Inhalt

[1 Einführung 3](#_Toc522554752)

[1.1 Was ist Kaggle 3](#_Toc522554753)

[1.2 Was ist die Winton Stock Market Challenge 4](#_Toc522554754)

[1.3 Was ist die Forschungslücke 6](#_Toc522554755)

[2 Ein Blick auf die Daten 7](#_Toc522554756)

[2.1 Daten erklären 7](#_Toc522554757)

[2.2 EDA/Descriptive Statistik 9](#_Toc522554758)

[2.2.1 Feature 7 9](#_Toc522554759)

[2.2.2 Feature 5 10](#_Toc522554760)

[2.2.3 Zeitreihen und Renditen 11](#_Toc522554761)

[3 Methodik 14](#_Toc522554762)

[3.1 Allgemeines Vorgehen 14](#_Toc522554763)

[3.2 Benchmarks/ZeroBenchmark 14](#_Toc522554764)

[3.3 Base Models 15](#_Toc522554765)

[3.4 Time sensitive CV 18](#_Toc522554766)

[3.5 Hyper-Parameter-Tuning 21](#_Toc522554767)

[3.6 Advanced Feature Engineering 23](#_Toc522554768)

[3.7 Feature Selection 24](#_Toc522554769)

[3.8 Modellierung der Algorithmen 27](#_Toc522554770)

[3.8.1 Ret\_PlusOne 27](#_Toc522554771)

[3.8.2 Ret\_PlusTwo 27](#_Toc522554772)

[3.8.3 Minute Returns 27](#_Toc522554773)

[3.8.4 Finales Model 27](#_Toc522554774)

[4 27](#_Toc522554775)

[5 Results 28](#_Toc522554776)

[5.1 Welche Ansätze wie und warum haben welche Ansätze funktioniert 28](#_Toc522554777)

[5.2 Features 28](#_Toc522554778)

[5.3 Algorithms 28](#_Toc522554779)

[5.4 Ret\_PlusOne 28](#_Toc522554780)

[5.5 Ret\_PlusTwo 28](#_Toc522554781)

[5.6 Minute\_Ret 28](#_Toc522554782)

[5.7 MIC more stable features 28](#_Toc522554783)

[5.8 Linear models fitting somewhat of an slighly mean 28](#_Toc522554784)

[5.9 Regularization 28](#_Toc522554785)

[5.10 Polynomial Features verschlechtern in den meisten fällen die prognose erklärung weil modelle mit mehr varianz und nicht mehr bias wie linear 28](#_Toc522554786)

[6 Conclusion 28](#_Toc522554787)

[6.1 Zusammenfassung der Aussagen und wo der Wertbeitrag liegt 28](#_Toc522554788)

[7 References 29](#_Toc522554789)

# Einführung

## Was ist Kaggle

Einleitender Allgemeiner Satz der Zum thema hinleitet sowas wie aus den Zeotungsartikeln blablabla Viele unternehmen haben die bedeutngng von Big Data für ihr Geschäft erkannt, häufig fehlt es aber an personal die großen Datenmengen zu verarbeiten

Kaggle ist eine Plattform auf der Unternehmen Machine Learing Wettbewerbe veranstalten können, indem sie Datensätze zur Verfügung stellt und ein Problem definiert, dass dann von Teams und Mitgliedern der Community durch prädiktive Modelle und Methoden der Datenanalyse gelöst werden soll. Die besten Algorithmen werden anschließend dann mit Geldprämien ausgezeichnet. Ziel und Zweck von den Wettbewerben erläutern evtl auf Netflix bezug nehmen Gegründet wurde die Plattform 2010 von Anthony Goldbloom und konnte seitdem viele namhafte Unternehmen wie 2Sigma, Facebook und NASA als Kunden für sich gewinnen. Im Jahr 2017 wurde Kaggle schließlich von Google aquiriert und in Google Cloud eingegliedert. Das Team allerdings blieb weitgehend unverändert und Kaggle operiert nach wie vor als eigentständige Marke. (Goldbloom, 2017)

Aufbau von Kaggle Challenges

Grundsätzlich laufen die Wettbewerbe so ab, dass der Veranstalter beraten durch ein Team von Kaggle-Mitarbeitern simulierte oder reale und in irgendeiner Art und Weise anonymisierte Trainings- und Testdaten bereitstellt und das zu lösende Problem in einem kurzen Text beschreibt.

Der Trainingsdatensatz enthält neben den Einflussvariablen auch die Zielvariable und dient dazu Algorithmen zu trainieren, wohingegen bei dem Testdatensatz die Zielvariable geschätzt werden muss. Die Genauigkeit der Schätzung wird durch eine vom Veranstalter festgelegte Metrik ermittelt, wie beispielsweise die mittlere quadrierte Abweichung vom wahren Wert.

Zusätzlich gibt es für jede Challenge ein Forum, bei dem Mitglieder untereinander ihre Erkenntnisse und Fragen zur Aufgabenstellung diskutieren können und außerdem ein öffentliches Leaderboard, dass die Zwischenergebnisse der Teilnehmer anhand eines Teils der Testdaten evaluiert und ihnen so Feedback über die Qualität ihrer Schätzungen gibt. Die finalen und für die Endwertung entscheidendten Ergebnisse werden dann nach Ablauf des Wettbewerbs am restlichen, noch unberührten Teil der Testdaten bemessen. (Chatterjee, Dutta, & Sundarraj, 2018, pp. 220–222)

Ein zentraler Kerngedanke von Kaggle Competitions ist Crowdsourcing und das Teilen von Informationen, in diesem Zusammenhang sind insbesondere auch die sog. Kernels zu nenne, die Teilnehmer innerhalb von den Wettbewerben für alle einsehbar veröffentlichen können, damit andere Wettbewerber auf den eigenen Ergebnissen aufbauen können und sich zu neuen Ansätzen zu Problemlösung inspirieren lassen. (Marr, 2016, pp. 281–286)

Bei den Kernels handelt es sich um R oder Python Scripte bzw.Notebooks, die über den Browser in der Cloud erstellt und ausgeführt werden können ohne dass der Nutzer eine sich eine eigene Entwicklungsumgebung einrichten muss. Da der Code so auf den Servern von Kaggle ausgeführt wird, wird außerdem die Rechenleistung der lokalen Rechner nicht beansprucht. Die Kernels können mit wettbewerben oder Datensätzen verknüpft werden und so direkt auf diese zurückgreifen, dadurch entfällt das hochladen von u.U. großen Datensätzen und fördert das einfache Teilen von Informationen und Ergebnissen zwischen den Mitgliedern (Guo, 2017). Angeboten wird somit quasi ein kostenloses Rundumpacket für Analysten, das auch außerhalb von Wettbewerben für private oder kommerzielle Projekte genutzt werden kann und mit dem Kaggle versucht ihrem Slogan: „your home for data science“ (Quelle) gerecht zu werden

Zukünftig ist außerdem geplant, dass nicht nur direkt von den Kernels auf die Daten einer Challenge zugegriffen werden kann, sondern auch Vorhersagen bzw. Lösungen direkt darüber abzugeben und nicht wie bisher üblich ein extra Dokument dafür zu exportieren, es herunterzuladen und anschließend als Lösungsdatei in einer Challenge wieder hochzuladen, was nicht nur nutzerfreundlicher ist, sondern auch neue Möglichkeiten eröffnet wie Reinforcement Learning Wettbewerbe oder Wettbewerbe bei denen neben der eigentlichen Lösung auch deren Sparsamkeit und Effizienz der Modelle bewertet wird. (Goldbloom, 2018)

Ein bisschen ausgegliedert aus der eigentlichen Plattform betreibt Kaggle auch noch den hauseignenen Blog „No Free Hunch“ auf dem neben allgemeinen Informationen über die Entwicklung der Plattformen oder aktuelle Themen in Bereich Data Science insbesondere auch Interviews mit den Gewinnern verschiedener Challenges veröffentlicht, in dem diese erklären wie sie vorgegangen sind und was ihre wesentlichen Erkenntnisse waren um diese auch den weniger erfolgreichen Teilnehmern zugänglich zu machen und deren Lernprozess zu unterstützen.

Big Data in Practice mit einbauen

## Was ist die Winton Stock Market Challenge

The Winton Stock Market Challenge war die zweite Recruitment Competition die von der Investment-Management Firma Winton Capital auf Kaggle veranstaltet wurde und dementsprechend gab es neben den Preisgeldern von bis zu 20.000$ außerdem Bewerbungsgespräche mit dem Analytics Team von Winton zu gewinnen. Ziel des Wettbewerbs war es zukünftige Wertpapierrenditen vorherzusagen auf Basis deren vergangenen Performance, sowie 25 maskierten Merkmalen oder Kennzahlen. Die Maskierung ist insbesondere deshalb gewählt worden um Teilnehmern mit Branchenwissen oder Kenntnissen im Bereich Trading keinen Vorteil gegenüber Quereinsteigern oder Analysten aus anderen Bereichenzu gewähren und somit für Chancengleichheit zu Sorgen.

Gestartet wurde der Wettbewerb im Oktober 2015 und lief dann bis Januar 2016, anders als bei den meisten Kaggle-Competitions lag die Laufzeit somit nicht bei zwei sondern bei drei Monaten. Auch das - wie eigentlich üblich - Teilen von Code oder veröffentlichen von Kernels im Zusammenhang mit dem Wettbewerb wurde nicht gestattet, wodurch selbst nach Abschluss der Competition nur begrenzte Informationen verfügbar waren.

Designt wurde die Challenge von zwei Mitarbeitern der Forschungsabteilung von Winton, die nach eigenen Angaben versucht haben einen guten Überblick ihres Tagesgeschäfts abzubilden und die Problemen mit denen sie dort konfrontiert sind zu thematisieren. Explizit genannt werden das Umgehen mit großen verrauschten Datenmengen und daraus resultierend einem starken Hang zum overfitten.

Für die Teilnehmer bereitgestellt wurde ein Trainingsdatensatz mit 40.000 Einträgen, der abgesehen von den 25 Features, die beiden vergangene Tagesrenditen, die Minutenrenditen von eins bis 180 und darauf folgen dann die beiden zukünftigen Tagesrenditen enthielten. Außerdem je eine Gewichtung für die Tages- und Minutenrenditen.



Abbildung Quekke mit angeben

Im Testdatensatz mit 120.000 Einträgen sind nur die Features, die vergangenen Tagesrenditen und die Minutenrenditen von eins bis 120 enthalten, die folgenden 60 Minuten, sowie die folgenden zwei Tage sollen von den Teilnehmern entsprechend prognostiziert werde werden. Als Evaluationsmetrik für die Vorhersagen wurde die gewichtete durchschnittliche absolute Abweichung vom wahren Wert der Renditen gewählt (Weighted Mean Absolute Error, kurz: WMAE) den es zu minimieren galt. Zwar gestand der Veranstalter ein, dass es sich dabei um eine nicht ganz perfekte Messgröße für den Erfolg handelte, allerdings wurde durch die Gewichtung versucht in einer sehr vereinfachten Form Trading-Kosten zu simulieren und so die Challenge noch realitätsnäher zu gestalten.

Ein Satz zur Benchmark

Wie für Kaggle Competitions üblich gab es ein für alle sichtbares öffentliches Leaderboard, dass den Teilnehmern nach dem Hochladen ihrer Vorhersagen den WMAE von 25% der Testdaten als Punktestand errechnete. Für die entscheidende Endwertung des Wettbewerbs wurde ein nach Abschluss ein privates Leaderboard veröffentlicht, das den WMAE der restlichen 75% der Testdaten abbildete und für die letztendliche Platzierung ausschlaggebend war. (Anderson, 2015b, 2016)

Außerdem erwähnenswert ist, dass während des Wettbewerbs der Testdatensatz geändert werden musste. Einigen Teilnehmern gelang es durch das wiederholte Abgeben von Vorhersagen für jeweils einige verschiedenen Datenpunkte, die Art wie die Testdaten in öffentliches Leaderboard und privates Leaderboard aufgeteilt wurde rück zu rechnen und somit waren sie auch in der Lage die wahren Werte des privaten Leaderboards zu entschlüsseln. Winton entschied sich nach dem Bekanntwerden dazu die Testdaten anzupassen, wohlwissen das dies ein markanter Eingriff in den Wettbewerb war, begründeten sie ihre Entscheidung damit, dass das Entschlüsseln der Werte keine statistischen Modelle darstellt und somit nicht zugelassen werden könnte. Des weiteren seien Teilnehmer mit robusten statistischen Modellen auch weiterhin in der Lage den neuen Datensatz ähnlich gut vorherzusagen und diese somit auch nicht maßgeblich benachteiligt würden. (Anderson, 2015a)

## Was ist die Forschungslücke

Probleme der Challenge Cross validation und übertragung der daten aufs lb

Anzahl der Modelle die nichteinmal die Benchmark übertreffen

Drops von Private LB auf Public LB

Anteil der Leute die die Benchmark nicht geschlagen haben

## Verwendete Software

# Ein Blick auf die Daten

## Daten erklären

Aus dem abschließendem Statement von Winton über die Challenge geht hervor, dass es sich bei den Daten um echte, wenn auch aus Gründen der Vertraulichkeit durch Transformation und leichtes Verrauschen unkenntlich gemachte Finanzmarktdaten handelt. Die Features sind Kennzahlen der Fundamental- und Chartanalyse, vergangene Performance oder teilweise auch ohne jegliche Bedeutung, trotzdem wird angenommen das mit Ausnahme von Feature\_5 und Feature\_7 die meisten keine besonders ausgeprägte Vorhersagekraft haben Die Tages- und Minutenrenditen waren außerdem bereits logarithmiert.

Allgemein zeigte sich allerdings, dass abgesehen von fehlenden Werten, die Datensätze von Haus aus relativ sauber waren, was darauf zurückzuführen ist, dass das Entwickeln einer funktionierenden Cross-Validation-Methode und von Modellen mit tatsächlicher Vorhersagekraft von Winton als anspruchsvoll genug betrachtet wurde und nicht zusätzlich durch Datenaufbereitung erschwert werden sollte (Anderson, 2016). Trotzdem erfordern viele Machine-Learning Algorithmen vollständige und komplette Inputvariablen, weshalb im ersten Schritt der Datensatz auf fehlende Werte untersucht und entsprechend bereinigt werden muss.

Ein Bild, das Text enthält.

Mit hoher Zuverlässigkeit generierte Beschreibung

Abbildung Anteil der fehlenden Werte für Trainings- und Testdaten

Wie auf Abbildung 1 zu sehen ist, der Anteil der fehlenden Werte bei den Features über Trainings- und Testdaten ähnlich verteilt, während einzelne Variablen mit äußert hohen Fehlraten hervorstechen liegt sie bei dem Großteil der Features unterhalb von 10%. Außerdem fällt auf, dass Feature\_5 und Feature\_7 jeweils überhauptkeine fehlenden Werte enthalten.

Ebenfalls ohne fehlende Werte sind die vergangenen Tagesrenditen. Für die vergangenen Minutenrenditen verteilt sich der Anteil der fehlenden Werte wie folgt:

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  | **Train** | **Test** |
| **Count** | 40000 | 120000 |
| **Mean** | 0.046859 | 0.048532 |
| **Min** | 0.000000 | 0.000000 |
| **25%** | 0.000000 | 0.000000 |
| **50%** | 0.000000 | 0.000000 |
| **75%** | 0.050000 | 0.050000 |
| **Max** | 0.500000 | 0.500000 |

Abbildung Verteilung der fehlenden Werte bei den vergangenen Minutenrenditen nach Datensätzen

Man sieht das der überwiegende Teil der Datensätze in Bezug auf die Minutenrenditen relativ sauber ist. Die meisten Einträge sind komplett und enthalten für jede Minute eine Rendite und selbst bei denen, die unvollständig sind, liegt die Fehlerrate häufig nur bei wenigen Prozent. Trotzdem gibt es allerdings auch einige Einträge, bei denen bis zu der Hälfte der Renditen nicht enthalten sind.

Nach Kaiser (2014) lässt sich grundlegend nach 3 verschiedenen Ansätzen zum Umgang mit fehlenden Daten unterscheiden. Als erstes dem Reduzieren des Datensatzen um die Einträge, die unvollständig sind, zweitens das behandeln der fehlenden Werte als „special values“, also dem zuweisen eines neuen Wertes, der ersichtlich macht, das es sich dabei um fehlende Werte handeln, oder drittens verschiedene Techniken zur Imputation, wobei hier versucht wird die nichtvorhandenen Informationen mit sinnvollen Schätzungen zu füllen. Jede der drei Möglichkeiten hat verschiedene Vor- und Nachteile und ihre Anwendung ist abhängig von den gegebenen Daten oder der Charakteristik bzw. den Gründen für die Lücken im Datensatz. Nachdem allerdings nichts genaueres bekannt ist, worauf die fehlenden Werte zurückzuführen sind, wurde versucht mit einer Kombination aus Reduktion und Imputation zu arbeiten um den Datensatz zu säubern.

Für die fehlenden Werten in den Minutenrenditen wurde Imputation durch dem Mittelwert entlang der jeweiligen Zeitreihe angewandt, da es sich hierbei um ein sehr einfaches und gängiges Verfahren handelt, und bei den meisten Zeitreihen der Anteil der Fehler ohnehin sehr gering war. Somit ist von einem maßgeblichen Informationsverlust hierdurch eher nicht auszugehen. Bei den Features wurde für Feature\_5, Feature\_16 und Feature\_20 angenommen, dass sie kategorialer Natur waren, denn sie traten jeweils nur in 10 oder weniger ganzzahligen Ausprägungen auf. Weil einige Algorithmen sich allerdings äußerst schwer damit tun diesen Zusammenhang korrekt zu interpretieren, wurden diese Variablen zu Beginn mittels One-Hot-Kodierung in Dummy-Variablen überführt. Anschließend wurden auch hier die Lücken im Datensatz mit den jeweiligen Mittelwerten gefüllt. (Sarkar, Bali, & Sharma, 2018b, p. 169)

## EDA/Descriptive Statistik

### Feature 7

Schon während der Competition ist vielen Teilnehmern Feature 7 im besonderen Maße ins Auge gestochen, wenn auch im Diskussionsforum häufig Unsicherheit herrschte, was die genaue Bedeutung anging, oder wie man damit am besten verfahren sollte. Auffällig war besonders die große Bedeutung, die diesem durch Desicion-Tree-Algorithmen zugesprochen wurde, wie hier auf Abbildung 3 beispielhaft zu sehen ist.

Ein Bild, das Screenshot enthält.

Mit sehr hoher Zuverlässigkeit generierte Beschreibung

Abbildung 4 Feature importance nach XGBRegressor auf die rohen Trainingsdaten

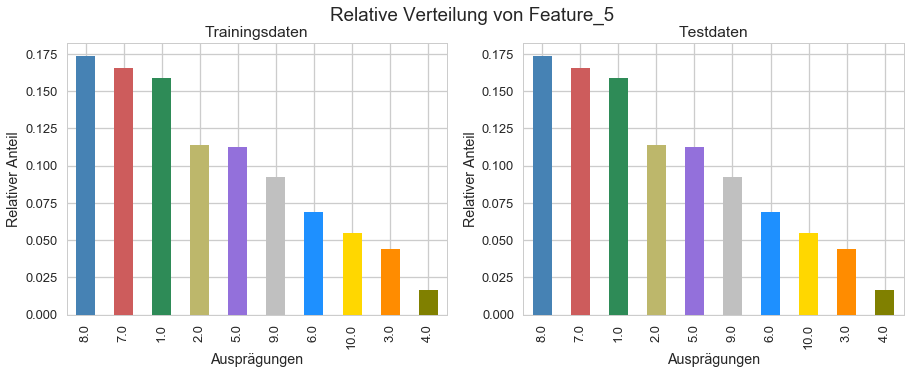
Trotz der vermeintlich großen Bedeutung ließen sich damit auf der anderen Seite allerdings kaum Modelle erstellen die auch auf dem Leaderboard gute Ergebnisse erzielten. Ein Grund dafür war, dass sich die Werte für Feature\_7 zwischen den Trainings- und Testdaten grundlegend unterschieden waren bzw. sich nicht überschnitten. Während innerhalb eines Datensatzes einzelne Ausprägungen im Schnitt um die 50 Mal auftreten, treten ebendiese Ausprägungen im anderen Datensatz wiederum überhaupt nicht auf. Außerdem sind die Werte für Feature\_7 nicht fortlaufend und springen in unregelmäßigen Abständen z.B. von 26 auf 64 auf 138 und so weiter.

Ersichtlich wurde das Ganze, nachdem Winton bekannt gab, dass es sich hierbei um eine Art Kennnummer für verschiedene Tage handelt, und weiter, dass die Wertpapiere Tendenzen aufweisen innerhalb eines Tages zu korrelieren. Dem entsprechen lernen die Desicion-Tree-Algorithmen quasi einfach auswendig was an den jeweiligen Tagen passiert, nachdem in den Testdaten dann allerdings komplett andere Tage enthalten sind können sie das Gelernte nicht mehr anwenden und liefern schlechte Prognosen. (Anderson, 2016)

Diese Erkenntnisse werden später insbesondere beim Entwickeln einer Cross-Validation-Methode wieder aufgegriffen werden und auch im Bereich Merkmalsgenerierung ergeben sich hinsichtlich der zeitlichen Struktur einige Möglichkeiten

### Feature 5

Das zweite Feature das Winton als wichtig beschrieben hatte war Feature\_5. Hierbei handelt es sich um ein ganzzahliges Feature mit Ausprägungen von eins bis zehn. Die Werte sind zwischen den beiden Datensätzen in etwa gleich verteilt und reichen von ca. 2,0% bis ca. 17,5%.



Abbildung

Eine offizielle Auflösung um was es sich genau handelt gab es auch nach der Challenge zwar nicht, allerdings wurde im Forum vermutet, dass es sich um die Monate Januar bis Oktober handeln könnte. Eine andere Möglichkeit wäre, dass es eventuell eine Art Branchenindex darstellt.

### Zeitreihen und Renditen

Betrachtet man die empirische Verteilung der Tagesrenditen im Vergleich zur entsprechenden Normalverteilung zeigen sich die als stilisierte Fakten von Renditen bekannte Spitzigkeit und bei genauerer Betrachtung der Extremwerte auch schwere Ränder. Folglich treten verhältnismäßig häufig sehr kleine Renditen auf oder stark positive bzw. negative. Die Verteilung ist außerdem leicht rechtschieg, was ebenfalls als charakteristisch gilt. Evtl jarque-Bera Test mit einbringen

Ein Bild, das Text, Karte enthält.

Mit hoher Zuverlässigkeit generierte Beschreibung

Abbildung

Volatilitätscluster sind nicht so deutlich erkennbar, was zum Teil dadurch zu begründen ist, dass die Werte für Feature\_7, also die Zeitpunkte, nicht durchgehen sind und auch nicht bekannt ist, wie viel Zeit jeweils zwischen zwei Zeitpunkten vergangen ist. Trotzdem äußern sich Cluster dahingehen, das sich um bestimmte Stellen herum die Ausreißer und Extremwerte eher zu konzentrieren scheinen, als bei den gleichen Tagesrenditen, die zufällig nochmal neu auf die Zeitpunkte verteilt, also gemischt, wurden. Beispiele hierfür liegen um 3000, 5000 oder 9000. (Schmid & Trede, 2006, pp. 12–15)

Ein Bild, das Screenshot enthält.

Mit sehr hoher Zuverlässigkeit generierte Beschreibung

Abbildung

Auch für die Minutenrenditen sind Volatilitäts-Cluster bzw.volatile Phasen zu erkennen und in den Kursverläufen finden sich immer wieder auffällige Sprünge, also für hin und wieder plötzlich auftretende besonders hohe Renditen.

Ein Bild, das Text enthält.

Mit hoher Zuverlässigkeit generierte Beschreibung

Abbildung

Anschließend sollen nun untersucht werden, wie und ob Features untereinander bzw. mit den Zielvariablen korrelieren, da der Datensatz mit 210 Merkmalen schon von Grund auf relativ groß ist und ohnehin nicht davon ausgegangen werden kann, dass einzelne Minutenrenditen über den gesamten Datensatz signifikante Korrelationen aufweisen, da sie nicht nur von verschiedenen Zeitpunkten, sondern auch von unterschiedlichen Tageszeiten innerhalb eines Zeitpunktes stammen können, wurden die vergangenen 120 Minutenrenditen zu *Ret\_MinutePast* und die zukünftigen 60 zu *Ret\_MinuteFut* zusammengefasst. Daraus ergab sich außerdem, dass die folgende Korrelationsmatrix nicht noch größere Ausmaße annahm und sich noch relativ übersichtlich gestaltet.

Ein Bild, das schwarz, Gebäude, weiß, Fenster enthält.

Mit hoher Zuverlässigkeit generierte Beschreibung

Abbildung Korrelationsmatrix für die 25 Features und die Renditen, Ret\_MinutePast ergibt sich aus den kummulierten ersten 120 Minutenrenditen, Ret\_MinuteFut ergibt sich aus den folgenden 60 Minutenrenditen

Zu sehen war, dass sich zwar zwischen den Features mitunter starke Korrelationen ergaben, zwischen den Features und den (kumulierten) Renditen allerdings kaum. Das ändert sich ein wenig wenn man Korrelationen für einzelne Zeitpunkte untersuch und den Datensatz deshalb nach *Feature\_7* gruppiert. Innerhalb eines Zeitpunktes sind durchaus deutlichere Zusammenhänge erkennbar, die sich aber kaum über mehrere Zeitpunkte hinweg generalisieren lassen. Genauer bedeutet das, dass die Korrelationen innerhalb einer Gruppe zwar schon stärker sind, allerdings für jede Gruppe andere Features hervorstechen. In Gruppe *37168* zum Beispiel sind das *Feature\_25* und *Feature\_13* für andere Zeitpunkte gilt das dann wiederum überhaupt nicht.



Abbildung Korrelationen gruppiert nach Feature 7 für die Gruppe 37168

# Methodik

## Allgemeines Vorgehen

Der Machine Learning Prozess wurde im folgendem in einige Unterschritte aufgeteilt. Nachdem die Daten erforscht und bereinigt worden sind, wird sich der nächste Abschnitt ersteinmal mit der Evaluationsmetrik beschäftigen, sowie der Benchmark die als Richtwert gilt ob ein Model funktioniert oder nicht.

Anschließend werden auf den von Winton bereiten gestellten Daten erste einfache Modelle getestet um zu schauen wie weit man *out-of-the.box* auf dem Leaderboard kommen kann und um erste Vergleichswerte zu sammeln.

Da Cross-Validation sich quasi als zetrales Thema durch den ganzen Wettbewerb zog und aus dem Winton-Statement schon bekannt war, dass das auf Feature\_7 zurück zuführen war, ging es dann in Sektion 3.4 um die korrekte Implementierung eines Validation-Settings. In dieses Setting wurde außerdem die Hyperparameter-Optimierung integriert, die schematisch verschiedene Modellparameter-Kombinationen ausprobiert und so die für die Daten optimale Kombination auswählt. Wie entscheidend dieser Schritt sein kann, wird verdeutlich indem, dann nochmal die Basis-Features für eine Vorhersage herangezogen werden, auch um zu zeigen, wie weit man damit hätte kommen können

Etwas ausgegliedert aus dem Prozess wurden anschließend neue Features generiert und nach bewährten Methoden selektiert um Probleme mit hohen Dimensionalitäten zu vermeiden. Bis dahin wurde alles weitgehend beispielhaft am Ridge-Algorithmus entwickelt und veranschaulicht. Einfach weil es ein unkomplizierter, schneller Algorithmus ist, mit dem sich trotzdem gute Ergebnisse erzielen ließen. Im Abschnitt *Modellierung der Algorithmen* wurde der Prozess dann allerdings auch auf andere Algorithmen übertragen und die Ergebnisse analysiert und verglichen. Die Besten Modelle für die jeweiligen Zielvariablen wurden abschließen zu einem finalen Modell zusammengefasst das dann nochmal auf dem Leadrboard evaluiert wird.

## Benchmarks/ZeroBenchmark

Bevor im Anschluss die ersten Modelle zur Vorhersage von den Renditen betrachtet und evaluiert werden, ist es wichtig zu verstehen wie ebendiese Evaluation funktioniert. Als Maßeinheit ist wie bereits erwähnt von Winton die gewichtete mittlere absolute Abweichung vom wahren Wert gewählt worden und die Gewichte dienen als einfache Form von Trading Kosten. Im Trainingsdatensatz sind in den letzten beiden Spalten Gewichte für einmal die Intraday-Minutenrenditen und einmal für die Tagesrenditen, die Gewichte für den Testdatensatz sind unbekannt.

Ins Verhältnis gesetzt wird diese Score zu der sog. Zero-Benchmark, also dem Wert den man für den WMAE erhält, wenn man für jeden Datenpunkt eine Null vorhersage, und somit davon ausgehe, dass sich die Kurse der Wertpapiere nicht verändern.

Der massive Einfluss der Gewichtung wird deutlich, wenn man die ungewichtete absolute Abweichung mit dem WMAE vergleicht. Während sich für die Zero-Benchmark im Trainingsdatensatz ungewichtet lediglich ein Wert von 0.00111 ergibt, beträgt die der WMAE 1773.9244. Da sich die Gewichte für jedes Wertpapier bzw. jede Zeile in einem Datensatz unterscheiden, ergeben sich für Trainingsbereich, öffentliches- und privates Leaderboard somit auch jeweils unterschiedliche Zero-Benchmarken, insbesondere zwischen den beiden Leaderboards weichen die Scores deutlich voneinander ab.

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
|  | Trainingsset | Public LB | Private LB |
| Zero-Benchmark | 1773.92440 | 1770.03211 | 1728.62346 |

Abbildung die jeweiligen Zero-Benchmarks im Vergleich

Gleiches zeigt sich außerdem wenn man den Trainingsdatensatz weiter in Trainings und Validationsdaten unterteilt. Da jede Unterteilung der Daten andere Werte für die Gewichte enthält, errechnet sich somit auch ein neuer WMAE und ein guter Wert bei der Validierung ergibt sich unter Umständen lediglich aus ‚besseren‘ Gewichten und nicht aus besseren Prognosen.

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  | Trainingsset | Validationsset |
| Split 1 | 1774.320947 | 1772.734739 |
| Split 2 | 1772.171982 | 1779.181636 |
| Split 3 | 1778.381342 | 1760.553556 |

Abbildung Zero-Benchmarks für drei zufällige Splits in Trainings und Validationsdaten mit jeweils 75% Trainingsdaten und 25% Validationsdaten

Veranschaulicht wurde dies in Abbildung 12 auf der für jeweils drei zufällige Unterteilungen die beiden Zero-Benchmarks abgebildet sind. Zu erkennen ist, dass nicht zur zwischen den einzelnen Splits, sondern auch innerhalb eines Splits die Werte der beiden Sets voneinander abwichen. Es sollte also unbedingt darauf geachtet werden, Verbesserungen immer relativ im Vergleich zur entsprechenden Score zu betrachten.

Dieses Phänomän wirkte sich für manche Teilnehmer auch auf ihre Platzierung auf den beiden Leaderboards mehr oder weniger glücklich aus. Quelle

Mean Submission als Benchmark

Einmal jupms auf dem leadearboar und unterschiedliche benchmarks je score

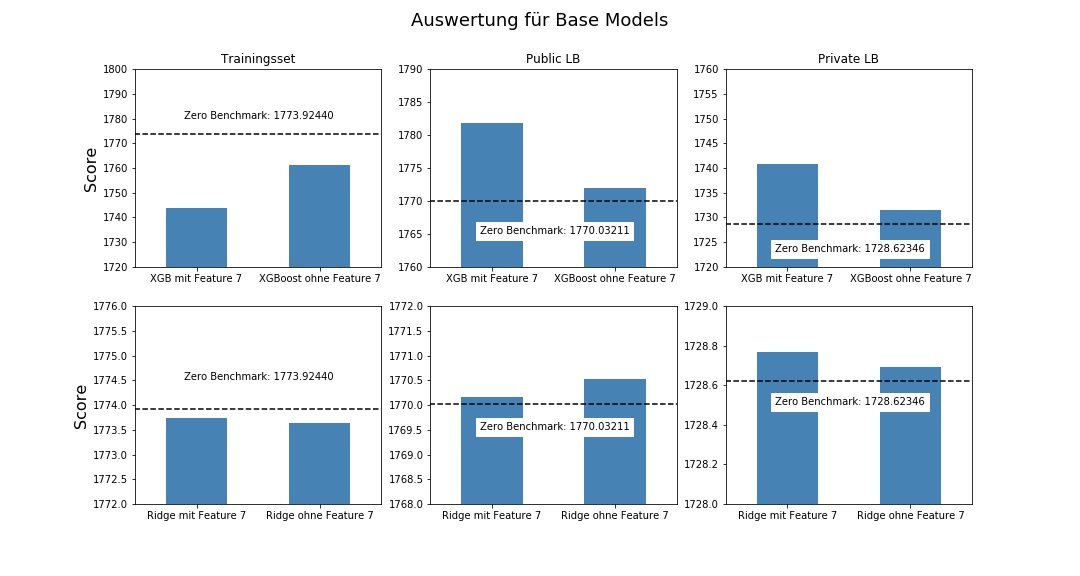
Zweimal ergeben sich für subsamples auch wiederum neue scores abhänig von den gewichten und sind u.u nicht gut vergleichbar

## Base Models

Um zu erkunden, wie viel Vorhersagekraft in den von Winton bereitgestellten Daten tatsächlich enthalten ist, wird zu Beginn versucht die beiden zukünftigen Tagesrenditen auf Basis der 25 Features und der vergangenen Tagesrenditen zu prognostizieren. Die zukünftigen Minutenrenditen werden hier außer Acht gelassen, einmal weil im Winton-Statement bereits erklärt wurde, dass sich einzelne Minutenrenditen eigentlich nicht vorhersagen lassen (Anderson, 2016) und außerdem weil im Forum-Thread ‚Solution Sharing‘ einige Teilnehmer erkennen ließen, dass sie sich auch darauf beschränkt und trotzdem oder gerade deswegen gute Ergebnisse erzielten. Darunter zum Beispiel auch der Zweitplatzierte Humberto Brandão, der nach eigenen Angaben nur 74 Werte für Ret\_PlusOne prognostizierte und den Rest mit Nullern auffüllte. ("The Winton Stock Market Challenge," 2016).

Verglichen werden im Folgenden die Ergebnisse für einen XGBoost-Regressor und eine Ridge-Regression. Gewählt wurden diese Algorithmen, da XGBoost aufgrund von Boosting und Ridge durch Shrinkage als robust gegenüber Overfitting gelten. Nachdem bereits bekannt ist, dass Feature\_7 besonders behandelt werden sollte, wurden die Algorithmen jeweils einmal mit und einmal ohne trainiert.

Da XGBoost auch mit fehlenden Werten umgehen kann wird dieser nochmal auf die rohen Trainingsdaten angewendet. Für die Ridge Regression werden zunächst die Features eins, und zehn entfernt, da der Anteil der fehlenden Werte teilweise weit größer als über 40% bzw. über 80% ist und eine Imputation mittels des Mittelwerts demnach vermutlich eher ungenau. Die restlichen Features wurden wie in Abschnitt 2.1 beschrieben, aufbereitet.



Abbildung

Die Ergebnisse für die beiden Algorithmen sind auf Abbildung 13 zu sehen. Beide Algorithmen scheinen prinzipiell zu overfitten, da die Ergebnisse in der Trainingsumgebung die Zerobenchmark mit Leichtigkeit schlagen, auf den Leaderboards allerdings nicht und somit nicht generalisieren. Um ein Gefühl für die Größenordnung zu bekommen, die es im Vergleich zur Benchmark zu erreichen gilt sei gesagt, dass die Score des Erstplatziertem mit 1727.53575 auf dem privatem Leaderboard gerade einmal eine Verbesserung von ca. 1,1 darstellt und ein Wert von 1728.04 bereits gereicht hätte um sich in den Top 10 zu platzieren. Daran wird ersichtlich, dass vor allem die Ergebnisse für xgBoost mehr als bescheiden abschneide und stark variieren. Die Ridge-Regression liefert stabilere Ergebnisse, die zwar auf den Trainingssets nicht ganz so gut wie der XGB abschneiden, allerdings dem entsprechen auf den Leaderboards auch nicht so schlecht. Abgesehen davon scheint Feature\_7 für den XGB tatsächlich Überanpassung zu begünstigen, hier sind die Differenzen zwischen den Trainings- und Test-Scores mit Abstand am größten.

Nun ist es nicht verwunderlich, dass das Vermeiden von Overfitten eine der Hauptaufgaben der Challenge ist, ist es schließlich auch eins der großen Themen im Bereich Machine Learning. Um dem Überanpassen entsprechend zu begegnen ist es erst einmal wichtig zu verstehen, was genau es ist und wo die Ursachen dafür liegen könnten. Domingos (2012a) zieht hierfür den Bias-Varianz-Trade-Off herbei und unterteilt Overfitting in „high bias“ und „high variance“. Modelle mit großem Bias neigen dazu aus verschiedenen Trainingsdatensätzen die gleichen Fehler zu lernen und so konsistentere aber verzerrte Schätzungen zu liefern Große Varianz bedeutet abgesehen vom eigentlichem Signal außerdem zufällige Informationen zu lernen und so für verschiedene Datensätze stark abweichende Prognosen zu liefern. Allgemein tendieren lineare Modelle eher zu verzerrten aber konsistenten Schätzungen, und flexiblere Modelle wie z.B. Decision-Trees zu geringerem Bias dafür aber größerer Varianz. Grundlegendes Ziel wäre Modelle zu finden die in beiden Bereichen gut abschneide.

Die Ursachen für Overfitting können vielfältig sein und sind nicht immer nur auf Noise zurück zu führen. Demensprechend gibt es auch keine one-fits-all Lösung um es zu vermeiden, sondern es gilt eher problemspezifisch unterschiedliche Ansätze zu testen und zu kombinieren. Neben Cross-Validation wird von Domingo (2012a) Regularisierung angesprochen, also dem Einführen eines Strafterms der Überanpassung vermeiden soll. Bei der Ridge Regression soll das mit dem dem bereits erwähntem Shrinkage-Koeffizienten erreicht werden, der die Regressionskoeffizienten Richtung Null drückt, während XGBoost-Regression versucht das Problem mit Boosting anzugehen und der Algorithmus kombiniert hier viele einfache Modelle zu einem robusterem Komplexen. (Hastie, Tibshirani, & Friedman, 2017, 61-68 ,337-341). Trotzdem scheint hier keiner der beiden Ansätze recht zu funktionieren allerdings wurden auch jeweils die Standardparameter der in Sklearn bzw xgboost implementierten Algorithem beibehalten, auf Cross-Validation verzichtet und außerdem ist nicht einmal gesichert ob in den Features überhaupt geeignete Informationen enthalten sind.

Demensprechend geht es im nächsten Schritt nun darum eine geeignete Cross-Validation-Methode zu entwickeln, anhand der dann die jeweiligen Modellparameter optimiert werden können, anschließend wird überprüft ob sich durch neue aus den Daten berechnete Features die Modelle weiter verbessern können.

## Cross-Validation unter Berücksichtigung der Zeitachse

Das Entwickeln einer funktionierenden Cross-Validation Methode, war das große Problem an dem bei der Challenge so viele gescheitert sind, während sich einige damit abgefunden haben, dass sich die Trainingsergebnisse nicht aufs Leaderboard übertragen und voll und ganz ihrem Cross-Validation-Set vertraut haben, gab es auch einige die statt Cross-Validation jedes Mal ihre Ergebnisse hochgeladen und auf dem Leaderboard überprüft haben. Eine sehr aufwändige Methode die allerdings auch vom drittplatzierten Mendrika Ramarlina angewandt wurde, oder um es in seinen Worten zu sagen: „My conclusion, local CV was useless in this competition.“ ("The Winton Stock Market Challenge," 2016).

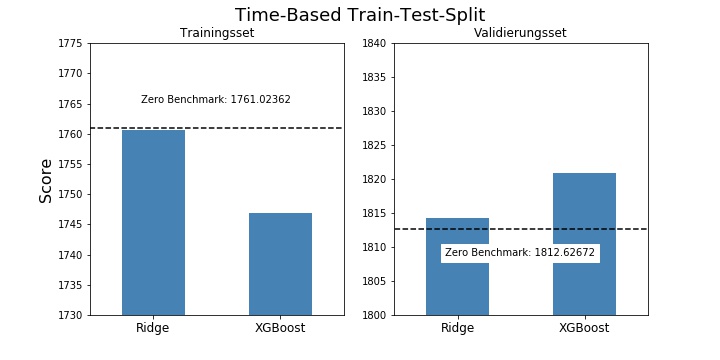
Der Veranstalter der Challenge räumte klassischer Cross-Validation tatsächlich keine großen Erfolgsaussichten ein, stattdessen empfahl er in jedem Fall die Daten so zu teilen, dass sich zwischen Trainings und Validationsdaten keine gemeinsamen Werte für Feature\_7 finden und die Daten so nach Zeitpunkten zu gruppieren. (Anderson, 2016)

Die einfachste Form der Cross-Validation ist das einfach aufteilen der Trainingsdaten in Trainings- und Validationsset. Normalerweise werden die Daten zufällig einer der beiden Gruppen zugeteilt, da allerdings soweit möglich keine Überschneidungen für Feature\_7 gewünscht sind, werden die Daten zuerst danach sortiert und dann die ersten 10.000 Einträge der Trainingsgruppe zugeteilt und die nächsten 30.000 dem Validationsset. Auch hier ist wieder zu beachten, dass die Gewichte des WMAE für die Score eine große Rolle spielen, demnach müssen nun für die Trainings- und Validationsdaten wiederum neue Zero-Benchmarken errechnet werden.

Ein Bild, das Screenshot enthält.

Mit sehr hoher Zuverlässigkeit generierte Beschreibung

Abbildung



Abbildung

Im Vergleich zu einer zufälligen Aufteilung der Daten, bei der der XGBoost die Zeitpunkte auswendig lernen kann, liefert das Validationsset mit Berücksichtigung der Zeitachse ein ähnliches Bild wie für die Testdaten und Feature\_7 scheint tatsächlich der Schlüssel für eine repräsentative Cross-Validation-Methode zu sein. Die Ridge-Regression ist davon zwar nicht ganz so stark betroffen, da es Feature\_7 als diskretes Merkmal wahrnimmt und demnach kaum in einzelne Zeitpunkte separieren kann, trotzdem trat auch hier eine Annäherung an das Bild der Testscore ein.

Auch wenn der Train-Test-Split relativ leicht und umgänglich zu implementieren ist und im ersten Resultat auch vielversprechende Ergebnisse erzielt hat, hat er auf der anderen Seite zwei entscheidende Nachteile: Erstens können die Ergebnisse auf dem Validierungsset stark von den dort enthaltenen Daten abhängig sein, verschiedene Aufteilungen in die jeweiligen Gruppen stark abweichende Ergebnisse erzielen bzw. die Ergebnisse des Validationsset lassen sich ggf. schlecht auf andere Daten übertragen. Zweitens kann auf einem Viertel der Daten nun nicht mehr trainiert werden, weil das für die Validierung reserviert ist. Unter Umständen gehen so wertvolle Informationen verloren. (James, Witten, Hastie, & Tibshirani, 2017, 176.178)

Besser ist meistens die Verwendung einer k-Fold Cross-Validierung. Hier wird der Datensatz in k aufeinanderfolgende Gruppen aufgeteilt und so entsprechend durchiteriert das jeweils auf k-1 Gruppen trainiert und die verbleibende geschätzt wird, bis für alle Folds eine Score vorliegt, dadurch kann der gesamte Datensatz zum Trainieren benutzt werden und durch das Mitteln der jeweiligen Scores am Ende erhält man ein robusteres Ergebnis.

Sklearn bietet verschiedene Cross-Validation Methoden an, die es Erlauben die Unterteilung einsprechend eines Gruppenparameters, in diesem Fall Feature\_7, so einzustellen, dass sich dessen Werte zwischen den Aufteilungen nicht überschneiden. Neben GroupKFold, die abgesehen von der Nichtüberschneidung wie die k-Fold Cross-Validierung funktioniert, existiert außerdem GroupShuffleSplit. Hier wird der Datensatz nicht in feste Gruppen unterteil, sondern es werden n Permutationen von überschneidungsfreien Train-Test-Splits erstellt. Ein Vorteil der sich hier ergibt ist, dass das Verhältnis von Trainings- und Validierungsdaten individuell eingestellt werden kann und z.B. ein größeres Validierungsset gewählt werden kann um dadurch ggf. das Leaderboard noch besser abbilden zu können. (scikit-learn.org)

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| Method | N-Splits | Train/Validation | Mean Validation Score | Std Validation Score |
| GroupShuffleSplit() | 10 | 0.4/0.6 | 0.015812 | 0.000202 |
| GroupShuffleSplit() | 5 | 0.4/0.6 | 0.015883 | 0.000164 |
| GroupShuffleSplit() | 10 | 0.25/0.75 | 0.015853 | 0.000090 |
| GroupShuffleSplit() | 5 | 0.25/0.75 | 0.015830 | 0.000101 |
| GroupKFold() | 10 | - | 0.015784 | 0.001179 |
| GroupKFold() | 5 | - | 0.015781 | 0.000897 |

Abbildung

Als Score dient hier anders als bei der vorherigen Validierung der MAE ohne Gewichte, einmal da es sklearn standardmäßig nicht erlaubt Gewichte für dessen Berechnung einzufügen und zweites, da sich dadurch für jede Unterteilung innerhalb der Cross Validation die Score von den dort enthaltenen Gewichten abhängig wäre und sich so nicht untereinander vergleichen lassen würden. Für GroupKFold ergeben sich so tendenziell niedrigere Mittelwerte und GroupShuffleSplit erzielt je nach dem Verhältnis der Validierungsdaten eine geringere Abweichung. Da keine Methode in beiden Punkten herausragend abschneidet, GroupShuffleSplit mit 10 Splits und einem Anteil von 60% für die Validierungsdaten jeweils zumindest überdurchschnittlich gut, wird diese als Cross-Validation-Methode für den weiteren Verlauf gewählt.

Cross Validation Submission bzw. erneuter Validation Leaderboard vergleich

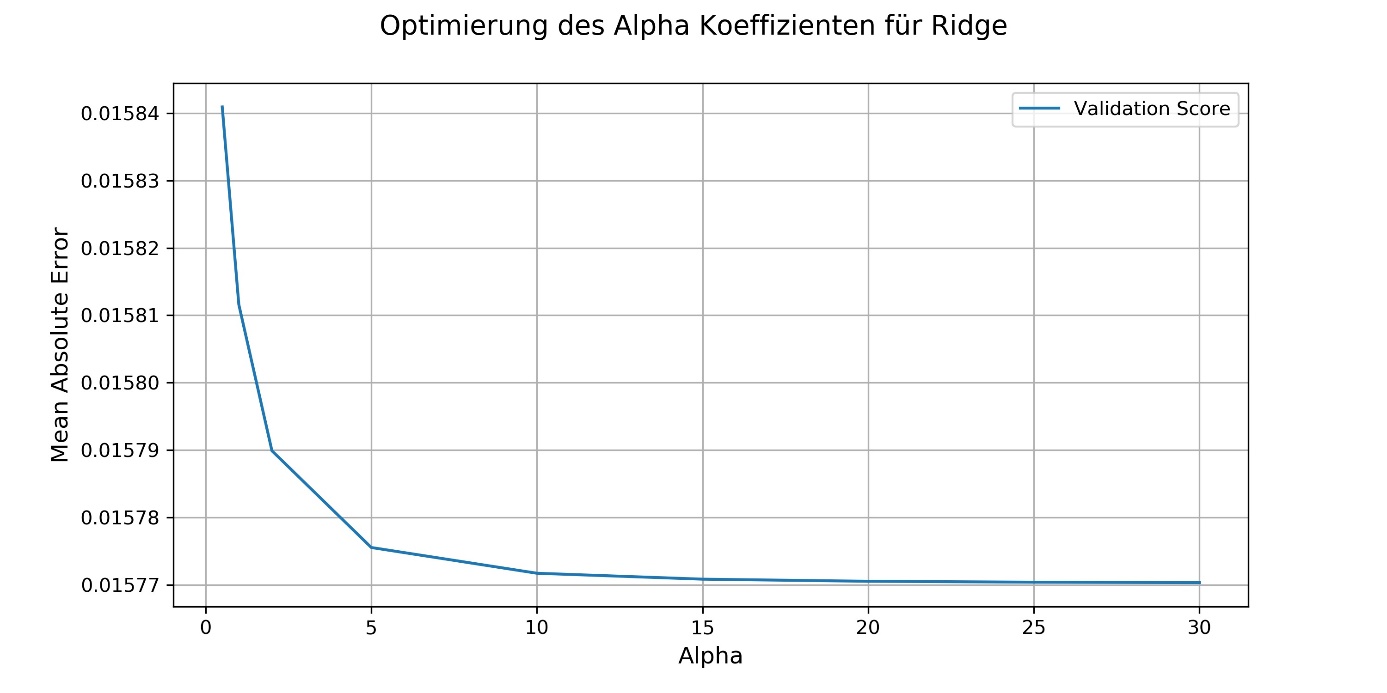
Fehlt noch die beurteilung verschiedeneer verfahren und überleitung, dass in den bestehenden features keine Informationen enthalten sind und demnach feature engineering die lösung sein sollte. Hyper parameter tuning

Nachdem es jetzt möglich ist eine gute

## Hyper-Parameter-Tuning

Durch die Cross-Validierung ist es nun möglich auf den Trainingsdaten die Vorhersagekraft des Modells bzw. den MAE als deren Maß zu bestimmen, nun gilt es genau diese durch die Optimierung der Hyperparameter der Algorithmen weiter zu verbessern. Bei Hyperparametern handelt es sich um die Parameter, mit der die Leistung der Modelle weiter eingestellt Werden kann. Bei der Ridge-Regression ist das z.B. der Shrinkage-Koeffizient und bei Random Forest u.a. die Anzahl der Bäume und auch wenn in SciKit-Learn bereits für nahezu jeden Standardeinstellungen implementiert wurden, kann die Optimierung der Parameter die Performance des Modells maßgeblich verbessern. Während die Ridge-Regression mit dem einen Parameter noch händisch optimiert werden könnte, wird das spätestens bei steigender Parameterzahl äußerst aufwendig und ein systematischeres Vorgehen erforderlich. Eine der bekanntesten Möglichkeiten dafür ist die Gitter-Suche, hierbei wird für jeden Parameter eine Listen von Werten angegeben und dann systematisch alle Möglichkeiten durchgerechnet bis das Optimum gefunden ist. In Scikit-Learn ist das im Modul GridSearch umgesetzt, das sich außerdem äußerst einfach in die Cross-Validation-Prozedur eingliedern lässt. (Swamynathan, 2017)

Welche entscheidenden Auswirkungen Model-Tuning haben kann, zeigt sich spätestens bei dessen Anwendung



Abbildung

Ein Bild, das Screenshot enthält.

Mit sehr hoher Zuverlässigkeit generierte Beschreibung

Abbildung

Schon eine leichte Erhöhung des Alpha Koeffizienten hat eine verhältnismäßig starke Verbesserung des MAE zur Folge, die sich dann auch direkt auf die Leaderboard-Scores übertragen lässt. Anzumerken ist allerdings, dass sich ab einem gewissen Wert nur noch eine marginale Verbesserung einstellt und vernachlässigt werden kann. Die Gitter-Suche ergab hier ein Optimum für den Wert 20, mit dem auf dem privaten Leaderboard eine Score von 1728.42104 errechnet. Damit schlägt dieses Modell zur vorhersagen von Ret\_PlusOne basierend auf den 25 gegebenen Features und der vergangenen Tagesrenditen zwar die Zerobenchmark um 86 Platzierungen und rangiert damit auf dem 286 Platz, trotzdem ergibt sich daraus noch kein wirklich zufriedenstellendes Ergebnis und in Betracht auf die Ergebnisse der Top-Platzierten ist noch deutlich Luft nach oben.

Nachdem jetzt, dank GridSearch und Cross-Validierung, davon ausgegangen werden kann, dass sich durch den Algorithmus an sich keine allzu großen Verbesserungen mehr erzielen lassen werden und aus den gegeben Features das bestmögliche rausgeholt worden ist, muss nach neuen Möglichkeiten gesucht werden die in den Daten enthaltenen Informationen darzustellen und somit neue Inputvariablen zu entwickeln.

## Advanced Feature Engineering

„Coming up with features is difficult, time-consuming, requires expert knowledge. ‚Applied machine learning‘ is basically feature engineering.“ (Zitat über eine Ecke) Dementsprechend ist es auch nicht verwunderlich, dass in den meisten Kaggle-Competitions die meiste Zeit dafür aufgewendet wird Merkmale aus den vorhandenen Daten zu extrahieren oder ggf. mit Hilfe von branchenspezifischen Wissen Neue zu generiere. Für das Vorgehen sowie die Resultate beim Feature Engineering ist stark Abhängig von der jeweiligen Problemstellung und allgemein gibt es keine wirklichen Vorgaben, wie Merkmale generiert werden sollen, solange sie die Vorhersagekraft des Models verbessern. (Sarkar, Bali, & Sharma, 2018a)

Leider hatte Winton Capital das teilen und veröffentlichen von Informationen während der Challenge verboten und auch im Nachgang wurden von anderen Teilnehmern kaum detailierte Ergebnisse öffentlich, wodurch auch nicht ersichtlich wurde auf welchen Features deren Prognosen basierten. Einzige wirklich valide Quelle hierfür war ein Interview mit dem drittplatziertem Mendrika Ramarlina, das auf dem Kaggle-Blog No-Free-Hunch veröffentlicht wurde. Hier gab er zwar an, dass Feature Engineering sein Schlüssel zum Erfolg war, was seine konkreten Merkmale anging lies er allerdings nur allgemein verlauten unter anderem mit Drawdown-Duration, Drawdown Magnitude und kumulierten Minutenrendite gearbeitet zu haben. (Kaggle Team, 2016)

Daneben waren in direktem Bezug zu der Challenge nur noch im Forum-Thread Solution Sharing weitere Anhaltspunkte zu finden, der Zweitplatzierte gab z.B. an mit Volatilität gearbeitet zu haben, andere Teilnehmer nannten außerdem gewichtete Mittelwerte/Medians der vergangenen Renditen als Teil ihres Feature-Sets.

Hilfreich gestalteten sich außerdem noch ein zwei Interviews mit Top 5 platzierten einer ähnlichen Challenge von 2Sigma. Konkret gab einer der beiden neben seinem Vorgehen beim Modellieren insbesondere an, mitverzögerten Renditen und nach Zeitpunkt gruppierten Mittelwerten, bzw. der jeweiligen Abweichung davon gearbeitet zu haben. (Kaggle Team, 2017a) Der andere versuchte u.a. mit einer Mischung aus deskriptiven Merkmalen wie der Standardabweichung oder Markt-bezogenen Features, wie der Volatilität zu einem bestimmten Zeitpunkt das Problem zu lösen. (Kaggle Team, 2017b)

Anhand der dort verfügbaren Informationen und unter Einfluss des eines Papers von Zura Kakushadze in dem Merkmale für Finanzmarktdaten allgemein generiert werden können (Kakushadze, 2016), wurde anschließend ein Featureset generiert das unter anderem wie folgt zusammensetzt:

* (absolute) Differenzen und Summer der vergangenen Tagesrenditen
* Deskriptive Merkmale der vergangenen Minutenrenditen
* Deskriptive Merkmale der geglätteten vergangenen Minutenrenditen
* Der Mittelwert der nach Zeitpunkt (Feature\_7) gruppierten Tagesrenditen
* Die mittlere absolute Abweichung der nach Zeitpunkt (Feature\_7) gruppierten Tagesrenditen, sowie deren (absolute) Differenzen
* Der Mittelwert der nach vermeintlicher Branche (Feature\_5) gruppierten vergangenen Tagesrenditen, sowie deren (absolute) Differenzen
* Die mittlere absolute Abweichung der nach vermeintlicher Branche (Feature\_5) gruppierten vergangenen Tagesrenditen, sowie deren (absolute) Differenzen
* Der Mittelwert und die mittlere Abweichung der nach Zeitpunkt und Branche gruppierten vergangenen Tagesrenditen, sowie deren (absolute) Differenzen
* Kumulierte Minutenrenditen für die letzten x Minutenrenditen
* Absolute Abweichung der letzten x Minutenrenditen
* Maximaler Drawdown
* Interaktionstherme
* …

Insgesamt wurden so über 100 neue Merkmale generiert und berechnet, anhand deren im weiteren Verlauf Modelle trainiert werden sollen. Die Herangehensweise war allerdings bei vielen Features allerdings ähnlich. Nachdem außer Feature\_7 keines der anderen genauer erklärt wurde, begrenzten sich die Informationen ansonsten letztendlich auf die Zeitreihendaten der Renditen, anhand der (gruppierte) Mittelwerte, Streuung und Interaktionen darunter errechnet wurden, wohingegen im Bereich Trading viele Alphas eigentlich auf Handelsvolumen, Orderbooks aufbauen (Kakushadze, 2016). Auch Tageshoch/-tief oder Schlusskurse waren durch das begrenzte Zeitfenster von 120 Minuten nicht ersichtlich und das Bilden von Langzeittrends bei nur zwei Tagesrenditen nicht möglich, was den Handlungsspielraum zusätzlich einschränkte. Trotzdem wurde versucht möglichst vielfältige Merkmale zu generieren die Volatitlität, branchentypisches Verhalten und Zeitpunkbezogene Trends berücksichtigen.

Für einen Teil des der neu errechneten Features wurden zusätzlich noch mithilfe von Scikit-learn’s PolynomialFeatures-Modul generische Interaktionen mit dem Grad zwei erstellt. Damit soll später getestet werden ob eine höhere Ordnung und somit flexiblere Modelle insbesondere bei den linearen Modellen bessere Werte erzielen.

## Feature Selection

Aufgrund der hohen Dimensionalität, die dadurch entstanden ist ergeben sich allerdings auch einige Nachteile. Nicht nur die benötigte Rechenzeit für die Modelle, sondern insbesondere auch Gefahr zu overfitten nimmt mit steigender Anzahl an Variablen zu. In diesem Zusammenhang wird oft der von Bellman (1961) eingeführte Ausdruck „the *curse of dimensionality“* genannt. Es beschreibt grundsätzlich den exponentielle Anstieg an benötigten Datenpunkte bei zunehmender Dimensionalität für einige Algorithmen. Daraus ergibt sich im Bezug auf Machine Learning auch, dass bei einer hohen Anzahl an irrelevanten Features im Datensatz, das wahre Signal von deren Rauschen bis zur Unkenntlichkeit überlagert werden kann. Selbst bei einer hohen Anzahl an relevanten Features kann es bei einigen Modellen zu Schwierigkeiten kommen (Domingos, 2012b).

Daraus ergibt sich demnach auch die Notwendigkeit das hochdimensionale Datenset auf die hilfreichen Variablen zu reduzieren, bevor damit Modelle zur Vorhersage der Renditen erstellt werden können.

Für die Reduktion viel die Wahl zunächst auf Filter-Methoden basierend auf den Korrelationen und von Mutual-Information-Koeffizienten zwischen den Input- und den Zeilvariablen. Ganz allgemein ergibt sich aus Filter-Methoden der Vorteil, dass das Selektionskriterium unabhängig vom Algorithmus ist und die Variablen in dieser Hinsicht neutral ausgewählt werden. Durch die Auswahl durch Korrelationskoeffizienten ergibt sich dafür allerdings auch der Nachteil, dass dadurch auch sehr leicht redundante Informationen mehrfach ins Modell aufgenommen werden, was die Ergebnisse wiederum verschlechtern kann. Aus diesem Grund wurden daneben auch noch Mutual-Information-Koeffizienten als zweites Kriterium gewählt. Bei deren Berechnung wird entsprechend berücksichtigt, wie viel neue Informationen eine Variable tatsächlich enthält und so vermieden das das Modell durch Informationsredundanz zu verzerren. (Guyon & Elisseeff, 2003)

Für die Ridge-Regression wurden daneben außerdem drei Feature-Sets durch rekursive Feature Elimination gebildet. Dieses Vorgehenzählt zu den sog. *Wrapper*-Methoden und nutzt die Regressionskoeffizienten um dadurch so lange die ‚schlechteste‘ Variable zu entfernen, bis die gewünschte Anzahl an Features übrigbleibt. Das bedeutet allerdings auch das vor jeder Elimination ein neues Model mit neuen Koeffizienten trainiert werden muss, wodurch diese Methode sehr schnell sehr rechenintensiv wird und ein bisschen Zeit in Anspruch nimmt. Für die Ridge-Regression spielt das eher eine untergeordnete Rolle, da sie als lineares Modell nur wenig Zeit zum Trainieren brauch. Aus Gründen der Effizienz wurde deshalb aber darauf verzichtet, dieses Verfahren auch bei den im nächsten Kapitel eingeführten Algorithmen Random Forest, Gradient Boost und Huber Regression anzuwenden. (Huijskens, 2018)

Nachdem auf die Anzahl der Variablen eine Bedeutung spielt, wurde auch hier variiert und letztendlich für jeweils die verschiedenen Zielvariablen folgende Feature-Sets erstellt:

|  |  |
| --- | --- |
| Name | Features |
| core | 25 Basis-Features von Winton |
| mic10 | Die 10 Variablen mit dem höchsten Mutual-Information-Koeffizienten |
| mic20 | Die 20 Variablen mit dem höchsten Mutual-Information-Koeffizienten |
| mic30 | Die 30 Variablen mit dem höchsten Mutual-Information-Koeffizienten |
| corr10 | Die 10 Variablen mit dem absolut höchsten Korrelationskoeffizienten |
| corr20 | Die 20 Variablen mit dem absolut höchsten Korrelationskoeffizienten |
| corr30 | Die 30 Variablen mit dem absolut höchsten Korrelationskoeffizienten |
| polycorr15\_2 | Die 15 Variablen mit dem absolut höchsten Korellationskoeffizienten aus den polynomialen Features |
| micpoly15 | Die 15 Variablen mit dem höchsten Mutual-Information-Koeffizienten aus den polynomialen Features |

Abbildung

Für die Ridge-Regression kamen wie bereits angesprochen außerdem die rekursive Variablenauswahl dazu

|  |  |
| --- | --- |
| Name | Features |
| rfe10 | Die verbleibenden 10 ‚besten‘ Features nach rekursiver Elimination |
| rfe20 | Die verbleibenden 20 ‚besten‘ Features nach rekursiver Elimination |
| rfe30 | Die verbleibenden 30 ‚besten‘ Features nach rekursiver Elimination |

Abbildung

Überleitung

Weitere positive Aspekte von Feature Selection sind außerdem, dass sich komplexe Modelle mit vielen Variablen im Nachgang deutlich schlechter interpretieren lassen (Huijskens, 2018) und somit auch in vorraussicht .

Evtl Features von y noch erklären

## Modellierung der Algorithmen

In Scikit-Learn sind im Bereich überwachtes Lernen einige Algorithmen implementiert, die jeweils auf verschiedenen mathematischen Verfahren beruhen und jeweils andere Vor- bzw. Nachteile aufweisen. Da aus Karpazitätsgründen natürlich nicht für jeden ein Modell trainiert werden kann wird versucht sich auf ein paar möglichst verschiedene zu begrenzen. Aus der Gruppe der generalisierten linearen Modelle wurden aufgrund der Regularisierung die *Ridge* Regression ausgewählt und außerdem noch die *Huber-Regression*, da sie Ausreißer in den Daten besonders berücksichtigt. Unter den Ensemble-Methoden ist es ein normaler Random Forest und weiter ein *Gradient Tree Boost* als Boosting Algorithmus. Die Auswahl wurde bewusst so getroffen, da jeder auf eine unterschiedliche Art versucht overfitting zu vermeiden und um so einen guten Überblick über die verschiedenen Arten von Lernen in Scikit-Learn zu geben.

Allgemein wurde jeweils so vorgegangen, dass die Algorithmen innerhalb des Frameworks auf den verschiedenen Feature-Sets trainiert wurden und die Hyperparameter jeweils mit GridSearch optimiert. Anschließend wurden die vielversprechendsten Methoden ausgewählt und in der Kaggle-Competition hochgeladen um die Testscore zu erhalten . In einer Übersicht wird dann weiter hinsichtlich Robustheit und Vorhersagekraft verglichen und die besten für die jeweilige Zielvariable dann zu einem finalen Modell zusammengeführt.

### Ret\_PlusOne

### Ret\_PlusTwo

### Minute Returns

### Finales Model

# 

# Results

## Welche Ansätze wie und warum haben welche Ansätze funktioniert

## Features

## Algorithms

## Ret\_PlusOne

## Ret\_PlusTwo

## Minute\_Ret

## MIC more stable features

## Linear models fitting somewhat of an slighly mean

## Regularization

## Polynomial Features verschlechtern in den meisten fällen die prognose erklärung weil modelle mit mehr varianz und nicht mehr bias wie linear

# Conclusion

## Zusammenfassung der Aussagen und wo der Wertbeitrag liegt

References

Anderson, J. (2015a). *The Winton Stock Market Challenge: New Holiday Data from Winton*. Retrieved from https://www.kaggle.com/c/the-winton-stock-market-challenge/discussion/18006

Anderson, J. (2015b). *The Winton Stock Market Challenge: Overview*. Retrieved from https://www.kaggle.com/c/the-winton-stock-market-challenge

Anderson, J. (2016). *The Winton Stock Market Challenge: Congratulations, Thoughts on the Problem*. Retrieved from https://www.kaggle.com/c/the-winton-stock-market-challenge/discussion/18645

Bellman, R. (1961). *Adaptive control processes*. Princeton, New Jersey: Princeton University Press.

Chatterjee, S., Dutta, K., & Sundarraj, R. P. (Eds.). (2018). *Lecture notes in computer science: Vol. 10844*. *Designing for a digital and globalized world: 13th international conference, DESRIST 2018, Chennai, India, June 3-6, 2018 : proceedings*. Cham: Springer.

Domingos, P. (2012a). A few useful things to know about machine learning. *Communications of the ACM*, *55*(10), 78–87. https://doi.org/10.1145/2347736.2347755

Domingos, P. (2012b). A few useful things to know about machine learning. *Communications of the ACM*, *55*(10), 78. https://doi.org/10.1145/2347736.2347755

Goldbloom, A. (2017). Kaggle Joins Google Cloud.

Goldbloom, A. (2018). Reviewing 2017 and Previewing 2018. Retrieved from http://blog.kaggle.com/2018/01/22/reviewing-2017-and-previewing-2018/

Guo, Y. (2017). Introduction to Kaggle Kernels. Retrieved from https://towardsdatascience.com/introduction-to-kaggle-kernels-2ad754ebf77

Guyon, I., & Elisseeff, A. (2003). An introduction to variable and feature selection. *The Journal of Machine Learning Research*, *3*, 1157–1182. Retrieved from https://dl.acm.org/citation.cfm?id=944968

Hastie, T., Tibshirani, R., & Friedman, J. H. (2017). *The elements of statistical learning: Data mining, inference, and prediction* (Second edition, corrected at 12th printing 2017). *Springer series in statistics*. New York, NY: Springer.

Huijskens, T. (2018). *Why giving your algorithm ALL THE FEATURES does not always work.* PyData, London. Retrieved from https://www.youtube.com/watch?v=JsArBz46\_3s&t=1848s

James, G., Witten, D., Hastie, T., & Tibshirani, R. (2017). *An introduction to statistical learning: With applications in R* (Corrected at 8th printing). *Springer texts in statistics*. New York, Heidelberg, Dordrecht, London: Springer.

Kaggle Team. (2016). Winton Stock Market Challenge, Winner's Interview: 3rd place, Mendrika Ramarlina. Retrieved from http://blog.kaggle.com/2016/02/12/winton-stock-market-challenge-winners-interview-3rd-place-mendrika-ramarlina/

Kaggle Team. (2017a). Two Sigma Financial Modeling Challenge, Winner's Interview: 2nd Place, Nima Shahbazi, Chahhou Mohamed. Retrieved from http://blog.kaggle.com/2017/05/25/two-sigma-financial-modeling-challenge-winners-interview-2nd-place-nima-shahbazi-chahhou-mohamed/

Kaggle Team. (2017b). Two Sigma Financial Modeling Code Competition, 5th Place Winners' Interview: Team Best Fitting | Bestfitting, Zero, & CircleCircle. Retrieved from http://blog.kaggle.com/2017/05/11/two-sigma-financial-modeling-code-competition-5th-place-winners-interview-team-best-fitting-bestfitting-zero-circlecircle/

Kaiser, J. (2014). Dealing with Missing Values in Data. *Journal of Systems Integration*, *5*(1), 42–51. Retrieved from http://si-journal.org/index.php/JSI/article/viewFile/178/255

Kakushadze, Z. (2016). 101 Formulaic Alphas. Retrieved from http://arxiv.org/pdf/1601.00991v3

Marr, B. (2016). *Big data in practice: How 45 successful companies used big data analytics to deliver extraordinary results*. Chichester, West Sussex: Wiley.

Sarkar, D., Bali, R., & Sharma, T. (2018a). Feature Engineering and Selection. In D. Sarkar, R. Bali, & T. Sharma (Eds.), *Practical Machine Learning with Python* (pp. 177–253). Berkeley, CA: Apress. https://doi.org/10.1007/978-1-4842-3207-1\_4

Sarkar, D., Bali, R., & Sharma, T. (Eds.). (2018b). *Practical Machine Learning with Python*. Berkeley, CA: Apress.

Schmid, F., & Trede, M. (2006). *Finanzmarktstatistik*. Berlin, Heidelberg: Springer-Verlag Berlin Heidelberg. Retrieved from http://dx.doi.org/10.1007/3-540-29795-2

Scikit-learn.org. Cross-validation: evaluating estimator performance. Retrieved from http://scikit-learn.org/stable/modules/cross\_validation.html#cross-validation-iterators-for-grouped-data

Swamynathan, M. (2017). *Mastering Machine Learning with Python in Six Steps: A Practical Implementation Guide to Predictive Data Analytics Using Python*. Berkeley, CA: Apress; Imprint.

The Winton Stock Market Challenge: Solution Sharing. (2016). Retrieved from https://www.kaggle.com/c/the-winton-stock-market-challenge/discussion/18584