Análise do desempenho de modelos de redes neurais para fundos imobiliários

Nailson N. Barros[1], Cleber Zanchettin[1]

[1]Centro de Informática – Universidade Federal de Pernambuco (UFPE)
Recife – PE – Brazil

{nnb,cz}@cin.ufpe.br

Abstract. *This study analyzes the performance of various machine learning models in predicting the prices of real estate investment funds (FIIs) in Brazil. Using historical data from Yahoo Finance and the Darts library, seven models were evaluated: ARIMA, RNN, LSTM, GRU, Transformer, DLinear, and NLinear. The evaluation was conducted across three time horizons — 1, 3, and 6 months — and the models were compared using metrics such as MAPE, MSE, and RMSE. The results indicated that recurrent neural network-based models, especially GRU and LSTM, performed well in short- and medium-term predictions for shopping center sector funds. However, more complex models, such as the Transformer, showed limitations due to the small size of the dataset. ARIMA, despite being a simpler model, outperformed some of the more advanced models in certain scenarios, particularly for funds with predictable behavior, such as those indexed to the CDI. It is concluded that the performance of the models heavily depends on the nature of the funds and the amount of data available. For future research, it is suggested to use larger datasets and explore hybrid methods to improve prediction accuracy.*

Resumo. *Este estudo analisa o desempenho de diversos modelos de aprendizado de máquina na previsão de preços de fundos de investimentos imobiliários (FIIs) no Brasil. Utilizando dados históricos extraídos do Yahoo Finance e da biblioteca Darts, sete modelos foram avaliados: ARIMA, RNN, LSTM, GRU, Transformer, DLinear e NLinear. A avaliação foi realizada em três horizontes temporais — 1, 3 e 6 meses — e os modelos foram comparados utilizando métricas como MAPE, MSE e RMSE. Os resultados indicaram que os modelos baseados em Redes Neurais Artificiais recorrente, especialmente GRU e LSTM, apresentaram bom desempenho em fundos do setor de shopping centers no curto e médio prazo. No entanto, modelos mais complexos, como Transformer, demonstraram limitações devido ao tamanho reduzido do conjunto de dados. O ARIMA, apesar de ser um modelo mais simples, superou alguns dos modelos mais avançados em certos cenários, principalmente para fundos com comportamento previsível, como os indexados ao CDI. Conclui-se que o desempenho dos modelos depende fortemente da natureza dos fundos e da quantidade de dados disponíveis. Para trabalhos futuros, sugere-se o uso de conjuntos de dados mais amplos e a exploração de métodos híbridos para melhorar a precisão das previsões.*

1. Introdução

O aumento expressivo do número de investidores pessoa física em ativos de fundos imobiliários (FII), de acordo com a B3, passou de 2 milhões para 2,5 milhões na comparação entre o quarto trimestre de 2023 e o quarto trimestre de 2022, um aumento de 25% [B3 2023].

Esse maior interesse na busca dos ativos de fundos imobiliários leva os investidores a procurar melhores formas de avaliar os ativos nos quais ele vai alocar seu dinheiro. Nesse ponto, a utilização de modelos de aprendizagem de máquina mostra uma ferramenta poderosa para auxiliar o investidor na tomada de decisão. No exterior, os REITs (*Real Estate Investment Trusts*), forma de investimento em ativos imobiliários similar aos FIIs no Brasil, já possuem diversos estudos sobre o uso de aprendizagem de máquina para auxiliar o investidor a prever o comportamento do ativo [HABBAB 2024].

A busca por formas de reduzir o risco nas operações desses ativos deve crescer, e este trabalho vem como uma forma de trazer análises de sete modelos de aprendizado de máquina e avaliar o desempenho desses modelos nos fundos imobiliários escolhidos, para auxiliar o investidor e complementar as formas já existentes.

Este trabalho realiza a análise comparativa de modelos de aprendizado de máquina para auxiliar investidores na escolha do modelo mais adequado para suas necessidades, oferecendo insights sobre o desempenho de diferentes técnicas aplicadas sobre o mesmo conjunto de dados. Ao comparar métricas como o Erro Médio Absoluto (MAE), Erro Quadrático Médio (MSE), Raiz do Erro Quadrático Médio (RMSE) e Erro Absoluto Percentual Médio (MAPE), o estudo avalia a precisão das previsões de cada modelo com base nos dados históricos dos fundos imobiliários analisados, permitindo ao investidor identificar quais modelos têm melhor capacidade de previsão, além de mitigar riscos e maximizar retornos potenciais.

Também será utilizada neste trabalho uma ferramenta para facilitar a implementação dos modelos, uma biblioteca Python chamada Darts. O Darts tem como objetivo facilitar e padronizar implementações de modelos que utilizam séries temporais. Essa facilidade de implementação e padronização permite uma maior automação dos processos preditivos, além de uma vantagem computacional importante, permitindo que usuários com menor expertise técnica executem modelos avançados em um ambiente padronizado e eficiente. Outro ponto de destaque é que essa simplificação dos processos de treinamento e comparação torna o Darts uma ferramenta ideal para experimentação em ambientes corporativos, onde a previsibilidade e a robustez dos modelos são cruciais para o suporte à decisão [HERZEN 2022].

Dada a pouca quantidade de artigos e trabalhos ligados ao tema, este trabalho torna-se relevante, dando mais visibilidade a diferentes modelos de aprendizado de máquina aplicados a variados horizontes temporais de previsão em fundos imobiliários.

2. Fundos Imobiliários

Os fundos imobiliários são um veículo de investimento que permite ao investidor ter acesso ao mercado imobiliário sem dispor de uma grande quantidade inicial de capital investido. Por serem divididos em cotas que são negociadas em bolsa, permitem maior liquidez dos ativos envolvidos e facilitam a aquisição de participação nesses empreendimentos imobiliários.

Os FIIs podem atuar nas mais diversas camadas do setor imobiliário, como em aluguéis de salas comerciais, galpões logísticos e shoppings, bem como na construção

desses imóveis para venda ou aluguel. Além disso, eles não se restringem a imóveis físicos, podendo atuar também em dívidas ligadas ao setor, como os Certificados de Recebíveis Imobiliários (CRI) ou as Letras de Crédito Imobiliário (LCI), em ações de companhias do setor imobiliário ou na participação em cotas de outros fundos imobiliários. O setor de atuação e as demais disposições de cada fundo são definidos pelo regulamento, que todos devem seguir [B3 IFIX. 2024].

Os FIIs, de acordo com seu regulamento, podem ser separados em dois tipos: os de prazo determinado, em que, no final do prazo definido no regulamento, o fundo é encerrado; e os de prazo indeterminado, sendo este tipo o mais comum, que não possui uma data de liquidação definida [B3 IFIX. 2024].

Outro ponto relevante acerca dos fundos imobiliários é que, por lei, eles são obrigados a distribuir 95% dos lucros auferidos no semestre. É uma prática comum dos gestores dos fundos realizar essa distribuição de forma mensal, apesar de não ser obrigatória [CVM Lei 8.668/93].

3. Darts

Darts é uma biblioteca Python que facilita a previsão de séries temporais padronizando o desenvolvimento e disponibilizando vários modelos de previsão, desde os modelos clássicos até modelos de Rede Neural Artificial profundas [HERZEN 2022].

Muitos dos modelos apresentados neste trabalho possuem semelhanças com LSTM e são variantes com diferentes recursos, por isso esses modelos foram apresentados juntos nesse trabalho, podendo ser relevante para previsão de séries temporais e análise de fundos imobiliários. Além dos modelos de rede neurais também será utilizado o ARIMA um modelo muito utilizado para previsão de séries temporais e no mercado financeiro e servirá de base para comparação para os demais modelos [HABBAB 2024].

3.1. Redes Neurais Artificiais recorrente

Redes Neurais Artificiais Recorrente (RNN) é um tipo de arquitetura de Rede Neural Artificial projetada para lidar com dados sequenciais ou temporais. Ao contrário das Rede Neural Artificial tradicionais, as RNNs possuem feedbacks retroativos, permitindo que informações passadas influenciem o processamento atual. Essa capacidade de memória torna as RNNs uma poderosa ferramenta para previsão de séries temporais, reconhecimento de fala, tradução automática e processamento de linguagem natural [VASWANI 2017].

3.1.1. Long Short-Term Memory

Long Short-Term Memory (LSTM) é uma das variantes das RNNs desenvolvida para lidar com o problema da diminuição dos pesos nas camadas iniciais da rede em sequências longas, introduzindo unidades de memória “memory cell” que podem manter informações por longos períodos. Isso faz com que as LSTM sejam muito eficazes em capturar dependências de longo prazo em dados sequenciais, tornando-as

amplamente utilizadas em tarefas como tradução automática, previsão de séries temporais e processamento de linguagem natural [HOCHREITER 1997].

3.1.2. Gated Recurrent Unit

Gated Recurrent Unit (GRU) é outra variante da RNN. Semelhante à LSTM, possui a capacidade de manter informações por longos períodos, porém é mais simples, combinando as memórias de curto e longo prazo em uma única unidade, o que reduz a complexidade computacional. Por isso, as GRUs são mais fáceis de treinar e mais eficientes em comparação com as LSTMs, mantendo um bom desempenho em diversas tarefas [CHUNG 2014].

3.2. Transformer Model

O modelo *Transformer* é diferente das Redes Neurais Artificiais Recorrente (RNNs) e das *Convolutional Neural Networks* (CNNs). O Transformer não utiliza recorrência para processar sequências, mas se baseia no mecanismo de "*multi-head attention*", que é capaz de perceber a dependência dentro do vetor de entrada e no vetor de saída, conhecido como "*self-attention*", além da interdependência entre os vetores de entrada e saída, denominada "*encoder-decoder attention*". Esse modelo de codificadores e decodificadores permite que o modelo *Transformer* seja altamente paralelizável, com a capacidade de atuar em grandes conjuntos de dados utilizando *Graphics Processing Units* (GPUs). Esse modelo tem sido um dos principais utilizados desde sua apresentação em 2017 [VASWANI 2017].

3.3. DLinear

O modelo DLinear é mencionado por Zeng et al. como uma solução para o problema de previsão de séries temporais de longo prazo (*long-term time series forecasting* - LTSF) utilizando um modelo linear de uma camada. Nesse modelo, os dados de entrada são divididos em dois componentes: um de média móvel e outro referente à parte sazonal dos dados. Em seguida, os componentes são unidos para obter a previsão final. Além disso, segundo Zeng et al., o modelo apresenta um desempenho superior quando há uma tendência explícita nos dados [Zeng 2023].

3.4. NLinear

O NLinear é um modelo, assim como o DLinear, que atua na previsão de séries temporais de longo prazo (LTSF), mas com foco em conjuntos de dados que podem apresentar mudanças ou divergências ao longo do tempo. Assim, o NLinear realiza uma normalização simples dos dados de entrada, subtraindo-os do último valor da série. Em seguida, os dados passam pela camada linear e, antes da previsão final, o valor subtraído é adicionado novamente [Zeng 2023].

3.5. ARIMA

O ARIMA (*AutoRegressive Integrated Moving Average*) é um modelo estatístico usado para análise e previsão de séries temporais. Ele combina três componentes principais: o

autorregressivo (AR), que usa valores passados da série; o integrado (I), que diferencia a série para torná-la estacionária; e a média móvel (MA), que modela os erros passados. O ARIMA é útil para prever dados com padrões sazonais e de tendência, ajustando-se bem a séries temporais univariadas. É amplamente utilizado em finanças e economia. [BOX 2015].

4. Metodologia

Nessa seção será mostrado o processo que levou à obtenção do resultado no próximo capítulo.

A primeira etapa foi a escolha dos fundos imobiliários que irão passar pelos modelos de previsão. Essa escolha foi feita a partir do Índice de Fundos de Investimentos Imobiliários (IFIX) da B3, um índice de referência que tem como resultado uma carteira teórica de fundos imobiliários. Foram ordenados de forma decrescente os fundos com maior participação no índice, removendo aqueles que possuíam menos de 5 anos de negociação em bolsa. Após essa filtragem, foram selecionados os 10 primeiros: KNIP11, KNCR11, HGLG11, KNRI11, XPML11, VISC11, MXRF11, HGBS11, BCFF11 e HGCR11.

A segunda etapa foi preparar o ambiente de desenvolvimento no Google Colab, utilizando o ambiente gratuito com as *Graphics Processing Units* (GPUs) T4 de configuração padrão. Também foi realizada a instalação das bibliotecas Python necessárias para o projeto, sendo as duas principais o Darts e o Yahoo Finance.

O Yahoo Finance, com o nome de “yfinance”, é a biblioteca responsável por fazer a comunicação com a API do Yahoo e trazer os dados históricos de cotações dos ativos de mercado, inclusive os de fundos imobiliários. Para isso, basta fazer a chamada da função de download da biblioteca yfinance passando o nome do ativo no campo ticker, a data de início no campo start e a data final no campo end, como exemplificado abaixo.

```
import yfinance as yf

dataInicio = '2018-01-01'
dataFim = '2023-12-31'
ticker = 'hgcr11.sa'
df = yf.download(tickers = ticker, start = dataInicio,end = dataFim)
df.head(5)
```

```
[**********100%%**********]  1 of 1 completed
```

Date	Open	High	Low	Close	Adj Close	Volume
2018-01-02	105.330544	105.330544	99.949196	103.872887	80.036690	31
2018-01-03	103.852921	103.852921	103.343735	103.433594	79.698212	136
2018-01-04	103.743095	103.743095	100.837769	102.834557	79.236641	1708
2018-01-05	102.335358	102.335358	101.836166	101.906052	78.521187	312
2018-01-08	101.906052	102.005890	101.836166	101.836166	78.467369	505

Figura 1. Imagem exemplificando chamada da biblioteca yfinance

Como forma de padronizar o período de dados dos fundos escolhidos, todos os FIIs utilizados tiveram seu início no primeiro dia de 2018 e o último dado coletado no último dia de 2023.

Em seguida, foi feita a preparação desses dados baixados do Yahoo Finance para que pudessem ser levados ao Darts e aplicados aos modelos. Após o download dos dados pela *Application Programming Interface* (API), ela nos retorna uma tabela de dados com aproximadamente 1500 linhas dados por ativo, e possui um índice chamado Date e seis colunas de dados: *Open*, *High*, *Low*, *Close*, *Adj Close* e *Volume*. Para que o Darts possa trabalhar utilizando esses dados, é necessário criar um novo índice partindo do 0. Em seguida, foi realizado o descarte da coluna Date que não é relevante para o treinamento futuro. O descarte da coluna de Volume foi feito pela falta de dados retornados pela *Application Programming Interface* (API). O descarte do Adj Close é feito dado a natureza dos fundos imobiliários, que fazem a distribuição mensal de dividendos que impacta o preço ajustado, mas não reflete uma variação real de negociação do ativo.

Com os dados prontos, é preciso transformá-los em um *TimeSeries*, que é a principal classe de dados do Darts, base para todos os modelos de séries temporais.

Fez-se a separação dos dados em treino e validação na proporção de 70% e 30%, respectivamente.

O próximo passo é remover do conjunto de validação as colunas de dados que serão utilizadas para treinar o modelo, que são as colunas: *Open*, *High*, *Low*. Em seguida, faz-se a normalização dos dados de treino e validação utilizando a biblioteca de pré-processamento do sklearn “MinMaxScaler”, com uma escala de valores entre 0 e 1. Após essas duas últimas etapas, os dados estão prontos para serem passados aos modelos de séries temporais que o Darts oferece.

Nesse projeto foram utilizados os seguintes modelos oferecidos pelo Darts: ARIMA, RNN, LSTM, GRU, Transformer Model, DLinear e NLinear. Cada um dos modelos seguiu esses passos e foi aplicado a cada um dos 10 fundos imobiliários selecionados em três diferentes horizontes temporais de previsão: 1 mês, 3 meses e 6 meses, colhendo as seguintes métricas de avaliação. O Erro Médio Absoluto (MAE), Erro Quadrático Médio (MSE), Raiz do Erro Quadrático Médio (RMSE) e Erro Absoluto Percentual Médio (MAPE).

A escolha dos horizontes temporais para previsão, citados no parágrafo anterior, foi feita levando em consideração períodos relevantes para aplicações em fundos imobiliários. O prazo de 1 mês se tornou uma convenção de mercado; apesar de não ser legalmente obrigatório, muitos FIIs do mercado passaram a adotar esse período tanto para a divulgação dos rendimentos quanto para o relatório gerencial, inclusive todos os fundos analisados neste trabalho. O prazo de 3 meses foi escolhido justamente por ter a divulgação de um relatório obrigatório definido pela CVM no ANEXO 39-II da Instrução CVM nº 571/2015, sendo de grande importância para os investidores. O prazo de 6 meses é o fechamento do semestre definido pela lei de criação dos FIIs, onde é distribuído 95% do lucro auferido no semestre, conforme a lei [CVM Lei 8.668/93].

Na próxima subseção, serão apresentadas as configurações comuns entre todos os modelos, e, nas subseções específicas de cada modelo, serão destacadas as diferenças ou especificidades.

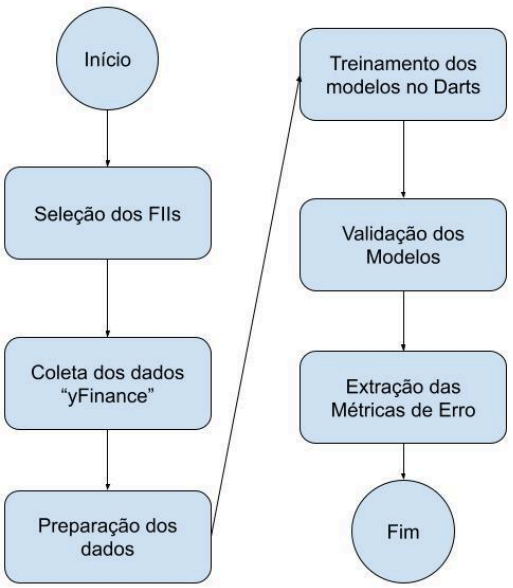

Figura 2. Fluxograma da metodologia.

4.1. Configurações do modelo ARIMA.

O ARIMA é um modelo muito utilizado para previsão de séries temporais principalmente por sua simplicidade, tendo três parâmetros principais o “p”, “d” e “q”. Além disso, o ARIMA tem uma particularidade em seu processo de treinamento: utiliza apenas uma coluna. Diferentemente dos outros modelos mencionados no quinto parágrafo da seção 4, o ARIMA foi executado utilizando apenas a coluna “Close”.

O parâmetro “p” representa o número de defasagens no modelo.

O parâmetro “d” indica o número de vezes que os valores anteriores dos dados foram subtraídos.

O parâmetro “q” define o intervalo utilizado para a média móvel.

```
ARIMA(
        p = 12,
        d = 1,
        q = 2
    )
```

Figura 3. Configuração do modelo ARIMA.

4.2. Configurações comuns entre todos os modelos de rede neural.

O Darts facilita e padroniza muitos dos parâmetros oferecidos pelos modelos. A seguir, serão apresentados os parâmetros comuns aos modelos e os valores que eles assumiram.

O “*input chunk length*” define o número de dados anteriores que serão usados para treinar o modelo, e todos os modelos utilizaram 7 como valor padrão.

O “*output chunk length*” define o número de dados previstos que serão usados internamente para treinar o modelo, e todos os modelos utilizaram 7 como valor padrão.

O “*n epochs*” representa o número de épocas usadas para treinar o modelo, com valor padrão de 20.

4.2.1. Configurações comuns entre Redes Neurais Artificiais recorrente.

O parâmetro “*model*” define qual modelo interno será utilizado no processo de treinamento da rede neural recorrente, podendo assumir três valores: RNN (modelo padrão), GRU e LSTM.

O "*training length*" é o tamanho das séries temporais de entrada e saída utilizadas durante o treinamento, e deve ter um valor maior que o input chunk length.

4.2.1.1. RNN

```
RNNModel(
    model="RNN",
    input_chunk_length=input_chunk_length,
    output_chunk_length=output_chunk_length,
    training_length=18,
    n_epochs=20,
)
```

Figura 4. Configuração do modelo RNN.

4.2.1.2. LSTM

```
RNNModel(
    model="LSTM",
    input_chunk_length=input_chunk_length,
    output_chunk_length=output_chunk_length,
    training_length=18,
    n_epochs=20,
)
```

Figura 5. Configuração do modelo LSTM.

4.2.1.3. GRU

```
RNNModel(
    model="GRU",
    input_chunk_length=input_chunk_length,
    output_chunk_length=output_chunk_length,
    training_length=18,
    n_epochs=20,
)
```

Figura 6. Configuração do modelo GRU.

4.2.2 Transformer Model

```
TransformerModel(
      input_chunk_length=input_chunk_length,
      output_chunk_length=output_chunk_length,
      n_epochs=20
  )
```

Figura 7. Configuração do modelo Transformer Model.

4.2.3. DLinear

```
DLinearModel(
     input_chunk_length=input_chunk_length,
     output_chunk_length=output_chunk_length,
     n_epochs=20,
 )
```

Figura 8. Configuração do modelo DLinear.

4.2.4. NLinear

```
NLinearModel(
    input_chunk_length=input_chunk_length,
    output_chunk_length=output_chunk_length,
    n_epochs=20,
)
```

Figura 9. Configuração do modelo NLinear.

5. Resultado

Nesta seção, serão apresentados os resultados de cada modelo, conforme a implementação base sugerida pelo Darts.

5.1. ARIMA

Tabela 1. Resultado de teste do ARIMA para os Horizontes de (1, 3 e 6 meses).

TICKER	MSE	RMSE	MAE	MAPE
KNIP11	0,0030 / 0,0039 / 0,0028	0,0463 / 0,0578 / 0,0502	0,0391 / 0,0497 / 0,0406	62,30% / 125,45% / 199,95%
KNCR11	0,0025 / 0,0054 / 0,0082	0,0466 / 0,0722 / 0,0902	0,0391 / 0,0620 / 0,0749	**6,03%** / **8,79%** / **11,42%**
HGLG11	0,0001 / 0,0003 / 0,0005	0,0085 / 0,0176 / 0,0211	0,0060 / 0,0138 / 0,0159	**1,35%** / **3,22%** / **3,56%**
KNRI11	0,0049 / 0,0053 / 0,0118	0,0696 / 0,0717 / 0,1009	0,0633 / 0,0652 / 0,0868	27,74% / 36,44% / 31,02%
XPML11	0,0080 / 0,0124 / 0,0124	0,0897 / 0,1114 / 0,1114	0,0752 / 0,0939 / 0,0939	9,32% / 11,34% / 11,34%
VISC11	0,0008 / 0,0010 / 0,0069	0,0276 / 0,0312 / 0,0723	0,0226 / 0,0273 / 0,0563	4,40% / 5,34% / 9,50%
MXRF11	0,0013 / 0,0015 / 0,0046	0,0340 / 0,0385 / 0,0633	0,0304 / 0,0333 / 0,0541	8,71% / 10,03% / 15,22%
HGBS11	0,0011 / 0,0019 / 0,0087	0,0313 / 0,0396 / 0,0761	0,0275 / 0,0354 / 0,0619	11,18% / 17,05% / 18,96%
BCFF11	0,0031 / 0,0092 / 0,0143	0,0552 / 0,0902 / 0,1083	0,0433 / 0,0783 / 0,0982	93,60% / 72,66% / 67,85%
HGCR11	0,0014 / 0,0025 / 0,0021	0,0354 / 0,0495 / 0,0455	0,0309 / 0,0423 / 0,0369	9,35% / 13,42% / 11,11%

5.1.1 Análise do resultado do modelo ARIMA

O desempenho do modelo ARIMA varia significativamente entre os fundos imobiliários, mostrando excelente precisão para HGLG11, VISC11, e KNCR11, mas desempenho fraco para fundos como BCFF11 e KNIP11, que apresentaram elevados erros percentuais.

Um dos possíveis motivos para a diferença de resultado entre os fundos, são as diferenças de categoria HGLG11 e VISC11 são fundos de tijolo, enquanto KNCR11, BCFF11 e KNIP11 são fundos de papéis. Porém como é possível notar KNCR11 apresenta um resultado bom enquanto KNIP11 e BCFF11 têm péssimo desempenho, uma possível explicação para essa diferença seja a composição dos papéis dentro de cada fundo onde o KNIP11 possui papéis majoritariamente indexados a inflação 95% do patrimônio do fundo. Enquanto o KNCR11 é indexado ao CDI com um grande percentual de seu patrimônio próximo dos 95%. Já o BCFF11 apesar de ser um fundo de papel ele possui dentro dele cotas de outros fundos imobiliários e isso torna o BCFF11 mais difícil de ser avaliado em relação aos outros que possuem diferenças claras e opostas entre si.

Outra possível análise vem em relação ao horizonte de tempo em que cada previsão foi feita utilizando o modelo ARIMA. Pode-se notar que houve uma consistência nos dados em que fundos que eram bons com período curto de previsão de 1 mês, se mantiveram com melhores resultados em períodos maiores de 3 e 6 meses. Porém também é possível notar uma clara degradação dos índices de erro onde em alguns casos alguns fundos mais que dobraram seus erros MAPE.

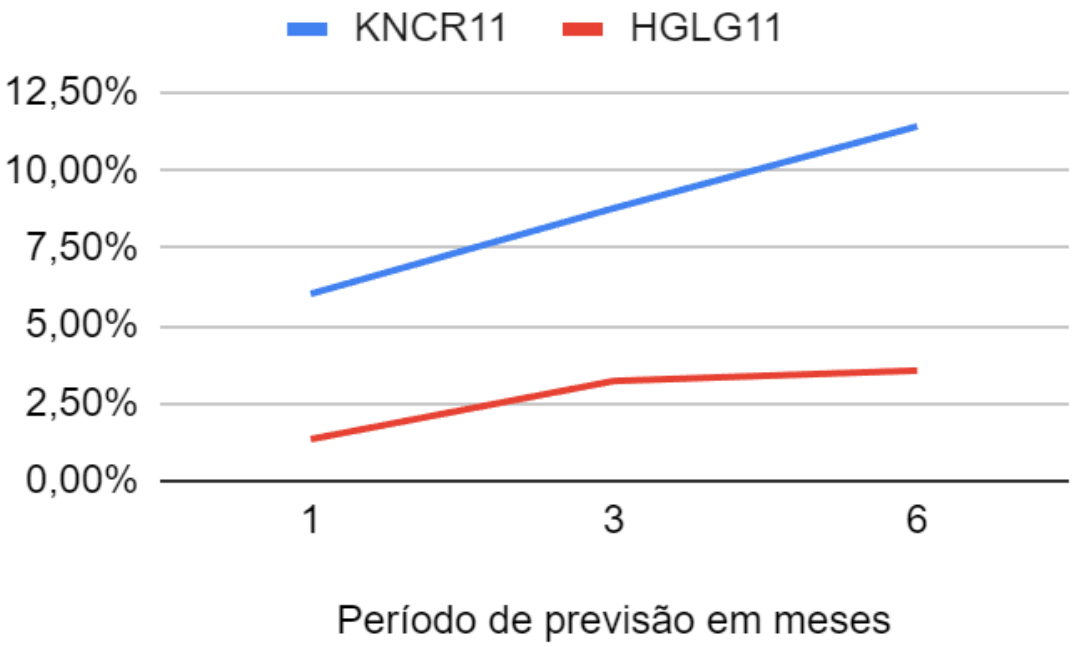

Figura 10. Gráfico exemplificando a evolução do MAPE com o maior período de previsão.

O gráfico acima permite mostrar que mesmo que tenha aumentado o erro absoluto alguns fundos como HGLG11 após o primeiro aumento manteve a previsão estável para período maior de tempo como 6 meses. Podendo ser pelo modelo ter conseguido capturar o padrão do fundo.

5.2. Transformer Model

Tabela 2. Resultado de teste do transformer model para os Horizontes de (1, 3 e 6 meses).

TICKER	MSE	RMSE	MAE	MAPE
KNIP11	0,1144 / 0,2279 / 0,3103	0,3244 / 0,4599 / 0,5273	0,3201 / 0,4451 / 0,5095	279,59% / 565,68% / 862,06%
KNCR11	0,0063 / 0,0209 / 0,0337	0,0721 / 0,1324 / 0,1614	0,0637 / 0,1188 / 0,1473	**9,51%** / 17,19% / 22,63%
HGLG11	0,0156 / 0,0712 / 0,0796	0,1247 / 0,2664 / 0,2809	0,1064 / 0,2395 / 0,2598	22,95% / 53,19% / 56,45%
KNRI11	0,0095 / 0,0163 / 0,0130	0,0971 / 0,1249 / 0,1130	0,0895 / 0,1182 / 0,1034	37,41% / 58,59% / 39,43%

XPML11	0,0511 / 0,1706 / 0,1689	0,2258 / 0,4128 / 0,4108	0,2066 / 0,3738 / 0,3727	25,81% / 45,40% / 45,28%
VISC11	0,0047 / 0,0077 / 0,0089	0,0658 / 0,0858 / 0,0940	0,0570 / 0,0783 / 0,0847	**10,12%** / 14,41% / 14,30%
MXRF11	0,0017 / 0,0109 / 0,0185	0,0369 / 0,0924 / 0,1356	0,0291 / 0,0783 / 0,1136	8,81% / 23,73% / 33,38%
HGBS11	0,0074 / 0,0154 / 0,0107	0,0811 / 0,1172 / 0,1004	0,0742 / 0,1113 / 0,0896	29,34% / 48,33% / 31,80%
BCFF11	0,0027 / 0,0026 / 0,0037	0,0512 / 0,0508 / 0,0597	0,0450 / 0,0430 / 0,0516	24,02% / 24,02% / 24,02%
HGCR11	0,0045 / 0,0180 / 0,0463	0,0604 / 0,1336 / 0,1997	0,0550 / 0,1177 / 0,1716	15,31% / 33,92% / 46,55%

5.2.1 Análise do resultado do Transformer Model

O desempenho do modelo Transformer Model apresenta variações significativas no desempenho entre os diferentes fundos. E assim como o ARIMA tendo um desempenho melhor nos fundos mais consistente como KNCR11 e VISC11. E assim como no ARIMA ele teve um desempenho ruim na captura do padrão do KNIP11 e de forma geral um desempenho pior que o ARIMA que é um modelo muito menos complexo e com um custo computacional menor de treinamento.

Outro ponto que podemos fazer uma comparação interessante sobre o treinamento do Transformer Model é na comparação entre o MXRF11 e o HGCR11 apesar de serem dois fundos de categorias diferentes onde o MXRF11 é um fundo híbrido e o HGCR11 um fundo de papel os dois investem majoritariamente no mesmo tipo de ativos que são CRIs(Certificado de recebíveis imobiliários) indexados ao CDI e IPCA o desempenho do modelo para o primeiro foi muito melhor que o segundo quase dobrando a métrica de erro MAPE.

O Modelo assim como o ARIMA também desempenha pior com o aumento da janela de previsão aumentando consideravelmente o erro como podemos verificar na imagem abaixo.

Outro ponto a se levar em consideração para o Transformer Model sobre o desempenho geral ruim do modelo pode ser atribuída a dois fatores: O primeiro é a baixa quantidade de dados sobre os fundos o Transformer Model é um modelo que se beneficia de uma grande quantidade de dados como descrito por VASWANI et al. 2017 e o modelo foi treinado com uma quantidade relativamente baixa de dados. O segundo ponto é o mecanismo de “multi-head attention” que tem sua eficácia diminuída quando

não há um padrão claro nos dados, e podemos ver esse efeito no KNIP11 que tem um erro extremamente alto em relação aos demais fundos.

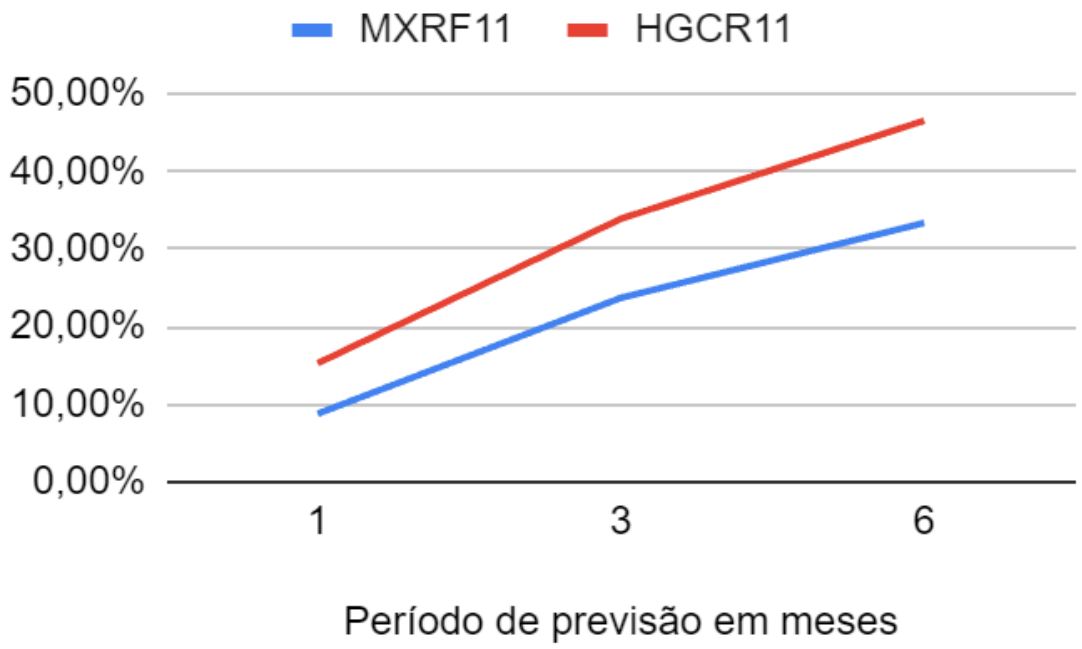

Figura 11. Gráfico exemplificando a evolução do MAPE de teste com o maior período de previsão.

5.3. RNN

Tabela 3. Resultado de teste do RNN para os Horizontes de (1, 3 e 6 meses).

TICKER	MSE	RMSE	MAE	MAPE
KNIP11	0,0053 / 0,0095 / 0,0138	0,0673 / 0,0906 / 0,1153	0,0592 / 0,0834 / 0,1041	63,50% / 134,47% / 245,80%
KNCR11	0,0112 / 0,0172 / 0,0255	0,1005 / 0,1206 / 0,1417	0,0922 / 0,1148 / 0,1342	13,63% / 16,67% / 20,58%
HGLG11	0,0072 / 0,0227 / 0,0227	0,0846 / 0,1505 / 0,1503	0,0757 / 0,1408 / 0,1425	16,38% / 31,27% / 31,10%
KNRI11	0,0049 / 0,0059 / 0,0134	0,0698 / 0,0766 / 0,1107	0,0633 / 0,0713 / 0,0961	24,49% / 32,14% / 29,79%
XPML11	0,0065 / 0,0099 / 0,0099	0,0804 / 0,0995 / 0,0995	0,0657 / 0,0815 / 0,0815	**8,04%** / **9,66%** / **9,66%**

VISC11	0,0011 / 0,0068 / 0,0052	0,0318 / 0,0719 / 0,0640	0,0273 / 0,0605 / 0,0518	**5,41%** / **12,97%** / **10,30%**
MXRF11	0,0012 / 0,0076 / 0,0080	0,0306 / 0,0846 / 0,0865	0,0264 / 0,0725 / 0,0763	10,71% / 26,18% / 24,99%
HGBS11	0,0008 / 0,0080 / 0,0696	0,0276 / 0,0811 / 0,2361	0,0227 / 0,0646 / 0,1758	**8,27%** / **18,57%** / 43,58%
BCFF11	0,0242 / 0,1491 / 0,2152	0,1407 / 0,3076 / 0,3630	0,1172 / 0,2752 / 0,3416	37,68% / 37,68% / 37,68%
HGCR11	0,0006 / 0,0116 / 0,1469	0,0238 / 0,0999 / 0,3302	0,0181 / 0,0773 / 0,2396	4,99% / 21,58% / 62,67%

5.3.1 Análise do resultado do RNN

O modelo RNN, assim como os demais, apresenta uma grande variação de desempenho entre os fundos. No entanto, obteve resultados particularmente bons em quatro deles: XPML11, VISC11, HGBS11 e HGCR11. Desses quatro fundos, três apresentam características similares: todos são fundos de tijolo e pertencem ao setor de shopping centers (XPML11, VISC11 e HGBS11). Isso sugere que o modelo RNN capturou um padrão relevante entre esses fundos, apresentando baixos erros MAPE.

O modelo também apresenta um aumento dos erros com uma maior janela de previsão.

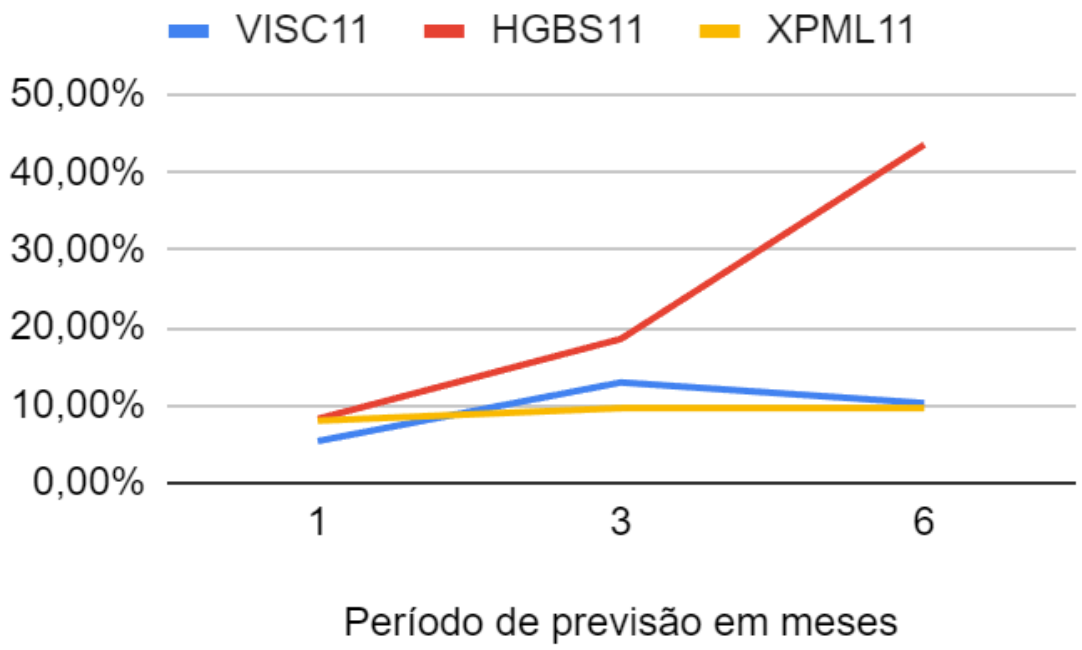

Figura 12. Gráfico exemplificando a evolução do MAPE de teste com o maior período de previsão.

Com o gráfico acima, podemos perceber um comportamento interessante do modelo RNN com o aumento da janela de previsão: o erro MAPE não aumentou para os fundos VISC11 e XPML11, indicando que o modelo também apresentou bom desempenho no médio prazo para as previsões dos preços desses ativos. No caso do fundo HGBS11, o modelo claramente não conseguiu identificar o padrão de comportamento específico, o que pode indicar alguma particularidade própria do HGBS11. Uma possível explicação é que, nos relatórios gerenciais do fundo pós-pandemia de COVID-19, foi observado que o HGBS11 teve uma recuperação mais lenta que os outros fundos de shopping do setor, os quais também foram bastante impactados pela pandemia.

5.4. LSTM

Tabela 4. Resultado de teste do LSTM para os Horizontes de (1, 3 e 6 meses).

TICKER	MSE	RMSE	MAE	MAPE
KNIP11	0,1080 / 0,1544 / 0,1486	0,3135 / 0,3767 / 0,3701	0,3048 / 0,3705 / 0,3649	266,71% / 405,73% / 620,77%
KNCR11	0,0130 / 0,0597 / 0,0624	0,1078 / 0,2356 / 0,2425	0,0947 / 0,2149 / 0,2242	13,44% / 29,33% / 31,20%
HGLG11	0,0054 / 0,0337 / 0,0389	0,0733 / 0,1834 / 0,1960	0,0639 / 0,1646 / 0,1810	13,82% / 36,59% / 39,35%
KNRI11	0,0018 / 0,0115 / 0,0221	0,0411 / 0,0988 / 0,1482	0,0352 / 0,0840 / 0,1199	16,59% / 30,87% / 33,31%
XPML11	0,0033 / 0,0075 / 0,0075	0,0574 / 0,0858 / 0,0858	0,0485 / 0,0757 / 0,0757	**6,15%** / **9,50%** / **9,50%**
VISC11	0,0025 / 0,0092 / 0,0167	0,0442 / 0,0784 / 0,1290	0,0375 / 0,0677 / 0,1035	**6,25%** / **11,02%** / **16,51%**
MXRF11	0,0022 / 0,0045 / 0,0090	0,0436 / 0,0664 / 0,0933	0,0387 / 0,0611 / 0,0847	11,37% / 19,03% / 24,92%
HGBS11	0,0009 / 0,0020 / 0,0192	0,0298 / 0,0448 / 0,1199	0,0258 / 0,0377 / 0,0927	**8,44%** / **13,03%** / **24,32%**
BCFF11	0,0018 / 0,0018 / 0,0027	0,0416 / 0,0422 / 0,0512	0,0366 / 0,0355 / 0,0440	19,34% / 19,34% / 19,34%
HGCR11	0,0007 / 0,0025 / 0,0021	0,0258 / 0,0489 / 0,0451	0,0218 / 0,0415 / 0,0374	5,88% / 12,21% / 10,62%

5.4.1 Análise do resultado do LSTM

Assim como o RNN, o modelo LSTM mostrou-se eficaz para alguns fundos, especialmente os de tijolo e do setor de shoppings, capturando bem os padrões desses ativos. No entanto, o desempenho variou amplamente, destacando que o modelo teve dificuldade com fundos de papéis ou com estruturas mais complexas, como o KNIP11 e BCFF11. A diferença nos resultados sugere que as características específicas dos fundos

influenciam fortemente o desempenho do modelo, sendo necessário um ajuste de parâmetros ou abordagens complementares para fundos mais voláteis ou diversificados.

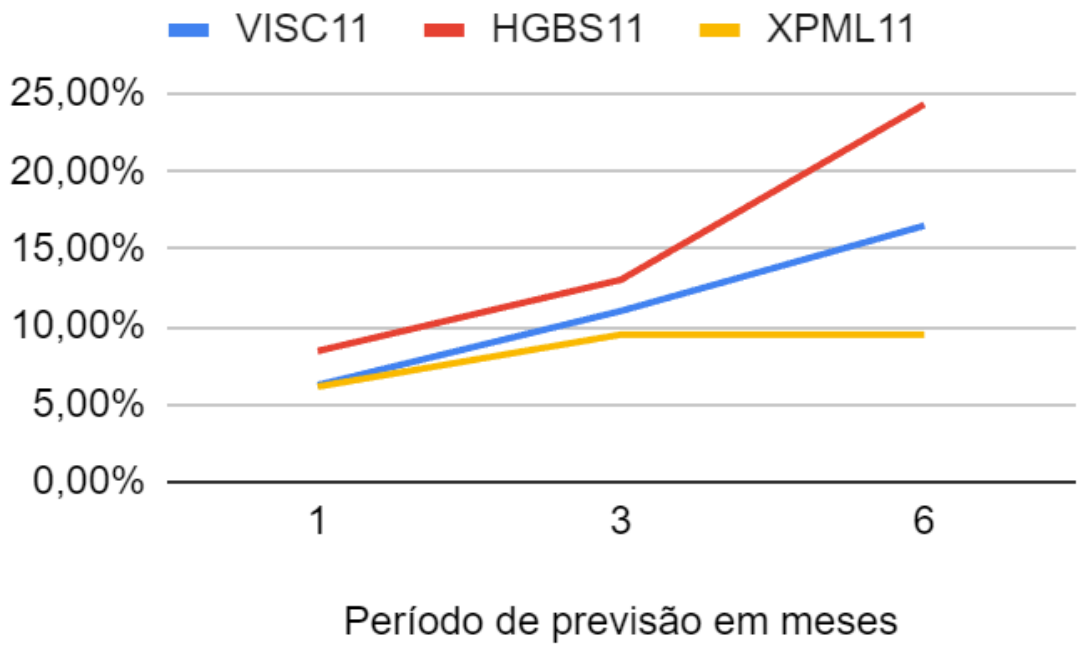

Figura 13. Gráfico exemplificando a evolução do MAPE de teste com o maior período de previsão.

De forma geral o LSTM seguiu os demais modelos que tiveram um aumento nas métricas de erro com o aumento da janela temporal de previsão, no entanto diferente do RNN que teve um bom desempenho nos prazos de 3 e 6 meses para os fundos VISC11 e XPML11 o LSTM só teve bom desempenho no XPML11 deixando os demais fundos com altos erros MAPE.

5.5. GRU

Tabela 5. Resultado de teste do GRU para os Horizontes de (1, 3 e 6 meses).

TICKER	MSE	RMSE	MAE	MAPE
KNIP11	0,0376 / 0,0633 / 0,0583	0,1823 / 0,2394 / 0,2308	0,1722 / 0,2317 / 0,2239	144,11% / 236,38% / 348,58%
KNCR11	0,0130 / 0,0173 /	0,1088 / 0,1212 /	0,1006 / 0,1157 /	14,87% / 16,82% /

	0,0248	0,1405	0,1333	20,44%
HGLG11	0,0007 / 0,0048 / 0,0053	0,0257 / 0,0684 / 0,0717	0,0223 / 0,0606 / 0,0651	4,89% / 13,56% / 14,27%
KNRI11	0,0016 / 0,0059 / 0,0506	0,0388 / 0,0712 / 0,2007	0,0327 / 0,0585 / 0,1511	15,18% / 19,56% / 39,00%
XPML11	0,0081 / 0,0130 / 0,0130	0,0899 / 0,1142 / 0,1142	0,0754 / 0,0968 / 0,0968	**9,23%** / **11,52%** / **11,52%**
VISC11	0,0032 / 0,0251 / 0,0282	0,0557 / 0,1563 / 0,1645	0,0470 / 0,1345 / 0,1486	**8,87%** / **26,57%** / **26,90%**
MXRF11	0,0007 / 0,0057 / 0,0399	0,0257 / 0,0743 / 0,1681	0,0210 / 0,0582 / 0,1329	6,83% / 19,91% / 40,37%
HGBS11	0,0004 / 0,0077 / 0,0308	0,0198 / 0,0722 / 0,1691	0,0159 / 0,0554 / 0,1241	**6,29%** / **14,16%** / **29,85%**
BCFF11	0,0017 / 0,0057 / 0,0093	0,0414 / 0,0704 / 0,0864	0,0336 / 0,0612 / 0,0783	20,79% / 20,79% / 20,79%
HGCR11	0,0022 / 0,0171 / 0,0270	0,0421 / 0,1298 / 0,1598	0,0376 / 0,1125 / 0,1411	10,77% / 32,84% / 38,94%

5.5.1 Análise do resultado do GRU

O modelo GRU, assim como os modelos baseados em RNN e LSTM, apresentou um bom desempenho nos ativos de tijolo do setor de shopping centers. Em fundos de tijolos gerais, como HGLG11 e KNRI11, o desempenho foi razoável no curto prazo. A diferença de desempenho entre HGLG11 e KNRI11 pode ser atribuída aos setores distintos em que atuam: HGLG11 é focado em logística, enquanto KNRI11 combina logística com lajes corporativas, o que o modelo pode não ter capturado adequadamente. O GRU também teve bom desempenho com fundos de papéis com indexadores mistos (CDI e IPCA), como MXRF11 e HGCR11, e desempenho razoável com o KNCR11, que é majoritariamente atrelado ao CDI. O modelo mostrou eficiência em capturar aspectos de curto prazo, mas seu desempenho variou bastante em previsões de médio prazo (3 a 6 meses).

Diferentemente de seus modelos irmãos, RNN e LSTM, que não mostraram grandes variações de erro com o aumento do prazo nos fundos de shopping centers. O GRU passou a apresentar erros elevados nas métricas.

5.6. DLinear

Tabela 6. Resultado de teste do DLinear para os Horizontes de (1, 3 e 6 meses).

TICKER	MSE	RMSE	MAE	MAPE
KNIP11	0,0106 / 0,0414 / 0,0538	0,0944 / 0,1938 / 0,2170	0,0847 / 0,1768 / 0,2011	65,35% / 197,69% / 303,64%
KNCR11	0,0015 / 0,0079 / 0,0090	0,0381 / 0,0760 / 0,0875	0,0298 / 0,0642 / 0,0732	**4,33%** / **8,42%** / **9,94%**
HGLG11	0,0002 / 0,0007 / 0,0027	0,0138 / 0,0255 / 0,0492	0,0118 / 0,0213 / 0,0388	**2,48%** / **4,58%** / **8,10%**
KNRI11	0,0059 / 0,0120 / 0,0074	0,0753 / 0,0952 / 0,0777	0,0690 / 0,0851 / 0,0626	30,61% / 51,20% / 30,86%
XPML11	0,0126 / 0,0302 / 0,0303	0,1123 / 0,1737 / 0,1741	0,0971 / 0,1558 / 0,1560	11,96% / 18,76% / 18,79%
VISC11	0,0018 / 0,0041 / 0,0083	0,0401 / 0,0591 / 0,0907	0,0327 / 0,0506 / 0,0729	5,73% / 8,92% / 11,89%
MXRF11	0,0023 / 0,0032 /	0,0407 / 0,0486 /	0,0357 / 0,0445 /	9,93% / 12,54% /

	0,0050	0,0705	0,0619	17,28%
HGBS11	0,0016 / 0,0032 / 0,0102	0,0396 / 0,0559 / 0,0949	0,0346 / 0,0518 / 0,0799	11,67% / 18,86% / 21,75%
BCFF11	0,0024 / 0,0023 / 0,0069	0,0444 / 0,0426 / 0,0814	0,0408 / 0,0386 / 0,0640	32,09% / 32,09% / 32,09%
HGCR11	0,0014 / 0,0058 / 0,0056	0,0335 / 0,0744 / 0,0732	0,0304 / 0,0655 / 0,0647	8,68% / 19,56% / 18,53%

5.6.1 Análise do resultado do DLinear

O modelo DLinear como os demais vem apresentando uma grande variação no desempenho de acordo com o fundo imobiliário. Tendo um destaque para o HGLG11 na previsão de curto prazo. Também apresentou um aumento do erro no médio prazo (3 e 6 meses) mantendo bons valores apenas para dois fundos HGLG11 e KNCR11.

5.7. NLinear

Tabela 7. Resultado do teste do NLinear para os Horizontes de (1, 3 e 6 meses).

TICKER	MSE	RMSE	MAE	MAPE
KNIP11	0,0112 / 0,0476 / 0,0654	0,0988 / 0,2099 / 0,2411	0,0886 / 0,1908 / 0,2225	68,54% / 219,31% / 341,22%
KNCR11	0,0018 / 0,0053 / 0,0063	0,0414 / 0,0656 / 0,0764	0,0340 / 0,0548 / 0,0622	**5,00%** / **7,34%** / **8,79%**
HGLG11	0,0008 / 0,0041 / 0,0047	0,0264 / 0,0634 / 0,0675	0,0236 / 0,0567 / 0,0617	5,17% / 12,70% / 13,52%
KNRI11	0,0063 / 0,0113 / 0,0219	0,0734 / 0,0972 / 0,1478	0,0648 / 0,0900 / 0,1267	20,97% / 31,07% / 34,06%
XPML11	0,0129 / 0,0348 / 0,0349	0,1133 / 0,1865 / 0,1867	0,0991 / 0,1661 / 0,1662	12,23% / 20,01% / 20,02%
VISC11	0,0015 / 0,0030 / 0,0084	0,0365 / 0,0496 / 0,0898	0,0292 / 0,0419 / 0,0701	**5,04%** / **7,31%** / **11,37%**
MXRF11	0,0015 / 0,0054 /	0,0365 / 0,0722 /	0,0330 / 0,0627 /	12,80% / 22,70% /

	0,0067	0,0793	0,0700	22,79%
HGBS11	0,0028 / 0,0058 / 0,0201	0,0487 / 0,0653 / 0,1377	0,0437 / 0,0606 / 0,1115	12,13% / 16,18% / 26,80%
BCFF11	0,0017 / 0,0023 / 0,0024	0,0397 / 0,0476 / 0,0485	0,0344 / 0,0417 / 0,0419	24,49% / 24,49% / 24,49%
HGCR11	0,0008 / 0,0031 / 0,0027	0,0271 / 0,0547 / 0,0509	0,0235 / 0,0472 / 0,0431	6,59% / 14,18% / 12,50%

5.7.1 Análise do resultado do NLinear

O modelo NLinear como o DLinear e demais modelos vem apresentando uma grande variação no desempenho de acordo com o fundo imobiliário. Tendo um destaque também para o HGLG11 na previsão de curto prazo. Porém apresentou um aumento do erro no médio prazo (3 e 6 meses) mantendo bons valores apenas para dois fundos KNCR11 e VISC11.

É possível perceber que no médio prazo o Nlinear teve um desempenho pior que o DLinear principalmente no período de 6 meses, um aumento maior do erro em relação ao outros modelo.

5.8. Tabela MAPE consolidada e gráficos por fundo

Tabela 8. Consolidado de teste da métrica MAPE para os modelos para os Horizontes de (1, 3 e 6 meses).

TICKER	Transforme Model	RNN	LSTM	GRU	DLinear	NLinear	Arima
KNIP11	279,59% / 565,68% / 862,06%	63,50% / 134,47% / 245,80%	266,71% / 405,73% / 620,77%	144,11% / 236,38% / 348,58%	65,35% / 197,69% / 303,64%	68,54% / 219,31% / 341,22%	62,30% / 125,45% / 199,95%
KNCR11	9,51% / 17,19% / 22,63%	13,63% / 16,67% / 20,58%	13,44% / 29,33% / 31,20%	14,87% / 16,82% / 20,44%	4,33% / 8,42% / 9,94%	5,00% / 7,34% / 8,79%	6,03% / 8,79% / 11,42%
HGLG11	22,95% / 53,19% / 56,45%	16,38% / 31,27% / 31,10%	13,82% / 36,59% / 39,35%	4,89% / 13,56% / 14,27%	2,48% / 4,58% / 8,10%	5,17% / 12,70% / 13,52%	1,35% / 3,22% / 3,56%
KNRI11	37,41% / 58,59% / 39,43%	24,49% / 32,14% / 29,79%	16,59% / 30,87% / 33,31%	15,18% / 19,56% / 39,00%	30,61% / 51,20% / 30,86%	20,97% / 31,07% / 34,06%	27,74% / 36,44% / 31,02%
XPML11	25,81% / 45,40% /	8,04% / 9,66% /	6,15% / 9,50% /	9,23% / 11,52% /	11,96% / 18,76% /	12,23% / 20,01% /	9,32% / 11,34% /

	45,28%	9,66%	9,50%	11,52%	18,79%	20,02%	11,34%
VISC11	10,12% / 14,41% / 14,30%	5,41% / 12,97% / 10,30%	6,25% / 11,02% / 16,51%	8,87% / 26,57% / 26,90%	5,73% / 8,92% / 11,89%	5,04% / 7,31% / 11,37%	4,40% / 5,34% / 9,50%
MXRF11	8,81% / 23,73% / 33,38%	10,71% / 26,18% / 24,99%	11,37% / 19,03% / 24,92%	6,83% / 19,91% / 40,37%	9,93% / 12,54% / 17,28%	12,80% / 22,70% / 22,79%	8,71% / 10,03% / 15,22%
HGBS11	29,34% / 48,33% / 31,80%	8,27% / 18,57% / 43,58%	8,44% / 13,03% / 24,32%	6,29% / 14,16% / 29,85%	11,67% / 18,86% / 21,75%	12,13% / 16,18% / 26,80%	11,18% / 17,05% / 18,96%
BCFF11	24,02% / 24,02% / 24,02%	37,68% / 37,68% / 37,68%	19,34% / 19,34% / 19,34%	20,79% / 20,79% / 20,79%	32,09% / 32,09% / 32,09%	24,49% / 24,49% / 24,49%	93,60% / 72,66% / 67,85%
HGCR11	15,31% / 33,92% / 46,55%	4,99% / 21,58% / 62,67%	5,88% / 12,21% / 10,62%	10,77% / 32,84% / 38,94%	8,68% / 19,56% / 18,53%	6,59% / 14,18% / 12,50%	9,35% / 13,42% / 11,11%
Média	46,29% / 88,45% / 117,59%	19,31% / 34,12% / 51,61%	36,80% / 58,67% / 82,98%	24,18% / 41,21% / 59,07%	18,28% / 37,26% / 47,29%	17,30% / 37,53% / 51,56%	23,40% / 30,37% / 37,99%
Média Interna	21,81% / 38,05% / 37,44%	15,58% / 24,63% / 32,59%	**11,92%** / 21,43% / 24,95%	**11,60%** / 20,53% / 28,82%	14,38% / 21,29% / 20,14%	12,43% / 18,58% / 20,69%	**17,38%** / 21,88% / 22,05%

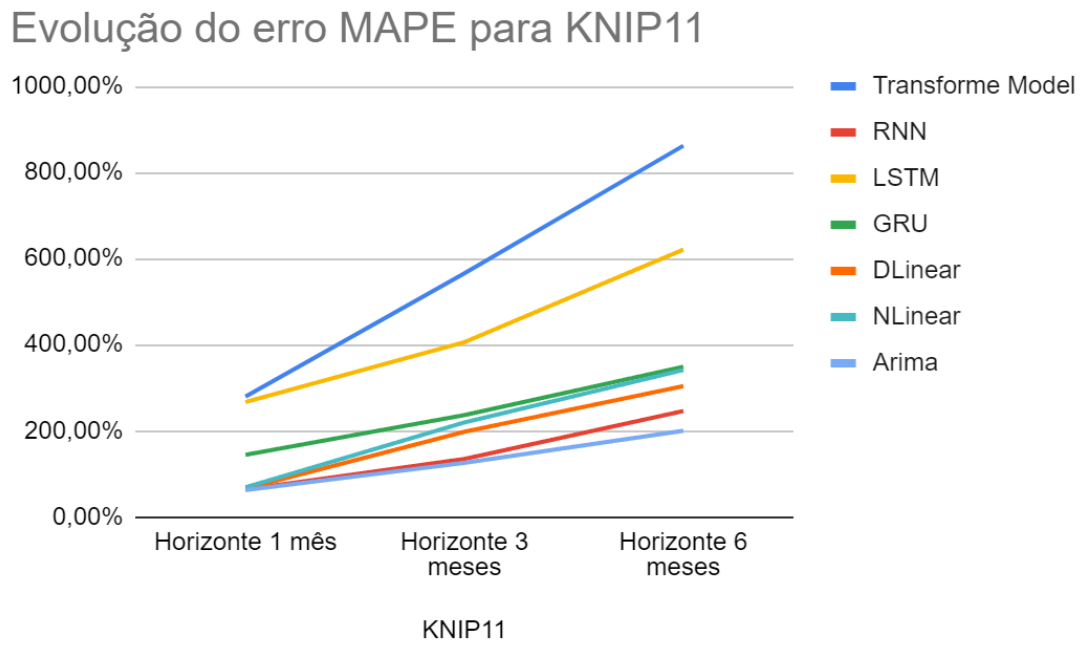

Figura 14. Evolução do Erro MAPE de teste nos Diferentes Modelos para o FII KNIP11.

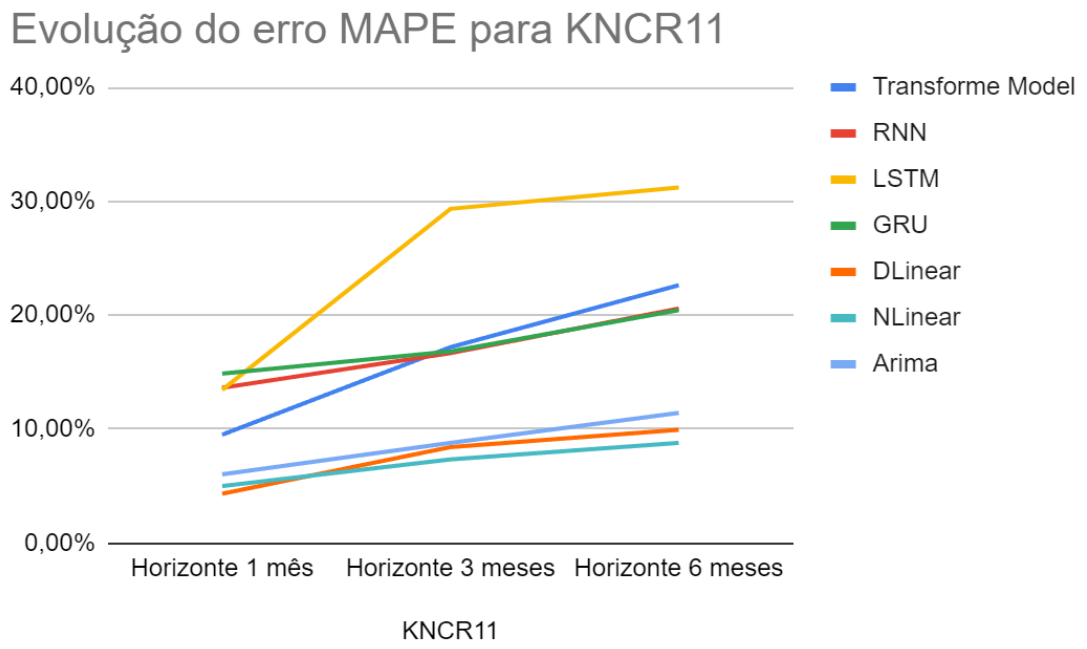

Figura 15. Evolução do Erro MAPE de teste nos Diferentes Modelos para o FII KNCR11.

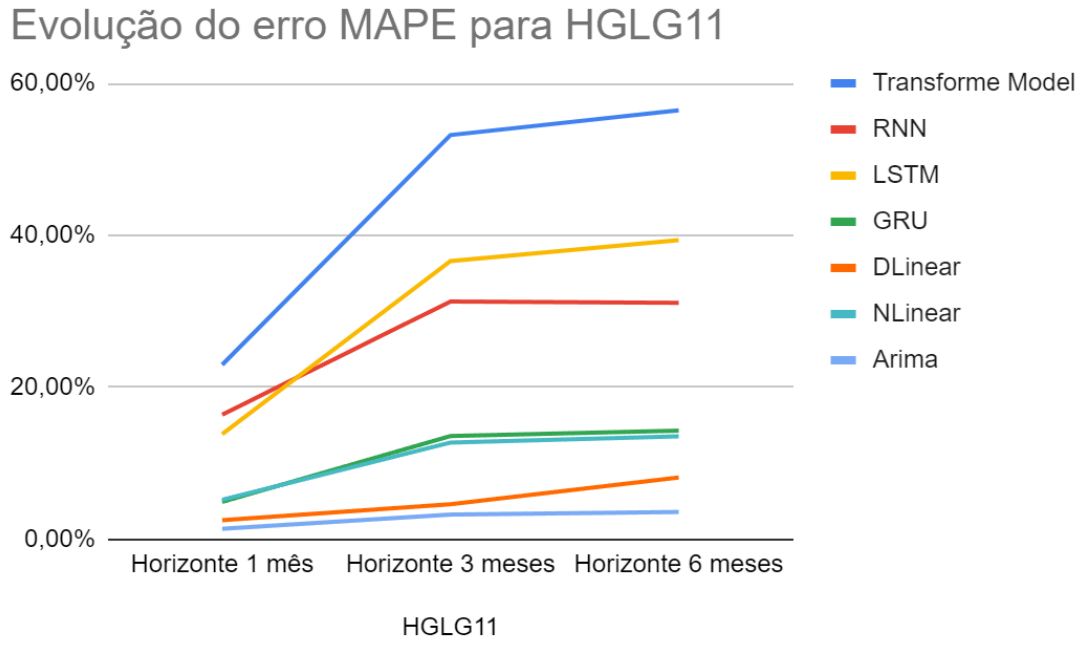

Figura 16. Evolução do Erro MAPE de teste nos Diferentes Modelos para o FII HGLG11.

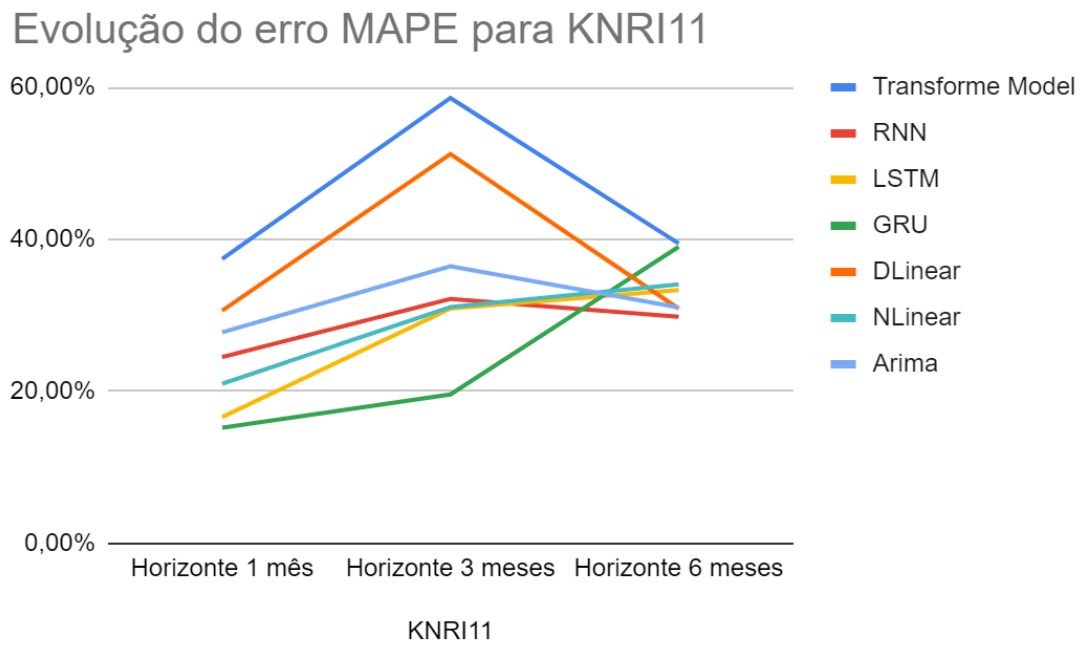

Figura 17. Evolução do Erro MAPE de teste nos Diferentes Modelos para o FII KNRI11.

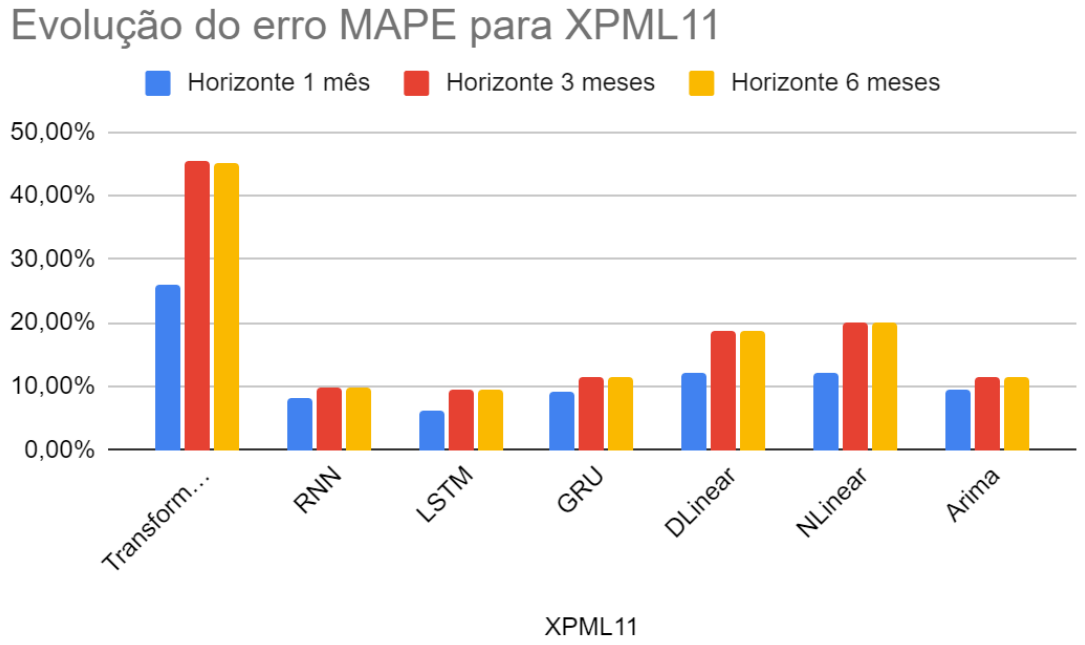

Figura 18. Evolução do Erro MAPE de teste nos Diferentes Modelos para o FII XPML11.

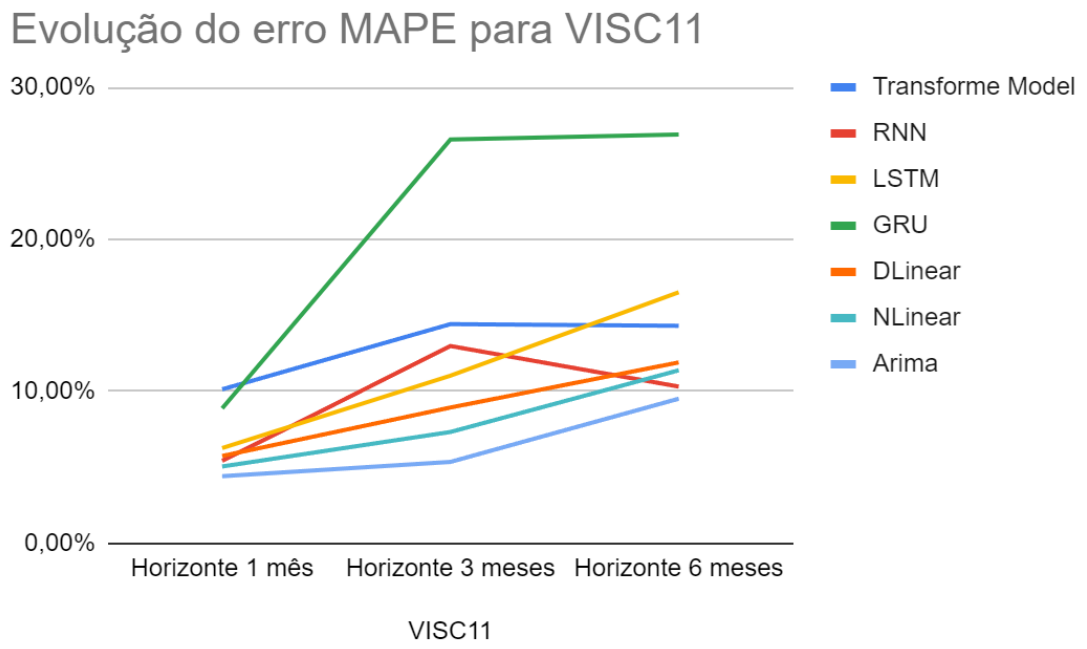

Figura 19. Evolução do Erro MAPE de teste nos Diferentes Modelos para o FII VISC11.

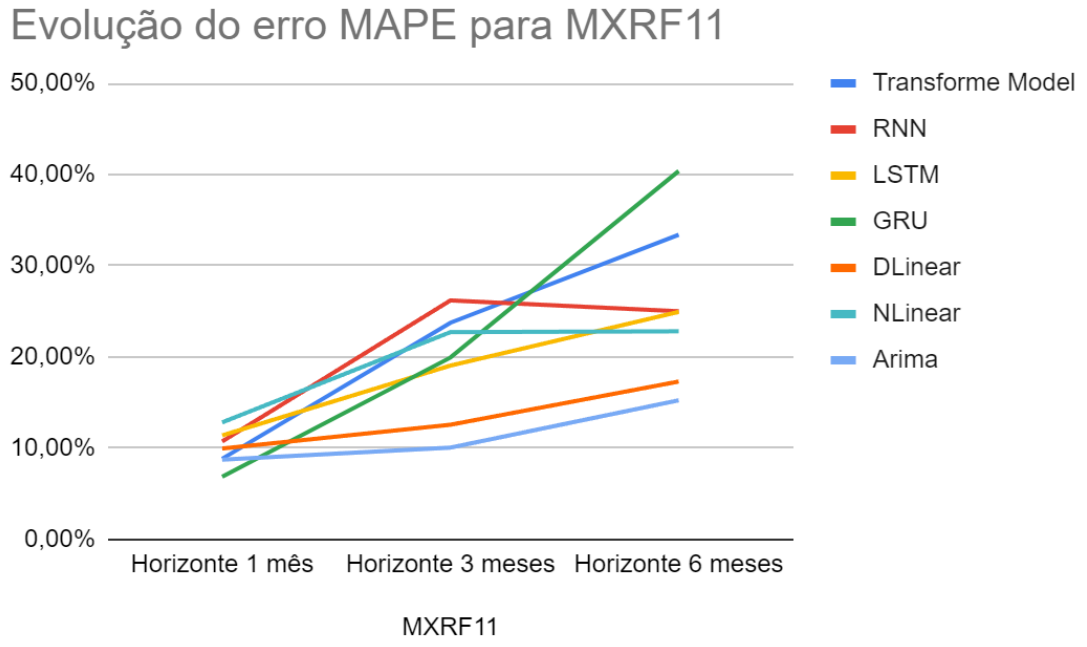

Figura 20. Evolução do Erro MAPE de teste nos Diferentes Modelos para o FII MXRF11.

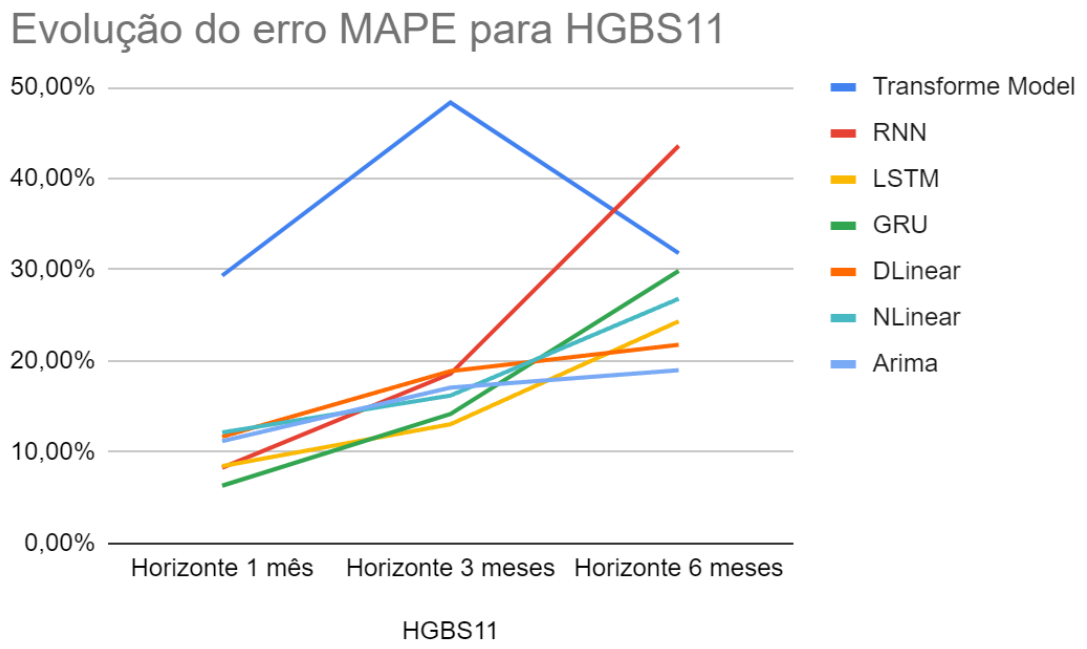

Figura 21. Evolução do Erro MAPE de teste nos Diferentes Modelos para o FII HGBS11.

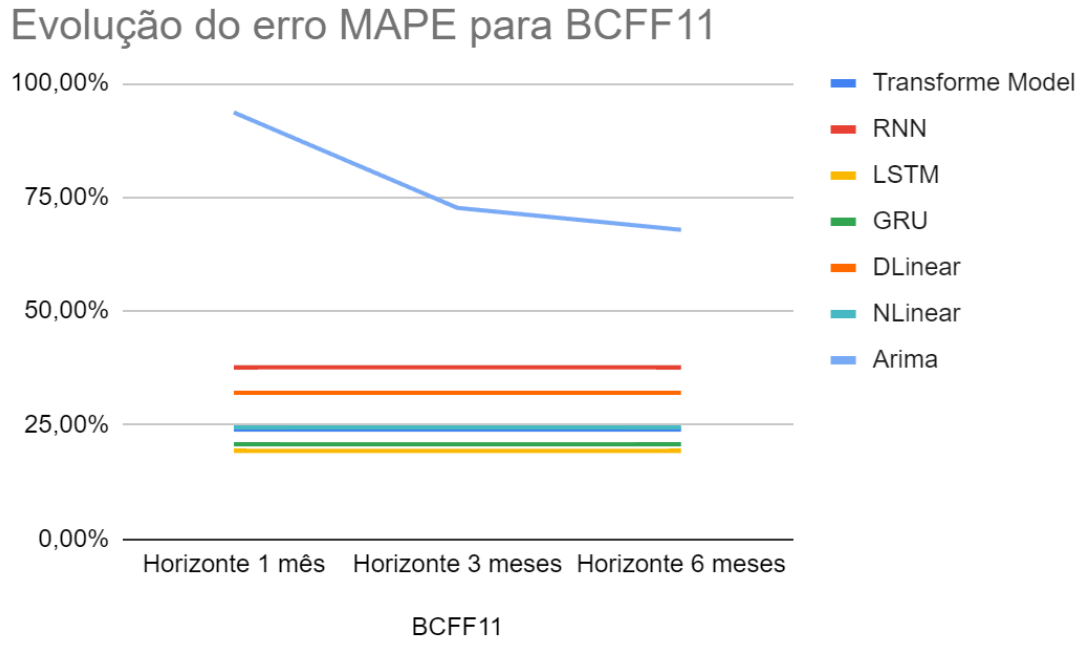

Figura 22. Evolução do Erro MAPE de teste nos Diferentes Modelos para o FII BCFF11.

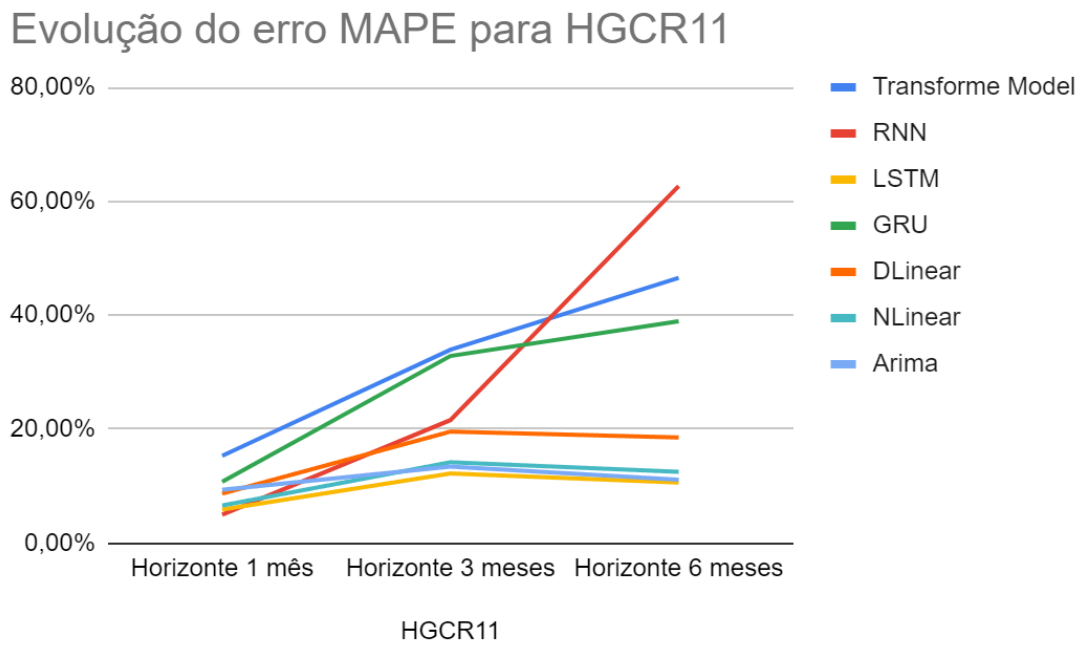

Figura 23. Evolução do Erro MAPE de teste nos Diferentes Modelos para o FII HGCR11.

5.9. Análise do resultado geral

Analisando o DLinear e NLinear esses modelos foram particularmente eficazes para fundos que apresentam padrões estáveis e sazonais, como os fundos de tijolo e alguns fundos de papéis indexados ao CDI ou IPCA. A abordagem simples e direta do DLinear e NLinear, que separa componentes sazonais e de tendência, permite uma melhor captura de padrões de séries temporais com baixa complexidade e maior previsibilidade.

Já os modelos RNN, LSTM e GRU são projetados para capturar padrões de curto e longo prazo em dados sequenciais, o que os torna particularmente bons para fundos com comportamentos que se repetem ou têm variações previsíveis ao longo do tempo. Eles mostraram bom desempenho em fundos de tijolo do setor de shopping centers (XPML11, VISC11, HGBS11) porque esses fundos possuem padrões sazonais relacionados a períodos de consumo, capturados bem pelas Redes Neurais Artificiais recorrente. A inclusão de portas de memória nos modelos LSTM e GRU permite a retenção de informações relevantes ao longo de sequências mais longas e a mitigação de problemas de gradiente que afetam as RNNs. Isso resulta em um desempenho superior dos GRU e LSTM, especialmente em fundos com padrões mais complexos e variáveis, como os mistos. Porém, para um melhor desempenho, fazer um ajuste fino dos parâmetros de *input chunk length* e *output chunk length* poderia trazer alguns benefícios para esses modelos, e um maior *input chunk length* permitiria capturar padrões de tendência a longo prazo, algo compatível com o investimento em fundos imobiliários. O risco seria o modelo passar a memorizar em vez de generalizar, causando *overfitting* e um grande aumento do problema do "*vanishing gradient*"; num caso extremo,

impossibilitando o treinamento, passando a necessitar de algumas técnicas para mitigar esses problemas, como o uso de dropout.

O modelo tradicional ARIMA, ótimo para séries temporais com padrões lineares e bem definidos. Seu bom desempenho em fundos de papéis como KNCR11 e HGCR11, que seguem padrões mais previsíveis ligados a indexadores como CDI e IPCA, demonstra sua capacidade de capturar essas tendências sem a complexidade adicional de Rede Neural Artificial.

Apesar de ser um modelo altamente sofisticado, o *Transformer Model* não captura bem os padrões de curto prazo dos fundos imobiliários, como evidenciado pelos altos erros MAPE. Ele se destaca em tarefas com grandes quantidades de dados e dependências complexas a longo prazo, mas pode sofrer em séries temporais curtas e com dados ruidosos ou menos estruturados. A falta de recorrência pode prejudicar sua capacidade de capturar variações sazonais rápidas.

Outro ponto de atenção na análise dos modelos é o impacto causado pela liquidez e a volatilidade específica de cada FII no desempenho dos modelos. Porém, é uma análise difícil de ser feita, já que os fundos imobiliários são ativos recentes e com pouca difusão, apesar do alto crescimento de investidores. Caso haja o interesse de um grande fundo ou alta demanda, dada a baixa liquidez geral dos ativos, a volatilidade dos preços aumenta significativamente. Dado isso, fundos menos voláteis podem ser favorecidos pelo uso de modelos tradicionais, como o ARIMA, enquanto fundos mais voláteis podem exigir modelos como LSTM e GRU, que capturam padrões de forma não linear e talvez consigam identificar até movimentos de grandes fundos de investimento que atuam nos FIIs.

6. Conclusão

O uso de Rede Neural Artificial para prever o comportamento de fundos imobiliários (FIIs) no Brasil é algo recente. Embora modelos de machine learning sejam amplamente utilizados em outras áreas financeiras, sua aplicação em FIIs ainda é relativamente nova e oferece insights relevantes para o mercado brasileiro. O foco em fundos de diferentes setores e tipos também enriquece a análise.

A utilização da biblioteca Darts do Python para séries temporais facilitou a implementação de uma ampla gama de modelos, como foram apresentados neste trabalho, e padronizou o processo de desenvolvimento. Isso permitiu uma comparação justa entre eles, visto que cada um é treinado sob as mesmas condições, minimizando vieses introduzidos por pré-processamentos inadequados.

Outro ponto de destaque, antes de comentar sobre os resultados, é a importância da etapa de pré-processamento e transformação dos dados para o uso de modelos sofisticados, como Rede Neural Artificial. O uso de técnicas como o MinMaxScaler pode ajudar a estabilizar o treinamento, reduzir o tempo de convergência e, assim, melhorar a precisão. Outro possível impacto está relacionado à divisão dos dados, que pode fazer com que o modelo não consiga entender os padrões corretamente, resultando em uma baixa capacidade de generalização ou em problemas de *overfitting* e *underfitting*. Isso pode fazer com que o modelo desempenhe bem no treino, mas falhe em dados fora do conjunto de treino.

Os desempenhos superiores de alguns modelos em relação a outros se devem a uma combinação de como cada modelo processa dados sequenciais, sua capacidade de capturar dependências temporais, e como eles lidam com as especificidades dos diferentes tipos de fundos imobiliários. Modelos lineares e tradicionais se destacaram em fundos com padrões claros e previsíveis, enquanto modelos de Rede Neural Artificial, especialmente LSTM e GRU, mostraram maior robustez e capacidade de adaptação a comportamentos complexos e de curto prazo.

Os resultados mostram que modelos como DLinear e NLinear, por serem arquiteturas mais simples e lineares, podem apresentar um desempenho satisfatório para certos tipos de FIIs, especialmente aqueles com padrões sazonais e previsíveis. Isso reforça a ideia de que, para problemas específicos, a simplicidade pode ser uma abordagem eficiente e adequada.

O bom desempenho das RNN nos fundos de shopping centers é evidente e, em alguns casos, esse desempenho positivo se mantém em cenários de previsão de médio prazo (3 e 6 meses). Por outro lado, é notável o mau desempenho geral de todos os modelos na previsão de fundos com estrutura mais complexa, como o BCFF11, ou aqueles indexados ao IPCA, como o KNIP11.

Os modelos de Rede Neural Artificial, de forma geral, apresentaram baixo desempenho na previsão da cotação de fundos imobiliários. No entanto, alguns modelos, como GRU e DLinear, mostraram bom desempenho em setores específicos, como o de shopping centers, no curto prazo (1 mês) e médio prazo (3 e 6 meses). Isso permite que o investidor de fundos imobiliários tenha uma previsão mais precisa do comportamento do fundo, possibilitando uma alocação de capital mais consciente.

O fraco desempenho do modelo Transformer, que embora seja eficaz para grandes conjuntos de dados com dependências complexas, talvez não seja indicado para séries temporais menores e mais lineares. No entanto, uma hipótese que pode ser levantada, observando a figura 17 deste trabalho, sobre o KNRI — um fundo híbrido com uma tese de investimento mais complexa, atuando nos setores de logística e escritórios — é a diminuição do erro MAPE no médio prazo de 6 meses para o modelo Transformer, indicando que, em um horizonte de tempo maior e com uma tese mais complexa, esse modelo pode apresentar melhores resultados. Isso abre espaço para um trabalho futuro focado nesse modelo, com treinamento utilizando uma maior quantidade de dados.

Um ponto a se levar em consideração, e que poderia ajudar alguns dos modelos mais dependentes de um maior conjunto de dados, seria a utilização de uma janela maior de dados. Nesse estudo, foi utilizado um prazo de 5 anos, porém, dada a natureza dos fundos imobiliários, que, como o próprio nome sugere, atuam com ativos imobiliários que podem possuir ciclos muito grandes, variando de alguns anos a algumas décadas, torna-se difícil capturar esses ciclos com janelas menores de dados, o que pode causar overfitting em alguns modelos.

Como os dados demonstram nem sempre a utilização de modelos complexos e robusto vai ser melhor, no caso de FIIs com baixa complexidade e séries temporais lineares e previsíveis a utilização de modelos tradicionais como o ARIMA supera

modelos de Rede Neural Artificial complexos e com alto custo computacional. Fazendo assim com que a escolha de um modelo mais simples seja mais eficiente.

A comparação entre diferentes arquiteturas de Rede Neural Artificial, como RNN, LSTM, GRU e o Transformer, permite avaliar como os diferentes mecanismos de processamento de informações temporais afetam o desempenho na previsão de séries temporais financeiras. Com a análise deste trabalho no contexto de fundos imobiliários, podemos perceber que o mecanismo de lidar com o "*vanishing gradient*" dos modelos de LSTM e GRU teve um melhor desempenho em relação aos fundos imobiliários do que o Transformer, que utiliza o mecanismo de *self-attention*.

Assim, um ponto de destaque que se pode obter com este estudo e a avaliação dos modelos em diferentes horizontes de previsão (1, 3 e 6 meses), bem como a análise do resultado consolidado do MAPE, é a importância de escolher o modelo que melhor se adequa ao horizonte temporal para realizar previsões financeiras.

7. Trabalhos futuros

A importância da continuação da pesquisa sobre a previsão de preços em fundos imobiliários torna-se cada vez mais essencial para o investidor brasileiro, tanto para possibilitar melhores retornos no investimento quanto para fornecer uma ideia mais clara do comportamento do ativo no futuro. Com base nos insights obtidos neste trabalho sobre o tema, algumas limitações e questões surgiram, indicando novas direções para pesquisas futuras.

Uma limitação deste estudo foi o tamanho reduzido da amostra, o que pode ter influenciado a generalização dos resultados. Estudos futuros podem se beneficiar da utilização de amostras mais abrangentes para validar os achados, principalmente no desempenho das RNNs na previsão dos fundos imobiliários do setor de shopping centers. Trabalhos futuros poderiam focar na utilização de um maior conjunto de dados de cada fundo e também no treinamento de um modelo que abrange setores como logística, lajes corporativas ou shopping centers.

Outro ponto importante seria fazer um ajuste cuidadoso de hiperparâmetros, que poderia ajudar a melhorar a capacidade de generalização dos modelos, especialmente nos fundos imobiliários com padrões de variação mais aleatórios.

Fazer o estudo utilizando a combinação de modelos e utilizando *Large Language Models* (LLMs) com foco em séries temporais.

Essas sugestões têm o potencial de avançar significativamente o conhecimento sobre a previsão de preços de fundos imobiliários com Rede Neural Artificial e contribuir para um melhor desempenho desses modelos no futuro.

8. Referências

ZENG, Ailing et al. Are transformers effective for time series forecasting?. In: **Proceedings of the AAAI conference on artificial intelligence**. 2023. p. 11121-11128.

HERZEN, Julien et al. Darts: User-friendly modern machine learning for time series. **Journal of Machine Learning Research**, v. 23, n. 124, p. 1-6, 2022.

B3. Book Pessoa Física Uma análise da evolução dos investidores na B3. Dezembro 2023 Disponível em: <https://www.b3.com.br/data/files/69/61/7B/07/6CF8D8103152D4C8AC094EA8/Book%20Pessoa%20Fisica%20-%204TRI%202023_v2%20-%20final.pdf>. Acesso em : 17 Mar. 2024.

HABBAB, Fatim Z.; KAMPOURIDIS, Michael. An in-depth investigation of five machine learning algorithms for optimizing mixed-asset portfolios including REITs. **Expert Systems with Applications**, v. 235, p. 121102, 2024.

B3 IFIX. Índice de investimentos imobiliários (IFIX). Disponível em: <https://www.b3.com.br/pt_br/market-data-e-indices/indices/indices-de-segmentos-e-setoriais/indice-de-fundos-de-investimentos-imobiliarios-ifix.htm>. Acesso em : 17 Mar. 2024.

CVM, Lei8.668/93. art 10 parágrafo único. Disponível em: <https://conteudo.cvm.gov.br/export/sites/cvm/legislacao/oficios-circulares/sin-snc/anexos/oc-sin-snc-0115-2.pdf>. Acesso em : 17 Mar. 2024.

VASWANI, Ashish et al. Attention is all you need. **Advances in neural information processing systems**, v. 30, 2017.

JOZEFOWICZ, Rafal et al. Exploring the limits of language modeling. **arXiv preprint arXiv:1602.02410**, 2016.

CHUNG, Junyoung et al. Empirical evaluation of gated recurrent neural networks on sequence modeling. **arXiv preprint arXiv:1412.3555**, 2014.

HOCHREITER, S. Long Short-term Memory. **Neural Computation MIT-Press**, 1997.

BOX, George EP et al. **Time series analysis: forecasting and control**. John Wiley & Sons, 2015.