

CearáCoin apresenta

Criptolê

O Portfolio Manager que busca democratizar o investimento em criptoativos.

Bernardo Asztalos Teixeira
João Pedro Alexandrino Brasil
Júlia Wayss Sugahara
Lucas Lustosa da Costa Dias





Criptolé e seus objetivos

O mercado de **criptomoedas** apresenta **desafios significativos** para investidores devido à sua **alta volatilidade**. Essa característica pode gerar **insegurança**, especialmente para investidores **conservadores ou iniciantes**. Apesar disso, existem momentos de mercado em que investir em **criptomoedas** pode ser uma oportunidade válida para esses perfis, como durante instabilidades do cenário econômico brasileiro.

Nessa perspectiva, desenvolvemos um agente capaz de identificar instabilidades do cenário brasileiro e adaptar os investimentos de modo condizente ao perfil do investidor. Com isso, **Criptolé** democratiza esse mercado emergente, permitindo que investidores menos experientes se beneficiem de sua perspectiva.

Algumas premissas frequentemente simplificadas em modelagem financeira também são adotadas por **Criptolé** para facilitar sua implementação e análise:

1. **Custos de transações desprezível** : Assume-se ausência de custos na compra e venda de ativos. Como o rebalanceamento de Criptolé é diário, isto não o afeta com tanta intensidade quanto afetaria transações *high frequency*.
2. **Ausência de impacto no mercado** : Considera-se que o posicionamento de **Criptolé** não tem influência no preço dos ativos, ou seja, há ausência de *slippage*.





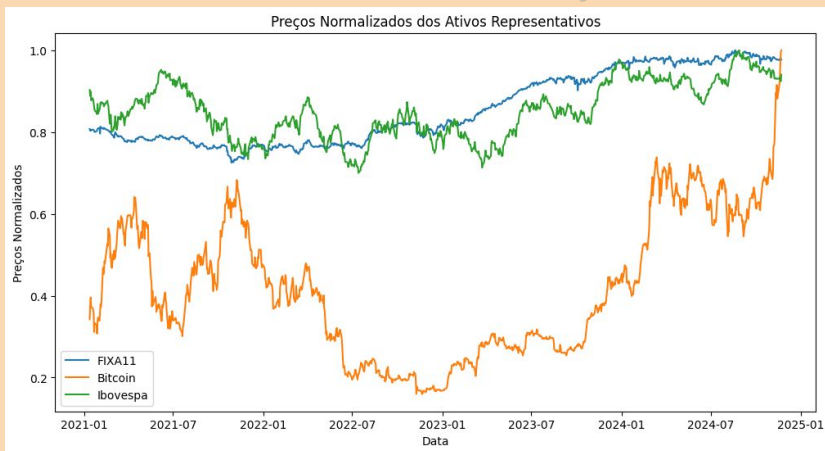
Suitability

A **ANBIMA** exige que todas as instituições financeiras ofereçam, no mínimo, três perfis de investidor: Conservador, Moderado e Agressivo. Esses perfis são definidos pelo questionário "**Suitability**", que avalia objetivos financeiros, tolerância ao risco e prazo de investimento, garantindo recomendações alinhadas aos clientes.

Para isso, a **ANBIMA** utiliza uma tabela de riscos que classifica os investimentos em baixo, moderado e alto risco, considerando fatores como volatilidade e liquidez. Essa abordagem protege o investidor de assumir riscos incompatíveis com sua tolerância e objetivos, promovendo segurança e transparência.

O gráfico à direita exemplifica ativos tipicamente comercializado por cada perfil. O fundo de **Renda Fixa** permite a manutenção do capital sem admitir muito risco, enquanto o **Bitcoin** e outras criptomoedas possuem chance de retorno e risco maiores. Um fundo de investimento indexado ao **Ibovespa** pois combina a diversificação de ativos com a exposição ao mercado acionário brasileiro, que tende a ser mais volátil do que os investimentos de renda fixa, mas menos arriscado do que mercados altamente especulativos, como o de criptomoedas.

Conservador	Moderado	Agressivo
Manter capital	Crescimento gradual do capital	Alto retorno a longo prazo
Baixa tolerância ao risco	Tolerância moderada ao risco	Alta tolerância ao risco
Fundos de Renda Fixa	Fundo indexado ao Ibovespa	Ações, Derivativos e Criptomoedas





Reinforcement Learning (RL)

Imagine um agente em um ambiente desconhecido. Ao interagir com ele por meio de ações, ele é recompensado. O objetivo de RL é obter um bom comportamento a partir de recompensas em episódios de simulações.

Formalmente¹, RL é definido por 5 componentes principais:

- Ambiente: mundo com o qual o agente interage, responsável por gerar as recompensas.
- **S**: conjunto de estados possíveis, onde cada estado corresponde a uma observação do ambiente.
- **A**: conjunto de ações possíveis. Representa uma transição entre estados.
- Agente: tomador de decisões que age para maximizar a recompensa acumulada ao longo do episódio a partir de uma função de decisão chamada política.
- Recompensa: fornece o feedback para o agente, a fim de otimizar a política.

A política π que mapeia estado em ações é uma função

$\pi: S \rightarrow A$ onde $\pi(s)=a$ representa a ação a que o agente escolherá no estado s . Essa política pode ser determinística $\pi(s)=a$ ou estocástica $P=\pi(a|s)$.

Técnicas de *Reinforcement Learning* (RL) têm se mostrado promissoras no gerenciamento de portfólios, permitindo a criação de estratégias dinâmicas e adaptativas que respondem eficientemente às mudanças do mercado financeiro. Modelos de RL buscam maximizar retornos ajustados ao risco ao aprenderem a alocar ativos de forma iterativa com base em feedback contínuo de recompensas.

Estudos recentes² demonstraram que essas abordagens superam métodos tradicionais, como a alocação proporcional baseada em médias históricas, especialmente em ambientes voláteis. Outros trabalhos³ destacam o uso de redes neurais profundas integradas a *frameworks* de RL para criar modelos robustos que aprendem relações complexas entre ativos financeiros. Essas metodologias têm contribuído significativamente para a evolução do setor, oferecendo soluções eficientes para desafios como a modelagem de riscos e a diversificação inteligente do portfólio.

1. Sutton, R. S., & Barto, A. G. (2018). *Reinforcement Learning: An Introduction*.
2. Jiang, Z., Xu, D., & Liang, J. (2017). A Deep Reinforcement Learning Framework for the Financial Portfolio Management Problem.
3. Yu, B., Chang, W., & Hsieh, C. (2019). *Deep Reinforcement Learning for Financial Portfolio Management*.





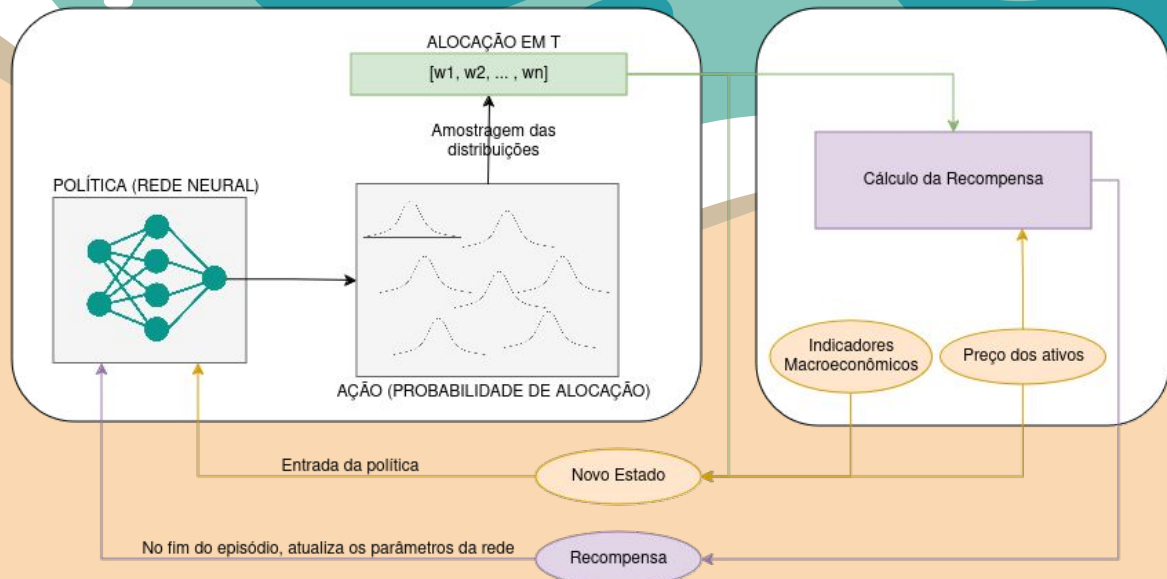
Fluxograma

Para o Criotolé, os componentes do RL são:

- Ação: escolha de pesos **[w1, w2, w3]** para cada ativo do portfólio, somando 1 e sempre maior que 0.
- Estados: inclui indicadores do cenário econômico brasileiro.
- Ambiente: mundo real onde o Criotolé age.
- Recompensa: definida para refletir o perfil do investidor, balanceando retorno e risco.
- Agente: Criotolé toma decisões baseadas em uma política estocástica. Para aproximar a função política, usaremos uma rede neural de 3 camadas e parâmetros **[θ1, θ2, ..., θn]**. Portanto, o objetivo final do agente é otimizar os parâmetros da rede com o uso da recompensa, por meio da técnica de gradiente ascendente:

$$\nabla_{\theta} J(\theta) = E_{\pi_{\theta}} [\nabla_{\theta} \log \pi_{\theta}(a_t | s_t) \cdot R_t]$$

De modo geral, o **Criotolé** segue o seguinte fluxo: recebe o novo estado do ambiente e realiza o mapeamento deste estado para uma ação a partir de uma rede neural (política). O resultado são médias utilizadas para formar uma distribuição normal para cada ativo com desvio padrão conveniente. A partir da distribuição, uma alocação é escolhida (ou seja, os valores escolhidos são próximos à média, com algum ruído criado pelo desvio padrão). A alocação é enviada para o ambiente, onde o cálculo da recompensa é realizado com os preços dos ativos e os indicadores macroeconômicos. A recompensa é acumulada ao decorrer do episódio (janela de 30 dias) e, ao fim dele, a recompensa é utilizada para atualizar os parâmetros da rede neural, aprimorando cada vez mais a política do Criotolé.





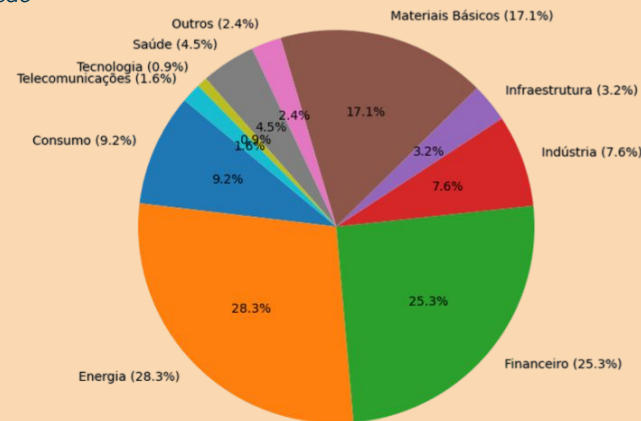
Estado do Criptolé

O estado do **Criptolé** - os dados de entrada da política - deve ser algo que o permita identificar cenários de fraqueza do cenário econômico brasileiro e, no nosso exemplo, momentos de instabilidade do **Ibovespa**. Para isso, utilizamos os seguintes dados:

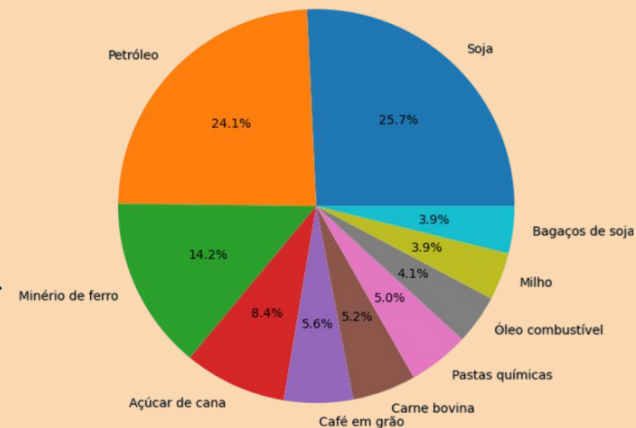
- **Ibovespa (IBOV):** Representa o desempenho das principais ações da bolsa brasileira, com médias móveis de 15, 30, 60, 90 e 180 dias para detectar tendências de médio prazo.
- **IPCA:** Indicador oficial da inflação no Brasil.
- **Alocação atual do portfólio:** Isso permite que o custo de transação seja considerado em futuras implementações do Criptolé.
- **Taxa Selic:** Influencia diretamente o custo do crédito e a atratividade de investimentos. Ciclos de alta da Selic tendem a reduzir a busca por ações, atrapalhando negativamente o Ibovespa.
- **Dólar (BRL/USD):** Um real desvalorizado pode indicar fragilidade econômica interna e aumentar a inflação devido ao encarecimento de importações.
- **SOYB:** Refere-se ao *Teucrium Soybean Fund ETF*, que é um fundo negociado em bolsa (ETF) que busca fornecer aos investidores a exposição ao preço da soja, acompanhando o desempenho de contratos futuros de soja. Tendo em vista a dependência do Brasil nesse commodities, esse indicador pode funcionar como um indicador do cenário econômico brasileiro.
- **Minério de Ferro:** Indica o desempenho de um dos setores-chave de exportação.
- **Brent Crude Oil:** Refere-se ao contrato futuro de *Brent Crude Oil*, um dos principais benchmarks para o preço do petróleo no mercado internacional.

1. https://www.b3.com.br/pt_br/market-data-e-indices/indices/indices-amplos/indice-ibovespa-ibovespa-composicao-da-carreira.htm
2. <https://comexstat.mdic.gov.br/pt/geral>

Composição do Ibovespa por Setor (1)

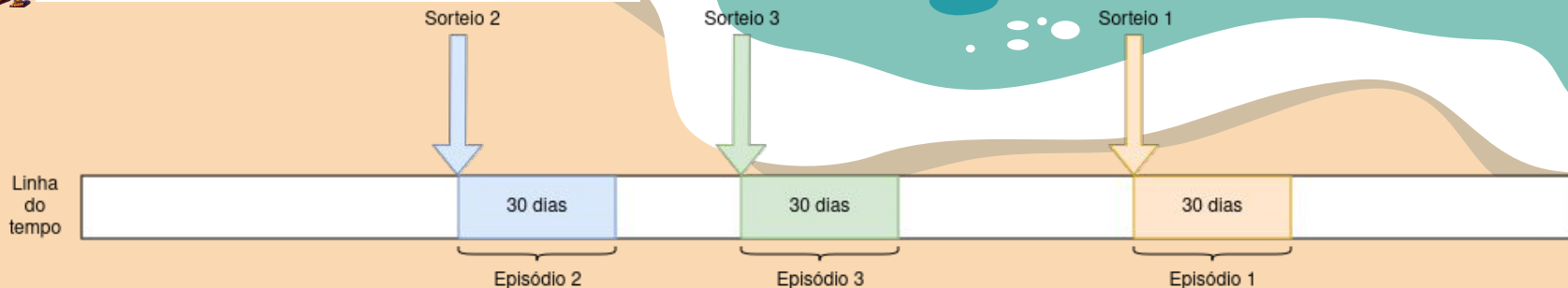


Composição das 10 Maiores Exportações Brasileiras por Produto (2)





Treinamento do Criptolé



Treinar o **Criptolé** com dados sequenciais pode levar a um viés temporal, onde o modelo aprende a tomar decisões baseadas apenas em padrões históricos específicos. Ao selecionar aleatoriamente o início dos episódios, o modelo evita esse viés¹, sendo exposto a diferentes estados e contextos de mercado. Isso permite que ele generalize melhor suas estratégias, tornando-se mais robusto e adaptável a cenários futuros e imprevistos.

Por isso, o **Criptolé** é treinado da seguinte forma: sorteia-se um dia aleatório na linha do tempo e, então, esse dia e os 30 dias seguintes serão um episódio de treinamento. Em seguida, sorteia-se outro dia para um novo episódio. Essa abordagem é eficaz para garantir que o modelo aprenda a explorar o espaço de soluções de forma mais ampla, em vez de memorizar sequências específicas dos dados passados, o que poderia prejudicar sua capacidade de adaptação.

Ainda, realizou-se a divisão entre treino e teste do conjunto de dados obtidos, de modo a termos um conjunto de dados ainda não visto pelo modelo para realizar testes. O conjunto de treino compreende os dados entre 12/01/2021 e 15/03/2024, enquanto o **Criptolé** foi testado entre 18/03/2024 e 01/10/2024.

1. Gajane, P., Ortner, R., & Auer, P. (2018). A Sliding-Window Algorithm for Markov Decision Processes with Arbitrarily Changing Rewards and Transitions.



Resultados



O gráfico acima mostra a alocação do treinamento do **Criptolé** para um cliente conservador. Nele, a função de recompensa definida foi de $R = L - 1.3P$, onde L é o lucro e P é o prejuízo. Isto é, a função de recompensa soma os retornos positivos, mas multiplica os prejuízos por 1.3, como forma de penalizar escolhas que sejam mais voláteis. Durante os primeiros 200 episódios, o **Criptolé** passa por um período de exploração, onde o desvio padrão utilizado para formar as distribuições normais é mais alto (0.3). Esse período é importante para que diferentes alocações sejam testadas e diferentes recompensas sejam obtidas (lembre-se que a estratégia de sortear os episódios permite que uma vasta gama de estados seja explorada). Depois, ele passa por um período de refinamento, onde os parâmetros da rede neural sofrem os ajustes recomendados pelas recompensas obtidas. Após aproximadamente 600 episódios, o modelo converge para uma solução ótima, com flutuações dos preços devido aos estados recebidos. Isto é, mesmo após a convergência do modelo, a alocação não é constante, pois o episódio sorteado pode estar em um cenário instável para o Brasil, onde o **Criptolé** está mais suscetível a investir em criptomoedas, ou pode estar em um cenário de alta dos indicadores brasileiros, quando o modelo simpatiza mais com fundos atrelados ao Ibovespa. O gráfico acima evidencia que a alocação ideal para o modelo é de aproximadamente 90% em **Renda Fixa**, 7% em **Bitcoin** e 3% em **Ibovespa**. No entanto, em momentos específicos, o **Bitcoin** foi alocado em mais de 40% do valor do portfólio, indicando a capacidade de criptoativos de serem incorporados em carteiras conservadoras em alguns cenários.



Resultados



No gráfico acima, temos a alocação para o **Criptolé Moderado** com função de recompensa $R = L - 1.2P$, obtendo uma porcentagem maior de Ibovespa do que o **Criptolé Conservador**. Abaixo, o **Criptolé Arrojado** com função de recompensa $R = L - P$ prefere um portfólio mais diversificado com maior alocação no Bitcoin, mas que tem maior chance de obter um retorno acumulado mais volátil.





Conclusões e Próximos Passos

O gráfico abaixo indica que o **Criptolé** conseguiu ser condizente com o perfil do investidor, obtendo um portfólio bastante volátil para o agressivo, que chegou a obter **7%** de rentabilidade em 40 dias, mas que teve grandes quedas e obteve um retorno final negativo. Já o conservador e o moderado obtiveram resultados semelhantes, mas com o moderado em torno de **80%** mais volátil. Além disso, nos propomos a analisar os cenários brasileiros em que a compra de **Bitcoin** é mais viável. Para essa comparação, selecionamos os **5%** cenários em que o Criptolé Conservador mais alocou em **Bitcoin (cenários instáveis)** e comparamos com as médias das variáveis de estado e obtemos que o indicador da **soja, ferro, petróleo** eram significativamente menores, indicando que **cenários de baixa** dessas commodities tendem a enfraquecer o cenário brasileiro e incentivar a alocação em **Bitcoin**. No entanto, o preço cambial do **dólar** foi menor durante as maiores alocações de Bitcoin. Isso não era esperado pela equipe, tendo em vista que uma alta do Dólar deveria indicar enfraquecimento do cenário brasileiro e desincentivar o investimento em criptomoedas.

Conservador:

Retorno Mensal Médio: **0.0029%**

Desvio Padrão Mensal Médio: **1.0**

Moderado:

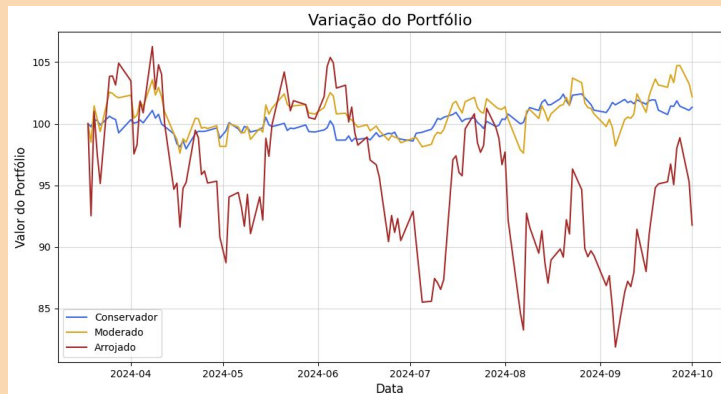
Retorno Mensal Médio: **0.0004%**

Desvio Padrão Mensal Médio: **1.8**

Arrojado:

Retorno Mensal Médio: **-0.0150%**

Desvio Padrão Mensal Médio: **5.4**



Para o seguimento deste trabalho, sugerimos algumas linhas de estudo que devem ser pesquisadas para o melhor aproveitamento do Criptolé:

- Modelagem mais precisa dos perfis de investidor. Um estudo realizado pela CearáCoin para este hackathon, mas que não obteve resultados a tempo, indicou que diferentes índices são mais relevantes para cada grupo. Os Conservadores buscam maximizar, por exemplo, Value at Risk (VAR), enquanto Moderados privilegiam fortemente um portfólio com alto Sharpe Ratio. Estas e outras métricas podem modelar melhor o comportamento de cada perfil.
- Estudo do comportamento de outras criptomoedas frente ao cenário econômico brasileiro. Apenas o Bitcoin foi analisado pela CearáCoin.
- Incremento da complexidade da arquitetura da rede neural. Em muitos dos artigos lidos pela CearáCoin, o uso de Redes Neurais Convolucionais foram bem sucedidas na administração do portfólio, mas essas arquiteturas não foram implementadas devido à sua elevada complexidade de processamento.

Todas as implementações do trabalho podem ser encontradas no repositório:

<https://github.com/BernardoTxr/Cear-Coin---Criptol->