

## MODELAGEM TEMPORAL DE CLIENTES EXTERNOS E GANHOS LÍQUIDOS NO NEGÓCIO PERSONAL TRAINER

Brasil, Roxana Macedo<sup>1</sup>; Barreto, Ana Cristina Lopes y Glória<sup>1</sup>; Junior, Homero da Silva Nahum<sup>1,2</sup>

253

### Resumo

Objetivando estimar um modelo de série temporal para número de Clientes Externos e outro para os ganhos (Receita-Despesa) de um personal trainer, atuante na cidade do Rio de Janeiro. O banco de dados possuía 54 registros organizados em meses. A modelagem de série temporal foi implementada em linguagem Python 3.0, tendo a estimativa do pelo Critério de Informação de Akaike (AIC) como métrica à escolha das estimativas. Assim, obtidos foram os modelos ARIMA(1,0,1)(0,0,0)[0] e ARIMA(0,0,1)(0,0,0)[0], respectivamente para Clientes (AIC = 240,16) e ganho (AIC =228,44). A distribuição dos resíduos demonstrou a adequação dos modelos. Concluiu-se que os modelos eram adequados à realidade apresentada.

**Palavras-chave:** Negócios; Série temporal; Administração; Economia; Planejamento.

### Abstract

Aiming to estimate a time series model for the number of External Clients and another for the earnings (Income-Expense) of a personal trainer, working in the city of Rio de Janeiro. The database had 54 records organized into months. Time series modeling was implemented in Python 3.0 language, using the Akaike Information Criterion (AIC) as the metric for choosing estimates. Thus, the models ARIMA(1,0,1)(0,0,0)[0] and ARIMA(0,0,1)(0,0,0)[0] were obtained, respectively for Customers (AIC = 240.16) and gain (AIC =228.44). The distribution of residuals demonstrated the adequacy of the models. It was concluded that the models were adequate to the reality presented.

**Keywords:** Business; Time serie; Administration; Economy; Planning.

### Introdução

Morettin e Toloj (2006) explicaram que a série temporal seria um conjunto de dados, cuja distribuição temporal fosse ordenada, portanto podendo ser a análise no domínio da frequência ou do tempo (paramétrico), essa o foco do corrente estudo. A modelagem probabilística dependeria do objetivo, comportamento do fenômeno e conhecimento anterior desse. Então, tratar-se-ia de processo estocástico de uma família de variáveis aleatórias definidas em determinado espaço de probabilidades (Morettin e Toloj, 2018).

Em saúde, tal entendimento possibilitou predizer a quantidade de internações por hipertensão (Almeida *et al.*, 2019), transtorno psíquico na Covid-19 (Carvalho *et al.*, 2023) e por etilismo (Oliveira *et al.*, 2023), e descrever as variações do controle postural

<sup>1</sup> Docentes do Curso de Educação Física do Centro Universitário Celso Lisboa – RJ/Brasil

<sup>2</sup> Docente da Escola de Saúde da Universidade Candido Mendes – RJ/Brasil

(Mochizuki e Amadio, 2007). Na população idosa, foram realizados estudos sobre o estado nutricional (Barbosa *et al.*, 2023), as morbidades por doenças crônicas (Silva A *et al.*, 2023) e a realização de atividade física no lazer (Soares *et al.*, 2022).

Na área de negócios, Ackermann e Sellitto (2022) propuseram o emprego para predição de demandas, o que havia sido realizado por Bundchen e Werner (2016) para o turismo nas cidades que sediaram os Jogos Olímpicos, Martin *et al.* (2016) para o número de automóveis em Joinville (SC), e Junior (2023) para receitas de uma confecção no Rio de Janeiro. O setor público de oito capitais brasileiras teve as respectivas receitas preditas por Pimentel, Lobato e Jacob Jr (2023).

Enriquecendo o planejamento de negócios, modelos de séries temporais foram estimados para descrever a relação entre crescimento econômico e empreendedorismo (Tavares, Bach e Walter, 2023) e os ciclos de negócios industriais no Brasil (Silva *et al.*, 2023). Barbosa, Machado e Silva (2023) entenderam o impacto da Covid-19 na existência de pequenas empresas de Itapagipe (MG). Tais exemplos demonstrariam a ampla possibilidade de aplicação.

A complexidade inicial à modelagem exigiria a simplificação substancializada no estabelecimento de algumas suposições (Soares, 2021). Neste estudo, estabeleceu-se a estacionalidade, ou seja, assumiu-se que existiria uma média em torno da qual o comportamento aleatório da série temporal ocorreria, logo as medidas de localização e dispersão seriam constantes, não dependendo do tempo (Nielsen, 2021).

Classicamente, processos de modelagem assumiriam que os erros (resíduos) não seriam correlacionados, tal como em regressões, curvas de crescimento e tendências lineares (Morettin e Tolo, 2006). Tal suposição seria demasiadamente frágil nas investigações sociais e econômicas, pois, comumente, a evolução do fenômeno seria influenciada pela autocorrelação dos erros. Nesses casos, modelos autoregressivos (p) – integrados (d) – médias móveis (q) (ARIMA) seriam adequados (Bueno, 2011).

Na percepção de Morettin e Tolo (2018), as vantagens dos ARIMA residiriam em 1) predições precisas comparativamente as outras possibilidades de modelagem, e 2) pequena quantidade de parâmetros, o que os tornariam parcimoniosos. Adicionalmente, a existência de componente não estacionário poderia ser representada pela d-ésima diferença da série. Então, o objetivo do corrente estudo foi modelar no domínio do tempo o número de Clientes Externos e os ganhos de um personal trainer.

## Materiais e Métodos

Utilizou-se um banco de dados com as variáveis de número de clientes, horas trabalhadas, receita e despesa de todos os meses entre julho de 2016 e dezembro de 2020, totalizando 54 registros de um personal trainer atuante nas zonas norte, sul e oeste da cidade do Rio de Janeiro. Primeiramente, receita e despesa foram transformadas na quantidade de salários mínimos nos respectivos anos, possibilitando estimar a diferença entre esses valores transformados (Fórmulas 1 e 2). No momento posterior, o percentual de despesa em razão da receita foi calculado (Fórmula 3).

$$Receita (SM) = \frac{Receita (R\$)}{Salário\ mínimo\ Vigente\ no\ Ano (R\$)} \quad (1)$$

$$Despesa (SM) = \frac{Despesa (R\$)}{Salário\ mínimo\ Vigente\ no\ Ano (R\$)} \quad (2)$$

$$Despesa/Receita (\%) = \frac{Despesa \cdot 100}{Receita} \quad (3)$$

Finalmente, o percentual de horas mensais dedicadas ao exercício daquela função foi estimado (Fórmula 4), considerando, conforme relato do profissional, seis dias trabalhados por semana, 4,50 semanas por mês, e, em média, 10 horas diárias de trabalho, somado os tempos trabalhado e em deslocamento, logo o tempo total por mês seria 270h (= 6 . 4,5 . 10).

$$\%h (trabalho/mês, semana 6 dias)_i = \frac{Horas\ trabalhadas\ no\ mês\ i}{270} \quad (4)$$

Os modelos de série temporal foram implementados em linguagem Python 3.0, utilizando as bibliotecas pandas 1.4.2 para fazer o tratamento de dados, matplotlib 3.5.1 para plotar os gráficos, statsmodels 0.13.2 para estimar os modelos, e pmdarima 2.0.4 para selecionar o melhor modelo. Essa seleção se baseou na comparação da qualidade relativa estimada pelo Critério de Informação de Akaike (Akaike Information Criterion - AIC), o qual exprimiria a quantidade de informação perdida pelo modelo (Akaike, 1974; Cavanaugh e Neath, 2019; Sutherland *et al.*, 2023), considerando o tamanho do grupo estudado (n), o

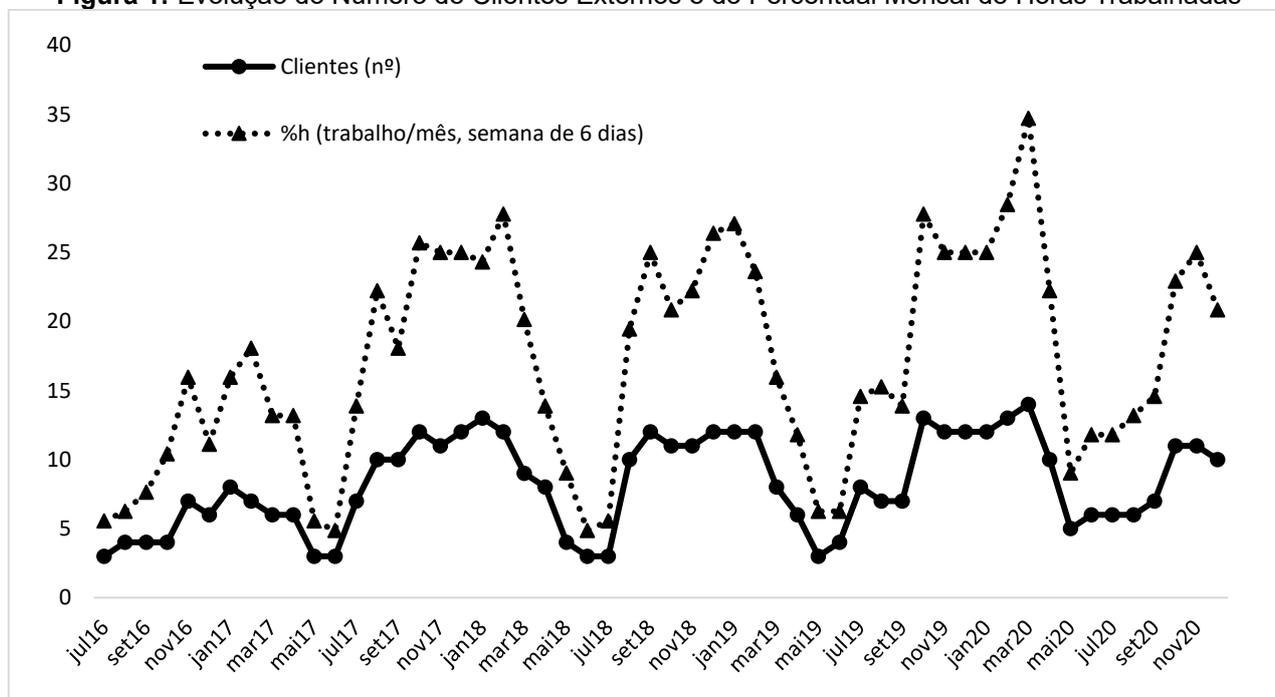
número de parâmetros do modelo (m) e a variância residual estimada, que seria o somatório dos resíduos quadrados dividido por n,  $S_m^2$ ), pela Fórmula 5:

$$AIC = \ln S_m^2 + \frac{2m}{n} \quad (5)$$

### Discussão

Convergindo à expectativa primária, a Figura 1 demonstrou que a variável horas trabalhadas (%h) acompanhou a quantidade de Clientes Externos atendidos pelo profissional. Para além disso, explicitou que a maior jornada de trabalho não seria acompanhada pela expansão da carteira de Clientes ou maiores ganhos. Exemplificando, em jan17 foram necessárias 103,50h trabalhadas (15,97% trabalho/mês) para atender oito Clientes Externos e conquistar 6,08 Salários Mínimos, demandando o investimento de 4,37 Salários Mínimos e trabalhando 12,94h por semana. Porém, em abr18, o mesmo quantitativo de pessoas recebeu intervenção profissional por 90,00h mensais (13,89% trabalho/mês), tendo Receita = 5,66 Salários-Mínimos, Despesa = 3,47 Salários Mínimos.

**Figura 1:** Evolução do Número de Clientes Externos e do Percentual Mensal de Horas Trabalhadas



Fonte: Os autores (2024)

A situação apresentada evidenciou que naquele primeiro instante, o ganho (Receita-Despesa = 6,80-4,37 = 1,71 Salário-Mínimo) era inferior ao correspondente no segundo momento (Receita-Despesa = 5,66-3,47 = 2,19 Salários Mínimos). Tal diferença se tornaria

mais impactante na consideração de que em jan17 havia %Despesa/Receita = 71,91, enquanto que abr18 deteve %Despesa/Receita = 61,27, ou seja, após 16 meses, a Receita inferior representava maior ganho com menos horas trabalhadas, portanto menor esforço econômico (%Despesa/Receita). Em outras palavras, semanalmente, trabalhava-se menos em abril de 2018 em relação a janeiro de 2017, precisamente 3,00h/semana (=  $[130,50 - 90,00]/4,50$ ) a menos.

Aplicando similar raciocínio em agosto e setembro de 2018, quando os Clientes Externos eram 10, trabalhava-se, respectivamente, 144,00h e 117,00h mensalmente, então no segundo mês considerado, o *personal trainer* dispunha semanalmente de 6,00h (=  $[144,00 - 117,00]/4,50$ ) não comprometidas ao ofício. Porém, valeria observar que em ago18, o ganho era de 3,11 Salários Mínimos com 22,22% trabalho/mês (h), enquanto que no instante subsequente, as horas trabalho/mês foram de 18,06%, possibilitando 1,38 Salário Mínimo de ganho. Explicitamente, a menor jornada de trabalho impactou negativamente no resultado econômico, sobretudo na observação da métrica %Despesa/Receita, ago18 = 63,21% e set18 = 79,94%. Claramente, em setembro o esforço despendido foi maior, mesmo com o menor volume de trabalho, como resultado o ganho conquistado se mostrou inferior.

A atividade do profissional de Educação Física, em essência, se caracterizaria como serviço, logo a sua operação seria distinta da produção de produtos (comércio), então requisitaria observação de peculiaridades, as quais, talvez, tenham sido ignoradas. Primeiramente, a compreensão do conceito de serviço, o qual na percepção de Meirelles (2006) seria trabalho em processo, ou melhor, trabalho em ação, refutando a ideia senso comum de resultado da ação de trabalho. Dentre diversos outros, os serviços de saúde e educação seriam, nos processos econômicos, classificados como Processo de Trabalho Puro, mais especificamente alocados no tipo Serviço Puro, pois consistiriam na realização de trabalho ímpar e exclusivo (Silvestro *et al.*, 1992).

O conceito estabeleceria a característica de inseparabilidade, a operação e o consumo do serviço ocorreriam, pelo menos, em algum momento, simultaneamente (Nascimento, 2012; Gomes, Cavalcante e Fernandes, 2014). Assim, no Cliente Externo residiria a persona de coprodutor, exigindo como premissa ser educado sobre o serviço, mas não na forma professoral. Especificando, de pouco ou nenhum valor seria a adequada prescrição de determinado exercício, se a execução for errada ou inexistente. Isso traria à tona a imperativa convergência de operação e necessidade do serviço, o que iluminaria a

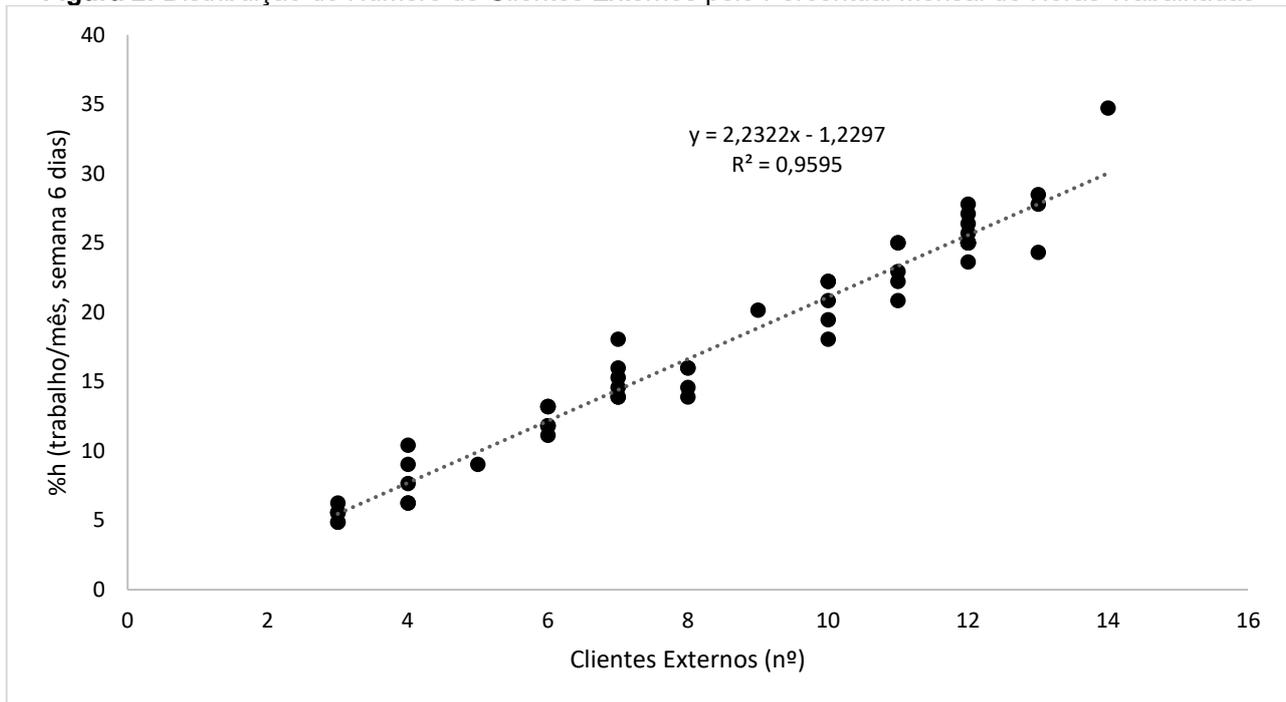
elevada demanda de tempo, assim a jornada de trabalho na operação de serviço poderia ser superior àquela da produção de bens. Além do exposto, o comportamento do Cliente Externo daria a faculdade do primeiro contato, em contrapartida a totalidade dos demais estariam na responsabilidade do profissional (Travassos e Martins, 2004). Então, ratificou-se a análise da Figura 1.

Como consequência direta da dependência do profissional e Cliente, em todo e qualquer serviço haveria supina variabilidade (Souza, Gosling e Gonçalves, 2013; Vieira, Gontijo e Júnior, 2016). Então, o *personal trainer* teria a oportunidade de personalizar a intervenção individualizada em razão da necessidade, expectativa e dos desejos do Cliente, assim como, considerar as condições estruturais ao treino. O aspecto negativo se concentraria no aumento do risco de erros, simultaneamente, à redução da padronização, inclusive do desempenho. Tal quadro destacou, imperativamente, a necessidade de adequação dos indivíduos.

Brasil, Sampaio e Perin (2008) e Achig *et al.* (2023) apontaram que a característica facilmente percebida do serviço seria a intangibilidade, entretanto equipamentos (tudo que for necessário à realização do serviço) e instrumentos (tudo que for útil à realização do serviço) seriam perceptíveis. Isso resultou na perecibilidade (Souza, Gosling e Gonçalves, 2013), ou seja, impossibilidade de estocar o treino, o qual deverá ser disponibilizado e consumido no espaço e tempo definidos. Portanto, o gerenciamento de demanda se tornaria prioritário. A Figura 1 expõe a intensa flutuação no número de Clientes e sugeriu a ocorrência de atendimentos economicamente inadequados, dado o alto custo fixo.

O atendimento à mencionada demanda quando analisado à luz da relação com horas trabalhadas tenderia a originar uma relação facilmente compreensível (Figura 2), na qual a linearidade garantiria a significativa capacidade de explicação, 95,95% da variabilidade (valor-p = 0,02). À vista disso, a percepção senso comum de que o Percentual de Horas Trabalhadas mensalmente estaria diretamente relacionada ao número de Clientes Externos se confirmaria com erro máximo de 4,05%. Todavia, essa informação não seria suficiente aos planejamentos laboral, de negócio ou econômico. Particularmente, pela impossibilidade de escalar a prestação presencial do serviço e, porque, os ganhos, peculiarmente, o líquido, podem não aumentar linearmente com as horas trabalhadas, conforme demonstrado para a Figura 1.

**Figura 2:** Distribuição do Número de Clientes Externos pelo Percentual Mensal de Horas Trabalhadas



Fonte: Os autores (2024)

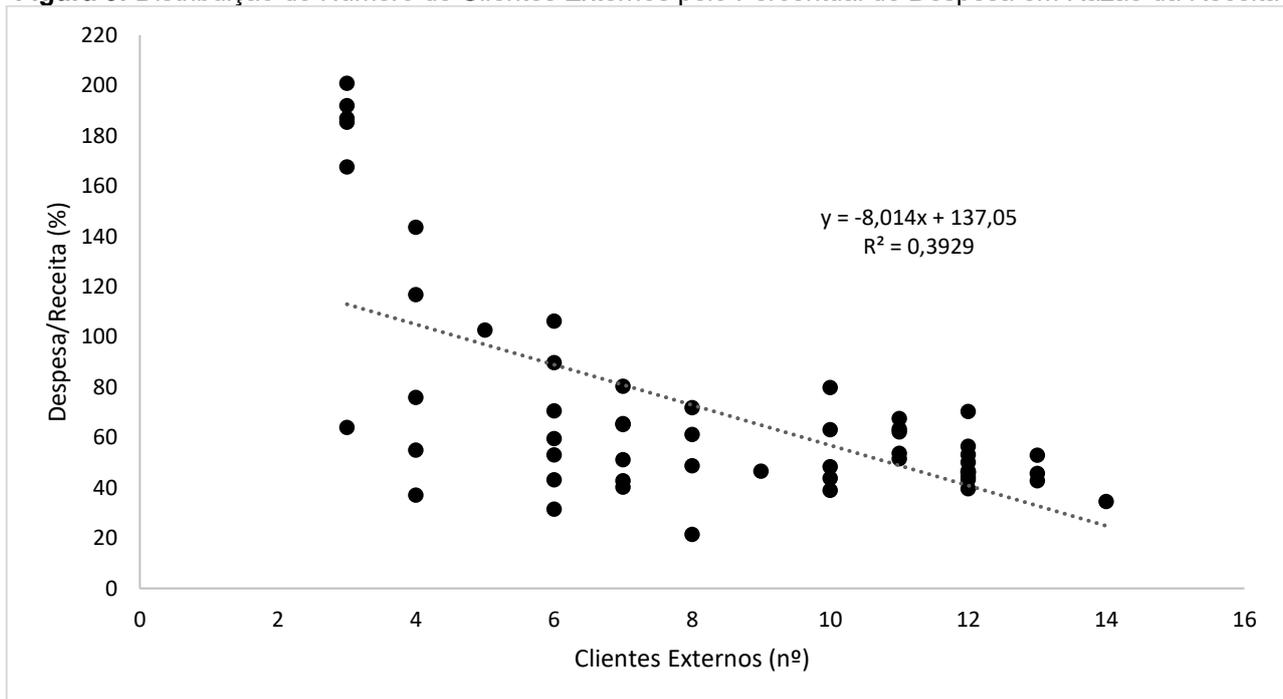
Ratificando os aspectos supracitados, conspícua seria a relação inversa entre as variáveis Clientes Externos e %Despesa/Receita (Figura 3), merecendo destaque a ausência de linearidade, pois somente 39,29% da variabilidade foi explicada, dessa maneira 60,71% das ocorrências não seriam passíveis de predição. Não obstante, a Figura 3 revelou que o custo de operação superou a Receita em nove oportunidades (16,67%). Nelas, o total obtido com os pagamentos de todos os Clientes Externos foi inferior às despesas do *personal trainer* para aplicar as intervenções (%Despesa/Receita > 100,00%), isso caracterizaria prejuízo ou investimento (Cruz, 2006; Betiol, Tanahara e Franco, 2011), quando no início do exercício laboral, em particular.

Embora não tenha ocorrido na série histórica ora analisada, profissionais experientes poderiam ter situações similares em ações que envolvam custo de mudança, visando conquista de novos Clientes ou nicho de mercado, melhora do valor percebido, potencialização da qualidade percebida (Aymard e Brito, 2009; Bordeuax-Rego e Feitosa, 2009; Vasconcellos e Marx, 2011), melhora do relacionamento (Santos e Fernandes, 2008) ou fomento à publicidade (Alves, Terres e Santos, 2013).

Silveira, Vargas e Saboia (2022) destacaram que o comprometimento de renda se estabeleceria quando haveria %Despesa/Receita > 80,00%, característica presente em jun20 (seis Clientes Externos) e set20 (sete Clientes Externos), essas conjuntamente

àquelas de prejuízo, totalizaram 11 instantes, então, aproximadamente 20,37% do período considerado era desfavorável a saúde econômica do *personal trainer*. Esse quadro se salientaria na observação das 34 vezes (62,96%) nas quais a Despesa foi maior que 50,00% da Receita, significando que as despesas básicas não foram cobertas exclusivamente pelos rendimentos advindos da atividade profissional.

**Figura 3:** Distribuição do Número de Clientes Externos pelo Percentual de Despesa em Razão da Receita



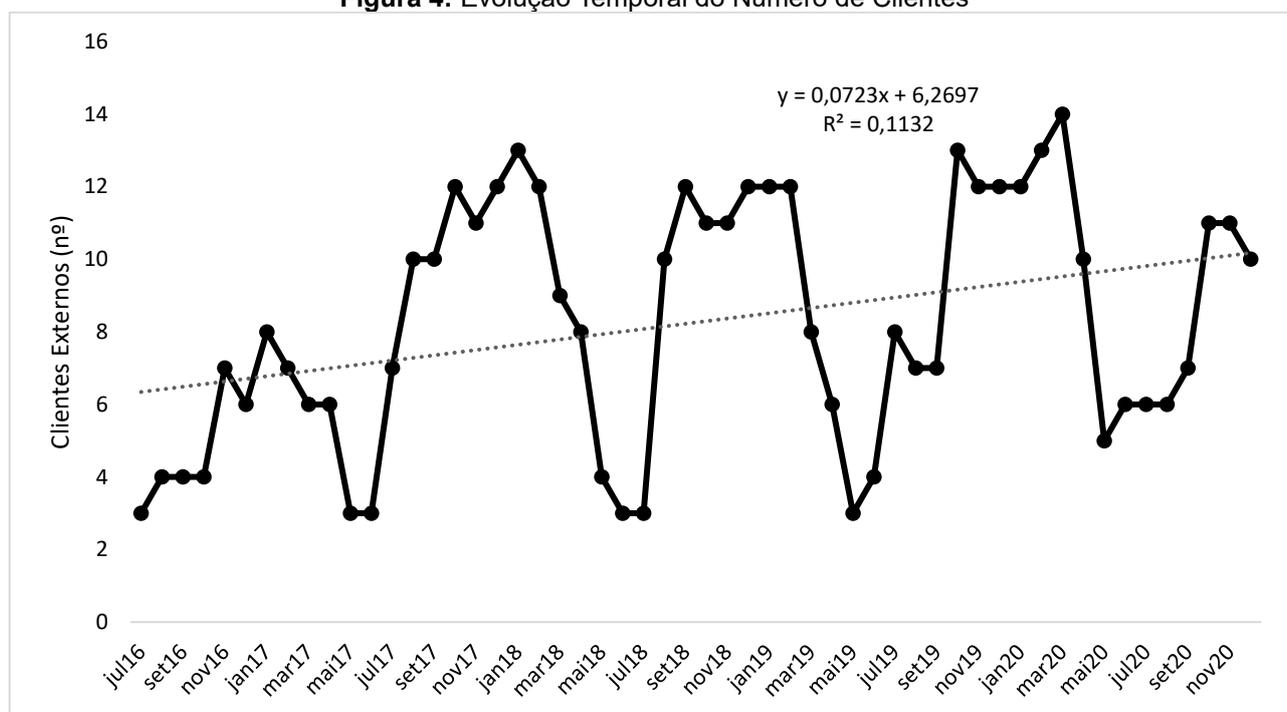
Fonte: Os autores (2024)

Em 2016, tal impossibilidade ocorreu em todos os meses (seis vezes), no ano seguinte, por 11 vezes (somente em fevereiro %Despesa/Receita = 40,31%). Em 2018 e 2019, a quantidade de insalubridades econômicas foi, nessa ordem, seis e cinco vezes, voltando a ser anunciado em seis oportunidades em 2020. Bitencourt (2004) e Lizote *et al.* (2016) expressaram a importância dessa análise ao elucidarem que despesas básicas seriam o somatório de transporte, habitação (aluguel e tributos), saúde, educação e alimentação. Dessarte, a condição %Despesa/Receita > 50,00% significaria que o profissional teria dificuldades para se manter minimamente, mesmo trabalhando 148,50h mensais, conforme em out20.

Sucintamente, o *personal trainer*, acordou negócios a preços, cuja margem de contribuição era divergente do modelo de negócios (Bavuso e Oliveira, 2021). Independentemente do instante, eminente seria a necessidade de planejamento do

negócio, o que envolveria o desenvolvimento de conceito ao serviço disponibilizado, a avaliação logística por operação (Tontini e Sant’Anna, 2008), revisão da precificação (Soares, Guedes e Lima, 2016), o planejamento de comunicação (Silva e Abegão, 2023) e marketing, esse entendido como a promoção do profissional ou serviço prestado (Achig *et al.*, 2023). A premissa seria a compreensão das flutuações do quantitativo de Clientes e Despesa-Receita, as quais não seriam lineares conforme demonstrado nas Figuras 4 e 5, respectivamente, o que inviabilizaria a predição daquelas variáveis, dado que a incapacidade de explicação seria de 88,68% e 86,81%, portanto carecendo de valor pragmático. Isso associado à distribuição no domínio do tempo, justificou a modelagem por série temporal.

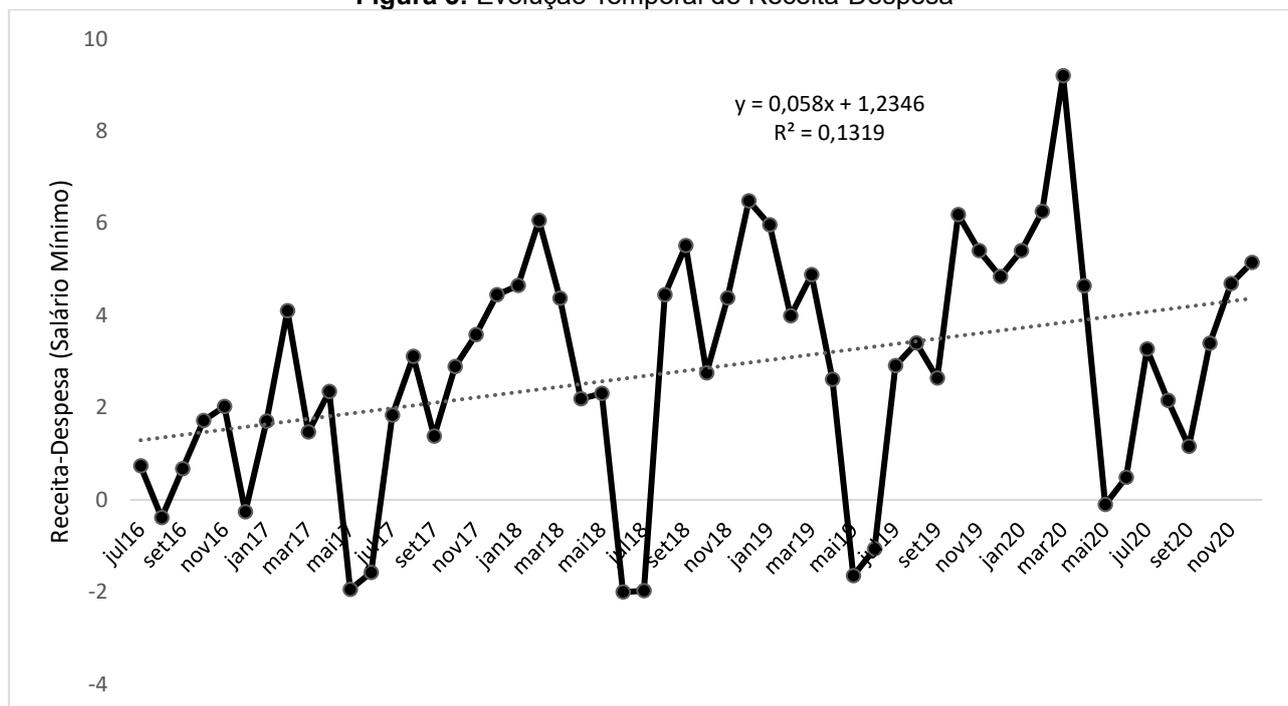
**Figura 4:** Evolução Temporal do Número de Clientes



Fonte: Os autores (2024)

Os modelos ARIMA para Clientes Externos e Despesa-Receita (Tabela 2) foram selecionados a partir da menor estimativa AIC, então eleitos estiveram, de modo respectivo, ARIMA(2,0,1)(0,0,0)[0] e ARIMA(0,0,1)(0,0,0)[0], em ambos os casos a sazonalidade foi nula, porque segundo e terceiro termos eram nulos. Isso indicaria que a flutuação daquelas variáveis não era influenciada pelo período do ano, por exemplo. Contrariando a expectativa de que as estações do ano impactariam na adesão ou fidelidade do praticante.

**Figura 5:** Evolução Temporal de Receita-Despesa



Fonte: Os autores (2024)

Prudente seria considerar que 1) a conjectura primeira poderia ser válida para o mercado de academias de ginástica (Moreira *et al.*, 2018; Candeias, Olivo e Lemos, 2020), mas não a realidade no nicho em estudo; 2) os modelos descreveram os fenômenos característicos de um único profissional, portanto não refletiriam ou aplicáveis seriam indistintamente ao nicho de mercado ocupado pelos *personal trainers*, o qual apresentaria diversas segmentações; 3) a ausência de sazonalidade significativa não deteria equivalência com flutuação nula, mas, razoavelmente, indicaria que outras variáveis tenderiam a explicar as variações, o que poderia ser identificado por modelos multivariados de séries temporais.

Para Clientes, ARIMA(2,0,1) indicou que a ordem autoregressiva ou defasagem,  $p = 2$ , representaria a quantidade de instantes associados a um valor precedente, simplificada, a previsão do mês corrente exigiria o conhecimento dos dois últimos meses, sem a necessidade de substituir os valores observados pela diferença entre valor corrente e anteriores, pois o grau de diferenciação foi nulo ( $d = 0$ ). Todavia, necessário seria considerar que o erro de regressão dependeria, exclusivamente, do valor corrente ( $q = 1$ ). Em contrapartida, para Despesa-Receita, o modelo foi demasiadamente mais simples, pois a previsão do mês corrente, dependeu apenas dele próprio, tanto que a válida seria a equivalência expressa por ARIMA(0,0,1)  $\Leftrightarrow$  MA(1).

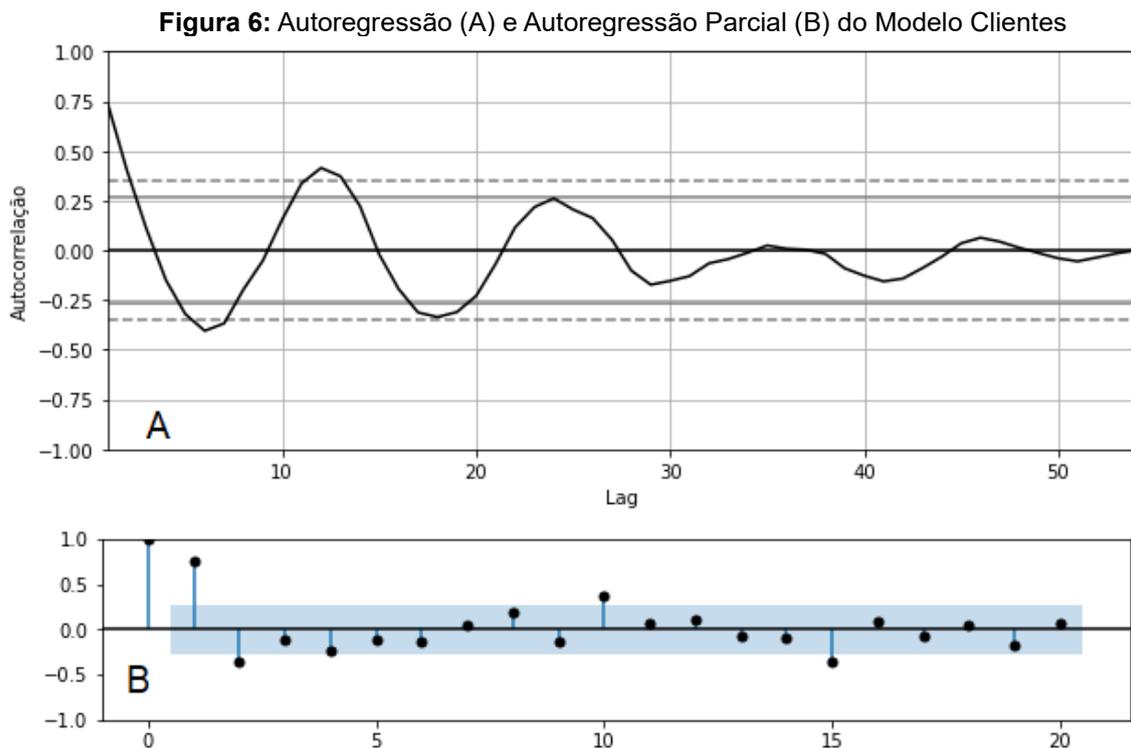
**Tabela 2:** Estimativas dos Modelos ARIMA (\*Modelo com Intercepto <sup>1</sup> 0,00)

Modelo	Clientes	AIC	Despesa-Receita	AIC
1	ARIMA(2,0,2)(0,0,0)[0]	252,28	*ARIMA(2,0,2)(0,0,0)[0]	233,06
2	ARIMA(0,0,0)(0,0,0)[0]	391,50	*ARIMA(0,0,0)(0,0,0)[0]	255,80
3	ARIMA(1,0,0)(0,0,0)[0]	249,91	*ARIMA(1,0,0)(0,0,0)[0]	236,26
4	ARIMA(0,0,1)(0,0,0)[0]	336,95	*ARIMA(0,0,1)(0,0,0)[0]	<b>228,44</b>
5	ARIMA(2,0,0)(0,0,0)[0]	249,85	ARIMA(0,0,0)(0,0,0)[0]	298,58
6	ARIMA(3,0,0)(0,0,0)[0]	251,24	*ARIMA(1,0,1)(0,0,0)[0]	229,07
7	ARIMA(2,0,1)(0,0,0)[0]	251,27	*ARIMA(0,0,2)(0,0,0)[0]	229,05
8	ARIMA(1,0,1)(0,0,0)[0]	249,41	*ARIMA(1,0,2)(0,0,0)[0]	231,04
9	ARIMA(1,0,2)(0,0,0)[0]	251,23	ARIMA(0,0,1)(0,0,0)[0]	255,63
10	ARIMA(0,0,2)(0,0,0)[0]	300,31		
11	*ARIMA(1,0,1)(0,0,0)[0]	241,50		
12	*ARIMA(0,0,1)(0,0,0)[0]	254,48		
13	*ARIMA(1,0,0)(0,0,0)[0]	244,67		
14	*ARIMA(2,0,1)(0,0,0)[0]	<b>240,16</b>		
15	*ARIMA(2,0,0)(0,0,0)[0]	240,37		
16	*ARIMA(3,0,1)(0,0,0)[0]	242,13		
17	*ARIMA(2,0,2)(0,0,0)[0]	243,16		
18	*ARIMA(1,0,2)(0,0,0)[0]	243,22		
19	*ARIMA(3,0,0)(0,0,0)[0]	241,97		
20	*ARIMA(3,0,2)(0,0,0)[0]	243,67		

Fonte: Os autores (2024)

Tradicionalmente, utilizadas seriam as plotagens das funções de autoregressão e autoregressão parcial, conquanto os resultados não seriam de fácil interpretação. A primeira representação possibilitaria identificar a estimativa para o parâmetro  $q$ , tendo por regra que, excluindo o primeiro ponto, a quantidade seria similar ao número de pontos acima de 0,20. Isso somente se fez presente uma única vez em Figura 6A e Figura 7A, ratificando os achados constantes na Tabela 2.

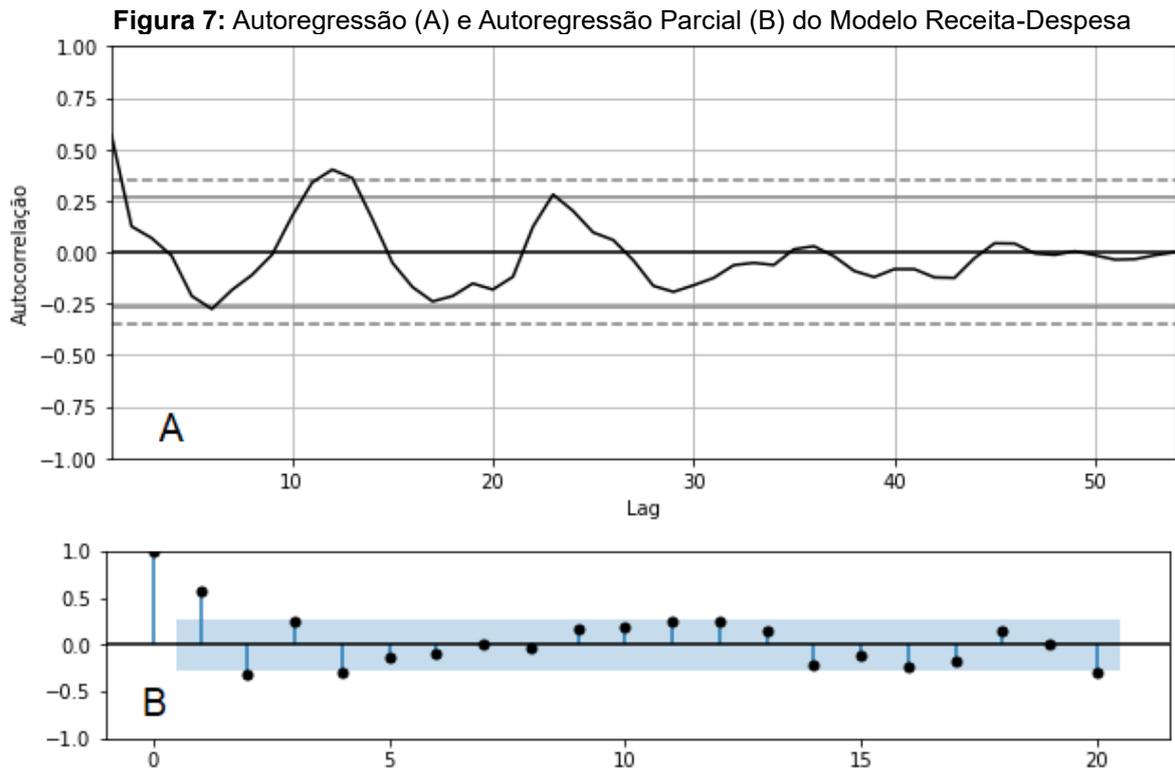
A autoregressão parcial permitiria estimar o valor do parâmetro  $p$ , empregando regra similar ao anteriormente exposto, assim, o modelo Clientes (Figura 6B) teria os pontos correspondentes aos *lags* 1 e 10 convergentes à determinação. Logo, a convergência à proposta ARIMA(2,0,1) se estabeleceu. Entretanto, a plotagem de Despesa-Receita (Figura 7B) apresentou no *lag* = 1, valor elevado, o que sugeriu o modelo ARIMA(1,0,1). Mas, a observação da Tabela 2 revelou AIC = 229,07 para essa proposta, ou seja, solução inferior àquela adotada.



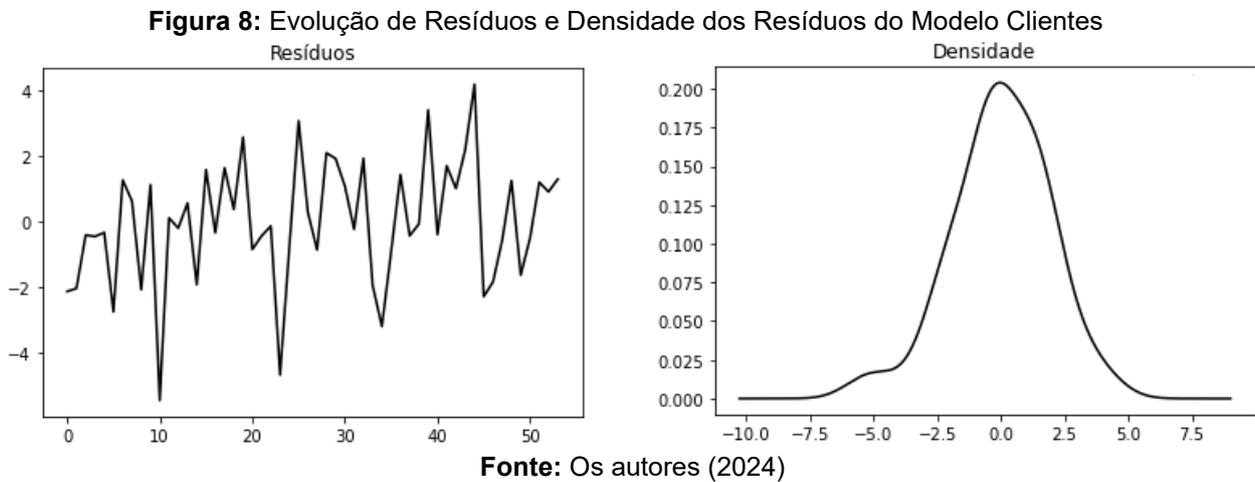
Fonte: Os autores (2024)

Não obstante, as representações gráficas demonstraram que não há alta correlação nos dados futuros, o que seria positivo, pois indicaria a estacionalidade, ou seja, a flutuação das séries se deu pela adição de valor aleatório à média das observações. Tal característica não era esperada, uma vez que fenômenos reais apresentariam componentes estacionários e não estacionários simultaneamente. Porém, quanto menor forem essas, melhora a capacidade preditiva dos modelos. Em suma, a característica identificada foi positiva à proposta do corrente estudo.

Todo e qualquer modelo, independentemente da curva ou método de estimativa, teria por critério de avaliação o comportamento dos resíduos, os quais deveriam guardar média próxima à zero (Borges e Ferreira, 2003), o que aconteceu nas séries estudadas, tal como observado nas Figuras 8 e 9. Para além disso, nessas, também, se notaria que as respectivas distribuições de probabilidade se aproximaram da Normal, portanto ratificou a observação anterior e garantiu-se que valores extremos à direita ou esquerda se apresentariam com probabilidades similares (Beserra *et al.*, 2022).

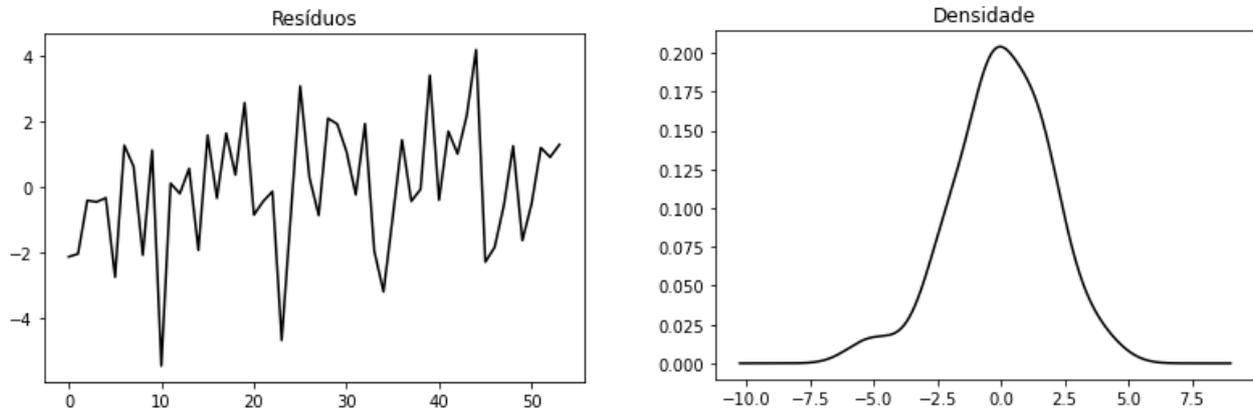


Fonte: Os autores (2024)



Fonte: Os autores (2024)

Exemplificando para o caso estudado, considerando que na variável Clientes Externos foi a média =  $8,26 \pm 3,38$  clientes, então em, aproximadamente, 95,00% dos meses, o profissional teria entre cinco e 11 pessoas sob a sua responsabilidade laboral. E, a probabilidade de, em um determinado mês, possuir quatro ou 12 Clientes Externos seria, analogamente, próxima e, não superior, à 2,50%. Raciocínio similar seria aplicável à Receita-Despesa. Com isso, a aplicação pragmática dos modelos como substrato ao planejamento do negócio se estabeleceu.

**Figura 9:** Evolução de Resíduos e Densidade dos Resíduos do Modelo Receita-Despesa

Fonte: Os autores (2024)

As estimativas dos coeficientes dos modelos (Tabela 3) convergiram às expectativas, pois em Clientes todos foram significativos (valor- $p < 0,05$ ), ratificando o modelo ARIMA(1,0,1), também o foi o modelo MA(1) descritor de Receita-Despesa. Relevante seria destacar que os respectivos componentes aleatórios ( $\varepsilon$ ) também foram estatisticamente significativos. Dentre as métricas de avaliação, Petrusевич (2019) salientou que a Log-verossimilhança (Log likelihood) expressaria a probabilidade do modelo estimado reproduzir os dados observados. Tratar-se-ia de função no intervalo  $]-\infty; 0]$ , então quanto mais próximo da nulidade, melhor seria a estimativa, pois indicaria a diferença de plausibilidade entre os modelos considerado e plausível. Nas situações analisadas, as estimativas convergiram à ideia central, ratificando a validade ou plausibilidade dos respectivos modelos (Tabela 4).

O Critério de Informação Bayesiana, Critério Bayesiano de Schwarz ou Critério de Schwarz (*Bayesian Information Criterion* - BIC), de acordo com Zhang e Meng (2023), tal qual o AIC, seria utilizado para comparar diferentes modelos, elegendo aquele com menor valor estimado (Tabela 4). Esse aumentaria com o número de parâmetros, então a complexidade do modelo seria acompanhada pelo valor de BIC, mais intensamente do que aquele de AIC. Análogas ideias se replicariam no Critério de Informação de Hannan-Quinn (*Hannan-Quinn Information Criterion* - HQIC), a penalidade imposta em razão da complexidade seria mais suave, quando comparada ao BIC (Bawa *et al.*, 2021). As duas métricas fizeram a confirmação da interpretação baseada em AIC, portanto, ratificou-se que os modelos estimados eram os mais adequados para as respectivas variáveis.

**Tabela 3:** Estimativas dos Modelos Clientes e Receita-Despesa

Modelo	Parâmetro	Coefficiente	Erro Padrão	Z	Valor-p	IC95,00%
Clientes	Intercepto	1,70	0,77	2,22	0,03	[0,20; 3,21]
	ar.L1	1,50	0,20	7,44	0,00	[1,11; 1,90]
	ar.L2	-0,71	0,15	-4,79	0,00	[-1,00; -0,42]
	ma.L1	-0,59	0,28	-2,14	0,03	[-1,14; -0,05]
	$\varepsilon$	4,06	0,91	4,47	0,00	[2,28; 5,84]
Receita-Despesa	Intercepto	2,26	0,82	2,76	0,01	[0,66; 3,87]
	ar.L1	0,21	0,37	0,56	0,57	[-0,52; 0,94]
	ar.L2	-0,00	0,27	-0,01	0,99	[-0,54; 0,53]
	ma.L1	-0,65	0,30	2,21	0,03	[0,08; 1,23]
	$\varepsilon$	3,46	0,72	4,77	0,00	[2,04; 4,88]

Fonte: Os autores (2024)

**Tabela 4:** Resultados Inferenciais do Modelo Clientes

Inferências	Clientes	Despesa-Receita
Log-verossimilhança	-115,08	-110,54
BIC	250,11	241,02
HQIC	244,00	234,91
Ljung-Box (L1)	0,00	0,01
Heterocedasticidade	0,54	0,96
Jarque-Bera	0,28	0,35

Fonte: Os autores (2024)

Dentre as inferências, o teste de Ljung-Box (Tabela 4) relevou que os resíduos não eram independentes, logo correlacionados. Isso, pois,  $H_0$ : Os resíduos eram independentes, como valor-p > 0,05, então rejeitou-se a hipótese nula (Hussin *et al.*, 2021). Em série temporal, a variância dos erros deveria variar no tempo, portanto a presença de heterocedasticidade seria esperada. Porém, Bandeira e Viali, (2018) afirmaram que, idealmente, os deveriam ter resíduos homocedásticos, o que poderia representar inadequação do fenômeno por deficiência do modelo na captura de alguma característica dos dados.

Para Munhoz e Corrêa (2009), a heterocedasticidade se manifestaria pela transformação incorreta dos dados, o que não aconteceu, pois os valores brutos foram utilizados, talvez, a aplicação de logaritmo pudesse culminar em resultados melhores nessa característica. Uma segunda possibilidade seria a falha na especificação do modelo, possibilidade afastada pela adequação dos dois estimados. A existência de valores extremos explicaria a heterocedasticidade, porém na situação real estudada, tal afirmação seria demasiadamente frágil. Finalmente, importante seria compreender que determinados fenômenos tenderiam à variabilidade no domínio do tempo, conforme destacado anterior,

essa seria uma premissa aos modelos de séries temporais. Em última análise, os resíduos heterocedásticos não configurariam demérito.

O teste de Jarque-Bera teria por hipótese nula que os resíduos seriam normalmente distribuídos, isso com base nas estatísticas assimetria e curtose (Teggi, Harivinod e Malakreddy, 2021), indicando nos modelos correntes que a normalidade não estaria presente. Todavia, Pino (2014) demonstrou que a ausência daquelas características não seria suficiente para afastar a proximidade da Distribuição Normal, assim como a presença de simetria não garantiria normalidade. Portanto, a inferência em questão seria de pouca monta, mantida estaria a análise das Figuras 8 e 9.

### Considerações Finais

Objetivando estimar um modelo de série temporal para número de Clientes Externos e outro para os ganhos de personal trainer, utilizou-se 54 registros mensalmente sequenciais, culminando em modelo ARIMA(1,0,1) e MA(1), respectivamente. Concluiu-se que os modelos eram adequados à realidade apresentada.

Aos estudos futuros recomenda-se aplicar a transformação logarítmica aos valores absolutos, o que pode culminar em inferências satisfatórias sobre os registros. O refinamento dos resultados pode ser obtido pela estimativa de modelos multivariados, talvez considerando a distância percorrida e temperatura. Por fim, replicar o modelo, porém tomando como unidade temporal a semana poderia ser mais convergente à realidade do personal trainer.

### Referências

ACHIG, MFH *et al.* Marketing digital de rendimento como herramienta potencial de los negocios populares y emprendedores. **Dominio de las Ciencias**, v. 9, n. 3, p. 2508–2519, 2023.

ACKERMANN, AEF; SELLITTO, MA. Métodos de previsão de demanda: uma revisão da literatura. **Innovar**, v. 32, n. 85, p. 83-99, 2022.

AKAIKE, H. A new look at the statistical model identification. **IEEE Transactions on Automatic Control**, n. AC-19, p. 716–723, 1974.

ALMEIDA, NR *et al.* Interações por crise hipertensiva em Alagoas, 2008 a 2015: estudo de séries temporais. **Revista Norte Nordeste de Cardiologia**, v. 9, n. 4, p. 14-19, 2019.

ALVES, DA; TERRES, MS; SANTOS, CP. Custos de mudança e seus efeitos no comprometimento, na intenção de recompra e no boca-a-boca em serviços educacionais. **Revista Base (Administração e Contabilidade) da UNISINOS**, v. 10, n. 4, p. 355-372, 2013.

AYMARD, P; BRITO, EPZ. Custos de mudança em serviços logísticos. **Gestão & Produção**, v. 16, p. 466-478, 2009.

BANDEIRA, CE; VIALI, L. Definição de meta comercial para crédito e projeção de passivos com modelo ARIMA. **Revista Eletrônica Científica da UERGS**, v. 4, n. 4, p. 606-617, 2018.

BARBOSA, BB *et al.* Cobertura do Sistema de Vigilância Alimentar e Nutricional (SISVAN), estado nutricional de idosos e sua relação com desigualdades sociais no Brasil, 2008-2019: estudo ecológico de série temporal. **Epidemiologia e Serviços de Saúde**, v. 32, n. 1, e2022595, 2023.

BARBOSA, CJF; MACHADO, KF; SILVA, JF. Fechamento e abertura de Pequenas Empresas e o impacto da pandemia do COVID-19: uma análise dos dados do Município de Itapagipe/MG no período entre 2012 e 2022. **Research, Society and Development**, v. 12, n. 4, p. e24812441246, 2023.

BAVUSO, NG; OLIVEIRA, AAS. Plano de negócio: viabilidade de implantação de um estúdio de Pilates na Academia Via Fitness (Sete Lagoas-MG-Brasil). **Revista Saberes**, n. 7, 2021.

BAWA, MU *et al.* Forecasting performance of hybrid ARIMA-FIGARCH model and hybrid of ARIMA-GARCH model: A comparative study. **Journal of Mathematical Problems, Equations and Statistics**, v. 2, n. 2, p. 48-58, 2021.

BESERRA, RS *et al.* Modelagem com regressão logística para análise de concessão de crédito. **Research, Society and Development**, v. 11, n. 7, e15211729761, 2022.

BETIOL, BM; TANAHARA, LR; FRANCO, AL. Cálculo do ponto de equilíbrio como uma ferramenta gerencial. **Temas em Administração**, v. 4, n. 1, p. 47-53, 2011.

BITENCOURT, CMG. **Finanças pessoais versus finanças empresariais**. Dissertação (Mestrado em Economia) – Programa de Pós-Graduação em Economia. Faculdade de Ciências Econômicas. Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre (RS), 2004.

BORDEAUX-REGO, B; FEITOSA, WR. Custos de mudança e sua influência na lealdade e no relacionamento entre empresas e seus clientes. **Gestão Contemporânea**, v. 6, n. 6, p. 255-276, 2009.

BORGES, LC; FERREIRA, DF. Poder e taxas de erro tipo i dos testes Scott-Knott, Tukey e Student-Newman-Keuls sob distribuições normal e não normais dos resíduos. **Revista de Matemática e Estatística**, v. 21, n. 1, p. 67-83, 2003.

BRASIL, VS; SAMPAIO, CH; PERIN, MG. A relação entre a intangibilidade, o risco percebido e o conhecimento. **Revista de Ciências da Administração**, v. 10, n. 21, p. 31-53, 2008.

BUENO, RLS. **Econometria de séries temporais**. São Paulo: Cengage Learning, 2011.

BUNDCHEN, C; WERNER, L. Comparação da acurácia de previsões de demanda turística em sedes olímpicas. **Turismo em Análise**, v. 27, n. 1, p. 85-107, 2016.

CANDEIAS, TM; OLIVO, AM; LEMOS, FK. Previsão de demanda: simulação em uma empresa do segmento de artigos para dança, fitness, natação e sportswear. **Revista Produção Online**, v. 20, n. 1, p. 119-148, 2020.

CARVALHO, CN *et al.* A pandemia de covid-19 e a morbidade hospitalar por transtorno mental e comportamental no Brasil: uma análise de série temporal interrompida, janeiro de 2008 a julho de 2021. **Epidemiologia e Serviços de Saúde**, v. 32, n. 1, e2022547, 2023.

CAVANAUGH, JE; NEATH, AA. The Akaike information criterion: Background, derivation, properties, application, interpretation, and refinements. **Wiley Interdisciplinary Reviews: Computational Statistics**, v. 11, n. 3, e1460, 2019.

CRUZ, JAW. O impacto do custo do capital próprio no ponto de equilíbrio. **Revista de Contabilidade do Mestrado em Ciências Contábeis da UERJ**, v. 11, n. 1, p. 1-13, 2006.

GOMES, FMA; CAVALCANTE, LMA; FERNANDES, FDS. Revisitando o marketing na gestão de serviços: uma busca constante pela saciedade dos consumidores. **Revista de Casos e Consultoria**, v. 5, n. 1, e511, 2014.

HUSSIN, NH *et al.* Forecasting Wind Speed in Peninsular Malaysia: An Application of ARIMA and ARIMA-GARCH Models. **Pertanika Journal of Science & Technology**, v. 29, n. 1, p. 31-58, 2021.

JUNIOR, HSN. Modelagem AR(1) para descrição e predição de receitas de uma pequena confecção. **Revista Presença**, v. 9, n. 21, p. 46-59, 2023.

LIZOTE, SA *et al.* Finanças pessoais: um estudo envolvendo os alunos de ciências contábeis de uma Instituição de Ensino Superior. **Revista da UNIFEBE**, v. 1, n. 19, p. 71-85, 2016.

MARTIN, AC *et al.* Análise de séries temporais para previsão da evolução do número de automóveis no Município de Joinville. **Espacios**, v. 37, n. 6, p. 29-44, 2016.

MEIRELLES, DS. O conceito de serviço. **Revista de Economia Política**, v. 26, n. 1 (101), p. 119-136, 2006.

MOCHIZUKI, L; AMADIO, AC. A aplicação da análise dos componentes principais para o estudo do controle postural. **Revista Brasileira de Educação Física e Esporte**, v. 21, n.1, p. 69-80, 2007.

MOREIRA, MHA *et al.* Um estudo comparado sobre a sazonalidade em academias de ginástica de Florianópolis e Brusque. **PODIUM Sport, Leisure and Tourism Review**, v. 7, n. 2, p. 278-292, 2018.

MORETTIN, PA; TOLOI, CMC. **Análise de séries temporais**. São Paulo: Blucher, 2006.

MORETTIN, PA; TOLOI, CMC. **Análise de séries temporais**: modelos lineares univariados (volume 1). São Paulo: Blucher, 2018.

MUNHOZ, VCV; CORRÊA, VP. Volatilidade dos Fluxos Financeiros no Brasil: uma Análise Empírica por meio do Modelo ARCH (Modelo Autorregressivo com Heterocedasticidade Condicional). **Análise Econômica**, v. 27, n. 52, p. 201-209, 2009.

NASCIMENTO, IJBMF. O marketing de serviços nas pequenas e médias empresas: uma abordagem teórica e reflexiva. **Revista Inova Ação**, v. 1, n. 2, p. 41-58, 2012.

NIELSEN, A. **Análise prática de séries temporais**: predição com estatística e aprendizado de máquina. São Paulo: Alta Books, 2021.

OLIVEIRA, RSC *et al.* Interações por transtornos mentais e comportamentais devidos ao uso de álcool no Brasil e regiões: análise de tendência temporal, 2010-2020. **Epidemiologia e Serviços de Saúde**, v. 32, n. 1, e20211266, 2023.

PETRUSEVICH, D. Time series forecasting using high order arima functions. **International Multidisciplinary Scientific GeoConference: SGEM**, v. 19, n. 2.1, p. 673-679, 2019.

PIMENTEL, CPS; LOBATO, F; JACOB JR, A. Aplicação de técnicas de aprendizagem de máquina com seleção de variáveis na previsão de receitas públicas de 8 capitais. **Anais do Computer on the Beach**, v. 14, p. 264-271, 2023.

PINO, FA. A questão da não normalidade: uma revisão. **Revista de Economia Agrícola**, v. 61, n. 2, p. 17-33, 2014.

SANTOS, CP; FERNANDES, DVH. A recuperação de serviços como ferramenta de relacionamento e seu impacto na confiança e lealdade dos clientes. **Revista de Administração de Empresas**, v. 48, n. 1, p. 10-24, 2008.

SILVA, AG *et al.* Tendências temporais de morbidades e fatores de risco e de proteção para doenças crônicas não transmissíveis em pessoas idosas residentes nas capitais brasileiras. **Revista Brasileira de Epidemiologia**, 2023; v. 26, n. Supl 1, e230009.supl.1, 2023.

SILVA, C *et al.* Caracterização dos ciclos de negócios nos setores produtivos da indústria brasileira. **Revista Brasileira de Economia**, v. 77, p. e052022, 2023.

SILVA, PHPLB; ABEGÃO, LH. O Inbound marketing: melhoria em comunicação e vendas. **International Journal of Business Marketing**, v. 8, n. 1, p. 31-44, 2023.

SILVEIRA, KGC; VARGES, MK; SABOIA, J. Endividamento e comprometimento de renda: um recorte entre administradores e contadores no estado do rio grande do sul. **Gestão Contemporânea: Revista de Negócios do CESUCA**, v. 6, n. 7, p. 64-81, 2022.

SILVESTRO, RL *et al.* Toward a classification of service process. **International Journal of Service Industry Management**, v. 3, n. 3, p. 62-75, 1992.

SOARES, APA. **Análise de séries temporais**: aplicações em economia. Curitiba (PR): CRV, 2021.

SOARES, KJCS; GUEDES, LIR; LIMA, MRML. As estratégias de precificação de serviços. **RACE - Revista de Administração do Cesmac**, v. 1, n. 1, 2016.

SOARES, MM *et al.* Leisure time physical activity among older adults in Brazil: a time series analysis of a population-based survey (2009-2020). **Cadernos de Saúde Pública**, v. 38, n. 7, e00272421, 2022.

SOUZA, BBP; GOSLING, MM; GONÇALVES, CA. Mensuração do mix de marketing de serviços, da satisfação e da Lealdade em clientes de um banco de varejo. **Revista Brasileira de Marketing**, v. 12, n. 2, p. 108-132, 2013.

SUTHERLAND, C *et al.* Practical advice on variable selection and reporting using Akaike information criterion. **Proceedings of the Royal Society B**, v. 290, n. 2007, p. 20231261, 2023.

TAVARES, MFB; BACH, TM; WALTER, SA. A relação entre atividades empreendedoras e o crescimento econômico: uma análise comparativa entre capitais brasileiras. **Revista de Gestão dos Países de Língua Portuguesa**, v. 22, n. 1, p. 21-45, 2023.

TEGGI, PP; HARIVINOD, N; MALAKREDDY, B. AIOPS Prediction for server stability based on ARIMA model. **International Journal of Engineering Research & Technology**, v. 10, p. 128-134, 2021.

TONTINI, G; SANT'ANA, AJ. Interação de atributos atrativos e obrigatórios de um serviço na satisfação do cliente. **Produção**, v. 18, n. 1, p. 112-125, 2008.

TRAVASSOS, C; MARTINS, M. Uma revisão sobre os conceitos de acesso e utilização de serviços de saúde. **Cadernos de Saúde Pública**, v. 20, sup. 2, p. S190-S198, 2004.

VASCONCELLOS, LHR; MARX, R. Como ocorrem as inovações em serviços? Um estudo exploratório de empresas no Brasil. **Gestão & Produção**, v. 18, n. 3, p. 443-460, 2011.

VIEIRA, DF; GONTIJO, JM; JÚNIOR, NT. Personalização e padronização em serviços profissionais: um estudo de caso em uma empresa de consultoria de gestão. **Revista Gestão Industrial**, v. 12, n. 2, p. 197-220, 2016.

ZHANG, Y; MENG, G. Simulation of an adaptive model based on AIC and BIC ARIMA predictions. **Journal of Physics: Conference Series**, v. 2449, p. 012027, 2023.