

UNIVERSIDADE FEDERAL DE JUIZ DE FORA
FACULDADE DE ECONOMIA

LUCAS SEIXAS PEREIRA

**PREVISÕES SOBRE OS LUCROS POR AÇÃO DOS BANCOS
COMERCIAIS BRASILEIROS DE CAPITAL ABERTO: UMA ANÁLISE DE
ACURÁCIA.**

JUIZ DE FORA - MG
2023

LUCAS SEIXAS PEREIRA

**PREVISÕES SOBRE OS LUCROS POR AÇÃO DOS BANCOS COMERCIAIS
BRASILEIROS DE CAPITAL ABERTO: UMA ANÁLISE DE ACURÁCIA.**

Monografia apresentado ao curso de Ciências Econômicas da Universidade Federal de Juiz de Fora, como requisito parcial à obtenção do título de bacharel em Ciências Econômicas.

Orientador: Prof. Dr. José Simão Filho

JUIZ DE FORA - MG
2023

Ficha catalográfica elaborada através do programa de geração automática da Biblioteca Universitária da UFJF, com os dados fornecidos pelo(a) autor(a)

Seixas Pereira, Lucas.

Previsões sobre os lucros por ação dos bancos comerciais brasileiros de capital aberto: uma análise de acurácia : uma análise de acurácia. / Lucas Seixas Pereira. -- 2023.

48 f.

Orientador: José Simão Filho

Trabalho de Conclusão de Curso (graduação) - Universidade Federal de Juiz de Fora, Faculdade de Economia, 2023.

1. Projeção de Crescimento. 2. Monte Carlo. 3. Análise Fundamentalista. 4. Lucro por ação. I. Filho, José Simão, orient. II. Título.



UNIVERSIDADE FEDERAL DE JUIZ DE
FORA
REITORIA - FACECON - Depto. de Economia

FACULDADE DE ECONOMIA / UFJF

ATA DE APROVAÇÃO DE MONOGRAFIA II (MONO B)

NA DATA DE 11/07/2023, A BANCA EXAMINADORA, COMPOSTA PELOS

PROFESSORES 1 – JOSÉ SIMÃO FILHO- ORIENTADOR; E

2 – ÂNGELO CARDOSO PEREIRA,

REUNIU-SE PARA AVALIAR A MONOGRAFIA DO ACADÊMICO LUCAS SEIXAS PEREIRA,

INTITULADA: _PREVISÕES SOBRE OS LUCROS POR AÇÃO DOS BANCOS COMERCIAIS BRASILEIROS DE CAPITALABERTO: UMA ANÁLISE DE ACURÁCIA.

APÓS PRIMEIRA AVALIAÇÃO, RESOLVEU A BANCA SUGERIR ALTERAÇÕES AO TEXTO APRESENTADO, CONFORME RELATÓRIO SINTETIZADO PELO ORIENTADOR. A BANCA, DELEGANDO AO ORIENTADOR A

OBSERVÂNCIA DAS ALTERAÇÕES PROPOSTAS, RESOLVEU APROVAR (APROVAR / NÃO APROVAR) A REFERIDA MONOGRAFIA

ASSINATURA ELETRÔNICA DOS PROFESSORES AVALIADORES



Documento assinado eletronicamente por **Jose Simao Filho, Professor(a)**, em 17/07/2023, às 18:02, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no § 3º do art. 4º do [Decreto nº 10.543, de 13 de novembro de 2020](#).



Documento assinado eletronicamente por **Angelo Cardoso Pereira, Professor(a)**, em 17/07/2023, às 19:49, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no § 3º do art. 4º do [Decreto nº 10.543, de 13 de novembro de 2020](#).



A autenticidade deste documento pode ser conferida no Portal do SEI-U f (www2.ufjf.br/SEI) através do ícone Conferência de Documentos, informando o código verificador **1369985** e o código CRC **19A266C2**.

RESUMO

O presente trabalho tem como objetivo realizar uma análise retrospectiva (backtest) de diferentes modelos de estimação do crescimento de lucro no setor bancário, com foco nos principais bancos brasileiros: banco Itaú, Bradesco, Santander e Banco do Brasil. foram considerados três períodos distintos (trimestral, anual e bianual) a fim de avaliar a capacidade preditiva dos modelos em diferentes horizontes temporais. Os modelos utilizados foram o de estimação por simulação de Monte Carlo, o modelo Fundamentalista e o modelo Naive. Após analisar os resultados obtidos e avaliar o desempenho de cada modelo, foram aplicados testes estatísticos, como o teste de Diebold-Mariano modificado e o teste de Harvey-Leybourne-Newbold, para avaliar a significância e a abrangência estatística entre os modelos, respectivamente.

Palavras-chave: Previsão de crescimento; Combinação das previsões; Erro de previsão; lucro por ação ; Setor bancario, analise Fundamentalista, Monte Carlo

ABSTRACT

The purpose of this study is to carry out a retrospective analysis (backtest) of different models for estimating profit growth in the banking sector, focusing on the main Brazilian banks: Banco Itaú, Bradesco, Santander and Banco do Brasil. Three distinct periods (quarterly, annual and biennial) were considered in order to evaluate the predictive capacity of the models in different time horizons. The models used were the estimation by Monte Carlo simulation, the Fundamentalist model and the Naive model, which assumes that the best estimate for the next data is the current data itself. After analyzing the results obtained and evaluating the performance of each model, statistical tests were applied, such as the modified Diebold-Mariano test and the Harvey-Leybourne-Newbold test, to evaluate the significance and statistical coverage between the models, respectively.

Keywords: Growth forecast; Combination of forecasts; Prediction error; earnings per share; Banking, Fundamentalist Analysis, Monte Carlo

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

GRÁFICO 1. COMPARAÇÃO MODELOS DE PREVISÃO TRIMESTRAL ITAÚ.....	33
GRÁFICO 2. COMPARAÇÃO MODELOS DE PREVISÃO TRIMESTRAL BANCO DO BRASIL	33
GRÁFICO 3. COMPARAÇÃO MODELOS DE PREVISÃO TRIMESTRAL BANCO BRADESCO.....	34
GRÁFICO 4. COMPARAÇÃO MODELOS DE PREVISÃO TRIMESTRAL BANCO SANTANDER.....	34
GRÁFICO 5. COMPARAÇÃO MODELOS DE PREVISÃO ANUAL ITAÚ.....	35
GRÁFICO 6. COMPARAÇÃO MODELOS DE PREVISÃO ANUAL BANCO DO BRASIL	35
GRÁFICO 7. COMPARAÇÃO MODELOS DE PREVISÃO ANUAL BANCO BRADESCO.....	36
GRÁFICO 8. COMPARAÇÃO MODELOS DE PREVISÃO ANUAL BANCO SANTANDER.....	36
GRÁFICO 9. COMPARAÇÃO MODELOS DE PREVISÃO BIANUAL ITAÚ.....	37
GRÁFICO 10. COMPARAÇÃO MODELOS DE PREVISÃO BIANUAL BANCO DO BRASIL	38
GRÁFICO 11. COMPARAÇÃO MODELOS DE PREVISÃO BIANUAL BANCO BRADESCO.....	38
GRÁFICO 12. COMPARAÇÃO MODELOS DE PREVISÃO BIANUAL BANCO SANTANDER.....	39
GRÁFICO 13. COMPARAÇÃO NAIVE X COMBINAÇÃO POR REGRESSÃO PARA BANCO DO BRASIL.....	39
GRÁFICO 14. SIMULAÇÃO DE MONTE CARLO TRIMESTRAL PARA O BANCO BRADESCO.....;	48

LISTA DE TABELAS

TABELA 4.1. RESULTADOS RAIZ DOS ERROS QUADRADOS MÉDIOS	32
TABELA 4.1.2 RESULTADOS RAIZ DOS ERROS QUADRADOS MÉDIOS DURANTE PANDEMIA	32
TABELA 4.2 RESULTADOS ESTATÍSTICOS DO TESTE M-DM.....	40
TABELA 4.2.1 P-VALOR ESTATÍSTICAS DE TESTE DIEBOLD MARIANO MODIFICADO.....	40
TABELA 4.3.1. RESULTADOS ESTATÍSTICOS DO TESTE HLN	42
TABELA 4.3.2 P-VALOR ESTATÍSTICAS DE TESTE HLN	42
TABELA 4.4 REQM COMBINAÇÕES ENTRE MODELOS.....	43

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

LPA-Lucro por ação

RSPL- Retorno sobre o patrimônio líquido

MC-Monte Carlo

REQM- Raiz dos erros quadrados médios

MQO- Mínimos quadrados ordinários

SUMÁRIO

1 INTRODUÇÃO....	10
2. ESTIMAÇÃO RELATIVA AO CRESCIMENTO DO FLUXO DE DIVIDENDOS.	11
2.1 O MÉTODO DE MONTE CARLO.....	13
2.2 MODELO FUNDAMENTALISTA.....	17
2.3 PARTICULARIDADES DA ESTIMAÇÃO FUNDAMENTALISTA DE CRESCIMENTO NO SISTEMA BANCÁRIO.....	19
2.4 O MODELO NAIVE.....	20
2.5 TESTES DE ROBUSTEZ E COMBINAÇÕES ENTRE MODELOS.....	21
3. METODOLOGIA E BASE DE DADOS.....	24
3.1. PROJEÇÃO FUNDAMENTALISTA.....	25
3.2. PROJEÇÃO MONTE CARLO.....	26
3.3. PROJEÇÃO NAIVE.....	28
4. RESULTADOS.....	28
4.1. RESULTADOS REQM.....	29
4.2. TESTE M-DM.....	38
4.3. HLN E COMBINAÇÕES ENTRE MODELOS	40
4.4. COMBINAÇÕES.....	41
5. CONSIDERAÇÕES FINAIS.....	43
6. REFERÊNCIAS	45
7. APÊNDICE.....	48

INTRODUÇÃO

O volume médio negociado de ativos, na bolsa de valores mobiliários brasileira, em 2022, atingiu a marca de 29,84 bilhões de reais por dia, o que resultou em um movimento total de 7,46 trilhões de reais no mercado de renda variável. Parte relevante da tomada de decisão de comprar ou vender estes ativos advém do valor presente dos fluxos de caixa futuros projetados, os quais possuem, endogenamente, uma expectativa de crescimento.

Dentre as abordagens mais comuns de estimação do valor presente, por meio dos fluxos de caixa, está o modelo de dividendo descontado. Esse modelo define o valor de uma ação como o fluxo de dividendos esperados descontados a uma taxa de retorno desejada (Gordon (1959); Modigliani e Miller (1961); Damodaran (2012)). Apesar de intuitivo, o modelo de dividendo possui uma restrição: é necessário que a empresa tenha um pagamento constante de dividendos. Porém, alguns setores, como o setor bancário, são contumazes pagadores de dividendos. O professor Aswath Damodaran (2012) atribui essa reputação a dois fatores:

Financial service firms pay out far more dividends than other firms for two reasons. One is that banks and insurance companies need to invest less in net capital expenditures[...]. A second factor is history, banks and insurance companies have developed a reputation as reliable players of high dividends (Damodaran, 2012, p. 586-587)

Os maiores bancos comerciais brasileiros de capital aberto, Banco do Brasil, Itaú, Santander, Bradesco, pagam dividendos de forma contumaz e detêm mais de meio trilhão em capitalização de mercado. Desta forma, a previsão dos lucros e do valor das ações desses bancos podem ser baseadas no conceito de dividendos descontados.

Dada a importância da previsão dos lucros e a capitalização de mercado dos quatro bancos abordados, analisou-se a acurácia de diferentes métodos de previsão. Foram feitas previsões com a utilização da análise fundamentalista, do método de Monte Carlo e da metodologia Naive. Além disso, foram feitas previsões para três, doze e vinte quatro meses à frente.

Para efeito de análise de robustez foi feito o teste Diebold Mariano modificado, o qual mostra se há diferença estatística entre as previsões dos diferentes modelos. Destarte, foi feito o teste HLN que destaca uma possível abrangência de um modelo com relação

ao outro. Caso não haja abrangência entre os modelos, isto significa que há conteúdo informacional a ser utilizado, por meio de uma combinação entre as previsões dos mesmos. O objetivo é reduzir a raiz do erro quadrado médio da previsão individual de um certo modelo e derivar combinações que melhorem o poder preditivo.

Além dessa introdução, na seção 2 foi feita uma revisão de literatura sobre os modelos de previsão dos lucros dos bancos. A seção 3 descreve os dados e a metodologia empregada no trabalho. Na seção 4 foram mostrados os resultados e na seção 5 foram feitas as considerações finais.

2 ESTIMAÇÃO RELATIVA AO CRESCIMENTO DO FLUXO DE DIVIDENDOS

Na década de 60, a importância dos fluxos de dividendo foi explorada por Modigliani e Miller (1961). Os autores afirmam que o valor presente do fluxo de dividendos proporcionados a um investidor é dado pela seguinte fórmula:

$$D(0) = \sum_{t=0}^{\infty} \frac{(1+g)^t}{(1+p)^{t+1}} = \frac{D(0)}{p-g} \quad (2.1)$$

Onde:

g= taxa de crescimento dos dividendos por ação

D (0) =Dividendo pago pela firma no momento atual

p=Taxa de retorno do mercado

A partir dessa formulação, maior importância passou a ser dada a taxa de crescimento do fluxo de dividendos, onde a determinação do crescimento dos mesmos tornou-a uma variável chave para a aferição de valor.

Na obra *Investment Valuation*, Damodaran(2012), explica que o modelo proposto pelos autores supracitados é ampliado para um modelo denominado de *Two Stage Dividend Discount Model* (Modelo de dividendo descontado de dois estágios), o qual afirma que o valor de uma ação é igual ao valor presente dos dividendos durante crescimento extraordinário, que se refere a uma fase de maior crescimento da firma no curto prazo, somado ao valor presente em crescimento terminal, o qual se refere o crescimento em estado estabilizado da firma. A formula é dada pela seguinte equação:

$$\sum_{t=1}^{t=n} \frac{DPS_T}{(1+k, hg)^t} + \frac{P_n}{(1+k, hg)^n} \quad (2.2)$$

Onde:

DPS_t=dividendo esperado por ação no período t

k=Custo de capital próprio

hg= Crescimento no período extraordinário

$$P_n = \frac{DPS_{n+1}}{K_{st} - g_n}$$

Onde:

St= Crescimento no período estabilizado

g=Crescimento extraordinário nos primeiros n anos

g_n=Taxa de crescimento perpetua depois de n anos

Damodaran (2012, p.271) destaca a criticidade da taxa de crescimento dos fluxos de caixa na precificação dos ativos quando afirma que *“the most critical input in valuation, especially for high growth firms, is the growth rate to use to forecast future revenues and earnings”*.

Dado que uma firma pode ser avaliada, tanto por seus ativos no presente, que geram fluxos de caixa, ou pela expectativa de aquisição de tais ativos no futuro, é determinante que as estimativas de crescimento sejam condizentes e possam refletir a capacidade esperada da geração de fluxos ao investidor.

Damodaran (2012) divide os tipos de modelos de estimação de crescimento em três categorias: projeções a partir de dados históricos; projeções a partir dos fundamentos da empresa; e a estimativa dos analistas que acompanham as empresas. No caso da utilização de dados históricos, o presente trabalho utiliza o método de Monte Carlo e Naive, uma vez que a performance apresentada pelos diferentes modelos de séries temporais não foi satisfatória (vide Damodaran (2012))¹. Além disso, também será utilizado o modelo fundamentalista na projeção dos lucros dos bancos comerciais brasileiros. Vale destacar que a metodologia de previsão, baseada nas experiências dos

¹ Os resultados das previsões com os modelos ARIMA são destacados em *investment valuation*, em que o autor destaca que *“there is no evidence that any one model is dominant, in terms of minimizing the forecast errors, for every firm in the sample”* (Damodaran. Aswath,2012, p. 278)

executivos, não será usada nas estimações supracitada dado a baixa disponibilidade de tais dados para a inclusão de estimativas.

2.1 O Método de Monte Carlo

O método de Monte Carlo é definido por Hull como: “um processo estocástico que busca gerar uma amostragem aleatória de diferentes possibilidades para um processo” (Hull, C John, 2018, p,333).

Dentro dos processos que podem ser gerados para uma simulação de Monte Carlo, está o processo de Markov ou cadeia de Markov, nomeado em homenagem ao matemático russo Andrey Markov. O processo é dado por algumas características, dentre a mais proeminente delas está a independência temporal da variável no presente, ou seja, resultados passados não afetam as projeções futuras, o que ficou cunhado como um "*memoryless process*" ou processo sem memória.

Acerca dos subprocessos que possuem propriedades do tipo processo de Markov, está o processo de Wiener, ou também chamado de movimento *browniano* geométrico, De acordo com Hull (2018) um processo de Wiener é caracterizado por ter mudança média de zero e uma taxa de variância de 1 por ano. Dentre as propriedades de um processo de Wiener estão:

Uma variável z é dita por seguir um processo de Wiener se possuir duas propriedades, sendo elas:

Propriedade 1. A mudança de z durante um pequeno espaço de tempo ser:

$$\Delta z = \epsilon \sqrt{\Delta t} \quad (2.3)$$

Onde ϵ é uma variável aleatória que possui uma distribuição normal ente o intervalo $[0,1]$, tal variável é a responsável pela característica estocástica do modelo de Monte Carlo, a propriedade 1 demonstra que a mudança em um espaço de tempo é dada de maneira randômica

Propriedade 2 os valores de z para quaisquer dois pequenos intervalos de tempo diferentes, Δt , são independentes.

$$\text{media de } \Delta z = 0 \quad (2.4)$$

$$\text{desvio padrao de } \Delta z = \epsilon \sqrt{\Delta t} \quad (2.5)$$

$$\text{variância de } \Delta z = \Delta t \quad (2.6)$$

A segunda propriedade segue um processo de Markov, ou seja, um processo de Wiener precisa ter como propriedade a característica de um processo de Markov. Hull (2018) define um Processo de Wiener generalizado como um processo estocástico, que possui variação média=0, chamado de *drift rate*. Da mesma forma, o processo também possui uma taxa de variância igual a 1. O autor também descreve que:

In ordinary calculus, it is usual to proceed from small changes to the limit as the small changes become closer to zero. Thus, $dx =adt$ is the notation used to indicate that $\Delta x =at$ in the limit as $t \rightarrow 0$. (Hull,2018, p. 328)

Dessa forma a equação de um processo generalizado é dada por:

$$dx = adt + bdz \quad (2.7)$$

Onde a e b são constantes

Observando o processo por partes, a primeira parte da equação, adt , denota o valor esperado do *drift rate* em um instante t. Se a taxa de mudança esperada da *drift rate* é igual a variação marginal de x em relação ao tempo, temos que:

$$\frac{dx}{dt} = a \quad (2.8)$$

Tomando a integral da equação, temos que:

$$x = x_0 + at \quad (2.9)$$

Onde x assume um valor de 0 no instante inicial e possui incremento at em um período t

Na segunda parte da equação, bdz , denota a parte do processo de Wiener conhecido como *noise* ou variabilidade o qual possui uma taxa de variância no tempo igual a 1 ou de b multiplicado por um processo de Wiener. Segundo Hull (2008) em um intervalo de tempo Δt , a mudança Δx no valor de x é dada por:

$$\Delta x = a\Delta t + b \in \sqrt{\Delta t} \quad (2.10)$$

Dessa forma, se define um processo generalizado de Wiener, onde a denota a taxa de mudança esperada *drift rate*, enquanto b denota a taxa de variância aliada a um processo aleatório pela variável ϵ , que assume uma distribuição normal.

Estendendo o processo de Wiener para suas aplicações financeiras é possível realizar projeções através dos movimentos brownianos geométricos, a partir de algumas

simplificações. Um exemplo apresentado por Hull (2008), demonstra que se o preço de uma ação possui retorno esperado constante, é possível assumir que esse será o *drift rate*.

Quanto ao componente de variação, é possível assumir que a incerteza é a mesma independente do preço da ação. Portanto, o desvio padrão da ação em um período de tempo Δt , é o mesmo, independentemente do preço. Logo, utilizando as fórmulas previamente apresentadas pela generalização do movimento de Wiener, é possível determinar que no limite Δt tendendo a 0 a equação é:

$$dS = \mu S dt + \sigma S dz \quad (2.11)$$

Onde:

μS = retorno médio esperado ou drift rate

σS = variação média

Derivando em relação S

$$\frac{dS}{S} = \mu dt + \sigma dz \quad (2.12)$$

O processo acima é definido por Hull (2008) como um “discrete-time model” (modelo de tempo discreto), onde o tempo é uma variável discreta, a qual é definida por Meyer (1974) como “se os números dos valores possíveis de X possíveis de (isto é, R_X , o contradomínio), for finito ou infinito numerável denominamos X de variável aleatória discreta” (Meyer, 1974 p. 61). O modelo de tempo discreto segue a seguinte estrutura:

$$\frac{\Delta S}{S} = \mu \Delta t + \sigma \varepsilon \sqrt{\Delta t} \quad (2.13)$$

Ou

$$\Delta S = \mu S \Delta t + \sigma S \varepsilon \sqrt{\Delta t} \quad (2.14)$$

Onde:

S representa a variação em um espaço de tempo Δt

μ representa o retorno médio esperado por unidade de tempo

σ denota um componente de volatilidade

Na primeira parte da equação é conhecida como *drift rate*, enquanto a segunda parte é conhecida pelo componente estocástico da variação.

Em Ermogenous (2006) um processo estocástico S_t é dito por seguir um movimento browniano geométrico, deve satisfazer a seguinte equação estocástica diferencial:

$$DS_t = S_t(\mu dt + \sigma dB_t) \quad (2.15)$$

Onde:

DS_t = variação marginal na variável S em um pequeno intervalo de tempo Dt

S_t = valor da variável em um período T

μ = *drift rate* percentual

σ = volatilidade percentual

B_t é um processos gaussiano

A formula acima apresenta solução analítica dada pela equação abaixo através do cálculo, ou lema de Ito, proposto por Ito (1951) onde o autor trata sobre a incorporação de elementos estocásticos ao cálculo convencional, senão vejamos:

$$S_t = S_0 e^{(\mu - \frac{\sigma^2}{2})t + \sigma dB_t} \quad (2.16)$$

Onde:

μ =valor esperado dos lucros

σ = desvio padrão da variável ao longo do tempo

B_t =Componente gaussiano

A intuição relativa à equação 2.16 é que ela possibilita a realização de uma gama de diferentes cenários na trajetória de uma variável (com dois componentes distintos). Assim, a utilização do modelo de Monte Carlo possibilitará a previsão dos lucros (por ação) dos bancos comerciais brasileiros², sob diferentes possibilidades.

Primeiro, por meio de suas variações médias, dada pela variação logarítmica entre os períodos, representada pela variável μ . Segundo o componente de variabilidade

² O modelo explora a possibilidade de valores máximos e mínimos, assim como a distribuição que tais valores podem assumir na projeção. Entretanto, Hull (2018) cita que “[t]he drawbacks of Monte Carlo simulation are that it is computationally very time consuming”

adiciona os desvios, associados à trajetória da variável entre os períodos. Estes são multiplicados pelo componente gaussiano, o qual permite a criação dos diferentes cenários.

Supondo uma distribuição normal de média zero e desvio padrão igual a um, são gerados n intervalos desejados de maneira randômica, onde tais intervalos estão compreendidos de 0 a 1, representando as probabilidades associadas a cada um desses n intervalos, onde estes estão associadas aos seus z-score correspondentes dentro de uma distribuição normal, cada n intervalo desejado correspondera a uma trajetória da variável.

2.2 O Modelo fundamentalista

A análise fundamentalista em sua forma mais ampla utiliza diversos indicadores financeiros para extrair resultados e inferências relativas as empresas, o lucro por ação é apenas uma de diversas variáveis que podem ser utilizadas em regressões para a exploração das relações entre retornos financeiros ou lucros de empresas (Lee, Myers e Swanmisen (1999); Corrêa, Assaf Neto, Lima (2013)). O trabalho de Lee, Myers e Swanmisen (1999) concluiu que apenas poucas variáveis fundamentalistas possuíam poder de previsão estatisticamente significativo para a previsão de retornos de ações

“Our empirical tests show that traditional value benchmarks such as B/P, E/P and D/P are poor performers based on these benchmarks. Since 1963, these metrics have no significant power to predict overall market returns” (Lee, Myers e Swanmisen, 1999, p.32)

O trabalho de Corrêa, Assaf Neto, Lima (2013) chega também a uma conclusão semelhante sobre a capacidade preditiva dos indicadores financeiros para lucros líquidos:

Um dos principais resultados encontrados foi que a maioria dos indicadores financeiros não explica a geração de valor no Brasil. Dos 33 indicadores estudados, apenas um terço apresentou correlação significativa com o VEA e apenas 13% foram identificados pelas regressões como significantes, ao nível de significância de 5%. (Corrêa, Assaf Neto, Lima 2013, p.26)

De forma distinta aos modelos de regressão que apresentaram uma baixa performance dos indicadores fundamentalista como variáveis explicativas para retornos financeiros ou performances de geração lucro, o presente trabalho buscou realizar uma análise de acurácia dos modelos de crescimento fundamentalista sob a projeção do lucro por ação.

Segundo Damodaran (2012), a melhor maneira de analisar o crescimento dos lucros é por meio de um estudo relativo às operações da empresa, à sustentabilidade e à continuidade desse crescimento.

Dentre as maneiras mais comuns de projeção de crescimento estão as projeções de crescimento do lucro operacional, do lucro líquido e do lucro por ação. Vale destacar que o presente trabalho se aterá às duas últimas variáveis para fazer a projeção.

Gordon (1959), define que “*there is no doubt that the most important and predictable cause of growth in a corporations dividend is retained earnings*” (Gordon, M J, 1959, p. 101). O autor define a formula de crescimento que é dada por:

$$G = br \quad (2.17)$$

Onde:

G=taxa de crescimento dos dividendos da empresa

b=taxa de retenção do recebimento da empresa

r= retorno sobre investimento da empresa

Damodaran (2012) utiliza uma definição semelhante para o crescimento do lucro líquido, que resulta do produto entre a taxa de reinvestimento e o retorno sobre o patrimônio líquido (RSPL). Convencionalmente ambas as equações são tratadas dentro do horizonte de tempo anual, em que a taxa de reinvestimento é dada pela seguinte equação:

$$\text{taxa de retenção} = 1 - \text{payout} \quad (2.18)$$

Vale lembrar que o *Payout* representa a proporção dos dividendos pagos, anualmente, em relação ao lucro líquido anual da empresa.

O cálculo do RSPL anual foi obtido através da razão entre o lucro líquido atual e o patrimônio líquido.

$$RSPL = \frac{\text{Lucro líquido}}{\text{Patrimonio líquido}} \quad 2.19$$

Entretanto, o cálculo do crescimento esperado dos lucros líquidos, leva em consideração as taxas de reinvestimento das firmas. Levando em consideração os reinvestimentos de capital próprio para o cálculo da taxa de retenção tem-se a seguinte equação:

$$\text{Capital proprio reinvestido no negocio} = \text{capex} - \text{depreciação} + \Delta \text{capital de giro} - (\text{novo debito contraído} - \text{novo debito pago}) \quad (2.20)$$

Para chegar a taxa de reinvestimento basta dividir a notação acima pelo lucro líquido

$$\frac{\text{capex} - \text{depreciação} + \Delta \text{capital de giro} - (\text{novo debito contraído} - \text{novo debito pago})}{\text{lucro líquido}} \quad (2.21)$$

Dessa forma chega-se à notação final do crescimento esperado do lucro líquido:

$$\text{Crescimento esperado}_{\text{lucro líquido}} = \text{Taxa de reinvestimento do capital próprio} \times \text{RSPL} \quad (2.22)$$

Para uma melhor adequação às características das firmas bancárias, um modelo de crescimento de lucro é explorado na próxima seção

2.3 PARTICULARIDADES DA ESTIMAÇÃO FUNDAMENTALISTA RELATIVA AO CRESCIMENTO DO LUCRO NO SISTEMA BANCÁRIO

Em *Investment Valuation*, Damodaran (2012) enfatiza as características distintas no *valuation* de empresas que prestam serviços financeiros, sejam elas seguradoras ou bancos. A maior particularidade destas firmas está na característica distinta de seus passivos. Há uma indagação se os passivos dos bancos funcionam como fonte de financiamento ou insumo para a realização de seus serviços financeiros.

Damodaran (2012) destaca as funções que os passivos têm nas firmas financeiras

Rather than view debt as a source of capital most financial service firms views it as a raw material. In Other words, debt to a bank is akin to steel for an automobile company, something to be molded to Other financial products that can then be sold at a higher price or yield a better profit (Damodaran, A, 2012, p 583)

A particularidade relativa à denominação dos passivos dessas empresas, não é a única que distingue empresas financeiras de empresas não financeiras. Outra diferença consiste na definição do que configura o reinvestimento, uma variável chave para a estimação do crescimento dos lucros.

Damodaran (2012) destaca a diferença entre os bancos e as outras empresas, com relação às necessidades de investimento em capital fixo e em capital de giro. Firms financeiras não têm uma elevada necessidade relativa à primeira variável, visto que a aquisição de maquinário, plantas e afins é baixa. Quanto à segunda variável, é importante considerar as particularidades do passivo das firmas bancárias. Devido à natureza do

capital de giro, que é composto pela diferença entre ativos e passivos de curto prazo, pode haver uma acentuada volatilidade na composição do capital de giro. Dessa forma, a melhor opção para a estimativa do crescimento do lucro no modelo fundamentalista é o crescimento do lucro por ação, que é dado pela seguinte equação:

$$\text{crescimento } LPA = ROE \times TAXA \text{ DE RETENÇÃO} \quad (2.23)$$

Vale enfatizar que não é indicado utilizar o crescimento do lucro operacional e do lucro líquido como variável de interesse na previsão do lucro de empresas financeiras. Isto se justifica pelo fato dos *inputs* de investimento em capital fixo e pela variação na necessidade de capital de giro adicionarem uma volatilidade indesejada na formulação, além da variação da dívida presente nas taxas de reinvestimento (Damodaran, 2012).

2.4 O modelo Naive

O modelo NAIVE utiliza o último dado histórico como referencial preditivo, ou seja, é um modelo de baixa complexidade e, em alguns casos, apresenta performances superiores aos outros modelos de previsão como explorado em Damodaran (2012). Isso indica que a complexidade agregada pode não representar uma melhora no poder da capacidade de previsão. As equações 2.24 e 2.25 mostram a inércia relativa ao modelo NAIVE:

$$Z_t = Z_T \quad (2.24)$$

Onde:

Z_T = a última observação de uma variável

Z_t = estimativa da variável no próximo período

No caso do presente trabalho o modelo Naive tem a seguinte formulação:

$$LPA_t = LPA_t \quad (2.25)$$

Onde:

LPA_t = Lucro por ação no período t

LPA_t = Estimativa do lucro por ação no próximo período

2.5 Testes de robustez e combinações entre modelos

Para avaliar a capacidade preditiva dos modelos de previsão, é necessária uma comparação entre eles. O modelo com menor erro de previsão é aquele com melhor capacidade preditiva. As análises são feitas para as previsões da variável lucro por ação e com horizontes de tempo trimestral, anual e bianual. Neste sentido, são previsões para

três, doze e vinte e quatro meses à frente.

A equação que representa os erros de previsão é dada por:

$$E_t = LPA_t - LPA_{p_t} \quad (2.26)$$

Onde:

E_t = erro de previsão no instante t

LPA_t = Lucro por ação no período t

LPA_{p_t} = Previsão no tempo t relativa ao Lucro por ação p períodos à frente.

Um erro positivo de previsão indica uma superestimação de lucro, por parte do modelo, enquanto um erro negativo apresenta uma subestimação do crescimento dos lucros. A partir das medidas do erro de previsão, foi calculada a Raiz dos erros quadrados médios (REQM), que tem a função de medir a capacidade preditiva do modelo, ou seja, um indicador de performance. A fórmula da raiz dos erros quadrados médios é dada pela equação 2.27:

$$\sqrt{\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (LPA_t^2 - LPA_{p_t}^2)} \quad (2.27)$$

O modelo com menor REQM é indicado como aquele com melhor capacidade preditiva. Apesar disso, é necessário fazer o teste modificado de Diebold-Mariano (m-DM), proposto por Harvey et al (1997), que verifica se há diferença estatística entre os modelos de previsão. Nesse caso, a hipótese nula é que a diferença entre a média esperada dos erros quadrados dos diferentes modelos seja igual a zero, ou seja, espera-se que os modelos possuam igual acurácia preditiva.

Para a execução do teste é gerada uma função quadrática $L(e)$ dos erros dos modelos de previsão (vide equações 2.25 e 2.26).

$$L(e)_{xt} = \sum_{t=1}^T (y_t - x_t)^2 \quad (2.28)$$

$$L(e)_{zt} = \sum_{t=1}^T (y_t - z_t)^2 \quad (2.29)$$

Onde

$L(e)_{xt}$ e $L(e)_{zt}$ são as funções quadráticas relativas aos erros de previsão dos modelos x e z

x_t e z_t são os valores resultantes dos modelos de previsões comparados em um instante t
 y_t é o valor efetivo da variável a ser prevista

O passo seguinte é calcular a diferença entre as funções quadráticas dos diferentes modelos de previsão. Desta forma, o teste mDM tem como hipótese nula a seguinte expressão:

$$H_0 = E[L(e)_{xt} - L(e)_{zt}] = 0 \quad (2.30)$$

Vale ressaltar que a estatística do teste (Mdm) se baseia na média amostral, representada pela equação 2.31

$$Mdm = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n E[L(e)_{xt} - L(e)_{zt}] \quad (2.31)$$

Para a obtenção da estatística do teste e do p-valor, faz-se uma regressão linear de intercepto. Caso haja ocorrência de significância estatística, rejeita-se a hipótese nula de igual acurácia entre dois modelos³. A partir daí, é realizado o teste de Harvey, Leybourne, Newbold-HLN (1998) para analisar a existência de abrangência entre os modelos.

Um modelo é dito abrangente quando incorpora as informações presentes no outro modelo e é dito não abrangente quando há possibilidade de combinação entre modelos para a minimização dos erros de previsão. Neste caso, a não abrangência é dada pela rejeição da hipótese nula em que a média esperada dos erros de previsão é igual a zero.

O teste de abrangência necessita a definição das funções de perdas descritas pelas equações 2.32 e 2.33:

$$H(e)_{xt} = \sum_{t=1}^T (y_t - x_t) \quad (2.32)$$

$$H(e)_{zt} = \sum_{t=1}^T (y_t - z_t) \quad (2.33)$$

A Hipótese nula do teste é dada pela expressão 2.34, enfatizando que os modelos são abrangentes e não possuem conteúdo informacional a ser utilizado entre os modelos

³ Utiliza-se o método de Newey-West (Hac) (1987) para realizar o tratamento dos erros padrões robustos, em caso de heterocedasticidade e autocorrelação, o que produz uma inferência mais acurada.

testados. A estatística do teste é dada pela equação 2.35 e a obtenção da estatística do teste e do p valor foi realizada por meio da mesma metodologia do teste mDM.

$$H0 = E[[H(e)_{xt} - H(e)_{zt}] \times H(e)_{xt}] = 0 \quad (2.34)$$

Caso ocorra a não aceitação da hipótese nula, não se pode rejeitar a hipótese alternativa de não abrangência. Dessa forma, são utilizadas técnicas de combinação entre as previsões dos diferentes, com o objetivo de minimizar os erros de previsão.

$$HLN = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n E[[H(e)_{xt} - H(e)_{zt}] \times H(e)_{xt}] \quad (2.35)$$

Bates e Granger (1969) propuseram que fosse feita uma combinação linear entre as previsões dos diferentes modelos, utilizando as matrizes de covariância e variância dos erros de previsão. Neste caso, atribui-se maior peso para o modelo que possuir menor erro quadrático médio. A equação 2.36 representa a combinação entre as previsões dos modelos $P1$ e $P2$, que é denominada PC . Além disso, λ é o peso da previsão $P1$ e $1 - \lambda$ e o peso da previsão $P2$.

$$PC = \lambda P1 + (1 - \lambda)P2 \quad (2.36)$$

Para a atribuição do peso ótimo, calcula-se a variância de uma combinação linear entre duas variáveis aleatórias (vide equação 2.37).

$$var(\lambda P1 + (1 - \lambda)P2) = \lambda^2 \sigma_1^2 + (1 - \lambda)^2 \sigma_2^2 + 2\eta\lambda\sigma_1(1 - \lambda)\sigma_2 \quad (2.37)$$

A minimização de $var(\lambda P1 + (1 - \lambda)P2)$ gera o peso relativo à $P2$, descrito por:

$$\lambda = \frac{\sigma_2^2 - \eta\sigma_1\sigma_2}{\sigma_1^2\sigma_2^2 + 2\eta\sigma_1\sigma_2} \quad (2.38)$$

Se a covariância η é igual a 0, obtém-se a fórmula que otimiza os pesos:

$$\lambda = \frac{\sigma_2^2}{\sigma_1^2\sigma_2^2} \quad (2.39)$$

Além do método proposto por Bates e Granger, Gupta e Wilson (1977) propõem um método de combinação por meio da média aritmética (uma simplificação do método de variância). A média aritmética das previsões dos diferentes modelos é descrita por 2.40.

$$PC = \frac{P1+P2+P3...Pn}{n} \quad (2.40)$$

Granger e Ramanathan (1984) estendem o conceito de combinação linear e propõem que os métodos convencionais de combinação possuam uma estrutura de regressão semelhante àquelas dos modelos de mínimos quadrados ordinários (MQO). Desta forma, os parâmetros das variáveis explicativas na regressão são os pesos

selecionados para a combinação entre as previsões. As variáveis explicativas são as previsões e a variável dependente é a previsão combinada, possuindo a seguinte estrutura:

$$PC = a + \lambda_1 P1 + \lambda_2 P2 + \dots + \lambda_n Pn \quad (2.41)$$

Onde a é uma constante diferente de zero.

O último modelo empregado para a combinação foi o inverso das raízes dos erros quadrados médios (REQM). Dado que a REQM representa a performance de acurácia de um modelo, o método do inverso da REQM calcula uma média ponderada entre as REQMs de dois modelos. Neste caso, o modelo que possui melhor performance tem maior peso na combinação (vide equação 2.42). As REQMs com maior peso na média ponderada, têm sua proporção invertida, para representar um menor peso dentro da combinação. Assim:

$$\lambda^i = \left(\frac{REQM_{i,t+h}^{-1}}{\sum_{j=1}^N REQM_{i,t+h}^{-1}} \right) \quad (2.42)$$

3 Metodologia e Base de Dados

A base de dados utilizada neste trabalho foi obtida a partir das demonstrações financeiras consolidadas e disponíveis nos sites dos principais bancos comerciais brasileiros de capital aberto, quais sejam: Itaú Unibanco, Banco Bradesco, Banco do Brasil e Banco Santander.

A amostra é de 60 intervalos trimestrais e 15 intervalos anuais, compreendendo o período entre janeiro de 2008 e dezembro de 2022. O período amostral se justifica pela disponibilidade de dados e, vale ressaltar, que este período compreende a crise COVID-19, o que dá maior robustez aos resultados.

Foram utilizadas todas as demonstrações financeiras disponíveis nos bancos de dados supramencionados, incluindo os relatórios trimestrais de resultados (ITR) para as informações trimestrais e as demonstrações financeiras padronizadas (DFP) para as informações anuais. Os lucros trimestrais foram extraídos dos ITRs, enquanto as informações anuais foram obtidas das DFPs.

O lucro por ação (LPA) foi calculado dividindo o lucro do período pelo número de ações em circulação, conforme descrito nos informes das empresas. As projeções de lucro para todos os modelos preditivos foram realizadas em três horizontes de tempo: trimestral, anual e bianual. As metodologias específicas para cada modelo são detalhadas na seção de metodologia correspondente. Vale destacar que há diferença nas formulações relativas às taxas de crescimento do lucro por ação se forem comparados os horizontes de

tempo trimestral e um anual.

3.1 Projeção Fundamentalista

Para o cálculo do ROE utilizou-se a conta do patrimônio líquido do balanço patrimonial, em conjunto com o lucro líquido do Demonstrativo de Resultado do Exercício (DRE). No entanto, a taxa de retenção foi obtida por meio das DFC'S (demonstrações de fluxo de caixa).

O cálculo do ROE trimestral foi obtido pela seguinte fórmula:

$$RSPL_{trt} = \frac{lucro\ liquido_{trt}}{Patrimônio\ líquido_{tr}} \quad (3.1)$$

Onde:

$RSPL_{trt}$ representa o retorno sobre o patrimônio líquido no período trimestral

$tLucro\ líquido_{trt}$ representa o lucro trimestral do trimestre t

$Patrimônio\ líquido_{trt-1}$ representa o patrimônio líquido trimestral

A taxa de retenção é representada pela razão entre a conta denominada “dividendos pagos”, obtida nas demonstrações do fluxo de caixa, e os lucros líquidos (vide equação 3.2).

$$taxa\ de\ retenção_{trt} = 1 - payout_{tr} \quad (3.2)$$

Onde:

$payout_{trt}$ é a taxa de retenção trimestral dada por:

$$payout_{trt} = \frac{dividendo\ pago_{trt}}{lucro\ liquido_{trt}} \quad (3.3)$$

Onde:

dividendo $pago_{trt}$ é o dividendo pago no trimestre

lucro $liquido_{trt}$ é o lucro líquido trimestral

Por fim, o crescimento trimestral dos lucros é dado pela equação 3.4.

$$crescimento_{LPA_{trt}} = RSPL_{trt} \times taxa\ de\ retenção_{trt} \quad (3.4)$$

Para o método de estimação bianual cabe ressaltar a equação 2.2, na qual os primeiros anos de crescimento extraordinário seguem um crescimento contínuo de g dado um período n . Se o crescimento no período n é igual a g , o crescimento no período $n+1$ é igual ao crescimento atual elevado ao período, ou seja, a taxa crescimento em um período extraordinário t é igual:

$$g_n = (g_0)^n \quad (3.5)$$

Onde:

g_n = taxa de crescimento esperada para um período n

g_0 = taxa de crescimento atual

Por exemplo, o crescimento dos lucros do ano 2010 está condicionado à previsão de crescimento de 2008, o crescimento dos lucros do ano de 2011 está condicionado ao crescimento dos lucros de 2009 e assim por diante, dessa forma o crescimento bi anual será o quadrado do crescimento anual atual.

3.2 Previsão Monte Carlo

As previsões do modelo de Monte Carlo necessitam da criação de uma base de dados relativa aos lucros por ação dos diferentes períodos e bancos. O lucro por ação trimestral foi obtido através da razão entre os lucros trimestrais, encontrados nas ITR's dos bancos comerciais, pelo número de ações em circulação no respectivo período. Por sua vez, os lucros por ação anuais foram obtidos através do somatório dos lucros trimestrais.

As previsões trimestrais necessitam, em um primeiro momento, de um período de treino. Neste caso, o modelo de Monte Carlo foi treinado, por meio do método *out of sample*, por um período de 8 trimestres. Passado o período de treino, a técnica de *rolling window* foi utilizada, a qual transforma a amostra total em um conjunto de n subamostras. Assim, para cada novo período de teste executado é incorporado um novo dado ao modelo e utilizado na estimação.

A partir dessa base de dados foi utilizada a formulação analítica do modelo de Monte Carlo, apresentada em Ermogeneous (2006), e representada pela equação 2.16. Após a estimação de todos os componentes, obtém-se a taxa de variação (*drift rate*), que está descrita na primeira parte (anterior ao sinal de positivo) da equação, a qual é relativa ao retorno médio esperado.

A modelagem de um componente estocástico ou gaussiano supõe uma distribuição normal e, em seguida, são gerados intervalos aleatórios de valores críticos, ou seja, valores associados a uma determinada probabilidade acumulada em uma matriz. Por fim, é gerada uma matriz de 1000 intervalos e aplica-se a fórmula do movimento geométrico browniano aos respectivos valores críticos. Posteriormente, uma matriz de proporções idênticas é gerada para o período t, e o produto das matrizes, relacionadas ao valor atual e ao crescimento esperado, gera 1000 valores esperados distintos.

A partir dos 1000 resultados obtidos para o período seguinte, é extraída uma média dos resultados (valor esperado), conforme é descrito em Hull (2008)⁴

Para a estimação do lucro por ação anual os mesmos procedimentos são adotados, entretanto, as simulações são realizadas para quatro passos a frente, ou quatro trimestres, gerando quatro previsões trimestrais distintas.

Como anteriormente explorado, o lucro por ação anual consiste no somatório dos lucros trimestrais, assim a projeção anual utilizou um deslocamento da técnica *rolling window* de quatro períodos, utilizando assim o conjunto de todos trimestres que

⁴ O modelo de Monte Carlo não é usado com finalidade somente de estimação de um cenário em particular e sim com intuito de realização de uma análise estatística integrada com as amostras geradas, a projeção fornece a capacidade de previsão de cenários e observação de tendência através dos percentis, medias, medianas, valores máximos e mínimos, o valor médio foi adotado como melhor estimador de tendência central.

compreendem um ano, fazendo com que novas informações fossem obtidas a partir de um conjunto de quatro intervalos adicionais.

A partir do período de treino do modelo, que começa no primeiro trimestre de 2008 e vai até o quarto trimestre de 2009, é gerada uma previsão para o lucro anual de 2010. Das quatro novas previsões, ou quatro novos trimestres, estes resultados são somados para obter a projeção do lucro anual. A fórmula para a projeção anual do lucro por ação é dada por:

$$S_{t \text{ anual}} = \sum_{i=1}^4 S_{ti} \quad (3.6)$$

Onde S_{ti} é o lucro por ação esperado do trimestre i .

As projeções bianuais foram realizadas através de projeções de oito trimestres à frente, que geram oito previsões distintas. Vale enfatizar que foram utilizados os mesmos conceitos e métodos das projeções anuais. Além disso, destaca-se que o quinto trimestre do período corrente corresponde ao primeiro trimestre do ano seguinte, assim como o sexto trimestre do período corrente é corresponde ao segundo trimestre do ano seguinte e assim por diante.

Desta forma, as projeções dos trimestres correspondentes ao ano posterior foram somadas para a obtenção do lucro por ação esperado para os próximos dois anos, seguindo a mesma formula anual apresentada tem-se:

$$S_{t \text{ bianual}} = \sum_{i=5}^8 S_{ti} \quad (3.7)$$

3.3 Modelo Naive

Para a previsão de um modelo trimestral o resultado esperado é igual ao trimestre anterior, assim como para a previsão anual, onde o resultado anual esperado é igual àquele do ano anterior. Para os dois anos seguintes a previsão esperada é o lucro por ação anual de dois anos atrás. Por exemplo, o lucro esperado para 2010 é igual ao lucro anual de 2008, o lucro esperado de 2011 é igual ao lucro esperado de 2009 e assim por diante.

4. Resultados

A seção de resultados está dividida em 3 partes: análise de performance dos diferentes modelos e seus respectivos horizontes de tempo, em seguida a análise de

significância estatística e, por fim, o estudo relativo à abrangência e à combinação dos modelos.

4.1 Raízes dos Erros Quadrados Médios

A tabela abaixo apresenta os resultados encontrados para as raízes dos erros quadrados médios das projeções dos bancos e seus respectivos períodos. As siglas BB, BBDC e SAAN são abreviações para Banco do Brasil, Bradesco e Santander, respectivamente. Vale enfatizar que os melhores resultados entre modelos estão marcados em negrito.

O modelo Naive teve melhor desempenho preditivo, na maior parte dos casos, principalmente para previsões de 3 e 24 meses à frente. Entretanto, cabe ressaltar que o modelo de Monte Carlo foi o melhor modelo para a previsão de lucros anuais e também para a previsão dos lucros do banco Itaú (em todos períodos).

A acurácia superior do modelo de Monte Carlo pelo Banco Itaú pode ser explicada pela captura do componente de variabilidade em uma série menos errática, enquanto a predominância do modelo Naive no banco Santander se deve a subestimação da variabilidade da série, resultando em menores *outliers* que por sua vez resultam em menores erros quadrados.

O modelo fundamentalista apresentou pior desempenho destacando-se somente para previsão anual do banco Bradesco, a tendência a superestimação do lucro por ação é um dos fatores que implicam em maiores erros, dado que a fórmula não capta tendências e suas variáveis tendem a ser positivas, obtém-se previsões de crescimento na maior parte das vezes, as quais resultam em piores performances. O modelo obteve significância estatística sob o modelo Naive, a qual é explorada na sessão seguinte.

Uma ocorrência comum a todos modelos é a queda de acurácia preditiva com a extensão dos horizontes temporais que podem ser observados pela tabela 4.1, todos modelos passaram a exibir maiores REQM com maiores janelas de tempo, a dominância do modelo Naive no horizonte de tempo mais extenso de 24 meses pode indicar que existem mudanças pouco significativas nesse período de dois anos entre os lucros por ação dos bancos.

Dado a predominância do modelo Naive sob condições normais, foi conduzido um teste para a avaliação da performance dos modelos com uma subamostra que

compreende o período de 2020-2021, a extensão da crise do COVID-19, com o intuito de promover maior robustez as análise de performance dos modelos em um cenário de estresse.

A partir da tabela 4.1.2, referente as REQM dos modelos durante a crise da COVID-19, observa-se uma menor dominância do modelo Naive em um horizonte específico, entretanto o mesmo ainda obteve melhor colocação preditiva quando analisado todos horizontes e bancos. O Modelo Naive apresentou menores REQM para seis modelos, enquanto o Método de Monte Carlo obteve cinco, o modelo Fundamentalista performou melhor em apenas uma observação.

Para o período trimestral o modelo desempenhou pior, obtendo melhor REQM para somente uma observação, enquanto o método de Monte Carlo obteve a melhor posição com duas performances superiores, e o Fundamentalista uma.

Em 12 meses o modelo Naive, em dissonância com os resultados da amostra geral, obteve melhor performance em três resultados, enquanto o método de Monte Carlo em apenas um, parte disso se deve a tendência de subestimação de crescimento do Modelo Naive, que proporcionou menor REQM dado a queda dos lucros como pode ser observado nos gráficos os bancos durante o período mais agudo da Crise em 2020.

Para 24 meses os Modelos Naive e Monte Carlo obtiveram 2 observações cada com menores REQM, diferente da amostra geral o Naive não obteve dominância nesse horizonte de tempo

Duas Diferenças da amostra geral foram observadas, a primeira é a não dominância de um modelo para um banco em todos horizontes temporais como o Método de Monte Carlo para Itaú e Naive para Santander.

Outra diferença para o período de normalidade, cujo maiores horizontes temporais resultaram em maiores erros de previsão e piores performances dos modelos, é a de que tal ocorrência não se perpetuou para o período de crise, dada as características dos modelos com melhor poder de previsão. Visto que ambos modelos não utilizaram dados referentes ao ano de 2020, onde a crise atingia seu auge, e sim dados do ano de 2019 o qual estava em normalidade, os resultados não foram influenciados pelo período de maior desvio da normalidade, fornecendo uma estimativa próxima a factual, que estava em trajetória da recuperação da crise.

No período que compreende a crise é observado nos gráficos 1 a 9 uma semelhança entre todos os bancos, primeiramente uma queda acentuada dos lucros, sendo proeminente nos bancos de capital privado. o Banco do Brasil foi o menos afetado financeiramente pela crise.

A retomada do crescimento dos lucros passa a ocorrer para todos os bancos em 2021 com magnitudes diferentes, o Banco do Brasil obteve a maior recuperação superando o patamar pré crise e atingindo o maior lucro por ação da série. O banco Itaú foi o único banco de capital privado a retornar aos patamares anteriores de lucro por ação pré-COVID-19, enquanto Bradesco e Santander não retornaram aos patamares anteriores à crise.

Tabela 4.1: Raiz dos erros quadrados médios

<u>Raiz dos erros quadrados médios: previsões trimestrais</u>			
	MONTE CARLO	FUND	NAIVE
ITAU	0,0822	0,1245	0,1210
BB	0,4219	0,4123	0,3971
BBDC	0,2046	0,2046	0,1933
SAAN	0,1476	0,1351	0,1288
<u>Raiz dos erros quadrados médios: previsões anuais</u>			
	MONTE CARLO	FUND	NAIVE
ITAU	0,4450	0,5324	0,4722
BB	1,6248	1,7286	1,7570
BBDC	1,0613	0,3617	0,7056
SAAN	0,6901	0,6301	0,5916
<u>Raiz dos erros quadrados médios: previsões bianuais</u>			
	MONTE CARLO	FUND	NAIVE
ITAU	0,5385	0,9815	0,7525
BB	2,7654	2,1903	2,1389
BBDC	1,3961	1,0700	0,5570
SAAN	0,9077	0,7176	0,6282

Fonte: elaboração própria

Tabela 4.1.2: Raiz dos erros quadrados médios durante pandemia

<u>Raiz dos erros quadrados médios durante pandemia: previsões trimestrais</u>			
	MONTE CARLO	FUND	NAIVE
ITAU	~0	0,2338	0,2494
BB	0,2828	0,2318	0,2371
BBDC	0,2031	0,1968	0,2031
SAAN	0,1974	0,2260	0,2030

Raiz dos erros quadrados médios durante pandemia: previsões anuais

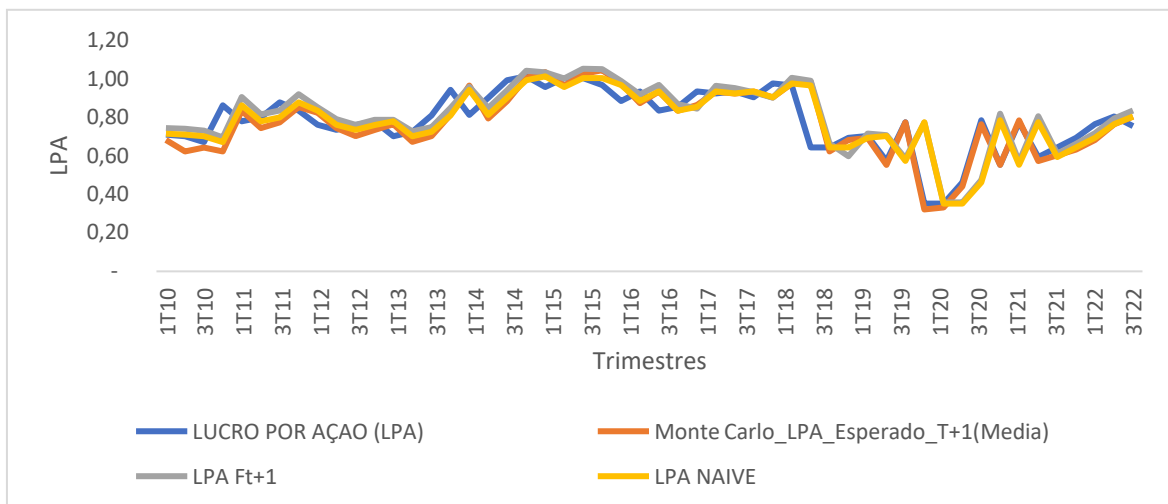
	MONTE CARLO	FUND	NAIVE
ITAU	0,8660	0,7141	0,7035
BB	1,9261	1,9786	2,0149
BBDC	1,0931	0,9617	0,8306
SAAN	0,8650	0,2100	0,7000

Raiz dos erros quadrados médios durante pandemia: previsões bianuais

	MONTE CARLO	FUND	NAIVE
ITAU	0,4898	1,0148	0,9055
BB	0,4527	0,7483	1,3019
BBDC	1,3874	1,0049	0,8426
SAAN	1,0559	0,7211	0,500

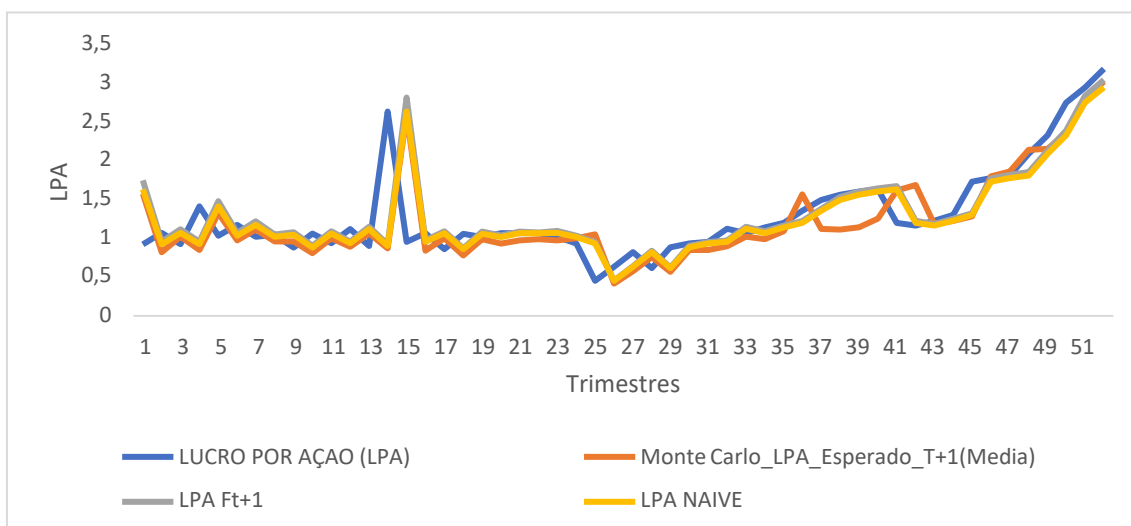
Fonte: elaboração própria

Gráfico 1-Comparação modelos de previsão trimestral Itaú



Fonte: elaboração própria

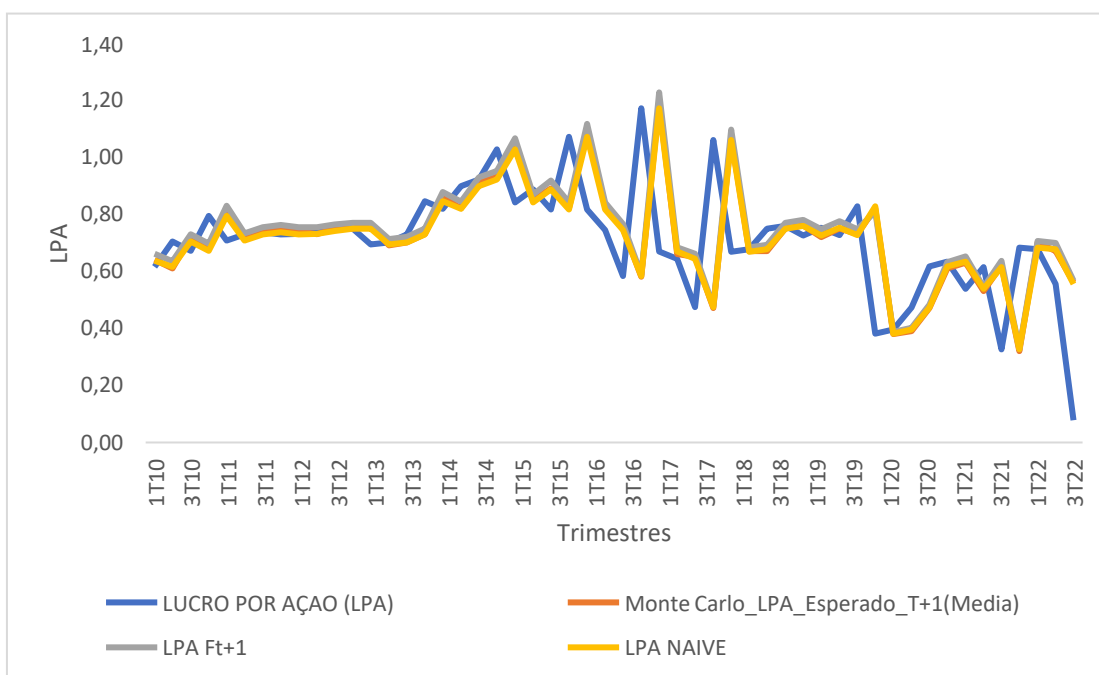
Gráfico 2-Comparação modelos de previsão trimestral Banco do Brasil



Fonte: elaboração própria

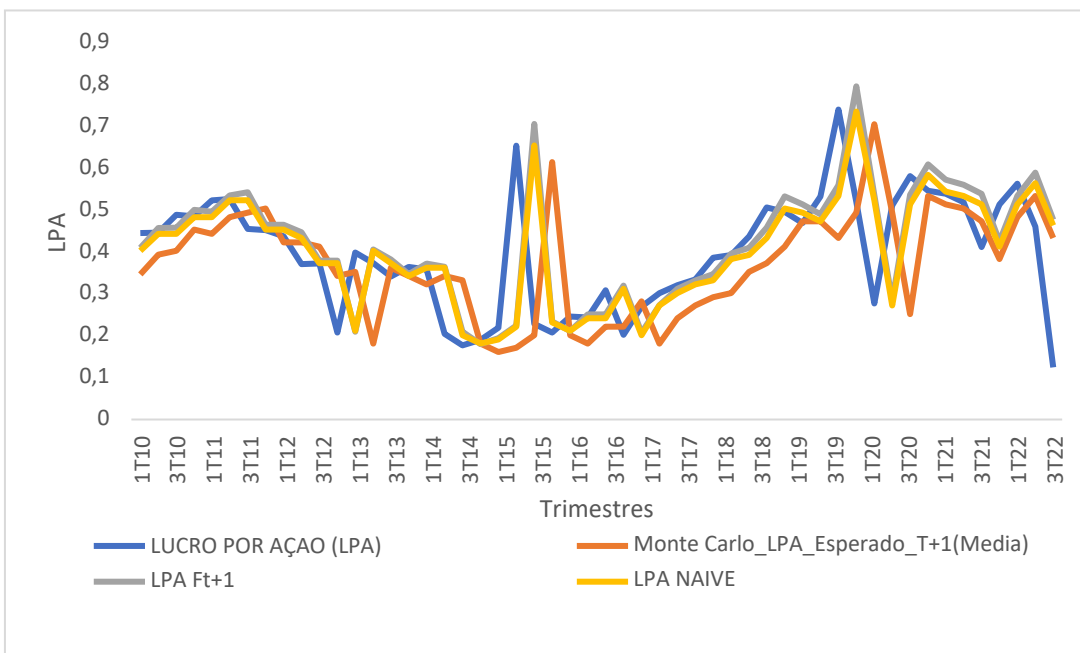
Gráfico 3-Comparação modelos de previsão trimestral Banco Bradesco

Fonte: elaboração própria



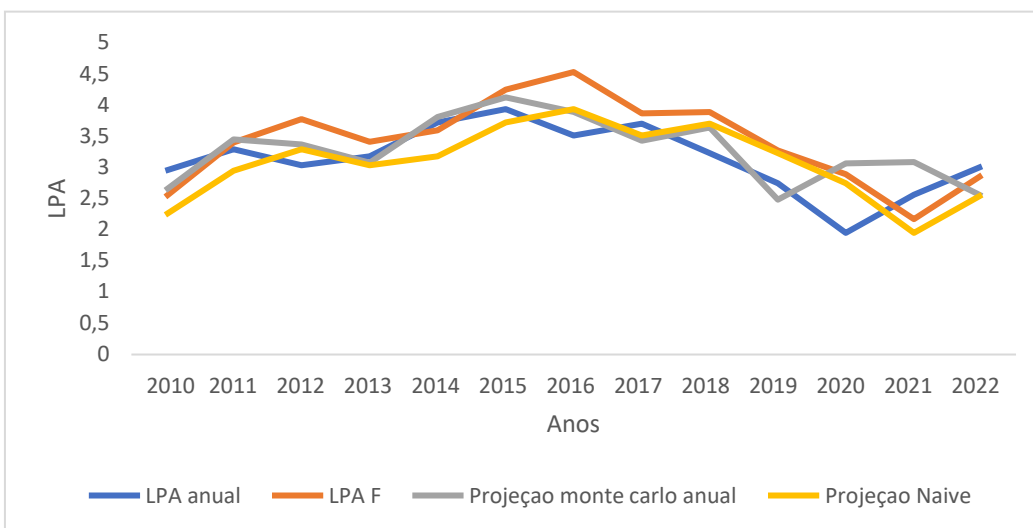
Fonte: elaboração própria

Gráfico 4-Comparação modelos de previsão trimestral Banco Santander



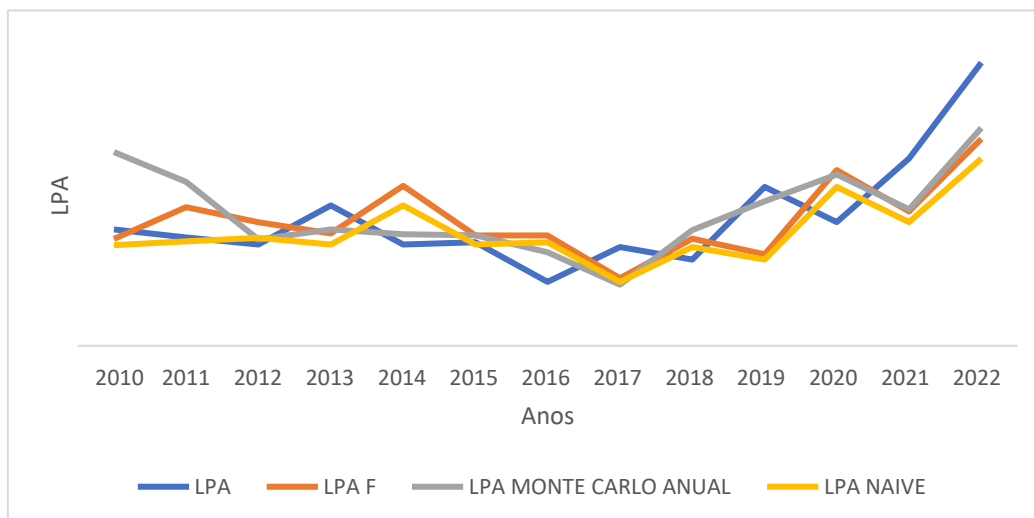
Fonte: elaboração própria

Gráfico 5-Comparação modelos de previsão Anual Itaú



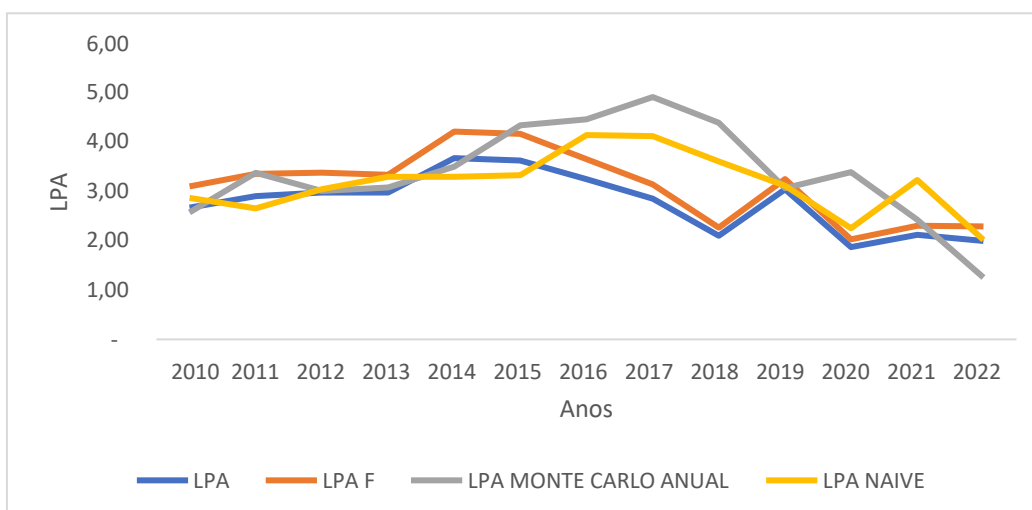
Fonte: elaboração própria

Gráfico 6- Comparação modelos de previsão Anual Banco do Brasil



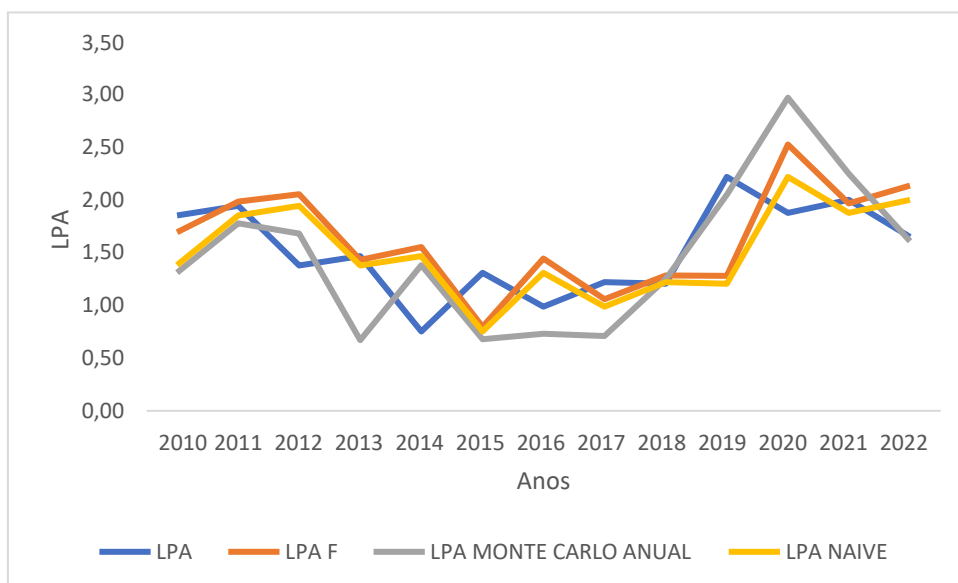
Fonte: elaboração própria

Gráfico 7-Comparação modelos de previsão Bradesco



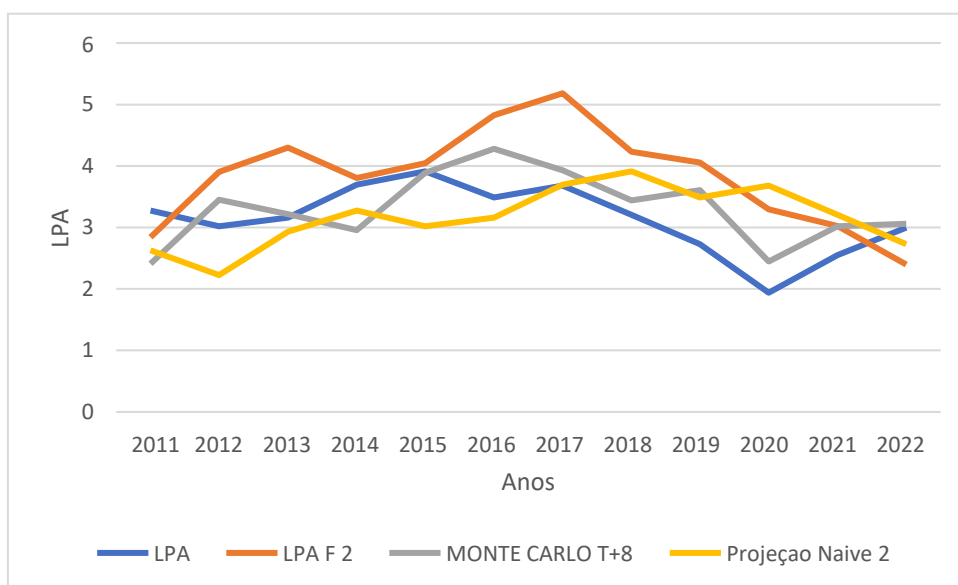
Fonte: elaboração própria

Gráfico 8-Comparação modelos de previsão anual Banco Santander



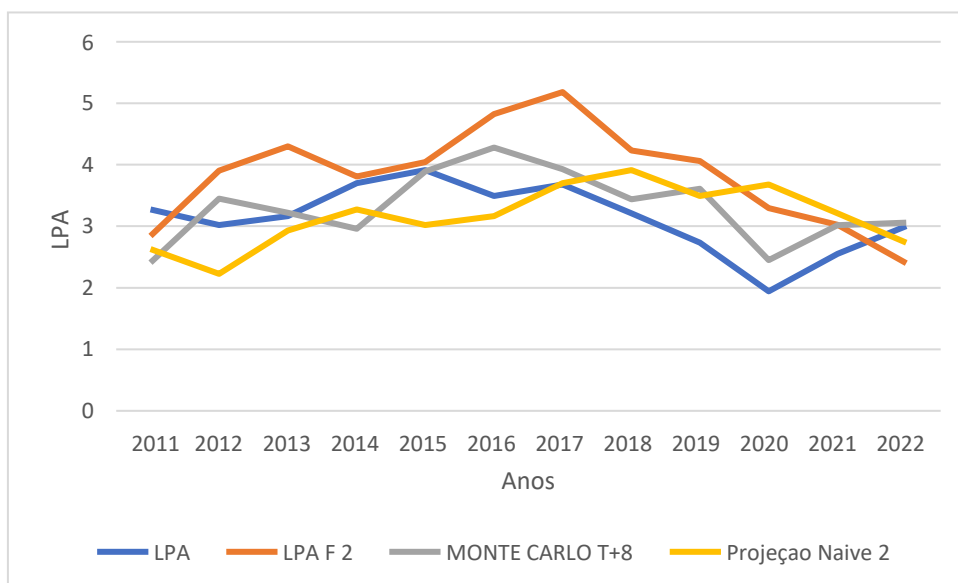
Fonte: elaboração própria

Gráfico 9-Comparação modelos de previsão anual Banco Santander



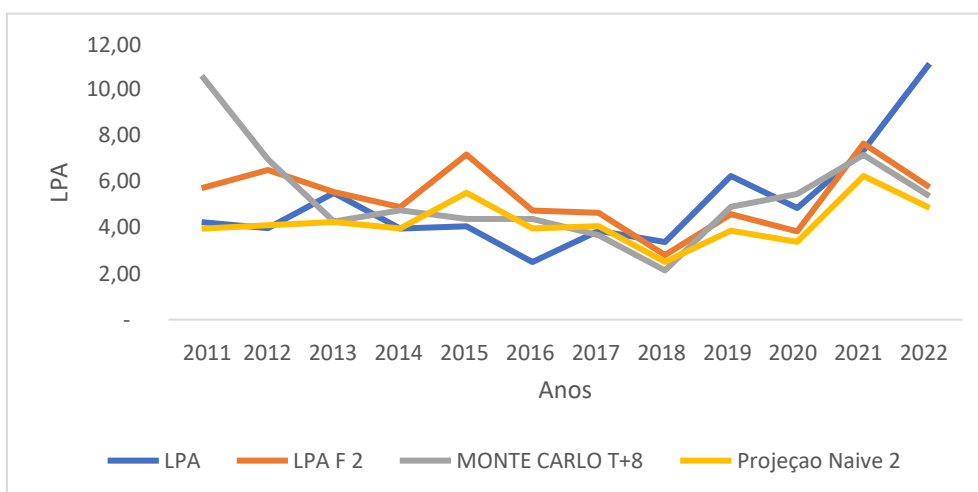
Fonte: elaboração própria

Gráfico 10-Comparação modelos de previsão bianual Banco Itaú



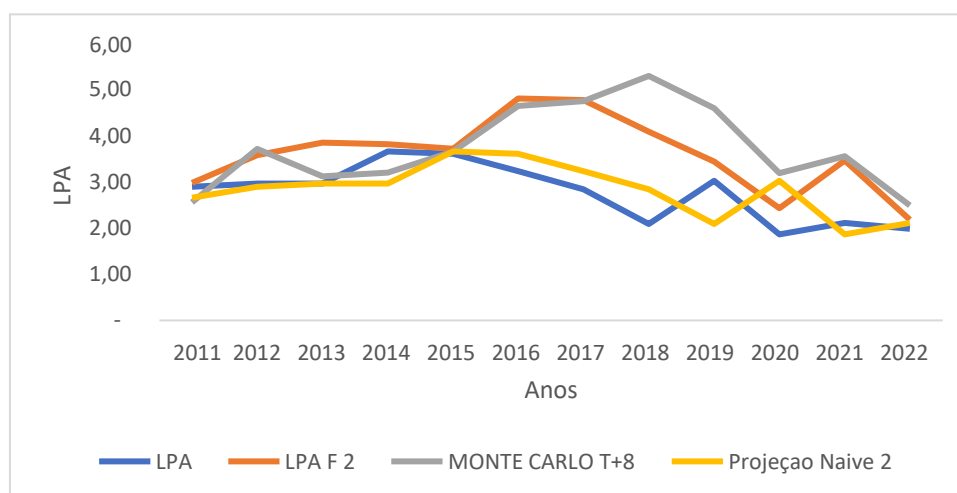
Fonte: elaboração própria

Gráfico 11- Comparação modelos de previsão bianual Banco do Brasil



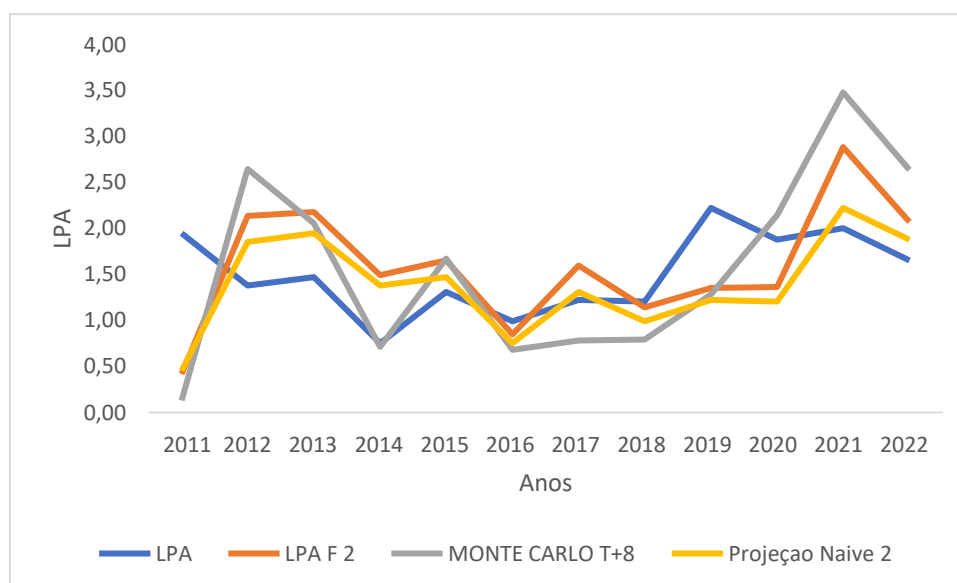
Fonte: elaboração própria

Gráfico 12- Comparação modelos de previsão bianual Banco Bradesco



Fonte: elaboração própria

Gráfico 13- Comparação modelos de previsão bianual Banco Santander



Fonte: elaboração própria

4.2 Teste m-DM

As estatísticas do teste modificado de Diebold-Mariano para aos modelos Naive (NA), Monte Carlo (MC) e Fundamentalista (F) são descritas na tabela 4.2. O travessão indica os dois modelos que foram testados. Por exemplo, NA-F significa que os modelos Naive e Fundamentalista foram testados quanto à significância estatística entre as diferenças de suas previsões.

Os respectivos p valores estão presentes na tabela 4.2.2, em que os valores estatisticamente significantes estão marcados em negrito para um nível de significância de 10%.

Foi constatado que no período trimestral para o Banco Itaú que o modelo com menor REQM, o método de Monte Carlo, difere do modelo Naive enquanto o modelo Naive difere do Fundamentalista. Para o Banco do Brasil e Banco Bradesco foi encontrado que o modelo de Monte Carlo difere do modelo Naive. Todos os modelos trimestrais para o banco Santander são estatisticamente iguais.

Para o período de 12 trimestres a frente foi encontrado significância estatística para o Banco Itaú entre os modelos Fundamentalista e Monte Carlo, enquanto foi encontrada significância entre os modelos Naive e Fundamentalista para o banco Santander, todas outras combinações entre modelos revelaram não haver significância estatística.

No período de 24 trimestres a frente foi encontrada significância entre os modelos Fundamentalista e Monte Carlo para o banco Itaú e para os modelos Monte Carlo e Naive para o Banco Bradesco, portanto, apresentam-se os seguintes resultados:

Tabela 4.2: resultados estatísticos de teste Diebold Mariano modificado

<u>Estadísticas do Teste Diebold-Mariano modificado trimestrais</u>			
	NA-F	NA-MC	MC-F
ITAU	-0,0008	0,0079	-0,0087
BB	-0,0123	0,0203	0,0080
BBDC	-0,0026	-0,0013	-0,0012
SAAN	-0,0029	-0,0001	-0,0017
<u>Estadísticas do Teste Diebold-Mariano modificado anual</u>			
	NA-F	NA-MC	MC-F
ITAU	-0,0604	0,0337	-0,4198
BB	0,9925	0,4471	0,3478
BBDC	0,3670	-0,6285	0,9955
SAAN	-0,0470	0,1261	0,0791
<u>Estadísticas do Teste Diebold-Mariano modificado bianual</u>			
	NA-F	NA-MC	MC-F
ITAU	-0,3969	0,2763	-0,6732
BB	-0,2225	-3,072	2,8500
BBDC	0,8390	1,6390	0,8000
SAAN	-0,1203	-0,4293	0,3089

Fonte: elaboração própria

Tabela 4.2.2: P-valor estatísticas de teste Diebold Mariano modificado

<u>P-valor Diebold-Mariano modificado trimestral</u>			
	NA-F	NA-MC	MC-F
ITAU	0,005	0,105	0,01
BB	0,30	0,05	0,064
BBDC	0,085	0,018	0,23
SAAN	0,14	0,23	0,67

<u>Teste Diebold-Mariano modificado anual</u>			
	NA-F	NA-MC	MC-F
ITAU	0,48	0,55	0,02
BB	0,63	0,41	0,44
BBDC	0,69	0,106	0,17
SAAN	0,07	0,28	0,32

<u>Teste Diebold-Mariano modificado bianual</u>			
	NA-F	NA-MC	MC-F
ITAU	0,20	0,3	0,019
BB	0,39	0,34	0,42
BBDC	0,16	0,085	0,15
SAAN	0,12	0,127	0,12

Nível de significância $p < 10\%$

Fonte: elaboração própria

4.3 HLN e combinações entre modelos

As estatísticas dos testes de Harvey-Leybourne-Newbold são apresentadas na tabela 4.3.1, em que NA denota que o teste não foi conduzido dada a inexistência de significância estatística encontrada no teste de Diebold-Mariano modificado. Os p-valores são apresentados na tabela 4.3.2, em que os valores com significâncias estatísticas estão em negrito, o que indica a inexistência de abrangência e sugere uma possível combinação entre os modelos.

Foi encontrada não abrangência entre no período trimestral para os modelos trimestrais Naive e fundamentalista e Monte Carlo e Fundamentalista para o Banco Itaú. Para o Banco do Brasil e Banco Bradesco foi encontrado não abrangência para o método de Monte Carlo e Naive. Entre os períodos anuais e bianuais foi encontrada abrangência entre todos modelos e suas respectivas combinações, indicando que não há conteúdo

informacional entre modelos a ser utilizado para as combinações, que são exploradas na próxima seção.

Tabela 4.3.1: estatísticas de teste HLN

<u>Estatística de Teste Harvey-Leybourne-Newbold trimestral</u>			
	NA-F	NA-MC	MC-F
ITAU	0,0008	NA	0,0015
BB	NA	0,0214	NA
BBDC	-0,0010	0,0815	NA
SAAN	NA	NA	NA

<u>Estatística de Teste Harvey-Leybourne-Newbold anual</u>			
	NA-F	NA-MC	MC-F
ITAU	NA	NA	0,0520
BB	NA	NA	NA
BBDC	NA	-0,0994	NA
SAAN	-0,0158	NA	NA

<u>Estatística de Teste Harvey-Leybourne-Newbold bianual</u>			
	NA-F	NA-MC	MC-F
ITAU	NA	NA	-0,0806
BB	NA	NA	NA
BBDC	NA	0,9031	NA
SAAN	NA	NA	NA

Nível de significância $p < 10\%$

Fonte: elaboração própria

Tabela 4.3.2: P valor estatísticas de teste HLN

<u>P-valor Teste Harvey-Leybourne-Newbold trimestral</u>			
	NA-F	NA-MC	MC-F
ITAU	0,000	NA	0,0045
BB	NA	0,015	NA
BBDC	0,18	0,001	NA
SAAN	NA	NA	NA

<u>P-valor Teste Harvey-Leybourne-Newbold anual</u>			
	NA-F	NA-MC	MC-F
ITAU	NA	NA	0,36
BB	NA	NA	NA
BBDC	NA	0,57	NA
SAAN	0,147	NA	NA

<u>P-valor Teste Harvey-Leybourne-Newbold bianual</u>			
	NA-F	NA-MC	MC-F
ITAU	NA	NA	0,40
BB	NA	NA	NA
BBDC	NA	0,14	NA

SAAN	NA	NA	NA
Nível de significancia $p < 10\%$			

Fonte: elaboração própria

4.4 Combinações

A partir da existência de não abrangência entre os modelos, foram utilizadas as combinações descritas na seção 2.5. Para a análise de performance dos resultados, foram extraídas as raízes dos erros quadrados médios das combinações entre modelos de regressão, do inverso das raízes dos erros quadrados médios de Bates & Granger e da Média Aritmética (vide Tabela 4.4).

No período trimestral foi constatada abrangência entre modelos para os bancos Itaú Banco do Brasil e Bradesco, onde no primeiro, foi constatada não abrangência entre os modelos fundamentalista e Naive e Monte Carlo e Fundamentalista. Contudo, após a condução dos métodos de combinação para os modelos citados, nenhuma combinação forneceu melhor REQM do que o modelo de Monte Carlo isolado.

Para o Banco do Brasil foi encontrada não abrangência entre os modelos Monte Carlo e Naive, onde o método de regressão proposto por Granger e Ramanathan (1984) forneceu resultado melhor do que o modelo Naive, minimizando o erro de previsão, o gráfico 13 apresenta a performance da combinação por regressão (Comb Reg MC-NA) entre modelos comparada ao lucro por ação e o modelo Naive, o modelo com menor REQM do horizonte trimestral.

No banco Bradesco também foi encontrada não abrangência entre os modelos de Monte Carlo e Naive, entretanto, a combinação apenas proporcionou uma REQM menor em comparação ao modelo de Monte Carlo, e não superou a REQM do modelo Naive. Vale enfatizar que nos outros casos houve abrangência entre os modelos, independente do horizonte de previsão.

Tabela 4.4: REQM das combinações entre Modelos

REQM Combinações de modelos trimestrais Banco Itaú			
	NA-F	NA-MC	MC-F
REG	0,1277	NA	0,1161
BG	0,1219	NA	0,1016
ME	0,1219	NA	0,0904
IREQM	0,1218	NA	0,0901

REQM Combinações de modelos trimestrais Banco do Brasil

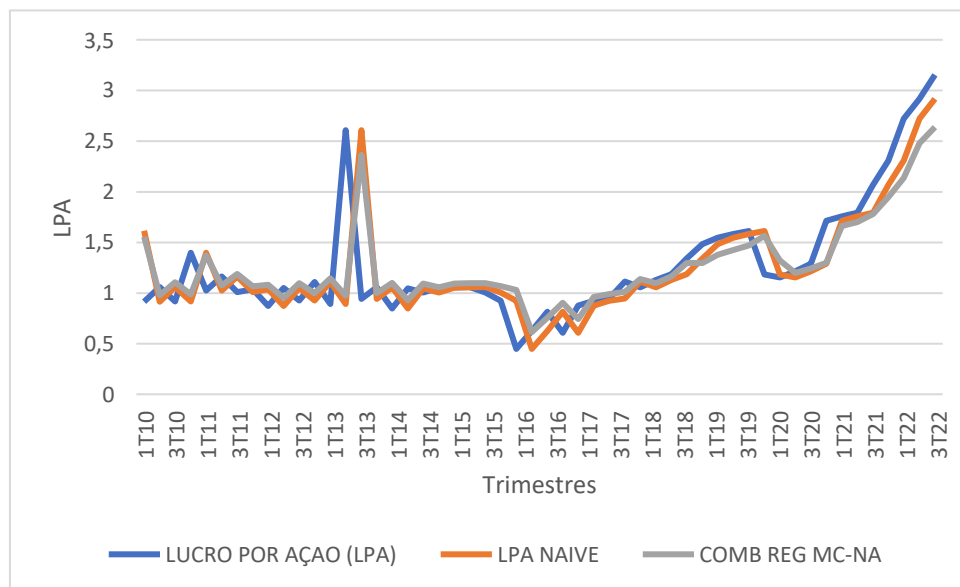
	NA-F	NA-MC	MC-F
REG	NA	0,3850	NA
BG	NA	0,4034	NA
ME	NA	0,4027	NA
IREQM	NA	0,4024	NA

REQM Combinações de modelos trimestrais Banco do Brasil

	NA-F	NA-MC	MC-F
REG	NA	0,3575	NA
BG	NA	0,2029	NA
ME	NA	0,2028	NA
IREQM	NA	0,2028	NA

Fonte: elaboração própria

Gráfico 13- Comparação Naive x Combinação por regressão para Banco do Brasil



Fonte: elaboração própria

5. Considerações Finais

O modelo Naive obteve predominância em quase 60% dos testes, enquanto o modelo de Monte Carlo obteve REQM's próximas aos modelos Naive em boa parte das previsões, ficando em segundo lugar com 33% dos melhores resultados. O modelo fundamentalista obteve a pior performance para a estimação dos lucros por ação, obtendo uma vantagem considerável na previsão dos lucros anuais do Banco Bradesco.

Para o período anual o modelo de Monte Carlo provou-se um modelo adequado para a previsão de lucros bancários, principalmente para o Banco Itaú onde teve melhor

performance em todos os anos. O único modelo que obteve performance semelhante foi o banco Santander, por meio do modelo NAIVE.

Apesar da utilização de formas distintas de análise fundamentalista, o presente trabalho encontrou resultados que inferem um baixo poder de previsão para o método fundamentalista de estimação de crescimento, como outrora exposto por Lee, Myers e Swanmisen (1999) e Corrêa, Assaf Neto, Lima (2013) onde os métodos de estimação fundamentalista através de regressões, apresentaram em sua maioria baixo poder preditivo em relação as variáveis de retorno financeiro e lucro

O método de combinação linear proposto por Granger e Ramanathan (1984) conseguiu minimizar os erros quadrados médios na combinação entre o modelo de Monte Carlo e Naive, se tornando o melhor modelo para previsão de lucro trimestral para o Banco Bradesco.

Dessa forma conclui-se que os modelos fundamentalistas não apresentaram boa capacidade de previsão para o crescimento de lucros bancários em todos os horizontes de previsão. No entanto, o modelo de Monte Carlo é o melhor para a previsão de lucros por ação para horizonte de previsão de 12 meses, e para todos os horizontes de previsão do Banco Itaú. Vale ressaltar que o modelo Naive é o melhor modelo para o Banco Santander em todos horizontes temporais.

6. Referências:

BATES, J.M., GRANGER, C. W. J. *The Combination of Forecasts. Operations Research Quarterly, Vol. 20*, pp. 451–68, 1969.

Central de resultados in: Banco do Brasil, São Paulo, 2023. Disponível em: <https://ri.bb.com.br/informacoes-financeiras/central-de-resultados/>. Acesso em: 28 jun. 2023.

Central de resultados in: Itau Unibanco, São Paulo, 2023. Disponível em: <https://www.itau.com.br/relacoes-com-investidores/resultados-e-relatorios/central-de-resultados/#divulgacoesAnteriores>. Acesso em: 28 jun. 2023.

Central de resultados in: Bradesco RI, São Paulo, 2023. Disponível em: <https://www.bradescori.com.br/informacoes-ao-mercado/central-de-resultados/>. Acesso em: 28 jun. 2023.

CORREA, Ana; ASSAF NETO, Alexandre; LIMA, Fabiano. Os Indicadores Financeiros Tradicionais Explicam a Geração de Valor no Brasil? Um Estudo com Empresas não Financeiras de Capital Aberto. *Prát. Cont. Gestão*, São Paulo, v.1, n1, P. 9-39, 2013.

DAMODARAN, Aswath., *investment valuation tools and techniques for determining the value of any asset, New Jersey, Wiley, 3rd edition, 2012.*

DIEBOLD, F.X.; MARIANO, R. *Comparing Predictive Accuracy*. *Journal of Business and Economic Statistics*, n. 13, p. 253-265, 1995.

Divulgação de resultados in: Santander RI, São Paulo, 2023. Disponível em:
<https://www.santander.com.br/ri/resultados>. Acesso em: 28 jun. 2023.

ERMOGENOUS, ANGELIKI, *Brownian Motion and Its Applications In The Stock Market, Undergraduate Mathematics Day, Electronic Proceedings*. Paper 15, 2006.

GRANGER, C., RAMANATHAN, R. *Improved methods of combining forecasts. Journal of Forecasting*, 3, 197-204, 1984.

HARVEY, D., LEYBOURNE, S. & NEWBOLD, P. *Testing the equality of prediction mean squared errors. International Journal of Forecasting*, 13, 281-291, 1997.

HARVEY, D., LEYBOURNE, S. & NEWBOLD, P. *Tests for forecast encompassing. Journal of Business and Economic Statistics*, 16, 254-259, 1998.

HULL, C. JOHN (1997). *Options Futures, and Other derivatives*, Harlow, Pearson, 2018.

ITO, K. (1951) *On Stochastic Differential Equations. Memoirs of the American Mathematical Society*, 4, 1-51.

LEE, C.; MYERS, M.; SWAMINATHAN, B. *What is the intrinsic value of the Dow? The Journal of Finance*, 54, p. 1693-1741, 1999.

M. J. GORDON, *Dividends, Earnings, and Stock Prices, The Review of Economics and Statistics*, Massachusetts, Vol. 41, No. 2, Part 1, pp. 99-105, Mai, 1959

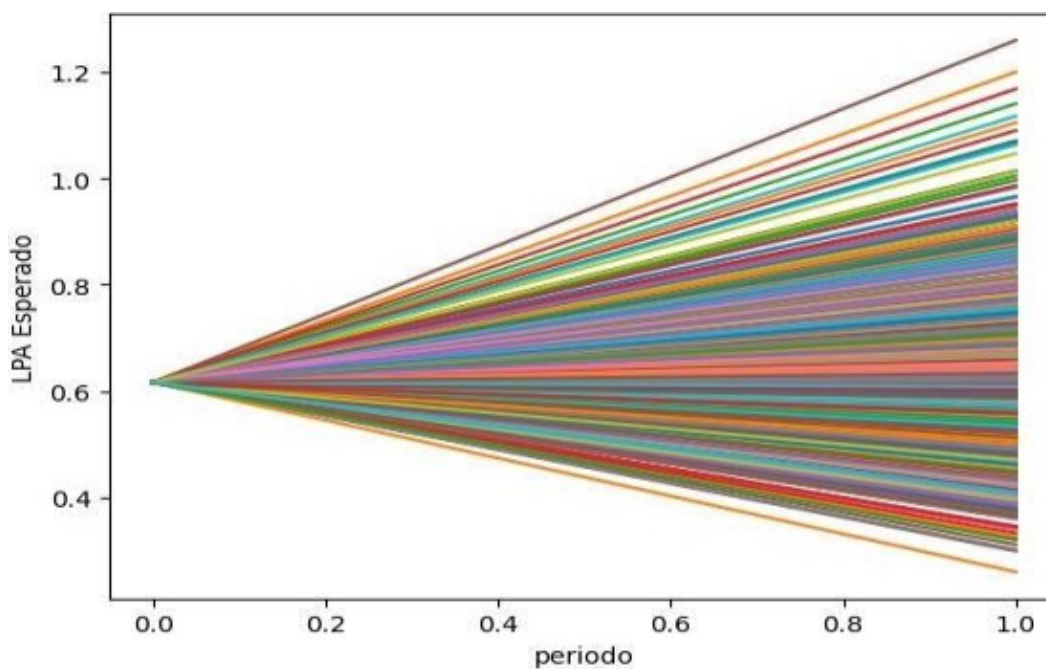
MEYER, PAUL M (1969), *Probabilidade aplicações a estatística*, São Paulo, Livros técnicos e científicos editora S.A, 1974

NOTÍCIAS in: B3, renda variável, São Paulo, 2023, disponível em:
https://www.b3.com.br/pt_br/noticias/mercado-de-renda-variavel-movimenta-r-7-46-trilhoes-na-b3-em-2022.htm. Acesso em: 28 jun. 2022

APENDICE:

A observação de um gráfico para uma projeção de Monte Carlo torna o processo mais intuitivo, encontra-se abaixo um exemplo de uma simulação de mil previsões trimestrais para o lucro por ação do banco Bradesco. Onde o eixo x representa o tempo, que começa do período zero, e se estende até o período um, o próximo período, o eixo y demonstra os possíveis valores dos Lucros por ação.

Gráfico 14: Simulação de Monte Carlo Trimestral para o Banco Bradesco



Fonte: elaboração própria