sprachenlernen und Videospiele

Im 21. Jahrhundert geht es beim Fremdsprachenlernen längst nicht mehr nur um Grammatik und Vokabeln, deren Beherrschung mit Pattern Drill-Aufgaben eingeübt wird. Seit Jahren schon geht

es primär um die kommunikative Kompetenz, die verbunden ist mit weiteren Kompetenzen wie den 6C (Fullan & Scott, 2014) – *communication, collaboration, creativity, critical thinking, citizenship, character* - und der interkulturellen Kompetenz. Auch muss das Lernen längst nicht mehr orts- und zeitgebunden an den Lernort und das System Schule gebunden sein.

Es gibt diverse wissenschaftlichen Theorien, die in diesem Kontext relevant sind und gemeinsam begründen, wieso Videospiele das Fremdsprachenlernen fördern können und zum zukunftsorientierten Lernen (Wössner, 2021a) beitragen können. Das zukunftsorientierte Lernen basiert auf Blooms überarbeiteter Taxonomie (Bloom et al., 2001; Churches, 2008) und dem SAMR-Modell für die Integration von Technologie in die Bildung (Puentedura, 2014), sowie den bereits erwähnten „6Cs of Deep Learning“ (Fullan & Scott, 2014) und den Pfeilern für gutes Game Design von Jane McGonigal (McGonigal, 2011). Sie tragen alle ihren Teil dazu bei, dass Lernen erfolgreich sein kann. Das Ziel des zukunftsorientierten Lernens ist es, die Bürger von Morgen dazu zu befähigen, aktuelle Probleme, wie beispielsweise die Klimakrise, aber auch zukünftige Probleme, die wir noch gar nicht kennen, zu lösen und unser aller Zukunft durch internationale Zusammenarbeit mitzugestalten. Wesentliche lernförderlichen Parameter sind laut meiner Erfahrung Motivation, Emotion, Interaktion, Visualisierung, Entdecken und Spielen, sowie positive Beziehungen und Feedback. Sie werden alle durch das im Anschluss skizzierte Spiel angesprochen.

Spielen ist ein bedeutender Teil des Menschseins (Huizinga, 1987), welches auch seinen Platz im Lernprozess haben sollte. Spielerische Lernabenteuer sollten die Pfeiler des guten Game Designs (McGonigal, 2011) berücksichtigen: eine Geschichte, klare Regeln, individuelle Herausforderungen, Motivation, Feedback und Selbstbestimmung. Während die Geschichte zum Spielen animiert, sorgen die anderen Elemente dafür, dass die Motivation nicht verloren geht. Nur wenn wir uns Herausforderungen stellen, an denen wir wachsen können, erreichen wie den Flow-Zustand, der nebenbei auch glücklich macht (Csikszentmihalyi & Szöllösi, 2010). Wenn wir eine Herausforderung meistern, werden wir belohnt, im Idealfall nicht mit Punkten wie bei Gamification, einem eher behavioristischen Prinzip, sondern mit einem Gefühl des persönlichen Erfolgs, das für Game-Based Learning charakteristisch ist. Dies motiviert laut dem Hook-Modell, intrinsisch dazu, weiterzuspielen und sich neuen Herausforderungen zu stellen (Eyal & Hoover, 2014). So erleben Lernende Selbstbestimmtheit und Selbstwirksamkeit (Deci & Ryan, 2008). Der Linguist James Paul Gee brachte Spiel und Sprachenlernen in seinen *Learning Principles* und dem *Practice Principle* zusammen: In Spielen werden Konzepte und Begriffe nicht nur durch Text und Wort, sondern auch bildlich dargestellt und in einen Kontext gestellt. Das damit verbundene handlungsorientierte Lernen ist zudem mit Spaß, also Emotionen, verbunden. Schließlich wird im Spiel auch systemisches Denken gefördert, was Problemlösefähigkeit ausbildet (Gabriel, 2017). Horowitz betont außerdem, dass Multiplayer-Rollenspiele Selbstbewusstsein fördern und weiter, mit Verweis auf Gee, dass der Fremdsprachenerwerb in einem solchen Kontext dem

Erstspracherwerb sehr ähnelt (Horowitz, 2019). Die Vorteile von kollaborativem Game-Based Learning werden in verschiedenen Studien beschrieben (z.B. Romero et al., 2012; McGuirk, 2019) Schließlich sei verwiesen auf die Rolle, die Plass und Jones multimedialen Elementen beim Fremdsprachenlernen schon vor mehr als 15 Jahren zugeschrieben haben (Plass & Jones, 2005).

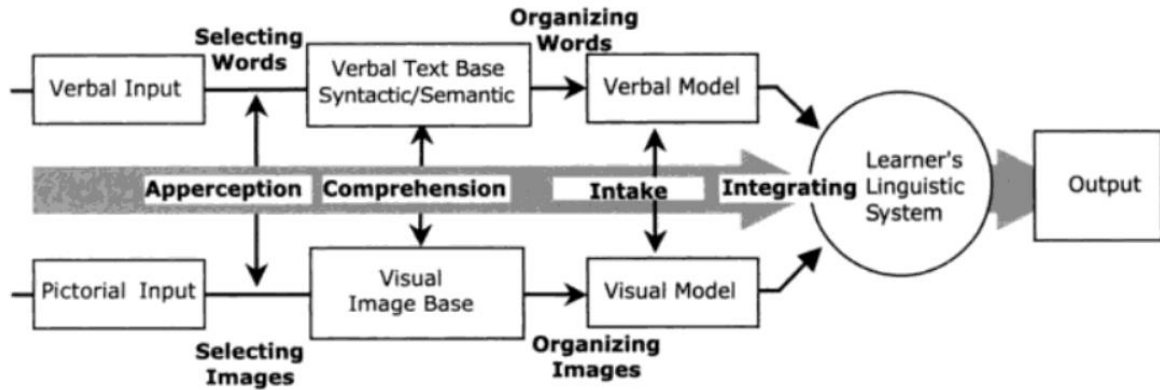


Abbildung 11: Modell des Zweitspracherwerbs mit Multimedia (Plass & Jones, 2005; S. 471)

## II. Kurze Beschreibung des Spielekonzepts

[...]

## III. Anforderungen an das Spiel

[...]

## IV. Welche Arten von KI wären sinnvoll und wozu?

[...]

## V. Konkrete Chancen und Herausforderungen im Bildungskontext

[...]

## VI. Ausblick

[...]

## D ANHANG

### I. Abkürzungen

Abkürzung	Langform	Deutsche Übersetzung
<b>AI</b>	<i>artificial intelligence</i>	Künstliche Intelligenz
<b>CNN</b>	<i>convolutional neural network</i>	Faltendes neuronales Netzwerk
<b>CPU</b>	<i>central processing unit</i>	Hauptprozessor (eines PCs)
<b>DL</b>	<i>deep learning</i>	tiefes Lernen
<b>DRL</b>	<i>deep reinforcement learning</i>	tiefes bestärkendes Lernen
<b>FSM</b>	<i>finite state machines</i>	Zustandsmaschine, endlicher Automat
<b>GAN</b>	<i>generative adversarial network</i>	erzeugende gegnerische Netzwerke
<b>GPU</b>	<i>graphic processing unit, grafikprozessor</i>	Grafikkarte
<b>HRL</b>	<i>hierarchical reinforcement learning</i>	hierarchisches bestärkendes Lernen
<b>IL</b>	<i>imitation learning</i>	Imitationslernen
<b>KI</b>	-	Künstliche Intelligenz
<b>KNN</b>	-	Künstliches neuronales Netz
<b>MC-MCTS</b>	<i>Markov chain Monte Carlo tree search</i>	Markov-Kette Monte Carlo Baumsuche
<b>MCTS</b>	<i>Monte Carlo tree search</i>	Monte Carlo Baumsuche
<b>ML</b>	<i>machine learning</i>	maschinelles Lernen
<b>NeRF</b>	<i>neural radiance fields</i>	neuronale Strahlungsfelder
<b>NLP</b>	<i>natural language processing</i>	natürliche Sprachverarbeitung
<b>NPC</b>	<i>non-player-character</i>	Nicht-Spieler-Figur
<b>NSM</b>	<i>neural state machine</i>	neuronale Zustandsmaschine
<b>PCG</b>	<i>procedural content generation</i>	prozedurale Inhaltsgenerierung
<b>RL</b>	<i>reinforcement learning</i>	bestärkendes Lernen
<b>TTS</b>	<i>text-to-speech</i>	Text-zu-Sprache

## II. Abbildungen

Abbildung 1: A*-Algorithmus (Majstorovic & Pfahler, 2020: S. 3) .....	11
Abbildung 2: Vergleich Waypoint Graph & NavMesh (Hao & Xiao, 2011: S. 127).....	12
Abbildung 3: Beispiel eines FSM in einem Videospiel (Majstorovic & Pfahler, 2020: S. 4)....	12
Abbildung 4: Beispiel eines Ausschnitts aus einem Behaviour Tree in einem Videospiel (Majstorovic & Pfahler, 2020: S. 7) .....	13
Abbildung 5: Verbindung von Scripted Behaviour und Game-Tree Search (Barriga et al., 2017: S. 181) .....	14
Abbildung 6: Vereinfachte Darstellung einer Monte Carlo Tree Search (Harbing, 2017).....	14
Abbildung 7: Teil eines Levels, aufgeteilt in zwei Teile, wovon der zweite Kombinationsmöglichkeiten für den ersten zeigt (Shummon Maass & Luc, 2019).....	15
Abbildung 8: Bild von Glosser.ca   CC BY-SA via Wikimedia Commons.....	15
Abbildung 9: Ein typisches DRL Framework für Videospiele (Shao et al., 2019).....	17
Abbildung 10: Darstellung eines Spiele-GAN (Anonym, 2019) .....	18
Abbildung 11: Modell des Zweitsprachenerwerbs mit Multimedia (Plass & Jones, 2005; S. 471).....	21



### III. Literatur

#### 1) Bücher & Fachartikel (letzter Zugriff auf PDFs: 17.09.2021)

Anonym. (2019). *Künstliche Intelligenz in Spielen*. Hochschule der Medien. [https://ai.hdm-stuttgart.de/downloads/student-white-paper/Sommer-2019/KI\\_in\\_Spielen.pdf](https://ai.hdm-stuttgart.de/downloads/student-white-paper/Sommer-2019/KI_in_Spielen.pdf)

Barriga, N.A., Stanescu, M., Buro, M. (2017). Combining Scripted Behavior with Game Tree Search for Stronger, More Robust Game AI. In S. Rabin (Hrsg.), *Game AI Pro* (Bd. 3, S. 179-187). CRC Press. [http://www.gameaiopro.com/GameAIPro3/GameAIPro3\\_Chapter14\\_Combining\\_Scripted\\_Behavior\\_with\\_Game\\_Tree\\_Search\\_for\\_Stronger\\_More\\_Robust\\_Game\\_AI.pdf](http://www.gameaiopro.com/GameAIPro3/GameAIPro3_Chapter14_Combining_Scripted_Behavior_with_Game_Tree_Search_for_Stronger_More_Robust_Game_AI.pdf)

Bates, J. (1992). *The Nature of Character in Interactive Worlds and The Oz Project*. School of Computer Science, Carnegie Mellon University. <https://citeseerx.ist.psu.edu/viewdoc/download?doi=10.1.1.50.6500&rep=rep1&type=pdf>

Bloom, B. S., Airasian, P. W., Cruikshank, K., Mayer, R., Raths, J., Pintrich, P., & Wittrock, M. (2001). *A taxonomy for learning, teaching, and assessing: A revision of Bloom's taxonomy of educational objectives*. Pearson College Division.

Churches, A. (2008). *Bloom's Digital Taxonomy*. [https://www.researchgate.net/publication/228381038\\_Bloom's\\_Digital\\_Taxonomy](https://www.researchgate.net/publication/228381038_Bloom's_Digital_Taxonomy).

Csikszentmihalyi, M., & Szöllösi, I. (2010). *Flow - Der Weg zum Glück: Der Entdecker des Flow-Prinzips erklärt Seine Lebensphilosophie*.

Deci, E. L., & Ryan, R. M. (2008). Self-determination theory: A macrotheory of human motivation, development, and health. In *Canadian Psychology/Psychologie canadienne*, 49(3), 182-185. <https://doi.org/10.1037/a0012801>

Dill, K., Dragert, C. (2017). Modular AI. In S. Rabin (Hrsg.), *Game AI Pro* (Bd. 3, S. 87-114). CRC Press. [http://www.gameaiopro.com/GameAIPro3/GameAIPro3\\_Chapter08\\_Modular\\_AI.pdf](http://www.gameaiopro.com/GameAIPro3/GameAIPro3_Chapter08_Modular_AI.pdf)

Eyal, N., & Hoover, R. (2014). *Hooked: How to build habit-forming products*. Portfolio.

Fairclough, C., Fagan, M., Mac Namee, B. & Cunningham, P. (2002). *Research Directions for AI in Computer Games*. [https://www.researchgate.net/profile/Brian-Mac-Namee/publication/2500656\\_Research\\_Directions\\_for\\_AI\\_in\\_Computer\\_Games/links/0c960531c63982e116000000/Research-Directions-for-AI-in-Computer-Games.pdf](https://www.researchgate.net/profile/Brian-Mac-Namee/publication/2500656_Research_Directions_for_AI_in_Computer_Games/links/0c960531c63982e116000000/Research-Directions-for-AI-in-Computer-Games.pdf)

Feldmann, A. & Erich, M. (2008). *Methoden der Künstlichen Intelligenz für Computerspiele auf Basis semantischer Modelle interaktiver VR/AR-Systeme*. <https://downloads.hci.informatik.uni-wuerzburg.de/methoden-der-KI-in-spielen-GIVRAR08.pdf>

Francis, A. (2017). Overcoming Pitfalls in Behaviour Tree Design. In S. Rabin (Hrsg.), *Game AI Pro* (Bd. 3, S. 115-125). CRC Press. [http://www.gameaiopro.com/GameAIPro3/GameAIPro3\\_Chapter09\\_Overcoming\\_Pitfalls\\_in\\_Behavior\\_Tree\\_Design.pdf](http://www.gameaiopro.com/GameAIPro3/GameAIPro3_Chapter09_Overcoming_Pitfalls_in_Behavior_Tree_Design.pdf)

Fuchs, P. & Auvray, M. (2007). *Immersion et interaction en environnement virtuel : Une approche sensorimotrice*.  
[https://www.researchgate.net/publication/278822532\\_Immersion\\_et\\_interaction\\_en\\_environnement\\_virtuel\\_Une\\_approche\\_sensorimotrice](https://www.researchgate.net/publication/278822532_Immersion_et_interaction_en_environnement_virtuel_Une_approche_sensorimotrice)

Fullan, M., & Scott, G. (2014). *Education PLUS; The world will be led by people you can count on, including you!* <https://www.michaelfullan.ca/wp-content/uploads/2014/09/Education-Plus-A-Whitepaper-July-2014-1.pdf>

Gabriel, S. (2017). Spielend Fremdsprachen lernen – Wie können digitale Spiele den Fremdsprachenerwerb unterstützen? Eine kurze Übersicht über den derzeitigen Stand der Forschung. In *Medienimpulse*, 54(3). <https://doi.org/10.21243/medienimpulse.2016.4.973>

Goodfellow, I.J., Pouget-Abadie, J., Mirza, M., Xu, B., Warde-Farley, D., Ozair, S., Courville, A. & Bengio, Y. (2014). *Generative Adversarial Nets*. Cornell University. <https://arxiv.org/pdf/1406.2661.pdf>

Hao, S. & Xiao, C. (2011). A\*-based Pathfinding in Modern Computer Games. In *IJCSNS International Journal of Computer Science and Network Security*, 11(1), 125–130. [https://www.researchgate.net/profile/Xiao-Cui-12/publication/267809499\\_A-based\\_Pathfinding\\_in\\_Modern\\_Computer\\_Games/links/54fd73740cf270426d125adc/A-based-Pathfinding-in-Modern-Computer-Games.pdf](https://www.researchgate.net/profile/Xiao-Cui-12/publication/267809499_A-based_Pathfinding_in_Modern_Computer_Games/links/54fd73740cf270426d125adc/A-based-Pathfinding-in-Modern-Computer-Games.pdf)

Horneman, J. (2017). Procedural Level and Story Generation Using Tag-Based Content Selection. In S. Rabin (Hrsg.), *Game AI Pro* (Bd. 3, S. 451-459). CRC Press. [http://www.gameai.com/GameAIPro3/GameAIPro3\\_Chapter38\\_Procedural\\_Level\\_and\\_Story\\_Generation\\_Using\\_Tag-Based\\_Content\\_Selection.pdf](http://www.gameai.com/GameAIPro3/GameAIPro3_Chapter38_Procedural_Level_and_Story_Generation_Using_Tag-Based_Content_Selection.pdf)

Horowitz, K. S. (2019). Video Games and English as a Second Language. The Effect of Massive Multiplayer Online Video Games on the Willingness to Communicate and Communicative Anxiety of College Students in Puerto Rico. In *American Journal of Play*, 11(3), 379–410. <https://files.eric.ed.gov/fulltext/EJ1220304.pdf>

Hudson, D. & Manning, C. (2019). *Learning By Abstraction: The Neural State Machine* [Vorlesungsfolien]. Stanford University. <https://cs.stanford.edu/people/dorad/nsm.pdf>

Huizinga, J. (1987). *Homo ludens*. Rowohlt.

Kerkez, B. & Cox, M. T. (2001, August). *Incremental case-based plan recognition with local predictions*. <https://doi.org/10.1142/S0218213003001307>

Kirschner, B. & Haag, I. (2019). *KI in Spielen*. Hochschule der Medien. <https://ai.hdm-stuttgart.de/downloads/student-white-paper/Sommer-2019/KI-in-Spielen.pdf>

Mac Namee, B. & Cunningham, P. (2001). *A Proposal for an Agent Architecture for Proactive Persistent Non Player Characters*. [https://www.researchgate.net/profile/Brian-Mac-Namee/publication/2414244\\_A\\_Proposal\\_for\\_an\\_Agent\\_Architecture\\_for\\_Proactive\\_Persistent\\_Non\\_Player\\_Characters/links/0c960531c6398496e5000000/A-Proposal-for-an-Agent-Architecture-for-Proactive-Persistent-Non-Player-Characters.pdf](https://www.researchgate.net/profile/Brian-Mac-Namee/publication/2414244_A_Proposal_for_an_Agent_Architecture_for_Proactive_Persistent_Non_Player_Characters/links/0c960531c6398496e5000000/A-Proposal-for-an-Agent-Architecture-for-Proactive-Persistent-Non-Player-Characters.pdf)

**Fallstudie: Künstliche Intelligenz in Videospiele | Stephanie Wössner**

Prüfungsleistung für den Zertifikatskurs „Künstliche Intelligenz: Anwendungen und neue Geschäftsfelder“

Majstorovic, R. & Pfahler, J. (2020). *KI in Videospiele*. Hochschule der Medien. [https://ai.hdm-stuttgart.de/downloads/student-white-paper/Winter-1920/KI\\_in\\_Videospielen.pdf](https://ai.hdm-stuttgart.de/downloads/student-white-paper/Winter-1920/KI_in_Videospielen.pdf)

McGonigal, J. (2011). *Reality is broken: Why games make us better and how they can change the world*. Penguin.

Miyake, Y., Shirakami, Y., Shimokawa, K., Namiki, K., Komatsu, T., Tatsuhiro, J. Prasertvithyakarn, P., Yokoyama, T. (2017). A Character Decision-Making System for FINAL FANTASY XV by Combining Behaviour Trees and State Machines. In S. Rabin (Hrsg.), *Game AI Pro* (Bd. 3, S. 145-157). CRC Press. [http://www.gameaiopro.com/GameAIPro3/GameAIPro3\\_Chapter11\\_A\\_Character\\_Decision-Making\\_System\\_for\\_FINAL\\_FANTASY\\_XV\\_by\\_Combining\\_Behavior\\_Trees\\_and\\_State\\_Machines.pdf](http://www.gameaiopro.com/GameAIPro3/GameAIPro3_Chapter11_A_Character_Decision-Making_System_for_FINAL_FANTASY_XV_by_Combining_Behavior_Trees_and_State_Machines.pdf)

Ocio Barriales, S. (2017). Using Your Combat AI Accuracy to Balance Difficulty. In S. Rabin (Hrsg.), *Game AI Pro* (Bd. 3, S. 393-402). CRC Press. [http://www.gameaiopro.com/GameAIPro3/GameAIPro3\\_Chapter33\\_Using\\_Your\\_Combat\\_AI\\_Accuracy\\_to\\_Balance\\_Difficulty.pdf](http://www.gameaiopro.com/GameAIPro3/GameAIPro3_Chapter33_Using_Your_Combat_AI_Accuracy_to_Balance_Difficulty.pdf)

Peterson, M. (2010). Massively multiplayer online role-playing games as arenas for second language learning. In *Computer Assisted Language Learning*, 23(5), 429–439. <https://doi.org/10.1080/09588221.2010.520673>

Plass, J. L. & Jones, L. C. (2005). Multimedia Learning in Second Language Acquisition. In *The Cambridge Handbook of Multimedia Learning*, 467–488. <https://doi.org/10.1017/cbo9780511816819.030>

Puentedura, R. (2014). *SAMR: A Contextualized Introduction*. Hippasus. <https://www.hippasus.com/rrpweblog/archives/2014/01/15/SAMRABriefContextualizedIntroduction.pdf>

Romero, M., Usart, M., Ott, M. & Earp, J. (2012). Learning Through Playing For or Against Each Other? Promoting Collaborative Learning in Digital Game Based Learning. In *ECIS 2012 Proceedings, Paper 93*. <https://core.ac.uk/download/pdf/37835995.pdf>

Rudis, D. & Poštić, S. (2018). Influence of Video Games on the Acquisition of the English Language. In *Verbum*, 8(8), 112. <https://doi.org/10.15388/verb.2017.8.11354>

Shao, K., Tang, Z., Zhu, Y., Li, N. & Zhao, D. (2019). *A survey of deep reinforcement learning in video games*. <https://arxiv.org/pdf/1912.10944.pdf>

SRH Fernhochschule. (2019a). *Grundlagen und theoretisches Fundament der Künstlichen Intelligenz* [E-Book].

SRH Fernhochschule. (2019b). *Anwendungsfelder von Künstlicher Intelligenz* [E-Book].

Summerville, A., Philip, S. & Mateas, M. (2015). *MCMCTS PCG 4 SMB: Monte Carlo Tree Search to Guide Platformer Level Generation*. Association for the Advancement of Artificial Intelligence. <https://www.aaai.org/ocs/index.php/AIIDE/AIIDE15/paper/viewFile/11569/11396>

## **Fallstudie: Künstliche Intelligenz in Videospiele | Stephanie Wössner**

Prüfungsleistung für den Zertifikatskurs „Künstliche Intelligenz: Anwendungen und neue Geschäftsfelder“

van Lent, M., Laird, J., Buckman, J., Hartford, J., Houchard, S., Steinkraus, K. & Tedrake, R. (1999). *Intelligent Agents in Computer Games*. Artificial Intelligence Lab, University of Michigan. [https://www.researchgate.net/profile/John-Laird-6/publication/2511681\\_Intelligent\\_Agents\\_in\\_Computer\\_Games/links/5464efa70cf2f5eb17ff336a/Intelligent-Agents-in-Computer-Games.pdf](https://www.researchgate.net/profile/John-Laird-6/publication/2511681_Intelligent_Agents_in_Computer_Games/links/5464efa70cf2f5eb17ff336a/Intelligent-Agents-in-Computer-Games.pdf)

Xia, B., Ye, X. & Abuassba, A. (2020). *Recent Research on AI in Games*. <https://doi.org/10.1109/IWCMC48107.2020.9148327>

Yannakakis, G. N. & Togelius, J. (2018). *Artificial Intelligence and Games* (1st ed. 2018). Springer. <http://gameaibook.org/book.pdf>

Young, D. (2017). Debugging AI with Instant In-Game Scrubbing. In S. Rabin (Hrsg.), *Game AI Pro* (Bd. 3, S. 63–72). CRC Press. [http://www.gameaiopro.com/GameAIPro3/GameAIPro3\\_Chapter06\\_Debugging\\_AI\\_with\\_Instant\\_In-Game\\_Scrubbing.pdf](http://www.gameaiopro.com/GameAIPro3/GameAIPro3_Chapter06_Debugging_AI_with_Instant_In-Game_Scrubbing.pdf)

Zheng, D., Bischoff, M. & Gilliland, B. (2015). Vocabulary learning in massively multiplayer online games: context and action before words. In *Educational Technology Research and Development*, 63(5), 771–790. <https://doi.org/10.1007/s11423-015-9387-4>

## **2) Webseiten & Online-Videos** (letzter Zugriff: 17.09.2021)

Ambalina, L. (2020, 11. Mai). *5 Predictions for the Future of AI in the Gaming Industry*. AI, ML, Data Science Articles | Interviews | Insights | AI TIME JOURNAL. <https://www.aitimejournal.com/@limarc.ambalina/5-predictions-for-the-future-of-ai-in-the-gaming-industry>

Anonym. (2017, 27. Oktober). *NLP in Video Games*. Amalgam. <http://iitd-amalgam.blogspot.com/2017/10/nlp-in-video-games.html>

Bastian, M. (2017, August 23). *Erst Go, jetzt Schach und Shogi: Googles Super-KI wird vielseitiger*. MIXED. <https://mixed.de/erst-go-jetzt-schach-und-shogi-googles-super-ki-wird-vielseitiger/>

Bastian, M. (2021a, August 23). *OpenAI GPT-3: Mit Wertedaten gegen Vorurteile*. MIXED. <https://mixed.de/openai-gpt-3-mit-wertedaten-gegen-vorurteile/>

Bastian, M. (2021b, August 31). *Nvidia: Neue KI-Stimme klingt fast echt*. MIXED. <https://mixed.de/nvidia-neue-ki-stimme-klings-fast-wie-echt/>

Bezmalinovic, T. (2021, 23. August). *KI im Gaming: Wie Künstliche Intelligenz Spiele revolutionieren könnte*. MIXED. <https://mixed.de/ki-gaming-wie-kuenstliche-intelligenz-spiele-revolutionieren-koennte/>

Förtsch, M. (2021, 9. September). *Wie Künstliche Intelligenz die Welt der Videospiele verändern wird*. 1E9. <https://1e9.community/t/wie-kuenstliche-intelligenz-die-welt-der-videospiele-veraendern-wird/10151>

game – Verband der deutschen Games-Branche. (2019, 7. Oktober). *Künstliche Intelligenz und Games* [Pressemeldung]. <https://www.game.de/positionen/kuenstliche-intelligenz-und-games/>

**Fallstudie: Künstliche Intelligenz in Videospiele | Stephanie Wössner**

Prüfungsleistung für den Zertifikatskurs „Künstliche Intelligenz: Anwendungen und neue Geschäftsfelder“

Gault, M. (2020, 10. Februar). *How Artificial Intelligence Could Help Video Gamers Create the Exact Games They Want to Play*. Time. <https://time.com/5779217/artificial-intelligence-video-games/>

Harbing, L. (2017, 28. August). *AI in Video Games: Toward a More Intelligent Game*. Science in the News. <https://sitn.hms.harvard.edu/flash/2017/ai-video-games-toward-intelligent-game/>

Hooda, S. (2020, 28. November). *How Artificial Intelligence Will Revolutionize the Way Video Games are Developed*. InsideBIGDATA. <https://insidebigdata.com/2020/11/27/how-artificial-intelligence-will-revolutionize-the-way-video-games-are-developed/>

House, M. (2013, 25. März). *Difference between Decision Trees & Behavior Trees for Game AI*. Game Development Stack Exchange. <https://gamedev.stackexchange.com/questions/51693/difference-between-decision-trees-behavior-trees-for-game-ai>

Johnson, K. (2021, 1. September). *The Fight to Define When AI Is 'High Risk'*. Wired. <https://www.wired.com/story/fight-to-define-when-ai-is-high-risk/>

Jones, B. (2018, 5. März). *AI Predicts Coding Mistakes Before Developers Make Them*. Futurism. <https://futurism.com/ai-predicts-coding-mistakes-before-developers-make-them>

Just, C. (2019, 9. Dezember). *Text-Adventure AI Dungeon 2: KI macht alles möglich, was ihr schreibt*. GameStar. <https://www.gamestar.de/artikel/ai-dungeon-2-ki-text-adventure,3352183.html>

Kelley, K. (2020, 31. Juli). *Future of AI in video games focuses on the human connection*. SearchEnterpriseAI. <https://searchenterpriseai.techtarget.com/feature/Future-of-AI-in-video-games-focuses-on-the-human-connection>

Luzgin, R. (2018, 26. Februar). *Video Games as a Perfect Playground for Artificial Intelligence*. <https://towardsdatascience.com/video-games-as-a-perfect-playground-for-artificial-intelligence-3b4ebee36ce>

McGuirk, C. T. (2019, 8. Mai). *Can you learn a language playing video games? What the research says*. The Conversation. <https://theconversation.com/can-you-learn-a-language-playing-video-games-what-the-research-says-105760>

Pichler, P. (2021, 19. Juli). *Gaming-Branche: Umsatzrekord trotz Pandemie*. SPORT BUSINESS MAGAZIN. <https://sportbusinessmagazin.at/esports-gaming-branche-umsatzrekord-trotz-pandemie/>

Rixecker, K. (2021, 3. September). *Experiment: GitHub Copilot erzeugt in 40 Prozent der Fälle unsicheren Code*. t3n Magazin. <https://t3n.de/news/github-copilot-sicherheit-studie-1403211/>

Romero, A. (2021, 11. September). *GPT-4 Will Have 100 Trillion Parameters — 500x the Size of GPT-3*. Medium. <https://towardsdatascience.com/gpt-4-will-have-100-trillion-parameters-500x-the-size-of-gpt-3-582b98d82253>

## **Fallstudie: Künstliche Intelligenz in Videospiele | Stephanie Wössner**

Prüfungsleistung für den Zertifikatskurs „Künstliche Intelligenz: Anwendungen und neue Geschäftsfelder“

Schreiner, M. (2019, September 6). *Deepmind MuZero: Auf dem Weg zum universellen Algorithmus*. MIXED. <https://mixed.de/deepmind-muzero-schlaegt-alphago/>

Schreiner, M. (2020, 16. August). *Googles neue KI versteht das Licht*. MIXED. <https://mixed.de/die-welt-digital-in-3d-googles-neue-ki-versteht-das-licht/>

Schreiner, M. (2021a, August 23). *Intel Arc GPUs bieten Nvidia DLSS die Stirn*. MIXED. <https://mixed.de/intel-arc-gpus-bieten-nvidia-dlss-die-stirn/>

Schreiner, M. (2021b, August 23). *KI-Bundesverband fordert Aufbau großer europäischer KI-Modelle*. MIXED. <https://mixed.de/ki-bundesverband-fordert-aufbau-grosser-europaeischer-ki-modelle/>

Schreiner, M. (2021c, August 23). *KI-Cheats in Videospiele: Tschüss, Online-Gaming*. MIXED. <https://mixed.de/ki-cheats-in-videospielen-tschuess-online-gaming/>

Schreiner, M. (2021d, August 23). *Nvidia stellt neue KI-Grafiktechnologien vor*. MIXED. <https://mixed.de/nvidia-stellt-neue-ki-grafiktechnologien-vor/>

Schreiner, M. (2021e, August 23). *World-GAN: KI kann jetzt auch Minecraft-Welten*. MIXED. <https://mixed.de/world-gan-ki-kann-jetzt-auch-minecraftwelten/>

Schreiner, M. (2021f, August 28). *KI & Mensch: Entwickler automatisiert sein „My Little Pony“-Waifu*. MIXED. <https://mixed.de/was-menschen-mit-ki-machen-my-little-pony-fan-fiction/>

Schreiner, M. (2021g, September 5). *Mit KI zur Gaming-Idee: Wie GPT-3 beim Spielkonzept hilft*. MIXED. <https://mixed.de/super-chore-man-mit-ki-zur-gaming-idee/>

Schreiner, M. (2021h, September 6). *Text-KI GPT-3 bekommt Konkurrenz durch Jurassic-1 Jumbo*. MIXED. <https://mixed.de/text-ki-gpt-3-konkurrenz-jurassic-1-jumbo/>

Schreiner, M. (2021i, September 10). *Salesforce: CodeT5 soll OpenAI Codex schlagen & ist Open Source*. MIXED. <https://mixed.de/salesforce-codet5-soll-openai-codex-schlagen-ist-open-source/>

Schreiner, M. (2021j, September 11). *Deepfakes: Aus der Schmutzlecke ins digitale Rampenlicht*. MIXED. <https://mixed.de/deepfakes-aus-der-schmutzlecke-ins-digitale-rampenlicht/>

Schreiner, M. (2021k, September 12). *Facebooks neue KI-Daten sollen verändern, wie wir uns erinnern*. MIXED. <https://mixed.de/facebooks-neue-ki-daten-koennten-veraendern-wie-wir-uns-erinnern>

Schreiner, M. (2021l, September 12). *KI-Chat mit verstorbener Verlobten - OpenAI stoppt Projekt*. MIXED. <https://mixed.de/ki-chat-mit-verstorbener-verlobten-openai-stoppt-projekt/>

Schreiner, M. (2021m, September 12). *KI-Forscher simulieren die Komplexität eines Bio-Neurons*. MIXED. <https://mixed.de/ki-forscher-simulieren-die-komplexitaet-eines-bio-neurons/>

Schreiner, M. (2021n, September 13). *OpenAI: Erste Einblicke in GPT-4 und die mögliche KI-Zukunft*. MIXED. <https://mixed.de/openai-erste-einblicke-in-gpt-4-und-die-moegliche-ki-zukunft/>

**Fallstudie: Künstliche Intelligenz in Videospiele | Stephanie Wössner**

Prüfungsleistung für den Zertifikatskurs „Künstliche Intelligenz: Anwendungen und neue Geschäftsfelder“

Schreiner, M. (2021o, September 6). *Deutsches KI-Start-up Aleph Alpha erhält Millionen-Invest.* MIXED. <https://mixed.de/ki-startup-aleph-alpha-erhaelt-23-mio-euro-finanzierung/>

Schreiner, M. (2021p, August 24). *Künstliche Intelligenz: Die wichtigsten KI-Fachbegriffe einfach erklärt.* MIXED. <https://mixed.de/kuenstliche-intelligenz-begriffe-erklaerung/>

Shummon Maass, L. E. & Luc, A. (2019, 1. November). *Artificial Intelligence in Video Games - Towards Data Science.* Medium. <https://towardsdatascience.com/artificial-intelligence-in-video-games-3e2566d59c22>

Sidhwani, P. (2021, 9. April). *The Future Of AI In Gaming.* TechStory. <https://techstory.in/the-future-of-ai-in-gaming/>

Standage, T. (2021, 16. August). *Shall we play a game? How video games transformed AI.* The Economist. <https://www.economist.com/podcasts/2021/08/16/shall-we-play-a-game-how-video-games-transformed-ai>

Statista. (2021, 11. Mai). *Altersverteilung von Computerspielern in Deutschland 2021.* <https://de.statista.com/statistik/daten/studie/290890/umfrage/altersverteilung-von-computerspielern-in-deutschland/>

Statt, N. (2019, 6. März). *How AI will revolutionize the way video games are developed and played.* The Verge. <https://www.theverge.com/2019/3/6/18222203/video-game-ai-future-procedural-generation-deep-learning>

Stuart, K. (2021a, März 11). *More human than human? How the future of video game AI will change the way that we play.* Gamesradar. <https://www.gamesradar.com/the-future-of-artificial-intelligence-ai-in-video-games/>

Stuart, K. (2021b, Juli 19). *Think, fight, feel: how video game artificial intelligence is evolving.* The Guardian. <https://www.theguardian.com/games/2021/jul/19/video-gaming-artificial-intelligence-ai-is-evolving>

Takahashi, D. (2020, 27. Oktober). *Alethea AI makes it easy to create AI avatars from a single photo.* VentureBeat. <https://venturebeat.com/2020/10/27/alethea-ai-makes-it-easy-to-create-ai-avatars-from-a-single-photo/>

Temming, M. (2019, 6. Dezember). *AI can learn real-world skills by playing video games.* Science News for Students. <https://www.sciencenewsforstudents.org/article/ai-can-learn-real-world-skills-playing-video-games>

Tenzer, F. (2021, 8. Juni). *Statistiken zum Thema Computer- und Videospiele.* Statista. <https://de.statista.com/themen/826/computer-und-videospiele/>

Thompson, T. [AI & Games]. (2018, 7. Oktober). *How A Navigation Mesh Works in 3D Games | AI 101 [Video].* YouTube. [https://www.youtube.com/watch?v=U5MTIh\\_KyBc](https://www.youtube.com/watch?v=U5MTIh_KyBc)

Thompson, T. [AI & Games]. (2019, 15. Mai). *Building Mario Levels with Machine Learning [Video].* YouTube. <https://www.youtube.com/watch?v=U-CDQtIJ8eg>

**Fallstudie: Künstliche Intelligenz in Videospielen | Stephanie Wössner**

Prüfungsleistung für den Zertifikatskurs „Künstliche Intelligenz: Anwendungen und neue Geschäftsfelder“

Thompson, T. (2020, 20. Mai). *Revisiting the AI of Alien: Isolation*. Game Developer. <https://www.gamedeveloper.com/disciplines/revisiting-the-ai-of-alien-isolation>

Vincent, J. (2019, 18. April). *Artificial intelligence is helping old video games look like new*. <https://www.theverge.com/2019/4/18/18311287/ai-upscaling-algorithms-video-games-mods-modding-esrgan-gigapixel>

Wikipedia contributors. (2021a, 5. August). *Artificial intelligence in video games*. Wikipedia. [https://en.wikipedia.org/wiki/Artificial\\_intelligence\\_in\\_video\\_games](https://en.wikipedia.org/wiki/Artificial_intelligence_in_video_games)

Wikipedia contributors. (2021b, September 9). *Markov chain*. Wikipedia. [https://en.wikipedia.org/wiki/Markov\\_chain](https://en.wikipedia.org/wiki/Markov_chain)

Wirtz, B. (2021, 22. Juni). *How Artificial Intelligence Changed The Way We Play Video Games Today*. Lake House Media, LLC. <https://www.gamedesigning.org/gaming/artificial-intelligence>

Wössner, S. (2021a, 26. Juni). *Zeitgemäßes und zukunftsorientiertes Lernen*. PetiteProf79. <https://www.petiteprof79.eu/zeitgemaesses-und-zukunftsorientiertes-lernen/>

Wössner, S. (2021b, 5. Juni). *Future-oriented Learning: A story from the future*. PetiteProf79. <https://www.petiteprof79.eu/en/future-oriented-learning/>