

Cryptofolio :

Plate-forme d'optimisation de portfolio de cryptomonnaies

Julien Denes, Michaël Trazzi

Mai 2018

Introduction

1 Revue de la littérature existante

1.1 Online Portfolio Selection : A Survey

Dans cette article, les auteurs proposent un panorama des techniques d'optimisation de portfolio à l'heure actuelle (mai 2013), et proposent une analyse des principes mathématiques sur lesquelles elles reposent. Ils commencent par proposer une distinction entre la “Mean Variance Theory” et la “Capital Growth Theory”. La première, basée sur la théorie de Markovitz, ne s'intéresse qu'à une seule période de temps : on sélectionne un portfolio fixé en cherchant le meilleur compromis entre “return” (mean) et risque (variance). La seconde théorie se focalise sur une sélection de portfolio multi-périodiques (ou séquentielle), c'est à dire en découpant une période en sous-séquences et en autorisant une modification du portfolio à la fin de chacune de ces périodes. On s'intéresse alors à sélectionner la meilleur rentabilité (ou taux de croissance). Les techniques de la “Capital Growth Theory” sont regroupées sous le nom de “Online Portfolio Selection”, sur lesquelles cet article se focalise.

Les auteurs découpent ces techniques en 5 catégories : Benchmarks, Follow-the-Winner, Follow-the-Loser, Pattern-Matching Approaches, et Meta-Learning Algorithms.

Les Benchmarks sont des algorithmes quasi-triviaux qui servent de repères : Buy and Hold (aucune modification du portfolio à chaque période), Best Stock (idem mais portfolio composé d'un unique stock, le meilleur), Constant Rebalanced Portfolios (le portfolio de la période suivante est toujours portfolio fixé).

Les algorithmes Follow-the-Winner sont basés sur le principe de l'augmentation du poids des stocks avec la meilleur croissance à la période t pour former le portfolio du temps $t + 1$. Parmi eux, on pourra citer les Universal Portfolios (construit des portfolio composés d'un unique stock puis mixe les plus performants), Exponential Gradient (cherche à suivre le meilleur portfolio au temps t mais en restant proche du portfolio adopté précédemment), le très similaire Follow the Leader (qui ne tient pas compte de la proximité), ou Follow the Regularized Leader (idem mais avec un terme de régularisation, qui typiquement minimise la taille du vecteur de portfolio).

Les approches Follow-the-Loser se basent quant à elles sur la théorie de la mean reversion, qui affirme en sorte que les stocks ayant eu de mauvaises performances à une période t seront ceux qui auront de bonnes performances au temps $t + 1$ (et vice versa). On citera l'algorithme Anticor (transfert le capital des bons performeurs au mauvais en proportion de la corrélation entre eux), ou encore Passive Aggressive Mean Reversion qui résout un programme linéaire de minimisation de la distance entre le portfolio de t et de $t + 1$ sous contrainte de respecter la “mean reversion property”. Online Moving Average Reversion fonctionne sensiblement sur le même principe mais en se basant sur plus d'une période en amont. On pourra noter que les algorithmes sont, d'après

les tests des auteurs, les plus performants.

Les approches de Pattern-Matching cherchent quant à eux d'abord à trouver un set C de prix similaires dans l'historique, puis à partir de celui-ci compose le portfolio le plus performant basé sur ce que ce set C laisse à prévoir.

Enfin, les algorithmes de Meta-Learning vont chercher à combiner plusieurs portfolios performants à une période t pour former celui de la période $t + 1$, et ce selon différentes techniques.

Références

- [1] Z. Jiang and J. Liang, “Cryptocurrency portfolio management with deep reinforcement learning,” *CoRR*, vol. abs/1612.01277, 2016.