

MOMENTO É DINHEIRO: O EFEITO DE MÉTRICAS DE REDE SOCIAL EM CAMPANHAS DE CROWDFUNDING

THÁISA BARCELLOS PINHEIRO DO NASCIMENTO

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

LAURI LUIS RAUBER

UNIVERSIDADE FEDERAL DE LAVRAS (UFLA)

EDSON CRESCITELLI

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

GILMAR MASIERO

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

FRANCISVAL DE MELO CARVALHO

UNIVERSIDADE FEDERAL DE LAVRAS (UFLA)

Agradecimento à órgão de fomento:

Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior (CAPES)

MOMENTO É DINHEIRO: O EFEITO DE MÉTRICAS DE REDE SOCIAL EM CAMPANHAS DE *CROWDFUNDING*

1. INTRODUÇÃO

O aumento do engajamento é recomendado para o sucesso de ações de publicidade (KUMAR et al., 2018). Nesse contexto as diferentes métricas do Facebook são tidas como formas de comunicação e são importantes para compreender se o conteúdo está sendo bem aceito pelos usuários (BONSÓN; RATKAI, 2013). Entretanto, as métricas de desempenho populares podem não ser indicadores precisos para analisar os efeitos de campanhas de *marketing* nas redes sociais (ZHANG et al., 2017).

Em modelos de negócios derivados do *crowdsourcing*, que tem relação com a participação social, estão vinculados à diferentes comunidades (ESTELLÉS-AROLAS; GONZÁLEZ-LADRÓN-DE-GUEVARA, 2012) e em que a sensação de pertencimento e contribuição fazem parte dos motivos que incentivam a participação (HIPPEL, 2001; LAKHANI; WOLF, 2003; TORAL; MARTÍNEZ-TORRES; BARRERO, 2010). Um dos pontos interessantes é explicar a disseminação do ponto de vista da comunicação e interação dos adotantes (KIJEK; ANGOWSKI; SKRZYPEK, 2019). Além disso, o potencial da comunicação boca a boca dos usuários de mídia social tem um efeito persuasivo de comunicação e um efeito difusivo (MANGOLD; FAULDS, 2009).

O *Crowdfunding* é um desses modelos e se refere ao cenário em que muitas pessoas financiam projetos e ideias através de plataformas on-line. Quando analisados os estudos de *marketing* para essa forma de financiamento, a utilização do Facebook obteve destaque como influência positiva para o sucesso de campanhas no geral (FIETKIEWICZ; HOFFMANN; LINS, 2018; MOLLICK, 2014). Entretanto, trabalhos que analisam as correlações entre as métricas dessa rede social e as contribuições em campanhas não foram identificados.

O objetivo deste estudo, portanto, foi duplo, Descrever os momentos em que o engajamento acontece e analisar se esses momentos coincidem com a arrecadação. Afinal, a melhor compreensão sobre estratégias de divulgação para esse modelo de campanhas pode tornar mais eficaz o desenvolvimento e a implementação de projetos. Também é importante examinar o consumo de mídias sociais e analisar o comportamento multicanal dos consumidores (LAMBERTON; STEPHEN, 2016).

Para atingir os objetivos, primeiro, a primeira etapa utilizou valores das estatísticas descritivas e as séries de comportamento das médias para cada uma das variáveis analisadas, visando descrever as contribuições e as métricas de postagens, reações, comentários e compartilhamentos por dia de campanha, buscando assim apontar os momentos em que o engajamento acontece.

Em seguida, foi utilizado o modelo VAR em Painel dinâmico em dois estágios por meio do método generalizado de momentos (GMM) afim de analisar se o engajamento coincide com a arrecadação. Assim, além de contribuir com o avanço do tema, esse trabalho também buscou compreender, a partir de diferentes métricas, o impacto das práticas do *marketing* digital nos consumidores como sugerido por trabalhos anteriores (DAKOUAN; BENABDELOUAHED; ANABIR, 2019). O estudo de séries temporais para a análise de métricas no Facebook é relativamente recente e de maneira geral buscou investigar a capacidade preditiva (GUNTER; ÖNDER; GINDL, 2019; BARCLAY et al., 2015) e comparar o engajamento do consumidor (TOPAL et al., 2020).

2. REFERENCIAL TEÓRICO

2.1 O Investimento Coletivo e a Utilização das Redes Sociais para sua Divulgação

O *crowdfunding*, se baseia nos conceitos de microfinanças e no *Crowdsourcing* e ser descrito como: Esforço de pessoas e empresas para financiar seus empreendimentos a partir de pequenas contribuições provindas de um número relativamente grande de indivíduos, com o auxílio da Internet (MOLLICK, 2014). O fenômeno, além de ser uma forma alternativa de arrecadar dinheiro, oferece outras possibilidades como de fazer pesquisas de mercado, criar comunidades, desenvolver reputação, testar ideias, fazer pré-vendas e atrair outras formas de investimento (NUCCIARELLI A., 2017).

O desafio mais significativo para as plataformas é o de atrair, seduzir, convencer e conquistar a lealdade de diferentes públicos, como qualquer empresa tradicional (BORELLO; CRESCENZO; PICHLER, 2019). Sendo assim, além dos serviços prestados, a atratividade das plataformas para criadores de projetos é o capital social oferecido pela comunidade de contribuintes (LACAN; DESMET, 2017; PRESENZA et al., 2019).

Em relação às etapas de divulgação, as redes sociais receberam destaque pela academia, autores referência no tema *crowdfunding* afirmam a relação entre essas mídias e o aumento da relevância dos criadores no financiamento coletivo (MOLLICK, 2014; BAO; HUANG, 2017), principalmente devido a conectividade e possível interação com prováveis apoiadores (KAUR; GERA, 2017; KROMIDHA E., 2016).

As redes sociais e comunidades on-line aumentam a relevância de criadores no financiamento coletivo. Já foi apontada a relação positiva com o sucesso das campanhas de *crowdfunding* com alto números de amigos na rede social Facebook, entretanto, também foi observado que esse efeito pode ser negativo caso esse número for muito baixo, chegando a ser recomendado omitir esta informação (MOLLICK, 2014). Também já foi apontado que os apoiadores se identificam com os projetos em suas próprias redes sociais estão associados a uma maior proporção de contribuições (KROMIDHA E., 2016). Além disso, alguns investidores utilizam as próprias redes para divulgar uma campanha que se identificaram, o que expande o alcance deste projeto (LI et al., 2017), outro indicador é o número de avaliações on-line (BI; LIU; USMAN, 2017).

2.2 A influência do Facebook, suas Métricas e a capacidade dessas

No cenário brasileiro, uma das redes sociais que têm maior participação é o Facebook. Para se ter uma ideia, 102 milhões de brasileiros se conectam na plataforma todos os meses (NAPOLEONCAT, 2020). De acordo com a Alexa, empresa de informações da Web que fornece classificações de tráfego de sites, essa plataforma social está em terceiro lugar em acessos diários brasileiros, atrás apenas do Google e do Youtube (ALEXA, 2018). Para compreender o comportamento dos usuários, as métricas dispostas pelo Facebook foram estudadas de forma a oferecer uma melhor visão da participação, dos diálogos e do envolvimento dos usuários em determinada página (BONSÓN; RATKAI, 2013).

As postagens, tidas como atividades precursoras das demais, estão relacionadas ao conteúdo publicado, e devido a isso, podem ser relacionado ao *Marketing* de Conteúdo Digital (MCD), utilizado, para atrair e, em seguida, desenvolver engajamento, confiança e relacionamento favoráveis de usuários com a marca (HOLLEBEEK; MACKY, 2019), através da criação e da distribuição de conteúdo relevante. Fatores importantes de sucesso do MCD incluem conhecimento das necessidades do público-alvo, valores compartilhados do consumidor com a empresa, interdependência, comunicação de qualidade e comportamento não oportunista (PEPPERS; ROGERS, 2011). Também é importante citar que essa estratégia

funciona melhor quando o conteúdo divulgado é combinado com o conteúdo relacionado à personalidade da marca para equilibrar o alcance e o envolvimento na plataforma (LEE; HOSANAGAR; NAIR, 2018).

A métrica popularidade está relacionada a reatividade e a comunicação dialógica do Facebook, tendo ligação direta com likes e reações (love, wow, haha, sad e angry) (BONSÓN; RATKAI, 2013).

Quando os membros participam ativamente em operações de sites de redes sociais e se comunicam com outros membros, isso indica que eles têm alta lealdade nos sites (HU et al., 2017). Bonsón e Ratkai (2013) ressaltam que a lealdade das partes interessadas pode ser benéfica para o empreendedor e isso pode ser baseado em um bom relacionamento. Esses relacionamentos podem estar associados à capacidade das partes envolvidas poderem se comunicar e participar ativamente das informações fornecidas. Nesse contexto, o comprometimento está relacionado aos comentários, que podem ser inseridos por qualquer membro da comunidade e respondido por demais usuários assim como pela própria organização de interesse (BONSÓN; RATKAI, 2013).

Uma vez em contato com o conteúdo exposto, as pessoas podem compartilhá-lo com outras próximas de seu ciclo e, dessa forma, possibilitar o efeito em rede de informações. Nesse contexto e englobando as ferramentas do facebook, o conceito de viralidade está fortemente relacionado aos “compartilhamentos” que permitem que informações acessadas possam ser divulgadas de forma ativa por qualquer usuário com acesso a elas (BONSÓN; RATKAI, 2013).

2.3 Séries temporais para estudos de Mídias Sociais

Topal et al (2019) a partir de séries temporais analisaram o comportamento dos likes, comentários e compartilhamentos por 6 anos (2012 a 2017) nas páginas da Volkswagen no Facebook, para quatro países europeus (França, Alemanha, Turquia e Reino Unido). O objetivo do trabalho foi de comparar o engajamento do consumidor on-line antes, durante e depois do período de crise de emissão de diesel da empresa e associá-lo às compras de veículos. Os resultados mostraram que o envolvimento do consumidor on-line foi negativo no Reino Unido e na Turquia, positivo na Alemanha e neutro na França. Além disso, foi observado que as relações estabelecidas com os consumidores nas mídias sociais não influenciaram as vendas de automóveis de maneira óbvia. Por fim, a partir do fato de curtidas serem feitas por milhares de pessoas, e os comentários e compartilhamentos terem sido feitos por centenas, os autores puderam afirmar que a Volkswagen teve uma perda considerável na comunicação boca a boca nesses países.

Gunter et al (2019) buscaram investigar a capacidade preditiva (pseudo) dos likes para a demanda de turistas (total nacional e total estrangeiro) em quatro cidades na Áustria. Para isso, os autores analisaram a quantidade diária de likes entre 2010 e 2017, em relação aos dados totais de chegadas de turistas para o mesmo período, mensalmente. Em seus resultados, a análise de séries temporais utilizada se mostrou excelente para o objetivo.

Barclay et al (2015) buscaram compreender se a quantidade de likes em páginas de partidos no Facebook podem prever o resultado das eleições, para isso, coletaram dados na plataforma social entre 24 de janeiro a 12 de maio de 2014 e encontraram forte correlação positiva entre o número de 'curtidas' que um partido ou seu líder obteve em sua página oficial de fãs do Facebook e seu voto popular, ainda, os autores constataram que o mês anterior ao período de votação foi o melhor para prever o compartilhamento de votos usando 'curtidas' - com 86,6

3 METODOLOGIA

A pesquisa apresentada é de natureza quantitativa, com variáveis descritivas e com o objetivos de descrever os momentos em que o engajamento acontece e analisar se esses momentos coincidem com a arrecadação. A coleta de dados ocorreu em duas etapas:

(i) Por meio de *Application Programming Interface* (API) disponibilizada pela plataforma Catarse (CATARSE, 2015), na qual foram coletados dados sobre as campanhas de jogos da Plataforma;

(ii) Através da ferramenta Netvizz (<https://wiki.digitalmethods.net/dmi/ToolNetvizz>) para os dados do Facebook (número de fãs, quantidades de postagens, reações, comentários e compartilhamentos).

É importante citar que a coleta ocorreu durante o período de maio de 2011 à novembro de 2018, pois a ferramenta Netvizz foi descontinuada devido às mudanças na política do facebook. Os dados foram coletados do primeiro ao último dia da campanha on-line na Catarse, ou seja, durante o período em que esta estava submetida a financiamento. Para a análise do comportamento diário das métricas de postagens, reações, comentários e compartilhamentos, foram selecionadas apenas campanhas com 60 dias de duração, o que gerou 66 campanhas, sendo 35 de sucesso (que atingiram suas metas) e 31 mal sucedidas (que não atingiram suas metas). Contudo algumas séries possuíam valores ausentes no momento da importação, assim removeu-se as séries que continham menos de 80% dos valores para cada variável, assim foram mantidas 30 séries de sucesso e 18 séries mal sucedidas.

Buscando então contribuir com uma explicação sobre o comportamento das variáveis X (indicadores de engajamento) sobre a variável Y (efetiva doação), os dados foram analisados a partir do modelo autorregressivo vetorial - VAR(p) que permite que os dados, e não o pesquisador, determinem a estrutura dinâmica do modelo (PINDYCK R., 2004). Esta técnica pode ser utilizada a partir de dados em painel (HAYAKAWA et al., 2009; GROSSMANN; LOVE; ORLOV, 2014) utilizando séries temporais.

O modelo de análise por meio do pacote “panelvar” para R, estendeu as funções de diferentes estudos anteriores, para análises de GMM (Generalized Methods of Moments), e trouxe aplicações já estabelecidas nas análises VAR para séries temporais como as funções de impulso – resposta (SIGMUND; FERSTL, 2019). Esse estudo implementa o pacote “panelvar” para análise dos dados das séries de dados que representam as métricas do Facebook e dados do Catarse para projetos de *crowdfunding*. Foi ajustado o modelo autorregressivo em painel através do GMM, e são ainda analisadas as funções de resposta a impulso, e decomposição da variância do erro que representam a mesma informação sob perspectivas diferentes. Em suma essas duas análises buscam identificar o quanto das variações do erro são decorrentes de um impacto em determinada variável.

3.1 Descrição do Objeto de Estudo

A plataforma escolhida para a presente pesquisa foi a Catarse, por ter sido a primeira com o objetivo de financiamento coletivo para projetos criativos no Brasil (CATARSE, 2013). A plataforma oferece dezoito opções de categorias para que os criadores insiram suas campanhas no momento da criação do projeto. Entre essas, a categoria de jogos começou a se destacar em 2016 com o jogo *Shadow of the Demon Lord*, se tornou a maior arrecadação para jogos de RPGs no financiamento coletivo brasileiro (CATARSE, 2017) atingindo o total de R\$107.713,00, correspondente a 269% de sua meta inicial. A partir de 2017 a categoria ocupa o primeiro lugar da Plataforma, em relação a quantidade de apoios e valores arrecadados

(CATARSE, 2019a). Além disso, a categoria de jogos foi responsável por quebrar, duas vezes, o recorde de arrecadações para projetos brasileiros, sendo a primeira vez com o jogo "A Lenda do Herói", do Castro Brothers, que arrecadou R\$258.587,00 a partir de 6052 pessoas em 2014 (CATARSE, 2016). Em 2019, com o jogo Tormenta 20, de RPG, que arrecadou R\$1.918.106,00 de 6352 pessoas, em 60 dias (CATARSE, 2019b).

4 RESULTADOS

4.1 Descrição das Médias

Após a extração dos dados, esses foram tabulados e as variáveis foram analisadas e comparadas em duas etapas, sendo a primeira descritiva, buscando apresentar valores gerais e comportamentos individuais de cada uma das variáveis analisadas e comparando os comportamentos gerais em dois grupos (bem e mal sucedidas) e a segunda a partir do modelo VAR em Painel dinâmico em dois estágios por meio do método generalizado de momentos (GMM).

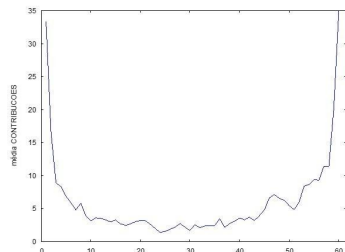
Figura 1 – Estatísticas descritivas por Grupo

GRUPO	VARIÁVEL	Média	Mediana	D.P.	Mín	Máx
EMPRESAS QUE ATINGIRAM O OBJETIVO	COMPARTILHAMENTOS	14,72	0	98,02	0	2380
	POSTAGENS	1,014	1	1,316	0	9
	CURTIDAS	53,4	4	228,3	0	4323
	COMENTARIOS	12,5	0	63,88	0	1571
	CONTRIBUCOES	5,841	2	13,12	0	218
EMPRESAS QUE NÃO ATINGIRAM O OBJETIVO	COMPARTILHAMENTOS	20,6	0	183,7	0	5017
	POSTAGENS	0,8037	0	1,768	0	27
	CURTIDAS	68,66	0	283,4	0	3259
	COMENTARIOS	9,353	0	51,31	0	1105
	CONTRIBUCOES	0,1519	0	0,7816	0	12

Fonte: Dados da Pesquisa

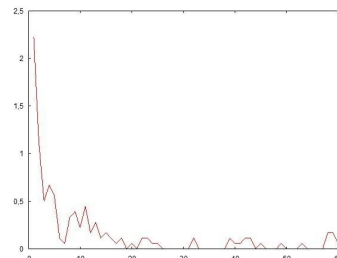
A quantidade de contribuições apresentou média diária de 5,841 para as campanhas bem sucedidas variando de 0 a 218 contribuições e com o desvio padrão de 13,12. Já as campanhas mal sucedidas apresentaram média de 0,1519, com variação entre 0 e 12 e desvio padrão de 0,7816. Sendo assim é possível apontar que, tanto para campanhas de sucesso quanto para campanhas fracassadas é possível haver dias sem contribuições, entretanto, para o segundo caso, as variações são menores, o que implica em menores valores arrecadados. As figuras 2 e 3 apresentam os comportamentos médios diários para ambos os casos, sendo que em vermelho estão representadas as campanhas que não atingiram suas metas e em azul as que atingiram. A figura 2 apresentou dois picos, o primeiro nos momentos iniciais da campanha (primeiros 10 dias) e o segundo nos momentos finais (últimos 10 dias). Já a figura 3 apresentou apenas um pico expressivo, seguido de comportamento decrescente. Outra observação interessante é a de que, no primeiro caso, a média das contribuições por mais que apresentassem um comportamento de vale nos períodos intermediários, se manteve mais alta do que o segundo caso, que em diversos momentos teve média zero. Independente do caso, é possível perceber a importância dos primeiros dias para o sucesso das campanhas.

Figura 2 –Médias diárias de contribuições para campanhas Bem sucedidas



Fonte: Dados da Pesquisa

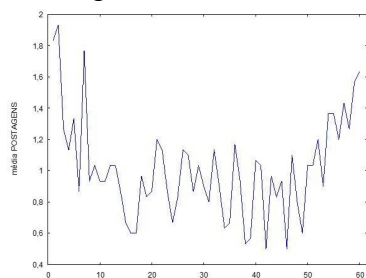
Figura 3 – Médias diárias de contribuições para as campanhas Mal sucedidas



Fonte: Dados da Pesquisa

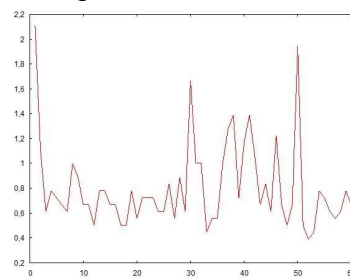
O comportamento de postagens foi a primeira métrica do Facebook a ser analisada, pois é tida como atividade precursoras das demais (curtidas, comentários e compartilhamentos). Para as campanhas que atingiram suas metas, a média de postagens foi de 1,014 ao dia, com variações entre 0 e 9 e com desvio padrão de 1,316. Já para as campanhas mal sucedidas a média foi de 0,8037, com intervalo entre 0 a 27 e desvio padrão de 1,768. Ao analisar o comportamento diário das postagens é possível observar semelhanças entre seu comportamento e o das contribuições, para os dois grupos analisados. Sendo que, para as campanhas bem sucedidas, representadas na figura 4 apresenta formato de U, com dois picos principais nos momentos iniciais e finais (também de 10 dias) e para as campanhas mal sucedidas, representadas na figura 5 o pico principal ocorre nos momentos iniciais, apresentando valores decrescentes, entretanto, para o segundo caso, ainda existem picos do meio para o fim da campanha.

Figura 4 –Médias diárias para as postagens para campanhas bem sucedidas



Fonte: Dados da Pesquisa

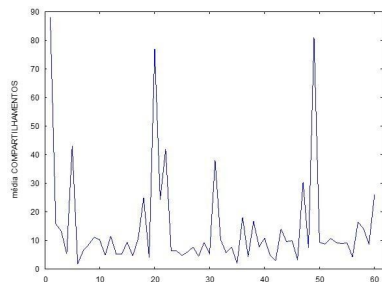
Figura 5 – Médias diárias para as postagens para campanhas mal sucedidas



Fonte: Dados da Pesquisa

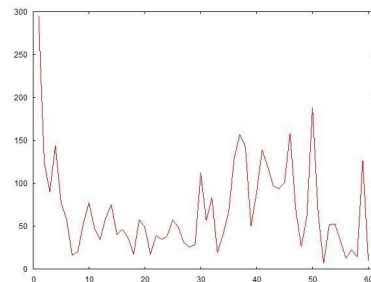
Em seguida foram analisados os *likes* e reações (*love, wow, haha, sad e angry*), que para facilitar a análise foram somados e considerados uma única variável. Nesse caso, ambas as categorias tiveram comportamento similar e, contrariando o esperado, as campanhas mal sucedidas (figura 7) mesmo tendo menores números de postagens, obtiveram maiores médias de reações, sendo de 68,66 com variações entre 0 e 3259, com desvio padrão de 283,4. Já as campanhas de sucesso (Figura 6) apresentaram média de 53,4 com variação entre 0 e 4323 e desvio padrão de 228,3. Entretanto, independente das quantidades, os comportamentos dos gráficos também apresentaram similaridades entre as variáveis dos diferentes grupos. Sendo que as campanhas bem sucedidas apresentaram picos nos momentos iniciais e finais, e o grupo das mal sucedidas apresentou comportamento similar ao obtido pelas postagens.

Figura 6 – Médias diárias para as reações para campanhas bem sucedidas



Fonte: Dados da Pesquisa

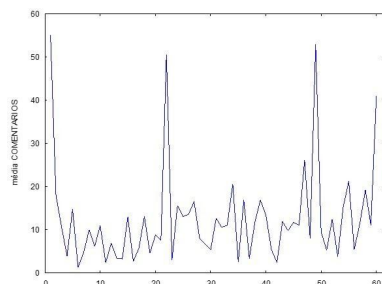
Figura 7 – Médias diárias para as reações para campanhas mal sucedidas



Fonte: Dados da Pesquisa

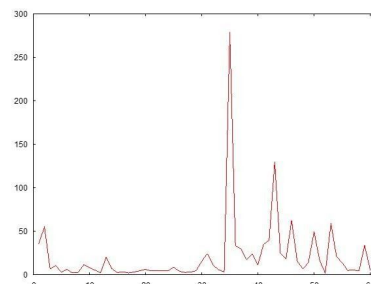
Para os compartilhamentos, os valores para o grupo de sucesso foram de 14,72 compartilhamentos por dia, com intervalo de 0 a 2380 e desvio padrão de 98,02. E para as campanhas mal sucedidas a média foi de 20,6 compartilhamentos por dia, com intervalo entre 0 e 5017 e desvio padrão de 182,7. Ao analisar o comportamento diário dessa variável é importante citar que para as campanhas bem sucedidas (Figura 8), os compartilhamentos também apresentam pico nos primeiros dias, entretanto, para ambos os casos o auge de sua intensidade se deu nos momentos intermediários da campanha. Outra observação é a de que, ainda para as campanhas bem sucedidas houveram picos de compartilhamento em 3 momentos da campanha, nos dias 1, 20 e 50. Esse comportamento refletiu o número curtidas nos mesmos períodos. Contudo é interessante notar que não houve um aumento no número de postagens nesses dias. Já para as campanhas mal sucedidas, a intensidade de compartilhamentos se deu nos momentos finais da campanha (Figura 9), comportamento oposto ao encontrado nos gráfico de distribuição de contribuições (Figura 2)

Figura 8 – Médias diárias para os compartilhamentos para campanhas bem sucedidas



Fonte: Dados da Pesquisa

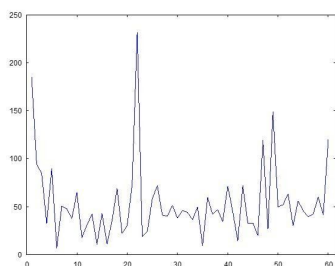
Figura 9 – Médias diárias para os compartilhamentos para campanhas mal sucedidas



Fonte: Dados da Pesquisa

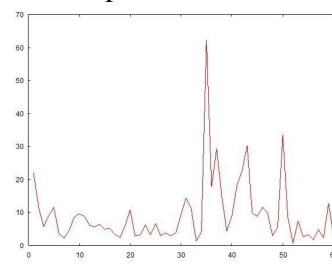
Os comentários foram a última métrica a ser analisada individualmente, sendo que para as campanhas de sucesso foram encontrados valores médios de 12,5 comentários ao dia, com intervalo entre 0 a 1571 e desvio padrão de 63,88. Enquanto que para as campanhas fracassadas os valores médios foram de 9,353, com intervalos de 0 a 1105 e desvio padrão de 51,31. Analisando o comportamento médio diário é possível observar que as campanhas de sucesso (Figura 10) apresentaram quatro picos, sendo esses nos dias 1, 20, 50 e 60. Enquanto que as campanhas fracassadas (Figura 11) só apresentaram um pico, entre os dias 30 e 40, e também apresentaram comportamentos menos expressivos nos momentos iniciais.

Figura 10 – Médias diárias de comentários para campanhas bem sucedidas



Fonte: Dados da Pesquisa

Figura 11 – Médias diárias de comentários para campanhas mal sucedidas

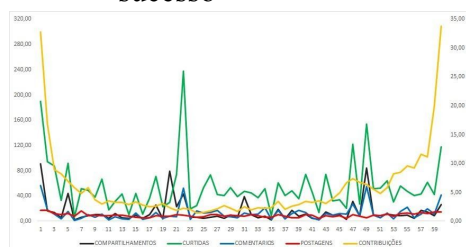


Fonte: Dados da Pesquisa

De forma sintética foi possível perceber que o comportamento de curtidas e comentários esteve relacionado, principalmente, ao comportamento de postagens. Mas, como aconteceu com os projetos em que as campanhas foram bem sucedidas, essas métricas no meio do período não geraram variação no número de contribuições. Pela análise das séries de comportamento das médias diárias percebe-se um comportamento diferenciado em relação às postagens que nos projetos com campanhas exitosas foram intensificadas no início e no final da campanha, coincidindo com o número de contribuições e os comentários e curtidas tendo um comportamento mais próximo dos compartilhamentos nestas séries, como pode ser observado na figura 12.

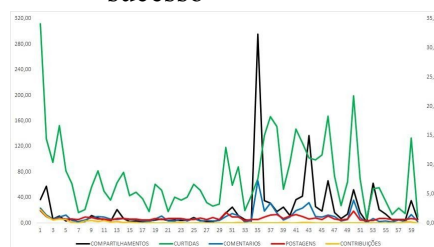
Enquanto que nos projetos não exitosos, apesar de em alguns momentos apresentar um número maior de postagens, principalmente no meio da campanha, os momentos em que elas ocorrem são diferentes dos esperados para coincidir com as contribuições. Além disso, ao contrário do evidenciado para o grupo exitoso, os comentários e curtidas respondem Figura muito mais às postagens do que aos compartilhamentos, como pode ser observado na figura 13 que apresenta as séries de comportamentos das médias diárias para as variáveis analisadas para o grupo de campanhas que não atingiram seus objetivos.

Figura 12 – Médias diárias para as variáveis analisadas grupo de sucesso



Fonte: Dados da Pesquisa

Figura 13 – Médias diárias para as variáveis analisadas grupo sem sucesso



Fonte: Dados da Pesquisa

Para a próxima etapa, foi utilizado o modelo VAR em Painel dinâmico em dois estágios por meio do método generalizado de momentos (GMM) a fim de analisar se o engajamento coincide com a arrecadação.

4.2 Análise dos modelos estimados

Os modelos então foram estimados segundo o modelo VAR em Painel dinâmico em dois estágios por meio do método generalizado de momentos (GMM). Para as análises foi utilizada a transformação “*forward orthogonal deviations*” que busca remover os efeitos

individuais não observados, e no contexto da análise por GMM que tende a funcionar melhor que utilizando a transformação por primeiras diferenças (HAYAKAWA et al., 2009). Na Figura 14 são apresentados os dados dos ajustes tanto do modelo 1 quanto do modelo 2 para ambos os grupos.

Foram estimados dois modelos para cada grupo de empresas. No primeiro modelo, foram analisadas as duas principais variáveis que indicam engajamento público em uma campanha por meio de mídias sociais, que são “curtidas” e “comentários” nas postagens, além da variável contribuição, que aponta a ação de colaborar. Todas as variáveis foram analisadas a dois períodos anteriores (t-2).

O modelo 1 aplicado às empresas que obtiveram sucesso em sua campanha não identificou qualquer relação entre as variáveis defasadas impactando as variáveis no período atual. Quando analisamos o mesmo modelo aplicado às empresas que não obtiveram êxito, há evidências de que as curtidas em t-1, impactam as curtidas no período atual.

Esses resultados sugerem que o engajamento no período t, não gera um aumento do engajamento futuro (t+1 ou t+2), e nem se converte em posteriores contribuições (mesmos períodos). Assumindo esses resultados, buscou-se evidenciar então o momento cujo engajamento se converte em efetiva contribuição.

Figura 14 – Modelos ajustados por grupo de tratamento.

Dynamic Panel VAR estimation, two-step GMM				
Transformation Forward orthogonal deviations				
Group variable EMPRESA				
Time variable DIA				
Obs per group min = 57				
avg = 57				
max = 57				
MODELO 1				
		CONTRIBUICOES	CURTIDAS	COMENTARIOS
Empresas com campanhas bem sucedidas Number of observations: 1710 Number of groups: 30	lag1_CONTRIBUICOES	-0.7891 (-33.347)	0.9893 -22.606	0.4854 -29.572
	lag1_CURTIDAS	-0.1284 (0.7039)	-0.1982 (0.1712)	-0.2016 (0.2100)
	lag1_COMENTARIOS	-0.1458 (-34.082)	0.3805 (0.7082)	0.5852 (0.6275)
	lag2_CONTRIBUICOES	-0.2523 (0.6748)	0.9572 -40.765	0.8424 -37.863
	lag2_CURTIDAS	-0.0441 (0.4022)	0.2141 (0.2510)	0.1029 (0.1919)
	lag2_COMENTARIOS	0.0397 -15.743	-0.0571 (0.6357)	-0.3922 (0.9098)
Empresas com campanhas mal sucedidas Number of observations: 1026 Number of groups: 18	lag1_CONTRIBUICOES	-0.0001 (0.0005)	-0.0398 (0.0525)	-0.0107 (0.0170)
	lag1_CURTIDAS	0.0405 (0.0845)	0.3215*** (0.0683)	-0.3871 (0.6747)
	lag1_COMENTARIOS	0.0013 (0.0018)	21.248 -14.646	0.6549 (0.8701)
	lag2_CONTRIBUICOES	-0.0002 (0.0011)	-0.0427 (0.0584)	-0.0103 (0.0169)
	lag2_CURTIDAS	-0.0542 (0.4994)	-0.0180 (0.1134)	0.0998 (0.1069)
	lag2_COMENTARIOS	0.0037 (0.0198)	-0.5848 -17.872	0.7885 -12.478

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

Instruments for equation
Standard
GMM-type
Dependent vars: L(2, 10)
Collapse = FALSE
Hansen test of overid. restrictions: chi2(4347) = 1.94 Prob > chi2 = 1
(Robust, but weakened by many instruments.)

Fonte: Dados da Pesquisa

Assim foi proposto o Modelo 2, que defasou a variável contribuição em 2 períodos e trata como variáveis exógenas as métricas do Facebook que indicam o engajamento. O modelo aplicado aos grupos obteve resultados expressivos.

No grupo de campanhas bem sucedidas, as variáveis “comentários” e “curtidas” forma significativas a 5% ($p < 0,05$), indicando a influência dessas variáveis sobre o número de contribuições. Além das variáveis exógenas, a contribuição nos períodos anteriores aparentemente também exerceu influência. Esses resultados sugerem que, concomitantemente, no momento em que o indivíduo demonstra apoio a determinada campanha, esse indivíduo realiza sua contribuição e essa relação é válida para as empresas que obtiveram sucesso.

No grupo das campanhas mal sucedidas essa relação das variáveis exógenas não foi significativa, indicando apenas a influência das contribuições no período anterior. Esse resultado sugere, portanto, que não há relação efetiva entre o engajamento evidenciado e o ato de financiar a campanha, podendo assim, explicar o não alcance dos objetivos por estas campanhas.

No grupo de campanhas bem sucedidas, as variáveis “comentários” e “curtidas” forma significativas a 5% ($p < 0,05$), indicando a influência dessas variáveis sobre o número de contribuições. Além das variáveis exógenas, a contribuição nos períodos anteriores aparentemente também exerceu influência. Esses resultados sugerem que, concomitantemente, no momento em que o indivíduo demonstra apoio a determinada campanha, esse indivíduo realiza sua contribuição e essa relação é válida para as empresas que obtiveram sucesso.

No grupo das campanhas mal sucedidas essa relação das variáveis exógenas não foi significativa, indicando apenas a influência das contribuições no período anterior. Esse resultado sugere, portanto, que não há relação efetiva entre o engajamento evidenciado e o ato de financiar a campanha, podendo assim, explicar o não alcance dos objetivos por estas campanhas.

A fim de analisar o ajuste do modelo, foi calculado o efetivo e o ajustado para ambos os modelos descritos na Figura 15.

Figura 15 – Modelos exógenos ajustados por grupo de tratamento

MODELO 2 AJUSTADO PELO R			
Dynamic Panel VAR estimation, two-step GMM			
Transformation		Forward orthogonal deviations	
Group variable		EMPRESA	
Time variable		DIA	
Obs per group		min = 57 avg = 57 max = 57	
Empresas com campanhas bem sucedidas	Number of observations: 1710 Number of groups: 30	lag1_CONTRIBUICOES	0.9394*** (0.1525)
		lag2_CONTRIBUICOES	-0.1353* (0.0688)
		CURTIDAS	-0.0054* (0.0026)
		COMENTARIOS	0.0371*** (0.0096)
		COMPARTILHAMENTOS	0.0019 (0.0048)
		POSTAGENS	0.8748 (0.5441)
			CONTRIBUICOES

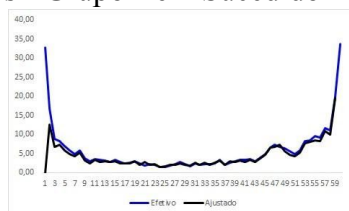
Empresas com campanhas mal sucedidas	lag1_CONTRIBUICOES	0.1071*** (0.0032)
	lag2_CONTRIBUICOES	0.2151*** (0.0064)
	CURTIDAS	-0.0000 (0.0000)
	COMENTARIOS	0.0004 (0.0005)
	COMPARTILHAMENTOS	-0.0001 (0.0001)
	POSTAGENS	-0.0009 (0.0025)
	*** p < 0.001, ** p < 0.01, * p < 0.05	

Instruments for equation
Standard FOD.(CURTIDAS COMENTARIOS COMPARTILHAMENTOS POSTAGENS)
GMM-type
Dependent vars: L(2, 3)
Collapse = FALSE
Hansen test of overid. restrictions: chi2(4347) = 1.94 Prob > chi2 = 1
(Robust, but weakened by many instruments.)

Fonte: Dados da Pesquisa

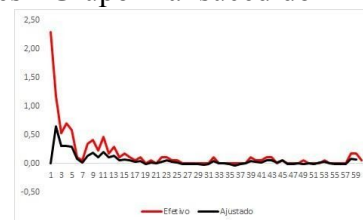
Nas Figuras 16 e 17 são apresentados, em azul as contribuições efetivas do grupo de empresas que obteve sucesso em sua campanha, e em vermelho o grupo que não obteve. Em preto, temos os valores ajustados pelos modelos da Figura 14.

Figura 16 – Efetivo e Ajustado para as Contribuições - Grupo Bem Sucedido



Fonte: Dados da Pesquisa

Figura 17 – Efetivo e Ajustado para as Contribuições - Grupo Mal sucedido



Fonte: Dados da Pesquisa

DISCUSSÃO

Para o desenvolvimento da presente pesquisa foram analisados dados diários das seguintes métricas: postagens, reações, compartilhamentos e comentários de páginas de divulgação de campanhas de *crowdfunding* para a categoria de jogos da plataforma Catarse.

Assim como, o comportamento diário das contribuições das mesmas campanhas durante o período de financiamento. De maneira a responder aos objetivos propostos nas informações introdutórias da presente pesquisa.

A primeira etapa da análise buscou descrever o comportamento médio de cada métrica, relacioná-las entre si e com os valores médios de contribuições para que assim, fosse possível sugerir os momentos de engajamento e as diferenças entre os grupos de campanhas bem sucedidas e mal sucedidas.

As postagens foram a primeira métrica analisada, por serem consideradas atividades precursoras das demais, como as reações, os comentários e os compartilhamentos. Sendo assim, a partir das postagens, os criadores divulgam conteúdo de interesse aos potenciais apoiadores que acessam a página e podem reagir aos conteúdos, recebendo atualizações e acompanhando o desenvolvimento do projeto. A partir desse contexto, uma possível estratégia lógica para aumentar o engajamento seria a de aumentar a quantidade de postagens

diárias, entretanto, ao comparar as quantidades médias entre os grupos analisados, foi possível observar que as campanhas que atingem seus objetivos tiveram média máxima de 9 postagens por dia, enquanto que as demais atingiram 27.

Esses resultados podem sugerir que exagerar na quantidade de conteúdo inserido nas páginas pode não ser benéfico para o sucesso das arrecadações. O que corrobora com estudos que apontaram que a forma de conteúdo disponível em suas mais variadas formas, deve ser relevante para o consumidor e buscar estimular o relacionamento entre as partes (REZ; MORAES, 2013) e que a criação de conteúdo deve levar em consideração as necessidades do público-alvo, os valores compartilhados do consumidor com a empresa, e a comunicação de qualidade (PEPPERS; ROGERS, 2011).

Em sequência, a métrica de popularidade foi analisada. Esta foi relacionada a reatividade e a comunicação dialógica do Facebook, podendo ser analisada através dos likes e reações (love, wow, haha, sad e angry) (BONSÓN; RATKAI, 2013). A primeira observação para essa análise foi que os valores médios obtidos foram contrários do esperado, uma vez que as campanhas de sucesso, mesmo apresentando maiores quantidades de postagens, apresentaram valores médios de reações menores do que as campanhas mal sucedidas. Esses resultados também foram observados para a métrica de compartilhamento, que está relacionada a divulgação voluntária do conteúdo (BONSÓN; RATKAI, 2013). Entretanto, como será analisado mais à frente, os momentos de picos não puderam ser associados às contribuições.

Os comentários, por sua vez, foram relacionados ao compromisso e ao desenvolvimento do relacionamentos entre as partes envolvidas (BONSÓN; RATKAI, 2013). Para essa métrica, os resultados encontrados foram os esperados, uma vez que as maiores médias estavam relacionadas às campanhas de sucesso e, com maiores médias de postagens. Além disso, a partir da análise de comportamento diária dos comentários, foi possível observar semelhanças entre os picos de contribuições e os identificados para essa métrica. Esses resultados corresponderam ao esperado, pois os comentários, podem ser vistos como uma maneira de tornar a interação mais dinâmica e estimular a sensação de pertencimento dos consumidores aos projetos, uma vez que a partir desses os clientes podem compartilhar ideias, feedbacks e até mesmo sentimentos (ALAVI, 2016). E analisando o modelo de negócios estudado, que assim como todos os que envolvem comunidades de participação, tem que a sensação de prestígio e de pertencimento em comunidades são fatores vitais para a contribuição dos indivíduos (HIPPEL, 2001; LAKHANI; WOLF, 2003; TORAL; MARTÍNEZ-TORRES; BARRERO, 2010).

Ao analisar o engajamento, tido como a métrica que avalia a atividade das páginas de maneira geral (BONSÓN; RATKAI, 2013). Pôde ser observado que campanhas que atingiram suas metas apresentaram comportamentos médios diferentes das campanhas que não conseguiram arrecadar os valores estipulados no momento de criação. Sugerindo que os momentos em que ocorrem os picos podem estar melhor associados ao sucesso das campanhas do que as quantidades obtidas de cada uma das métricas analisadas.

A última análise realizada, utilizou de séries temporais para compreender se e quando as métricas estudadas se correlacionam com as contribuições e conseqüentemente com o sucesso das campanhas. Mais uma vez, os comentários obtiveram destaque, pois foram a única variável a apresentar alta significância para com a quantidade de contribuições. Outra observação relevante foi que o momento em que os comentários ocorrem é o mesmo momento das contribuições, ou seja, é possível sugerir que as pessoas tendem a comentar no mesmo dia em que contribuem para a campanha. Essa relação ainda pode estar relacionada ao

estudos que apontam a necessidade de participação e sensação de prestígio para a participação em contribuições coletivas (HIPPEL, 2001; LAKHANI; WOLF, 2003; TORAL; MARTÍNEZ-TORRES; BARRERO, 2010).

CONCLUSÃO

O presente trabalho analisou o comportamento de postagens, comentários, reações e compartilhamentos em páginas de Facebook para diferentes campanhas de *crowdfunding* e teve como objetivos “observar os momentos em que o engajamento acontece” e “analisar se esses momentos coincidem com a arrecadação”.

O primeiro objetivo foi atingido a partir da análise descritiva dos comportamentos diários de campanhas de *crowdfunding* entre o período de 2011 e 2018 para a categoria de jogos da plataforma Catarse. Essa etapa foi desenvolvida a partir de dois grupos: as campanhas que atingiram suas metas iniciais e, por isso, foram bem sucedidas e as campanhas que não atingiram os valores estipulados no momento de criação e assim foram mal sucedidas. Para os dois grupos, notou-se diferentes formas de engajamento e diferentes comportamentos das variáveis analisadas. A principal contribuição observada nesse processo é a de que, por mais que as campanhas mal sucedidas apresentassem valores médios maiores para algumas variáveis como curtidas, a distribuição das métricas observadas para as campanhas de sucesso foram melhor distribuídas em relação aos diferentes momentos das campanhas e, conseqüentemente, coincidiram melhor com as arrecadações.

E em seguida utilizou-se do modelo VAR em Painel dinâmico em dois estágios por meio do método generalizado de momentos (GMM) a fim de analisar se o engajamento coincide com a arrecadação. Essa análise resultou em uma relação altamente significativa entre os comentários e as contribuições, para o mesmo momento, o que pode estar relacionado ao modelo de negócios que, assim como todos os derivados do *crowdsourcing*, tem relação com a participação social e está vinculado à diferentes comunidades em que a sensação de pertencimento e contribuição fazem parte dos motivos que incentivam a participação.

Como limitações podem-se citar: o recorte da pesquisa que apresentou a análise de um único tipo de campanha (jogos), em uma única plataforma (Catarse) e um única rede social (Facebook). Ademais, a coleta de dados pela ferramenta NetVizz, que foi interrompida em 2018 devido à alterações na política do Facebook. Além disso, a ferramenta Netvizz só permite a coleta de dados de páginas e grupos do Facebook e como haviam links de plataformas relacionados a perfis pessoais, estes não foram possíveis de coletar. Algumas páginas de campanhas no Facebook se encontravam fora do ar, impedindo que estas pudessem ser analisadas.

Para trabalhos futuros, seria interessante expandir as análises apresentadas nesse trabalho para outras mídias sociais como Instagram e o Twitter, outras plataformas Brasileiras e estrangeiras e apresentar visões de financiadores e da plataforma para o comportamento de adoção e difusão das campanhas. Além disso, as análises qualitativas de postagens e comentários podem corroborar com os resultados encontrados na presente pesquisa, assim como diferentes metodologias que abordem efeitos indiretos de postagens e compartilhamentos sobre contribuições.

REFERÊNCIAS

ALAVI, S. New paradigm of digital marketing in emerging markets:. **International Journal of Management Practice**, v. 9, n. 1, p. 56–73, 2016. Citado na página 19.

ALEXA. **Top sites in brazil**. 2018. Disponível em: <<https://www.alexacom.com/topsites/countries/BR>>. Citado na página 3.

BAO, Z.; HUANG, T. External supports in reward-based crowdfunding campaigns: A comparative study focused on cultural and creative projects. **Online Information Review**, Emerald Publishing Limited, v. 41, n. 5, p. 626–642, 2017. Citado na página 3.

BARCLAY, F. P. et al. India 2014: Facebook ‘like’ as a predictor of election outcomes. **Asian Journal of Political Science**, Taylor & Francis, v. 23, n. 2, p. 134–160, 2015. Citado 2 vezes nas páginas 2 e 4.

BI, S.; LIU, Z.; USMAN, K. The influence of online information on investing decisions of reward-based crowdfunding. **Journal of Business Research**, Elsevier, v. 71, p. 10–18, 2017. Citado na página 3.

BONSÓN, E.; RATKAI, M. A set of metrics to assess stakeholder engagement and social legitimacy on a corporate facebook page. **Online Information Review**, Emerald Group Publishing Limited, v. 37, n. 5, p. 787–803, 2013. Citado 3 vezes nas páginas 1, 4 e 19.

BORELLO, G.; CRESCENZO, V. D.; PICHLER, F. The funding gap and the role of financial return crowdfunding: Some evidence from european platforms. **The Journal of Internet Banking and Commerce**, v. 20, n. 1, p. 1–20, 2019. Citado na página 3.

CATARSE. **Sobre a Catarse**. 2013. Disponível em: <<https://suporte.catarse.me/hc/pt-br/categories/200145743-Sobre-o-Catarse>>. Citado na página 5.

CATARSE. **Catarse API specification**. 2015. Disponível em: <<https://github.com/catarse/catarse-api-specs#readme>>. Citado na página 5.

CATARSE. **Números sobre jogos e crowdfunding no Brasil que você não costuma ver por aí**. 2016. Disponível em: <<https://blog.catarse.me/crowdfunding-e-jogos/>>. Acesso em: 07 de Maio de 2019. Citado na página 6.

CATARSE. **Retrospectiva 2016**. 2017. Disponível em: <<https://ano.catarse.me/2016>>. Acesso em: 07 de Maio de 2019. Citado na página 5.

CATARSE. **Retrospectiva 2018**. 2019. Disponível em: <<https://ano.catarse.me/2018>>. Acesso em: 05 de Maio de 2019. Citado na página 6.

CATARSE. **Tormenta 20**. 2019. Disponível em: <<https://www.catarse.me/tormenta20>>. Acesso em: 09 de Janeiro de 2019. Citado na página 6.

DAKOUAN, C.; BENABDELOUAHED, R.; ANABIR, H. Inbound marketing vs. outbound marketing: independent or complementary strategies. **Expert Journal of Marketing**, v. 7, n. 1, 2019. Citado na página 2.

ESTELLÉS-AROLAS, E.; GONZÁLEZ-LADRÓN-DE-GUEVARA, F. Towards an integrated crowdsourcing definition. **Journal of Information science**, v. 38, n. 2, p. 189–200, 2012. Citado na página 1.

FIETKIEWICZ, K. J.; HOFFMANN, C.; LINS, E. Find the perfect match: the interplay among facebook, youtube and linkedin on crowdfunding success. **International Journal of Entrepreneurship and Small Business**, Inderscience Publishers (IEL), v. 33, n. 4, p. 472–493, 2018. Citado na página 1.

GROSSMANN, A.; LOVE, I.; ORLOV, A. G. The dynamics of exchange rate volatility: A panel var approach. **Journal of International Financial Markets, Institutions and Money**, Elsevier, v. 33, p. 1–27, 2014. Citado na página 7.

GUNTER, U.; ÖNDER, I.; GINDL, S. Exploring the predictive ability of likes of posts on the facebook pages of four major city dmos in austria. **Tourism Economics**, SAGE Publications Sage UK: London, England, v. 25, n. 3, p. 375–401, 2019. Citado 2 vezes nas páginas 2 e 4.

HAYAKAWA, K. et al. First difference or forward orthogonal deviation-which transformation should be used in dynamic panel data models?: A simulation study. **Economics Bulletin**, AccessEcon, v. 29, n. 3, p. 2008–2017, 2009. Citado 2 vezes nas páginas 7 e 15.

HIPPEL, E. V. User toolkits for innovation. **Journal of Product Innovation Management**, v. 18, n. 4, p. 247–257, 2001. Citado 3 vezes nas páginas 1, 19 e 20.

HOLLEBEEK, L. D.; MACKY, K. Digital content marketing’s role in fostering consumer engagement, trust, and value: Framework, fundamental propositions, and implications. **Journal of Interactive Marketing**, v. 45, p. 27–41, 2019. Citado na página 4.

HSU, L.-C.; CHIH, W.-H.; LIOU, D.-K. Investigating community members’ ewom effects in facebook fan page. **Industrial Management & Data Systems**, v. 116, n. 5, p. 978–1004, 2016. Citado 2 vezes nas páginas 1 e 4.

HU, K.-C. et al. Click “like” on facebook: The effect of customer-to-customer interaction on customer voluntary performance for social networking sites. **International Journal of Human-Computer Interaction**, v. 33, n. 2, p. 135–142, 2017. Citado na página 4.

KAUR, H.; GERA, J. Effect of social media connectivity on success of crowdfunding campaigns. **Procedia Computer Science**, Elsevier, v. 122, p. 767–774, 2017. Citado na página 3.

KIETZMANN, J. H. et al. Social media? get serious! understanding the functional building blocks of social media. **Business horizons**, Elsevier, v. 54, n. 3, p. 241–251, 2011. Citado na página 3.

KIJEK, T.; ANGOWSKI, M.; SKRZYPEK, A. Millennials use of social media in product innovation purchasing processes. **Journal of Computer Information Systems**, p. 1–9, 2019. Citado na página 1.

KROMIDHA E., . R. P. Social identity and signalling success factors in online crowdfunding. **Entrepreneurship Regional Development**, Regional Studies Association, v. 28, n. (9-10), p. 605– 629, 2016. Citado na página 3.

KUMAR, R. et al. Benchmarking aggression identification in social media. In: **Proceedings of the First Workshop on Trolling, Aggression and Cyberbullying (TRAC-2018)**. [S.l.: s.n.], 2018. p. 1–11. Citado 2 vezes nas páginas 1 e 4.

KUNZ, M. M. et al. An empirical investigation of signaling in reward-based crowdfunding. **Electronic Commerce Research**, v. 17, n. 3, p. 425–461, 2017. Citado na página 3.

LACAN, C.; DESMET, P. Does the crowdfunding platform matter? risks of negative attitudes in two-sided markets. **Journal of Consumer Marketing**, v. 34, n. 6, p. 472–479, 2017. Citado na página 3.

LAKHANI, K. R.; WOLF, R. G. Why hackers do what they do: Understanding motivation and effort in free/open source software projects. **MIT Sloan School of Management**, v. 4425, n. 3, p. 1–28, 2003. Citado 3 vezes nas páginas 1, 19 e 20.

LAMBERTON, C.; STEPHEN, A. T. A thematic exploration of digital, social media, and mobile marketing: Research evolution from 2000 to 2015 and an agenda for future inquiry. **Journal of Marketing**, SAGE Publications Sage CA: Los Angeles, CA, v. 80, n. 6, p. 146–172, 2016. Citado na página 2.

LECHTENBÖRGER, J. et al. Analysing observable success and activity indicators on crowdfunding platforms. **International Journal of Web Based Communities**, v. 11, n. 3-4, p. 264–289, 2015. Citado na página 3.

LEE, D.; HOSANAGAR, K.; NAIR, H. S. Advertising content and consumer engagement on social media: evidence from facebook. **Management Science**, v. 64, n. 11, p. 5105–5131, 2018. Citado na página 4.

LI, J. J. et al. Catching fire and spreading it: A glimpse into displayed entrepreneurial passion in crowdfunding campaigns. **Journal of Applied Psychology**, v. 102, n. 7, p. 1075, 2017. Citado na página 3.

LOVE, I.; ZICCHINO, L. Financial development and dynamic investment behavior: Evidence from panel var. **The Quarterly Review of Economics and Finance**, Elsevier, v. 46, n. 2, p. 190–210, 2006. Citado na página 7.

MANGOLD, W. G.; FAULDS, D. J. Social media: The new hybrid element of the promotion mix. **Business horizons**, v. 52, n. 4, p. 357–365, 2009. Citado na página 1.

MOLLICK, E. The dynamics of crowdfunding: An exploratory study. **Journal of business venturing**, Elsevier, v. 29, n. 1, p. 1–16, 2014. Citado 3 vezes nas páginas 1, 2 e 3.

NAPOLEONCAT. **Facebook users in Brazil - December 2019**. 2020. Disponível em: <<https://napoleoncat.com/stats/facebook-users-in-brazil/2019/12>>. Citado na página 3.

NUCCIARELLI A., L. F. F. K. J. G. N. C. I. D. S. K. K. C. P. From value chains to technological platforms: The effects of crowdfunding in the digital game industry. **Journal of business research**, Elsevier, v. 78, p. 341– 352, 2017. Citado na página 2.

PEPPERS, D.; ROGERS, M. Return on customer—how marketing actually creates value. **Marketing Review St. Gallen**, v. 28, n. 3, p. 14–19, 2011. Citado 2 vezes nas páginas 4 e 19.

PESTANA R., . D. M. **Lisbon summit valid metrics workshop**. 2011. Disponível em: <<http://amecorg.com/wp-content/uploads/2011/12/Lisbon-Summit-Vaild-Metrics-Workshop-3-June-2011.pdf>>. Acesso em: 14 de Janeiro de 2019. Citado 2 vezes nas páginas 1 e 4.

PINDYCK R., R. D. R. Econometria modelos e previsões. In: —. [S.l.]: Campus / Elsevier, 2004. cap. 2. ISBN: ISBN: 9788535213430. Citado na página 6.

PRESENZA, A. et al. Enacting social crowdfunding business ecosystems: The case of the platform meridonare. **Technological Forecasting and Social Change**, v. 143, p. 190–201, 2019. Citado na página 3.

REZ, R.; MORAES, A. **Marketing de Conteúdo - A moeda do Século**. first. [S.l.]: DVS - Editora, 2013. v. 2. (ISSN 978 85 8289 141 4, v. 2). Citado na página 19.

SIGMUND, M.; FERSTL, R. Panel vector autoregression in r with the package panelvar. **The Quarterly Review of Economics and Finance**, Elsevier, 2019. Citado na página 7.

TOPAL, İ. et al. The effect of greenwashing on online consumer engagement: A comparative study in france, germany, turkey, and the united kingdom. **Business Strategy and the Environment**, Wiley Online Library, v. 29, n. 2, p. 465–480, 2020. Citado 2 vezes nas páginas 2 e 4.

TORAL, S. L.; MARTÍNEZ-TORRES, M. d. R.; BARRERO, F. Analysis of virtual communities supporting oss projects using social network analysis. **Information and Software Technology**, v. 52, n. 3, p. 296–303, 2010. Citado 3 vezes nas páginas 1, 19 e 20.

ZHANG, Y. et al. Online shopping and social media: friends or foes? **Journal of Marketing**, SAGE Publications Sage CA: Los Angeles, CA, v. 81, n. 6, p. 24–41, 2017. Citado na página 1.