

A sazonalidade dos preços das passagens aéreas antes e depois da pandemia

Alessandro V. M. Oliveira[†]

Instituto Tecnológico de Aeronáutica, São José dos Campos, Brasil

→ Autor correspondente. Instituto Tecnológico de Aeronáutica. Praça Marechal Eduardo Gomes, 50. 12.280-250 - São José dos Campos, SP - Brasil.
E-mail address: alessandro@ita.br.

Resumo: Este artigo investiga a sazonalidade de preços no setor de transporte aéreo brasileiro, com ênfase especial nos efeitos da pandemia de Covid-19 nas políticas de precificação das companhias aéreas em mercados domésticos. Considerando possíveis mudanças nos padrões de demanda, e passados anos do advento da crise sanitária global, o estudo se propõe a estudar possíveis mudanças estruturais de longo prazo na sazonalidade de preços das passagens aéreas no Brasil. Utilizou-se um conjunto de dados abertos de pares de cidades em rotas domésticas de 2013 a 2023, sendo desenvolvido um modelo econométrico no software Stata. O estudo apontou alterações nos padrões sazonais e na tendência de longo prazo no período pós-pandêmico que evidenciam possíveis mudanças no mix de passageiros com motivos a lazer e negócios, além de pressões de custos das empresas aéreas.

Palavras-chave: transporte aéreo, companhias aéreas, econometria.

Reprodutibilidade: os dados e o código utilizados no estudo, bem como o artigo final, estão disponíveis em plataformas online de acesso aberto.

I. INTRODUÇÃO

A sazonalidade de preços refere-se às flutuações nos preços de bens ou serviços ao longo do ano, influenciadas por mudanças na oferta e demanda associadas a diferentes estações ou períodos específicos. Essas variações podem ser resultado de diversos fatores, como ciclos meteorológicos anuais, feriados, eventos periódicos, padrões de renda e consumo, dentre outros, e que podem afetar diretamente a disponibilidade de produtos e a propensão dos indivíduos a gastar. A compreensão dos padrões da sazonalidade de preços na economia é crucial para consumidores e empresas na tomada de decisões de compra, venda e estratégias de marketing, permitindo uma adaptação mais eficaz às tendências de mercado e a maximização do valor.

Os movimentos sazonais são uma das características mais importantes da indústria de transporte aéreo, afetando todos os seus stakeholders, como companhias aéreas, aeroportos, gerenciamento de tráfego aéreo e passageiros. Para as empresas, compreender a sazonalidade ajuda a planejar estratégicamente a oferta de voos, a capacidade e as tarifas, maximizando a lucratividade durante períodos de alta demanda, como feriados e férias escolares, e gerenciando a capacidade durante a baixa temporada para minimizar prejuízos. Para aeroportos e o controle do tráfego aéreo, entender seus padrões permite planejar a capacidade, otimizar recursos e garantir a segurança e eficiência nas operações durante variações na demanda. Para os consumidores, a sazonalidade de preços oferece oportunidades para planejar viagens com custo-benefício, aproveitando períodos de menor demanda quando os preços tendem a ser mais baixos. Por fim, a sazonalidade influencia a competitividade no setor, sobretudo por encorajar as empresas a inovar em suas ofertas e serviços para atrair e reter clientes ao

longo das diferentes estações, contribuindo assim para a dinâmica de mercado e a satisfação do consumidor.

O advento da pandemia de Covid-19 teve fortes impactos de curto, médio e longo prazo no setor de transporte aéreo. É possível que, dentre esses efeitos, a pandemia possa ter influenciado os padrões sazonais da indústria a partir de então, devido a mudanças duradouras nas cadeias de suprimento e nos comportamentos de consumo. Alterações nos padrões de trabalho, como a adoção mais ampla do home office, podem afetar a demanda dos clientes corporativos, alterando sua sazonalidade tradicional e afetando a forma como as empresas lidam com a demanda de outros segmentos de passageiros. A experiência da pandemia também pode ter mudado permanentemente as preferências dos consumidores, por exemplo, valorizando mais experiências locais em detrimento de viagens internacionais, o que poderia afetar a sazonalidade no setor de turismo. Além disso, o próprio mix de passageiros com viagens por motivos de negócios e motivos a lazer e visitas a parentes e amigos pode ter sido alterado permanentemente.

A proposta deste artigo é explorar a sazonalidade de preços no transporte aéreo brasileiro, com um foco particular na investigação do impacto da pandemia de Covid-19 sobre as estratégias de precificação adotadas pelas companhias aéreas nacionais em mercados domésticos. Este estudo visa entender se alterações nos padrões de demanda podem ter sido observadas após o levantamento das restrições de viagem da crise sanitária, de forma a influenciar o ciclo anual de preços das passagens aéreas dentro do Brasil. Analisando dados de preços antes e depois da pandemia, o artigo busca identificar tendências e variações na sazonalidade de preços, oferecendo insights sobre como as companhias aéreas brasileiras ajustaram suas políticas de precificação em resposta a um dos maiores choques já experimentados pelo setor de aviação comercial. Utilizaremos dados abertos abrangendo mais de uma década de dinâmicas de preços de voos em pares de cidades domésticas brasileiras, com vistas a desenvolver um modelo econométrico de formação de preços no transporte aéreo.

Este trabalho está organizado da seguinte forma. Após a Introdução, a Seção II, "Revisão da Literatura", aborda estudos anteriores. Na Seção III, "Modelagem Empírica", detalhamos a metodologia utilizada, incluindo a geração de variáveis e análise dos dados, a construção do modelo econômético e a interpretação dos resultados, investigando como a pandemia afetou a sazonalidade na precificação nas rotas domésticas. Por fim, a Seção IV, "Conclusões", resume as principais descobertas, discute implicações para gestores e formuladores de políticas e sugere direções para pesquisas futuras.

II. REVISÃO DA LITERATURA

A literatura acerca da sazonalidade no transporte aéreo e do turismo explora aspectos diversos, considerando não apenas os padrões cíclicos da demanda turística, mas também temas como

o comportamento estratégico das companhias aéreas e a lucratividade dos aeroportos.

Halpern (2011) examina a variação sazonal na demanda de passageiros em aeroportos da Espanha, notando que, embora geralmente baixa, essa variação difere significativamente entre eles. A pesquisa aponta que aeroportos em destinos turísticos apresentam maior sazonalidade em comparação com aqueles em grandes áreas metropolitanas que apresentam um mix mais balanceado entre passageiros com motivos de lazer e negócios, a não ser que o destino turístico atraia visitantes o ano todo. O estudo também não encontra uma correlação direta entre o tamanho do aeroporto e sua sazonalidade. Uma análise detalhada do Aeroporto de Ibiza mostra que rotas internacionais e voos charter contribuem para aumentar a sazonalidade, enquanto voos domésticos e regulares tendem a diminuí-la, com a exceção dos voos regulares de baixo custo, que também intensificam a sazonalidade. Póvoa e Oliveira (2008) utilizam modelagem econômética para estimar o impacto dos feriados nas tarifas aéreas. Os autores estudam eventos de feriados de três dias. O modelo utiliza um banco de dados com tarifas coletadas diariamente na Internet entre 2008 e 2010, para a maior cidade brasileira, São Paulo. Varella, Frazão e Oliveira (2017) é um outro estudo que investiga a precificação de companhias aéreas brasileiras, utilizando proxies para efeitos sazonais dentre as covariadas de um modelo de regressão. Os autores utilizam como controles um conjunto de variáveis dummies de dia da semana e do mês da compra e da partida do voo, além de dummies de datas de feriados nessas ocasiões. Por outro lado, Brito, Oliveira e Dresner (2021) utilizam uma abordagem mais geral de controle de sazonalidade em um modelo de precificação de companhias aéreas brasileiras, por meio de efeitos fixos temporais. Vide uma discussão geral sobre preços de passagens aéreas no Brasil em Resende & Oliveira (2023).

Cazanova, Ward e Holland (2014) investigam a persistência de hábitos no turismo, focando nos voos para a Flórida, e como eventos específicos e fatores sazonais influenciam as decisões de viagem dos consumidores. Eles analisam como os viajantes tendem a retornar ou não à Flórida, impulsionados não só por fatores econômicos, mas também por elementos como feriados, eventos significativos como o Daytona 500, e condições climáticas adversas. A pesquisa destaca a forte sazonalidade nas visitas à Flórida, com picos em março devido à pausa de primavera e uma queda em setembro, quando as aulas recomeçam. Os resultados também apontam evidências para o baixo impacto de furacões e incêndios na demanda por viagens aéreas domésticas, apontando para a resiliência do estado como destino turístico e a importância de compreender os padrões de viagem para otimizar o marketing e a gestão de destinos turísticos.

Zuidberg (2017) explora a relação entre sazonalidade e lucratividade nos aeroportos, identificando um ponto ótimo de sazonalidade que maximiza lucros. O estudo revela uma relação em forma de "U" invertido, evidenciando que níveis extremos de sazonalidade, tanto altos quanto baixos, podem afetar negativamente a lucratividade devido a custos operacionais flutuantes e problemas do tráfego aéreo. Essa descoberta sublinha a complexidade no gerenciamento da sazonalidade nos aeroportos, destacando a importância de uma gestão equilibrada para maximizar a eficiência e os lucros.

Merkert e Webber (2018) examinam a resposta das companhias aéreas à sazonalidade, enfocando a gestão estratégica de preços e capacidade. Propõem um modelo que, analisado por meio de dados de companhias aéreas internacionais, revela a necessidade de ajustar tanto tarifas

quanto ocupação mais significativamente durante picos sazonais. Os achados sugerem priorizar a otimização da ocupação em relação às tarifas no que tange ao enfrentamento das variações sazonais, mas destacam que não é isso que foi observado na prática, e assim oferecem sugestões de melhorias para o gerenciamento de receitas e a competição no setor aéreo. Claussen, Essling e Peukert (2018) investigam como a flexibilidade estratégica influencia a decisão das empresas de entrar em rotas com demanda flutuante, particularmente na indústria aérea dos EUA. Eles descobrem que mercados com alta variação de demanda atraem menos empresas, exceto aquelas que demonstram maior flexibilidade estratégica, as quais tendem a ingressar nesses ambientes voláteis com mais frequência. Este fenômeno é mais acentuado em situações onde a demanda é mais imprevisível, indicando o valor da adaptabilidade em cenários de incerteza.

Turrión-Prats e Duro (2018) desenvolvem metodologias para avaliar a sazonalidade no turismo na Espanha, aplicando essas técnicas para entender as tendências de mercado. Eles descobrem que, apesar do aumento geral na demanda turística desde 2008, a sazonalidade foi intensificada, com apenas três mercados responsáveis por grande parte dessa variação. A análise revela que os preços, as taxas de câmbio e, particularmente, os níveis de renda dos turistas são determinantes cruciais para explicar essas tendências de sazonalidade. Ridderstaat e Croes (2020) desenvolvem um arcabouço para analisar a sazonalidade no turismo, diferenciando os efeitos que ocorrem entre as temporadas dos que acontecem dentro de uma única temporada.

No contexto das Low-Cost Carriers (LCCs), Zou, Reynolds-Feighan e Yu (2022) constatam que uma maior sazonalidade está associada a uma menor utilização da frota, indicando que a diversificação geográfica das rotas pode mitigar esse impacto negativo. Essa descoberta é relevante para o planejamento estratégico das LCCs, que buscam otimizar a utilização de suas frotas enquanto enfrentam variações sazonais de demanda. Dobruszkes, Decroly e Suau-Sánchez (2022) identificam que pouco mais de um terço dos aeroportos ao redor do mundo apresenta alta sazonalidade, observando que esta tendência impacta menos os aeroportos de maior porte. Eles sublinham a importância de levar em conta fatores como o tamanho do aeroporto, condições climáticas e geografia local no estudo das variações sazonais no tráfego aéreo, ressaltando a complexidade da gestão aeroportuária e a necessidade de estratégias adaptativas.

III. MODELAGEM EMPÍRICA

A base de dados para a presente análise empírica encontra-se disponível no repositório de dados do Núcleo de Economia do Transporte Aéreo (NECTAR-ITA) no portal Harvard Dataverse. A base utilizada possui a denominação AVDATA-BR-CP, com o sufixo "CP" referindo-se a uma agregação dos dados da aviação brasileira em pares de cidade domésticos no Brasil (CP se refere a "city pairs"), em uma base com periodicidade mensal. A fonte principal é a Agência Nacional de Aviação Civil, ANAC. Os dados e variáveis utilizadas são descritos em detalhes em Oliveira (2024).

No que se segue, utilizamos comandos da linguagem do software Stata. As rotinas podem ser escritas em outras linguagens. O código está disponível para download em um arquivo do-file do Stata (Oliveira, 2024a). Iniciamos, assim, com a importação dos dados, utilizando o comando a seguir.

```
. import delimited
https://dataVERSE.harvard.edu/api/access/datafile/avd
atabr_cp_cae/8171526, case(preserve) clear
```

Apresentamos a seguir os resultados das análises e modelagens econôméticas realizadas a partir de uma amostra advinda da base completa importada. A amostra foi selecionada de modo a considerar os anos de 2013 a 2023 (este último, até novembro), referindo-se a pares de cidades domésticos com densidade suficiente para que o tamanho médio das aeronaves seja maior que 50 assentos e cujo número de observações seja superior a cinco anos (60 meses). Ao todo, o painel final é constituído por 487 pares de cidade e 131 períodos, possuindo 55,950 observações. As variáveis selecionadas da base de dados bruta original AVSTATS-BR-CP para serem utilizadas no modelo foram: price, km_great_circle_distance_jetfuel_price_org, nr_revenue_pax, market_concentration_hhi, e pc_load_factor, que são então transformadas e renomeadas para fins de utilização neste estudo.

A modelagem econômética final utiliza as seguintes variáveis geradas a partir dos dados originais: AirFare (regressando, preço médio das passagens aéreas; fonte: ANAC), FuelPrice (preço do combustível de aviação cobrado pelo produtor na região de origem do voo; fonte: Agência Nacional do Petróleo), PaxDens (passageiros pagos voados nos voos diretos entre as cidades; fonte: ANAC), MktConc (índice de concentração de mercado do par de cidades, construído a partir do número de passagens vendidas; fonte: ANAC), LoadFactor (fator de aproveitamento percentual médio das aeronaves dos voos diretos no par de cidades), Pandemic (dummy de evento de pandemia, refletindo o período entre fevereiro de 2020, em que houve o primeiro caso de Covid-19, até abril de 2022, quando o Ministério da Saúde declarou o fim da Emergência em Saúde Pública de Importância Nacional pela Covid-19), Trend (variável de tendência quinquenal). As variáveis monetárias encontram-se deflacionadas para refletir valores referentes ao mês de janeiro de 2024. Todas as variáveis contínuas foram transformadas em logaritmo. A Tabela 1 apresenta estatísticas descritivas das variáveis.

Tabela 1 – Estatísticas descritivas das variáveis

Variable	N	Mean	SD	Min	Max
AirFare	55950	6.25	0.40	4.11	8.29
Distance	55950	6.65	0.68	4.68	7.95
FuelPrice	55950	1.10	0.28	0.43	1.82
PaxDens	55950	8.63	1.47	2.20	12.98
MktConc	55950	8.61	0.39	7.80	9.21
LoadFactor	55950	4.33	0.15	2.57	4.61
Pandemic	55950	0.18	0.39	0.00	1.00
Trend	55950	1.10	0.62	0.02	2.18

Para efeito da criação das variáveis de sazonalidade, utilizou-se primeiramente os seguintes comandos:

```
. gen WintBreak = (Month==7)
. gen SummBrSearch = (Month==8 | Month==9 | Month==10 |
Month==11)
. gen SummBreak = (Month==12 | Month==1 | Month==2)
. gen LowSeason = (Month==4 | Month==5 | Month==6)
```

Foram, assim, criadas quatro dummies de períodos do ano: WintBreak (mês de julho, que tem férias escolares), SummBrSearch (meses entre agosto e novembro, marcados por intensa pesquisa de preços para viagens na alta estação de verão; é um período de muitas viagens a negócios devido à maior movimentação da economia típica do segundo semestre), SummBreak (alta estação de verão), e LowSeason (baixa estação, após o fim do verão). Note que o caso base das dummies é o mês de março (omitido). O procedimento econômético

utilizado foi a regressão linear com Múltiplos Efeitos Fixos (MFE) para a realização das regressões (no Stata, o comando utilizado foi o "reghdfe", de Correia, 2017). Em nosso caso, usamos efeitos fixos de par de cidades (CityPair). Como apenas uma dimensão é utilizada, temos o estimador de Efeitos Fixos tradicional. Os comandos utilizados para rodar as regressões são os seguintes:

```
. reghdfe AirFare FuelPrice PaxDens MktConc LoadFactor
Pandemic Trend, absorb(CityPair)
. est store WithoutSeas

. reghdfe AirFare FuelPrice PaxDens MktConc LoadFactor
Pandemic Trend WintBreak SummBrSearch SummBreak
LowSeason, absorb(CityPair)
. est store WithSeas
```

Os resultados das estimativas sem e com controles de sazonalidade encontram-se na Tabela 2. Para gerar a tabela, utilizamos a rotina "esttab", presente no pacote "estout", escrita por usuário (Jann, 2004):

```
. esttab WithoutSeas WithSeas, nocons nose not nogaps
noobs b(%9.4f) varwidth(14) brackets aic(%9.0fc)
bic(%9.0fc) ar2 scalar(N) sfmt(%9.0fc)
addnote("Notes: Fixed Effect estimation")
```

Tabela 2 – Modelos Sem e Com Controles de Sazonalidade

	(1)	(2)
	AirFare	AirFare
FuelPrice	0.2931***	0.2897***
PaxDens	-0.0888***	-0.0937***
MktConc	0.0854***	0.0859***
LoadFactor	0.3121***	0.2935***
Pandemic	-0.1674***	-0.1690***
Trend	0.0215***	0.0180***
WintBreak		-0.0009
SummBrSearch		0.0593***
SummBreak		0.0145***
LowSeason		-0.0452***
adj. R-sq	0.579	0.588
AIC	8,539	7,265
BIC	8,601	7,363
N	55,950	55,950

Notes: Fixed Effect estimation

* p<0.05, ** p<0.01, *** p<0.001

Os resultados apresentados na Tabela 2 são intuitivos e esperados ex-ante. Observamos que o preço do combustível (FuelPrice), a concentração de mercado (MktConc) e o fator de aproveitamento (LoadFactor) constituem determinantes que induzem aumento nos preços médios das passagens aéreas. Por outro lado, o volume de tráfego (PaxDens), ao gerar economias de escala ao nível da rota (economias de densidade), permitem às companhias aéreas repassar eficiências aos preços das passagens, o que resulta em um impacto redutor. Com relação à pandemia, os resultados da variável Pandemic sugerem uma redução em torno de 16 a 17% nos preços médios oferecidos aos passageiros, uma vez considerados constantes os demais fatores – em particular a densidade de tráfego, que reduziu vertiginosamente no período. Essa queda estimada nos preços pode ser indicativa de que as companhias aéreas adotaram estratégias de sobrevivência durante o período pandêmico. Por outro lado, observa-se uma tendência de longo prazo ao aumento dos preços (Trend), aproximadamente 2% a cada cinco anos. Esses resultados são todos estatisticamente significantes.

Por fim, a Tabela 1 nos permite analisar os resultados das variáveis focais do presente estudo, ou seja, a sazonalidade de

preços. Observa-se que tanto o período típico de verão (SummBreak), correspondente à alta temporada, quanto o período que o antecede (SummBrSearch), são caracterizados por preços acima da média. Em contraste, os demais períodos apresentam preços abaixo da média, especialmente o período de baixa temporada (LowSeason), no qual os preços com desconto são mais frequentemente oferecidos. Nota-se que o período de férias escolares de inverno (WintBreak) não foi estatisticamente significante, mas aponta para valores abaixo dos períodos de alta estação. Outro ponto importante a ser destacado é que o período de pesquisa de preços que antecede a alta temporada é caracterizado pelo maior aumento de preços ceteris paribus, de quase 6%, sendo superior até mesmo ao próprio período dentro da alta temporada. Isso pode indicar que a disponibilidade de passagens intraestação no verão é bastante limitada dado que uma grande parcela dos assentos nos melhores voos já foi preenchidos. Assim, muitas das passagens que são comercializadas nesse período já são as para a próxima estação do ano. Assim, o fato de existir alguma disponibilidade em horários e dias menos atraentes, além da proximidade do fim da alta estação e início da baixa, podem justificar o aumento não tão significativo de preços nesse período. Novamente deve-se levar em conta de que se trata de efeitos ceteris paribus, ou seja, mantidos todos os demais fatores constantes.

Na sequência, apresentamos os passos de um experimento simples e complementar ao que produziu os resultados apresentados na Tabela 2. Desta vez, o fenômeno da sazonalidade dessa vez é modelado de maneira um pouco mais granular. Nossa foco é dissecar o ciclo de aumento de preços, a começar por meses antes do início da alta estação, passando por ela, e atingindo a queda na baixa estação. Assim, substituímos as variáveis dummy de períodos agrupados do ano SummBrSearch, SummBreak, e LowSeason, por equivalentes mensais, utilizando indicadores de contagem do tempo: antes ("bef") e depois ("aft") do início da respectiva fase ao longo do ano. Assim, por exemplo, SummBreak_bef4 se refere ao quarto mês antes do início do verão (neste caso, agosto), SummBreak_bef3 indica setembro, e assim por diante. Da mesma forma, LowSeason_aft1 indica abril (caso base sendo março), e assim por diante. Março continua sendo o caso de referência das dummies. A ideia dessa abordagem de dummies mais granulares é dar uma visão da dinâmica dos preços ao longo do ano, considerando todos os demais fatores constantes. Abaixo segue o código do Stata utilizado para criar as respectivas dummies:

```
. gen SummBreak_bef4 = (Month==8)
. gen SummBreak_bef3 = (Month==9)
. gen SummBreak_bef2 = (Month==10)
. gen SummBreak_bef1 = (Month==11)
. gen SummBreak_aft0 = (Month==12)
. gen SummBreak_aft1 = (Month==1)
. gen SummBreak_aft2 = (Month==2)
. gen LowSeason_aft1 = (Month==4)
. gen LowSeason_aft2 = (Month==5)
. gen LowSeason_aft3 = (Month==6)
```

Neste novo experimento utilizamos novamente o estimador MFE/Efeitos Fixos. Abaixo segue o código utilizado na geração da regressões e exibição dos resultados:

```
. reghdfe AirFare FuelPrice PaxDens MktConc LoadFactor
Pandemic Trend WintBreak SummBreak_* LowSeason_*, absorb(CityPair)
.est store GranularSeas
.esttab GranularSeas, nocons nose not nogaps noobs
b(%9.4f) varwidth(14) brackets aic(%9.0fc)
bic(%9.0fc) ar2 scalar(N) sfmt(%9.0fc)
addnote("Notes: Fixed Effect estimation")
```

A Tabela 3 exibe os resultados obtidos.

Tabela 3 – Modelo com Sazonalidade Granular

	(1) AirFare
FuelPrice	0.2910***
PaxDens	-0.0941***
MktConc	0.0865***
LoadFactor	0.2950***
Pandemic	-0.1677***
Trend	0.0167***
WintBreak	-0.0008
SummBreak_bef4	0.0563***
SummBreak_bef3	0.0688***
SummBreak_bef2	0.0812***
SummBreak_bef1	0.0315***
SummBreak_aft0	0.0609***
SummBreak_aft1	-0.0156**
SummBreak_aft2	0.0020
LowSeason_aft1	-0.0492***
LowSeason_aft2	-0.0380***
LowSeason_aft3	-0.0482***
adj. R-sq	0.591
AIC	6,957
BIC	7,117
N	55,950

Notes: Fixed Effect estimation
* p<0.05, ** p<0.01, *** p<0.001

Os resultados das regressões são em seguida exibidos na forma de um gráfico de coeficientes, elaborado por meio da utilização da rotina "coefplot" (Jann, 2013). Esta abordagem permite uma análise comparativa direta do impacto dos coeficientes de sazonalidade nos períodos mencionados. O comando gerador do coefplot é o seguinte:

```
. coefplot GranularSeas, keep(WintBreak SummBreak_*
SummBreak_* LowSeason_*) xline(0, lcolor(green)
lpattern(dash)) scheme(s2color) level(95)
recast(connected) lpattern(longdash) lwidth(0.1)
```

A Figura 1 apresenta o gráfico de coeficientes gerado.

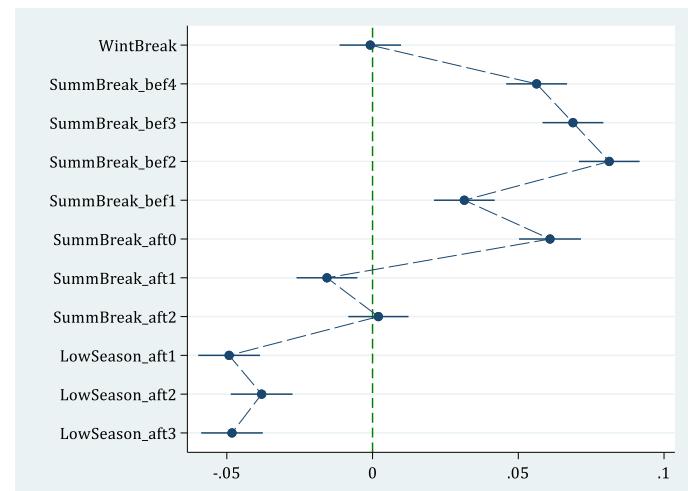


Figura 1 – Gráfico de Coeficientes de Sazonalidade de Preços

Os resultados apresentados na Tabela 3 e na Figura 1 corroboram as expectativas previamente estabelecidas, indicando que os preços das passagens aéreas iniciam uma ascensão progressiva cerca de quatro meses antes do início da alta estação, atingindo o pico em outubro (SummBreak_bef2), momento no qual, mantendo as demais variáveis constantes, observa-se um aumento aproximado de 8,1% nos preços. A

partir desse ponto, os preços tendem a estabilizar ou a apresentar um crescimento menos acentuado. Esse fenômeno já havia sido observado na Tabela 2. É importante destacar que, em novembro (SummBreak_bef1), o último mês completo antes do início do verão, o ritmo de aumento nos preços começa a arrefecer, sendo o menor coeficiente desse período. A presença de três feriados em novembro pode explicar esse resultado, sugerindo uma alteração no perfil dos passageiros que pesquisam passagens no período, dada a redução dos viajantes a negócios em feriados e consequente aumento da ociosidade das aeronaves. Isso pode exercer uma pressão moderadora sobre os aumentos de preços.

Com a chegada efetiva do verão, obtemos novamente indícios que começam algumas promoções de preços, com foco comercial no período posterior do ano. Destaca-se que esse ainda não é um período em que as companhias aéreas costumam trabalhar de maneira completa sua especificação para o resto do ano, dado que os sinais da economia ainda podem ser incertos até o final do Carnaval e antes das primeiras projeções econômicas. Com o início da baixa temporada, observamos que todos os coeficientes de LowSeason são negativos e estatisticamente significantes na Tabela 3. Dessa forma, a análise mais granular da sazonalidade confirma as observações anteriores da Tabela 2, reforçando a consistência dos padrões sazonais no comportamento dos preços das passagens aéreas.

Uma vez efetuado o estudo da sazonalidade média no período amostral, passamos ao nosso estudo de evento da pandemia. Em econometria, um "estudo de evento" é um método empírico para estimar o efeito causal de um fato relevante específico sobre uma variável de interesse. O fato relevante (evento) pode ser qualquer tipo de mudança exógena, como uma fusão de empresas, a introdução de uma nova política ou um desastre natural. A ideia central de um estudo de evento é comparar o comportamento da variável de interesse antes e depois do mesmo, controlando por outros fatores que podem influenciar essa variável. No estudo de evento deve ficar claro qual o período que caracteriza o fato relevante a ser estudado. No nosso caso, consistente com a configuração da variável Pandemic, consideramos o início da pandemia sendo o mês de fevereiro de 2020 (quando o primeiro caso de Covid-19 foi constatado no Brasil) e o final do período pandêmico sendo abril de 2022, quando o Ministério da Saúde declarou fim da Emergência em Saúde Pública de Importância Nacional pela Covid-19). Para efeito de análise, o período intra-pandêmico não foi considerado. Abaixo segue o código utilizado na geração da regressões do estudo de evento e para a exibição dos resultados. São realizadas duas regressões que capturam o efeito de sazonalidade granular.

```
*Before Pandemic
. reghdfe AirFare FuelPrice PaxDens MktConc LoadFactor
Pandemic Trend WintBreak SummBreak_* LowSeason_* if
YearMonth<=202001, absorb(CityPair)
. est store PrePandemic
*Post Pandemic
. reghdfe AirFare FuelPrice PaxDens MktConc LoadFactor
Pandemic Trend WintBreak SummBreak_* LowSeason_* if
YearMonth>202204, absorb(CityPair)
. est store PostPandemic
*show results table
. esttab PrePandemic PostPandemic, nocns nose not
nogaps noobs b(%9.4f) varwidth(14) brackets
aic(%9.0fc) bic(%9.0fc) ar2 scalar(N) sfmt(%9.0fc)
addnote("Notes: Dependent variable - AirFare" "Fixed
Effect estimation")
```

A Tabela 4 apresenta os resultados das regressões efetuadas. Pode-se ressaltar três resultados, afora a questão da

sazonalidade. O primeiro diz respeito ao coeficiente do combustível (FuelPrice), que é significativamente menor no período pós-pandemia comparado ao período pré-pandêmico. Isso sugere que as oscilações no preço do combustível são menos consideradas pelas companhias aéreas, sendo que provavelmente questões concorrentiais sejam a principal explicação para isso. Em segundo lugar, percebemos no período pós-pandêmico uma menor elasticidade dos preços em relação à taxa de ocupação das aeronaves (LoadFactor) do que no período pré-pandêmico. Essas mudanças podem ser devido à influência de outros fatores de custos que podem estar exercendo pressão sobre as empresas. E em terceiro lugar, e reforçando esses aspectos, é a reversão da tendência estimada (coeficiente de Trend). No período pré-pandêmico, a tendência de longo prazo era de queda de preços, aproximadamente 2,5% a cada cinco anos. No entanto, essa tendência foi revertida no período pós-pandêmico, com sinalização de aumentos nos preços médios ceteris paribus em torno de 23% a cada cinco anos. Essa tendência altista é forte, e possivelmente insustentável. Ela reflete o rápido crescimento da demanda nesse período, associado à recuperação da economia, mas com dificuldades na obtenção de novas aeronaves para atender a essa demanda. De fato, estaca-se a escassez de aeronaves no mercado de viagens global com a retomada das economias em todo o mundo. A escassez de aeronaves impede as companhias aéreas de adicionar capacidade para atender à demanda, o que pressiona os preços para cima. Isso pode ter causado a reversão observada do coeficiente da variável de tendência.

Tabela 4 – Estudo de evento: antes e depois da Pandemia

	(1)	(2)
	PrePandemic	PostPandemic
FuelPrice	0.1677***	0.0681*
PaxDens	-0.1608***	-0.1466***
MktConc	0.0889***	-0.0582***
LoadFactor	0.3020***	0.1889***
Trend	-0.0244***	0.2301***
WintBreak	0.0668***	-0.0293*
SummBreak_bef4	0.0822***	0.0688***
SummBreak_bef3	0.0878***	0.0876***
SummBreak_bef2	0.1178***	0.0559***
SummBreak_bef1	0.0686***	0.0313*
SummBreak_aft0	0.1107***	0.0546***
SummBreak_aft1	0.0263***	-0.0176
SummBreak_aft2	0.0181**	-0.0486**
LowSeason_aft1	-0.0265***	-0.1048***
LowSeason_aft2	-0.0125*	-0.0269*
LowSeason_aft3	-0.0138*	-0.0444**
adj. R-sq	0.647	0.722
AIC	-3,381	-2,558
BIC	-3,236	-2,439
N	37,441	8,373

Notes: Dependent variable - AirFare

Fixed Effect estimation

* p<0.05, ** p<0.01, *** p<0.001

Com relação à sazonalidade, os resultados das regressões foram novamente exibidos na forma de um gráfico de coeficientes, usando o seguinte comando:

```
. coefplot PrePandemic PostPandemic, keep(WintBreak
SummBreak_* SummBreak_* LowSeason_*) xline(0,
lcolor(green) lpattern(dash)) scheme(s2color)
```

O gráfico gerado encontra-se na Figura 1, que permite visualizar os padrões de sazonalidade de preços no setor de transporte aéreo no Brasil antes e depois da pandemia. Podemos perceber que, no pós-pandemia (vermelho), as férias de julho (WintBreak) apresentam movimento não estatisticamente significante de preços, ao contrário do período pré-pandêmico (azul), em que havia aumento relevante. Em relação aos

incrementos de preços usualmente notados antes do início da alta temporada, a partir de agosto (SummBreak_bef4), não se detectaram mudanças significativas entre os períodos. No entanto, à medida que a temporada alta se aproxima, e presumivelmente as aeronaves começam a atingir sua capacidade máxima e as vendas para o período de baixa temporada se iniciam, um padrão distinto e atípico emerge no contexto pós-pandêmico. Observa-se que os descontos tendem a ser mais acentuados, com coeficientes estimados tipicamente mais reduzidos e negativos, especialmente ao término da temporada alta e no primeiro mês da temporada baixa. Isso pode ser reflexo de uma possível alteração na composição dos passageiros (mix viagens a lazer-viagens a negócios) no período pós-pandêmico em relação ao período pré-pandêmico, o que pode ter levado às companhias aéreas a implementar estratégias de preços contracíclicos mais agressivas, com descontos mais significativos. Importante notar, entretanto, que esse resultado é ceteris paribus à tendência de longo prazo estimada pelo mesmo modelo, que é de forte alta.

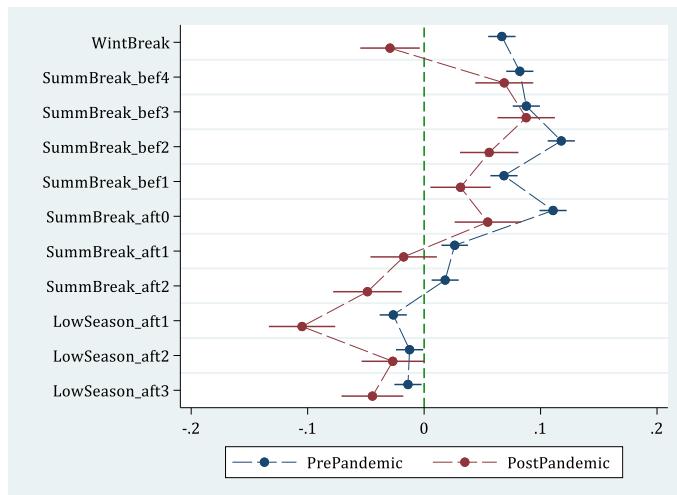


Figura 2 – Gráfico de Coeficientes do Estudo de Evento

Ainda na Figura 2, pode-se perceber que o aprofundamento de descontos observado no início da baixa temporada atenua-se conforme essa temporada avança, indicando que nos dois últimos meses (LowSeason_aft2 e LowSeason_aft3), a diferença entre o pré e o pós pandemia praticamente se dissipa, provavelmente pelo preenchimento mais rápido dos assentos promocionais nesse período.

V. CONCLUSÕES

O presente trabalho visou desenvolver uma modelagem econômétrica para investigar os padrões de sazonalidade de

preços do transporte aéreo doméstico no Brasil nos períodos pré e pós-pandêmicos da crise sanitária global provocada pela Covid-19. O estudo apontou mudanças relevantes nesses padrões e que se mostraram estatisticamente significantes nos modelos econôméticos. Em particular, foram apontadas tendências a uma maior concessão de promoções de preços na baixa temporada, mas em paralelo a uma tendência de longo prazo de forte aumento geral de preços. Essa maior discrepância entre preços de alta e baixa estação (concentração sazonal) pode ser possivelmente advinda da escassez de capacidade de assentos no período posterior à pandemia, bem como à nova composição do mix de passageiros vigente nos mercados domésticos.

Entender e estudar a sazonalidade de preços é essencial para empresas e consumidores, pois oferece insights valiosos sobre padrões de demanda e oferta ao longo do ano, permitindo a otimização de estratégias de compra, venda e marketing. Nesse contexto, os resultados do presente estudo possuem implicações de políticas corporativas para que as companhias aéreas efetuem avanços em seus Gerenciamento de Receitas forma a acomodar os efeitos sazonais de diferentes combinações de demanda de passageiros com viagens por motivos de lazer e viagens a negócios. Com o Gerenciamento de Receitas alinhado às pesquisas de mercado junto a consumidores, ações que visem criar maior estabilidade ao ciclo anual de demanda podem ser estabelecidas, com reforço de estratégias contra-sazonais proativas.

Como os resultados deste trabalho são reproduutíveis, com os dados utilizados e o código para geração dos modelos econôméticos disponibilizados online, recomendamos novos experimentos que aprofundem o conhecimento sobre esse tópico de pesquisa. Em particular, sugerimos um estudo de eventos que efetue a comparação de dados de um grupo de rotas de "tratamento" pós-pandêmico, talvez considerando economias locais que cresceram mais no período ou cidades que foram menos impactadas pela pandemia, comparando-as com dados de um grupo de "controle", menos afetado pelo evento. Sugerimos também o uso de efeitos fixos múltiplos (mais dimensões do Estimador MFE), como o uso de interações de sazonalidade com a região do país. Um estudo mais direto da relação entre rotas e aeroportos mais turísticos e a concentração sazonal também poderia ser feito. Por fim, estudos utilizando efeitos fixos de duas vias, que considerem efeitos idiossincráticos temporais, podem ser utilizados para entender melhor a reversão da tendência de longo prazo nos preços das passagens estimada pela presente abordagem.

AGRADECIMENTOS

O autor deseja agradecer à Fundação de Amparo à Pesquisa do Estado de São Paulo (FAPESP), concessão n. 2020-06851, ao Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico (CNPq), número de concessão 305439/2021-9. O autor também agradece aos colegas de ITA Mauro Caetano, Marcelo Guterres, Evandro Silva, Giovanna Ronzani, Rogéria Arantes, Cláudio Jorge Pinto Alves, Mayara Murça, Paulo Ivo Queiroz. Todos os erros são atribuídos ao autor.

REFERÊNCIAS

- Alshuqaiqi, A., & Omar, S. I. (2019). Causes and implication of seasonality in tourism. *Journal of Advanced Research in Dynamical and Control Systems*, 11(4), 1480-1486.
- Boffa, F., & Succurro, M. (2012). The impact of search cost reduction on seasonality. *Annals of Tourism Research*, 39(2), 1176-1198.
- Brito, I. R., Oliveira, A. V. M., & Dresner, M. E. (2021). An econometric study of the effects of airport privatization on airfares in Brazil. *Transport Policy*, 114, 338-349.
- Cazanova, J., Ward, R. W., & Holland, S. (2014). Habit persistence in air passenger traffic destined for Florida. *Journal of Travel Research*, 53(5), 638-655.
- Claussen, J., Essling, C., & Peukert, C. (2018). Demand variation, strategic flexibility and market entry: Evidence from the US airline industry. *Strategic Management Journal*, 39(11), 2877-2898.
- Dobruszkes, F., Decroly, J. M., & Suau-Sánchez, P. (2022). The monthly rhythms of aviation: A global analysis of passenger air service seasonality. *Transportation Research Interdisciplinary Perspectives*, 14, 100582.

- Garrigos-Simon, F. J., Narangajavana, Y., & Gil-Pechuan, I. (2010). Seasonality and price behaviour of airlines in the Alicante-London market. *Journal of Air Transport Management*, 16(6), 350-354.
- Guven, M., Calik, E., Cetinguc, B., Gologlu, B., & Calisir, F. (2019). Assessing the effects of flight delays, distance, number of passengers and seasonality on revenue. *Kybernetes*, 48(9), 2138-2149.
- Halpern, N. (2011). Measuring seasonal demand for Spanish airports: Implications for counter-seasonal strategies. *Research in Transportation Business & Management*, 1(1), 47-54.
- Jann, B. (2014). Plotting regression coefficients and other estimates. *The Stata Journal* 14(4): 708-737.
- Kraft, S., & Havlíková, D. (2016). Anytime? Anywhere? The seasonality of flight offers in Central Europe. *Moravian Geographical Reports*, 24(4), 26-37.
- Law, R., Leung, R., Guillet, B. D., & Lee, H. A. (2011). Temporal changes of airfares toward fixed departure date. *Journal of Travel & Tourism Marketing*, 28(6), 615-628.
- Merkert, R., & Webber, T. (2018). How to manage seasonality in service industries—the case of price and seat factor management in airlines. *Journal of Air Transport Management*, 72, 39-46.
- Narangajavana, Y., Garrigos-Simon, F. J., García, J. S., & Forgas-Coll, S. (2014). Prices, prices and prices: A study in the airline sector. *Tourism Management*, 41, 28-42.
- Oliveira, A. V. M. (2024) AVDATA-BR: Uma base de dados aberta do transporte aéreo brasileiro. *Communications in Airline Economics Research*, n. 10011. Center for Airline Economics, S. J. Campos, Brazil.
- Oliveira, A. V. M. (2023). Voar é para muitos. Os negócios das companhias aéreas e a popularização das viagens de avião no Brasil. Editora da PUCRS.
- Perera, S., & Tan, D. (2019). In search of the “Right Price” for air travel: First steps towards estimating granular price-demand elasticity. *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, 130, 557-569.
- Póvoa, H., & Oliveira, A. V. M. (2013). Econometric analysis to estimate the impact of holidays on airfares. *Journal of Transport Literature*, 7, 284-296.
- Resende, C. B., & Oliveira, A. V. M. (2023). Viagens de avião e inflação. In A. V. M. Oliveira (Org.), *Voar é Para Muitos - Os Negócios das Companhias Aéreas e a Popularização das Viagens de Avião no Brasil* (1^a ed., pp. 81-92). Porto Alegre: Editora Universitária da PUCRS (EDIPUCRS).
- Reynolds-Feighan, A., Zou, L., & Yu, C. (2022). Seasonality in European and North American Air Transport Markets: Network Structures and Implications for Airline Performance and Recovery. *Transportation Journal*, 61(3), 284-304.
- Ridderstaat, J., & Croes, R. (2020). A framework for classifying causal factors of tourism demand seasonality: An interseason and intraseason approach. *Journal of Hospitality & Tourism Research*, 44(5), 733-760.
- Rosselló, J., & Sansó, A. (2017). Yearly, monthly and weekly seasonality of tourism demand: A decomposition analysis. *Tourism Management*, 60, 379-389.
- Soysal, G. P., & Krishnamurthi, L. (2012). Demand dynamics in the seasonal goods industry: An empirical analysis. *Marketing Science*, 31(2), 293-316.
- Turrión-Prats, J., & Duro, J. A. (2018). Tourist seasonality and the role of markets. *Journal of Destination Marketing & Management*, 8, 23-31.
- Vergori, A. S., & Arima, S. (2022). Transport modes and tourism seasonality in Italy: By air or by road?. *Tourism Economics*, 28(3), 583-598.
- Zou, L., Reynolds-Feighan, A., & Yu, C. (2022). Airline seasonality: An explorative analysis of major low-cost carriers in Europe and the United States. *Journal of Air Transport Management*, 105, 10227.
- Zuidberg, J. (2017). Exploring the determinants for airport profitability: Traffic characteristics, low-cost carriers, seasonality and cost efficiency. *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, 101, 61-72.

CÓDIGOS E DADOS ABERTOS

- Correia, S. (2016). FTOOLS: Stata module to provide alternatives to common Stata commands optimized for large datasets. Statistical Software Components S458213, Boston College Department of Economics, revised 21 Aug 2023. Disponível em <https://ideas.repec.org/c/boc/bocode/s458213.html>.
- Correia, S. (2017). REGHDFE: Stata module for linear and instrumental-variable/gmm regression absorbing multiple levels of fixed effects. Statistical Software Components S457874, Boston College Department of Economics. Disponível em: <https://ideas.repec.org/c/boc/bocode/s457874.html>
- Jann, B. (2004). ESTOUT: Stata module to make regression tables. Statistical Software Components, Boston College Department of Economics, revised 12 Feb 2023. Available at <https://ideas.repec.org/c/boc/bocode/s439301.html>.
- Jann, B. (2013). COEFPLOT: Stata module to plot regression coefficients and other results. Statistical Software Components, Boston College Department of Economics, revised 25 Feb 2023. Available at <https://ideas.repec.org/c/boc/bocode/s457686.html>.
- Oliveira, A. V. M. (2024a). Airline price seasonality. Stata do-file. Available at https://github.com/avmoliveira/avdatabr/blob/main/caer10021_season.do.
- Oliveira, A. V. M. (2024b). AVDATA-BR - Brazilian Aviation Data, Harvard Dataverse. Available at <https://doi.org/10.7910/DVN/CRYXUZ>.
- Oliveira, A. V. M. (2024c). AVDATA-BR-CP - Brazilian Aviation Data - City-Pair Level, Harvard Dataverse. Available at https://dataverse.harvard.edu/api/access/datafile/avdatabr_cp_cae/8171526.
- Wolfe, F. (2002). FSUM: Stata module to generate and format summary statistics. Statistical Software Components, Boston College Department of Economics, revised 06 May 2014. Available at <https://ideas.repec.org/c/boc/bocode/s426501.html>.

"Communications in Airline Economics Research" (CAER) é uma iniciativa do Núcleo de Economia do Transporte Aéreo (NECTAR-ITA). Essa publicação tem como propósito ser uma plataforma de treinamento para pesquisadores, preparando-os para elaborar estudos e pesquisas científicas. Os trabalhos publicados na CAER são desenvolvidos seguindo padrões rigorosos de científicidade e reprodutibilidade, submetidos a uma avaliação interna criteriosa, mas não passam por revisão externa por pares. Visa também ser um canal para a divulgação das rotinas de pesquisa do núcleo, seus focos investigativos e abordagens pedagógicas. Possibilita ao núcleo atuar como um think tank, elaborando análises críticas sobre temas relevantes do setor aéreo brasileiro. Um dos seus objetivos principais é promover o acesso às bases de dados sobre a aviação comercial brasileira, coletadas e gerenciadas internamente a partir de fontes oficiais. Essa abertura visa incentivar o uso desses dados em outras pesquisas acadêmicas, potencializando a produção científica nacional na área de Economia do Transporte Aéreo e disponibilizando recursos para pesquisadores ao redor do mundo.