

OTIMIZAÇÃO DE PORTFÓLIO PARA UMA CARTEIRA DE CRIPTOMOEDAS: UMA ABORDAGEM EM REINFORCEMENT LEARNING

Daniel Barra

Ciências Econômicas | Centro Sócio Econômico



UNIVERSIDADE FEDERAL
DE SANTA CATARINA

Tópicos

- Introdução ao trabalho
- Uma breve introdução às criptomoedas
- Otimização de Portfólio – Escolha do modelo
- Reinforcement Learning
- Metodologia
- Implementação Computacional
- Resultados
- Comparação com estratégias ingênuas
- Índice de Referência
- Conclusão

Introdução

- Navarra Tech
- Valor de mercado das criptomoedas é de mais de 300 bilhões de dólares.
- Taxa de juros brasileira em baixa.
- Criptomoedas são o futuro, mas quais delas?
- Carteira de Criptos como alternativa de investimento de risco.
- Otimização e aprendizado de máquina
- Critério de seleção das Criptomoedas
- Comparações com estratégias ingênuas

Criptomoedas

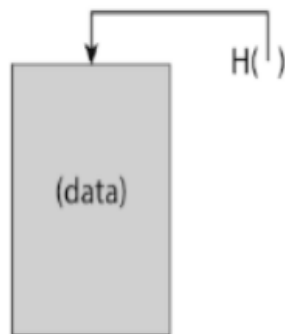
- Itens simbólicos como moedas de troca (ex: metais preciosos).
- Moeda virtual como uma corrente de assinaturas digitais, nas quais dois agentes transferem recursos por meio da validação de uma chave pública e uma chave privada, ambas criptografadas. (Nakamoto, 2009)
- Sistema financeiro que não dependa da confiança em instituições, e que preserve a privacidade dos agentes que transacionam.

Criptomoedas

- Um bloco é um conjunto de transações, essas compostas por grande volume de dados criptografados
- Quando um bloco é validado, passa a fazer parte de uma corrente (daí provém o nome blockchain).
- Nas criptomoedas, não há autoridade central, e sim há diversos agentes que em conjunto compõem um consenso sobre quais transações são válidas e quais não são.

Criptomoedas

Figura 1 – O hash pointer



Elaborado por Narayanan et al (2016).

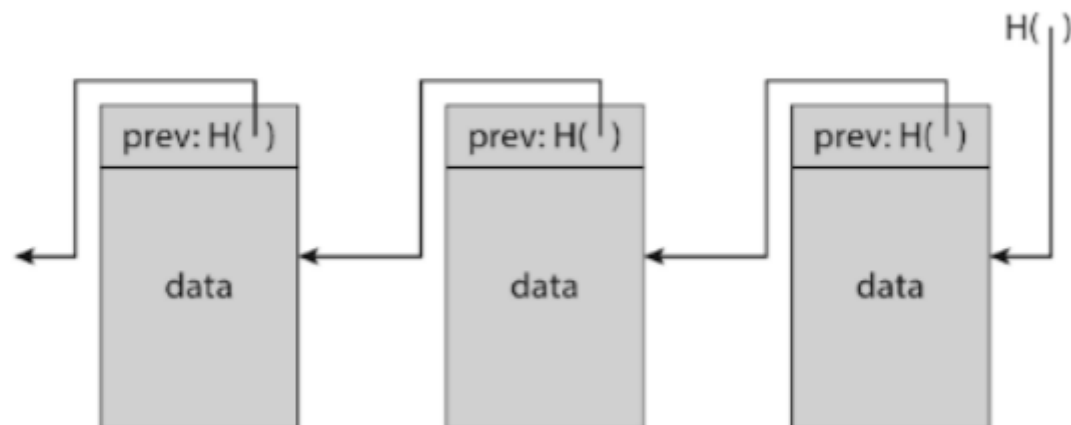
Um hash pointer é um ponteiro, que permanentemente aponta para um conjunto de dados, e dessa forma vai de um lugar para outro, como mostra a Figura 1.

Uma função hash obedece a 3 princípios:

- O input pode ser uma variável de texto de qualquer tamanho;
- O output tem tamanho fixo; e
- É computável;

Criptomoedas

Figura 2 – Elos da *blockchain*



Elaborado por Narayanan et al (2016).

Criptomoedas

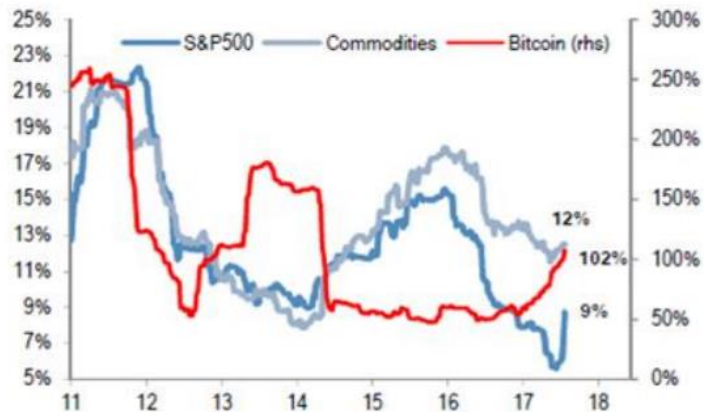
- Os blocos se tornam válidos a partir do instante em que um dos mineradores encontra a solução para um problema matemático.
- Esse minerador então envia esse bloco resolvido para todos os outros mineradores.
- Mineradores tem incentivo para ser o primeiro, pois são pagos por bloco descoberto. Também são remunerados com custos de transações.

Criptomoedas

- Há mais de 1500 criptomoedas catalogadas.
- As 5 de maior valor de mercado são: Bitcoin, Ethereum, Ripple, Bitcoin Cash e Litecoin. Somadas possuem valor de mercado de 230 bilhões de dólares.
- Mercado de criptomoedas movimenta mais que o dobro que a Bovespa diariamente.

Criptomoedas

Figura 4 – Volatilidade dos ativos em um ano



Elaborado por J.P. Morgan.

- Ativo extremamente volátil
- Baixa correlação com moedas tradicionais (*fiat*)

Otimização de Portfólio

- SLSQP (Sequential Least-Square Quadratic Programming)
- Otimizador que define uma direção e um valor de variação nos parâmetros para cada vez que roda um teste
- Restrições de igualdade e limites de bandas

Aprendizado por Reforço

- Problema de maximização de resultados de um agente em um certo cenário.
- Intimamente ligado à inteligência artificial.
- Utiliza a tentativa e erro, baseada em uma função de entrada, e avalia os resultados de cada uma das ações tomadas.
- Recompensas e punições

Aprendizado por Reforço

Figura 6 – Funcionamento do *reinforcement learning*



- Agente inserido em um ambiente
- Alteração de Estado
- Feedback
- Recompensa ou punição
- Alteração de probabilidades

Metodologia

- Considere um agente que busca alocar seu patrimônio, inicialmente em \$1.000.000,00, entre cinco diferentes criptomoedas.
- Cinco maiores capitalizações entre as criptomoedas: Bitcoin, Ethereum, Ripple, Bitcoin Cash e Litecoin
- A cada período de tempo t , o agente aloca seu patrimônio de tal forma que a soma dos módulos dos pesos de cada moeda seja equivalente a 100% (podendo ser composto de longs e shorts).

Metodologia

- Assumindo que o agente tem a intenção de diversificar seu portfólio, estabelece as bandas (limites) máximos e mínimos da porcentagem do patrimônio que pode ser alocada em cada criptomoeda.
- Aprendizagem por reforço implementada, aumenta (reduz) as bandas caso a estratégia anterior tenha obtido sucesso (fracasso).
- Ressalta-se que os custos de transação associados a cada realocação de carteira são incrementados diariamente. Desta forma, ao final de cada dia, é possível calcular o patrimônio líquido total da carteira.

Metodologia

- Utilizando-se os preços diários reais das criptomoedas entre janeiro e março de 2018:

- Retorno dos ativos:

$$R_t = \sum_{i=1}^5 (P_{i,t} - P_{i,(t-1)}) * Q_{i,t},$$

no qual R denota o retorno do ativo; P é o preço; Q é a quantidade e t é o período de análise.

- Custos de transação diário:

$$TC_t = \sum_{i=1}^5 (|Q_{i,t} - Q_{i,(t-1)}| * P_{i,t} * 0.0005).$$

Metodologia

- O patrimônio no período inicial se dará por:

$$PL_0 = \sum_{i=1}^5 Q_i * P_{i,t}.$$

- O patrimônio em qualquer outro período será dado por:

$$PL_t = PL_{(t-1)} + R_t - TC_t.$$

Metodologia

- O processo das revisões das estratégias ocorre entre o fim do período t e o período $t+1$. Neste período, os agentes avaliam os desempenhos passados de suas estratégias (alocações) e buscam as estratégias que lhe oferecem as melhores recompensas dentro das possíveis bandas.
- Utilizando o algoritmo de aprendizado por reforço, caso para determinada moeda a direção do trade (compra ou venda) tenha sido correta, a banda de alocação daquela moeda para aquela direção será aumentada. Caso tenha sido incorreta, será diminuída.

Metodologia

- Formalmente, esta relação é expressa por:

$$(1 + 0.10) \text{ se } P_t > P_{(t-1)},$$

$$(1 - 0.10) \text{ se } P_t < P_{(t-1)}.$$

- Uma vez definido as novas bandas para o período seguinte, é utilizado o algoritmo de otimização SLSQP para encontrar a melhor composição de pesos de cada moeda na carteira de forma a maximizar o retorno no período presente, e estes pesos serão alocados no processo de seleção dos ativos no período $t + 1$.

Metodologia

- Todas as moedas iniciam o estudo com os limites de (-40%, 40%).
- Como forma de definir as condições iniciais do modelo e evitar possíveis vieses de seleção, para o período $t=0$, assume-se que as cinco criptomoedas são adotadas de maneira uniforme (20% do patrimônio em cada ativo) e apenas a posição comprada é a possível de ser efetuada neste período inicial.

Resultados

- Observa-se como foi o desempenho da carteira teórica desde 01/01/2018 até 19/03/2018, com um patrimônio inicial de R\$ 1.000.000,00
- Foram calculados para o período, tanto para a carteira teórica quanto para o Bitcoin (BTC), os seguintes indicadores: o retorno financeiro acumulado, o retorno percentual acumulado, os custos totais, a variância, o maior drawdown diário e o retorno médio diário.

Resultados

Figura 7 – Carteira teórica versus Bitcoin



Elaboração própria.

Resultados

- O retorno financeiro acumulado da carteira teórica é de um ganho de R\$ 455.508,57, ao mesmo tempo em que o retorno financeiro acumulado do Bitcoin é de uma perda de R\$ 344.421,05.
- Os custos do período totalizaram R\$ 86.006,12.

Resultados

Figura 8 – Carteira teórica versus as cinco maiores criptomoedas



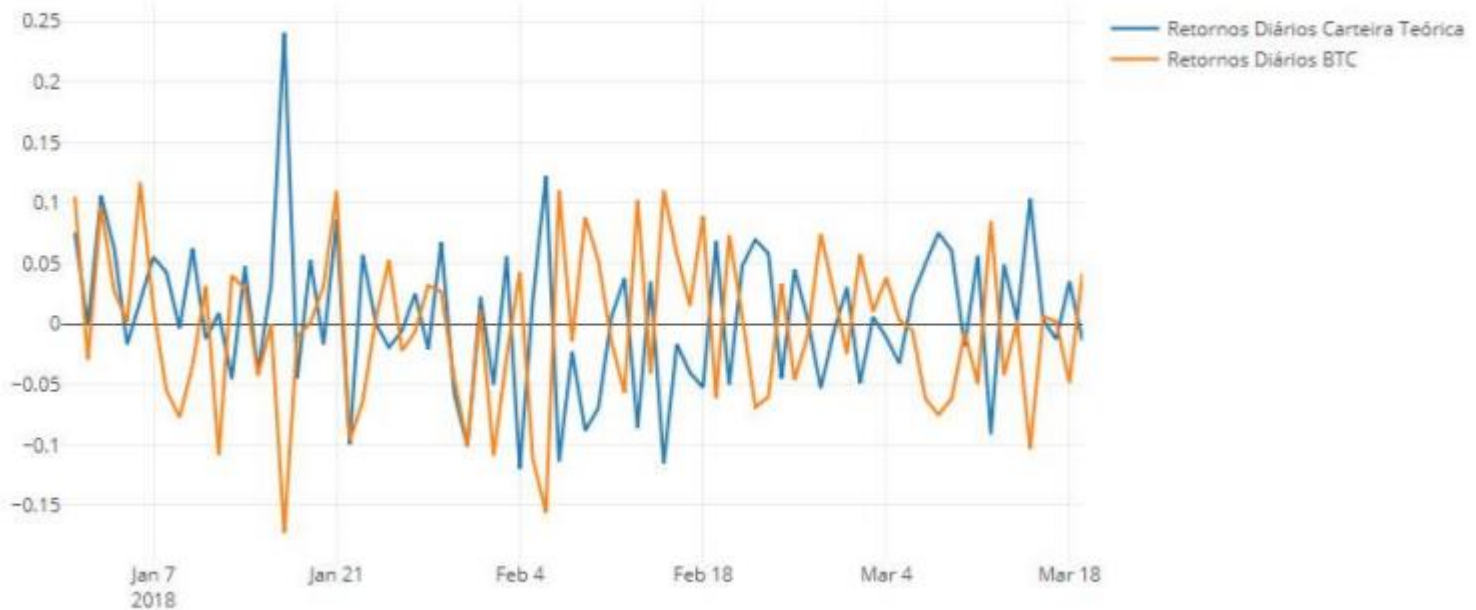
Elaboração própria.

Resultados

- No período estudado, a variância da carteira proposta foi de 0,59% e a do Bitcoin foi de 0,41%, demonstrando que a carteira teve um risco maior.
- Apesar disso, o drawdown (maior queda em um dia) máximo diário foi maior no caso do Bitcoin do que da carteira teórica. Enquanto a carteira chegou a perder 15,74% do seu patrimônio em um dia, o Bitcoin chegou a perder 17,23% em um único dia
- O resultado médio do período, para a carteira, foi bastante superior ao do Bitcoin, ficando em 0,76% para o primeiro contra -0,33% para o segundo.

Resultados

Figura 9 – Retornos diários da carteira teórica versus Bitcoin



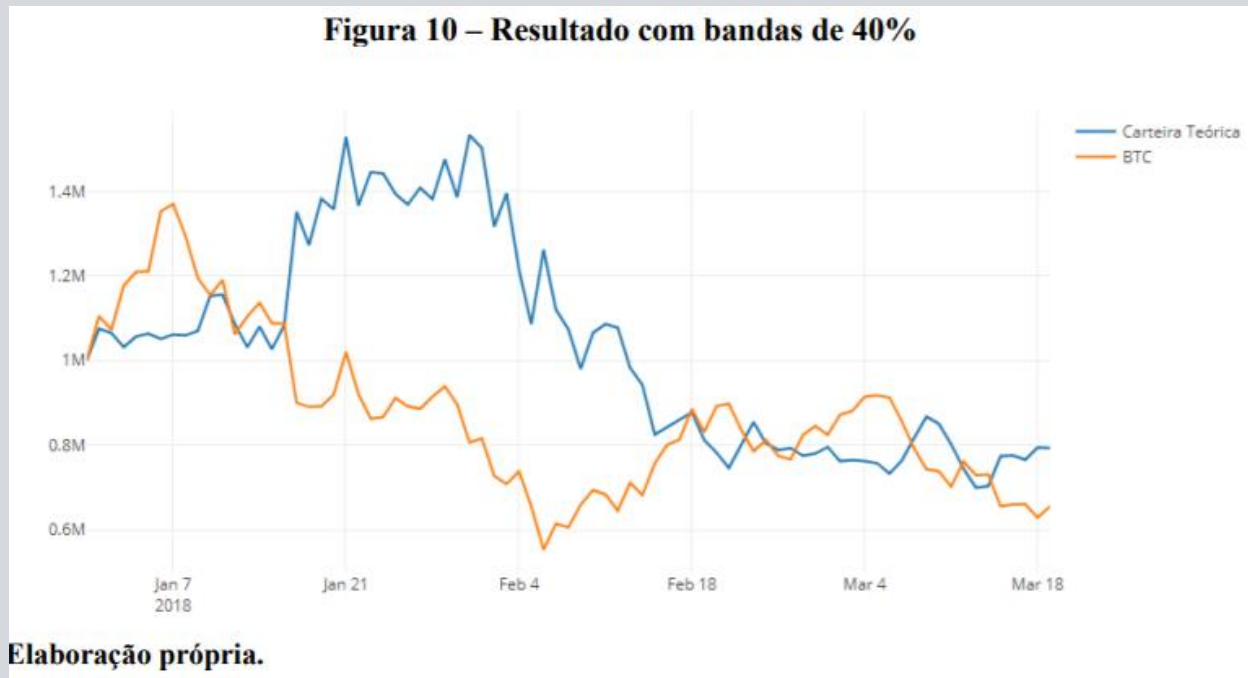
Elaboração própria.

Resultados – Comparações

- Foram realizados, para efeito comparativo, testes com mais duas estratégias. Assim, estes testes têm por objetivo avaliar como os recursos utilizados para tomada de decisão de alocação impactaram nos resultados obtidos

Resultados – Comparações

- A primeira delas é mantendo os limites de alocação fixos em -40% até 40%, ou seja, sem o mecanismo de reinforcement learning.



Resultados – Comparações

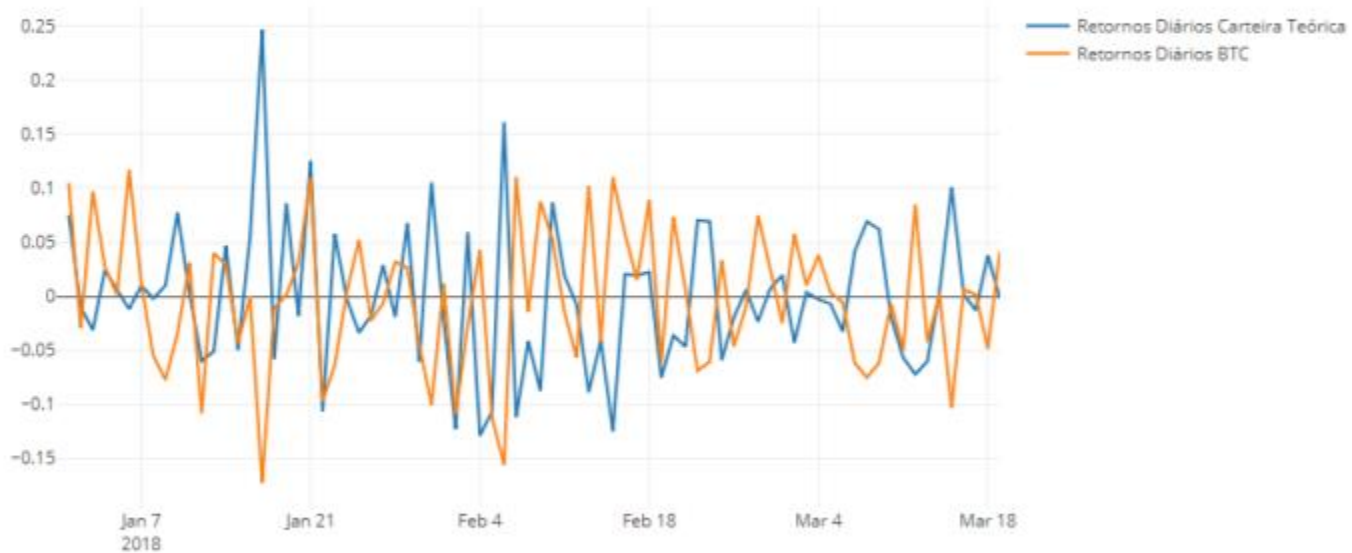
- Esta estratégia teve retornos inferiores, quando comparado com reinforcement learning, demonstrando o valor do reinforcement learning para melhorar as decisões de alocações com o passar do tempo, nesse período.
- O retorno acumulado do período foi de uma perda de R\$ 206.582,75, mais próximo do resultado do Bitcoin apresentado na subseção anterior. Esse resultado equivale a uma rentabilidade percentual de -20,66%.

Resultados – Comparações

- Esta estratégia teve retornos inferiores, quando comparado com reinforcement learning, demonstrando o valor do reinforcement learning para melhorar as decisões de alocações com o passar do tempo.
- O retorno acumulado do período foi de uma perda de R\$ 206.582,75, mais próximo do resultado do Bitcoin apresentado na subseção anterior. Esse resultado equivale a uma rentabilidade percentual de -20,66%.
- Apesar da variância nesse caso ter sido inferior à carteira teórica com reinforcement learning, segue acima do Bitcoin, estando agora em 0,43%.
- Também houve uma diminuição pouco significativa no drawdown diário máximo, agora em 12,84%.

Resultados – Comparações

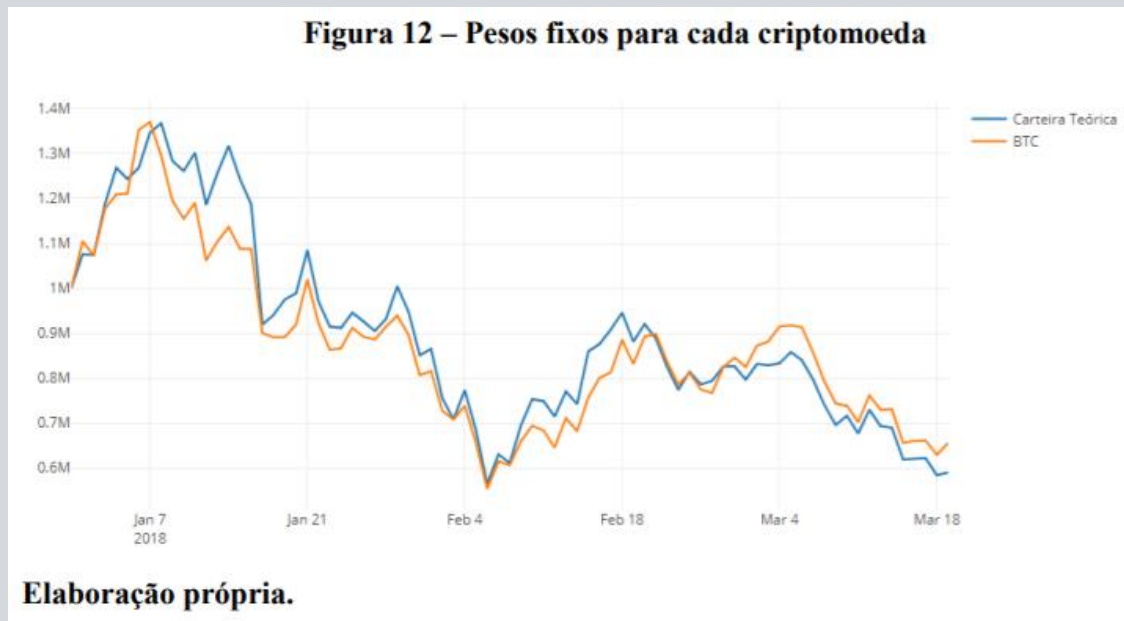
Figura 11 – Retornos com bandas de 40%



Elaboração própria.

Resultados – Comparações

- O segundo modelo comparativo é uma carteira com pesos fixos (20% para cada moeda). Esse é o modelo de alocação mais ingênuo entre os testados, visto que além de não aprender com as decisões corretas e erradas anteriores, não toma decisões de alocação.

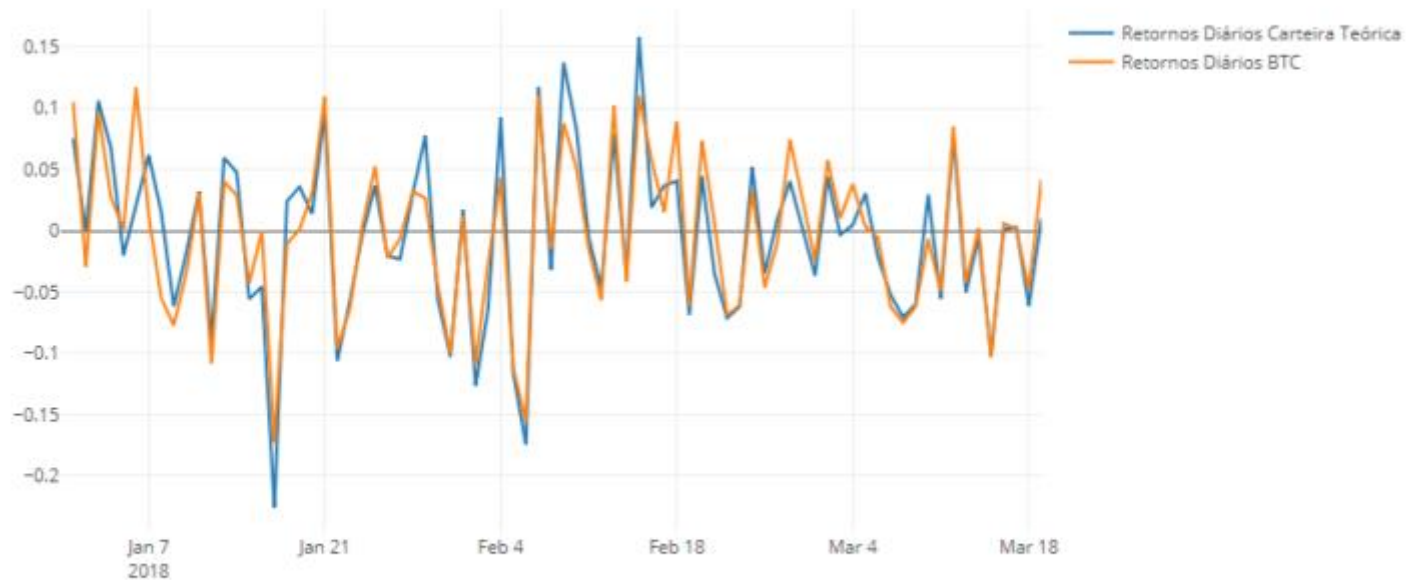


Resultados – Comparações

- O retorno financeiro acumulado do período é de uma perda de US\$ 410.371,29, superior inclusive à perda do Bitcoin no mesmo período.
- Ainda assim, obteve uma variância maior que esse ativo, de cerca de 0,46%.
- A maior perda diária da carteira foi de 22,59% do patrimônio, bastante superior ao do Bitcoin e a maior entre as estratégias analisadas.

Resultados – Comparações

Figura 13 – Retornos diários com pesos fixos



Elaboração própria.

Resultados – Comparações

- O retorno médio dessa estratégia foi de -0,43%, sendo esse o pior entre todas as estratégias.
- O máximo drawdown da carteira foi maior do que o do modelo proposto.
- Uma observação interessante que se pode extrair do gráfico de distribuição dos retornos diários entre a carteira de o Bitcoin é que, com pesos fixos em 20% por moeda, os retornos diários são muito próximos dos do Bitcoin, demonstrando alta correlação do restante das moedas com ele.

Resultados – Comparações

- Para uma análise mais abrangente da comparação entre as estratégias mais ingênuas e a carteira teórica, será utilizada uma metodologia própria inspirada no índice de Sharpe, bastante conhecido no mercado financeiro tradicional. Será dado por:

$$IR = \frac{RC - RB}{VC},$$

- no qual IR é o Índice de Risco/Retorno; RC o Retorno da Carteira; RB o Retorno do Bitcoin; e VC a Variância da Carteira

Resultados – Comparações

- Carteira teórica proposta:

$$IR = \frac{0,4555 - (-0,3444)}{0,0059}$$

$$IR = 135,58$$

- Carteira sem reinforcement learning:

$$IR = \frac{(-0,2066) - (-0,3444)}{0,0043}$$

$$IR = 32,05$$

Resultados – Comparações

- Carteira com pesos fixos em 20%:

$$IR = \frac{(-0,4103) - (-0,3444)}{0,0046}$$

$$IR = -14,33$$

Considerações Finais

- Ao final do período do estudo, o patrimônio líquido da carteira foi maior do que teria sido se todo o valor fosse investido em uma das cinco criptomoedas individuais. A única que em alguns períodos teve desempenho melhor foi a Ethereum, mas no final ela acabou perdendo para a carteira teórica assim como outras.
- Quanto ao risco, a carteira apresentou ligeiramente mais risco do que o Bitcoin, mas mesmo assim o maior drawdown diário foi do Bitcoin.

Considerações Finais

- Para análise do risco e retorno, o trabalho utilizou um índice próprio com metodologia semelhante ao famoso índice de Sharpe, aqui denotado como IR. A Tabela 2 sintetiza os indicadores para cada carteira do capítulo anterior.

Tabela 2 - Indicadores por carteira

| Carteira | Maior <i>drawdown</i> | Retorno | Variância | IR |
|-------------------------|-----------------------|---------|-----------|--------|
| <i>Machine learning</i> | 15,74% | 45,55% | 0,59% | 135,58 |
| Bandas de 40% | 12,84% | -20,66% | 0,43% | 32,05 |
| Pesos fixos de 20% | 22,59% | -41,04% | 0,46% | -14,33 |
| Apenas Bitcoin | 17,23% | -34,44% | 0,41% | - |

Elaboração própria.

Considerações Finais

- Apesar do trabalho focar na maximização do retorno, observa-se com base nos resultados disponíveis que não existe uma grande diferença de risco entre as opções, enquanto o retorno aumenta bastante.
- O trabalho demonstra a utilidade da utilização de técnicas computacionais como o machine learning na resolução de problemas econômicos, principalmente na área de finanças, permitindo ao investidor explorar novos territórios muito melhor do que investidores mais ingênuos

Próximos Passos

- Testes em períodos de dados maiores
- Análises utilizando modelos que levem risco em consideração
- Testes para frequências menores

Contato

E-mail: daniel@navarratech.com

Telefone: (48) 99627-4421

Site: www.navarratech.com



UNIVERSIDADE FEDERAL
DE SANTA CATARINA