

Information-weighting with ML/AI tools

Techniken der künstlichen Intelligenz werden verwendet, um Rohstoff-Futures-Preise vorherzusagen. Diese Machine Learning-Ansätze basieren auf einer **Shrinkage-Regression**, **klassischen** und **hybriden künstlichen neuronalen Feedforward-Netzen** (siehe obere Abbildung) und **Extreme Learning Machines**. Die verschiedenen Ansätze werden auf ihre Eignung zur Vorhersage von Preistrends getestet.

Bei den Shrinkage-Verfahren werden **wirtschaftliche Marktannahmen** in Form von Gewichten miteinbezogen. Diese dienen als Filtertechniken zum Extrahieren von Signalen annäherndem weissen Rauschen der erklärenden Variablen.

Zu den erklärenden Variablen zählen der Implied Volatility Index, der US High Yield Corporate Bond Index, der Emerging Markets Corporate Bond Index, der 3-Monats-Treasury Bill, der 10-Jahres-Treasury Constant Maturity Rate, der Commodity Future Index, der US High Yield Corporate Bond Index, der Gold-Futures-Kontrakt, der Brent-Rohöl-Futures-Kontrakt und der S&P 500-Futures-Kontrakt.

Die wichtigsten Leistungskennzahlen sind die Sharpe Ratio (annualisiert um 252 Tage) und die Hitrate. Teilweise werden auch andere Metriken wie der maximale Drawdown oder der mittlere quadratische Fehler MSE verglichen. Die Datensätze und Algorithmen wurden mit R analysiert und programmiert. Wichtige Provider und R-Packages sind glmnet, neuronal-net, tensorflow (Python) und keras.

Bei allen Ansätzen kann In-sample eine gute Leistung erzielt werden (siehe untere Abbildung). Im Out-of-Sample-Vergleich der verschiedenen Modelle konnten sehr unterschiedliche Ergebnisse erzielt werden. Es wird gezeigt, welche Modelle damit sehr gute Out-of-Sample- und welche eher unbrauchbare Ergebnisse erzielen.

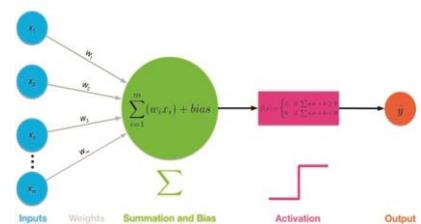
Die besten Ergebnisse für den Out-of-Sample-Zeitraum des ersten Quartals 2019 wurden mit der **Ridge-Regression** (ein Verfahren der Shrinkage-Regression) erzielt. Die richtig ausgewählten Hyperparameter, bestehend aus der richtigen Länge des Trainingsdatensatzes und den ausgewählten Gewichten aus den wirtschaftlichen Marktannahmen, trugen zu diesem guten Ergebnis bei.

Zusammenfassend lässt sich sagen, dass die **Preisentwicklung von Rohstoff-Futures mit einer Wahrscheinlichkeit von über 50 Prozent** unter Verwendung wirtschaftlicher Marktannahmen mit Shrinkage-Regressionsverfahren vorhergesagt werden kann.

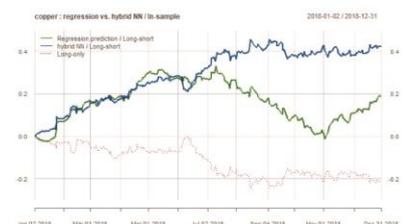


Diplomierende
Florian Bozhdaraj
Michael Winkler

Dozent
Marc Wildi



Diese Abbildung zeigt die Prozeduren eines single-layer perceptron network.



Diese Abbildung zeigt die Ridge-Regression und das hybride künstliche neuronale Netzwerk für den Kupfer-Futures-Kontrakt, die In-sample optimiert wurden.