

PONTIFÍCIA UNIVERSIDADE CATÓLICA
DO RIO DE JANEIRO



DEPARTAMENTO DE ECONOMIA
MONOGRAFIA DE FINAL DE CURSO

**O IMPACTO DE SELOS DE QUALIDADE SOBRE A
LUCRATIVIDADE DOS SETORES DE CONSUMO:
O CASO DO OSCAR E A ATRATIVIDADE CINEMATOGRÁFICA**

Rebeca Hargreaves Lemos
Matrícula: 1411128

Orientador: Fábio Miessi Sanches

Rio de Janeiro, junho de 2018



DEPARTAMENTO DE ECONOMIA
MONOGRAFIA DE FINAL DE CURSO

**O IMPACTO DE SELOS DE QUALIDADE SOBRE A
LUCRATIVIDADE DOS SETORES DE CONSUMO:
O CASO DO OSCAR E A ATRATIVIDADE CINEMATOGRÁFICA**

Rebeca Hargreaves Lemos
Matrícula: 1411128

Orientador: Fábio Miessi Sanches

Rio de Janeiro, junho de 2018

“Declaro que o presente trabalho é de minha autoria e que não recorri, para realizá-lo, a nenhuma forma de ajuda externa, exceto quando autorizado pelo professor tutor”.

Rebeca Hargreaves Lemos

As opiniões expressas neste trabalho são de responsabilidade única e exclusiva do autor.

Dedico à minha mãe, pelo apoio incondicional durante toda a minha trajetória acadêmica; ao meu pai, pelos conselhos, direcionamento e incentivo à leitura; e ao meu irmão, que compartilha comigo a paixão pelo cinema e pelas artes.

Agradecimentos

Aos amigos que ganhei na faculdade, em especial a: Isabel, Ana Carolina, Luisa, Juliana e Priscilla, que dividiram esta experiência comigo e sem as quais estes anos não teriam sido os mesmos.

À equipe do grupo Severiano Ribeiro (Cinemas Kinoplex), que disponibilizou dados e informações de extrema relevância para a minha pesquisa.

E, por fim, ao meu orientador, Fábio Miessi Saches, e a todos os professores e colaboradores do departamento com quem tive a oportunidade de discutir o projeto, pelo apoio e disposição em me auxiliar.

The knowledge that you have emerged wiser and stronger from setbacks means that you are, ever after, secure in your ability to survive.

J. K. Rowling

Sumário

1 Introdução	11
1.1 A origem dos Selos de Qualidade.....	11
1.2 Breve histórico e dados do Oscar	13
1.3 Cinema no Brasil (Um olhar sobre a rede Kinoplex)	16
2 Motivação / Revisão Bibliográfica	20
3 Metodologia	25
3.1 Modelo 1.....	25
3.2 Modelo 2.....	26
3.3 Modelo 3.....	27
3.4 Modelo 4.....	29
4 Base de Dados	30
4.1 Fontes dos Dados.....	30
4.2 Análise das Amostras	31
4.2.1 Por Grupo	31
4.2.2 Por Gênero.....	32
4.2.3 Por Rentabilidade	34
4.3 Análise descritiva	35
4.4 Limitações dos Modelos.....	39
5 Resultados	41
5.1 Panorama Geral dos Modelos.....	41
5.2 Resultados do Modelo 1	42
5.2.1 Resultados do Modelo 1 por Gênero	43
5.3 Resultados do Modelo 2	45
5.4 Resultados do Modelo 3	47
5.5 Resultados do Modelo 4	53
6 Discussão	55
7 Conclusão	58

7.1 Aprimoramento para trabalhos futuros.....	58
7.2 Considerações finais	59
8 Referências Bibliográficas	62

Lista de Gráficos

Gráfico 1 — Número de telespectadores das cerimônias do Oscar de 2000 a 2018 (valores em milhões) (tradução do autor)	14
Gráfico 2 — Distribuição, por gênero, de atores principais em filmes lançados nos EUA de 2011 a 2018 (tradução do autor)	15
Gráfico 3 — Distribuição, por etnia, dos vencedores de prêmios nos Academy Awards de 1929 a 2015 (tradução do autor)	15
Gráfico 4 — Média de idade dos vencedores por categoria nos Academy Awards de 1929 a 2016 (tradução do autor).....	16
Gráfico 5 — Evolução do número de salas de cinema 2D das redes de cinema Kinoplex.....	17
Gráfico 6 — Evolução do número de salas de cinema 3D das redes de cinema Kinoplex.....	17
Gráfico 7 — Evolução do preço médio do ingresso (PMI*) (2009-2016).....	20
Gráfico 8 — Evolução da renda das salas de exibição (2009-2016).....	21
Gráfico 9 — Evolução da quantidade de salas de exibição (2009-2016).....	21

Lista de Tabelas

Tabela 1 — Evolução do público pagante entre os anos de 2014 e 2017	18
Tabela 2 — Distribuição percentual de exibição por gênero no ano.....	19
Tabela 3 — Amostra de filmes que ganharam Oscar nas seis categorias mencionadas entre os anos de 2013 e 2016	31
Tabela 4 — Amostra de filmes que foram indicados ao Oscar nas seis categorias mencionadas entre os anos de 2013 e 2016	32
Tabela 5 — Tabela do número de amostras separadas por mês e por gênero para o ano 2013	33
Tabela 6 — Tabela do número de amostras separadas por mês e por gênero para o ano 2014	33
Tabela 7 — Tabela do número de amostras separadas por mês e por gênero para o ano 2015	33
Tabela 8 — Tabela do número de amostras separadas por mês e por gênero para o ano 2016	33
Tabela 9 — Consolidado de todas as amostras separadas por mês e gênero do período da análise.....	33
Tabela 10 — Rendas bruta e média mês a mês e total para as amostras de 2013	34
Tabela 11 — Rendas bruta e média mês a mês e total para as amostras de 2014.....	34
Tabela 12 — Rendas bruta e média mês a mês e total para as amostras de 2015	35
Tabela 13 — Rendas bruta e média mês a mês e total para as amostras de 2016.....	35
Tabela 14 — Análise descritiva para amostras da base de dados (todos os gêneros juntos).....	36
Tabela 15 — Relação dos top 5% da amostra	37
Tabela 16 — Análise descritiva para amostras da base de dados (apenas para filmes do gênero ficção).....	38
Tabela 17 — Análise descritiva para amostras da base de dados (apenas para filmes do gênero animação)	38
Tabela 18 — Análise descritiva para amostras da base de dados (apenas para filmes do gênero Documentário).....	38
Tabela 19 — Resultados da regressão 1 do Modelo 1	42
Tabela 20 — Resultados da regressão 2 do Modelo 1	42
Tabela 21 — Resultados da regressão 3 do Modelo 1	44

Tabela 22 — Resultados da regressão 4 do Modelo 1	44
Tabela 23 — Resultados da regressão 5 do Modelo 1	44
Tabela 24 — Resultados da regressão 1 do Modelo 2	45
Tabela 25 — Resultados da regressão 2 do Modelo 2	46
Tabela 26 — Resultados da regressão 3 do Modelo 2	46
Tabela 27 — Resultados da regressão 4 do Modelo 2	47
Tabela 28 — Resultados da regressão 1 do Modelo 3	48
Tabela 29 — Resultados da regressão 2 do Modelo 3	48
Tabela 30 — Resultados da regressão 3 do Modelo 3	49
Tabela 31 — Resultados da regressão 4 do Modelo 3	49
Tabela 32 — Resultados da regressão 5 do Modelo 3	50
Tabela 33 — Resultados da regressão 6 do Modelo 3	50
Tabela 34 — Resultados da regressão 7 do Modelo 3	50
Tabela 35 — Resultados da regressão 8 do Modelo 3	51
Tabela 36 — Resultados da regressão 9 do Modelo 3	51
Tabela 37 — Resultados da regressão 10 do Modelo 3	51
Tabela 38 — Resultados da regressão 11 do Modelo 3	52
Tabela 39 — Resultados da regressão 12 do Modelo 3	52
Tabela 40 — Resultados da regressão 13 do Modelo 3	53
Tabela 41 — Resultados da regressão 14 do Modelo 3	53
Tabela 42 — Resultados da regressão 1 do Modelo 4	54
Tabela 43 — Resultados da regressão 2 do Modelo 4	54
Tabela 44 — Resumo da significância das variáveis do Modelo 1	55
Tabela 45 — Resumo da significância das variáveis do Modelo 2	55
Tabela 46 — Resumo da significância das variáveis do Modelo 3	55
Tabela 47 — Resumo da significância das variáveis do Modelo 4	55

1 Introdução

1.1 A origem dos Selos de Qualidade

O aumento da classe média e a melhora na qualidade de vida de milhões de brasileiros nos últimos anos permitiram que a economia do país fosse impulsionada e, junto com ela, fossem feitas as devidas adaptações a fim de atender às demandas, cada vez mais específicas, dos consumidores de bens e serviços. Ao longo dos últimos anos, aumentou a expectativa do consumidor médio no Brasil, que, independente do setor, passou a esperar mais, tanto da qualidade do produto quanto da eficiência dos serviços prestados.

Também deve ser levado em consideração o período em que vivemos: a era da informação. Indivíduos melhor informados e antenados, a cada dia estão constantemente ampliando seu conhecimento, contato e participação com as empresas, as marcas e o mercado de consumo. A facilidade com a qual a informação é passada contribui ainda mais para pressionar os prestadores de serviços a se aperfeiçoar e a atender melhor a cada dia seus clientes. No entanto, opiniões são muito subjetivas, e, visando uma padronização, foi originado o conceito de selos de qualidade.

Selos de qualidade datam do começo do século XX e servem, até hoje, como um referencial que determina e oficializa a qualidade de uma marca, um produto, um serviço ou, até mesmo, um profissional de setor específico. São muitos os exemplos que podem ser dados de selos de qualidade: estrelas Michelin para restaurantes e hotéis, selos de vinhos, selos de qualidade alimentícios (cada vez mais comuns no Brasil), medalhas a atletas em competições esportivas, o Prêmio Pulitzer de Fotografia, prêmios literários, certificações profissionais para funcionários de empresas, entre outros.

A origem do Guia Michelin tem uma história interessante, e serve de base para entender, de certa forma, a motivação para a criação de todos os outros selos de qualidade do mercado. Visando promover e aumentar sua demanda de vendas por pneus no auge da febre da revolução do automóvel, André Michelin decidiu criar um guia para promover o turismo rodoviário e, conseqüentemente, aumentar seus lucros. Objetivando criar um elo com o mercado de pneus, lançou um guia em que eram reunidos restaurantes e hotéis, classificados por qualidade e divididos de acordo com o público-alvo. O guia foi tão bem recebido e ganhou proporções tão inesperadas, que acabou se tornando o principal indicador de restaurantes e hotéis da França, e, com o passar dos

anos, do mundo. Mas o que explica este sucesso? Qual é o motivo de o público ter reagido tão bem a este indicador de qualidade? Percentualmente, quanto a mais um restaurante/hotel com estrelas Michelin lucra em relação àqueles que não foram selecionados? Será que as estrelas, por si só, são capazes de explicar este lucro? Ou existem outros fatores que também o impactam?

A mesma ideia pode ser aplicada e discutida em outro setor completamente diferente do mencionado no parágrafo anterior: o esportivo. Medalhas também são uma forma de selo de qualidade, na medida em que garantem e asseguram a excelência de um atleta. Elas o diferenciam dos demais e formalizam que o indivíduo é capaz de grandes feitos em uma categoria específica. Como consequência do prêmio, o atleta ganha maior visibilidade, patrocinadores e, conseqüentemente, melhores salários. Mas qual será o real impacto que uma medalha causa financeiramente sobre o salário de um atleta? Quanto a mais, em termos percentuais, será que ele passa a gerar de lucro em relação àqueles que não receberam o prêmio? Estas são algumas das questões levantadas, que, assim como o exemplo do parágrafo anterior, podem ser trazidas à tona independentemente do setor que se esteja analisando.

A criação de selos de qualidade impacta, portanto, não só o lado da demanda, mas o da oferta também, à medida que gera, de certa forma, uma competição saudável entre aqueles que oferecem determinado serviço. O setor hoteleiro vai estar sempre buscando oferecer serviços da melhor qualidade para seus hóspedes; restaurantes, sempre preparando os melhores pratos; supermercados, sempre buscando fornecer os produtos mais frescos e livres de agrotóxicos aos clientes; atletas dando o seu melhor, e deixando os telespectadores cada vez mais animados em assisti-los; entre outros.

Sob esta ótica, pareceu interessante analisar os efeitos financeiros e as diferenças entre produtos e serviços de um mesmo setor que receberam ou não algum tipo de selo de qualidade. Como será que se comporta a demanda, quando confrontada com indicadores de qualidade de um determinado produto de um setor específico? Será que a escolha por este produto se torna dramaticamente mais expressiva, em comparação com os demais? É possível garantir que a escolha se deveu isoladamente ao selo em si? Ou houve outros fatores que contribuíram para impactar nesta discrepância da demanda entre produtos?

Visando esclarecer dúvidas gerais, surgiu a ideia de se analisar um caso específico em que o fenômeno ocorre, e, a partir de então, possivelmente chegar a conclusões mais concretas. O selo de qualidade escolhido para análise do presente estudo é um bastante

simbólico para o setor cinematográfico: o Oscar. Como o setor de entretenimento agrega diversos outros indiretamente, pareceu razoável e importante fazer sua análise mais profunda.

1.2 Breve histórico e dados do Oscar

Um filme ser indicado e ganhar o Oscar é uma grande honra, que, assim como os outros selos mencionados na seção anterior, dá a ele visibilidade e, na maioria dos casos, atua diretamente em sua lucratividade. A ideia central de toda a análise é estudar se este impacto e outros que englobam a esfera do Oscar são, de fato, significativos e, portanto, capazes de explicar a diferença no lucro financeiro entre as produções que ganharam e as que não ganharam o prêmio.

Foi em 1927, durante um jantar na casa de Louis B. Mayer (então responsável pelo estúdio da MGM), que surgiu a ideia de se originar uma instituição com o objetivo de beneficiar a indústria cinematográfica. Não muito tempo depois, uma equipe formada por aproximadamente 36 representantes dos mais variados setores da indústria fundou a International Academy of Motion Picture Arts and Sciences (AMPAS), que tinha como uma das metas principais definir qual seria a melhor maneira de se honrar as conquistas e os trabalhos que circundam a indústria de cinema e, com isto, encorajar a excelência em todas as áreas envolvidas com o setor. A ideia encontrada foi a de promover um evento anual no qual fossem concedidos prêmios àqueles que tivessem algum tipo de destaque em sua respectiva categoria naquele ano.

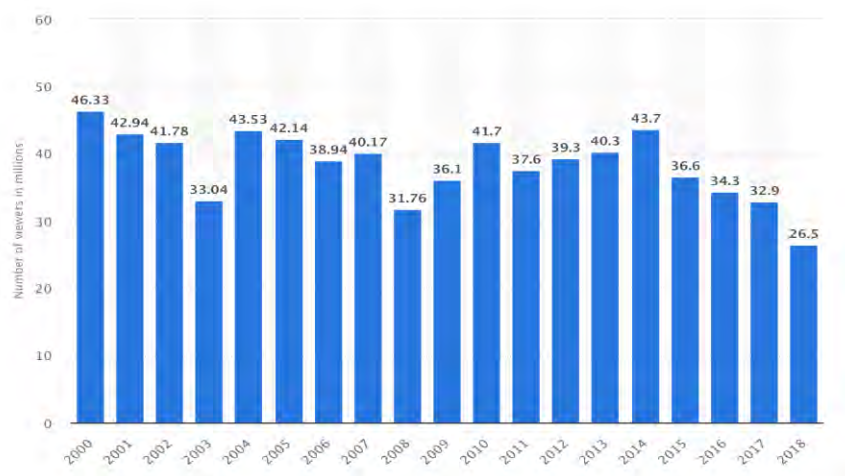
A primeira cerimônia do Oscar aconteceu em 16 de maio de 1929, em Los Angeles, e contou com 270 convidados e 12 categorias de prêmios. Naquela época, os vencedores eram anunciados com três meses de antecedência; e foi só em 1940 que a ideia de revelar os vencedores ao vivo foi implantada.

Com o passar dos anos, cada vez mais categorias foram incluídas; atualmente, o Oscar conta com 24 delas. A repercussão foi tão positiva desde o princípio que, a partir de seu segundo ano, o prêmio já foi transmitido na rádio, para que os ouvintes pudessem também acompanhar de suas casas. Foi somente a partir de 1953 que os norte-americanos e canadenses puderam acompanhar a cerimônia ao vivo pela televisão, o que desencadeou um entusiasmo maior ainda entre o público. Acompanhando os avanços tecnológicos da época, o Oscar foi transmitido pela primeira vez em cores em 1966; e foi finalmente em 1969 que a transmissão ganhou escala internacional.

O processo de votação é complexo, e foi sendo aperfeiçoado ao longo dos anos. Atualmente, quem vota em cada categoria são profissionais com destaque na área em questão, e é apenas na categoria de melhor filme que todos, independentemente da área de expertise, votam. A votação pode ser feita tanto online quanto no papel, e quem cuida e garante a confidencialidade dos resultados é a empresa de auditoria PricewaterhouseCoopers. O processo se inicia normalmente em meados de dezembro, os resultados dos indicados são divulgados em meados de janeiro e a cerimônia ocorre no começo de fevereiro. Vale ressaltar, portanto, que a premiação é sempre referente aos filmes do ano anterior.

Por ser um prêmio com mais de 70 anos de existência, ele apresenta alguns dados históricos bastante interessantes. O gráfico abaixo, por exemplo, mostra o número de telespectadores (norte-americanos) que assistiram ao prêmio ao longo dos últimos 18 anos. A julgar pelo último ano, a audiência nunca esteve tão baixa.

Gráfico 1 — Número de telespectadores das cerimônias do Oscar de 2000 a 2018 (valores em milhões) (tradução do autor)¹

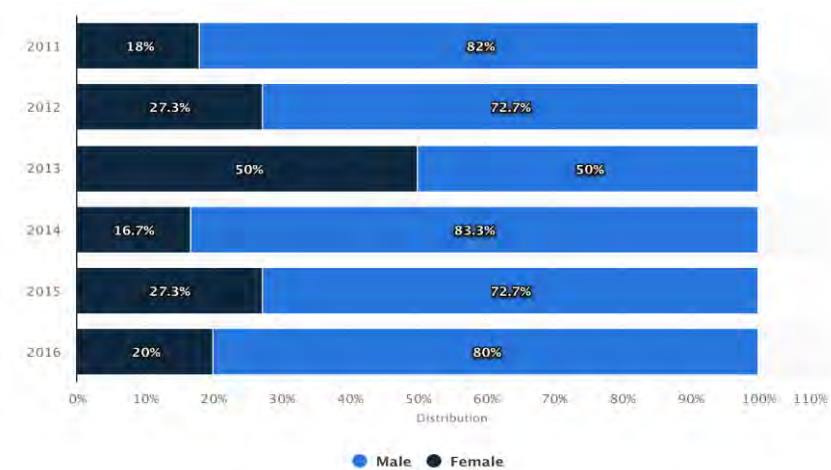


Fonte: Statista.

Outros gráficos interessantes dizem respeito a questões demográficas. Abaixo, vemos o percentual de filmes vencedores do prêmio por gênero do artista principal.

¹ Do original: “Number of viewers of the Academy Awards ceremonies from 2000 to 2018 (in millions)”.

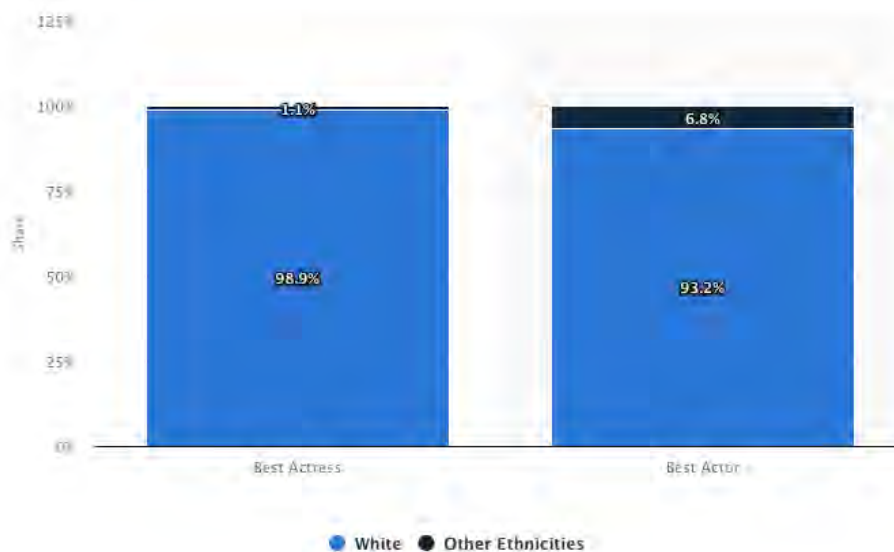
Gráfico 2 — Distribuição, por gênero, de atores principais em filmes lançados nos EUA de 2011 a 2018 (tradução do autor)²



Fonte: Statisa.

Com relação às categorias de melhor atriz e ator, temos os percentuais da composição por etnia:

Gráfico 3 — Distribuição, por etnia, dos vencedores de prêmios nos Academy Awards de 1929 a 2015 (tradução do autor)³



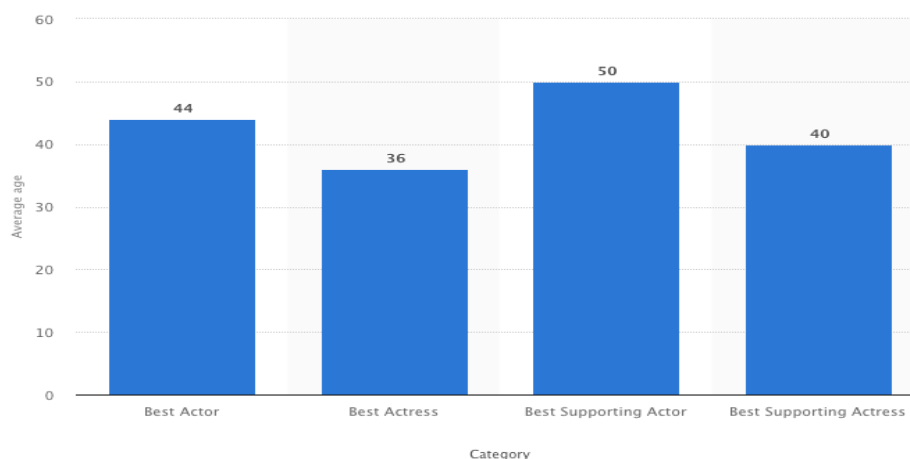
Fonte: Statisa.

Por fim, temos a idade média de artistas vencedores de cada categoria entre os anos de 1929-2016.

² Do original: “Distribution of lead actors in movies in the United States from 2011 to 2016, by gender”.

³ Do original: “Distribution of acting category winners at the academy awards from 1929 to 2015, by ethnicity”.

Gráfico 4 — Média de idade dos vencedores por categoria nos Academy Awards de 1929 a 2016 (tradução do autor)⁴



Fonte: Statista.

1.3 Cinema no Brasil (Um olhar sobre a rede Kinoplex)

Uma vez analisados a origem do Oscar, seu desenvolvimento ao longo dos anos e sua estrutura, restou o aprofundamento com relação a como o mercado local brasileiro reage à indústria norte-americana e ao prêmio em si.

Com o objetivo de desenvolver um olhar crítico a respeito desta receptividade nos cinemas brasileiros, foi feito contato com uma das maiores redes de cinema do país: O *Grupo Severiano Ribeiro*. A rede de cinemas Kinoplex é a maior rede de cinemas 100% brasileira. Com mais de 100 anos de história, possui um conjunto consolidado de 260 salas, em 19 cidades do Brasil, e vem crescendo a cada ano. Em 2016, exibiu aproximadamente 500 filmes e conteúdos especiais, que atraíram mais de 22 milhões de espectadores.

Além de fornecerem materiais com dados recentes da Empresa, eles também esclareceram inúmeras dúvidas teóricas (que surgiram no começo do desenvolvimento do projeto) com relação ao funcionamento da indústria.

Existe todo um processo, uma estratégia e visão de negócio por trás da seleção dos filmes a serem exibidos, e, por isso, a Empresa precisa estar constantemente atenta à demanda do mercado, para que faça as escolhas corretas. Com base no anúncio da distribuidora, na definição das datas de lançamento dos filmes e das regiões em que vão ser exibidos, a Empresa faz todo um estudo e mapeamento da importância de um lançamento específico, a procura pelo público, o perfil de cada cinema (que varia de

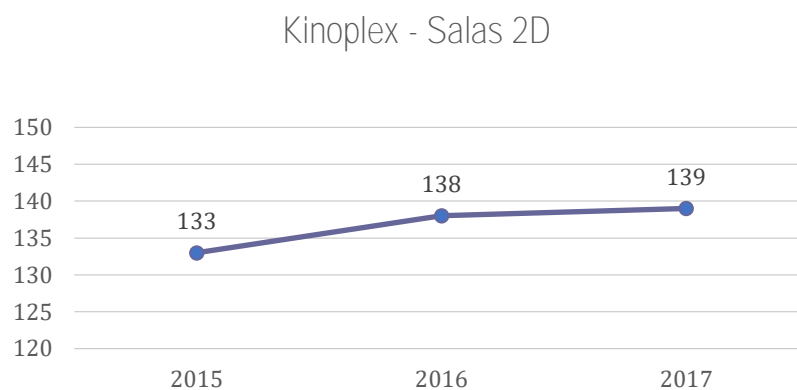
⁴ Do original: “Average age of Academy Awards winners in acting categories between 1929 and 2016”.

acordo com cada região) e o espaço na agenda. A partir de então, é elaborada uma programação, cinema a cinema.

Uma variável importante a ser considerada, e que mais à frente será objeto de estudo das regressões estimadas, é o número de semanas em exibição. No caso da rede de cinemas Kinoplex, não há um limite nem número pré-determinado de semanas para um filme ficar em cartaz; enquanto o filme apresentar bons resultados, ele permanece sendo exibido. No entanto, a Empresa enfrenta um constante *trade-off*: quando um novo blockbuster é anunciado pela distribuidora, o que vale mais à pena, manter o filme bem-sucedido por mais semanas em cartaz ou sacrificá-lo para garantir a inclusão da nova e promissora produção?

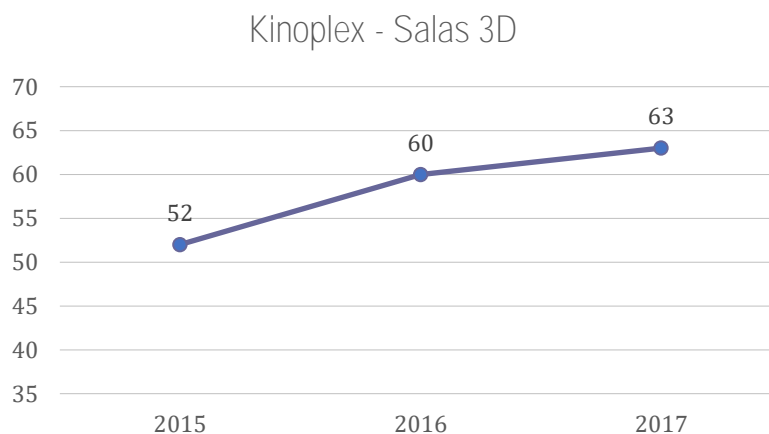
Abaixo, a evolução dos últimos três anos do número de salas (2D e 3D) de exibição da rede Kinoplex:

Gráfico 5 — Evolução do número de salas de cinema 2D das redes de cinema Kinoplex



Fonte: Cinemas Severiano Ribeiro.

Gráfico 6 — Evolução do número de salas de cinema 3D das redes de cinema Kinoplex



Fonte: Cinemas Severiano Ribeiro.

O aumento ao longo dos anos não é exclusividade do número de salas. Com relação ao volume do público pagante, também é possível notar este movimento. Mesmo com a elevação no preço médio do ingresso, a demanda permanece estável e em constante crescimento.

Tabela 1 — Evolução do público pagante entre os anos de 2014 e 2017

	2014	2015	2016	2017
	Público	Público	Público	Público
Kinoplex	14.709.786	14.473.973	15.954.277	15.240.946
UCI Kinoplex	5.645.287	5.720.603	5.866.468	5.637.861
TOTAL Kinoplex + UCI Kinoplex	20.355.073	20.194.576	21.820.745	20.878.807

Fonte: Cinemas Severiano Ribeiro.

Com relação à escolha de filmes envolvidos com o Oscar, mais especificamente, o posicionamento não só da rede Kinoplex, mas também de todas as outras exibidoras, é o de aguardar informações das distribuidoras, assim como para qualquer outro filme. Com a oficialização da data de lançamento, o mesmo procedimento de análise é adotado, porém, desta vez, dando mais ênfase à aderência que cada cinema vai ter ao filme. Um exemplo comum é o dos documentários que são incluídos em cinemas estrategicamente localizados e onde os analistas sabem que haverá maior aderência do público.

Não existe uma regra quando se trata de gênero do filme, a seleção é feita com base exclusivamente na demanda do público. Em 2017, por exemplo, esta foi a distribuição percentual que a Empresa apresentou com relação aos gêneros de cada filme:

Tabela 2 — Distribuição percentual de exibição por gênero no ano

Gênero (2017)	Percentual
Ação e Aventura	35,031%
Animação	16,949%
Drama	14,583%
Ficção Científica	9,106%
Terror	7,520%
Comédia	7,361%
Família	4,600%
Suspense	2,656%
Musical	1,113%
Crime	0,646%
Festival	0,162%
Documentário	0,162%
Fantasia	0,029%
Comédia Romântica	0,029%
Show	0,016%
Esporte	0,015%
Conteúdo Especial	0,014%
Ballet	0,004%
Ópera	0,003%

Fonte: Cinemas Severiano Ribeiro.

Em termos de época mais movimentada, a Empresa afirma que são certamente os meses de férias (janeiro e julho); e, portanto, a época do Oscar (fevereiro) acaba aproveitando, de certa forma, o final da onda de lucratividade do mês anterior.

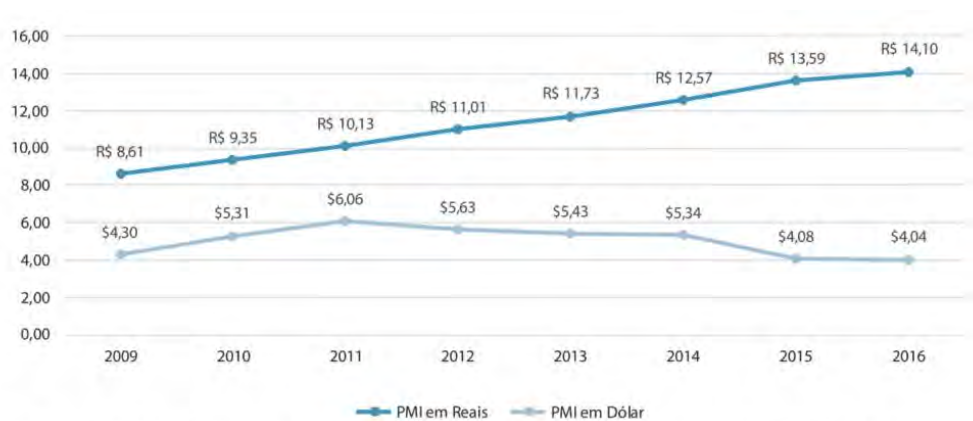
Após um primeiro contato com uma empresa de exibição específica, foi importante seguir para a análise da indústria de exibição cinematográfica no Brasil como um todo.

2 Motivação / Revisão Bibliográfica

A audiência no setor cinematográfico brasileiro vinha apresentando uma trajetória de crescimento até a década de 1980, quando, então, entrou em um ciclo de redução gradual, não só do número de espectadores, mas também das salas de cinema. A fim de evitar que a tendência se prolongasse, o BNDES interviu e passou a apoiar o cinema nacional, envolvendo-se com projetos para a restauração de edificações tombadas, principalmente junto ao Instituto do Patrimônio Histórico e Artístico Nacional (Iphan). Ainda assim, não foi o suficiente para retomar a atividade total, e, infelizmente, a disseminação de outros canais de exibição, como Netflix, Apple TV, DVD, streaming e mesmo a pirataria, não contribuiu para a estabilidade do setor.

O fato é que ir ao cinema vem se tornando um hábito cada vez mais custoso, tanto em termos financeiros quanto de alocação de tempo. Ao longo de quatro anos (2013-2016), o preço médio do ingresso (PMI) escalou: 2013 — R\$ 11,73; 2014 — R\$ 12,57; 2015 — R\$ 13,59; e 2016 — R\$ 14,10, gerando uma média para o período de R\$ 12,99. Os valores dos ingressos, cada vez mais exorbitantes, fazem com que as pessoas mensurem sua real vontade de sair de suas casas e sentar por duas horas em uma sala para assistir a um filme.

Gráfico 7 — Evolução do preço médio do ingresso (PMI*) (2009-2016)

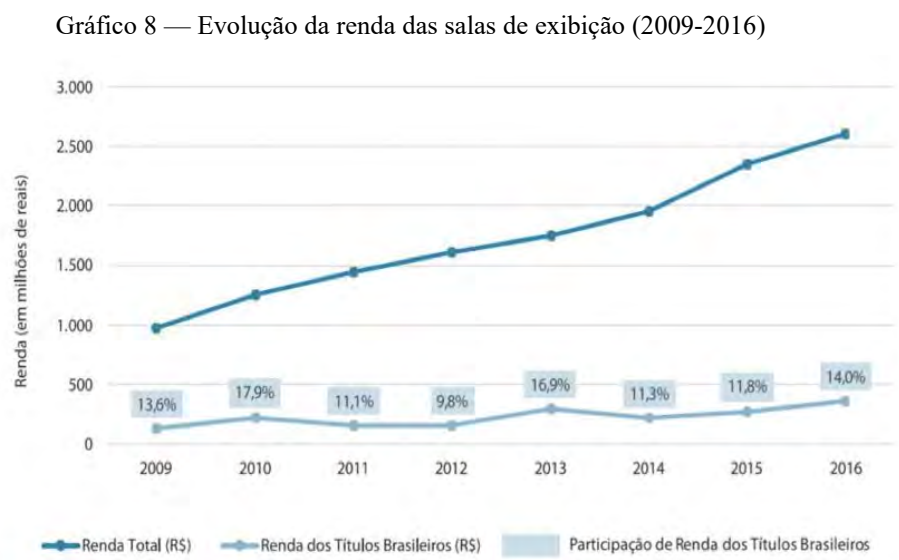


*Neste gráfico, para cálculo cambial, foi utilizada a taxa média anual do dólar comercial para compra, segundo o Banco Central do Brasil.

Fonte: Anuário Estatístico do Cinema Brasileiro 2016 (ANCINE).

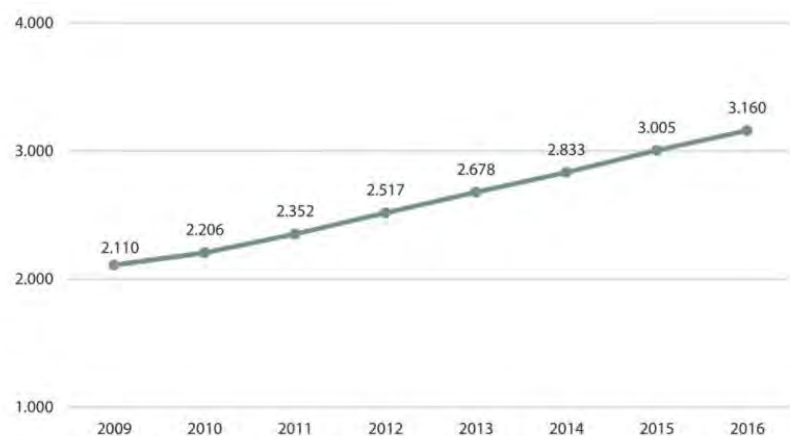
Por outro lado, o cinema tem algo que desperta um senso de tradição e aconchego nas pessoas, é o local onde muitos escolhem ir para encontros, ou mesmo para passar um tempo livre em família. Sendo incapaz de ser substituído pela experiência caseira, vem se mantendo e lutando bravamente contra a concorrência criada com a

disseminação dos outros meios de exibição, e, apesar da difícil concorrência, vem sendo possível se manter financeiramente. Nos últimos anos, é possível notar uma evolução na renda das salas de cinema, indicando que a indústria não só se mantém rentável, mas também em constante crescimento.



Fonte: Anuário Estatístico do Cinema Brasileiro 2016 (ANCINE).

Gráfico 9 — Evolução da quantidade de salas de exibição (2009-2016)



Fonte: Anuário Estatístico do Cinema Brasileiro 2016 (divulgado anualmente pela ANCINE).

Por se tratar de um mercado extremamente relevante, é constantemente alvo de diversas análises. O foco principal da maioria destes estudos é basicamente o porquê de a indústria ter dado, continuar dando e prometer tanto lucro futuro. Não apenas como ela é capaz de gerar resultados tão positivos e significativos, mas, mais do que isto, será que existe algum fator principal que explica este sucesso? Poderia ser mais de um, ou será que este fator decisivo muda de acordo com a época e circunstância em que a

sociedade vive? Com base nestes e em outros questionamentos, foi possível encontrar diversos trabalhos ligados ao tema, e que tentam, cada qual à sua maneira, explicar o fenômeno que é a indústria cinematográfica.

A grande maioria dos artigos se concentra em análises individuais de fatores específicos que podem ter impacto direto sobre o lucro de uma produção. O *paper* de Liran Einav⁵ (2007), por exemplo, busca entender a relação de sazonalidade e *timing* de lançamento de um filme com seu lucro, e constata que, de fato, há uma redução mais lenta e gradual no faturamento de filmes quando estes são lançados perto de altas temporadas (por exemplo, Presidents' day, Memorial day, Fourth of July, Labor day, Thanksgiving, Christmas). No entanto, como filmes de maior orçamento tendem a ser lançados próximos a estas datas, resta a dúvida se é o fenômeno do feriado que causa o sucesso, o filme em si, ou uma combinação de ambos.

Já o artigo de Anita Elberse⁶ (2006) pretende entender se o sucesso de um filme pode ser explicado pelas estrelas com ele envolvidas. Com base nas informações fornecidas pelo Hollywood Stock Exchange,⁷ ela consegue mensurar o impacto que o anúncio da participação de alguma estrela em uma produção tem sobre o seu lucro direto. A professora conclui que, de fato, o histórico do artista exerce grande influência sobre a escolha de assistir ou não a um filme (sua capacidade de gerar lucro, o fato de ser reconhecido na indústria, seus trabalhos anteriores e, mesmo, a informação divulgada de outros já envolvidos com o projeto). Também seguindo a mesma linha de análise do fator “estrela” está o *paper* de Moshe Adler⁸ (2006), que busca diferenciar talento e fama e reflete sobre o que de fato é mais lucrativo para uma produção: seria contratar o artista mais famoso, com mais seguidores em redes sociais, ou aquele mais talentoso? Poderia o talentoso ser também muito popular, como é o caso de atores como Meryl Streep, Tom Hanks ou mesmo a atual Jennifer Lawrence? Adler define o conceito de talento e precificação de uma estrela no intuito de explicar como e por que, muitas vezes, não é necessariamente a estrela com mais talento que terá mais sucesso. O argumento principal utilizado pelo autor é o de que o fenômeno do estrelato existe

⁵ EINAV, L. Seasonality in the US Motion Picture Industry. **The Rand Journal of Economics**; Spring 2007; 38, 1; ABI/INFORM Global.

⁶ ELBERSE, Anita. The Power of Stars: Do Star Actors Drive the Success of Movies? Harvard Business School. **Journal of Marketing**, Vol. 71 (October 2007), 102-120. Disponível em: <http://www.people.hbs.edu/aelberse/publications/elberse_2007.pdf>. Acesso em: 21 mai. 2018.

⁷ Plataforma digital que permite que participantes simulem a negociação de ações de atores, diretores, filmes com lançamento próximo e outras opções relacionadas à indústria.

⁸ ADLER, M. Stardom and Talent. **The American Economic Review**, 2006, Vol. 75, No. 1, pp. 208-212.

quando o consumo requer conhecimento; em outras palavras, existe uma troca entre telespectadores, e a psicologia comprova que é muito mais fácil para um indivíduo padronizar artistas familiares a todos, mesmo que seu talento não seja considerado tão superior aos de outros.

O artigo de Basuroy, Chatterjee e Ravid⁹ (2003), por sua vez, analisa o impacto que críticos cinematográficos têm sobre filmes e como este efeito (positivo ou negativo) pode ser contrabalanceado por fatores como a fama das estrelas envolvidas (atores, diretor, produtor, escritor) e o orçamento da produção. Procuram entender se os críticos exercem impacto sobre a decisão de assistir do telespectador, se fazem meramente previsões sobre seu sucesso ou se atuam nos dois sentidos em conjunto. Os resultados encontrados indicam que, tanto críticas positivas quanto negativas, ambas estão diretamente correlacionadas com o lucro semanal que apresenta uma produção cinematográfica em um período de oito semanas. Uma outra conclusão interessante foi a de que críticas negativas afetam os lucros mais do que críticas positivas ajudam, o que indica disparidade na magnitude dos impactos. Quanto à questão dos fatores que podem contrabalancear este efeito de críticas, os autores concluem que estes ajudam mais significativamente filmes que tiveram majoritariamente críticas negativas do que positivas.

Um outro artigo interessante é o de Kaimann e Pannicke¹⁰ (2015), no qual é analisado o sucesso de filmes de animação quando comparados a outros gêneros cinematográficos; o objetivo é mostrar como e em quanto filmes deste gênero conseguem superar, em termos financeiros, as outras modalidades. O argumento é bastante forte, uma vez que os resultados poderiam indicar que a variável de “estrela” não é tão significativamente relevante sobre o ganho de um filme.

Recentemente, uma nova variável tem chamado a atenção de pesquisadores: a das redes sociais. A rede social é uma estrutura integrada por pessoas, organizações ou entidades que estão conectadas entre si por um ou vários tipos de relações. Tem se tornado cada vez mais utilizada, especialmente na última década, e, por este motivo, passou-se a especular quanto ao seu real impacto sobre a lucratividade das produções cinematográficas.

Alguns *papers* já fazem este tipo de estudo, como é o caso do de Kerynne Tejada (2015), que busca analisar se as redes sociais podem contribuir para a promoção de

⁹ BASUROY, S.; CHATTERJEE, S.; RAVID, A. (2003). How Critical are Critical Reviews? The Box Office Effects of Film Critics, Star Power and Budgets. **Journal of Marketing**, Vol. 67, No. 4 (Oct.,2003), pp. 103-117.

¹⁰ KAIMANN, D.; PANNICKE, J. Movie Success in a Genre Specific Contest: Evidence from the US Film Industry. **Ilmenau Economics Discussion Papers**, 2015, Vol. 20, No. 98.

filmes. De acordo com o que foi dito pelo professor Chong Oh, da Universidade de Utah,¹¹ Tejada¹² desenvolve sua análise. Para tal, criou um questionário com seis perguntas referentes a preferências via redes sociais, e acabou obtendo resultados significativos, com 70% das pessoas respondendo que descobrem novos filmes por meio de amigos/família e/ou redes sociais, o que poderia indicar uma relação direta entre estas e a venda de bilheteria de um filme.

O *paper* de Finsterwalder, Kuppelwieser e De Villiers¹³ (2012) faz uma análise também bastante interessante, buscando entender a magnitude da contribuição financeira de trailers. Mais especificamente, os autores têm por objetivo estudar se os trailers podem ajudar a moldar as expectativas dos consumidores. Como o trailer é considerado uma amostra rápida do que o filme irá oferecer, ele é, de certo modo, um resumo de todas as variáveis mencionadas nos artigos anteriores, dado que informa o gênero, as “estrelas” envolvidas, a data de lançamento e mesmo indicações a prêmios. Os resultados mostraram que, embora um trailer possa ser bem produzido, os consumidores já estão predispostos a gostar de um grupo específico de gêneros, e, portanto, se os produtores conseguirem fazer uma escolha racional de trechos a serem apresentados, que definam o gênero de forma clara, aumenta a probabilidade de os telespectadores irem assistir ao filme no cinema.

Com base na leitura destes *papers* e artigos, foi possível levantar os questionamentos principais do trabalho e definir o escopo da análise. Unindo a linha de pensamento dos selos de qualidade e seu impacto à esfera cinematográfica, ficou definido que seria estudado, portanto, o impacto de uma variável específica sobre a bilheteria de um filme: o Oscar. Os próximos passos foram, então, definir a metodologia, a base de dados e estimar os resultados.

¹¹ “Quanto mais o Movie Studio estiver disposto a engajar seus seguidores via Mídias Sociais, maior a probabilidade de se ter um volume de WOM (Word-of-Mouth) mais alto. Isto, subsequentemente, aumenta a probabilidade de se ter um desempenho maior na abertura das bilheterias no fim de semana” (tradução do autor). Do original: “The more a Movie Studio is willing to engage with its followers via Social Media, the more likely it is to have a higher WOM (Word-Of-Mouth) volume. This subsequently increases the likelihood of having a higher opening-weekend box office performance” /.

¹² TEJADA, Kerynne. **Social Media Marketing in the Film Industry**. A Senior Project Presented to the Faculty of the Graphic Communication Department California Polytechnic State University, San Luis Obispo Elberse. A (2006). March, 2015. Disponível em: <<http://digitalcommons.calpoly.edu/cgi/viewcontent.cgi?article=1148&context=grcsp>>. Acesso em: 20 mai. 2018.

¹³ FINSTERWALDER, J., KUPPELWIESER, V. G.; VILLIERS, M. de. **The effects of film trailers on shaping consumer expectations in the entertainment industry** — A qualitative analysis. Journal of Retailing and Consumer Services. 2012. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1016/j.jretconser.2012.07.004>>. Acesso em: 12 jun. 2018.

3 Metodologia

Para a realização da análise em questão, foi escolhido o método de regressão múltipla, no qual a variável dependente é a renda bruta regredida sobre várias outras explicativas. Foram elaborados 4 modelos, que serão explicados individualmente a seguir.

3.1 Modelo 1

O foco principal do Modelo 1 é entender o impacto que um filme que ganhou o Oscar tem sobre sua venda de bilheteria (renda) no cinema. A variável Oscar é uma dummy que assume valor 0 (zero) caso o filme não tenha ganho o Oscar, e 1 (um) em caso positivo. Além desta, também foram incluídas no Modelo 1 as variáveis de gênero (que neste modelo em questão pode assumir três formas: ficção, animação e documentário), sazonalidade (dividida de acordo com as estações do ano: janeiro, fevereiro e março sendo verão; abril, maio e junho sendo outono; julho, agosto e setembro sendo inverno; e outubro, novembro e dezembro sendo primavera) e, por fim, número de salas em exibição. A ideia, neste primeiro modelo, é comparar e observar o comportamento da variável na ausência e na presença das demais variáveis explicativas. O conjunto de regressões (1) mostra o efeito (na ausência e na presença das demais variáveis explicativas) do Oscar sobre a totalidade das amostras (incluindo os três gêneros mencionados acima).

(1)

$$Y (\text{renda_bruta}) = \alpha + \beta_1 (\text{Oscar}) + \epsilon_i$$

$$Y (\text{renda_bruta}) = \alpha + \beta_1 (\text{Oscar}) + \beta_2 (\text{genero_filme}) + \beta_3 (\text{estacao_ano}) + \beta_4 (\text{semanas_exibicao}) + \epsilon_i$$

Uma análise que pareceu razoável foi segregar a amostra total acima por gênero (animação, documentário e ficção) e observar como o coeficiente da variável do Oscar se adaptaria a cada uma destas mudanças. Qual será o gênero cuja renda/venda de bilheteria é mais impactada pelo fator Oscar? Será que há algum gênero em que o Oscar não é significativamente relevante?

Visando responder a estes e outros questionamentos, foram estimadas regressões assim como a acima; porém, desta vez, segregando as amostras por gênero, conforme apresentado a seguir:

Filmes do Gênero Animação:

(2)

$$Y_{\text{animacao}}(\text{renda_bruta}) = \alpha + \beta_1 (\text{Oscar}) + \beta_2 (\text{estacao_ano}) + \beta_3 (\text{semanas_exibicao}) + \epsilon_i$$

Filmes do Gênero Documentário:

(3)

$$Y_{\text{documentario}}(\text{renda_bruta}) = \alpha + \beta_1 (\text{Oscar}) + \beta_2 (\text{estacao_ano}) + \beta_3 (\text{semanas_exibicao}) + \epsilon_i$$

Filmes do Gênero Ficção:

(4)

$$Y_{\text{ficcao}}(\text{renda_bruta}) = \alpha + \beta_1 (\text{Oscar}) + \beta_2 (\text{estacao_ano}) + \beta_3 (\text{semanas_exibicao}) + \epsilon_i$$

3.2 Modelo 2

Buscando analisar em maior detalhe o impacto da premiação, foi criado um segundo modelo com a mesma estrutura do anterior, porém com a dummy agora sendo de Indicação ao Oscar, assumindo o valor 0 (zero) caso o filme não tenha sido indicado ao Oscar e 1 (um) em caso positivo. A base de dados permanece a mesma (voltando a agrupar todos os gêneros), assim como a composição e disposição das demais variáveis explicativas.

(1)

$$Y(\text{renda_bruta}) = \alpha + \beta_1 (\text{Indicacao_Oscar}) + \epsilon_i$$

$$Y(\text{renda_bruta}) = \alpha + \beta_1 (\text{Indicacao_Oscar}) + \beta_2 (\text{genero_filme}) + \beta_3 (\text{estacao_ano}) + \beta_4 (\text{semanas_exibicao}) + \epsilon_i$$

A expectativa é de que o coeficiente de β_1 para este resultado seja mais significativo do que para o primeiro, pois parece crível que, basta um filme ser indicado ao Oscar, para as pessoas irem vê-lo em maior escala. Isto se comprovando, levar-nos-ia a refletir a respeito da importância que o prêmio tem em si. Será que ganhar o Oscar é tão importante assim, ou ser indicado já gera o retorno esperado e a visibilidade que todas as produções de cinema almejam?

Ainda com relação ao Modelo 2, surgiu mais um questionamento: será que o número de indicações faz diferença e causa impacto significativo na bilheteria de um filme? Visando responder a este questionamento, foi elaborada uma nova regressão, que, desta vez, ao invés de envolver uma dummy, tem uma variável chamada `numero_categorias`, que contabiliza o número de indicações que um filme recebeu naquele determinado ano. Para fins de simplificação e objetivação do trabalho, foram selecionadas seis categorias principais a serem analisadas: melhor filme, melhor ator, melhor atriz, melhor diretor, melhor animação e melhor documentário. Levando estas categorias em consideração, a variável pode assumir, portanto, valores de 1 a 6.

Assim como nos modelos anteriores, a estrutura permanece a mesma, sendo observado o comportamento da variável na presença e na ausência das demais. A base de dados permanece inalterada, e as especificidades das demais variáveis também.

(2)

$$Y(\text{renda_bruta}) = \alpha + \beta_1(\text{numero_categorias}) + \epsilon_i$$

$$Y(\text{renda_bruta}) = \alpha + \beta_1(\text{numero_categorias}) + \beta_2(\text{genero_filme}) + \beta_3(\text{estacao_ano}) + \beta_4(\text{semanas_exibicao}) + \epsilon_i$$

3.3 Modelo 3

Sob o enfoque das indicações, uma outra proposta do trabalho foi estudar o impacto e a significância de cada uma das seis categorias (mencionadas acima) individualmente. Para tal, foram estimadas duas regressões para cada categoria — novamente analisando o impacto do coeficiente na ausência das demais variáveis e na sua presença. É importante e também extremamente relevante frisar que, para cada uma das categorias, foram levadas em consideração as amostras impactadas/elegíveis ao prêmio; não podemos comparar o impacto de um prêmio de melhor animação se temos filmes de outros gêneros na amostra. Portanto, para a categoria de melhor animação, foram considerados filmes da amostra que possuíam esta classificação. O mesmo ocorreu para a categoria de melhor documentário. Para as quatro categorias restantes (melhor filme, melhor ator, melhor atriz e melhor diretor), foram considerados os filmes da amostra classificados como ficção.

As regressões seguem a mesma forma das anteriores, porém agora a variável de interesse é uma dummy de categoria que assume valor 1 (um) caso o filme tenha sido indicado na categoria em questão e 0 (zero) caso contrário.

Categoria de Melhor Animação:**(1)**

$$Y_{\text{animacao}} (\text{renda_bruta}) = \alpha + \beta_1 (\text{melhor_animacao}) + \epsilon_i$$

$$Y_{\text{animacao}} (\text{renda_bruta}) = \alpha + \beta_1 (\text{melhor_animacao}) + \beta_2 (\text{genero_filme}) + \beta_3 (\text{estacao_ano}) + \beta_4 (\text{semanas_exibicao}) + \epsilon_i$$

Categoria de Melhor Documentário:**(2)**

$$Y_{\text{documentario}} (\text{renda_bruta}) = \alpha + \beta_1 (\text{melhor_documentario}) + \epsilon_i$$

$$Y_{\text{documentario}} (\text{renda_bruta}) = \alpha + \beta_1 (\text{melhor_documentario}) + \beta_2 (\text{genero_filme}) + \beta_3 (\text{estacao_ano}) + \beta_4 (\text{semanas_exibicao}) + \epsilon_i$$

Categoria de Melhor Ator:**(3)**

$$Y_{\text{ficcao}} (\text{renda_bruta}) = \alpha + \beta_1 (\text{melhor_ator}) + \epsilon_i$$

$$Y_{\text{ficcao}} (\text{renda_bruta}) = \alpha + \beta_1 (\text{melhor_ator}) + \beta_2 (\text{genero_filme}) + \beta_3 (\text{estacao_ano}) + \beta_4 (\text{semanas_exibicao}) + \epsilon_i$$

Categoria de Melhor Atriz:**(4)**

$$Y_{\text{ficcao}} (\text{renda_bruta}) = \alpha + \beta_1 (\text{melhor_atriz}) + \epsilon_i$$

$$Y_{\text{ficcao}} (\text{renda_bruta}) = \alpha + \beta_1 (\text{melhor_atriz}) + \beta_2 (\text{genero_filme}) + \beta_3 (\text{estacao_ano}) + \beta_4 (\text{semanas_exibicao}) + \epsilon_i$$

Categoria de Melhor Diretor:**(5)**

$$Y_{\text{ficcao}} (\text{renda_bruta}) = \alpha + \beta_1 (\text{melhor_diretor}) + \epsilon_i$$

$$Y_{\text{ficcao}} (\text{renda_bruta}) = \alpha + \beta_1 (\text{melhor_diretor}) + \beta_2 (\text{genero_filme}) + \beta_3 (\text{estacao_ano}) + \beta_4 (\text{semanas_exibicao}) + \epsilon_i$$

Categoria de Melhor Filme:**(6)**

$$Y_{\text{ficcao}} (\text{renda_bruta}) = \alpha + \beta_1 (\text{melhor_filme}) + \epsilon_i$$

$$Y_{\text{ficcao}} (\text{renda_bruta}) = \alpha + \beta_1 (\text{melhor_filme}) + \beta_2 (\text{genero_filme}) + \beta_3 (\text{estacao_ano}) + \beta_4 (\text{semanas_exibicao}) + \epsilon_i$$

Após a análise individual de cada uma das categorias, foi estimada uma regressão final unindo todas estas variáveis dummy, a fim de avaliar possíveis mudanças em seus coeficientes. A mesma técnica de duas regressões (inicialmente não controlando para as demais variáveis explicativas e depois as incluindo) foi utilizada.

(7)

$$Y (\text{renda_bruta}) = \alpha + \beta_1 (\text{melhor_filme}) + \beta_2 (\text{melhor_ator}) + \beta_3 (\text{melhor_atriz}) + \beta_4 (\text{melhor_diretor}) + \beta_5 (\text{melhor_animacao}) + \beta_6 (\text{melhor_documentario}) + \epsilon_i$$

$$Y (\text{renda_bruta}) = \alpha + \beta_1 (\text{melhor_filme}) + \beta_2 (\text{melhor_ator}) + \beta_3 (\text{melhor_atriz}) + \beta_4 (\text{melhor_diretor}) + \beta_5 (\text{melhor_animacao}) + \beta_6 (\text{melhor_documentario}) + \beta_7 (\text{genero_filme}) + \beta_8 (\text{estacao_ano}) + \beta_9 (\text{semanas_exibicao}) + \epsilon_i$$

3.4 Modelo 4

Por fim, foi criado o Modelo 4, que, de certa forma, é um contra-argumento para o Modelo 1, pois consiste na análise do impacto que o “efeito memória” tem sobre a rentabilidade dos filmes. O “efeito memória” se baseia no histórico que se tem com relação a atores e diretores conhecidos que foram premiados com o Oscar no passado. É um efeito que independe de o filme ter sido indicado ou mesmo ter ganho o Oscar do ano em questão, pois busca, justamente, agregar informações passadas.

A fim de analisar este efeito, foi criada uma nova dummy, que assume valor 1 (um) caso um ou mais atores principais¹⁴ ou diretores já tenham recebido a estatueta em anos anteriores e 0 (zero) caso contrário. O resultado mostrará se o que importa, de fato, é o filme ser indicado/ter ganho o Oscar no ano presente, ou se basta ter algum ator/atriz/diretor renomado no elenco que, no passado, tenha sido premiado, para garantir o lucro da produção. Com base neste resultado, será possível chegar a conclusões extremamente expressivas, principalmente no que concerne às escolhas que uma produtora cinematográfica tem que fazer quando decide lançar um filme a mercado.

(1)

$$Y (\text{renda_bruta}) = \alpha + \beta_1 (\text{efeito_Memoria}) + \epsilon_i$$

$$Y (\text{renda_bruta}) = \alpha + \beta_1 (\text{efeito_Memoria}) + \beta_2 (\text{genero_filme}) + \beta_3 (\text{estacao_ano}) + \beta_4 (\text{semanas_exibicao}) + \epsilon_i$$

¹⁴ Em inglês, chamados *leading actors*.

4 Base de Dados

4.1 Fontes dos Dados

Para originar a base de dados do estudo em questão, foi preciso inicialmente determinar qual seria o escopo das amostras a serem analisadas. Se estamos analisando o impacto de filmes serem indicados ao Oscar ou receberem o Oscar, devemos incluir no modelo apenas produções que teriam, de certa forma, competitividade para entrar na disputa. Se incluíssemos filmes que não são elegíveis ao prêmio, muito provavelmente viesaria o resultado e não nos forneceria um coeficiente muito conclusivo.

Por este motivo, o primeiro passo foi buscar o regulamento do Oscar, para entender quais são os critérios considerados que tornam um filme elegível ao prêmio. Dentre os pré-requisitos, estão: ter mais de 40 minutos de duração; especificidades de imagem (tamanho da câmera, dimensão e formato de projeção); especificidades de áudio (formato e configuração); ter sido auferido ingresso para assistir à exibição em pelo menos um cinema localizado no distrito de Los Angeles; ter permanecido em cartaz por pelo menos 7 dias corridos com no mínimo três exibições diárias, sendo uma delas obrigatoriamente entre os horários de 18h e 22h; e ter sido lançado dentro do período de tempo determinado para participação no Oscar do respectivo ano (1º de janeiro a 31 de dezembro do ano em questão).

Todo ano, milhares de produtores e diretores comprovam que seus filmes são elegíveis, inscrevem-nos e submetem as inscrições para análise da academia. Uma vez definidos quais serão os filmes elegíveis daquele ano, a organização disponibiliza o que chamam de “reminders list”, onde ficam oficializados os filmes, e com base na qual são escolhidos os indicados para cada categoria e eventualmente votados os vencedores para cada uma delas.

Num primeiro momento, foram reunidos, portanto, todos os títulos que constavam nos reminders list dos anos de 2013 a 2016 em uma única base de dados. No entanto, como o objetivo da análise era entender o impacto que as indicações e o prêmio têm sobre a bilheteria no Brasil, foi preciso filtrar, desta base, aqueles filmes que de fato acabaram sendo exibidos em território nacional.

A fim de obter estes dados locais, foi utilizada a base de dados da ANCINE, que forneceu uma relação de filmes com informações/características próprias e de rentabilidade semana a semana. Com as bases da ANCINE e do Oscar disponíveis, foi

necessário apenas casar as duas relações, a fim de que obtivéssemos as variáveis de interesse. Ao final deste processo, foi possível originar uma base de 512 filmes (amostras), os quais eram, ao mesmo tempo, elegíveis ao prêmio e foram exibidos em cinemas brasileiros.

A próxima etapa foi formalizar as informações a respeito de cada filme (gênero, semanas em exibição, data de lançamento/sazonalidade e rendas bruta e média). Feito isto, o último passo foi deflacionar os valores em questão e trazê-los todos a um mesmo IPCA mensal (a base escolhida foi janeiro de 2018).

4.2 Análise das Amostras

4.2.1 Por Grupo

Dentre as 512 amostras, há aquelas que foram indicadas aos Oscars durante o período em questão (2013 a 2016) e aquelas que, além de indicadas, também venceram o prêmio. Abaixo, a relação das amostras vencedoras dos Oscars, separadas por categoria e por ano.

Tabela 3 — Amostra de filmes que ganharam Oscar nas seis categorias mencionadas entre os anos de 2013 e 2016

Filmes Vencedores do Oscar (2013-2016)						
Ano	Melhor Filme	Melhor Ator	Melhor Atriz	Melhor Diretor	Melhor Documentário	Melhor Animação
2013	12 Anos de Escravidão	Matthew McConaughey (Clube de Compras Dallas)	Cate Blanchett (Blue Jasmine)	Alfonso Cuarón (Gravidade)	Um Passo do Estrelato	Frozen
2014	Birdman	Eddie Redmayne (A Teoria de Tudo)	Julianne Moore (Para Sempre Alice)	Alejandro G. Iñárritu (Birdman)	Citizenfour	Big Hero 6
2015	Spotlight	Leonardo de Caprio (O Regresso)	Brie Larson (O Quarto de Jack)	Alejandro G. Iñárritu (O Regresso)	Amy	Divertidamente
2016	Moonlight	Casey Affleck (Manchester à Beira-Mar)	Emma Stone (La La Land)	Damien Chazelle (La La Land)	O.J. Made in America	Zootopia

As amostras que ganharam o Oscar somam um total de 21 (considerando que um mesmo filme ganhou mais de uma categoria no ano, como foi o caso de filmes como Birdman e La La Land). Das 21 amostras, foi possível obter informações de 18, pois a ANCINE não divulgou os dados referentes a 3 filmes: Um passo do Estrelato, Citizenfour e O. J. made in America.

Além dos vencedores, também temos aqueles que compõem o grupo dos indicados a cada categoria, ano a ano. Formam um total de 92 amostras (sem a contagem de duplicatas), das quais os dados de 21 também não foram liberados pela ANCINE.

Tabela 4 — Amostra de filmes que foram indicados ao Oscar nas seis categorias mencionadas entre os anos de 2013 e 2016

Filmes Indicados ao Oscar				
	2013	2014	2015	2016
Melhor Filme	American Hustle	Sniper Americano	A Grande Aposta	A Chegada
	Capitão Phillips	Birdman	Ponte Dos Espiões	Um Limite entre Nós
	Clube de Compras Dallas	Boyhood	Brooklyn	Até o Último Homem
	Gravidade	Foxcatcher	Mad Max: Estrada da Fúria	A Qualquer Custo
	Ela	O Grande Hotel Budapeste	Perdido em Marte	Estrelas Além do Tempo
	Nebraska	Jogo da Imitação	O Regresso	La La Land
	12 Anos de Escravidão	Selma	O Quarto de Jack	Lion
	Philomena	Teoria de Tudo	Spotlight	Manchester à Beira Mar
	O Lobo de Wallstreet	Whiplash	-	Moonlight
Melhor Ator	Christian Bale (American Hustle)	Steve Carell (Foxcatcher)	Bryan Cranston (Trumbo)	Casey Affleck (Manchester à Beira Mar)
	Bruce Dern (Nebraska)	Bradley Cooper (Sniper Americano)	Matt Damon (Perdido em Marte)	Andrew Garfield (Até o Último Homem)
	Leonardo DiCaprio (O Lobo de Wallstreet)	Benedict Cumberbatch (Jogo da Imitação)	Leonardo DiCaprio (O Regresso)	Ryan Gosling (La La Land)
	Chiwetel Ejiofor (12 Anos de Escravidão)	Michael Keaton (Birdman)	Michael Fassbender (Steve Jobs)	Virgo Mortensen (Capitão Fantástico)
	Mathew McConaughey (Clube de Compras Dallas)	Eddie Redmayne (A Teoria de Tudo)	Eddie Redmayne (A Garota Dinamarquesa)	Denzel Washington (Um Limite Entre Nós)
Melhor Atriz	Amy Adams (American Hustle)	Marion Cotillard (Dois Dias, uma Noite)	Cate Blanchett (Carol)	Isabelle Huppert (Elle)
	Cate Blanchett (Blue Jasmine)	Felicity Jones (Teoria de Tudo)	Brie Larson (O Quarto de Jack)	Rith Nega (Loving)
	Sandra Bullock (Gravidade)	Julianne Moore (Para Sempre Alice)	Jennifer Lawrence (Joy)	Natalie Portman (Jackie)
	Judi Dench (Philomena)	Rosamund Pike (Garota Exemplar)	Charlotte Rampling (45 anos)	Emma Stone (La La Land)
	Meryl Streep (Álbum de Família)	Reese Witherspoon (Livre)	Saoirse Ronan (Brooklyn)	Meryl Streep (Florence Foster Jenkins)
Melhor Diretor	David O. Russell (American Hustle)	Alejandro G. Iñárritu (Birdman)	Adam McKay (A grande Aposta)	Denis Villeneuve (A Chegada)
	Alfonso Cuarón (Gravidade)	Richard Linklater (Boyhood)	George Miller (Mad Max: Estrada da Fúria)	Mel Gibson (Até o Último Homem)
	Alexander Payne (Nebraska)	Bennet Miller (Foxcatcher)	Alejandro G. Iñárritu (O Regresso)	Damien Chazelle (La La Land)
	Steve McQueen (12 Anos de Escravidão)	Wes Anderson (O Grande Hotel Budapeste)	Lenny Abrahamson (O Quarto de Jack)	Kenneth Lonergan (Manchester à Beira Mar)
	Martin Scorsese (O Lobo de Wallstreet)	Morten Tyldum (Jogo da Imitação)	Tom McCarthy (Spotlight)	Barry Jenkins (Moonlight)
Melhor Documentário	O Ato de Matar	CitizenFour	Amy	Fogo no Mar
	Cutie and the Boxer	A Fotografia Oculta de Vivian Maier	Cartel Land	Eu não sou negro
	Guerras Sujas	Vietnã: Batendo em Retirada	O Peso do Silêncio	Life, Animated
	A Praça Tahrir	O Sal da Terra	What happened, Miss Simone?	O.J.: Made in America
	A um Passo do Estrelato	Virunga	Winter on Fire: Ukraine's fight for freedom	A 13a Emenda
Melhor Animação	Os Croods	Big Hero 6	Anomalisa	Kubo e as Cordas Mágicas
	Meu Malvado Favorito 2	Os Boxtrolls	O Menino e o Mundo	Moana: Um Mar de Aventuras
	Ernest & Celestine	Como Treinar o seu Dragão 2	Divertidamente	Minha Vida de Abobrinha
	Frozen	A Canção do Oceano	Shaun: O Carneiro	A Tartaruga Vermelha
	Vidas ao Vento	O Conto da Princesa Kaguya	As Memórias de Marnie	Zootopia

4.2.2 Por Gênero

Aqui, categorizamos as amostras por gênero e por mês, a fim de que pudessem ser observados o quanto cada gênero representa em termos proporcionais para o total de amostras.

Tabela 5 — Tabela do número de amostras separadas por mês e por gênero para o ano 2013

2013				
Mês	Fic	Ani	Doc	Total
Jan	2	0	0	2
Fev	5	0	0	5
Mar	7	1	0	8
Abr	9	0	0	9
Mai	11	2	0	13
Jun	9	1	0	10
Jul	6	2	0	8
Ago	13	0	0	13
Set	12	1	1	14
Out	12	1	0	13
Nov	9	1	0	10
Dez	13	0	0	13
TOTAL:	108	9	1	118

Tabela 6 — Tabela do número de amostras separadas por mês e por gênero para o ano 2014

2014				
Mês	Fic	Ani	Doc	Total
Jan	11	1	0	12
Fev	15	2	0	17
Mar	9	1	0	10
Abr	6	0	0	6
Mai	11	0	0	11
Jun	9	0	0	9
Jul	12	1	0	13
Ago	11	1	0	12
Set	12	0	0	12
Out	9	2	0	11
Nov	5	1	0	6
Dez	12	1	0	13
TOTAL:	122	10	0	132

Tabela 7 — Tabela do número de amostras separadas por mês e por gênero para o ano 2015

2015				
Mês	Fic	Ani	Doc	Total
Jan	12	1	0	13
Fev	12	0	0	12
Mar	11	0	1	12
Abr	9	1	0	10
Mai	8	0	0	8
Ju	6	2	0	8
Jul	10	0	0	10
Ago	10	1	0	11
Set	7	2	1	10
Out	16	0	0	16
Nov	10	0	1	11
Dez	5	0	0	5
TOTAL:	116	7	3	126

Tabela 8 — Tabela do número de amostras separadas por mês e por gênero para o ano 2016

2016				
Mês	Fic	Ani	Doc	Total
Jan	14	2	0	16
Fev	12	0	0	12
Mar	13	1	0	14
Abr	12	1	1	14
Mai	9	0	0	9
Jun	8	1	0	9
Jul	7	1	0	8
Ago	9	0	0	9
Set	9	0	0	9
Out	5	3	1	9
Nov	13	0	0	13
Dez	11	3	1	15
TOTAL:	122	12	3	137

Tabela 9 — Consolidado de todas as amostras separadas por mês e gênero do período da análise

Consolidado 2013-2016				
Mês	Fic	Ani	Doc	Total
Jan	39	4	0	43
Fev	44	2	0	46
Mar	40	3	1	44
Abr	36	2	0	38
Mai	39	2	0	41
Jun	32	4	0	36
Jul	35	4	0	39
Ago	43	2	0	45
Set	40	3	2	45
Out	46	6	1	53
Nov	36	2	1	39
Dez	41	1	1	43
TOTAL:	471	35	6	512

Podemos notar que, com relação ao consolidado, os filmes de ficção representam 91,99% do total da amostra; os filmes de animação constituem cerca de 6,8%; e, por fim, os documentários formam um agregado de 1,17%.

4.2.3 Por Rentabilidade

Em termos de valores, a análise é importante, pois, desta maneira, é possível termos um nocional dos meses e anos que apresentaram maior peso em termos de lucro, o que poderá ser relevante quando forem encontrados determinados resultados mais adiante.

Tabela 10 — Rendas bruta e média mês a mês e total para as amostras de 2013

2013		
Mês	Renda Bruta (Valores Correntes de 2018)	Renda Média (Valores Correntes de 2018)
Jan	R\$17.980.870,66	R\$1.086.217,10
Fev	R\$17.188.058,83	R\$1.566.500,18
Mar	R\$64.674.476,75	R\$4.084.676,50
Abr	R\$69.348.699,56	R\$5.195.326,30
Mai	R\$90.772.967,94	R\$6.152.077,64
Jun	R\$116.340.650,95	R\$8.720.761,46
Jul	R\$1.989.966.304,17	R\$111.969.991,76
Ago	R\$149.599.276,51	R\$9.189.983,92
Set	R\$73.284.569,54	R\$6.604.616,83
Out	R\$35.368.277,51	R\$2.930.993,22
Nov	R\$70.451.792,19	R\$8.744.445,31
Dez	R\$20.713.761,34	R\$5.622.144,84
TOTAL:	R\$2.715.689.705,95	R\$171.867.735,05

Tabela 11 — Rendas bruta e média mês a mês e total para as amostras de 2014

2014		
Mês	Renda Bruta (Valores Correntes de 2018)	Renda Média (Valores Correntes de 2018)
Janeiro	R\$63.204.128,55	R\$2.935.799,48
Fevereiro	R\$48.349.671,32	R\$4.024.515,07
Março	R\$39.308.300,90	R\$2.016.680,89
Abril	R\$65.679.369,22	R\$3.771.734,67
Mai	R\$147.327.338,17	R\$7.808.536,48
Junho	R\$106.161.834,40	R\$5.262.559,94
Julho	R\$5.736.432.627,56	R\$318.786.977,40
Agosto	R\$128.138.983,47	R\$8.165.954,12
Setembro	R\$30.610.321,98	R\$2.666.824,60
Outubro	R\$61.613.806,77	R\$5.280.964,76
Novembro	R\$42.427.225,06	R\$4.845.866,31
Dezembro	R\$37.410.022,01	R\$12.830.166,00
TOTAL:	R\$6.506.663.629,40	R\$378.396.579,72

Tabela 12 — Rendas bruta e média mês a mês e total para as amostras de 2015

2015		
Mês	Renda Bruta (Valores Correntes de 2018)	Renda Média (Valores Correntes de 2018)
Janeiro	R\$28.842.222,38	R\$1.568.996,09
Fevereiro	R\$46.532.605,61	R\$2.971.653,16
Março	R\$21.026.234,48	R\$1.467.146,59
Abril	R\$132.854.401,38	R\$6.183.631,99
Maiο	R\$34.387.205,57	R\$1.790.083,21
Junho	R\$100.472.411,49	R\$9.482.215,74
Julho	R\$65.271.917,86	R\$3.726.117,07
Agosto	R\$372.602,70	R\$9.520.291,28
Setembro	R\$54.311.419,49	R\$4.849.757,86
Outubro	R\$48.233.255,40	R\$4.430.447,15
Novembro	R\$33.075.765,19	R\$4.209.575,92
Dezembro	R\$6.802.450,43	R\$1.473.469,73
TOTAL:	R\$572.182.491,97	R\$51.673.385,78

Tabela 13 — Rendas bruta e média mês a mês e total para as amostras de 2016

2016		
Mês	Renda Bruta (Valores Correntes de 2018)	Renda Média (Valores Correntes de 2018)
Janeiro	R\$37.622.465,50	R\$4.342.806,93
Fevereiro	R\$47.095.137,16	R\$3.983.733,26
Março	R\$164.501.671,00	R\$8.595.108,26
Abril	R\$107.719.435,64	R\$5.451.481,11
Maiο	R\$49.912.692,19	R\$2.755.006,76
Junho	R\$260.186.098,96	R\$17.062.866,57
Julho	R\$85.810.714,48	R\$5.239.528,56
Agosto	R\$149.048.094,34	R\$8.834.085,57
Setembro	R\$216.365.312,58	R\$20.799.164,40
Outubro	R\$83.026.036,24	R\$8.618.385,48
Novembro	R\$270.563.350,48	R\$33.955.474,88
Dezembro	R\$53.592.408,07	R\$17.105.490,64
TOTAL:	R\$1.525.443.416,64	R\$136.743.132,41

4.3 Análise descritiva

Após concluída a elaboração da base de dados, foi possível obter estatísticas a respeito de cada uma das variáveis explicativas, o que nos permitiu chegar a algumas suposições preliminares sobre o que os coeficientes dos quatro modelos vão nos fornecer. É interessante fazer esta análise também para que possamos avaliar se os resultados obtidos futuramente fazem sentido e se levam a uma conclusão similar.

Tabela 14 — Análise descritiva para amostras da base de dados (todos os gêneros juntos)

	Semanas	Renda Deflacionada	Media Deflacionada
Média	12,29101563	179,6198331	14,24594106
Desvio-padrão	6,98105329	1399,679015	115,0179707
Coefficiente de variação	0,567980182	7,792452486	8,073736248
Mínimo	1	0,03558683	0,002500756
Máximo	45	16889,15564	1325,207189
Percentil 5%	3	0,063057099	0,007873716
Percentil 10%	4	0,100742312	0,012315183
Percentil 25%	7	0,317027841	0,03726958
Percentil 50%	11	1,457815581	0,142581383
Percentil 75%	16	6,322380282	0,491233153
Percentil 90%	21	21,51177626	1,84174835
Percentil 95%	24	48,67317473	3,797771547

*Valores em escala de milhões.

Uma análise da Tabela 14 nos permite extrair informações diretas e relevantes a respeito dos dados que compõem o modelo. Em média, os 512 filmes ficaram em exibição por 12,29 semanas, tiveram renda bruta média de R\$ 1.796.198.331 e, em média, renda média de R\$ 1.424.594.106. Apresentaram um mínimo de 1 semana de exibição e máximo de 45; renda bruta mínima de R\$ 35.586,86 e máxima de R\$ 16.889.155.640; e renda média mínima de R\$ 2.500,756 e máxima de R\$ 1.325.207.189.

Outros dados interessantes da tabela são os percentis listados. O percentil 95%, por exemplo, indica que apenas 5% dos filmes da amostra possuem mais de 24 semanas em exibição, R\$ 48.673.174,73 de renda bruta e R\$ 3.797.771,547 de renda média. Visando tirar alguma conclusão a respeito deste grupo, foram identificados os filmes que compõem estes 5% em questão:

Tabela 15 — Relação dos top 5% da amostra

Titulo	Data	Oscar	Indicados	Genero	Semanas	Renda_Deflacionada
Moonlight	21/10/16	1	1	Ficção	15	16889,15564
Um Limite entre Nós	16/12/16	0	1	Ficção	11	14577,27908
Capitão Fantástico	22/12/16	0	0	Ficção	15	14416,60943
Jackie	02/12/16	0	1	Ficção	11	14288,14559
Fogo no Mar	28/04/16	0	1	Documentário	6	5948,936131
Amy	26/09/15	1	1	Documentário	19	6195,909731
Moana: Um mar de aventuras	31/12/16	0	1	Animação	45	2473,046346
Eu não sou seu negro	31/12/16	0	1	Documentário	28	2267,066466
Até o último homem	04/11/16	0	1	Ficção	14	3009,636161
Estrelas Além do Tempo	31/12/16	0	1	Ficção	21	1789,902583
Minha Vida de Abobrinha	31/12/16	0	1	Animação	9	1752,583232
A Qualquer Custo	31/12/16	0	1	Ficção	17	1639,025222
A Tartaruga Vermelha	31/12/16	0	1	Animação	11	1526,423275
Lion: Uma Jornada para Casa	31/12/16	0	1	Ficção	18	1428,318806
La La Land	09/12/16	1	1	Ficção	11	593,5021945
Vingadores: era de ultron	23/04/15	0	0	Ficção	22	59,70933801
Capitão américa: guerra civil	28/04/16	0	0	Ficção	25	68,14382918
Velozes e furiosos 7	02/04/15	0	0	Ficção	22	58,19029039
Batman vs Superman: a origem da justiça	24/03/16	0	0	Ficção	22	89,3206933
Esquadrão suicida	04/08/16	0	0	Ficção	20	77,82628764
Procurando Dory	30/06/16	0	0	Animação	24	94,04081223
Doutor estranho	03/11/16	0	0	Ficção	10	120,4006743
Animais fantásticos e onde habitam	17/11/16	0	0	Ficção	7	106,6950632
Missão impossível - Nação Secreta	13/08/15	0	0	Ficção	21	49,12954195
Cegonhas	22/09/16	0	0	Ficção	13	65,35828238
Star Trek: sem fronteiras	01/09/16	0	0	Ficção	11	52,56449738

Da Tabela 15, podemos concluir que pelo menos metade dos filmes que compõem os top 5% da amostra foram indicados ao Oscar e três acabaram ganhando, de fato, o prêmio: Moonlight, Amy e La La Land. Tal constatação, naturalmente, leva-nos a questionar se ser indicado já não basta para que o filme tenha sucesso. Segundo esta ótica, o Modelo 2 (de indicação) deveria nos apresentar um coeficiente mais significativo do que aquele do Modelo 1 (de Oscar).

Uma outra observação importante, e que poderia também ser um bom indicativo para o sucesso de um filme, é a questão das sequências. Pela tabela, conseguimos identificar alguns casos de filmes que já tiveram outros da mesma série lançados previamente. São filmes como Velozes e Furiosos 7, Procurando Dory, Missão Impossível, Star Trek e Animais Fantásticos e Onde Habitam, que nos fazem questionar se muitas vezes o sucesso de um filme não se deve a este fator sequencial que impacta, mesmo que inconscientemente, o psicológico dos telespectadores. Dadas as conclusões iniciais, pareceu interessante obter estes dados estatísticos também para cada gênero, e, desta forma, possivelmente extrair mais alguma informação relevante.

Amostras dos filmes do gênero **Ficção**:

Tabela 16 — Análise descritiva para amostras da base de dados (apenas para filmes do gênero ficção)

	Semanas	Renda Deflacionada	Media Deflacionada
Média	11,65384615	152,4490302	11,71453712
Desvio-padrão	6,145614038	1400,740903	109,9306937
Mínimo	1	0,03558683	0,002500756
Máximo	43	16889,15564	1325,207189
Percentil 5%	3	0,062155525	0,007834481
Percentil 10%	4	0,100702794	0,012135861
Percentil 25%	7	0,301612118	0,034575833
Percentil 50%	11	1,375403992	0,132953034
Percentil 75%	15	5,438688269	0,450739795
Percentil 90%	20	18,64393925	1,561207415
Percentil 95%	22,65	36,76585569	3,20112436

*Valores em escala de milhões.

Amostras dos filmes do gênero **Animação**:

Tabela 17 — Análise descritiva para amostras da base de dados (apenas para filmes do gênero animação)

	Semanas	Renda Deflacionada	Media Deflacionada
Média	19,94594595	167,7287094	11,15656252
Desvio-padrão	10,90602776	539,9133022	39,31244601
Mínimo	1	0,07982878	0,00267811
Máximo	45	2473,046346	194,7314703
Percentil 5%	5,2	0,106579646	0,037844942
Percentil 10%	8,6	0,732484558	0,054267288
Percentil 25%	11	2,094360893	0,16230318
Percentil 50%	20	9,433402648	0,349113031
Percentil 75%	24	22,59141241	1,506094163
Percentil 90%	35,6	64,04624466	3,32364043
Percentil 95%	39,6	1571,655266	71,71841883

*Valores em escala de milhões.

Amostras dos filmes do gênero **Documentário**:

Tabela 18 — Análise descritiva para amostras da base de dados (apenas para filmes do gênero Documentário)

	Semanas	Renda Deflacionada	Media Deflacionada
Média	14,42857143	2059,035169	199,8179482
Desvio-padrão	9,947481136	2864,767259	368,8852157
Mínimo	5	0,047231525	0,009446305
Máximo	28	6195,909731	991,4893551
Percentil 5%	5	0,103147792	0,011641366
Percentil 10%	5	0,159064059	0,013836427
Percentil 25%	5,5	0,334730822	0,018115717
Percentil 50%	12	0,61716325	0,12343265
Percentil 75%	22,5	4108,001299	203,5335858
Percentil 90%	26,8	6047,725571	592,2560493
Percentil 95%	27,4	6121,817651	791,8727022

*Valores em escala de milhões.

Comparando as análises gênero a gênero, podemos observar, de imediato, alguns resultados relevantes. Filmes do gênero animação ficam, em média, mais semanas em cartaz (19, contra aproximadamente 12 para ficção e documentário), o que poderia sugerir uma demanda maior do público por filmes deste gênero (independentemente de serem indicados a prêmios ou não).

Filmes de animação possuem também, em média, as maiores rendas brutas e médias por produção, o que pode tanto ser explicado pelo maior número de semanas em cartaz quanto pode explicar o motivo pela exibição prolongada, criando, assim, um ciclo virtuoso.

Com relação ao gênero de documentário, parece haver uma volatilidade muito grande com relação às rentabilidades dos filmes, pois, ao mesmo tempo que temos uma renda mínima de R\$ 47.231,525, há também documentários que se tornam fenômenos, dadas circunstâncias específicas.¹⁵ É possível inferir, portanto, que, dos três gêneros, documentário é o que está mais suscetível a variações no lucro.

4.4 Limitações dos Modelos

Algumas limitações que talvez possam vir a comprometer os resultados do presente estudo, são:

1. A impossibilidade de se obter determinadas informações específicas para todos os filmes, como foi o caso de número de salas de exibição e público total ao longo das semanas em exibição (na base de dados da ANCINE, estas informações só estavam disponíveis para os anos de 2015 e 2016), o que impossibilitou que as amostras fossem também controladas para estas características.
2. Filmes sempre sofrem o impacto de críticas, o que pode auferir lucro maior à sua produção, caso estas venham a ser positivas; ou mesmo reduzir lucro daqueles que, embora tenham ganhado prêmios, foram negativamente avaliados.
3. Redes sociais têm um papel importante nesta análise, visto que espelham e replicam opiniões de maneira dinâmica e auferem popularidade aos filmes. Controlar para esta variável, portanto, pode também levar a resultados mais

¹⁵ Foi o caso do documentário “Amy”, lançado em 2015, logo após a morte da cantora Amy Winehouse.

precisos. O grande ponto quando se abre esta discussão, e que vem cada vez mais sendo analisado, é quanto à diferença entre talento e popularidade. Até que ponto os filmes geram lucro por serem, de fato, de boa qualidade?

4. Os valores de renda podem estar subestimados, dado que algumas pessoas optam por assistir aos filmes indicados/vencedores depois de estes terem saído de cartaz. Os motivos para esta situação podem variar: muitas vezes, a população não tem acesso a um cinema próximo; pode estar relacionado ao preço do ingresso (que vem se tornando cada vez mais elevado com o passar dos anos) ou mesmo à falta de tempo.
5. Os resultados representam apenas uma janela de quatro anos no tempo, o que pode levar a um viés dos resultados, dadas as condições específicas do período. Talvez, se mais anos fossem incluídos, os impactos e resultados seriam diferentes.

5 Resultados

5.1 Panorama Geral dos Modelos

Para efeitos de organização, foram criados 4 modelos, cada qual observando um aspecto específico de impacto à bilheteria das produções cinematográficas analisadas no período. O primeiro modelo tem por objetivo avaliar o impacto que um filme que ganhou o Oscar tem sobre sua lucratividade, em relação àqueles que não ganharam. O segundo visa analisar este impacto no sentido mais amplo, admitindo que no grupo de dummies que assumirão o valor 1 tenhamos também os indicados ao Oscar (e não apenas os vencedores do prêmio como no anterior). Como resultado, teremos o efeito que um filme ser indicado ao Oscar tem sobre sua renda em comparação com a renda dos que não foram indicados.

Dentro deste escopo de indicados, foi criada uma variável que indica a quantidade de categorias à qual um filme foi indicado, e é avaliado se de fato existe alguma mudança significativa em termos de lucro entre filmes que foram indicados apenas em uma categoria e outros que foram indicados em pelo menos mais de uma.

O Modelo 3, por sua vez, tem por objetivo avaliar o impacto individual de cada uma das seis categorias escolhidas que fazem parte do escopo do presente trabalho (melhor filme, melhor ator, melhor atriz, melhor diretor, melhor animação e melhor documentário) e ver como cada uma delas se comporta quando controladas para as outras variáveis dependentes.

Por fim, o Modelo 4 foi criado no intuito de analisar e servir, de certa maneira, como uma desconstrução da tese inicial, na medida em que analisa o impacto e a significância do chamado “efeito memória”. O efeito memória representa o histórico dos atores, ou seja, se em algum momento no passado já ganharam o Oscar por outro filme e se isto bastaria para que a audiência aumentasse mesmo que o atual filme não tivesse sido indicado a nenhuma categoria do prêmio.

5.2 Resultados do Modelo 1

Tabela 19 — Resultados da regressão 1 do Modelo 1

	Coeficiente	erro-padroao	t-valor	p-valor
(Intercept)	0.4537	0.1030	4.407	1.28e-05 ***
as.factor(Oscar)1	1.8376	0.5491	3.347	0.000878 ***

numero de observações: 512				
R-quadrado: 0.02149				
R-quadrado ajustado: 0.01957				
Estatistica-f: 11.2 on 1 and 510 DF				
P-valor: 0.0008777				

Nesta primeira regressão, o intuito era capturar o efeito puro que a dummy de Oscar teria sobre a renda total de um filme. O resultado foi significativo, na medida em que ambos os p-valores se mostraram significativamente diferentes de zero ao nível de significância de 5%. O intercepto representa as dummies às quais foi atribuído valor zero, ou seja, resultado para as amostras que não receberam o Oscar. Como ambas as variáveis se mostraram significativas, podemos concluir que filmes vencedores do Oscar são aproximadamente 138% mais lucrativos do que aqueles que não receberam o prêmio ($1,83 - 0,45 = 1,38$).

No entanto, parece irreal supor que este seja o único fator contribuindo para a rentabilidade das bilheterias, e, por isso, foram incluídas mais variáveis na regressão a seguir, para que fosse possível analisar como a variável de Oscar se comporta na presença de outras.

Tabela 20 — Resultados da regressão 2 do Modelo 1

	Coeficiente	erro-padroao	t-valor	p-valor
(Intercept)	-2.1676	0.5948	-3.644	0.000296 ***
as.factor(Oscar)1	1.5099	0.5013	3.012	0.002725 **
GeneroDocumentario	0.9439	0.8490	1.112	0.266758
GeneroFiccao	0.8564	0.3596	-2.381	0.017623 *
Semanas	1.5190	0.1600	9.495	< 2e-16 ***
Sazonalidade_Estacaooutono	-0.3873	0.2628	-1.474	0.141184
Sazonalidade_Estacaoprimavera	0.5725	0.2649	2.162	0.031126 *
Sazonalidade_Estacaoverao	0.8148	0.2559	-3.183	0.001545 **

numero de observações: 512				
R-quadrado: 0.2224				
R-quadrado ajustado: 0.2116				
Estatistica-f: 20.6 on 7 and 504 DF				
P-valor: < 2.2e-16				

Com a inclusão das dummies de gênero, da variável de semanas em exibição e das dummies de sazonalidade, notamos que o efeito permanece significativo, porém sofre

uma redução em termos de impacto, o que já era esperado. No entanto, é interessante notar que, apesar de reduzido o coeficiente, a dummy de Oscar permanece significativa a nível de 5%. Além disso, é possível perceber que temos um r-quadrado de aproximadamente 0,2224, o que significa dizer que as variáveis dependentes da regressão acima são capazes de explicar, em conjunto, 22,44% da variável Y (que, neste caso, é a renda de bilheteria de um filme).

Além da variável dummy de Oscar, a dummy de gênero ficção também se mostrou positiva. Com base em seu coeficiente, podemos auferir que um filme ser do gênero ficção gera um impacto em sua renda 85,64% maior do que aquelas de outros gêneros (documentário e animação). Por fim, temos as dummies de verão e primavera como significativas, o que faz sentido, já que, no modelo, verão corresponde aos meses de férias (janeiro a março) e temporada de premiações de cinema; e primavera, por sua vez, é representada pelos meses de outubro a dezembro, época de festas e reuniões familiares.

A variável semanas em exibição não se mostrou significativa, talvez pelo fato de que um filme não precise, necessariamente, ser exibido por um extenso período de tempo para refletir lucratividade. Tal constatação nos leva a concluir que período de exibição não é um dos fatores decisivos para o sucesso de uma produção cinematográfica.

5.2.1 Resultados do Modelo 1 por Gênero

No intuito de fazer uma análise mais profunda e precisa, foram segregadas as amostras por gênero, a fim de descobrir se algum deles é mais impactado pelo Oscar do que os demais. A seguir, as tabelas com os resultados do impacto do Oscar por Gênero:

Animação

Tabela 21 — Resultados da regressão 3 do Modelo 1

	Coefficiente	erro-padiao	t-valor	p-valor
(Intercept)	-2.67227	1.62180	-1.648	0.10951
as.factor(Oscar)1	0.63215	1.60936	0.393	0.69716
Semanas	1.56244	0.51037	3.061	0.00452 **
Sazonalidade_Estacaooutono	-0.04749	1.04665	-0.045	0.96410
Sazonalidade_Estacaoprimavera	2.13410	0.98448	2.168	0.03798 *
Sazonalidade_Estacaoverao	-1.25298	0.98973	-1.266	0.21495

numero de observações: 40

R-quadrado: 0.3358,
R-quadrado ajustado: 0.2287
Estatistica-f: 3.135 on 5 and 31 DF
P-valor: 0.021

Documentário

Tabela 22 — Resultados da regressão 4 do Modelo 1

	Coefficiente	erro-padiao	t-valor	p-valor
(Intercept)	-10.5130	5.2475	-2.003	0.295
as.factor(Oscar)1	0.8943	5.6661	0.158	0.900
Semanas	6.2322	2.5997	2.397	0.252
Sazonalidade_Estacaooutono	8.0373	4.5039	1.785	0.325
Sazonalidade_Estacaoprimavera	-3.8418	4.2945	-0.895	0.535
Sazonalidade_Estacaoverao	-10.6226	6.1992	-1.714	0.336

numero de observações: 7

R-quadrado: 0.9412
R-quadrado ajustado: 0.6469
Estatistica-f: 3.199 on 5 and 1 DF
P-valor: 0.3998

Ficção

Tabela 23 — Resultados da regressão 5 do Modelo 1

	Coefficiente	erro-padiao	t-valor	p-valor
(Intercept)	-3.0672	0.4412	-6.952	1.23e-11 ***
as.factor(Oscar)1	1.2193	0.5341	2.283	0.0229 *
Semanas	1.5410	0.1668	9.238	< 2e-16 ***
Sazonalidade_Estacaooutono	-0.4587	0.2649	-1.732	0.0840
Sazonalidade_Estacaoprimavera	0.5374	0.2703	1.988	0.0474 *
Sazonalidade_Estacaoverao	-0.7112	0.2591	-2.744	0.0063 **

numero de observações: 465

R-quadrado: 0.183
R-quadrado ajustado: 0.1742
Estatistica-f: 20.7 on 5 and 462 DF
P-valor: < 2.2e-16

Com base nos resultados obtidos quando separamos as amostras por gênero, podemos chegar a algumas conclusões. Segundo o modelo, a variável de Oscar se mostrou apenas significativa para filmes do gênero de ficção, dando a falsa impressão de que não há diferença na lucratividade entre filmes que ganham ou não o Oscar, tanto

para os do gênero de animação quanto para os do gênero documentário. Uma possível explicação para tal seria a de que quatro das seis categorias consideradas neste estudo admitem apenas filmes do gênero ficção (melhor filme, melhor ator, melhor atriz e melhor diretor), e que, portanto, haverá muito mais filmes deste gênero no grupo dos que receberam o Oscar, o que acaba viesando o resultado e não nos fornecendo coeficientes significativos para os demais gêneros. Por este motivo, mais à frente foi criado o Modelo 3, que avalia o efeito de cada categoria individualmente, para que se possa observar o impacto segregado do Oscar e obter resultados mais próximos da realidade.

5.3 Resultados do Modelo 2

Neste modelo, o objetivo foi captar o efeito não só do filme ter ganho o Oscar, mas também de ter sido indicado, e, com base no resultado, concluir se basta um filme ser indicado ao Oscar para obter maior lucratividade com relação aos demais (não indicados) ou se existe de fato uma diferença muito grande no lucro daqueles que ganharam o Oscar e todos os outros concorrentes que não ganharam e foram apenas indicados. A dummy da equação passa a ser agora “indicados”, ou seja, será atribuído o valor 1 (um) aos filmes indicados ao Oscar e 0 (zero) aos que não foram. A amostra permanece a mesma, assim como as outras variáveis. Seguindo o padrão do Modelo 1, foi analisado primeiro o coeficiente da dummy na ausência das demais variáveis e depois com a devida inclusão.

Tabela 24 — Resultados da regressão 1 do Modelo 2

	Coeficiente	erro-padroao	t-valor	p-valor
(Intercept)	0.2830	0.1065	2.656	0.00815 **
as.factor(Indicados)1	1.6972	0.2861	5.932	5.51e-09 ***

numero de observações: 512				
R-quadrado: 0.06455				
R-quadrado ajustado: 0.06272				
Estatística-f: 35.19 on 1 and 510 DF				
P-valor: 5.513e-09				

Tabela 25 — Resultados da regressão 2 do Modelo 2

	Coefficiente	erro-padroa	t-valor	p-valor
(Intercept)	-2.1743	0.5883	-3.696	0.000243 ***
Indicados	1.2693	0.2838	4.472	9.57e-06 ***
GeneroDocumentario	0.7750	0.8417	0.921	0.357649
GeneroFiccao	-0.6398	0.3596	-1.779	0.075768
Semanas	-1.4262	0.1605	8.885	< 2e-16 ***
Sazonalidade_Estacaootono	-0.3774	0.2601	-1.451	0.147377
Sazonalidade_Estacaoprivavera	0.3753	0.2679	1.401	0.161796
Sazonalidade_Estacaoverao	-0.9898	0.2586	-3.828	0.000145 ***

numero de observações: 512

R-quadrado: 0.2386
R-quadrado ajustado: 0.2281
Estatistica-f: 22.57 on 7 and 504 DF
P-valor: < 2.2e-16

Podemos observar que, mesmo com a inclusão das demais variáveis, a dummy de indicados permaneceu significativa e pouco se alterou. É interessante notar que o intercepto que representa as amostras que não foram indicadas afeta negativamente o desempenho da renda do filme, o que implica dizer que um filme que não foi indicado ao Oscar tem seu lucro reduzido em 217%, em relação àqueles que foram indicados. Os indicados, por sua vez, geram um impacto positivo de aproximadamente 126,9% no lucro, em relação aos não indicados. A dummy de verão permaneceu significativa ao nível de 5%, assim como ocorreu no Modelo 1, e o r-quadrado sofreu um ligeiro aumento, e agora passa a ser 0,2386, implicando, portanto, que as variáveis nesta regressão explicam 23,86% de Y.

Um outro aspecto analisado foi referente ao número de indicações por filme, e que despertou o seguinte questionamento: um filme ter sido indicado em pelo menos mais de uma categoria o torna mais lucrativo do que aqueles que foram indicados a exatamente uma? A fim de esclarecer esta dúvida, foi criada uma nova variável, a de número de categorias, e analisada como esta impacta as bilheterias dos filmes. Novamente, foi feita uma regressão, que avalia o impacto da variável tanto na ausência quanto na presença das demais.

Tabela 26 — Resultados da regressão 3 do Modelo 2

	Coefficiente	erro-padroa	t-valor	p-valor
(Intercept)	0.3540	0.1059	3.343	0.000891 ***
Numero_Categorias	0.7379	0.1560	4.730	2.91e-06 ***

numero de observações: 512

R-quadrado: 0.04202
R-quadrado ajustado: 0.04015
Estatistica-f: 22.37 on 1 and 510 DF
P-valor: 2.911e-06

Tabela 27 — Resultados da regressão 4 do Modelo 2

	Coefficiente	erro-padrao	t-valor	p-valor
(Intercept)	-2.0442	0.5918	-3.454	0.000599 ***
Numero_Categorias	0.6084	0.1485	4.096	4.89e-05 ***
GeneroDocumentario	0.9247	0.8423	1.098	0.272796
GeneroFiccao	-0.8361	0.3570	-2.342	0.019577 *
Semanas	1.4541	0.1603	9.072	< 2e-16 ***
Sazonalidade_Estacaooutono	-0.3800	0.2609	-1.457	0.145821
Sazonalidade_Estacaoprimavera	0.4369	0.2667	1.638	0.101993
Sazonalidade_Estacaoverao	-0.9627	0.2591	-3.716	0.000225 ***

numero de observações: 512				
R-quadrado: 0.2339				
R-quadrado ajustado: 0.2233				
Estatistica-f: 21.99 on 7 and 504 DF				
P-valor: < 2.2e-16				

Notamos que, em ambas as situações, os coeficientes são significativos, e que, apesar da redução esperada no impacto do coeficiente quando são adicionadas mais variáveis na regressão, este ainda permanece relevante. Como a variável de interesse não é uma dummy, concluímos que, para cada aumento de uma unidade na variável Numero_Categorias, haverá um aumento de aproximadamente 60,8% na renda do filme. Com isto, concluímos também que a quantidade de indicações que um filme recebeu é tão relevante quanto ele simplesmente ser indicado.

Novamente para este modelo, vemos a dummy de verão e dummy de gênero ficção como sendo estatisticamente relevantes.

5.4 Resultados do Modelo 3

Com o Modelo 3, o objetivo foi analisar mais a fundo o impacto de cada uma das 6 categorias escolhidas para o presente estudo. São elas: melhor filme, melhor ator, melhor atriz, melhor diretor, melhor animação e melhor documentário. Já vimos que há um efeito positivo e significativo sobre a renda de um filme caso este ganhe um Oscar, e, maior ainda, no caso de ele ser apenas indicado (podendo ganhar ou não). Mas, até então, tratamos o impacto destas categorias de forma geral. Agora, buscamos analisá-las individualmente.

Para que estes resultados fossem críveis, foi necessário dividir a amostra por gênero novamente. Funcionou da seguinte forma: para analisar o impacto das categorias de melhor filme, melhor ator, melhor atriz e melhor diretor, foram observadas apenas as amostras referentes a filmes de ficção; para analisar o impacto de melhor animação, foram observadas apenas amostras referentes a filmes de animação; e, por fim, para

analisar o impacto de melhor documentário, foram observadas apenas amostras referentes a filmes do gênero documentário.

Em cada caso, foi estimado o impacto na ausência e na presença das demais variáveis, e as dummies, neste modelo, serão por categoria, ou seja, as amostras assumirão valor 1 (um) se indicadas (ou vencedoras do Oscar) da respectiva categoria e 0 (zero) caso contrário.

Animação

Tabela 28 — Resultados da regressão 1 do Modelo 3

	Coeficiente	erro-padroao	t-valor	p-valor
(Intercept)	2.0415	0.4761	4.288	0.000119 ***
as.factor(Melhor_Animacao)1	0.1589	0.7528	0.211	0.833997

numero de observações: 40				
R-quadrado: 0.00117				
R-quadrado ajustado: -0.02511				
Estatística-f: 0.04453 on 1 and 38 DF				
P-valor: 0.834				

Tabela 29 — Resultados da regressão 2 do Modelo 3

	Coeficiente	erro-padroao	t-valor	p-valor
(Intercept)	-2.9610	1.5366	-1.927	0.06237
as.factor(Melhor_Animacao)1	0.4463	0.6932	0.644	0.52400
Semanas	1.6285	0.4719	3.451	0.00151 **
Sazonalidade_Estacaooutono	0.0687	0.9541	0.072	0.94302
Sazonalidade_Estacaopr primavera	2.0845	0.9601	2.171	0.03700 *
Sazonalidade_Estacaoverao	-1.2011	0.9446	-1.271	0.21220

numero de observações: 40				
R-quadrado: 0.3357				
R-quadrado ajustado: 0.238				
Estatística-f: 3.437 on 5 and 34 DF				
P-valor: 0.01277				

Com base nos coeficientes obtidos, podemos concluir que, sendo controlada ou não por outras variáveis, a dummy de categoria de melhor animação não se mostrou significativa. O resultado encontrado faz sentido com a realidade, visto que o público-alvo deste gênero pouco acompanha premiações e não baseia sua decisão de assistir a um filme no reconhecimento técnico. Os pais que acompanham seus filhos nos filmes, por consequência, também não terão esta forma de pensamento.

Documentário

Tabela 30 — Resultados da regressão 3 do Modelo 3

	Coeficiente	erro-padroao	t-valor	p-valor
(Intercept)	-1.663	2.124	-0.783	0.4691
as.factor(Melhor_Documentario)1	7.743	2.810	2.755	0.0401 *

numero de observações: 7				
R-quadrado: 0.6029				
R-quadrado ajustado: 0.5235				
Estatistica-f: 7.592 on 1 and 5 DF				
P-valor: 0.04005				

Tabela 31 — Resultados da regressão 4 do Modelo 3

	Coeficiente	erro-padroao	t-valor	p-valor
(Intercept)	-3.6145	1.2595	-2.870	0.2135
as.factor(Melhor_Documentario)1	7.3076	1.0534	6.937	0.0911
Semanas	1.7942	0.7383	2.430	0.2485
Sazonalidade_Estacaooutono	1.7831	1.0320	1.728	0.3340
Sazonalidade_Estacaoprimavera	-2.1897	0.5233	-4.185	0.1493
Sazonalidade_Estacaoverao	-10.3692	0.6460	-16.051	0.0396 *

numero de observações: 7				
R-quadrado: 0.9988				
R-quadrado ajustado: 0.9926				
Estatistica-f: 162.7 on 5 and 1 DF				
P-valor: 0.05945				

Com relação à regressão da Tabela 30, observamos uma ligeira significância (apesar do p-valor estar praticamente maior do que 0,05) com relação à dummy de categoria de melhor documentário. Quando são incluídas outras variáveis no modelo seguinte, no entanto, a mesma já não demonstra mais significância alguma. Muito provavelmente, a explicação está no fato de que a maioria dos documentários, quando lançados no Brasil, vão direto para plataformas de distribuição como Netflix, Apple TV e NET Now, ao invés de passarem no cinema previamente. Este fato camufla, de certa maneira, o sucesso de bilheteria destes filmes, e como no presente trabalho estamos tratando exclusivamente do impacto sobre bilheterias de cinema, infelizmente perdemos o real efeito na lucratividade deste gênero.

Agora, analisaremos cada uma das 4 categorias que envolvem os filmes do gênero de ficção:

Tabela 32 — Resultados da regressão 5 do Modelo 3

	Coefficiente	erro-padroao	t-valor	p-valor
(Intercept)	0.2802	0.1023	2.740	0.00639 **
as.factor(Melhor_Ator)1	1.5792	0.4931	3.203	0.00145 **

numero de observações: 465				
R-quadrado: 0.02168				
R-quadrado ajustado: 0.01956				
Estatistica-f: 10.26 on 1 and 463 DF				
P-valor: 0.001454				

Tabela 33 — Resultados da regressão 6 do Modelo 3

	Coefficiente	erro-padroao	t-valor	p-valor
(Intercept)	-2.9837	0.4444	-6.714	5.6e-11 ***
as.factor(Melhor_Ator)1	1.4683	0.4674	3.141	0.00179 **
Semanas	1.5063	0.1684	8.946	< 2e-16 ***
Sazonalidade_Estacaoooutono	-0.4704	0.2647	-1.777	0.07623 .
Sazonalidade_Estacaoprimevera	0.4985	0.2699	1.847	0.06539 .
Sazonalidade_Estacaoverao	-0.7993	0.2615	-3.057	0.00237 **

numero de observações: 465				
R-quadrado: 0.1854				
R-quadrado ajustado: 0.1765				
Estatistica-f: 20.89 on 5 and 459 DF				
P-valor: < 2.2e-16				

Diferentemente das categorias anteriores, podemos observar que a de melhor ator é significativa em ambos os casos e que a diferença é praticamente nula de um para outro. De acordo com os coeficientes estimados, concluímos, pela Tabela 32, que o impacto na renda de um filme que possui indicação de melhor ator é de 157% em relação àqueles que não tiveram esta indicação. Já na tabela seguinte, este valor permanece significativo, mas o impacto passa para 146%. A dummy de verão se mostra, em mais um caso, significativa ao nível de 5%.

Tabela 34 — Resultados da regressão 7 do Modelo 3

	Coefficiente	erro-padroao	t-valor	p-valor
(Intercept)	0.3281	0.1032	3.180	0.00157 **
as.factor(Melhor_Atriz)1	0.4887	0.5104	0.958	0.33875

numero de observações: 465				
R-quadrado: 0.001977				
R-quadrado ajustado: -0.0001788				
Estatistica-f: 0.917 on 1 and 463 DF				
P-valor: 0.3388				

Tabela 35 — Resultados da regressão 8 do Modelo 3

	Coeficiente	erro-padroao	t-valor	p-valor
(Intercept)	-3.1009	0.4487	-6.911	1.62e-11 ***
as.factor(Melhor_Atriz)1	0.1748	0.4783	0.366	0.7149
Semanas	1.5544	0.1701	9.136	< 2e-16 ***
Sazonalidade_Estacaooutono	-0.4713	0.2675	-1.762	0.0788
Sazonalidade_Estacaopr primavera	0.5842	0.2732	2.138	0.0330 *
Sazonalidade_Estacaoverao	-0.6415	0.2610	-2.458	0.0143 *

numero de observações: 465				
R-quadrado: 0.1681				
R-quadrado ajustado: 0.159				
Estatistica-f: 18.55 on 5 and 459 DF				
P-valor: < 2.2e-16				

Surpreendentemente, o mesmo não ocorre para a categoria de melhor atriz, tendo em vista que, tanto na ausência quanto na presença das demais variáveis, o coeficiente se mostrou não significativo (p-valores 0,338 e 0,714, respectivamente). Uma das razões que pode explicar este resultado é o cenário ainda machista no qual a sociedade se encontra. No entanto, é difícil auferir com precisão uma explicação para este resultado específico, ainda mais se levarmos em conta que sempre há a possibilidade de viés nos resultados.

Tabela 36 — Resultados da regressão 9 do Modelo 3

	Coeficiente	erro-padroao	t-valor	p-valor
(Intercept)	0.2869	0.1025	2.800	0.00532 **
as.factor(Melhor_Diretor)1	1.4217	0.4941	2.877	0.00420 **

numero de observações: 465				
R-quadrado: 0.01757				
R-quadrado ajustado: 0.01545				
Estatistica-f: 8.279 on 1 and 463 DF				
P-valor: 0.004196				

Tabela 37 — Resultados da regressão 10 do Modelo 3

	Coeficiente	erro-padroao	t-valor	p-valor
(Intercept)	-3.0125	0.4461	-6.753	4.4e-11 ***
as.factor(Melhor_Diretor)1	1.1481	0.4634	2.478	0.01359 *
Semanas	1.5142	0.1692	8.950	< 2e-16 ***
Sazonalidade_Estacaooutono	-0.4719	0.2658	-1.776	0.07647
Sazonalidade_Estacaopr primavera	0.5184	0.2710	1.913	0.05640
Sazonalidade_Estacaoverao	-0.7239	0.2597	-2.788	0.00553 **

numero de observações: 465				
R-quadrado: 0.1788				
R-quadrado ajustado: 0.1699				
Estatistica-f: 19.99 on 5 and 459 DF				
P-valor: < 2.2e-16				

A categoria de melhor diretor tem comportamento semelhante ao da categoria de melhor ator, com coeficientes significativos em ambos os cenários e sofrendo uma ligeira redução da primeira para a segunda regressão. Ainda assim, seu impacto se mostra menor que o impacto do coeficiente de categoria de melhor ator em ambos os cenários: na ausência das variáveis, observamos um impacto de 157% para dummy de categoria de melhor ator e de 142% para dummy de categoria de melhor diretor. Quando são introduzidas as variáveis, observamos, nas tabelas anteriores, que a dummy de ator se alterou para 146% e a de diretor, agora, para 114%. Estas quedas representam uma redução de 11% e 28% nos impactos das dummies, respectivamente.

Tabela 38 — Resultados da regressão 11 do Modelo 3

	Coefficiente	erro-padroao	t-valor	p-valor
(Intercept)	0.2180	0.1028	2.120	0.0345 *
as.factor(Melhor_Filme)1	1.7277	0.3748	4.609	5.23e-06 ***

numero de observações: 465				
R-quadrado: 0.04387				
R-quadrado ajustado: 0.04181				
Estatística-f: 21.24 on 1 and 463 DF				
P-valor: 5.234e-06				

Tabela 39 — Resultados da regressão 12 do Modelo 3

	Coefficiente	erro-padroao	t-valor	p-valor
(Intercept)	-2.8306	0.4460	-6.347	5.27e-10 ***
as.factor(Melhor_Filme)1	1.4130	0.3631	3.891	0.000114 ***
Semanas	1.4378	0.1695	8.482	3.07e-16 ***
Sazonalidade_Estacaooutono	-0.4682	0.2632	-1.779	0.075938
Sazonalidade_Estacaoprimavera	0.3869	0.2720	1.423	0.155547
Sazonalidade_Estacaoverao	-0.8406	0.2601	-3.231	0.001321 **

numero de observações: 465				
R-quadrado: 0.1944				
R-quadrado ajustado: 0.1857				
Estatística-f: 22.16 on 5 and 459 DF				
P-valor: < 2.2e-16				

Para a categoria de melhor filme, observamos significância em ambos os casos e uma ligeira redução no impacto com a inclusão das demais variáveis. Ainda assim, resta um efeito de 141% no lucro das amostras indicadas a melhor filme, em relação às que não foram indicadas nesta categoria.

Era de se esperar que esta fosse a categoria com maior impacto, por ser a mais divulgada e esperada, no entanto, e segundo os resultados, a categoria com maior influência no lucro de um filme, aparentemente, é a de melhor ator, com 146% de impacto, contra os 141% da categoria de melhor filme.

Quando incluímos todas as variáveis dummy em uma mesma regressão, temos:

Tabela 40 — Resultados da regressão 13 do Modelo 3

	Coefficiente	erro-padrao	t-valor	p-valor
(Intercept)	0.21423	0.10420	2.056	0.04035 *
as.factor(Melhor_Filme)1	1.88538	0.60221	3.131	0.00185 **
as.factor(Melhor_Ator)1	0.50636	0.61066	0.829	0.40742
as.factor(Melhor_Atriz)1	-0.03236	0.51430	-0.063	0.94985
as.factor(Melhor_Diretor)1	-0.66301	0.74165	-0.894	0.37180

numero de observações:	512			
R-quadrado:	0.0465			
R-quadrado ajustado:	0.03821			
Estatística-f:	5.609 on 4 and 460 DF			
P-valor:	0.0002049			

Tabela 41 — Resultados da regressão 14 do Modelo 3

	Coefficiente	erro-padrao	t-valor	p-valor
(Intercept)	-2.8221	0.4475	-6.306	6.76e-10 ***
as.factor(Melhor_Filme)1	1.3982	0.5646	2.477	0.01363 *
as.factor(Melhor_Ator)1	0.7439	0.5678	1.310	0.19084
as.factor(Melhor_Atriz)1	-0.1343	0.4792	-0.280	0.77931
as.factor(Melhor_Diretor)1	-0.4976	0.6843	-0.727	0.46752
Semanas	1.4365	0.1702	8.439	4.28e-16 ***
Sazonalidade_Estacaooutono	-0.4688	0.2635	-1.779	0.07592
Sazonalidade_Estacoprimavera	0.3834	0.2738	1.400	0.16216
Sazonalidade_Estacoverao	-0.8735	0.2635	-3.315	0.00099 ***

numero de observações:	512			
R-quadrado:	0.1981			
R-quadrado ajustado:	0.184			
Estatística-f:	14.08 on 8 and 456 DF			
P-valor:	< 2.2e-16			

Curiosamente, quando estimamos uma regressão onde são incluídas todas as categorias, observamos que a única que se mantém significativa é a de melhor filme. A dummy de melhor ator, que antes registrava mais impacto inclusive que a de melhor filme, passa para não significativa em ambos os cenários. Melhor diretor também apresenta p-valor menor do que o nível de significância de 5%, e a de melhor atriz permanece não significativa, como já havia sido observado nas regressões 34 e 35.

5.5 Resultados do Modelo 4

Por fim, o Modelo 4 busca avaliar se o histórico dos atores e diretores de uma produção poderia ser mais relevante do que a premiação do respectivo ano em questão. Busca esclarecer, basicamente, os seguintes questionamentos: será que, se o artista já tiver sido premiado no passado, sua indicação ou até mesmo o recebimento do prêmio no presente deixam de ser decisivas para o aumento da bilheteria? O histórico de um

artista, por si só, é capaz de auferir lucro mais alto a um filme, mesmo que este não seja indicado ou nem ganhe nenhum prêmio no ano em questão?

Tabela 42 — Resultados da regressão 1 do Modelo 4

	Coefficiente	erro-padrao	t-valor	p-valor
(Intercept)	0.3130	0.1152	2.716	0.00685 **
as.factor(Efeito_Memoria)1	0.1527	0.2402	0.636	0.52534

numero de observações: 512				
R-quadrado: 0.0008718				
R-quadrado ajustado: -0.001286				
Estatística-f: 0.404 on 1 and 463 DF				
P-valor: 0.5253				

Tabela 43 — Resultados da regressão 2 do Modelo 4

	Coefficiente	erro-padrao	t-valor	p-valor
(Intercept)	-3.1973	0.4531	-7.057	6.33e-12 ***
as.factor(Efeito_Memoria)1	0.2380	0.2203	1.080	0.2805
Semanas	1.5699	0.1693	9.274	< 2e-16 ***
Sazonalidade_Estacaooutono	-0.4670	0.2672	-1.747	0.0812
Sazonalidade_Estacaoprimavera	0.6087	0.2708	2.248	0.0251 *
Sazonalidade_Estacaoverao	-0.6189	0.2584	-2.396	0.0170 *

numero de observações: 512				
R-quadrado: 0.17				
R-quadrado ajustado: 0.1609				
Estatística-f: 18.8 on 5 and 459 DF				
P-valor: < 2.2e-16				

Como era de se esperar, mesmo quando são incluídas mais variáveis explicativas, o coeficiente permanece não apresentando resultado significativo. Os resultados fornecidos pelas duas regressões em conjunto nos levam a concluir, portanto, que o público brasileiro tem uma memória curta, no que concerne a premiações passadas, e, por este motivo, observamos este comportamento no coeficiente em questão. Tal resultado acaba, de certa maneira, fortalecendo o argumento principal do trabalho: de que filmes premiados em determinado ano são aqueles que rendem as maiores bilheterias.

6 Discussão

Após obtidos os resultados, há que se fazer uma reflexão geral sobre o que estes representam na teoria, explicar e analisar mais a fundo os motivos por trás dos impactos e traçar uma possível perspectiva para os próximos anos. Abaixo, temos o resumo de resultados para cada um dos modelos.

Tabela 44 — Resumo da significância das variáveis do Modelo 1

Significância (Modelo 1)			
Demais Variáveis	Variável Explicativa	Sim	Não
Não	as.factor(Oscar)1 (TODOS)	✓	
Sim	as.factor(Oscar)1(TODOS)	✓	
Sim	as.factor(Oscar)1 (ANIMA)		✓
Sim	as.factor(Oscar)1 (FiCÇÃO)	✓	
Sim	as.factor(Oscar)1 (DOC)		✓

Tabela 45 — Resumo da significância das variáveis do Modelo 2

Significância (Modelo 2)			
Demais Variáveis	Variável Explicativa	Sim	Não
Não	as.factor(Indicados)1	✓	
Sim	as.factor(Indicados)1	✓	
Não	Numero Categorias	✓	
Sim	Numero Categorias	✓	

Tabela 46 — Resumo da significância das variáveis do Modelo 3

Significância (Modelo 3)			
Demais Variáveis	Variável Explicativa	Sim	Não
Não	as.factor(Melhor Animação)1		✓
Sim	as.factor(Melhor Animação)1		✓
Não	as.factor(Melhor Documentário)1		✓
Sim	as.factor(Melhor Documentário)1		✓
Não	as.factor(Melhor Ator)1	✓	
Sim	as.factor(Melhor Ator)1	✓	
Não	as.factor(Melhor Atriz)1		✓
Sim	as.factor(Melhor Atriz)1		✓
Não	as.factor(Melhor Diretor)1	✓	
Sim	as.factor(Melhor Diretor)1	✓	
Não	as.factor(Melhor Filme)1	✓	
Sim	as.factor(Melhor Filme)1	✓	

Tabela 47 — Resumo da significância das variáveis do Modelo 4

Significância (Modelo 4)			
Demais Variáveis	Variável Explicativa	Sim	Não
Não	as.factor(Efeito Memoria)1		✓
Sim	as.factor(Efeito Memoria)1		✓

A partir do Modelo 1, concluímos que o efeito Oscar, quando nossa amostra continha todos os gêneros, é positivo e significativo tanto na ausência quanto na presença das demais variáveis significativas, o que nos leva a crer que o impacto é, de fato, relevante, e que um filme ter ganho o Oscar irá afetar positivamente sua renda, em relação àqueles que não receberam o prêmio. No entanto, é interessante notar que, quando fazemos a análise por gênero, o resultado se altera. A dummy de Oscar agora passa a ser significativa apenas para casos de filmes de ficção, o que faz sentido, visto que a maioria das categorias, não só as da análise presente, mas também as da própria premiação, destina-se a filmes deste gênero.

A questão de público também deve ser levada em consideração. A audiência de filmes de animação, por exemplo, não baseia sua decisão de ver o filme em premiações; a escolha de uma criança é bem mais subjetiva e, na maioria dos casos, pouco racional. Por este motivo, não é crível, nem empiricamente faz sentido, relacionar a bilheteria de um filme de animação ao Oscar.

Quanto ao gênero de documentário, a discussão é um pouco mais complexa e vai além do escopo do presente estudo. O que pode explicar o impacto nulo da dummy de Oscar sobre a bilheteria desta categoria de filme é o fato de que muitos deles não chegam ao cinema e vão diretamente para plataformas de exibição, como Netflix, Apple TV e Net Now. Desta forma, o lucro para este gênero em específico acaba, inevitavelmente, ficando subestimado. Como o foco do presente trabalho é o impacto em bilheterias de cinema, fica difícil quantificar quanto os filmes do gênero documentário geraram ao todo (unindo cinema, aluguel de filmes, compras de DVD, etc.).

Para o Modelo 2, o resultado já era esperado, mas o interessante foi notar que, apesar de ambas as dummies de Oscar do Modelo 1 e Indicados do Modelo 2 serem significativas, a de indicados conseguiu superar a primeira, independentemente do cenário. Um filme ser indicado ao Oscar já representa um grande feito, o grupo seletivo de filmes já se destaca dos demais, independentemente do resultado, e isto, por si só, já desperta o interesse do público, que, em sua maioria, acaba tendendo a assistir a todos os filmes indicados.

Quanto ao número de categorias, o impacto é significativo também, porém não tão grande quanto o de indicados, o que faz sentido, pois, ser indicado a mais de uma categoria, apenas reforça a qualidade do filme.

O Modelo 3, que por sua vez busca abordar a questão das categorias de maneira mais aprofundada, forneceu-nos alguns resultados surpreendentes. A categoria de melhor animação não é significativamente relevante em nenhuma das duas regressões. Melhor documentário segue a mesma linha de pensamento; no entanto, é possível que o resultado tenha sido este apenas pelo fato de a real rentabilidade do gênero estar extremamente diluída entre meios de exibição, o que prejudica e impede que a análise desta categoria seja feita de forma mais realista.

As categorias de ator e diretor se mostraram extremamente significativas e com impactos bastante sugestivos. A categoria de melhor atriz, no entanto, não seguiu a mesma lógica, e o resultado encontrado foi o de que o lucro de um filme não sofre impacto algum mesmo que a atriz principal tenha sido indicada ao Oscar. Há duas maneiras de interpretarmos este resultado: se considerarmos que os dados representam fielmente a realidade e que não há nada que possa influenciar o seu desvio, parece razoável supor que o resultado é reflexo de um machismo generalizado e, por vezes, inconsciente na realidade do País. Por outro lado, dado que estamos analisando apenas um período específico no tempo, não possuímos os dados completos a respeito de todos os filmes, e existe omissão de algumas variáveis que poderiam ser relevantes; também não podemos concluir com certeza o que de fato levou a este resultado.

A categoria de melhor filme, como já era de se esperar, mostrou-se significativa, porém, ainda assim, com impacto menor sobre o lucro, quando comparada à categoria de melhor ator. No entanto, quando regredimos todas as dummies de categoria juntas, é interessante notar que apenas a de melhor filme se mantém significativa, enquanto as demais perdem importância estatística.

Por fim, com o Modelo 4, foi possível esclarecer a questão do histórico dos artistas. Será que o fato de terem sido premiados no passado automaticamente desperta interesse da audiência e, conseqüentemente, auferem maiores bilheterias? A resposta encontrada, com base nos dados disponíveis no presente trabalho, foi que não. Como ambos os coeficientes, tanto na regressão da variável dummy isolada quanto na presença das demais variáveis explicativas, não apresentaram significância, podemos concluir que o público possui memória curta e que não leva em consideração o background de artistas ao escolher assistir a um filme no cinema. Permanece, portanto, a ideia de que o sucesso de bilheteria de um filme depende muito mais de sua performance no ano do que do histórico passado dos artistas que compõem o elenco.

7 Conclusão

7.1 Aprimoramento para trabalhos futuros

Durante o processo de elaboração desta tese, foi possível identificar outros aspectos que poderiam ser mais aprofundados em futuros trabalhos. Em termos da discussão dos selos de qualidade, poderia ser interessante realizar a análise para outros setores, além do cinematográfico, e concluir se o impacto é relevante e sujeito a mudanças de acordo com a troca setorial.

Considerando a esfera cinematográfica, especificamente, talvez fosse válido e interessante reunir dados referentes a um período de tempo maior, evitando, desta maneira, capturar efeitos e tendências específicas de uma época isolada. Além disso, incluir mais variáveis aos modelos criados pode revelar resultados cada vez mais próximos da realidade. Variáveis como críticas ou mesmo popularidade dos filmes em redes sociais podem gerar coeficientes possivelmente mais expressivos do que os que observamos, e pode ser interessante avaliar como as dummies, tanto de Oscar quanto de Indicados, respondem a estas inclusões.

Adicionar mais categorias da premiação ao Modelo 3, também pode gerar resultados significativos, principalmente se o número de amostras for maior e o período de tempo mais extenso.

Com relação às amostras caracterizadas como “documentário”, uma possível solução talvez fosse desenvolver um novo modelo que capturasse o efeito que as premiações têm, não sobre lucro de bilheteria de cinema, mas sobre exibições no Netflix (ou outra plataforma de exibição), pois, desta maneira, o problema da subestimação dos coeficientes, como encontrado anteriormente, seria superado.

Quanto aos filmes de animação, talvez levar em conta que atores famosos ultimamente têm feito sua dublagem, e considerar isto no “efeito memória” do Modelo 4, pode levar a resultados mais expressivos, tanto para o coeficiente da dummy de categoria de melhor animação do Modelo 3 quanto para a dummy de “efeito memória” do Modelo 4.

Por fim, realizar o estudo em escala internacional e comparar os resultados para os públicos de diferentes países pode revelar coeficientes surpreendentes e levar a discussões mais complexas que envolvem diferenças no desenvolvimento de cada nação envolvida.

7.2 Considerações finais

Começamos este trabalho apresentando o conceito de selos de qualidade, citando exemplos e levantando questionamentos a respeito de seu impacto nos diversos setores em que aparece. Seguimos, depois, para a análise específica de um deles, o Oscar. Foi apresentado um breve histórico, no qual o prêmio foi contextualizado e explicadas suas especificidades e regras, para maior entendimento da análise posteriormente.

Em seguida, foi contextualizada também a realidade de exibição de filmes no Brasil e incluídos alguns dados estatísticos, que, mais uma vez, nos permitiram ter um olhar crítico sobre os resultados que depois acabaríamos observando. O fato de o setor cinematográfico ser extremamente lucrativo já levou muitos a fazerem suas próprias análises a respeito e, por isso, foram citados aqui alguns trabalhos, que já tiveram como ponto de partida a análise dos fatores que impactam os resultados de bilheteria de filmes. Em alguns casos, a análise é geral, e o objetivo é encontrar, dentre todas as variáveis, aquela que tem mais impacto sobre o lucro; já em outros, a análise é voltada para o efeito de uma variável específica.

A união da análise de contextos históricos e de outros trabalhos tornou possível originar uma metodologia própria que fosse capaz de responder a alguns dos questionamentos levantados dentro da realidade explorada. A ideia era não só analisar o impacto do Oscar em si sobre os resultados de bilheteria, mas também comparar os resultados desta variável com outros aspectos que fazem parte do mesmo contexto. Por este motivo, foram elaborados quatro modelos, no intuito de que os resultados ajudassem a explicar uns aos outros e, felizmente, fazer-nos ter uma melhor compreensão e interpretação do real efeito do prêmio.

O primeiro modelo tinha como foco principal única e exclusivamente o efeito da variável de Oscar sobre a bilheteria; o Modelo 2 ia além, e analisava a variável de indicações e também se seu acúmulo seria ou não relevante para as vendas de bilheteria. O Modelo 3 buscava segregar as indicações por categoria e estimar os resultados e efeitos que cada uma tem sobre os lucros. Por fim, o Modelo 4 buscava testar se o “efeito memória” era mais significativo do que indicação ou mesmo vencer o Oscar em determinado ano.

A fim de obter os dados necessários para execução e regressão de cada modelo, duas fontes principais foram utilizadas: a primeira foi a base de dados do Oscar, em que foi possível mapear todos os filmes elegíveis ao prêmio ano a ano; e a segunda, o site da

ANCINE, que disponibiliza dados financeiros e características de todos os filmes exibidos no Brasil, ano a ano. Uma vez casados os dados de ambas as fontes (garantindo, assim, que todos os filmes tivessem sido ao mesmo tempo elegíveis ao Oscar e exibidos no Brasil), foi possível estimar os coeficientes e atingir resultados.

Os resultados, em geral, mostraram-se dentro do esperado: tanto a dummy de Oscar (Modelo 1) quanto a de Indicação (Modelo 2) se mostraram positivas e significativas (com a segunda impactando mais do que a primeira). Das categorias e análises individuais, a que mais se destacou e mostrou ter impacto sobre o lucro de um filme foi a de melhor ator (superando o que era esperado da de melhor filme). No entanto, quando agregamos as dummies de categoria em uma mesma regressão, todas perdem significância, e a única que permanece relevante é a de melhor filme. As variáveis de melhor atriz, melhor animação e melhor documentário não se mostraram significativas em momento algum (tanto individualmente quanto no agregado). E, por fim, o “efeito memória” também não se mostrou estatisticamente relevante, o que indica que, pelo menos na realidade brasileira, a audiência tem memória curta e é pouco influenciada pelo histórico dos artistas.

O processo como um todo foi bastante completo, gerou resultados interessantes e despertou um interesse ainda mais profundo em um setor que vem se mostrando cada vez mais lucrativo e importante para movimentar a economia do País. A discussão, no entanto, vai muito além e é muito mais complexa do que imaginamos. São tantas as variáveis que mexem com o psicológico do público pagante, que é praticamente impossível controlar para todas ao mesmo tempo. Existem motivos racionais e irracionais envolvidos, motivos concretos, circunstâncias específicas, quadro político, questões envolvendo a era digital ou mesmo o acaso, sorte e *timing*. Por este motivo, é importante que trabalhos se complementem e ajudem a explicar, mesmo que parcialmente, uns aos outros. Quanto mais se reflete a respeito do tema, mais questionamentos e variáveis vão surgindo, e talvez seja por esta razão que tantos já tenham tentado explicar os fenômenos que envolvem este mercado.

Em uma entrevista com Tom Sherak, atual presidente do Academy Motion Picture Arts and Sciences, ele passa sua visão do que acredita ser a principal função do filme em uma sociedade e também o porquê de alguns filmes fazerem tanto sucesso e emocionarem milhares ao redor do mundo. Para ele, o principal motivo é o fato de que o filme não é estático, está sempre em movimento e conta uma história, que, em alguns casos, é capaz de conectar instantaneamente todos aqueles que estão assistindo. Todos

os países têm uma história para contar, um passado, uma cultura e maneira de enxergar o futuro. A criação de plataformas de exibição permitiu que estas histórias fossem contadas e compartilhadas por milhares de pessoas, deu-lhes oportunidade de sonhar, imaginar, aprender e até mesmo de se conscientizar.

Filmes ocupam um espaço único na história da civilização, são, ao mesmo tempo, uma arte, uma forma de comunicação e plataforma educacional. Promovem a empregabilidade de milhares de pessoas e fornecem entretenimento a um número maior ainda de indivíduos. Acima de tudo, permitem que escapemos, mesmo que momentaneamente, da nossa realidade e experimentemos momentos únicos, cujas lembranças podem perdurar por muitos anos. Esta é, de fato, a real atração do cinema.

8 Referências Bibliográficas

ADLER, M. Stardom and Talent. **The American Economic Review**, 2006, Vol. 75, No. 1, pp. 208-212.

AGNANI, B; ARAY, H. Effects of Oscar Awards in Movie Production. **Economics Discussion Papers**, No 2016-8, Kiel Institute for the World Economy, 2016.

BASTOS, J. **Terra Estrangeira?** Um Panorama da Indústria do Cinema no Brasil Através dos Fatores que Afetam o Desempenho dos Filmes nas Bilheterias. 2015. Monografia de Final de Curso; PUC-Rio, 2015.

BASUROY, S.; CHATTERJEE, S.; RAVID, A. (2003). How Critical are Critical Reviews? The Box Office Effects of Film Critics, Star Power and Budgets. **Journal of Marketing**, Vol. 67, No. 4 (Oct.,2003), pp. 103-117.

DE VANY, A.; WALLS, D. Uncertainty in The Movie Industry: Does Star Power Reduce the Terror of the Box Office? **Journal of Cultural Economics**. February 1999.

EINAV, L. Seasonality in the US Motion Picture Industry. **The Rand Journal of Economics**; Spring 2007; 38, 1; ABI/INFORM Global.

ELBERSE, Anita. The Power of Stars: Do Star Actors Drive the Success of Movies? Harvard Business School. **Journal of Marketing**, Vol. 71 (October 2007), 102-120. Disponível em: <http://www.people.hbs.edu/aelberse/publications/elberse_2007.pdf>. Acesso em: 21 mai. 2018.

ELIASHBERG, J.; ELBERSE, A.; LEENDERS, M. The Motion Picture Industry: Critical Issues in Practice, Current Research, and New Research Directions. **Marketing Science**, Vol. 25, No. 6, November-December 2006, pp. 638–661, Tejada, K (2015).

ERICSON, J.; GRODMAN, J. **A Predictor for Movie Success**. CS229, Stanford University, 2013.

FINSTERWALDER, J., KUPPELWIESER, V. G.; VILLIERS, M. de. **The effects of film trailers on shaping consumer expectations in the entertainment industry — A qualitative analysis**. Journal of Retailing and Consumer Services. 2012. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1016/j.jretconser.2012.07.004>>. Acesso em: 12 jun. 2018.

JUST, David R. **Introduction to Behavioral Economics: Noneconomic Factors the Shape Economic Decisions**. Cornell University, 2014.

KAIMANN, D.; PANNICKE, J. Movie Success in a Genre Specific Contest: Evidence from the US Film Industry. **Ilmenau Economics Discussion Papers**, 2015, Vol. 20, No. 98.

MARROQUÍN, Juan Carlos. Novo consumidor: mais informado, mais exigente, mais consciente. **Folha de São Paulo**. Publicado em: 27/10/2014. Disponível em: <<http://www1.folha.uol.com.br/topofmind/2014/10/1528719-novo-consumidor-mais-informado-mais-exigente-mais-consciente.shtml>>. Acesso em: 28 mai. 2018.

MCGLADE, A. **Cracking the Code for Film Marketing**. Dec. 27, 2013. Disponível em: <<https://www.forbes.com/sites/alanmcglade/2013/12/27/cracking-the-code-for-film-marketing/#6c74e5167344>>. Acesso em: 10 jun. 2018.

MOORE, Schuyler M. **The Biz: The Basic Business, Legal and Financial Aspects of The Film Industry**. 4th Edition. Wiley, 2011.

NELSON, R.; DONIHUE, M.; WALDMAN, D.; WHEATON, C. What's an Oscar Worth? **Economic Inquiry** (ISSN 0095-2583) Vol. 39, No. 1, January 2001, 1–16.

OSCARS.ORG. Academy of Motion Picture Arts and Sciences. **91st Academy Awards Rules**. 2018. Disponível em: <http://www.oscars.org/sites/oscars/files/91aa_rules.pdf>. Acesso em: 10 jun. 2018.

_____. **Academy Story**. 2015. Disponível em: <<http://www.oscars.org/academy-story>>. Acesso em: 10 jun. 2018.

PERRIN, Andrew. Social Media Usage: 2005-2015. **Pew Research Center**. Disponível em: <<http://www.pewinternet.org/2015/10/08/social-networking-usage-2005-2015>>. Acesso em: 15 jun. 2018.

PEW RESEARCH CENTER. Internet & Tech. **Internet/Broadband Factsheet**. February 5, 2018. Disponível em: <<http://www.pewinternet.org/fact-sheet/internet-broadband>>. Acesso em: 19 mai. 2018.

SAPO.PT. Sapo Viagens. **Afinal, o que é isso de ganhar estrelas Michelin?** Disponível em: <<https://viagens.sapo.pt/saborear/gastronomia/artigos/afinal-o-que-e-isso-de-ganhar-estrelas-michelin>>. Acesso em: 10 jun. 2018.

TEJADA, Kerynne. **Social Media Marketing in the Film Industry**. A Senior Project Presented to the Faculty of the Graphic Communication Department California Polytechnic State University, San Luis Obispo Elberse. A (2006). March, 2015. Disponível em: <<http://digitalcommons.calpoly.edu/cgi/viewcontent.cgi?article=1148&context=grcsp>>. Acesso em: 20 mai. 2018.