
Vorhersage und Analyse der Handkarten des Gegners beim Texas Hold'em No-Limit Poker

Bachelor-Thesis von Hagen Becker aus Weiterstadt
Oktober 2016



TECHNISCHE
UNIVERSITÄT
DARMSTADT

Fachbereich Informatik
Knowledge Engineering Group

Vorhersage und Analyse der Handkarten des Gegners beim Texas Hold'em No-Limit Poker

Vorgelegte Bachelor-Thesis von Hagen Becker aus Weiterstadt

1. Gutachten: Prof. Dr. Johannes Fürnkranz
2. Gutachten: Dr. Eneldo Loza Mencía

Tag der Einreichung:

Erklärung zur Bachelor-Thesis

Hiermit versichere ich, die vorliegende Bachelor-Thesis ohne Hilfe Dritter nur mit den angegebenen Quellen und Hilfsmitteln angefertigt zu haben. Alle Stellen, die aus Quellen entnommen wurden, sind als solche kenntlich gemacht. Diese Arbeit hat in gleicher oder ähnlicher Form noch keiner Prüfungsbehörde vorgelegen.

Darmstadt, den 25. Oktober 2016

(H. Becker)

Zusammenfassung

Ziel dieser Arbeit war es durch die Analyse von Pokerspielern einen Klassifizierer zu entwickeln, welcher die Handkarten dieser Spieler so präzise wie möglich vorhersagen kann. Analysiert wurden bereits verfügbare Testdaten der Variante des No-Limit Texas Hold Em aus der Annual-Computer-Poker-Competition. Mittels des TUD-Pokerframeworks-Konverters wurden die Daten in ein maschinelles Lernen-Format konvertiert. Weiterhin wurden dem Konverter neue Attribute hinzugefügt, um bessere Ergebnisse zu erzielen. Gelernt wurden die Klassifizierer mit dem C4.5-Algorithmus. Zudem wurden die Konfidenzen der vorhersagten Klassen in die Analyse mit einbezogen um zu prüfen, ob Vorhersagen mit höheren Konfidenzwerten bessere Ergebnisse liefern als Vorhersagen mit niedrigen Konfidenzenwerten.

Festzuhalten ist, dass die Präzision der Vorhersagen von der Stärke des Spielers abhängt. Des Weiteren ließen sich eher stärkere Hände besser klassifizieren als schwächere Hände. Die Konfidenzwerte waren zum großen Teil jedoch nicht aussagekräftig und es machte keinen Unterschied, ob eine Klasse mit einem hohen oder niedrigen Konfidenzwert vorhergesagt wurde.

Inhaltsverzeichnis

1	Einleitung	6
1.1	Motivation dieser Arbeit	6
2	Grundlagen des Maschinellen Lernens	8
2.1	Maschinelles Lernen	8
2.2	Grundelemente des Maschinellen Lernens	8
2.3	Entscheidungsbäume	9
2.3.1	C4.5 Algorithmus	9
3	Poker	11
3.1	Regeln und Grundbegriffe	11
3.2	Karten und Kartenkombinationen	11
3.3	Setzrunden	12
3.4	Mögliche Spielzüge in einer Setzrunde	12
3.5	Blinds und Positionen	12
3.6	Weitere Begriffe	13
3.6.1	Pot	13
3.6.2	suited/offsuited	13
3.6.3	Stack & Chips	13
3.6.4	Hero und Villain	13
3.6.5	Draw	13
3.6.6	PotOdds	13
3.6.7	Outs	13
3.6.8	Odds	13
4	Verwandte Arbeiten	14
4.1	Abstraktion von Attributen	14
4.2	Spielarten	14
5	Stand vor der Arbeit	15
5.1	PokerFramework TUD	15
5.1.1	Konverter	15
6	Vorhersage von Gegnerhänden	16
6.1	Aufgabenstellung	16
6.2	Durchführung	16
6.2.1	Einarbeitung und Erweiterung des TU PokerFramework	16
6.2.2	Erstellen der Datensätze	17
6.2.3	Auswertung	17
6.3	Attribute	17
6.3.1	Verwendete Attribute	17
6.4	Zielattribute	19
7	Datensätze und Frameworks	22
7.1	WEKA	22
7.1.1	ARFF	22
7.1.2	J48	22

7.2	The Annual Computer Poker Competition	22
7.2.1	Regeln	22
7.2.2	Wertung	23
7.3	Verwendete Datensätze	23
7.3.1	slumbot 2016	24
7.3.2	Nyx 2016	29
8	Ergebnisse	31
8.1	HandRanges Slumbot	31
8.1.1	Anzahl der Vorhersagen	33
8.1.2	Verteilung der True Positives & False Positives	35
8.1.3	Analyse der sortierten Konfidenzen	40
8.1.4	Modifizierte Konfidenzen	43
8.1.5	Fazit	46
8.2	All-In Equity Slumbot	46
8.2.1	Verteilung der Vorhersagen	48
8.2.2	Verteilung der True Positives & False Positives	49
8.2.3	Analyse der sortieren Konfidenzen	49
8.2.4	Unterschied zu den modifizierten Konfidenzen	51
8.2.5	Fazit	52
8.3	HandRanges Nyx	53
8.3.1	Verteilung der True Positive & False Positives	54
8.3.2	Analyse der sortierten Konfidenzen	55
8.3.3	Fazit	57
8.4	All-In Equity Nyx	57
8.4.1	Verteilung der True Positives & False Positives	60
8.4.2	Analyse der sortierten Konfidenzen	61
8.4.3	Fazit	63
8.5	Weitere Analysen	63
8.5.1	Überflüssige Attribute	63
8.5.2	Irrelevante Spielsituationen	63
8.5.3	Unsicherheiten in den Trainingsdaten	63
8.6	Zusammenfassung	64
9	Fazit & Ausblick	65
	Literatur	67
A	Abbildungen und Tabellen	68
A.1	HandRanges Slumbot	68
A.1.1	Instanzenverteilung in den Testdaten	68
A.1.2	Konfusionsmatrizen	70
A.1.3	Abbildungen zu den Konfusionsmatrizen	71
A.1.4	Häufigkeiten der einzelnen Vorhersagen	73
A.1.5	Konfidenzverteilung der True Positives & False Positives	75
A.1.6	TP-FP Graphen mit normalen Konfidenzen	77
A.1.7	Konfidenzverteilung der TP& FP mit modifizierten Konfidenzen	78
A.1.8	TP-FP Graphen mit modifizierten Konfidenzen	80
A.1.9	Flächen unterhalb der TP-FP Graphen	81

A.2	All-In Equity Slumbot	82
A.2.1	Instanzenverteilung in den Testdaten	82
A.2.2	Konfusionsmatrizen	84
A.2.3	Abbildungen zu den Konfusionsmatrizen	85
A.2.4	Häufigkeiten der einzelnen Vorhersagen	87
A.2.5	Konfidenzverteilung der True Positives & False Positives	89
A.2.6	TP-FP Graphen mit normalen Konfidenzen	91
A.2.7	Konfidenzverteilung der TP& FP mit modifizierten Konfidenzen	92
A.2.8	TP-FP Graphen mit modifizierten Konfidenzen	94
A.2.9	Flächen unterhalb der TP-FP Graphen	95
A.3	HandRanges Nyx	96
A.3.1	Instanzenverteilung in den Testdaten	96
A.3.2	Konfusionsmatrizen	98
A.3.3	Abbildungen zu den Konfusionsmatrizen	99
A.3.4	Häufigkeiten der einzelnen Vorhersagen	101
A.3.5	Konfidenzverteilung der True Positives & False Positives	103
A.3.6	TP-FP Graphen mit normalen Konfidenzen	105
A.3.7	Konfidenzverteilung der TP& FP mit modifizierten Konfidenzen	106
A.3.8	TP-FP Graphen mit modifizierten Konfidenzen	108
A.3.9	Flächen unterhalb der TP-FP Graphen	109
A.4	All-In Equity Nyx	110
A.4.1	Instanzenverteilung in den Testdaten	110
A.4.2	Konfusionsmatrizen	112
A.4.3	Abbildungen zu den Konfusionsmatrizen	113
A.4.4	Häufigkeiten der einzelnen Vorhersagen	115
A.4.5	Konfidenzverteilung der True Positives & False Positives	117
A.4.6	TP-FP Graphen mit normalen Konfidenzen	119
A.4.7	Konfidenzverteilung der TP& FP mit modifizierten Konfidenzen	120
A.4.8	TP-FP Graphen mit modifizierten Konfidenzen	122
A.4.9	Flächen unterhalb der TP-FP Graphen	123

1 Einleitung

Poker ist eines der beliebtesten Kartenspiele der Welt. Es gibt viele verschiedene Varianten. Diese Arbeit befasst sich jedoch nur mit der wohl bekanntesten, der Hold'em NoLimit Variante. Im Gegensatz zu anderen Spielen gibt es beim Poker Spielelemente, die den Spielern nicht bekannt sind. Während bei Schach oder Dame alle Spielelemente offen liegen und jedem Spieler bekannt sind, sind die gegnerischen Karten beim Poker unbekannt. Spiele gelten als sehr spannende Forschungsobjekte. Viele Spiele, wie Schach, Backgammon oder Dame sind schon annähernd oder sogar perfekt gelöst, sodass selbst die besten menschlichen Spieler gegen spielende Computerprogramme, auch Bots genannt, keine Chance mehr haben.

Bei der No-Limit-Variante kommt hinzu, dass Spieler ihre Einsätze ohne Limit variieren können. Dies macht diese Variante des Pokers noch spannender, da ein Spieler innerhalb einer Spielrunde seinen Wert verdoppeln kann oder auch alles verlieren kann. Dadurch wird weiterhin die Vorhersage des besten Spielzuges erschwert. Zudem kann auch im Nachhinein keine klare Aussage über die Bewertung der Spielzüge gemacht werden, da zukünftige Spielelemente unbekannt bleiben. So weiß man bei einem vorzeitigen Ende der Spielrunde nicht, ob man die Spielrunde gewonnen oder verloren hätte.

1.1 Motivation dieser Arbeit

Die verschiedenen Strategien Poker zu spielen, machen dieses zu einem interessanten Spiel. Spieler können sowohl aggressiv oder sehr behutsam und zurückhaltend und trotzdem erfolgreich spielen. Poker wird als Glücksspiel deklariert, jedoch macht Glück beim Poker nur einen geringen Teil aus. Auf lange Sicht setzen sich stärkere Spieler gegen schwächere Spieler durch. Es gibt Rechnungen, die man während des Spiels aufstellen kann, um zu entscheiden, ob sich ein weiterer Zug finanziell lohnt oder ob man besser aussteigen sollte. Ob man auf diese Rechnungen zurückgreift liegt an der aktuellen Spielsituation, den Gegnern und der eigenen Spielweise. Jedoch sollte man nicht blind jede Spielrunde bis zum Ende durchspielen, falls man profitabel spielen möchte.

Um möglichst viel Profit zu erwirtschaften muss man beim Poker die Fehler des Gegners ausnutzen. Spielt ein Gegner beispielsweise auffällig viele Hände, so ist es wahrscheinlich, dass dieser auch viele schwache Hände spielt. Wenn man dies weiß, kann man auch aggressiver gegen diesen Spieler spielen. Um einen Gegner einzuschätzen, ist es sinnvoll seine möglichen Handkarten, die nur er sehen kann, auf bestimmte Merkmale festzusetzen. Vermutet man, dass der Gegner starke Handkarten hält, so steigt man im Zweifel aus und riskiert nicht allzu viel. Andererseits kann man jedoch auch mehr riskieren, falls man denkt, dass der Gegner eine schwache Hand besitzt. Da es jedoch sehr schwierig ist, die genauen Handkarten des Gegners einzuschätzen, versucht man diese auf eine Auswahl an Handkarten festzusetzen. Falls man dies bei einem Gegner gut abschätzen kann, hat man enorme Vorteile, da man dann dessen Hand im Bezug auf die aktuelle Spielsituation bewerten kann und die Entscheidung über den nächsten Zug leichter fällt. Viele Spieler versuchen unberechenbar zu spielen, versuchen einen aggressiven Vorstoß, obwohl sie mit der aktuellen Hand wahrscheinlich verlieren würden, in der Hoffnung, dass der Gegner aussteigt. Dies wird auch bluffen genannt. Manche Spieler spielen ab und zu auch schlechte Hände, um die Mitspieler bezüglich ihrer gespielten Auswahl an Handkarten zu verunsichern, damit sie schwerer einzuschätzen sind.

Im Rahmen eines Praktikums an der TU Darmstadt wurden durch Verfahren des maschinellen Lernens bereits die Aktionen von Pokerspielern sehr gut vorhergesagt. Dabei standen alle Informationen zur Verfügung, die vor dem Spielzug einsichtbar waren, insbesondere die Handkarten des Spielers, dessen Zug vorhergesagt werden sollte. Bei bis zu 99% richtigen Vorhersagen war es nun möglich die Spielweise eines Spielers zu imitieren. Jedoch muss beachtet werden, dass der Spieler sich nur zwischen drei Aktionen entscheiden konnte. Demnach muss auch nur aus diesen drei wählbaren Aktionen die tatsächliche Aktion des Spielers vorhergesagt werden.

Diese Arbeit beschäftigt sich mit der Frage, ob es umgekehrt auch möglich ist, die Handkarten eines Pokerspielers vorherzusagen, wenn dieser Spieler bereits seinen Spielzug durchgeführt hat. Dies ist

jedoch eine größere Herausforderung, da es statt drei möglichen Aktionen weitaus mehr Handkartenkombinationen gibt, die vorhergesagt werden können. Durch Verfahren des maschinellen Lernens kann man nicht nur einfache Vorhersagen erhalten, sondern kann sich auch eine Abschätzung der Konfidenzen ausgeben lassen, um bei einem schwierigeren Vorhersageproblem nützliche Informationen zu erhalten. Dadurch soll entschieden werden wann eine Vorhersage nutzbar ist. Auch soll offengelegt werden, ob es bei verschiedenen Spielern Unterschiede gibt in Bezug auf die genaue Einschätzung der Handkarten.

2 Grundlagen des Maschinellen Lernens

In diesem Kapitel werden die Grundlagen des Maschinellen Lernens erläutert sowie Grundbegriffe und Methoden erklärt. Zudem wird verstärkt auf den in dieser Arbeit verwendeten Algorithmus eingegangen.

2.1 Maschinelles Lernen

Unter Maschinelles Lernen versteht man ein System oder Computerprogramm das aus mehreren bereits bekannten Daten versucht Muster zu erkennen. Daten können Beispiele von bestimmten Situationen, Zuständen oder Sachen sein und bestehen meist aus mehreren Informationen. Betrachtet man beispielsweise Personen so können Daten Informationen wie Alter, Geschlecht, Gewicht und Körpergröße beinhalten. In den meisten Fällen des Maschinellen Lernens gibt es ein Zielattribut, welches bei zukünftigen Daten vorhergesagt werden soll. Ziel eines solchen Systems ist es dabei so oft wie möglich das Zielattribut richtig vorherzusagen.

Das Erlernen dieser Programme erfolgt durch verschiedene Algorithmen. Jeder dieser Algorithmen lässt sich grob in die fünf verschiedenen Arten des Lernens einteilen:

- **Überwachtes Lernen**
 - Der Algorithmus lernt eine Funktion aus den bereits vorhandenen Daten, die dem Algorithmus zur Verfügung gestellt werden. Bei diesen Daten sind sowohl die Informationen enthalten, die man auch bei zukünftigen Daten hätte, als auch die Informationen, die man bei zukünftigen Daten vorhersagen möchte.
- **Teilüberwachtes Lernen**
 - Dem Algorithmus stehen im Gegensatz zum Überwachten Lernen nicht alle Daten zum Lernen vollständig zur Verfügung. Es fehlen bei diesen Daten teilweise die Informationen, die man später vorhersagen möchte.
- **Unüberwachtes Lernen**
 - Es wird keine bestimmte Information vorgegeben die bei späteren Daten vorhergesagt werden soll. Der Algorithmus muss versuchen trotzdem geeignete Zusammenhänge zu finden.
- **Bestärkendes Lernen**
 - Der Algorithmus bekommt positives oder negatives Feedback zu seinen Entscheidungen und lernt aus diesem.
- **Aktives Lernen**
 - Der Algorithmus kann zu unbekanntem Daten Auskunft erfragen. Dabei sollten die Daten ausgewählt werden, bei denen es den größten Informationsgewinn gibt, damit die Anzahl der Anfragen minimal bleibt.

Das System oder auch Computerprogramm, das unbekanntem Daten anhand der bereitgestellten und verarbeiteten Informationen versucht vorherzusagen wird als **Klassifizierer** bezeichnet.

Ein Klassifizierer, kann je nach verwendetem Algorithmus unterschiedliche Formen haben. So gibt es Neuronale Netzwerke [Rey and Wender, 2008], Entscheidungsbäume, Support Vector Machines [Cristianini and Shawe-Taylor, 2000] und die Assoziationsanalysen [Hagemann, 2008]. Im Rahmen dieser Arbeit werden ausschließlich Entscheidungsbäume erstellt und verwendet.

2.2 Grundelemente des Maschinellen Lernens

Im Folgenden werden die wichtigsten Elemente des Maschinellen Lernens eingeführt.

- **Instanzen**

- Als Instanzen werden konkrete Beispiele oder Daten bezeichnet. Sie enthalten Informationen über eine spezielle Situation, Zeitpunkt, Zustand oder Sache. In einer Instanz können auch Informationen unvollständig sein.

- **Attribute**

- Als Attribute bezeichnet man die Informationen, die in einer Instanz angegeben werden können. Beschreibt man beispielsweise eine Person, so können Geschlecht, Alter und Körpergröße Attribute sein. Es gibt mehrere verschiedene Arten von Attributen. So gibt nominale Attribute die Symbole oder Bezeichnungen ohne jeglicher Ordnung sind. Numerische Attribute hingegen sind Zahlenwerte, die auch mathematische Eigenschaften enthalten. Diese haben beispielsweise eine Ordnung oder können auch verglichen werden.

- **Zielattribut & Zielklassen**

- Das Zielattribut ist das Attribut, das vorhergesagt werden soll. Die Zielklassen sind die unterschiedlichen Klassen, die das Zielattribut beinhalten kann.

- **Trainingsdaten- & Testdatenset**

- Als Trainingsdatenset bezeichnet man das Set aus Instanzen, das zum Erlernen und Trainieren des Klassifizierers genutzt wird. Beim Trainingsdatenset sollten alle Informationen vollständig sein.
- Das Testdatenset besteht dagegen aus Instanzen, bei denen die Klasse des Zielattributs ausgeblendet ist und der Klassifizierer diese vorhersagen muss. Durch diese Testinstanzen wird geprüft, wie gut der Klassifizierer funktioniert.

- **Konfidenzen**

- Viele Klassifizierer können neben einfachen Vorhersagen auch Konfidenzen angeben. Eine Konfidenz sagt aus mit welcher Sicherheit er diese Vorhersage trifft.

2.3 Entscheidungsbäume

Entscheidungsbäume dienen dazu mehrstufige Entscheidungsregeln darzustellen. Ein Entscheidungsbaum ist hierarchisch aufgebaut und startet mit dem Wurzelknoten. In einem inneren Knoten und im Wurzelknoten steht immer ein Attribut. Von diesen gehen immer zwei oder mehrere Zweige ab. Auf den Zweigen stehen Bedingungen, die das Attribut beschreiben, welches im vorigen Knoten gesetzt ist. Jeder mögliche Wert dieses Attributs kann immer nur zu einem Zweig zugeordnet werden. Betrachtet man nun eine konkrete Instanz, die mit Hilfe eines Entscheidungsbaums klassifiziert werden soll, startet man im Wurzelknoten und geht den Zweig entlang, der auf das jeweilige Attribut dieser Instanz zutrifft. In den nächsten Knoten wird dies solange wiederholt bis man an einem untersten Knoten angelangt ist. Diese untersten Knoten werden Blätter genannt und haben keine abgehenden Zweige mehr. In diesen Blättern befindet sich jeweils eine Zielklasse des Zielattributs. Die Instanz wird zu der Klasse klassifiziert die in dem Blatt steht in der die Instanz gelandet ist.

2.3.1 C4.5 Algorithmus

Der C4.5 Algorithmus [Quinlan, 1992] ist eine Weiterentwicklung des Algorithmus ID3 und wurde vom australischen Informatiker Ross Quinlan entwickelt. Dieser Algorithmus erstellt einen Entscheidungsbaum auf Grundlage des Trainingsdatensets um zukünftige Daten vorhersagen zu können.

Das Attribut, das den höchsten Informationsgewinn aller Attribute enthält, wird als Wurzelknoten gesetzt. Errechnet wird dies Entropie durch den Information-Gain. Die unteren Knoten werden ebenfalls

wieder durch den gleichen Ansatz ausgewählt, wobei bereits ausgewählte Attribute, die sich in oberen Knoten des Pfades befinden nicht mehr in den Berechnungen beachtet werden. Dies wird solange für jeden Knoten und Folgeknoten wiederholt bis keine Attribute mehr vorhanden sind oder die Zuweisung aller Instanzen im Trainingsdatenset eindeutig ist.

Während der Entscheidungsbaum erstellt wird, wird zudem für jedes Blatt der prozentuale Anteil der Instanzen mit den verschiedenen Klassen gespeichert. Diese Werte sind die Konfidenzen der einzelnen Klassen in einem Blatt. Wendet man nun eine Testinstanz auf den Baum an, so endet diese in einem Blatt. Es wird für diese Testinstanz das Attribut vorhergesagt, das das Blatt enthält. Zusätzlich können die Konfidenzen für jede Klasse in diesem Blatt ausgegeben werden.

3 Poker

In diesem Kapitel werden die Regeln und Grundbegriffe erklärt und vermehrt auf die analysierte Variante Texas Hold'em eingegangen, die mit 2 bis 10 Spielern gespielt werden kann. Im Rahmen dieser Arbeit wird Texas Hold'em HeadsUp betrachtet, bei dem nur zwei Spieler gegeneinander spielen. Es wurde sich an den Web-Artikel von Pokerstrategy [Pokerstrategy, 2016] orientiert.

3.1 Regeln und Grundbegriffe

Das allgemeine Ziel von Poker ist es auf Dauer profitabel zu spielen und mehr Chips zu gewinnen als zu verlieren. Am Anfang jeder Spielrunde bekommen alle Spieler zwei Karten verdeckt ausgeteilt. Diese Karten werden auch HoleCards, Handkarten oder auch Hand genannt und können nur von dem jeweiligen Spieler angeschaut werden. Anschließend hat jeder Spieler die Möglichkeit zum ersten Mal zu bieten, mitzugehen oder auszusteigen. Befindet sich danach noch mehr als ein Spieler im Spiel, werden die ersten drei Gemeinschaftskarten ausgeteilt. Diese ersten drei Gemeinschaftskarten werden auch Flop genannt. Nun hat jeder Spieler, sofern er nicht bereits ausgestiegen ist, wieder die Möglichkeit zu bieten, mitzugehen oder auszusteigen. Darauf folgt eine weitere Gemeinschaftskarte, der Turn und die Spieler können nun wieder einen Zug machen. Mit dem River, der letzten Gemeinschaftskarte, folgt anschließend die letzte Bietrunde, in der die Spieler ein letztes Mal die Möglichkeit haben zu agieren. Sind nun immer noch mindestens zwei Spieler dabei, so gewinnt der Spieler mit der besten Kartenkombination, die aus seinen beiden Handkarten und den fünf Gemeinschaftskarten gebildet werden kann.

3.2 Karten und Kartenkombinationen

Bei der Texas Hold'em-Variante wird mit einem Anglo-Amerikanischen-Kartendeck aus 52 Karten, welches jeweils aus vier Assen, Königen, Damen, Buben und Zahlkarten von 2 bis 10 besteht, gespielt. Dabei hat jeder Kartenwert vier verschiedene Farbkarten, bestehend aus Kreuz, Pik, Herz und Karo. Die Farben sind gleichwertig. Die Wertigkeit der Symbole und Zahlenwerte ist aufsteigend nach dem Zahlenwert. Anschließend kommen Buben, Damen, Könige und zuletzt Ass als stärkster Wert.

Die verschiedenen Kartenkombinationen sind im Folgenden nach aufsteigender Stärke aufgelistet:

1. **Höchste Karte** - Keine der unteren Kombinationen
2. **Ein Paar** - Zwei Karten gleichen Kartenwertes
3. **Zwei Paare** - Zwei Paare
4. **Drilling** - Drei Karten mit dem gleichen Kartenwert
5. **Straße** - Fünf Karten in einer Wertereihe
6. **Flush** - Fünf Karten in einer Farbe, die keine Straße bilden
7. **Full House** - Ein Drilling und ein Paar
8. **Vierling** - Vier Karten mit dem gleichen Kartenwert
9. **Straight Flush** - Straße in einer Farbe ohne Ass als höchste Wertkarte
10. **Royal Flush** - Straße in einer Farbe mit Ass als höchste Wertkarte

Anmerkung zur Straße - Zum Bilden einer Straße können sowohl die Karten von Ass bis 5 als auch von 10 bis Ass eingesetzt werden. Die Straßenkombination Ass bis 5 ist dabei die niedrigste Straße und wird von allen anderen Straßen geschlagen. Die Straße 10 bis Ass ist die höchste und damit stärkste Straße.

3.3 Setzrunden

Beim Texas Hold'em gibt es vier Setzrunden, in denen die Spieler je nach aktueller Spielsituation die Möglichkeit haben nacheinander Einsätze zu bezahlen, zu erhöhen, mitzugehen, zu schieben oder auszustiegen.

- **Der Preflop** Die HoleCards wurden ausgeteilt, es gibt noch keine Gemeinschaftskarten
- **Der Flop** Die ersten drei Gemeinschaftskarten wurden ausgeteilt, die Spieler haben erneut die Möglichkeit Einsätze zu bezahlen
- **Der Turn** Die nächste Gemeinschaftskarte wurde ausgeteilt, die Spieler können nun wieder bieten
- **Der River** Die fünfte und letzte Gemeinschaftskarte wurde ausgeteilt, die Spieler haben nun die letzte Möglichkeit Einsätze zu setzen

Sind nach allen Setzrunden noch mindestens zwei Spieler im Spiel kommt es zum **Showdown**. Jeder Spieler bildet nun aus seinen zwei HoleCards und aus den fünf Gemeinschaftskarten die beste Kartenkombination aus fünf Karten. Der Spieler mit der besten Kartenkombination gewinnt den gesamten Pot. Gibt es zwei oder mehrere Spieler, die von der Stärke die beste Kartenkombination haben, so wird der Pot unterer diesen Spielern zu gleichen Teilen aufgeteilt.

3.4 Mögliche Spielzüge in einer Setzrunde

Während einer Setzrunde hat ein Spieler, je nach aktueller Spielsituation, mehrere Möglichkeiten im Spiel zu agieren.

- **check bzw. schieben** - Der Spieler, der am Zug ist, kann schieben, falls in der aktuellen Setzrunde alle Spieler davor auch geschoben haben. Dadurch zahlt er keinen Einsatz in den Pot und der nächste Spieler ist am Zug.
- **bet bzw. bieten** - Der Spieler, der am Zug ist, kann bieten, falls in der aktuellen Setzrunde alle Spieler davor nur geschoben haben. Dieser Spieler bietet nun einen Betrag seiner Wahl. Alle anderen Spieler müssen nun diesen Einsatz mitgehen oder aus der Spielrunde aussteigen.
- **raise bzw. erhöhen** - Wurde in der Setzrunde bereits geboten, so kann der Spieler diesen Einsatz nochmal erhöhen. Alle anderen Spieler müssen nun ebenfalls diesen Einsatz mitgehen oder aus der Spielrunde aussteigen. Wurde bereits in dieser Setzrunde erhöht und man erhöht ein weiteres Mal, so nennt man dies auch **reraise**.
- **call bzw. mitgehen** - Nachdem in der Setzrunde bereits geboten oder erhöht wurde kann der Spieler, der am Zug ist, den gleichen Betrag in den Pot zahlen und mitgehen.
- **fold bzw. aussteigen** - Wurde in der Setzrunde bereits geboten oder erhöht, so kann der Spieler, der am Zug ist, aus der Spielrunde aussteigen. Der Spieler spielt dann diese Spielrunde nicht mehr mit, muss dafür aber auch kein weiteres Geld mehr investieren.

3.5 Blinds und Positionen

Blinds sind Mindesteinsätze, die vor einer Spielrunde von zwei Spielern geleistet werden müssen. Dabei unterscheidet man zwischen dem **BigBlind**(BB) und dem **SmallBlind**(SB). Der BB ist immer doppelt so groß wie der SB. Der Spieler, der den BB zahlen muss, hat somit die BB-Position und der Spieler, der den SB zahlen muss, ist auf der SB-Position. Nach jeder Spielrunde rücken die Blinds auf. Der Spieler, der zuvor den BB zahlen musste, muss nun den SB zahlen. Der BB wird vom Spieler links nebenan bezahlt. Bei der HeadsUp-Variante wechseln sich BB und SB nach jeder Spielrunde immer ab, da es hier

nur zwei Spieler gibt. Befindet man sich nun in der Preflop-Setzrunde eröffnet der Spieler nach der BB-Position diese Setzrunde. Dabei müssen alle Spieler mindestens den BB mitgehen, falls sie in der Spielrunde bleiben möchten. In allen weiteren Setzrunden beginnt beim HeadsUp der Spieler an der BB-Position mit seinem Spielzug. Spielen insgesamt mehr als zwei Spieler mit, so beginnt in allen weiteren Setzrunden der Spieler an der SB-Position.

3.6 Weitere Begriffe

Im Folgenden werden nun weitere Pokerbegriffe eingeführt.

3.6.1 Pot

Im Pot befindet sich der gesamte Betrag, der in einer Spielrunde eingezahlt wird. Der Gewinner einer Spielrunde bekommt den gesamten Betrag. Gibt es beim Showdown mehrere Spieler mit der gleichen Handstärke, wird der Pot auf diese Spieler aufgeteilt. Dies nennt man auch Split Pot.

3.6.2 suited/offsuited

Haben die HoleCards eines Spielers die gleiche Farbe, so spricht man von suited HoleCards, ansonsten sind sie offsuited. Hat man suited HoleCards erhalten, so erhöht sich die Chance auf einen Flush, da nur noch 3 Karten der selben Farbe benötigt werden.

3.6.3 Stack & Chips

Als Stack wird das aktuelle Guthaben eines Spielers bezeichnet. Chips, die vor einem Spieler liegen, stellen dabei symbolisch den aktuellen Betrag des Spielers dar. Die Chips werden im Spiel in den Pot geschoben und nach Beenden einer Spielrunde dem Gewinner zugeschoben. Bei einer No Limit-Variante ist es zudem jederzeit möglich seinen gesamten Stack auf einmal zu setzen. Man geht damit **All-In** und setzt seine gesamten Chips in den Pot.

3.6.4 Hero und Villain

Als Hero wird der Spieler bezeichnet, den man beobachtet, spielt oder analysiert. Die Gegenspieler werden als Villains bezeichnet.

3.6.5 Draw

Unter einem Draw versteht man eine fast fertige starke Kartenkombination. Hat man bereits vier Karten einer Farbe zusammen und es fehlt noch die letzte für einen Flush, so wird dies als Flushdraw bezeichnet. Bei einer fast fertigen Straße spricht man von einem Straight Draw.

3.6.6 PotOdds

PotOdds sind das Verhältnis zwischen dem noch zu bezahlenden Betrag zum Mitgehen und dem aktuellen Pot. Liegt der Wert des Pots beispielsweise bei 8\$ und der Spieler muss noch 2\$ zum Mitgehen bezahlen, so liegt das Verhältnis bei 2:8. da der Pot und damit der mögliche Gewinn nach dem Mitgehen auf 10\$ ansteigen würde, wäre der Einsatz 2/10 des resultierenden Pots. Der PotOdds-Wert läge somit bei 20%.

3.6.7 Outs

Outs sind Karten im Kartendeck, die noch nicht an einen selber ausgeteilt wurden oder noch nicht bei den Gemeinschaftskarten liegen und damit zukünftige Gemeinschaftskarten sein können, die die eigene Hand zu einer starken Kartenkombination vollenden würden.

3.6.8 Odds

Odds ist die Wahrscheinlichkeit, eine der fehlenden Out-Karten zu bekommen, um eine starke Kartenkombination zu vervollständigen.

4 Verwandte Arbeiten

In diesem Kapitel werden Arbeiten vorgestellt, die sich ebenfalls mit dem Thema Poker im Zusammenhang mit Maschinellen Lernen beschäftigten.

4.1 Abstraktion von Attributen

Eine Arbeit [Johanson et al., 2013] beschäftigte sich damit verschiedene Hände beim Poker einzuschätzen. Dabei wurde gezeigt, dass die Handstärken von teils sehr unterschiedlichen Händen doch relativ gleich sein können in Bezug auf die All-In Equity über mehrere Spielrunden hinweg. So kam man beispielsweise zur Erkenntnis, dass ein Hand mit einem Paar 4er gegenüber einer Hand mit einem Buben und einer 10 der gleichen Farbe von der Stärke etwa gleich auf ist. Die Verteilung der Handstärke im Bezug auf mögliche Kombinationen, der noch nicht gezeigten Gemeinschaftskarten und der Karten des Gegners waren jedoch unterschiedlich. Zudem wurden die möglichen Karten des Gegners in Gruppen eingeteilt, um zu verdeutlichen wie wahrscheinlich es ist, dass die eigene Hand gegen die Hände der einzelnen Gruppen gewinnt. Die unterschiedlichen Gruppen der möglichen Karten des Gegners dienen im Rahmen dieser Arbeit als eines der möglichen Zielattribute.

Bei einer weiteren Arbeit [Prommer et al., 2013] wurde ein Pokerbot entwickelt, der am "The Annual Computer Poker Competition"-Wettbewerb teilnehmen sollte. Dieser lernte keine Regeln durch Maschinelles Lernen sondern spielte ausschließlich nach vordefinierten Regeln, wobei diese jede mögliche Spielsituation abdeckten. Um die jeweilige Spielsituation besser einschätzen zu können wurden unter anderem die Gemeinschaftskarten für jede Setzrunde abstrahiert, die auch im Rahmen dieser Arbeit verwendet wurden.

4.2 Spielarten

Eine Arbeit an der TU Darmstadt [Kischka, 2014] hat erfolgreich versucht einen starken Pokerbot, der an dem "The Annual Computer Poker Competition"-Wettbewerb teilnahm, nachzuahmen. Die gespielte Variante war Texas Hold'em Fixed-Limit mit drei Spielern. Um einen Klassifizierer zu erstellen, wurden die bereits gespielten Partien des Pokerbots in ein Maschinelles Lernen leserliches Format umgewandelt. Weiterhin wurde jede Spielsituation mit Attributen abstrahiert dargestellt. Das Zielattribut war die Aktion des Spielers mit den drei Zielklassen "Aussteigen", "Mitgehen & Schieben" und "Erhöhen & Bieten". Dabei wurden Attribute verwendet die sowohl die Gemeinschaftskarten als auch die eigene Hand abstrahiert darstellten. Gelernt wurden mehrere Klassifizierer mit verschiedenen Algorithmen. Bewährt hat sich ein Algorithmus, der auf dem C4.5-Algorithmus basiert. Dieser erzielte Ergebnisse von über 95% richtigen Vorhersagen. Dadurch war es möglich den starken Pokerbot zu imitieren. Aus der Kenntnis, dass der C4.5-Algorithmus bei dieser Art von Vorhersageproblemen sehr gut funktionierte wurde der Ansatz im Rahmen dieser Arbeit weiter verfolgt.

Eine andere Arbeit [Bard, 2016] beschäftigte sich unter anderem mit der Analyse des Gegners. Diese beschreibt ein Vorgehen, bei dem abgewogen wird ob eine Strategie verfolgt wird bei der man Verluste minimal hält, jedoch auch die Schwächen des Gegners nicht profitabel ausnutzt oder ob man eine andere Strategie in einer bestimmten Spielsituation verwenden sollte, um den Gewinn zu maximieren. Dazu wurden die möglichen Spielsituationen abstrahiert und die möglichen Aktionen des Gegners mitgezählt. Je nach Spielweise des Gegners entscheidet man sich für die sichere Spielweise oder für die risikoreichere Spielweise um mehr Profit zu erwirtschaften.

5 Stand vor der Arbeit

Der Fachbereich Informatik mit dem Arbeitskreis 'Knowledge Engineering Group' bietet den Studierenden jedes Semester mehrere Praktika, Seminare, Abschlussarbeiten und Vorlesungen an. Übergeordnete Themen sind 'Künstliche Intelligenz', sowie 'Maschinelles Lernen'. Auch Spiele, wie Schach oder Poker, sind wesentlicher Bestandteil der Forschung. Poker rückt immer stärker in den Fokus der Forschung. Seit 2007 entwickeln Studierende im Rahmen von Praktika autonome Pokerbots, die anschließend an einem jährlich stattfindenden internationalen Wettbewerb teilnehmen.

5.1 PokerFramework TUD

Die TU Darmstadt hat ein PokerFramework entwickelt, welches helfen soll, spielstarke Pokerbots zu erstellen. In diesem Framework können sowohl Fixex-Limit-Pokerbots, als auch No-Limited-Pokerbots entwickelt werden. Ziel dieser Pokerbots war und ist es immer noch an dem internationalen Wettbewerb "The Annual Computer Poker Competition" im Namen der TU Darmstadt teilzunehmen.

5.1.1 Konverter

In diesem PokerFramework ist auch ein Konverter enthalten, mit dem es möglich ist die Spielaufzeichnungen in Form von Textdateien von "The Annual Computer Poker Competition" in ein Format umzuwandeln, das durch eine Maschinelles Lernen Software verwendet werden kann.

Dabei kann man verschiedene Attribute wie Gemeinschaftskarten, Potgröße und Spielzüge angeben lassen. Viele dieser Attribute waren bereits vorhanden, spezifische wurden hingegen im Rahmen dieser Arbeit hinzugefügt. Alle verwendeten Attribute werden unter 6.3.1 erläutert. Durch den Konverter ist es möglich die Spielweise der Pokerbots, die bei der Annual Computer Poker Competition teilnahmen im Nachhinein zu analysieren.

Mitentwickelt wurde dieser Konverter von T. Kischka. Ein ausführlicher Bericht zur Nutzung dieses Konverters sowie zum PokerFramework TUD wurde im Rahmen eines Praktikums erstellt. [Kischka, 2015]

6 Vorhersage von Gegnerhänden

In diesem Kapitel wird erläutert, wie mithilfe durch Maschinelles Lernen versucht wird die Handkarten des Gegners beim Poker zu ermitteln.

6.1 Aufgabenstellung

Ziel dieser Arbeit war es herauszufinden, ob man Pokerspieler anhand ihrer vorherigen Spielweise analysieren und somit zukünftige Handkarten der Spieler vorhersagen kann. Wenn es bei Poker möglich wäre, die unbekannt Karten des Gegners vorherzusagen, hätte man als Pokerspieler einen enormen Vorteil. Man könnte das Risiko besser einschätzen und profitabler spielen, da man die Schwächen des Gegners ausnutzen könnte.

Maschinelles Lernen ermöglicht es einen Klassifizierer mithilfe eines Algorithmus und eines Datensatzes zu erstellen, der zukünftige Ereignisse oder Zustände vorhersagen kann. Ein Datensatz besteht aus mehreren Instanzen, wobei eine Instanz wiederum Informationen in Form von Attributen über die aktuelle Situation enthält. Eine Instanz ist somit ein einzelnes Beispiel. Auch sind in einer Instanz das aktuelle Ereignis oder der Zustand festgehalten. Die verschiedenen Ereignisse oder Zustände werden auch Klassen genannt.

Im Folgenden wird an einem Beispiel verdeutlicht, wie ein Klassifizierer erlernt wird. Hierfür wird angenommen, dass ein Klassifizierer erlernt werden soll, der vorhersagt, ob es morgen regnen wird. Der Datensatz wird aus den vorherigen Tagen erstellt. Dabei kann eine Instanz die Attribute wie Temperatur, Luftfeuchtigkeit und die jeweilige Zielklasse enthalten. Die möglichen Klassen sind in diesem Fall 'Ja, es regnet' und 'Nein, es regnet nicht'. Ein Algorithmus erstellt einen Klassifizierer, der die vorherigen Instanzen dazu verwendet um zukünftige Tage vorherzusagen.

Übertragen auf die vorliegende Aufgabenstellung soll ein Regler anhand bereits gespielter Pokerpartien eines Spielers entwickelt werden, der anschließend eine vorliegende Spielsituation im Poker entgegennimmt, bewertet und anschließend vorhersagt, welche Handkarten der Gegner hat. Die Klassen sind dabei die verschiedenen Kartenkombinationen, die ein Pokerspieler als Handkarten haben kann. Da es bei Handkarten jedoch sehr viele Kombinationen gibt, ist die richtige Wahl für den Regler deutlich schwerer, als wenn er sich nur zwischen zwei möglichen Klassen entscheiden müsste. Daher wird im Rahmen dieser Arbeit nicht nur die einfache Vorhersage des Reglers betrachtet, sondern auch auf die Konfidenzen der einzelnen Klassen eingegangen. Die Konfidenz einer Klasse beschreibt dabei die Einschätzung des Reglers, mit welcher Wahrscheinlichkeit er diese Klasse vorhersagen würde. Die Klasse mit der höchsten Konfidenz wird dann als Vorhersage für die jeweilige Instanz genommen.

6.2 Durchführung

Im Folgenden wird näher auf die Durchführung der einzelnen Schritte dieser Arbeit eingegangen.

6.2.1 Einarbeitung und Erweiterung des TU PokerFramework

Der erste Schritt war es, sich mit dem vorhandenen TU PokerFramework, insbesondere dem Konverter (5.1.1), vertraut zu machen. Mit diesem war es bereits möglich, Spielelogs des "The Annual Computer Poker Competition"-Wettbewerbs, bei denen es sich um Spielaufzeichnungen in Form von Textdateien handelt, in ARFF-Dateien (7.1.1) ein Maschinelles Lernen-Format umzuwandeln. Zusätzlich konnte man bereits eine Vielzahl von Attributen der ARFF-Datei hinzufügen, die aus den Spielelogs direkt oder indirekt ausgelesen werden konnten. So konnte man viele Attribute aus den Spielelogs direkt übernehmen, beispielsweise die Boardkarten. Andere Attribute, wie das Verhältnis zwischen Potgröße und Einsätze im Spiel, werden vom Konverter berechnet.

Im Rahmen dieser Arbeit wurden einige Attribute hinzugefügt. So wurde die Idee eines früheren Praktikums [Prommer et al., 2013] aufgegriffen die Gemeinschaftskarten abstrakt darzustellen. Der bereits vorhandene Code wurde modifiziert und dem Konverter hinzugefügt. Zudem wurden insbesondere die Attribute "Abstrahierte HoleCards" und "HandRanges" hinzugefügt, da diese als Zielattribute dienen.

6.2.2 Erstellen der Datensätze

Anschließend mussten Datensätze erstellt und zusammengesetzt werden. Ausgewählt wurden zwei Teilnehmer des "The Annual Computer Poker Competition"-Wettbewerbs aus dem Jahr 2016.

Bei der Zusammenstellung der einzelnen Attribute in den ARFF-Dateien, die durch den Konverter erstellt werden, muss zudem beachtet werden, dass in einer ARFF-Datei nur ein mögliches Zielattribut vorhanden ist. Außerdem dürfen keine weiteren Attribute vorhanden sein, die das Zielattribut in irgendeiner Weise beschreiben. Ist das Zielattribut die "abstrahierten HoleCards", so darf beispielsweise unter keinen Umständen ein Attribut vorhanden sein, das aussagt, ob die Handkarten einfarbig sind oder nicht. Auch darf sich die All-In-Equity(6.4) nicht in der Liste der Attribute befinden, da zur Berechnung die Handkarten benötigt werden.

Nachdem man alle Attribute ausgewählt hat, muss man die einzelnen ARFF-Dateien zu einem Trainingsdatensatz und einem Testdatensatz zusammenfügen.

6.2.3 Auswertung

Nachdem der Klassifizierer mittels der Trainingsdaten gelernt und die Testdaten durch diesen klassifiziert wurden, betrachtet man die Trefferquote. Da es sich im Rahmen dieser Arbeit um ein schwierigeres Klassifizierungsproblem handelt, da es mehrere Zielklassen gibt, betrachtet man zusätzlich die Konfidenzen (2.2) und überprüft, ob höhere Konfidenzwerte zu besser Vorhersagen führen.

Dazu werden Konfidenzen der einzelnen Klassen nach Wertung sortiert. Weiter werden Graphen zu den Vorhersagen der einzelnen Klassen erstellt, um zu verdeutlichen, wie präzise die Vorhersagen der Klassen sind. Zudem wird auch das Verhältnis zwischen richtig und falsch vorhergesagten Instanzen in Bezug auf die sortierten Konfidenzen verdeutlicht.

Zuerst werden die Datensätze mit dem Zielattribut der "HandRange" analysiert. Des Weiteren wird das Zielattribut "All-In-Equity" betrachtet. Hierbei handelt es sich nicht explizit um die Vorhersage der Handkarten des Gegners, sondern viel mehr um die Einschätzung der Handstärke im Bezug auf die aktuelle Spielsituation.

Auch bei diesem Zielattribut werden die Konfidenzen betrachtet.

6.3 Attribute

Eine Instanz, in unserem Fall eine konkrete Spielsituation, hat mehrere Attribute. Diese beschreiben die aktuelle Spielsituation. Wichtig dabei ist, nur relevante Attribute auszuwählen. Es gibt verschiedene Arten von Attributen. So gibt es:

- **Nominale Attribute** - Symbole oder Bezeichnungen ohne jegliche Ordnung
- **Nummerische Attribute** - Dieses Attribut ist eine Zahl. Aufgrund der Eigenschaften von Zahlen, kann man in WEKA verschiedene Filter über dieses Attribut laufen lassen.
- **Binäre Attribute** - Ein binäres Attribut hat nur zwei mögliche Werte. Meist werden diese als true und false oder 1 und 0 dargestellt.

6.3.1 Verwendete Attribute

Im Folgenden sind alle Attribute mit kurzer Erklärung aufgelistet, die bei den Testreihen verwendet wurden. Es handelt sich um offene Attribute, die von jedem Beobachter oder Spieler einer Spielsituation ausgelesen werden können.

- **Spielverlauf der aktuellen Setzrunde** - Der Spielverlauf wird als nominales Attribut dargestellt. Er spiegelt den Spielverlauf der aktuellen Setzrunde wieder, ohne die Aktion des Hero. Wurde in der bisherigen Setzrunde noch keine Aktion getätigt und der Hero ist als erster am Zug, so

wird nur ein leeres Wort wiedergegeben. Wurde bereits mitgegangen oder geschoben, wird dies durch ein 'c' repräsentiert. Erhöhungen und Gebote werden durch ein 'r' kenntlich gemacht. Wurde beispielsweise in der aktuellen Spielsituation zuerst geschoben, dann geboten und zuletzt erhöht, so wird dies durch das Wort 'crr' wiedergegeben.

- **Flopkarten** - Die Flopkarten bestehen aus drei einzelnen Attributen, der FlopCard_1, FlopCard_2 und FlopCard_3. Diese nominalen Attribute sind bereits nach Wertigkeit sortiert, wobei FlopCard_1 die Karte im Flop mit der höchsten Wertigkeit hat. Diese Attribute geben sowohl Auskunft über die Wertigkeit, als auch die Farbe der jeweiligen Karte.
- **Turnkarte** - Die Turnkarte ist ein einzelnes, nominales Attribut, welches aussagt was für eine Wertigkeit und Farbe die Turnkarte hat.
- **Riverkarte** - Die Riverkarte ist wie die Turnkarte auch ein einzelnes, nominales Attribut, welches ebenfalls aussagt welche Wertigkeit und Farbe die letzte Gemeinschaftskarte, die Riverkarte, hat.
- **HeroPosition** - Die Position des Hero wird als nominales Attribut bereitgestellt. Beim HeadsUp kann der Hero jedoch nur die SB-Position oder BB-Position einnehmen. Gibt es mehr als zwei Spieler, so kann der Hero auch an weiteren Positionen spielen.
- **Call&Checks des Hero** - Das Mitgehen und Schieben des Heros wird separat für jede Setzrunde mitgezählt und in numerischen Attributen gespeichert. So gibt es für Preflop, Flop, Turn und River immer ein einzelnes Attribut, das aussagt wie oft der Hero in dieser Setzrunde mitgegangen ist oder geschoben hat.
- **Calls&Checks des Villain** - Das Mitgehen und Schieben des Gegners wird ebenfalls separat für jede Setzrunde mitgezählt und in numerischen Attributen gespeichert. So gibt es auch hier für Preflop, Flop, Turn und River immer ein einzelnes Attribut, das aussagt wie oft der Villain in dieser Setzrunde mitgegangen ist oder geschoben hat.
- **Calls&Checks** Es wird mitgezählt, wie oft insgesamt in einer Setzrunde mitgegangen oder geschoben wurde. Auch hier gibt es für jede einzelne Setzrunde ein numerisches Attribut.
- **Raises&Bets des Hero** - Das Erhöhen und Bieten des Hero wird, wie das Mitgehen und Schieben, separat für jede der vier Setzrunden mitgezählt und in numerischen Attributen gespeichert.
- **Raises&Bets des Gegners** - Das Erhöhen und Bieten des Gegners wird ebenfalls separat für jede der vier Setzrunden mitgezählt und in numerischen Attributen gespeichert.
- **Raises&Bets** - Es wird mitgezählt wie oft insgesamt in einer Setzrunde erhöht oder geboten wurde. Auch hier gibt es für jede einzelne Setzrunde ein numerisches Attribut.
- **BoardTypes-Flop** - Der Flop, die drei ersten Gemeinschaftskarten, wird einer der 18 verschiedenen Boardtypen-Klassen zugeordnet. Dabei kann der Flop genau klassifiziert werden und es ist nicht möglich, dass eine Flopkartenkombination auf mehrere Klassen zugeordnet wird. Somit ist dieses Attribut ein einzelnes, nominales Attribut, welches den Flop abstrahiert und dem Regler das Lernen erleichtern soll. Das Attribut beschreibt, ob zwei oder drei Karten der selben Farbe angehören, wodurch die Chance auf einen Flush erhöht wird. Weiter sagt es aus wie die Wertigkeit der drei Karten zusammenhängt und ob es möglich ist eine Straße zu bilden. Zudem wird überprüft, ob die gleiche Wertigkeit mehrmals vorkommt, sodass sich im Flop bereits ein Paar oder gar ein Drilling gebildet hat.
- **BoardTypes-Turn** - Der Begriff BoardType-Turns umfasst insgesamt 15 weitere Attribute, die die Zusammensetzung der ersten 4 Gemeinschaftskarten abstrahiert beschreibt. Statt, wie beim Flop,

diese wieder in einem nominalen Attribut darzustellen, wurden diesmal 15 binäre Attribute gewählt, da das Board mit 4 Karten nicht mehr eindeutig klassifizierbar ist. Es kann somit durchaus vorkommen, dass mehr als ein Attribut die 4 aktuellen Gemeinschaftskarten beschreibt. Auch hier wird wieder auf die Farben der Gemeinschaftskarten eingegangen um abzuschätzen, wie wahrscheinlich es ist einen Flush zu bekommen. Zudem wird auch die Wertigkeit der einzelnen Karten betrachtet und auf die Zusammensetzung geachtet. So wird in mehreren Attributen festgehalten, ob die Karten von der Wertigkeit zusammenhängend und Straßen möglich sind. Weiterhin wird auch gespeichert, ob durch die Wertigkeit der Karten sich bereits Paare, ein Drilling oder ein Vierling gebildet haben. Man muss bei den Attributen jedoch beachten, dass die Flopkarten eine entscheidende Rolle spielen. Ist bereits im Flop eine Klassifizierung vorhanden, beispielsweise ein Paar und die neue Turnkarte ändert daran nichts, so wird diese Eigenschaft in den Boardtypes des Turns nicht nochmal aufgegriffen. So werden nur maßgebliche Veränderungen durch den Turn gespeichert.

- **BoardTypes-River** - Auch das Board mit dem River und damit dem vollständigen Board wird mit 10 weiteren binären Attributen abstrahiert und beschrieben. Zusätzlich zu den Eigenschaften zum Turn-Board wird beschrieben, ob die Gemeinschaftskarten bereits eine Straße, einen Flush oder gar einen Straight Flush bilden. Andere Eigenschaften werden aber teilweise nicht mehr berücksichtigt. Haben zum Beispiel zwei Karten die gleiche Farbe, so ist diese Information beim River für den Spieler wertlos, da es keine weiteren Gemeinschaftskarten gibt, mit denen er ein Flush vollenden kann. Auch hier werden wieder nur neue Informationen bereitgestellt. Bestanden vor dem River bereits bestimmte Zusammensetzungen, so werden die Attribute nicht erneut in den Riverboard-Attributen gesetzt.
- **HeroAction** - Dieses nominale Attribut teilt den aktuellen Spielzug des Hero mit. Mögliche Werte sind dabei Fold, Call und Raise. Call wird sowohl beim Mitgehen, als auch beim Schieben gesetzt.
- **PotOdds** - Gibt in einem numerischen Attribut an wie hoch die aktuellen PotOdds (3.6.6) für den Hero sind.
- **PotRAISE_HERO** - Dieses numerische Attribut gibt das prozentuale Verhältnis zwischen dem Betrag der gesetzt bzw. erhöht wurde zur aktuellen Potgröße. Sind im Pot 1000\$ und der Hero bietet 250\$, so ist der numerische Wert bei 0.25.
- **PotSize** - Die aktuelle Potgröße wird in einem numerischen Attribut festgehalten.

6.4 Zielattribute

Im Folgenden sind nun mögliche Zielattribute, auch Klassenattribute genannt, aufgelistet. Diese Attribute können nur durch die Informationen bestimmt werden, die der zu beobachtende Spieler hat. Ziel ist es später, durch die Verwendung sichtbarer Attribute diese Zielattribute richtig vorherzusagen.

- **HoleCards** - Die HoleCards des Hero können als ein nominales Attribut angegeben werden. Dabei sind die Farben und Werte der beiden Karten als Information enthalten. Jedoch gibt es 1326 mögliche HoleCards-Kombinationen und damit zu viele Klassen. Somit ist das Zielattribut HoleCards nicht geeignet.
- **Abstrahierte HoleCards** - Bei diesem nominalen Zielattribut werden die HoleCards des Hero abstrahiert. Sind die Karten einfarbig so werden sie als suited geschrieben. Sind sie es nicht so sind sie offsuited. Wenn die HoleCards bereits ein Paar sind, so sind sie zwangsläufig offsuited. Es gibt somit nur noch 169 verschiedene Kartenkombinationen statt der 1326 Kombinationen bei der nicht abstrahierten Form von HoleCards.

Im Folgenden sind drei Beispiele aufgelistet die zeigen wie mögliche Handkarten abstrahiert werden:

- Der Spieler hat Ass-Herz Ass-Pik - AA
- Der Spieler hat Ass-Herz König-Herz - AKs
- Der Spieler hat Ass-Herz König-Karo - AKo

Die folgende Abbildung (Abb. 1) zeigt alle 169 Möglichkeiten, wobei die Paare rot, Gleichfarbige grün und Nicht-Gleichfarbige weiß unterlegt sind.

AA	AKs	AQs	AJs	ATs	A9s	A8s	A7s	A6s	A5s	A4s	A3s	A2s
AKo	KK	KQs	KJs	KTs	K9s	K8s	K7s	K6s	K5s	K4s	K3s	K2s
AQo	KQo	QQ	QJs	QTs	Q9s	Q8s	Q7s	Q6s	Q5s	Q4s	Q3s	Q2s
AJo	KJo	QJo	JJ	JTs	J9s	J8s	J7s	J6s	J5s	J4s	J3s	J2s
ATo	KTo	QTo	JTo	TT	T9s	T8s	T7s	T6s	T5s	T4s	T3s	T2s
A9o	K9o	Q9o	J9o	T9o	99	98s	97s	96s	95s	94s	93s	92s
A8o	K8o	Q8o	J8o	T8o	98o	88	87s	86s	85s	84s	83s	82s
A7o	K7o	Q7o	J7o	T7o	97o	87o	77	76s	75s	74s	73s	72s
A6o	K6o	Q6o	J6o	T6o	96o	86o	76o	66	65s	64s	63s	62s
A5o	K5o	Q5o	J5o	T5o	95o	85o	75o	65o	55	54s	53s	52s
A4o	K4o	Q4o	J4o	T4o	94o	84o	74o	64o	54o	44	43s	42s
A3o	K3o	Q3o	J3o	T3o	93o	83o	73o	63o	53o	43o	33	32s
A2o	K2o	Q2o	J2o	T2o	92o	82o	72o	62o	52o	42o	32o	22

Abbildung 1: Alle 169 abstrahierten Kartenkombinationen.

- **HandRanges - Verschiedene Teilmengen der HoleCard-Möglichkeiten** - Eine weitere Möglichkeit ist es die 169 Klassen der 'Abstrahierten HoleCards' in Teilmengen zu unterteilen. Dabei sollten sich in einer Teilmenge immer etwa gleichstarke HoleCards befinden. Die verwendeten Teilmengen sind in der folgenden Abbildung (Abb. 2) aufgezeigt, wobei die abstrahierten HoleCards, welche mit Klasse 1 gekennzeichnet sind, die schwächsten HoleCards sind und die in Klasse 8 die stärksten HoleCards.

Die Einteilung der Ranges stammen aus der Arbeit von Johanson et al. [2013].

AA	AKs	AQs	AJs	ATs	A9s	A8s	A7s	A6s	A5s	A4s	A3s	A2s
AKo	KK	KQs	KJs	KTs	K9s	K8s	K7s	K6s	K5s	K4s	K3s	K2s
AQo	KQo	QQ	QJs	QTs	Q9s	Q8s	Q7s	Q6s	Q5s	Q4s	Q3s	Q2s
AJo	KJo	QJo	JJ	JTs	J9s	J8s	J7s	J6s	J5s	J4s	J3s	J2s
ATo	KTo	QTo	JTo	TT	T9s	T8s	T7s	T6s	T5s	T4s	T3s	T2s
A9o	K9o	Q9o	J9o	T9o	99	98s	97s	96s	95s	94s	93s	92s
A8o	K8o	Q8o	J8o	T8o	98o	88	87s	86s	85s	84s	83s	82s
A7o	K7o	Q7o	J7o	T7o	97o	87o	77	76s	75s	74s	73s	72s
A6o	K6o	Q6o	J6o	T6o	96o	86o	76o	66	65s	64s	63s	62s
A5o	K5o	Q5o	J5o	T5o	95o	85o	75o	65o	55	54s	53s	52s
A4o	K4o	Q4o	J4o	T4o	94o	84o	74o	64o	54o	44	43s	42s
A3o	K3o	Q3o	J3o	T3o	93o	83o	73o	63o	53o	43o	33	32s
A2o	K2o	Q2o	J2o	T2o	92o	82o	72o	62o	52o	42o	32o	22

Klasse 1:
Klasse 3:
Klasse 5:
Klasse 7:
Klasse 2:
Klasse 4:
Klasse 6:
Klasse 8:

Abbildung 2: Aufteilung der möglichen Handkarten in acht verschiedene Ranges

- **All-In Equity** - Die All-In Equity beschreibt wie wahrscheinlich es ist, dass ein Spieler die Spielrunde gewinnen würde, wenn beide Spieler diese zu Ende spielen würden, wobei die Handkarten des Gegners und zukünftige Gemeinschaftskarten unbekannt sind. Um diese Wahrscheinlichkeit zu berechnen, betrachtet man seine eigenen Handkarten und die, falls bereits vorhandenen Gemeinschaftskarten. Anschließend wird jede mögliche Kombination für die restlichen Gemeinschaftskarten und die Handkarten des Gegners durchgespielt. Anhand der verlorenen und gewonnenen Spiele wird die Gewinnwahrscheinlichkeit errechnet.

7 Datensätze und Frameworks

In diesem Kapitel wird beschrieben, welche Pokerspieler im Rahmen dieser Arbeit analysiert wurden und wo die Daten dieser Spieler abrufbar sind. Zudem wird näher auf die verwendeten Frameworks eingegangen.

7.1 WEKA

WEKA (Waikato Environment for Knowledge Analysis) ist eine Software, bereitgestellt von der University of Waikato, welche mehrere Algorithmen und Techniken für Data-Mining und Maschinelles Lernen zur Verfügung stellt. Durch WEKA können mit Hilfe der beiliegenden Algorithmen Regler erstellt werden.

7.1.1 ARFF

ARFF-Dateien (Attribute-Relation File Format) sind Textdateien mit einer bestimmten Strukturierung, die einen Datensatz beinhalten. Sie enthalten die Informationen über verwendete Attribute und aller Instanzen des Datensatzes. Bei allen Attributen muss angegeben werden, um welchen Typ von Attribut es sich handelt. Es gibt numerische, relationale und nominale Attribute. In dieser Arbeit wird jedoch nur auf numerische und nominale Attribute zurückgegriffen. ARFF-Dateien werden verwendet um die eigenen Datensätze in WEKA einzuspeisen. Diese können in WEKA modifiziert werden, indem man die Typen einzelner Attribute verändert, Attribute löscht oder die Anzahl der Instanzen minimiert. Anschließend können die modifizierten Datensätze wieder als ARFF-Datei abgespeichert werden.

7.1.2 J48

Der in WEKA enthaltene J48-Algorithmus ist eine Implementierung des C4.5-Algorithmus (2.3.1). Dieser erstellt aus dem bereitgestellten Trainingsset einen Entscheidungsbaum, der für zukünftige Instanzen eine Vorhersage trifft. Jedes Blatt im Entscheidungsbaum hat eine Zuweisung für eine Klasse. Dabei ist entscheidend wie viele Instanzen des Trainingssets in dem jeweiligen Blatt ausgewertet wurden. Für ein bestimmtes Blatt wird die Klasse gewählt, deren Instanzen im Trainingsset am häufigsten in diesem Blatt vertreten waren.

Auch die Instanzen anderer Klassen, die in diesem Blatt gelandet sind, werden bei diesem Klassifizierer in Form von Konfidenzen (2.2) berücksichtigt. Dabei wird für jede mögliche Zielklasse eine Konfidenz angegeben, die angibt mit welcher Sicherheit der Algorithmus diese Klasse auswählen würde. In WEKA kann man sich die erreichten Konfidenzen für jede einzelne Klasse ausgeben lassen.

7.2 The Annual Computer Poker Competition

Seit 2006 bietet The Annual Computer Poker Competition (kurz ACPC) jährlich einen internationalen Wettbewerb an, in den sowohl Universitäten als auch Privatpersonen ihre Pokerbots einschicken können. Bei diesem Wettbewerb treten die selbstentwickelten Pokerbots der Teilnehmer gegeneinander an und spielen autonom gegeneinander Poker. Auch die TU Darmstadt nimmt seit mehreren Jahren teil. Aktuell werden drei Spielmodi angeboten. Dazu gehören Heads-Up Limit Texas Hold'em, Heads-Up No-Limit Texas Hold'em, sowie 3-player Limit Texas Hold'em. Die Aufzeichnungen der Spiele werden auf der Website zur Verfügung gestellt und sind frei zugänglich.

7.2.1 Regeln

Die allgemeinen Pokerregeln und der Spielablauf wurden bereits in Kapitel 3 erläutert. Hier werden kurz die Rahmenbedingungen erklärt, welche spezifischen Regeln es beim Heads-Up No-Limit Texas Hold'em Spielmodus gibt.

- **Spiellänge**

-
- Es werden 3000 Hände bzw. Spielrunden gespielt.
 - **duplicate matches**
 - Alle Hände werden nochmal gespielt. Nur die HoleCards und Positionen wechseln.
 - **Blinds**
 - Die Blinds betragen 100 Chips für den BB und 50 Chips für den SB.
 - **Reset der Stacks**
 - Nach jeder Spielrunde wird der Stack wieder auf 20000 gesetzt. Der gewonnene bzw. verlorene Betrag wird separat mitgezählt.

Alle Spiele dieses Wettbewerbs werden in Form von Textdateien als Spielelogs aufgezeichnet und sind jederzeit unter der Website der ACPC [2016] abrufbar. In diesen Textdateien wird jede konkrete Spielsituation durch ein vorgegebenes Format beschrieben.

7.2.2 Wertung

Es gibt zwei verschiedene Wertungen bei dem Wettbewerb, die Auskunft geben wie gut ein Teilnehmer insgesamt abgeschnitten hat. Jeder Pokerbot spielt gegen jeden anderen. Der Stack der Spieler wird nach jeder Spielrunde wieder auf 20000 Chips gesetzt und die Beträge separat mitgezählt.

- **Total Bankroll**
 - Hier werden alle Beträge von allen Spielrunden die man gewonnen und verloren hat summiert und als Maßstab für die Wertung der Teilnehmer genommen. Der Pokerbot mit den meist gewonnenen Chips hat in dieser Wertung gewonnen. Durch dieses System sollen die Pakerbots die Schwächen der Gegner maximal ausnutzen, um möglichst viel Profit zu erlangen.
- **Bankroll Instant Run-off**
 - Bei der Bankroll Instant Run-off-Wertung werden anfangs von allen Pakerbots die Total Bankroll-Wertungen verglichen und der Schlechteste wird Letzter. Dann werden erneut die Total Bankroll-Werte ausgezählt, ohne den bereits ausgeschiedenen, letzten Pakerbot. Anschließend wird wieder der Letzte herausgenommen. Dies wird solange wiederholt bis man alle Platzierungen festgelegt hat.

7.3 Verwendete Datensätze

Die bereitgestellten Spielelogs der ACPC dienen als Datensätze. Eine Partie zwischen zwei Spielern umfasste 3000 Spielrunden. Wie viele Spiele zu einem Spieler verfügbar sind liegt an der Stärke des Spielers. Je stärker ein Spieler ist desto mehr Spiele sind zu diesem Spieler verfügbar. Das liegt am gespielten Modus dieses Wettbewerbs.

Die Spielelogs wurden mithilfe des Konverters (5.1.1), der Teil des Pokerframeworks der TU Darmstadt ist, in ARFF-Dateien umgewandelt. Beim Benutzen des Konverters wurden alle Attribute ausgewählt, die anschließend in den Datensätzen enthalten sein sollten.

Der Konverter wandelt dabei eine Partie in vier ARFF-Dateien um, sodass es jeweils einen Datensatz aus Preflop-, Flop-, Turn- und Riverspielsituationen gibt. Attribute, die in den früheren Setzrunden nicht relevant sind, werden in diesen Datensätzen auch nicht aufgenommen. Dazu gehören beispielsweise die Riverboard-Types Attribute, die ausschließlich in der ARFF-Datei der Riverspielzüge zu finden sind. Möchte man nun mehrere Partien in einem Datensatz haben muss man die ARFF-Dateien, die aus den konvertierten Spielelogs resultieren, miteinander verknüpfen.

7.3.1 slumbot 2016

Der erste konkret untersuchte Pokerbot ist "slumbot" aus den USA. Dieser belegte 2016 im Texas Holdem No-Limit HeadsUp in der Wertung Total Bankroll den 2. Platz und in der Wertung Bankroll Instant Run-off hat dieser Pokerbot das Turnier gewonnen. Insgesamt stehen auf der ACPC-Webseite zu diesem Spieler 1260 Partien zur Verfügung, die jedoch nicht alle verwendet werden konnten. Denn dort enthalten sind auch die "duplicate Matches"(7.2.1) auf die verzichtet wurde, um die Ergebnisse nicht zu verfälschen. Außerdem werden die gleichen Kartenauslegungen für die Handkarten und Gemeinschaftskarten im Wettbewerb mehrmals genutzt. Alle Paarungen zwischen den Pokerspielern bekommen die gleichen Karten ausgeteilt. So spielt ein Pokerspieler die gleichen Hände gegen jeden Gegner nochmal. Dadurch wird gewährleistet, dass der Wettbewerb fair bleibt, da jeder im Turnier die gleichen Karten bekommt und der Zufall ausgeschlossen wird. Aufgrund eines Fehlers der Veranstalter wurden die letzten 100 der insgesamt 200 verfügbaren Partien zwischen zwei Gegnern immer mit der gleichen Kartenauslegung gespielt, sodass man nur eine der letzten 100 Partien verwenden konnte. Daher ließen sich nur noch 101 statt der 1260 verfügbaren Partien verwenden. Insgesamt ergaben sich somit 303000 Setzrunden. Dabei wurden die ersten 81 Partien als Trainingsdatenset und die restlichen 20 als Testdatenset verwendet.

Daraus ergaben sich insgesamt:

- **Preflop**
 - 259362 Spielsituationen im Trainingsdatenset
 - 63924 Spielsituationen im Testdatenset
- **Flop**
 - 176830 Spielsituationen im Trainingsdatenset
 - 43586 Spielsituationen im Testdatenset
- **Turn**
 - 118225 Spielsituationen im Trainingsdatenset
 - 29098 Spielsituationen im Testdatenset
- **River**
 - 85279 Spielsituationen im Trainingsdatenset
 - 20913 Spielsituationen im Testdatenset

Zielattribute

Das erste untersuchte Zielattribut waren die verschiedenen Teilmengen der HoleCard-Möglichkeiten bzw. die HandRanges (6.4). Es gab insgesamt 8 verschiedene Teilmengen und somit 8 verschiedene Zielklassen. Die Klassen sind namentlich mit Nummern versehen, wobei eine kleinere Nummer auch schwächere HoleCard-Kombinationen beinhaltet.

Eine Besonderheit ist die Klasse 8, die ausschließlich die sieben stärksten Paare enthält. Für ein Paar mit einem bestimmten Wert gibt es 6 verschiedene Möglichkeiten. Da die Klasse 8 sieben Paare mit unterschiedlichen Werten beinhaltet, gibt es 42 verschiedene Möglichkeiten an HoleCards, sodass das Zielattribut die Klasse 8 ist. Bei 1326 möglichen HoleCards-Kombinationen ist die Wahrscheinlichkeit somit am geringsten, dass die HoleCards sich in der Teilmenge der Klasse 8 befinden.

In den folgenden Abbildungen (Abb. 3 - Abb. 6), die die Verteilung der Zielklassen für das Attribut "HandRanges" in den Testdatensätzen zeigen, wird dies verdeutlicht.

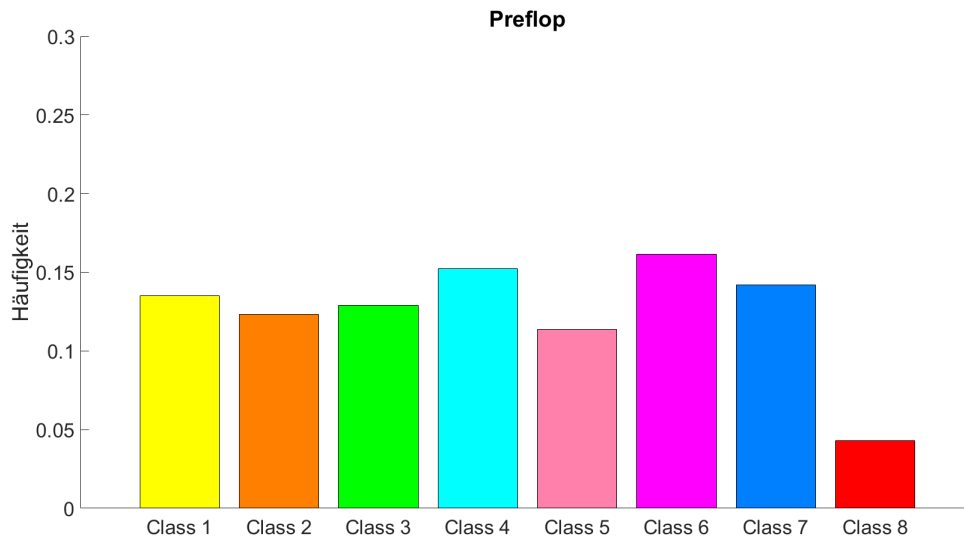


Abbildung 3: Verteilung der Testdaten im Preflop

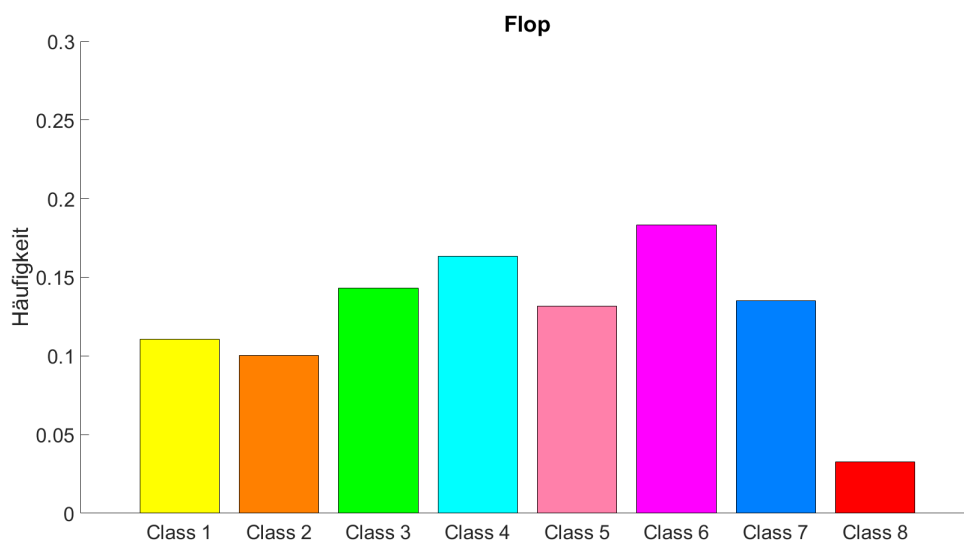


Abbildung 4: Verteilung der Testdaten im Flop

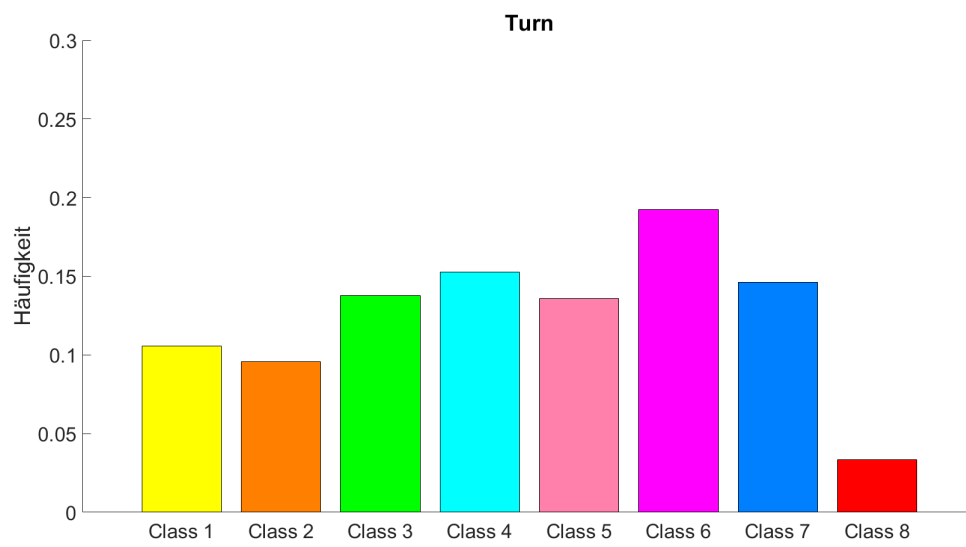


Abbildung 5: Verteilung der Testdaten im Turn

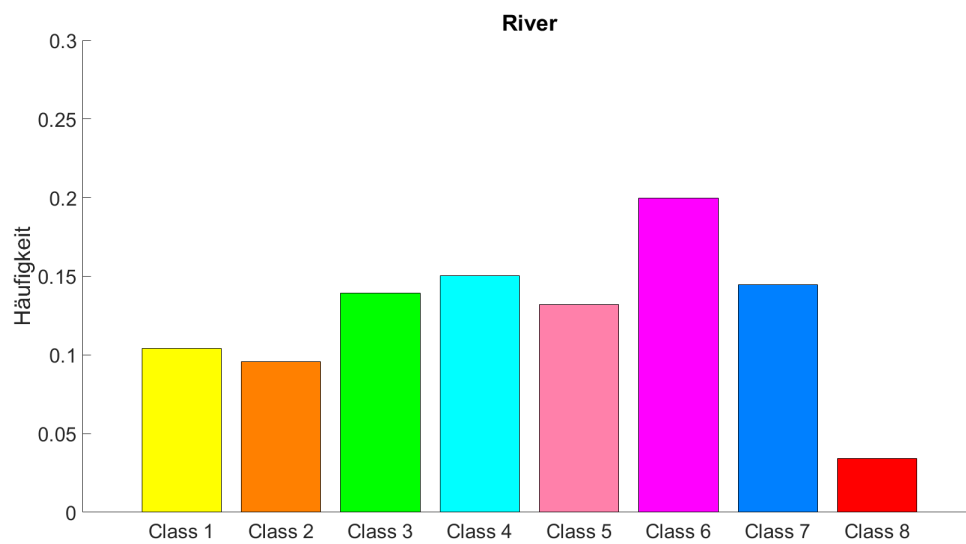


Abbildung 6: Verteilung der Testdaten im River

Die Klasse 8 macht immer den geringsten Anteil aus, während die Klasse 6 in allen vier Setzrunden am meisten gespielt wird.

Besonders stark fallen die Anteile der Klassen 1 und 2 im Laufe einer Spielrunde ab. Dies ist damit zu erklären, dass ein Spieler mit schwachen HoleCards, die sich vor allem in Klasse 1 und 2 wiederfinden, schon zum Anfang einer Spielrunde aussteigt. Die Wahrscheinlichkeit, dass er mit schwachen anstatt starken HoleCards gewinnt, ist deutlich geringer.

Schaut man sich die folgende Tabelle an wird deutlich, dass in der ersten Setzrunde im Vergleich zu den restlichen Setzrunden prozentual am meisten erhöht und ausgestiegen wird. Der Bot möchte damit entweder seine Hände stark anspielen oder steigt aufgrund schwacher Hände vorzeitig aus der Spielrunde aus. Zudem wurde als zweites die All-In-Equity (6.4) als Zielattribut untersucht. Die Datensätze und

Setzrunde	Fold	Call	Raise
Preflop	21.03%	32.75%	46.21%
Flop	10.73%	65.50%	23.75%
Turn	11.69%	65.53%	22.77%
River	15.59%	52.71%	31.70%

Tabelle 1: Verteilung des Attribut "HeroAction" in den einzelnen Setzrunden

deren Größen sind gleich geblieben. Es wurde lediglich das Zielattribut ausgetauscht. Die All-In-Equity gibt in Prozenten an wie wahrscheinlich es ist, dass ein Spieler mit seinen Handkarten diese Spielrunde gewinnen würde, wenn er sie bis zum Ende durchspielen würde. Entscheidend sind dabei die bereits vorhandenen und zukünftigen Gemeinschaftskarten und die möglichen Handkarten, die die Gegner haben könnten.

Da die All-In-Equity in einem numerischen Attribut dargestellt wird, der Klassifizierer J48 jedoch ein nominales Zielattribut benötigt, wurden die möglichen All-In-Equity Werte in 8 verschiedene Intervalle eingeteilt. Die Intervallgrößen wurden so gewählt, dass sich in jedem Intervall gleich viele Trainingsinstanzen in einer Setzrunde wiederfinden. Die Testinstanzen wurden bewusst nicht hinzugenommen, da sie keinen Einfluss auf das Lernen des Klassifizierers nehmen sollten. Durch die Gleichverteilung der Instanzen in den Intervallen waren die Intervallgrößen in Bezug auf die numerischen Bereiche in jeder Setzrunde unterschiedlich. Diese Änderungen von Setzrunde zu Setzrunde sind ein weiterer Unterschied zum ersten Zielattribut, in dem sich die Klassen nicht verändert haben.

Ähnlich wie beim ersten Zielattribut ist es auch bei diesem, dass die 8 unterschiedlichen Klassen numerisch geordnet sind, wobei die Klasse 8 ebenfalls die besten Möglichkeiten in Form von All-In-Equity Werten enthält.

In der folgenden Tabelle sind die Intervalle jeder Setzrunde aufgelistet.

Setzrunde	Intervall 1	Intervall 2	Intervall 3	Intervall 4	Intervall 5	Intervall 6	Intervall 7	Intervall 8
Preflop	[0%-39.53%]	(39.53%-43.73%]	(43.73%-47.53%]	(47.53%-51.08%]	(51.08%-54.53%]	(54.53%-58.03%]	(58.03%-62.43%]	(62.43%-100%]
Flop	[0%-29.33%]	(29.33%-36.73%]	(36.73%-43.08%]	(43.08%-49.33%]	(49.33%-57.28%]	(57.28%-67.03%]	(67.03%-79.08%]	(79.08%-100%]
Turn	[0%-26.08%]	(26.08%-35.58%]	(35.58%-43.93%]	(43.93%-53.13%]	(53.13%-63.58%]	(63.58%-74.53%]	(74.53%-84.78%]	(84.78%-100%]
River	[0%-17.98%]	(17.98%-33.38%]	(33.38%-46.58%]	(46.58%-60.33%]	(60.33%-72.18%]	(72.18%-82.68%]	(82.68%-92.18%]	(92.18%-100%]

Tabelle 2: Intervallklassen des Spielers Slumbot

Die nächste Abbildung (Abb. 7) verdeutlicht die Veränderungen der Intervalle innerhalb der verschiedenen vier Setzrunden.

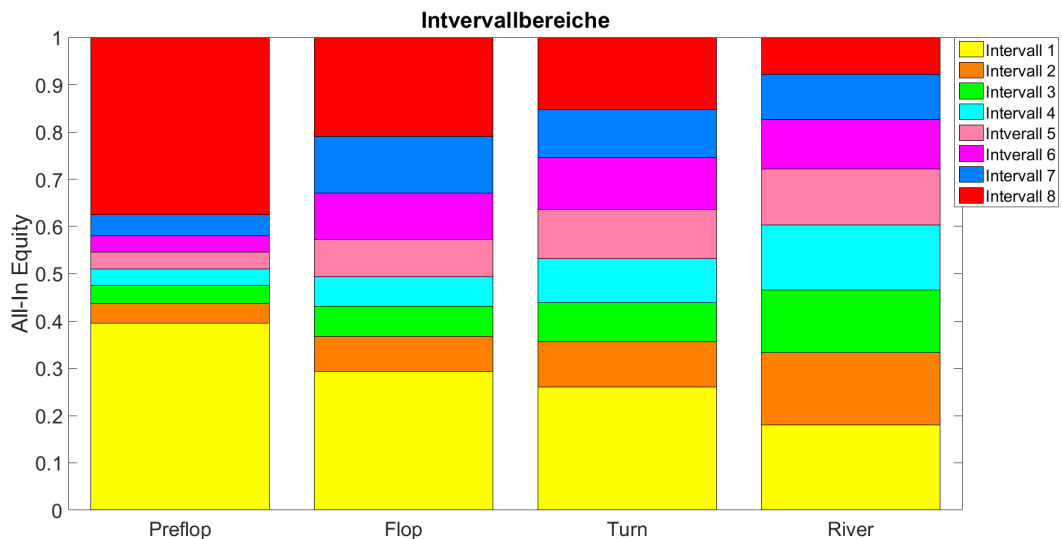


Abbildung 7: Intervallklassen des Spielers Slumbot

Da die Intervalle so angepasst sind, dass in jedem Intervall etwa gleich viele Instanzen aus dem Trainingsdatenset vorhanden sind, gibt es auch in der Verteilung der Instanzen im Testdatenset keinen großen Unterschied zwischen der Anzahl der Instanzen einzelner Klassen. Beispielhaft wird dies in der folgenden Abbildung (Abb. 8) verdeutlicht, die die Verteilung der Instanzen im River zeigt.

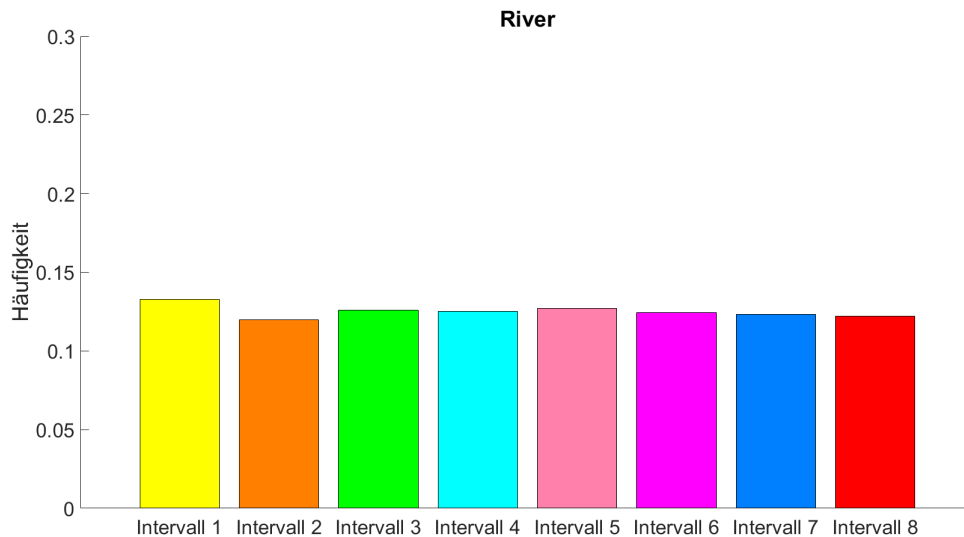


Abbildung 8: Verteilung der Testdaten im River

Die anderen Setzrunden zeigen eine ähnliche Verteilung und werden deshalb an dieser Stelle nicht weiter besprochen. Die Abbildungen zu den restlichen Setzrunden befinden sich im Anhang (A.2.1).

7.3.2 Nyx 2016

Der zweite untersuchte Pokerbot ist "Nyx". Dieser belegte Platz 4 von 10 im Total Bankroll Modus und Platz 4 von 10 bei der Bankroll Instant Run-off Wertung. Es wurde bewusst ein etwas schwächerer Pokerbot untersucht, um zu überprüfen, ob dieser leichter zu analysieren ist und damit bessere Vorhersagen liefert. Wie auch beim vorherigen Pokerbot stehen auch bei diesem nur begrenzt viele Partien zur Verfügung. Die Anzahl der Spielrunden liegt auch bei diesem Teilnehmer bei 303000, die sich aus den 101 Partien zusammensetzten.

Daraus ergaben sich insgesamt:

- **Preflop**
 - 250723 Spielsituationen im Trainingsdatenset
 - 61837 Spielsituationen im Testdatenset
- **Flop**
 - 160929 Spielsituationen im Trainingsdatenset
 - 39930 Spielsituationen im Testdatenset
- **Turn**
 - 114714 Spielsituationen im Trainingsdatenset
 - 28429 Spielsituationen im Testdatenset
- **River**
 - 84890 Spielsituationen im Trainingsdatenset
 - 20933 Spielsituationen im Testdatenset

Zielattribute

Auch bei diesem Pokerbot wurden die Zielattribute HandRanges und All-In Equity analysiert.

Die Verteilung der Instanzen der Testdatensets auf die einzelnen Klassen beim Zielattribut HandRanges sind in jeder Spielrunde fast identisch zu den Verteilungen beim Spieler Slumbot. Daher wird auf die Verteilung nicht nochmals eingegangen. Die Abbildungen zu den Verteilungen befinden sich im Anhang.

Die folgende Tabelle zeigt die Verteilung des Attributs "HeroAction" in den einzelnen Setzrunden. Dieser Spieler steigt prozentual ebenfalls im Preflop am meisten aus, auch wenn der Anteil an Ausstiegen im Gegensatz zum anderen Spieler etwas geringer ist. Zudem spielt er den Preflop etwas aggressiver an, da er prozentual öfter erhöht.

Setzrunde	Fold	Call	Raise
Preflop	17.62%	33.56%	48.82%
Flop	11.11%	67,73%	21.16%
Turn	11.27%	65%	23.73%
River	15.06%	52.51%	32.44%

Tabelle 3: Verteilung des Attribut "HeroAction" in den einzelnen Setzrunden

Um beide Spieler beim Zielattribut All-In-Equity anschließend besser vergleichen zu können, wurden bei diesem Spieler die gleichen Intervalle (Tabelle 2) verwendet, die auch beim Pokerbot Slumbot verwendet wurden. Die Trainingsinstanzen sind daher nicht mehr gleichmäßig auf alle Intervalle verteilt.

Trotz der Übernahme der Intervallgrößen, die sich aus den Trainingsdatensets des anderen Pokerbots zusammensetzen, ist die Verteilung der Instanzen auf die verschiedenen Zielklassen in den Testdatensets bei diesem Spieler sehr ausgeglichen. In der folgenden Abbildung (Abb. 9) wurde beispielhaft die Verteilung der Testdaten im River gezeigt.

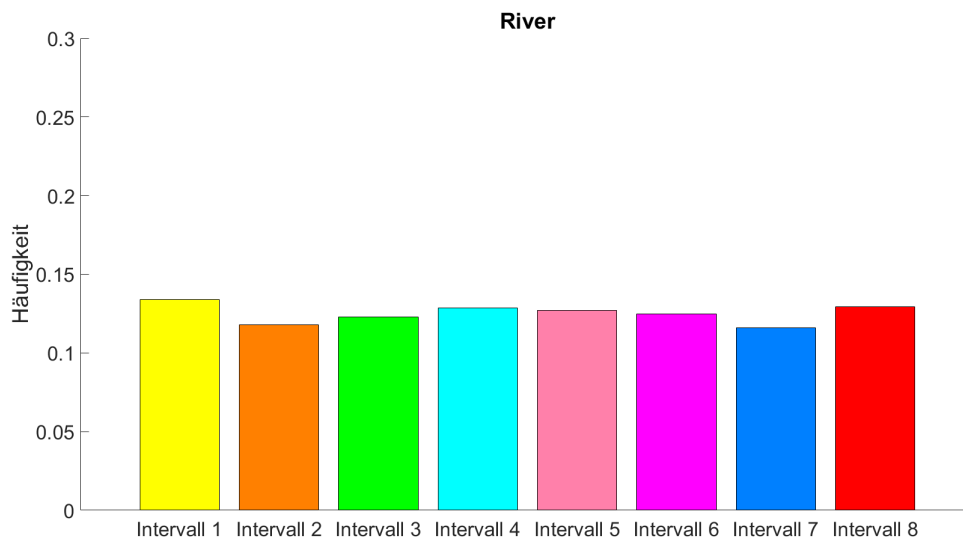


Abbildung 9: Verteilung der Testdaten im River

Auch bei diesem Spieler ist die Verteilung in den anderen Setzrunden sehr ausgeglichen. Die Abbildungen dazu befinden sich im Anhang (A.4.1).

8 Ergebnisse

In diesem Kapitel werden die Ergebnisse der Testreihen ausgewertet und visualisiert. Alle Klassifizierer wurden in WEKA durch den J48-Algorithmus erlernt.

8.1 HandRanges Slumbot

Zuerst wird die Testreihe mit dem Zielattribut "HandRanges" (6.4) des Spielers Slumbot vorgestellt.

In der folgenden Tabelle wird die allgemeine Trefferquote für jede Setzrunde angegeben. Diese sagt aus wie oft der Klassifizierer bei den Vorhersagen der Testdaten prozentual richtig lag.

Setzrunde	Trefferquote
Preflop	18.9616%
Flop	20.8461%
Turn	19.7814%
River	19.1077%

Tabelle 4: Trefferquote Slumbot mit Zielattribut HandRange

Die Konfusionsmatrizen zu dieser Testreihe sind im Anhang (A.1.2) zu finden.

Die Spalten der Konfusionsmatrizen wurden in Abbildungen visualisiert. Die acht Graphen stellen die Instanzen da, die zur jeweiligen Klasse vorhergesagt wurden. Auf der x-Achse wird angegeben zu welchen Klassen die Instanzen tatsächlich gehören. Auf der y-Achse ist die Häufigkeit angegeben, die aussagt wie oft die Instanzen mit der gleichen Vorhersage prozentual zur welchen Klasse gehören.

Gut wäre es, wenn der Anteil der Instanzen zu einer bestimmten, vorhergesagten Klasse, die jeweils als Graph dargestellt ist bei der eigenen Klasse hoch ist. Dies würde bedeuten, dass der Anteil der richtig vorhergesagten Instanzen zu diesen Instanzen hoch ist. Auf jeden Fall sollte prozentual die Vorhersage bei der eigenen Klasse am höchsten sein.

Betrachtet man den Preflop (Abb. 10), erkennt man, dass bei jeder Klasse der höchste Punkt bei der eigenen Klasse ist. Besonders groß ist der Anteil der richtig vorhergesagten Instanzen bei den Instanzen, die zu Klasse 8 klassifiziert wurden. Dieser liegt bei 66%. Damit man die Grafiken besser vergleichen kann, wurde der Graph zu Klasse 8 abgeschnitten.

Vergleicht man den Preflop mit dem River (Abb. 11) sieht man, dass der Anteil der zu Klasse 8 klassifizierten Instanzen zum größten Teil aus Instanzen der Klasse 7 besteht. Auch andere Graphen wie die zu den Vorhersagen zu Klasse 1, 3, 4 und 5 haben nicht mehr den höchsten Anteil bei ihrer vorhergesagten Klasse.

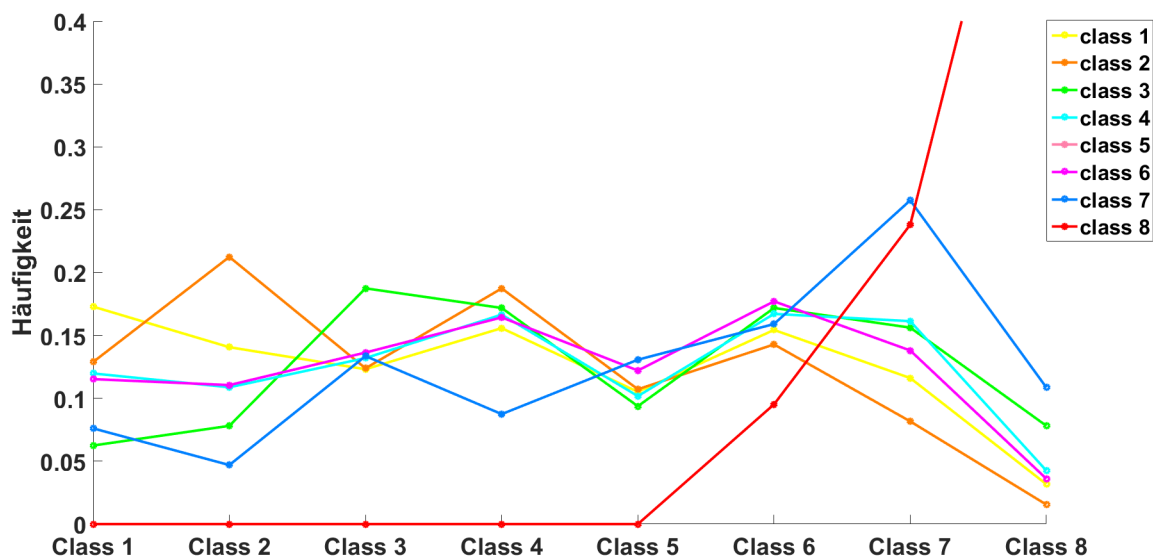


Abbildung 10: Preflop Slum HandRanges

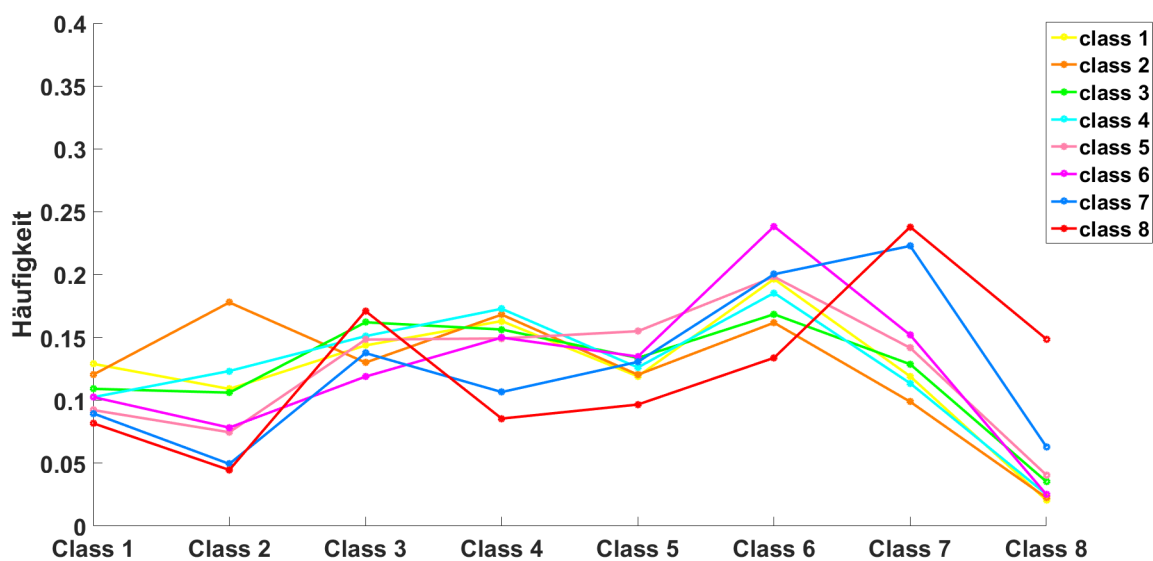


Abbildung 11: River Slum HandRanges

Die Abbildungen zu den Setzrunden des Flops und Turns ähneln der Abbildung des Rivers. Die beiden Abbildungen befinden sich im Anhang (A.1.3).

Da die Ergebnisse der allgemeinen Trefferquote mit nur 20% richtigen Vorhersagen nicht sehr gut sind, wird in den folgenden Unterkapiteln näher auf die Konfidenzen der Instanzen eingegangen.

Zuerst wird jedoch auf die Menge der Vorhersagen für jede Klasse eingegangen. Es wird überprüft, ob es im Vergleich zwischen der tatsächlichen Menge einer jeweiligen Klasse und der Menge zu den Vorhersagen zu einer Klasse starke Abweichungen gibt.

Im zweiten Schritt wird auf die Verteilung der Vorhersagen im Bezug auf die Konfidenzen eingegangen. Dabei wird unterschieden, ob es sich bei einer Vorhersage um eine richtige oder falsche Klassifizierung

handelt. Zudem wird verdeutlicht wie groß die Konfidenzwerte in den einzelnen Klassen im Schnitt waren.

Zuletzt werden Abbildungen betrachtet, die verdeutlichen sollen, ob die höchsten Konfidenzwerte innerhalb einer Klasse auch zu besseren Vorhersagen führen. Zudem wird versucht die Konfidenzwerte mit einer Modifizierung anzupassen und gleichzeitig überprüft, ob dies zu besseren Ergebnissen führt.

8.1.1 Anzahl der Vorhersagen

Im Folgenden wird auf die Verteilung der Vorhersagen im Bezug auf die Anzahl aller Instanzen innerhalb einer Setzrunde eingegangen. Dazu wurden wie im Abschnitt 7.3.1 die Anzahl der Klassen prozentual in einem Balkendiagramm angegeben. Der Unterschied zwischen den Abbildungen aus dem Abschnitt 7.3.1 und den Folgenden ist, dass diese hier die Anzahl der Vorhersagen einer Klasse beschreiben. Es werden wieder alle Setzrunden nach der Reihenfolge im Spiel durchgegangen.

Preflop

Die Abbildung Abb. 12 sagt aus wie häufig eine Klasse im Preflop ausgewählt wurde. Auffällig ist, dass die Klasse 8, die im Preflop bei der Darstellung der Konfusionsmatrix (Abb. 10) die besten Ergebnisse erreicht hatte nur sehr selten vorhergesagt wurde. Das bedeutet, dass der Klassifizierer oft richtig liegt, wenn er Klasse 8 vorher sagt, dies jedoch sehr selten vorkommt.

Betrachtet man die tatsächliche Verteilung der Klassen im Preflop (Abb. 3), so ist die Klasse 8 auch hier seltener vertreten als die anderen Klassen. Insgesamt beinhalten die Testdaten jedoch mit über 2700 Instanzen der Klasse 8 einen Anteil von etwa 4,3% aller Instanzen, der gut sichtbar ist. Im Entscheidungsbaum ist erkennbar, dass die Klasse 8 nur ausgewählt wurde wenn es in der Setzrunde viele Erhöhungen gab. Allerdings wurden nur 21 Instanzen mit der Klasse 8 vorhergesagt, wobei es sich nur bei 14 tatsächlich um die Klasse 8 handelte. Ein so geringer Anteil von 21 gegenüber insgesamt 63924 Instanzen ist daher in der Grafik nicht sichtbar.

Auch die Klassen 3 und 5 wurden kaum bzw. gar nicht vom Klassifizierer berücksichtigt. Stattdessen wurde vermehrt die Klasse 1 und die Klasse 6 ausgewählt. Das liegt daran, dass der Klassifizierer in der ersten Setzrunde nur sehr wenige Informationen hat. Zudem wird im Preflop prozentual im Vergleich auf die restlichen Setzrunden am meisten ausgestiegen oder erhöht.

Flop

Betrachtet man die Abbildung zur zweiten Setzrunde (Abb. 13) ist auch bei dieser die Klasse 6 stark vertreten und mehr als die Hälfte aller Instanzen werden mit dieser vorhergesagt, obwohl der tatsächliche Anteil an Instanzen der Klasse 6 bei knapp unter 20% liegt. Zudem werden auch im Flop, wie auch bereits in der Preflop-Setzrunde, nur sehr wenige Instanzen mit Klasse 8 klassifiziert.

Der Anteil der Vorhersagen der Klasse 1, in der sich hauptsächlich schwache Hände befinden, ist stark zurückgegangen. Die Anzahl der Vorhersagen zu den Klassen 3 und 5 ist dagegen deutlich gestiegen.

Turn

Im Turn (Abb. 14) ist die Anzahl der Vorhersagen zu Klasse 6 wieder etwas zurückgegangen, jedoch mit knapp 40% immer noch sehr hoch, da der tatsächliche Anteil der Klasse 6 in den Testdaten nur bei etwas mehr als 20% liegt.

Zum ersten Mal ist die Anzahl der Instanzen, die mit Klasse 8 vorhergesagt wurden auf ein Maß gestiegen, sodass der Anteil auch in der Abbildung erkennbar ist. Vergleicht man jedoch die Anzahl der Vorhersagen und die tatsächliche Anzahl der Instanzen der Klasse 8 so ist weiterhin der Anteil der Vorhersagen deutlich geringer, als der tatsächliche Anteil.

River

Im River (Abb. 15), der letzten Setzrunde, hat sich im Vergleich zur vorherigen Turn-Setzrunde wenig verändert. Die Anzahl der Vorhersagen zur Klasse 6 ist noch ein wenig zurückgegangen, die Klasse 3

hat dagegen ihren Anteil erhöht. Klasse 8 hat weiterhin deutlich weniger Vorhersagen im Vergleich zur tatsächlichen Anzahl.

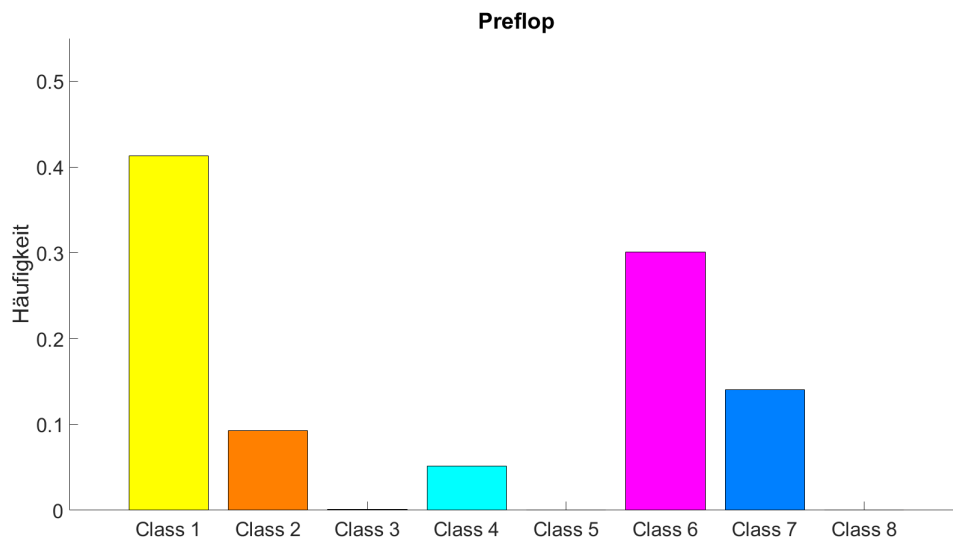


Abbildung 12: Verteilung der Vorhersagen im Preflop

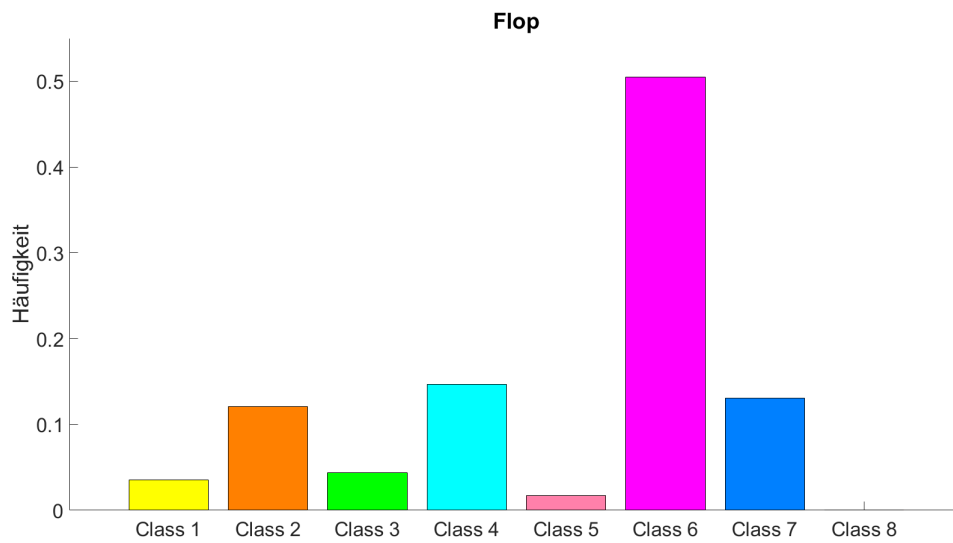


Abbildung 13: Verteilung der Vorhersagen im Flop

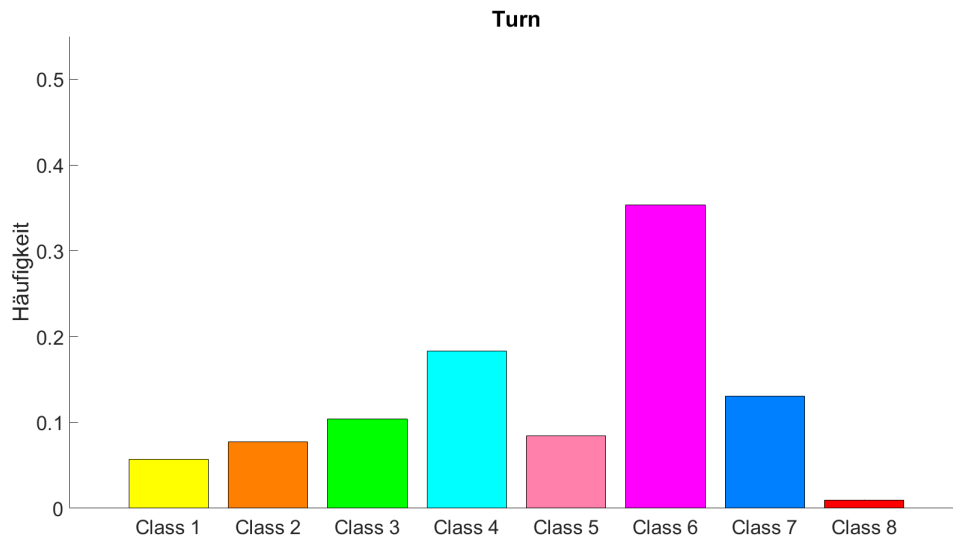


Abbildung 14: Verteilung der Vorhersagen im Turn

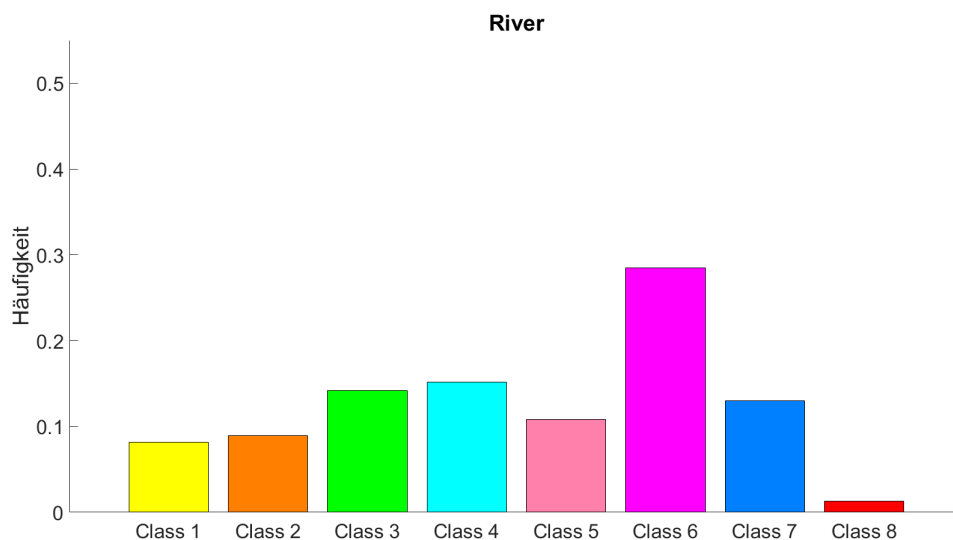


Abbildung 15: Verteilung der Vorhersagen im River

8.1.2 Verteilung der True Positives & False Positives

Als zweites werden die Konfidenzen der Klassen betrachtet, die innerhalb der eigenen Instanz am höchsten waren. Somit bekommt man ausschließlich die Klassen, die vom Klassifizierer die beste Wahl waren und vorhergesagt wurden. Die Instanzen werden in den folgenden Grafiken auf fünf Intervalle aufgeteilt. Diese beschreiben die erreichte Konfidenz der Klasse, die in der jeweiligen Instanz am größten war. Sagt der Klassifizierer eine Klasse besonders häufig mit einer Konfidenz von 80% bis 100%, so ist sich der Klassifizierer bei dieser Klasse oft sehr sicher mit seiner Vorhersage. Jedoch müssen dies nicht zwingend richtige Vorhersagen sein. Falls eine Klasse jedoch häufig im letzten Intervall vorkommt, wird sie oft mit einer geringen Sicherheit vom Regler vorhergesagt und auch andere Klassen in Betracht gezogen. Es werden demnach alle richtig vorhergesagten Instanzen, die "True Positives" und alle falsch vorhergesagten, die "False Positives" Instanzen einer Klasse in den Grafiken angezeigt Wünschenswert wäre ein

geringer False Positives Anteil in jeder Klasse, sowie Vorhersagen mit hohen Konfidenzen, bei denen der Anteil der True Positives überwiegt.

Die vier Histogramme (Abb. 16 - Abb. 19) sind nach der Reihenfolge im Spiel sortiert, sodass die erste die Preflop-, die zweite die Flop-, die dritte die Turn- und die letzte Grafik die Riversettrunde beschreibt. Auf der x-Achse sind die verschiedenen Konfidenzintervalle angegeben. Links ist mit 80% bis 100% das höchste Konfidenzintervall abgebildet. Die folgenden Intervalle sind mit absteigender Konfidenz angegeben, sodass ganz rechts mit dem Intervall 0% bis einschließlich 20% die geringste Konfidenz angegeben ist. Auf der y-Achse ist die Häufigkeit in Prozent angegeben, wie oft die jeweilige Klasse im jeweiligen Konfidenzintervall vertreten ist. Dabei wird jede Klasse einzeln und unabhängig von den anderen Klassen, abgebildet. Jedes Intervall bildet alle Klassen ab, sofern es Daten zu der Klasse in dem jeweiligen Intervall gibt. Die unterschiedlichen Klassen wurden mit verschiedenen Farben gekennzeichnet. Die Klassen beziehen sich hierbei auf die Abbildung Abb. 2, in der die verschiedenen Teilmengen der abstrahierten Handkarten dargestellt werden. Farblich sind die Klassen in allen Grafiken gleich gehalten. Zudem ist jeder Balken in einen "True Positives" und einen "False Positives" Teil aufgesplittet, um zu verdeutlichen wie groß die Gewichtung zwischen diesen beiden ist. Zusätzlich sind Markierungen in Form von Punkten in den Diagrammen, die zeigen wie hoch der "True Positiv"-Anteil im jeweiligen Intervall für die Klassen ist.

Preflop

Zuerst wird die Verteilung der Konfidenzen in den Intervallen im Preflop des Spielers Slumbot näher betrachtet (Abb. 16). Zu Klasse 5 gibt es keine Zuteilungen, da der Regler in der Preflopsettrunde kein einziges Mal die Klasse 5 vorhergesagt hat.

Auffällig ist auch, dass die Klasse 8 ausschließlich mit Konfidenzen zwischen 60% bis einschließlich 80% vorhergesagt wurde und somit im Durchschnitt die beste Konfidenz aller vorhergesagten Klassen hat. Sagt ein Regler eine Klasse bei einer Auswahl von acht möglichen Klassen mit mindestens 60% Konfidenz vorher, so ist dies ein Indiz für eine gewisse Sicherheit in der Vorhersage, denn die geringste Konfidenz um eine Klasse vorherzusagen liegt bei nur 12.5%. Zudem ist die Verteilung mit 2:1 der "True Positives" und "False Positives" bei Klasse 8 am besten, da man möglichst viele richtige Vorhersagen haben möchte anstatt falsche Vorhersagen.

Die Klassen 2 und 7 heben sich ebenfalls von den restlichen Klassen ab, da ein Großteil der Instanzen, die mit Klasse 2 und 7 vorhergesagt wurden, eine Konfidenz zwischen 20% bis einschließlich 40% aufwiesen. Jedoch ist der Anteil an "True Positives" im Gegensatz zur Klasse 8 deutlich geringer. Daher waren die Vorhersagen für diese beiden Klassen oft falsch.

Die Klassen 1, 3, 4 und 6 sind überwiegend im letzten Konfidenzintervall vertreten und haben daher im Durchschnitt eine sehr geringe Konfidenz. Die Vorhersagen des Reglers sind daher sehr unsicher. Auch hier ist die Verteilung zwischen "True Positives" und "False Positives" ähnlich zu den Klassen 2 und 7 und somit die Vorhersagen oft falsch.

Flop

Im Flop (Abb. 17) ändert sich das Diagramm im Vergleich zum Preflop deutlich. Alle Klassen bis auf die 8. Klasse erhöhen ihre Konfidenzen, was zur Folge hat, dass die Klassen auch in höheren Konfidenzintervallen vertreten sind. Dies bedeutet, dass der Regler sicherere Vorhersagen trifft, als in der Preflop-Settrunde. Zudem wird im Flop auch zum ersten Mal die Klasse 5 von dem Regler vorhergesagt.

Auch im Flop hat die Klasse 8 trotz Verluste die höchste Durchschnittskonfidenz und ist im ersten Konfidenzintervall vertreten. Jedoch hat sich sowohl die eigene Durchschnittskonfidenz leicht verschlechtert, als auch die Verteilung zwischen den "True Positives" und "False Positives" ist deutlich schlechter geworden, denn in der Klasse 8 sind keine "True Positives" mehr vorhanden. Demnach lag der Regler jedes Mal falsch, wenn er die Klasse 8 im Flop vorhergesagt hat, auch wenn die Konfidenzen teilweise über 80% lagen.

Es muss jedoch beachtet werden, dass eine Vorhersage für Klasse 8 im Vergleich zu anderen Klassen die Ausnahme darstellt, da die Klasse 8 bei über 43000 Vorhersagen nur 9-mal ausgewählt wurde. Die Klasse 5 mit der zweit geringsten Anzahl an Vorhersagen ist mit über 700 Vorhersagen deutlich öfter vertreten und hat damit mehr Aussagekraft. Klasse 6 hingegen wurde mit knapp 22000 Vorhersagen am meisten ausgewählt und hat damit am meisten Aussagekraft.

Turn

Im Turn (Abb. 18) sind die Konfidenzen im Durchschnitt von allen Klassen im Vergleich zum Flop gestiegen. Daher wurden die Vorhersagen des Reglers im Schnitt mit mehr Sicherheit gewählt. Zu erkennen ist dies durch die Verteilung der Klassen in der Grafik. Alle Klassen sind zum ersten Mal in den ersten beiden Intervallen vertreten, während das letzte Intervall weniger stark vertreten ist als noch in der Setzrunde davor.

Positiv zu beobachten ist zudem, dass Instanzen, die mit der Klasse 8 vorhergesagt wurden, wieder korrekte Vorhersagen beinhalten. Aus der Grafik ist dies ablesbar durch den gestiegenen Anteil der "True Positives" der Klasse 8. Auch in der Turn-Setzrunde ist die Klasse 8 wieder die Klasse mit der höchsten Konfidenz im Durchschnitt.

River

Im River (Abb. 19), der letzten Setzrunde, haben sich die durchschnittlichen Konfidenzen nochmals bei allen Klassen verbessert. So ist im letzten Intervall, in dem die Instanzen gesammelt werden, deren Konfidenzen der ausgewählten Klassen zwischen 0% bis einschließlich 20% sind, nur noch sehr gering.

Auch in der letzten Setzrunde hat die Klasse 8 wie in allen vorherigen Setzrunden auch, im Schnitt die höchste Konfidenz.

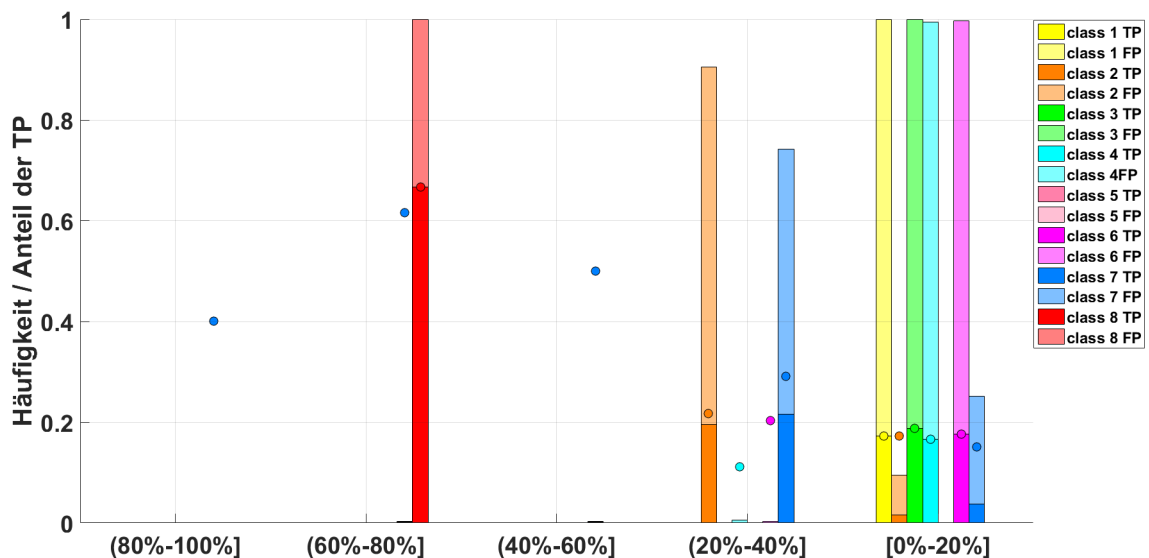


Abbildung 16: Verteilung der normalen Konfidenzen auf verschiedene Intervalle im Preflop

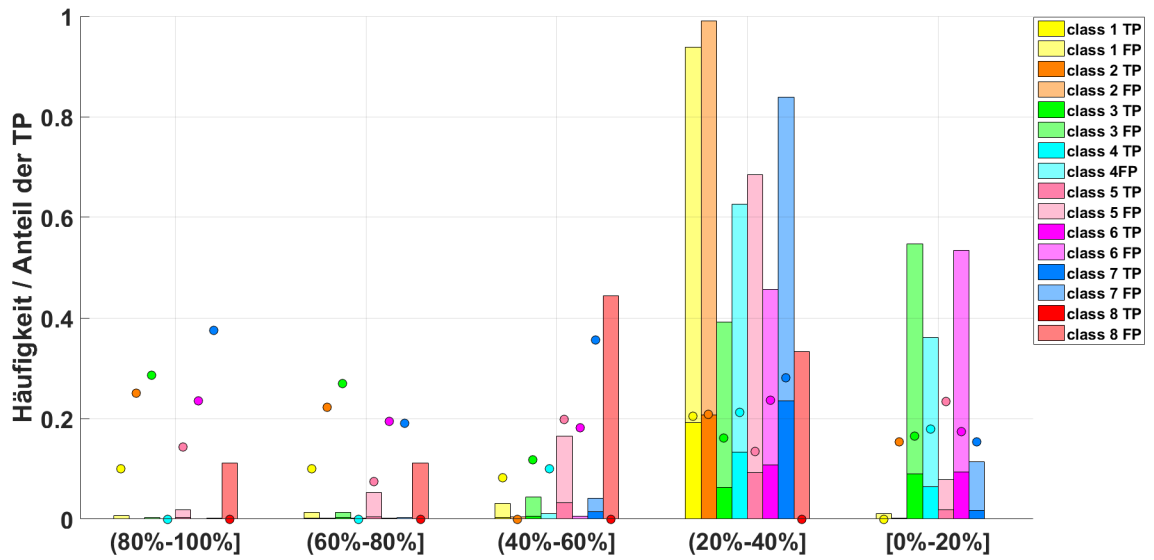


Abbildung 17: Verteilung der normalen Konfidenzen auf verschiedene Intervalle im Flop

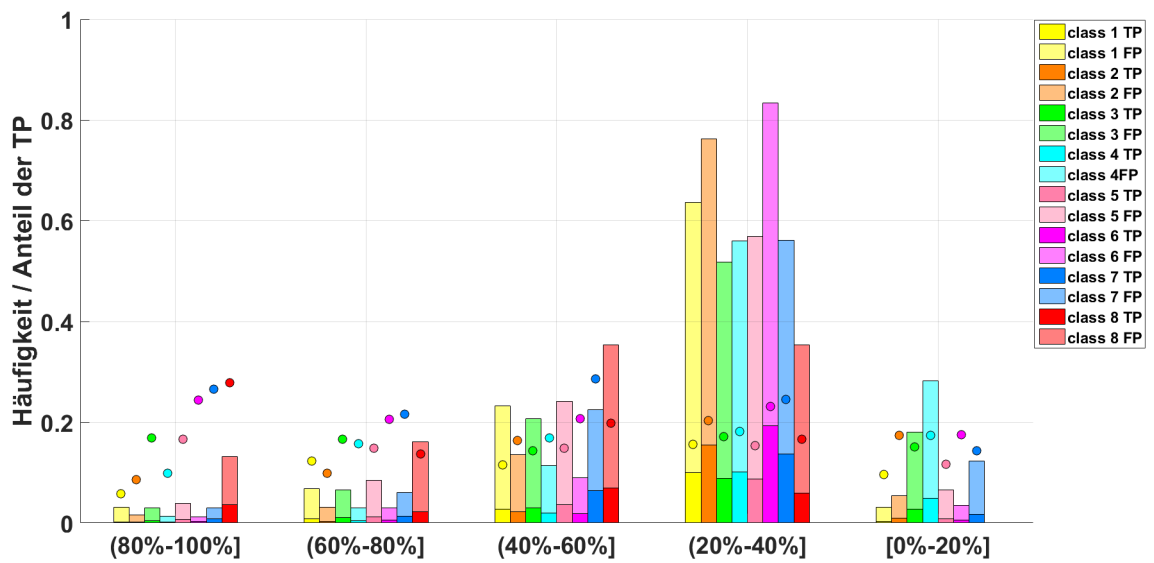


Abbildung 18: Verteilung der normalen Konfidenzen auf verschiedene Intervalle im Turn

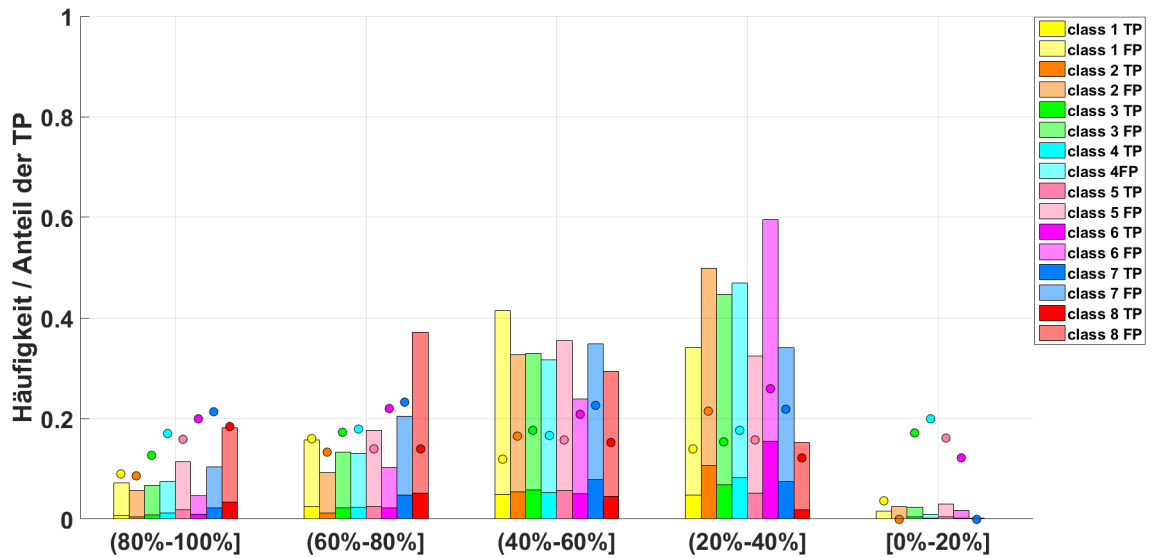


Abbildung 19: Verteilung der normalen Konfidenzen auf verschiedene Intervalle im River

Durchschnittliche Konfidenz der True Positives und False Positives je Klasse

In der Grafik Abb. 20 wird nochmal verdeutlicht wie stark bzw. schwach die Steigungen der durchschnittlichen Konfidenzen von Setzrunde zu Setzrunde der einzelnen Klassen sind, die von dem Regler vorhergesagt wurden.

Außerdem sieht man, dass die Klasse 8 immer die Klasse ist, die die höchste Konfidenz im Durchschnitt hat. Auch erkennt man, dass die Klasse 7 ebenfalls gut abschneidet im Bezug auf die restlichen Klassen. Klasse 7 beinhaltet neben der Klasse 8 die stärksten Handkombinationen. Demnach ist der Regler sich sicherer eine starke Hand vorherzusagen statt eine Schwache.

Zudem wird nochmal deutlich, dass alle Klassen bis auf die 8., von Spielrunde zu Spielrunde ihre durchschnittliche Konfidenz erhöhen. Demnach ist sich der Regler im späteren Verlauf einer Spielrunde sicherer mit seinen Vorhersagen.

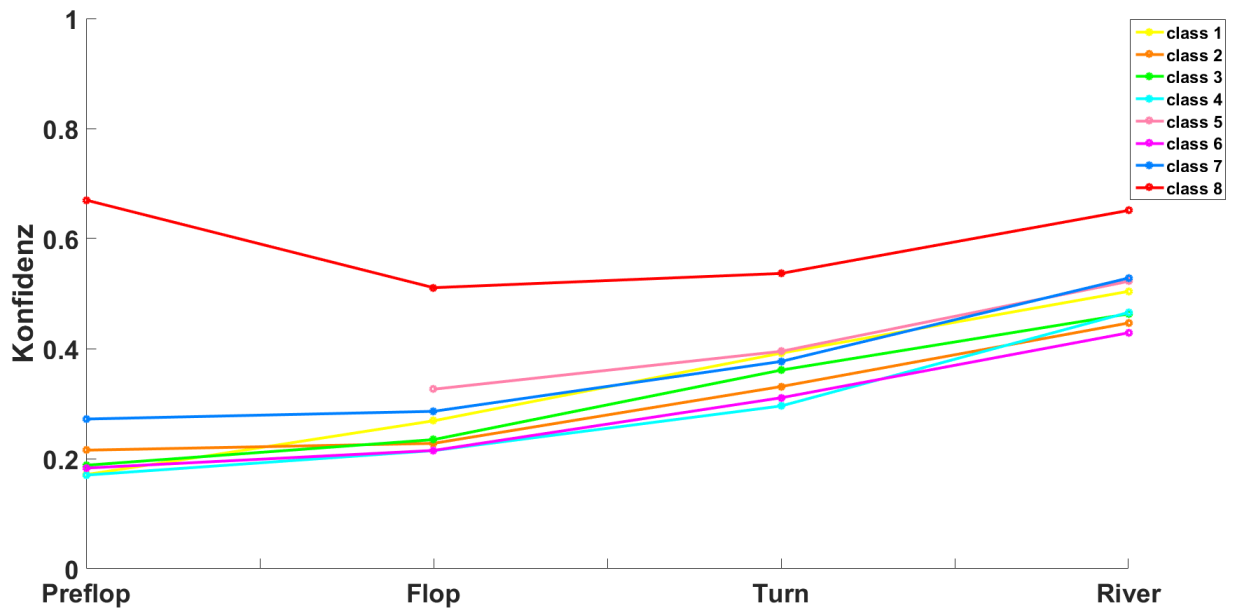


Abbildung 20: Durchschnittliche Konfidenz der TP&FP

8.1.3 Analyse der sortierten Konfidenzen

Als nächstes wird geprüft, ob die Vorhersagen einer Klasse mit höheren Konfidenzen präziser sind, als Vorhersagen mit niedrigen Konfidenzen. Dazu werden alle Instanzen einer vorhergesagten Klasse aufgelistet und abwertend nach der Konfidenz sortiert, sodass die Instanz, die die höchste Konfidenz erreicht hat, in der Liste ganz oben steht. Anschließend wird anhand dieser Liste ein Stufendiagramm angefertigt, wobei der Graph im Nullpunkt startet.

Die Liste wird von oben nach unten durchgegangen, startend mit der Instanz, die vom Klassifizierer die höchste Konfidenz bekommen hat. Ist diese Instanz korrekt klassifiziert worden, so steigt der Graph parallel zur y-Achse eine Einheit nach oben. Falls die Instanz jedoch nicht korrekt klassifiziert wurde bewegt sich der Graph eine Einheit nach rechts. Dies wird nun für alle Instanzen der Reihenfolge nach gemacht. Zum Schluss wird der Graph normalisiert, sodass er im Punkt (1|1) endet. Der Graph endet somit immer im Punkt (1|1), außer es gibt ausschließlich korrekt klassifizierte Vorhersagen oder keine korrekt klassifizierten Vorhersagen.

Ein optimaler Graph würde bei dieser Darstellung senkrecht nach oben bis zum Punkt (0|1) steigen und anschließend erst zum Punkt (1|1) wandern. Dies würde bedeuten, dass in der sortierten Instanzliste, zuerst alle richtig klassifizierte Instanzen ausgewählt werden und danach erst die falsch klassifizierte Instanzen. Hier könnte man sagen, dass der Klassifizierer ab einem bestimmten Konfidenzwert immer die richtige Klasse vorhersagt. Der Wert wäre dabei die Konfidenz, die die letzte Instanz hat die richtig klassifiziert wurde.

Ein Maßstab, der aussagt wie gut ein Graph ist, ist die Fläche unterhalb des Graphen. Je größer die Fläche ist, desto besser ist die Verteilung der Konfidenzen. Beim optimalen Graph hätte man eine Fläche von 1. Hat die Fläche dagegen einen Wert um die 0.5, so sagt dies aus, dass es zufällig ist, ob ein Klassifizierer die Klasse richtig oder falsch vorhersagt und die Konfidenz dabei keine Rolle spielt. Liegt die Fläche weit unter 0.5, so sagt dies aus, dass der Klassifizierer bei sicheren Vorhersagen häufig falsche Vorhersagen macht und bei unsicheren Vorhersagen mit niedrigen Konfidenzen dagegen häufiger richtig liegt.

Im Folgenden werden die Diagramme (Abb. 21 - Abb. 24) zu den einzelnen Setzrunden beschrieben. In jedem Diagramm wurde zusätzlich die Diagonale in Form einer gestrichelten, schwarzen Linie eingezeichnet. Diese soll lediglich als Orientierung dienen.

Preflop

Im Preflop (Abb. 21) sind die Anzahl der Vorhersagen der Klassen 3 und 8 deutlich geringer, als bei den anderen Klassen. Daher sind die Stufenschritte bei diesen beiden Graphen deutlich sichtbar. Klasse 5 ist im Diagramm nicht vertreten, da diese Klasse vom Klassifizierer in der ersten Setzrunde kein einziges Mal vorhergesagt wurde.

Klasse 7 hebt sich leicht von den restlichen Klassen ab, da sie im mittleren Teil deutlich über der Diagonale und den anderen Klassen liegt.

Flop

Beim Flop (Abb. 22) endet der Graph von Klasse 8 im Punkt (1|0), da es im Flop keine korrekte Klassifizierung für die Klasse 8 gab. Desweiteren zählt Klasse 7 weiterhin zu den am besten klassifizierten Klassen. Klasse 6 hat sich im Bezug auf den Preflop auch deutlich verbessert.

Turn

Der Graph der Klasse 8 startet beim Turn (Abb. 23) am besten. Er geht anfangs deutlich nach oben und hebt sich auch zwischenzeitlich von der Diagonalen ab.

Klasse 7 ist weiterhin eine der besten Klassen, während Klasse 6 wieder stark zurückgegangen ist.

River

In der letzten Setzrunde (Abb. 24) ist die Klassifizierung für die Klasse 7 schlechter geworden. Die Steigung der Klasse 8 am Anfang konnte jedoch beibehalten werden. Negativ fällt auf, dass die Klasse 2 deutlich unter der Diagonalen liegt und somit die Konfidenzen für die Klasse wenig Aussagekraft haben, da auch Vorhersagen zu Klasse 2 mit hohen Konfidenzen oft falsch waren.

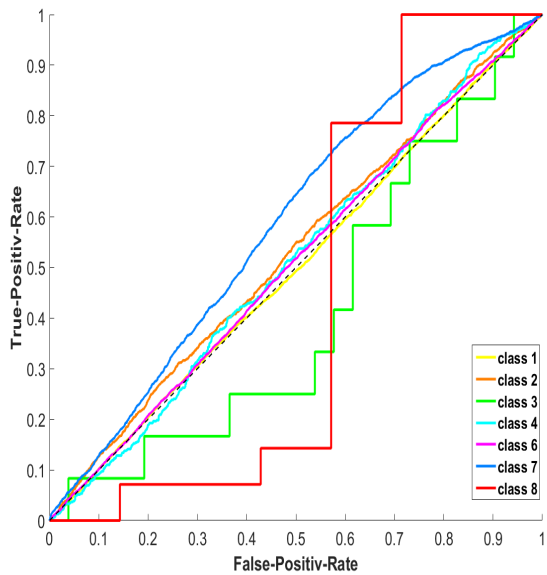


Abbildung 21: TP-FP Graph im Preflop mit normalen Konfidenzen

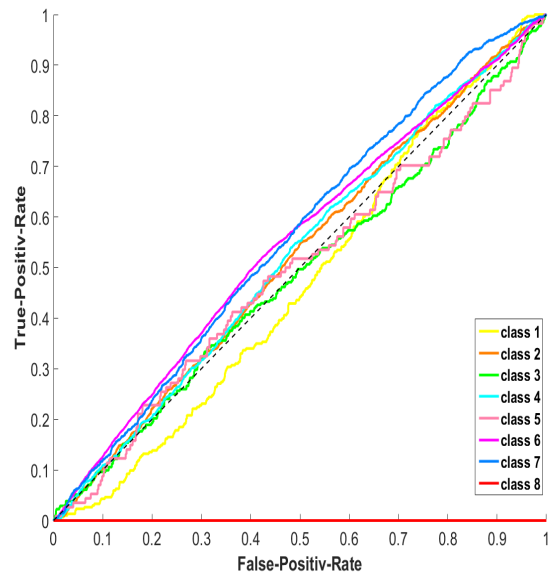


Abbildung 22: TP-FP Graph im Flop mit normalen Konfidenzen

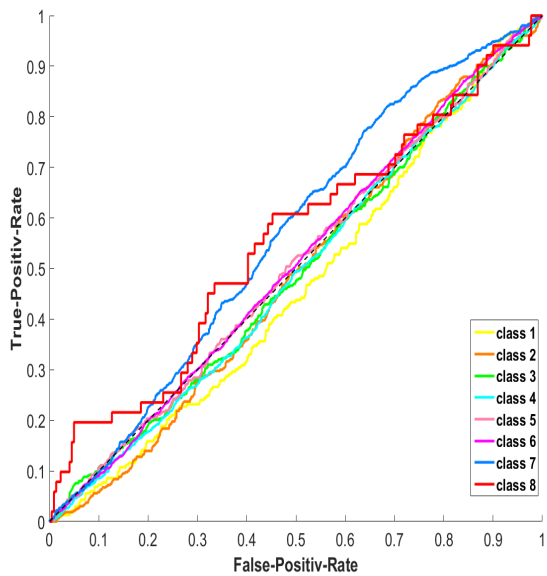


Abbildung 23: TP-FP Graph im Turn mit normalen Konfidenzen

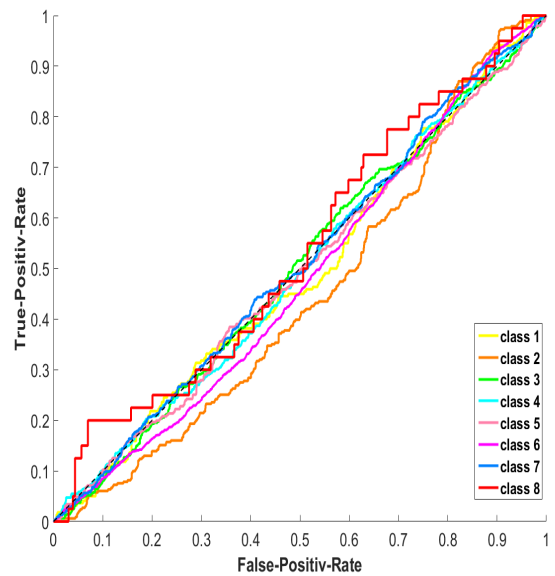


Abbildung 24: TP-FP Graph im River mit normalen Konfidenzen

Fläche unterhalb der Graphen

In der folgenden Tabelle sind alle Flächengrößen angegeben, die sich unterhalb der Graphen befinden. Es gilt, je größer eine Fläche ist, desto aussagekräftiger ist eine hohe Konfidenz einer Klasse. Die Werte sind in Prozent angegeben.

Setzrunde	Klasse 1	Klasse 2	Klasse 3	Klasse 4	Klasse 5	Klasse 6	Klasse 7	Klasse 8
Preflop	49.97	52.96	41.35	51.44	-	51.07	58.86	43.88
Flop	47.05	52.10	48.63	52.42	49.49	54.87	56.00	0
Turn	46.33	0.48.65	49.23	48.79	50.46	50.80	56.41	55.51
River	49.22	44.80	50.07	49.68	49.12	47.89	50.75	53.19

Tabelle 5: Fläche unterhalb der Graphen

Wie bereits in den einzelnen Abbildungen (Abb. 21 - Abb. 24) ersichtlich war die Fläche unterhalb der Graphen der Klasse 7, mit Ausnahme der letzten Setzrunde, immer am größten. Jedoch liegen alle Werte zwischen 41.35% und 58.86%, daher ist die Konfidenz der Klassen, die vom Klassifizierer ausgewählt wurden, in den meisten Fällen nicht aussagekräftig.

Abgesehen von den Graphen der Klasse 8, die im Turn und River anfangs eine deutliche Steigung haben, haben alle anderen Graphen zum Anfang eine 45-Grad-Steigung die aussagt, dass weder vermehrt die Klassifizierungen richtig noch falsch waren sondern sehr abwechslungsreich.

Dies möchte man jedoch vermeiden, da eine sichere Vorhersage des Klassifizierers, gemessen an der Konfidenz, eine größere Wahrscheinlichkeit haben sollte, dass die Vorhersage auch richtig ist.

8.1.4 Modifizierte Konfidenzen

Zum Abschluss dieser Testreihe wurden die Konfidenzen jeder Instanz modifiziert und anschließend wieder sortiert und analysiert.

Dazu hat man die höchste Konfidenz einer Klasse mit der zweithöchsten Konfidenz subtrahiert. Ziel war es die Konfidenzen neu zu gewichten. Angenommen es gäbe zwei Instanzen, deren höchste Konfidenz bei 70% liegt. Während die zweithöchste Konfidenz bei der einen Klasse nur bei 10% liegt, liegt sie bei der anderen Klasse bei 30%. Bei der vorherigen Analyse wurde nur die höchste Konfidenz betrachtet und die beiden Instanzen wären von ihrer Vorhersage als gleichwertig eingestuft worden.

Bei der neuen, modifizierten Variante würde die Vorhersage der Instanz, deren höchste Konfidenz 60% Unterschied zur zweithöchsten Konfidenz hat, als eine sicherere Vorhersage gelten, als die Vorhersage, bei der der Konfidenzunterschied nur bei 40% liegt.

Vergleicht man die Verteilung im River (Abb. 25) mit den neu errechneten Konfidenzen und der Verteilung der normalen Konfidenzen (Abb. 19), so fällt auf, dass das erste Intervall, in dem sich ausschließlich Instanzen befinden, die sehr mit hohen Konfidenzen klassifiziert wurden, bei beiden Diagrammen fast identisch sind.

Dagegen fallen die Anteile in den mittleren Intervallen bei den modifizierten Konfidenzen stark und verschieben sich in das letzte Intervall. Im Gegensatz zur vorherigen Variante ist dies nun bei allen Klassen stark vertreten.

Interpretiert man die modifizierten Konfidenzen ebenfalls als Sicherheit, mit der der Klassifizierer die Klassen vorhersagt, so sind die sehr sichereren Vorhersagen, deren Konfidenzen bei über 80% lagen immer noch sehr sicher. Dagegen haben die restlichen Vorhersagen deutlich an Sicherheit verloren.

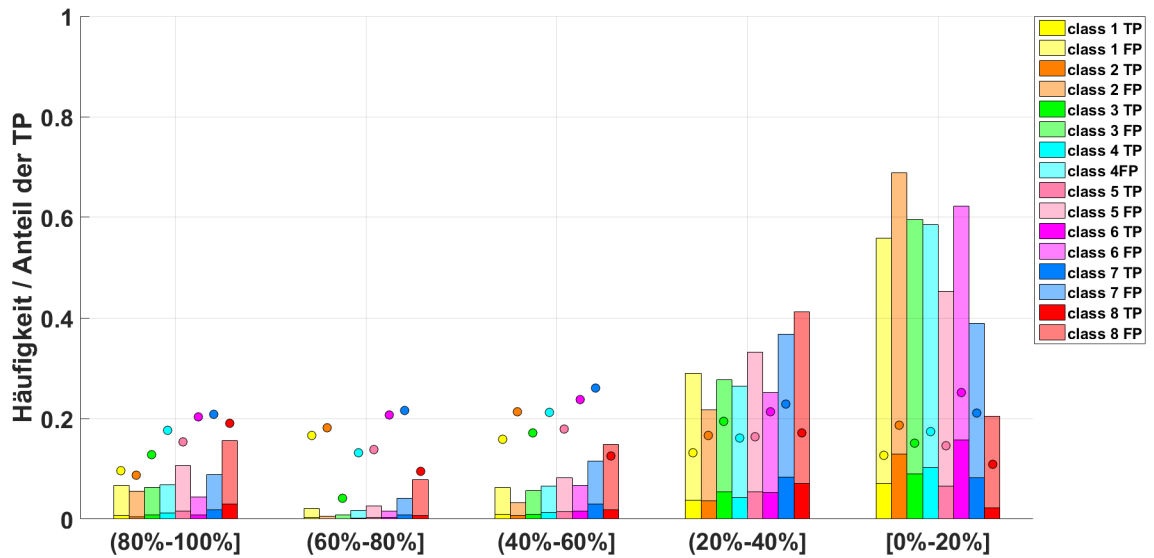


Abbildung 25: Verteilung der modifizierten Konfidenzen auf verschiedene Intervalle im River

Bei allen Setzrunden verschieben sich die Anteile der Klassen in die Intervalle mit kleineren Konfidenzen. Die Abbildungen zu allen Setzrunden befinden sich im Anhang (A.1.7).

Analyse der sortierten Konfidenzen

Mit den modifizierten Konfidenzen wurde ebenfalls die bereits beschriebene Methode in 8.1.3 angewendet, bei der die Instanzen nach der Konfidenz sortiert und anschließend ein Stufendiagramm erstellt wurde.

Beispielhaft wurde wieder der River zum Vergleich dargestellt. Vergleicht man diese Abbildung (Abb. 26) mit der Abbildung (Abb. 24), in der auf die unveränderten Konfidenzen zurückgegriffen wurde, stellt man fest, dass sich die Klassen 1 und 2 am meisten verbessert haben und sich die Fläche unterhalb ihrer Graphen vergrößert hat. Bei den restlichen Klassen erkennt man keine größeren Unterschiede.

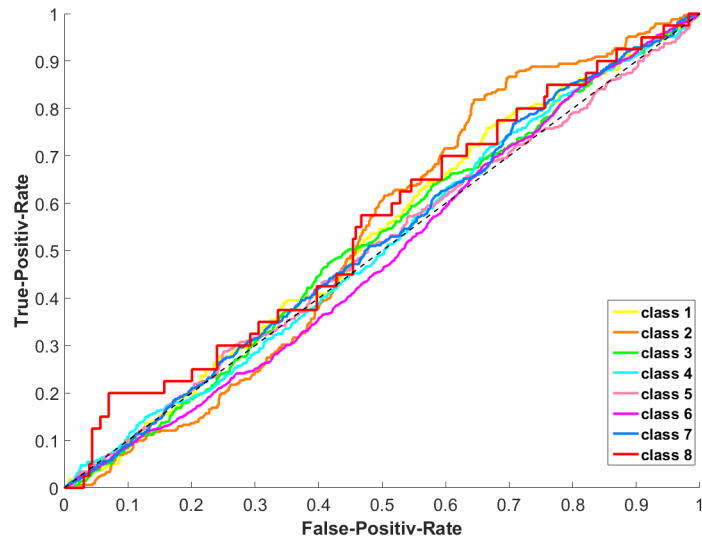


Abbildung 26: TP-FP Graph im River mit modifizierten Konfidenzen

Die Abbildungen der anderen Setzrunden unterscheiden sich ebenfalls kaum zu den Abbildungen mit den normalen Konfidenzen und werden daher nicht weiter aufgeführt. (s. Anhang A.1.8)

Um die Unterschiede trotzdem deutlicher zu machen werden die Flächen unterhalb der Graphen von beiden Konfidenzvarianten in der Tabelle 8.1.4 miteinander verglichen. Es handelt sich hierbei um Prozentangaben.

Die Unterschiede zu vorherigen Flächen, die ausschließlich aus den höchsten Konfidenzen erzeugt wurden, sind bei vielen Graphen nicht sehr groß. Positiv hervorzuheben sind die Unterschiede in der River-Setzrunde, in der alle Graphen eine größere Fläche erreicht haben. Den größten Zuwachs gab es hierbei für die Klassen 1 und 2 mit 3.58% und 8.7%.

Besonders für die Klassen 1, 2 und 3 kann man die modifizierte Variante in jeder Setzrunde nutzen, um Konfidenzen besser einschätzen zu können, da sich bei diesen Klassen in keiner Setzrunde die Flächen verkleinert haben.

Setzrunde	Klasse 1	Klasse 2	Klasse 3	Klasse 4	Klasse 5	Klasse 6	Klasse 7	Klasse 8
Preflop								
normale Konfidenzen	49.97	52.96	41.35	51.44	-	51.07	58.86	43.88
modifizierte Konfidenzen	50.29	52.96	41.35	51.46	-	51.07	58.75	42.86
Unterschied	+0.32	0	0	+0.02	-	0	-0.11	-1.02
Flop								
normale Konfidenzen	47.05	52.1	48.63	52.42	49.49	54.87	56	0
modifizierte Konfidenzen	49.6	52.4	48.88	48.39	47.76	54.63	55.43	0
Unterschied	+2.55	+0.3	+0.25	-4.03	-1.73	-0.24	-0.57	0
Turn								
normale Konfidenzen	46.33	48.65	49.23	48.79	50.46	50.80	56.41	55.51
modifizierte Konfidenzen	47.36	52.3	50.39	50.18	51.85	50.86	56.84	55.28
Unterschied	+1.03	+3.65	+1.16	+1.39	+1.39	+0.06	+0.43	-0.23
River								
normale Konfidenzen	49.22	44.8	50.07	49.68	49.12	47.89	50.75	53.19
modifizierte Konfidenzen	52.8	53.5	51.62	50.88	50.51	48.82	51.78	54.89
Unterschied	+3.58	+8.7	+1.55	+1.2	+1.39	+0.93	+1.03	+1.7

Tabelle 6: Fläche unterhalb der Graphen

8.1.5 Fazit

Zum Abschluss muss man jedoch sagen, dass die Klassifizierung des Zielattributs "HandRanges" keine guten Ergebnisse liefert. Zum einen sind die Vorhersagen zu etwa 80% falsch, zum Anderen kann man auch keinen großen Wert auf die Konfidenzverteilung der einzelnen Instanzen durch den Klassifizierer legen, da besonders durch die Abbildungen Abb. 21 - Abb. 24 deutlich wird, dass es nicht entscheidend ist ob eine Klasse mit einer hohen oder niedrigen Konfidenz vom Klassifizierer vorhergesagt wurde.

Die Modifizierung der Konfidenzen brachte überwiegend bessere Ergebnisse bei der Verteilung der Instanzen. Diese unterscheiden sich jedoch nur geringfügig von den vorherigen Ergebnissen mit den normalen Konfidenzen.

8.2 All-In Equity Slumbot

Im Folgenden wird die Testreihe des Zielattributs "All-In Equity" beim Spieler Slumbot analysiert. Die folgende Tabelle zeigt die allgemeine Trefferquote für jede Setzrunde an.

Setzrunde	Trefferquote
Preflop	17.4629%
Flop	16.7623%
Turn	18.9154%
River	24.7932%

Tabelle 7: Trefferquote Slumbot mit Zielattribut All-In Equity

Auch bei diesem Attribut befinden sich die Konfusionsmatrizen im Anhang (A-S-AIE-KM). Im Folgenden wird die Darstellung der Konfusionsmatrix des Preflops gezeigt.

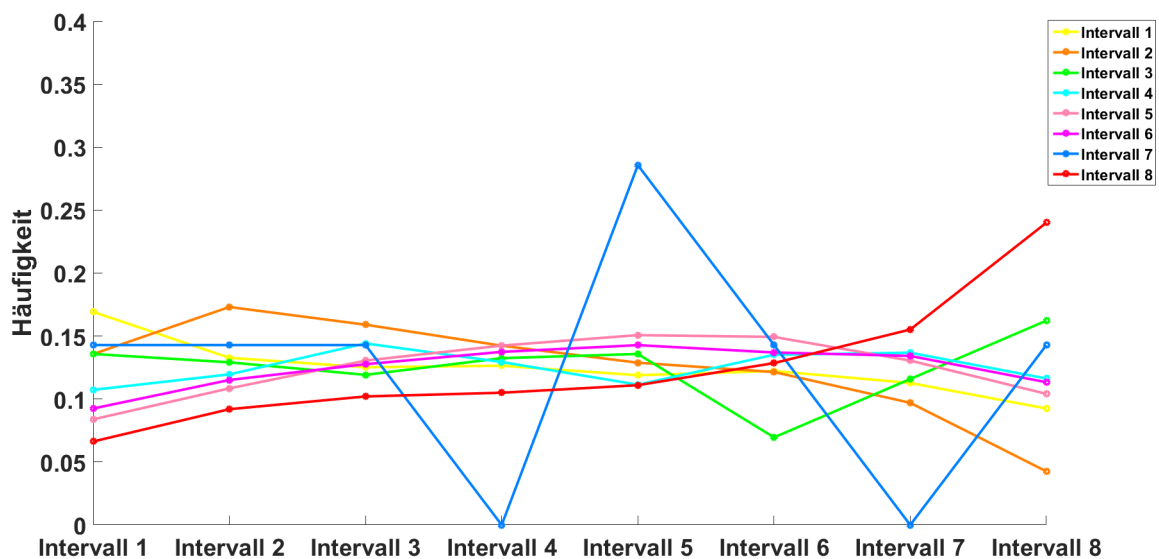


Abbildung 27: Grafische Darstellung der Konfusionsmatrix im Preflop beim Zielattribut All-In Equity

Im Gegensatz zum Zielattribut "HandRanges" befindet sich im Preflop nicht jeder höchste Punkt einer Klasse bei der eigenen Klasse.

Betrachtet man jedoch den River (Abb. 28), so erkennt man deutlich, dass in der letzten Setzrunde bei jeder Klasse der höchste Punkt bei der eigenen Klasse liegt. Zudem handelt es sich bei diesem Attribut um konkrete Zahlenwerte, die in Intervalle eingeteilt sind, und nicht um Teilmengen abstrakter Handkarten. Daher ist es ebenfalls positiv, dass die Punkte der direkten Nachbarklassen die zweit- bzw. dritthöchsten Punkte je Klasse darstellen.

Dies sagt aus, dass der Klassifizierer bei diesen Instanzen die falsche Vorhersage traf, aber der tatsächlichen Klasse sehr nahe kam.

Das Attribut HandRanges kann man nicht so leicht nach Stärke sortieren, da Handkarten, die in einer Runde noch gut waren in der nächsten bereits an Wert verloren haben können.

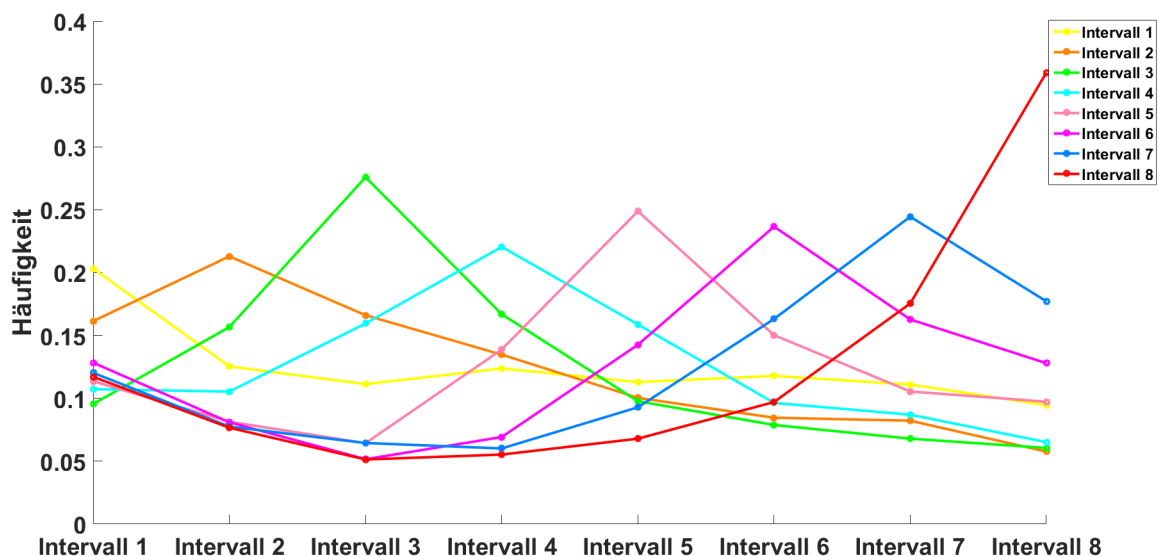


Abbildung 28: Grafische Darstellung der Konfusionsmatrix im River beim Zielattribut All-In Equity

Die Abbildungen zum Flop und Turn befinden sich im Anhang (A.2.3).

8.2.1 Verteilung der Vorhersagen

Betrachtet man die Verteilung der Vorhersagen im Preflop (Abb. 29) wird auch bei diesem Zielattribut sehr häufig die schwächste Klasse vorhergesagt. Zudem werden auch die mittleren Klassen 2 bis 5 selten vorhergesagt. Statt der Klasse 7 wird bei diesem Attribut jedoch auch verstärkt die stärkste Klasse vorhergesagt.

Ab dem Flop (Abb. 30) unterscheiden sich die Attribute bei der Verteilung der Vorhersagen stark. Während bei dem Attribut HandRanges vermehrt die Klasse 6 vorhergesagt wurde, bewegt sich die Verteilung der Vorhersagen bei diesem Attribut auf eine Gleichverteilung der Vorhersagen hin.

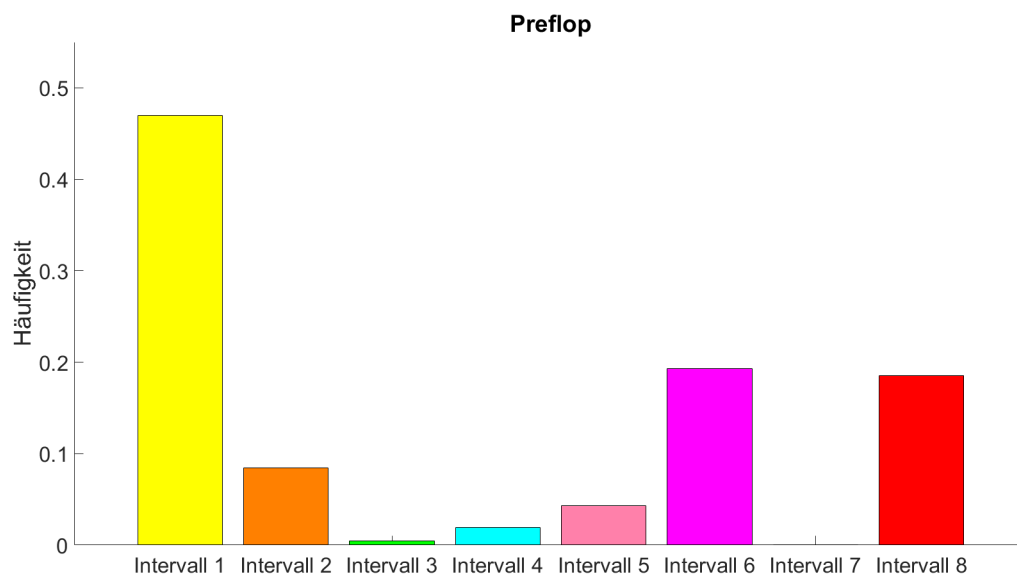


Abbildung 29: Preflop Slum All-In Equity

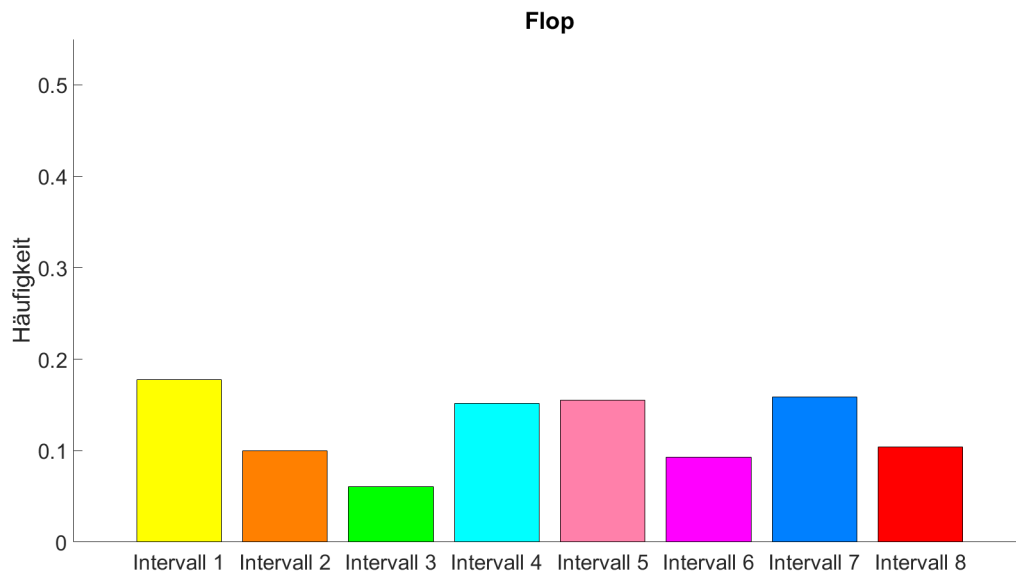


Abbildung 30: Flop Slum All-In Equity

Im Turn und River werden die Unterschiede der Anteile in jeder Klasse noch geringer. Die Abbildungen zu diesen Setzrunden befinden sich im Anhang (A.2.4).

8.2.2 Verteilung der True Positives & False Positives

Die Verteilung der Instanzen auf die Konfidenzintervalle sind bei diesem Attribut ähnlich wie beim Attribut der HandRanges. In den ersten Setzrunden werden die Instanzen vorwiegend mit geringen Konfidenzen klassifiziert. Im Laufe einer Spielrunde steigern sich auch bei diesem Attribut die Konfidenzen und die Instanzen befinden sich in den Intervallen mit größeren Konfidenzen. Die höchsten Konfidenzen werden im River erreicht.

Dadurch lässt sich sagen, dass die Klassifizierer der späteren Setzrunden sicherere Vorhersagen treffen als die Klassifizierer der beginnenden Setzrunden.

Die Abbildungen zu diesem Attribut zu den normalen Konfidenzen und den modifizierten Konfidenzen befinden sich im Anhang (A.2.5 & A.2.7).

8.2.3 Analyse der sortieren Konfidenzen

Auch bei diesem Attribut werden wie in 8.1.3 beschrieben, die Konfidenzen der vorhergesagten Instanzen nach ihren Werten sortiert und anschließend für jede Klasse ein Graph erstellt. Man erkennt schon in den Abbildungen (Abschnitt 8.2.3 - Abb. 34) , dass die Graphen zur Klasse 8 immer die größte Fläche unterhalb der Kurven hat. Jedoch ist es auch bei diesem Attribut so, dass alle Graphen mit Ausnahme des Graphen zur Klasse 8 im Preflop auch anfangs eine 45-Grad-Steigung haben und man sich somit nicht auf die Konfidenzen verlassen kann, da diese wenig Aussagekraft haben.

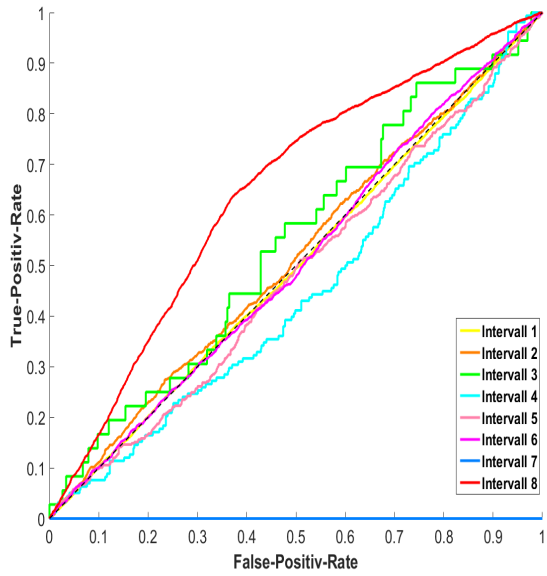


Abbildung 31: TP-FP Graph im Preflop mit normalen Konfidenzen

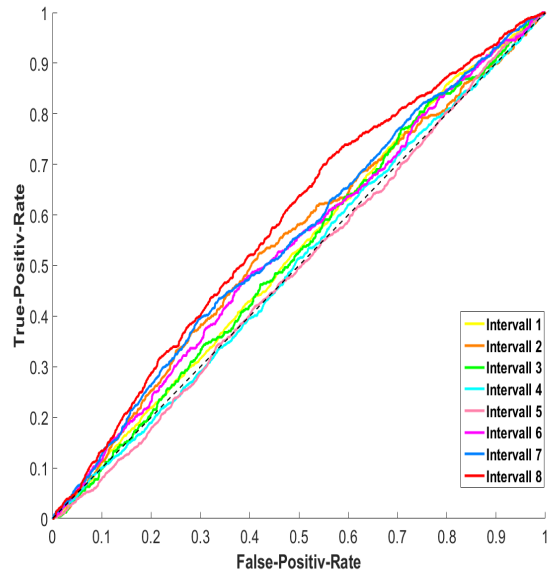


Abbildung 32: TP-FP Graph im Flop mit normalen Konfidenzen

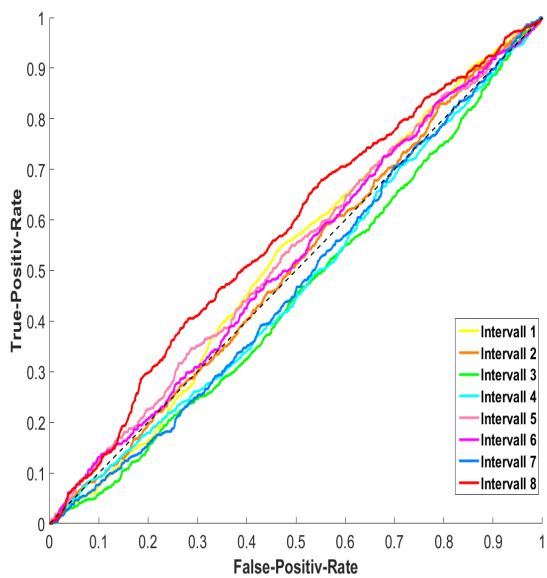


Abbildung 33: TP-FP Graph im Turn mit normalen Konfidenzen

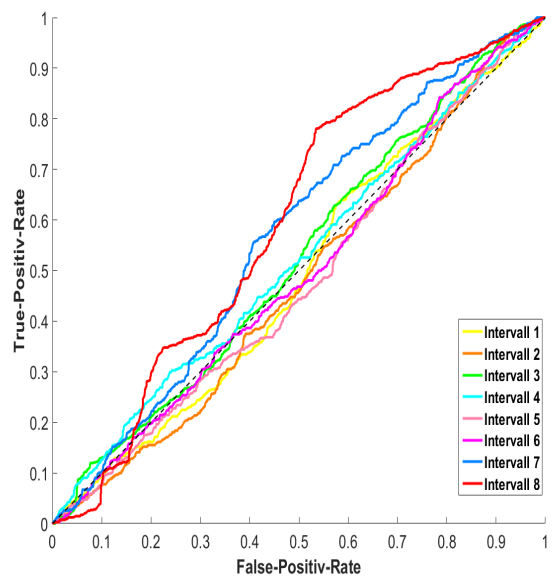


Abbildung 34: TP-FP Graph im River mit normalen Konfidenzen

8.2.4 Unterschied zu den modifizierten Konfidenzen

Auch bei diesem Zielattribut wurden die modifizierten Konfidenzen sortiert und in Graphen abgebildet. Allerdings gibt es auch bei diesem nur geringe Unterschiede zu den Abbildungen mit den normalen Konfidenzen. Beispielhaft wird die Abbildung zum Preflop (Abb. 35) dargestellt, da es bei dieser Abbildung den größten Unterschied gibt. Die Fläche unterhalb des Graphen der Klasse 4 hat sich sichtbar verbessert.

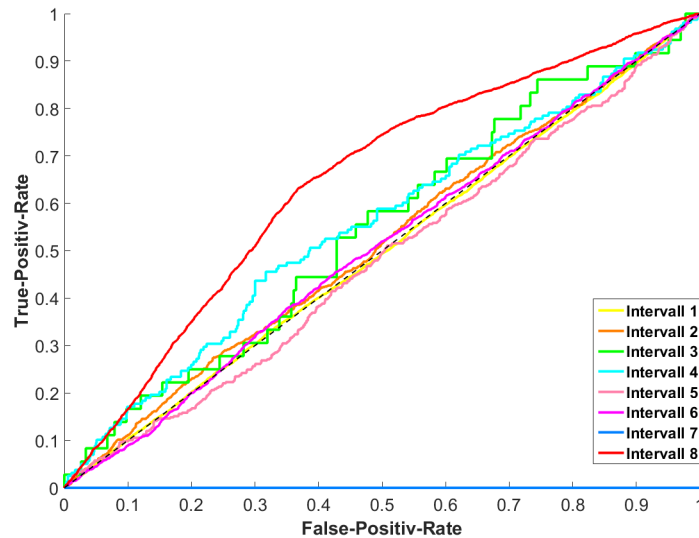


Abbildung 35: TP-FP Graph im Preflop mit modifizierten Konfidenzen

Die restlichen Setzrunden zeigten bei den Abbildungen noch geringere Unterschiede zu den Abbildungen der Graphen mit den normalen Konfidenzen. Daher werden sie hier nicht weiter aufgeführt und wurden daher in den Anhang verschoben. (A.2.8)

Um die beiden Konfidenzvarianten besser zu vergleichen wurde auch hier eine Tabelle (Tabelle 8) angefertigt, die die Unterschiede zwischen den Flächen unterhalb der Graphen besser sichtbar machen soll. Die Angaben sind wieder in Prozent angegeben.

Setzrunde	Klasse 1	Klasse 2	Klasse 3	Klasse 4	Klasse 5	Klasse 6	Klasse 7	Klasse 8
Preflop								
normale Konfidenzen	49.79	51.51	54.49	44.95	48.07	50.29	0	64.65
modifizierte Konfidenzen	49.79	51.51	54.49	55.45	48.07	50.65	0	64.62
Unterschied	0	0	0	+10.5	0	+0.36	0	-0.03
Flop								
normale Konfidenzen	52.64	54.31	52.12	50.14	49.37	53.74	55.17	58.34
modifizierte Konfidenzen	52.83	54.43	50.53	49.35	51.8	52.39	55.22	58.09
Unterschied	+0.19	+0.12	-1.59	-0.75	+2.43	-1.35	+0.05	-0.25
Turn								
normale Konfidenzen	52.44	50.67	45.54	47.4	53.14	52.04	47.55	57.23
modifizierte Konfidenzen	55.43	51.77	48.98	49.13	53.32	53.22	47.48	57.71
Unterschied	+2.99	+1.1	+3.44	+1.73	+0.18	+1.18	-0.07	+0.48
River								
normale Konfidenzen	49.14	47.77	52.39	52.18	48.2	49.8	56.87	59.47
modifizierte Konfidenzen	52.85	51.56	54.98	53.7	53.66	51.36	56.56	59.69
Unterschied	+3.71	+3.79	+2.59	+1.52	+5.46	+1.56	-0.31	+0.22

Tabelle 8: Fläche unterhalb der Graphen

Auch bei diesem Attribut verbessern sich die Graphen insgesamt. Besonders vorzuheben ist die Verbesserung der Klasse 4 im Preflop, die bereits in der Abbildung Abb. 35 deutlich sichtbar war.

Auch die Verbesserungen im River sind erwähnenswert, da sich alle Klassen, bis auf Klasse 7 und 8 mit mehr als 1% verbessern.

Trotzdem sind die Flächen mit Werten von 47% bis etwa 65% zu gering um sich auf die Konfidenzen des Klassifizierers verlassen zu können.

8.2.5 Fazit

Auch bei diesem Zielattribut haben die Konfidenzen, ob modifiziert oder nicht, wenig Aussagekraft. Jedoch ist festzustellen, dass vor allem im River dieses Zielattribut mit 24,7921% allgemeiner Trefferquote deutlich besser klassifiziert wird. Hinzu kommt, dass der Klassifizierer im River auch häufig die direkt daneben liegenden Klassen ausgewählt hat und somit fast die richtige Wahl getroffen hat. Dies erkennt man an der Abbildung Abb. 28 und kann auch aus der Konfusionsmatrix im Anhang (A.2.2) abgelesen werden.

8.3 HandRanges Nyx

Die folgende Testreihe befasst sich mit dem zweiten analysierten Spieler, dem Pokerbot "Nyx". Zuerst werden die Ergebnisse zum Zielattribut "HandRanges" zusammengefasst.

In der folgenden Tabelle ist die allgemeine Trefferquote jeder Setzrunde aufgelistet.

Setzrunde	Trefferquote
Preflop	20.064%
Flop	22.8124%
Turn	21.3409%
River	19.9732%

Tabelle 9: Trefferquote Nyx mit Zielattribut HandRange

Die allgemeine Trefferquote ist im Vergleich zum anderen Pokerbot etwas besser.

Die Verteilung der Vorhersagen ist sehr ähnlich zum Spieler Slumbot. Der größte Unterschied ist, dass die Klasse 2 in allen Setzrunden weniger vorhergesagt wurde. Dieser Unterschied fällt besonders im Preflop (Abb. 36) auf, in dem der Anteil aller Vorhersagen zu Klasse 2 so gering ist, dass er im Balkendiagramm nicht sichtbar ist.

Auch zu diesem Pokerbot mit dem Zielattribut HandRanges befinden sich sowohl die Konfusionsmatrizen als auch deren Darstellungen im Anhang (A.3.2 & A.3.3).

Betrachtet man die Darstellung zum Preflop (Abb. 37), so sind bei diesem Pokerbot die höchsten Punkte nicht immer bei der eigenen Klasse. Man muss jedoch beachten, dass bei der Verteilung der Vorhersagen nur bei Klasse 1, 4, 6 und 7 deutliche Anteile vorliegen. Daher ist es wichtig, dass ein großer Teil der Vorhersagen zu diesen Klassen richtig ist. Bei der Abbildung erkennt man, dass bei diesen vier Klassen der höchste Punkt bei der eigenen Klasse liegt.

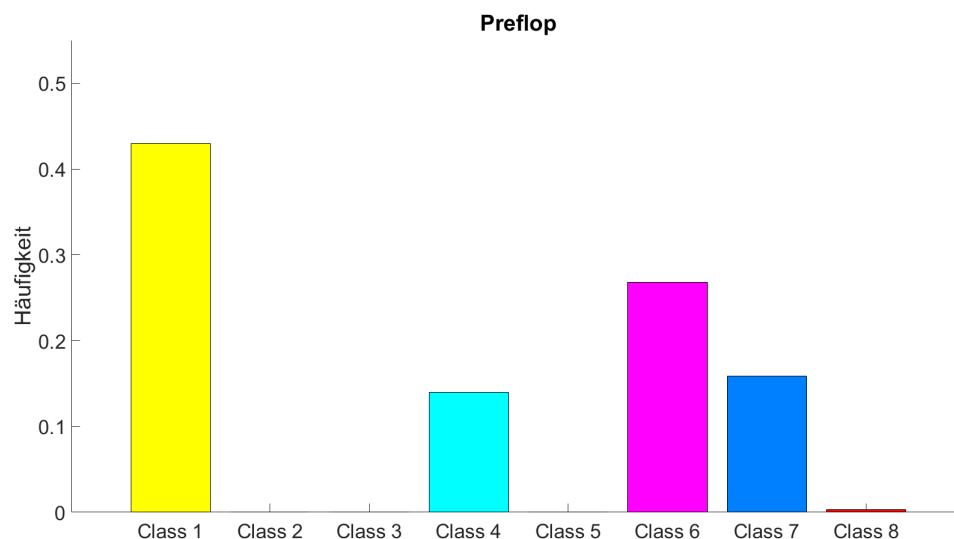


Abbildung 36: Verteilung der Vorhersagen im Preflop

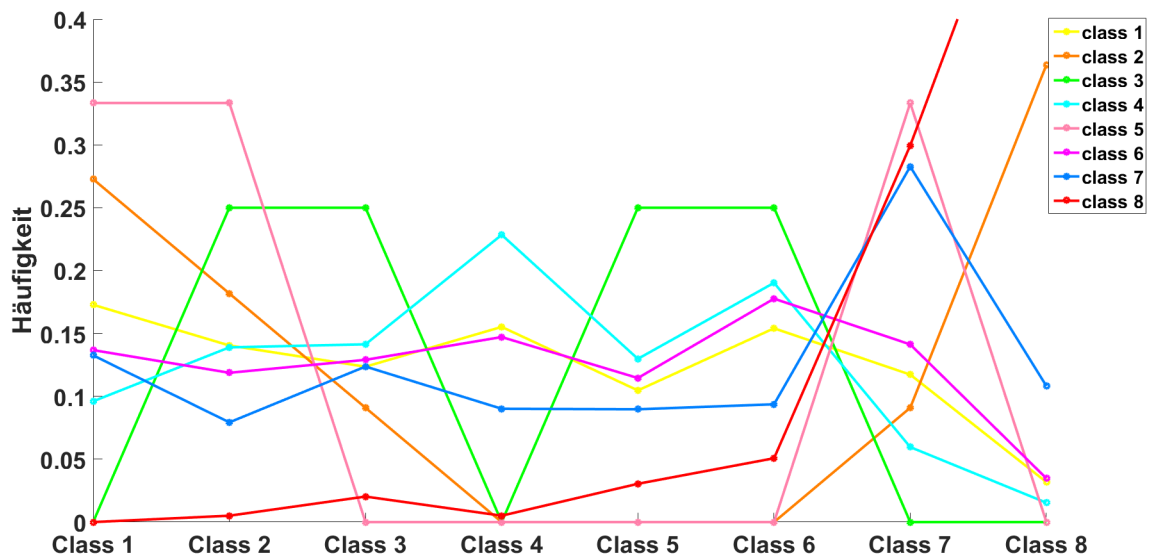


Abbildung 37: Grafische Darstellung der Konfusionsmatrix im Preflop beim Zielattribut HandRanges

Die Abbildungen der restlichen drei Setzrunden sind ähnlich zu den Abbildungen des anderen Pokerbots bei diesem Zielattribut. Der größte Unterschied bei allen Setzrunden ist die Menge der Vorhersagen zu Klasse 2. Diese ist im Vergleich zum ersten Spieler Slumbot immer geringer. Die restlichen Abbildungen befinden sich im Anhang (A.3.3).

8.3.1 Verteilung der True Positive & False Positives

Wie in 8.1.2 bereits beschrieben wurden die Instanzen in fünf verschiedene Konfidenzintervalle einsortiert und die Anzahl der True Positives in einem Intervall durch einen farbigen Punkt markiert.

Betrachtet man den Preflop (Abb. 38) und vergleicht die Abbildung mit der Abbildung des anderen Pokerbots, fällt auf, dass es mehrere Balken gibt, die in größeren Konfidenzintervallen sind. Betrachtet man jedoch zusätzlich die Anzahl der Vorhersagen der einzelnen Klassen, so gibt es fast gar keine Instanzen, die zu Klasse 2, 3 oder 5 klassifiziert wurden. Demnach beziehen sich die Balken zu diesen Klassen auf nur sehr wenige Instanzen.

Auch zu Klasse 8 wurden nur sehr wenige Instanzen vorhergesagt, dennoch ist es positiv zu beachten, dass Instanzen, die mit einer Konfidenz von mehr als 80% zu Klasse 8 vorhergesagt wurden, immer richtig klassifiziert wurden.

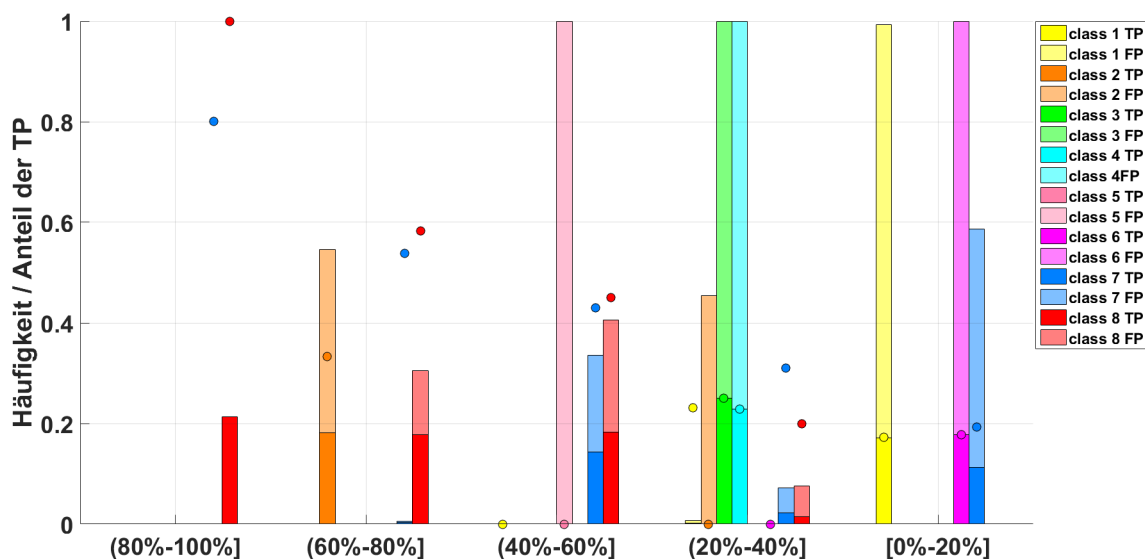


Abbildung 38: Verteilung der normalen Konfidenzen auf verschiedene Intervalle im Preflop

Erwähnenswert ist noch, dass es im Flop im Gegensatz zum anderen Pokerbot auch richtige Vorhersagen zur Klasse 8 gab.

Die restlichen Histogramme sehen von der Verteilung der Balken ähnlich zu den Histogrammen des Spielers Slumbot aus. Daher wird nicht näher auf die restlichen Setzrunden eingegangen. Die Abbildungen zu diesen befinden sich im Anhang (A.3.5).

Auch auf die Histogramme der modifizierten Konfidenzen wird an dieser Stelle nicht weiter eingegangen, da man aus diesen keine neuen Erkenntnisse gewinnt. Die Anteile der vorhergesagten Klassen verschieben sich auch wie schon bei den vorherigen Testreihen in die Intervalle mit kleineren Konfidenzen.

Im Anhang sind die Histogramme mit den modifizierten Konfidenzen ebenfalls aufgelistet (A.3.7).

8.3.2 Analyse der sortierten Konfidenzen

Im Folgenden werden die Ergebnisse zusammengefasst, die sich aus der Analyse der sortierten Konfidenzen (8.1.3) ergaben.

Wie auch bereits bei den beiden Testreihen davor sind die Unterschiede zwischen den Graphenabbildungen beider Konfidenzvarianten gering und werden daher nicht nochmals abgebildet. Die Abbildungen befinden sich Anhang unter A.3.6 & A.3.8.

Auch die Graphen befinden sich immer in der Nähe der Diagonale und somit haben die Konfidenzen auch bei dieser Testreihe wenig Aussagekraft.

Eine Ausnahme ist der Preflop (Abb. 39), bei dem vor allem der Graph zur Klasse 8 anfangs eine senkrechte Steigung zeigt. Dies bedeutet, dass die Instanzen mit den höchsten Konfidenzen, die zur Klasse 8 klassifiziert wurden alle richtig waren. Auf der Abbildung Abb. 38 konnte man dies bereits erkennen, da der Anteil der True Positives bei Klasse 8 im höchsten Konfidenzintervall bei 100% lag. Auch positiv zu beachten ist der Graph der Klasse 7, der sich deutlich von den Klassen 1, 4 und 6 abhebt. Differenziert betrachtet werden müssen dagegen die Graphen zur Klasse 2, 3 und 5 da es bei diesen Klassen kaum Vorhersagen gab.

Gezeigt wird im Folgenden die Abbildung des eben beschriebenen Preflop mit den normalen Konfidenzen, die sich jedoch kaum zur Abbildung mit den modifizierten Konfidenzen unterscheidet.

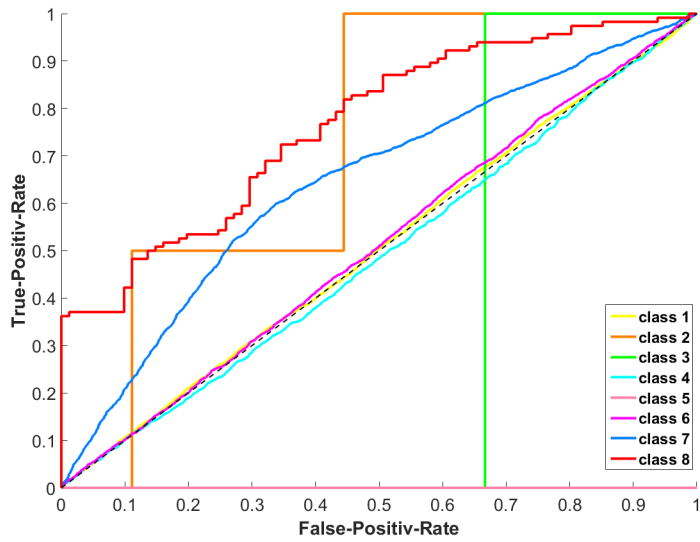


Abbildung 39: TP-FP Graph im Preflop mit normalen Konfidenzen

Auch bei dieser Testreihe wurden in der folgenden Tabelle (10), die die Flächen unterhalb der Graphen angibt, welche mit normalen und modifizierten Konfidenzen erstellt wurden, verglichen. Jedoch ist auch bei dieser Testreihe der Unterschied nicht sehr groß und es lohnt sich kaum, die modifizierten Konfidenzen zu verwenden.

Setzrunde	Klasse 1	Klasse 2	Klasse 3	Klasse 4	Klasse 5	Klasse 6	Klasse 7	Klasse 8
Preflop								
normale Konfidenzen	50.43	72.22	33.33	48.96	0	51.03	64.55	76.56
modifizierte Konfidenzen	50.43	72.22	33.33	48.99	0	51.05	63.57	71.78
Unterschied	0	0	0	+0.03	0	+0.02	-0.98	-4.78
Flop								
normale Konfidenzen	48.91	54.03	54.16	51.97	59.56	57.83	55.44	49.42
modifizierte Konfidenzen	49.8	52.94	56.37	51.27	58.87	57.16	55.96	47.72
Unterschied	+0.89	-1.09	+2.21	-0.7	-0.69	-0.67	+0.52	-1.7
Turn								
normale Konfidenzen	42.98	48.02	51.05	50.48	51.99	54.44	58.28	51.72
modifizierte Konfidenzen	47.84	50.71	52.65	51.02	53.45	53.92	59.51	50.57
Unterschied	+4.86	+2.69	+1.6	+0.54	+1.46	-0.52	+1.23	-1.15
River								
normale Konfidenzen	43	51.36	52.53	43.89	51.21	50.37	53.64	46.66
modifizierte Konfidenzen	48.92	54	52.09	47.63	51.2	50.77	55.6	46.43
Unterschied	+5.92	+2.64	-0.44	+3.74	-0.01	+0.4	+1.96	-0.23

Tabelle 10: Fläche unterhalb der Graphen

8.3.3 Fazit

Bei diesem Pokerbot liefern die gelernten Klassifizierer in jeder Setzrunde leicht bessere Ergebnisse als beim anderen Pokerbot. Jedoch sind die Ergebnisse mit etwa 20 bis 23 % nicht sehr gut. Hervorzuheben ist dennoch die Klassifizierung im Preflop bei dem vor allem die zu den Klassen 8 klassifizierten Instanzen überwiegend richtig waren.

Betrachtet man zudem die Konfidenzen der zu Klasse 8 vorhersagten Instanzen im Preflop, so lag der Klassifizierer bei Werten über 80% immer richtig. Auch die zu Klasse 7 hervorgesagten Instanzen mit höheren Konfidenzen waren zu einem großen Teil richtig klassifiziert. Daraus kann man schließen, dass die Wahrscheinlichkeit hoch ist, dass der Klassifizierer im Preflop richtig liegt, falls er mit einer hohen Konfidenz eine starke Klasse vorhersagt.

8.4 All-In Equity Nyx

Die letzte Testreihe befasst sich wieder mit dem Zielattribut "All-In Equity" bei dem schwächeren Pokerbot. Auch bei diesem wird zunächst die allgemeine Trefferquote in der folgenden Tabelle aufgelistet.

Setzrunde	Trefferquote
Preflop	18.7234%
Flop	18.7829%
Turn	19.8741%
River	24.2966%

Tabelle 11: Trefferquote Nyx mit Zielattribut All-In Equity

Betrachtet man die Verteilung der Vorhersagen im Preflop in der folgenden Abbildung (Abb. 40), fällt auch bei dieser Testreihe auf, dass es sehr viel Spielsituationen gibt, in dem der Klassifizierer entscheidet, dass es eine schwache oder starke Hand ist. Es gibt nur wenige Spielsituationen, die mit den mittleren Intervallklassen vorhergesagt werden.

Ein Unterschied zum anderen Bot Slumbot ist, dass bei diesem das Intervall 7 statt das Intervall 6 vermehrt ausgewählt wurde. Man muss jedoch bedenken, dass die Intervallgrößen nicht auf den Trainingsdaten dieses Pokerbots angepasst sind, sondern mit den Trainingsdaten des Pokerbots Slumbot erstellt wurden. Die mittleren Klassen sind bei beiden Bots selten vertreten.

Trotz der Intervallgrößen, die nicht auf diesen Pokerbot angepasst wurden, ist die Verteilungen der Instanzen in jeder Setzrunde relativ ausgeglichen.

Betrachtet man jedoch die Verteilung des Flops (Abb. 41) erkennt man, dass die erste Klasse, die das Intervall mit den schlechtesten All-In Equity Werten hat, deutlich öfter vorhergesagt wird als andere Klassen. Vergleicht man zudem diese Verteilung mit der Verteilung der Vorhersagen des anderen Spielers im Flop macht auch hier die Klasse 1 den größten Unterschied.

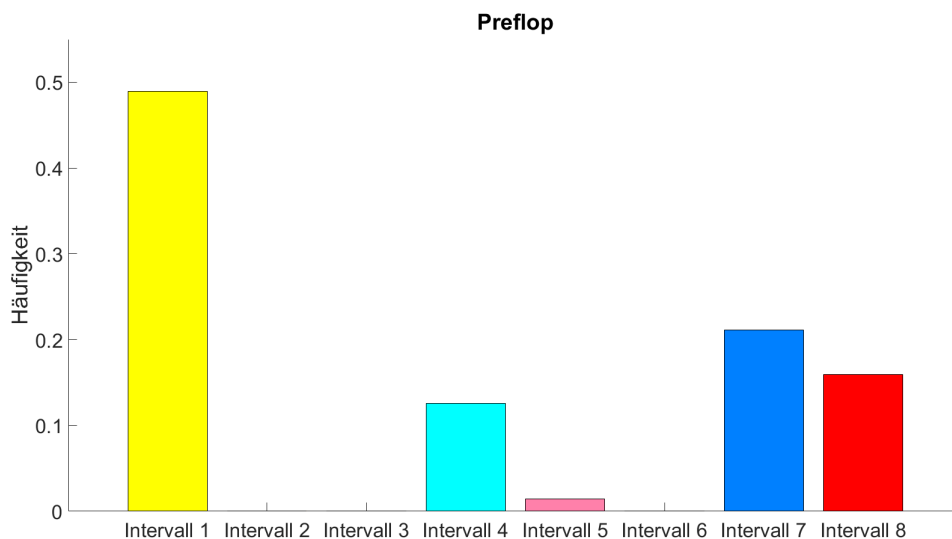


Abbildung 40: Verteilung der Vorhersagen im Preflop beim Zielattribut All-In Equity

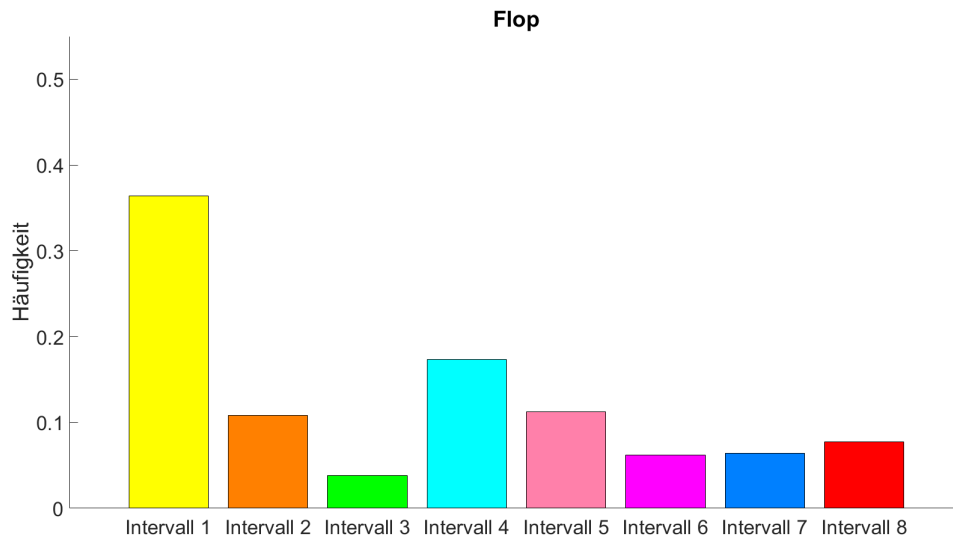


Abbildung 41: Verteilung der Vorhersagen im Flop beim Zielattribut All-In Equity

Im Turn und River gleichen sich die Anteile der vorhergesagten Klassen weiter an, so dass sie im River fast gleich verteilt sind. Daher wird auf die Abbildungen der letzten beiden Setzrunden nicht weiter eingegangen. Sie befinden im Anhang (A.4.4).

Auch zu diesem Pokerbot wurden die Darstellungen zu den Konfusionsmatrizen, die sich im Anhang befinden (A.4.2), erstellt.

Betrachtet man die Darstellung im Preflop (Abb. 42) mit dem Wissen, dass es zum größten Teil nur Vorhersagen zu den Intervallen 1, 4, 7 und 8 gab, fällt positiv auf, dass die Vorhersagen zu Klasse 8 mit etwas über 30% stimmten. Die Vorhersagen zu den Intervallen 1, 4 und 7 heben sich jedoch nicht stark von den anderen Klassen ab.

Vergleicht man die Abbildung des River (Abb. 43) mit der Abbildung des Rivers bei dem anderen Spieler, sehen diese fast identisch aus. Auch hier ist es positiv zu vermerken, dass die höchsten Punkte bei der eigenen Klasse liegen und benachbarte Intervalle ebenfalls oft vorhergesagt wurden und somit der Klassifizierer nur knapp daneben lag.

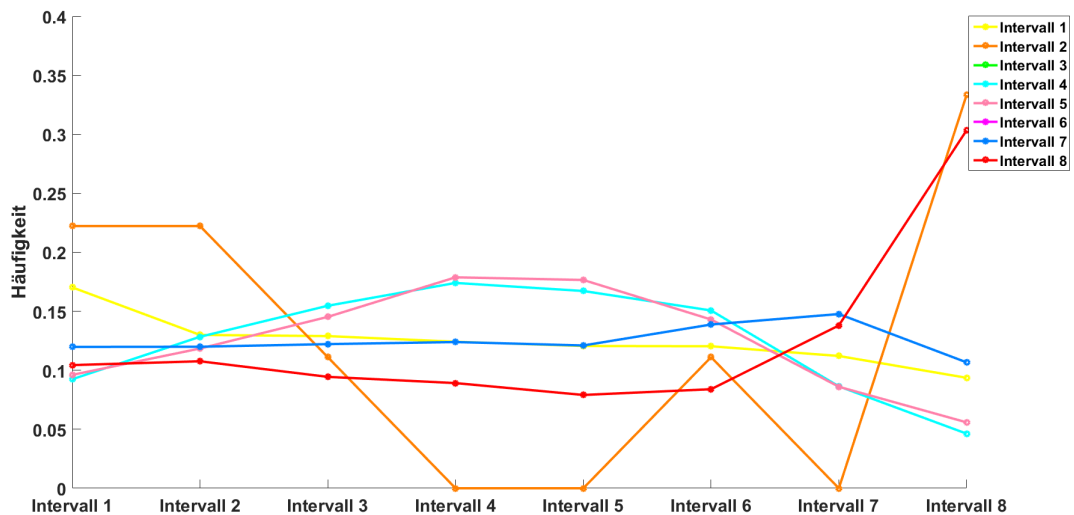


Abbildung 42: Abbildung der Konfusionsmatrix im Preflop

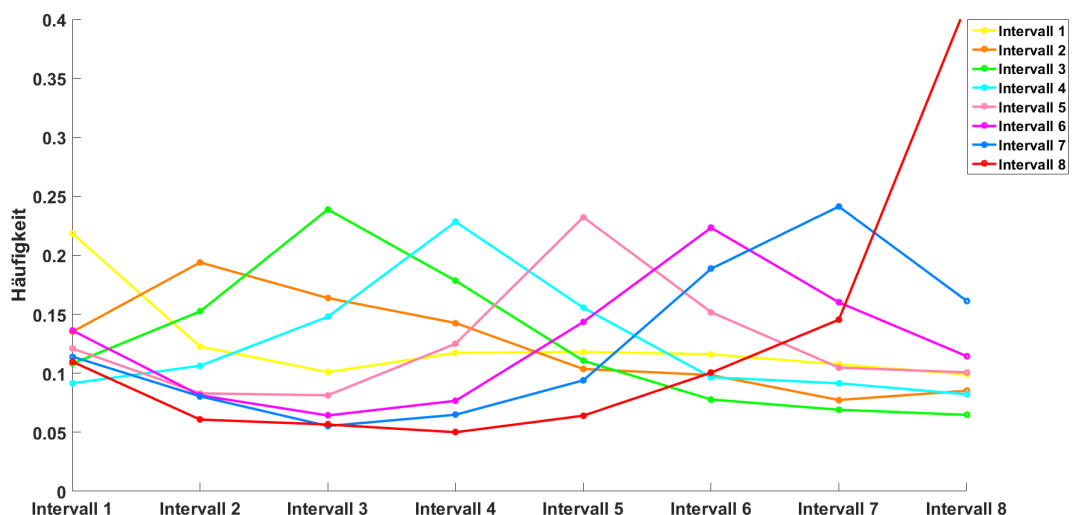


Abbildung 43: Abbildung der Konfusionsmatrix im River

8.4.1 Verteilung der True Positives & False Positives

Auf die Verteilung der Positives wird in dieser Testreihe nicht weiter eingegangen, da die Verteilung sowohl bei den normalen als auch bei den modifizierten Konfidenzvarianten sehr ähnlich zu den anderen Testreihen ist. Die Anteile sind in den ersten Setzrunden bei den Intervallen der kleineren Konfidenzen und verschieben sich in den späteren Setzrunden in die Intervalle mit den größeren Konfidenzen. Es wird in der folgenden Abbildung (Abb. 44) lediglich die Verteilung im River bei den normalen Konfidenzen gezeigt. Man sieht bei der letzten Intervallklasse, der 8., dass je höher die Konfidenz ist, desto größer ist der Anteil der True Positives. So befindet sich der True Positives Anteil im Intervall, in dem die Instanzen gesammelt werden, die mit einer höheren Konfidenz als 80% vorhergesagt wurden bei über 0.8. Im letzten Intervall liegt der True Positives Anteil der Klasse 8 nur noch bei unter 0.2.

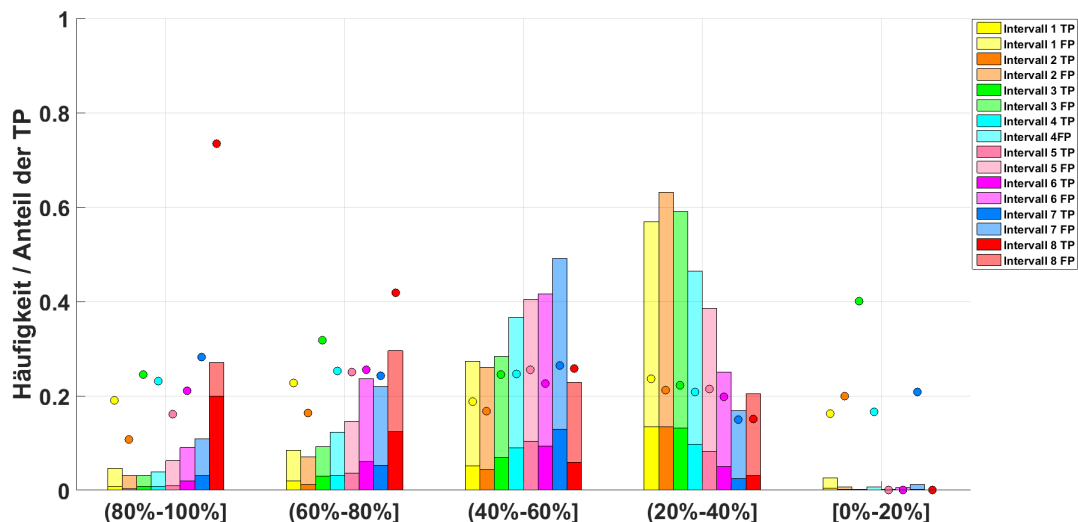


Abbildung 44: Verteilung der normalen Konfidenzen auf verschiedene Intervalle im River

Die restlichen Abbildungen sowohl mit normalen als auch modifizierten Konfidenzen befinden sich im Anhang (A.4.5 & A.4.7).

8.4.2 Analyse der sortierten Konfidenzen

Es wurden wieder, wie in 8.1.3 beschrieben die Instanzen nach den höchsten Konfidenzen sortiert und anschließend die Graphen gebildet. Wie schon bei den Testreihen davor ist der Unterschied zwischen normaler und modifizierter Konfidenzvariante nicht ausschlaggebend. Daher werden im Folgenden nur die Graphen gezeigt, die mit den normalen Konfidenzen erstellt wurden.

Erwähnenswert ist in jeder Setzrunde der Graph, der zum Intervall 8 gehört. Dieser hat mit Abstand in jeder Setzrunde die größte Fläche unterhalb der Kurve. Zudem sieht man im Preflop (Abb. 45) und Flop (Abb. 46), wie die Kurven von Anfang an relativ senkrecht nach oben steigen. Dies bedeutet, dass Instanzen, die mit hohen Konfidenzen zu Klasse 8 vorhergesagt wurden häufig richtig klassifiziert wurden. Im Turn (Abb. 47) und River (Abb. 48) hingegen starten die Graphen zur Klasse 8 nicht senkrecht sondern mit einer 45-Grad-Steigung, bevor diese dann senkrecht wird. Dies bedeutet, dass Instanzen die mit den höchsten Konfidenzen zu Klasse 8 klassifiziert wurden nicht immer richtig waren. Bei genauerer Betrachtung der Instanzen im Turn und River fiel auf, dass Instanzen die mit einer Konfidenz von 100% zur Klasse 8 vorhergesagt wurden, nicht überwiegend richtig waren. Instanzen mit Konfidenzen unter 100% bis etwa 85% waren hingegen überwiegend richtig klassifiziert.

Ungewöhnlich ist die Klasse zum Intervall 2 im Preflop, die auch eine große Fläche unterhalb des Graphen hat. Diese Klasse ist aufgrund ihrer sehr geringen Anzahl an Vorhersagen im Preflop nicht relevant.

Auf die restlichen Graphen der anderen Klassen wird nicht weiter eingegangen, da diese sich durchgehend stark an der Diagonalen orientieren und somit die Konfidenz dieser vorhergesagten Instanzen wenig Aussagekraft hat.

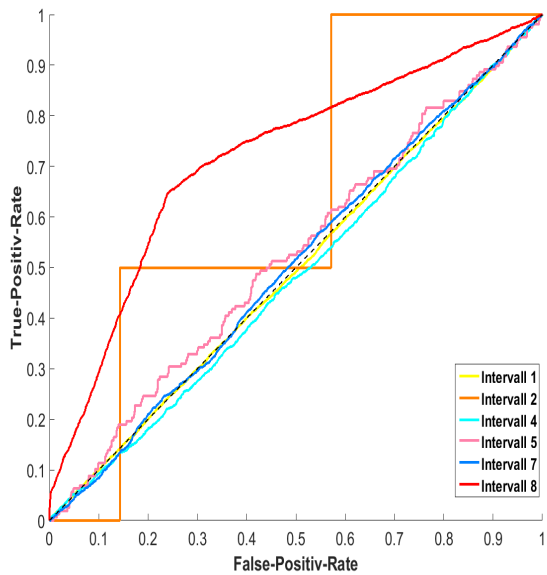


Abbildung 45: TP-FP Graph im Preflop mit normalen Konfidenzen

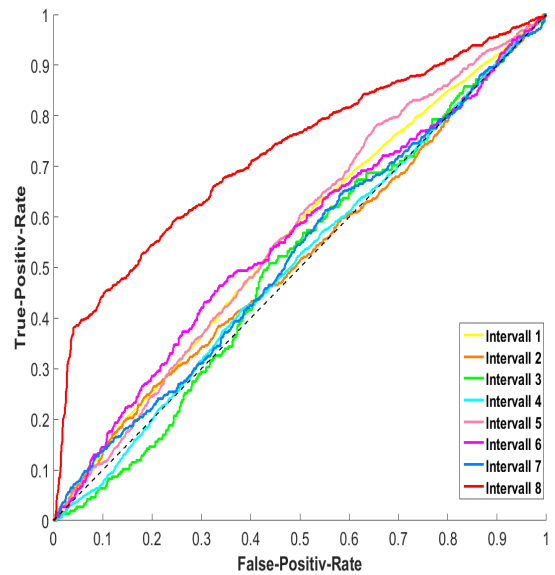


Abbildung 46: TP-FP Graph im Flop mit normalen Konfidenzen

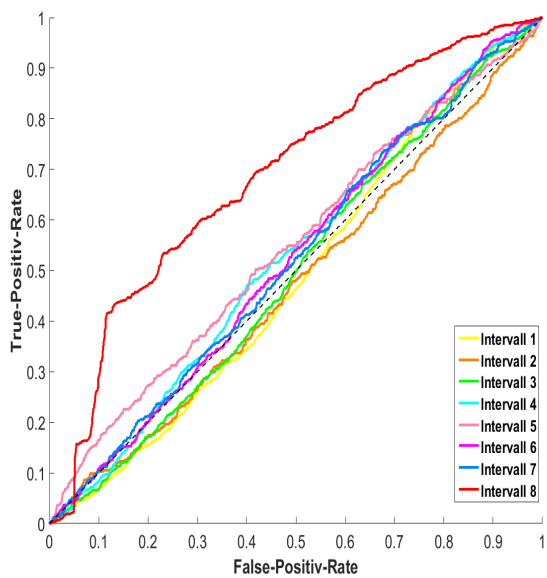


Abbildung 47: TP-FP Graph im Turn mit normalen Konfidenzen

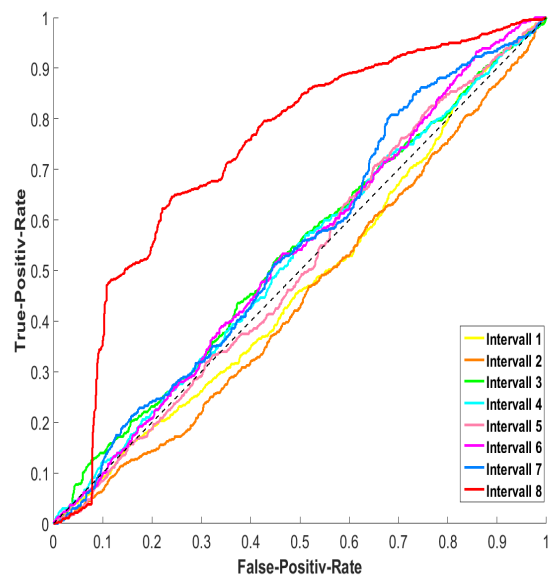


Abbildung 48: TP-FP Graph im River mit normalen Konfidenzen

Die restlichen Abbildungen zu den Graphen, die mit den modifizierten Konfidenzen erstellt wurden und auch der Vergleich zwischen den beiden Varianten befindet sich im Anhang(A.4.8 & A.4.9).

8.4.3 Fazit

Wie auch in den Testreihen davor entscheidet sich der Klassifizierer beim Preflop überwiegend für eine starke oder schwache Hand. Zudem zeigt sich das dieses Attribut auch bei diesem Pokerbot bessere Ergebnisse im späteren Verlauf einer Spielrunde hat.

Mit Ausnahme von Vorhersagen zur Klasse 8 haben die sortierten Konfidenzen keine Aussagekraft. Bei Instanzen, die zu Klasse 8 vom Klassifizierer mit einer hohen Konfidenz vorhergesagt wurden, ist die Wahrscheinlichkeit hoch, dass es sich auch wirklich um eine starke Hand handelt.

8.5 Weitere Analysen

8.5.1 Überflüssige Attribute

Auffällig war es, dass sich durch das Entfernen der Gemeinschaftskarten-Attribute, welche sehr spezifisch sind, die Trefferquote etwas verbessert hat. Ein Grund weshalb der Klassifizierer auf diese Attribute verzichten kann ist, dass durch die Boardtypes-Attribute das Board bereits sehr gut abstrahiert wurde. Ein weiterer Grund ist, dass die Zielattribute bereits abstrahierte Hände bzw. Teilmengen von abstrahierten Händen sind. Zu den Gemeinschaftskarten-Attributen gehören die drei Flopkarten, sowie die Turn- und Riverkarte.

In der folgenden Tabelle wird beispielhaft die allgemeine Trefferquote mit und ohne den fünf Attributen für das Zielattribut HandRanges beim Spieler Slumbot gezeigt. In jeder Setzrunde wurde durch das Weglassen der Attribute eine höhere Trefferquote erreicht.

Setzrunde	Mit Gemeinschaftskarten	Ohne Gemeinschaftskarten
Flop	17.1638%	20.8461%
Turn	17.6335%	19.7814%
River	18.4718%	19.1077%

Tabelle 12: Allgemeine Trefferquote beim Zielattribut HandRanges mit und ohne Gemeinschaftskarten-Attribute

Bei allen Testreihen gab es leichte Verbesserung. Der Preflop ist nicht aufgeführt, da es bei diesem keine Gemeinschaftskarten-Attribute gibt.

8.5.2 Irrelevante Spielsituationen

Es muss beachtet werden, dass besonders im Preflop viele irrelevante Spielsituationen vorhanden sind. Damit sind Spielsituationen zum Anfang der Preflop-Setzrunde gemeint, in der der beobachtete Spieler gleich zum Anfang aussteigt. Die Hände bzw. Handstärken werden dennoch vorhergesagt. Dies ist mit ein Grund, weshalb die schwächsten Klassen im Preflop so häufig vorhergesagt wurden. Der Klassifizierer hat bei diesen Spielsituationen nur die Information, dass der Spieler gleich zu Beginn ausgestiegen ist und entscheidet daher, dass er eine schwache Hand haben muss.

Die Einschätzung der Karten des Gegners bei solchen Spielsituationen ist nicht mehr notwendig, da die Spielrunde beendet ist und es somit irrelevant ist, welche Hand der Gegner hatte.

8.5.3 Unsicherheiten in den Trainingsdaten

Bereits die Trainingsdaten hatten keine hohe allgemeine Trefferquote. Diese lag zum größten Teil nur ein paar Prozent über der Trefferquote der Testdaten.

8.6 Zusammenfassung

Am Ende dieser Testreihen ist festzuhalten, dass beide Attribute viele Gemeinsamkeiten, aber auch ihre Vor- und Nachteile haben.

Zu den Gemeinsamkeiten gehören, dass beide Attribute zu acht verschiedenen Klassen klassifiziert werden können. Dadurch ist es möglich bessere Vergleiche zu ziehen. Eine weitere Gemeinsamkeit ist, dass im Preflop vermehrt sehr starke und sehr schwache Hände vorhergesagt wurden, obwohl die Verteilung der Instanzen unterschiedlich ist. Während beim Attribut "HandRanges" die Verteilung ungleichmäßig ist und es beispielsweise weniger Instanzen der Klasse 8 gibt, sind die Anteile der Instanzen der verschiedenen Klassen beim Attribut "All-In Equity" gleichgroß.

Ein großer Unterschied ist die Klassifizierung der Klassen in den einzelnen Setzrunden. Beim Attribut "HandRanges" werden die Handstärken im Preflop besser klassifiziert. In den restlichen Setzrunden, vorallem im River, leisten die Klassifizierer beim anderen Zielattribut "All-In Equity" bessere Vorhersagen. Dies erkennt man deutlich an den Abbildungen Abb. 28 und Abb. 43.

Ein Grund dafür kann sein, dass sich dieses Zielattribut von Setzrunde zu Setzrunde verändert. Zum einen werden die Intervallgrenzen der einzelnen Klassen neu gesetzt, zum anderen verändern sich die All-In Equity Werte von Setzrunde zu Setzrunde in einer Spielrunde, während die Teilmenge, in der sich die Handkarten befinden unverändert bleibt.

Vergleicht man die beiden Pokerbots auf ihre allgemeine Trefferquote, so wurde der Schwächere der beiden überwiegend besser vorhergesagt. Der größte Unterschied zwischen beiden ist jedoch, dass beim Schwächeren eher erkannt wird, dass dieser eine sehr starke Hand hält. Für den Preflop sollte man dazu die Vorhersagen zum Zielattribut "HandRanges" nutzen, während es für die restlichen Setzrunden mit dem Attribut "All-In Equity" bessere Einschätzungen gibt.

Die Klasse 8, sowohl beim Attribut HandRanges als auch beim Attribut All-In Equity ist die Einzige, bei der es sich lohnt, die Konfidenzen mit einzubeziehen. Bei allen anderen Klassen haben die Konfidenzen nur sehr wenig bis gar keine Aussagekraft.

Demnach ist festzuhalten, dass der schwächere Pokerbot besser analysiert werden konnte, auch wenn es sich dabei nur auf die Vorhersage von starken Händen bezieht. Dies könnte man jedoch in sein Spiel einbauen. Wenn man bereits im Preflop weiß, dass der Gegner mit einer hohen Wahrscheinlichkeit eine starke Hand hält, ist es meist besser, die Runde schon zu Anfang aufzugeben und aus der Spielrunde auszusteigen. Man könnte so seinen Verlust in späteren Setzrunden minimieren und profitabler spielen.

9 Fazit & Ausblick

Die Arbeit beschäftigte sich mit der Frage, ob es möglich ist die Handkarten oder die Handstärke eines starken Pokerspielers aufgrund seiner vorherigen Spielweise durch Verfahren des Maschinellen Lernens vorherzusagen.

Es wurden zwei Pokerbots analysiert die 2016 an dem "The Annual Computer Poker Competition"-Wettbewerb teilnahmen. Trainiert wurden die Pokerbots auf zwei verschiedene Zielattribute mittels dem C4.5-Algorithmus, wobei man immer die aktuelle Spielsituation nach der Aktion des beobachteten Spielers zur Verfügung gestellt bekommen hatte. Das eine Zielattribut waren verschiedene Gruppen von abstrahierten Handkarten. Das zweite Zielattribut war die All-In Equity, die die Handstärke in einer Spielsituation bewertet. Beide Zielattribute bestehen aus acht verschiedenen Zielklassen. Die Spielsituationen wurden dabei in die verschiedenen Setzrunden aufgeteilt, sodass man für jede Setzrunde einen eigenen Klassifizierer erstellte. Die Informationen aus früheren Setzrunden blieben dabei jedoch erhalten. Desweiteren ließ man sich die Konfidenzen der vorhergesagten Klassen ausgeben um zu überprüfen, ob man daraus weitere Informationen gewinnen konnte. Dazu wurden die Klassen nach dem Konfidenzwert sortiert mit der Annahme, dass Instanzen, die mit höheren Konfidenzen vorhergesagt wurden auch eine bessere Trefferquote hatten. Nachdem man nur die Konfidenzen der Klassen betrachtete die vorhergesagt wurden, modifizierte man diese Konfidenzwerte indem man die Konfidenzen der Klasse mit dem zweithöchsten Wert in einer Instanz einbezog. Dabei subtrahierte man die Konfidenz der vorhergesagten Klasse mit der zweithöchsten Konfidenz um anschließend die Instanzen nach diesen Werten zu sortieren. Ziel war es durch die Neusortierung bessere Abschätzungen der Klassifizierungen zu erreichen.

Bei dem stärkeren von den beiden untersuchten Pokerbots konnte man durch die Gruppen der abstrahierten Handkarten nur wenig bis keine Informationen über die Handstärke herausfinden, während das Zielattribut All-In Equity zumindest in den späteren Setzrunden bessere Ergebnisse lieferte. Auch wenn die Fehlerrate bei diesem Attribut im River bei über 75% lag konnte man vor allem in der Abbildung Abb. 28 erkennen, dass der Klassifizierer die All-In Equity der Hände einigermaßen gut zuordnen konnte. Denn auch wenn er die Instanzen nicht richtig klassifizierte lag er oft nur knapp daneben. Auch waren die Konfidenzen der vorhergesagten Klassen bei diesem Pokerbot nicht sehr aussagekräftig, sodass man diese nicht mit einbeziehen konnte. Die Modifizierung der Konfidenzwerte brachte überwiegend leicht bessere Ergebnisse. Diese waren jedoch nicht entscheidend.

Der Schwächere der beiden Pokerbots lieferte ähnliche Ergebnisse, wobei die Handstärke mithilfe der Konfidenzwerte im Preflop durch das Zielattribut der HandRages deutlich besser zugeordnet werden konnte. Ähnlich zum stärkeren Pokerbot lieferten die Klassifizierer zum Zielattribut All-In Equity in den späteren Setzrunden bessere Vorhersagen. Auch bei diesem Pokerbot konnte man dadurch hauptsächlich starke Hände in Form von hohen All-In Equity Werten erkennen. Im Gegensatz zum stärkeren Pokerbot waren die hohen Konfidenzwerte beim All-In Equity Zielattribut zumindest für die stärksten Hände zuverlässig. Vorhersagen zu der stärksten Klasse beim Zielattribut All-In Equity waren somit überwiegend richtig. Auch bei diesem Pokerbot gab es bei beiden Zielattributen durch die Modifizierung der Konfidenzwerte leichte Verbesserungen, diese waren jedoch nicht ausschlaggebend.

Zusammenfassend kann man sagen, dass die All-In Equity, die die Handstärke beschreibt in späteren Setzrunden leichter zu bestimmen ist. Die Vorhersage der Handkarten in verschiedene Gruppen von abstrahierten Handkarten eignet sich hingegen am besten im Preflop, sollte jedoch in späteren Setzrunden nicht mehr verwendet werden. Zudem gab es leichte Unterschiede zwischen den beiden Pokerbots. Der Schwächere der beiden lieferte bei der Klassifizierung bessere Ergebnisse. Auch die Konfidenzen hatten bei diesem mehr Aussagekraft.

Die Modifizierung der Konfidenzen brachte bei allen Testreihen leicht bessere Ergebnisse. Der Unterschied war jedoch nicht ausschlaggebend.

Die gewonnen Informationen, insbesondere mit dem Wissen, dass ein Gegenspieler mit hoher Wahrscheinlichkeit eine sehr starke Hand hält könnte man nutzen, indem man seine Strategie in der jeweiligen Spielsituation ändert um den Verlust zu minimieren. Dadurch könnte man insgesamt profitabler spielen,

da man durch frühzeitiges Aussteigen seltener gegen starke Hände spielen muss und somit die Wahrscheinlichkeit von großen Verlusten verringert.

Ausblick

Zukünftig könnte man die Zusammensetzung der Konfidenzen weiter analysieren indem man Bezug nimmt auf die Anzahl der Instanzen im Trainingsdatenset, die in dem jeweiligen Blatt ausgewertet wurden. Eine Instanz, die in einem Blatt endet in dem zuvor nur eine Trainingsinstanz endete, wird mit 100% Konfidenz vorhergesagt, währenddessen Instanzen die in einem Blatt enden, in dem auch mehrere Instanzen aus dem Trainingsdatenset endeten meist keine 100% Konfidenz erreichen. Diese sollten jedoch anders bewertet werden, da die Konfidenzen, die durch mehrere Trainingsinstanzen zustande kamen aussagekräftiger sind. Zusätzlich könnte man weitere Algorithmen ausprobieren die auf diese Zusammensetzung der Konfidenzen eingehen und anders gewichten.

Auch kann man unwichtige Spielsituationen herausfiltern, da diese besonders im Preflop die Ergebnisse verfälschen. Gemeint sind vor allem die Situationen, bei dem der Pokerbot gleich zu Anfang aussteigt. Diese Spielsituationen sind unwichtig, da es durch das vorzeitige Ende der Spielrunde gar nicht notwendig ist diese Karten vorherzusagen. Zudem kann der Klassifizierer keine guten Vorhersagen leisten, weil es bei diesen Spielsituationen so gut wie keine Informationen gibt.

Literatur

- ACPC (2016). The Annual Computer Poker Competition. Website: <http://www.computerpokercompetition.org/>.
- Bard, N. (2016). *Online Agent Modelling in Human-Scale Problems*. PhD thesis, University of Alberta. S. 15–16. - <http://poker.cs.ualberta.ca/publications/bard.phd.pdf>.
- Cristianini, N. and Shawe-Taylor, J. (2000). *An Introduction to Support Vector Machines and Other Kernel-based Learning Methods*. Cambridge University Press. ISBN: 0521780195.
- Hagemann, S. (2008). *Maßzahlen für die Assoziationsanalyse im Data Mining. Fundierung, Analyse und Test*. Diplomica Verlag GmbH. ISBN: 383665718X.
- Johanson, M., Burch, N., Valenzano, R., and Bowling, M. (2013). Evaluating State-Space Abstractions in Extensive-Form Games. Erschienen: 12th International Conference on Autonomous Agents and Multiagent Systems <http://citeseerx.ist.psu.edu/viewdoc/download?doi=10.1.1.295.2143&rep=rep1&type=pdf>.
- Kischka, T. (2014). Trainieren eines Computer-Pokerspielers. Bachelorthesis, Technische Universität Darmstadt. http://www.ke.tu-darmstadt.de/lehre/arbeiten/bachelor/2014/Kischka_Theo.pdf.
- Kischka, T. (2015). Weiterentwicklung der Software 'Pokerbot-Trainer'. (Nicht veröffentlichter Praktikumsbericht).
- Pokerstrategy (2016). Die Spielregeln von Texas Hold'em. Website: <https://de.pokerstrategy.com/strategy/various-poker/texas-holdem-regeln-strategie/1/>.
- Prommer, J., Glöcker, P., and Gasiorowski, T. (2013). Praktikum für künstliche Intelligenz. (Nicht veröffentlichter Praktikumsbericht).
- Quinlan, J. R. (1992). *C4.5: Programs for Machine Learning*. Morgan Kaufmann. ISBN: 1558602380.
- Rey, G. D. and Wender, K. F. (2008). *Neuronale Netze*. Morgan Kaufmann. ISBN: 3456845138.

A Abbildungen und Tabellen

A.1 HandRanges Slumbot

A.1.1 Instanzenverteilung in den Testdaten

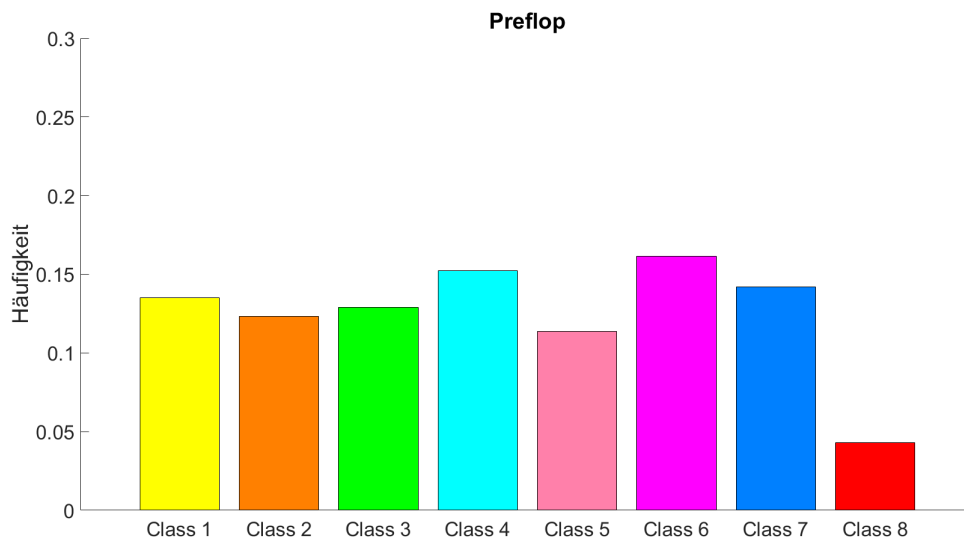


Abbildung 49: Verteilung der Testdaten im Preflop beim Zielattribut HandRanges

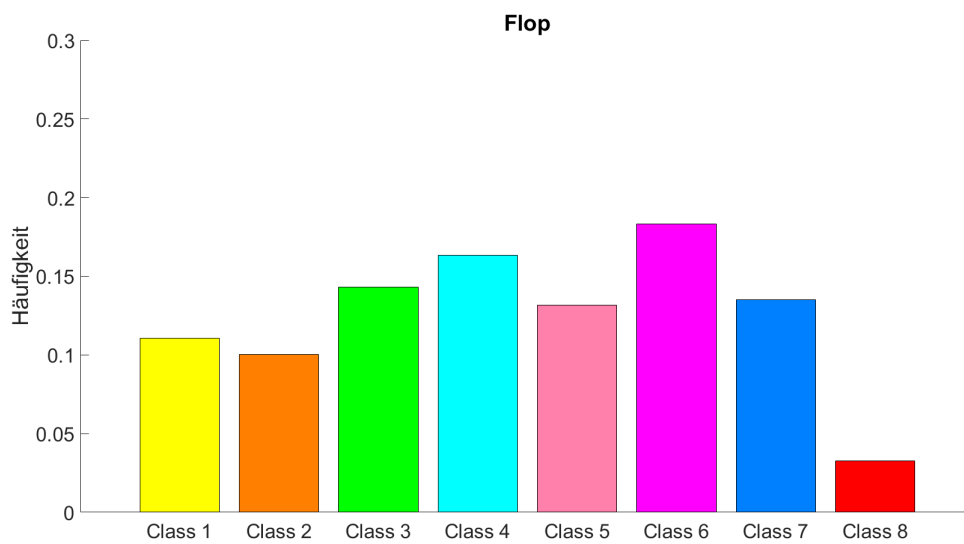


Abbildung 50: Verteilung der Testdaten im Flop beim Zielattribut HandRanges

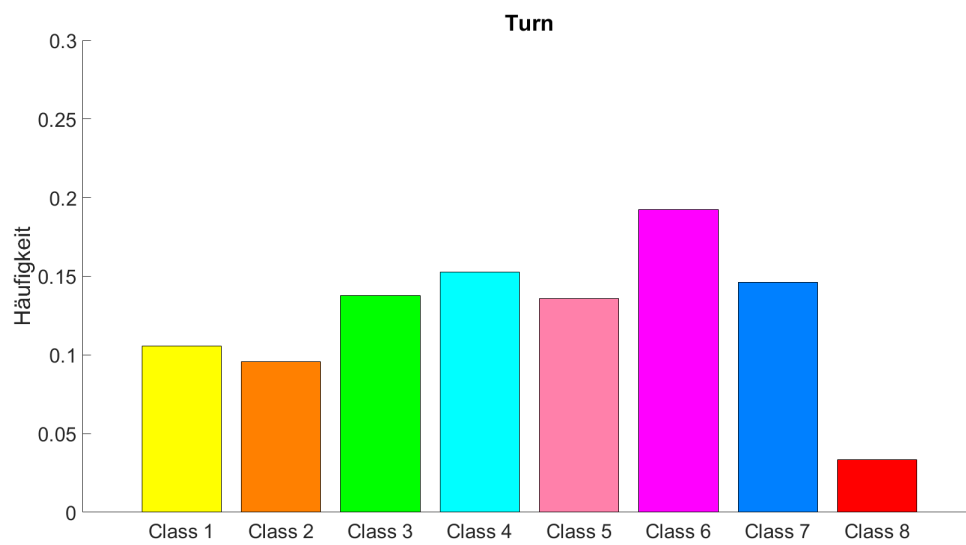


Abbildung 51: Verteilung der Testdaten im Turn beim Zielattribut HandRanges

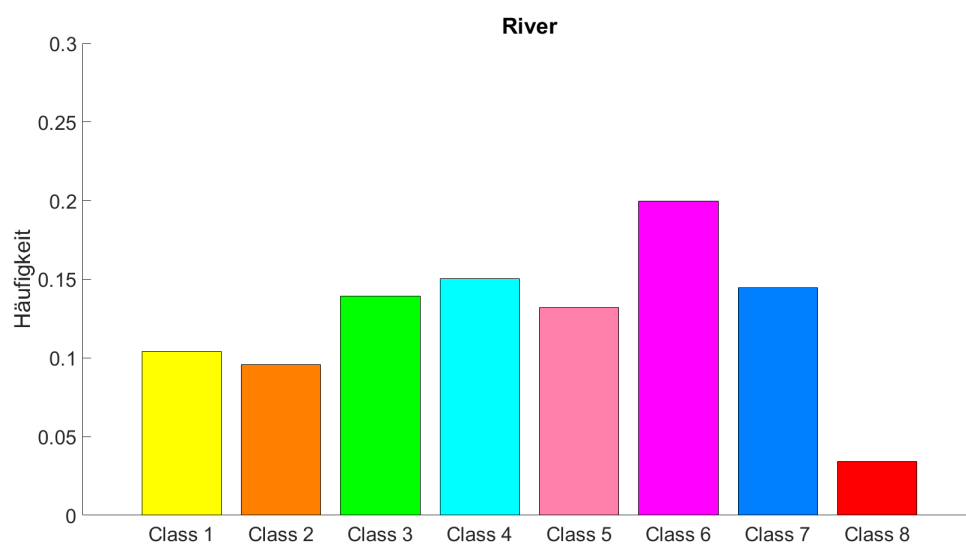


Abbildung 52: Verteilung der Testdaten im River beim Zielattribut HandRanges

A.1.2 Konfusionsmatrizen

class 1	class 2	class 3	class 4	class 5	class 6	class 7	class 8	<- klassifiziert als
4562	767	4	392	0	2219	684	0	class 1
3711	1264	5	356	0	2128	422	0	class 2
3249	737	12	432	0	2626	1201	0	class 3
4111	1115	11	545	0	3164	786	0	class 4
2774	638	6	333	0	2351	1175	0	class 5
4073	850	11	547	0	3410	1430	2	class 6
3064	486	10	528	0	2658	2314	5	class 7
836	92	5	139	0	694	976	14	class 8

Tabelle 13: Konfusionsmatrix im Preflop beim Zielattribut HandRanges

class 1	class 2	class 3	class 4	class 5	class 6	class 7	class 8	<- klassifiziert als
303	748	216	786	81	2197	491	1	class 1
312	1095	167	681	47	1857	208	1	class 2
172	671	312	938	129	3249	771	2	class 3
279	1011	341	1270	103	3724	398	1	class 4
154	622	257	791	114	2996	797	0	class 5
237	701	311	1141	154	4461	976	2	class 6
79	367	240	641	103	2931	1531	2	class 7
12	59	66	144	31	582	522	0	class 8

Tabelle 14: Konfusionsmatrix im Flop beim Zielattribut HandRanges

class 1	class 2	class 3	class 4	class 5	class 6	class 7	class 8	<- klassifiziert als
233	291	345	654	250	968	319	17	class 1
231	430	235	655	191	846	190	6	class 2
229	274	487	764	376	1345	497	40	class 3
288	399	462	941	320	1634	381	13	class 4
209	276	431	624	369	1473	541	34	class 5
276	347	544	899	481	2331	681	42	class 6
171	187	427	635	391	1463	914	69	class 7
32	42	91	164	85	227	280	51	class 8

Tabelle 15: Konfusionsmatrix im Turn beim Zielattribut HandRanges

class 1	class 2	class 3	class 4	class 5	class 6	class 7	class 8	<- klassifiziert als
220	224	324	325	209	612	243	22	class 1
186	331	315	391	169	467	134	12	class 2
245	242	481	479	336	709	373	46	class 3
278	313	464	548	338	894	289	23	class 4
203	224	397	400	351	804	354	26	class 5
335	301	500	588	449	1421	543	36	class 6
203	184	382	360	321	906	604	64	class 7
35	42	105	80	92	150	171	40	class 8

Tabelle 16: Konfusionsmatrix im River beim Zielattribut HandRanges

A.1.3 Abbildungen zu den Konfusionsmatrizen



Abbildung 53: Grafische Darstellung der Konfusionsmatrix im Preflop beim Zielattribut HandRanges

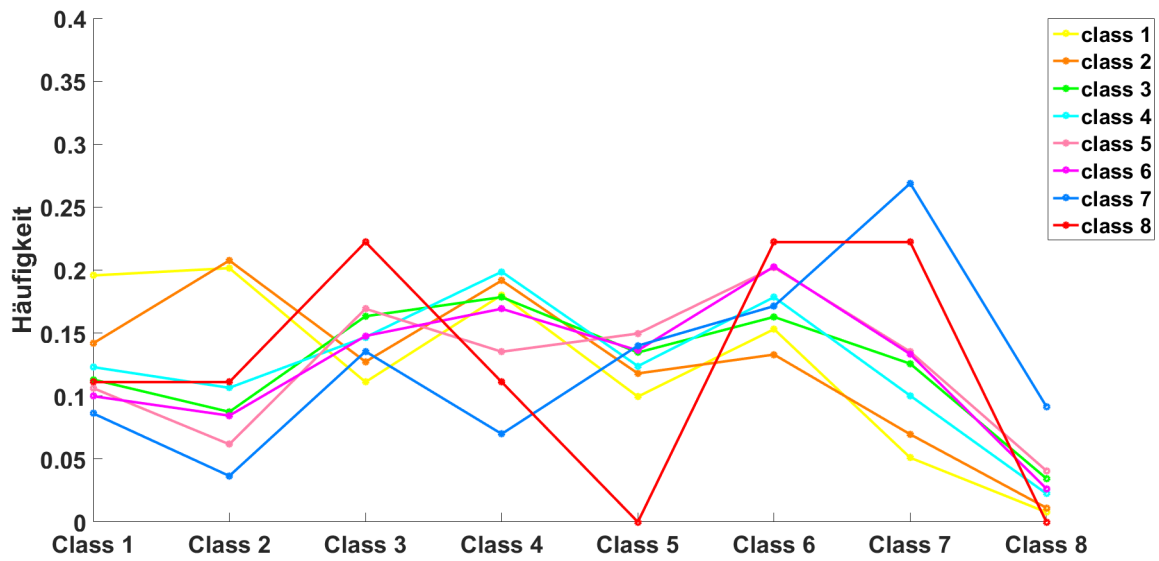


Abbildung 54: Grafische Darstellung der Konfusionsmatrix im Flop beim Zielattribut HandRanges

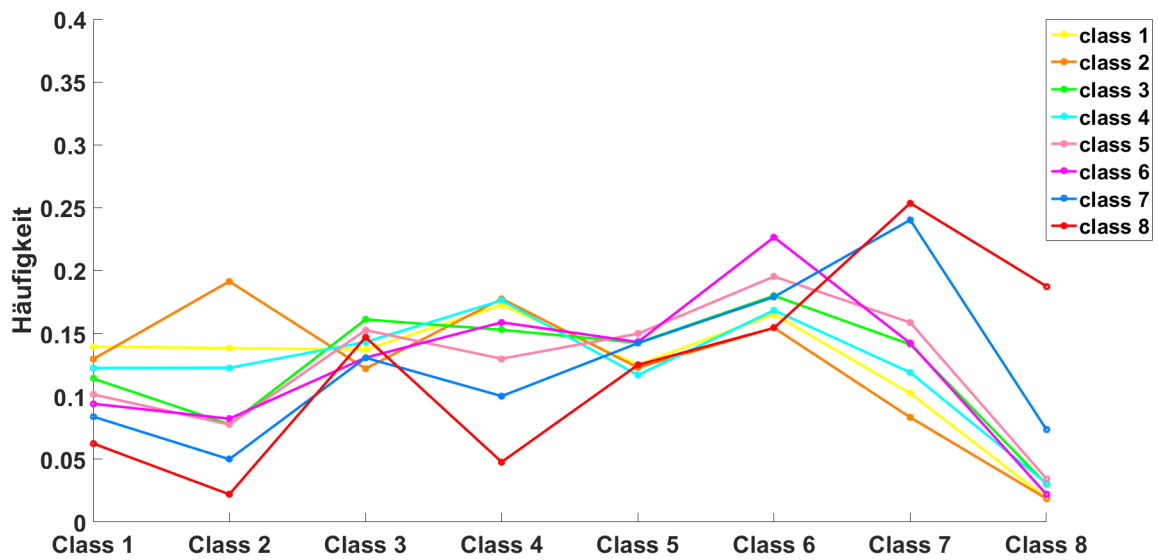


Abbildung 55: Grafische Darstellung der Konfusionsmatrix im Turn beim Zielattribut HandRanges



Abbildung 56: Grafische Darstellung der Konfusionsmatrix im Preflop beim Zielattribut River

A.1.4 Häufigkeiten der einzelnen Vorhersagen

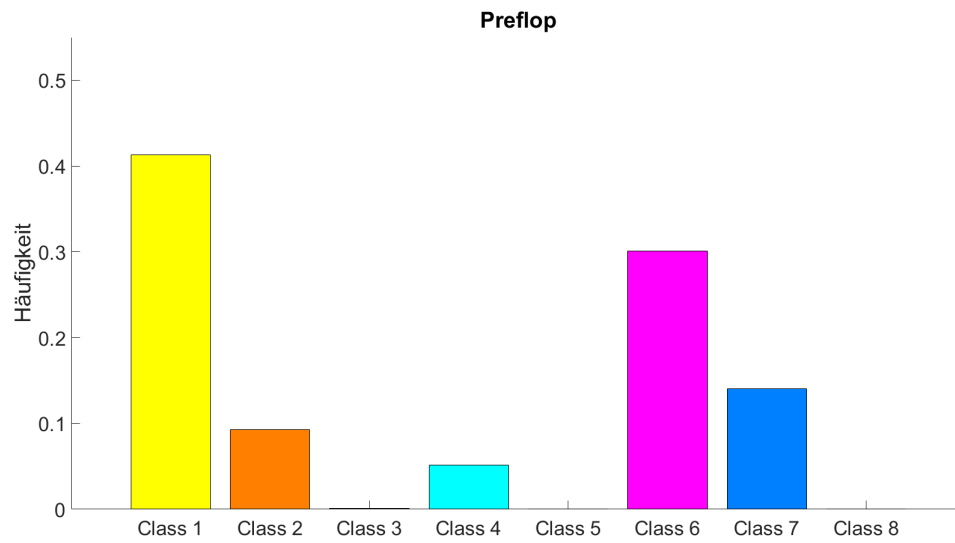


Abbildung 57: Verteilung der Vorhersagen im Preflop beim Zielattribut HandRanges

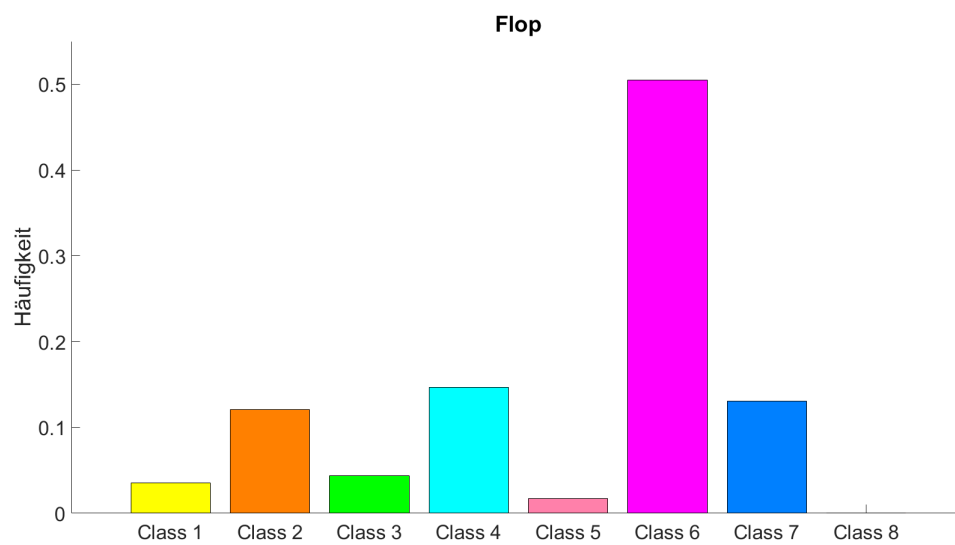


Abbildung 58: Verteilung der Vorhersagen im Flop beim Zielattribut HandRanges

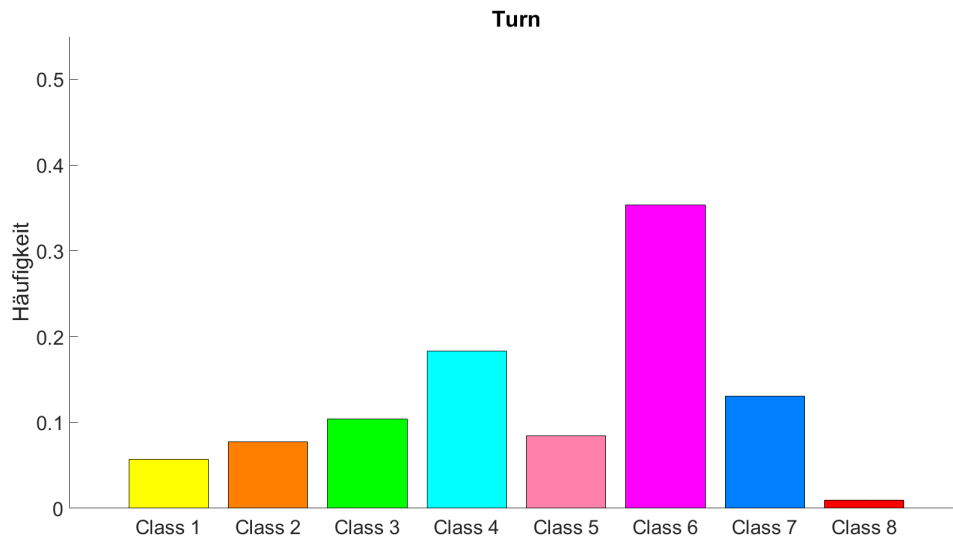


Abbildung 59: Verteilung der Vorhersagen im Turn beim Zielattribut HandRanges

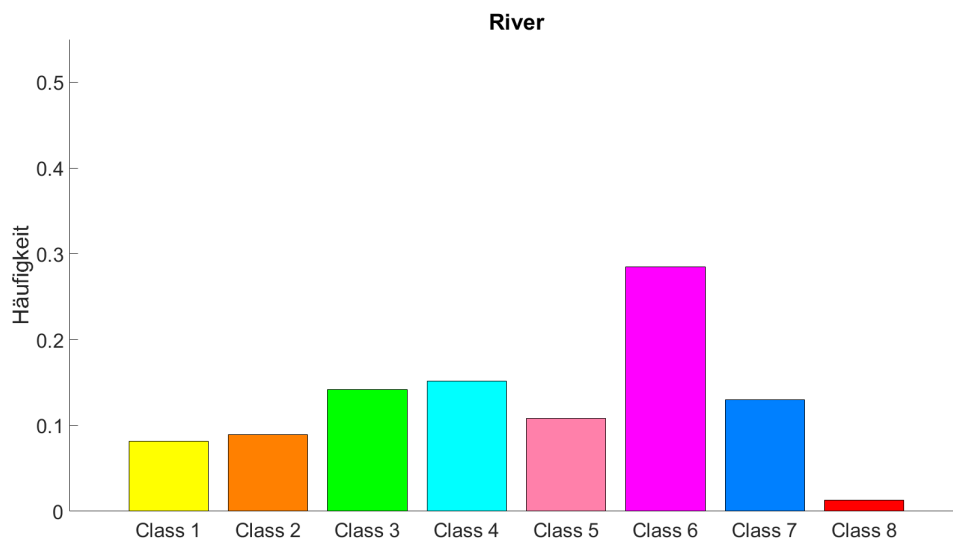


Abbildung 60: Verteilung der Vorhersagen im River beim Zielattribut HandRanges

A.1.5 Konfidenzverteilung der True Positives & False Positives

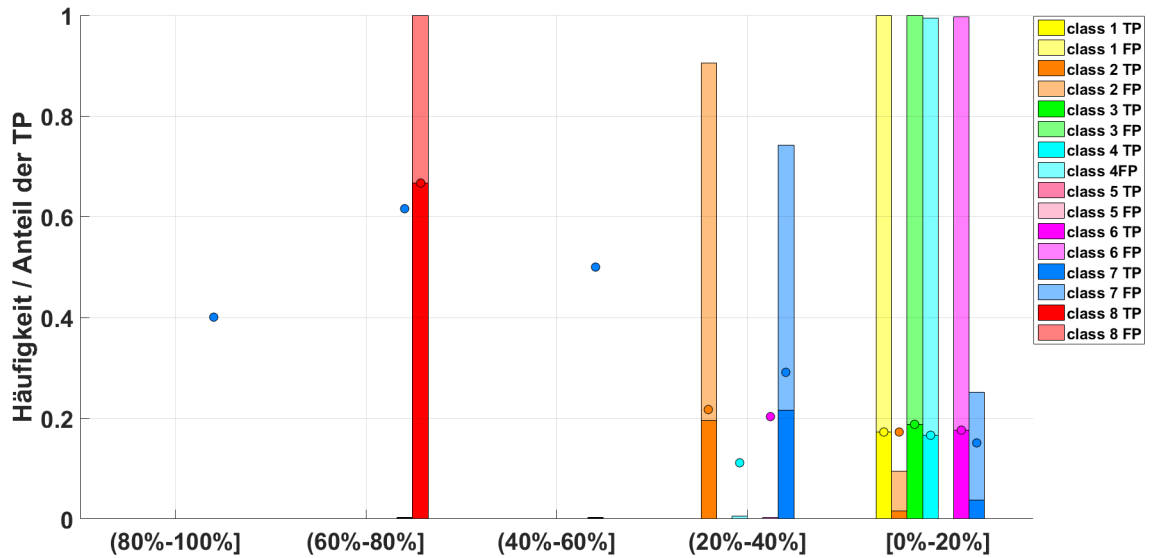


Abbildung 61: Verteilung der normalen Konfidenzen auf verschiedene Intervalle im Preflop

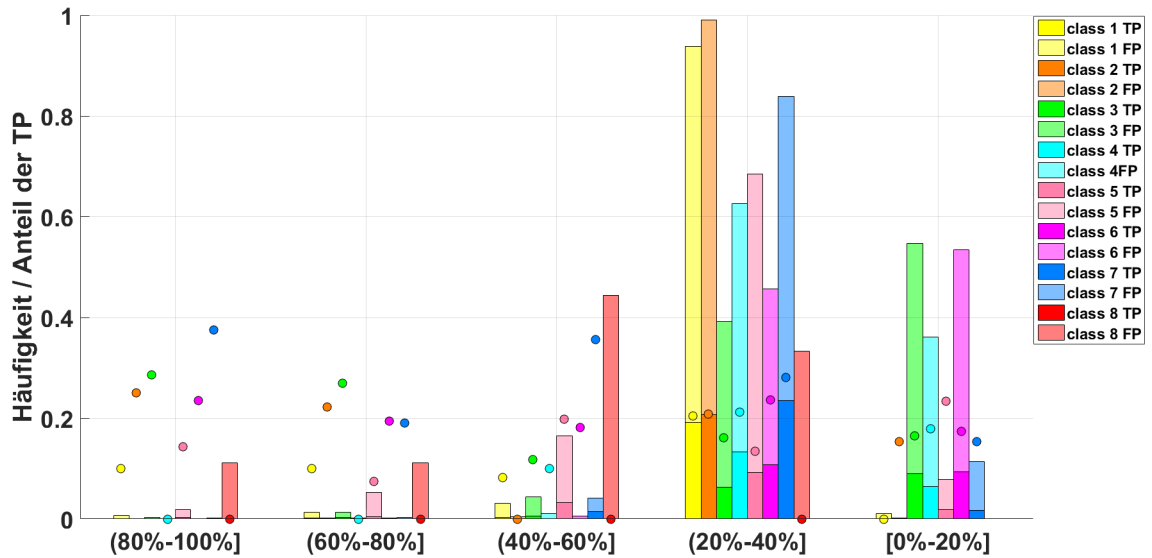


Abbildung 62: Verteilung der normalen Konfidenzen auf verschiedene Intervalle im Flop

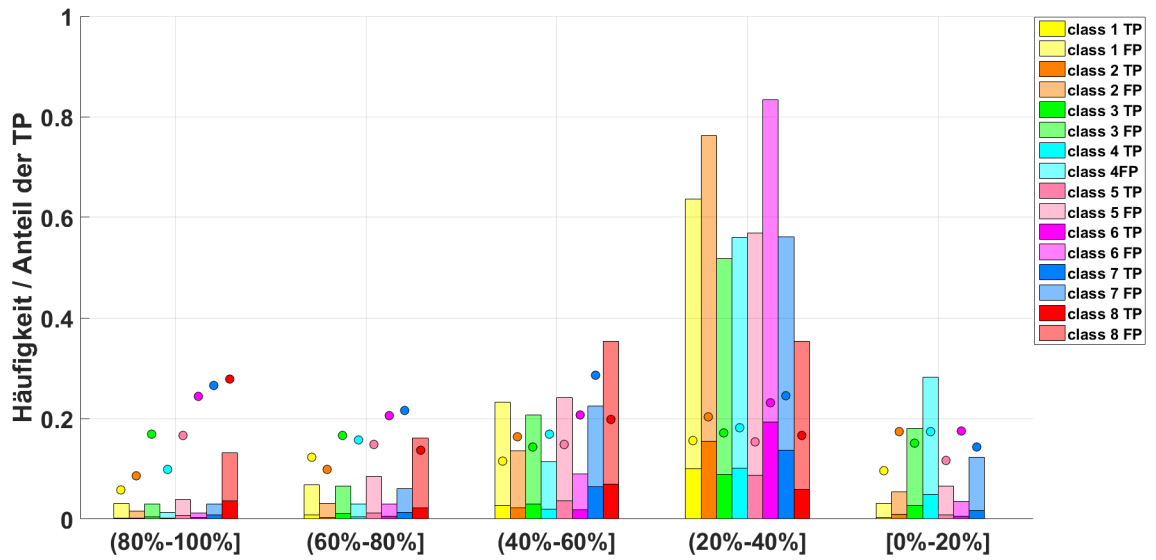


Abbildung 63: Verteilung der normalen Konfidenzen auf verschiedene Intervalle im Turn

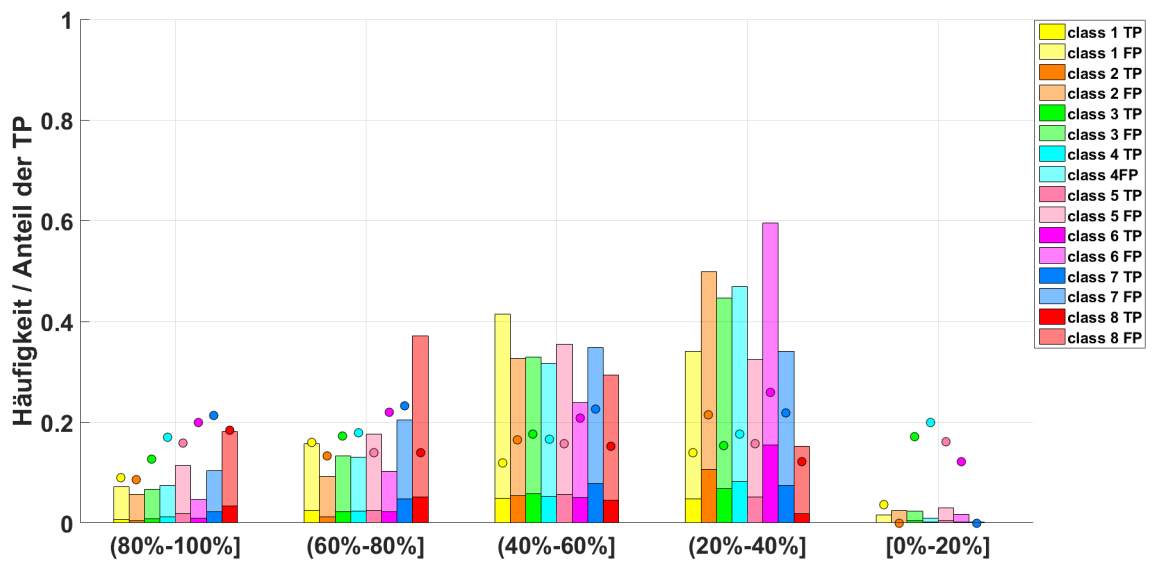


Abbildung 64: Verteilung der normalen Konfidenzen auf verschiedene Intervalle im River

A.1.6 TP-FP Graphen mit normalen Konfidenzen

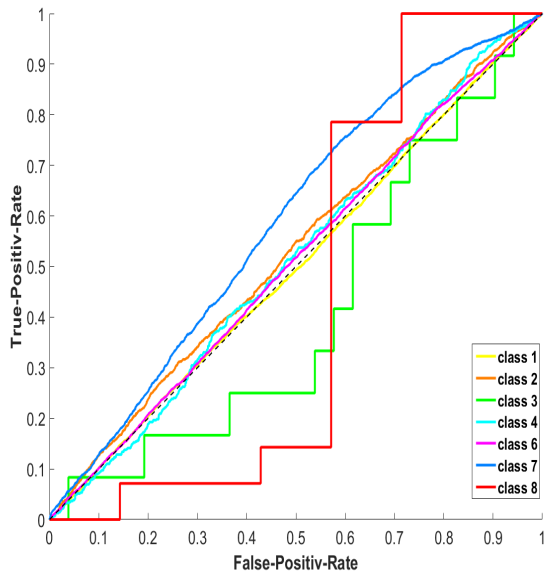


Abbildung 65: TP-FP Graph im Preflop mit normalen Konfidenzen

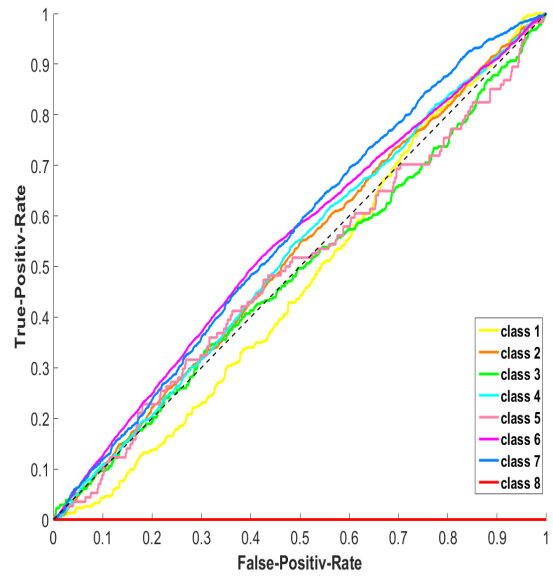


Abbildung 66: TP-FP Graph im Flop mit normalen Konfidenzen

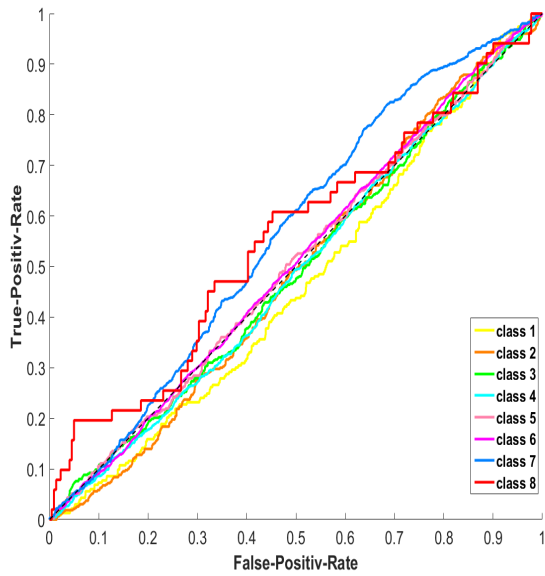


Abbildung 67: TP-FP Graph im Turn mit normalen Konfidenzen

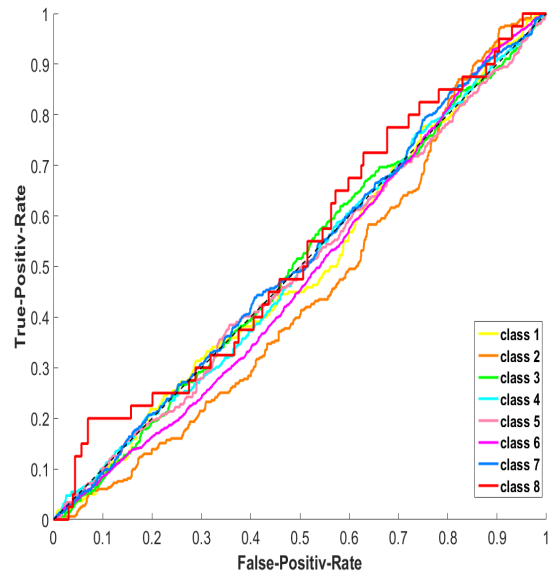


Abbildung 68: TP-FP Graph im River mit normalen Konfidenzen

A.1.7 Konfidenzverteilung der TP& FP mit modifizierten Konfidenzen

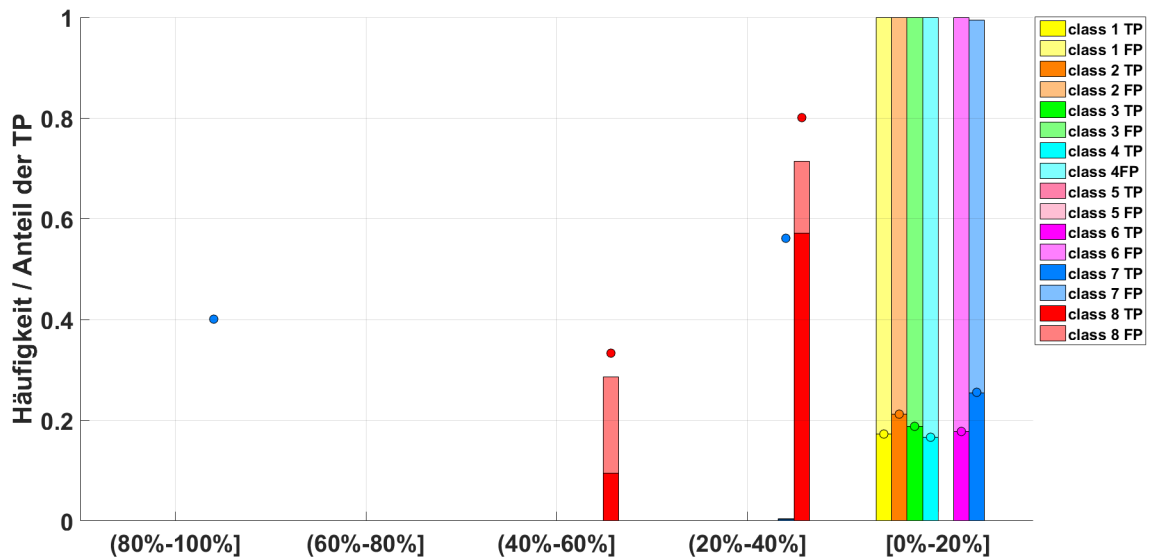


Abbildung 69: Verteilung der modifizierten Konfidenzen auf verschiedene Intervalle im Preflop

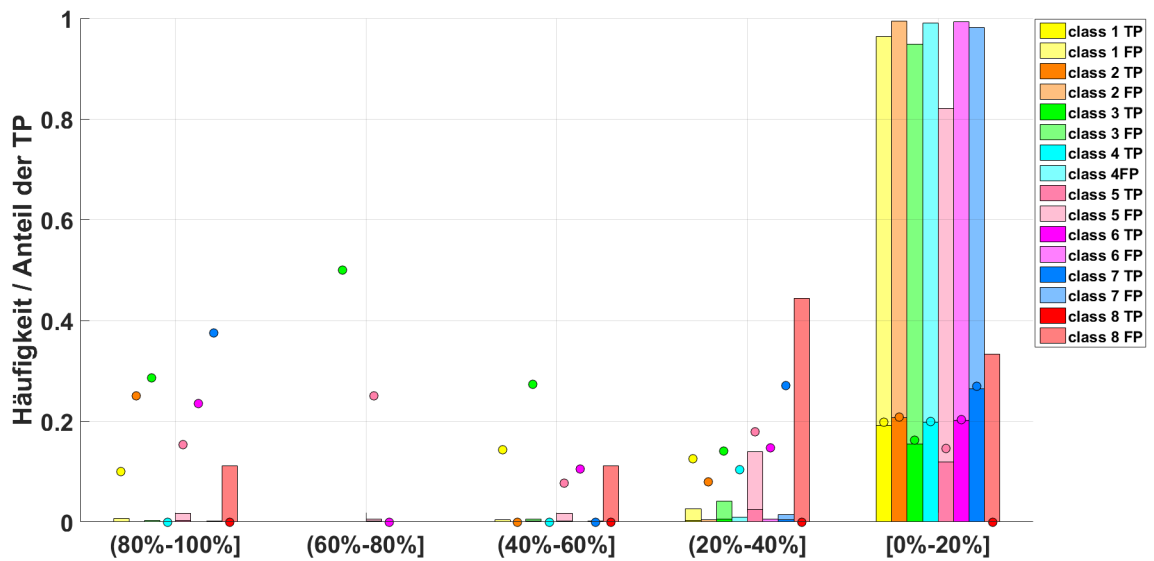


Abbildung 70: Verteilung der modifizierten Konfidenzen auf verschiedene Intervalle im Flop

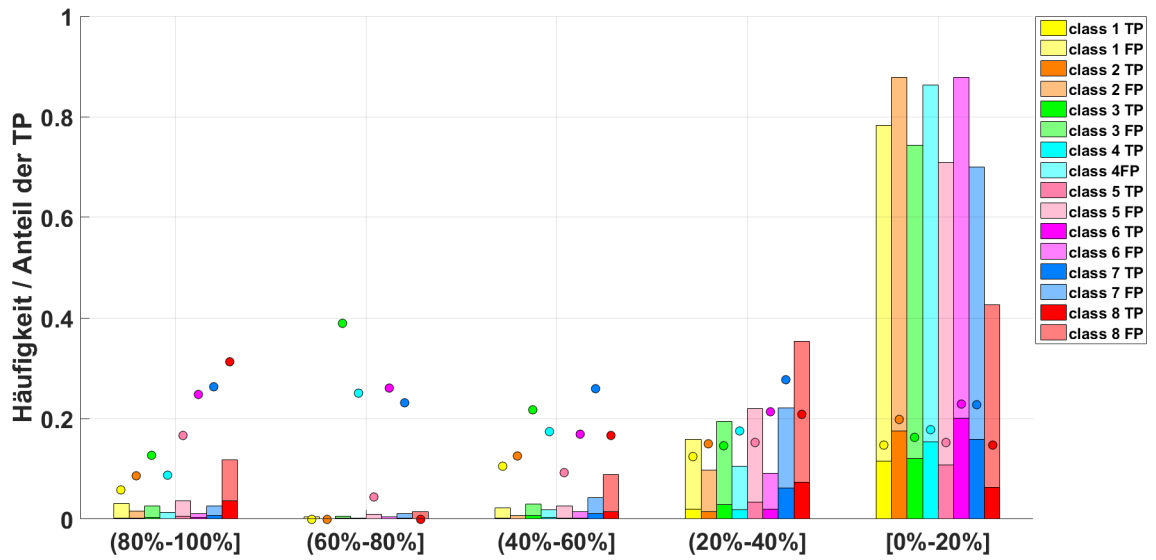


Abbildung 71: Verteilung der modifizierten Konfidenzen auf verschiedene Intervalle im Turn

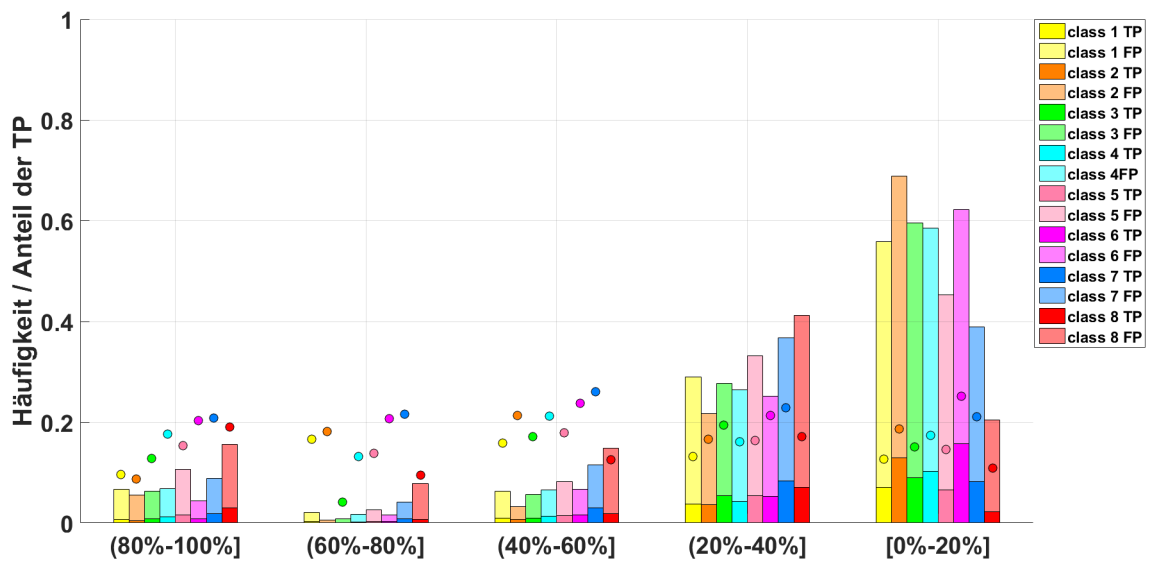


Abbildung 72: Verteilung der modifizierten Konfidenzen auf verschiedene Intervalle im River

A.1.8 TP-FP Graphen mit modifizierten Konfidenzen

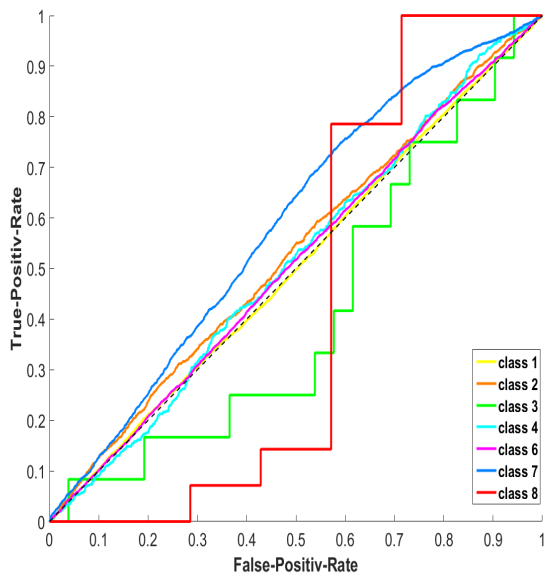


Abbildung 73: TP-FP Graph im Preflop mit modifizierten Konfidenzen

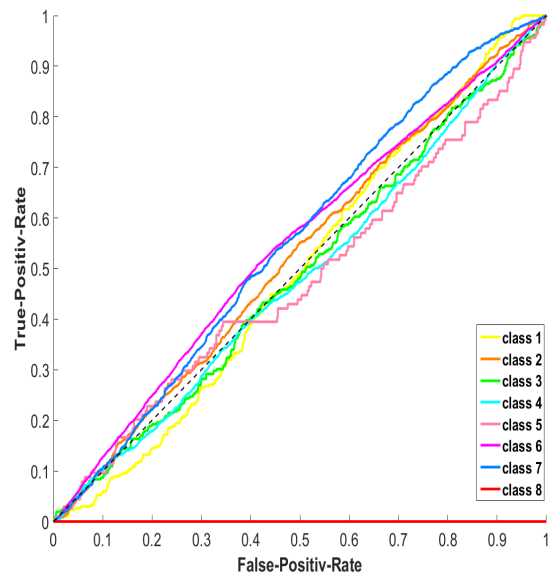


Abbildung 74: TP-FP Graph im Flop mit modifizierten Konfidenzen

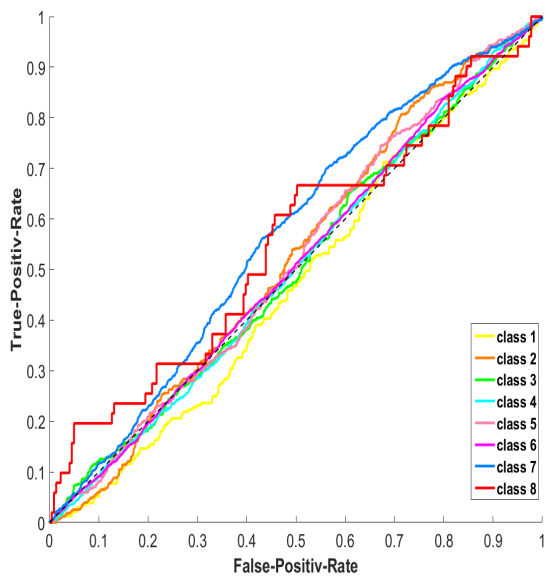


Abbildung 75: TP-FP Graph im Turn mit modifizierten Konfidenzen

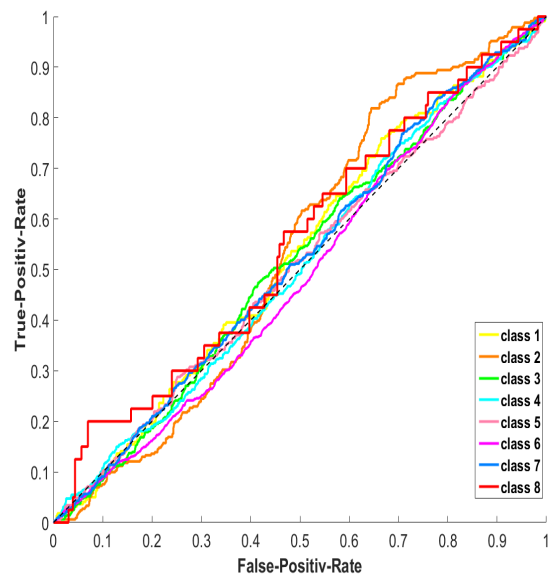


Abbildung 76: TP-FP Graph im River mit modifizierten Konfidenzen

A.1.9 Flächen unterhalb der TP-FP Graphen

Setzrunde	Klasse 1	Klasse 2	Klasse 3	Klasse 4	Klasse 5	Klasse 6	Klasse 7	Klasse 8
Preflop								
normale Konfidenzen	49.97	52.96	41.35	51.44	-	51.07	58.86	43.88
modifizierte Konfidenzen	50.29	52.96	41.35	51.46	-	51.07	58.75	42.86
Unterschied	+0.32	0	0	+0.02	-	0	-0.11	-1.02
Flop								
normale Konfidenzen	47.05	52.1	48.63	52.42	49.49	54.87	56	0
modifizierte Konfidenzen	49.6	52.4	48.88	48.39	47.76	54.63	55.43	0
Unterschied	+2.55	+0.3	+0.25	-4.03	-1.73	-0.24	-0.57	0
Turn								
normale Konfidenzen	46.33	48.65	49.23	48.79	50.46	50.80	56.41	55.51
modifizierte Konfidenzen	47.36	52.3	50.39	50.18	51.85	50.86	56.84	55.28
Unterschied	+1.03	+3.65	+1.16	+1.39	+1.39	+0.06	+0.43	-0.23
River								
normale Konfidenzen	49.22	44.8	50.07	49.68	49.12	47.89	50.75	53.19
modifizierte Konfidenzen	52.8	53.5	51.62	50.88	50.51	48.82	51.78	54.89
Unterschied	+3.58	+8.7	+1.55	+1.2	+1.39	+0.93	+1.03	+1.7

Tabelle 17: Fläche unterhalb der Graphen

A.2 All-In Equity Slumbot

A.2.1 Instanzenverteilung in den Testdaten

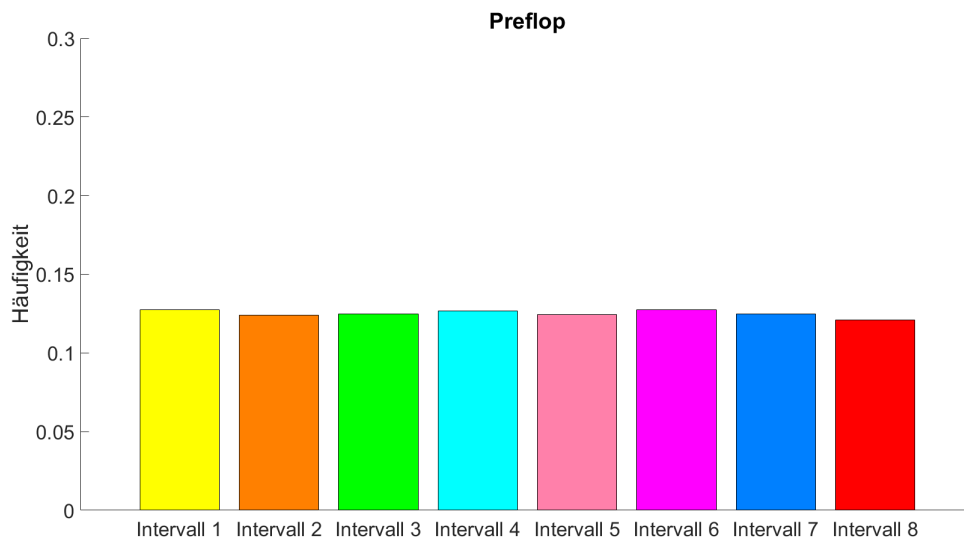


Abbildung 77: Verteilung der Testdaten im Preflop beim Zielattribut All-In Equity

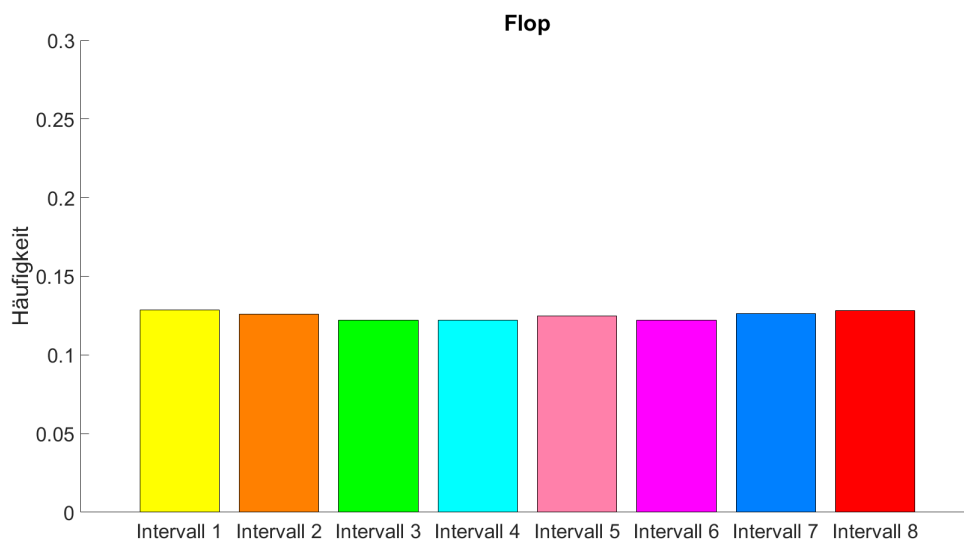


Abbildung 78: Verteilung der Testdaten im Flop beim Zielattribut All-In Equity

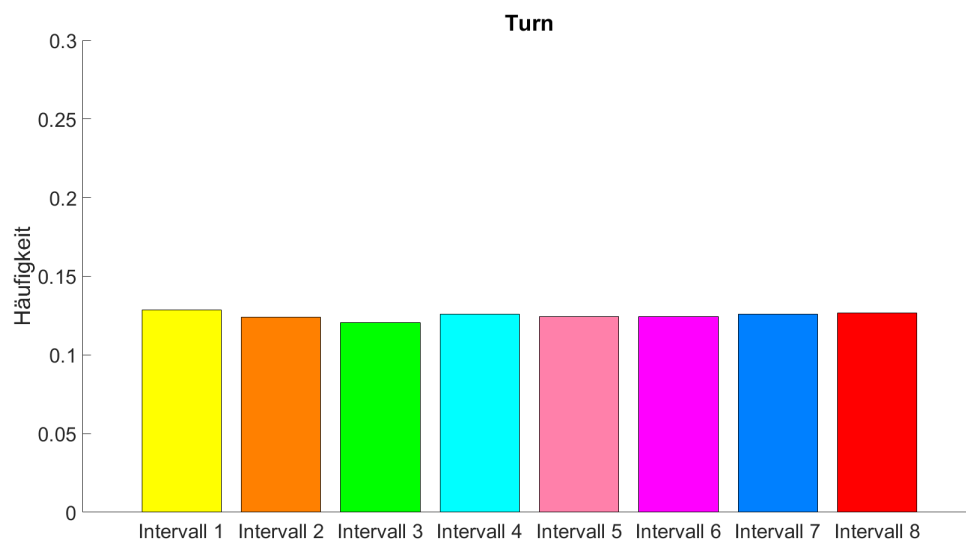


Abbildung 79: Verteilung der Testdaten im Turn beim Zielattribut All-In Equity

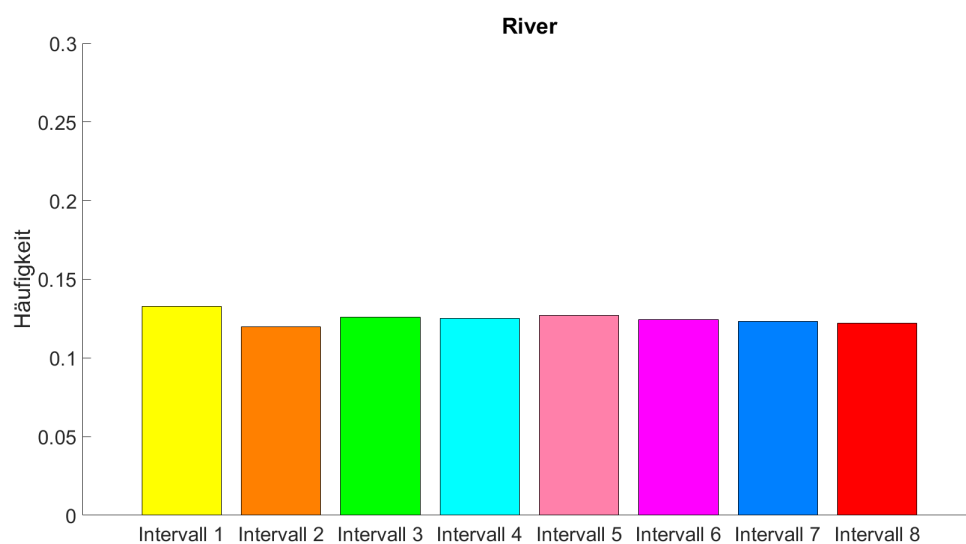


Abbildung 80: Verteilung der Testdaten im River beim Zielattribut All-In Equity

A.2.2 Konfusionsmatrizen

class 1	class 2	class 3	class 4	class 5	class 6	class 7	class 8	<- klassifiziert als
4562	767	4	392	0	2219	684	0	class 1
3711	1264	5	356	0	2128	422	0	class 2
3249	737	12	432	0	2626	1201	0	class 3
4111	1115	11	545	0	3164	786	0	class 4
2774	638	6	333	0	2351	1175	0	class 5
4073	850	11	547	0	3410	1430	2	class 6
3064	486	10	528	0	2658	2314	5	class 7
836	92	5	139	0	694	976	14	class 8

Tabelle 18: Konfusionsmatrix im Preflop beim Zielattribut All-In Equity

class 1	class 2	class 3	class 4	class 5	class 6	class 7	class 8	<- klassifiziert als
303	748	216	786	81	2197	491	1	class 1
312	1095	167	681	47	1857	208	1	class 2
172	671	312	938	129	3249	771	2	class 3
279	1011	341	1270	103	3724	398	1	class 4
154	622	257	791	114	2996	797	0	class 5
237	701	311	1141	154	4461	976	2	class 6
79	367	240	641	103	2931	1531	2	class 7
12	59	66	144	31	582	522	0	class 8

Tabelle 19: Konfusionsmatrix im Flop beim Zielattribut All-In Equity

class 1	class 2	class 3	class 4	class 5	class 6	class 7	class 8	<- klassifiziert als
233	291	345	654	250	968	319	17	class 1
231	430	235	655	191	846	190	6	class 2
229	274	487	764	376	1345	497	40	class 3
288	399	462	941	320	1634	381	13	class 4
209	276	431	624	369	1473	541	34	class 5
276	347	544	899	481	2331	681	42	class 6
171	187	427	635	391	1463	914	69	class 7
32	42	91	164	85	227	280	51	class 8

Tabelle 20: Konfusionsmatrix im Turn beim Zielattribut All-In Equity

class 1	class 2	class 3	class 4	class 5	class 6	class 7	class 8	<- klassifiziert als
220	224	324	325	209	612	243	22	class 1
186	331	315	391	169	467	134	12	class 2
245	242	481	479	336	709	373	46	class 3
278	313	464	548	338	894	289	23	class 4
203	224	397	400	351	804	354	26	class 5
335	301	500	588	449	1421	543	36	class 6
203	184	382	360	321	906	604	64	class 7
35	42	105	80	92	150	171	40	class 8

Tabelle 21: Konfusionsmatrix im River beim Zielattribut All-In Equity

A.2.3 Abbildungen zu den Konfusionsmatrizen

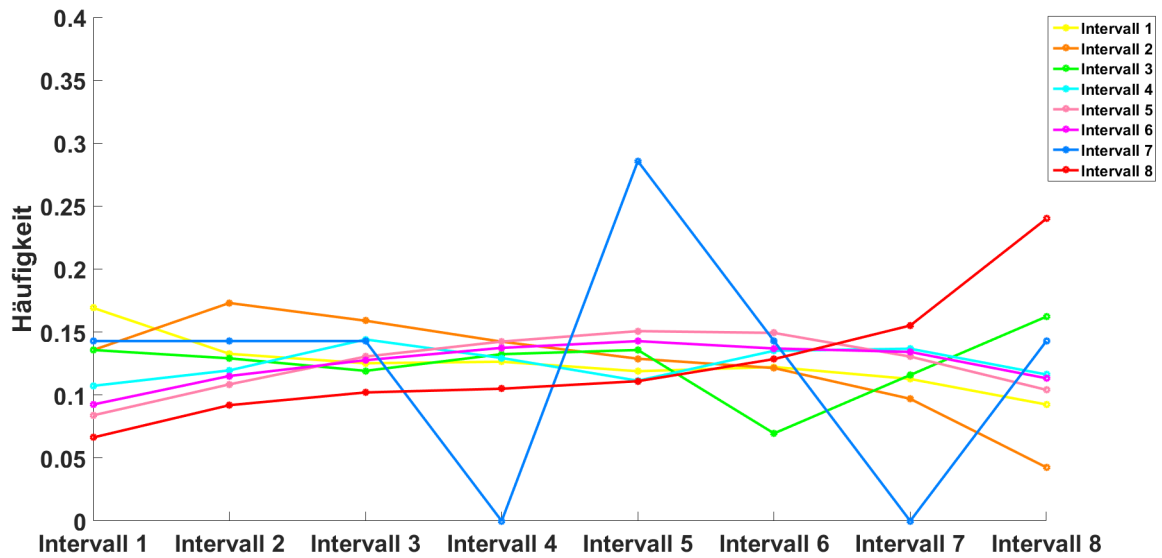


Abbildung 81: Grafische Darstellung der Konfusionsmatrix im Preflop beim Zielattribut All-In Equity

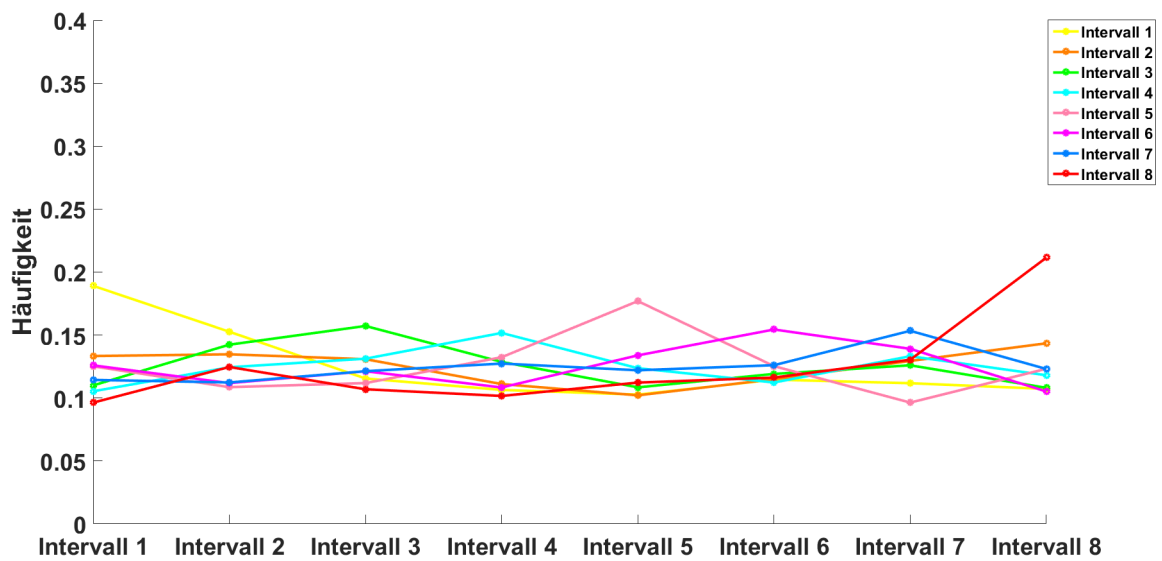


Abbildung 82: Grafische Darstellung der Konfusionsmatrix im Flop beim Zielattribut All-In Equity

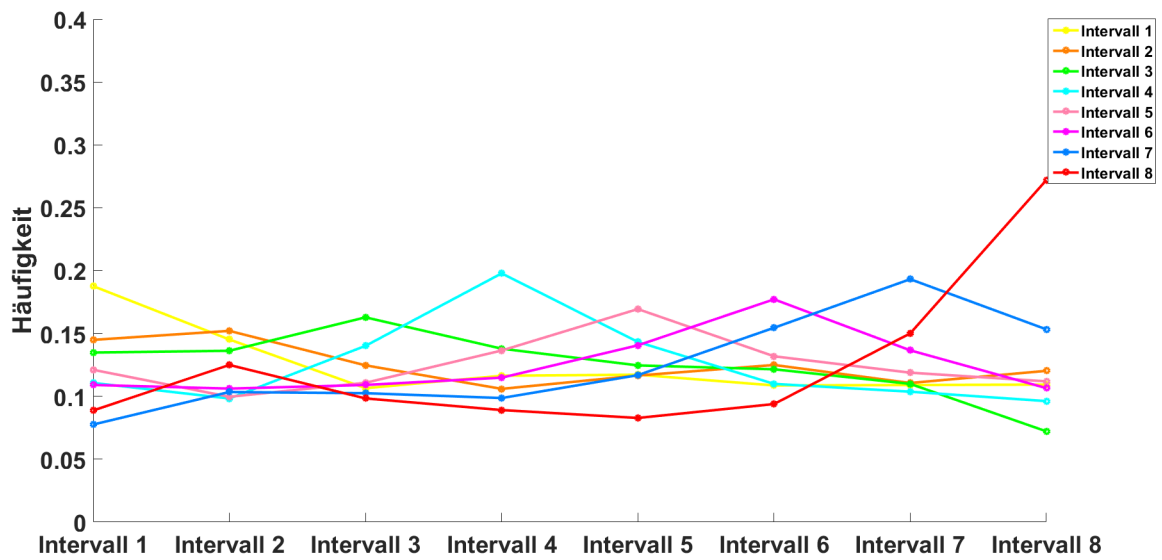


Abbildung 83: Grafische Darstellung der Konfusionsmatrix im Turn beim Zielattribut All-In Equity

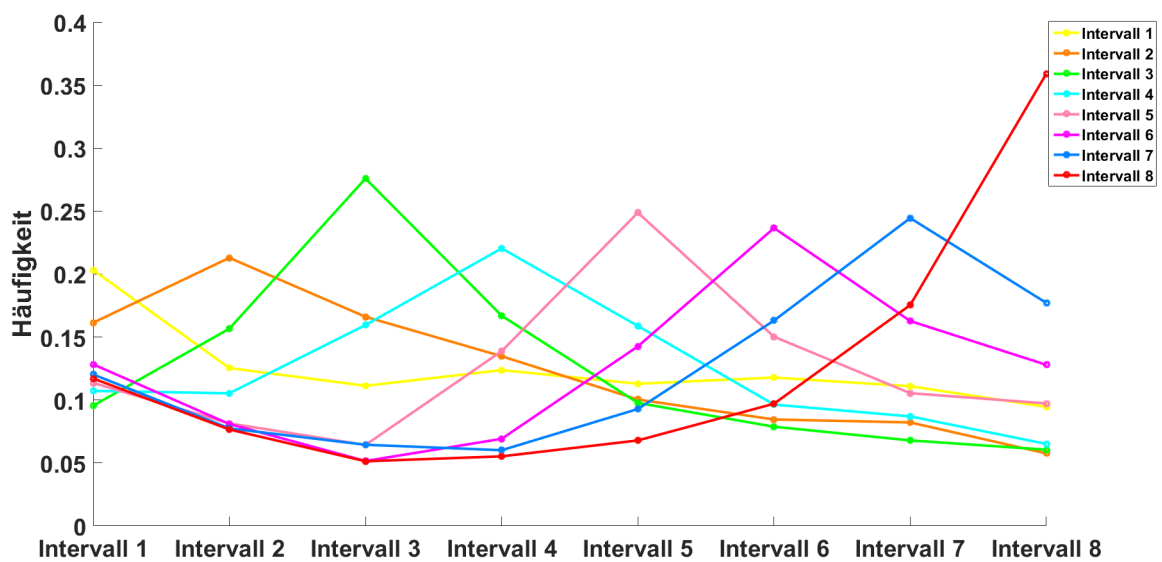


Abbildung 84: Grafische Darstellung der Konfusionsmatrix im Preflop beim Zielattribut River

A.2.4 Häufigkeiten der einzelnen Vorhersagen

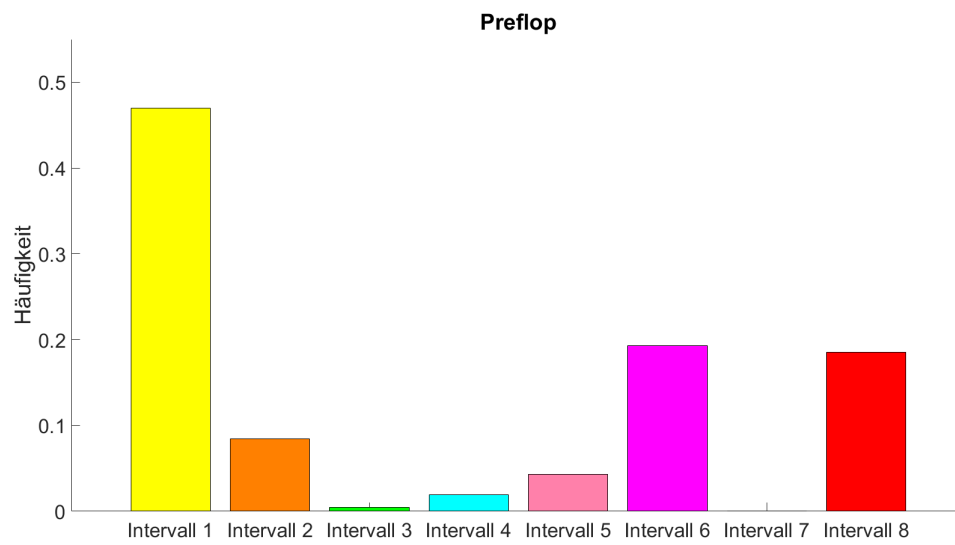


Abbildung 85: Verteilung der Vorhersagen im Preflop beim Zielattribut All-In Equity

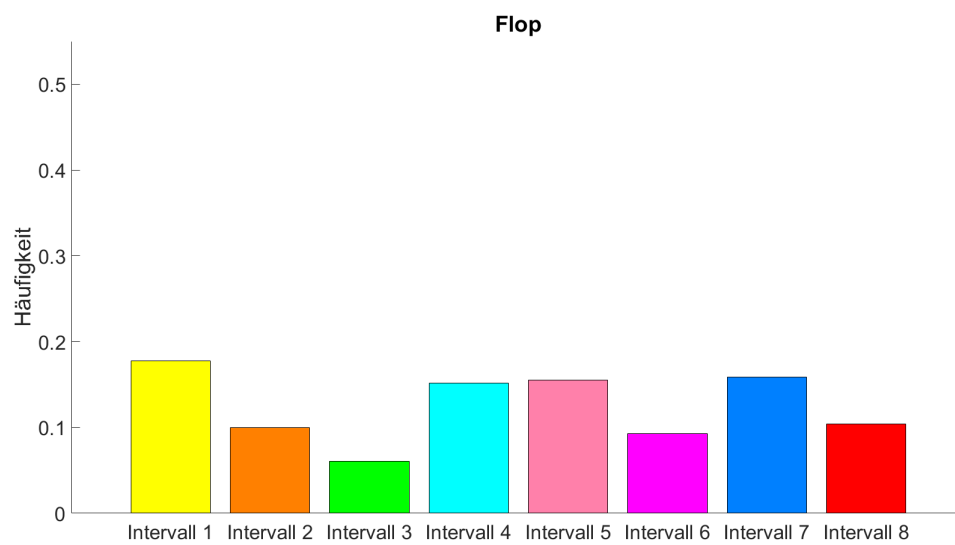


Abbildung 86: Verteilung der Vorhersagen im Flop beim Zielattribut All-In Equity

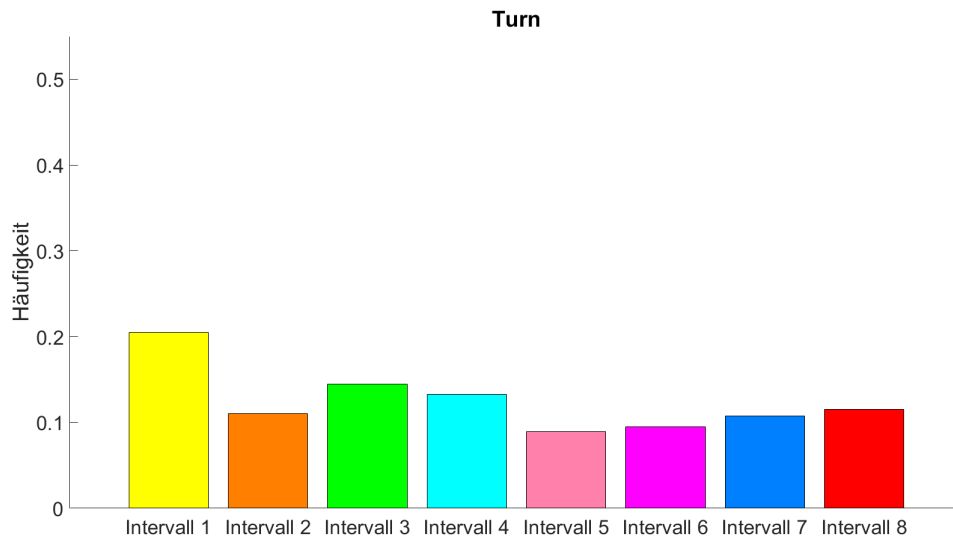


Abbildung 87: Verteilung der Vorhersagen im Turn beim Zielattribut All-In Equity

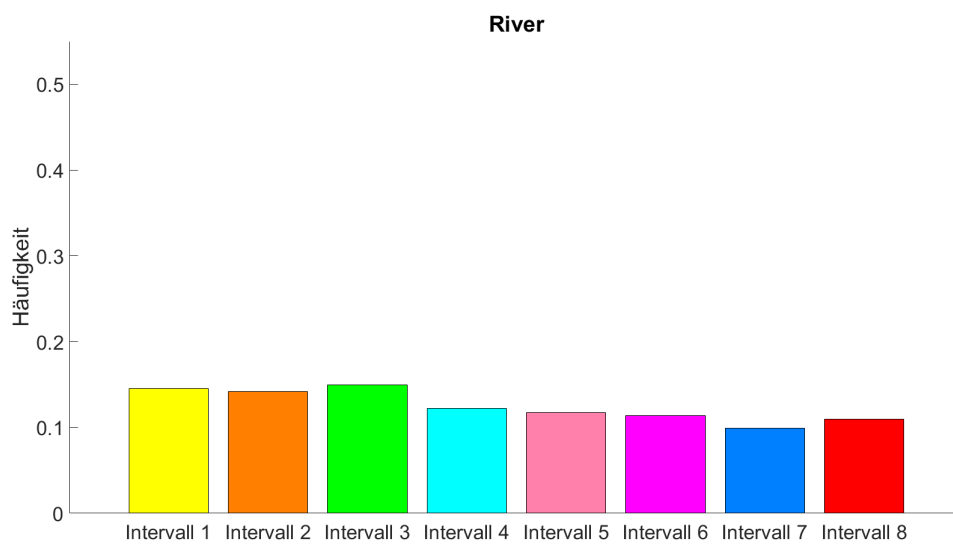


Abbildung 88: Verteilung der Vorhersagen im River beim Zielattribut All-In Equity

A.2.5 Konfidenzverteilung der True Positives & False Positives

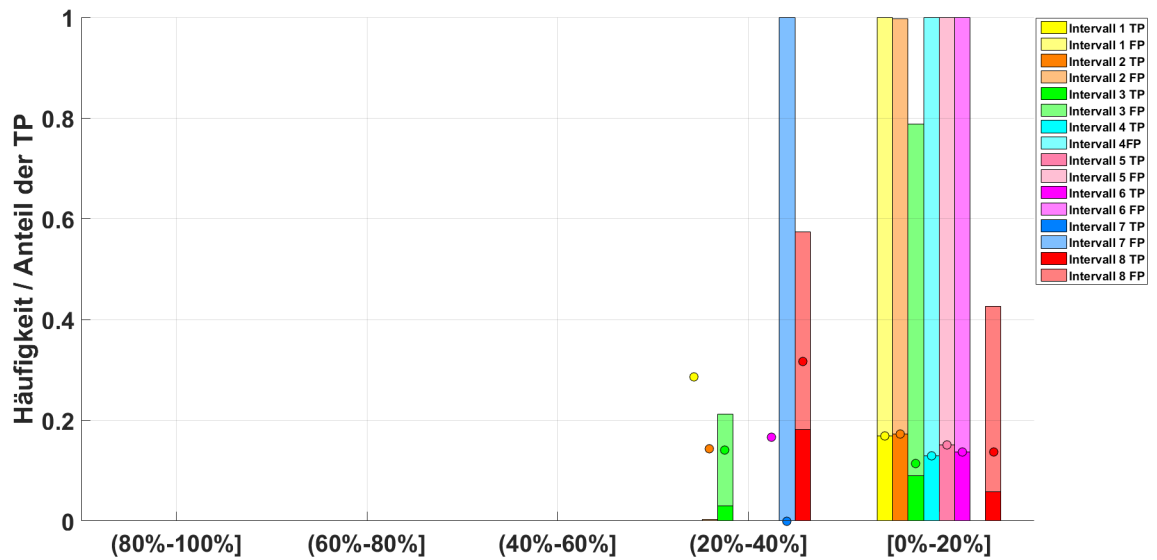


Abbildung 89: Verteilung der normalen Konfidenzen auf verschiedene Intervalle im Preflop

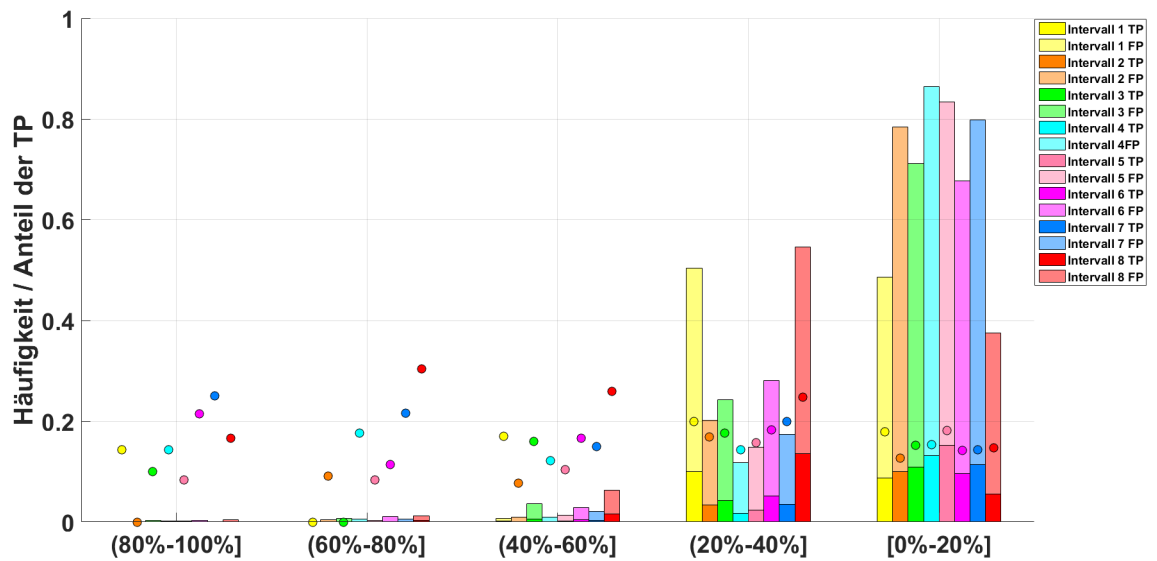


Abbildung 90: Verteilung der normalen Konfidenzen auf verschiedene Intervalle im Flop

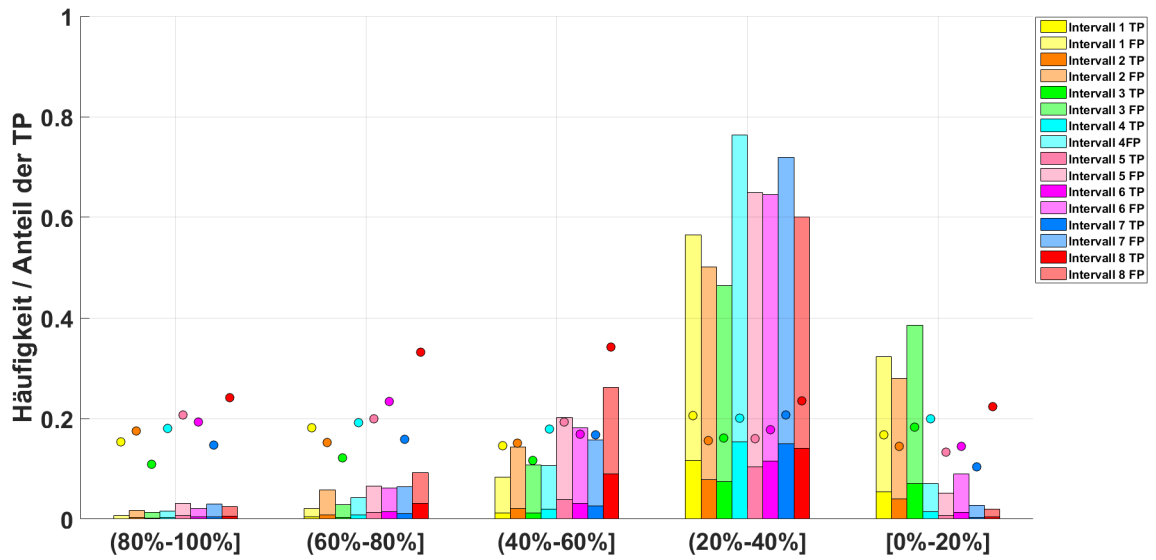


Abbildung 91: Verteilung der normalen Konfidenzen auf verschiedene Intervalle im Turn

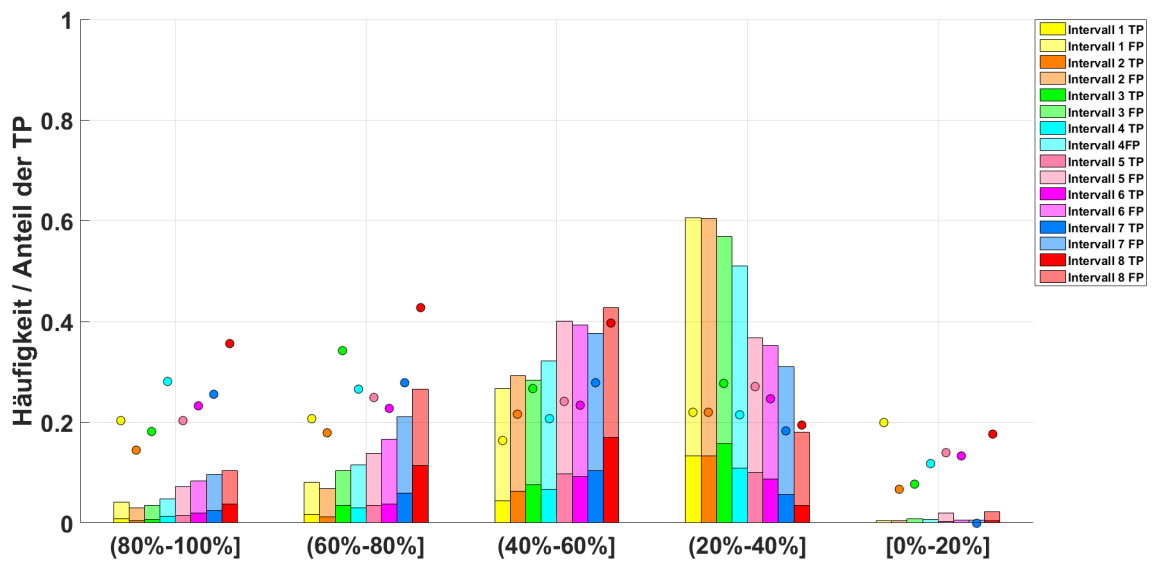


Abbildung 92: Verteilung der normalen Konfidenzen auf verschiedene Intervalle im River

A.2.6 TP-FP Graphen mit normalen Konfidenzen

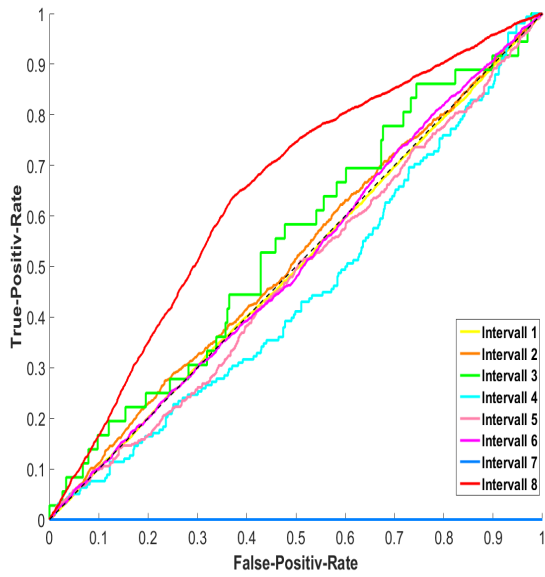


Abbildung 93: TP-FP Graph im Preflop mit normalen Konfidenzen

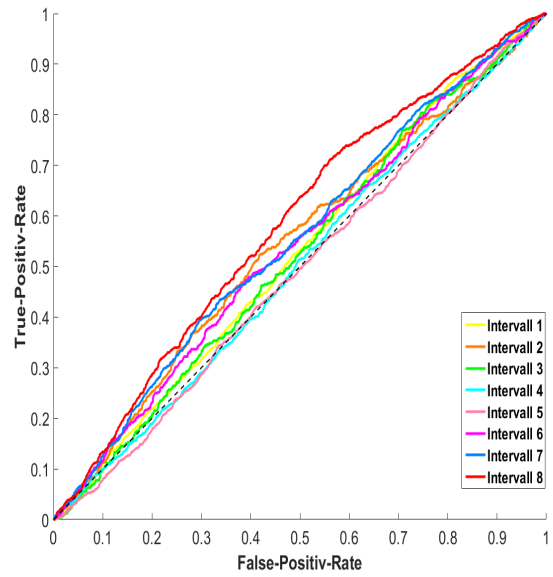


Abbildung 94: TP-FP Graph im Flop mit normalen Konfidenzen

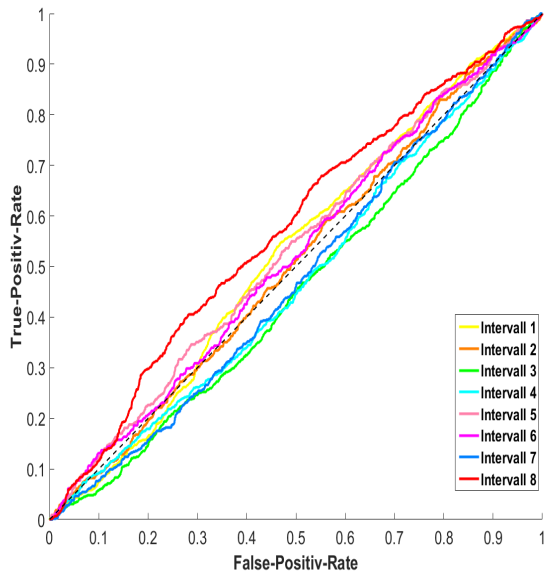


Abbildung 95: TP-FP Graph im Turn mit normalen Konfidenzen

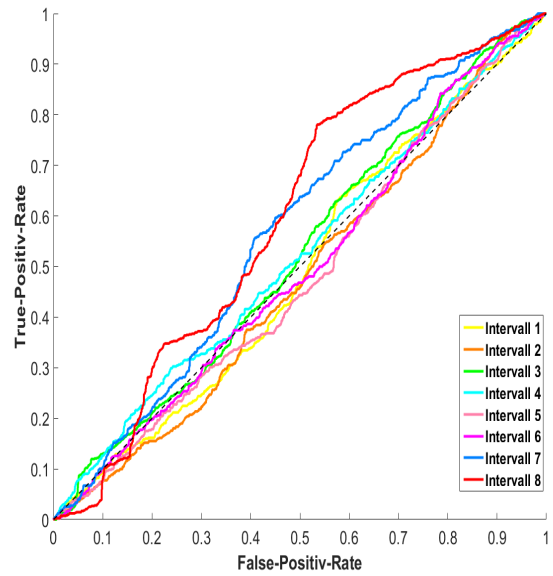


Abbildung 96: TP-FP Graph im River mit normalen Konfidenzen

A.2.7 Konfidenzverteilung der TP& FP mit modifizierten Konfidenzen

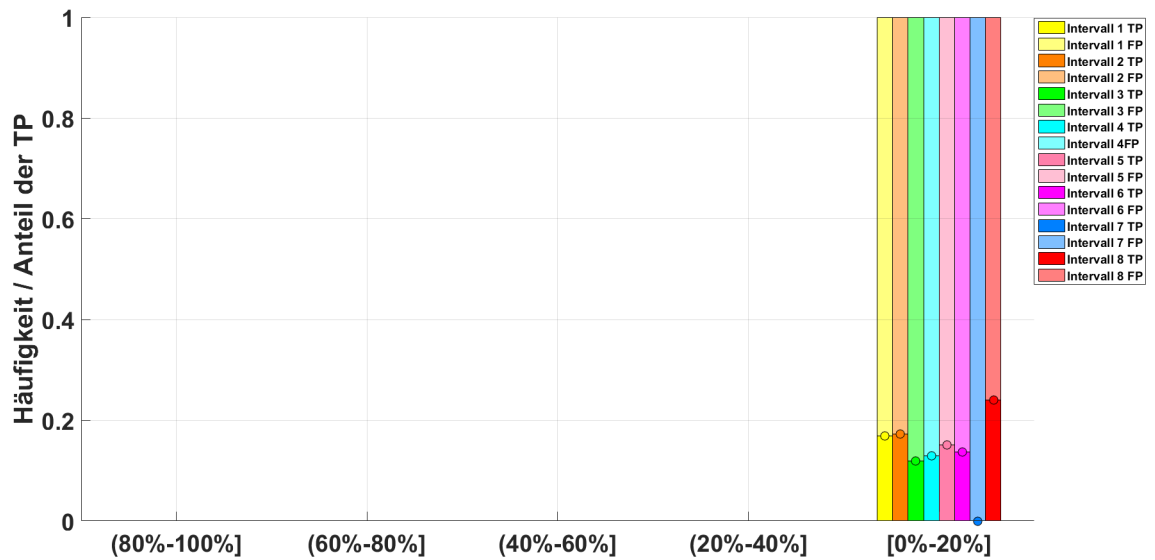


Abbildung 97: Verteilung der modifizierten Konfidenzen auf verschiedene Intervalle im Preflop

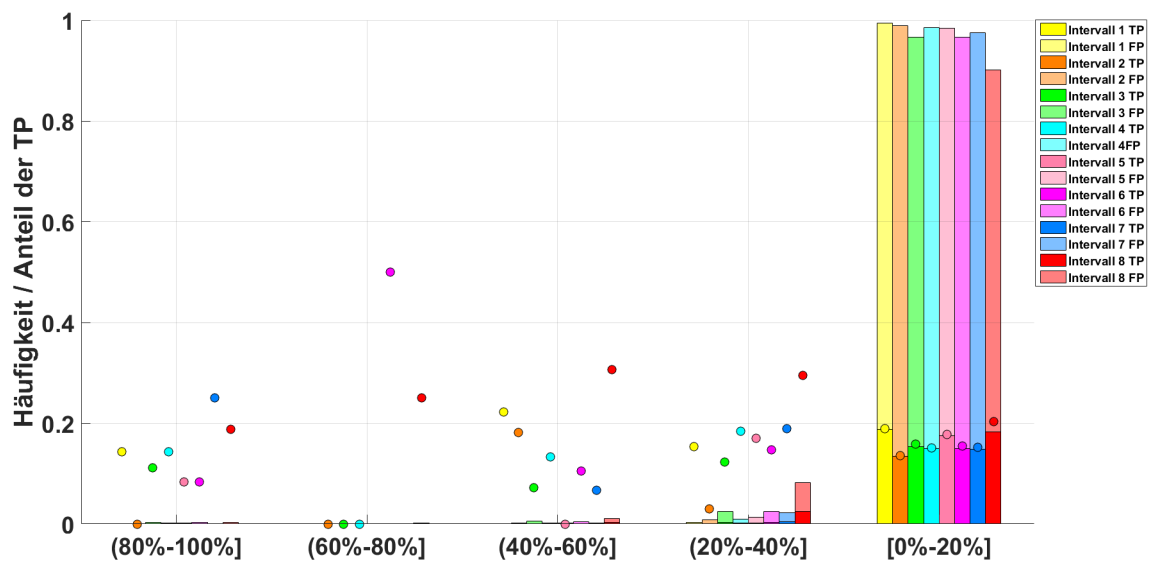


Abbildung 98: Verteilung der modifizierten Konfidenzen auf verschiedene Intervalle im Flop

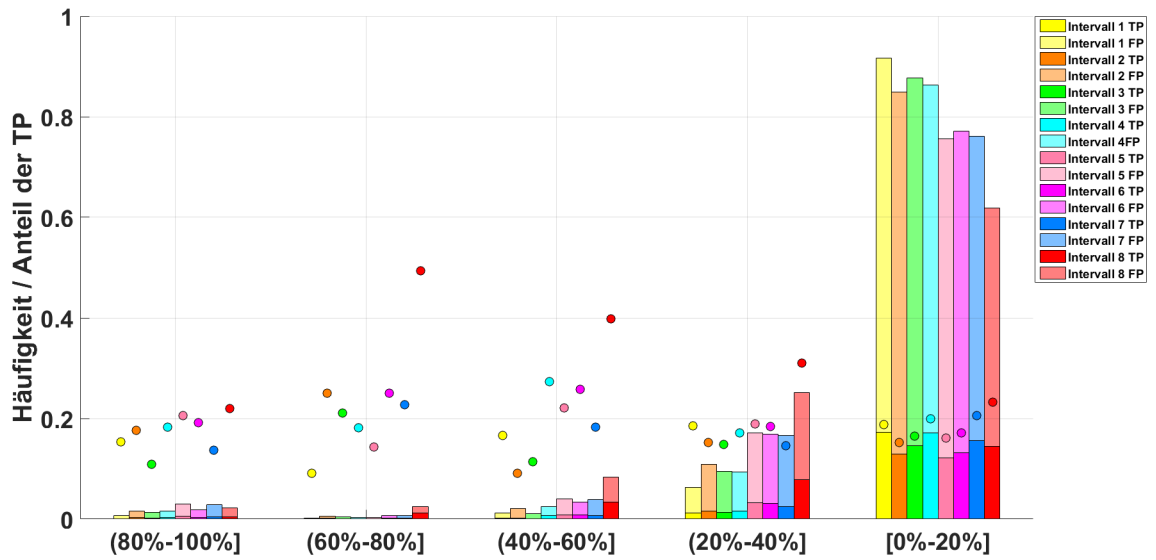


Abbildung 99: Verteilung der modifizierten Konfidenzen auf verschiedene Intervalle im Turn

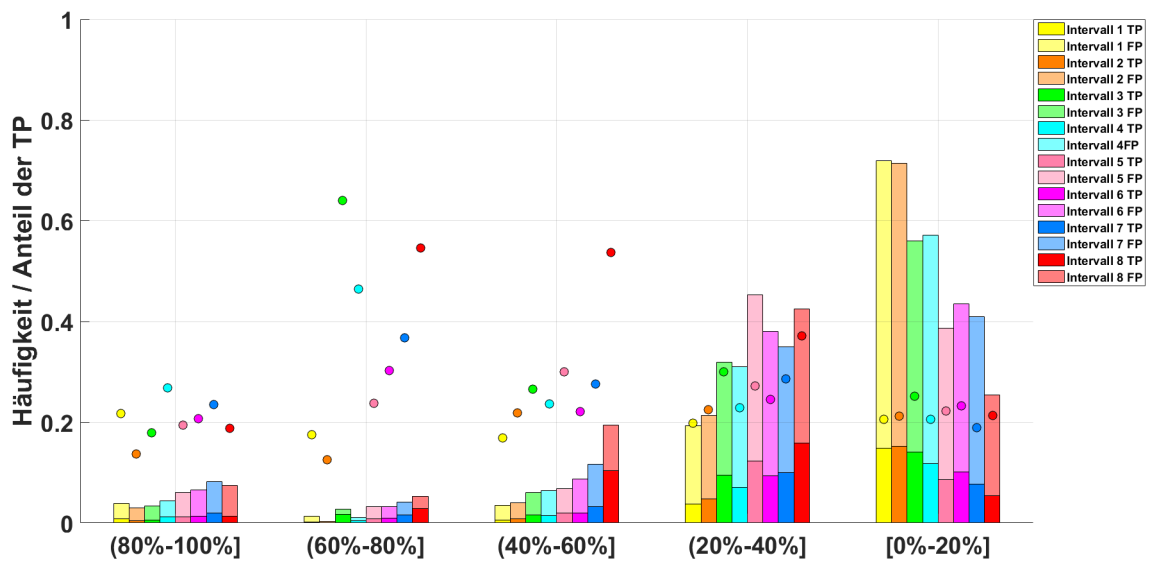


Abbildung 100: Verteilung der modifizierten Konfidenzen auf verschiedene Intervalle im River

A.2.8 TP-FP Graphen mit modifizierten Konfidenzen

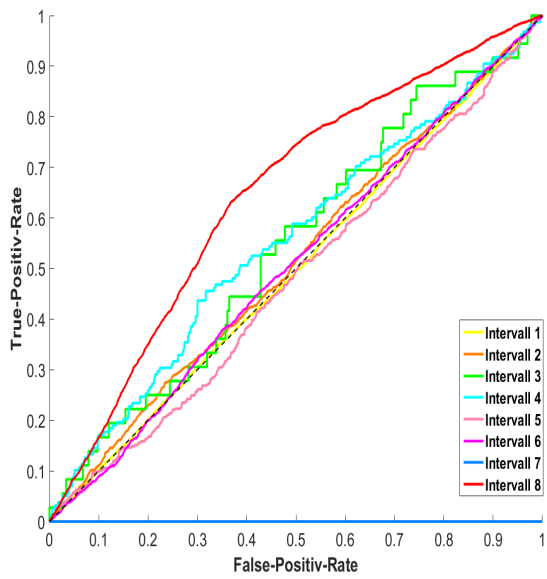


Abbildung 101: TP-FP Graph im Preflop mit modifizierten Konfidenzen

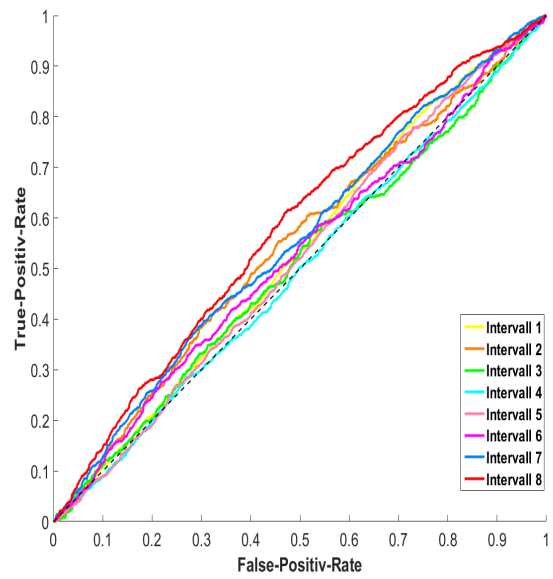


Abbildung 102: TP-FP Graph im Flop mit modifizierten Konfidenzen

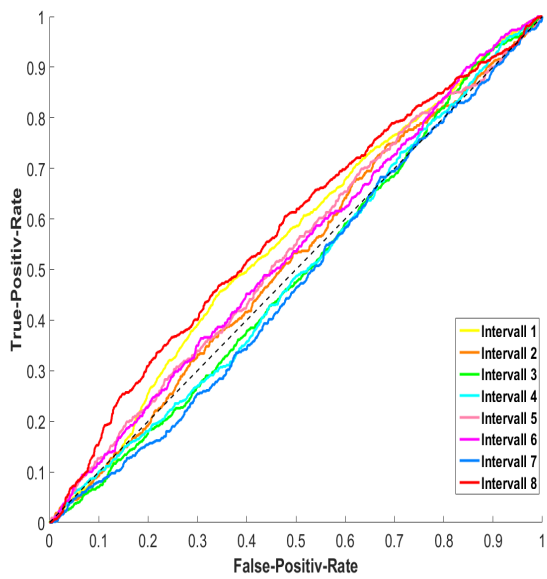


Abbildung 103: TP-FP Graph im Turn mit modifizierten Konfidenzen

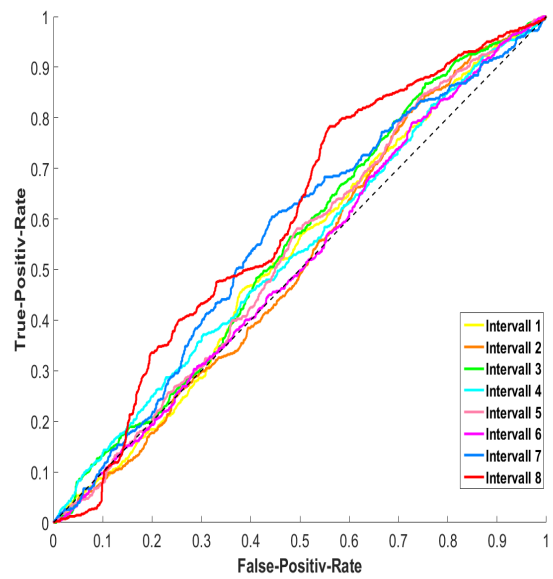


Abbildung 104: TP-FP Graph im River mit modifizierten Konfidenzen

A.2.9 Flächen unterhalb der TP-FP Graphen

Setzrunde	Klasse 1	Klasse 2	Klasse 3	Klasse 4	Klasse 5	Klasse 6	Klasse 7	Klasse 8
Preflop								
normale Konfidenzen	49.79	51.51	54.49	44.95	48.07	50.29	0	64.65
modifizierte Konfidenzen	49.79	51.51	54.49	55.45	48.07	50.65	0	64.62
Unterschied	0	0	0	+10.5	0	+0.36	0	-0.03
Flop								
normale Konfidenzen	52.64	54.31	52.12	50.14	49.37	53.74	55.17	58.34
modifizierte Konfidenzen	52.83	54.43	50.53	49.35	51.8	52.39	55.22	58.09
Unterschied	+0.19	+0.12	-1.59	-0.75	+2.43	-1.35	+0.05	-0.25
Turn								
normale Konfidenzen	52.44	50.67	45.54	47.4	53.14	52.04	47.55	57.23
modifizierte Konfidenzen	55.43	51.77	48.98	49.13	53.32	53.22	47.48	57.71
Unterschied	+2.99	+1.1	+3.44	+1.73	+0.18	+1.18	-0.07	+0.48
River								
normale Konfidenzen	49.14	47.77	52.39	52.18	48.2	49.8	56.87	59.47
modifizierte Konfidenzen	52.85	51.56	54.98	53.7	53.66	51.36	56.56	59.69
Unterschied	+3.71	+3.79	+2.59	+1.52	+5.46	+1.56	-0.31	+0.22

Tabelle 22: Fläche unterhalb der Graphen

A.3 HandRanges Nyx

A.3.1 Instanzenverteilung in den Testdaten

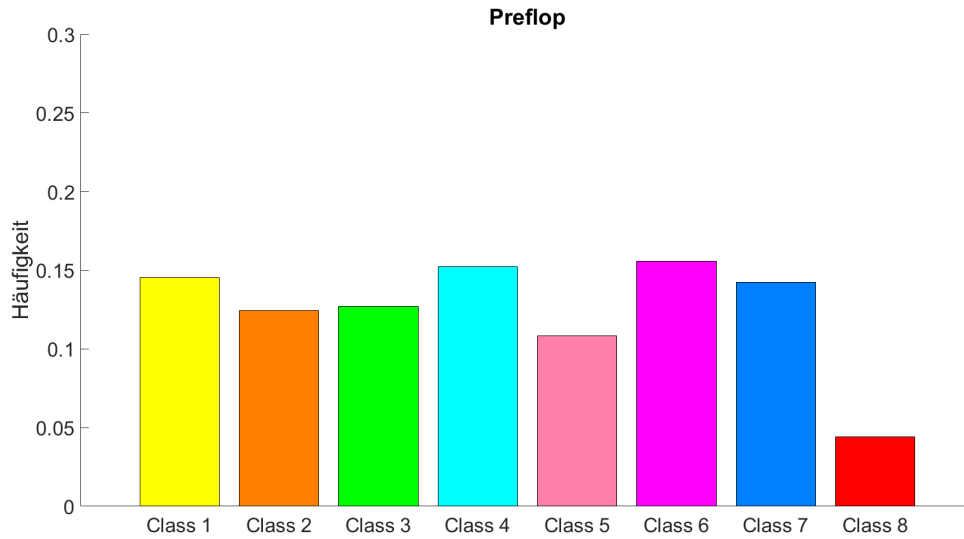


Abbildung 105: Verteilung der Testdaten im Preflop beim Zielattribut HandRanges

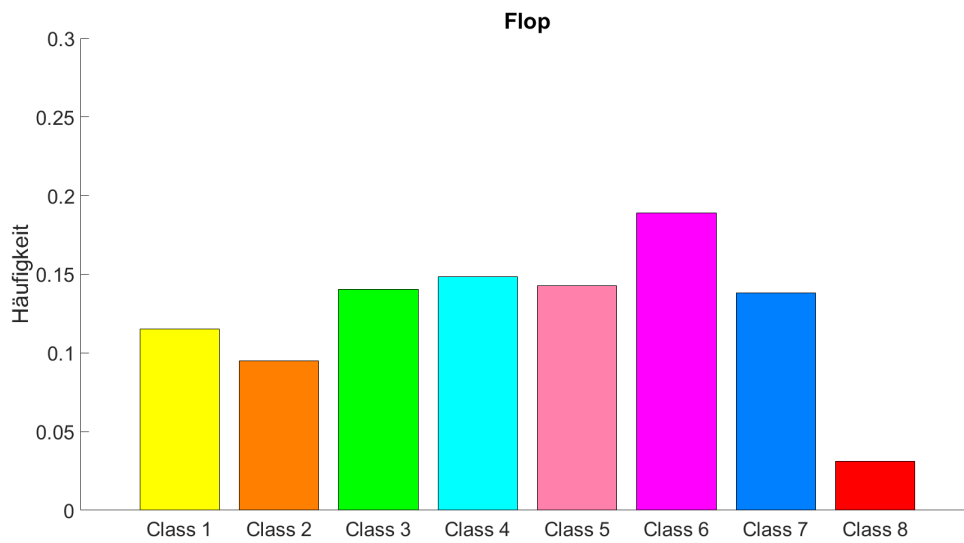


Abbildung 106: Verteilung der Testdaten im Flop beim Zielattribut HandRanges

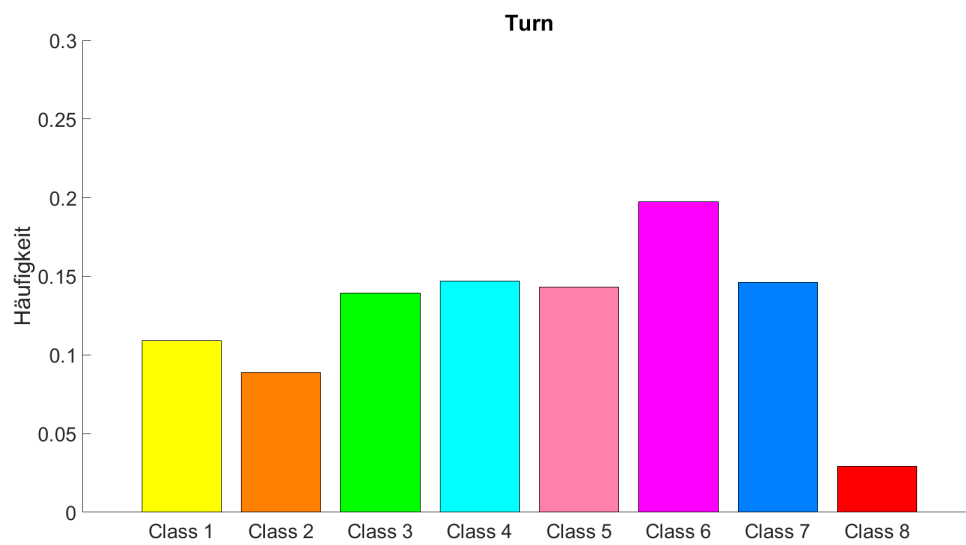


Abbildung 107: Verteilung der Testdaten im Turn beim Zielattribut HandRanges

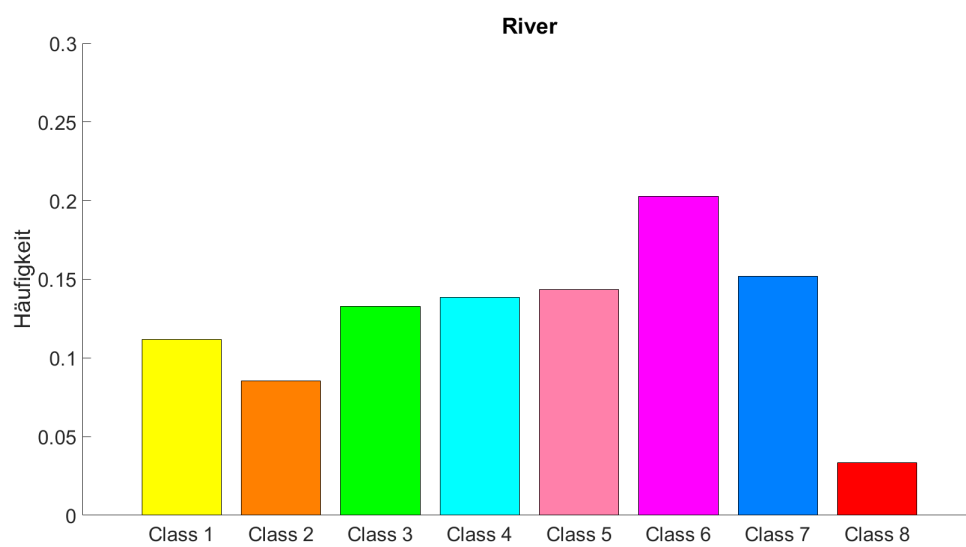


Abbildung 108: Verteilung der Testdaten im River beim Zielattribut HandRanges

A.3.2 Konfusionsmatrizen

class 1	class 2	class 3	class 4	class 5	class 6	class 7	class 8	<- klassifiziert als
4562	767	4	392	0	2219	684	0	class 1
3711	1264	5	356	0	2128	422	0	class 2
3249	737	12	432	0	2626	1201	0	class 3
4111	1115	11	545	0	3164	786	0	class 4
2774	638	6	333	0	2351	1175	0	class 5
4073	850	11	547	0	3410	1430	2	class 6
3064	486	10	528	0	2658	2314	5	class 7
836	92	5	139	0	694	976	14	class 8

Tabelle 23: Konfusionsmatrix im Preflop beim Zielattribut HandRanges

class 1	class 2	class 3	class 4	class 5	class 6	class 7	class 8	<- klassifiziert als
303	748	216	786	81	2197	491	1	class 1
312	1095	167	681	47	1857	208	1	class 2
172	671	312	938	129	3249	771	2	class 3
279	1011	341	1270	103	3724	398	1	class 4
154	622	257	791	114	2996	797	0	class 5
237	701	311	1141	154	4461	976	2	class 6
79	367	240	641	103	2931	1531	2	class 7
12	59	66	144	31	582	522	0	class 8

Tabelle 24: Konfusionsmatrix im Flop beim Zielattribut HandRanges

class 1	class 2	class 3	class 4	class 5	class 6	class 7	class 8	<- klassifiziert als
233	291	345	654	250	968	319	17	class 1
231	430	235	655	191	846	190	6	class 2
229	274	487	764	376	1345	497	40	class 3
288	399	462	941	320	1634	381	13	class 4
209	276	431	624	369	1473	541	34	class 5
276	347	544	899	481	2331	681	42	class 6
171	187	427	635	391	1463	914	69	class 7
32	42	91	164	85	227	280	51	class 8

Tabelle 25: Konfusionsmatrix im Turn beim Zielattribut HandRanges

class 1	class 2	class 3	class 4	class 5	class 6	class 7	class 8	<- klassifiziert als
220	224	324	325	209	612	243	22	class 1
186	331	315	391	169	467	134	12	class 2
245	242	481	479	336	709	373	46	class 3
278	313	464	548	338	894	289	23	class 4
203	224	397	400	351	804	354	26	class 5
335	301	500	588	449	1421	543	36	class 6
203	184	382	360	321	906	604	64	class 7
35	42	105	80	92	150	171	40	class 8

Tabelle 26: Konfusionsmatrix im River beim Zielattribut HandRanges

A.3.3 Abbildungen zu den Konfusionsmatrizen

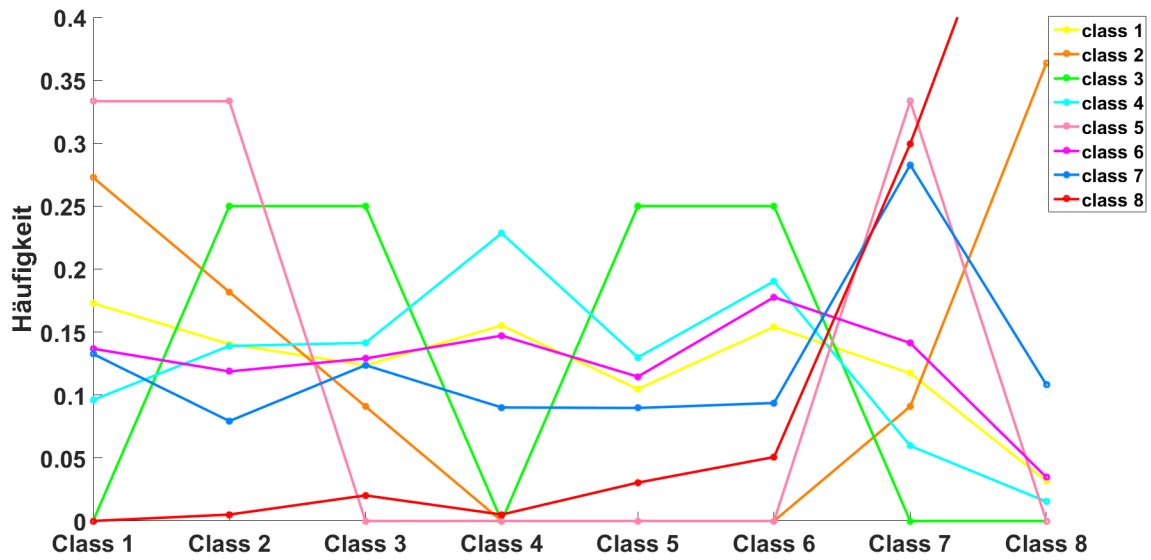


Abbildung 109: Grafische Darstellung der Konfusionsmatrix im Preflop beim Zielattribut HandRanges

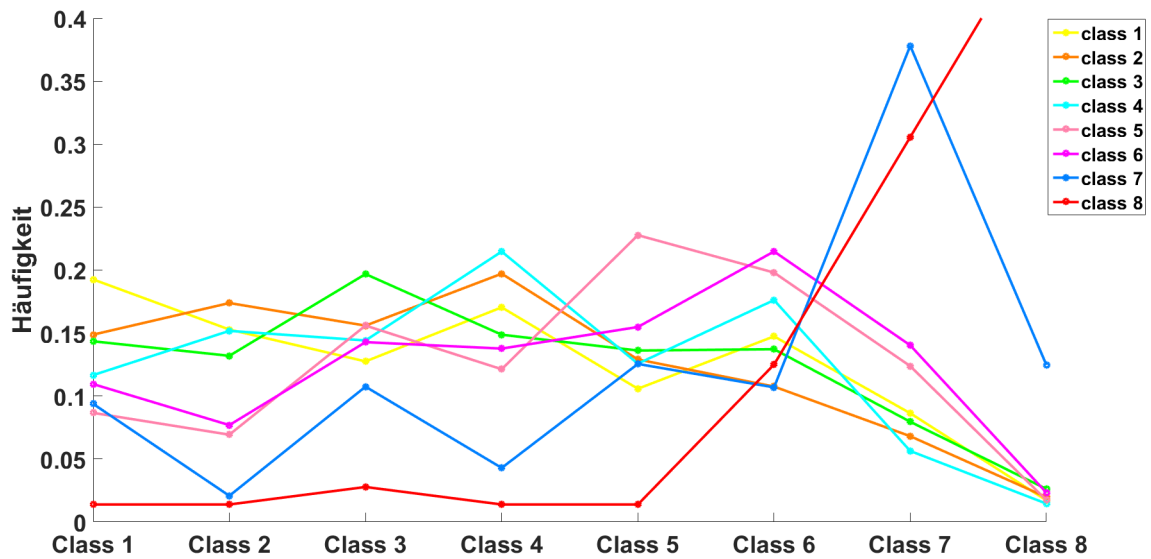


Abbildung 110: Grafische Darstellung der Konfusionsmatrix im Flop beim Zielattribut HandRanges

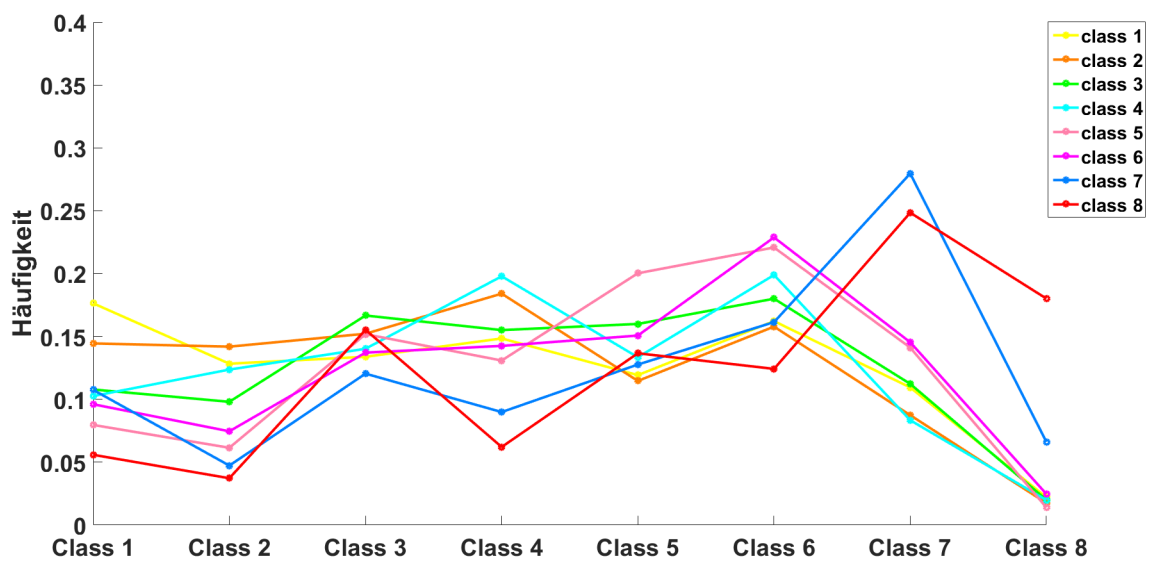


Abbildung 111: Grafische Darstellung der Konfusionsmatrix im Turn beim Zielattribut HandRanges

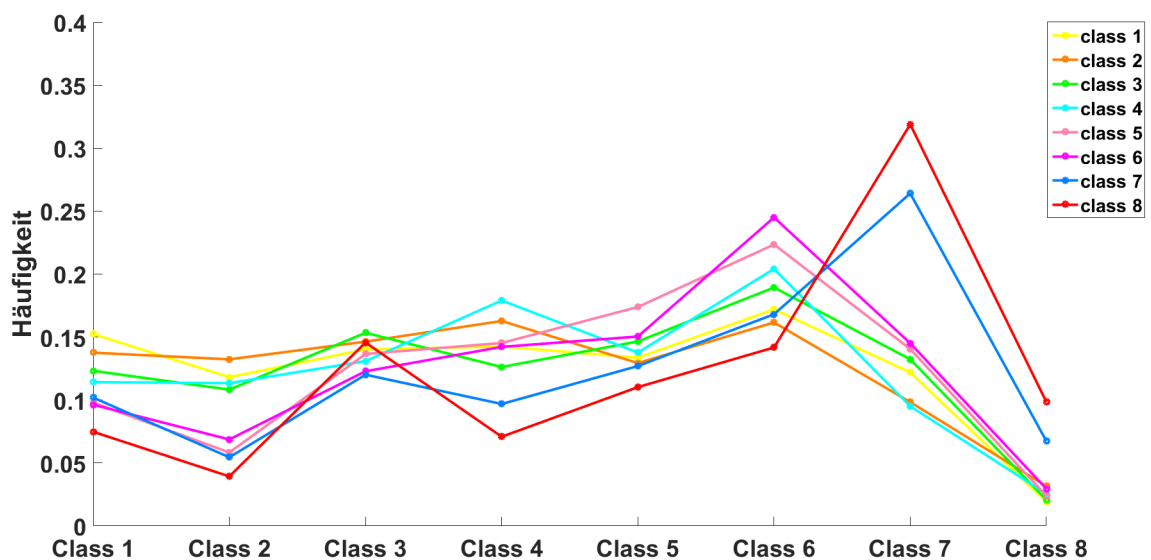


Abbildung 112: Grafische Darstellung der Konfusionsmatrix im Preflop beim Zielattribut River

A.3.4 Häufigkeiten der einzelnen Vorhersagen

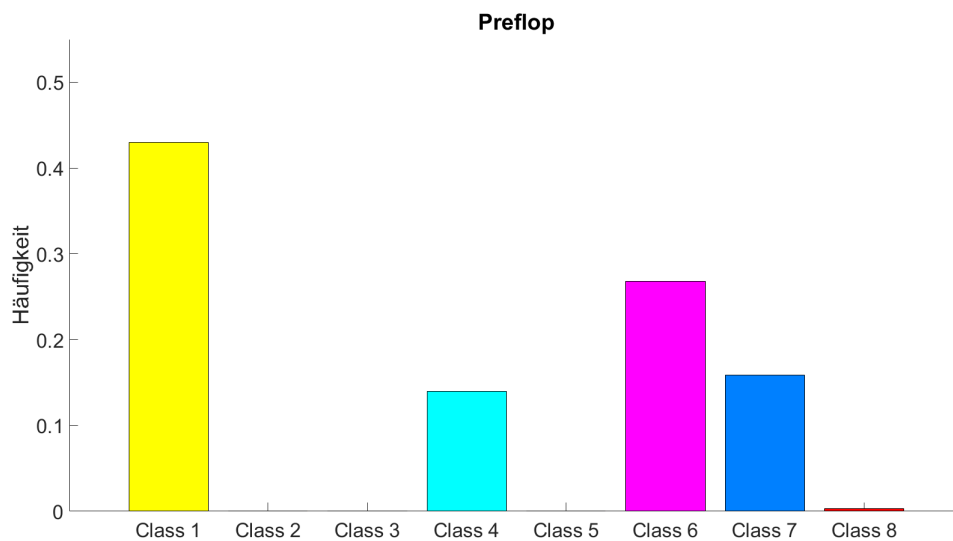


Abbildung 113: Verteilung der Vorhersagen im Preflop beim Zielattribut HandRanges

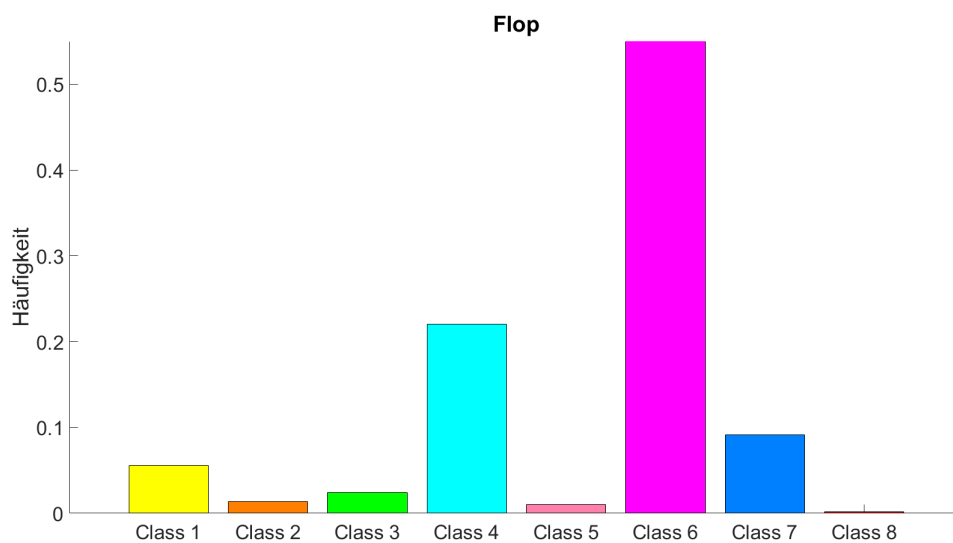


Abbildung 114: Verteilung der Vorhersagen im Flop beim Zielattribut HandRanges

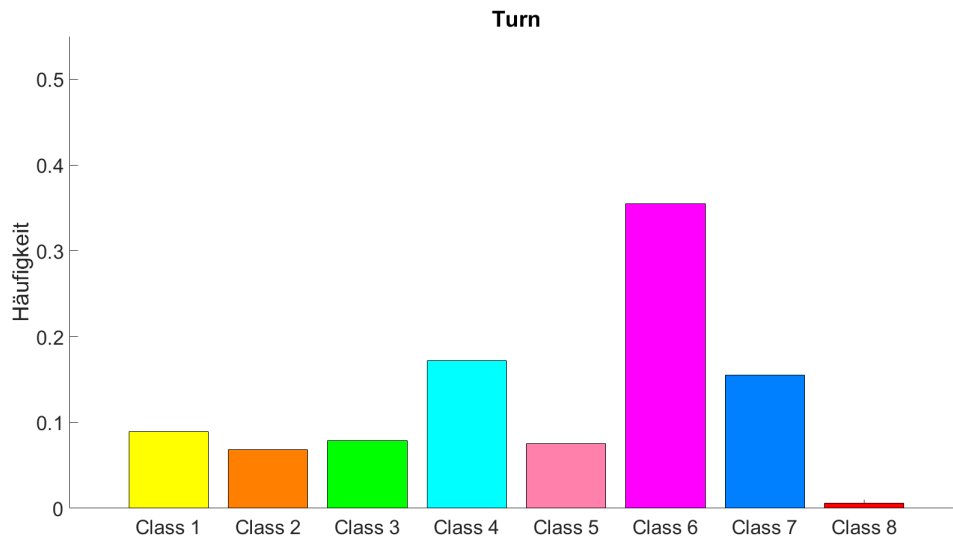


Abbildung 115: Verteilung der Vorhersagen im Turn beim Zielattribut HandRanges

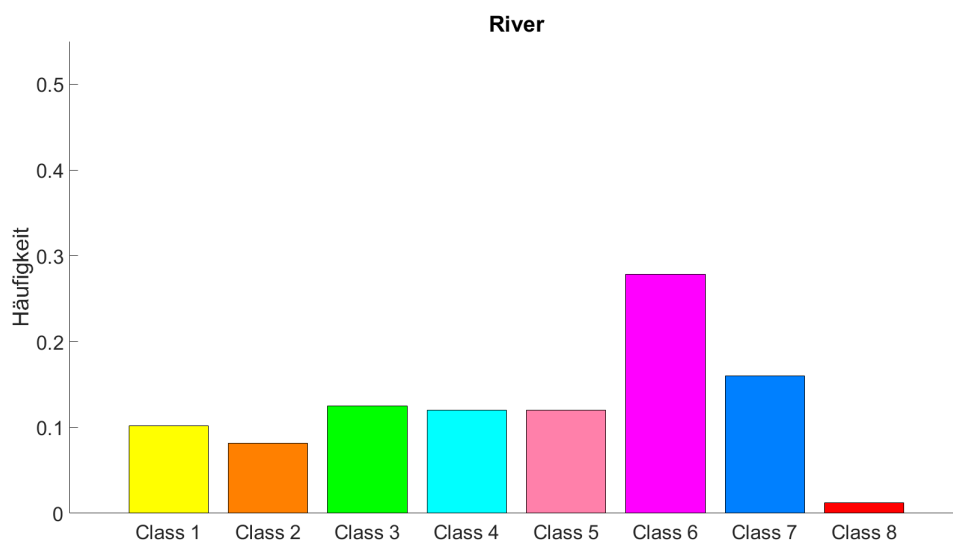


Abbildung 116: Verteilung der Vorhersagen im River beim Zielattribut HandRanges

A.3.5 Konfidenzverteilung der True Positives & False Positives

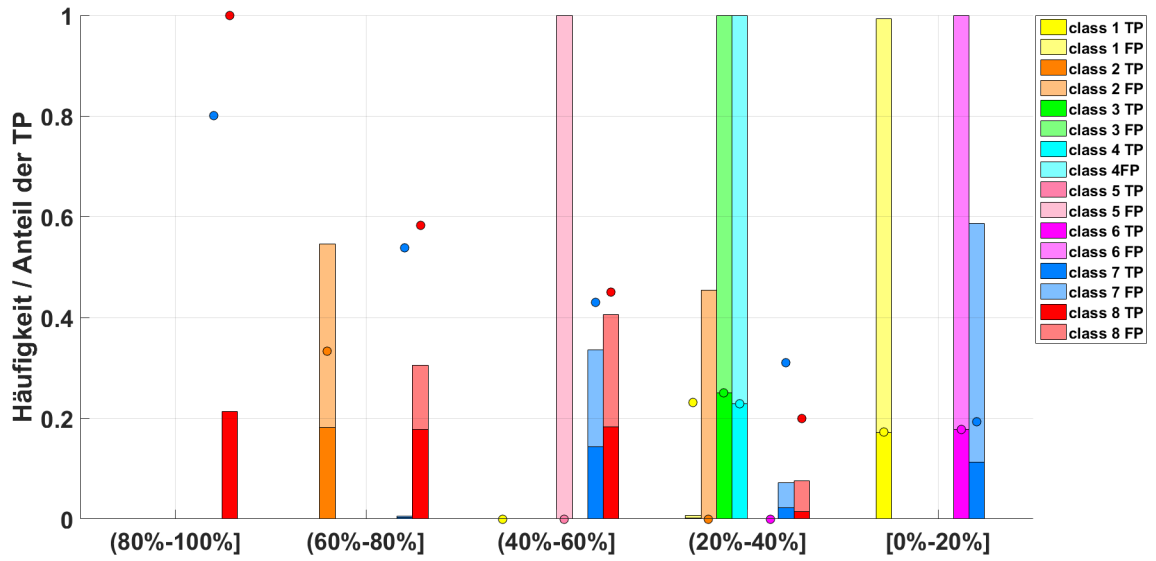


Abbildung 117: Verteilung der normalen Konfidenzen auf verschiedene Intervalle im Preflop

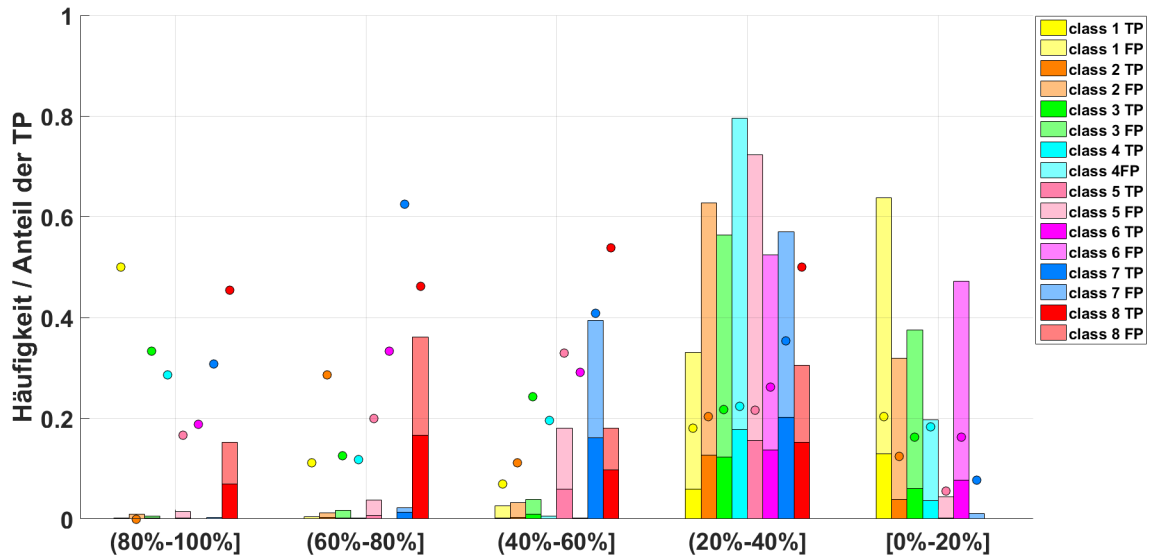


Abbildung 118: Verteilung der normalen Konfidenzen auf verschiedene Intervalle im Flop

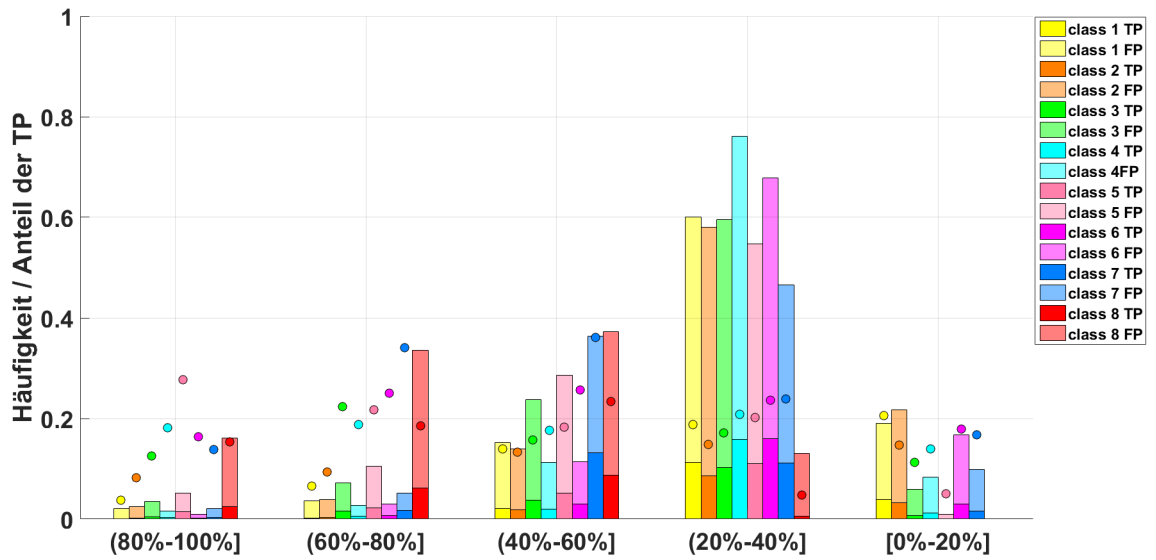


Abbildung 119: Verteilung der normalen Konfidenzen auf verschiedene Intervalle im Turn

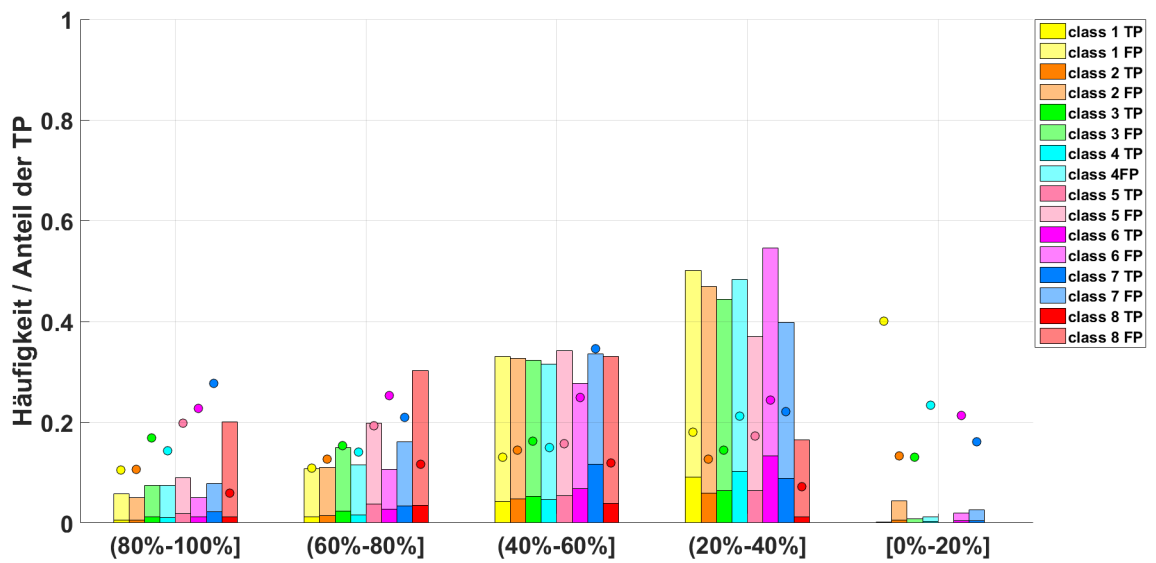


Abbildung 120: Verteilung der normalen Konfidenzen auf verschiedene Intervalle im River

A.3.6 TP-FP Graphen mit normalen Konfidenzen

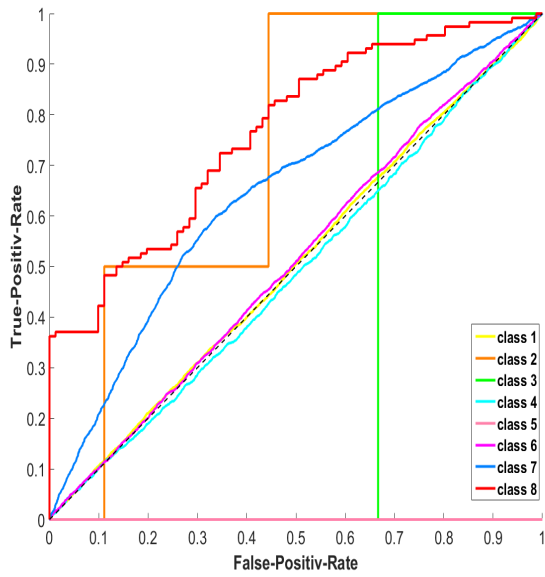


Abbildung 121: TP-FP Graph im Preflop mit normalen Konfidenzen

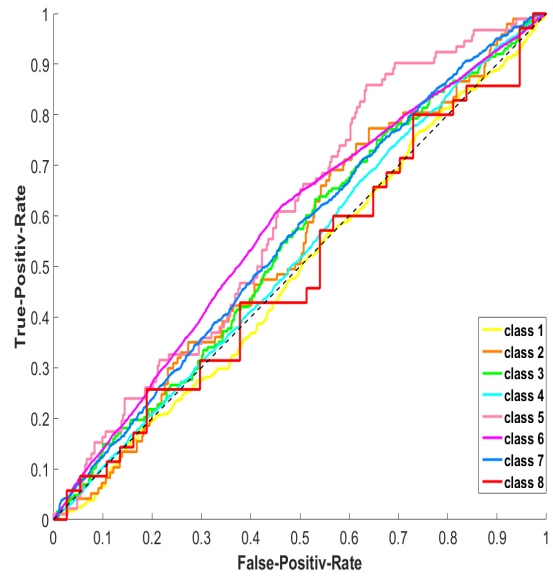


Abbildung 122: TP-FP Graph im Flop mit normalen Konfidenzen

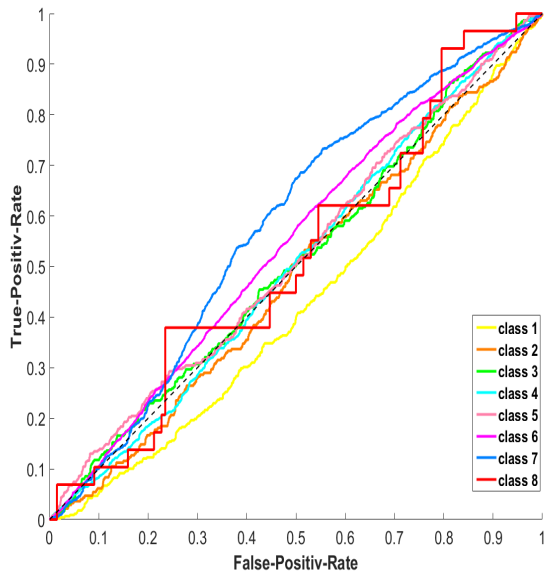


Abbildung 123: TP-FP Graph im Turn mit normalen Konfidenzen

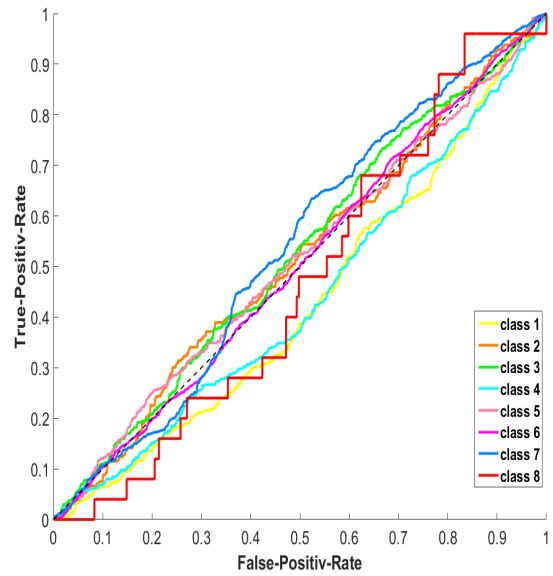


Abbildung 124: TP-FP Graph im River mit normalen Konfidenzen

A.3.7 Konfidenzverteilung der TP& FP mit modifizierten Konfidenzen

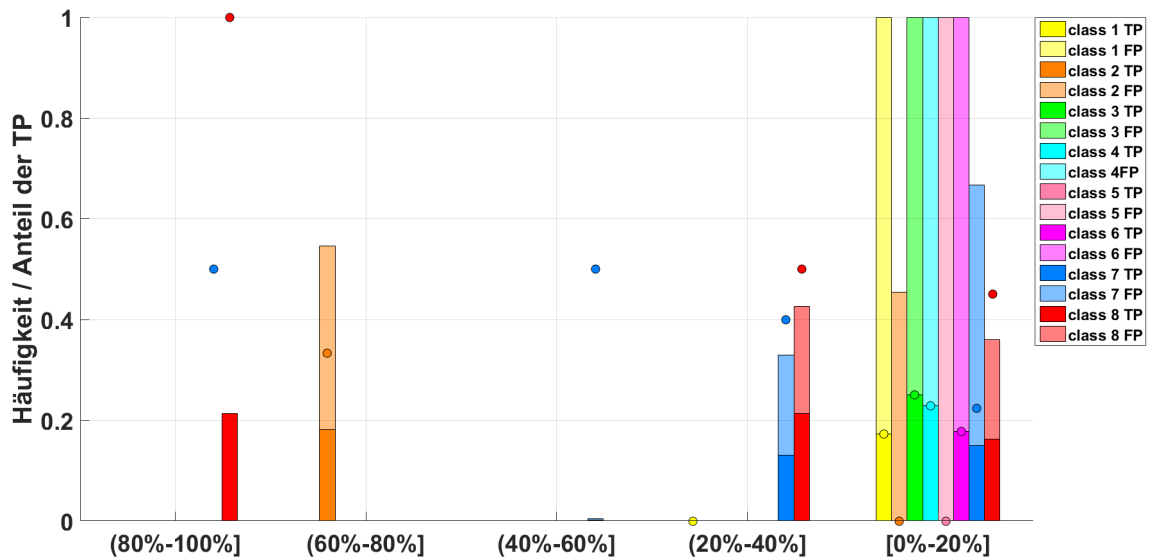


Abbildung 125: Verteilung der modifizierten Konfidenzen auf verschiedene Intervalle im Preflop

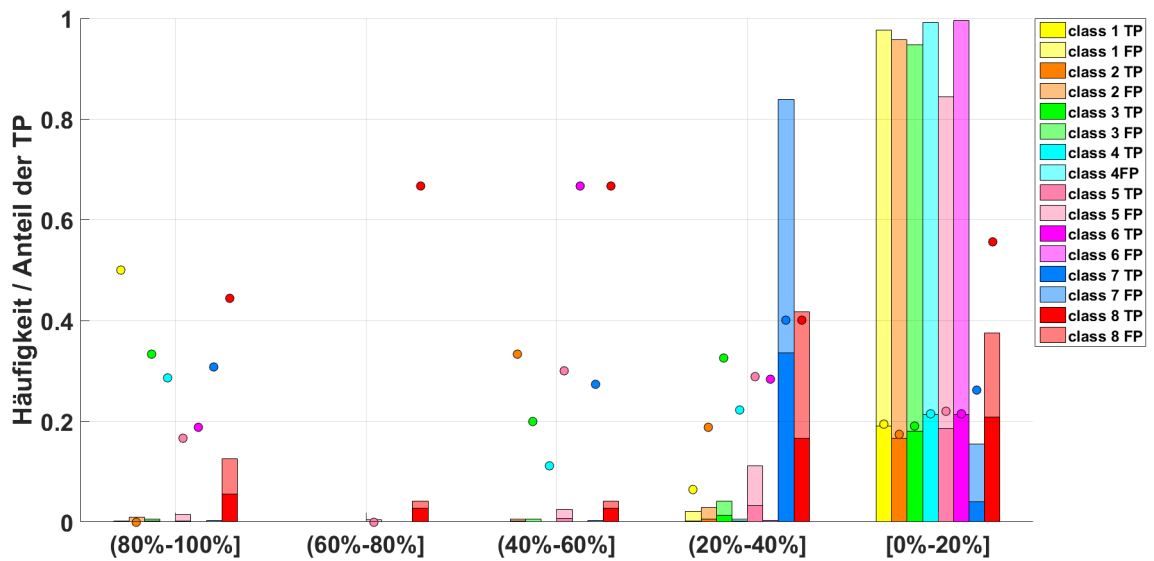


Abbildung 126: Verteilung der modifizierten Konfidenzen auf verschiedene Intervalle im Flop

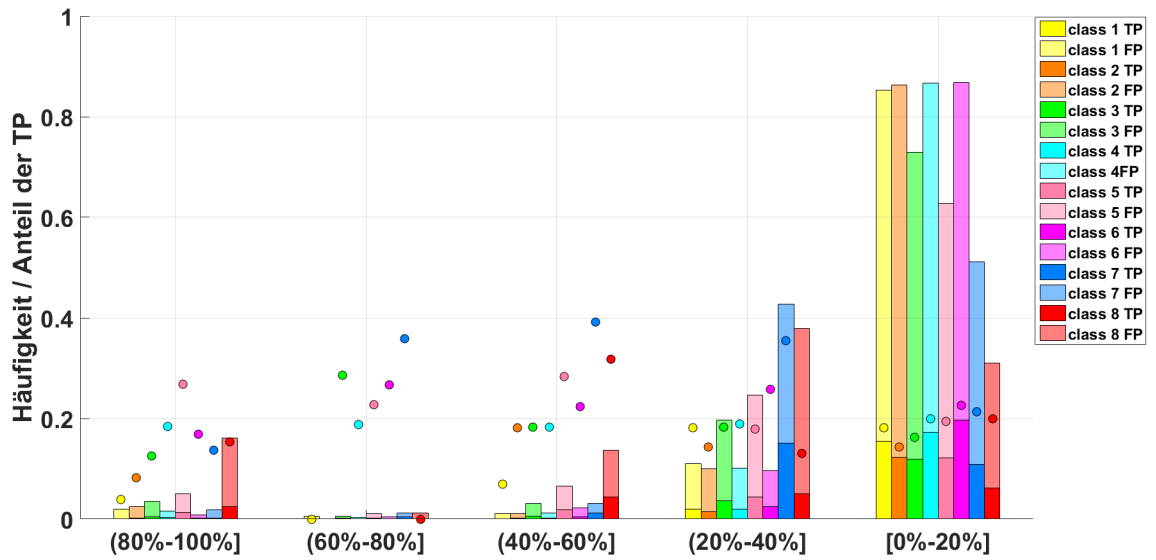


Abbildung 127: Verteilung der modifizierten Konfidenzen auf verschiedene Intervalle im Turn

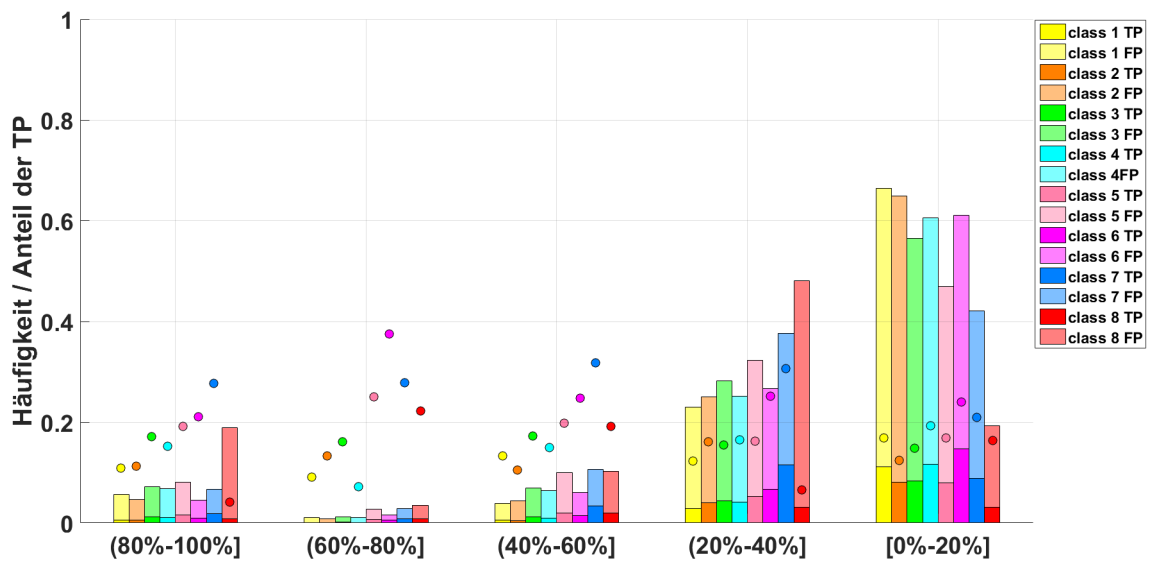


Abbildung 128: Verteilung der modifizierten Konfidenzen auf verschiedene Intervalle im River

A.3.8 TP-FP Graphen mit modifizierten Konfidenzen

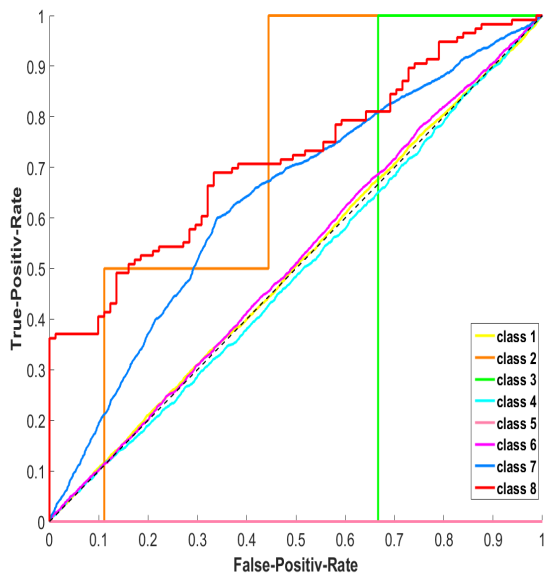


Abbildung 129: TP-FP Graph im Preflop mit modifizierten Konfidenzen

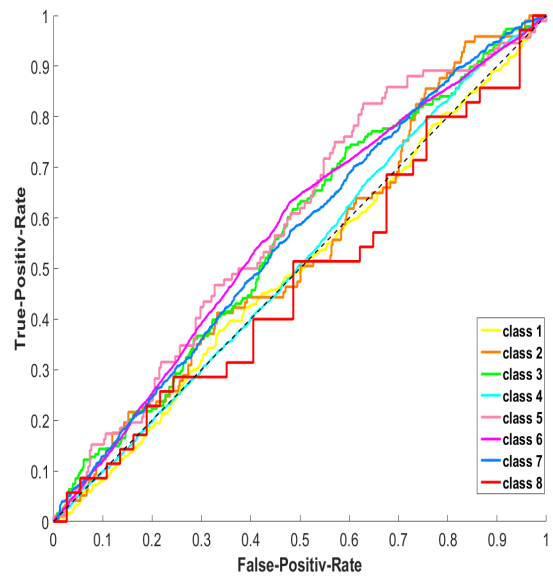


Abbildung 130: TP-FP Graph im Flop mit modifizierten Konfidenzen

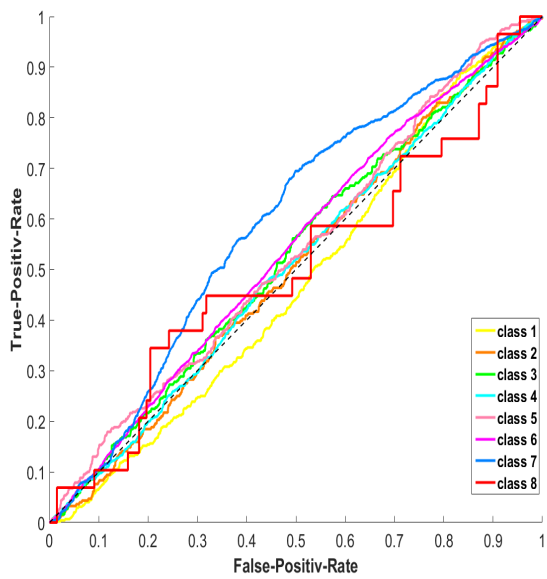


Abbildung 131: TP-FP Graph im Turn mit modifizierten Konfidenzen

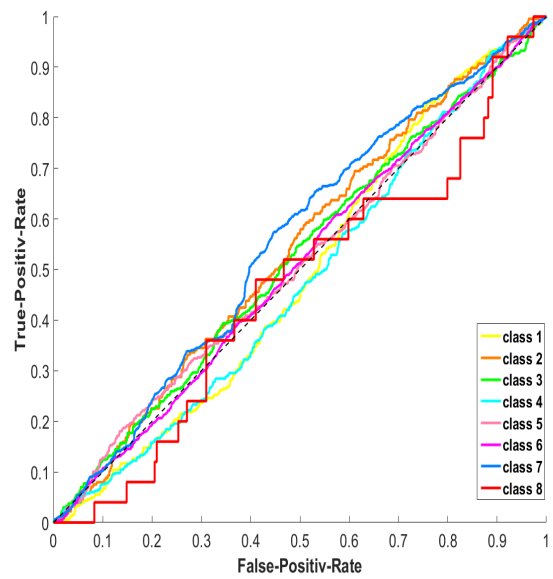


Abbildung 132: TP-FP Graph im River mit modifizierten Konfidenzen

A.3.9 Flächen unterhalb der TP-FP Graphen

Setzrunde	Klasse 1	Klasse 2	Klasse 3	Klasse 4	Klasse 5	Klasse 6	Klasse 7	Klasse 8
Preflop								
normale Konfidenzen	50.43	72.22	33.33	48.96	0	51.03	64.55	76.56
modifizierte Konfidenzen	50.43	72.22	33.33	48.99	0	51.05	63.57	71.78
Unterschied	0	0	0	+0.03	0	+0.02	-0.98	-4.78
Flop								
normale Konfidenzen	48.91	54.03	54.16	51.97	59.56	57.83	55.44	49.42
modifizierte Konfidenzen	49.8	52.94	56.37	51.27	58.87	57.16	55.96	47.72
Unterschied	+0.89	-1.09	+2.21	-0.7	-0.69	-0.67	+0.52	-1.7
Turn								
normale Konfidenzen	42.98	48.02	51.05	50.48	51.99	54.44	58.28	51.72
modifizierte Konfidenzen	47.84	50.71	52.65	51.02	53.45	53.92	59.51	50.57
Unterschied	+4.86	+2.69	+1.6	+0.54	+1.46	-0.52	+1.23	-1.15
River								
normale Konfidenzen	43	51.36	52.53	43.89	51.21	50.37	53.64	46.66
modifizierte Konfidenzen	48.92	54	52.09	47.63	51.2	50.77	55.6	46.43
Unterschied	+5.92	+2.64	-0.44	+3.74	-0.01	+0.4	+1.96	-0.23

Tabelle 27: Fläche unterhalb der Graphen

A.4 All-In Equity Nyx

A.4.1 Instanzenverteilung in den Testdaten

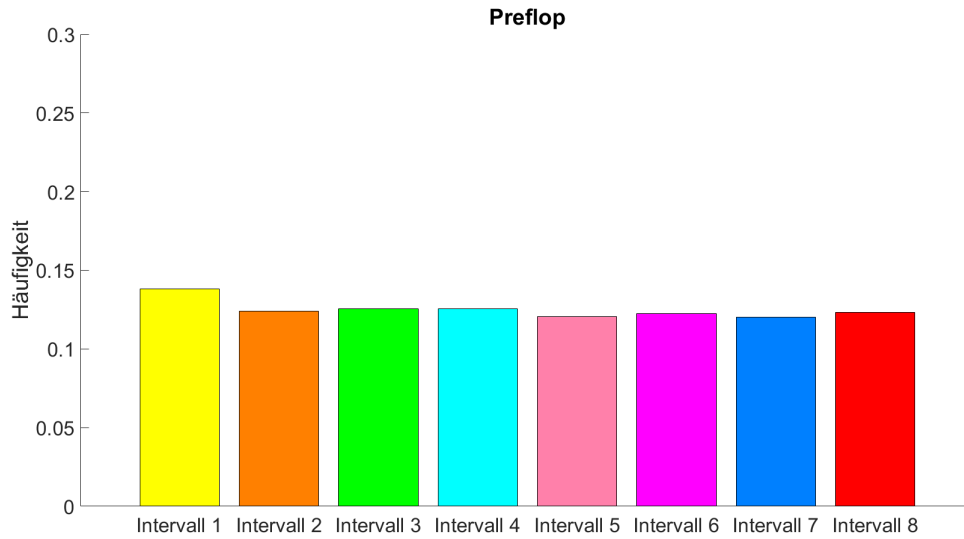


Abbildung 133: Verteilung der Testdaten im Preflop beim Zielattribut All-In Equity

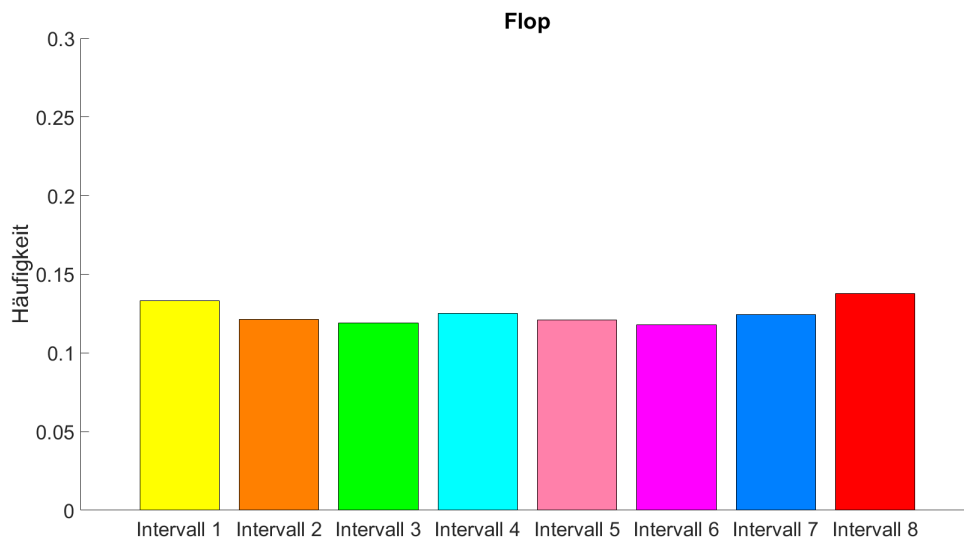


Abbildung 134: Verteilung der Testdaten im Flop beim Zielattribut All-In Equity

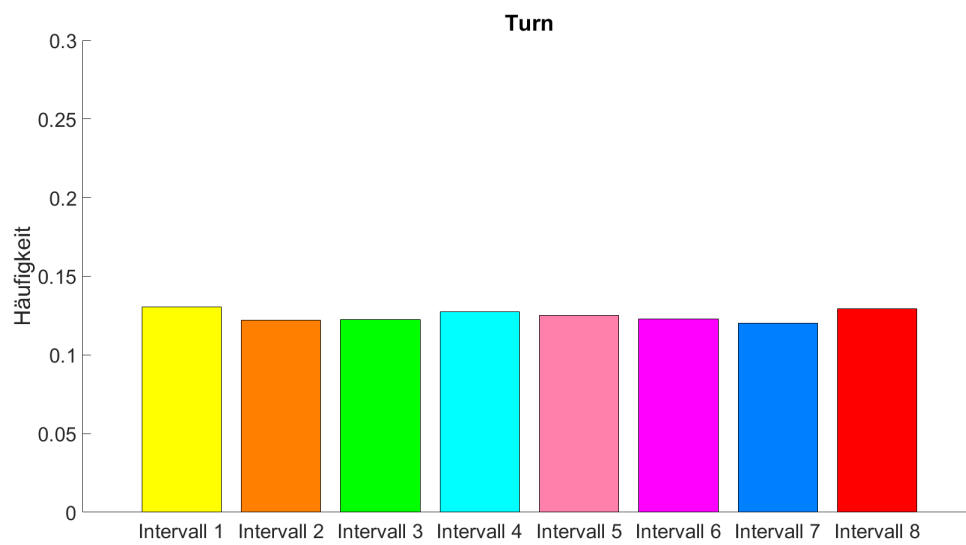


Abbildung 135: Verteilung der Testdaten im Turn beim Zielattribut All-In Equity

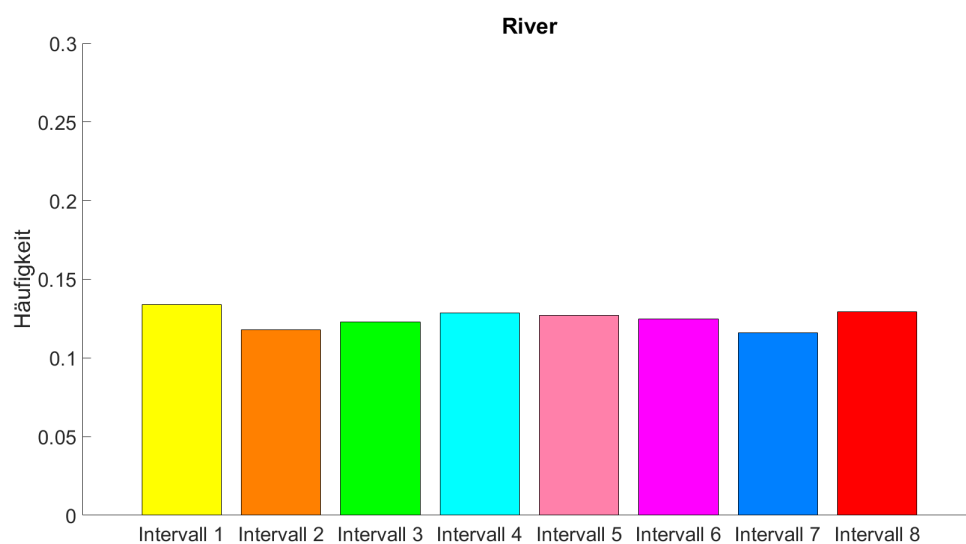


Abbildung 136: Verteilung der Testdaten im River beim Zielattribut All-In Equity

A.4.2 Konfusionsmatrizen

class 1	class 2	class 3	class 4	class 5	class 6	class 7	class 8	<- klassifiziert als
4562	767	4	392	0	2219	684	0	class 1
3711	1264	5	356	0	2128	422	0	class 2
3249	737	12	432	0	2626	1201	0	class 3
4111	1115	11	545	0	3164	786	0	class 4
2774	638	6	333	0	2351	1175	0	class 5
4073	850	11	547	0	3410	1430	2	class 6
3064	486	10	528	0	2658	2314	5	class 7
836	92	5	139	0	694	976	14	class 8

Tabelle 28: Konfusionsmatrix im Preflop beim Zielattribut All-In Equity

class 1	class 2	class 3	class 4	class 5	class 6	class 7	class 8	<- klassifiziert als
303	748	216	786	81	2197	491	1	class 1
312	1095	167	681	47	1857	208	1	class 2
172	671	312	938	129	3249	771	2	class 3
279	1011	341	1270	103	3724	398	1	class 4
154	622	257	791	114	2996	797	0	class 5
237	701	311	1141	154	4461	976	2	class 6
79	367	240	641	103	2931	1531	2	class 7
12	59	66	144	31	582	522	0	class 8

Tabelle 29: Konfusionsmatrix im Flop beim Zielattribut All-In Equity

class 1	class 2	class 3	class 4	class 5	class 6	class 7	class 8	<- klassifiziert als
233	291	345	654	250	968	319	17	class 1
231	430	235	655	191	846	190	6	class 2
229	274	487	764	376	1345	497	40	class 3
288	399	462	941	320	1634	381	13	class 4
209	276	431	624	369	1473	541	34	class 5
276	347	544	899	481	2331	681	42	class 6
171	187	427	635	391	1463	914	69	class 7
32	42	91	164	85	227	280	51	class 8

Tabelle 30: Konfusionsmatrix im Turn beim Zielattribut All-In Equity

class 1	class 2	class 3	class 4	class 5	class 6	class 7	class 8	<- klassifiziert als
220	224	324	325	209	612	243	22	class 1
186	331	315	391	169	467	134	12	class 2
245	242	481	479	336	709	373	46	class 3
278	313	464	548	338	894	289	23	class 4
203	224	397	400	351	804	354	26	class 5
335	301	500	588	449	1421	543	36	class 6
203	184	382	360	321	906	604	64	class 7
35	42	105	80	92	150	171	40	class 8

Tabelle 31: Konfusionsmatrix im River beim Zielattribut All-In Equity

A.4.3 Abbildungen zu den Konfusionsmatrizen

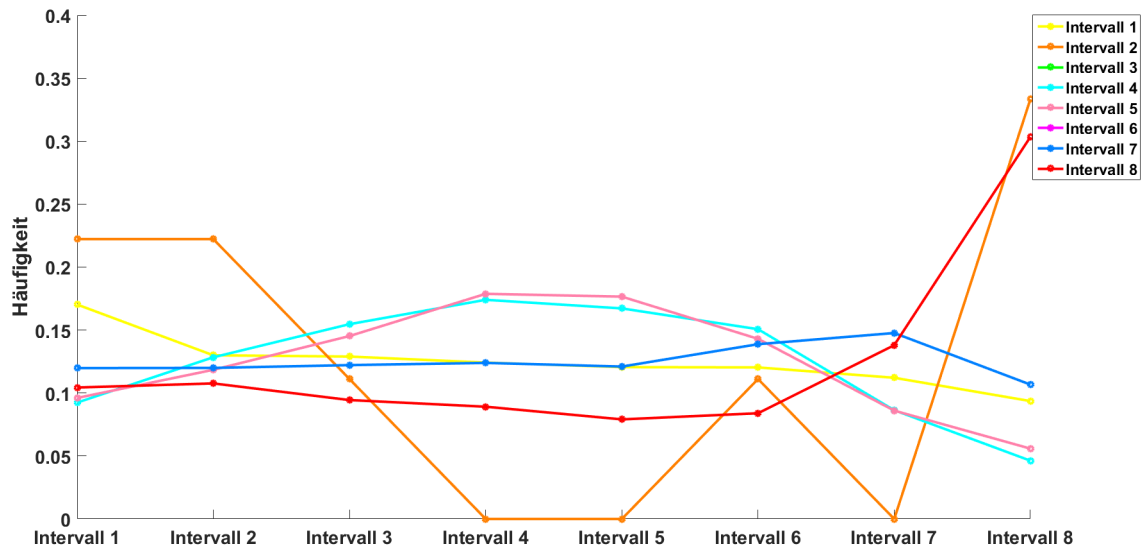


Abbildung 137: Grafische Darstellung der Konfusionsmatrix im Preflop beim Zielattribut All-In Equity

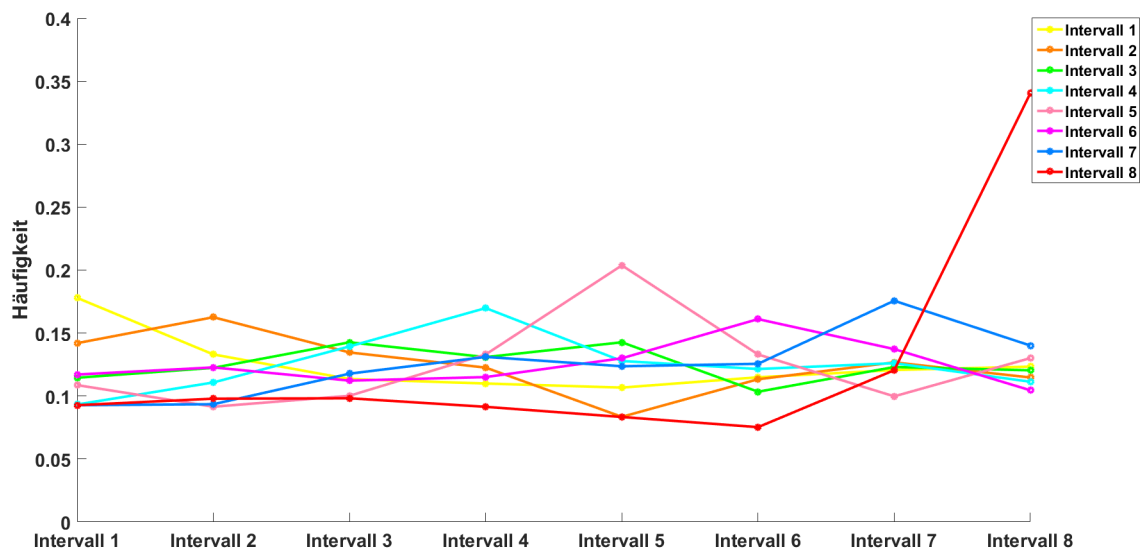


Abbildung 138: Grafische Darstellung der Konfusionsmatrix im Flop beim Zielattribut All-In Equity

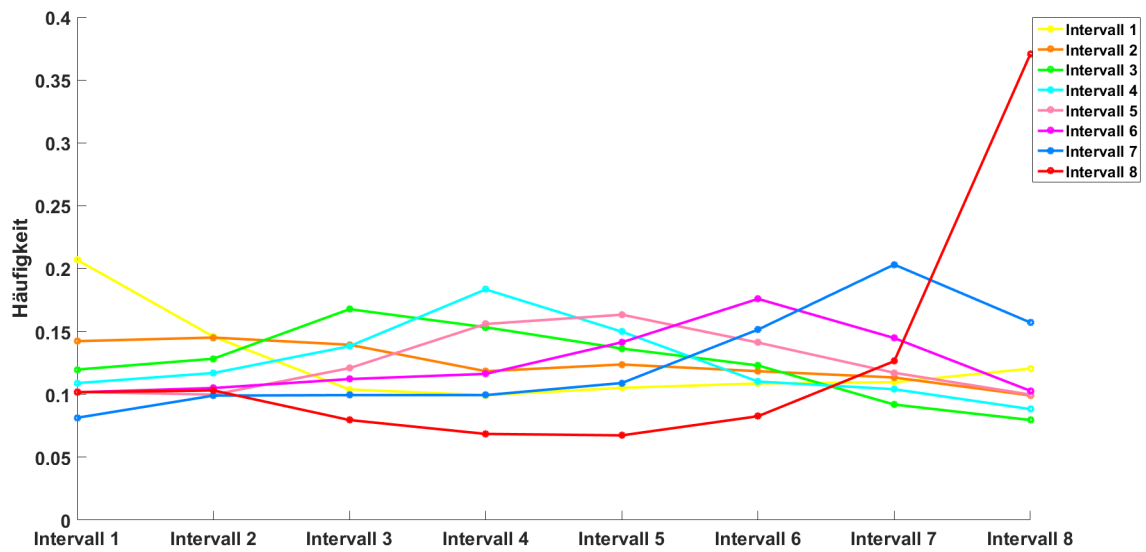


Abbildung 139: Grafische Darstellung der Konfusionsmatrix im Turn beim Zielattribut All-In Equity

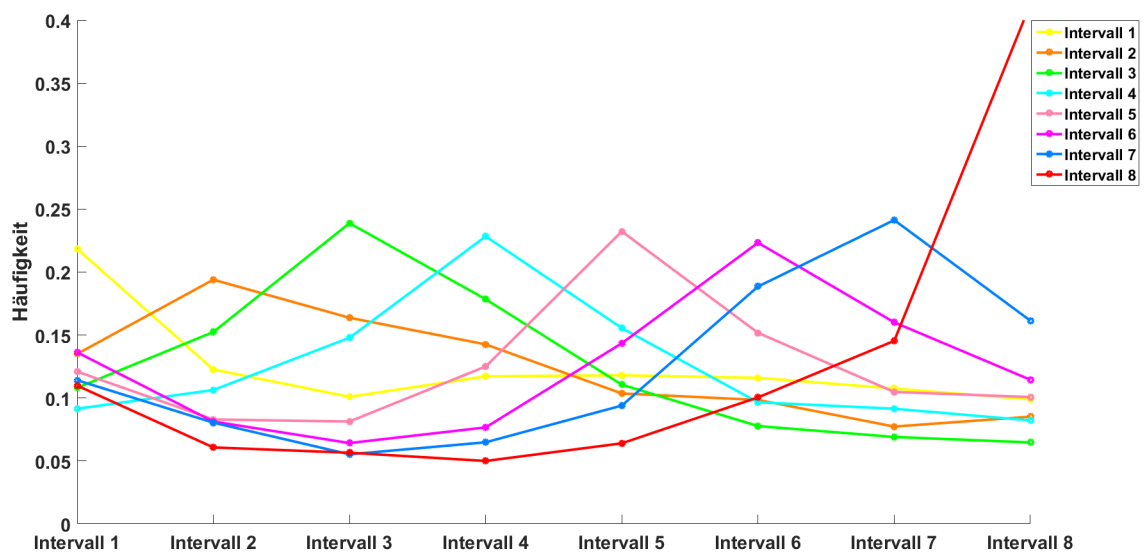


Abbildung 140: Grafische Darstellung der Konfusionsmatrix im Preflop beim Zielattribut All-In Equity

A.4.4 Häufigkeiten der einzelnen Vorhersagen

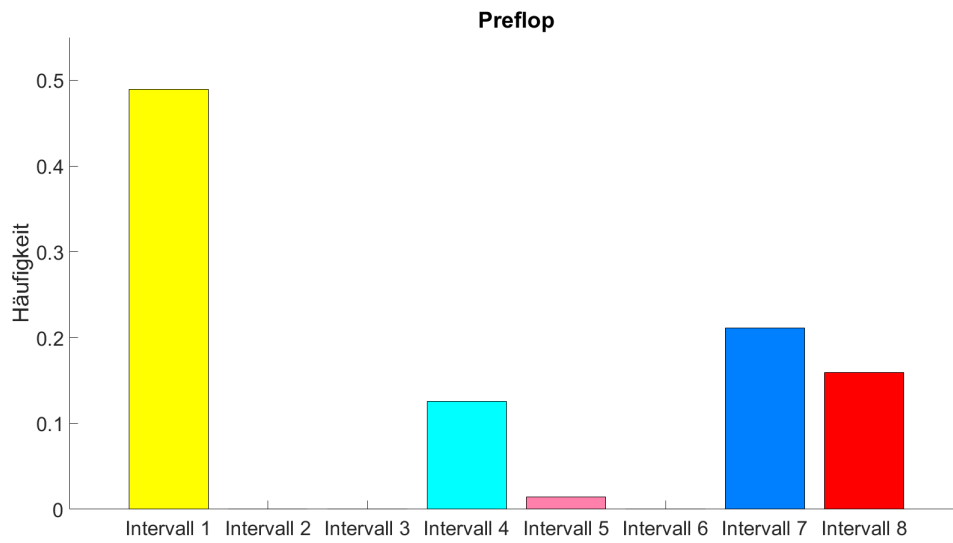


Abbildung 141: Verteilung der Vorhersagen im Preflop beim Zielattribut All-In Equity

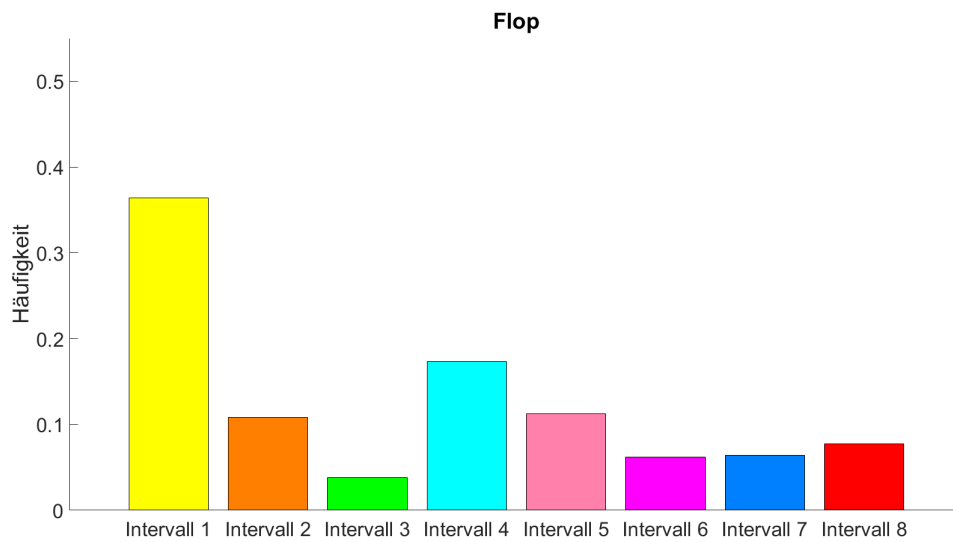


Abbildung 142: Verteilung der Vorhersagen im Flop beim Zielattribut All-In Equity

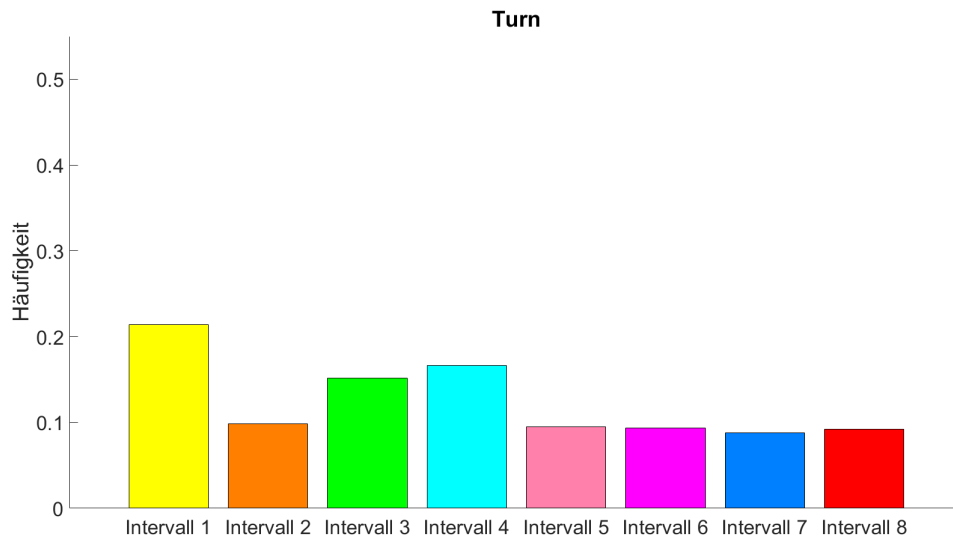


Abbildung 143: Verteilung der Vorhersagen im Turn beim Zielattribut All-In Equity

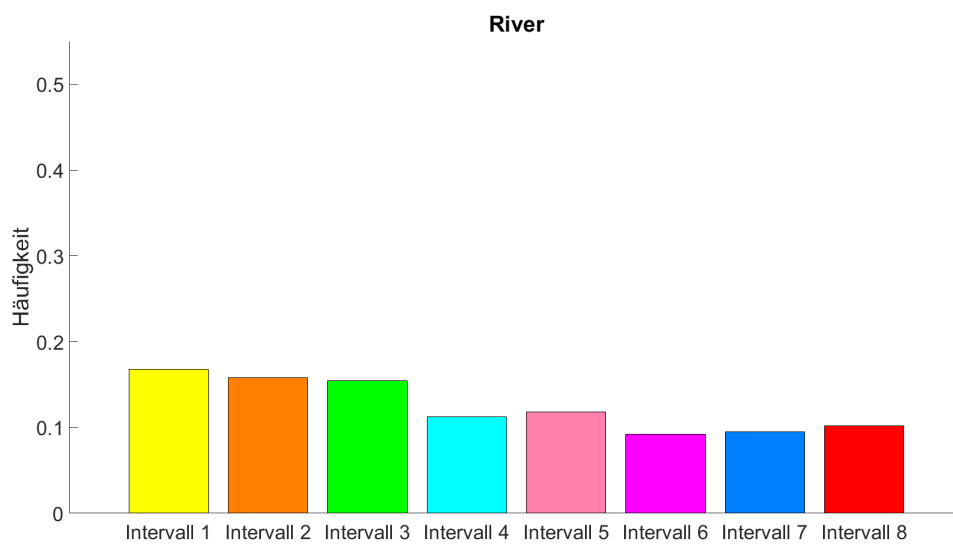


Abbildung 144: Verteilung der Vorhersagen im River beim Zielattribut All-In Equity

A.4.5 Konfidenzverteilung der True Positives & False Positives

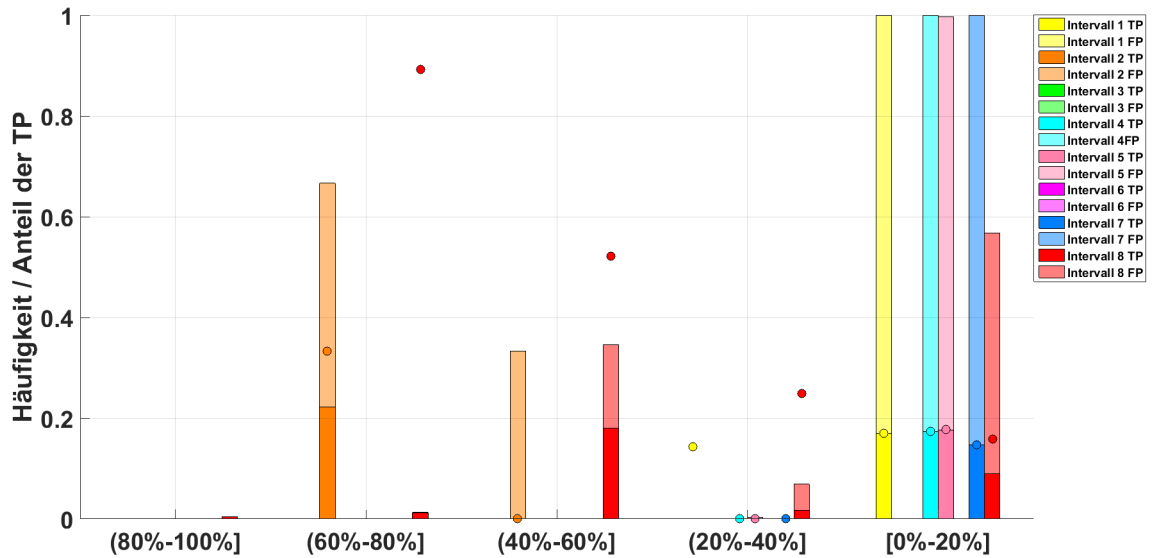


Abbildung 145: Verteilung der normalen Konfidenzen auf verschiedene Intervalle im Preflop

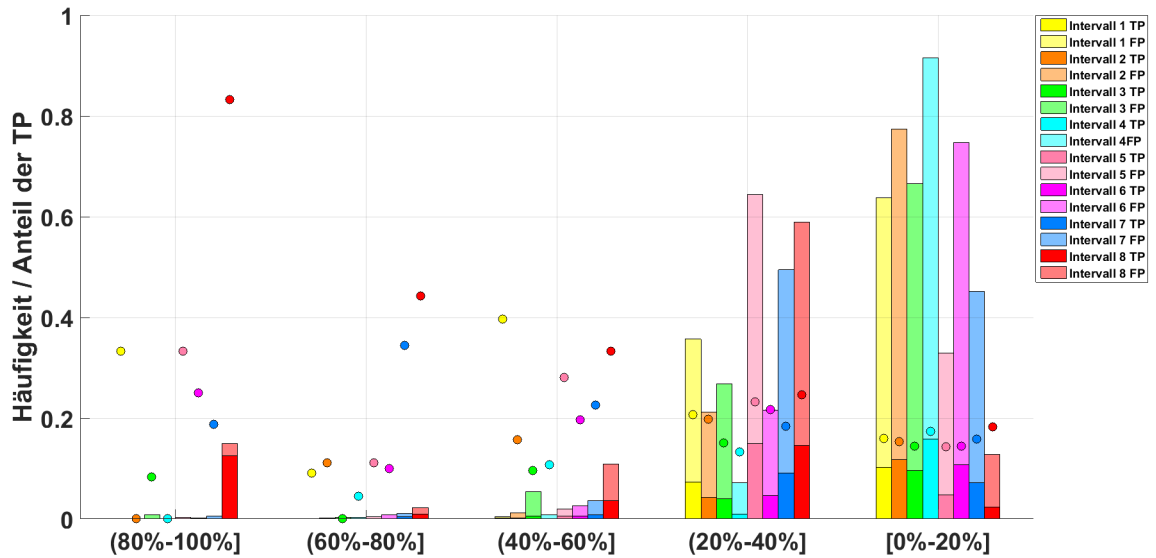


Abbildung 146: Verteilung der normalen Konfidenzen auf verschiedene Intervalle im Flop

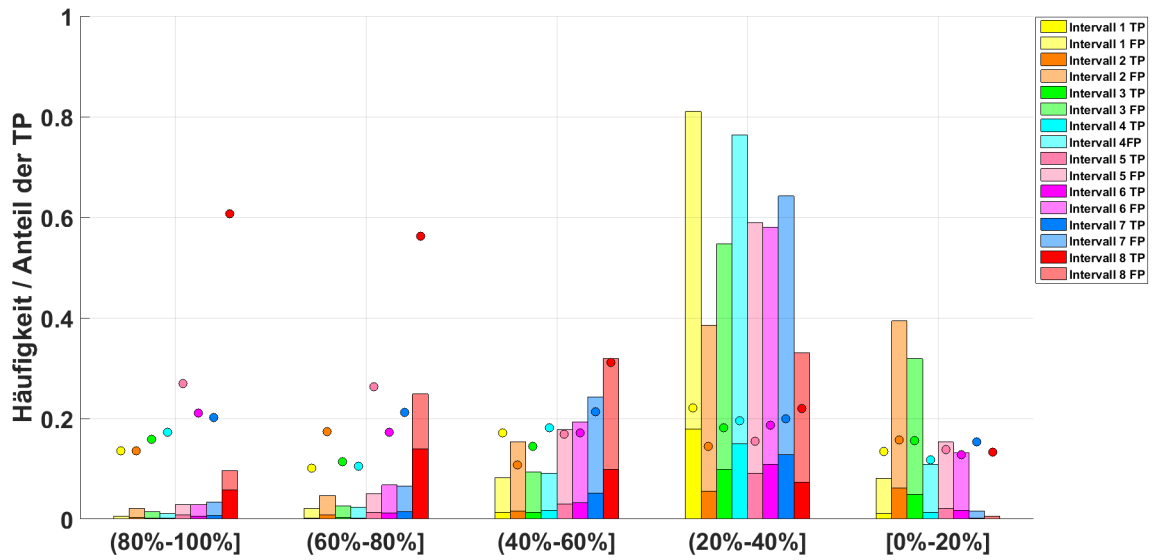


Abbildung 147: Verteilung der normalen Konfidenzen auf verschiedene Intervalle im Turn

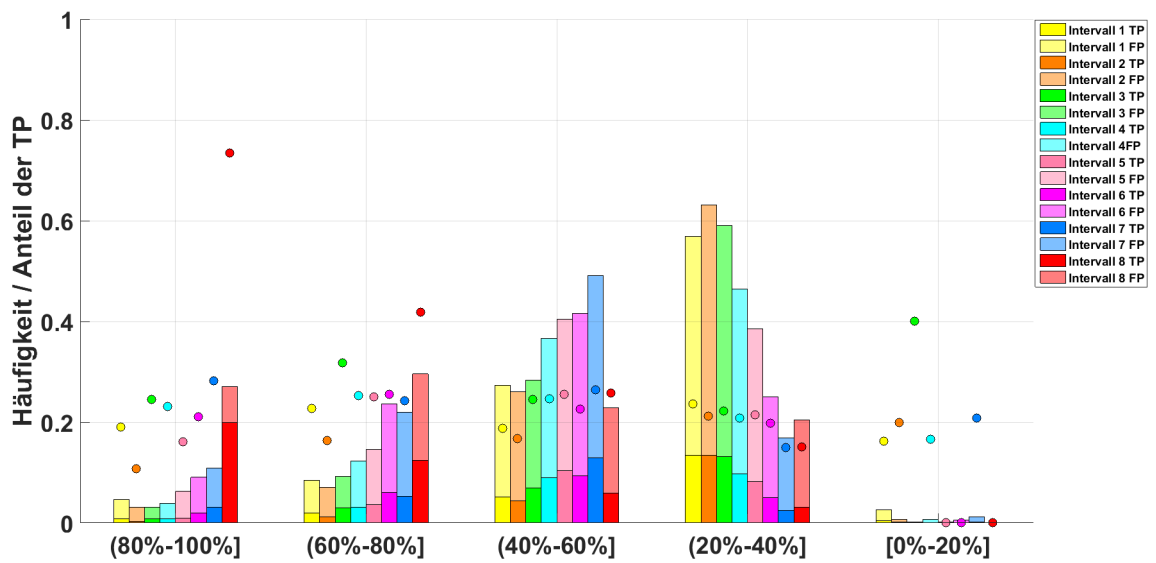


Abbildung 148: Verteilung der normalen Konfidenzen auf verschiedene Intervalle im River

A.4.6 TP-FP Graphen mit normalen Konfidenzen

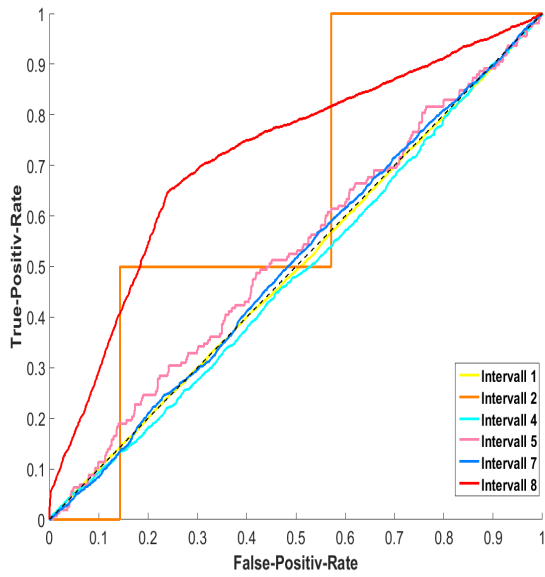


Abbildung 149: TP-FP Graph im Preflop mit normalen Konfidenzen

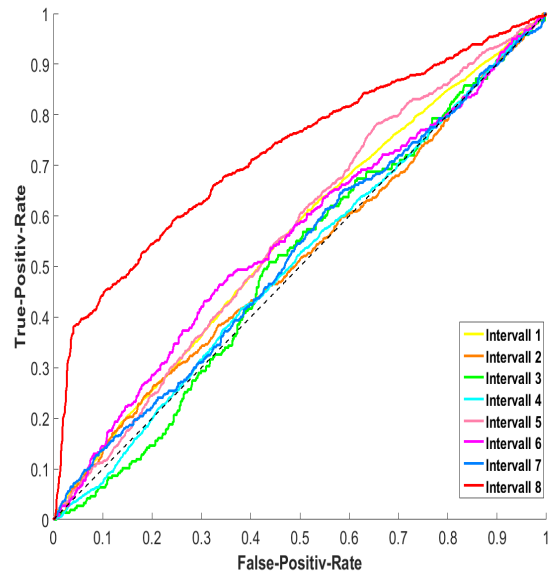


Abbildung 150: TP-FP Graph im Flop mit normalen Konfidenzen

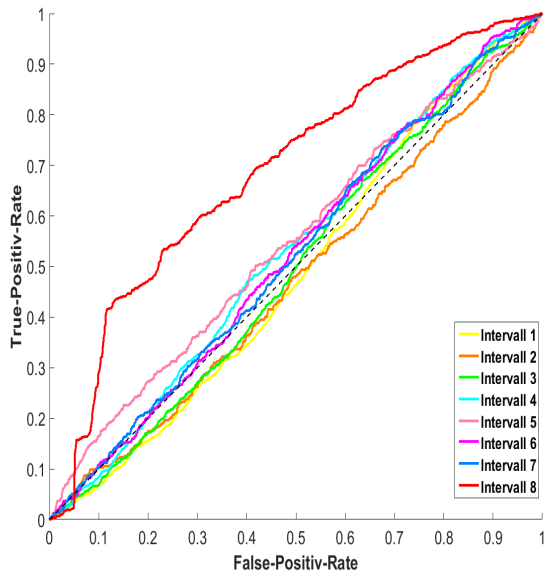


Abbildung 151: TP-FP Graph im Turn mit normalen Konfidenzen

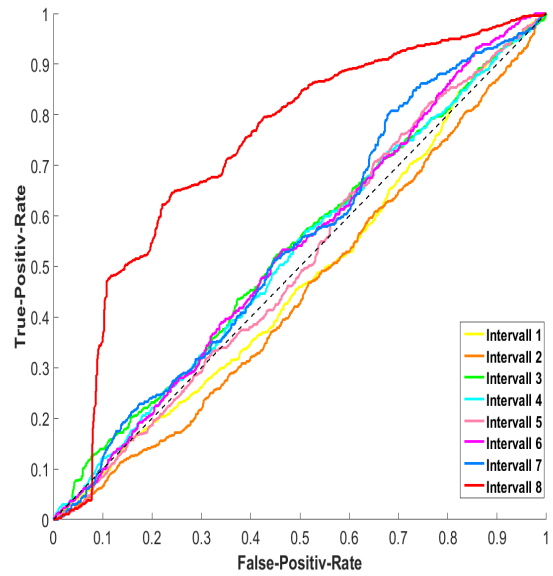


Abbildung 152: TP-FP Graph im River mit normalen Konfidenzen

A.4.7 Konfidenzverteilung der TP& FP mit modifizierten Konfidenzen

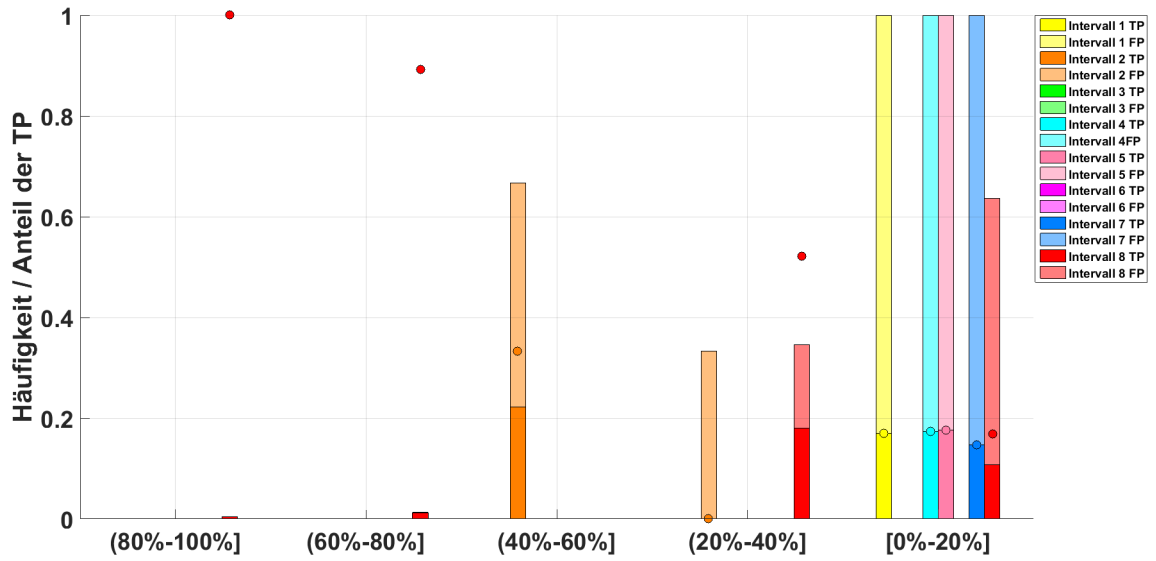


Abbildung 153: Verteilung der modifizierten Konfidenzen auf verschiedene Intervalle im Preflop

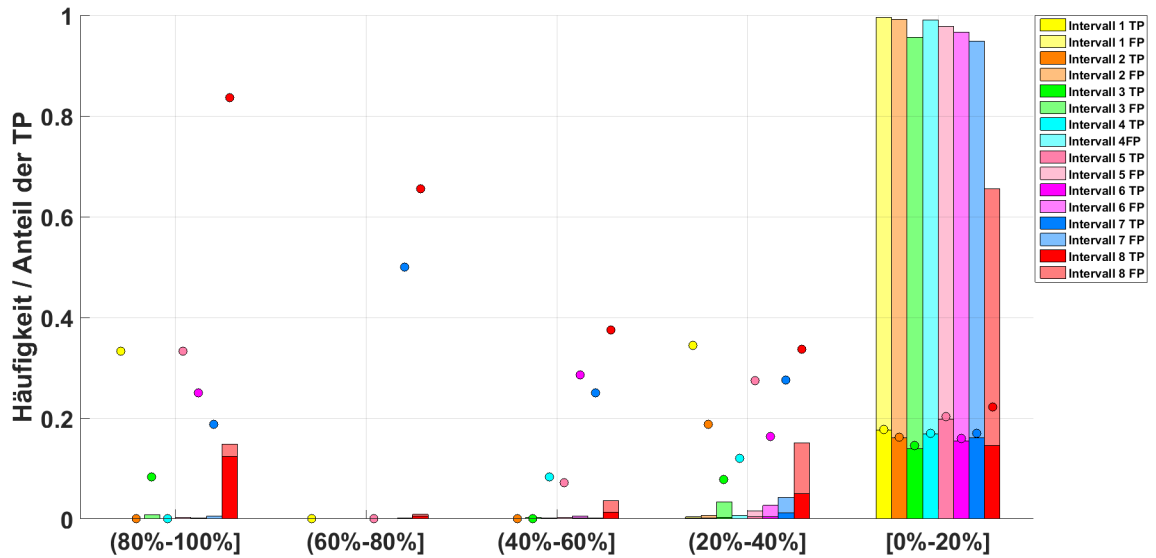


Abbildung 154: Verteilung der modifizierten Konfidenzen auf verschiedene Intervalle im Flop

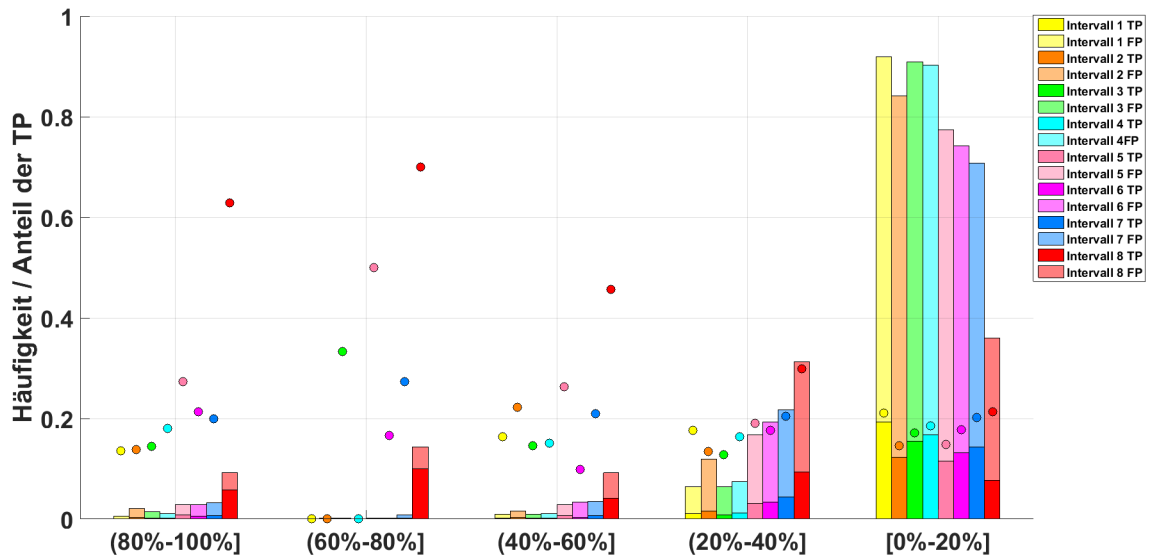


Abbildung 155: Verteilung der modifizierten Konfidenzen auf verschiedene Intervalle im Turn

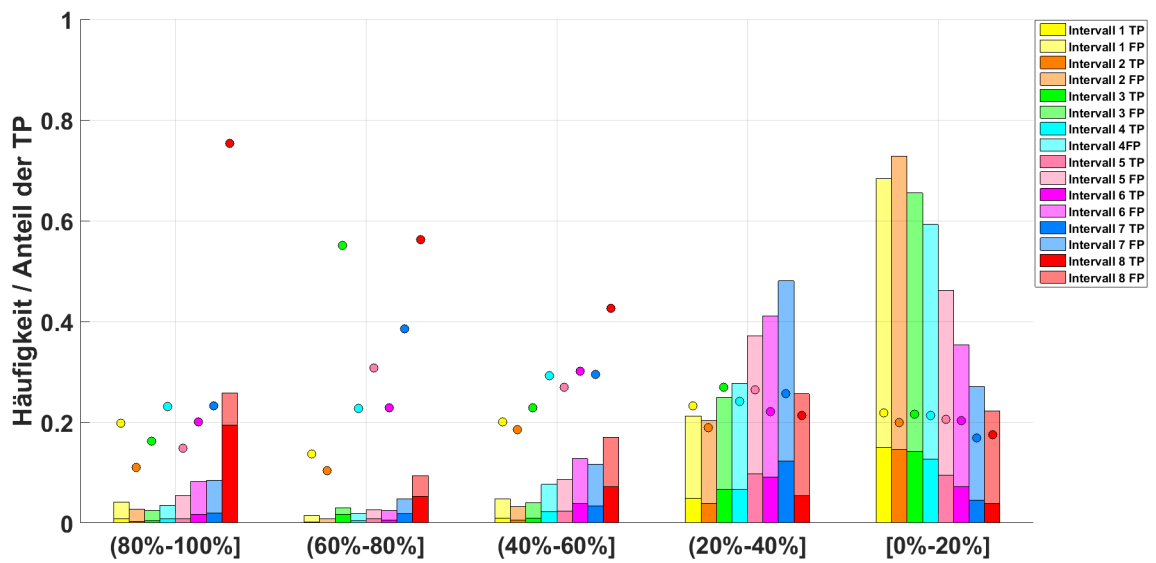


Abbildung 156: Verteilung der modifizierten Konfidenzen auf verschiedene Intervalle im River

A.4.8 TP-FP Graphen mit modifizierten Konfidenzen

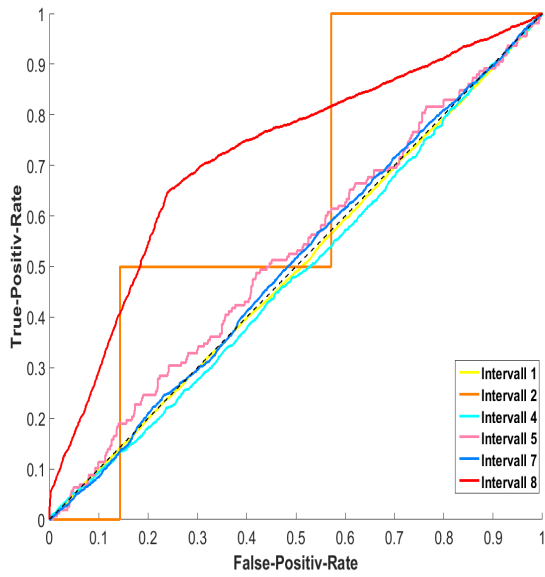


Abbildung 157: TP-FP Graph im Preflop mit modifizierten Konfidenzen

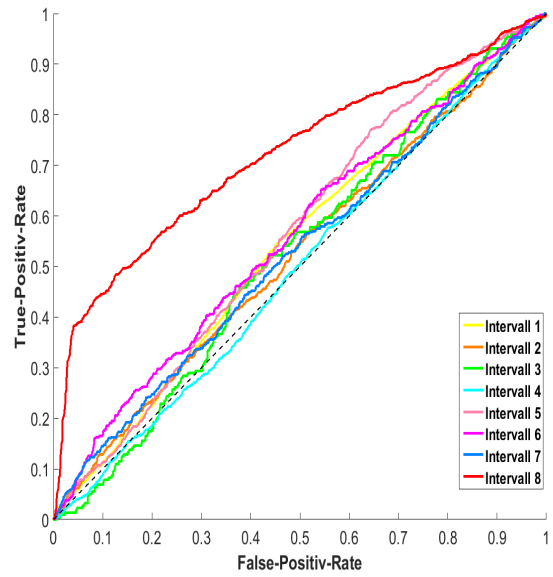


Abbildung 158: TP-FP Graph im Flop mit modifizierten Konfidenzen

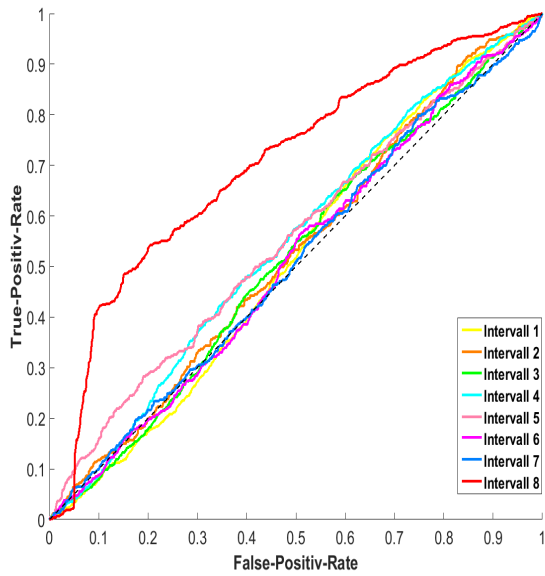


Abbildung 159: TP-FP Graph im Turn mit modifizierten Konfidenzen

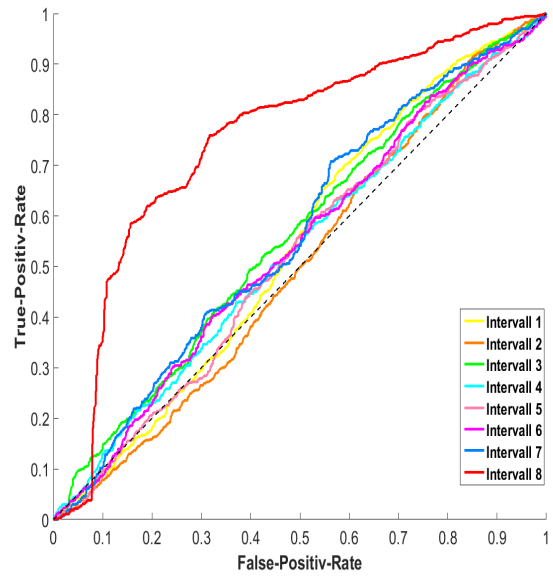


Abbildung 160: TP-FP Graph im River mit modifizierten Konfidenzen

A.4.9 Flächen unterhalb der TP-FP Graphen

Setzrunde	Klasse 1	Klasse 2	Klasse 3	Klasse 4	Klasse 5	Klasse 6	Klasse 7	Klasse 8
Preflop								
normale Konfidenzen	49.73	64.29	-	48.36	52.41	-	50.48	71.8
modifizierte Konfidenzen	49.54	64.29	-	48.39	52.41	-	50.48	71.8
Unterschied	-0.19	0	-	+0.03	0	-	0	0
Flop								
normale Konfidenzen	55.56	51.53	50.51	50.6	56.25	55.44	52.13	72.48
modifizierte Konfidenzen	54.6	52.46	52.57	49.82	56.31	56.2	52.84	72.1
Unterschied	-0.96	+0.93	+2.06	-0.78	+0.06	+0.76	+0.71	-0.38
Turn								
normale Konfidenzen	48.84	47.47	49.73	52.92	54.92	52.47	52.1	69
modifizierte Konfidenzen	51.65	52.49	51.63	54.63	55.39	51.11	50.99	70.54
Unterschied	+2.99	+5.02	+1.9	+1.71	+0.47	-1.36	-1.11	+1.54
River								
normale Konfidenzen	47.6	44.95	53.18	52.23	50.81	53.2	54.15	73.75
modifizierte Konfidenzen	53.87	50.23	55.94	53.15	52.3	53.87	56.04	74.95
Unterschied	+6.27	+5.28	+2.76	+0.92	+1.49	+0.67	+1.89	+1.2

Tabelle 32: Fläche unterhalb der Graphen