

Pandemia com efeitos permanentes: evidências do mercado do cinema

Mario Sergio de Lima Filho

Orientação: João Paulo Pessoa

Escola de Economia de São Paulo

Junho 2024

Sumário

Sumário	2
1 Introdução	3
2 Dados	4
2.1 ANCINE e TMDB	4
2.2 Distribuidoras e Exibidoras	6
2.3 Base Pandemia e Demais bases	6
2.4 Descritivas	7
3 Método	10
3.1 Regressão a ser estimada	10
3.2 As duas técnicas	10
4 Resultado	12
5 Heterogeneidades	13
6 Próximos passos	15
6.1 Práticos	15
6.2 Econométricos	16
6.3 Informacionais	16
7 Conclusão	16
REFERÊNCIAS	17

1 Introdução

O cinema, como forma de arte e entretenimento, exerce um fascínio duradouro sobre as pessoas ao redor do mundo. É uma poderosa ferramenta de contar histórias que combina elementos visuais, sonoros e narrativos para criar experiências imersivas e emocionantes. Pois quem nunca quis ter um amigo como o E.T., sentiu medo de estar em *Show de Truman*, se inspirou com *Rocky*, quis lutar como *Rambo* ou até aproveitar a vida como *Ferris Bueller*. Os filmes oferecem uma janela para realidades alternativas, explorando temas universais como amor, coragem, e conflito, enquanto também provocam reflexões profundas sobre a condição humana e a sociedade. Com suas capacidades únicas de emocionar, educar e inspirar, o cinema continua a ser uma fonte inesgotável de prazer e aprendizado para milhões ao redor do globo.

Porém, a pandemia de COVID-19, deflagrada no início de 2020, provocou uma das maiores crises globais da história recente, afetando profundamente todos os aspectos da vida humana. Dentre os inúmeros setores impactados, o cinema sofreu uma transformação radical, evidenciando tanto a fragilidade quanto a resiliência da indústria cinematográfica diante de um cenário de isolamento social e incerteza. Esta alteração da COVID-19 pode ter sido deflagrada por diferentes canais como por exemplo o aumento da preferência dos indivíduos quanto ao consumo em *streaming*, o aumento no preço dos ingressos ou até na redução da satisfação em ir ao cinema.

Desta maneira, as externalidades positivas causadas pelo cinema, também estariam sendo impactada. Uma geração de jovens construídas sem o arcabouço da sétima arte pode alterar características sociais e até cognitivas entre eles. Deste modo, este trabalho busca tentar entender se a pandemia do Corona vírus terá consequências permanentes ou passageiras quanto ao olhar do consumidor às telonas.

O que encontramos nesse primeiro esboço é que o público cinematográfico está longe de atingir os níveis anteriores a pandemia. Além disso, encontramos que esta recuperação esta ocorrendo de forma bastante lenta e que pode sim significar uma alteração nas preferências dos indivíduos quanto ao consumo do cinema ou não, o que implicaria uma não recuperação deste mercado. Também exploro diferentes heterogeneidades para tentar mapear melhor esta questão.

A literatura que relaciona efeitos da pandemia no cinema ainda é bastante prematura, entretanto, a literatura sobre a estimação da demanda no cinema é bastante consolidada. Como exemplos disso temos (CLEMENT; WU; FISCHER, 2013) que estima uma demanda e uma oferta dentro do mercado cinematográfico utilizando variáveis instrumentais. Além disso, (DEUCHERT; ADJAMAH; PAULY, 2005) apresenta essa demanda cinematográfica focada para indicações importantes de premiações e seus impactos na demanda dos filmes.

A literatura robusta de estimação de demanda também auxilia este trabalho. Como

exemplo temos o guia de Organização Industrial (BERRY; HAILE, 2024) que mostra o passo a passo e os principais cuidados para estimar uma demanda. Exemplos de bons artigos no tema de demanda e mercado não faltam como (CORBI; SANCHES, 2023) que estima a demanda quanto a questões religiosas e (COSTA; NUNES; SANCHES, 2021) que estima uma demanda focada no mercado de trabalho de físicos.

Sendo assim, este trabalho se estrutura da seguinte maneira. A seção 2 abordará os dados e desafios da montagem de uma base consolidada, a seção 3 abordará quais técnicas econométricas serão utilizadas e por que, a seção 4 e 5 os resultados e suas heterogeneidades e a seção 6 resume os próximos passos que seguirei com este trabalho.

2 Dados

Nesta seção, destacarei as principais base de dados que foram utilizadas, além de detalhar melhor como foi o processo de união entre estas bases.

2.1 ANCINE e TMDB

No site oficial da Ancine podemos encontrar informações sobre as características dos filmes lançados no cinema brasileiro desde 2009, sendo estes lançamentos ou não. As principais informações é o nome do filme, nome do diretor (declarado pelo autor do filme), gênero, se é relançamento ou não e etc. Entretanto, a variável fundamental foi o código CPB/ROE. O código CPB (certificado de produto brasileiro) é um código de identificação que todo o filme nacional tem, o ROE é para filmes estrangeiros.

Pensando nisso, ainda é necessário mais variáveis contendo diferentes características dos filmes. Para isso é necessário fazer o link entre a base disponibilizada pela ANCINE e a base TMDB.

TMDB, ou The Movie Database, é uma base de dados online sobre filmes, programas de TV e conteúdo relacionado ao entretenimento. É uma plataforma colaborativa onde usuários podem adicionar, editar e atualizar informações sobre uma vasta gama de produções audiovisuais. A TMDB é amplamente utilizada por desenvolvedores de aplicativos, serviços de *streaming* e outros serviços relacionados ao cinema e à televisão para fornecer dados detalhados sobre títulos de filmes e séries. Portanto, é necessário realizar o link para tal.

Para isso, diferentes técnicas foram utilizadas para conseguir conectar cada ROE com cada código de identificação do TMDB. Para isso, dentro da API da base do TMDB, tem a função de procurar filme, então apliquei o nome do filme que está na base da ANCINE e selecionei o primeiro que aparecia, em sequência apliquei o índice de *Jaccard*¹ utilizando com o nome dos diretores para garantir que o filme capturado por primeiro

¹ A similaridade de *Jaccard*, também conhecida como índice de *Jaccard*, é uma métrica utilizada para

era de fato o filme que estava na base ANCINE, os filmes que tinham índice de *Jaccard* superior a 0,6 eram considerados satisfatórios.

Com essa técnica, dos 3786 filmes lançados e registrados pela ANCINE, 84.33% encontramos seu correspondente na base TMDB. Para os demais filmes repeti o processo com o índice de *Jaccard* só que dessa vez aplicava dentre todos os filmes que apareciam e não mais no primeiro selecionado, com isso a taxa de "matching" entre as duas bases subiu para 90%. Ao final, com os filmes ainda não recuperados, apliquei o processo inverso em que procurava o nome do diretor e selecionava o filme que mais se assimilava com o nome do filme na base da ANCINE. Com isso, a taxa de "matching" entre as duas bases foi de 95,56%.

Desta maneira, com os 3618 filmes selecionados, era possível selecionar as variáveis de interesse com a vasta base do TMDB. Uma tabela com as variáveis que estarão nesse trabalho se encontra abaixo

Variável	Fonte	Nome
Lugares disponíveis	EXIBIDORA	Tamanho_Sala
Lugares ocupados	EXIBIDORA	Presenca_Sala
Se é final de semana ou não	EXIBIDORA	Final_de_Semana
Efeito fixo da qualidade da sala	EXIBIDORA	REGISTRO_SALA
Município da sala	EXIBIDORA	Municipio
Nome do Filme (no Brasil)	ANCINE	nomeBRA
Diretor	TMDB	Diretor
Duração do filme	TMDB	Duracao_Filme
Dummy se o filme é brasileiro	ANCINE	Brasileiro
Dias após o lançamento	TMDB	Dias_pos_lancamento
Distância entre lançamento ORIG e BR	TMDB	Delay_lancamentoBR
ROE	ANCINE	CBP_ROE
id	TMDB	id
Data da sessão	EXIBIDORA	Data
Dummy se o filme é USA	EXIBIDORA	Americano
Data de lançamento filme	TMDB	releaseORIG
Data de lançamento no Brasil	ANCINE	releaseBRA
País do filme	EXIBIDORA	PAIS_OBRA
Registro do grupo exibidor	EXIBIDORA	REGISTRO_GRP_EXIBIDOR
Registro do exibidor	EXIBIDORA	REGISTRO_EXIBIDOR
Estado da sala	EXIBIDORA	UF
Registro do cinema	EXIBIDORA	REGISTRO_COMPLEXO

quantificar a similaridade entre dois conjuntos de dados. Ela é amplamente usada em áreas como mineração de dados, aprendizado de máquina, análise de texto e bioinformática. O índice de *Jaccard* mede a proporção de elementos comuns entre dois conjuntos em relação ao total de elementos únicos combinados nesses conjuntos.

2.2 Distribuidoras e Exibidoras

Na tabela acima, percebe a presença de variáveis que tem como fonte a "EXIBIDORA", essa subseção se justifica a explicar essa outra base de dados. No cinema, simplificamos todo o processo da produção do filme conforme um triângulo entre produtora, distribuidora e exibidora. A produtora é a responsável pela produção do filme, desde o aspecto da contratação do diretor até a organização de orçamento, custos de produção e etc. Produzido o filme, o próximo passo é passar para uma distribuidora que irá comprar os direitos do filme, estabelecer a estratégia de exibição, negociar a venda do filme, agir com ação de Marketing e etc. A distribuidora negocia com a exibidora que irá alocar os filmes em salas de cinema definindo preços e quantidade de telas exibidas (fator essa que pode ser negociado com a distribuidora).

No Brasil, a distribuidora e a exibidora são obrigadas a tornar públicas as informações quanto a cada sessão de cinema que tenha ocorrido. Nesse sentido, temos duas bases de dados que registram cada sessão de cinema com informações quanto a público, distribuidora, exibidora, CEP, endereço, tamanho da sala, facilidades que a sala detém e etc. Idealmente é para essas duas bases serem semelhantes, entretanto, alguns fatores distinguem ambas as bases.

Para começar, na prática, a base disponibilizada pela distribuidora é dada mensalmente e começa em junho de 2014, já a base disponibilizada pela exibidora é dada semanalmente, porém, mesmo que tenha iniciado em 2014, só vai ter dados correntes a partir de 2016.

Outra principal diferença é que a base disponibilizada pela exibidora é maior, contendo praticamente o dobro de observações se compararmos com a base da distribuidora. O motivo disso é que a base da distribuidora acumula as sessões de mesmo filme na mesma sala, ou seja, se, em um mesmo dia, o mesmo filme foi visto 3 vezes na mesma sala, na base da exibidora teremos 3 informações diferentes, já na base da distribuidora teremos 1 só, com o público somado.

Por fim, outra diferença é que algumas salas não estão em uma base e outras não estão na outra, isso ocorre pois há facilidades que operam sem exibidoras e há facilidades que operam sem distribuidoras, no Anexo mostro quais salas de cinema são essas e se são relevantes para a nossa base.

Deste modo, será utilizado nesse artigo a base pela exibidora, pois mais cinemas tem exibidora do que tem distribuidora. Além disso, a base da exibidora é mais acurada quanto as informações prestadas.

2.3 Base Pandemia e Demais bases

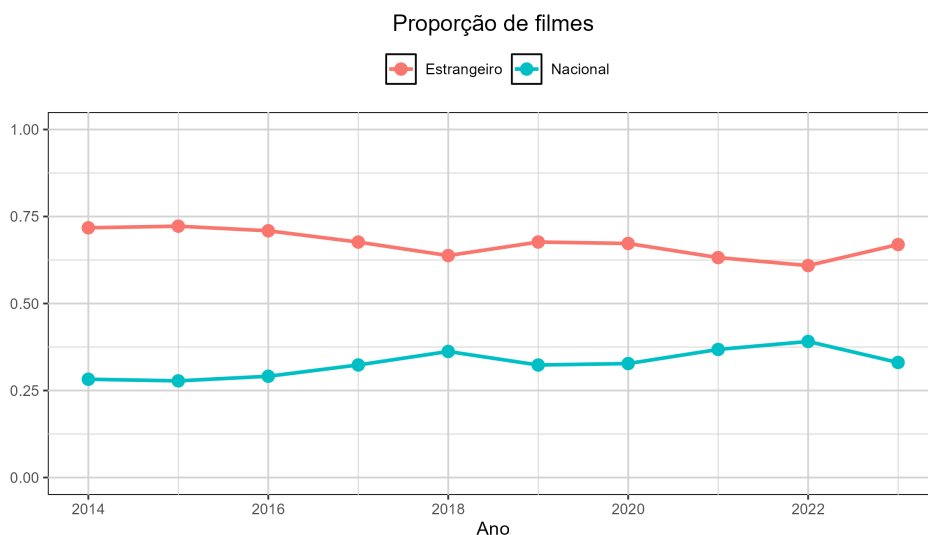
Para a questão da pandemia, vou, por enquanto, abordar uma estratégia mais simples. Utilizarei a data 01/04/2020 como um divisor do período anterior a pandemia do período

pós pandemia, assim, utilizarei uma *dummy* com essa data sendo a data de corte. Para momentos que abordarei o fim da pandemia, estou usando a data de 01/01/2023 para isso.

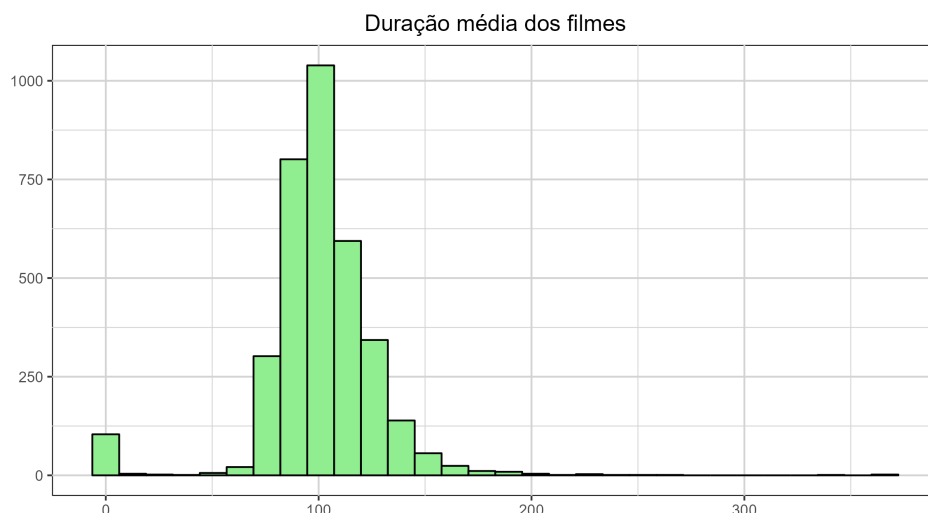
Na seção Próximos Passos 6, abordo as variáveis que planejo utilizar para rebuscar a identificação da pandemia. Além disso, também vou abordar outras bases que serão utilizadas para capturar mais variáveis dos filmes.

2.4 Descritivas

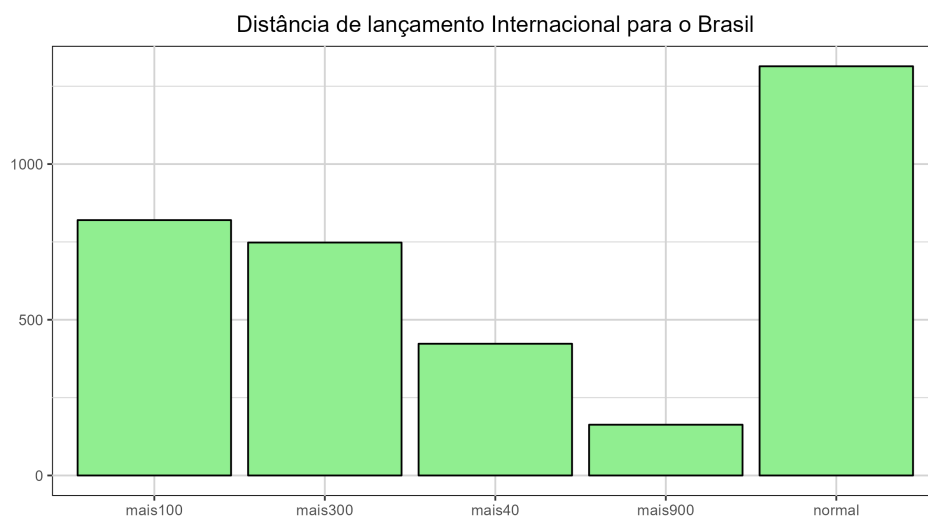
Com isso, ficamos com uma base final que contém 24 milhões de observações (sendo essas as 24 milhões de sessões de cinema que ocorreram desde 2014), contendo 22 variáveis (que contém tanto variáveis da sessão, quanto do filme, quanto da pandemia). Deste modo, interessantes estatísticas descritivas podem ser analisadas.



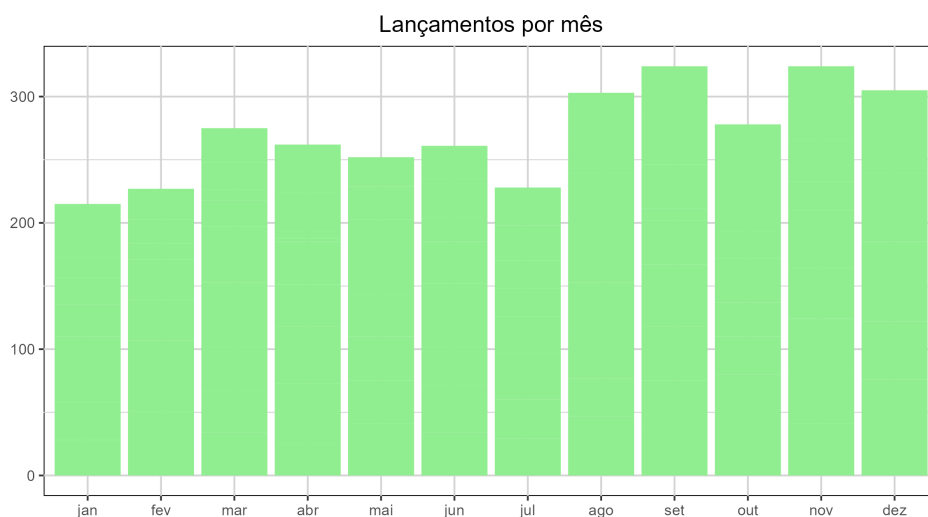
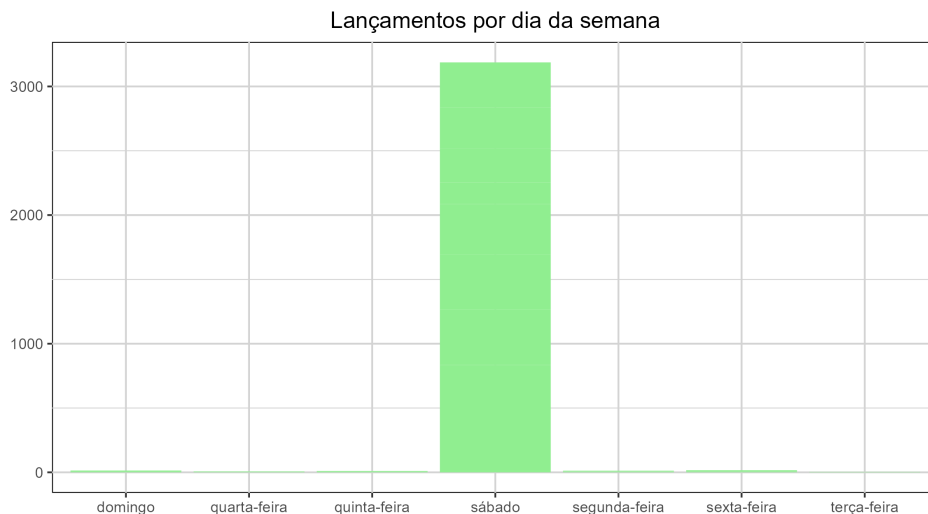
A primeira característica a ser analisada é quanto a proporção de filmes nacionais produzidos, como nos mostra a figura 2.4 acima. O que podemos ver é que filmes estrangeiros são exibidos o dobro se comparados com filmes nacionais, e, podíamos ver um certo aumento da proporção de filmes nacionais, entretanto, com a pandemia, essa proporção volta a abaixar.



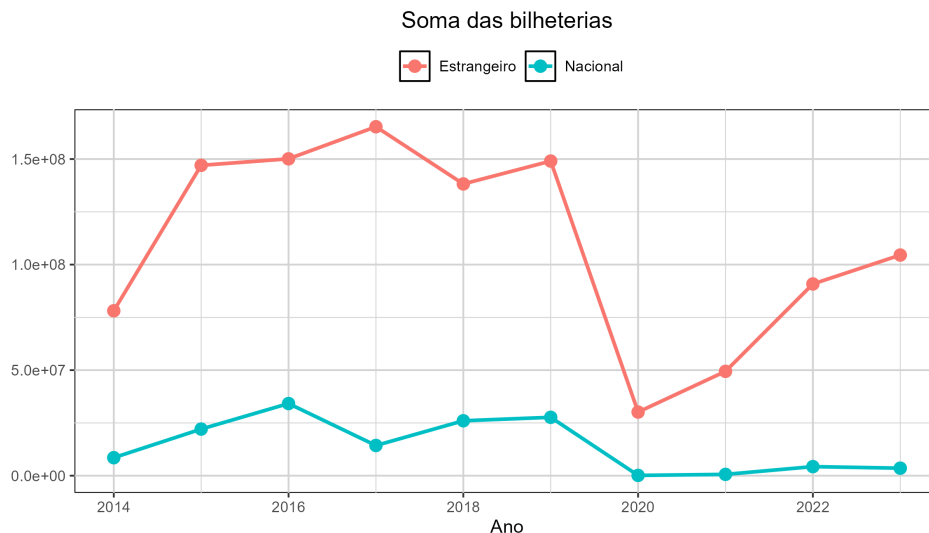
Outra questão quanto a duração do filme nos mostra que a maioria dos filmes residem próximos de 2 horas, entretanto, o que é interessante deste gráfico é a quantidade de filmes que não tem as suas horas registradas na base do TMDb, provavelmente, são filmes de produção nacional e pouca visibilidade.



Outra variável importante a ser utilizada é quanto a diferença de lançamento no exterior para o caso brasileiro. O que pode ser visto é que essa diferença raramente supera os 40 dias, entretanto, há um número considerado de filmes que demoram mais de 300 dias para lançar aqui em comparação com lançamento internacional. Provavelmente, estes são filmes de origem não americana, que tem seus lançamentos ocorridos em festivais.



Estes dois últimos gráficos já evidenciam possíveis sazonalidades, o que podemos ver é que a data de lançamento dos filmes é quase que exclusividade dos dias de sábado. Essa informação é conflitante com os relatos de críticos que apontam que o dia de lançamento oficial de filmes é na quinta-feira. Sobre a variação mensal percebemos que o final do ano é o período em que mais filmes são lançados. O que é curioso deste gráfico é o baixo nível de filmes produzidos em janeiro, período de férias no calendário oficial escolar. A justificativa disso é o Oscar, que fecha a janela de candidatura de filmes em dezembro, portanto, filmes lançados em janeiro só concorrerão no Oscar de 13 meses após, causando um possível "esquecimento" por parte dos críticos, o que desincentiva a produção de filmes nesse mês. Na seção Resultado 4 veremos que, mesmo com menos lançamentos, janeiro é um mês de alto público.



Por fim, podemos ver a renda agregada da bilheteria dos filmes. O que já fica nítido nesse gráfico é a queda brusca que ocorre no ano de 2020. Além disso, este gráfico aparente que a recuperação por meio do mercado de produções estrangeiras esta sendo bem mais veloz do que no caso de produções nacionais.

3 Método

Nesta seção, destacarei as duas técnicas que serão utilizadas para medir se o efeito pandemia aparenta ser passageiro ou se ele caminha para ser uma mudança de preferências do indivíduo na sociedade.

3.1 Regressão a ser estimada

Para iniciar, por estar tratando de dados em painel, a regressão a ser estimada é a seguinte:

$$Lugares_Ocupados_{jit} = \beta_0 + \beta_1 \cdot Pandemia_{jit} + \beta_2 \cdot Filme_j + \beta_3 \cdot Sessao_{jit} + \beta_4 \cdot Mes_t + \epsilon_{ijt}$$

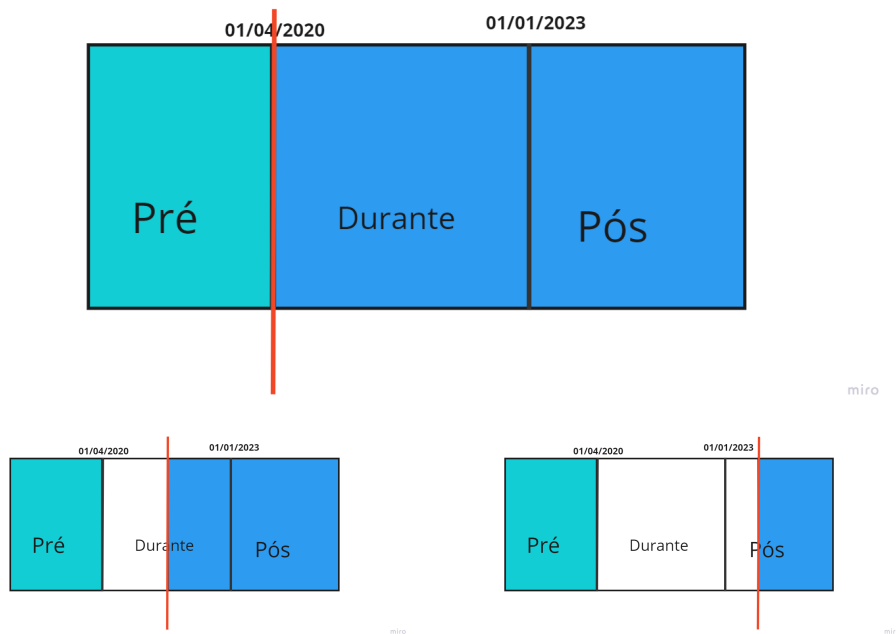
O vetor $Lugares_Ocupados_{jit}$ contém a lotação da sessão disponibilizada no cinema i , no dia t passando o filme j . A matriz $Sessao_{jit}$ contém informações quanto a características da sessão, como tamanho da sala, acessibilidade da sala, efeito fixo quanto ao cinema, a exibidora, e etc. A matriz $Filme_j$ contém características do filme, como duração, diretor, se contém atores famosos, gênero e etc. A *dummy* $Pandemia$ indica se a sessão ocorreu antes ou após a pandemia.

3.2 As duas técnicas

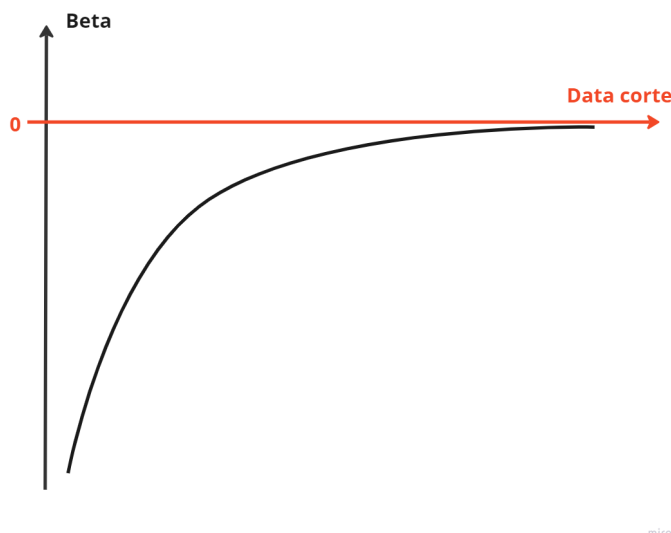
Deste modo, irei utilizar regressão acima de duas formas distintas. A primeira delas, eu irei excluir da minha base de dados o período da pandemia (entre abril de 2020 e

janeiro de 2023), em seguida rodarei a regressão. Desta maneira, se o valor de β_1 for menor do que 0, saberemos que após a pandemia, o efeito, aparentemente, ainda persiste. Porém, a questão a se perguntar é "Mas alguma hora vai deixar de existir esse efeito?"

Pensando nisso que realizarei a segunda técnica. Para isso irei realizar uma série de regressões. Na figura abaixo tenho uma restrição simples da base de dados. A barra vermelha é o corte para qual períodos a frente é considerado pandemia e períodos anteriores são considerados não pandemia. Com o passar do tempo, vou mover a barra vermelha para a direita e excluir o período que foi deixado para trás. Desta maneira, vou coletando os β 's.



A ideia principal é que, caso o efeito da pandemia seja passageiro, estaríamos vendo os betas em direção ao eixo x, como na figura abaixo. Agora, caso os β 's não estejam tomando essa direção, poderemos suspeitar de que a pandemia foi uma alteração na preferência dos indivíduos.



4 Resultado

Com essas informações postas podemos partir para os resultados encontrados. O primeiro resultado a ser exposto aqui é a regressão citada na seção Método só que para duas bases diferentes, uma que não contém o período pós pandemia e outra que não contei o período da pandemia. O resultado pode ser visto na tabela abaixo:

	<i>Dependent variable:</i>	
	Presenca_sala	
	(1)	(2)
Pandemia	-21.747*** (0.040)	-13.985*** (0.048)
Tamanho_sala	0.132*** (0.0002)	0.141*** (0.0002)
Dia_pos_lancamento	-0.019*** (0.0003)	-0.032*** (0.0005)
Brasileiro	0.158** (0.072)	0.526*** (0.079)
Americano	5.273*** (0.055)	5.851*** (0.063)
duracao_filme	0.405*** (0.001)	0.361*** (0.001)
delay_lancamentoBR	0.0003*** (0.00002)	0.001*** (0.00003)
Observations	6,231,648	5,659,196
Residual Std. Error	44.586 (df = 6231629)	46.388 (df = 5659177)
F Statistic	66,821.640*** (df = 18; 6231629)	51,973.050*** (df = 18; 5659177)

Note:

*p<0.1; **p<0.05; ***p<0.01

O que podemos ver aqui é que o efeito da pandemia ainda persiste mesmo pós 2023. Isso pode decorrer de diversos motivos, seja um período de ainda medo do Covid-19, seja um aumento de preços pós pandemia, seja por um decaimento na qualidade das obras pós pandemia, e etc. O que evidenciamos aqui é que a pandemia deixou resquícios, a questão é se eles permanecerão.

Para isso mostrarei o resultado da segunda abordagem que será utilizada nesse trabalho. O resultado da segunda abordagem pode ser visto na figura abaixo.

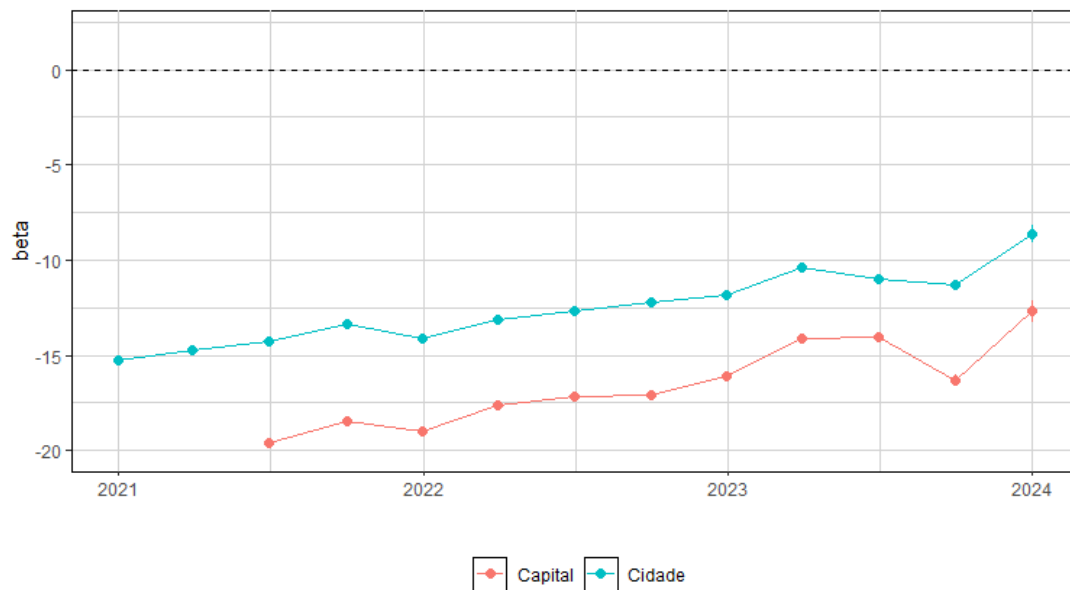


O que podemos concluir é que, nitidamente, os valores dos β 's estão distantes da sua plena recuperação, porém, vale ressaltar que vemos uma lenta recuperação em direção ao eixo x. Isso nos aponta que, por mais que os efeitos da pandemia ainda são severos, ele parece estar caminhando para a nulidade, entretanto, é cedo para concluir qualquer coisa.

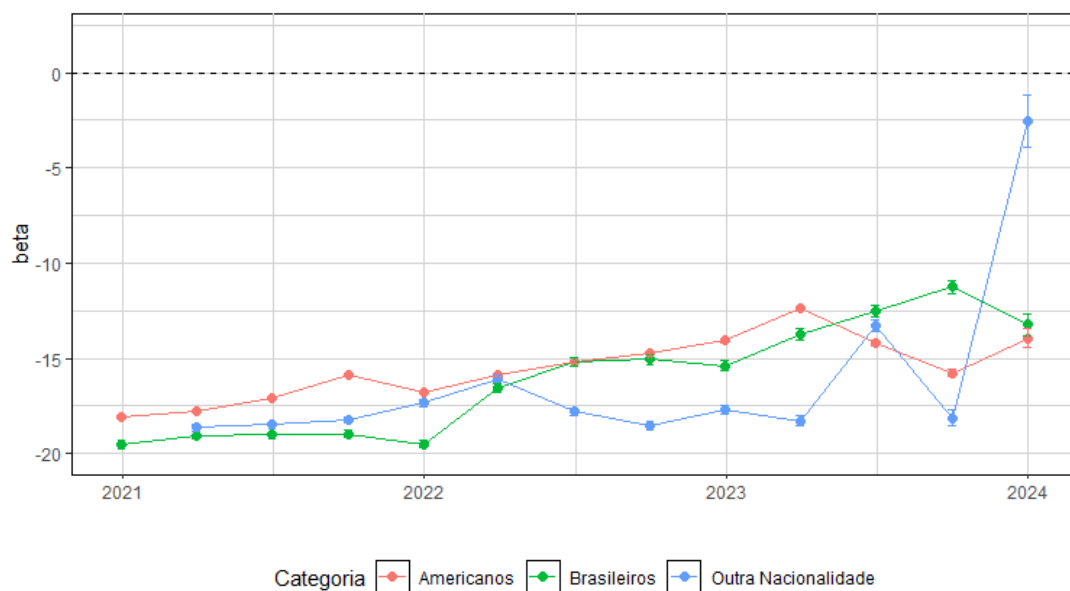
5 Heterogeneidades

Por fim, destacarei algumas heterogeneidades para tentar mapear se essa lentidão da recuperação pós pandemia se dá em algum caso específico de produção cinematográfica. As heterogeneidades destacadas aqui serão: (i) País de origem da obra (ii) Capital (iii) Tamanho das salas.

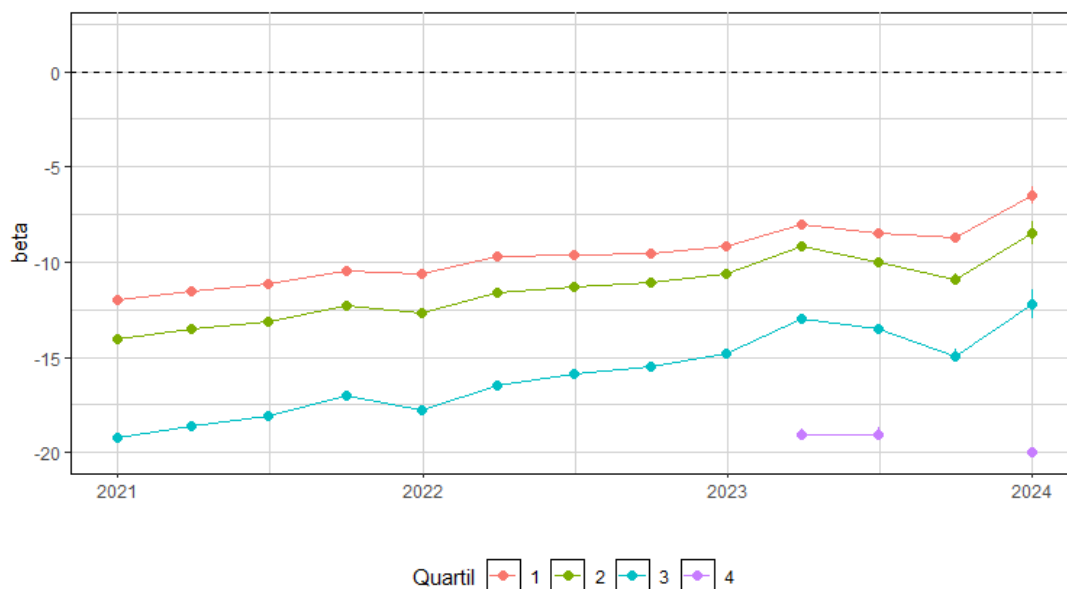
No gráfico abaixo podemos ver que o efeito da pandemia é nitidamente superior nas capitais do que nas cidades. A razão decorrente disso é que residir na capital, em que um maior número de pessoas habitam, causa maior incerteza quanto a possibilidade de pegar COVID-19 ou não, fazendo com que as pessoas permaneçam em casa em maiores níveis do que nas demais cidades. Outra justificativa é que em cidades pequenas que tem cinema, ele é fortemente ligado com a prefeitura e tem pouca concorrência, minimizando as chances de falência. Apesar disso a recuperação destes dois grupos parece a mesma velocidade.



Já o gráfico seguinte nos mostra que o país de origem do filme afeta pouco quanto ao efeito da pandemia. Obras internacionais parece que demoraram mais para começar a se recuperar do efeito da pandemia, isso está sujeito pois obras internacionais não americanas tendem a ser exibidas no Brasil por meio de festivais, e estes festivais demoraram para retornar após a pandemia. Mesmo assim, a recuperação destes grupos parece similar, apesar do *outlier* do ano de 2024 nos países de outras nacionalidades.



Por fim, o último gráfico nos evidencia que quanto maior o tamanho da sala mais ela sofreu os impactos da pandemia. Isso provavelmente está sujeito pois a recuperação da pandemia foi feita aos poucos, liberando reuniões de acordo com o número de pessoas. Isso faz com que salas maiores (que reúnem bastante gente) tendem a ter demorado mais para conseguir essa liberação do governo. Apesar disso, a recuperação destes grupos parece seguir a mesma velocidade.



6 Próximos passos

É nítido que tem muito a se trabalhar para tornar este trabalho consolidado. Aqui vou destacar os próximos passos em práticos, econométricos e informacionais.

6.1 Práticos

Os próximos passos práticos são decorrentes da maior gama de variáveis que gostaria de oferecer para caracterizar as obras cinematográficas. No projeto inicial, havia desenhado algo em torno de 35 variáveis de controle. Porém, devido a escassez de tempo e tamanho alto da base final (24 milhões de observações) decidi me restringir a apenas 20 variáveis de controle. Porém novas variáveis de controle significa novas base de dados a serem exploradas, aqui destaco a base de dados de premiações (Oscar, Globo de Ouro e etc.) e também base sobre a avaliação de críticos (*Metracritics*). Desta maneira, expandir as variáveis de controle é um passo fundamental a seguir.

Um passo fundamental é acrescentar a variável de preço médio do ingresso, isso porquê um bom argumento para a manutenção do efeito negativo da pandemia pode estar ligado com a alta do preço do ingresso na pandemia. Este valor pode ser calculado com a base de dados da ANCINE.

Outro passo prático que gostaria de melhorar é expandir e focalizar as descritivas mais centradas no tema pandemia, utilizando tanto tabelas quanto melhores representações gráficas. Com a base de dados mais incorporada como planejado, as novas descritivas sairão naturalmente.

6.2 Econométricos

Este próximo passo é o mais fundamental, que diz a respeito de rebuscar a abordagem econométrica. Para isso o foco principal será a adoção de *clusters* na tentativa de reduzir o erro padrão baixíssimo que obtivemos nessa versão primitiva de trabalho. A adoção de *clusters* nos ajudará a identificar melhor o que de fato é o efeito da pandemia.

Além disso, também irei adotar um modelo geográfico, como eu tenho informações geográficas das sessões de cinema (CEP e endereço), pretendo utilizar essas informações para avaliar se o cinema reside em uma área de concorrência. Como exemplo da importância disso posso citar a Avenida Paulista, que detém 5 cinemas de rua em sua proximidade e todos estes enfrentam dificuldades financeiras para tal, os cinemas da paulista que se mantém consolidados são aqueles que oferecem alta diferenciação em seus cartazes (Reserva Cultural) ou são financiados por alguma grande exibidora (Cinemark do shopping cidade São Paulo). Para isso também, vou tentar trabalhar em alguma modelagem microeconômica para tal.

Também pretendo me debruçar melhor na literatura atual para tentar capturar qual a técnica melhor utilizada. Para este trabalho, os *papers* analisados se concentram no uso de variáveis instrumentais, que talvez auxiliem o trabalho.

Por fim, destaco mais um passo econométrico. O primeiro é rebuscar a definição de pandemia, neste momento já tenho dados de Oxford que apontam um índice de "lockdown" entre cidades, porém, esse dado é limitado para capitais brasileiras. Outro índice de lockdown é o índice *InLoco* que também pode complementar bastante este trabalho.

6.3 Informacionais

Por fim, o passo menos relevante é que gostaria de cobrir as várias lacunas que este presente trabalho esta deixando. Um exemplo disso, é a decisão que tomei de usar a base das exibidoras e não das distribuidoras. Desta maneira, gostaria de refazer em alguma seção de Anexo os mesmos resultados para as bases distribuidoras, para não deixar dúvidas quanto ao resultado encontrado.

Também, claro, gostaria de mapear melhor o resultado final, investindo em mais heterogeneidades para entender o porquê da lentidão na recuperação.

7 Conclusão

Portanto, concluo este trabalho argumentando que, mesmo sendo um trabalho em versão bastante primitiva, resultados interessantes foram encontrados. Um exemplo disso é a lentidão da recuperação do cinema na pandemia. Mesmo que pouco justificada, acredito que é possível entender melhor o que é esse efeito e como atenuá-lo.

Além disso, a seção próximos passos deixa claro que há muito a ser feito, portanto, é necessário não se prender aos resultados encontrados e já começar a trabalhar na elaboração dos próximos passos.

Referências

BERRY, S. T.; HAILE, P. A. Foundations of demand estimation. 2024.

CLEMENT, M.; WU, S.; FISCHER, M. Empirical generalizations of demand and supply dynamics for movies. *SSRN Electronic Journal*, 2013. ISSN 1556-5068. Disponível em: <<http://www.ssrn.com/abstract=2359966>>.

CORBI, R.; SANCHES, F. M. The decline of religiosity in america: Evidence from a structural model of endogenous church differentiation. 2023.

COSTA, F.; NUNES, L.; SANCHES, F. M. How to attract physicians to underserved areas? policy recommendations from a structural model. 2021.

DEUCHERT, E.; ADJAMAH, K.; PAULY, F. For oscar glory or oscar money? *Journal of Cultural Economics*, v. 29, n. 3, p. 159–176, ago. 2005. ISSN 0885-2545, 1573-6997.