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

Unterschrift Betreuer _____

Inhaltsverzeichnis

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

1 Einleitung

Diese Einleitung dient dazu, in den folgenden Unterkapiteln den Einstieg in das Thema Künstliche Intelligenz und deren Nutzen zu geben. Dabei wird auf die Definition und Eigenschaften eingegangen, sowie die Historie und das Thema der Spieletheorie 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 wie es im englischen heißt, in alle Lebenslagen häufiger auf und selbst ein Informatik-Laie kommt nicht herum mit diesem Begriff konfrontiert zu werden.

Allgemein kann gesagt werden, dass mit Artificial Intelligence versucht wird die Intelligenz eines Menschens nachzubilden und diese auf einen Computer projezieren zu können. Künstliche Intelligenz lässt sich durch vier verschieden Merkmale definieren. Aufgelistet haben dies Russell und Norvig in ihrem Buch Artificial Intelligence - A Modern Approach unter den Kategorien menschliches und rationales Denken, sowie menschliches und rationales Handeln.[**?**]

Auch wenn es so erscheinen mag, weil das Thema KI sehr stark in den Medien präsent ist, ist es jedoch bei weitem keine technische Errungenschaft der letzten Jahren, sondern kann bereits eine Historie über viele Jahre aufweisen. Bereits seit der Entwicklung der ersten Computer besteht der Wunsch darin 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.[**?**]

Die neuste Hochphase wurde vor allem durch das Maschinelle Lernen und neuronale Netze ausgelöst. Jedoch ist ein nicht zu verachtender Aspekt, der der Kunstlichen Intelligenz

zu einer neuern Hochphase verhilft, die Leistungsfähigkeit und der geringere Preis der technischen Geräte.

Hierbei unterscheidet sich die Künstliche Intelligenz in viele unterschiedliche Teilgebiete, wie beispielsweise Robotik oder Machine Learning. Ein weiteres Anwendungsgebiet der Künstlichen Intelligenz ist die sogenannte Game Theory, bei der ein Computer die Regeln eines Spiels erlernt um daraufhin als Gegner dienen zu können. Die Spieletheorie ist ein wesentlicher Bestandteil dieser wissenschaftlichen Arbeit und wir somit im kommenden Kapitel über den Zweck und das Ziel aufgegriffen.

Bereits in den 1950er Jahren befassten sich einige Informatiker mit der Spieletheorie und im speziellen mit dem Spiel Schach. Arthur L. Samuel veröffentlichte 1959 einen wissenschaftlichen Fachaufsatz in dem er sich mit Machine Learning, sowie der Spieletheorie zum Thema Schach befasst hat.[**?**] Schach bringt dabei den Vorteil 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 Alogrithmus und die Alpha-Beta-Suche gelegt. Ebenfalls wird eine Einführung in die Geschichte der Spieletheorie gegeben und die Problematik komplexer Spiel aufgezeigt.

2 Theoretische Hintergründe

In diesem Kapitel werden die theoretischen Hintergründe zur Spieletheorie 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 Spieletypen nach der Spieletheorie 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 zum Verständnis zu bringen.

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. Darauffolgend werden zudem die Problematiken der Anwendung dieser auf komplexe Spiele beschrieben und mögliche Lösungen vorgeschlagen.

Abschließend für dieses Kapitel werden durch genannte Problematiken nötig werdende 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 Spieletheorie werden Spiele anhand von fünf Kategorien unterschieden und eingeordnet. Diese fünf Kategorien sind

- Symmetrische / Asymmetrische Spiele
- Perfekte / Imperfekte Informationslage
- Kooperative / Nicht-kooperativ Spiele
- Simultane / Sequentielle Spiele
- Nullsummenspiele / Nicht-Nullsummenspiel [**?**]

Diese werden nun alle einzeln beschrieben sowie der Unterschied erläutert. Außerdem wird das Spiel Schach jeweils einer der Spieltypen 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. [**?**] Ein klassisches Beispiel ist dabei das Spiel des Jägers und des Gejagten - während der Jäger versucht zu den Gejagten zu fangen, versucht der Gejagte zu entkommen. Unter Umständen wird auch der Erfolg im Nachhinein anhand verschiedener Kriterien evaluiert, so dass 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 in Schachmatt gesetzt zu werden.

Perfekte und Imperfekte Informationslagen in Spielen kategorisieren Spiele nach dem Wissen, den der Spieler über das Spiel hat. Bei perfekter Informationslage kann der Spieler über alle Züge, sowohl seiner eigenen als auch die des Gegners, Bescheid und kann die Möglichkeiten des Gegners evaluieren, um so selbst eine bessere Entscheidung zu treffen. Bei imperfekter Informationslage ist dies nicht der Fall. [**?**] Bei vielen Kartenspielen beispielsweise, wie Poker oder Black Jack, hat ein Spieler keine Informationen über die Karten in der Hand der anderen Spieler. Dies ist dann als imperfekte Informationslage 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 Ziel zu arbeiten, dass alle gemeinsam erreichen können. [**?**] Ein Beispiel dafür sind Wahlen, die nach Mehrheitsentscheid gewonnen werden können. Dabei gilt es für die Teilnehmer Allianzen zu formen, um gemeinsam eine Möglichkeit durchzusetzen. [**?**] In Nicht-kooperativen Spielen dagegen ist es verboten oder nicht zielführend Allianzen zu formen, da kein gemeinsamer Sieg errungen werden kann. [**?**]

Schach stellt dabei ein Nicht-kooperatives Spiel dar, da die Spieler sich 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. Bei sequenziellen Spielen dagegen wechseln sich alle Seiten mit ihren Zügen ab. Dies bedeutet auch, dass die Spieler über die vorangegangenen Züge ihrer Gegner Bescheid wissen. [**?**]

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 bedeutet ist 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.[**?**] 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. [**?**] 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 das Schlagen einer Figur zwar Gewinn auf der einen Seite auslöst, gleichzeitig aber einen ebenso hohen Verlust auf der anderen Seite, wodurch sich das Gesamtspiel wieder ausgleicht.

Nachdem nun Schach in die Spieletheorie-Typen eingeordnet ist, wird in folgenden Kapiteln näher auf die Möglichkeiten zur Durchführung des Schach Spiels durch einen Computer 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 Auswahl auf das Spiel Schach für sein langfristiges Ziel eines spielenden Computers und legt dann 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." [**?**]

Die wesentlichen Punkte von Claude Shannon sind dabei, dass Schach weder zu simpel noch zu komplex ist, um es von einem Computer spielen zu lassen - Es gibt ein eindeutiges Ziel und eindeutige Operationen auf dem Weg zu diesem Ziel, aber kein eindeutig perfektes Spiel. Dementsprechend kann weder dies das Ziel sein, noch kann es das Ziel sein, einfach nur ein legales Spiel durchzuführen. Vielmehr muss es mit dem Schachspiel von Menschen vergleichbar sein. Menschen kennen den perfekten Zug nicht, können jedoch eine begrenzte Zahl an Zügen in dessen Wahrnehmungsbereich evaluieren und den in diesem Rahmen scheinbar besten Zug auswählen. Ein ähnliches Verhalten sollte auch bei einem Computer erkennbar sein.

Der vorgeschlagene Ansatz zum Evaluieren 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. [**?**]

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 "rote-learning", das die Werte von bestimmten Spielzuständen, die bereits evaluiert wurden, abspeichert, so dass 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. [**?**]

Nur ein Jahr später fand die Theorie von Claude Shannon auch erstmals direkt im Spiel Schach Anwendung. Ein Team um Mathematiker Alex Bernstein entwickelte eine voll funktionale Schach- KI, ebenfalls basierend auf den Minimax Algorithmen. [**?**] 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 Züge 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. [**?**]

Diese Limitationen jedoch 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. [**?**]

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. [**?**]

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. [?]

1994 konnten die besten Dame Spieler der Welt eine KI namens “CHINOOK” nur noch ein Unentschieden abverlangen. [?] Bereits 1988 gelang einem Programm namens “Deep Thought” von Feng-hsiung Hsu, später von IBM weiterentwickelt unter dem Namen “Deep Blue” bekannt, ähnliches im Schach Spiel und so schlug die KI den Schach Weltmeister. [?]

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. [?]

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 scheinbar 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 2016 den Weltmeister in Go schlug. Dabei verwendet AlphaGo neuronale Netzwerke und verwendet Methoden des “supervised learning” und “reinforcment learning”, um sich selbstständig weiter zu entwickeln. [?]

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 einer der besten Teams im Echtzeit-Strategiespiel “Starcraft 2” geschlagen hat. Diese Entwicklung wird sich wohl auch in den kommenden Jahren fortsetzen, auch außerhalb der Spiele Szene, weshalb KI in unserer Gesellschaft immer mehr an Bedeutung gewinnt. [?]

2.3 Minimax-Algorithmus

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

Der Hauptsatz des Theorems für 2 Personen Spiele lautet:

In der gemischten Erweiterung (X, Y, G') eines jeden 2-Personen-Nullsummenspiels mit endlichen (reinen) Strategieräumen A und B existiert eine Konstante V und für jeden Spieler mindestens eine (gemischte) Gleichgewichtsstrategie x^* bzw. y^*, mit der er eine erwartete Auszahlung von mindestens V garantieren kann.

Für Spieler A existiert ein $x^* = x_1^*, ...x_i^*, ...x_m^*$ mit $x_i^* \geq 0$ und $\sum_{i=1}^{m} x_i^* = 1$,
so dass $\max_x \min_y G'\big(x, y\big) = \min_y G'\big(x^*, y\big) = V.$

Für Spieler B existiert ein $y^* = \{y_1^*, ...y_j^*, ...y_n^*\}$ mit $y_j^* \geq 0$ und $\sum_{j=1}^{n} y_j^* = 1$,
so dass $\min_y \max_x G'\big(x, y\big) = \max_x G'\big(x, y^*\big) = V.$ [?]

Dabei wird das Spiel von Spieler A gestartet, der somit zuerst eine Strategie 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 die Strategie wählt, bei der unter dieser Annahme dennoch das beste Endergebnis zu erreichen ist. Hat Spieler A also eine Menge S an Strategien zur Auswahl, werden alle Szenarien von jedem Zug $s \in S$ evaluiert. Die Bewertung dieser Strategien nennen wir $u(s)|s \in S$. Diese Evaluation erfolgt dabei aus Perspektive von Spieler A. Dies bedeutet, dass umso höher das Ergebnis von u(s) ist, desto besser ist das Ergebnis für Spieler A. Je niedriger das Ergebnis, desto besser für Spieler B.

Dann wird das Minimum aller Bewertungen der Endzustände für jede Strategie s gewählt. Diese Strategien nennen wir $min(s)$ und dessen Bewertung somit $u(min(s))$, wobei gilt $s \in S$. Nun wird die Strategie $s_{best} \in S$ gewählt, so dass gilt:

$$\forall s \in S : (s \neq s_{best} \rightarrow u(min(s)) \leq u(min(s_{best}))) \tag{2.1}$$

Anders ausgedrückt - existiert also eine Menge X von Strategien von Spieler A und eine auf X konvexe Menge Y von möglichen Strategien von Spieler B, so lautet die Optimierungsregel für Spieler A

$$\max_X [\min_Y u(X, Y)] \tag{2.2}$$

Umgekehrt versucht Spieler B das für Spieler A ungünstigste Ergebnis zu wählen und wählt daher die Strategie, die das Minimum der für Spieler A jeweils nach dem Zug noch bestmöglichen Ergebnisse versprechen. Somit lautet die Optimierungsregel für Spieler B

$$\min_Y [\max_X u(X, Y)] \tag{2.3}$$

Dadurch kann Spieler B den Ertrag des Spielers A auf diesen Wert begrenzen. Es gilt also

$$\max_X[\min_Y u(X,Y)] \leq \min_Y[\max_X u(X,Y)][?] \tag{2.4}$$

Das Theorem geht dabei davon aus, dass es also einen Sattelpunkt v geben muss, bei dem sich die beiden Optimierungen für Spieler A und B einpendeln. Dieser Sattelpunkt lautet

$$\max_X[\min_Y u(X,Y)] = \min_Y[\max_X u(X,Y)] = v[?] \tag{2.5}$$

Diese Strategie basiert auf puren Berechnungen und ist für einen Computer somit leicht durchführbar. Dafür verlangt es folgende Informationen [?]:

- $States$: Alle möglichen Zustände des Spiels
- s_0: Anfangszustand des zu betrachtenden Spiels
- $player(s)$: Gibt den Spieler zurück, der in gegebenem Zustand am Zug ist
- $actions(s)$: Eine Liste aller möglichen Züge ausgehend von Zustand s
- $result_states(s,a)$: Der von Zustand s über Zug a erreichbare Zustand
- $terminal_test(s)$: Prüft einen Zustand darauf, ob dieser das Ende des Spiels bedeutet. Diese wird definiert als

  $$terminal_test : States \rightarrow \mathbb{B} \tag{2.6}$$

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

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

  $$terminal_states := s \in S | terminal_test(s) \tag{2.7}$$

- $utility(s,p)$: Bewertet einen Zustand, indem sie diesem einen numerischen Wert zuweist. Diese Funktion ist definiert durch

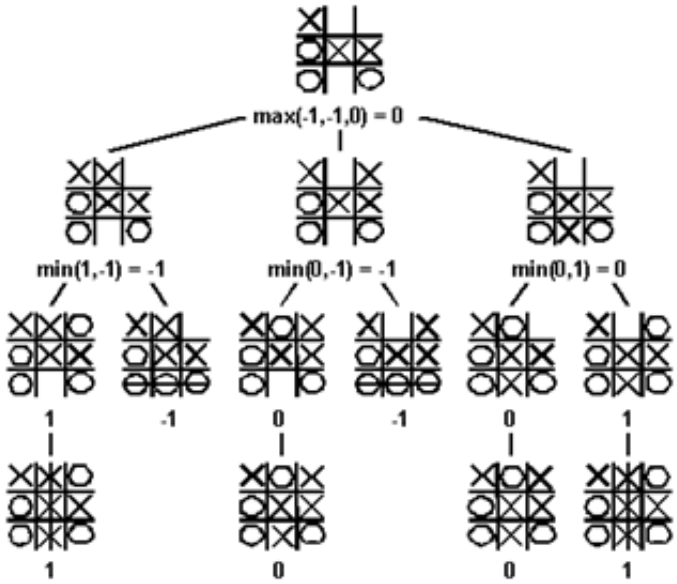
  $$utility : terminal_statesxplayer \rightarrow \mathbb{N} \tag{2.8}$$

wobei diese den Zustand aus Sicht des gegebenen Spielers bewertet. Umso höher die Zahl N also, desto besser das Ergebnis für Spieler P.

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

Entscheidend für die Wahl eines Zuges ist dann die Bewertung jedes einzelnen Zustandes. 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. [**?**] Diese sind von heutigen Computern in akzeptabler Zeit berechen- 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 Spätspiel kann ein solcher Baum bei “Tic Tac Toe” beispielsweise aussehen wie in Abbildung 2.1.



Tic Tac Toe Minimax Baum [**?**]

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. [**?**]

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 beispielsweise belaufen sich Schätzungen schon nach den ersten 40 Spielzügen auf 10^{115} - 10^{120} verschiedene Spielverläufe. [**?**] Dies ist auch für einen Computer in tolerierbarer Zeit unmöglich berechenbar. Aus diesem Grund muss die Strategie für solch komplexere Spiele abgewandelt werden. Die verschiedenen Ansätze dazu sind in Kapitel 2.5 beschrieben.

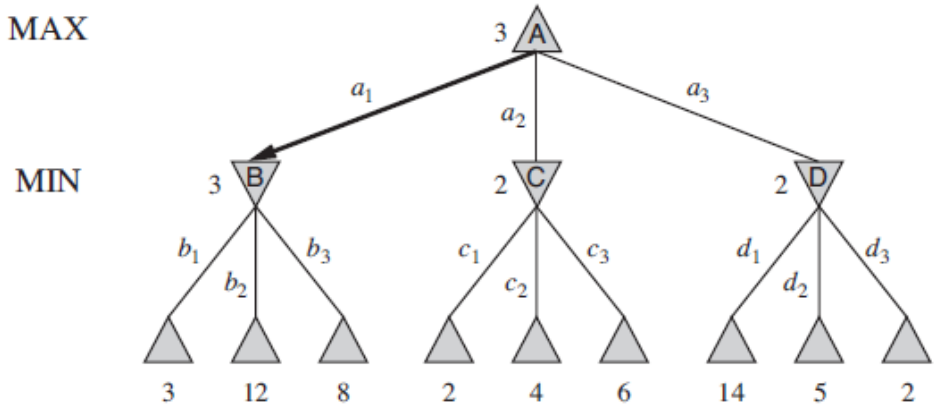
Um diesen Algorithmus in die Praxis umzusetzen, verlangt es drei Funktionen, die jeweils auf den Parameter **state** angewiesen sind. Dieser Parameter gibt Aufschluss über den aktuellen Zustand des Spiels.

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 zurück geben. Eine beispielhafte Implementierung eines solchen mittels drei verschiedener Funktionen kann in Algorithmus 2 gesehen werden.

Die erste Funktion geht dabei jeden möglichen Zug vom gegebenen Ursprungszustand durch und gibt am Ende den Zustand 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. Dies ganze wiederholt sich also rekursiv so lange, bis alle neu errechneten Zustände den Wert eines Endzustandes erreicht haben. [?]

Diesen Endzuständen werden dann Werte zugewiesen, die aufsteigend rekursiv miteinander verglichen und 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:



Minimax Baum [?]

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, das 3 der geringste Wert der Endzustände (3, 12 und 8) ist. Im Knoten B sowie D ist jeweils 2 der geringste mögliche Wert.

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 hohe Tiefe 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 $O(b^m)$. [?]

Das erste Problem, dass jeder einzelne Zug berechnet wird, wird mit dem Ansatz des Alpha Beta Pruning 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 ja 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. [**?**] Um dies an einem Beispiel zu erklären, kann folgende min-max-Verschachtelung dienen:

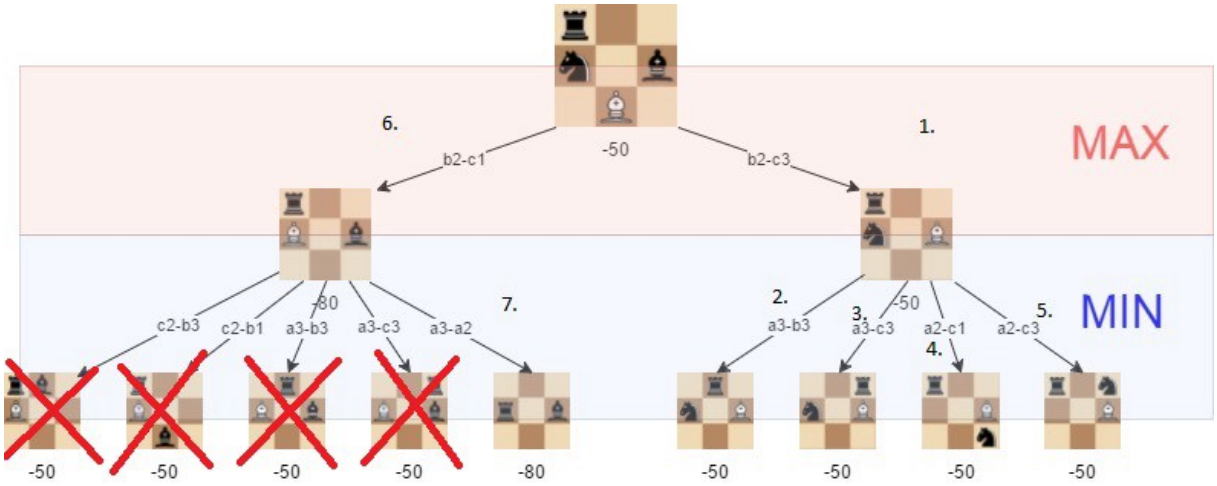
$$MINIMAX(root) = \max(\min(3, 12, 8), \min(2, x, y)) \tag{2.9}$$

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

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

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 [**?**]

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 $z|z \leq -80$ 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. Im Beispiel zu sehen in Abbildung 2.4 hätten wir bei einer Tiefe von 4 mit einem herkömmlichen Minimax Algorithmus noch ganze 879.750 Positionen zu evaluieren. Durch die Verbesserung des

Algorithmus mittels Alpha-Beta-Pruning sinkt diese Zahl der zu evaluierenden Positionen um ein beachtliches auf lediglich noch 61.721, und somit um mehr als ein zehnfaches. [?]

Beispielhafte Schachpositionierung [?]

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 des Minimax-Baums.
β gleicht dagegen dem bisher besten (sprich niedrigsten) Wert in dem min Pfad des Minimax-Baums. [?]

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 Knoten nicht mehr in Betracht gezogen und somit übersprungen. [?]

Dies kann in einen Algorithmus verpackt werden, wie in Algorithmus 3 zu sehen.

Dieser Algorithmus gleicht im Grunde dem Minimax Algorithmus, vorgestellt in Kapitel 2.3 Jedoch unterscheiden die beiden Algorithmen sich um die ergänzten 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. [?]

Verschiedene Ansätze können dabei helfen die Reihenfolge der zu evaluierenden Züge zu verbessern. Einer dieser Ansätze ist die Züge zu sortieren, so dass 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 $2 * O(b^{\frac{m}{2}}$ gebracht werden. [?]

Andere Methoden sind die Züge zusätzlich danach zu sortieren, welche Züge bei vergangenen Spielen 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 Deepening". [?]

Diese Optimierung des Minimax Algorithmus spart bereits einige zu evaluierende Zustände und somit einiges an Rechenkapazitäten. Die Anzahl aller möglichen Spielzüge in Schach bleibt jedoch zu hoch, um über jeden einzelnen in angemessener Zeit zu iterieren. Auf Grund 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 alle Pfade bis zum Ende des Spiels abgegangen werden müssen. Beim Spiel Schach beispielsweise gibt es schon nach 40 Spielzügen $10^{1}20$ Möglichkeiten das Spiel zu führen. Selbst unter der sehr optimistischen Annahme, dass eine Million verschiedene Züge pro Sekunde evaluiert werden könnten, würde die Evaluation aller Spielzüge $10^{1}08$ Jahre benötigen. [?] Zum Vergleich - das Alter der Erde wird auf nicht viel mehr als 10^9 Jahre geschätzt. [?] 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 2.6 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 “cutoff_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. [**?**]

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 3 zu sehen.

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 Deepening” 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

Algorithm 1 Tiefenlimit Alpha Beta Pruning [?]

```
function max_value(state, α, β, depth)
    if terminal_test(state, depth) then
        return utility(state)
    end if
    v ← −∞
    for all ainactions(state) do
        v ← max(v, min_value(result_state(state, a), α, β, depth + 1))
        if v ≥ β then
            return v
        end if
        α ← max(α, v)
    end for
    return v
end function

function cutoff_test(state, depth)
    if terminal_test(state) then
        return True
    end if
    if depth ≥ MAX_DEPTH then
        return True
    end if
    return False
end function
```

Stufe tiefer durchgeführt. Dies wiederholt sich so lange bis das Zeitlimit abgelaufen ist. [?]

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. [?]

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 2.6 eingegangen.

2.6 Evaluierungsfunktionen

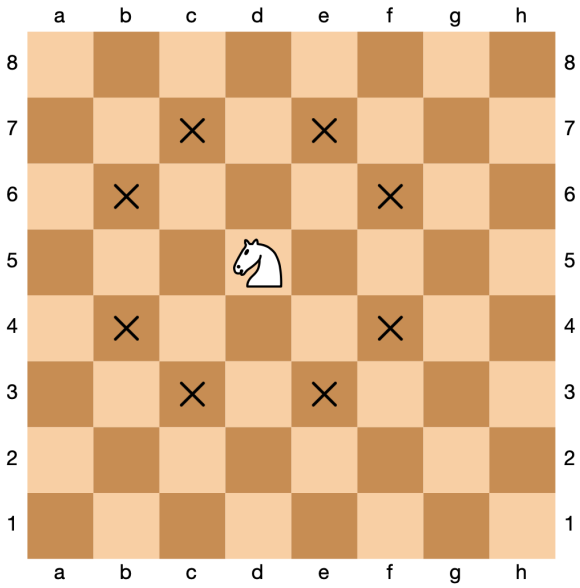
Entscheidend für eine Schach-spielende-KI ist - neben der Anzahl der zu betrachtenden Spielzüge - die Art der Evaluation, die Aufschluss darüber geben soll, wie aussichtsreich eine bestimmte Position ist. In diesem Kapitel werden verschiedene Ansätze aufgeführt und erklärt. Dabei wird zunächst auf die 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 sollten besonders die ersten Züge mit Bedacht gewählt werden. Hierbei ist es zielführend, wenn der Spieler seine Figuren direkt zu den vielversprechendsten Feldern zieht und somit in möglichst wenigen Iterationen zur gewollten Ausgangssituation kommt.[**?**]

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 d4 acht Felder, wohingegen ein Springer auf dem Feld b1 oder g1 nur zwei Felder kontrolliert (siehe Abbildung 2.5). Ein solches explizites Vorgehen bei der Eröffnung eines Spiels nach einer speziellen Strategie, wird als Eröffnungsstragie bezeichnet.[**?**]

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.



Beispielhafte Reichweite eines Springers auf dem Feld d5

Wie bereits Stuart Russell und Peter Norvig in Artificial Intelligence – A Modern Approach beschreiben, ist das Verwenden von solchen Algorithmen während der Eröffnung eines Schachspiels zu überdimensioniert und gleicht dem metaphorischen „Mit Kanonen auf Spatzen schießen“. Denn die Suche eines passenden Eröffnungszuges aus einer Anzahl von etwa einer Milliarden Spielständen ist sehr zeitaufwendig und überflüssig, wenn bspw. dies der erste Zug des kompletten Spiels ist.[?] Ebenfalls ist die Wahrscheinlichkeit, dass die Eröffnungszüge eines Spiels bereits bekannt und dokumentiert sind höher, als im späteren Spielverlauf, in dem sehr viele verschiedene mögliche Züge zur Auswahl stehen.

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 sie nur eine bestimmte Tiefe von Zügen unterstützen und somit deutlich schneller in der Berechnung der besten Züge sind. Ebenfalls bilden die Opening-Books sinnvolle Strategien ab, die teilweise bereits seit mehreren Jahrhunderten analysiert und verbessert wurden. Beispielsweise gibt es die Strategie „Ruy Lopez“, oder auch die „Spanische Eröffnung“ genannt, die bereits 1561 im Zuge der veröffentlich des Buchs "Libro de la invención liberal y arte del juego del ajedrez"von Ruy López de Segura publiziert wurde. Somit müssen nicht erst Berechnungen durchgeführt werden, die bemessen, ob bzw. inwiefern ein Zug in dieser Situation zielführend ist oder nicht. Stattdessen wird auf eine Datenbank von Zügen und deren Bemessungen zurückgegriffen.[?]

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.

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.

Damit das Schachspiel trotz der Tatsache, dass das Opening-Book keine sinnvolle Strategie liefern kann, fortgesetzt werden kann, muss Gebrauch von Suchverfahren gemacht werden. Hierbei ist zu beachten, dass dies, im Gegensatz zu Opening-Books, negative Auswirkungen, auf die im Eröffnungsspiel benötigte Zeit zur Berechnung von Zügen hat.

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. [**?**]

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

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

$$f() = 200 * (K_w - K_b) + 9 * (Q_w - Q_b) + 5 * (R_w - R_b) + \\ 3 * (B_w - B_b) + 3 * (N_w - N_b) + 1 * (P_w - P_b)[?] \tag{2.11}$$

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 [**?**]

Bauer

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

Springer

-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

Läufer

-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

König

-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

Dame

-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

Turm

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

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 und diese Werte zusammenaddiert.

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. [**?**]

Ein weiterer Ansatz ist den Angriff auf die Königs-Zone zu messen und entsprechend zu bewerten. Die Königszeine 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.

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: [**?**]

Königszone im Schachspiel vom Ausgangszustand []

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. [?]

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: [?]

$$(value\_of\_attacks * attack\_weight[attacking\_pieces\_counter])/100) \tag{2.12}$$

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

Ein alternativer Ansatz dazu ist die Anzahl der attackierten Felder außer Acht zu lassen und stattdessen alle Figuren mit in die Berechnungen mit einzubeziehen. Dieser Ansatz wird beispielsweise von der Schach KI Stockfish genutzt. Dabei erhalten die verschiedenen Figuren verschiedene Werte für den Angriff zugeordnet. Ein Turm erhält dabei 3 Punkte, eine Dame 5. Alle anderen Figuren erhalten 2 Punkte. Zusätzlich können noch weitere Faktoren einbezogen werden, die im Königsangriff eine Rolle spielen. Dann werden alle Punkte zusammengezählt und anhand folgender Liste der Wert des Angriffs bestimmt. [?]

```
static const int SafetyTable[100] = {
0, 0, 1, 2, 3, 5, 7, 9, 12, 15,
18, 22, 26, 30, 35, 39, 44, 50, 56, 62,
68, 75, 82, 85, 89, 97, 105, 113, 122, 131,
140, 150, 169, 180, 191, 202, 213, 225, 237, 248,
260, 272, 283, 295, 307, 319, 330, 342, 354, 366,
377, 389, 401, 412, 424, 436, 448, 459, 471, 483,
494, 500, 500, 500, 500, 500, 500, 500, 500, 500,
500, 500, 500, 500, 500, 500, 500, 500, 500, 500,
500, 500, 500, 500, 500, 500, 500, 500, 500, 500,
500, 500, 500, 500, 500, 500, 500, 500, 500, 500
};
```

Mittels dieser Ansätze 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 dem Wert 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, können alle Figuren gezählt werden, die das Zentrum erreichen können, mit deren Werten multipliziert werden und anschließend die Differenz der weißen sowie schwarzen Figuren berechnet. [**?**]

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. [**?**]

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. [**?**]

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.

All diese Kriterien führen 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 [**?**] , 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 Schachspiel [**?**] und 8 Bits für Bilanz), würde dies $10^40 * 20Bits = 2 * 10^41Bits = 2,5 * 10^40Bytes = 2,5 * 10^25Petabytes$ 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.

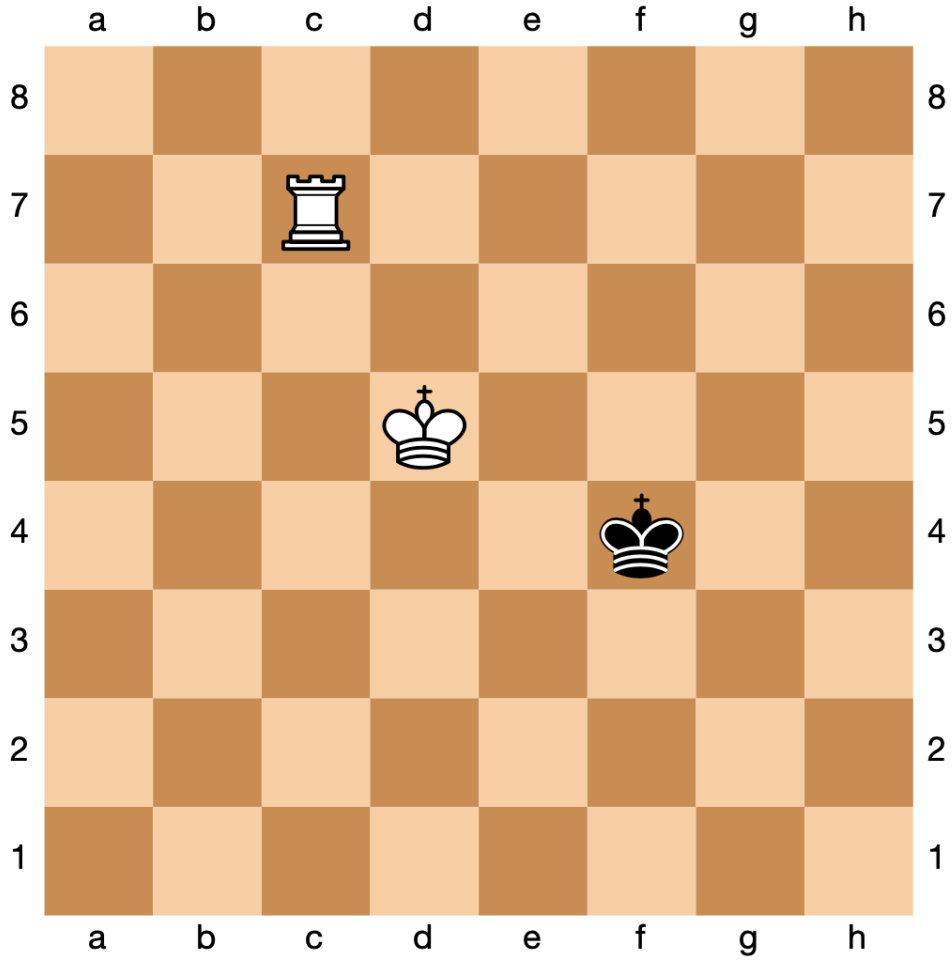
Computer Chess Compendium

2.6.6 Finishing strategy

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 Figuren auf dem Schachbrett befinden.

Zum zielstrebigen 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.



Endspielsituation RKvk

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.[**?**] 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, da beispielsweise bereits bei drei verschiedenen Figuren, die sich zu Ende des Spiels auf dem Brett befinden, eine sehr große Anzahl an verschiedenen Zugmöglichkeiten ergibt. 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 [**?**]

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

3.1 Kriterienformulierung

3.2 Python-Chess Evaluierung

In diesem Notebook wird die "python-chess-library", oder auch "chess core"genannt, Bibliothek evaluiert. Der "chess coreßoll 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 ziehen
- Erlaubte Züge berechnen
- Auf Schach/Schachmatt prüfen
- Testen, ob Rochade, En Passant als erlaubte Züge gelistet werden
- *(Optional)* Schachbrett als SVG in JupyterNotebook ausgeben
- *(Optional)* Möglichkeiten evaluieren, Schachbrett je nach Positionierungen eindeutig identifizierbar in CSV 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-libraryërläutert.

- 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` Im weiteren Verlauf dieses Notebooks werden zusätzliche Module, wie beispielsweise Pandas, genutzt, die ebenfalls auf dem auszuführenden Rechner installiert sein müssen.

3.2.2 Erstellen eines Schachbretts und ausgeben als ASCII

Zu Beginn muss die Python-Chess-Library eingebunden werden, die für den weiteren Verlauf der Evaluierung und Implementierung benötigt wird.

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

Das 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 das Speicherns der Rückgabe dieser Funktion in einer `board` Variable. Dieses `board` beinhaltet die Positionierungen aller Figuren und kann mittels der python-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 einzusehen, dass die Figuren durch einen Buchstaben abgekürzt werden. Figuren des ersten Spielers werden als Kleinbuchstaben dargestellt, Figuren des zweiten Spielers als äquivalente Großbuchstaben. Leere Felder werden mit einem Punkt dargestellt. Aus folgender Liste kann die Zurodnung 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 horizontale Reihe an, die Zahlen 1-8 die vertikalen Reihen. Jedem Feld wird eine namensäquivalente Variable in der statischen Klasse "chessßugeordnet, wie beispielhaft in Zeile 16 im oberen Code Snippet erkannt werden kann.

3.2.3 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 SSchachßtellt oder ein durch den Gegner verursachtes SSchachïgnoriert. 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 `CHESS.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 Patt 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
---------------

AIs 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
---------------

AIs 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
[...]
```

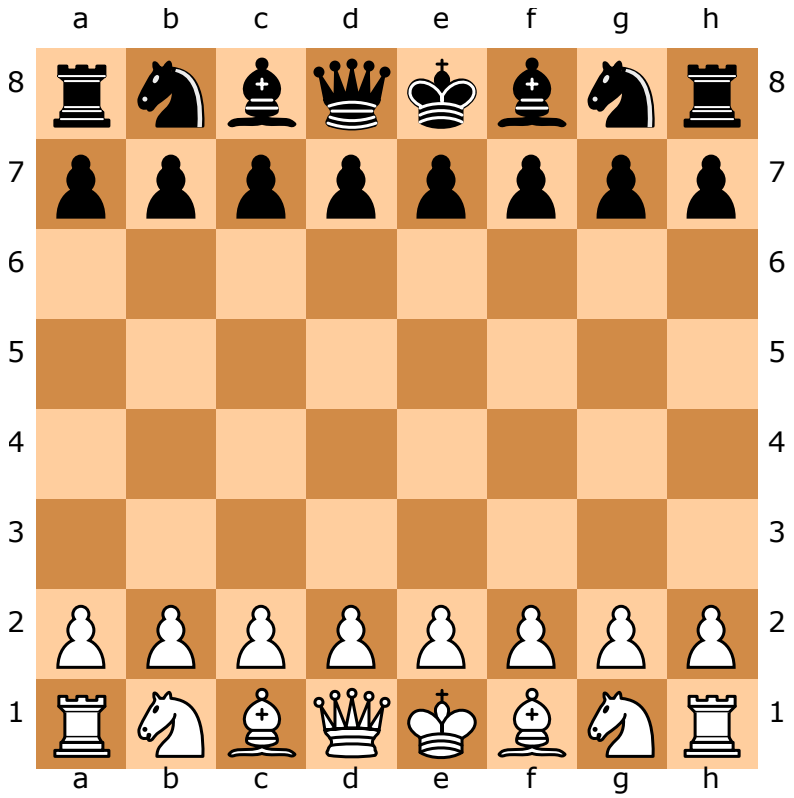
3.2.4 Ausgeben des Boards als SVG

Um eine bessere Darstellung und Erklärung der Implementation in der theoretischen Ausarbeitung zu ermöglichen, wäre eine visuelle Darstellung des Schachbretts wünschenswert. Die "python-chess-libraryërmöglicht 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 *ÏPython"* 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]:

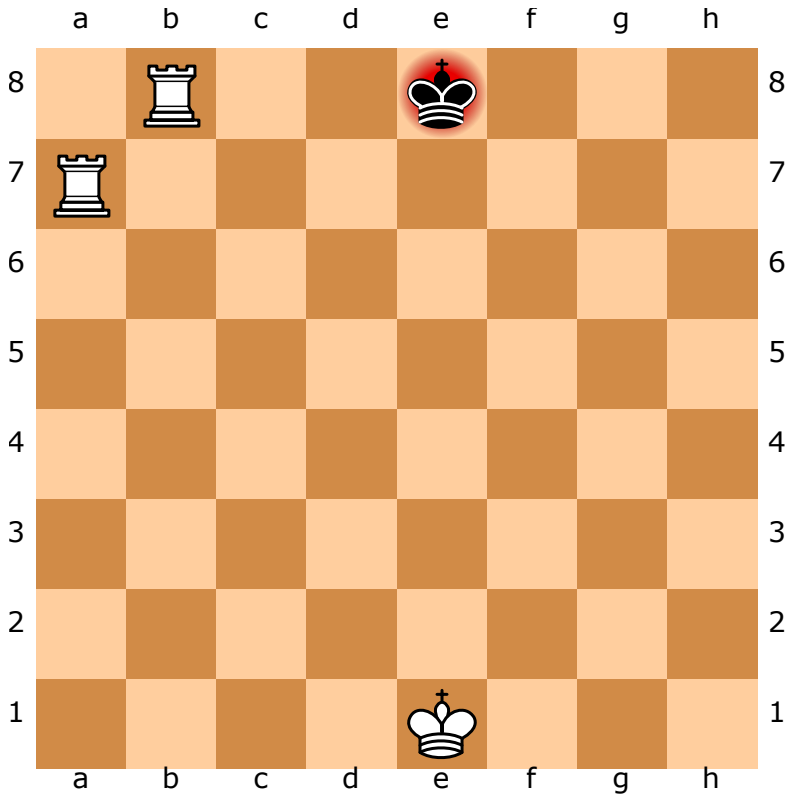


Die verwendete Bibliothek bringt den Vorteil mit sich, dass einige wichtige Eigenschaften während eines Spiels visualisiert werden können. Ein Beispiel für diese Visualisierung ist das Schachmatt, bei dem der betroffende König rot hervorgehoben wird. Ein weiteres Beispiel zum Thema Visualisierung wird 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 Übergabeparamter `chess.E8`, hervorgehoben.

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

```
Out[8]:
```



3.2.5 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 errechneten erlaubten Züge einer speziellen Figur / eines speziellen Felds 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
```

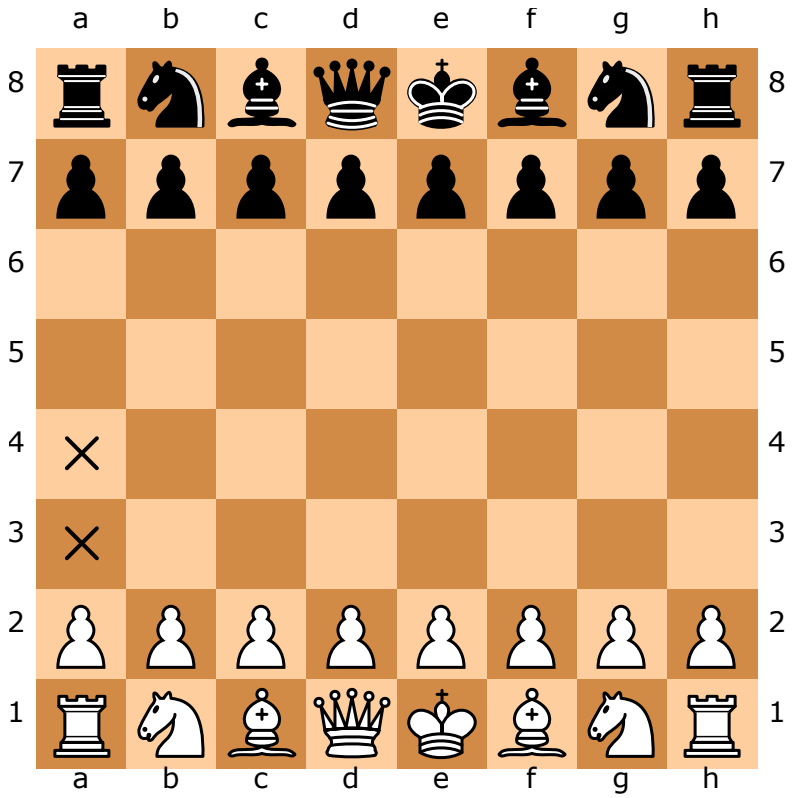
Diese herausgefilterten Züge werden dann zu deren Zielfelder zugeordnet. Diese können mit der Funktion `move.to_square` ausgelsen werden.

```
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]:



3.2.6 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 zukünfigen 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. Die "FEN"Darstellung ist eine gekürzte Form der Darstellung des Spielbretts, wobei das Spielbrett dennoch eindeutig identifizierbar bleibt. Dabei wird neben dem aktuellen Spielbrett auch die Farbe der nächste zu spielenden Figur, die Anzahl der Züge beider Seiten und weitere Informationen angegeben. Um diese aus der 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 "+1öder 1ßurückgegeben. 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 zusammen gefügt 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 werde, um beim ïterative Deepening"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
```

3.2.7 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 Patt 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 Patt ist eine Endposition beim Schach, die die Eigenschaft hat, dass keiner der beiden Spieler ein Schachmatt erreichen kann.

Da ein Schachmatt oder Patt 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 Patt. `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 Patt (`is_stalemate()`), eine Tote Stellung (`is_insufficient_material()`), die 75-Züge-Regel (`is_seventyfive_moves()`), eine Figur fünfmal auf der gleichen Position sich 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.

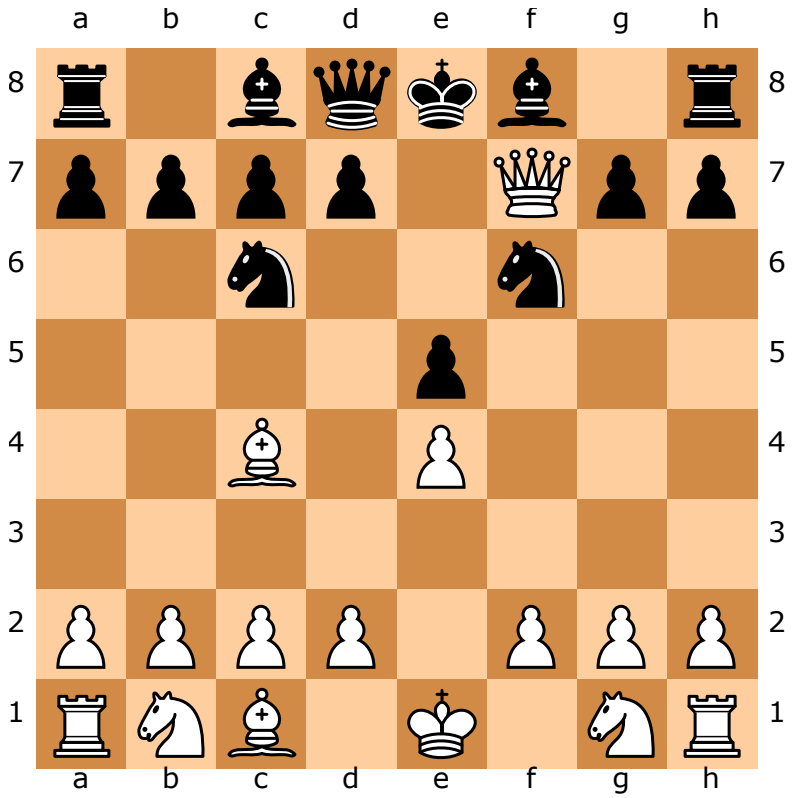
```
In [19]: # import situation where checkmate is True
         board = chess.Board("r1bqkb1r/pppp1Qpp/2n2n2/4p3/2B1P3/8/PPPP1PPP/
                   RNB1K1NR b KQkq - 0 4")

         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]:
```



3.2.8 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 ën passant", im deutschen ïm Vorbeigehen", wird diese Regel erweitert. Eingesetzt werden kann ën passant", wenn auf einen Bauern die Sonderregel des Doppelschritts aus der Grundstellung angewendet wird. Steht in diesem Fall der mit Doppelschritt herausgerückte Bauern neben einem des Gegners, dann kann dieser den neu herausgerückten Bauern durch ën passantßchlagen. Hierbei springt der angreifende Bauer des Gegners direkt hinter den herausgerückten und schlägt ihn somit.

Damit die Schach-KI alle möglichen Züge des Gegners bedenken und ebenso alle Züge ausführen soll, 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)
```

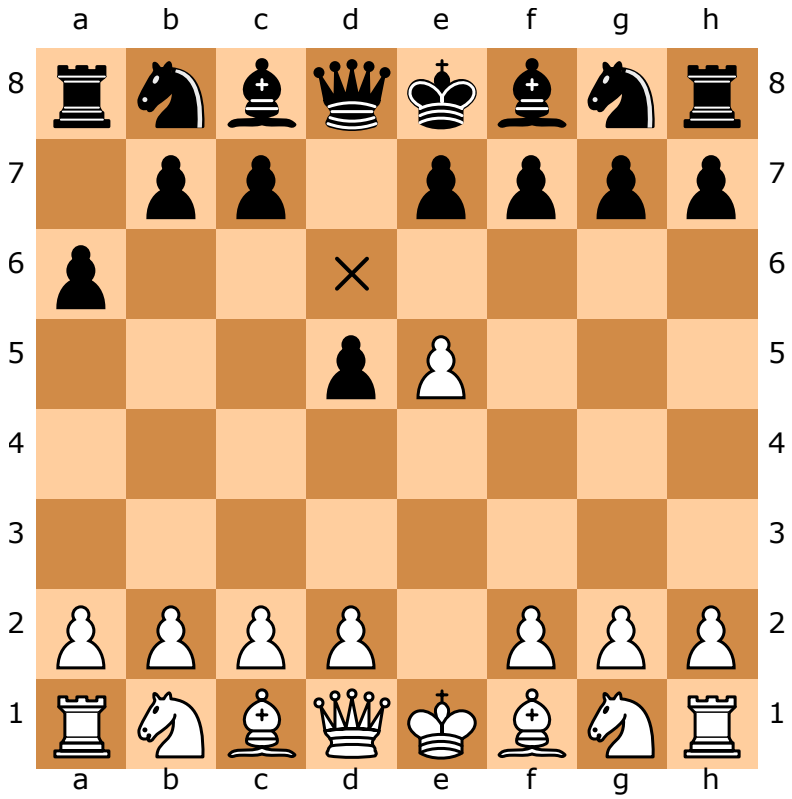
```
Library is supporting en passant:  True
```

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

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]:



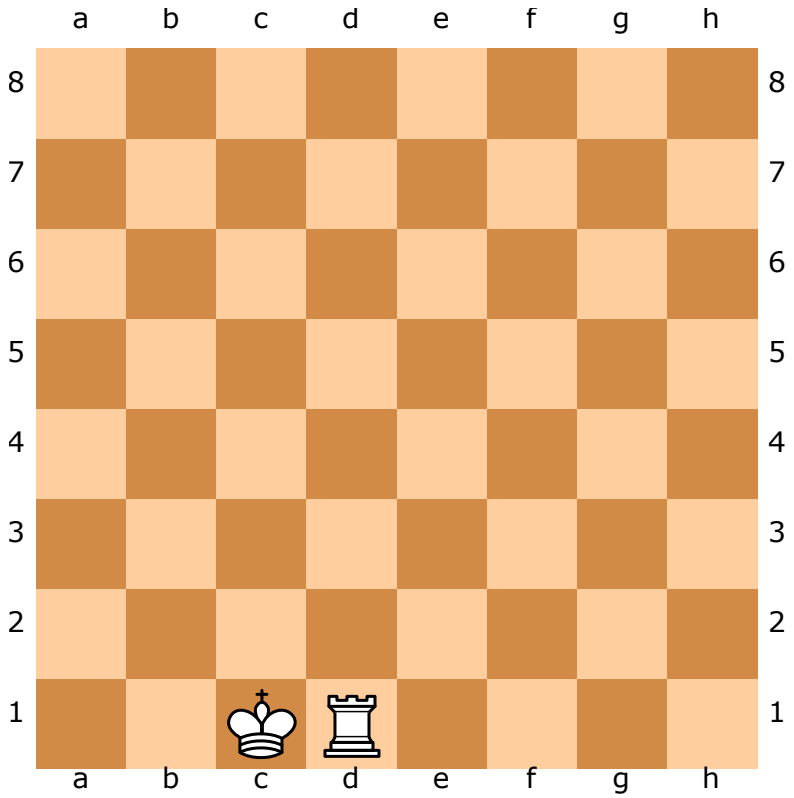
Neben dem en passant gibt es einen weiteren bekannten Sonderzug, die sogenannte Rochade. Bei der Rochade lassen sich die Positionen eines Turms und des Königs tauschen, wobei für diesen Vorgang nur ein Zug benötigt wird. Dabei ist zu beachten, dass die Voraussetzung für diesen Zug ist, dass sowohl der 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("8/8/8/8/8/8/8/R3K3 w KQkq - 0 1")
# shortcut for the castling-move with the queenside rook
castling = "O-O-O"

# 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.

3.2.9 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 Künstliche Intelligenz.

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
```

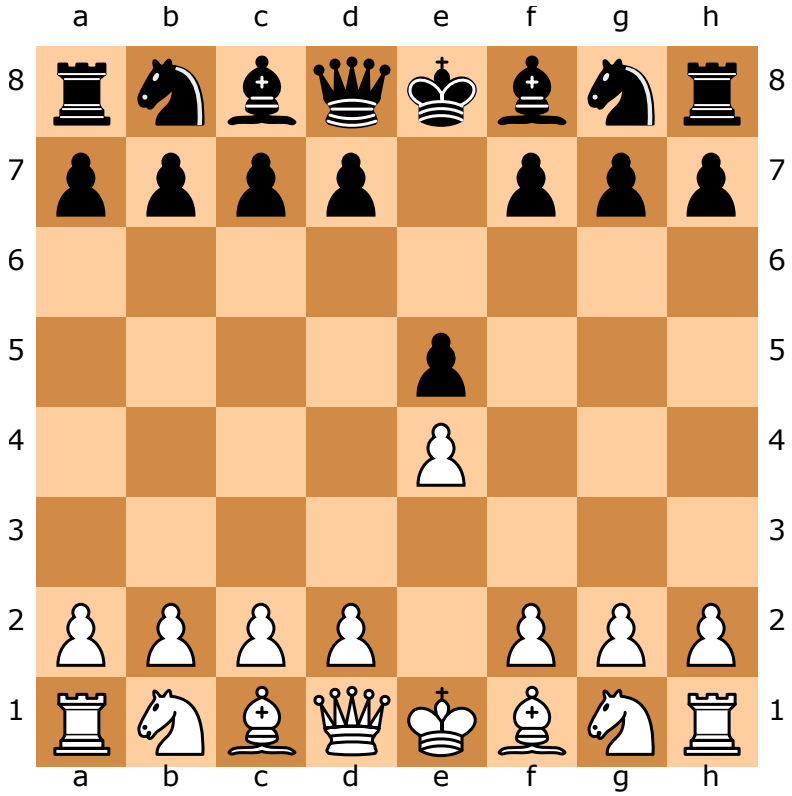
Als nächstes wird ein neues Spiel/Board erzeugt, indem die Figuren standardmäßig angeordnet werden. Ebenfalls wird ein Opening-Book in eine Variable geladen, damit aus dieser der bestmöglichen Zug ausgewählt werden kann. Dies geschieht, indem das Opening-Book das aktuelle Board übergeben bekommt und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

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):
             # find the move with the highest weight for the current board
             try:
                 main_entry = book.find(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: {}\n".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]:



3.2.10 Chess Endgame

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 Patt berechnet und 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 und das neue Format Syzygy. 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 offensichtlicher Weise darin die gegnerische Partei Schachmatt zu setzen, wohingegen die gegnerische Partei versucht die Niederlage durch ein Patt, oder individuelle Fehler des Gegners zu gewinnen.

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 am Gewinnen ist und eine `0`, wenn es auf ein Unentschieden hinausläuft. Neben diesen drei verschiedenen Werten kann auch eine `1` oder `-1` zurückgegeben werden, wenn eine der Parteien einen Sieg oder eine Niederlage erreichen kann, der ebenfalls zu

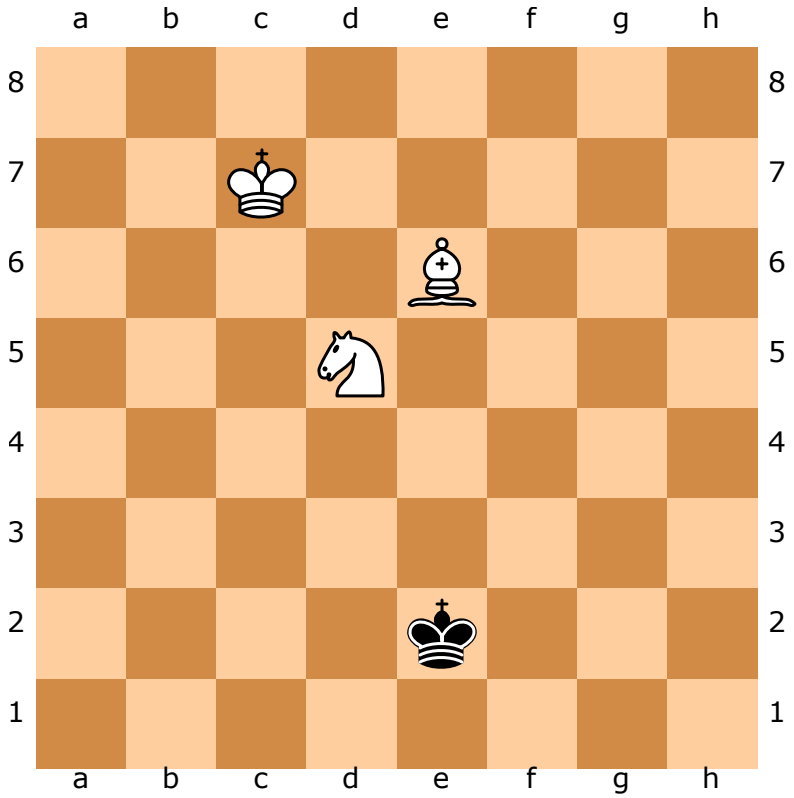
einem Unentschieden werden kann. Für die Verwendung der Distance To Zero Tabelle wird die WDL Tabelle benötigt. Hierbei baut DTZ auf den Werten `-2`, `-1`, `0`, `1` und `2` auf, die um die Information erweitert werden in wie vielen Halbzüge es zu einem Schlagzug oder Bauernzug kommen kann.

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.

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()
```

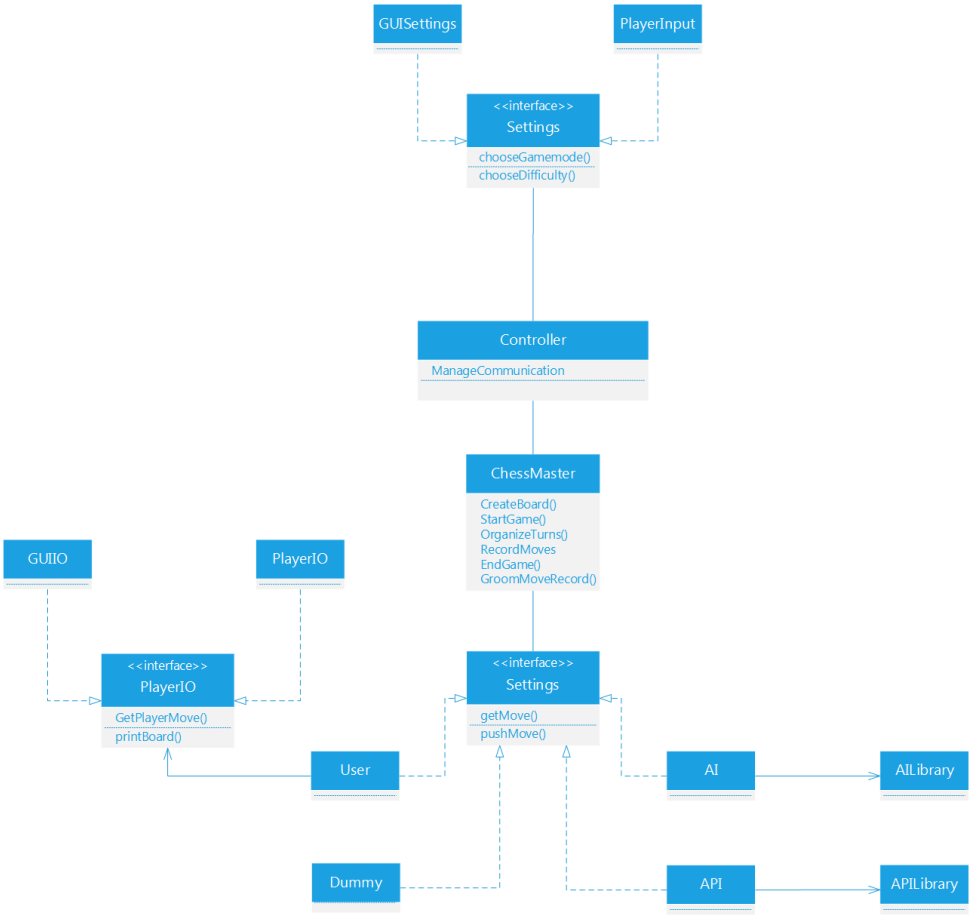
3.3 Architektur

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.

Als zentrales, Verbindungselement steht zunächst der “Controlle”. 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 Nutzeroberfläche 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.



Figur 3.2.1 Klassendiagramm Architektur ChessAI

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 möglichsten 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

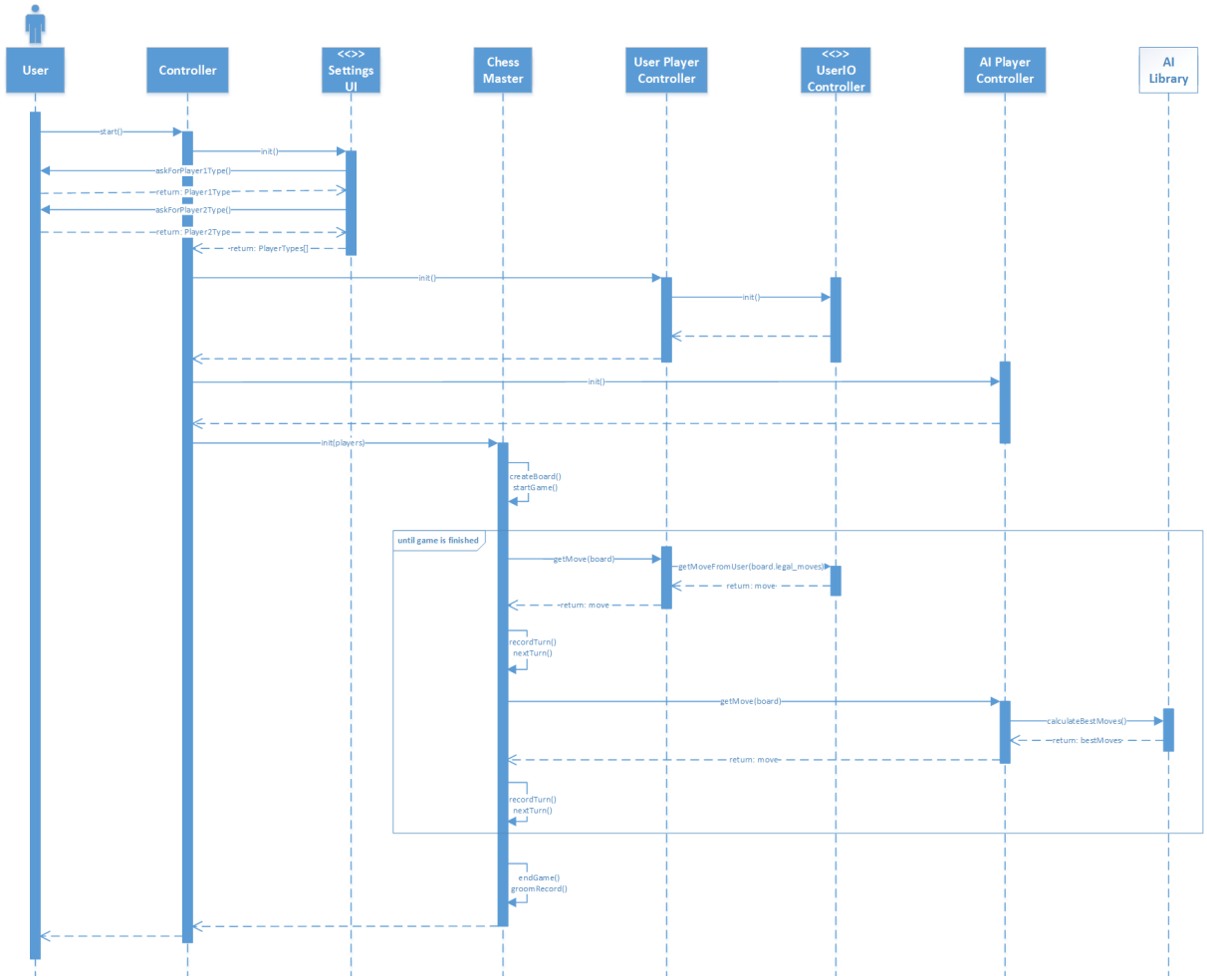
Dazu existiert eine “Player” Schnittstelle, die für jeden dieser Spieler implementiert werden muss.

Die “User” Implementation 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 Nutzeroberfläche implementiert werden.

Die “AI” sowie die “API” Implementation greifen 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 XY.ZY näher erläutert.

In Figur 3.2.2 ist der sequenteille Ablauf der Funktionsaufrufe erkennbar.



Figur 3.2.2 Sequenzdiganagramm 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 zu Spieler 1 - dem Nutzer - und dann zu Spieler 2 - der KI - nach dem nächstne 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 Revance gewünscht ist, und so wird auch das Programm im Anschluss daran geschlossen.

4 Implementation

4.1 Erstellen des Spiels und der Spieler

Vor dem Start eines Schachspiels müssen zunächst Spiel generell sowie die partizpierenden Spieler der gewünschten Spielertypen erstellt werden. Dazu muss der Spieler dem Programm entweder Parameter mitgeben, die das Spiel direkt mit den gewünschten Spielern startet, oder aber der Spieler wird zum Programmstart nach gewünschten Einstellungen gefragt.

In beiden Fällen wird anschließend eine Liste an Spielern an Hand der gegebenen Funktionen erstellt, mittels welcher Das Spiel dann stattfinden kann. Dies findet in der Funktion `interrogate_settings` 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 [ ]: def interrogate_settings(self, player_names=None, player_types=None, player_d
            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 speichet.

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

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

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

```
In [ ]: 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_sta
```

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. Dabei wird der `type_switcher` zur Hilfe genommen, welcher je nach angegebenen Typ die entsprechende Klasse des Spielertyps zurückgibt. Mittels dieser wird dann ein neuer Spieler erstellt, wobei beim Initialisierren 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 nächsten Kapitel beschrieben wird.

4.2 Verwalten des Schachspiels und Pflege des Spielverlaufs

Ein essentieller Part im Erstellen eines Schachprogrammes ist erstmal das Verwalten des Schachspiels. Dabei muss garantiert werden, dass - Solange das Spiel nicht vorbei ist,

die Spieler abwechselnd einen Zug auswählen können - Der Zug auf dem vorhandenen Schachbrett durchgeführt wird - Das daraus entstehende Schachbrett dem Spieler sichtbar gemacht wird

Dies ist Aufgabe des `ChessMaster` und ist mit folgendem Code umgesetzt

```
In [ ]: 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)
```

Dabei wird zunächst ein neues Schachbrett - hier board genannt - erstellt. Solange das Spiel auf diesem nicht vorbei ist, was mittels der `board.is_game_over()` Funktiong 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. Diese wurden im Kapitel INSERT beschrieben. 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. 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 an Hand eines gegebenen boards den nächstne Zug zu nennen. In diesem Teil übernimmt beispielsweise die KI ihre Berechnungen für den nächsten Schachzug. Der Nutzer dagegen gibt diesen mittels eines Eingabefeldes ein.

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 Online-API der gewählte Zug an die Schnittstelle gesendet werden.

Nach dem Ende des Spiels wird noch das Ergebnis ausgegeben. Der Code dazu ist im folgenden Code Snippet zu sehen.

```
In [ ]: result = Tools.get_board_result(board)
        if result is 1:
            players[0].print_win_msg()
            players[1].print_loose_msg()
        elif result is -1:
            players[1].print_win_msg()
            players[0].print_loose_msg()
        else:
            players[0].print_draw_msg()
            players[1].print_draw_msg()
```

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

```
In [ ]: 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
        # Seventyfive-move rule or fivefold repetition.
        if board.is_seventyfive_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 Patt.

Nach Abfrage des Ergebnisses werden beide Spieler abhängig von diesem entweder dazu aufgefordert eine Siesesbenachrichtigung 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 darauf folgenden 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.

Das Speichern der Züge im Verlauf des Spiels sieht dann wie folgt aus

```
In [ ]: 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])
```

In Zeile 2 wird die Liste erstellt und in der letzten Zeile der Zustand in diese Liste gespeichert. Nach Ende des Spiels muss diese Liste noch in die bestehende Historie eingepflegt werden. Dies ist in folgendem Code-Snippet zu sehen.

```
In [ ]: 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
            merged_history = pd.DataFrame(list(merged_history_dict.items()), columns=

            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/Patt 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` enthaltenden Funktion `pd.read_csv` durchgeführt. Anschließend wird auch daraus ein Dictionary erstellt, indem die Zeile "boardäls Schlüssel und die Zeile "valueäls 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 "boardünd der Wert für die Zeile "value"verwendet wird, um das DataDrame anschließend wieder zu der CSV-Datei zu speichern.

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

4.3 Implementierung des Iterative Deepening

Die zentrale Aufgabe der KI ist es, den best möglichen Zug für eine gegebene Situation zu finden. Dabei geht diese so vor, dass sie alle möglichen Züge durchgeht und die daraus entstehenden Zustände analysiert und evaluiert. Dabei jedoch zählt nicht nur der direkt erreichbare Zustand zählt, 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 İterative Deepening". Nähere Informationen dazu sind in Kapitel INSERT aufgeführt.

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 dann einige Werte wie folgt festgelegt werden.

```
In [ ]: depth = 1


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

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

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 best mögliche Option ist (Sieg oder Unentschieden wenn Sieg nicht mehr möglich ist) und dementsprechend zu bewerten. Die Funktion sieht wie folgt aus.

```
In [ ]: def get_best_possible_result(self, 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 Patt. 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 des İterative Deepening"durchgeführt.

```
In [ ]: 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:
                tmp_board = chess.Board(str(board.fen()))
                tmp_board.push(move)
```

```
                value = self.min_value(str(tmp_board.fen()), player, float('-inf'), fl
                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())
```

Dabei wird zunächst eine Liste aller legalen Züge erstellt. Dann wird eine Schleife so lange durchlaufen, bsi 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 temporärer "boardängelegt, das erreichbaren Zustand widerspiegelt. Nun wird mittels des Minimax-Algorithmus der Wert dieses boards ermittelt. Dabei wird als Alpha Unendlichünd als Beta Ünendlich"mitgegeben. Was die Werte Alpha und Beta aussagen, wird im Kapitel INSERT 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. Gleicht der Wert 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 erreich werdne 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 an Hand 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 INSERT 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 an Hand 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 best mögliche Zug zurückgegeben. Dieser wird dann von der Ki ausgeführt.

4.4 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 bestmöglichste 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). Genauer ist dies in Kapitel INSERT erklärt.

Die Umsetzung dabei erfolgt in zwei Funktionen - `min_value` und `max_value`. Erstere berechnet dabei den schlecht möglichsten Ausgang für den Spieler aus einer bestimmten Position, also den besten Ausgang für den Gegner. Letztere berechnet den best möglichsten Ausgang. Beide Funktionen sind sehr ähnlich aufgebaut und in folgendem Code-Snippet zu sehen.

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

            if board.is_game_over() or depth == 0:
                return self.evaluate_board(board, player)
            if int(time.time()) >= time_limit:
                return float("-inf")

            for move in board.legal_moves:
```

```
            tmp_board = chess.Board(board_fen)
            tmp_board.push(move)
            v = min(v, self.max_value(str(tmp_board.fen()), player, alpha, beta, d
            if v <= alpha:
                return v
            beta = min(beta, v)
        return v
```

Neben dem akteullen Zustand 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 INSERT 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 maximal negative Wert zurück gegeben, damit dieser Zug keine weitere Beachtung mehr bei der endgültigen Auswahl findet.

Ist auch dies nicht der Fall, werden alle von dem gegebenen Zustand aus erreichbaren Zustände durchgegangen. Dazu wird zunächst ein temporäres Schachbrett - hier board - erstellt und der Zug auf diesem ausgeführt. Dies ist dann der neue, erreichbare Zustand. Dieser wird dann in die nächst tiefere 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 akteullen 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 zurück gegeben 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 all diesen Iterationen ergebende Wert v zurück gegeben.

Die `max_value` Funktion läuft similar ab, mit dem einzigen Unterschied, dass hier der maximale statt der minmale 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 [ ]: def max_value(self, board_fen, player, alpha, beta, depth, time_limit):
            board = chess.Board(board_fen)
            v = float('-inf')

            if board.is_game_over() or depth == 0:
                return self.evaluate_board(board, player)
            if int(time.time()) >= time_limit:
                return float("inf")

            for move in board.legal_moves:
                tmp_board = chess.Board(board_fen)
                tmp_board.push(move)
                v = max(v, self.min_value(str(tmp_board.fen()), player, alpha, beta, d
                if v >= beta:
                    return v
                alpha = max(alpha, v)
            return v
```

Mit diesem Algorithmus wird ein Baum aus allen Pfaden erstellt, an Hand der der beste Zug ermittelt werden kann wie in Kapitel INSERT beschrieben. 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.

4.5 Evaluierung eines gegebenen Schachbretts

Um gegebene Zustände auch mitten im Spiel bewerten zu können, müssen diese an Hand bestimmter Kriterien bewertet werden können, die über Sieg oder Niederlage hinausgehen. Dazu gibt es verschiedene Ansätze, wie in Kapitel INSERT 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.

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

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

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

Dabei wird zunächst an Hand 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 (siehe INSERT), so wird der maximale Wert (Unendlich) für den Zusand zurückgegeben. Ist das Ergebnis des übermittelten Zustands jedoch eine Niederlage, so 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, dessen Faktor höher als 0 liegt. Der Grund dafür ist, dass bestimmte Funktionne 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.

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.

Dabei 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. Diese werden dann zusammengerechnet.

```
In [ ]: def get_value_by_color(color):
            attacked_pieces_value = map(lambda piece_type : len(board.pieces(piece_ty
            return sum(attacked_pieces_value)

        def get_board_value():
            white_value = get_value_by_color(chess.WHITE)
            black_value = get_value_by_color(chess.BLACK)

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

Materialbewertung attackierter Figuren

Die Berechnung der attackierten Figuren ist ähnlich zu dem Vorgehen bei der Berechnung des Brettwerts. 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 [ ]: def get_attacked_pieces_value_by_color(attacker_color, defender_color):
            attackedSquares = filter(lambda square : board.is_attacked_by(attacker_co
            attackedPieces = map(lambda square : board.piece_at(square).piece_type, a
            value = map(assign_piece_value, attackedPieces)
            return sum(value)

        def get_attacked_pieces_value():
            white_value = get_attacked_pieces_value_by_color(chess.WHITE, chess.BLACK
            black_value = get_attacked_pieces_value_by_color(chess.BLACK, chess.WHITE

            return white_value - black_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 summiert.

Positionsbewertung

Um die Positionen der einzelnen Figuren zu bewerten, werden zunächst für jeden Figurentypen Matrizen benötigt, die über jedes Feld eine Aussage über den Wert der Position der Figur geben. Diese sind in Kapitel INSERT 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 [ ]: def get_board_positions_value_by_color(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, fi
```

```
                    sum += piece_pos_value
        return sum
```

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 zurückgegben hat wird dies zu der bisherigen Summe aufaddiert und am Ende die Summe aller Figuren zurück gegeben.

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

```
In [ ]: 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 el
            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 zurück gegeben.

Königszonen-Sicherheit

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

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

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

            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_

            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.

Nun werden alle Felder der Königszone einzeln durchgegangen und zu der Menge an Feldern hinzugeführt. Dabei werden bei den Spaltel 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. Dabei wird zuvor jeweils überprüft, ob sich die Spalte beziehungsweise die Reihe noch au fdem Spielfeld befinden. Ist dies der Fall, wird das Feld der Menge hinzugefügt und diese wird am Ende zurück gegeben.

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

```
In [ ]: 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
                    attacker_dict[attacker_piece] = attacker_dict.get(attacker_pi
        return attacker_dict
```

Dabei wird jedes Feld einzeln durchgegangen und für alle jeweils eine Menge an Figuren erstellt, die dieses Feld angreifen. Alle Angriefer 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 zusammen, wie viele Felder 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 ensprechender Wert zurückgegeben, wie in Kapitel INSERT beschrieben.

Abschließend wird für jeden Angreifer noch der Wert dieses ermittelt, wie ebenfalls in Kapitel INSERT beschrieben, und diese alle aufaddiert. Dieser Wird 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.

Mobilität

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 INSERT besprochen.

```
In [ ]: 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 Figuren ist, da in der Historie die Werte aus Sicht des Spielers der weißen Figuren gespeichert wird.

5 Evaluation

5.1 Kriterienerfüllung

5.2 Einordnung Intelligenz

Abkürzungsverzeichnis

KI Künstliche Intelligenz

Appendices

Algorithm 2 Minimax Algorithmus [?]

```
function minimax_decision(state)
    for all ainactions(state) do
        value ← min_value(result_state(state, a))
        if value > best_value then
            best_value ← value
            best_move ← a
        end if
    end for
    return best_move
end function

function max_value(state)
    if terminal_test(state) then
        return utility(state)
    end if
    v ← −∞
    for all ainactions(state) do
        v ← max(v, min_value(result_state(state, a)))
    end for
    return v
end function

function min_value(state)
    if terminal_test(state) then
        return utility(state)
    end if
    v ← ∞
    for all ainactions(state) do
        v ← min(v, max_value(result_state(state, a)))
    end for
    return v
end function
```

Algorithm 3 Alpha Beta Algorithmus [?]

```
function alpha_beta_search(state)
    for all ainactions(state) do
        value ← min_value(result_state(state, a), −∞, +∞)
        if value > best_value then
            best_value ← value
            best_move ← a
        end if
    end for
    return best_move
end function

function max_value(state, α, β)
    if terminal_test(state) then
        return utility(state)
    end if
    v ← −∞
    for all ainactions(state) do
        v ← max(v, min_value(result_state(state, a), α, β))
        if v ≥ β then
            return v
        end if
        α ← max(α, v)
    end for
    return v
end function

function min_value(state, α, β)
    if terminal_test(state) then
        return utility(state)
    end if
    v ← ∞
    for all ainactions(state) do
        v ← min(v, max_value(result_state(state, a), α, β))
        if v ≤ α then
            return v
        end if
        β ← min(β, v)
    end for
    return v
end function
```