

FATORES DE INFLUÊNCIA SOBRE AS RECEITAS DE FILMES BRASILEIROS

MARIA FERNANDA BENITE DE LUCENA E MELLO

FACULDADE DE ECONOMIA, ADMINISTRAÇÃO E CONTABILIDADE DA UNIVERSIDADE DE SÃO PAULO - FEA

GUILHERME DE FARIAS SHIRAIISHI

FACULDADE DE ECONOMIA, ADMINISTRAÇÃO E CONTABILIDADE DA UNIVERSIDADE DE SÃO PAULO - FEA

DANIEL REED BERGMANN

FACULDADE DE ECONOMIA, ADMINISTRAÇÃO E CONTABILIDADE DA UNIVERSIDADE DE SÃO PAULO - FEA

FATORES DE INFLUÊNCIA SOBRE AS RECEITAS DE FILMES BRASILEIROS

1. Introdução

No Brasil, a indústria cinematográfica apresenta tendência crescente. Entre 2011 e 2018, presenciou-se um aumento de 14% do número de ingressos de cinema vendidos (ANCINE, 2018a), além do crescimento no número de filmes em cartaz de, 337, exibidos em 2011, para 480, exibidos em 2018 – crescimento de aproximadamente 42% (ANCINE, 2018b).

Apesar de, aproximadamente, 85% da audiência do país consumir majoritariamente filmes estrangeiros, os filmes nacionais têm ganhado cada vez mais destaque, visto que, de 2014 para 2018, observou-se um aumento de 27% no público desse tipo de produção (ANCINE, 2018a).

Além de crescente, vale ressaltar que a indústria cinematográfica é parte relevante da economia brasileira movimentando, em 2018, cerca de R\$ 2,5 bilhões apenas em ingressos vendidos, de acordo com o relatório elaborado pela consultoria PricewaterhouseCoopers Brasil (2019), e também o setor audiovisual continuará relevante com um crescimento de 5,3% ao ano até 2022.

Portanto, dada a sua dimensão e tendência, é essencial compreender os elementos, fatores e particularidades que regem o funcionamento dessa indústria no país para melhor aproveitamento de seu potencial.

2. Problema de Pesquisa e Objetivo

Dentre as diversas oportunidades que o tema da indústria cinematográfica possui, pretende-se analisar aqui como uma grande produção cinematográfica brasileira consegue se destacar de modo a obter o retorno financeiro esperado, levando em conta três aspectos: (i) o seu alto valor de investimento, um filme, por exemplo, pode chegar a ter um orçamento de milhões de reais; (ii) ter uma curta vida útil (aproximadamente um mês) e (iii) possuir concorrência em um mercado vasto e altamente competitivo, em média são lançados 360 filmes por ano, sendo, em média, 102 filmes nacionais (ANCINE, 2018b).

Dessa forma, o objetivo geral desta pesquisa é estudar de modo exploratório os fatores que envolvem o mercado da indústria cinematográfica no Brasil através do entendimento de quais são as variáveis que influenciam o sucesso financeiro nos cinemas de um filme brasileiro. Para isso, propõe-se realizar um modelo de regressão linear múltipla sobre uma base de dados, elaborada pelos Autores, com 120 filmes brasileiros exibidos no país entre 2011 e 2018 por meio de uma replicação adaptada do modelo proposto em Selvaretnam e Yang (2015).

3. Fundamentação Teórica

3.2 Fatores de influência no sucesso de filmes observados em Selvaretnam e Yang (2015).

Segundo Selvaretnam e Yang (2015) é viável a construção de uma regressão empírica para a descrição de uma relação entre a receita de um filme e as suas variáveis descritoras. No estudo realizado por esses autores foram analisados setenta e oito filmes americanos com as seguintes variáveis descritoras: a receita obtida por um filme (“Revenue”); a influência do ator que interpreta o protagonista (“Star Power1” e “Star Power2”); número de salas ocupadas por um filme (“Screens”), crítica especializada (“Reviews”), distribuidora (“Distributor”), classificação indicativa (“Ratings”), se um filme é sequencial ou não (“Sequel”), número de prêmios recebidos (“Awards”), orçamento (“Budget”), gênero (“Genre”) e a sazonalidade (“Seasonality”). O R^2 e os níveis de significância do estudo foram relevantes e se consolidaram numa equação linearizada. A seguir é apresentada a equação 1 que obteve o melhor resultado no estudo dos autores:

$$\ln \text{Revenue}_i = \beta_0 + \beta_1 \text{Star Power1}_i + \beta_2 \ln \text{Star Power2}_i + \beta_3 \ln \text{Star Power2}_i^2 + \beta_4 \ln \text{Screens}_i + \beta_5 \ln \text{Screens}_i^2 + \beta_6 \ln \text{Screens}_i^3 + \beta_7 \text{Reviews}_i + \beta_8 \text{Distributor}_i + \beta_9 \text{Ratings}_i + \beta_{10} \text{Sequel}_i + \beta_{11} \text{Awards}_i + \beta_{12} \ln \text{Budget}_i + \beta_{13} \ln \text{Budget}_i^2 + \beta_{14} \text{Genre}_i + \beta_{15} \text{Seasonality}_i + u_i \quad (1)$$

A partir da equação 1 de Selvaretnam e Yang (2015), verificou-se que existem particularidades e oportunidades de alteração dos fatores descritores do modelo. Nem todas as variáveis da equação original possuem relevância para a realidade brasileira e novas formas de avaliação e divulgação de filmes se tornaram realidade desde 2015 (JUSTO, 2010; OH ET AL, 2010; AUTRAN, 2009). Diante deste desafio, foi escolhido um conjunto aproximado de variáveis que pudessem ser extraídos de bases de dados nacionais tais informações sobre filmes nacionais sem comprometer a validade dos construtos utilizados no modelo original. A seguir são detalhados os conceitos e princípios utilizados em cada uma das variáveis apresentadas para o estudo.

Variável dependente: Receita

A receita de um filme é a variável que se desejou explorar neste estudo, verificando a sua variação conforme a entrada das variáveis independentes. É a receita e não o lucro que determinará aqui se um filme obteve sucesso ou não por três motivos: (i) dados concretos sobre o lucro de filmes são difíceis de encontrar em fontes públicas, dado que o orçamento de um filme pode ser extrapolado (LASH; ZHAO, 2016); (ii) não há divulgação de dados, em fontes públicas, dos valores gastos com salários de atores e/ou propaganda e (iii) por estudos anteriores (LITMAN; KOHL, 1989; RAVID, 1999; DE VANY; WALLS, 1999; CHANG; KI, 2005; DUAN ET AL, 2008; SELVARETNAM; YANG, 2015; DING et al, 2017) utilizarem a receita como medidor de sucesso financeiro para filmes.

Importância do protagonista

Estudos anteriores (ELBERSE, 2007; NELSON E GLOTFELTY, 2012; PRAG; CASAVANT, 1994; DE SILVA (1998); DE VANY; WALLS, 1999; SELVARETNAM E YANG, 2015) tentaram encontrar uma relação no mercado de cinema entre o sucesso financeiro de um filme e os atores que figuram nesse. De acordo com Basuroy et al (2003), o mercado americano de cinema tem acreditado na hipótese que o ator pode sim impactar a bilheteria de um filme, enquanto que a literatura acadêmica apresenta resultados conflitantes (DE SILVA, 1998; DE VANY; WALLS, 1999). Já sob o mercado nacional, segundo Donoghue (2014), tem-se que atores que são conhecidos por atuar em programas televisivos são elementos vitais no sucesso de um filme, principalmente aqueles que estão presentes na rede de televisão Globo, a qual é dominante em audiência no país.

Além disso, há também na literatura divergências sobre a mensuração desta variável dado que faltam informações concretas e públicas sobre os salários pagos aos atores, dificultando, assim, a utilização de um mesmo método (Elberse, 2007). O estudo de Selvaretnam e Yang (2015), por exemplo, mensurou a influência de duas formas: através de quantas nomeações e vitórias ele possuía sobre o prêmio da Academia de Artes e Ciências Cinematográficas (Oscar) e pela renda média histórica dos filmes que cada autor principal na base de dados figurou. Enquanto que Nelson e Glotfelty (2012), utilizaram-se da ferramenta StarMeter do site IMDB, o qual é o endereço mais popular para pesquisas de informações relacionadas a filmes.

Salas Ocupadas

Esta variável trata do máximo de salas ocupadas por um filme durante seu período em cartaz nos cinemas brasileiros. É do senso comum pensar que quanto mais acessível um filme for para os seus espectadores, mais espectadores ele terá. Logo, pretendeu-se testar se essa

assumpção é válida ou não, cuja, de acordo com estudos anteriores (NELSON E GLOTFELTY, 2012; PRAG; CASAVANT, 1994; SELVARETNAM E YANG, 2015) pode sim ser validada.

Crítica

A presença da crítica especializada é comum em diversos tipos de indústrias, como a gastronômica, tecnológica e a literária (BASUROY ET AL, 2003). A opinião destes tem como objetivo orientar e influenciar o consumidor sobre a sua compra a partir de suas experiências e conhecimentos sobre um determinado assunto (ELIAHSBERG; SHUGAN, 1997). Como tratado por Austin (1983), na indústria cinematográfica, os críticos têm o papel de auxiliar os consumidores potenciais na escolha de um filme transmitindo aos mesmos o conteúdo do filme, bem como reforçando as opiniões anteriormente mantidas.

Dessa forma, é possível tratar que boas críticas sobre um filme levarão a mais espectadores e vice-versa. De fato, esta assumpção foi comprovada em Eliahsberg e Shugan (1997), Selvaretnam e Yang (2015) e Moon et al (2010) para o mercado americano de cinema. Inclusive, os últimos autores tratam que a crítica especializada possui um poder de influência sob o consumidor ainda maior na semana de lançamento do filme quando críticas amadoras ou opiniões do público geral são quase que inexistentes.

Distribuidora

A Distribuidora de um filme é a empresa detentora dos direitos de comercialização (licenças) desses (BARONE, 2008). Ou seja, é a empresa responsável por negociar com os exibidores (redes de cinema) como e quando o filme será apresentado ao público.

Nos Estados Unidos, a estrutura de mercado das distribuidoras toma a forma de um oligopólio, pois há poucas distribuidoras oferecendo produtos similares, os filmes (MANKIW, 2009). No caso, existem apenas seis distribuidoras (Buena Vista, Warner Bros, 20th Century Fox, Universal, Sony/Columbia e Paramount), as quais possuem uma fatia de mercado de 84% do cinema americano (SELVARETNAM E YANG, 2015). Já no Brasil é possível observar uma estrutura oligopolista similar à americana, na qual as distribuidoras Downtown/Paris e Imagem possuem uma fatia de mercado de 80,3% (ANCINE, 2017).

Sequência

No escopo da bilheteria é importante analisar se o filme se trata ou não de uma continuação, pois se esse for o caso o filme já possuirá uma base de espectadores (os quais são aqueles que apreciaram o filme anterior) independente de sua qualidade e comunicação promocional (BASUROY; CHATTERJEE, 2008). Além disso, segundo De Vany e Walls (1999), os filmes sequenciais costumam estreiar em aproximadamente o dobro de salas que um filme médio, ou seja, são mais acessíveis ao público.

Por outro lado, filmes sequenciais podem não superar o sucesso do filme antecessor devido aos seguintes fatores: esses tendem a ser mais custosos do que o seu predecessor pelo fato de os atores e equipe renegociarem os contratos com base no sucesso do primeiro filme (RAVID, 1999) e porque as sequências são normalmente classificadas como piores do que o filme antecessor devido às altas expectativas dos espectadores em relação a essas (MOON ET AL, 2010).

Orçamento

Esta variável demonstra o quanto um filme possui, em reais, para realizar sua produção, além de ações de marketing e distribuição. Sendo assim, a variável é de extrema importância, pois, em teoria, quanto maior o orçamento, mais recursos o filme terá para realizar campanhas promocionais de modo a torná-lo mais conhecido e desejável perante os potenciais

consumidores, além de já ter sido demonstrada uma variável relevante em estudos anteriores (RAVID, 1999; BASUROY ET AL, 2003; SELVARETNAM E YANG, 2015).

Classificação Indicativa

Segundo Steibel (2014), “a Classificação indicativa é um processo regulatório no qual alertas são inseridos em obras audiovisuais e jogos para que pais e responsáveis fiquem cientes das possíveis influências na formação de crianças e adolescentes do conteúdo a ser consumido”. A classificação, no Brasil, é inserida de acordo com a aderência das obras à uma das seguintes seis faixas classificatórias: “Livre” (0 anos) e classificação não recomendada para menores de 10, 12, 14, 16 e 18 anos (SECRETARIA NACIONAL DE JUSTIÇA, 2018).

O sistema atual de classificação indicativa entrou em vigor em 2007, e está embasado na Constituição Federal Brasileira, no Estatuto da Criança e do Adolescente, e nas portarias do Ministério da Justiça números 1.100/2006, 1.220/2007, 1.642/12 e 1.643/12 (STEIBEL, 2014). Já a instituição responsável pelo processo de padronizar e executar a classificação das obras audiovisuais e jogos é o Departamento de Justiça, Classificação, Títulos e Qualificação (DEJUS) ligado ao Ministério da Justiça e Segurança Pública (SECRETARIA NACIONAL DE JUSTIÇA, 2018).

Como abordado em Selvaretnam e Yang (2015), esta é uma variável interessante de ser abordada porque um filme que possui classificação livre, por exemplo, pode ser assistido por mais pessoas do que um filme que está disponível apenas para maiores de 18 anos.

Gênero

Como estudos anteriores identificaram (ELIASHBERG; SHUGAN, 1997, DE VANY; WALLS, 1999; HIXSON, 2005; CHANG; KI, 2005, MOON ET AL, 2010, FINSTERWALDER ET AL, 2012, SELVARETNAM E YANG, 2015, DING et al, 2017), o gênero de um filme é um fator de extrema importância para os espectadores no processo de escolha de compra. De fato, os consumidores possuem preferências individuais e até subjetivas, as quais são interessantes de serem verificadas.

Sazonalidade

É possível tratar que dependendo da época do ano de lançamento do filme, ele poderá obter mais sucesso ou não. Isso ocorre pois, por exemplo, no período de férias escolares ou de feriados nacionais mais pessoas estarão com tempo livre para ir ao cinema, ou seja, em certas datas haverá uma demanda maior para o mercado audiovisual. Eliashberg e Shugan (1997) e Selvaretnam e Yang (2015) tratam que no mercado americano este efeito de sazonalidade possui influência sobre a bilheteria, principalmente nos feriados nacionais e também nos períodos próximos a grandes premiações, como o prêmio da Academia de Artes e Ciências Cinematográficas (Oscar).

2.2 Patrocínio Governamental

Fomento

No Brasil, a Agência Nacional do Cinema (ANCINE) é vinculada ao Ministério do Turismo e é o órgão regulador da atividade cinematográfica à nível federal, tendo como atribuições a condução dos processos de fomentação e a regulação e fiscalização do mercado do cinema e do audiovisual no Brasil (AUTRAN, 2009, ANCINE, 2019b). Esses processos de fomentação objetivam promover a atividade cinematográfica brasileira de modo que o governo atue como um patrocinador, proporcionando renda, ou seja, um acréscimo no orçamento, aos filmes brasileiros. Segundo a ANCINE (2019a), esse patrocínio é essencial para estimular e proteger um setor que possui um cunho estratégico para o país dada a sua importância na construção e afirmação da identidade nacional e também por ser uma indústria capaz de gerar

empregos e divisas ao país. Este patrocínio pode ser oferecido em duas formas, indireta e diretamente.

Os fomentos indiretos federais são aqueles que tratam dos mecanismos de incentivos fiscais dispostos na Lei 8.313/91 (Lei Rouanet), na Lei 8.685/93 (Lei do Audiovisual) e na Medida Provisória 2.228-1/01 (Condecine). Esses, segundo a ANCINE (2019a), são dispositivos legais que “permitem que os contribuintes, pessoas físicas e jurídicas, tenham abatimento ou isenção de determinados tributos, desde que direcionem recursos, por meio de patrocínio, coprodução ou investimento, a projetos audiovisuais aprovados na ANCINE”.

Enquanto que o fomento direto se utiliza do dinheiro de cunho público e possui vertentes tanto regionais, como o Fomento ao Cinema da Prefeitura de São Paulo, quanto nacionais, definidos pelo Prêmio Adicional de Renda, o Programa ANCINE de Incentivo à Qualidade do Cinema Brasileiro, o Fundo de Financiamento da indústria cinematográfica nacional (funcines) ligada ao Banco Nacional de Desenvolvimento (BNDES), e o Fundo Setorial do Audiovisual, o qual abriga três programas: Programa de Apoio ao Desenvolvimento do Cinema Brasileiro (PRODECINE); Programa de Apoio ao Desenvolvimento do Audiovisual Brasileiro (PRODAV), o Programa Cinema Perto de Você (ALVES, 2016).

Como no Brasil, os mecanismos de fomento são utilizados de modo a proporcionar um acréscimo orçamental aos filmes, é uma variável importante para ser aqui analisada.

2.3 Fatores de mídias digitais nos filmes

Atualmente no Brasil 70% da população possui acesso a internet (LAVADO, 2019), além disso, em 2015 a internet superou o rádio, se tornando o segundo tipo de mídia mais utilizado pelos brasileiros, estando atrás apenas da televisão (SECRETARIA DE COMUNICAÇÃO SOCIAL DA PRESIDÊNCIA DA REPÚBLICA, 2015). Por meio desses dois fatos, é possível perceber a relevância das plataformas de mídias digitais como meio de acesso às informações mais diversas.

Neste contexto, pretende-se avaliar aqui se as informações que navegam sobre as plataformas digitais são capazes de influenciar o comportamento dos consumidores de filmes nacionais. Um exemplo prático desta influência seria se os seguidores de um usuário que escreveu um comentário sobre um filme brasileiro, na rede social Twitter, fossem influenciados por essa opinião no momento de tomada de decisão sobre assistir ou não a esse filme.

Popularidade

O IMDB é o site mais popular do mundo em pesquisa sobre cinema na internet, nele é possível encontrar diversas informações sobre um filme, por exemplo sua data de estreia, equipe técnica, gênero, enredo, críticas e é até um meio pelo qual os usuários podem dar notas aos filmes (IMDB, 2019). Devido a relevância deste site é interessante traçar uma variável que busque verificar se os filmes que são os mais procurados nele são os mesmos que os usuários têm interesse e irão eventualmente aos cinemas para assisti-los. Logo, tem-se no presente estudo a variável denominada Popularidade, essa capturou os dados obtidos no ranking MovieMeter, disponibilizado pelo próprio IMDB. Este ranking é justamente projetado para indicar um alto nível de conscientização e / ou interesse pelo filme no site (IMDB, 2019). De acordo com Nelson e Glotfelty, a ferramenta MovieMeter é amplamente reconhecida no setor cinematográfico como uma medida atualizada do interesse dos potenciais consumidores em um determinado filme.

Visualizações e Curtidas no Youtube

O trailer de um filme é um vídeo curto com aproximadamente 3 minutos que busca apresentar enredo e gênero daquele de modo a despertar o interesse no potencial consumidor, ou seja, trata-se de um mecanismo de marketing promocional que por meio de suas

características visuais e emocionais pretende atrair os consumidores à compra do produto final (HIXSON, 2005, FINSTERWALDER ET AL, 2012).

Para ser um mecanismo eficiente de marketing, um trailer deve mostrar que o filme possui um roteiro apropriado, ou seja, uma história concisa, caso o contrário os espectadores terão baixas expectativas sobre o filme e conseqüentemente não terão o desejo de assisti-lo, independente de seu gênero (FINSTERWALDER ET AL, 2012).

Segundo Hou et al (2015), “os trailers de filmes eram tradicionalmente exibidos antes do início dos filmes em cinemas para que o público conhecesse o conteúdo geral de novas e próximas produções, mas atualmente os trailers de filmes também são amplamente vistos em outras plataformas de mídia, como na televisão e na Internet”. Ainda conforme os autores, de cerca de dez bilhões de vídeos assistidos online anualmente, os trailers de filmes ocupam o terceiro lugar, depois de notícias e vídeos criados por usuários independentes, sendo o site Youtube a principal plataforma para assistir esses.

Além de ser o ambiente de maior popularidade, o Youtube fornece aos seus usuários ferramentas sociais de interação com a comunidade, possibilitando ao usuário comentar sobre vídeos publicados e classifica-los como “gostei / não gostei”.

Redes Sociais

Kotler e Keller (2012) tratam que as redes sociais são uma força de elevada importância para o marketing atual das empresas para os consumidores, é inclusive nessas plataformas que ocorre o fenômeno de comunicação denominado boca a boca. Sendo que há o boca a boca pré-consumo que trata sobre o compartilhamento de informações entre usuários sobre suas intenções ou planos para comprar um produto, e o boca a boca pós-consumo que trata do compartilhamento de experiências e / ou atitudes entre os usuários em relação a um produto após o consumo (RUI; LIU; WHINSTON, 2013).

Além de ser um espaço para o compartilhamento de informações, as redes sociais são um local onde as empresas podem realizar propagandas de modo a aumentar a demanda de seus produtos. Isso ocorre, pois, as propagandas nas redes sociais possuem um baixo custo e um alto alcance, quando comparado às mídias tradicionais, como rádio e televisão, além de permitir com que as empresas administrem em tempo real os resultados desse investimento (DING et al, 2017).

Rui, Liu e Whinston (2013) tratam que existem dois efeitos provocados pelo fenômeno boca a boca que podem ser estudados através das redes sociais, como o Twitter . O primeiro é o efeito de conscientização, o qual trata de divulgar as informações básicas de um produto, assim colocando-o sob conjunto de opções de compra. O segundo efeito é o da persuasão que busca alterar a preferência de uma pessoa em relação a um produto, ou seja, ser capaz de influenciar uma decisão de compra.

No caso do presente estudo, buscou-se analisar como os usuários reagem nas redes sociais Facebook e Twitter perante um filme. Essas foram escolhidas por serem duas redes sociais que possibilitam o compartilhamento de opiniões entre usuários sobre filmes nacionais e também devido as suas expressividades, por exemplo aproximadamente 50% da população brasileira (127 milhões) acessa o Facebook todo os meses (OLIVEIRA,2018), enquanto que o Twitter, apesar de não divulgar dados de acesso, é uma rede social que apresenta um crescimento expressivo no país (OLIVEIRA, 2017).

3. Metodologia

3.1 Coleta de dados

A base de dados utilizada no presente estudo foi elaborada pelos autores. Os dados sobre o resultado de bilheteria, em reais, dos filmes no Brasil foram encontrados no relatório anual “Listagem de Filmes Brasileiros Lançados” disponibilizado pelo Observatório Brasileiro do

Cinema e Audiovisual da Agência Nacional do Cinema (OCA/ANCINE). A partir deste relatório e buscando uma amostragem representativa do mercado, foram selecionados quinze filmes por ano, entre 2011 e 2018, ou seja, cento e vinte filmes no total, de forma aleatória e estratificada pela receita, a qual foi dividida anualmente entre baixa, média e alta de acordo com a distribuição populacional. Neste relatório também foi possível coletar as amostras para as variáveis: Salas Ocupadas, máximo de salas ocupadas pelo filme; Sequência, essa foi transformada em uma variável do tipo dummy de modo a serem atribuídos valores numéricos booleanos a seus atributos, ou seja, 1 se o filme é uma sequência e o valor zero caso o contrário; e Distribuidora, nome da distribuidora no filme, a qual foi transformada em variável do tipo dummy sendo 1 quando a distribuidora é umas líderes de mercado, Downtown/Paris ou Imagem, e 0 quando não.

Para a mensuração da variável Importância do Protagonista, utilizou-se o ranking StarMeter, assim como relatado anteriormente no estudo de Nelson e Glotfelty (2012), devido a facilidade de obtenção dos dados, a importância já mencionada do site IMDB e por permitir a pesquisa do valor de StarMeter de um ator na semana de lançamento do filme, de modo a capturar verdadeiramente se o ator estava sendo pesquisado no site em relação ao filme que ele estava protagonizando. A variável Popularidade foi coletada através do MovieMeter, similar ao StarMeter, mas com foco em filmes, o seu valor também foi coletado na semana de lançamento do Filme. Além disso, o StarMeter e o MovieMeter são mensurados de forma que o valor 1 representa o maior nível de conscientização, ou seja, quanto mais popular for um ator e /ou filme no site IMDB, menor será sua posição no ranking StarMeter / MovieMeter, assim os coeficientes das variáveis Importância do Protagonista e Popularidade serão negativos.

Já na variável Crítica, buscou-se as notas dadas aos filmes de 0 a 10 por três veículos jornalísticos brasileiros, sendo esses a Folha de São Paulo, O Globo e Zero Hora, e também por três mídias especializadas em entretenimento no país, sendo essas o Omelete, Cinepop e Papo de Cinema. Essas mídias foram escolhidas devido a disponibilidade de dados em fontes públicas.

Enquanto que para a variável Gênero foram captados os gêneros dos filmes amostrados através do site IMDB e, assim como as outras variáveis não numéricas analisadas nesta pesquisa, essa foi convertida em uma variável dummy de forma a atribuir para: comédia, o valor 10; drama, o valor 01 e outros gêneros, o valor 00. Vale ressaltar que os gêneros comédia e drama receberam destaque pois apresentaram um maior número de observações (amostras). Do mesmo site, foram coletadas as informações para a variável Sazonalidade, na qual anotou-se a data de lançamento do filme no Brasil e a respectiva estação do ano relativa a essa data. A variável foi convertida também em dummy de forma a atribuir para: inverno, 100; primavera, 010; outono 001, e verão, 000.

Para a variável Orçamento, foram captados os valores, em reais, dos orçamentos dos filmes amostrados, os quais foram encontrados através de pesquisas em sites como Adoro Cinema, Cinepop e em veículos jornalísticos diversos. No entanto, para 11,67% do total amostral, não foi possível encontrar o valor do orçamento. Mesmo assim, decidiu-se não abandonar a variável devido a importância demonstrada por essa, como mencionado na Revisão Teórica. Nesse contexto, de forma a permitir a execução do modelo matemático, os valores faltantes foram substituídos pela média das observações. O mesmo ocorreu com a variável Facebook que foi minerada através do próprio site ao visualizar quantas curtidas havia na página oficial de cada filme, no entanto, 6,67% dos filmes da base de dados não possuíam página oficial.

A Classificação Indicativa de cada filme amostrado foi coletada no site do Ministério da Justiça e Segurança Pública. A variável foi convertida em dummy de forma a atribuir para: 12 anos, o valor 1 e outras classificações, o valor 0. A classificação de 12 anos recebeu destaque por apresentar maior número de observações (amostras). No caso das variáveis Visualizações

no Youtube e Curtidas no Youtube, foram coletadas as respectivas denominações do site Youtube para o vídeo do trailer oficial de cada filme.

Já na variável Twitter, foi coletado através do site Twitter, utilizando-se da ferramenta online Twitter API, o número de tweets para cada hashtag com o nome do filme dentro de um período de 3 meses antes e depois da data de lançamento de cada filme, as hashtags, escritas com um símbolo #, foram utilizadas pois são formas de categorizar as mensagens dos usuários (TWITTER, 2019). Para a variável Fomento, foram coletados os valores totais captados por filme tanto em mecanismos diretos e indiretos. Essas informações foram encontradas na ferramenta online denominada Sistema de Consulta de Projetos Audiovisuais da ANCINE. Por último, as variáveis Receita, Salas Ocupadas, Orçamento, Facebook, Visualizações no Youtube, Curtidas no Youtube, Twitter e Fomento foram transformadas a escala logarítmica natural, pois, este tipo de transformação é conveniente para transformar as variáveis com distribuição assimétrica em uma com distribuição aproximadamente normal (BENOIT, 2011).

3.2 Método

A pesquisa realizada foi quantitativa, pois se constituiu de uma análise estatística de cunho econométrica, realizada a partir de uma análise de regressão linear múltipla, a qual buscou estabelecer a existência e a intensidade de relações entre uma variável dependente única e duas ou mais variáveis independentes, afim de possibilitar a previsão para casos futuros.

Segundo Gujarati e Porter (2011), “A análise de regressão diz respeito ao estudo da dependência de uma variável, a variável dependente, em relação a uma ou mais variáveis, as variáveis explanatórias, visando estimar e / ou prever o valor médio (da população) da primeira em termos dos valores conhecidos ou fixados (em amostragens repetidas) das segundas”.

O método realizado para a regressão linear múltipla foi o do Mínimos Quadrados Ordinários. Esse foi escolhido pois é o método utilizado pelo estudo base de Selvaretnam e Yang (2015) e também por proporcionar a menor soma dos resíduos possível, de modo a ser o melhor estimador linear não viesado segundo Gujarati e Porter (2011). Já a modelagem foi realizada através do software Gretl, sobre a base de dados composta por 120 filmes brasileiros exibidos entre 2011 e 2018. Essa distribuição dos filmes se deu devido ao estudo base de Selvaretnam e Yang (2015) ter sido realizado sobre uma base de 78 filmes e também pela disponibilidade de informações em fontes públicas para a coleta e formação da base de dados.

Tratou-se também de uma pesquisa de cunho empírico indutivo, pois busca determinar relacionamentos de correlações através da manipulação das variáveis independentes e por se tratar de uma análise de dados quantitativa, a qual propõe testar hipóteses específicas e examinar relacionamentos (MALHOTRA 2010, HAIR ET AL., 2009).

Após a realização do modelo, focou-se: nos resultados dos coeficientes da regressão; na intensidade da associação medida através do quadrado do coeficiente de correlação múltipla ajustado (R^2 ajustado); nas variáveis que apresentarem ser importantes para o modelo sob um nível de 5% de significância e nas de medidas de confiabilidade apresentadas pelo Critério de Informação de Akaike (AIC) e pelo Critério de Informação de Schwarz (BIC), os quais trazem uma medida corretiva mais dura do que o R^2 ajustado (GUJARATI E PORTER, 2011).

Para a comparação de dois ou mais modelos de regressão, será preferível o modelo que apresentar valores de R^2 ajustado maior, AIC menor e BIC menor. Já para efeito de ajuste individuais das variáveis independentes foi utilizado o processo de linearização propostas por Mosteller e Turkey, apud Cohen (2014), de acordo com o modelo original de Selvaretnam e Yang (2015).

4. Análise dos Resultados

As estatísticas descritivas são dadas na Tabela 1 abaixo, nela observa-se a média, mediana, desvio padrão, mínimo e máximo para cada variável.

Tabela 1 - Estatísticas Descritivas, usando as observações 1 - 120

Variável	Média	Mediana	Desvio Padrão	Mínimo	Máximo
Receita	14,1	14,5	2,59	7,48	18,6
Sazonalidade_1	0,242	0,00	0,430	0,00	1,00
Sazonalidade_2	0,242	0,00	0,430	0,00	1,00
Sazonalidade_3	0,217	0,00	0,414	0,00	1,00
Salas Ocupadas	4,67	5,06	1,59	0,00	7,06
Gênero_1	0,400	0,00	0,492	0,00	1,00
Gênero_2	0,408	0,00	0,494	0,00	1,00
Sequência	0,133	0,00	0,341	0,00	1,00
Orçamento	15,2	15,5	1,01	9,21	17,0
Importância do Protagonista	168,	60,9	409,	1,61	3,63e+03
Classificação Indicativa	0,400	0,00	0,492	0,00	1,00
Distribuidora	0,442	0,00	0,499	0,00	1,00
Crítica	5,67	6,00	1,99	1,00	10,0
Popularidade	48,2	27,9	79,7	0,0110	526,
Facebook	9,79	10,1	2,90	0,693	16,2
Visualizações no Youtube	12,0	12,1	1,77	7,40	15,4
Curtidas no Youtube	6,49	6,73	2,25	-6,91	11,8
Twitter	5,55	5,79	2,27	0,00	12,1
Fomento	14,1	15,0	3,17	0,00	16,1

Para que as variáveis pudessem ser incluídas no modelo de regressão foi preciso verificar o grau de correlação entre essas, pois na presença da multicolinearidade seria necessário retirar as variáveis que fossem altamente correlacionadas entre si (valores maiores ou iguais a 80%) para gerar um modelo mais parcimonioso e com maior precisão das estimativas. Após essa verificação, foi identificado que, a priori, todas as variáveis poderiam ser candidatas a serem incluídas no modelo de regressão, com exceção das variáveis Visualizações no Youtube e Curtidas no Youtube que possuíam correlações cruzadas maiores do que 0,8. Por isso, propôs-se eliminar a variável Curtidas no Youtube de modo a evitar esta multicolinearidade e por possuir menor correlação com a receita do que Visualizações no Youtube.

É interessante comentar que Orçamento e Fomento estão com correlação de 0,1675, no entanto ao visualizar na base de dados, dos filmes que receberam algum tipo de acréscimo orçamento através dos mecanismos de fomentação, esse acréscimo, na verdade, corresponde em média por 96,83% do orçamento total.

4.1 Reprodução do modelo de Selvaretnam e Yang (2015) acrescido da variável Fomento

A partir da base de dados com 120 filmes nacionais lançados entre 2011 e 2018, foi aplicada a regressão linear múltipla, no software Gretl, pelo método de regressão dos Mínimos Quadrados Ordinários com um intervalo de confiança de 95% para identificar o conjunto de variáveis explicativas que mais se relacionam com o faturamento dos filmes. A equação 2 abaixo representa a equação de regressão com as variáveis explanatórias verificadas, na equação 1, em Selvaretnam e Yang (2015) acrescentada da variável Fomento e excluída as

variáveis $\beta_2 \ln \text{Star Power}_{2i}$, $\beta_3 \ln \text{Star Power}_{2i}^2$ - devido as diferentes escalas de medição, $\beta_5 \ln \text{Screens}_i^2$, $\beta_6 \ln \text{Screens}_i^3$ e $\beta_{13} \ln \text{Budget}_i^2$, essas omitidas devido a presença de multicolineariedade. As saídas da equação 2 aliada as medidas de confiabilidade se encontram abaixo, nas Tabelas 2 e 3, respectivamente. Além disso, deve-se notar que na Tabela 2 o nível de significância estatístico para cada variável está apresentado pelo subscrito *, ** e ***, os quais representam, respectivamente, um nível de significância de 10%, 5% e 1%.

$$\ln \text{Receita}_i = \beta_0 + \beta_1 \text{Sazonalidade}_1_i + \beta_2 \text{Sazonalidade}_2_i + \beta_3 \text{Sazonalidade}_3_i + \beta_4 \ln \text{Salas Ocupadas}_i + \beta_5 \ln \text{Salas Ocupadas}_i^2 + \beta_6 \ln \text{Salas Ocupadas}_i^3 + \beta_7 \text{Gênero}_1_i + \beta_8 \text{Gênero}_2_i + \beta_9 \text{Sequência}_i + \beta_{10} \ln \text{Orçamento}_i + \beta_{11} \ln \text{Orçamento}_i^2 + \beta_{12} \text{Importância do Protagonista}_i + \beta_{13} \text{Importância do Protagonista}_i^2 + \beta_{14} \text{Classificação Indicativa}_i + \beta_{15} \text{Distribuidora}_i + \beta_{16} \text{Crítica}_i + \beta_{17} \ln \text{Fomento}_i$$

(2)

Tabela 2 - Mínimos Quadrados (OLS), usando as observações 1-120, para a equação 2

Variável dependente: Receita					
Heterocedasticidade-robusta erros padrão, variante HC1					
	<i>Coefficiente</i>	<i>Erro Padrão</i>	<i>razão-t</i>	<i>valor p</i>	
const	5,1866	1,3669	3,794	0,0002	***
Sazonalidade_1	-0,2387	0,2867	-0,8326	0,4069	
Sazonalidade_2	-0,395	0,2805	-1,408	0,162	
Sazonalidade_3	-0,1516	0,2753	-0,5506	0,583	
Salas Ocupadas	1,4277	0,103	13,86	<0,0001	***
Gênero_1	0,1968	0,3403	0,5783	0,5643	
Gênero_2	-0,4411	0,2821	-1,564	0,1209	
Sequência	-0,3675	0,271	-1,356	0,178	
Orçamento	0,1714	0,1004	1,707	0,0907	*
Importância do Protagonista	-0,0002	0,0002	-1,087	0,2793	
Classificação Indicativa	-0,299	0,209	-1,43	0,1555	
Distribuidora	0,1428	0,2305	0,6198	0,5368	
Crítica	0,065	0,0612	1,063	0,2901	
Fomento	-0,0212	0,0321	-0,6604	0,5104	

Nota. Utilizou-se o método de Newey-West para correção dos erros do modelo de regressão no que tange a heterocedasticidade e autocorrelação desses. Não há necessidade de realização de testes adicionais para checar os pressupostos do modelo de regressão por Mínimos Quadrados Ordinários. Fonte: Elaborado pelos Autores, 2020.

Tabela 3 - Medidas de Confiabilidade para a equação 2

Média var. dependente	14,10408	D.P. var. dependente	2,590436
Soma resíd. quadrados	97,00299	E.P. da regressão	0,956620
R-quadrado	0,878523	R-quadrado ajustado	0,863625
F (13, 106)	66,60439	P-valor (F)	7,82e-45
Log. da verosimilhança	-157,5076	Crítério de Akaike	343,0153
Crítério de Schwarz	382,0401	Crítério Hannan-Quinn	358,8634

Primeiramente, trata-se que o modelo acima é um bom previsor da receita de um filme devido ao valor de seu R^2 ajustado (0,863625). E, ao analisa-lo tem-se que a variável Salas Ocupadas é capaz de impactar o sucesso de bilheteria de um filme brasileiro sobre um nível de significância de, no mínimo, 5%. Ou seja, a partir do modelo utilizado, a bilheteria de um filme nacional nos cinemas tanto mais será maior quando: mais salas de cinema o filme estiver em cartaz.

A seguir, tem-se o mesmo modelo de regressão acrescido das variáveis de mídias digitais. A consideração dessas variáveis no modelo poderá aumentar o poder explicativo da

regressão linear múltipla caso haja: (i) um aumento do R² ajustado; (ii) uma diminuição das estimativas Critério de Informação de Akaike (AIC) e Critério de Informação de Schwarz (BIC). Esses procedimentos estão alinhados com Gujarati (2015).

4.2 Modelo de regressão acrescido das variáveis digitais

Como tratado anteriormente, a variável Curtidas no Youtube não será incluída. Além disso, a variável Facebook também não incorporará o modelo porque ao colocá-la nesse foi percebido, pelos Autores, que através da análise do nível de significância de 5%, esta variável não se sobressaiu perante as outras variáveis de mídias digitais. Tem-se abaixo a equação de regressão (3) acrescida das variáveis de Popularidade, Visualizações no Youtube e Twitter seguida pelas Tabelas 4 e 5.

$$\ln\text{Receita}_i = \beta_0 + \beta_1\text{Sazonalidade_1}_i + \beta_2\text{Sazonalidade_2}_i + \beta_3\text{Sazonalidade_3}_i + \beta_4\ln\text{Salas Ocupadas}_i + \beta_5\text{Gênero_1}_i + \beta_6\text{Gênero_2}_i + \beta_7\text{Sequência}_i + \beta_8\ln\text{Orçamento}_i + \beta_9\text{Importância do Protagonista}_i + \beta_{10}\text{Classificação Indicativa}_i + \beta_{11}\text{Distribuidora}_i + \beta_{12}\text{Crítica}_i + \beta_{13}\ln\text{Fomento}_i + \beta_{14}\text{Popularidade}_i + \beta_{15}\ln\text{Visualizações no Youtube}_i + \beta_{16}\ln\text{Twitter}_i \quad (3)$$

Tabela 4 - Mínimos Quadrados (OLS), usando as observações 1-120, para a equação 3

Variável dependente: Receita					
Heterocedasticidade-robusta erros padrão, variante HC1					
	<i>Coefficiente</i>	<i>Erro Padrão</i>	<i>rácio-t</i>	<i>valor p</i>	
const	4,40871	1,27261	3,464	0,0008	***
Sazonalidade_1	-0,18496	0,27077	-0,6831	0,4961	
Sazonalidade_2	-0,25396	0,25841	-0,9828	0,328	
Sazonalidade_3	-0,05042	0,27	-0,1867	0,8522	
Salas Ocupadas	1,05866	0,11184	9,466	<0,0001	***
Gênero_1	0,2141	0,30819	0,6947	0,4888	
Gênero_2	-0,27157	0,28642	-0,9481	0,3453	
Sequência	0,02881	0,26084	0,1104	0,9123	
Orçamento	0,10651	0,08475	1,257	0,2117	
Importância do Protagonista	-0,00019	0,00029	-0,6614	0,5098	
Classificação Indicativa	-0,19197	0,18509	-1,037	0,3021	
Distribuidora	0,26535	0,19264	1,377	0,1714	
Crítica	0,07284	0,05357	1,36	0,1769	
Fomento	0,01695	0,02848	0,595	0,5532	
Popularidade	-0,00034	0,00214	-0,1605	0,8728	
Visualizações no Youtube	0,102	0,07169	1,423	0,1578	
Twitter	0,25073	0,05565	4,505	<0,0001	***

Nota. Utilizou-se o método de Newey-West para correção dos erros do modelo de regressão no que tange a heterocedasticidade e autocorrelação desses. Não há necessidade de realização de testes adicionais para checar os pressupostos do modelo de regressão por Mínimos Quadrados Ordinários. Fonte: Elaborado pelos Autores, 2020.

Tabela 5 - Medidas de Confiabilidade para a equação 3

Média var. dependente	14,10408	D.P. var. dependente	2,590436
Soma resíd. quadrados	76,60522	E.P. da regressão	0,862404
R-quadrado	0,904068	R-quadrado ajustado	0,889165
F (16, 103)	90,02306	P-valor (F)	5,69e-53
Log. da verosimilhança	-143,3430	Critério de Akaike	320,6861
Critério de Schwarz	368,0734	Critério Hannan-Quinn	339,9303

O modelo de regressão acima quando comparado ao anterior, se mostrou melhor para a predição da receita de um filme, isso ocorreu, pois, o R^2 ajustado aumentou (de 0,863625 para 0,889165) enquanto que os critérios AIC e BIC diminuíram, de 343,0153 para 320,6861 e de 382,0401 para 368,0734, respectivamente. Assim, esse modelo foi o analisado neste estudo. Logo, para encerrar esta sessão, encontra-se abaixo a equação de regressão final (4) com as variáveis que apresentaram relevância na construção de uma relação com a receita de filmes nacionais.

$$\ln\text{Receita}_i = \beta_0 + \beta_1 \ln\text{Salas Ocupadas}_i + \beta_2 \ln\text{Twitter}_i \quad (4)$$

4.3 Discussão dos Resultados

O modelo de regressão final mostrou que Salas Ocupadas e Twitter explicam satisfatoriamente as variações do faturamento dos filmes brasileiros com um intervalo de 95% de confiança.

Primeiramente, iremos comparar os resultados do modelo acima apresentado com o de Selvaretnam e Yang (2015). Os autores, infelizmente, não disponibilizaram os resultados do seu modelo sob os critérios AIC e BIC e nem o R^2 ajustado, tendo apenas o valor do R^2 . Sob essa ótica, o modelo dos autores trouxe um valor de 0,8982 enquanto que o presente estudo apresentou um R^2 de 0,904068. Ou seja, os dois modelos se mostraram bons previsores da receita de um filme, mas o segundo obteve uma leve melhora preditora. Além disso, conclui-se que as variáveis encontradas por Selvaretnam e Yang (2015) para o mercado americano de cinema são capazes de explicar o comportamento também do mercado brasileiro quando aliadas à variável Fomento e as de mídias digitais. Dessa forma, pode-se estabelecer uma similaridade entre as preferências dos consumidores do setor cinematográfico nos dois países.

Já sobre as saídas apresentadas em Selvaretnam e Yang (2015), os autores obtiveram que apenas três variáveis se mostraram satisfatórias sob um nível de significância menor ou igual a 5%, essas foram: “Star Power”, “Screens” e “Reviews”, ou seja, as que no modelo aqui apresentado são Importância do Protagonista, Salas Ocupadas e Crítica.

A variável Salas Ocupadas se mostrou interessante tanto no modelo americano quanto no brasileiro, demonstrando novamente similaridades no consumo das duas nacionalidades de forma que a partir do modelo de regressão, a bilheteria de um filme brasileiro será maior se esse for exibido em mais salas de cinema, de fato, é do senso comum pensar que um filme que está disponível em 300 salas de cinema, por exemplo, obterá um público e receita maiores do que um filme que está disponível em apenas 4 salas. A variável também aborda as ações promocionais, no âmbito do Marketing, realizadas pela distribuidora do filme dado que essa é a entidade responsável por negociar a venda do filme com as diversas redes de cinema, de modo que é possível argumentar também que dependendo de sua influência no mercado, essa é capaz de obter mais salas de cinema para a exibição dos filmes que está promovendo.

O modelo de regressão também demonstrou que Twitter é uma variável significativa para explicar a receita de um filme, ou seja, os filmes que possuem mais comentários em tuítes são aqueles que obterão maiores receitas. Essa variável mensura a relevância do fenômeno boca a boca, ou seja, como os usuários são capazes de demonstrar suas opiniões nas redes sociais, declarar uma ação ou até influenciar escolhas.

Para concluir, portanto, é possível afirmar que um filme brasileiro tanto mais terá uma maior receita quando estiver em mais salas de cinema e for mais comentado por usuários no Twitter.

5. Conclusão

O presente estudo teve como desígnio buscar entender como um filme brasileiro consegue se destacar perante seus concorrentes nacionais, para isso foi realizada uma análise de regressão linear múltipla, a qual comportava como variável dependente a receita de um filme

e possuiu diversas variáveis independentes. Primeiramente, essas foram as mesmas abordadas pela pesquisa de Selvaretnam e Yang (2015) acrescida a uma variável, Fomento, exclusiva do mercado brasileiro. Depois, propôs-se melhorar o modelo através da aplicação de variáveis atuais, as quais correspondiam as mídias digitais (Youtube, IMDB, Twitter e Facebook), ou seja, as novas mídias pelas quais os usuários recebem e compartilham informações sobre o cinema nacional.

Entre as quinze variáveis propostas para o estudo, apenas duas mostraram uma relação significativa com a receita para um intervalo de confiança de 95% no modelo de regressão proposto. Essas foram: Salas Ocupadas e Twitter. São, principalmente, essas variáveis, portanto, que os agentes da indústria cinematográfica nacional, como produtores, distribuidores e exibidores, devem ter em mente quando da realização de um filme.

Como considerações, tem-se que o modelo foi favorável ao acrescentar a variável Fomento, pois assim esse conseguiu se adaptar a realidade brasileira, e também que como tratado na Revisão Teórica, a internet é cada vez mais o meio utilizado para o acesso a informação pela população, de forma que a inserção de variáveis digitais foi oportuna e deve ser elencada em futuros estudos.

Já em relação aos impactos do presente estudo, temos que: (i) os Autores construíram uma base de dados com uma amostragem representativa dos filmes brasileiros exibidos entre 2011 e 2018; (ii) a demonstração de que a abordagem do estudo americano pôde ser importada para o contexto nacional; (iii) e a busca do entendimento e explanação sobre a indústria cinematográfica no Brasil, suas particularidades e discussão de ações a serem priorizadas por essa de modo a obter maiores receitas aos filmes.

Em relação às pesquisas futuras sobre o mercado de cinema brasileiro, diversas recomendações serão feitas a seguir: (i) a utilização de uma base dados maior ou mais atualizada, dado que a presente base de dados possuía amostras até 2018; (ii) inclusão de valores gastos em ações promocionais pelas distribuidoras; (iii) dado que a variável Twitter foi relevante, poder-se-ia também mensurar, além dos valores de tuítes por *hashtag* como foi feito no presente estudo, os valores de curtidas em cada tuíte ou ainda a quantidade de pessoas que seguem aqueles que postaram sobre o filme, de modo a verificar se há um poder de influência de consumo e / ou engajamento; (iv) outra possibilidade seria verificar uma análise de sentimentos dos tuítes, para averiguar se o tipo de comentário, positivo, neutro ou negativo, sobre o filme exerce influência sobre sua receita; (v) atualmente o filme não obtém receita apenas da sua exibição no cinema, após a sua saída de cartaz, os filmes migram para a televisão e também para as plataformas de *streaming*, como a Netflix (GAJANAN, 2019), seria interessante, portanto, analisar se as variáveis que impactam o filme no cinema são as mesmas que o impactam após a sua saída de cartaz; e (vi) a utilização de outro método para a medição da variável Importância do Protagonista, pois como apontado na Revisão Teórica ainda não há um consenso nos estudos sobre como medir essa variável e a utilização de um outro método poderá trazer resultados diferentes e também interessantes.

Logo, é possível perceber que ainda há muito espaço e ideias para as futuras pesquisas sobre a indústria cinematográfica brasileira.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- ALVES, E. P. M. A EXPANSÃO DO MERCADO DE CONTEÚDOS AUDIOVISUAIS BRASILEIROS: a centralidade dos agentes estatais de mercado—o FSA, a ANCINE e o BNDES. *Caderno CRH*, v. 29, n. 78, p. 477-494, 2016.
- ANCINE. *Anuário Estatístico do Cinema Brasileiro*. Relatório. 2017.

- ANCINE. **Informe de mercado: Salas de Exibição - 2018**. Relatório. 2018a. Disponível em: <https://oca.ancine.gov.br/sites/default/files/repositorio/pdf/informe_salas_de_exibicao_2018.pdf>. Acesso em: 20 nov. 2019.
- ANCINE. **Mercado Audiovisual Brasileiro – 2002 a 2018**. Relatório. 2018b. Disponível em: <https://oca.ancine.gov.br/sites/default/files/mercado_audiovisual/pdf/mercadoaudiovisual_br_2018_0.pdf>. Acesso em: 1 nov. 2019.
- ANCINE. **Fomento – O que é**. 2019a. Disponível em: <<http://www.ancine.gov.br/fomento/o-que-e>>. Acesso em 1 fev. 2019.
- ANCINE. **Apresentação**. Relatório. 2019b Disponível em: <<https://www.ancine.gov.br/pt-br/ancine/apresentacao>>. Acesso em: 1 nov. 2019.
- AUSTIN, B. Critics' and consumers' evaluations of motion pictures: A longitudinal test of the taste culture and elitist hypotheses. **Journal of Popular Film and Television**, v. 10, n. 4, p. 156-167, 1983.
- AUTRAN, A. O cinema brasileiro contemporâneo diante do público e do mercado exibidor. **Significação: Revista de Cultura Audiovisual**, v. 36, n. 32, p. 119-135, 2009.
- BARONE, J. G. Exibição, crise de público e outras questões do cinema brasileiro. **Sessões do Imaginário**, v. 13, n. 20, 2008.
- BASUROY, S.; CHATTERJEE, S. Fast and frequent: Investigating box office revenues of motion picture sequels. **Journal of Business Research**, v. 61, n. 7, p. 798-803, 2008.
- BASUROY, S.; CHATTERJEE, S.; RAVID, S. A. How critical are critical reviews? The box office effects of film critics, star power, and budgets. **Journal of marketing**, v. 67, n. 4, p. 103-117, 2003.
- BENOIT, K. Linear regression models with logarithmic transformations. **London School of Economics**. Londres, v. 22, n. 1, p. 23-36, 2011.
- DONOGHUE, C. B. The rise of the Brazilian blockbuster: how ideas of exceptionality and scale shape a booming cinema. **Media, Culture & Society**, v. 36, n. 4, p. 536- 550, 2014.
- CHANG, B.-H.; KI, E.-J. Devising a practical model for predicting theatrical movie success: Focusing on the experience good property. **Journal of Media Economics**, v. 18, n. 4, p. 247-269, 2005.
- COHEN, P.; WEST, S. G.; AIKEN, L. S. **Applied Multiple Regression/Correlation Analysis For The Behavioral Sciences**. Psychology Press, 2014.
- DE SILVA, I. Consumer selection of motion pictures. **The motion picture mega-industry**, p. 144-171, 1998.
- DE VANY, A.; WALLS, W. D. Uncertainty in the movie industry: Does star power reduce the terror of the box office? **Journal of cultural economics**, v. 23, n. 4, p. 285-318, 1999.
- DING, C. et al. The power of the “like” button: The impact of social media on box office. **Decision Support Systems**, v. 94, p. 77-84, 2017.
- DUAN, W.; GU, B.; WHINSTON, A. B. Do online reviews matter? —An empirical investigation of panel data. **Decision support systems**, v. 45, n. 4, p. 1007-1016, 2008.
- ELBERSE, A. The power of stars: Do star actors drive the success of movies? **Journal of Marketing**, v. 71, n. 4, p. 102-120, 2007.
- ELIASHBERG, J.; SHUGAN, S. M. Film critics: Influencers or predictors? **The Journal of Marketing**, p. 68-78, 1997.
- FINSTERWALDER, J.; KUPPELWIESER, V. G.; DE VILLIERS, M. The effects of film trailers on shaping consumer expectations in the entertainment industry—A qualitative analysis. **Journal of Retailing and Consumer Services**, v. 19, n. 6, p. 589-595, 2012.
- GUJARATI, D. **Econometrics By Example**. Palgrave Macmillan, 2015.
- GUJARATI, D. N.; PORTER, D. C. **Econometria Básica**. 5ª Ed. AMGH Editora, 2011.
- HAIR et al. **Análise Multivariada de Dados**. 6ª Ed. Bookman. 2009.

HIXSON, T. K. Mission possible: Targeting trailers to movie audiences. **Journal of Targeting, Measurement and Analysis for Marketing**, v. 14, n. 3, p. 210-224, 2006.

HOU, Yimin et al. Predicting movie trailer viewer's "like/dislike" via learned shot editing patterns. **IEEE Transactions on Affective Computing**, v. 7, n. 1, p. 29-44, 2015.

IMDB. About IMDb. IMDb. Disponível em: <https://www.imdb.com/pressroom/about/?pf_rd_m=A2FGELUUNOQJNL&pf_rd_p=289e1a7c-ab64-46ab-8c65-4432301b0ef3&pf_rd_r=DZ66C6P02HB8MBKBZPGR&pf_rd_s=right-1&pf_rd_t=60601&pf_rd_i=pressroom&ref_=fea_pr_pr_lk2>. Acesso em: 1 nov. 2019.

JUSTO, M. V. de O. Trailer: Cinema e Publicidade em um só produto. **Anagrama**, v. 3, n. 3, p. 1-17, 2010.

KOTLER, P.; KELLER, K. L. **Administração de marketing**. 14ª Ed. Pearson, 2012.

LASH, M. T.; ZHAO, K. Early predictions of movie success: The who, what, and when of profitability. **Journal of Management Information Systems**, v. 33, n. 3, p. 874-903, 2016.

LAVADO, T. Uso da internet no Brasil cresce, e 70% da população está conectada. **G1**, 28 ago. 2019. Disponível em: <<https://g1.globo.com/economia/tecnologia/noticia/2019/08/28/uso-da-internet-no-brasil-cresce-e-70percent-da-populacao-esta-conectada.ghtml>>. Acesso em: 1 nov. 2019.

LITMAN, B. R.; KOHL, L. S. Predicting financial success of motion pictures: The '80s experience. **Journal of Media Economics**, v. 2, n. 2, p. 35-50, 1989.

MALHOTRA, N. K. et al. **Introdução à pesquisa de marketing**. 4. Ed. São Paulo: Pearson, 2010.

MANKIW, N. G. **Introdução à economia: tradução da 3ª edição norte-americana**. São Paulo: Cengage Learning, 2009.

MOON, Sangkil; BERGEY, Paul K.; IACOBUCCI, Dawn. Dynamic effects among movie ratings, movie revenues, and viewer satisfaction. **Journal of Marketing**, v. 74, n. 1, p. 108-121, 2010.

NELSON, R. A.; GLOTFELTY, R. Movie stars and box office revenues: an empirical analysis. **Journal of Cultural Economics**, v. 36, n. 2, p. 141-166, 2012.

OH, O.; KWON, K. H.; RAO, H. R. An Exploration of Social Media in Extreme Events: Rumor Theory and Twitter during the Haiti Earthquake 2010. In: **Icis**. 2010. p. 7332-7336.

OLIVEIRA, F. Facebook chega a 127 milhões de usuários mensais no Brasil. **Folha de S. Paulo**, São Paulo, 18 de julho de 2018. Disponível em: <https://www1.folha.uol.com.br/tec/2018/07/facebook-chega-a-127-milhoes-de-usuarios-mensais-no-brasil.shtml> Acesso em: 30 out. 2019.

OLIVEIRA, F. Brasil tem o 3º maior crescimento em número de usuários. **Folha de S. Paulo**, São Paulo, 23 de fevereiro de 2017. Disponível em: <http://www1.folha.uol.com.br/tec/2017/02/1861175-numero-de-usuarios-do-twitter-no-brasil-cresce-18-em-2016.shtml>. Acesso em: 6 aug.2019.

PRAG, J.; CASAVANT, J. An empirical study of the determinants of revenues and marketing expenditures in the motion picture industry. **Journal of Cultural Economics**, v. 18, n. 3, p. 217-235, 1994.

PricewaterhouseCoopers Brasil (PwC). 19th Global Entertainment & Media Outlook 2018-2022. Relatório. Disponível em: < <https://www.pwc.com.br/pt/outlook-18.html>>. Acesso em: 15 nov. 2019.

RAVID, S. A. Information, blockbusters, and stars: A study of the film industry. **The Journal of Business**, v. 72, n. 4, p. 463-492, 1999.

RUI, H.; LIU, Y.; WHINSTON, A. Whose and what chatter matters? The effect of tweets on movie sales. **Decision Support Systems**, v. 55, n. 4, p. 863-870, 2013.

SECRETARIA DE COMUNICAÇÃO SOCIAL DA PRESIDÊNCIA DA REPÚBLICA. Pesquisa Brasileira de Mídia: Relatório, 2015.

SECRETARIA NACIONAL DE JUSTIÇA. Classificação Indicativa Guia Prático. Relatório. Brasília. 2018.

SELVARETNAM, Geethanjali; YANG, Jen-Yuan. Factors affecting the financial success of motion pictures: what is the role of star power?. 2015.

STEIBEL, Fabro. Classificação indicativa: uma análise do estado da arte da pesquisa sobre o tema no Brasil. "Compolítica", v. 4, n. 1, p. 119-148, 2014.

TWITTER. Como usar hashtags. **Twitter**. Disponível em:<<https://help.twitter.com/pt/using-twitter/how-to-use-hashtags>>. Acesso em: 1 nov. 2019.