

Entwicklung einer künstlichen Intelligenz für das Spiel “Schach” in Python

Studienarbeit

des Studiengangs Angewandte Informatik
an der Dualen Hochschule Baden-Württemberg Mannheim

von

Lars Dittert & Pascal Schröder

30.04.2019

Bearbeitungszeitraum
Matrikelnummer, Kurs
Ausbildungsfirma
Betreuer

17.09.2018 - 30.04.2019
5388171 & 5501463, TINF16AI-BC
IBM Deutschland GmbH, Mannheim
Prof. Dr. Karl Stroetmann

Inhaltsverzeichnis

Erklärung der akademischen Aufrichtigkeit	I
Abstract	II
1 Einleitung	1
1.1 Hinführung zum Thema	1
1.2 Zweck und Ziel dieser Arbeit	2
2 Theoretische Hintergründe	3
2.1 Einordnung der Spieltypen für Schach	3
2.2 Geschichte der Spieltheorie	6
2.3 Minimax-Algorithmus	8
2.4 Alpha-beta pruning	14
2.5 Problematik komplexerer Spiele	19
2.6 Evaluierungsfunktionen	21
3 Technische Grundlagen	32
3.1 Kriterienformulierung	32
3.2 Python-Chess Evaluierung	33
3.3 Architektur	60
4 Implementierung	64
4.1 Benutzerhandbuch	64
4.2 Verzeichnisstruktur	67
4.3 Befehlszeilenargumente zum Starten der Schach-KI	68
4.4 Erstellen der Spieler	71
4.5 Verwalten des Schachspiels und Pflege des Spielverlaufs	74
4.6 Zugfindung durch KI	79
4.7 Einbinden und Verwendung von Opening-Books	84
4.8 Einbinden und Verwendung von Endspiel Datenbanken	86
4.9 Implementierung der iterativen Tiefensuche Algorithmus	88
4.10 Implementierung des Minimax-Algorithmus mit Alpha-Beta-Pruning	92
4.11 Evaluierung eines gegebenen Schachbretts	94
4.12 Ausgabe des Schachbretts und Eingabe von Schachzügen	106
4.13 Starten des Spiels im Jupyter Notebook	112
5 Diskussion	115

5.1	Evaluation	115
5.2	Kriterienerfüllung	117
5.3	Erkenntnisgewinn und Zukunft	119
Abkürzungsverzeichnis		III
Literaturverzeichnis		IV

Erklärung der akademischen Aufrichtigkeit

Wir versichern hiermit, dass wir unsere Studienarbeit mit dem Thema:

Entwicklung einer künstlichen Intelligenz für das Spiel "Schach" in Python

selbstständig verfasst und keine anderen als die angegebenen Quellen und Hilfsmittel benutzt haben.

Wir versichern zudem, dass die eingereichte elektronische Fassung mit der gedruckten Fassung übereinstimmt.*

* falls beide Fassungen gefordert sind

Mannheim, 30.04.2019

Ort, Datum

Unterschrift Lars Dittert & Pascal Schröder

Abstract

Künstliche Intelligenz ist zurzeit ein aktuelles Thema, das sowohl in den Medien als auch im täglichen Leben anzutreffen ist. Die Entwicklung der Künstlichen Intelligenz hat bereits durch einige ausschlaggebende Faktoren, wie beispielsweise die (Weiter-) Entwicklung von neuer Hard- und Software, mehrere Hochphasen erlebt. Doch die ersten Schritte in diesem Gebiet wurden bereits kurz nach der Entwicklung der ersten Computer durchgeführt, da bereits seit geraumer Zeit der Wunsch besteht, einem Computer eine eigene Intelligenz zu ermöglichen.

Wichtige Bestandteile von Künstlicher Intelligenz wurde durch die Forschung an der Spieltheorie entdeckt. Bei diesem Fachgebiet geht es darum, ein Computer als Gegenspieler in diversen Brett- und Gesellschaftsspielen zu verwenden. Ein traditionelles Beispiel nimmt dabei das Spiel Schach ein, das sich durch eine große Menge an verschiedenen Zugmöglichkeiten, jedoch durch eine überschaubare Anzahl von Regeln auszeichnet.

Diese wissenschaftliche Arbeit behandelt neben der Entwicklung einer Künstlichen Schach Intelligenz eine Hinführung zum Thema der Künstlichen Spieleintelligenzen. Ebenfalls wird die Theorie dieser erläutert, bei der ein wichtiges Augenmerk auf der Geschichte als auch auf den benötigten Algorithmen zur Realisierung der Künstliche Intelligenz liegen wird. Die wichtigen Algorithmen, die detailliert erläutert werden, ist die iterative Tiefensuche und der Minimax Algorithmus. Diese nehmen im weiteren Verlauf der wissenschaftlichen Arbeit bei der Implementierung eine zentrale Rolle ein.

Neben der Erläuterung der Theorie und der wichtigsten Implementierungsschritte wird ebenfalls eine Evaluierung der entwickelten Künstlichen Intelligenz stattfinden und betrachtet werden, welche Schritte in Zukunft realisiert werden könnten und sollten.

1 Einleitung

Diese Einleitung dient dazu, in den folgenden Unterkapiteln den Einstieg in das Thema Künstliche Intelligenz und deren Nutzen zu finden. Dabei wird auf die Definition und Eigenschaften eingegangen, sowie die Historie und das Thema der Spieltheorie aufgegriffen. Passend zu der vorgestellten Problematik wird der Bogen zur prüfenden Forschungsfrage gespannt.

1.1 Hinführung zum Thema

Künstliche Intelligenz und Machine Learning sind zwei Fachbegriffe der Informatik, die im täglichen Leben immer häufiger auftreten. Besonders in den letzten Jahren tritt Künstliche Intelligenz (KI), oder Artificial Intelligence, in allen Lebenslagen häufiger auf und selbst ein Informatik-Laie kommt nicht darum herum, mit diesem Begriff konfrontiert zu werden.

Allgemein wird mit Artificial Intelligence versucht, die Intelligenz eines Menschen nachzubilden und diese auf einen Computer projizieren zu können.

Auch wenn es auf Grund der hohen Medienpräsenz dieses Themas in den letzten Jahren so erscheinen mag, ist es keine technische Errungenschaft der letzten Jahre, sondern kann bereits eine lange Historie aufweisen. Bereits seit der Entwicklung der ersten Computer besteht der Wunsch, einem Computer eine eigene Intelligenz zu ermöglichen.

Dabei durchlief KI durch technische Erneuerungen bereits häufiger Hochphasen, während denen das Thema in der Öffentlichkeit eine größere Aufmerksamkeit genoss. Ein Beispiel dafür ist das Programm ELIZA das gegen Ende der 1960er Jahre von Joseph Weizenbaum entwickelt wurde und in dem der Dialog zwischen einem Patienten und dessen Psychotherapeuten simuliert wird [1].

Die neuste Hochphase wurde vor allem durch das Maschinelle Lernen und neuronale Netze ausgelöst. Jedoch ist ein nicht zu verachtender Aspekt, der der Künstlichen Intelligenz zu einer erneuten Hochphase verhilft, die Leistungsfähigkeit und der geringere Preis von Rechenleistung.

Hierbei unterteilt sich die Künstliche Intelligenz in viele unterschiedliche Teilgebiete, wie beispielsweise Robotik oder Machine Learning. Ein weiteres Anwendungsgebiet der Künstlichen Intelligenz ist die sogenannte Spieltheorie, bei der ein Computer die Regeln

eines Spiels erlernt um daraufhin als Gegner dienen zu können. Die Spieltheorie ist ein wesentlicher Bestandteil dieser wissenschaftlichen Arbeit und wird somit im kommenden Kapitel über den Zweck und das Ziel dieser Arbeit aufgegriffen.

Bereits in den 1950er Jahren befassten sich einige Informatiker mit der Spieltheorie und im speziellen mit dem Spiel Dame. Bereits 1950 wurde von Claude Shannon eine wissenschaftliche Arbeit verfasst, die sich mit dem Thema zum Brettspiel Schach befasst und die den Titel “Programming a Computer for Playing Chess“ trägt [2]. Schach bringt dabei die Herausforderung mit sich, dass es ein Brettspiel ist, das über einige Regeln verfügt und durch die verschiedenen Figuren und deren möglichen Anordnungen eine gewisse Komplexität mit sich bringt. Durch diese für den Menschen große Komplexität und Schwierigkeit, viele Züge in die Tiefe vorhersehen zu können, entstand das Verlangen dies durch eine Künstliche Intelligenz zu realisieren.

1.2 Zweck und Ziel dieser Arbeit

Diese wissenschaftliche Arbeit handelt von der Umsetzung eines Programms, das auf der Basis von KI es ermöglicht als Gegner im Spiel Schach zu dienen. Neben der Implementierung der Schach-KI wird diese Arbeit das nötige Grundwissen vermitteln, das benötigt wird um die in der Umsetzung verwendeten Techniken und Algorithmen zu verstehen.

Hierbei wird ein besonderer Fokus auf den Minimax Algorithmus und die Alpha-Beta-Suche gelegt. Ebenfalls wird eine Einführung in die Geschichte der Spieltheorie gegeben und die Problematik komplexer Spiele aufgezeigt. Im weiteren Verlauf dieser Arbeit wird die zur Implementierung zu verwendende Bibliothek evaluiert und deren Vor- und Nachteile aufgeschlüsselt, sowie ein Einblick in die geplante Architektur der Schach-KI gegeben.

Neben den theoretischen Hintergründen und der technischen Grundlage wird ein großer Teil der Arbeit die Implementierung und die Erläuterung der Umsetzung sein. Dabei wird auf die wichtigsten Aspekte und Algorithmen des Programms eingegangen und diese passend zu dem zuvor vermittelten Wissen behandelt.

Zum Abschluss der Arbeit wird eine Evaluation folgen, die einen Aufschluss darüber gibt, ob die gesetzten Ziele erfüllt wurden und sich ebenfalls kritisch mit der Leistung der entwickelten Künstlichen Intelligenz auseinandersetzt. Teil der Evaluierung ist dabei das Spezifizieren der benötigten Faktoren der Funktionen, die zum Finden des optimalen Zuges verwendet werden. Dies führt zu der mit den vorliegenden Mitteln bestmöglichen Künstlichen Intelligenz.

2 Theoretische Hintergründe

In diesem Kapitel werden die theoretischen Hintergründe zur Spieltheorie im Generellen und vor Allem der Entwicklung von Spiele-Spielenden-Computern eingegangen. Dies wird im Verlauf der Kapitel stets auf das Spiel Schach spezialisiert, da sich der Schwerpunkt dieser Arbeit auf dieses Spiel fokussiert. Zunächst werden die klassischen Spieltypen nach der Spieltheorie betrachtet und Schach in diese Kategorien eingeordnet. Darauf folgend wird als Einführung zu Spiele-KIs (Künstliche Intelligenz) die Geschichte der Entwicklung dieser betrachtet, um Zusammenhänge mit technischen und mathematischen Fortschritten besser verständlich zu machen.

Anschließend wird speziell auf Algorithmen zur Entwicklung einer Spiele-KI von sequenziellen Nullsummenspielen wie Schach eingegangen. Dabei wird zuerst der grundlegende “Minimax-Algorithmus” betrachtet und zudem auf die Optimierung dieses durch “Alpa-Beta Pruning” eingegangen. Darauf folgend werden zudem die Problematiken der Anwendung dieser auf komplexe Spiele beschrieben und mögliche Lösungen vorgeschlagen.

Abschließend für dieses Kapitel werden durch genannte Problematiken benötigte Evaluierungsfunktionen der einzelnen Spielzustände im Spiel Schach genannt und beschrieben, womit die theoretische Grundlagenschaffung für das Entwickeln einer Schach-KI abgeschlossen ist.

2.1 Einordnung der Spieltypen für Schach

In der klassischen Spieltheorie werden Spiele anhand von fünf Kategorien unterschieden und eingeordnet. Diese fünf Kategorien sind

- Symmetrische / Asymmetrische Spiele
- Vollständige / Unvollständige Information
- Kooperative / Nicht-kooperative Spiele
- Simultane / Sequentielle Spiele
- Nullsummenspiele / Nicht-Nullsummenspiel [31]

Diese werden nun alle einzeln beschrieben sowie der Unterschied erläutert. Außerdem wird das Spiel Schach jeweils einer der Kategorien zugeordnet.

Im ersten Schritt wird zwischen symmetrischen und asymmetrischen Spielen unterschieden. Bei symmetrischen Spielen hat jeder Spieler dieselben Ziele, um das Spiel zu gewinnen. Der Sieg ist dabei abhängig von den gewählten Strategien. Bei asymmetrischen Spielen dagegen verfolgen die teilnehmenden Parteien unterschiedliche Ziele [31]. Ein klassisches Beispiel ist dabei das Spiel des Jägers und des Gejagten - während der Jäger versucht den Gejagten zu fangen, versucht der Gejagte zu entkommen. Unter Umständen wird auch der Erfolg im Nachhinein anhand verschiedener Kriterien evaluiert, sodass unter Umständen beide Seiten für sich einen Sieg erringen können.

Schach stellt dabei ein klassisches Beispiel eines symmetrischen Spiels dar. Beide Seiten versuchen jeweils den gegnerischen König Schachmatt zu setzen, ohne dabei selbst zuvor Schachmatt gesetzt zu werden.

Vollständige und unvollständige Information in Spielen kategorisieren Spiele nach dem Wissen, das der Spieler über das Spiel hat. Vollständige Information bedeutet, dass der Spieler über alle getätigten Züge und Spielzustände informiert ist und nicht aus Unwissenheit heraus agieren muss. Bei unvollständiger Information ist das Gegenteil der Fall [31]. Bei vielen Kartenspielen, beispielsweise Poker oder Black Jack, hat ein Spieler keine Informationen über die Karten der anderen Spieler. Dies ist dann als unvollständige Information zu bezeichnen.

Im Spiel Schach jedoch sind die Figuren und dessen Positionen beider Spieler für alle Seiten offengelegt und einsehbar. Dadurch können sich beide Spieler ein Gesamtbild über die Situation machen, ohne dass ein Mangel an Information herrscht.

Bei kooperativen Spielen handelt es sich um Spiele, in denen mehrere Spieler zusammen an einem Ziel arbeiten können oder gar müssen, um ihr Ergebnis zu verbessern. Dies kann in Bündnissen münden, die mehrere Spieler zusammen eingehen, um an einem gemeinsamen Ziel zu arbeiten, dass alle gemeinsam erreichen können [31]. Ein Beispiel dafür ist das Spiel Scotland Yard. Dabei müssen verschiedene Spieler zusammen arbeiten, um einen Spieler, der die Rolle des Mister X übernimmt, ausfindig zu machen. Dazu müssen sie Hinweise des Aufenthaltsortes nutzen und den Gegenspieler dann gemeinsam versuchen zu umstellen, sodass dieser nicht mehr fliehen kann. Es ist also eine direkte Zusammenarbeit mehrerer Spieler nötig, um das Spiel gewinnen zu können [30]. In Nicht-kooperativen Spielen dagegen ist es verboten oder nicht zielführend Allianzen zu formen, da kein gemeinsamer Sieg errungen werden kann [31].

Schach stellt dabei ein Nicht-kooperatives Spiel dar, da die Spieler nicht miteinander, sondern nur gegeneinander antreten können.

Simultane Spiele sind Spiele, bei denen alle Spieler gleichzeitig Aktionen unternehmen können. Ein Beispiel stellt dabei ein Kampf dar, in der beide Seiten sich gleichzeitig bewegen können und in Echtzeit auf die Bewegungen des Gegners reagieren müssen. Dagegen wechseln sich bei sequenziellen Spielen alle Seiten mit ihren Zügen ab. Dies bedeutet auch, dass die Spieler über die vorangegangenen Züge ihrer Gegner Bescheid wissen [31].

Wie die meisten Brettspiele stellt Schach dabei ein sequentielles Spiel dar. Die Spieler wechseln sich mit ihren Zügen ab und wissen über die durch den Gegner bewegten Figuren Bescheid.

Als letzte Unterscheidung gelten Nullsummenspiele und Nicht-Nullsummenspiele. Bei Nullsummenspielen ist der Gewinn für den einen Spieler immer einhergehend mit einem gleichzeitigen Verlust für einen anderen Spieler. Dies bedeutet, dass Werte für Gewinn und Verluste für alle Spieler zusammen gerechnet immer auf den Wert Null hinauslaufen. Bei Nicht-Nullsummenspielen ist dies nicht der Fall. Dabei können von einer Aktion eines Akteurs mehrere Akteure gleichzeitig profitieren, ohne dass andere darunter leiden [31]. Ein Beispiel dafür ist das Gefangenendilemma. Dabei können zwei Gefangene jeweils die Entscheidung treffen, ob sie ihr Verbrechen gestehen oder Schweigen. Von ihrem Handeln sowie dem Handeln der anderen Partei hängt die Länge ihrer Strafe ab [38]. Diese ist folgender Tabelle zu entnehmen:

	B schweigt	B gesteht
A schweigt	A: 2 Jahre; B: 2 Jahre	A: 6 Jahre; B: 1 Jahr
A gesteht	A: 1 Jahr; B: 6 Jahre	A: 4 Jahre; B: 4 Jahre

Dies ist als klassisches Nicht-Nullsummenspiel bekannt, da beide Seiten je nach Reaktion zusammengerechnet minimal 4 Jahre und maximal 8 Jahre Strafe bekommen. Somit ist das Gesamtergebnis nicht stets das gleiche und beide Seiten können von gegenseitigem Schweigen profitieren.

Anders ist dies bei Schach. Schach ist als Nullsummenspiel zu betrachten, da am Ende des Spiels immer entweder eine Seite gewonnen (+1) und die andere verloren (-1) hat oder beide Seiten ein Unentschieden/Patt erreicht haben (0).

Nachdem nun Schach in die Spieltheorie-Typen eingeordnet wurde, wird in folgenden Kapiteln näher auf die Möglichkeiten eines Computers zur Durchführung des Schach Spiels eingegangen.

2.2 Geschichte der Spieltheorie

Die Geschichte der Spieltheorie im Computerumfeld beginnt mit Claude Shannon im Jahre 1949, als dieser seine Gedanken zur möglichen Realisierung eines Schach spielenden Computers veröffentlicht. Dabei begründet er zunächst seine Wahl des Spiels Schach durch sein langfristiges Ziel eines spielenden Computers und legt daraufhin das Ziel an sich fest.

“The chess machine is an ideal one to start with, since: (1) the problem is sharply defined both in allowed operations (the moves) and in the ultimate goal (checkmate); (2) it is neither so simple as to be trivial nor too difficult for satisfactory solution; (3) chess is generally considered to require ‘thinking’ for skillful play; a solution of this problem will force us either to admit the possibility of a mechanized thinking or to further restrict our concept of ‘thinking’; (4) the discrete structure of chess fits well into the digital nature of modern computers. . . . It is clear then that the problem is not that of designing a machine to play perfect chess (which is quite impractical) nor one which merely plays legal chess (which is trivial). We would like to play a skillful game, perhaps comparable to that of a good human player.” [2]

Der vorgeschlagene Ansatz zur Evaluierung der Züge stellt dabei ein Algorithmus dar, der heute unter “Minimax-Algorithmus” bekannt ist. Dieser Ansatz wird in Kapitel 2.3 erklärt.

Anwendung fand dies erstmals im Jahre 1956, als ein Team von Mathematikern und Forschern um Arthur Samuel ein Programm entwickelten, das in der Lage war “Dame” zu spielen. Dies war das erste Mal, das ein Computer in der Lage war in einem strategischen Spiel gegen einen Menschen anzutreten. Im Rahmen dieses Projekts ist auch der Begriff “Artificial Intelligence” oder zu deutsch “Künstliche Intelligenz” entstanden [24].

Dabei wird vom aktuellen Zustand aus einige Züge vorausgeschaut und bewertet, welcher Zug unter der Annahme, dass auch der Gegner den jeweils besten Zug machen wird, der aussichtsreichste ist. Zur Berechnung wird ein Minimax Baum ausgehend von der aktuellen Spielsituation aus erstellt.

Auch wurden hier erste Machine-learning Algorithmen verwendet, die dem Computer innerhalb kürzester Zeit das Spiel so gut beibringen, dass dieser dazu in der Lage ist menschliche Spieler zu schlagen. Samuel verwendete dazu zwei Methoden - Einerseits das Auswendiglernen, das die Werte von bestimmten Spielzuständen, die bereits evaluiert wurden, abspeichert, sodass die Berechnung kein weiteres Mal durchgeführt werden muss. Zum anderen “learning-by-generalization”, das die Parameter der Evaluierungsfunktionen

basierend auf vorherigen Spielen anpasst. Dies geschah mit dem Ziel, den Unterschied zwischen dem berechneten Evaluierungswert des Zustands und dem tatsächlichen, auf den Ausgang des jeweiligen Spiels basierenden Werts zu minimieren [33].

Nur ein Jahr später fand die Theorie von Claude Shannon auch erstmals direkt im Spiel Schach Anwendung. Ein Team um den Mathematiker Alex Bernstein entwickelte eine voll funktionale Schach- KI, ebenfalls basierend auf den Minimax Algorithmen [24]. Die Problematik beim Schach, im Vergleich zu anderen Spielen, ist die enorme Anzahl an verschiedenen Zügen und Spielzuständen, die eine Evaluierung jedes einzelnen, selbst bei heutiger Rechenkapazität, unmöglich macht. Dies ist genauer in Kapitel 2.5 beschrieben.

Auf Grund dieser Komplexität des Schach Spiels, sowie der begrenzten Rechenkapazitäten der damaligen Computer, wurde dies auf eine Tiefe von vier begrenzt. Dies bedeutet, dass der Computer lediglich vier Halbzüge vorausschaut. Zusätzlich schaut der Computer lediglich sieben verschiedene Optionen pro Zug an. Die Auswahl dieser sieben Optionen geschah mittels simpler heuristischer Berechnungen, die versuchten im Vorab die sieben aussichtsreichsten Optionen zu wählen [6].

Diese Limitationen ermöglichten lediglich ein relativ simples, wenn auch passables Schachspiel.

Um die Zahl der zu evaluierenden Züge zu reduzieren, wurde im Jahr 1958 von Allen Newell und Herbert Simon eine Modifizierung des Minimax Ansatzes veröffentlicht - genannt "alpha beta pruning". Diese Modifizierung verhindert das Evaluieren von Zügen, die eindeutig schlechter sind. Dieser Ansatz wird genauer in Kapitel 2.4 beschrieben [25].

Diese neue Vorgehensweise kann einiges an Rechenkapazitäten sparen und soll so zum ersten Mal einen menschlichen Spieler geschlagen haben, der das Spiel allerdings erst kurz zuvor erlernt hatte [24].

Durch Verbesserung der Algorithmen und erweiterten Rechenkapazitäten durch immer bessere und performantere Computer, teilweise extra optimiert auf das Schach Spiel, konnten Stück für Stück neue Erfolge erzielt werden. 1962 konnte eine KI von Arthur Samuel erstmals einen renommierten Spieler, Robert Nealy, schlagen [24].

1994 konnten die besten Dame Spieler der Welt eine KI namens "CHINOOK" nur noch unentschieden abverlangen [34]. Bereits 1988 gelang einem Programm namens "Deep Thought" von Feng-hsiung Hsu, später von IBM unter dem Namen "Deep Blue" weiterentwickelt, ähnliches im Schach Spiel und schlug den Schach-Großmeister Bent Larsen. Im Jahre 1997 schlug die weiterentwickelte Version "Deep Blue" Schachweltmeister Kasparov [24].

Beide Programme basierten dabei auf drei wesentlichen Punkten: Eine Datenbank von Eröffnungszügen, entnommen von professionellen Spielern, alpha-beta Suchbäume mit einer Menge an Evaluierungsfunktionen, sowie einer Endspiel Datenbank sobald nur noch eine geringe Anzahl an Spielfiguren existiert [24].

Diese Programme benötigten speziell optimierte Computer, die auf die nötigen Berechnungen für die jeweiligen Spiele ausgelegt waren. Anders handhabt es das Programm “Stockfish” aus dem Jahre 2008. Dies ist auf jedem Computer ausführbar und dennoch für einen Menschen nicht schlagbar.

Lange war Stockfish unbesiegt, dies änderte sich jedoch im Jahr 2017 als AlphaZero mit 64:36 gegen Stockfish gewann. AlphaZero ist dabei ein verallgemeinerter Ansatz von AlphaGo Zero. Dies wiederum ist eine Aktualisierung von AlphaGo, das im Jahr 2017 den Weltmeister in Go schlug. Dabei verwendet AlphaGo neuronale Netzwerke und verwendet Methoden des “supervised learning” und “reinforcement learning”, um sich selbstständig weiter zu entwickeln [20].

An diesem Punkt endet die Entwicklung von immer besser werdenden KIs jedoch nicht. Besonders durch den Fortschritt im Bereich der neuronalen Netze und speziell im “Deep Learning” Bereich werden immer komplexere Spiele durch den Computer beherrscht, immer öfter auch besser als vom Menschen. Ein Beispiel stellt dabei Alpha Star dar, das im Jahre 2019 eines der besten Teams im Echtzeit-Strategiespiel “Starcraft 2” geschlagen hat. Diese Entwicklung wird sich wohl auch außerhalb der Spiele Szene in den kommenden Jahren fortsetzen, weshalb KI in unserer Gesellschaft immer mehr an Bedeutung gewinnt [29].

2.3 Minimax-Algorithmus

Der Minimax Algorithmus basiert auf dem “Minimax-Theorem” von John von Neumann.

Das Spiel, um das sich der Algorithmus dreht, ist dabei ein Zwei-Spieler Nullsummenspiel bei nicht vollständiger Informationslage handelt nach der Definition aus Kapitel 2.1. Es wird davon ausgegangen, dass das Spiel von Spieler A gestartet wird, der somit zuerst einen Zug wählt. Die Annahme dabei ist, dass Spieler A davon ausgeht, dass Spieler B stets den für ihn besten Zug spielen wird. Das bedeutet, dass Spieler A den Zug wählt, bei der unter dieser Annahme dennoch das beste Endergebnis zu erreichen ist. Hat Spieler A also eine Menge S an erreichbaren Spielzuständen zur Auswahl, werden alle Szenarien von jedem Zustand $s \in S$ evaluiert. Dazu bedarf es folgender Informationen:

- **States:** Alle möglichen Zustände des Spiels
- s_0 : Anfangszustand des zu betrachtenden Spiels

- $\text{Player}(s)$: Gibt den Spieler zurück, der in gegebenem Zustand am Zug ist
- $\text{actions}(s)$: Eine Liste aller möglichen Züge ausgehend von Zustand s
- $\text{result_states}(s, a)$: Der von Zustand s über Zug a erreichbare Zustand
- $\text{terminal_test}(s)$: Prüft einen Zustand darauf, ob dieser das Ende des Spiels bedeutet. Diese wird definiert als

$$\text{terminal_test} : \text{States} \rightarrow \mathbb{B} \quad (2.1)$$

wobei \mathbb{B} einem Boolean-Wert, sprich wahr oder falsch, entspricht.

Mittels dieser Funktion kann eine Menge terminal_states als Menge aller Endzustände gebildet werden:

$$\text{terminal_states} := \{s \in S \mid \text{terminal_test}(s)\} \quad (2.2)$$

- $\text{utility}(s, p)$: Bewertet einen Endzustand, indem sie diesem einen numerischen Wert zuweist. Diese Funktion ist definiert durch

$$\text{utility} : \text{terminal_states} \times \text{Player} \rightarrow \mathbb{R} \quad (2.3)$$

wobei diese den Zustand aus Sicht des gegebenen Spielers bewertet. Umso höher das Resultat dieser Berechnung also, desto besser das Ergebnis für Spieler P .

Nach dem Minimax-Theorem wird das Maximum aller Bewertungen der Endzustände aus Sicht des Spielers $p_1 \in P$ für jeden erreichbaren Zustand $s \in S$ gewählt. Dafür wird der Zustand $\max_{p_1}[S] \in S$ gewählt, sodass gilt:

$$\forall s \in S : (s \neq \max_{p_1}[S] \rightarrow \text{utility}(s, p_1) \leq \text{utility}(\max_{p_1}[S], p_1)) \quad (2.4)$$

Die daraus resultierende Liste an erreichbaren Spielzuständen nennen wir $\text{possible_states}(\max_{p_1}[S])$. Nun ist Spieler $p_2 \in P$ an der Reihe und versucht den Ertrag, also das Ergebnis der utility Funktion, für Spieler p_1 zu minimieren. Sprich den Zug zu wählen, der das Minimum an Ertrag für Spieler p_1 ergibt. Diesen nennen wir $\min_{p_1}[\text{possible_states}(\max_{p_1}[S])]$ und für diesen gilt:

$$\forall s \in \text{possible_states}(\max_{p1}[S]) : (s \neq \min_{p1}[S2] \rightarrow \text{utility}(s, p1) \geq \text{utility}(\min_{p1}[S2], p1)) \quad (2.5)$$

Das bedeutet, Spieler $p2$ versucht den für Spieler $p1$ schlechtesten der Züge zu wählen, die aus dem Zug resultieren, den $p1$ gewählt hat. Letzterer ist dabei der Zug, der den meisten Ertrag für Spieler $p1$ ergeben hat. Spieler $p2$ verhält sich also nach folgender Optimierungsregel:

$$\min_{p1}[\text{possible_states}(\max_{p1}[S])] \quad (2.6)$$

Genauso verhält sich Spieler $p1$ so, dass dieser den für sich besten Zug aus den für ihn durch das Verhalten von $p2$ noch zur Verfügung stehenden Zügen wählt. Dieser geht bei der Zugwahl also bereits davon aus, dass Spieler $p2$ auf seinen Zug folgend den aus seiner Sicht schlechtesten Zug wählt. Dieser versucht den Ertrag also wieder zu maximieren. Demnach lautet die Optimierungsregel für Spieler $p1$:

$$\max_{p1}[\text{possible_states}(\min_{p1}[S])] \quad (2.7)$$

Spieler $p2$ kann durch sein Verhalten also den Ertrag des Spielers $p1$ auf einen spezifischen Wert begrenzen. Es gilt

$$\max_{p1}[\text{possible_states}(\min_{p1}[S])] \leq \min_{p1}[\text{possible_states}(\max_{p1}[S])] \quad (2.8)$$

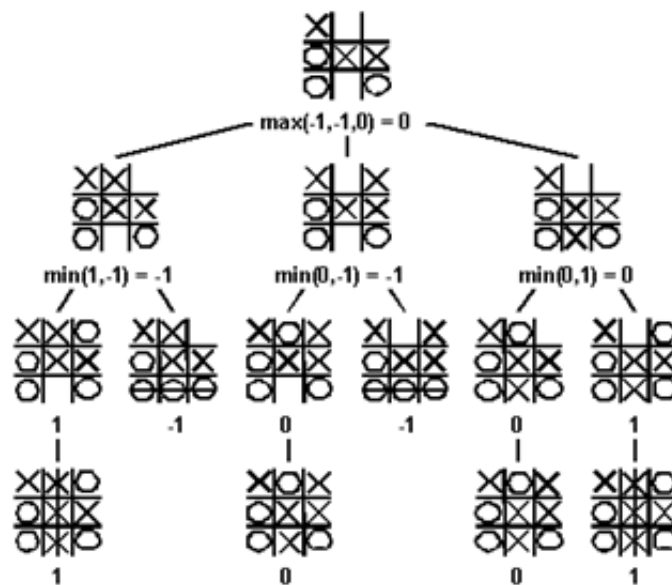
Diese Strategie des stetigen Befolgens dieser Optimierungsregel basiert auf reinen Berechnungen und ist für einen Computer somit leicht durchführbar. Dafür müssen jedoch die oben genannten Funktionen implementiert werden:

Um die erreichbaren Zustände zu erhalten, benötigt es einen Algorithmus, der anhand der Spielregeln und eines Ausgangszustands s_0 und einer Liste aller Züge $\text{actions}(s_0)$ alle erreichbaren Zustände $\text{possible_states}(s_0) := [\text{result_states}(s) | s \in \text{actions}(s_0)]$ berechnet. Von jedem Zustand $s \in \text{possible_states}(s_0)$ wird dann wiederum jeder mögliche erreichbare Zustand berechnet. Diese Schleife wird fortgeführt, bis die berechneten Zustände den Status eines Endzustands erreichen. Der Fall ist dies, wenn $\text{terminal_test}(s) = \text{True}$ ergibt und somit von diesem Zustand aus keine Änderungen mehr möglich sind.

Entscheidend für die Wahl eines Zuges ist dann die Bewertung jedes einzelnen Zustands. Dies ist solange umsetzbar, wie der Computer ohne Probleme alle möglichen Zustände

berechnen und evaluieren kann. Um dies an einem Beispiel zu zeigen - Beim Spiel “Tic Tac Toe”, bei dem in einem 3x3 Feld zwei Spieler gegeneinander antreten mit dem Ziel drei aneinander angrenzende (vertikal, horizontal oder diagonal) Felder mit ihrer Figur zu belegen, gibt es insgesamt 255.168 verschiedene Spielverläufe [22]. Diese sind von heutigen Computern in akzeptabler Zeit berechnen- und auswertbar.

Dazu bildet der Computer einen sogenannten Minimax-Baum und wählt dann den erfolgversprechendsten Zug aus. Nach jedem getätigten Zug werden die erreichbaren Zustände nur noch vom neuen Zustand aus berechnet. Im Endspiel kann ein solcher Baum bei “Tic Tac Toe” beispielsweise aussehen wie in Abbildung 2.1.



Tic Tac Toe Minimax Baum [24]

Dabei werden vom Ausgangszustand, der den Zustand des aktuellen Spiels widerspiegelt, aus alle möglichen Folgezustände berechnet. Von diesen werden wiederum alle möglichen Folgezustände berechnet. Dies wird solange fortgeführt, bis alle neu berechneten Zustände Endzustände sind. Dann werden alle Endzustände evaluiert. Eine 1 stellt dabei einen Sieg dar, eine 0 ein Unentschieden und eine -1 eine Niederlage. Da davon ausgegangen wird, dass der gegnerische Spieler stets den besten Zug auswählt, wird jeder Zustand, der noch Folgezustände besitzt, mit dem für ihn schlechtesten Wert aller seiner möglichen Folgezustände bewertet. Der Computer wählt dann den Zustand mit der für ihn besten Bewertung [32].

In diesem Beispiel wird sich der Computer somit für den dritten Zug von links entscheiden, da bei beiden anderen ein Sieg des Gegenspielers bevorsteht, sollte dieser jeweils die perfekten Züge spielen. Beim dritten Zug kann der Gegner maximal noch ein Unentschieden erreichen.

Diese Strategie gerät jedoch dann an ihre Grenzen, wenn nicht mehr alle möglichen Zustände berechnet werden können. Bei dem Spiel Schach belaufen sich Schätzungen schon nach den ersten 40 Spielzügen auf $10^{115} - 10^{120}$ verschiedene Spielverläufe [7]. Dies ist auch für einen Computer in tolerierbarer Zeit unmöglich berechenbar. Aus diesem Grund muss die Strategie für solche komplexere Spiele abgewandelt werden. Die verschiedenen Ansätze dazu sind in Kapitel 2.5 beschrieben.

Um diesen Algorithmus in die Praxis umzusetzen, verlangt es drei Funktionen, die jeweils auf den Parameter **state** angewiesen sind. Dieser Parameter gibt Aufschluss über den aktuellen Zustand des Spiels.

Zusätzlich verlangt der Algorithmus neben der genannten Funktionen *utility* und *finished* eine Funktion *min* sowie eine Funktion *max*, die jeweils mehrere Werte vergleichen und den Minimum bzw. Maximum aller verglichenen Werte zurückgeben. Eine beispielhafte Implementierung eines solchen Algorithmus mittels drei verschiedener Funktionen kann in Algorithmus 1 gesehen werden.

Die erste Funktion geht dabei jeden möglichen Zug vom gegebenen Ursprungszustand durch und gibt am Ende einen Zug zurück, der den besten Minimum-Wert durch die Evaluierungsfunktion *utility* erreicht. Dazu gibt die Funktion jeden der erreichbaren Zustände zu der *minValue* Funktion. Diese gibt entweder den durch die *utility* Funktion errechneten Wert des Zustands zurück, sollte der Zustand ein Endzustand sein, oder sie gibt das Minimum aller Maxima-Werte der erreichbaren Zustände zurück. Dazu wiederum wird die *maxValue* Funktion verwendet, die genau das Gegenteil der *minValue* Funktion macht. Ist der Endzustand erreicht, gibt zwar auch die *maxValue* Funktion den Wert des Zustands direkt zurück, andernfalls aber gibt sie das Maximum aller Minimum Werte der vom gegebenen Zustand aus erreichbaren Zustände zurück, wozu wiederum auf die *minValue* Funktion zurückgegriffen wird. Dieses Vorgehen wiederholt sich rekursiv, bis alle neu errechneten Zustände den Wert eines Endzustandes erreicht haben [32].

Die Werte dieser Endzuständen werden mit Hilfe der Funktion *utility* berechnet, die aufsteigend rekursiv miteinander verglichen und dabei abwechselnd Minimum und Maximum gewählt werden, um dem Minimax-Theorem dahingehend zu folgen. Um das Ganze zu verdeutlichen kann Abbildung 2.2 als Beispiel genommen werden:

Dabei hat der gegebene Zustand noch eine erreichbare Tiefe von drei bis alle darauffolgenden Zustände Endzustände sind. Diesen Endzuständen wird dann ein Wert zugewiesen. Nun werden diese Werte auf einer um eins höheren Ebene verglichen. Da es sich hierbei um eine gerade Tiefe (2) handelt, wird hier das Minimum dieser Werte gewählt. Im Knoten B ist dies in unserem Beispiel 3, da 3 der geringste Wert der Endzustände (3, 12 und 8) ist. Im Knoten C sowie D ist jeweils 2 der geringste mögliche Wert.

Algorithm 1 Minimax Algorithmus [32]

```

function minimax_decision(state)
  for all  $a \in \text{actions}(\text{state})$  do
     $value \leftarrow \text{min\_value}(\text{result\_state}(\text{state}, a))$ 
    if  $value > \text{best\_value}$  then
       $\text{best\_value} \leftarrow value$ 
       $\text{best\_move} \leftarrow a$ 
    end if
  end for
  return  $\text{best\_move}$ 
end function

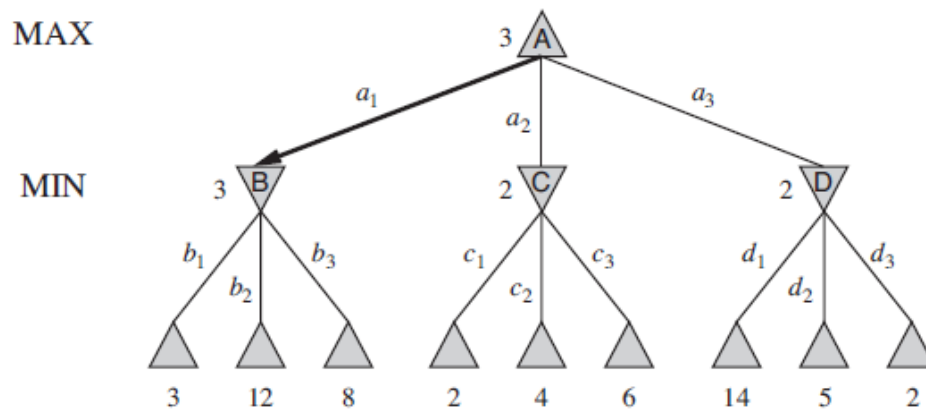
function max_value(state)
  if terminal_test(state) then
    return utility(state)
  end if
   $v \leftarrow -\infty$ 
  for all  $a \in \text{actions}(\text{state})$  do
     $v \leftarrow \max(v, \text{min\_value}(\text{result\_state}(\text{state}, a)))$ 
  end for
  return  $v$ 
end function

function min_value(state)
  if terminal_test(state) then
    return utility(state)
  end if
   $v \leftarrow \infty$ 
  for all  $a \in \text{actions}(\text{state})$  do
     $v \leftarrow \min(v, \text{max\_value}(\text{result\_state}(\text{state}, a)))$ 
  end for
  return  $v$ 
end function

```

Von diesen ausgerechneten Minima wird dann auf Ebene 1 das Maximum berechnet. Das Maximum von 3, 2 und 2 beträgt 3, weshalb der Wert von Knoten B der höchste ist und somit wird der Zug, der zu Zustand B führt, zurückgegeben.

Somit ist es mit dem Minimax-Algorithmus möglich, anhand für den Computer möglicher Berechnungen ein Spiel zu evaluieren und den besten Zug zu wählen unter der Annahme, dass der Gegenspieler ebenso handeln wird. Problematisch dabei ist jedoch besonders bei komplexeren Spielen die Dauer der Evaluierung aller Züge. Dies liegt zum einen daran, dass jeder einzelne Zug evaluiert wird und somit bei komplexen Spielen eine enorm hohe Zahl an Zuständen evaluiert werden muss. Zum anderen ist das größte Problem aber wohl, dass es zwangsweise das Spiel bis in die Endzustände berechnen muss, was eine enorm



Minimax Baum [32]

hohe Anzahl an zu evaluierenden Positionen verlangt und somit eine extreme Zeitspanne zum Berechnen mit sich zieht. So ist die Zeitkomplexität bei einem Spiel der Tiefe m und einer Anzahl b an möglichen Zügen gleich $O(b^m)$ [32, S.169].

Das erste Problem, dass jeder einzelne Zug berechnet wird, wird mit dem Ansatz des Alpha Beta Prunings versucht zu minimieren. Dieser Ansatz wird im Kapitel 2.4 erklärt. Das Problem, dass stets bis in die Endzustände gerechnet werden muss, wird in Kapitel 2.5 genauer erläutert sowie einige Lösungsansätze dargestellt.

2.4 Alpha-beta pruning

Ein Problem bei dem Minimax Algorithmus ist, wie bereits in Kapitel 2.3 angesprochen, die Evaluierung eines jeden möglichen Zuges, obwohl manche Züge eventuell schon im Vorhinein mittels trivialer Berechnungen ausgeschlossen werden können und gar nicht mehr näher betrachtet werden müssten. Auch ein guter Schachspieler geht nicht jeden möglichen Zug im Kopf durch, sondern schaut sich nur spezielle Züge bis zu einer gewissen Tiefe an und sobald er erkennt, dass dieser nicht gewinnbringend ist, schließt er diesen direkt aus, ohne ihn weiter zu evaluieren.

Für ein ähnliches Schema gibt es eine erweiternde Technik des Minimax-Algorithmus. Diese nennt sich Alpha-Beta-Pruning. Dabei wird versucht große Teile des Minimax Baums bereits auszuschließen, bei denen auf triviale Weise erkannt werden kann, dass diese die finale Entscheidung nicht beeinflussen würden.

Durch die Verzweigung von min- und max-Funktionen im Minimax-Baum, können bestimmte Zweige oftmals bereits ausgeschlossen werden, da dieser für das Ergebnis der min-max Verzweigung irrelevant ist [32]. Um dies an einem Beispiel zu erklären, kann folgende min-max-Verschachtelung dienen:

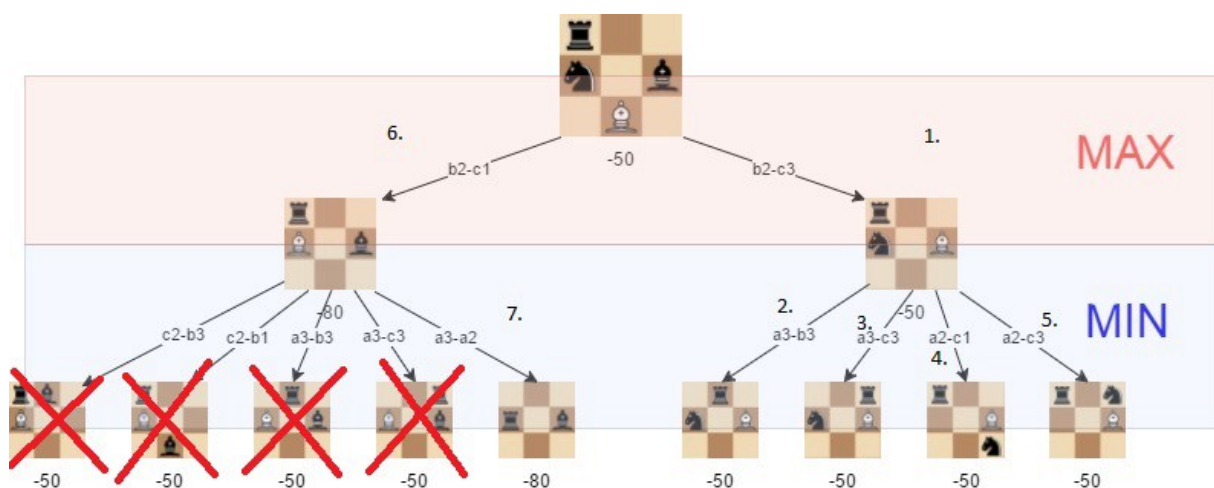
$$MINIMAX(root) = \max(\min(3, 12, 8), \min(2, x, y)) \quad (2.9)$$

Aus dem ersten min Zweig wird dabei 3 als Gewinner hervorgehen, da es der niedrigste Wert ist. Im zweiten Zweig gibt es mit dem Wert 2 bereits einen potentiellen Gewinner. Auch bei weiterer Evaluierung dieses Zweigs kann höchstens eine noch kleinere Zahl als 2 als Sieger aus dem min Zweig hervorgehen. Da 2 oder eine kleinere Zahl in dem darüberstehenden max-Zweig sich nicht gegen 3 durchsetzen kann, ist die Evaluierung der bisher nicht berechneten Zweige x und y irrelevant, da sie keinen Einfluss auf die Entscheidung haben. Dementsprechend kann diese übersprungen werden. Der Baum sieht dann wie folgt aus

$$\begin{aligned} MINIMAX(root) &= \max(\min(3, 12, 8), \min(2, x, y)) \\ &= \max(3, \min(2, x, y)) \\ &= \max(3, z) \quad \text{(where } z = \min(2, x, y) \leq 2\text{)} \\ &= 3 \end{aligned} \tag{2.10}$$

Dabei wird der Term $\min(2, x, y)$ durch z ersetzt, wobei z durch die Eigenschaft $z \leq 2$ definiert wird. Auf Grund dieser Tatsache, kann das Ergebnis des Terms $\max(3, z)$ eindeutig auf 3 festgelegt werden.

In Abbildung 2.3 kann dies nochmal anhand eines realen Beispiels von einem Ausschnitt aus einem Schachspiel verdeutlicht werden.



Alpha Beta Pruning Beispiel anhand von Schachausschnitt [21]

Gehen wir dabei aus, dass zuerst der rechte Zweig (1.) vollständig evaluiert wurde, wofür zunächst alle Knoten dieses Zweigs (2.-5.) betrachtet wurden. Nach diesen Berechnungen wird Knoten 1 das Minimum aller Zweige von 1 zugewiesen. Dieses beträgt -50. Danach

soll der linke Zweig (6.) evaluiert werden. Dabei wird zuerst Knoten 7 betrachtet und ein Ergebnis für -80 ermittelt. Da Knoten 6 das Minimum aller seiner Zweige ermitteln wird, wird das Ergebnis kleiner oder gleich -80 sein. Der Ursprungsknoten wird später also das Maximum aus -50 und $zz \leq -80$ ermitteln, das unabhängig vom endgültigen Wert für z auf jeden Fall -50 betragen wird. Deshalb müssen alle anderen Zweige von 6 gar nicht mehr betrachtet werden, da diese ohnehin kein Einfluss auf das Ergebnis hätten.

Diese Methode führt zu einer erheblichen Einsparung an zu evaluierenden Positionen und erhöht die Performanz des Minimax Algorithmus dadurch deutlich. In Abbildung 2.4 würde bei einer Tiefe von 4 ein herkömmlichen Minimax Algorithmus 879.750 Positionen evaluieren. Durch die Verbesserung des Algorithmus mittels Alpha-Beta-Pruning sinkt diese Zahl der zu evaluierenden Positionen um ein beachtliches auf, abhängig von der Reihenfolge der evaluierten Züge, durchschnittlich noch 61.721, und somit um mehr als ein zehnfaches [21].



	Minimax	Minimax with alpha-beta
Positions	879750	61721

Beispielhafte Schachpositionierung [21]

Zur Umsetzung eines solchen Algorithmuses werden zwei Werte benötigt - α und β :

α gleicht dabei dem bisher besten (sprich höchsten) Wert in dem max Pfad, sprich dem Pfad des Minimax Baums, der stets den best möglichen, erreichbaren Zug sucht.

β gleicht dagegen dem bisher besten (sprich niedrigsten) Wert in dem min Pfad, sprich dem Pfad des Minimax Baums, der stets den schlechtest möglichen, erreichbaren Zug sucht. [32].

Diese Werte werden kontinuierlich aktualisiert und sobald bekannt ist, dass der Wert eines Knoten schlechter als das aktuelle α (bei max Ebenen) beziehungsweise β (bei min Ebenen) sein wird, werden die restlichen Zweige dieses Knotens nicht mehr in Betracht gezogen und somit übersprungen [32].

Dies kann in einen Algorithmus verpackt werden, wie in Algorithmus 2 zu sehen.

Dieser Algorithmus gleicht im Grunde dem Minimax Algorithmus, vorgestellt in Kapitel 2.3. Jedoch unterscheiden sich die beiden Algorithmen um die Werte α und β . Diese werden dabei jeweils in die Funktionen `maxValue` bzw. `minValue` mitgegeben. Innerhalb dieser wird dann beim Iterieren über alle erreichbaren Zustände geprüft, ob einer dieser Zustände bereits größer als β , das bisherige Minimum im min Pfad, im Fall der `maxValue` Funktion beziehungsweise kleiner als α , das bisherige Maximum im max-Pfad, im Fall der `minValue` Funktion ist. In dem Fall wird direkt der errechnete Wert zurückgegeben und Evaluierungen aller weiteren Zustände ausgelassen, da diese ohnehin irrelevant wären.

Die Effektivität dieses Algorithmus hängt jedoch von der Reihenfolge der Evaluierung der einzelnen Zustände ab. Im besten Fall werden stets zuerst die scheinbar besten Zustände evaluiert, die ein weiteres Evaluieren der restlichen Zustände weitestgehend überflüssig machen. Im besten Fall könnte so die in Kapitel 2.3 angesprochene Zeitkomplexität eines Spiels mit einer Tiefe m und einer Anzahl b an möglichen Zügen von $O(b^m)$ auf $O(b^{\frac{m}{2}})$ reduziert werden. Bei einer zufälligen Auswahl der Reihenfolge von zu evaluierenden Zügen dagegen würde sich die Zeitkomplexität immerhin noch auf $O(b^{\frac{3m}{4}})$ reduzieren [32].

Verschiedene Ansätze können dabei helfen die Reihenfolge der zu evaluierenden Züge zu verbessern. Einer dieser Ansätze ist die Züge zu sortieren, sodass zunächst die Züge evaluiert werden, bei der Figuren geschlagen werden können und daraufhin die, bei denen Bedrohungen aufgebaut werden können. Von den übrig gebliebenen Zügen werden dann zunächst die Vorwärtsbewegungen evaluiert und erst zum Schluss die Rückwärtsbewegungen. Nach diesem Schema kann die Zeitkomplexität ungefähr auf $2 \cdot O(b^{\frac{m}{2}})$ gebracht werden [32].

Andere Methoden sind die Züge zusätzlich danach zu sortieren, welche Züge bei vorhergehenden Iteration niedrigerer Tiefe zu Erfolg geführt haben. Eine Methode dazu ist, zunächst die Züge der ersten Ebene zuerst zu evaluieren und dann eine Ebene tiefer zu gehen, die Züge dabei aber nach den Ergebnissen aus der ersten Evaluierungsiteration zu sortieren. Dies nennt sich “iterative Tiefensuche” [32].

Diese Optimierung des Minimax Algorithmus spart bereits einige zu evaluierende Zustände und somit einiges an Rechenkapazität. Die Anzahl aller möglichen Spielzüge in Schach bleibt jedoch zu hoch, um jeden einzelnen in angemessener Zeit zu betrachten. Auf Grund

Algorithm 2 Alpha Beta Algorithmus [32]

```

function alpha_beta_search(state)
  for all  $a \in \text{actions}(\text{state})$  do
     $\text{value} \leftarrow \text{min\_value}(\text{result\_state}(\text{state}, a), -\infty, +\infty)$ 
    if  $\text{value} > \text{best\_value}$  then
       $\text{best\_value} \leftarrow \text{value}$ 
       $\text{best\_move} \leftarrow a$ 
    end if
  end for
  return  $\text{best\_move}$ 
end function

```

```

function max_value(state,  $\alpha$ ,  $\beta$ )
  if terminal_test(state) then
    return utility(state)
  end if
   $v \leftarrow -\infty$ 
  for all  $a \in \text{actions}(\text{state})$  do
     $v \leftarrow \max(v, \text{min\_value}(\text{result\_state}(\text{state}, a), \alpha, \beta))$ 
    if  $v \geq \beta$  then
      return  $v$ 
    end if
     $\alpha \leftarrow \max(\alpha, v)$ 
  end for
  return  $v$ 
end function

```

```

function min_value(state,  $\alpha$ ,  $\beta$ )
  if terminal_test(state) then
    return utility(state)
  end if
   $v \leftarrow \infty$ 
  for all  $a \in \text{actions}(\text{state})$  do
     $v \leftarrow \min(v, \text{max\_value}(\text{result\_state}(\text{state}, a), \alpha, \beta))$ 
    if  $v \leq \alpha$  then
      return  $v$ 
    end if
     $\beta \leftarrow \min(\beta, v)$ 
  end for
  return  $v$ 
end function

```

dessen muss die Tiefe, nach der die Züge evaluiert werden, reduziert werden. Ansätze dazu werden in Kapitel 2.5 beschrieben.

2.5 Problematik komplexerer Spiele

Der in Kapitel 2.3 beschriebene Minimax-Algorithmus hat - auch mit der Optimierung durch Alpha-Beta-Pruning (Kapitel 2.4) - das Problem, dass zur Entscheidungsfindung viele Pfade bis zum Ende des Spiels abgegangen werden müssen. Beim Spiel Schach beispielsweise gibt es schon nach 40 Spielzügen 10^{120} Möglichkeiten das Spiel zu führen. Selbst unter der sehr optimistischen Annahme, dass eine Millionen verschiedene Züge pro Sekunde evaluiert werden könnten, würde die Evaluation aller Spielzüge 10^{108} Jahre benötigen [6]. Zum Vergleich - das Alter der Erde wird auf nicht viel mehr als 10^9 Jahre geschätzt [8]. An dieser Tatsache ändert auch eine Reduzierung der zu evaluierenden Möglichkeiten durch Alpha-Beta Pruning nichts Wahrnehmbares.

Die Lösung dieses Problems scheint auf der Hand zu liegen - die Reduzierung der zu evaluierenden Züge, indem die einzelnen Pfade nicht bis zum Ende des Spiels abgegangen werden, sondern nur bis zu einer bestimmten Tiefe.

Das erste Problem bei diesem Ansatz jedoch ist, dass Spiele nicht mehr nach dem Kriterium "Sieg", "Niederlage" und "Unentschieden" bewertet werden können, da dies zu dem gegebenen Zeitpunkt unter Umständen noch nicht absehbar ist. Deshalb sind bei dieser Methode andere Funktionen zur Evaluierung der einzelnen Zustände nötig. Die verschiedenen Möglichkeiten zur Evaluierung der Zustände des Schachspiels werden in Kapitel 5.1 näher beschrieben.

Zum Abbrechen der redundanten Aufrufe der Funktionen bei einer gewissen Bedingung, beispielsweise einer festgelegten Tiefe, muss diese in die Abbruchbedingung der rekursiven Funktion(en) hinzugefügt werden.

Im simpelsten Ansatz einer festgelegten Tiefe, die die einzelnen Pfade maximal durchlaufen werden, kann dies mittels einer Funktion `endstate_test` gemacht werden, die die Parameter des aktuellen Spielzustands sowie die Tiefe übermittelt bekommt. Sie gibt den Wert wahr zurück, wenn der mitgegebene Zustand ein Endzustand oder wenn die Tiefe größer oder gleich der festgelegten Tiefe ist [32].

Wichtig ist dabei, dass bei jedem rekursiven Aufruf der Funktion der festgelegte Tiefen-Parameter stets um eins steigt, damit dieser Wert für die Abbruchfunktion zuverlässig verwendet werden kann. Als Beispiel ist hier eine modifizierte Version der `maxValue` Funktion aus Algorithmus 2 zu sehen.

Algorithm 3 Tiefenlimit Alpha Beta Pruning [32]

```

function max_value(state,  $\alpha$ ,  $\beta$ , depth)
  if endstate_test(state, depth) then
    return utility(state)
  end if
   $v \leftarrow -\infty$ 
  for all  $a \in \text{actions}(\text{state})$  do
     $v \leftarrow \max(v, \text{min\_value}(\text{result\_state}(\text{state}, a), \alpha, \beta, \text{depth} + 1))$ 
    if  $v \geq \beta$  then
      return  $v$ 
    end if
     $\alpha \leftarrow \max(\alpha, v)$ 
  end for
  return  $v$ 
end function

function endstate_test(state, depth)
  if terminal_test(state) then
    return True
  end if
  if depth  $\geq \text{MAX\_DEPTH}$  then
    return True
  end if
  return False
end function

```

Ein weiterer Ansatz an Stelle einer festgelegten Tiefe ist, eine Zeit festzulegen, nach der die Rekursion abgebrochen wird. Dies hat den Vorteil, dass sich die Tiefe von selbst anpasst, je nachdem wie komplex das Spiel ist. Im Anfang des Spiels, wenn noch viele verschiedene Züge möglich sind, ist es in akzeptabler Zeit nicht möglich, sehr weit in die Tiefe zu schauen. Wenn jedoch gegen Ende des Spiels nur noch wenige Züge durchführbar sind, ist es von großem Vorteil, diese in höherem Detail zu begutachten, um den besten Zug auswählen zu können. Bei einer fixen Tiefe müsste sich auf einen Kompromiss der Tiefe geeinigt werden, um zugleich eine akzeptable Berechnungszeit zu Anfang des Spiels und eine möglichst detaillierte Betrachtung gegen Ende zu ermöglichen.

Um diese zeitbasierte Abbruchbedingung zu ermöglichen, wird “iterative Tiefensuche” verwendet. Dabei wird die Tiefe stückweise erhöht. Zunächst werden Züge also lediglich mit einer Tiefe von 1 betrachtet. Ist danach noch Zeit übrig wird die Rekursion um eine Stufe tiefer durchgeführt. Dies wiederholt sich so lange bis das Zeitlimit abgelaufen ist [32].

Dieses stückweise Vertiefen hilft zusätzlich dabei die zu betrachtenden Züge zu sortieren, um das Alpha-Beta-Pruning zu optimieren, wie in Kapitel 2.4 beschrieben. Eine Gefahr bei

diesen Methoden, die das Spiel nicht ganz betrachten, ist, dass die Evaluierungsfunktionen meist nur Aufschluss über den aktuellen Zustand geben, aber nicht potentielle Gefahren für die Zukunft betrachten. Gewinnt ein Spieler beispielsweise mit einem Zug einen Bauern erscheint das einer simplen, heuristischen Berechnung des Zustandes zunächst als Gewinn. Stellt der Spieler dabei jedoch beispielsweise seine Dame in eine Position, in der diese geschlagen werden kann, würde er im nächsten Zug sehr wahrscheinlich eine Figur von wesentlich höherem Wert verlieren. Eine Möglichkeit dabei ist nur ruhende Zustände zu betrachten. Diese Methode nennt sich “quiescence search”. Dabei werden alle Züge des zu betrachtenden Zustands, die ein Schlagen einer Figur zur Folge haben, durchgespielt. Ist keine Figur mehr zu schlagen, sondern lediglich noch Bewegungszüge möglich, so wird der Zustand als ruhig bewertet und dieser mittels der entsprechenden Funktionen evaluiert [32] .

Eine andere Möglichkeit ist, die Evaluierungsfunktion dahingehend anzupassen, dass nicht nur der nächste Zustand heuristisch berechnet wird, sondern beispielsweise auch attackierte Figuren oder Schwachstellen in der Verteidigung in die Evaluation mit einzubeziehen. Darauf und generell auf möglich Evaluierungsfunktionen wird näher in dem hier folgenden Kapitel 5.1 eingegangen.

2.6 Evaluierungsfunktionen

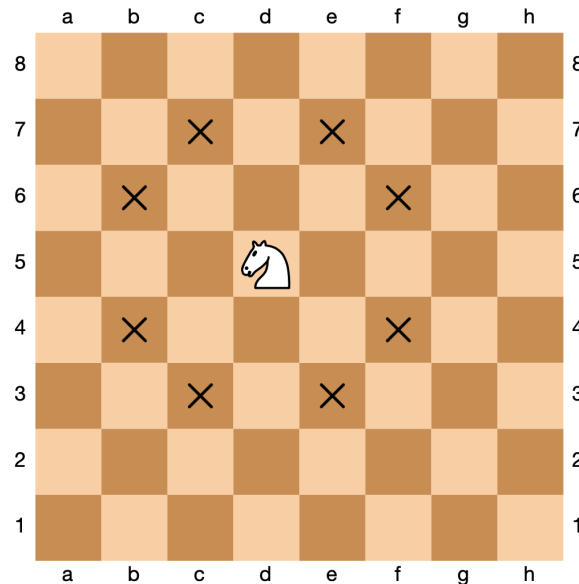
Entscheidend für eine Schach-spielende-KI ist - neben der Anzahl der zu betrachtenden Spielzüge - die Art der Evaluation, die Aufschluss darüber geben soll, wie aussichtsreich eine bestimmte Position ist. In diesem Kapitel werden verschiedene Ansätze aufgeführt und erklärt. Dabei wird zunächst auf die Spieleröffnung eingegangen, der eine Sonderrolle im Schachspiel zukommt. Danach erfolgen die beispielhafte Nennung verschiedener Evaluierungsfunktionen im Mittelspiel ehe zum Schluss auf Strategien für das Endspiel eingegangen wird.

2.6.1 Eröffnungsstrategie

Wie bereits in den einführenden Abschnitten des zweiten Kapitels erläutert, gibt es viele verschiedene Züge um ein Schachspiel durchzuführen. Damit der Spieler mit einer möglichst guten Ausgangssituation in das Spiel startet, ist es zielführend, wenn der Spieler seine Figuren in wenigen Zügen zu den vielversprechendsten Feldern zieht [27].

Ein Beispiel für eine gute Ausgangssituation ist es, die vier zentralen Felder d4, e4, d5, e5 zu kontrollieren. Diese Felder haben die Eigenschaft, dass ihre Lage jeder Schachfigur die

jeweils größtmögliche Reichweite ermöglicht. Somit ist dies für jede Figur mitunter die gefährlichste Position im Spiel. Zum Beispiel kontrolliert ein Springer auf dem Feld d5 acht Felder, wohingegen ein Springer auf dem Feld a1 oder h1 nur zwei Felder kontrolliert (siehe Abbildung 2.5). Ein solches explizites Vorgehen bei der Eröffnung eines Spiels nach einer speziellen Strategie, wird als Eröffnungsstrategie bezeichnet [26].



Beispielhafte Reichweite eines Springers auf dem Feld d5

Durch die Verfügbarkeit von Minimax-, oder der Alpha-Beta-Suche, stellt sich die Frage, ob solche im Vorhinein festgelegten Eröffnungsstrategien nicht überflüssig sind und durch die Suche des optimalen Zugs, unter der Beachtung der vermeintlichen nächsten n-Züge, das beste Ergebnis zu Stande kommt. Gegen diese Algorithmen spricht, dass die Suche eines passenden Eröffnungszuges aus einer Anzahl von etwa einer Milliarden Spielständen sehr zeitaufwendig ist [32]. Ebenfalls sind viele der Eröffnungszüge eines Spiels bereits bekannt und dokumentiert.

Die Lösung zur Implementierung eines Eröffnungsspiels, ohne die Verwendung von komplexen Suchverfahren, liegt in den sogenannten Opening-Books. Opening-Books sind eine Ansammlung von verschiedenen dokumentierten Eröffnungsstrategien, die es ermöglichen auf eine aktuelle Spielsituation, in der Eröffnung, den passenden Zug zu finden.

Der Vorteil von Opening-Books im Gegensatz zu Suchverfahren ist, dass in diesen die besten Züge nachgeschlagen und nicht berechnet werden müssen. Ebenfalls bilden die Opening-Books sinnvolle Strategien ab, die teilweise bereits seit mehreren Jahrhunderten analysiert und verbessert wurden. Somit müssen nicht erst Berechnungen durchgeführt werden, die evaluieren, ob bzw. inwiefern ein Zug in dieser Situation zielführend ist oder nicht. Stattdessen wird auf eine Datenbank von Zügen und deren Messungen zurückgegriffen [10].

Der Nachteil der Opening-Books ist, dass diese nicht für jeden im Eröffnungsspiel getätigten Zug des Gegners eine passende Strategie besitzen. Die Opening-Books gehen davon aus, dass der Gegner ein Spieler ist, der auch professionelle Eröffnungsstrategien spielen wird und somit möglichst schnell die besten Felder mit seinen Figuren zu kontrollieren. Wenn es dazu kommt, dass ein Spieler durch Unwissenheit, oder bewusst nicht die vermeintlich besten Züge zur Eröffnung spielt, sondern Züge, die nicht im Opening-Book vorkommen, dann gibt es keine Strategie zu der aktuellen Spielsituation und das Opening-Book kann nicht mehr eingesetzt werden.

Sobald eine Strategie abgeschlossen ist oder das Opening-Book keinen sinnvollen Zug mehr auf eine komplexe Spielsituation hat, kommen die bereits eingeführten Suchverfahren zum Einsatz.

2.6.2 Figurenbewertung (+ Position)

Der wohl simpelste und gängigste, aber auch wichtigste Ansatz zur Evaluierung eines Schachbretts ist die heuristische Bewertung der auf dem Brett vorzufindenden Materialien. Dies bedeutet, dass die Figuren beider Spieler gezählt und voneinander subtrahiert werden. Das Ergebnis dieser Rechnung gibt Aufschluss darüber, welcher Spieler sich momentan in der aussichtsreicheren Position befindet.

Da jedoch nicht alle Figuren vom gleichen Wert sind, ist es vorteilhaft den einzelnen Figuren einen Faktor zuzuweisen, der Aufschluss über diesen gibt. Dies nähert die Funktion der Wertschätzung des Schachbretts an den tatsächlichen Wert an, da zwei Türme beispielsweise wichtiger als zwei Bauern sind. Im Ansatz ohne Faktorisierung der verschiedenen Spielfiguren würde dies keine Beachtung finden.

Claude Shannon hat dazu 1949 den einzelnen Figuren folgende Werte zugewiesen, die seitdem als Richtwerte für Evaluierungen gelten [2].

Bauer	1
Springer	3
Läufer	3
Turm	5
Dame	9
König	200

Die Berechnung des Wertes eines Schachbretts kann dann wie folgt aussehen:

$$f() = 200 \cdot (K_w - K_b) + 9 \cdot (Q_w - Q_b) + 5 \cdot (R_w - R_b) + 3 \cdot (B_w - B_b) + 3 \cdot (N_w - N_b) + 1 \cdot (P_w - P_b) \quad (2.11)$$

wobei K für König steht, Q für Dame, R für Turm, B für Läufer, N für Springer und P für Bauer. Die untergestellten Zeichen w und b stehen für weiß und schwarz.

Diese Berechnung gibt bereits einen recht guten Aufschluss über den Wert des Spiels. Noch besser wird diese heuristische Berechnung jedoch, wenn dabei auch die Positionen dieser Figuren mit einbezogen werden. Dazu hat Tomasz Michniewski folgende Matrizen vorgeschlagen [15]

Bauer								Springer							
0	0	0	0	0	0	0	0	-50	-40	-30	-30	-30	-30	-40	-50
50	50	50	50	50	50	50	50	-40	-20	0	0	0	0	-20	-40
10	10	20	30	30	20	10	10	-30	0	10	15	15	10	0	-30
5	5	10	25	25	10	5	5	-30	5	15	20	20	15	5	-30
0	0	0	20	20	0	0	0	-30	0	15	20	20	15	0	-30
5	-5	-10	0	0	-10	-5	5	-30	5	10	15	15	10	5	-30
5	10	10	-20	-20	10	10	5	-40	-20	0	5	5	0	-20	-40
0	0	0	0	0	0	0	0	-50	-40	-30	-30	-30	-30	-40	-50
Läufer								König							
-20	-10	-10	-10	-10	-10	-10	-20	-30	-40	-40	-50	-50	-40	-40	-30
-10	0	0	0	0	0	0	-10	-30	-40	-40	-50	-50	-40	-40	-30
-10	0	5	10	10	5	0	-10	-30	-40	-40	-50	-50	-40	-40	-30
-10	5	5	10	10	5	5	-10	-30	-40	-40	-50	-50	-40	-40	-30
-10	0	10	10	10	10	0	-10	-20	-30	-30	-40	-40	-30	-30	-20
-10	10	10	10	10	10	10	-10	-10	-20	-20	-20	-20	-20	-20	-10
-10	5	0	0	0	0	5	-10	20	20	0	0	0	0	20	20
-20	-10	-10	-10	-10	-10	-10	-20	20	30	10	0	0	10	30	20
Dame								Turm							
-20	-10	-10	-5	-5	-10	-10	-20	0	0	0	0	0	0	0	0
-10	0	0	0	0	0	0	-10	5	10	10	10	10	10	10	5
-10	0	5	5	5	5	0	-10	-5	0	0	0	0	0	0	-5
-5	0	5	5	5	5	0	-5	-5	0	0	0	0	0	0	-5
0	0	5	5	5	5	0	-5	-5	0	0	0	0	0	0	-5
-10	5	5	5	5	5	0	-10	-5	0	0	0	0	0	0	-5
-10	0	5	0	0	0	0	-10	-5	0	0	0	0	0	0	-5
-20	-10	-10	-5	-5	-10	-10	-20	0	0	0	5	5	0	0	0

Diese Matrizen können ergänzend zur Berechnung des Spielwertes genommen werden, um die Positionen der einzelnen Schachfiguren mit einbeziehen zu können. Dazu wird für alle Figuren der Wert aus der entsprechenden Position genommen, diese Werte zusammenaddiert und durch 100 geteilt.

Mittels Kombination aus diesen heuristischen Messmethoden kann bereits eine aufschlussreiche Zahl berechnet werden, wie aussichtsreich das aktuelle Spiel für den jeweiligen Spieler ist. Verstärkt werden kann dies jedoch durch weitere Funktionen, die auch Angriff, Verteidigung und Beweglichkeit des Spiels mit einbeziehen.

2.6.3 Verteidigung

Um die Stärke der Verteidigung eines Spielers zu messen, gilt vor Allem die Verteidigung des Königs als Messwert dafür. Dabei gibt es verschiedene Strategien.

Eine dabei ist die Position der Bauern zu messen, um herauszufinden, inwiefern das sogenannte "Bauern Schild" intakt ist. Ein Bauern Schild existiert dann, wenn der König durch vorstehende Bauern geschützt ist und keine Figur den König bedrohen kann, ohne vorher an diesem vorbei zu kommen. Eine Lücke in einem solchen Schild sollte dabei zu einer negativen Bewertung des Spielzustands führen. Dies kann noch dahingehend erweitert werden, dass eine Lücke in dem Bauern Schild umso höher in die Bewertung mit einfließt, desto mehr Material, also Figuren multipliziert mit ihren Werten, der Gegner noch auf dem Schachbrett hat. Dies führt dazu, dass die KI in dem Fall einer Lücke eher zu einem Figurentausch neigt, um Gefahren für den König zu eliminieren, wenn es an seiner eigenen Verteidigung mangelt [12].

Ein weiterer Ansatz ist den Angriff auf die Königs-Zone zu messen und entsprechend zu bewerten. Die Königszone wird dabei definiert auf die um den König umliegenden Felder plus zwei bis drei weitere Felder voraus in Richtung des Gegenspielers. In Abbildung 2.6 werden diese Felder rot markiert.



Königszone im Schachspiel vom Ausgangszustand []

Dann wird die Zahl der Figuren des Gegners gemessen, die diese Felder angreifen können. Dies wird in einer Variable "attacking_pieces_counter" gespeichert. Anhand dieser Zahl

wird das Gewicht “attack_weight” bestimmt. Dies kann folgender Tabelle entnommen werden [12]:

attacking_pieces_counter	attack_weight
1	0
2	50
3	75
4	88
5	94
6	97
7	99

Zusätzlich wird der Wert der Angriffe berechnet. Dazu wird für jede Figur, die die König-Zone angreifen kann, gezählt, wie viele Felder innerhalb dieser die Figur erreichen kann. Dies wird dann mit einer Konstante multipliziert abhängig vom Typ der Figur - 20 für einen Springer, 20 für einen Läufer, 40 für einen Turm und 80 für eine Dame. Für jede angreifende Figur wird diese Berechnung durchgeführt und das Ergebnis zur Variable “value_of_attacks” hinzugefügt [12].

Abschließend werden diese berechneten Werte “attack_weight” und “value_of_attacks” miteinander multipliziert und das Ergebnis durch 100 dividiert, wie in folgender Gleichung zu sehen [12]:

$$(value_of_attacks \cdot attack_weight[attacking_pieces_counter])/100 \quad (2.12)$$

Dieser Wert gibt dann guten Aufschluss darüber, wie gut oder schlecht die Sicherheit des Königs gewährleistet wird. Dabei werden jedoch nur Offiziersfiguren betrachtet.

Mittels dieser Ansatzes ist es möglich die Sicherheit seines eigenen Königs zu berechnen. Dies ist ein besonders wichtiger Ansatz bei der Evaluation eines Spielzustandes, damit die KI den eigenen König nicht unbedacht offen stellt, was langfristige negative Folgen für sein Spiel haben kann.

2.6.4 Angriff

Neben der Verteidigung spielen auch die Möglichkeiten zum Angriff auf den Gegner eine Rolle, um einen Spielzustand zu evaluieren.

Ein erster, simpler Ansatz ist dabei neben des Werts der Materialien auch die möglichen Angriffe auf Figuren mit in die Evaluation mit einzubeziehen. Auch dabei gilt es den Wert der angegriffenen Funktion mit einzuberechnen sowie die Anzahl der angreifenden Figuren. Am Ende müssen diese Werte sowohl für von schwarz angegriffene als auch von weiß angegriffene Figuren berechnet und voneinander subtrahiert werden, um den Vorteil im Angriff berechnen zu können. Diese Möglichkeit der Evaluation ist nur dann möglich, wenn es sich nicht um einen ruhigen Zustand handelt, wie in Kapitel 2.5 erklärt.

Ein weiterer wichtiger Ansatzpunkt für aufbauende Angriffe ist die Kontrolle des Zentrums. Beim Zentrum handelt es sich dabei um die Felder d4, d5, e4 und e5. Dies ist ein wichtiger Ansatz bei in Kapitel 2.6.1 beschriebenen “Opening-books”, sowie bei in Kapitel 2.6.2 beschriebenen Matrizen zur Bewertung der Positionierung der Figuren auf einem Schachbrett.

Um dies dennoch extra zu evaluieren, kann durch alle Figuren durchiteriert werden. Dabei wird nach den Figuren gefiltert, denen es möglich ist im nächsten Zug das Zentrum des Spielfeldes zu erreichen. Anschließend werden diese Figuren mit ihren zugehörigen Werten multipliziert und die Ergebnisse daraus aufsummiert. Letzlich wird dies für beide Farben durchgeführt und die Differenz zwischen der Werte der verschiedenen Farben zurück gegeben [11].

Um Angriffe effizient aufbauen zu können, ist auch Mobilität ein wichtiger Faktor im Spiel. In einer Studie von Eliot Slater wurde deutlich, dass die Anzahl der durchführbaren Züge bei gleichzeitiger Gleichheit der verfügbaren Materialien eine deutliche Korrelation mit der Anzahl der gewonnenen Spiele zeigt [35].

Der simpelste Ansatz, um diese messbar zu machen, ist schlicht den benannten Wert der Anzahl der Züge zur Hilfe zu nehmen und diese für beide Spieler zu vergleichen.

Dies kann jedoch noch um verschiedene Faktoren erweitert werden. Dies ist beispielsweise Vorwärtsbewegungen höher zu bewerten als Rückwärtsbewegungen oder vertikale Bewegungen höher als horizontale. Ebenso können auch Züge mitgezählt werden, die auf ein Feld führen, das bereits von einer befreundeten Figur belegt ist. Dies stellt zwar keinen legalen Zug dar, sichert jedoch die befreundete Figur ab [13].

Zudem kann zur Bewertung eines Angriffs auch die Sicherheit des gegnerischen Königs zur Hilfe genommen werden. Wie diese berechnet wird, ist in Kapitel 2.6.3 aufgeführt.

Die Summe dieser Kriterien führt zu einer guten Möglichkeit, Angriffe beziehungsweise den Aufbau von Angriffen bewerten zu können und gehen somit über die beschriebene Defensivstrategie hinaus.

2.6.5 Spielverlauf

Neben den bisher beschriebenen heuristischen Funktionen zur Bewertung eines Spiels, kann auch statistische Bewertung Einfluss auf diese nehmen.

Dazu ist es wichtig, eine möglichst große Historie an Spielen aufzubauen. Dazu kann im Laufe eines Spiels jeder einzelne Zustand abgespeichert werden, so dass dieser eindeutig identifizierbar ist. Am Ende des Spiels muss dazu dann ein Wert hinzugefügt werden, der Aufschluss über Sieg, Unentschieden oder Niederlag gibt. Dazu können die Werte 1, 0 und -1 dienen.

Beim Zusammenfügen der Historie des aktuellen Spiels mit der aufzubauenden Gesamthistorie aller Spiele gilt es dann über die Historien zu iterieren und nach gleichen Zuständen zu suchen. Diese gilt es dann zu migrieren, um eine Statistik aufzubauen, die Aufschluss über die Anzahl aller Siege und Niederlagen ausgehend von dem speziellen Zustand zu gewinnen.

Die Aussagekraft ist vor Allem dann kräftig, umso höher die Zahl ist. Wenn es sich um lediglich eine positive Bilanz von ein oder zwei Siegen mehr als Niederlagen handelt, kann dies schlicht an der geringen Zahl an Vorkommnissen des Zustands liegen. Ist dieser jedoch sehr hoch, ist ein Zufall eher unwahrscheinlich.

Deshalb gilt es eine möglichst große Historie aufzubauen, die vor Allem in der Anfangsphase, in der noch nicht so viele verschiedene Zustände erreichbar sind, guten Aufschluss über die Qualität des Zustands geben kann. Umso fortgeschrittener jedoch das Spiel ist, desto schwieriger wird es eine angemessene Anzahl an Iterationen über die speziellen Zustände zu erreichen, da diese immer häufiger vorkommen.

Da im Spiel Schach 10^{40} verschiedene Spielzustände existieren [37], ist es kaum möglich alle Zustände in angemessener Anzahl durchgegangen zu sein und abzuspeichern. Selbst unter der Annahme, dass ein Zustand inklusive dessen Bilanz in nur 20 Bit gespeichert werden kann (12 Bits für das Schachspiel [36] und 8 Bits für die Bilanz), würde dies

$$10^{40} \cdot 20 \text{ Bits} = 2 \cdot 10^{41} \text{ Bits} = 2,5 \cdot 10^{40} \text{ Bytes} = 2,5 \cdot 10^{25} \text{ Petabytes} \quad (2.13)$$

an Speicherplatz benötigen, was eine unverhältnismäßige Größe darstellt. Zudem würde die Ansammlung dieser Daten unverhältnismäßig lange dauern.

Aus diesem Grund stellt dies zwar eine gute Größe für den Beginn des Spiels dar, verliert jedoch im späteren Spielverlauf auf Grund fehlender Vorkommnisse der Zustände an Aussagekraft.

2.6.6 Endspiel

Nach dem Eröffnungsspiel und dem Mittelteil einer Schachpartie, folgt das Endspiel. Das Endspiel beschreibt dabei eine Situation, bei der sich nur eine geringe Anzahl an schwarzen und weißen Steinen auf dem Schachbrett befinden.

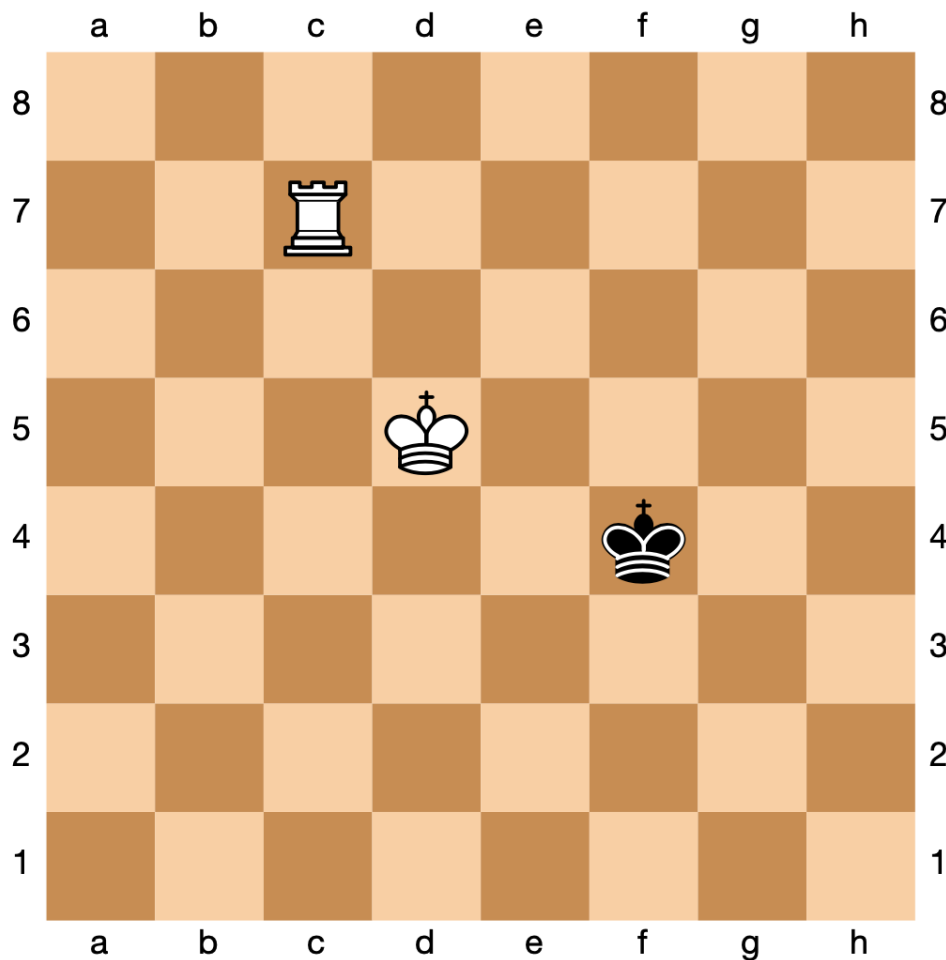
Zum zielstrebigem Gewinnen des Spiels, ohne überflüssige Züge, ist es hilfreich sich grundlegende Muster anschauen, die es ermöglichen den Gegner Schachmatt zu setzen. Neben der Möglichkeit zielstrebig und effizient das Spiel gewinnen zu können, kann das Wissen über solche Muster auch dazu beitragen den Gegner vom Gewinnen abzuhalten, da ersichtlicher wird was dessen Strategie ist.

In Abbildung 2.7 findet man eine simple Endspielsituation vor, in der die Partei mit den weißen Figuren die gegnerische Partei trivial Schachmatt setzen kann, da die schwarze Partei nur noch den König als Figur besitzt und sich einem Turm und einem König gegenüber sieht.

Ein Ausweg aus der drohenden Niederlage ist die 50-Züge-Regel, mittels der die schwarze Partei ein Remis erzielen kann. Für die Erfüllung dieser Regel muss nachgewiesen werden, dass in den letzten 50 Zügen keine Figur geschlagen oder ein Bauer gezogen wurde [3]. Um das Spiel zu gewinnen muss somit die weiße Partei zielstrebig den schwarzen König Schachmatt setzen.

Im Laufe der Jahre seitdem es das Schachspiel gibt wurden bereits einige Endspiele analysiert und evaluiert um daraus mögliche Muster und Strategien zu erhalten, die zu einem Sieg in einem Endspiel führen können. Diese vorliegenden Analysen helfen bei der Umsetzung einer Schach-KI, da mittels solcher Informationen schnell evaluiert werden kann welcher Zug am Gewinnbringendsten für den Spieler ist.

Theoretisch lässt sich auch durch die Verwendung von Suchalgorithmen, wie das bereits vorgestellte Alpha-Beta-Pruning, der beste Zug ermitteln, jedoch kann dies deutlich länger dauern als das Zurückgreifen auf bereits durchgeführte Analysen. Dies hat den Grund, dass beispielsweise bereits bei drei verschiedenen Figuren, die sich zu Ende des Spiels auf dem Brett befinden, eine sehr große Anzahl an verschiedenen Zugmöglichkeiten ergibt.



Endspielsituation RKvk

Dies ist unter anderem darin begründet, dass diese drei verbliebenen Figuren aus einer unterschiedlichen Konstellation aus Steinen bestehen. Neben den beiden Königen kann der dritte Stein jeder beliebige andere als ein König sein. Dabei hat diese dritte Figur pro Stein unterschiedliche Sprungeigenschaften, wie bspw. Distanz und Richtung. Ebenfalls hat die Position, auf der sich die Figuren befinden einen großen Einfluss auf die Möglichkeiten. Somit ergibt sich in Summe für ein Endspiel mit drei Figuren bereits eine Anzahl von 368.079 (siehe 2.6.6) verschiedenen Positionen.

Anzahl der Figuren	Mögliche Positionen
2	462
3	368.079
4	125.246.598
5	25.912.594.054
6	3.787.154.440.416
7	423.836.835.667.331
8	38.176.306.877.748.245 [23]

Zum aktuellen Zeitpunkt wurden alle möglichen Züge der letzten sieben Steine auf einem Schachbrett berechnet und liefert somit der zu programmierenden KI eine Datenbank mit vielen verschiedenen Zügen und den jeweils besten davon.

3 Technische Grundlagen

In dem dritten Kapitel dieser Arbeit werden einerseits die Kriterien erläutert, die erfüllt sein müssen, um das Projekt nach dem Abschluss auf dessen Erfolg prüfen zu können. Die Auswertung mit dem Bezug auf die Kriterienformulierung wird in Kapitel 5.1 stattfinden.

Andererseits wird die verwendete Bibliothek vorgestellt und evaluiert. Dabei werden die Eigenschaften, Vor- und Nachteile dieser aufgeschlüsselt und diese anhand von Beispielen erläutert.

3.1 Kriterienformulierung

Nachdem in Kapitel 1.2 bereits auf das Ziel der wissenschaftlichen Arbeit eingegangen wurde, in Kapitel 2.1 bis 2.6 das benötigte Grundwissen vermittelt wurde, das für das Verständnis der Umsetzung notwendig ist, werden nun die Merkmale und Eigenschaften dargelegt, die erfüllt werden sollen.

Grundlegend wird eine Künstliche Intelligenz für das Spiel Schach entwickelt worden sein. Der Fokus dieser Implementierung liegt dabei auf den in Kapitel 2 vorgestellten Algorithmen und auf der Demonstration von deren Wirkungsweise.

Dabei wird das Programm nach Beendigung der Implementierung darauf ausgelegt sein, ein Schachspiel zwischen einem Spieler und einer KI über eine Konsole durchzuführen. Die dazu zu entwickelnde Künstliche Intelligenz benötigt dafür den Elo Wert eines Amateurs. Der Elo Wert ist benannt nach seinem Erfinder Professor Arpad Elo, der ein Bewertungssystem entwickelt hat, das ein Gradmesser für die Spielstärke eines Schachspielers ist [18].

Jeder Schachspieler erhält einen Elo-Wert zugewiesen, der Aufschluss über die Stärke eines Spielers gibt. Umso höher der Elo-Wert eines Spielers, desto besser ist dieser. Sobald zwei Konkurrenten gegeneinander antreten lässt sich aus den ihm zugewiesenen Elo-Zahlen, mittels des Erwartungswertes, eine Punktezahl errechnen, die Aufschluss über den Ausgang des Spiels gibt. Berechnet wird der Erwartungswert(E_A) des Punktestands für Spieler A vor einem Spiel, indem dieser aus der bisherigen Elo-Zahl von Spieler A(R_A) und Spieler B(R_B) evaluiert wird.

$$E_A = \frac{1}{1 + 10^{(R_B - R_A)/400}} \quad (3.1)$$

Nachdem ein Spiel beendet wurde, wird die Diskrepanz zwischen dem zuvor berechneten Erwartungswert und dem Ergebnis ermittelt und auf dieser Grundlage die Elo-Werte der Spieler angepasst. Hierbei ergibt sich der neue Elo-Wert(R'_A) von Spieler A aus dem alten Elo-Wert, einem Faktor K , der gewichtet, wie stark sich neu erzielte Ergebnisse auswirken, dem Ergebnispunktestand des Spiels (S_A) und dem Erwartungswert. Der Faktor K wird an die Stärke eines Spielers angepasst.

$$R'_A = R_A + K \cdot (S_A - E_A) \quad (3.2)$$

Zur Ermittlung des Elo-Werts eines neuen Spielers wird dessen Wert geschätzt. In dem [Bewertungssystem](#), das in den Statuten der Fédération Internationale des Échecs verwendet wird, ist definiert, dass ein Amateurspieler einen Elo Wert von 1000 hat. Alle Spieler mit einem geringeren Wert werden nicht gelistet [19].

Durch die Entwicklung von Evaluierungsfunktionen wird die Schach KI die Möglichkeit besitzen die besten Züge für eine spezielle Spielsituation ermitteln zu können. Dabei wird eine Historie integriert sein, die es ermöglicht auf einer Basis von vergangenen Spielen Zügen einen Wert zuzuweisen und daraus einen optimalen auszuwählen. Ebenfalls wird die Schach KI anhand der Anzahl und Wert attackierter Steine, sowie des insgesamt Wertes aller sich auf dem Spielfeld befindlichen Steine, einen guten Zug auszuwählen.

Die Benutzinteraktionen wird durch Verwendung von [ASCII](#) (American Standard Code for Information Interchange) Zeichen in einer Konsole visualisiert werden. Zukünftige Erweiterungen des Programms werden durch eine gute Dokumentation des Codes garantiert werden. Ebenfalls wird nach der erfolgreichen Beendigung dieser Arbeit ein beliebig erweiterbares Grundgerüst für eine Schach-KI vorliegen.

3.2 Python-Chess Evaluierung

In diesem Notebook wird die “python-chess-library“, oder auch “chess core“ genannt, Bibliothek evaluiert. Der “chess core“ soll Funktionen zum Erstellen des Schachbretts, berechnen der erlaubten/möglichen Züge, durchführen der Züge etc. bereitstellen.

Dabei wird jede notwendige Funktion getestet und dessen Realisierung dokumentiert. Alle notwendigen Funktionen sind folgend gelistet.

- Schachbrett erstellen
- Schachbrett als ASCII ausgeben
- Züge auf dem Schachbrett durchführen

- Legale Züge berechnen
- Auf Schach/Schachmatt prüfen
- Testen, ob Rochade, En Passant als erlaubte Züge gelistet werden
- *(Optional)* Schachbrett als [SVG](#) (Scalable Vector Graphics in JupyterNotebook ausgeben
- *(Optional)* Möglichkeiten evaluieren, Schachbrett je nach Positionierungen eindeutig identifizierbar in [CSV](#) (Comma Seperated Value zu schreiben

Des Weiteren werden folgende Aktionen/Berechnungen auf deren Umsetzbarkeit getestet. Dabei wird herausgefunden werden was nötig ist, um die aufgelisteten Aktionen mit der Bibliothek durchzuführen.

- Berechnen & Ausgeben erlaubter Züge für eine spezielle Figur
- Abwechselnder User & KI Input auf demselben Board
- Berechnen des Wertes des Schachbretts und der attackierten Figuren
- Speichern von Zügen/Entwicklung eines Schachbretts inklusive Sieg/Niederlagen als CSV-Datei

3.2.1 Vorraussetzungen

Folgend werden die allgemeinen Vorraussetzungen für die Verwendung und Installation der “python-chess-library“ erläutert.

- Python 3: Da die zu verwendende Bibliothek auf Python 3 basiert muss diese Version auf dem auszuführenden Computer vorhanden sein.
 - [macOS](#)
 - [Linux](#)
 - [Win](#)
- Jupyter Notebooks: Damit die aufgeführten Scripts direkt im Browser ausgeführt werden können haben sich die Autoren dieser Arbeit darauf verständigt Jupyter Notebook zu nutzen. Dabei bietet diese Applikation den Vorteil, dass Code und Dokumente live geteilt werden können und der entwickelte Code sofort ausgeführt werden kann. Ebenfalls bietet Jupyter Notebook die Möglichkeit unter Anderem Daten zu visualisieren.
 - [Installationsanleitung](#)
- “python-chess-library“:
 - `pip install python-chess` sein müssen.

3.2.2 FEN-Notation

Die “FEN” Notation, oder auch Forsyth-Edwards-Notation, ist eine gekürzte Form der Darstellung des Spielbretts, wobei das Spielbrett dennoch eindeutig identifizierbar bleibt. Dabei wird neben der Figurenstellung, dem Zugrecht, dem Rochaderecht, ein möglicher En-passant-Schlag und den bereits gespielten Halbzügen seit des letzten Bauernzugs oder eines Schlagens, die Nummer des nächsten Zugs angegeben [4].

Diese Notation ist ein essenzieller Bestandteil der einzuführenden Python Bibliothek. Folgend ist ein Beispiel gegeben, das die Startposition eines neuen Schachspiels widerspiegelt.

```
rnbqkbnr/pppppppp/8/8/8/8/PPPPPPPP/RNBQKBNR w KQkq - 0 1
```

Die Zeichenkette bis zum ersten Leerzeichen beschreibt die Positionen der schwarzen und weißen Steine. Hierbei beschreiben die Großbuchstaben die weißen und die Kleinbuchstaben die schwarzen Figuren. Die Zeichenketten zwischen den Schrägstrichen kündigen jeweils eine neue Zeile des Schachbretts an. Die Bedeutungen der unterschiedlichen Buchstaben wird im folgenden Kapitel 3.2.3 erläutert. Die Zahlen, die in der Positionsangabe verwendet werden, beschreiben die Anzahl der Felder, auf der sich kein Stein befindet.

Das Zeichen nach den Positionen beschreibt mit “w” oder “b” das Zugrecht. Gefolgt wird dies von dem Rochaderecht. Da in dieser Situation kein En-passant-Schlag möglich ist, ist für diesen Parameter das Zeichen “-“ angegeben.

Der Wert der bereits gespielten Halbzüge seit dem letzten Bauernzug, oder Schlag, beträgt in diesem Fall “0“, da noch kein Zug unternommen wurde. Die Nummer des nächsten Zugs ist bei “1“, da es sich um eine Startposition handelt.

3.2.3 Erstellen eines Schachbretts und ausgeben als ASCII

Folgend wird die Python-Chess-Library eingebunden, die für den weiteren Verlauf der Evaluierung und Implementierung benötigt wird.

```
In [1]: import chess
```

Der unten einzusehende Code Snippet zeigt, wie ein neues Schachbrett mit standardmäßigen Positionierungen der Figuren erstellt werden kann. Dies ist umzusetzen durch den Aufruf der `chess.Board()` Funktion und des Speicherns der Rückgabe dieser Funktion in einer `board` Variable. Dieses `board` beinhaltet die Positionierungen aller Figuren und kann mittels der python-chess eigenen `print()` Funktion als ASCII Code ausgegeben werden,

wie unten einzusehen ist. Zuletzt wird noch die Möglichkeit aufgezeigt, die auf einem spezifizierten Feld befindliche Figur auszulesen. Dieses Feld wird dabei über das Datenfeld `chess.B1` aufgerufen.

```
In [2]: board = chess.Board()

print ("\nBoard:")
print (board)

print ("\nPiece at B1:")
print (board.piece_at(chess.B1))
```

```
Board:
r n b q k b n r
P P P P P P P P
. . . . . . . .
. . . . . . . .
. . . . . . . .
. . . . . . . .
P P P P P P P P
R N B Q K B N R
```

```
Piece at B1:
N
```

Dabei ist ersichtlich, dass die Figuren durch einen Buchstaben abgekürzt werden. Figuren des Spielers der schwarzen Steine werden als Kleinbuchstaben dargestellt, Figuren des Spielers der weißen Steine als äquivalente Großbuchstaben. Leere Felder werden mit einem Punkt dargestellt. Aus folgender Liste kann die Zuordnung der Buchstaben zu den Schachfiguren entnommen werden:

- p/P: Pawn / Bauer
- r/R: Rook / Turm
- n/N: Knight / Springer
- b/B: Bishop / Läufer
- q/Q: Queen / Dame
- k/K: King / König

Die Zuordnung der Felder findet mittels einer Kombination aus einem Buchstaben und einer Zahl statt. Die Buchstaben A-H geben dabei die vertikalen Reihe an, die Zahlen 1-8 die horizontalen Reihen. Jedem Feld wird eine namensäquivalente Variable in der statischen Klasse “chess” zugeordnet, wie beispielhaft in Zeile 16 im oberen Code Snippet erkannt werden kann.

3.2.4 Alternierende Eingaben von Nutzer & KI

Damit ein Schachspiel zustande kommen kann, ist es zwingend erforderlich, dass Nutzer und KI abwechselnd Züge auswählen und zum Board “pushen” können. Dafür muss zunächst überprüft werden, welcher Spieler an der Reihe ist und dieser muss einen Zug auswählen können, der daraufhin von dem Schachbrett übernommen wird. Auf diesem Schachbrett kann dann der nächste Spieler seinen Zug auswählen.

Bei der “python-chess” Bibliothek kann der zu agierende Spieler über die `board.turn` Variable ermittelt werden. Diese steht auf `True` wenn Spieler 1 an der Reihe ist und auf `False`, wenn Spieler 2 den nächsten Zug machen muss. Beim Ausführen einer `push` Operation auf dem `board`, wechselt die Variable automatisch ihren Wert.

Damit das Spiel erkennt, wann dieses vorbei ist, bietet die Bibliothek die `board.is_game_over()` Funktion. Diese gibt den Wert `True` zurück, falls das Spiel auf Grund eines Schachmatts oder anderer spielbeendender Umstände vorbei ist.

Um alle möglichen Züge ausgeben zu können, bietet die verwendete Bibliothek die Funktion `board.legal_moves`. Diese gibt alle gültigen Züge nach *chess960* Standard aus. Dabei werden nur die Züge ausgegeben, die zum einen vom aktuellen Schachbrett aus durchführbar sind und zum anderen nicht zu einer unmittelbaren Niederlage führen. Das bedeutet, dass bei den legalen Zügen keine Züge ausgegeben werden, bei der sich der Spieler beispielsweise selbst ins “Schach” stellt oder ein durch den Gegner verursachtes “Schach” ignoriert. Mittels der `board.uci()` Funktion können diese in die, aus 4 Zeichen bestehende, leserlichere Form gebracht werden. Die ersten beiden Zeichen stellen dabei das startende Feld dar, während die zweiten zwei Zeichen das Feld darstellen, auf das sich die Figur vom Startfeld bewegt.

Diese Funktion kann beim Zug des Nutzers verwendet werden, um diesem eine einfachere Übersicht über seine Möglichkeiten zu geben und den Zug in einer ihm verständlichen Form einzulesen.

Mittels der `list()` Funktion können die legalen Züge zu einer Liste zusammengefasst werden.

Im folgenden Beispiel sind alle notwendigen Schritte für ein Schachspiel zwischen Nutzer und KI erkennbar. Die KI ermittelt dabei ihren Zug durch eine zufällige Auswahl aus der Liste aller legalen Züge. Dabei wurden die einzelnen Methoden, wie oben beschrieben, implementiert und genutzt.

Zusätzlich müssen einigen Funktionen der Python-Chess-Library importiert werden, die für die Visualisierung eines Schachbretts als SVG benötigt werden. Ebenfalls wird das Modul `random` eingebunden, da es für die Berechnung zufälliger Züge benötigt wird.

```
In [3]: import chess.svg
import random
board = chess.Board()
```

`get_random_move` wählt zufällig einen Zug aus den erlaubten Zügen aus und gibt diese als `CHESSE.Move` zurück. Hingegen wird die Funktion `get_legal_moves_uci` genutzt um die erlaubten Züge berechnen zu lassen.

```
In [4]: def get_random_move():
return random.choice(list(board.legal_moves))

def get_legal_moves_uci():
return list(map(board.uci, board.legal_moves))
```

Die Funktion `get_user_move` wird verwendet um den Nutzer die möglichen, bzw. erlaubten, Züge auszugeben. Dabei wird die zuvor eingeführte Funktion zur Berechnung von legalen Zügen verwendet.

```
In [5]: def get_user_move():
print("Possible Moves: ")
print(get_legal_moves_uci())

print("Enter your move:")
move = input()

return chess.Move.from_uci(move)
```

Der folgende Codeausschnitt wird genutzt um einen Nutzer gegen den Computer spielen zu lassen, der jeweils einen zufälligen Zug verwendet. Hierbei wird für das Jupyter Notebook ein Counter eingeführt, damit das Spiel bereits nach zwei Zügen pro Spieler beendet ist. Alternativ dazu wird das Spiel beendet, sobald ein Sieger oder ein Remis feststeht.

Ebenfalls wird als Unterstützung für den Spieler pro Zug das Schachbrett und die legalen Züge ausgegeben.

```
In [6]: counter = 0
        while (not board.is_game_over() and counter < 4):
            print("-----")
            print(board)
            print("-----")
            print()

            if board.turn:
                board.push(get_user_move())
                print("Your Move: ")
            else:
                board.push(get_random_move())
                print("AIs Move:")

            counter+=1

        print(board)
        print("[...]")
```

```
-----
r n b q k b n r
P P P P P P P P
. . . . . . . .
. . . . . . . .
. . . . . . . .
. . . . . . . .
P P P P P P P P
R N B Q K B N R
-----
```

Possible Moves:

```
['g1h3', 'g1f3', 'b1c3', 'b1a3', 'h2h3', 'g2g3', 'f2f3', 'e2e3', 'd2d3', 'c2c3',
'b2b3', 'a2a3', 'h2h4', 'g2g4', 'f2f4', 'e2e4', 'd2d4', 'c2c4', 'b2b4', 'a2a4']
```

Enter your move:

g1h3

Your Move:

```
-----
```

```

r n b q k b n r
p p p p p p p p
. . . . .
. . . . .
. . . . .
. . . . . N
P P P P P P P P
R N B Q K B . R
-----

```

AI's Move:

```

-----
r n b q k b . r
p p p p p p p p
. . . . . n . .
. . . . .
. . . . .
. . . . . N
P P P P P P P P
R N B Q K B . R
-----

```

Possible Moves:

```
['h3g5', 'h3f4', 'h3g1', 'h1g1', 'b1c3', 'b1a3', 'g2g3', 'f2f3', 'e2e3', 'd2d3',
'c2c3', 'b2b3', 'a2a3', 'g2g4', 'f2f4', 'e2e4', 'd2d4', 'c2c4', 'b2b4', 'a2a4']
```

Enter your move:

h3g5

Your Move:

```

-----
r n b q k b . r
p p p p p p p p
. . . . . n . .
. . . . . N .
. . . . .
. . . . .
P P P P P P P P
R N B Q K B . R
-----

```

AI's Move:

```
r . b q k b . r
p p p p p p p p
n . . . . n . .
. . . . . N .
. . . . . . .
. . . . . . .
P P P P P P P P
R N B Q K B . R
[...]
```

3.2.5 Ausgeben des Boards als SVG

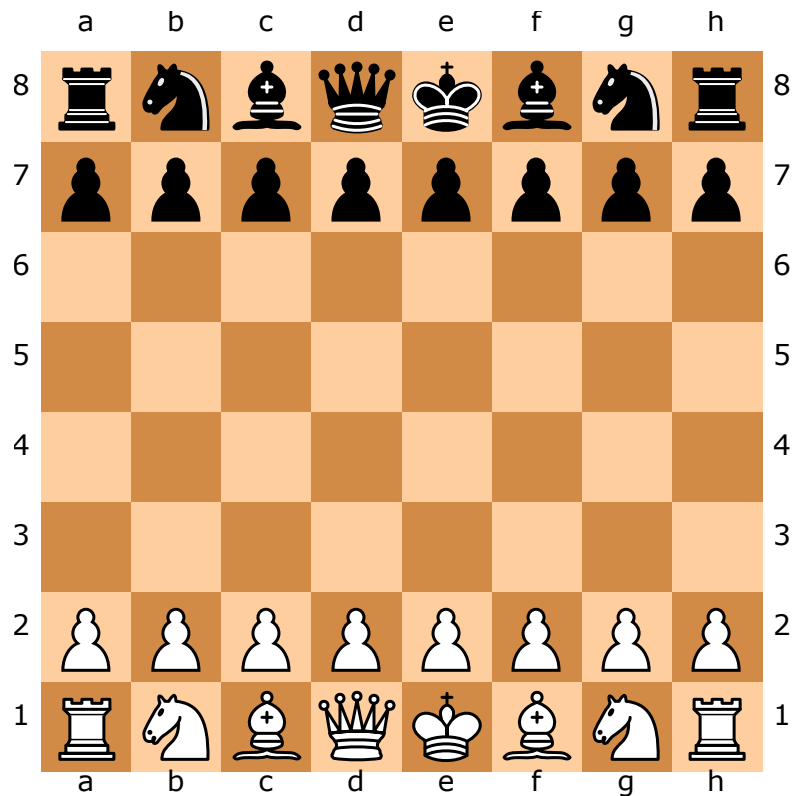
Um eine bessere Darstellung und Erklärung der Implementierung in der theoretischen Ausarbeitung zu ermöglichen, wäre eine visuelle Darstellung des Schachbretts wünschenswert. Die "python-chess-library" ermöglicht dies durch ein Konvertieren des Boards zu einer SVG-Datei. Diese kann dann mittels der python-eigenen `SVG()` Funktion im Python-Notebook angezeigt werden.

Um dies zu ermöglichen, muss zunächst die SVG library aus "IPython" importiert werden. Anschließend kann das Board über die `chess.svg.board()` Funktion konvertiert und anschließend als SVG ausgegeben werden.

```
In [7]: from IPython.display import SVG

        board = chess.Board()
        SVG(chess.svg.board(board=board))
```

Out [7]:

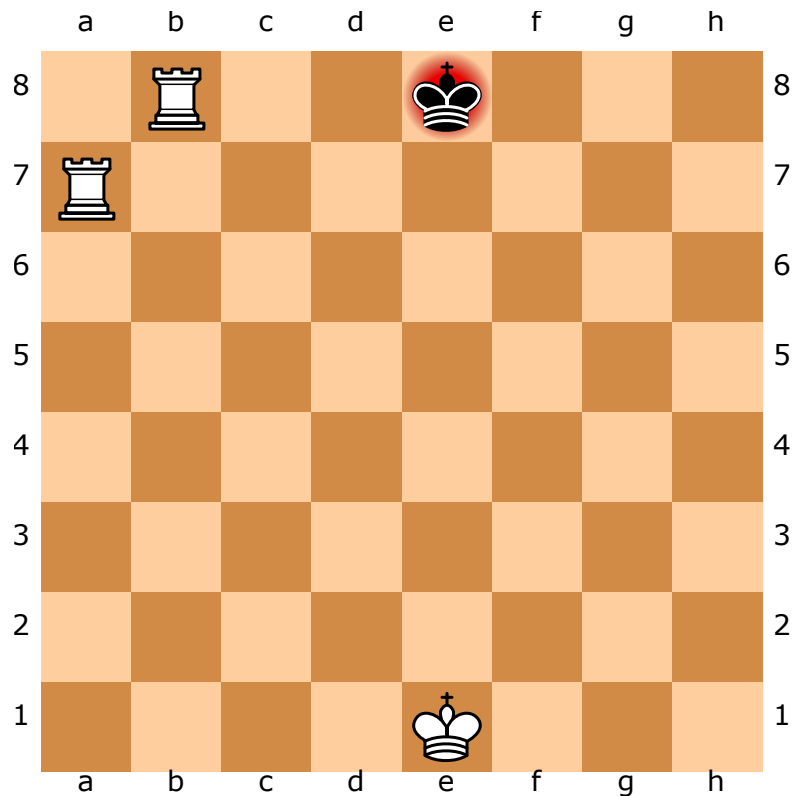


Die verwendete Bibliothek bringt den Vorteil mit sich, dass einige wichtige Eigenschaften während eines Spiels visualisiert werden können. Ein Beispiel für diese Visualisierung ist das Schachmatt, bei dem der betroffene König rot hervorgehoben wird. Ein weiteres Beispiel zum Thema Visualisierung wird im folgenden Kapitel gegeben.

Um diesen Fall simulieren zu können, wird in diesem Beispiel eine bestimmte Situation während eines Schachspiels importiert, in der ein Schachmatt vorliegt. Das Schachmatt auf der Position E8 wird in diesem Codeausschnitt manuell, durch den Übergabeparameter `chess.E8`, hervorgehoben.

```
In [8]: board = chess.Board("1R2k3/R7/8/8/8/8/8/4K3 b - - 0 1")
        SVG(chess.svg.board(board, check=chess.E8))
```

Out [8]:



3.2.6 Berechnen & Ausgeben legaler Züge eines speziellen Felds

Für eine bessere, visuelle Darstellung in der theoretischen Ausarbeitung wurde die Möglichkeit geprüft, spezielle Felder auf dem ausgegebenen SVG markieren zu können. Solche Felder können beispielsweise die berechneten erlaubten Züge einer speziellen Figur darstellen, um anzuzeigen, welche Möglichkeiten eine Figur in der aktuellen Situation besitzt.

Dies kann realisiert werden, indem auf die legalen Züge zurückgegriffen wird und diese gefiltert werden. Bei dem verwendeten Filter müssen die Ausgangspositionen, die mit `move.from_square` ausgelesen werden können, mit dem eingegebenen Feld übereinstimmen.

```
In [9]: board = chess.Board()
```

```
print("Please enter field:")
field = input()
```

```
moves_from_spec_field = list(filter(lambda move:
```



```
move.from_square is chess.SQUARE_NAMES.index(field),
board.legal_moves))
```

Please enter field:

a2

Diese herausgefilterten Züge werden dann zu deren Zielfelder zugeordnet. Diese können mit der Funktion `move.to_square` ausgelesen werden.

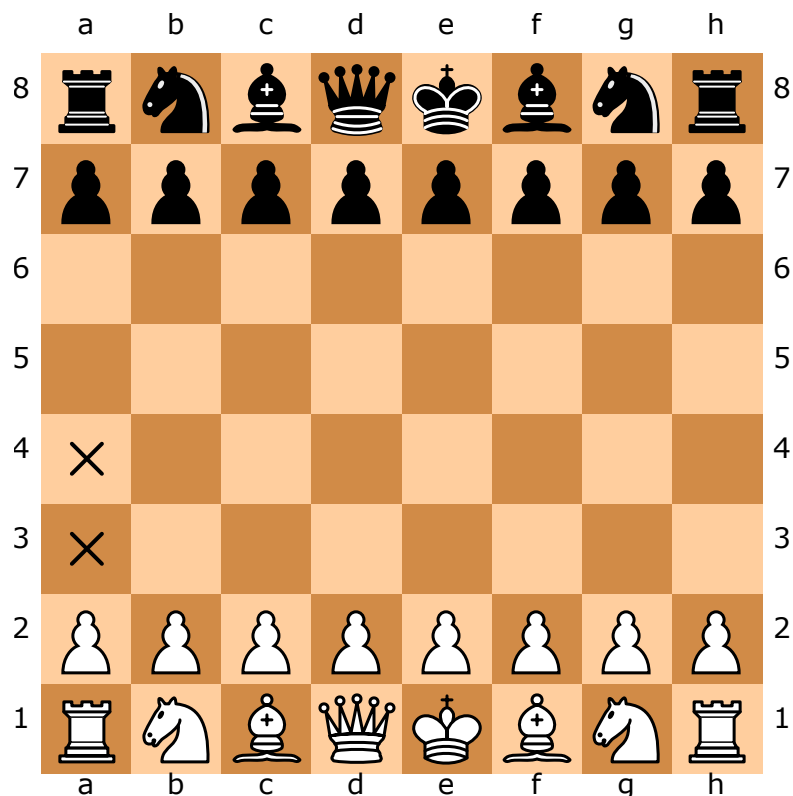
```
In [10]: square_nums = list(map(lambda move: move.to_square,
                                moves_from_spec_field))
```

Nun kann ein `SquareSet` erstellt und alle gefilterten Felder diesem hinzugefügt werden. Das `SquareSet` kann dann beim Erstellen des Board angegeben werden. Dies veranlasst das Zeichnen von Kreuzen auf den berechneten Feldern, die von dem angegebenen Feld aus erreicht werden können.

```
In [11]: squares = chess.SquareSet()
         for square_num in square_nums : squares.add(square_num)
```

```
SVG(chess.svg.board(board=board, squares=squares))
```

Out[11]:



3.2.7 Speicherung der einzelnen Spielzüge in history.csv

Um die KI Entscheidungen um ihre Spielzüge auch von vorherigen Spielen und desse Ausgängen abhängig zu machen, muss eine Historie angelegt werden, die die Spielbretter und den Ausgang des Spiels im Nachgang beinhaltet. Anhand dieser Historie kann die KI in zukünftigen Spielen dann den Wert des Spielbrettes abschätzen und das Spielbrett evaluieren, das die höchste Chance auf einen Sieg bietet.

Zur Erweiterung der Liste wird zuerst das Modul Pandas genutzt, das es ermöglicht Informationen als Datenbank in einer Variable zu speichern. Ebenso wird angegeben, unter welchem Pfad sich die Zughistorie befinden soll.

```
In [12]: import pandas as pd
         HISTORY_FILE_LOC = "res/history.csv"
```

Dazu kann testweise ein Spiel durchgespielt werden, wobei jeder Zug zufällig aus der Liste der legalen Züge gewählt wird.

```
In [13]: def get_random_move(board):
         return random.choice(list(board.legal_moves))
```

Nach jedem Zug wird das Spielbrett in der "FEN"-Darstellung einer Liste hinzugefügt. Um überflüssige Information aus der FEN-Darstellung zu kürzen, wird die auf die "FEN"-Darstellung des Boards die `split` Funktion angewandt und nur das erste Element aus der daraus entstehenden Liste gespeichert, da die einzelnen Merkmale in dieser Darstellung per Leerzeichen getrennt werden.

```
In [14]: def play_random_chess_game(board):
         turn_list = list()
         while not board.is_game_over():
             turn_list.append(board.fen().split(" ")[0])
             board.push(get_random_move(board))
         return turn_list
```

Nach Ende des Spiels wird über der zu spielenden Farbe ermittelt, wer der Sieger des Spiels ist und dementsprechend der Wert "+1" oder "-1" zurückgegeben. Mit diesem wird dann eine Key-Value Liste erstellt, die zu jedem Spielbrett des vergangenen Spiels den Wert zuweist, der Aussage über den Sieger gibt.

Diese Liste wird dann zusammengefügt mit der bisher vorhandenen Historie. Falls bereits ein Eintrag für ein gleichartiges Schachbrett existiert, wird der Siegwert zu dem aktuellen Wert aus der Historie dazu addiert, andernfalls wird ein neuer Eintrag mit dem Siegwert angelegt.

```
In [15]: def store_game(turn_list, victory_status):
    new_turn_dict = dict.fromkeys(turn_list, victory_status)
    # get existing board history
    history = pd.read_csv(HISTORY_FILE_LOC)
    history_dict = dict(zip(list(history.board), list(history.value)))
    # merge existing history with new boards and sum
    # the victory states
    merged_history_dict = { k: new_turn_dict.get(k, 0) +
        history_dict.get(k, 0) for k in
        set(new_turn_dict) | set(history_dict) }
    merged_history = pd.DataFrame(list(merged_history_dict.items()),
        columns=['board', 'value'])
    # overwrite history csv with new, merged history
    merged_history.to_csv(HISTORY_FILE_LOC)
```

Der Siegwert nach dem Schachbrett gibt dann je nach Höhe Auskunft darüber, wie wahrscheinlich es ist mit einem solchen Schachbrett zu gewinnen. Umso höher der Wert in den positiven Bereich fällt, desto wahrscheinlicher ist ein Sieg für Spieler 1. Umso höher der Wert in den negative Bereich fällt, desto besser sind die Aussichten für Spieler 2.

Diese Erkenntnis kann dann von der KI genutzt werden, um beim “iterative Tiefsuche” Prozess alle möglichen Schachbretter zu evaluieren und sich so für den besten Zug zu entscheiden.

Der folgende Code koordiniert die Abläufe der Funktionen um die Datei `history.csv` zu erweitern.

```
In [16]: for i in range(0, 10):
    i += 1
    board = chess.Board()
    turn_list = play_random_chess_game(board)

    victory_status = 1 if board.turn else -1
    store_game(turn_list, victory_status)
    print("Games finished")
```

Games finished

Ein Ausschnitt aus der history.csv ist im folgenden Snippet zu sehen.

```
In [17]: df = pd.read_csv(HISTORY_FILE_LOC)
         df.head()
```

```
Out[17]:
```

	Unnamed: 0	board	value
0	0	k1B5/7K/8/8/8/8/1R6/8	-1
1	1	2b3nk/rp6/2BP4/p2p1P2/3KpQp1/8/r6N/1N6	-1
2	2	8/2k5/P7/1PP5/5R1P/8/3B1K2/6R1	1
3	3	rn1k1bn1/1pp1ppr1/3P4/p2p2pp/P5bP/2PP2P1/RPN2P...	1
4	4	8/6k1/8/1p6/1b4K1/P5p1/8/8	-1

Damit eingeschätzt werden kann, wie aussichtsreich ein bestimmter Boardzustand ist, kann ein gespeicherter Spielverlauf zur Hilfe genommen werden. Mit Hilfe der Funktion `compare_board_history` kann ein Erwartungswert berechnet werden. Umso höher der zurückgegebene Wert der Funktion, desto wahrscheinlicher ist ein Sieg für Weiß. Hingegen ist ein Sieg für Schwarz umso wahrscheinlicher, sobald der Wert deutlicher in den negative Bereich fällt.

Der Vorgang zur Berechnung dieses Wertes beginnt mit dem Einlesen der `history.csv` in ein Pandas Dataframe. Daraufhin wird durch die Reihe des Dataframes iteriert, die die Schachbretter in FEN-Schreibweise enthält. Sobald die aktuelle Spielsituation in der Historie gefunden wurde, wird deren Wert ausgelesen und zurückgegeben. Falls die aktuelle Spielsituation nicht vorhanden ist, wird der Wert 0 zurückgegeben.

```
In [18]: def compare_board_history(board):
         df = pd.read_csv(HISTORY_FILE_LOC)
         row = df.loc[df['board'] == board.fen().split(" ")[0]]
         value = row['value'].item() if len(row['value']) == 1 else 0
         return value
```

3.2.8 Überprüfung auf ein Schach oder Spielende

Damit der Spielverlauf korrekt nach den Regeln des Spiels verlaufen kann, muss während jedes Zuges darauf geprüft werden, ob ein Schach, Schachmatt oder Remis vorliegt. Schach ist hierbei eine Stellung während des Spiels, bei dem der König in Bedrängnis geraten ist. Ein Schach kann im weiteren Verlauf zu einem Schachmatt führen. Hierbei liegt der Unterschied darin, dass der Spieler, der sich im Schachmatt befindet mit keinem

regelkonformen Zug sich aus dem Schachmatt befreien kann und somit das Spiel verloren hat. Steht der König Schach kann er mit einem gezielten Zug sich aus dieser Lage befreien. Ein Remis ist eine Endposition beim Schach, die die Eigenschaft hat, dass keiner der beiden Spieler ein Schachmatt erreichen kann.

Da ein Schachmatt oder Remis das Schachspiel beendet ist, diese Prüfung ein essenzieller Aspekt der zu entwickelnden KI. Um diese Prüfung durchzuführen bietet die verwendete Bibliothek bereits einige Funktionen. Ebenso ist es wichtig zu überprüfen, ob ein Schach vorliegt, da der Spieler zuerst dies lösen muss, bevor er weiterspielen kann. Um diese Prüfung durchzuführen steht jeweils für die Überprüfung eines Schachs oder Spielendes eine Funktion zur Verfügung, die das aktuelle Spiel auf diesen Aspekt überprüft. Um herauszufinden, ob es sich um ein Schach handelt, kann die folgende Funktion verwendet werden. `is_check()` überprüft die aktuellen Begebenheiten auf ein mögliches Schach

Hingegen gibt es die Funktion `is_game_over`, die die gespielten Züge auf jegliche Arten einer benötigten Beendigung des Spiels überprüft. Hierbei beinhaltet `is_game_over` einige mögliche Überprüfungen auf Schachmatt oder Remis. `is_game_over()` stellt sicher, ob das Spiel auf Grund eines Schachmatts oder anderer spielbeendender Umstände vorbei ist. Hierbei wird überprüft, ob ein Schachmatt (`is_checkmate()`), ein Remis (`is_stalemate()`), eine tote Stellung (`is_insufficient_material()`), die 50-Züge-Regel (`can_claim_fifty_moves()`), eine Figur sich fünfmal auf der gleichen Position befindet (`fivefold_repetition`), oder eine spezielle Endbedingung vorliegt.

Um herauszufinden, ob ein Spieler tatsächlich gewonnen hat kann eine Teilfunktion der zuvor genannten genutzt werden. Diese Funktion überprüft lediglich, ob ein Schachmatt vorliegt. `is_checkmate()` Stellt fest, ob es sich nach den bereits gespielten Zügen ein Schachmatt vorliegt.

In [19]: *# import situation where checkmate is True*

```
board = chess.Board("r1bqkb1r/pppp1Qpp/2n2n2/4p3/2B1P3/8/PPPP1PPP/  
RNB1K1NR b KQkq - 0 4")
```

```
print("Check: ", board.is_check())  
print("Checkmate: ", board.is_checkmate())  
print("Game is over: ", board.is_game_over())
```

Check: True

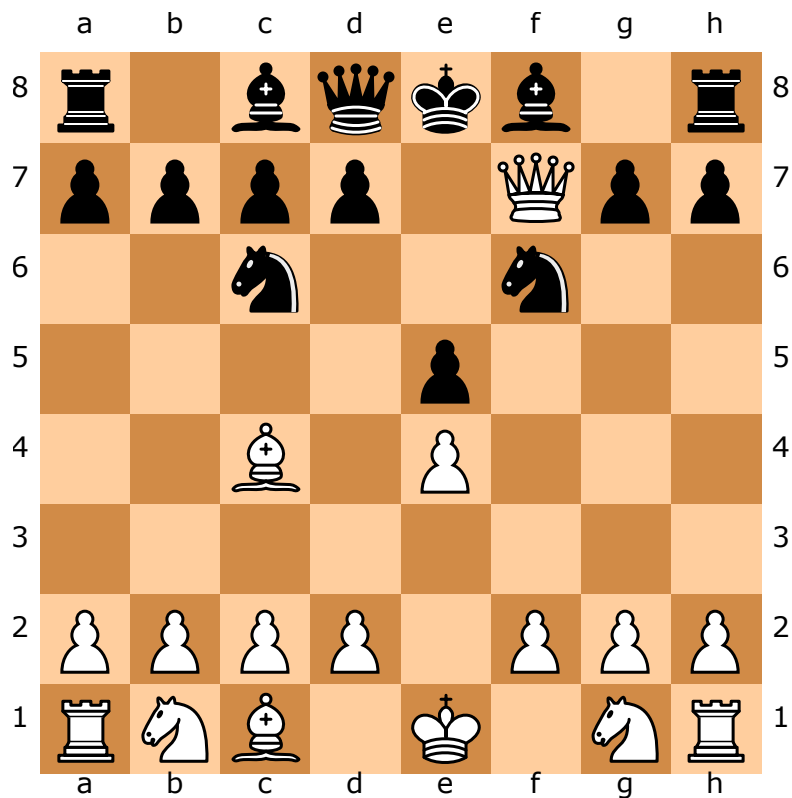
Checkmate: True

Game is over: True

Im folgenden wird ein Beispiel einer Spielsituation gezeigt, in der ein Schachmatt vorliegt und die auf Schach, Schachmatt und Spielende überprüft wurde.

In [20]: `SVG(chess.svg.board(board=board))`

Out [20]:



3.2.9 Überprüfung, ob en passant und Rochaden unterstützt werden

Im Schach gibt es einige spezielle Züge, die es ermöglichen eine Figur eine Aktion durchzuführen zu lassen, die normalerweise laut der grundlegenden Definition dieser nicht möglich ist.

Die Schachfigur eines Bauers darf normalerweise nur dann eine andere Figur schlagen, wenn sich diese direkt in dem diagonal vor dem Bauern angrenzenden Feld befindet. Durch die sogenannte Regel “en passant“, im deutschen “im Vorbeigehen“, wird diese Regel erweitert. Eingesetzt werden kann “en passant“, wenn auf einen Bauern die Sonderregel des Doppelschritts aus der Grundstellung angewandt wird. Steht in diesem Fall der mit

Doppelschritt herausgerückte Bauern neben einem des Gegners, dann kann dieser den neu herausgerückten Bauern durch “en passant” schlagen. Hierbei springt der angreifende Bauer des Gegners direkt hinter den herausgerückten und schlägt ihn somit.

Damit die Schach-KI alle möglichen Züge des Gegners bedenkt und ebenso alle Züge ausführen kann, muss überprüft werden, ob die verwendete Library die beiden Sonderzüge unterstützt, oder ob diese Unterstützung manuell entwickelt werden muss.

```
In [21]: # import situation where en passant is possible
board = chess.Board("rnbqkbnr/1pp1pppp/p7/3pP3/8/8/PPPP1PPP/
RNBQKBNR w KQkq d6 0 3")

# the function board.has_legal_en_passant() could check if a en passant
# is possible, but does not return at which square
print("Library is supporting en passant: ", chess.Move.from_uci("e5d6")
      in board.legal_moves)
```

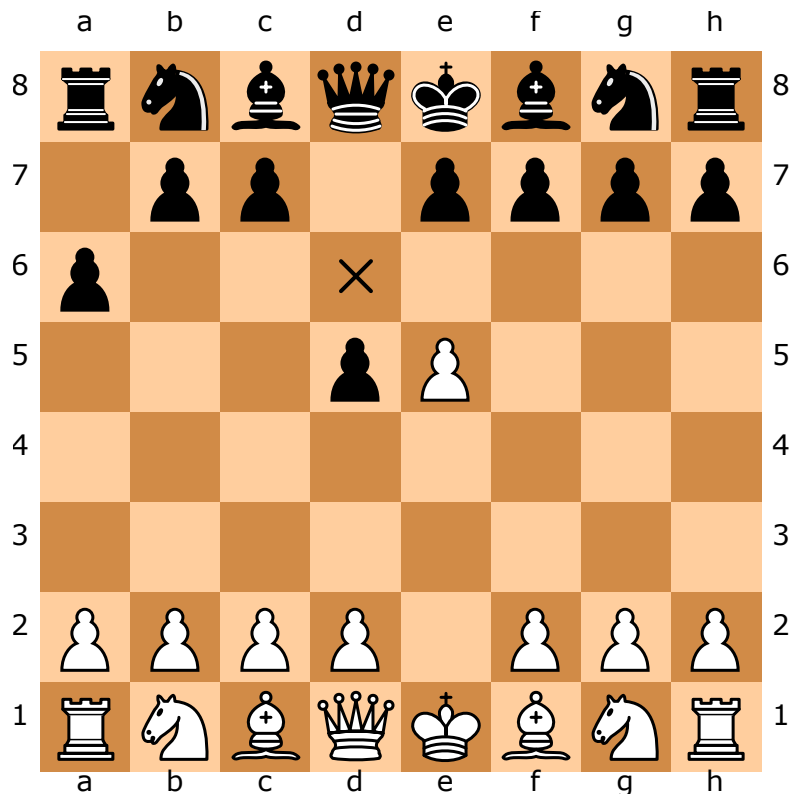
Library is supporting en passant: True

Die Chess-Core Bibliothek unterstützt somit den Sonderzug en passant.

Im Folgenden wird ein Schachbrett angezeigt, bei dem es dem weißen Bauer (e5) möglich ist im Vorübergehen den schwarzen Bauer (d5) zu schlagen.

```
In [22]: squares = chess.SquareSet([chess.D6])
chess.svg.board(board=board, squares=squares)
```

Out [22]:



Neben dem en passant gibt es einen weiteren bekannten Sonderzug, die sogenannte Rochade. Bei der Rochade lassen sich die Positionen eines Turms und des Königs tauschen, wobei für diesen Vorgang nur ein Zug benötigt wird. Dabei ist zu beachten, dass die Voraussetzung für diesen Zug ist, dass sowohl der zu verwendende Turm, als auch der König im Verlauf des Spiels nicht genutzt wurden. Ebenfalls dürfen die Felder zwischen König und Turm nicht belegt sein und keines der Felder, durch die der König ziehen muss, darf durch eine gegnerische Figur bedroht sein, sowie der König vor und nach der Rochade nicht im Schach stehen.

Für jeden Spieler gibt es zwei verschiedene Möglichkeiten der Rochade, einerseits die kurze, als auch die lange Rochade. Ein Beispiel für eine lange Rochade der weißen Figuren ist, dass der Turm (a1) und der König (e1) ihre Positionen tauschen und somit der Turm sich auf dem Feld d1 und der König auf c1 befindet.

```
In [23]: # import situation where castling is possible
board = chess.Board("8/8/8/8/8/8/R3K3 w KQkq - 0 1")
# shortcut for the castling-move with the queenside rook
castling = "0-0-0"
```

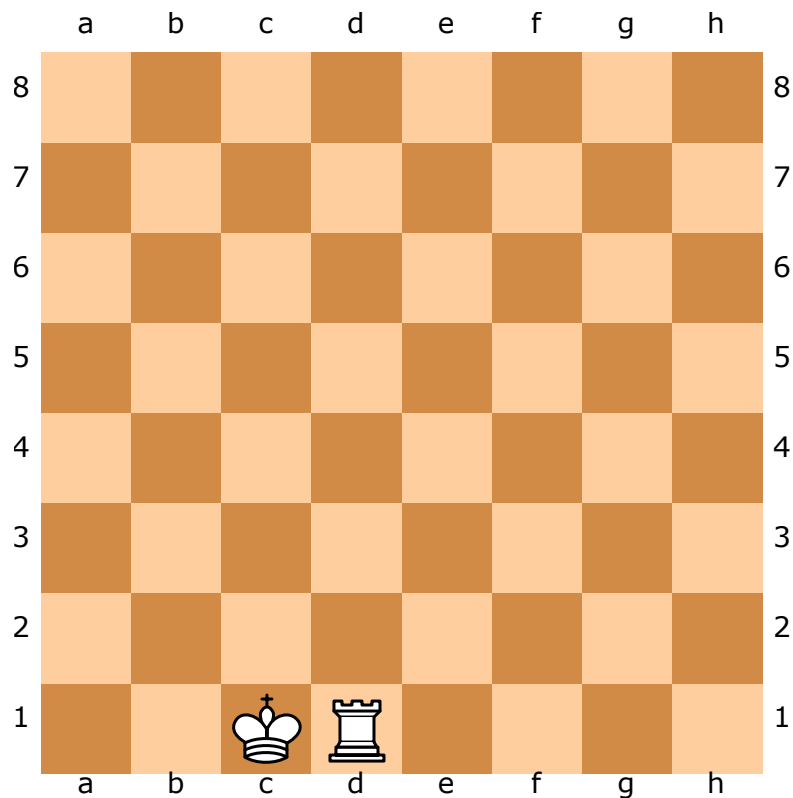


```
# check if castling is in the legal moves and print the result
if castling in str(board.legal_moves):
    print("Library is supporting castling: True")
    board.push_san(castling)
else:
    print("Library is supporting castling: False")

SVG(chess.svg.board(board=board))
```

Library is supporting castling: True

Out[23]:



Eine durchgeführte kurze weiße Rochade, bei der **a1** und **e1** die Positionen getauscht haben, sodass der König sich nun auf **c1** und der Turm auf **d1** befindet. Die Abkürzung für eine kurze Rochade ist *O-O*, das für den Turm auf der Seite des Königs steht und *O-O-O* für eine lange Rochade, wobei die Abkürzung für den Turm auf der Seite der Dame steht.

3.2.10 Einbinden eines Opening-Books in die Chess AI

Polyglot ist ein Open-Source Format, in dem sogenannte Opening-Books erstellt werden können. Opening-Books sind Ansammlungen von Spielzügen, die im Schach zur Eröffnung genutzt werden können. Hierbei wird zum Einstieg des Spiels nicht auf eine Künstliche Intelligenz zurückgegriffen, sondern auf ein Verzeichnis von bereits bestehenden Zügen, die sich innerhalb dieses Opening-Books befinden. Der Vorteil eines Opening-Books liegt darin, dass bereits qualitativ hochwertige Strategien verfügbar sind und somit ein anspruchsvolles Spiel ermöglichen.

Sobald das Opening-Book, im Verlauf des Spiels, keinen passenden Zug als Antwort bereitstellen kann, übernimmt die iterative Tiefensuche Funktion mit ihren Evaluierungsfunktionen.

Für das Einbinden eines Opening-Books werden einige Funktionen aus der Core Chess Library genutzt und müssen somit eingebunden werden.

```
In [24]: import chess.polyglot
```

Als nächstes wird ein neues Spiel/Board erzeugt, indem die Figuren standardmäßig angeordnet werden. Ebenfalls wird ein Opening-Book in eine Variable geladen, damit aus dieser der bestmögliche Zug ausgewählt werden kann. Dies geschieht, indem das Opening-Book das aktuelle Board übergeben bekommt und anhand der Positionen der Figuren einen passenden Zug auswählt.

Das verwendete Opening-Book Performance ist neben weiteren Books auf der Homepage von [Rebel13](#) zu finden.

Der ausgewählte Zug wird als nächstes auf dem Schachbrett ausgeführt und somit wird in diesem Beispiel der weiße Bauer von e2 nach e4 gezogen.

```
In [25]: board = chess.Board()
         book = chess.polyglot.open_reader("res/polyglot/Performance.bin")
```

```
def get_move(board):
    # Selects a random entry for the given position, distributed by the wei
    try:
        main_entry = book.weighted_choice(board)
        all_entries = book.find_all(board)

        move = main_entry.move()
        print("Selected move with the highest weight: ", move)
```

```

print("All available moves for this situation: ", "
      ".join([str(entry.move()) for entry in all_entries]))

return move
except IndexError:
    print("The opening book cannot find an appropriate move!")

for i in range (1,3):
    next_move = get_move(board)
    board.push(next_move)
    print("Selected move: {}".format(next_move))
book.close()

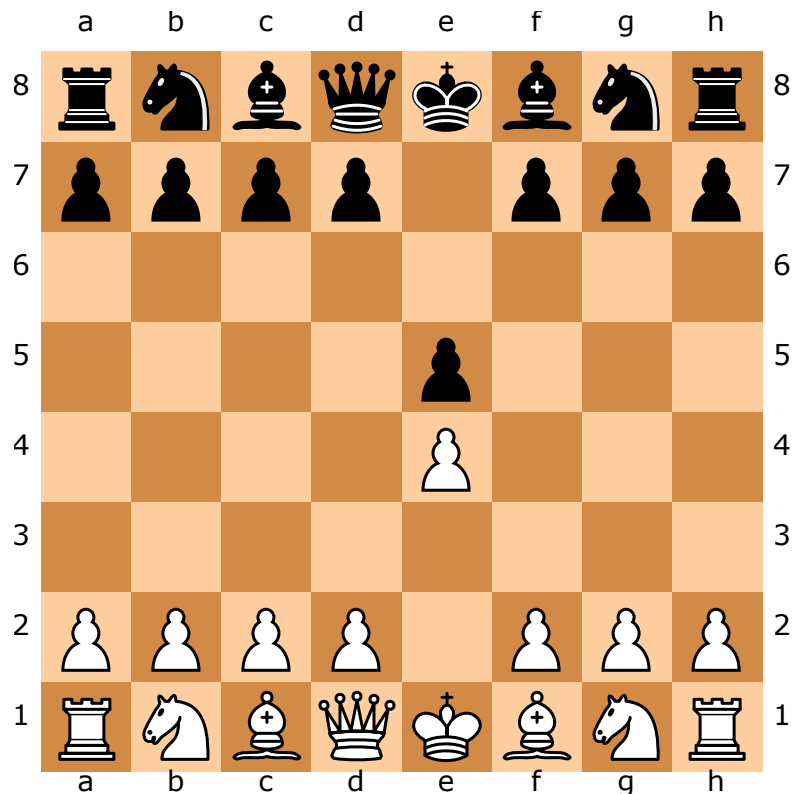
SVG(chess.svg.board(board=board))

```

Selected move with the highest weight: e2e4
 All available moves for this situation: e2e4, d2d4, c2c4
 Selected move: e2e4

Selected move with the highest weight: e7e5
 All available moves for this situation: e7e5, c7c5
 Selected move: e7e5

Out[25]:



3.2.11 Schach Endspiel

Nach der Eröffnungsphase mittels Opening-Books und dem Hauptteil des Spiels, welches durch Alpha-Beta-Pruning umgesetzt wird, kommt es zum Ende zum sogenannten *Endgame*, oder im deutschen Endspiel. Das Endgame zeichnet sich durch die Eigenschaft aus, dass es sich nur noch um wenige verbliebene Schachfiguren auf dem Brett handelt. Im Verlauf des Endgames wird ein Sieger/Verlierer oder ein Unentschieden als Ergebnis ermittelt.

Analog zu dem Opening-Book gibt es für das Endgame ebenfalls Datenbanken an analysierten Zügen der letzten n Figuren. Hierbei wurden für jeden möglichen Zug bereits die Chancen auf einen Sieg, eine Niederlage, oder ein Remis berechnet und diese können auf der Basis eines aktuellen Schachbretts abgerufen werden.

Für das Abfragen der Chancen gibt es verschiedene Tabellentypen. Speziell erwähnt wird hier die traditionelle Nalimov-Datenbank [14] und das neue Format Syzygy [16]. Beide Datenbanken geben dem Nutzer aufgrund der aktuellen Spielsituation ein Ergebnis, welches aussagt, welche der spielenden Parteien am Gewinnen ist und welche nicht. Das Ziel der sich im Vorteil befindenden Partei liegt offensichtlich Weise darin, die gegnerische Partei

Schachmatt zu setzen, wohingegen die gegnerische Partei versucht die Niederlage durch ein Remis, oder individuelle Fehler des Gegners abzuwenden.

Durch die sehr große Anzahl an Möglichkeiten Figuren im Verlauf des Endspiels zu ziehen und somit zu einem Ende der Partie zu gelangen sind die Datenbanken Nalimov und Syzygy dementsprechend groß. Damit alle möglichen Züge berechnet und bewertet werden können braucht es viel Zeit. Aktuell sind alle Züge evaluiert wurden, die möglich sind, wenn sich auf dem Brett sieben Figuren befinden.

Syzygy bietet dabei ein Vorteil im Gegensatz zu Nalimov, die dazu beigetragen haben, die zuerst genannte Datenbank zu verwenden. Der deutlichste Vorteil von Syzygy ist die geringere Speichergröße bei der gleichen Anzahl von Figuren. Syzygy benötigt für die Datenbank von sechs Figuren etwa 150 GB, wohingegen die Nalimov-Datenbank 1,2 TB benötigt. Ebenfalls unterstützt Syzygy im Gegensatz zur traditionellen Datenbank die 50-Züge-Regel.

Für die Umsetzung der Schach-KI wurde sich für die Syzygy-Datenbank mit fünf Figuren entschieden, da diese etwa 1GB Speicherplatz benötigt und die Datenbank mit der nächst höherer Anzahl an Figuren bereits das 150-fache davon verbraucht.

Syzygy ist in die zwei Tabellen [WDL](#) (Win/Draw/Loss) und [DTZ](#) (Distance To Zero) unterteilt. Eine weitere Eigenschaft dieser Datenbank ist, dass Syzygy sowohl En-Passant als auch Rochaden als Züge nicht berücksichtigt.

Als Antwort auf eine Anfrage an WDL gibt diese Tabelle eine 2 zurück, falls die Partei, die aktuell am Zug ist, am Gewinnen ist. Hingegen wird eine -2 zurückgegeben, wenn die gegnerische Partei gewinnt und eine 0, wenn es auf ein Unentschieden hinausläuft. Neben dieser drei verschiedenen Werten kann auch eine 1 oder -1 zurückgegeben werden, wenn eine der Parteien einen Sieg oder eine Niederlage erreichen kann. Hierbei ist jedoch zu beachten, dass bei 1 der Spieler nur einen Gewinn erreichen kann, wenn die 50-Züge-Regel nicht beachtet wird. Analog ist bei -1 nur eine Niederlage möglich, wenn ebenfalls die 50-Züge-Regel nicht beachtet wird. Wenn die Regel beachtet wird führt dies in beiden Fällen zu einem Remis.

Für die Verwendung der Distance To Zero Tabelle wird die WDL Tabelle benötigt. Hierbei baut DTZ auf den Werten -2, -1, 0, 1 und 2 auf, die um die Information erweitert werden in wie vielen Halbzüge es zu einem Schlagzug oder Bauernzug kommen kann.

WDL	Distance To Zero	Beschreibung
-2	$-100 \leq n \leq -1$	Sichere Niederlage, bei der in -n Zügen es zu einem Schlagzug oder Bauernzug kommen kann.
-1	$n < -100$	Niederlage, mit einem möglichen Unentschieden bei Beachtung der 50-Züge-Regel. Schlagzug oder Bauernzug kann in -n Zügen eintreten.
0	0	Unentschieden
1	$100 < n$	Sieg, mit einem möglichen Unentschieden bei Beachtung der 50-Züge-Regel. Schlagzug oder Bauernzug kann in n Zügen eintreten.
2	$1 \leq n \leq 100$	Sicherer Sieg, bei dem in n Zügen es zu einem Schlagzug oder Bauernzug kommen kann.

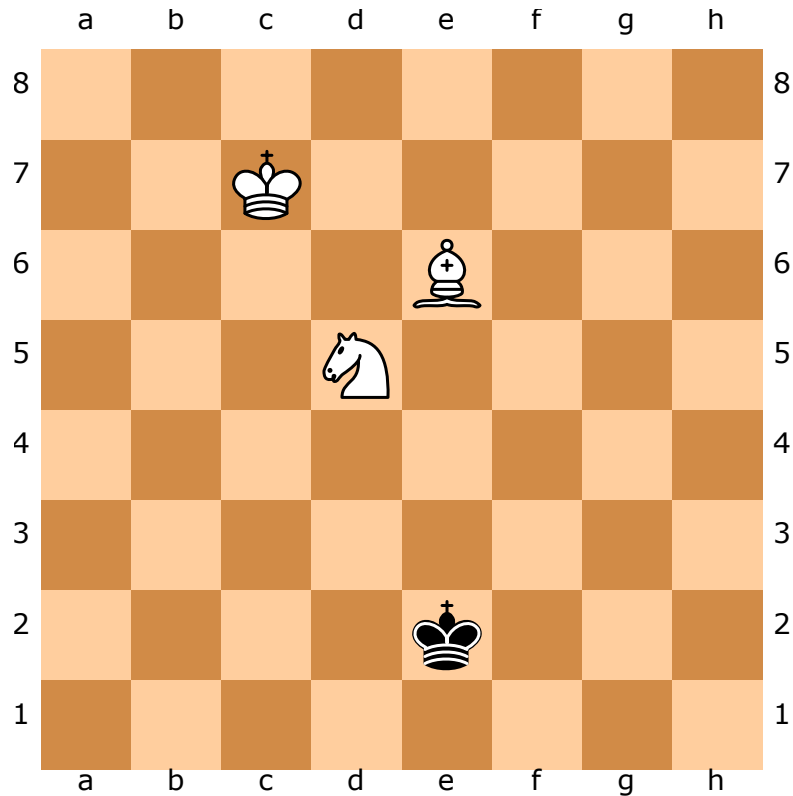
Im folgenden Codeausschnitt wird zuerst das zur Unterstützung von Syzygy benötigte Modul aus der Chess-Bibliothek importiert und daraufhin die Datenbank in die Variable `tablebase` importiert. Ebenfalls wird eine fiktive Spielsituation erstellt und der Variable `board` zugewiesen, wobei Schwarz am Zug ist.

Die verwendete Datenbank Syzygy ist unter dieser [Adresse](#) aufzufinden. Mittels eines Torrent-Clients lässt sich die Datenbank herunterladen.

```
In [26]: import chess.syzygy
         tablebase = chess.syzygy.open_tablebase("res/syzygy")
```

```
board = chess.Board("8/2K5/4B3/3N4/8/8/4k3/8 b - - 0 1")
SVG(chess.svg.board(board=board))
```

Out [26] :



Darauffolgend werden die möglichen Züge für die aktuelle Spielsituation für Schwarz berechnet und der WDL, sowie DTZ Wert dafür berechnet.

```
In [27]: legal_moves = get_legal_moves_uci()
         wdl_start = tablebase.probe_wdl(board)
         dtz_start = tablebase.probe_dtz(board)
         print("Possible Moves: ", legal_moves)
         print("WDL black start:", wdl_start)
         print("DTZ black start: ", dtz_start)
```

Possible Moves: ['e2f3', 'e2d3', 'e2f2', 'e2d2', 'e2f1', 'e2e1', 'e2d1']

WDL black start: -2

DTZ black start: -53

Der folgende Codeblock iteriert durch alle möglichen Züge und berechnet dabei den schlechtesten Zug für die gegnerische Partei (weiße Figuren). Zur Berechnung dieser Werte muss das Schachbrett immer wieder im gleichen Ausgangszustand vorzufinden sein. Damit dies gewährleistet ist, wird die FEN Darstellung des aktuellen Boards berechnet und diese einem Testboard zugewiesen, das pro Iteration/Zug neu definiert wird.

Nachdem das Board definiert ist, wird versucht der DTZ Wert zu berechnen. Falls es sich um eine Spielsituation handelt, die von der Datenbank nicht abgedeckt wird, wird eine Hinweis ausgegeben.

Zu Beginn der Berechnung des schlechtesten DTZ-Werts für die weiße Partei, wird überprüft ob bereits ein Zug ausprobiert wurde. Ist dies nicht der Fall, dann wird der erste Zug festgeschrieben und der dazu passende DTZ-Wert berechnet. In den nächsten Iterationen wird jeweils überprüft ob ein möglicher Zug bessere Werte liefert. Sollte ein darauffolgender Zug bessere Werte erzielen, werden die Variablen `next_move` und `best_dtz` durch den besseren Zug überschrieben.

Nachdem alle Züge überprüft wurden erhält der Nutzer den für den Gegner schlechtesten und somit für sich besten Zug.

```
In [28]: next_move = None
        best_dtz = None
        board_fen = board.fen().split(" ")[0] + " b - - 0 1"
        for move in legal_moves:
            testing_board = chess.Board(board_fen)
            testing_board.push(chess.Move.from_uci(move))
            try:
                if (next_move is None):
                    next_move = move
                    best_dtz = tablebase.probe_dtz(testing_board)
                    print("New best move: ", next_move)
                    print("DTZ white: ", best_dtz)
                elif not(next_move is None)
                    and tablebase.probe_dtz(testing_board) < best_dtz:
                        next_move = move
                        best_dtz = tablebase.probe_dtz(testing_board)
                        print("New best move: ", next_move)
                        print("DTZ white: ", best_dtz)
            except KeyError:
                print("Tablebase only support up to 6 (and experimentally 7)
                    pieces and also only positions without castling rights")
```


New best move: e2f3
DTZ white: 50

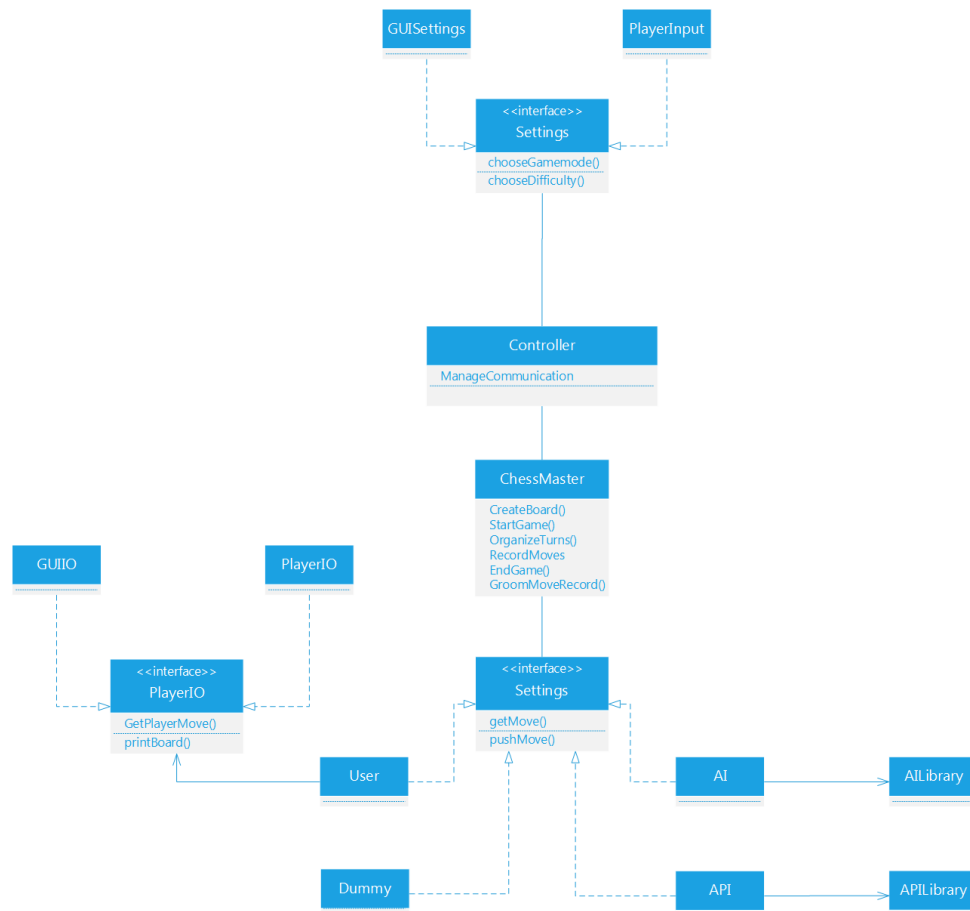
Zum Schluss wird nach der Verwendung von Syzygy die aktuelle Datenbank geschlossen.

In [29]: `tablebase.close()`

3.3 Architektur

Um die Ziele der Erweiterbarkeit, Wartbarkeit und einfachen Verständlichkeit zu erfüllen, ist eine modulare Aufbauweise des Projektes von Nöten. Die auf diesen Prinzipien beruhende Architektur wird im folgenden Kapitel beschrieben.

Zunächst wurde das Programm der Aufgaben entsprechend in einzelne Klassen unterteilt, die verschiedene Aufgaben zugewiesen bekommen haben. Diese Aufteilung kann Figur 3.2.1 entnommen werden.



Figur 3.2.1 Klassendiagramm Architektur ChessAI

Als zentrales, Verbindungselement steht zunächst der “Controller”. Dieser übernimmt die Abfrage aller Optionen, falls diese nicht beim Start des Programms mit übermittelt werden. Zudem initialisiert der Controller die Spielteilnehmer sowie den “ChessMaster”. Bei letzterem übergibt der Controller diesem die initialisierten Spielteilnehmer. Die Aufgaben des “ChessMaster” wird später genauer beschrieben.

Zur Abfrage der Optionen steht dem Controller eine ‘Settings’ Schnittstelle zur Verfügung. Diese wird für Eingaben des Nutzers einerseits über eine Konsole als auch optional über eine grafische Benutzeroberfläche implementiert. Dabei wird abgefragt, welchen Typ die jeweiligen Spielteilnehmer annehmen sollen und es können zudem zusätzliche Optionen für die einzelnen Spieler definiert werden. Als Beispiel kann für Spieler 1 der Typ “User” gewählt werden und für Spieler 2 der Typ “AI”. Dies ermöglicht ein Spiel des Nutzers gegen die im Rahmen dieser Arbeit entwickelte KI. Für die KI wird darauf folgend noch der Schwierigkeitsgrad abgefragt. Zusätzlich kann für jeden Spieler ein Name festgelegt werden.

Die Aufgaben des “ChessMaster” erstrecken sich über die Verwaltung des Schachspiels an sich, das Ansprechen der jeweiligen Spieler zum Ermitteln ihrer Züge sowie dem Durchführen des gewählten Spielzugs auf dem Schachbrett. Zusätzlich speichert es jedes Schachbrett, das sich im Laufe des Spiels ergibt, und fügt diese zur “board_history.” Datei hinzu. Diese speichert alle Schachbretter gemeinsam mit einem numerischen Wert. Dieser gibt Aufschluss über Erfolgsaussichten der jeweiligen Akteure des Spiels. Dazu wird nach jedem Spiel zu dem entsprechenden Eintrag in der Datei eine eins zu dem alten Wert aufaddiert, wenn der Spieler der weißen Figuren das Spiel gewonnen hat und eine eins subtrahiert, wenn der Spieler der schwarzen Figuren das Spiel gewonnen hat. Bei einem Unentschieden bleibt der alte Wert bestehen. Dies hilft der KI bei der Bewertung eines Schachbretts unter zur Hilfenahme von statistischen Werten.

Dieser spricht die vom Controller erstellten Spieler an. Diese können, wie bereits angedeutet, von verschiedenen Typen sein. Zur Auswahl stehen

- User - Ein menschlicher Akteur kann Züge über eine Nutzerschnittstelle eingeben
- AI - Die künstliche Intelligenz versucht den best möglichen Zug zu berechnen
- Dummy - Ein zufälliger Zug wird ausgewählt
- (Optional) API - Ein Zug wird über eine Schnittstelle zu einer Online Schachplattform, auf der menschliche sowie künstliche Spieler teilnehmen dürfen, bestimmt

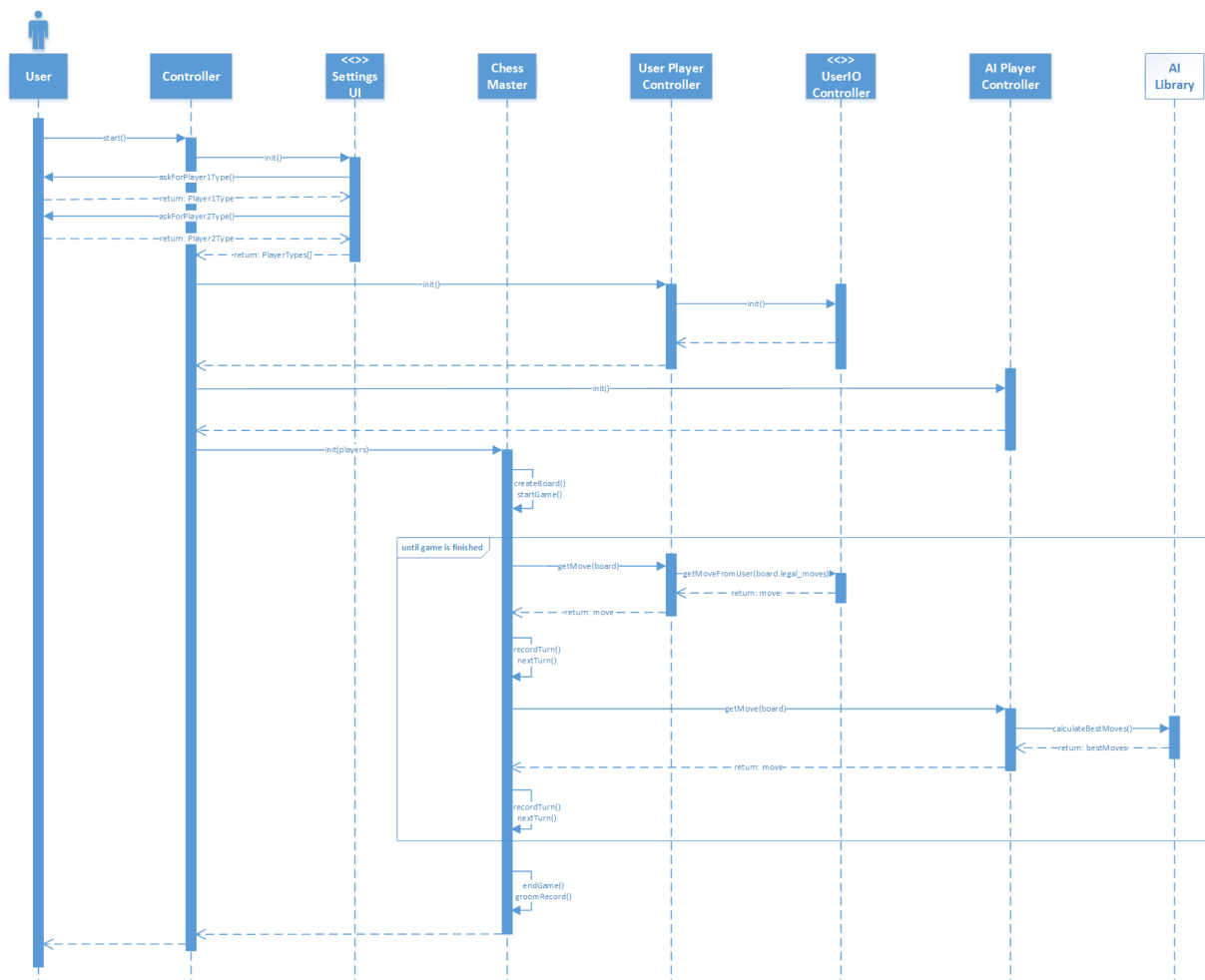
Dazu existiert eine “Player” Schnittstelle, die für jeden dieser Spieler implementiert werden muss.

Die “User” Implementierung greift dabei zur Ermittlung des Zuges auf eine “PlayerIO” Schnittstelle zurück. Diese wiederum kann - ähnlich zur “SettingsUI” Schnittstelle - sowohl für Eingaben über eine Konsole als auch für Eingaben über eine grafische Benutzeroberfläche implementiert werden.

Die “AI” Implementierung greift für die Ermittlungen ihrer Züge nochmals auf eigens erstellte Bibliotheken zurück, die elementare Funktionen erhalten.

Der genaue Ablauf der Ermittlung der Züge sowie der andere Operationen des Programmes werden in Kapitel 4.6 näher erläutert.

In Figur 3.2.2 ist der sequentielle Ablauf der Funktionsaufrufe erkennbar.



Figur 3.2.2 Sequenzdiagramm Architektur ChessAI

Dabei wird zunächst über die “Settings” Schnittstelle nach den Spielertypen sowie Namen gefragt. initialisiert der “Controller” die Spieler, in diesem Fall einerseits den “User”, der wiederum die “UserIO” Schnittstelle implementiert, und außerdem den “AI” Player.

Darauffolgend spricht der “Controller” den “ChessMaster” an. Dieser startet nun das Spiel und fragt solange wie das Spiel nicht vorbei ist immer abwechselnd erst Spieler 1 - dem

Nutzer - und dann zu Spieler 2 - der KI - nach dem nächsten Zug. Dabei übergibt der “ChessMaster” stets das aktuelle Schachbrett. Der Nutzer ermittelt den durchzuführenden Zug über eine Abfrage an den Nutzer über die entsprechende Schnittstelle, der “AI” Spieler, indem dieser Funktionen aus der entsprechenden Bibliothek zur Hilfe nimmt.

Nach jedem Zug fügt der “ChessMaster” diesen zum Schachbrett hinzu und speichert dieses in einen Spielverlauf. Nach Ende des Spiels wird dieser in das “board_history.csv” eingepflegt wie weiter oben bei der Beschreibung der Klasse bereits erläutert.

Abschließend beendet der “ChessMaster” das Spiel, wenn keine Revanche gewünscht ist, und so wird auch das Programm im Anschluss daran geschlossen.

4 Implementierung

In dem folgenden Kapitel wird der entwickelte Code und die Umsetzung der Schach-Künstlichen Intelligenz besprochen. Hierbei wird jedoch nicht jede einzelne Zeile Code explizit erklärt, sondern der Fokus auf die Schlüsselmerkmale gelegt werden, sowie kompliziertere Abschnitte erläutert werden. Ein besonderes Augenmerk wird dabei auf die Umsetzung, der in Kapitel 2 eingeführten Algorithmen und Techniken gelegt. Zuvor wird jedoch noch ein Benutzerhandbuch eingeführt, indem beschrieben wird, wie das Programm zu verwenden ist. Zudem wird ein zu Kapitel 3.3 ergänzender Überblick über die Verzeichnisstruktur gegeben.

4.1 Benutzerhandbuch

In diesem Kapitel werden die zwei Möglichkeiten beschrieben, wie das Programm ausgeführt werden kann - entweder direkt über Python mit dem Quellcode oder über einen Docker Container. Zudem wird erklärt, wie das Programm zu verwenden ist.

4.1.1 Verwenden der Schach KI mittels “python run”

Zum lokalen Starten des Programmes muss zunächst das entsprechende GitHub Repository runtergeladen werden. Dazu ist die Installation von `git` nötig. Dieses Programm inklusive Installationsanleitungen kann hier gefunden werden:

git-scm.com/download

Daraufhin muss in dem Verzeichnis, in das das Programm heruntergeladen werden soll navigiert werden und in der Konsole der Befehl

```
git clone https://github.com/StudienarbeitLarsPascal/PythonChessAI.git
```

ausgeführt werden.

Anschließend müssen die nötigen Packages installiert werden. Dazu ist zunächst die Installation von Python notwendig:

python.org/downloads

Nun kann in der Konsole in das Verzeichnis `PythonChessAI/python_chess_ai` navigiert werden und anschließend der Befehl

```
pip install -r requirements.txt
```

ausgeführt werden.

Jetzt ist das Programm startbereit. Dazu muss in eben genannten Verzeichnis der Befehl

```
python run main.py
```

ausgeführt werden. Dazu können Startparameter verwendet werden wie in Kapitel 4.3 erklärt. Wie dies bedient wird, ist in Kapitel 4.1.4 beschrieben.

4.1.2 Verwenden der Schach KI mittels Ausführen des Docker Containers

Um das Programm in einem Docker Container laufen zu lassen, ist zunächst die Installation von Docker nötig:

[docker.com/get-started](https://docs.docker.com/get-started/)

Dann kann der Docker Container heruntergeladen werden, indem per Konsole in das gewünschte Verzeichnis navigiert wird und anschließend der Befehl

```
docker pull pascalschroeder/python_chess_ai
```

ausgeführt wird.

Nach dem erfolgreichen Herunterladen kann das Programm gestartet werden, indem der Befehl

```
docker run -it pascalschroeder/python_chess_ai
```

durchlaufen wird. Dadurch gelangt man direkt in den Programmablauf. Wie dies bedient werden kann, ist in Kapitel 4.1.4 beschrieben.

4.1.3 Verwenden der Schach KI direkt im Jupyter Notebook

Die Schach KI ist in einer simplifizierten Version, in der Erstellen der Spieler und dynamische Abfragen wegfallen, auch direkt im Jupyter Notebook ausführbar. Dazu muss das Jupyter Notebook 'Chess-AI.ipynb' gestartet werden und jede Zelle von oben bis unten durchlaufen werden. Sobald die letzte Zelle erreicht ist wird das Spiel gestartet. Dabei wird zunächst der Spieler zu einer Eingabe aufgefordert, ehe die KI den 2. Zug übernimmt. Dies wiederholt sich so lange bis das Spiel vorbei ist. Wie diese vereinfachte Verwaltung aufgebaut ist, ist in Kapitel [4.13](#) zu sehen.

4.1.4 Bedienen des Programms

Nach Start des Programmes folgen, wenn keine Startparameter mitgegeben wurden, die Einstellungen.

Dabei wird zunächst der Name des ersten Spielers abgefragt. Dabei ist eine beliebige Eingabe möglich, die mit 'Enter' bestätigt werden muss. Nun wird der Typ des Spielers abgefragt. Hierbei muss eine Zahl zwischen 1 und 4 eingegeben werden. 1 steht dabei für einen menschlichen Spieler, 2 für die KI, 3 für eine API zu einer anderen Schach-KI, die bisher noch nicht implementiert wurde, jedoch in zukünftigen Versionen geplant ist, und 4 für einen "Dummy", der stets einen zufälligen Zug spielt.

Wird beim Typ des Spielers die KI gewählt, wird zusätzlich noch abgefragt, welchen Schwierigkeitsgrad die KI haben soll. Dabei sind Werte von 1 bis 3 möglich, wobei 1 für leicht, 2 für mittel und 3 für schwer steht.

Dieses Prozedere wird noch für den 2. Spieler wiederholt.

Nach Durchlauf für beide Spieler beginnt das eigentliche Spiel. Dazu wird zunächst das aktuelle Schachbrett in der Konsole ausgegeben. Ist der Spieler, der an der Reihe ist, ein manueller Spieler, so wird zusätzlich eine Liste aller legalen Züge ausgegeben. Dann wird der Spieler zur Eingabe einer dieser Züge aufgefordert. Die Eingabe muss in den ersten zwei Zeichen das Feld enthalten, von dem eine Figur aus bewegt werden soll, und bei Zeichen drei und vier die Felder, auf die die Figur bewegt werden soll. Ist der eingegebene Zug möglich, so wird dieser auf dem Schachfeld durchgeführt und erneut ausgegeben. Dann ist der nächste Spieler am Zug. Andernfalls wird die Aufforderung zur Eingabe eines Zuges wiederholt, bis eine legale Eingabe vorliegt und der Zug durchgeführt werden kann.

Sobald das Spiel zu Ende ist, wird der Sieger des Spiels genannt. Danach wird der Spieler gefragt, ob er mit den gleichen Einstellungen das Spiel wiederholen möchte. Mit Eingabe einer "1 und bestätigen durch die Enter-Taste kann dies bejaht werden. So wird das Spiel

nochmal mit den gleichen Einstellungen wiederholt. Andernfalls wird das Programm beendet.

Jederzeit kann mit der Tastenkombination "Ctrl"+ "C" das Programm und somit auch das Spiel vorläufig beendet werden.

4.2 Verzeichnisstruktur

Um die Entwicklung des Programms möglichst modular und somit erweiterbar zu gestalten und zugleich ein übersichtliches Lesen des Codes zu ermöglichen, wurden die einzelnen Funktionen in verschiedene Klassen aufgeteilt und teils mittels Schnittstellen vereinheitlicht.

Die Hauptdatei, die für das Starten und Erstellen des Spiels verantwortlich ist, ist die `main.py`. In dieser werden die Spieler mit ihren Attributen (Spielertyp, Name, ggf. Schwierigkeitsgrad) erstellt, die an der Schach Partie teilnehmen, sowie der `chess_master` initialisiert. Zudem wird hinterlegt, ob das Spiel als GUI oder in der Konsole starten soll.

Zum Abfragen der Einstellungen wird die Datei `settings/interface.py` zur Hilfe genommen, die alle nicht beim Starten mit übermittelten Parameter der Spieler abfragt und entsprechend an die `main.py` zurückgibt, die die Spieler auf Basis dieser Informationen erstellt. Dazu sind zwei Implementierungen dieser Schnittstelle vorhanden - einmal für eine konsolenbasierte (`settings/terminal.py`) Abfrage der Einstellungen und einmal für eine GUI basierte Darstellung (`settings/gui.py`).

Der eben angesprochene `chess_master` befindet sich in der `chess_master.py`. Dieser verwaltet das Schachspiel bis dies zu Ende ist. Dabei wird über die Liste der teilnehmenden Spieler iteriert und jeder nach dem von ihm gewünschten Zug gefragt. Diese Züge werden dann auf dem virtuellen Schachbrett vorgenommen. Zudem lässt der `chess_master` die einzelnen Spieler stets den aktuellen Spielzustand ausgeben. Zusätzlich ist der `chess_master` auch für das Pflegen der Spielverläufe zuständig. Dies bedeutet, dass der `chess_master` nach jedem getätigten Zug diesen der Liste aller Züge hinzufügt und am Ende des Spiels diese in den vorhandenen Spielverlauf zusammen mit dem Ausgang des Spiels migriert.

Zum Abfragen der Spieler nach ihren Zügen, das Forcieren der Ausgabe des Spielzustands sowie alle weiteren Interaktionen mit den Spielern steht mit der `player/interface.py` eine weitere Schnittstelle zur Verfügung. Diese ist für menschliche Spieler (`player/user.py`), eine künstliche Intelligenz (`player/ai.py`), eine Schnittstelle zu einer vorhandenen Intelligenz (`player/api.py`) sowie zu einem sogenannten "Dummy" (`player/dummy.py`), der stets einen zufälligen Zug auswählt, implementiert. Diese beinhalten allesamt die Funktionen

`get_move`, `submit_move` und `print_board`. Welche der Dateien für das Spiel genommen wird ist abhängig von den getätigten Einstellungen über den Spielertypen.

Beim Spieler `player/user.py` existiert zudem eine weitere Schnittstelle `player/user_input/interface.py`, die ebenfalls als GUI sowie als konsolenbasierte Version existiert, um den menschlichen Spieler beide Optionen zu ermöglichen.

Die Datei `player/ai.py` nimmt sich zum Evaluieren der Spielzustände die Datei `misc/ai_evaluation_library` zur Hilfe. Zudem sind einige wiederkehrende Funktionen für alle Dateien in der `misc/tools.py` gespeichert, so dass diese stets aufrufbar sind.

Eine genaue Erläuterung der Architektur kann Kapitel 3.3 entnommen werden. Im folgenden Teil wird Wissen über Verzeichnisstruktur sowie Architektur vorausgesetzt, um die Abläufe und Kommunikationsflüsse unter den Dateien und Funktionen zu verstehen.

4.3 Befehlszeilenargumente zum Starten der Schach-KI

Eine erste Option, um Einfluss auf den Ablauf des Programmes zu gewinnen, ist das Mitliefern von Argumenten direkt beim Start der Anwendung. Diese Argumente ermöglichen es Programme und Scripts mit Speziellen Eigenschaften aufrufen zu können.

Diese Art der Spezialisierung von Programmen wird von der Sprache Python mittels des Moduls `argparse` unterstützt.

```
In [1]: import argparse
```

Wie im Kapitel 4.1.4 bereits beschrieben müssen zum Start der Schach-KI einige Einstellungen vorgenommen werden. Hierunter fallen sowohl die Spieler, ihr Spielertyp und falls es sich um das Spiel gegen eine KI handelt um deren Schwierigkeitsgrad. Durch die Verwendung von `argparse` lassen sich diese Einstellungen als Befehlszeilenargumente vornehmen und somit einer Abfrage von Informationen entgehen.

Im folgenden Code wird neben des Nutzers und der Spieleinstellung mittels `argparse` auch die Möglichkeit gegeben auszuwählen, ob das Graphical User Interface geöffnet werden soll, oder das Spiel in der Konsole stattfinden soll. Ebenfalls lässt sich durch die Argumente die aktuelle Entwicklungsversion der Schach-KI ausgeben.

Für die Implementierung und Verwendung von Befehlszeilenargumente wurde die Funktion `intialize_parser` entwickelt in der die benötigten Einstellungen des Argument-Parsers vorgenommen werden. Aufgerufen wird diese Funktion bei der Verwendung der Schach-KI bevor die Hauptfunktion aufgerufen wird.

Dazu wird zu Beginn ein neuer Parser erzeugt und diesem werden zwei verschiedene Argumentgruppen zugewiesen. Die beiden Gruppen sind dafür zuständig weitere Argumente zu enthalten. Der Unterschied dieser liegt darin, dass in der Gruppe `ui_group` nur eins der angehörigen Argumente ausgewählt werden dürfen. Dies hat den Grund, dass sich der Nutzer zwischen der Verwendung des Graphical User Interface und der Konsole entscheiden muss und nicht beides gleichzeitig verwenden kann.

Jedes Argument, das hinzugefügt wird, kann dabei durch zwei verschiedene Argumente angesprochen werden. Die Kurzform dieses Arguments wird mit einem Spiegelstrich angesprochen und die längere Variante mit zwei Spiegelstrichen. Durch den Parameter `help` lässt sich dem Nutzer eine Hilfestellung geben was die Aufgabe dieses Arguments ist. Diese Hilfestellung kann aufgerufen werden indem das Programm mit dem Parameter `-h` oder `--help` aufgerufen wird.

Ebenfalls lässt sich bei der Initialisierung eines Arguments der Parameter `action` angeben, der bei den Argumenten `--terminal` und `--gui` im Parser den Boolean-Wert `True` speichert falls diese durch den Nutzer aufgerufen wurden.

Die zweite Argumentengruppe enthält Argumente die gleichzeitig während des Startens aufgerufen werden können. Hierunter fällt beispielsweise der Spielername, dessen Typ und die Schwierigkeit einer KI.

Bei allen drei Argumenten, die der Gruppe `player_name_type_group` angehören wurde die Eigenschaft festgelegt, dass genau zwei Werte bei Aufruf dieser Argumente angegeben werden müssen. Eine weitere Spezialisierung wird bei den Argumenten zum Spielertyp und der Spielschwierigkeit vorgenommen. Bei diesen Argumenten hat der User nur die Auswahl zwischen vorgegebenen Antworten und kann dabei nur diese auswählen.

Ingesamt wurde bei dieser Argumentengruppe die Hilfestellung durch `help=argparse.SUPPRESS` deaktiviert, da dies Einstellungen sind, die hauptsächlich für den wiederholten Aufruf durch Scripts interessant sind und nicht für den allgemeinen Nutzer. Somit werden diese Argumente bei der Verwendung des Parameters `-h/--help` nicht aufgelistet.

Als letztes Argument wird ein Parameter initialisiert, der für die Version der Schach-KI zuständig ist. Nachdem alle Argumente initialisiert wurden wird der Parser, zu dem diese Argumente gehören, zurückgegeben.

```
In [2]: def initialize_parser():  
        parser = argparse.ArgumentParser()  
        ui_group = parser.add_mutually_exclusive_group()  
        ui_group.add_argument("-t", "--terminal", help="starts the terminal ui",
```

```

        action="store_true")
    ui_group.add_argument("-g", "--gui", help="starts the GUI",
        action="store_true")

    player_name_type_group = parser.add_argument_group()
    player_name_type_group.add_argument("-p", "--player", nargs=2,
        help=argparse.SUPPRESS)
        # help="set name player 1 and 2"
    player_name_type_group.add_argument("-pT", "--player_type", nargs=2,
        choices=["User", "AI", "Player", "Dummy"], help=argparse.SUPPRESS)
        # help="enter player type for player 1 and 2"
    player_name_type_group.add_argument("-pD", "--player_difficulty",
        nargs=2, type=int, choices=range(0,4), help=argparse.SUPPRESS)
        # help="enter ai difficulty for player 1 and 2,"
        use 0 if you are not using ai"

    parser.add_argument("-v", "--version", help="print the version number"
        and exit", action="store_true")
    return parser

```

Nach der Initialisierung des Parsers wird die Hauptfunktion `main` mit dem Rückgabewert der Funktion `intialize_parser` aufgerufen. Dieser Rückgabewert enthält die Befehlszeilenargumente, die in der `main` durch If-Verzweigungen verwendet werden.

Falls der Nutzer die Schach-KI startet ohne ein Übergabeparameter oder mit dem Parameter `-g/--gui` wird der Variable `ui_status` der Wert 1 zugewiesen. Diese Variable wird im weiteren Verlauf des Codes dazu verwendet, um entscheiden zu können welche Visualisierungsmöglichkeit ausgewählt wurde.

Der aktuelle Stand ist, dass nur die Nachricht für den Nutzer ausgegeben wird, dass das Graphical User Interface gestartet wird. Da die Entwicklung einer weiteren Benutzerschnittstellen den Umfang dieser wissenschaftlichen Arbeit sprengen würde, ist die Möglichkeit vorhanden zukünftig eine weitere Schnittstelle hinzuzufügen, jedoch dies in der aktuellen Version nicht umgesetzt.

Falls der Nutzer den Parameter `-t/--terminal` verwendet hat, wird die Funktion `start_chess_maste(ui_status)` mit dem Übergabeparameter `ui_status` und dessen Wert 0 aufgerufen. Sollte der Nutzer den Parameter `-v/--version` verwenden erhält die aktuelle Versionsnummer.

```
In [3]: def main():
        if args.terminal or (not (args.gui) and not (args.terminal)
            and not (args.version)):
            ui_status = 0
            start_chess_master(ui_status)
        elif args.terminal:
            ui_status = 1
            start_chess_master(ui_status)
        elif args.version:
            print(__version__)
```

Die zusätzlichen Argumente, die der Nutzer angeben kann, werden in der Funktion `start_chess_master(ui_status)` verwendet um damit steuern zu können, ob die Einstellungen des Spiels gesetzt wurden, oder diese abgefragt werden müssen.

4.4 Erstellen der Spieler

Vor dem Start eines Schachspiels müssen zunächst zusätzlich noch Spiel generell sowie die partizipierenden Spieler der gewünschten Spielertypen erstellt werden. Dazu muss der Spieler dem Programm entweder Parameter mitgeben, wie in Kapitel 4.3 beschrieben, die das Spiel direkt mit den gewünschten Spielern startet, oder aber der Spieler wird während des Erstellvorgangs nach den fehlenden Einstellungen gefragt.

Dazu wird eine Liste an Spielern anhand der gegebenen Informationen erstellt, mittels welcher das Spiel stattfinden kann. Dies findet in der Funktion `interrogate_settings` aus der Schnittstelle `settings/interface.py` statt.

Wird das Spiel mit Parametern gestartet werden diese mit in die `interrogate_settings` Funktion übermittelt. Andernfalls werden alle fehlenden Informationen in der Funktion über die Nutzerschnittstelle abgefragt. Dies sieht wie folgt aus:

```
In [4]: def interrogate_settings(self, player_names=None, player_types=None,
        player_difficulty = None):
        players = []
        for i in range(2):
            num = i+1
            if player_names is None:
                name = self.get_player_name(num)
            else:
```

```

        name = player_names[i]

    if player_types is None:
        player_type = self.get_player_type(num)
    else:
        player_type = player_types[i]

    difficulty = None
    if player_type == 2 and player_difficulty is None:
        difficulty = self.get_difficulty(num)
    elif player_type == 2 and player_difficulty is not None:
        difficulty = player_difficulty[i]

    new_player = PlayerSettings(num, name, player_type, difficulty)
    players.append(new_player)

    return players

```

Dabei werden für jeden Spieler einmal ein Block an Abfragen durchgegangen, der alle Einstellungen abfragt und diese entsprechend speichert.

Nach der Abfrage der Informationen "Name und SSpielertyp" wird im Falle, dass dieser Spielertyp "2", der der KI entspricht, auch noch der Schwierigkeitsgrad abgefragt, sollte dieser nicht bereits als Startparameter übergeben worden sein.

Die Funktionen zur Abfrage dieser Informationen müssen in der Implementierung der Schnittstelle definiert werden. Dies kann also sowohl in der GUI als auch in der Terminal-Implementierung stattfinden. Die Implementierung dieser Informationsabfrage ist in der `settings/terminal.py` Datei vorzufinden und sieht wie folgt aus:

```

In [5]: def get_player_type(self, player_num):
        super().get_player_type(player_num)
        legal_range = range(PLAYER_TYPE_MIN, PLAYER_TYPE_MAX + 1)
        input_msg = PLAYER_TYPE_INPUT_MESSAGE.format(player_num)
        input_player_type = Tools.check_legal_input_int(legal_range, input_msg)
        return input_player_type

    def get_player_name(self, player_num):
        super().get_player_name(player_num)
        return input(PLAYER_NAME_INPUT_MESSAGE.format(player_num))

```

```
def get_difficulty(self, player_num):
    super().get_difficulty(player_num)
    legal_range = range(DIFFICULTY_MIN, DIFFICULTY_MAX + 1)
    input_msg = DIFFICULTY_INPUT_MESSAGE.format(player_num)
    input_difficulty = Tools.check_legal_input_int(legal_range, input_msg)
    return input_difficulty
```

Anschließend wird ein neues Einstellungsparameterschema für Spieler, genannt `PlayerSettings`, erstellt und der Liste hinzugefügt. Diese Liste wird nach Durchgang der Schleife für beide Spieler zurückgegeben.

Nachdem die Einstellungen für alle Spieler bekannt sind, werden die Spieler erstellt. Dies funktioniert wie in nachfolgendem Code-Snippet zu sehen.

```
In [6]: def start_chess_master(ui_status):
        try:
            settings_ui = ui_switcher(ui_status).Settings()
            player_settings = settings_ui.interrogate_settings()
            players = []
            for player_setting in player_settings:
                type = type_switcher(player_setting.type)
                players.append(type.Player(player_setting.num,
                                           player_setting.name, ui_status, player_setting.difficulty))

            chess_master = ChessMaster()
            chess_master.start_chess_game(players)
        except KeyboardInterrupt:
            print("\nYou've quit the game.")
        except Exception:
            traceback.print_exc(file=sys.stdout)
        sys.exit(0)
```

Dabei werden zunächst wie gehabt die Einstellungen abgefragt, ehe eine Liste aller Spieler erstellt wird. Dann wird über jeden Eintrag in der Einstellungsliste iteriert und für diesen zunächst der Spielertyp berechnet. Hierzu wird der `type_switcher` zur Hilfe genommen, welcher je nach angegebenen Typ die entsprechende Klasse des Spielertyps zurückgibt:

```
In [7]: def type_switcher(player_type):
        return {
            1: user,
            2: ai,
```

```

3: api,
4: dummy
}[player_type]

```

Mittels dieser wird dann ein neuer Spieler erstellt, wobei beim Initialisieren alle weiteren Daten mitgegeben werden. Dieser neue Spieler wird dann der Spielerliste hinzugefügt. Mit dieser Liste an Spielern wird dann der `ChessMaster` initialisiert, der im Kapitel 4.5 beschrieben wird.

Zusätzlich kann man das Spiel an dieser Stelle auch mittels eines Keyboard Interrupts (CTRL + C) beenden.

4.5 Verwalten des Schachspiels und Pflege des Spielverlaufs

Ein essentieller Bestandteil im Erstellen eines Schachprogrammes ist das Verwalten des Schachspiels. Dabei muss garantiert werden, dass solange das Spiel nicht vorbei ist, die Spieler abwechselnd einen Zug auswählen können, dieser Zug auf dem vorhandenen Schachbrett durchgeführt wird und das daraus entstehende Brett dem Spieler sichtbar gemacht wird.

Dies ist Aufgabe der `chess_master.py` und ist mit folgendem Code umgesetzt:

```

In [8]: def start_chess_game(self, players):
        board = chess.Board()
        while not board.is_game_over():
            current_player = players[int(not board.turn)]
            current_player.print_board(current_player.name, board)

            move = current_player.get_move(board)
            board.push(move)
            current_player.submit_move(move)

            current_player = players[int(not board.turn)]
            current_player.print_board(current_player.name, board)

```

Dabei wird zunächst ein neues Schachbrett - hier `board` genannt - erstellt. Solange das Spiel auf diesem nicht vorbei ist, das mittels der `board.is_game_over()` Funktion geprüft werden kann, wird dann stets die gleiche Schleife durchlaufen.

In dieser wird zuallererst der aktuelle Spieler ermittelt und referenziert. Dazu wird aus einer vorhandenen Liste aller Spieler derjenige gewählt, dessen Position in der Liste der gespeicherten Zugnummer des boards entspricht. Diese ist entweder 0, wenn der weiße Spieler an der Reihe ist, oder 1, wenn der schwarze Spieler den nächsten Zug auswählen kann.

Der daraus berechnete Spieler wurde zuvor beim Spielstart ein Spielertyp zugewiesen, der auf einer Schnittstelle basiert und somit alle nötigen Funktionen implementiert. Im Verwalter des Schachspiels werden diese nun nach für nach aufgerufen.

Zunächst wird das board für den Spieler ausgegeben mittels der `print_board` Funktion. Ist der Spieler ein Nutzer, so wird diese für gewöhnlich am Nutzerinterface ausgegeben. Dies wird in Kapitel 4.12 näher erläutert. Andernfalls ist dies nicht nötig und die Funktion kann leer bleiben, ohne etwas auszugeben.

Nun kommt es zum wichtigsten Teil - dem Berechnen des nächsten Zuges. Dazu wird der Spieler aufgefordert anhand eines gegebenen boards den nächsten Zug zu nennen. In diesem Teil übernimmt beispielsweise die KI ihre Berechnungen für den nächsten Schachzug. Dies wird in Kapitel 4.6 erklärt. Der Nutzer dagegen gibt diesen mittels eines Eingabefeldes ein, das beispielsweise über die Nutzer Interface Schnittstelle `player/user_input/terminal.py` implementiert ist wie hier zu sehen ist:

```
In [9]: def get_move(self, legal_moves):  
        super().get_move(legal_moves)  
        input_msg = ASK_FOR_MOVE_MESSAGE.format(legal_moves)  
        move = Tools.check_legal_input_string(legal_moves,input_msg,  
        WRONG_INPUT_MESSAGE)  
        return move
```

Nachdem der Zug vom entsprechenden Spieler berechnet und zurückgegeben wurde, wird dieser dem aktuellen board hinzugefügt. Dadurch wechselt auch automatisch der Spieler, der an der Reihe ist, wodurch dieser im nächsten Schleifendurchlauf nach dessen Zug gefragt wird.

Abschließend wird das neue board nochmal abgeschickt. Dabei kann zum Beispiel eine erneute Ausgabe des Schachbretts mit dem aktualisierten Zustand stattfinden oder beispielsweise bei der Nutzung einer Schach-API der gewählte Zug an die Schnittstelle gesendet werden.

Nach dem Ende des Spiels wird noch das Ergebnis ausgegeben. Diese Ausgabe erfolgt zur aktuellen Version ausschließlich über die Konsole. Dies sieht wie folgt aus:


```
In [14]: def start_chess_game(self, players):
    repeat = 1
    while repeat == 1:

        board = chess.Board()
        turn_list = list()
        while not board.is_game_over():
            current_player = players[int(not board.turn)]
            current_player.print_board(current_player.name, board)

            move = current_player.get_move(board)
            board.push(move)
            current_player.submit_move(move)

            turn_list.append(board.fen().split(" ")[0])

        current_player = players[int(not board.turn)]
        current_player.print_board(current_player.name, board)

        result = Tools.get_board_result(board)
        if result is 1:
            print("{} (White) has won".format(players[0].name))
        elif result is -1:
            print("{} (Black) has won".format(players[1].name))
        else:
            print("Draw")

        self.groom_board_history(board, turn_list)
        repeat = int(input(GAME_FINISHED_MESSAGE))
```

Dabei wird zuerst das Ergebnis an Hand der `get_board_result` Funktion aus der Hilfsklasse "Tools" ermittelt. Diese sieht wie folgt aus:

```
In [11]: def get_board_result(board):
    if board.is_variant_loss():
        return -1 if board.turn == chess.WHITE else 1
    elif board.is_variant_win():
        return 1 if board.turn == chess.WHITE else -1
    elif board.is_variant_draw():
        return 0
```

```

    # Checkmate.
    if board.is_checkmate():
        return -1 if board.turn == chess.WHITE else 1

    # Draw claimed.
    if board.can_claim_draw():
        return 0

    # Fifty-move rule or fivefold repetition.
    if board.can_claim_fifty_moves() or board.is_fivefold_repetition():
        return 0

    # Insufficient material.
    if board.is_insufficient_material():
        return 0

    # Stalemate.
    if not any(board.generate_legal_moves()):
        return 0

    return 0

```

Dabei wird jede mögliche Option, wie das Spiel zum Ende gekommen sein kann, durchgegangen und anschließend das jeweilige Ergebnis zurückgegeben. Eine 1 steht für einen Sieg für weiß, eine -1 für einen Sieg für schwarz und eine 0 für ein Unentschieden beziehungsweise einen Remis.

Nach Abfrage des Ergebnisses werden beide Spieler abhängig von diesem entweder dazu aufgefordert eine Siegesbenachrichtigung auszugeben oder aber eine Benachrichtigung über die Niederlage oder ein Unentschieden.

Zusätzlich zu dem Verwalten des Spiels ist es auch Aufgabe des **ChessMasters** die Historie aller Spiele zu pflegen. Dazu wird zunächst eine Liste von Schachbrettern der Klasse **chess.Board** angelegt. Nach jedem durchgeführten Zug wird der neue Zustand des boards zu dieser hinzugefügt. Dabei wird das Schachbrett in der FEN-Notation gespeichert, die in einem String den exakten Zustand des Schachbretts wiedergeben kann. Dabei wird jedoch nur der erste Teil dieser Notation gespeichert, da dieser alleine bereits Aufschluss über die Positionierungen gibt. Die darauffolgenden Teile sind zum Speichern des Spielers, der am

Zug ist, wie viele Züge bereits durchgeführt wurden und weitere Informationen, die zum Bewerten in der Historie nicht notwendig sind.

Zum Speichern der Züge in einem Verlauf wird die Funktion zum einen um eine Liste `turn_list` erweitert, in die die Züge dann als FEN Notation abgespeichert werden, die in 3.2.2 erklärt wurde.

Nach Ende des Spiels muss diese Liste noch in die bestehende Historie eingepflegt werden. Dies ist in folgendem Code-Snippet zu sehen.

```
In [13]: def groom_board_history(self, final_board, turn_list):
          victory_status = Tools.get_board_result(final_board)

          new_turn_dict = dict.fromkeys(turn_list, victory_status)

          history = pd.read_csv(HISTORY_FILE_LOC)
          history_dict = dict(zip(list(history.board), list(history.value)))

          merged_history_dict = { k: new_turn_dict.get(k, 0) +
                                  history_dict.get(k, 0) for k in set(new_turn_dict)
                                  | set(history_dict) }
          merged_history = pd.DataFrame(list(merged_history_dict.items()),
                                         columns=['board', 'value'])

          merged_history.to_csv(HISTORY_FILE_LOC)
```

Dabei wird zuerst das Ergebnis ermittelt mittels der bereits vorgestellten Funktion `get_board_result`. Danach wird ein Dictionary angelegt, das auf der einen Seite jeden gespeicherten Zustand des einzupflegenden Spiels als Schlüssel enthält und auf der anderen Seite als Wert den Ausgang des Spiels. Zur Erinnerung - dieser beträgt 1 bei Sieg von Weiß, 0 bei Unentschieden/Remis und -1 bei Sieg von Schwarz.

Nachdem das Dictionary der neu einzupflegenden Züge angelegt ist, wird die vorhandene Historie aus der entsprechenden Datei ausgelesen. Dies wird mittels der in `panda` enthaltenen Funktion `pd.read_csv` durchgeführt. Anschließend wird auch daraus ein Dictionary erstellt, indem die Zeile "board" als Schlüssel und die Zeile "value" als Wert verwendet wird.

Nun werden die beiden Dictionaries zusammengefügt. Dazu wird für jeden Schlüssel aus dem Dictionary der neu einzupflegenden Spielzüge oder dem vorhandenen Historie-Dictionary der berechnete Wert aus ersterem auf den vorhandenen Wert in der Spielhistorie aufaddiert. Dadurch erhalten wird ein Dictionary, das alle Schachzustände aus der Historie sowie den neuen Spielzuständen vereint und dessen Werte durch Addition kombiniert,

wodurch der neu berechnete Wert Aufschluss über den wahrscheinlichen Sieger ausgehend von einem bestimmten Zustand geben kann.

Anschließend wird dieses Dictionary in ein Panda Dataframe umgewandelt, wobei der Schlüssel für die Zeile "board" und der Wert für die Zeile "value" verwendet wird, um das DataFrame anschließend wieder zu der CSV-Datei zu speichern.

Zusätzlich wurde noch ein Parameter **repeat** eingeführt, um das Spiel mit den gleichen Einstellungen nochmal wiederholen zu können. Dazu wird am Ende des Spiels abgefragt, ob das Spiel wiederholt werden soll. Solange dies mit einer "1" bestätigt wird, wird das Spiel von vorne gestartet. Andernfalls wird das Spiel und somit das Programm beendet.

Dies ermöglicht nicht nur eine Verwaltung des Spiels, sondern gleichzeitig auch eine Speicherung aller möglichen Zustände, die bei den Evaluierungsfunktionen (beschrieben in Kapitel 4.11) zur Hilfe genommen werden können

4.6 Zugfindung durch KI

Die zentrale Aufgabe der KI ist es, den bestmöglichen Zug für eine gegebene Situation zu finden. Dazu wird es von dem **ChessMaster** aufgefordert und dazu das aktuelle board mit übergeben.

```
In [18]: OPENING_MAX_FULLMOVE_NUM = 6
         FINISHING_MAX_PIECES = 13
         MAX_BOARD_VALUE = float("inf")

         def get_move(board):
             game_status = 2
             evaluation_func = evaluate_board

             opening_book = import_opening_book(OPENING_BOOK_LOC)

             if board.fullmove_number <= OPENING_MAX_FULLMOVE_NUM:
                 game_status = 1
                 move = get_opening_move(board, opening_book)
                 if not move is None:
                     return move

             white_material = get_value_by_color(board, chess.WHITE, False)
             black_material = get_value_by_color(board, chess.BLACK, False)
```

```

if white_material <= FINISHING_MAX_PIECES and
    black_material <= FINISHING_MAX_PIECES:
    game_status = 3

pieces_counter_white = sum(len(board.pieces(piece_type,
    chess.WHITE)) for piece_type in chess.PIECE_TYPES)
pieces_counter_black = sum(len(board.pieces(piece_type,
    chess.BLACK)) for piece_type in chess.PIECE_TYPES)

if pieces_counter_white + pieces_counter_black <= 5:
    board.evaluation_func = get_dtz_value
    evaluation_func = get_dtz_value

evaluation_funcs_dict = get_evaluation_funcs_by_dif(game_status, 3)

return iterative_deepening(board,
    get_max_depth_by_game_status(game_status),
    evaluation_func, evaluation_funcs_dict)

```

Dabei gibt es 3 erreichbare Status, in der sich das Spiel befinden kann:

- Eröffnungsspiel
- Mittelspiel
- Endspiel

Für alle 3 Status unterscheidet sich die Art, wie die KI einen Zug finden soll. Standardmäßig befindet sich das Spiel im Zeitfenster des Mittelspiels. Mittels dieser wird im Minimax Algorithmus (Kapitel 4.10) nach dem besten Zug gesucht. Dies ändert sich, wenn eine der zwei folgenden Bedingungen zutrifft:

Die erste ist für den Fall, dass sich das Spiel noch innerhalb der ersten 10 Züge (5 Züge pro Spieler) befindet. In dem Fall wird es noch als Eröffnungsspiel gewertet und es wird zuerst ein Eröffnungsspielzugbuch geprüft, ob dies einen passenden Zug zur Verfügung hat. Dies ist in Kapitel 4.7 beschrieben. Andernfalls wird standardmäßig in die “iterative Tiefensuche” Funktion gegeben, die in Kapitel 4.9 beschrieben wird.

Die zweite Möglichkeit ist, dass sich das Spiel im Endspiel befindet. Dazu wird von beiden Seiten ein Wert der Materialien berechnet. Dies wird später noch bei den Evaluierungsfunktionen in Kapitel 4.11 näher beschrieben. Ist für beide Spieler der Wert unter 13, so gilt das Spiel als Endspiel. Dafür werden auch die Evaluierungsfunktionen geändert, um

statt der üblichen Evaluationen den DTZ Wert zu nehmen, der in Kapitel 4.8 erklärt wird, um per Minimax Algorithmus (Kapitel 4.10) nach dem besten Zug zu suchen.

In beiden Fällen wird der `game_status` geändert. Anhand dieser bestimmt die Funktion `get_evaluation_funcs_by_dif` die Gewichtungsfaktoren, die den einzelnen Evaluierungsfunktionen zugewiesen werden, um diese je nach Spielsituation optimal miteinander zu kombinieren. Diese Funktion sieht wie folgt aus:

```
In [19]: MAX_DEPTH_START = 4
        BOARD_VALUE_FACTOR_START = 50
        ATTACKED_PIECES_FACTOR_START = 10
        BOARD_POSITIONS_FACTOR_START = 50
        OPP_BOARD_POSITIONS_FACTOR_START = 50
        KING_SAFETY_FACTOR_START = 5
        OPP_KING_SAFETY_FACTOR_START = 5
        MOBILITY_FACTOR_START = 4
        HISTORY_FACTOR_START = 1

        MAX_DEPTH_MID = 4
        BOARD_VALUE_FACTOR_MID = 50
        ATTACKED_PIECES_FACTOR_MID = 10
        BOARD_POSITIONS_FACTOR_MID = 25
        OPP_BOARD_POSITIONS_FACTOR_MID = 25
        KING_SAFETY_FACTOR_MID = 5
        OPP_KING_SAFETY_FACTOR_MID = 5
        MOBILITY_FACTOR_MID = 4
        HISTORY_FACTOR_MID = 0

        MAX_DEPTH_END = 10
        BOARD_VALUE_FACTOR_END = 50
        ATTACKED_PIECES_FACTOR_END = 20
        BOARD_POSITIONS_FACTOR_END = 10
        OPP_BOARD_POSITIONS_FACTOR_END = 10
        KING_SAFETY_FACTOR_END = 5
        OPP_KING_SAFETY_FACTOR_END = 10
        MOBILITY_FACTOR_END = 10
        HISTORY_FACTOR_END = 5

def get_evaluation_funcs_by_dif(game_status, difficulty):
    factor_dict = get_factors_by_game_status(game_status)
```

```

funcs_by_deg_of_dif = {
    1: {get_board_value: factor_dict.get("board_value")},
    2: {get_board_value: factor_dict.get("board_value"),
        get_attacked_pieces_value: factor_dict.get("attacked_pieces"),
        get_board_value_by_history: factor_dict.get("history")},
    3: {get_board_value: factor_dict.get("board_value"),
        get_attacked_pieces_value:
            factor_dict.get("attacked_pieces"),
        get_board_positions_value:
            factor_dict.get("board_position"),
        get_opp_board_positions_value:
            factor_dict.get("opp_board_position"),
        calculate_king_zone_safety:
            factor_dict.get("king_safety"),
        calculate_opp_king_zone_safety:
            factor_dict.get("opp_king_safety"),
        calculate_mobility_value:
            factor_dict.get("mobility")}
}

return funcs_by_deg_of_dif.get(difficulty)

def get_factors_by_game_status(game_status):
    return {
        1: {
            "board_value": BOARD_VALUE_FACTOR_START,
            "attacked_pieces": ATTACKED_PIECES_FACTOR_START,
            "board_position": BOARD_POSITIONS_FACTOR_START,
            "opp_board_position": OPP_BOARD_POSITIONS_FACTOR_START,
            "king_safety": KING_SAFETY_FACTOR_START,
            "opp_king_safety": OPP_KING_SAFETY_FACTOR_START,
            "mobility": MOBILITY_FACTOR_START,
            "history": HISTORY_FACTOR_START
        },
        2: {
            "board_value": BOARD_VALUE_FACTOR_MID,
            "attacked_pieces": ATTACKED_PIECES_FACTOR_MID,
            "board_position": BOARD_POSITIONS_FACTOR_MID,
            "opp_board_position": OPP_BOARD_POSITIONS_FACTOR_MID,
            "king_safety": KING_SAFETY_FACTOR_MID,

```

```

        "opp_king_safety": OPP_KING_SAFETY_FACTOR_MID,
        "mobility": MOBILITY_FACTOR_MID,
        "history": HISTORY_FACTOR_MID
    },
    3: {
        "board_value": BOARD_VALUE_FACTOR_END,
        "attacked_pieces": ATTACKED_PIECES_FACTOR_END,
        "board_position": BOARD_POSITIONS_FACTOR_END,
        "opp_board_position": OPP_BOARD_POSITIONS_FACTOR_END,
        "king_safety": KING_SAFETY_FACTOR_END,
        "opp_king_safety": OPP_KING_SAFETY_FACTOR_END,
        "mobility": MOBILITY_FACTOR_END,
        "history": HISTORY_FACTOR_END
    }
}[game_status]

```

Dabei wird erst über die Funktion `get_factors_by_game_status` ein passendes Dictionary mit den dem Spielstatus entsprechenden Gewichtungsfaktoren für jede einzelne Evaluierungsfunktion erstellt. Dann werden je nach Schwierigkeitsgrad die durchzuführenden Evaluierungen mitsamt dem aus dem Dictionary passenden Gewichtungsfaktoren zurückgegeben.

Nachdem diese Schritte durchgeführt wurden und nicht schon bereits vorher ein Zug durch die Eröffnungs- oder Endspieldatenbank zurückgegeben wurde, wird die Funktion der “iterative Tiefensuche“, die in Kapitel 4.9 erklärt wird, aufgerufen und das der Rückgabewert dieser Funktion als durchzuführender Zug ausgewählt und somit zurückgegeben. Dazu wird zunächst allerdings noch die maximale Tiefe anhand des Spielstatus ermittelt:

```

In [20]: def get_max_depth_by_game_status(game_status):
        return {
            1: MAX_DEPTH_START,
            2: MAX_DEPTH_MID,
            3: MAX_DEPTH_END
        }[game_status]

```

Der erhaltene Wert wird dann zusammen mit dem aktuellen Spielzustand in die `iterative_deepening` Funktion gegeben, die dann den optimalen Zug ermitteln soll.

4.7 Einbinden und Verwendung von Opening-Books

Im Fall, dass sich das Spiel noch im Anfangszustand befindet, kann ein Opening Book zur Hilfe genommen werden, um einen passenden Zug zu finden.

Opening-Books sind ein wesentlicher Bestandteil der Schach-KI, da diese aus einer großen Anzahl von Eröffnungszügen bestehen. Hierbei wurden die Opening-Books bereits analysiert und konnten durch Überprüfungen als gute Eröffnungen identifiziert werden.

Zur Verwendung dieser Bücher müssen diese Dateien, die im .bin-Format vorliegen, in eine Variable geladen werden, da später auf diese Bücher mittels Funktionen zugegriffen werden soll. Damit die Eröffnungszüge in eine Variable gespeichert werden können, muss der Pfad zu dem Buch vorliegen, der im folgenden Codeausschnitt in eine globale Konstante `OPENING_BOOK_LOC` geschrieben wurde. Dies findet ebenfalls in der Datei `player/ai.pystatt`.

```
In [21]: OPENING_BOOK_LOC = "res/polyglot/Performance.bin"
```

Für das Laden eines Buches in eine Variable wird die Funktion `import_opening_book(self, book_location)` genutzt. Diese hat die Eigenschaft, dass sie als Übergabeparameter eine Konstante erhält, die den Pfad zu dem zu importierenden Opening-Book enthält.

Innerhalb der `import_opening_book` Funktion wird mittels einer If-Verzweigung überprüft, ob der angegebene Pfad eine Datei ist. Sollte dies zutreffen, dann wird, inklusive des Buchpfades, die Funktion `polyglot.open_reader` aus der "chess" Bibliothek aufgerufen. Diese Funktion liefert als Rückgabewert das Opening-Book, welches an die Stelle zurückgegeben wird, an der die Funktion `import_opening_book` aufgerufen wird.

Sollte der Pfad in der Variable `book_location` keine Datei sein, so wird ein *File Not Found*-Fehler geworfen, der dabei den vermeintlichen Pfad mit übergibt.

```
In [22]: def import_opening_book(book_location):  
        '''  
        load an opening book  
        raise an error if system cannot find the opening-book file  
        '''  
  
        if os.path.isfile(book_location):  
            return chess.polyglot.open_reader(book_location)  
        else:  
            raise FileNotFoundError(  
                errno.ENOENT, os.strerror(errno.ENOENT), book_location)
```

Die Funktion zum Importieren des Opening-Books wird im Konstruktor der KI-Klasse aufgerufen, da das Opening-Book bei jeder Verwendung direkt zu Beginn von der KI benötigt wird und somit direkt verfügbar sein muss. Das bringt den Vorteil, dass eine Klassenvariable vorliegt, die von allen Funktionen der Klasse KI verwendet werden kann, sobald der Konstruktor ausgeführt wurde.

Als Übergabewert wird die zuvor definierte Konstante `OPENING_BOOK_LOC` übergeben, die den Pfad zu einem Opening-Book enthält.

Um das Opening-Book verwenden zu können und aus diesem mögliche Eröffnungsstrategien verwenden zu können, wird die Funktion `get_opening_move(self, board, opening_book)` benötigt, die als Übergabewerte das aktuelle Schachbrett und das importierte Book erhält.

Der aktuelle Spielstand in Form des Schachbretts wird benötigt damit das Opening-Book weiß auf welche Situation reagiert werden muss.

Der Sinn der Funktion `get_opening_move` ist es einen Schachzug als Objekt `chess.Move` zurückzugeben, der laut des Opening-Books in dieser Situation angebracht ist. Dafür wird zuerst überprüft, ob die übergebene Variable `opening_book` durch den Konstruktor und dem damit einhergehenden Aufruf der Funktion `import_opening_book` korrekt initialisiert wurde.

Sollte dies nicht der Fall sein wird von der Funktion ein `None` zurückgegeben.

Falls das Opening-Book korrekt geladen werden konnte wird durch ein try-except versucht einen passenden Schachzug zu finden. Hierbei wird ein try-except verwendet, da die aufgerufene Funktion `opening_book.weighted_choice(board)` einen `Index Error` wirft, falls das Opening-Book keinen passenden Zug kennt. Wenn dieser Fall eintreten sollte wird ebenfalls ein `None` zurückgegeben. Sollte jedoch das Buch einen passenden Zug haben, dann wird dieser Zug in eine Variable `main_entry` geladen und aus dieser der Zug extrahiert. Die Funktion `weighted_choice` wählt dabei aus den Zügen, die am besten zu dieser Situation passen, einen zufällig aus. Dies macht das Spiel weniger vorhersehbar, wenn der gleiche Gegner mehrfach gegen die KI spielt.

Nachdem dies durchgeführt wurde, muss das Opening-Book geschlossen werden, damit es bei der nächsten Verwendung korrekt genutzt werden kann. Ebenfalls wird der erfolgreich extrahierte Zug zurückgegeben.

```
In [23]: def get_opening_move(board, opening_book):  
        '''  
        get the current board and return move, as string,  
        for this situation
```

```

'''
if not (opening_book is None):
    try:
        main_entry = opening_book.weighted_choice(board)
        move = main_entry.move()
        opening_book.close()
        return move
    except IndexError:
        return None
else:
    return None

```

4.8 Einbinden und Verwendung von Endspiel Datenbanken

Analog dazu kann im Fall, dass sich das Spiel dem Ende neigt, eine Endspiel Datenbank zur Zugfindung zur Hilfe genommen werden. Auch die Einbindung einer solchen Datenbank wird direkt in der Datei `player/ai.py` vorgenommen.

Dabei befinden sich auf dem Schachfeld nur noch wenige Figuren. Analog zu den Opening-Books wurden bereits viele Endspiele analysiert und für Spielsituationen die optimalen Züge evaluiert. Diese Informationen sind in den Endspiel Datenbanken persistiert, die eine Auskunft darüber geben welche der spielenden Parteien am Gewinnen bzw. Verlieren ist und wie weit diese von einem Schlagzug entfernt sind. Näheres dazu ist in Kapitel 4.8 zu finden.

Durch diese Informationen gepaart mit dem Minimax-Algorithmus lässt sich der optimale Zug im Endspiel finden.

Das Einbinden der Endspiel Datenbank ähnelt sehr stark dem der Opening-Books. Ebenfalls muss zuerst in einer Konstanten der Pfad zu der Endspiel Datenbank angegeben werden.

```
In [24]: SYZYGY_LOC = "res/syzygy"
```

Ebenfalls analog zu dem Vorgehen bei Opening-Books wird in der Funktion `import_syzygy(self, syzygy_location)`, zum Importieren der Datenbank, der Pfad übergeben, der zu den benötigten Daten führt. Der Unterschied in dieser Funktion zu der bei den Opening-Books liegt daran, dass die Daten der Datenbank sich in mehreren Dateien befinden und diese sich in einem Ordner befinden. Dafür muss überprüft werden, ob der

übergebene Pfad tatsächlich auf ein Verzeichnis verweist. Falls dies gegeben ist, dann kann die Funktion `syzygy.open_tablebase(syzygy_location)` der “chess“-Bibliothek aufgerufen werden, die die Datenbank importiert. Nachdem die Daten innerhalb dieser Funktion vorliegen können sie zurückgegeben werden.

Sollte der übergebene Pfad nicht auf ein verfügbares Verzeichnis verweisen, dann wird ebenfalls ein *File Not Found Error* geworfen, der den angegebenen Pfad enthält.

```
In [25]: def import_syzygy(syzygy_location):
        '''
        load a syzygy tablebase
        raise an error if system cannot find the file
        '''
        if os.path.isdir(syzygy_location):
            return chess.syzygy.open_tablebase(syzygy_location)
        else:
            raise FileNotFoundError(
                errno.ENOENT, os.strerror(errno.ENOENT), syzygy_location)
```

Wie bereits aus dem Importieren der Opening-Books bekannt, wird die benötigte Funktion im Konstruktor der Klasse KI aufgerufen.

Zur Berechnung der Partei, die sich aktuell im Vorteil befindet, wird die folgende Funktion `get_dtz_value(self, tablebase, board)` benötigt, die den DTZ-Wert berechnet. Dieser Wert wird auf der Basis des aktuellen Spielzustandes in Form der Variable `board` und der Datenbank in Form der Variable `tablebase` übergeben.

Daraufhin wird mittels eines try-except und der Funktion `probe_dtz(board)` versucht den DTZ Wert zu bestimmen. Das Abfangen eines möglichen *Key Error* wird in diesem Fall benötigt, da die Funktion `probe_dtz` der “chess“ Bibliothek diesen Fehler wirft, wenn der aktuelle Spielzustand zu viele Steine, oder Informationen zu en passant oder einer Rochade enthält.

Die in der Künstlichen Intelligenz verwendete Datenbank unterstützt Endspiele mit bis zu fünf Steinen, jedoch wird dabei nicht auf die Sonderregeln en passant und Rochade geachtet.

Wenn der DTZ-Wert bestimmt werden konnte wird diese an die Stelle zurückgegeben an der die Funktion `get_dtz_value` aufgerufen wurde. Falls es zu einem *Key Error* kommen sollte wird der Wert `None` zurückgegeben.

```
In [26]: def get_dtz_value(tablebase, board):  
        try:  
            return tablebase.probe_dtz(board)  
        except KeyError:  
            return None
```

4.9 Implementierung der iterativen Tiefensuche

Algorithmus

Um den besten Zug, zu finden muss eine Schach-KI im Optimalfall alle möglichen Züge bis zum Ende des Spiels durchgehen, diese bewerten und den aussichtsreichsten Zug wählen. Da dies aber technisch nicht realistisch ist, werden die Züge nur bis zu einer gewissen Tiefe angeschaut und die Zustände über mitgegebene Evaluierungsfunktionen bewertet.

Die KI geht dabei dann wie folgt vor: Alle möglichen Züge werden durchgegangen. Die daraus entstehenden Zustände werden analysiert und evaluiert. Dabei jedoch zählt nicht nur der direkt erreichbare Zustand, sondern auch die aus diesem Zustand erreichbaren Zustände und so weiter. Aus diesem Grund wird immer bis zu einer bestimmten Tiefe in die Züge hineingeschaut und die sich daraus ergebenden Zustände evaluiert.

Um dies jedoch nicht fest immer bis zu einer bestimmten Tiefe durchgehen zu lassen, sondern variabel anzupassen, je nachdem wie viele Züge von dem gegebenen Zustand aus möglich sind, kann ein Zeitlimit dienen. Dabei wird anfangs die Tiefe auf 1 gesetzt und dann mittels des Minimax-Algorithmus die Züge evaluiert. Danach wird die Tiefe um 1 erhöht und erneut der Minimax-Algorithmus angewandt. Dies wird solange wiederholt, bis die angegebene Zeit abgelaufen ist. Dieser Algorithmus nennt sich "iterative Tiefensuche".

Dem Algorithmus muss dazu der aktuelle Zustand sowie eine maximale Tiefe mitgegeben werden. Ist diese erreicht, bricht der Algorithmus ab, unabhängig davon, ob das Zeitlimit überschritten ist oder nicht. Zunächst müssen beim Ausführen einige Werte festgelegt werden. Der folgende Algorithmus zeigt, wie der Prozess der iterative Tiefensuche in der `player/ai.py` implementiert ist.

```
In [27]: def iterative_deepening(board, max_depth, evaluation_func,  
        evaluation_funcs_dict):  
        depth = 1  
  
        time_limit = get_timeout_by_dif(3)
```

```

start_time = int(time.time())
end_time = start_time + time_limit
current_time = start_time

player = bool(board.turn)
best_possible_result = get_best_possible_result(board, player)

legal_moves = list(board.legal_moves)
while current_time < end_time and depth <= max_depth:
    move_val_dict = {}

    best_value = float('-inf')
    best_move = legal_moves[0]

    for move in legal_moves:
        board.push(move)
        value = min_value(str(board.fen()), player,
                           float('-inf'),
                           float('inf'), depth - 1,
                           end_time, evaluation_func, best_possible_result,
                           evaluation_funcs_dict)
        board.pop()
        if value is False:
            value = float('-inf')
        move_val_dict[move] = value
        if value == MAX_BOARD_VALUE:
            return move
        if value > best_value:
            best_value = value
            best_move = move

    legal_moves.sort(key=move_val_dict.get, reverse=True)
    depth += 1
    current_time = int(time.time())

return best_move

def get_timeout_by_dif(difficulty):
    time_limit = {

```

```

1: 5,
2: 10,
3: 45
}
return time_limit.get(difficulty)

```

Zunächst wird die Starttiefe auf 1 festgesetzt. Danach wird die Startzeit auf die aktuelle Zeit gesetzt und die Endzeit berechnet, indem auf die Startzeit das Zeitlimit addiert wird. Zudem wird der erste Wert für die aktuelle Zeit auf die Startzeit festgelegt.

Anschließend wird für den Spieler, der aktuell am Zug ist, berechnet, was das bestmöglich zu erreichende Resultat ist. Dies wird mit der Funktion `get_best_possible_result` durchgeführt. Dies ist dazu gut, um finale Zustände dahingehend zu evaluieren, ob diese für den Nutzer die bestmögliche Option ist (Sieg oder Unentschieden, wenn Sieg nicht mehr möglich ist) und dementsprechend zu bewerten. Die Funktion sieht wie folgt aus.

```

In [28]: def get_best_possible_result(board, player):
        if player and board.has_insufficient_material(chess.WHITE):
            return 0
        if not player and board.has_insufficient_material(chess.BLACK):
            return 0
        if player and not board.has_insufficient_material(chess.WHITE):
            return 1
        if not player and not board.has_insufficient_material(chess.BLACK):
            return -1

```

Dabei muss der Funktion der aktuelle Zustand sowie der Spieler, der an der Reihe ist, mitgegeben werden. Ist der aktuelle Spieler der der weißen Figuren (`player == True`) und hat Weiß unzureichende Materialien für einen Sieg, so ist der bestmögliche Zustand ein Remis. Das gleiche Ergebnis wird zurückgegeben, wenn der Spieler der der schwarzen Figuren ist (`player == False`) und Schwarz unzureichende Materialien hat.

Ist der Spieler jedoch Weiß und er hat noch ausreichend Materialien, so wird der Wert 1 zurückgegeben, da ein Sieg noch erreichbar ist. Genauso wird für den schwarzen Spieler der Wert -1 zurückgegeben, falls er noch ausreichende Materialien besitzt, da dieser noch einen Sieg erreichen kann und der Wert -1 für einen Sieg von Schwarz steht.

Nach dieser Abfrage wird der eigentliche Algorithmus der ‘iterativen Tiefensuche’ durchgeführt.

Dabei wird zunächst eine Liste aller legalen Züge erstellt. Dann wird eine Schleife so lange durchlaufen, bis entweder die Zeit abgelaufen ist oder aber die maximale Tiefe erreicht ist.

In dieser Schleife wird ein Dictionary aller Züge mit ihren berechneten Werte erstellt. Zudem werden Anfangswerte für die besten Züge und dessen Wert festgelegt. Der Anfangswert des besten Zugs wird auf den ersten Zug festgesetzt. Der Wert dieses wird auf den Wert “-Unendlich“ gesetzt.

Nun wird über alle legalen Züge iteriert und für jeden Zug ein temporäres "board" angelegt, das den erreichbaren Zustand widerspiegelt. Nun wird mittels des Minimax-Algorithmus der Wert dieses boards ermittelt. Dabei wird als Alpha “- Unendlich“ und als Beta “Unendlich“ mitgegeben. Was die Werte Alpha und Beta aussagen, wird im Kapitel 4.10 beschrieben. Zudem wird die Tiefe auf einen Wert festgelegt, der um einen Wert geringer ist als die maximale Tiefe, da durch Aufruf der Funktion in die erste Tiefe hineingegangen wurde. Zudem wird die Zeit mitgegeben, zu der der Algorithmus enden muss, damit der Minimax Algorithmus dementsprechend endet und das Zeitlimit nicht überschreitet.

Nachdem der Minimax-Algorithmus fertig durchlaufen ist, wird der Wert mit dem Zug zu dem Dictionary hinzugefügt. Dazu wird zuvor jedoch noch überprüft, ob der Wert 'False' zurückgegeben wurde. Ist dies der Fall, ist das Zeitlimit abgelaufen und der Zug somit ungültig. In dem Fall wird dem Zug der maximal schlechteste Wert zugewiesen.

Gleicht der Wert ansonsten dem maximalen Wert für einen Zustand, ist also dementsprechend ein Sieg, wird der Zug direkt zurückgegeben, da mit diesem dann auf jeden Fall ein Sieg erreicht werden kann. Andernfalls wird der Wert verglichen, ob er besser ist als der aktuelle Wert. Ist dies der Fall, so wird der neue beste Wert auf den aktuell berechneten festgelegt, ebenso wie der beste Zug auf den der aktuellen Iteration gesetzt wird.

Nachdem alle Züge durchlaufen wurden, wird die Liste aller legalen Züge anhand der berechneten Werte sortiert, damit im nächsten Durchlauf die Züge in dieser Reihenfolge durchlaufen werden. Dies verbessert den Durchsatz beim Alpha Beta Pruning, wie in Kapitel 2.4 beschrieben und garantiert zudem, dass der beste Wert der vergangenen Runde gewählt wird, falls der Minimax-Algorithmus beim Durchlaufen der nächst tieferen Tiefe das Zeitlimit erreicht, bevor die Runde komplett evaluiert werden konnte.

Abschließend wird noch die Tiefe um 1 erhöht und die aktuelle Zeit auf die Systemzeit gesetzt, damit anhand dieser entschieden werden kann, ob der Algorithmus noch weiter durchlaufen darf.

Nachdem dann die Zeit abgelaufen ist und alle Züge in der für die angegebenen Zeit maximalen Tiefe evaluiert wurden, wird der bestmögliche Zug zurückgegeben. Dieser wird dann von der KI ausgeführt.

4.10 Implementierung des Minimax-Algorithmus mit Alpha-Beta-Pruning

Um den bestmöglichen Zug zu erkennen, wird beim Minimax Algorithmus jeder Zug bis zu einer gewissen Tiefe betrachtet. Dabei wird unter der Prämisse gehandelt, dass auch der Gegner stets den besten Zug macht. Dies führt dazu, dass der bestmögliche Zug ausgewählt wird (max), der erreichbar ist, wenn der Gegner mit dem für ihn jeweils besten Zug antwortet, der für den Spieler somit der schlechteste ist (min).

Die Umsetzung dabei erfolgt in zwei Funktionen `min_value` und `max_value`. Auch diese sind direkt in der Datei `player/ai.py` vorzufinden. Erstere berechnet dabei den schlechtestmöglichen Ausgang für den Spieler aus einer bestimmten Position, also den besten Ausgang für den Gegner. Letztere berechnet den bestmöglichen Ausgang. Beide Funktionen sind sehr ähnlich aufgebaut und in folgendem Code-Snippet zu sehen.

```
In [29]: def min_value(board_fen, player, alpha, beta, depth, time_limit,
            evaluation_func, best_possible_result, evaluation_funcs_dict):
    board = chess.Board(board_fen)
    v = float('inf')

    if board.is_game_over() or depth == 0:
        return evaluation_func(board, player, best_possible_result,
                                evaluation_funcs_dict)
    if int(time.time()) >= time_limit:
        return False

    for move in board.legal_moves:
        tmp_board = chess.Board(board_fen)
        tmp_board.push(move)

        deeper_val = max_value(str(tmp_board.fen()), player, alpha,
                                beta, depth - 1, time_limit, evaluation_func,
                                best_possible_result, evaluation_funcs_dict)
        if deeper_val is False:
```

```

        return False
    v = min(v, deeper_val)

    if v <= alpha:
        return v
    beta = min(beta, v)
return v

```

Neben des aktuellen Zustands des Spiels in FEN-Notation und dem Spieler, für den es den Zustand zu evaluieren gilt, wird außerdem eine Tiefe sowie ein Zeitlimit mitgegeben sowie die Werte Alpha und Beta. Alpha und Beta sind dabei, wie in Kapitel 2.4 erklärt, dazu da, um den Minimax-Algorithmus zu beschleunigen, indem nicht jeder mögliche Zustand betrachtet wird. Durch diese Werte fallen nämlich solche weg, die direkt als irrelevant betrachtet werden können, da ohnehin bereits ein besserrer (im Fall von `min_value`) bzw. schlechterer (im Fall von `max_value`) Wert gefunden wurde.

Nachdem das Schachbrett über die FEN-Notation erstellt wurde, wird überprüft, ob das Spiel bereits vorbei ist oder die mitgegebene Tiefe auf 0 liegt. In beiden Fällen wird der aktuelle Zustand direkt evaluiert und zurückgegeben. Ansonsten wird geprüft, ob das übergebene Zeitlimit bereits erreicht wurde. In dem Fall wird der Wert 'False' zurückgegeben, damit dieser Zug später automatisch den maximal negativen Wert zugewiesen bekommen kann (siehe iterative Tiefensuche).

Ist auch dies nicht der Fall, werden alle von dem gegebenen Zustand aus erreichbaren Zustände durchgegangen. Dazu wird zunächst ein temporäres Schachbrett erstellt und der Zug auf diesem ausgeführt. Dies ist dann der neue, erreichbare Zustand. Dieser wird dann in die nächsttieferen Iteration gegeben, bei der nun der maximale Wert gesucht wird. Dabei wird auch der Spieler mitgegeben sowie die Werte Alpha und Beta und das Zeitlimit ebenso wie die um eins reduzierte Tiefe. Ist dabei ein Wert dabei, der kleiner ist als das aktuelle `v`, wird dieser Wert als das neue `v` genommen. Andernfalls bleibt `v` beim aktuellen Wert.

Anschließend wird überprüft, ob der Wert `v` kleiner ist als der aktuelle Alpha Wert. Ist dies der Fall, muss der Pfad keine weitere Beachtung finden und es kann direkt `v` zurückgegeben werden. Ist dies nicht der Fall, so wird Beta auf `v` gesetzt, falls dieser Wert kleiner als das aktuelle Beta ist. Nach Durchgang aller legalen Züge wird dann der sich aus allen diesen Iterationen ergebende Wert `v` zurückgegeben.

Die `max_value` Funktion läuft gleich ab, mit dem einzigen Unterschied, dass hier der maximale statt der minimale Wert gesucht wird und dementsprechend die Vergleiche sowie Startwerte angepasst sind. Außerdem gibt dieser bei der um eins tieferen Iteration in die

`min_value` Funktion, an der Stelle, an der diese in die `max_value` Funktion gibt. Der restliche Aufbau bleibt unverändert.

```
In [30]: def max_value(board_fen, player, alpha, beta, depth, time_limit,
          evaluation_func, best_possible_result, evaluation_funcs_dict):
    board = chess.Board(board_fen)
    v = float('-inf')

    if board.is_game_over() or depth == 0:
        return evaluation_func(board, player, best_possible_result,
                                evaluation_funcs_dict)
    if int(time.time()) >= time_limit:
        return False

    for move in board.legal_moves:
        tmp_board = chess.Board(board_fen)
        tmp_board.push(move)

        deeper_val = min_value(str(tmp_board.fen()), player, alpha,
                                beta, depth - 1, time_limit, evaluation_func,
                                best_possible_result, evaluation_funcs_dict)
        if deeper_val is False:
            return False
        v = max(v, deeper_val)

    if v >= beta:
        return v
    alpha = max(alpha, v)
    return v
```

Mit diesem Algorithmus wird ein Baum aus allen Pfaden erstellt, anhand der der beste Zug ermittelt werden kann. Da es sich jedoch nur selten um Endzustände handelt, für die eine Bewertung trivial erfolgen kann, ist eine Evaluierung der Zustände nötig. Diese wird im nächsten Kapitel beschrieben.

4.11 Evaluierung eines gegebenen Schachbretts

Um gegebene Zustände auch mitten im Spiel bewerten zu können, müssen diese anhand bestimmter Kriterien bewertet werden können, die über Sieg oder Niederlage hinausgehen.

Dazu gibt es verschiedene Ansätze, wie in Kapitel 2.6 erläutert. Einige davon wurden im Laufe des Projektes umgesetzt und implementiert. Diese werden in diesem Kapitel erläutert. Zunächst jedoch gilt es aufzuzeigen, wie die Evaluierung der Zustände im generellen umgesetzt wird.

Zunächst wird zum Evaluieren eines Zustandes jener Zustand sowie der Spieler, für den dieser zu evaluieren ist, in die Funktion `evaluate_board` gegeben, die die Evaluierung zentral verwaltet. Diese befindet sich in der `player/ai.py`.

```
In [31]: def evaluate_board(board, player, best_possible_result,
        evaluation_funcs_dict):
        player_color = chess.WHITE if player else chess.BLACK

        if board.is_game_over():
            result = Tools.get_board_result(board)
            if result is best_possible_result:
                return MAX_BOARD_VALUE
            if result is best_possible_result * -1:
                return -1 * MAX_BOARD_VALUE

        evaluation_val = 0
        for func, value in evaluation_funcs_dict.items():
            if value > 0:
                evaluation_val = evaluation_val + value *
                    func(board, player_color)
        return evaluation_val
```

Dabei wird zunächst anhand des Spielers die Farbe dieses ermittelt, die später bei den einzelnen Evaluierungsfunktionen benötigt wird.

Dann wird für den Fall, dass der gegebene Zustand einem Endzustand gleicht, das Ergebnis dieses ermittelt. Gleicht dieses dem bestmöglichen Ergebnis, dass mittels der `get_board_result` Funktion zuvor ermittelt wurde, so wird der maximale Wert (Unendlich) für den Zustand zurückgegeben. Ist das Ergebnis des übermittelten Zustands jedoch eine Niederlage, wird der maximale Wert umgekehrt und zurückgegeben (minus Unendlich).

Gleicht der Zustand keinem Endzustand, so werden bestimmte Evaluationsfunktionen durchlaufen und aufaddiert. Dazu startet der Wert bei 0 und für jede Evaluierungsfunktion wird das Ergebnis dieser multipliziert mit einem festgelegten Faktor zu dem Gesamtwert aufaddiert. Die Faktoren sowie die durchzuführenden Evaluierungsfunktionen sind dabei

abhängig vom Schwierigkeitsgrad der KI sowie vom Spielstatus (Eröffnung, Mittelspiel, Endspiel).

Dabei werden zur Performanz-Steigerung jedoch nur Evaluierungsfunktionen durchgegangen, deren Faktor höher als 0 liegt. Der Grund dafür ist, dass bestimmte Funktionen je nach Spielstatus leichter aus der Evaluierung herausgenommen werden können, ohne, dass das gesamte Dictionary angepasst werden muss und zudem keine unnötige Rechenzeit durch Berechnung eines Werts benötigt wird, der im Endeffekt ohnehin nicht zum Evaluierungswert aufaddiert wird.

Der daraus entstehende Evaluierungswert, der zurückgegeben wird, gibt einen guten Aufschluss über den Wert des aktuellen Zustands. Dazu werden verschiedene Evaluierungsfunktionen verwendet, wie in folgendem Abschnitt zu sehen ist. Diese befinden sich in der Datei `misc/ai_evaluation_lib.py`.

4.11.1 Materialbewertung

Eine zentrale sowie einfache Bewertung ist dabei die Bewertung der vorhandenen Materialien auf dem Spielfeld. Dabei werden alle Figuren der jeweiligen Spieler zusammengezählt und je nach Figur mit einem Wert multipliziert.

Hierbei ist zunächst jedem Figurentyp ein Wert zuzuweisen. Üblicherweise werden Bauern dabei 1 Punkt, Türmen 5 Punkte, Springern sowie Läufern jeweils 3 Punkte und der Dame 9 Punkte zugeordnet. Dies geschieht über die Funktion `assign_piece_value()`. Dabei wird der Typ angegeben und die Punkte zurückgegeben. Zusätzlich kann angegeben werden, ob auch der König einen Wert zugewiesen bekommen soll. Diese werden dann über die `map` Funktion nach Farbe in der `get_value_by_color` Funktion für alle auf den Feldern befindlichen Figuren zusammengerechnet.

```
In [32]: PAWN_VALUE = 1
         ROOK_VALUE = 5
         KNIGHT_VALUE = 3
         BISHOP_VALUE = 3
         QUEEN_VALUE = 9
         KING_VALUE = 15

def assign_piece_value(piece_type, count_king=True):
    return {
        1: PAWN_VALUE,
        2: KNIGHT_VALUE,
```

```

        3: BISHOP_VALUE,
        4: ROOK_VALUE,
        5: QUEEN_VALUE,
        6: KING_VALUE if count_king else 0
    }.get(piece_type, 0)

def get_value_by_color(board, color, count_king=True):
    pieces_value = map(
        lambda piece_type: len(board.pieces(piece_type, color)) *
            assign_piece_value(piece_type, count_king), chess.PIECE_TYPES)
    return sum(pieces_value)

def get_board_value(board, color, count_king=True):
    white_value = get_value_by_color(board, chess.WHITE, count_king)
    black_value = get_value_by_color(board, chess.BLACK, count_king)

    return white_value - black_value if color is chess.WHITE
        else black_value - white_value

```

Um den Gesamtwert des Schachbretts zu berechnen muss zunächst der Wert aller weißer Figuren berechnet werden und von diesem der Wert aller schwarzen Figuren abgezogen werden. Je nach angegebenem Spieler wird für diesen ein positiver Wert zurückgegeben, wenn das Spiel zu dessen Gunsten verläuft und ein negativer, wenn dies nicht der Fall ist.

Damit die Werte der Spieler berechnet werden können, wird die Anzahl aller Figurentypen der jeweiligen Farbe berechnet und diese mit dem Wert der Figurentypen multipliziert. Am Ende werden die Ergebnisse für alle Figurentypen zusammengezählt und zurückgegeben.

4.11.2 Materialbewertung attackierter Figuren

Die Berechnung der attackierten Figuren ist ähnlich zu dem Vorgehen bei der Berechnung des Brettwerks. Dabei werden erst die Werte, der vom weißen Spieler attackierten Figuren berechnet und davon die Werte der vom schwarzen Spieler attackierten Figuren abgezogen. Auch hierbei ist ein positives Ergebnis zum Vorteil des angegebenen Spielers und ein negativer Wert zum Vorteil des Gegenübers. Ebenso gilt umso höher der Wert, desto deutlicher der Vorteil.

```
In [33]: def get_attacked_pieces_value_by_color(board, attacker_color,
defender_color):
    # filters squares for attacked squares, on which a figure of
    defender is placed
    attacked_squares = filter(lambda square:
        board.is_attacked_by(attacker_color, square)
        and not board.piece_at(square) is None and
        board.piece_at(square).color is defender_color, chess.SQUARES)
    # maps piece type to attacked figure
    attacked_pieces = map(lambda square: board.piece_at(square).piece_type,
        attacked_squares)
    # maps piece value to attacked pieces
    value = map(assign_piece_value, attacked_pieces)
    # sums piece value of all attacked pieces
    return sum(value)

def get_attacked_pieces_value(board, color):
    # factor for weakening value if opponet turn comes first
    white_factor = 1 if bool(board.turn) else 1/2
    black_factor = 1/2 if bool(board.turn) else 1

    white_value = white_factor *
        get_attacked_pieces_value_by_color(board, chess.WHITE, chess.BLACK)
    black_value = black_factor *
        get_attacked_pieces_value_by_color(board, chess.BLACK, chess.WHITE)

    return white_value - black_value if color is chess.WHITE
        else black_value - white_value
```

Um diese Werte der attackierten Figuren zu berechnen wird jedes Feld durchgegangen. Daraus werden die Felder gefiltert, die von einer Figur der Farbe des Verteidigers belegt sind und von einer Figur der angreifenden Farbe attackiert werden können. Anschließend wird zu diesen Feldern der Typ der Figur zugeordnet, die sich auf dem Feld befindet. Daraufhin werden diesen ihre jeweiligen Werte zugeordnet und diese abschließend aufsummiert.

4.11.3 Positionsbewertung

Um die Positionen der einzelnen Figuren zu bewerten, werden zunächst für jeden Figuren-typen Matrizen benötigt, die über jedes Feld eine Aussage über den Wert der Position der Figur geben. Diese sind in Kapitel 2.6.2 einsehbar. An Hand dieser Matrizen wird dann Aussage über den Wert getroffen.

Dabei wird zunächst jedes Feld auf dem Schachbrett durchgegangen und die darauf befindliche Figur berechnet. Dies wird mittels einer verschachtelten Schleife gelöst, die zunächst alle Reihen durchgeht und dann die einzelnen Felder in dieser Reihe.

In [35]: `import numpy as np`

```
PAWN_POSITION_MATRIX = np.array( [[0,0,0,0,0,0,0,0],
                                   [50,50,50,50,50,50,50,50],
                                   [10,10,20,30,30,20,10,10],
                                   [5,5,10,25,25,10,5,5],
                                   [0,0,0,20,20,0,0,0],
                                   [5,-5,-10,0,0,-10,-5,5],
                                   [5,10,10,-20,-20,10,10,5],
                                   [0,0,0,0,0,0,0,0]])

KNIGHT_POSITION_MATRIX = np.array( [[-50,-40,-30,-30,-30,-30,-40,-50],
                                     [-40,-20,0,0,0,0,-20,-40],
                                     [-30,0,10,15,15,10,0,-30],
                                     [-30,5,15,20,20,15,5,-30],
                                     [-30,0,15,20,20,15,0,-30],
                                     [-30,5,10,15,15,10,5,-30],
                                     [-40,-20,0,5,5,0,-20,-40],
                                     [-50,-40,-30,-30,-30,-30,-40,-50]])

BISHOP_POSITION_MATRIX = np.array( [[-20,-10,-10,-10,-10,-10,-10,-20],
                                     [-10,0,0,0,0,0,0,-10],
                                     [-10,0,5,10,10,5,0,-10],
                                     [-10,5,5,10,10,5,5,-10],
                                     [-10,0,10,10,10,10,0,-10],
                                     [-10,10,10,10,10,10,10,-10],
                                     [-10,5,0,0,0,0,5,-10],
                                     [-20,-10,-10,-10,-10,-10,-10,-20]])
```



```

ROOK_POSITION_MATRIX = np.array( [[0,0,0,0,0,0,0,0],
                                   [5,10,10,10,10,10,10,5],
                                   [-5,0,0,0,0,0,0,-5],
                                   [-5,0,0,0,0,0,0,-5],
                                   [-5,0,0,0,0,0,0,-5],
                                   [-5,0,0,0,0,0,0,-5],
                                   [-5,0,0,0,0,0,0,-5],
                                   [0,0,0,5,5,0,0,0]])

QUEEN_POSITION_MATRIX = np.array( [[-20,-10,-10,-5,-5,-10,-10,-20],
                                   [-10,0,0,0,0,0,0,-10],
                                   [-10,0,5,5,5,5,0,-10],
                                   [-5,0,5,5,5,5,0,-5],
                                   [0,0,5,5,5,5,0,-5],
                                   [-10,5,5,5,5,5,0,-10],
                                   [-10,0,5,0,0,0,0,-10],
                                   [-20,-10,-10,-5,-5,-10,-10,-20]])

KING_POSITION_MATRIX = np.array( [[-30,-40,-40,-50,-50,-40,-40,-30],
                                   [-30,-40,-40,-50,-50,-40,-40,-30],
                                   [-30,-40,-40,-50,-50,-40,-40,-30],
                                   [-30,-40,-40,-50,-50,-40,-40,-30],
                                   [-20,-30,-30,-40,-40,-30,-30,-20],
                                   [-10,-20,-20,-20,-20,-20,-20,-10],
                                   [20,20,0,0,0,0,20,20],
                                   [20,30,10,0,0,10,30,20]])

def assign_piece_matrix(piece_type):
    return {
        1: PAWN_POSITION_MATRIX,
        2: KNIGHT_POSITION_MATRIX,
        3: BISHOP_POSITION_MATRIX,
        4: ROOK_POSITION_MATRIX,
        5: QUEEN_POSITION_MATRIX,
        6: KING_POSITION_MATRIX
    }.get(piece_type, np.zeros((8,8)))

def get_board_positions_value(board, color):
    sum = 0

```

```

for rank in range(0,8):
    for file in range(0,8):
        piece = board.piece_at(chess.square(file, rank))
        if (piece and piece.color == color):
            piece_pos_value =
                get_position_value_by_square(board, rank,
                    file, color)
            sum += piece_pos_value
return sum / 100

```

Nachdem die Figur ermittelt wurde wird diese, falls diese der angegebenen Farbe angehört, gemeinsam mit den Werten für Reihe und Spalte an die Funktion `get_position_value_by_square` übergeben. Nachdem diese den Wert zurückgegeben hat wird dies zu der bisherigen Summe aufaddiert und am Ende die Summe aller Figuren geteilt durch 100 zurückgegeben. Der Divisor 100 rührt daher, dass die Positionen der einzelnen Figuren in dessen Matrizen recht hoch gewertet sind und somit insgesamt noch etwas abgeschwächt werden müssen, um die Funktion mit den restlichen Evaluierungsfunktionen ungefähr auf eine Bedeutungshöhe zu bringen.

In der Funktion `get_position_value_by_square` wird mittels der Matrix der Wert der Figur an der gegebenen Position ermittelt.

```

In [36]: def get_position_value_by_square(board, rank, file, color):
        piece_type = board.piece_type_at(chess.square(file, rank))
        piece_matrix = assign_piece_matrix(piece_type)
        if color == chess.BLACK else np.flip(assign_piece_matrix(piece_type))
        piece_pos_value = piece_matrix[rank,file]
        return piece_pos_value

```

Dazu wird zunächst der Typ der Figur auf dem gegebenen Feld ermittelt. Dann wird die dazu passende Matrix bestimmt und entsprechend gespiegelt, falls die Farbe des angegebenen Spielers weiß sein sollte, damit die Matrix mit den Positionen aus der Sicht des Spielers übereinstimmt.

Schlussendlich wird der Wert in der Matrix über die Reihe und Spalte ermittelt und zurückgegeben.

Um die Positionen des Gegners zu berechnen, kann folgende Funktion dienen, die die angegebene Farbe invertiert und so den Wert der gegnerischen Positionen berechnen und zurückgeben kann.

```
In [37]: def get_opp_board_positions_value(board, color):
         opp_color = chess.WHITE if color is chess.BLACK else chess.BLACK
         return -1 * get_board_positions_value(board, opp_color)
```

4.11.4 Königszonen-Sicherheit

Ein weiterer, wichtiger Wert ist die Sicherheit des Königs bemessen anhand der Figuren, die dessen Zone angreifen.

Dazu wird diese Zone berechnet und dann alle Figuren, die diese Zone angreifen ermittelt. Mittels der in Kapitel 2.6.3 vorgestellten Berechnung wird dann der Wert des Angriffs auf die Königszone berechnet.

```
In [38]: def calculate_king_zone_safety(board, color):
         attacker_color = chess.WHITE if color == chess.BLACK else chess.BLACK
         king_zone = calculate_king_zone(board, color)
         attackers = get_attackers_by_squares(board, king_zone, attacker_color)
         attack_weight = get_king_attack_weight(len(attackers))
         value_of_attack = 0
         for attacker in attackers:
             value_of_attack += get_king_attack_constants(attacker.piece_type)

         return -1 * (value_of_attack * attack_weight) / 1000
```

Dabei wird zuerst die Farbe des Angreifers berechnet, indem die gegebene Farbe umgekehrt wird. Danach wird mittels der Funktion `calculate_king_zone` die Königszone berechnet. Diese Funktion gibt eine Menge von Feldern zurück, die der Königszone angehören.

```
In [39]: def calculate_king_zone(board, color):
         king_zone = chess.SquareSet()
         king_rank, king_file = get_piece_position(board,
             chess.Piece(chess.KING, color))

         rank_range = range(0,4) if color == chess.WHITE else range(-3, 1)
         for rank_summand in rank_range:
             if (king_rank + rank_summand) in range(0, 8):
                 for file_summand in range(-1, 2):
                     if (king_file + file_summand) in range(0,8):
                         king_zone.add(chess.square(king_file + file_summand,
                             king_rank + rank_summand))
```

```
return king_zone
```

Um dies zu ermöglichen, wird zunächst die Position des Königs ermittelt. Dabei werden alle Felder durchgegangen bis der König der entsprechenden Farbe gefunden wurde. Dann wird Reihe sowie Spalte zurückgegeben:

```
In [40]: def get_piece_position(board, piece):
        for rank in range(0,8):
            for file in range(0,8):
                if board.piece_at(chess.square(file, rank)) == piece:
                    return rank, file
```

Nun werden alle Felder der Königszone einzeln durchgegangen und zu der Menge an Feldern hinzugefügt. Dabei werden bei den Spalten alle Felder bis 3 Felder in Richtung des Gegners durchgegangen und für jede Spalte ein Feld links bis zu einem Feld rechts von dem König mitgezählt. Hierfür wird zuvor jeweils überprüft, ob sich die Spalte beziehungsweise die Reihe noch auf dem Spielfeld befindet. Ist dies der Fall, wird das Feld der Menge hinzugefügt und diese wird am Ende zurückgegeben.

Als nächstes wird dann für diese Menge an Feldern ermittelt, welche Figuren diese Felder angreifen. Dies wird mittels der `get_attackers_by_squares` Funktion durchgeführt.

```
In [41]: def get_attackers_by_squares(board, square_set, attacker_color):
        attacker_dict = {}
        for square in square_set:
            attacker_square_set = board.attackers(attacker_color, square)
            for attacker_square in attacker_square_set:
                attacker_piece = board.piece_at(attacker_square)
                if not (attacker_piece.piece_type is chess.PAWN
                        or attacker_piece.piece_type is chess.KING):
                    attacker_dict[attacker_piece] =
                        attacker_dict.get(attacker_piece, 0) + 1
        return attacker_dict
```

Dabei wird jedes Feld einzeln durchgegangen und für alle jeweils eine Menge an Figuren erstellt, die dieses Feld angreifen. Alle Angreifer werden dann einzeln durchgegangen und dessen Figurentyp ermittelt. Wenn dies weder ein Bauer noch ein König ist, wird die Figur einem Dictionary von allen Angreifern hinzugefügt. Der Wert dieses Eintrags setzt sich aus der Anzahl der Felder zusammen, die von dieser Figur angegriffen werden. Dieses Dictionary wird nach Durchgang jedes Feldes zurückgegeben.

Nachdem dieses Dictionary zurückgegeben wurde, wird die Gewichtung der Attacke ermittelt. Dabei wird die Anzahl der verschiedenen Figuren, die die Zone angreifen, zur Hilfe genommen und ein entsprechender Wert zurückgegeben, wie in Kapitel 2.6.3 beschrieben.

```
In [42]: def get_king_attack_weight(piece_counter):
```

```
    return {
        0: 0,
        1: 0,
        2: 50,
        3: 75,
        4: 88,
        5: 94,
        6: 97,
        7: 99
    }.get(piece_counter)
```

```
def get_king_attack_constants(piece):
```

```
    return {
        chess.KNIGHT: 20,
        chess.BISHOP: 20,
        chess.ROOK: 40,
        chess.QUEEN: 80
    }.get(piece, 0)
```

Abschließend wird für jeden Angreifer noch der Wert dieses ermittelt, wie ebenfalls in Kapitel 2.6.3 beschrieben, und diese alle aufaddiert. Dieser wird dann mit dem berechneten Gewicht multipliziert und durch 1000 dividiert. Das Ergebnis aus dieser Berechnung wird dann zurückgegeben und gibt einen Aufschluss über die Sicherheit des Königs. Dies kann auch für die Sicherheit des gegnerischen Königs angewandt werden, indem schlicht die Farbe des Angreifers auf die eigene Farbe gesetzt wird. Auch hier kann die Sicherheit des gegnerischen Königs berechnet werden, indem die Funktion ausgeführt wird, nachdem zuvor die angegebene Farbe invertiert wird.

```
In [43]: def calculate_opp_king_zone_safety(board, color):
```

```
    opp_color = chess.WHITE if color is chess.BLACK else chess.BLACK
    return -1 * calculate_king_zone_safety(board, opp_color)
```

4.11.5 Mobilität

Bei der Berechnung eines Wertes zur Mobilität wird dieser anhand der Differenz der legalen Züge von Spieler schwarz und Spieler weiß festgemacht. Dazu wird zunächst überprüft, ob es überhaupt möglich ist einen Zug auszuführen. Ist dies nicht der Fall ist sowohl die Anzahl der Züge des Spielers, der am Zug ist, als auch die des nachfolgenden Spielers 0. Andernfalls wird ein zufälliger (hier: der erste) legaler Zug ausgeführt und der Wert der legalen Züge von diesem berechnet. Dabei wird aus Performanz Gründen nicht der Durchschnitt aller möglichen Züge berechnet, sondern ein zufälliger Wert. Andernfalls hätte diese einzelne Evaluierungsfunktion so viel Zeit in Anspruch genommen, dass die Gesamtzahl an evaluierbaren Zügen um knapp ein Zehntel sinkt.

```
In [44]: def get_num_of_legal_moves_by_color(board, color):
    player = chess.WHITE if bool(board.turn) else chess.BLACK
    if player == color or len(list(board.legal_moves)) is 0:
        return len(list(board.legal_moves))
    else:
        overall_legal_moves = 0
        for action in board.legal_moves:
            tmp_board = chess.Board(str(board.fen()))
            tmp_board.push(action)
            overall_legal_moves += len(list(tmp_board.legal_moves))
        return overall_legal_moves / len(list(board.legal_moves))

def calculate_mobility_value(board, color):
    player = chess.WHITE if bool(board.turn) else chess.BLACK
    current_turn_len = len(list(board.legal_moves))

    if current_turn_len > 0:
        tmp_board = chess.Board(str(board.fen()))
        tmp_board.push(list(board.legal_moves)[0])
        next_turn_len = len(list(tmp_board.legal_moves))
    else:
        next_turn_len = 0

    if player == color:
        return (current_turn_len - next_turn_len) / 10
    else:
        return (next_turn_len - current_turn_len) / 10
```

Abschließend wird die Differenz der Anzahl der legalen Züge vom aktuellen Spielzustand und des berechneten möglichen nächsten Zustandes berechnet und zurückgegeben. Dabei wird entweder ein positiver Wert zurückgegeben, wenn der aktuelle Spieler mehr Züge hat. Dies ist der Fall, wenn der Spieler, der aktuell an der Reihe ist, dem entspricht, aus dessen Sicht der Zustand evaluiert wird. Andernfalls wird ein Wert aus der Sicht des Spielers zurückgegeben, der als nächstes am Zug ist. So wird gewährleistet, dass das Ergebnis stets aus Sicht des Spielers berechnet wird, aus dessen Sicht der Zustand evaluiert werden soll.

4.11.6 Bewertung an Hand angelegter Historie

Besonders am Anfang des Spiels ist es oft unschlüssig, wie man ein Schachbrett bewerten kann, da noch sehr viele Optionen des Spielverlaufs offen sind. Dabei kann eine angelegte Historie helfen, die Aufschluss über Siegchancen geben kann. Wie eine solche Historie angelegt werden kann, wurde in Kapitel 4.5 besprochen.

```
In [45]: def get_board_value_by_history(board, color):  
        dataset = pd.read_csv(HISTORY_FILE_LOC)  
        row = dataset.loc[dataset['board'] == board.fen().split(" ")[0]]  
        value = row['value'].item() if len(row['value']) == 1 else 0  
        return value if color is chess.WHITE else -1*value
```

Abgefragt werden kann diese, indem zunächst die Daten aus der Datei geladen werden. Dann wird die Reihe abstrahiert, dessen Wert in der Spalte “board“ dem mitgegebenen Zustand (in FEN-Notation konvertiert) gleicht. Dazu wird der entsprechende Wert ausgelesen und zurückgegeben. Beim Zurückgeben wird der Wert noch negiert, falls der angegebene Spieler der der schwarzen Steine ist, da in der Historie die Werte aus Sicht des Spielers der weißen Figuren gespeichert wird.

4.12 Ausgabe des Schachbretts und Eingabe von Schachzügen

Nachdem die Schach-KI bereits Berechnungen durchführen und somit auf Schachzüge reagieren kann ist die Visualisierung des Spielverlaufs ein essenzieller Bestandteil, wenn ein Spieler mit der KI spielen soll. Dabei hat die Visualisierung einerseits die Aufgabe die aktuelle Spielsituation zu illustrieren, als auch andererseits die vom Spieler gewählten Züge entgegenzunehmen.

In Kapitel 3.1 sind die Kriterien für diese wissenschaftliche Arbeit aufgelistet und ein wichtiger Aspekt dabei ist die Visualisierung des Spiels mittels ASCII-Zeichen in der Konsole. Damit das Schachbrett angezeigt werden kann werden zwei verschiedene Bibliotheken benötigt.

`sty` ist eine Python Bibliothek, die die Hintergrund- und Schriftfarbe in der Konsole für einzelne Zeichen angeben kann. Hierbei unterstützt die Bibliothek verschiedene 24bit Farben, die eine optimale Auswahl an Farben für das Schachbrett garantieren. Eine Hürde bei der Umsetzung ist, dass Microsoft Windows Betriebssysteme aktuell Probleme mit der Visualisierung und der Verwendung dieses Moduls hat. Um jedoch trotzdem ein Schachbrett mit unterschiedlich farbigen Feldern und Figuren, die sich von dem Hintergrund der Konsole abheben, garantieren zu können wird die Bibliothek `colorama` benötigt.

`colorama` ist ebenfalls eine Python Bibliothek, mittels der Hintergrund- und Schriftfarbe angegeben werden kann. Jedoch ist der Farbraum auf acht verschiedene Farben begrenzt und bietet somit im Gegensatz zu `sty`, bei der Bibliothek 16.777.216 verschiedene Farben verfügbar sind, eine weniger gut unterscheidbare Farbpalette für die Visualisierung des Schachbretts.

Aus der Bibliothek `sty` muss `fg` für die Darstellung der Schriftfarbe, `bg` für die Darstellung der Hintergrundfarbe und `rs` importiert werden. `rs` wird benötigt um die Farben nach Verwendung wieder auf die Standardfarben der Konsole zu setzen.

Hingegen muss aus der Bibliothek `colorama` die Funktion `init` importiert werden, die speziell für die Visualisierung der Farben auf Microsoft Windows Betriebssystemen benötigt wird. Dabei filtert die Funktion `init` die ANSI Zeichenketten, da diese von Microsoft Windows Produkten nicht unterstützt wird und ersetzt diese durch die äquivalenten Windows Befehle.

Ebenfalls wird aus `colorama` die Unterstützung für die Veränderung von Schrift- und Hintergrundfarben `Fore/Back` importiert.

```
In [42]: from sty import fg, bg, rs
         from colorama import init
         from colorama import Fore, Back
```

Neben dem Import der benötigten Module werden Konstanten definiert, die im weiteren Verlauf der Visualisierung mehrfach benötigt werden. Hierunter fällt die Definition der Hintergrund- und Schriftfarben für `sty` und `colorama` und eine Liste, die alle benötigten Buchstaben eines Schachbretts enthält, die zur Benennung der X-Achse benötigt werden. Ebenfalls werden drei Konstanten definiert, die eine Anweisung für den Nutzer enthalten

und zu einem passenden Zeitpunkt ausgegeben werden, wie bspw. die Eingabe des zu verwendenden Zuges des Nutzers.

```
In [43]: FG_BLACK = fg(0, 0, 0)
         FG_WHITE = fg(255, 255, 255)
         BG_BLACK = bg(222, 184, 135)
         BG_WHITE = bg(211, 211, 211)

         FG_BLACK_WIN = Fore.BLACK
         FG_WHITE_WIN = Fore.RED
         BG_BLACK_WIN = Back.YELLOW
         BG_WHITE_WIN = Back.GREEN

         NUM_TO_ALPHABET = [" ", "A", "B", "C", "D", "E", "F", "G", "H"]

         ASK_FOR_MOVE_MESSAGE = "Possible Moves: {}\nEnter your move: "
         WRONG_INPUT_MESSAGE = "Given move not in legal moves. Please repeat"
         PLAYER_TURN_MESSAGE = "\n\nIt's {}'s turn: "
```

Damit die Schach-KI die Ausgabe je nach Betriebssystem ändern kann muss erst ermittelt werden, ob der Nutzer ein Microsoft Produkt nutzt, oder nicht. Dafür wird eine Funktion `os_is_windows` definiert, die als Rückgabewert ein Boolean-Wert gibt, ob es sich um ein Windows handelt, oder nicht.

```
In [44]: def os_is_windows(self):
         return {
             'linux1' : False,
             'linux2' : False,
             'darwin' : False,
             'win32' : True
         }[sys.platform]
```

Verwendet wird die Funktion `os_is_windows` in `ensure_windows_compability`, die die Aufgabe hat die `colorama` Funktion `init()` zu verwenden, wenn es sich um ein Microsoft Betriebssystem handelt. Die Funktion `init` bekommt in diesem Fall den speziellen Übergabewert `autoreset=True`, der dafür zuständig ist die Schrift- und Hintergrundfarbe nach Verwendung von `colorama` auf die ursprüngliche zu stellen.

Die Funktion `ensure_windows_compability` gibt den Boolean-Wert, ob es sich um ein Microsoft Betriebssystem handelt zurück.

```
In [45]: def ensure_windows_compability(self):
          os_windows = self.os_is_windows()
          if os_windows:
              init(autoreset=True)
          return os_windows
```

Die zuletzt eingeführten Funktionen werden von dem Programm im Konstruktor aufgerufen und der Boolean-Wert der Variable `need_win_support` zugewiesen. Diese Variable wird im späteren Verlauf der Visualisierung benötigt, um entscheiden zu können, ob das Modul `sty` oder `colorama` genutzt werden soll.

Damit der Nutzer der Schach-KI schnell erkennen kann welche Figur sich auf welchem Feld befindet wird in der Visualisierung auf der X-Achse die Buchstaben A bis H angegeben. Zur Ausgabe dieser Zeichen wird die Funktion `print_alphabetical_description` verwendet, die mittels einer for-Schleife von 0 bis einschließlich 8 iteriert und nacheinander die Zeichen aus der `NUM_TO_ALPHABET` Konstante ausgibt.

Das erste Zeichen, das ausgegeben wird, ist ein Leerzeichen, da das Schachbrett zur besseren Navigation neben den Buchstaben auch Zahlen enthalten soll und somit diese erste Spalte nicht das Schachbrett, sondern die Zahlen sind.

Die Python `print` Funktion wird während der gesamten Ausgabe des Schachbretts mit zusätzlichen Parametern ausgestattet, die den Inhalt zentrieren und diesem eine bestimmte Breite zuweisen. Ebenfalls ist es in Python 3 Standard, dass nach der `print` Funktion eine neue Zeile gestartet wird, dies wird mittels `end=''` umgangen, da das Schachbrett nicht jedes Feld in einer neuen Zeile besitzen soll.

```
In [46]: def print_alphabetical_description(self):
          for i in range(0,9):
              print(NUM_TO_ALPHABET[i].center(3), end='')
          print("\n", end='')
```

Um das Schachbrett besser ausgeben und Farben zuordnen zu können wird es in eine Matrix umgewandelt. Die Formatierung in eine Matrix wird in der Funktion `create_board_matrix(self, board)` umgesetzt, die als Übergabewert die aktuelle Spielsituation erhält.

Aus dem Schachbrett wird mittels der Funktion `fen()` die aktuelle Schachsituation als Zeichenkette exportiert. Hierbei muss darauf geachtet werden, dass nur der erste Teil der Zeichenkette beachtet wird und nicht zusätzliche Informationen, wie bspw. die Partei, die am Zug ist, exportiert wird.

Da das Board als Zeichenkette bspw. 8/2K5/4B3/3N4/8/8/4k3/8 so aussehen kann und die Informationen einer Zeile durch ein / voneinander getrennt sind, wird in einer for-Schleife pro Iteration die Informationen bis zum nächsten / ausgelesen. Daraufhin wird für jedes Element dieser Informationen überprüft, ob es sich um eine Zahl oder einen Buchstaben handelt. Sollte es sich um eine Zahl handeln, dann ist dies die Anzahl der freien Felder bis zum nächsten Zeichen oder der nächsten Zeile. Für jede Zahl wird ein Leerzeichen pro Höhe der Zahl zu einer Liste `line` hinzugefügt. Handelt es sich um keine Zahl, sondern um einen Buchstaben, dann ist dies eine Figur und diese wird ebenfalls zur Liste `line` hinzugefügt.

Nach jeder Zeile wird die Liste `line` zu einer weiteren Liste `board_matrix` hinzugefügt, die nach Abschluss der Funktion `create_board_matrix` zurückgegeben wird.

```
In [47]: def create_board_matrix(self, board):
        board_fen = board.fen().split(" ")[0]
        board_matrix = []
        for row in board_fen.split("/"):
            line = []
            for character in row:
                if character.isdigit():
                    for empty in range(int(character)):
                        line.append(" ")
                else:
                    line.append(character)
            board_matrix.append(line)
        return board_matrix
```

Zur optimalen Visualisierung des Schachbretts können die Buchstaben, die eine Figur beschreiben gewandelt werden. Für diese Umsetzung wird die Funktion `piece_switcher(self, piece)` benötigt, die anhand der übergebenen Buchstaben die Figur als Unicode-Zeichen zurückgibt.

```
In [48]: def piece_switcher(self, piece):
        return {
            "K": u'\u2654',
            "Q": u'\u2655',
            "R": u'\u2656',
            "B": u'\u2657',
            "N": u'\u2658',
            "P": u'\u2659',
            "k": u'\u265A',
```

```

        "q": u'\u265B',
        "r": u'\u265C',
        "b": u'\u265D',
        "n": u'\u265E',
        "p": u'\u265F'
    }.get(piece, piece)

```

Für die Ausgabe eines Feldes und dessen Farben ist die Funktion `create_piece(self, character, field_is_dark)` zuständig, die die Schachfigur als Buchstaben und einen booleschen Wert, ob das zu erzeugenden Feld dunkel oder hell sein muss, übergeben bekommt.

Zu Beginn wird mittels des Buchstabens das passende Zeichen ausgewählt und je nachdem, ob der Buchstaben groß oder klein geschrieben ist eine andere Schriftfarbe zugeordnet. Die weißen Figuren werden als Groß- und die schwarzen als Kleinbuchstaben geschrieben.

Daraufhin wird der Figur je nach dem Wert der Variable `field_is_dark` eine Hintergrundfarbe zugewiesen und dies zurückgegeben.

Da jedoch Microsoft Windows kein Unicode in Konsolen unterstützt, wird bei Nutzern dieses Betriebssystems nur die Buchstaben ausgegeben. Die Implementierung dieser Windows-Spezifikation wird innerhalb der Funktion `create_piece_win(self, character, field_is_dark)` umgesetzt, die analog zu der vorgestellten ist, jedoch sich in dem Punkt unterscheidet, dass das Modul `colorama` verwendet wird und kein Unicode-Zeichen ausgegeben wird, sondern der übergebene Buchstabe.

```

In [49]: def create_piece(self, character, field_is_dark):
        chess_piece = str(self.piece_switcher(character))
        chess_piece_color = FG_BLACK if character.isupper()
            else FG_WHITE
        colored_chess_piece = chess_piece_color + chess_piece.center(3)
            + fg.rs
        background_color = BG_BLACK if field_is_dark is False
            else BG_WHITE
        field = background_color + colored_chess_piece + bg.rs
        return field

```

Zur Koordination dieser vorgestellten Funktionen und somit der Ausgabe des Schachbretts wird die Funktion `print_board(self, player_name, board)` verwendet. Dabei wird zuerst die Konstante `PLAYER_TURN_MESSAGE` mit dem passenden Spielernamen ausgegeben und daraufhin die Matrix des Schachbretts berechnet.

Daraufhin werden die Buchstaben der x-Achse des Schachbretts ausgegeben und darauf eine for-Schleife verwendet, die aus der Anzahl der vorhandenen Spalten iteriert. Innerhalb dieser Schleife wird jeweils zu Beginn einer Zeile die aktuelle y-Achsen Zahl ausgegeben und daraufhin eine neue for-Schleife gestartet, die berechnet, ob das Feld dunkel oder hell sein muss. Ebenfalls wird in dieser zweiten for-Schleife Gebrauch von der Funktion `create_piece` gemacht und die Schachfigur ausgegeben. Am Ende jeder Zeile wird, analog zum Beginn einer Zeile, die y-Achsen Zahl ausgegeben.

Nachdem alle Zeilen ausgegeben wurden, wird erneut die x-Achsen Beschreibung der Konsole übermittelt.

```
In [51]: def print_board(self, player_name, board):
          super().print_board(player_name, board)
          print(PLAYER_TURN_MESSAGE.format(player_name))
          board_matrix = self.create_board_matrix(board)
          self.print_alphabetical_description()
          for row_index, row in enumerate(board_matrix):
              print((str(8 - row_index)).center(3), end=" ")
              for field_index, field in enumerate(row):
                  field_is_dark = bool((field_index + row_index) % 2)
                  colored_field = self.create_piece(field, field_is_dark)
                  if not self.need_win_support:
                      else self.create_piece_win(field, field_is_dark)
                  print(colored_field, end=' ')
              print((str(8 - row_index)).center(3))
          self.print_alphabetical_description()
```

4.13 Starten des Spiels im Jupyter Notebook

Um das Spiel auch im Jupyter Notebook starten zu können ist hier eine vereinfachte Variante des `chess_master` vorzufinden. Dabei werden keine Spieler dynamisch erstellt, sondern abwechselnd der Nutzer und die KI nach einem Zug gefragt.

Zum Ausgeben des aktuellen Zustands ist hier außerdem noch eine Funktion zu sehen, mittels der die Schachbretter als SVG im Jupyter Notebook ausgegeben werden können.

```
In [54]: from IPython.display import SVG, display

          def print_board_svg(board):
              display(SVG(chess.svg.board(board=board)))
```

Im vereinfachten Verwalter des Spiels wird auf ein Anlegen und Verwalten der Spielhistorie verzichtet. Stattdessen wird nach Erstellen des Spiels zunächst der Spieler nach seinem nächsten Zug gefragt und im nächsten Zug die KI aufgefordert einen zu berechnen. Danach wird der Zug zu dem board hinzugefügt und im nächsten Durchlauf wieder ausgegeben. Dies wird solange wiederholt bis das Spiel vorüber ist. Dazu sind zunächst noch alle nötigen Importe für das Spiel aufzulisten.

```
In [ ]: import pandas as pd
import misc.tools as Tools
import chess
import chess.svg
import chess.polyglot
import os
import numpy as np
import time

board = chess.Board()
while not board.is_game_over():
    print_board_svg(board)
    if board.turn:
        legal_moves = list(map(board.uci, board.legal_moves))
        move = None
        while move not in legal_moves:
            print("Legal moves:")
            print(legal_moves)
            move = input("Please enter your move: ")
        move = chess.Move.from_uci(move)
    else:
        move = get_move(board)

    board.push(move)

result = Tools.get_board_result(board)
if result is 1:
    print("{} (White) has won".format(players[0].name))
elif result is -1:
    print("{} (Black) has won".format(players[1].name))
else:
```

```
print("Draw")
```

Dies ermöglicht ein Spielen des Spiels auch direkt im Jupyter Notebook, wenn auch mit eingeschränkten Funktionalitäten. Die KI jedoch ist voll funktionsfähig.

5 Diskussion

In diesem fünften Kapitel wird das Ergebnis aus Kapitel 4 mit den gestellten Kriterien in Kapitel 3.1 in Bezug gesetzt. Somit wird die Frage beantwortet, ob das Projekt erfolgreich verlaufen ist und ebenfalls werden die Gewichtungsfaktoren der KI evaluiert.

Neben der Evaluierung und der Kriterienerfüllung, wird ein Ausblick bezüglich des Projektes und mögliche zukünftige Ziele gegeben.

5.1 Evaluation

Ein in Kapitel 3.1 gesetztes Ziel setzt einen bestimmten Elo-Wert für die zu entwickelnde Schach-KI voraus. Damit die Schachfähigkeiten der KI verbessert werden können, gibt es sogenannte Evaluierungsfunktionen, die als Stellschrauben für die KI dienen. Hierbei beschreiben diese Stellschrauben verschiedene Eigenschaften auf, die geachtet werden müssen und somit die KI bei der Evaluierung des besten Zuges beeinflussen.

Dabei werden Parameter wie die maximale Zugtiefe, die angibt wie viele Züge und deren Auswirkung in die Zukunft berechnet werden soll, verwendet, um einen bestmöglichen Zug für die aktuelle Spielsituation zu erhalten. Der Clou dieser Parameter ist, dass die KI anhand der Parameter restringiert wird und ihre Berechnungen mit bestimmten Werten beginnt.

Dies wird anschaulicher an einem Beispiel, das von dem Parameter `KING_SAFETY_FACTOR` handelt. Dieser Faktor beeinflusst die Berechnung der Sicherheit eines Königs anhand der Königszone (näheres dazu in Kapitel 2.6.3), indem der Wert der Königszone durch den Faktor `KING_SAFETY_FACTOR` erhöht wird und somit die KI bei einem niedrigeren Wert Züge auswählt, die die Sicherheit des Königs weniger stärken sollen und sich bei einem hohen Wert für Züge entscheidet, die mehr auf die Sicherheit des Königs ausgelegt sind.

Neben den bereits erläuterten Parameter für die Königszonen-Sicherheit und der Tiefe der zu evaluierenden Züge, gibt es weitere Stellschrauben, die für die Gewichtung des Materialwerts, den Wert der angegriffenen Steine, die Positionierung der Steine, die Sicherheit des gegnerischen Königs und die Wichtigkeit von in vergangenen Spielen durchgeführte Züge, die zu einem Sieg führten, wichtig sind.

Der Verlauf eines Schachspiels kann in drei verschiedenen Bereiche unterteilt werden. Jede dieser Phasen während des Spielverlaufs besitzen die oben genannten Parameter. Hierbei unterscheiden sich die Parameter häufig von Phase zu Phase. Ein Beispiel für die Unterschiedliche Gewichtung der Parameter pro Phase ist die Historie der vergangenen Züge und deren Gewichtung. Im Eröffnungsspiel kann die Historie gut genutzt werden, da zu Beginn eines Spiels häufig die gleichen Züge genutzt werden, um eine möglichst gute Startposition in das Spiel zu erhalten. Im weiteren Verlauf des Spiels steigt die Anzahl der Möglichkeiten der verschiedenen Züge stark an und es kommt dazu, dass oft ein Zug noch nicht in einem vergangenen Spiel verwendet wurde und somit darüber keine Informationen vorhanden sind, ob dieser Zug vielversprechend für einen Sieg ist. Daraus resultiert, dass der Parameter der Historie in der zweiten und dritten Phase des Spiels nicht gewichtet werden sollte und die Wichtigkeit anderer Parameter, die für diese Phase essenzieller sind, stärker gewichtet werden. Analog dazu ist es bei den anderen Stellschrauben und dies führt dazu, dass jede Phase ihre eigenen Parameter benötigt.

Um die optimale Gewichtung der Parameter erhalten zu können wird die Schach KI einerseits gegen sich selbst und gegen die [Chess.com](#) KI antreten. Damit die KI gegen sich selbst antreten kann, wurde der Code für eine Testinstanz auf eine Weise manipuliert, dass zwei KIs mit unterschiedlichen Parametern gegeneinander antreten können.

Da zum aktuellen Zeitpunkt noch keine Integration einer API für eine Schach KI integriert wurde, wird das Spiel in einer Konsole manuell ausgeführt und die Chess.com KI gleichzeitig im Browser oder in der mobilen Applikation gestartet. Der Tester gibt hierbei jeweils manuell die Züge der einzelnen KIs in die beiden Benutzerschnittstellen ein.

Durch eine intensive Evaluierung der Funktionen konnte die Schach KI an diversen Stellen besser eingestellt werden. Die Erkenntnisse bzgl. der Wichtigkeit einzelner Parameter und deren Gewichtung, die durch die Evaluierung bestimmt wurden, werden, neben dem bereits erwähnten Parameter der Historie, folgend erläutert.

Als wichtigste Stellschraube der KI hat sich die Evaluierungsfunktion zur Berechnung der Materialbewertung herausgestellt. Hierbei nimmt diese einen wichtigen Platz in der Evaluierung des besten Zuges ein, da der Fokus somit auf der Gesamtheit aller Steine liegt und nicht nur einzelne als wichtig erachtet werden. Anhand des Parameters der attackierten Steine kann dies erläutert werden.

Wenn der Faktor dieser Evaluierungsfunktion nach oben korrigiert wird und den der Materialbewertung übersteigt, dann wird für einzelne Steine eine sehr gute Position errechnet, jedoch wird dabei das Kollektiv der anderen Steine vernachlässigt und diese befinden sich im darauffolgenden Zug häufig in einer deutlich schlechteren Position. Die

Evaluierungsfunktion, die die attackierten Positionen betrachtet, ist ein zentraler Baustein der Schach KI, sollte jedoch nicht die Berechnung des Boardwertes übersteigen.

Der Parameter `BOARD_POSITIONS_FACTOR` ist dafür zuständig, für einen einzelnen Stein einen guten Zug und somit eine möglichst positive Position zu wählen. Der Nachteil dieser Funktion ist, dass wenn der Boardfaktor zu hoch gesetzt ist, ein Stein nach Abschluss des Zuges sich zwar in einer guten Position befindet, jedoch häufig im darauffolgenden Zug einfach geschlagen werden kann.

Die maximale Tiefe der möglichen Züge, die die Schach KI in die Zukunft schauen soll, unterscheiden sich zwischen den Phasen deutlich. Während des Eröffnungsspiels wird primär das Opening-Book verwendet. Sollte dies keinen passenden Zug finden, dann wird auf die Evaluierungsfunktion zurückgegriffen. Hingegen ist der Blick in mögliche kommende Züge im Hauptspiel und vor allem dem Endspiel entscheidend über Sieg und Niederlage und somit wird dort die Tiefe stark gewichtet.

Durch die Evaluierung ist ebenfalls aufgefallen, dass bei einer zu hohen Gewichtung der Königszonensicherheit der König zwar durch andere Steine geschützt wird, jedoch dadurch andere Steine einen weniger wichtigen Wert haben und somit mehr von diesen geschlagen werden. Durch diese sehr defensive Spielweise war es der KI nicht möglich Spiele zu gewinnen und hat somit häufig schnell verloren.

Der Parameter `MOBILITY_FACTOR_END` ist wichtig für die Mobilität der Steine einer Partei und somit essenziell für den Aufbau und der Durchführung eines Angriffs. Die optimale Gewichtung des Faktors befindet sich in den ersten beiden Phasen im Vergleich zu den restlichen Parametern im unteren Bereich. Im Endspiel hat dieser Parameter jedoch einen sehr wichtigen Wert, da sich nur noch wenige Steine auf dem Schachbrett befinden und somit höhergewichtige Steine eine große Distanz mit einem Zug überwinden können. Durch eine gute Mobilität im Endspiel kann somit der gegnerische König einfacher in eine für ihn ungünstige und einschränkende Position geraten. Somit kann durch eine große Gewichtung der Mobilität einfacher ein König Schachmatt gestellt werden.

Nach der Optimierung der Parameter der Evaluierungsfunktionen der Schach KI, konnte diese eine Chess.com KI mit einem Elo-Wert von 1200 mehrfach schlagen und kann somit oberhalb eines Amateurs angesiedelt werden.

5.2 Kriterienerfüllung

Am Ende der wissenschaftlichen Arbeit muss evaluiert werden, ob das Projekt und die in Kapitel 3.1 gestellten Kriterien erfüllt wurden. Auf der Basis dieser Informationen kann

entschieden werden, ob das Ziel dieser wissenschaftlichen Arbeit erfolgreich abgeschlossen werden konnte.

Es wurde eine Lösung entwickelt, die es ermöglicht das Spiel Schach gegen eine KI zu spielen. Dabei wurde die KI auf der Basis der in Kapitel 2 eingeführten Algorithmen realisiert.

Die Interaktion mit der Schach KI verläuft über eine Konsole mit einer ASCII-Ausgabe, die ein Schachbrett simuliert. Ebenfalls zeichnet sich der Code durch eine gute Dokumentation und ein solides beliebig erweiterbares Grundgerüst aus.

Das Projekt wurde neben den gestellten Anforderungen um einige weitere nutzbare Eigenschaften erweitert. Darunter zählt die Evaluierung und Implementierung der wichtigsten Funktionen in einem Jupyter Notebook, das dem Leser es ermöglicht den Code eigenhändig und einfach zu verändern und direkt das Ergebnis präsentiert zu bekommen. Ebenfalls enthalten diese Implementierungen in den Jupyter Notebooks detailreiche und strukturierte Erläuterungen.

In der Kriterienformulierung ist definiert, dass die KI einen Elo-Wert von mindestens 1000 besitzen muss. Da die vorliegende KI einen Schach KI mit dem Wert von 1200 schlagen konnte wurde dieses Ziel ebenfalls übererfüllt.

Ebenfalls wurde zusätzlich ein Dockercontainer erstellt, der es einem Nutzer der Schach KI ermöglicht, schnell die Schach KI aufsetzen zu können ohne, dass dieser sich um die Installation diverser Python Pakete kümmern muss. Ein weiterer positiver Aspekt des Dockercontainers ist es, dass die Pakete und ebenfalls Python nur innerhalb des Containers installiert wird und diese somit keine Problemen außerhalb des Containers bereiten können.

Zusätzlich zu den gestellten Anforderungen wurde die Schach KI bereits bei der Entwicklung der Architektur darauf ausgelegt, beliebig erweitert zu werden. Dabei wurde bereits eine Schnittstelle für eine GUI (Graphical User Interface) und eine API (Application Programming Interface) vorbereitet.

Ebenfalls wurden die Anforderungen in der Anzahl der Evaluierungsfunktionen übertroffen, da neben den drei benötigten Funktionen die Schach KI um drei weitere ergänzt wurde und somit eine noch bessere Evaluierung der besten Züge vornehmen kann. Zu den drei zusätzlichen Evaluierungsfunktionen zählen die sogenannten Opening-Books, das Endspiel Datenbank und die Königszonen-Sicherheit.

Somit kann abschließend gesagt werden, dass das Projekt erfolgreich abgeschlossen wurde, da die gesetzten Ziele erreicht und teilweise übertroffen wurden.

5.3 Erkenntnisgewinn und Zukunft

Trotz des erfolgreichen Abschlusses des Projektes sind während der Umsetzung und des Testings einige Aspekte aufgefallen, die bei einer Umsetzung dazu führen, dass die Schach KI effizienter eingesetzt und insgesamt verbessert werden kann.

Darunter zählt die Entwicklung einer GUI, die es insgesamt ermöglicht eine Schachpartie übersichtlicher darzustellen und auch die Nutzung durch einen Laien unterstützt.

Ein weiteres zukünftiges Ziel könnte es sein die Schach KI mit einer API auszustatten, die es ermöglicht, diese gegen eine andere Künstliche Schach Intelligenz antreten zu lassen. In Verbindung mit diesem Aspekt, als auch separat eine sinnvolle Erweiterung, ist die Implementierung eines Machine Learning Algorithmus, der die Fähigkeiten der Schach KI mit jedem Spiel verbessert.

Durch eine intensivere und längere Bewertung der Evaluierungsfunktionen kann der Elo-Wert der Schach KI gesteigert werden und somit konkurrenzfähiger zu anderen Schach KI werden, bzw. auch gegen stärkere Schachspieler bestehen.

Wie bereits in Kapitel 2.5 angesprochen kann durch die Verbesserungsmethodik „quiescence search“ eine weitere Effizienzsteigerung erreicht werden, indem die Züge so lange ausgespielt werden, bis ein ruhiger Zustand entsteht, in dem keine Figur mehr geschlagen werden kann. Dies ermöglicht eine bessere Bewertung des Zustands.

Zusammenfassend kann gesagt werden, dass durch diverse Erweiterungen die Schach KI deutlich stärker werden kann.

Abkürzungsverzeichnis

API Application Programming Interface

ASCII American Standard Code for Information Interchange

DTZ Distance To Zero

GUI Graphical User Interface

KI Künstliche Intelligenz

FEN Forsyth-Edwards-Notation

CSV Comma Separated Value

SVG Scalable Vector Graphics

WDL Win/Draw/Loss

Literaturverzeichnis

- [1] J. Weizenbaum, “ELIZA—a computer program for the study of natural language communication between man and machine,” *Communications of the ACM*, 1966.
- [2] C. E. Shannon, “Programming a Computer for Playing Chess,” *Philosophical Magazine*, 1950.
- [3] R. Alt, K. Deventer, D. J. Klueners, T. Strobl, and T. Wiedmann, “Die FIDE – Schachregeln,” p. 34, 2018. [Online]. Available: <https://www.schachbund.de/satzung-ordnungen.html?file=files/dsb/srk/downloads/FIDE-Regeln-2017-Final-DEU-ENG.PDF>
- [4] “Forsyth-edwards-notation,” 2019. [Online]. Available: <https://de.wikipedia.org/wiki/Forsyth-Edwards-Notation>
- [5] K. R. Apt, “Cooperative Games,” Tech. Rep., 2009. [Online]. Available: <https://homepages.cwi.nl/~apt/coop/10.pdf>
- [6] A. Bernstein and M. d. V. Roberts, “Computer v. Chess-Player,” *Scientific American*, vol. 198, pp. 2–6, 1958.
- [7] E. Bonsdorff, K. Fabel, and O. Riihimaa, *Schach und Zahl*. Duesseldorf: Rau, 1978.
- [8] P. S. Brateman, “How Science Figured Out the Age of Earth,” *Scientific American*, 2013.
- [9] H. Bühlmann, H. Loeffel, and E. Nievergelt, “Gemischte Strategie und gemischte Erweiterung,” in *Entscheidungs- und Spieltheorie*. Springer Verlag, 1975, p. 183.
- [10] Chess.com Team International, “The Ruy Lopez Chess Opening Explained,” 2018. [Online]. Available: <https://www.chess.com/article/view/the-ruy-lopez-chess-opening-explained>
- [11] Chessprogramming.org, “Center Control,” 2019. [Online]. Available: https://www.chessprogramming.org/Center_Control
- [12] —, “King Safety,” 2019. [Online]. Available: https://www.chessprogramming.org/King_Safety
- [13] —, “Mobility,” 2019. [Online]. Available: <https://www.chessprogramming.org/Mobility>

- [14] —, “Nalimov Tablebases,” 2019. [Online]. Available: https://www.chessprogramming.org/Nalimov_Tablebases
- [15] —, “Simplified Evaluation Function,” 2019. [Online]. Available: https://www.chessprogramming.org/Simplified_Evaluation_Function
- [16] —, “Syzygy Bases,” 2019. [Online]. Available: https://www.chessprogramming.org/Syzygy_Bases
- [17] M. Drescher and H. P. Künzi, *Strategische Spiele : Theorie und Praxis*. Verlag industrielle Organisation, 1961.
- [18] D. S. E.V., “FIDE-WERTUNGSAHLEN.” [Online]. Available: <https://www.schachbund.de/fide-rating.html>
- [19] FIDE, “FIDE Rating Regulations effective from 1 July 2017,” 2017. [Online]. Available: <https://www.fide.com/fide/handbook.html?id=197&view=article>
- [20] L. Fischer, “Künstliche Intelligenz schlägt besten Schachcomputer der Welt,” *Spektrum.de*, 2017. [Online]. Available: <https://www.spektrum.de/news/kuenstliche-intelligenz-schlaegt-besten-schachcomputer-der-welt/1524575>
- [21] L. Hartikka, “A step-by-step guide to building a simple chess AI,” 2017. [Online]. Available: <https://medium.freecodecamp.org/simple-chess-ai-step-by-step-1d55a9266977>
- [22] J. Kaplan, *Künstliche Intelligenz: Eine Einführung*, ser. mitp Professional. mitp Verlags GmbH & Co. KG, 2017. [Online]. Available: <https://books.google.de/books?id=mUIzDwAAQBAJ>
- [23] K. Kryukov, “NULP (Number of Unique Legal Positions in chess endgames),” 2014. [Online]. Available: <http://kirill-kryukov.com/chess/nulp/results.html>
- [24] A. Kurenkov, “A ‘Brief’ History of Game AI Up To AlphaGo,” pp. 1–2, 2019. [Online]. Available: <http://www.andreykurenkov.com/writing/ai/a-brief-history-of-game-ai/>
- [25] A. Newell, J. C. Shaw, and H. A. Simon, “Chess-Playing Programs and the Problem of Complexity,” *IBM Journal of Research and Development*, 1958.
- [26] “Chess Opening Strategy for Beginners: How to get a Great Position.” 2017. [Online]. Available: <https://www.ichess.net/blog/chess-opening-strategy-get-great-position/>
- [27] “Chess Strategy For Chess Openings And Chess Principles.” [Online]. Available: <https://www.chesscentral.com/pages/learn-chess-play-better/chess-strategy-for-chess-openings-and-chess-principles.html>

- [28] D. Levy, *Computer Chess Compendium*. Springer Verlag, 2013.
- [29] D. S. Oriol Vinyals, Igor Babuschkin, Junyoung Chung, Michael Mathieu, Max Jaderberg, Wojtek Czarnecki, Andrew Dudzik, Aja Huang, Petko Georgiev, Richard Powell, Timo Ewalds, Dan Horgan, Manuel Kroiss, Ivo Danihelka, John Agapiou, Junhyuk Oh, Valentin Dalibard,, “AlphaStar: Mastering the Real-Time Strategy Game StarCraft II,” 2019. [Online]. Available: <https://deepmind.com/blog/alphastar-mastering-real-time-strategy-game-starcraft-ii/>
- [30] Ravensburg, “Scotland Yard,” 2000. [Online]. Available: https://www.ravensburger.com/spielanleitungen/ecm/Spielanleitungen/Scotland_Yard_W_And_B_GB.pdf
- [31] J. Rodriguez, “What Data Scientists Should Know About Game Theory: Types of Games,” 2018. [Online]. Available: <https://towardsdatascience.com/what-data-scientists-should-know-about-game-theory-types-of-games-2ecc616ea725>
- [32] S. Russell and P. Norvig, *Artificial Intelligence - A Modern Approach*. Pearson Education Limited, 2009.
- [33] A. L. Samuel, “Some Studies in Machine Learning Using the Game of Checkers,” *IBM Journal of Research and Development*, 1959.
- [34] J. Schaeffer, R. Lake, P. Lu, and M. Bryant, “CHINOOK the world man-machine checkers champion,” *AI Magazine*, 1996.
- [35] E. Slater, “Statistics for the Chess Computer and the Factor of Mobility BT - Computer Chess Compendium,” D. Levy, Ed. New York, NY: Springer New York, 1988, pp. 113–117. [Online]. Available: https://doi.org/10.1007/978-1-4757-1968-0_11
- [36] A. Speight, “Smallest chess board compression,” 2017. [Online]. Available: <https://codegolf.stackexchange.com/questions/19397/smallest-chess-board-compression>
- [37] K. Stroetmann, “An Introduction to Artificial Intelligence,” 2018. [Online]. Available: <https://github.com/karlstroetmann/Artificial-Intelligence/blob/master/Lecture-Notes/artificial-intelligence.pdf>
- [38] G. Tweedale, “William Poundstone, Prisoner’s Dilemma: John von Neumann, Game Theory, and the Puzzle of the Bomb. Oxford: Oxford University Press, 1992. Pp. xi + 290. ISBN 0-19-286162-X,” *The British Journal for the History of Science*, vol. 26, no. 3, pp. 375–376, 1993.
- [39] Wikipedia.org, “Elo rating system,” 2019. [Online]. Available: https://en.wikipedia.org/wiki/Elo_rating_system