

IMPACTOS DA TRANSFORMAÇÃO DIGITAL NA DISTRIBUIÇÃO DA RECEITA POR CANAL DE EMPRESAS DO SETOR DE VAREJO DE VESTUÁRIO

Gustavo Lima Borrelli⁷

Matheus Henrique Lopes Magon⁸

Carlos Eduardo Lourenço⁹

Resumo

Este trabalho tem como objetivo explorar como a transformação digital impactou a dinâmica de dez empresas de capital aberto do setor de varejo de vestuário em termos da distribuição do faturamento por canais. No estudo realizado, fez-se o uso de um modelo de regressão linear múltipla, a fim de entender se existe uma relação entre a variável dependente *ratio vendas on-line* sobre vendas totais no 1T22 (primeiro trimestre de 2022) e as variáveis independentes/preditoras “*Call to Action*”, “Interação direta com o cliente”, “Percepção de entrega no prazo justo”, “Percepção omnicanal” e “Quantidade de funcionalidades no *e-commerce*”. Nesse modelo, apenas a variável independente “Interação direta com o cliente” ficou na regressão final, ou seja, foi a única dentre as cinco analisadas que apresentou significância estatística para prever a variável dependente. Tal variável independente mostrou uma relação positiva com a variável dependente em estudo, trazendo o *insight* de que quanto maior a interação com o cliente, maior tende a ser a proporção de vendas *on-line* sobre as vendas totais de uma varejista de vestuário no Brasil.

Palavras chave: *E-commerce*; Varejo; Vestuário; Omnicanal; Regressão linear múltipla.

Abstract

This study aims to explore how digital transformation has impacted the dynamics of ten public companies in the apparel retail sector in terms of revenue distribution per channel. In the study carried out, a Multiple Linear Regression model was used in order to understand whether there is a relationship between the dependent variable *ratio on line* sales to total sales in 1Q22 (first quarter of 2022) and the independent/predictor variables “*Call to Action*”, “Direct interaction with the customer”, “Perception of delivery on time”, “Omnichannel perception” and “Number of e-commerce functionalities”. In this model, only the independent variable “Direct interaction with the customer” was in the final regression, that is, it was the only one among the five analyzed that presented statistical significance to predict the dependent variable. This independent variable showed a positive relationship with the dependent variable under study, bringing the insight that the greater the interaction with the customer, the greater the proportion of online sales over the total sales of a clothing retailer in Brazil.

Keywords: *E-commerce*; Retail; Apparel; Omnichannel; Multiple linear regression.

⁷ Graduado em Administração de Empresas pela Fundação Getúlio Vargas (FGV).

⁸ Graduado em Administração de Empresas pela Fundação Getúlio Vargas (FGV).

⁹ Doutor em Administração de Empresas pela Fundação Getúlio Vargas (FGV). Mestre na mesma área pela Universidade Presbiteriana Mackenzie. Graduado em Engenharia de Materiais pela Universidade Federal de São Carlos (UFSCar). Professor da FGV, onde compõe o corpo docente do Mestrado Profissional em Gestão para Competitividade e o Mestrado Profissional em Gestão Internacional.



Introdução

A transformação digital está mudando a dinâmica dos mercados por meio de uma nova mentalidade estratégica aliada à tecnologia, responsável por trazer novos patamares e proporções às empresas. É interessante a reflexão de que, ao mesmo tempo que a digitalização trará ganhos desproporcionais às companhias que souberam aproveitar o momento, as que falharem ou que não implantarem essas práticas irão ter perdas financeiras. De acordo com a McKinsey (2017), o que dividirá as empresas vencedoras das perdedoras serão estratégias ousadas e fortemente integradas, e o que mais trará a maior vantagem competitiva será a disrupção digital.

O mesmo estudo mostra que, em média, as indústrias são menos de 40% digitalizadas e ainda existe um espaço enorme de avanço que implicará dramaticamente em mudanças nas receitas, lucros e oportunidades. Entre as indústrias, o varejo é a segunda mais avançada em termos de maturidade digital, com avaliação de 45%, 5 p.p. acima da média geral.

Dada a relevância do investimento em transformação digital, procura-se responder neste trabalho à pergunta: Quais práticas ligadas ao digital influenciam a distribuição da receita das companhias por canais? Assim, o objetivo do presente estudo é explorar como algumas variáveis da transformação digital impactaram/ impactam ou não a dinâmica de dez empresas de capital aberto do setor de varejo de vestuário em termos da distribuição do faturamento por canais.

O estudo envolve uma pesquisa empírica, a fim de ter um maior entendimento sobre o *breakdown* de receita de empresas do setor de varejo vestuário no Brasil, utilizando como amostra dez empresas de capital aberto. A metodologia utilizada foi a análise de uma regressão linear múltipla, a qual foi realizada por meio do programa *R Commander*, como será descrito no item Metodologia deste trabalho.

Transformação digital e impactos nos resultados das empresas

A tendência de muitos é achar que a transformação digital é um sinônimo de tecnologia, entretanto ela é mais que isso. Segundo o diretor de programas executivos de Digital Business Strategy e Digital Marketing da Columbia Business School, David L. Rogers, a transformação digital não tem a ver apenas com tecnologia, mas, principalmente, com estratégias e novas maneiras de pensar. É claro que, no processo



de transformação, é muito comum que haja a implementação da TI, entretanto o foco é a mentalidade estratégica do negócio.

Nesse contexto, a verdadeira transformação digital é uma jornada de mudanças, que começa por criar uma organização de alto desempenho em inovação, que promove e se adapta rapidamente às mudanças, sem medo de ousar. Trata-se de criar condições para a transformação da cultura, da maneira de fazer as coisas, provocada pelas tecnologias digitais (SILVA, 2018). Assim, a tecnologia é impulsionadora da transformação, fazendo parte do processo mas, sem uma *mindset* de mudança disruptiva e inteligente, nada é possível. Ainda de acordo com Silva (2018), no cenário de transformação digital, observam-se dois tipos de organizações: as que estão obtendo ganhos incrementais pela digitalização e as que são disruptivas na aplicação das ferramentas digitais, que são as que estão vencendo.

Em levantamento realizado pela McKinsey, as empresas referência em maturidade digital tem um desempenho extraordinário. Comparando essas empresas com aquelas que ainda não se transformaram digitalmente, é possível observar uma diferença bastante significativa a respeito de seus números financeiros. O EBITDA (sigla, em inglês, para Lucros antes dos Juros, Impostos, Depreciação e Amortização), indicador de geração de caixa operacional, três vezes maior nas empresas inseridas no ambiente digital quando comparado com as demais.

Apesar disso, o Brasil é um país atrasado nesse sentido. A *Conference Board*, uma das maiores empresas de *research* e *data* do Canadá, analisou a fundo o crescimento da produtividade do trabalho em cada país e como ela vem se comportando ao longo do tempo. De 2001 a 2013, o Brasil registrou um crescimento tímido de 1,5%, ligeiramente acima da OCDE (+0,3 p.p), porém abaixo da média mundial (2,2%) e muito abaixo da média da BRICS, que foi igual a 5,1% de crescimento. Esses números só pioraram entre 2014 e 2016, quando o país se encontrava em uma crise política e econômica grave, e ocorreu uma retração no crescimento de -1,3%. A partir de 2017, o Brasil voltou a crescer, mas de maneira bem fraca, com crescimento de apenas 0,4% (vs. 3,4% BRICS e 0,9% OCDE). A produtividade do trabalho em 2019 era apenas ¼ dos Estados Unidos, 34% menor que do Chile, 30% menor que México e 26% menor que da Argentina.



Considerações sobre o setor varejista de moda

De acordo com dados da Euromonitor, o setor varejista de moda no mundo, no ano de 2021, teve um valor de varejo de U\$ 1.716.952 milhões. A Ásia sozinha corresponde a 38,6% (U\$ 663.472 milhões) desse número, seguida da América do Norte com 23,1% (U\$ 397.098 milhões) e do Oeste Europeu com 20% (U\$ 344.895 milhões). Já a América Latina tem 5,2% (U\$ 90.254 milhões), sendo que 28% (U\$ 25.636) dessa fatia vem do Brasil. No gráfico a seguir, é possível comparar com mais facilidade o valor de varejo das principais regiões mundiais:

Figura 1 - Setor de Varejo de Vestuário, Vendas Por Região

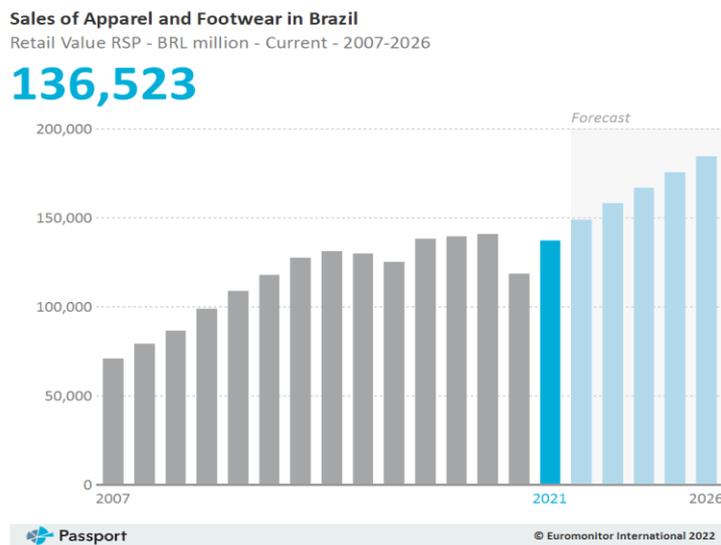


Fonte: Euromonitor Internacional 2022.

Um fato que merece atenção foi a pandemia do coronavírus, que implicou várias medidas por parte do governo para conter a disseminação do vírus, a exemplo do distanciamento social e o fechamento de lojas físicas, que foram as grandes responsáveis pela retração no número de vendas do setor varejista de moda. O gráfico elaborado pela Euromonitor International 2022, a seguir, mostra a evolução do valor de varejo desse setor no Brasil, em reais, e é possível analisar a queda de 15,8%, ocorrida entre 2019 – quando o valor era de R\$ 140.200,3 milhões – e 2020, que encerrou com um valor de R\$ 117.966 milhões. Além disso, também visualiza-se que o ano de 2021, com o bom avanço do programa de vacinação no país, foi de retomada para quase no

patamar de 2019. Na projeção da Euromonitor para os anos seguintes, os valores superam 2019:

Figura 2 - Setor de Varejo de Vestuário, Vendas no Brasil



Fonte: Euromonitor Internacional 2022

Entretanto, ainda de acordo com a Euromonitor, o poder de compra dos consumidores, em 2021, caiu significativamente, com a inflação atingindo altas históricas, que foram suficientes para fazer com que os brasileiros priorizassem os gastos. Marcas populares, como a TNG e a Cavalaria, tornaram-se inacessíveis para o público de baixa renda, o que levou ambas a entrar em processo de recuperação judicial para enfrentar essa situação econômico-financeira adversa.

A Euromonitor afirma que, para contornar situações como essas, muitas empresas estão buscando soluções para fornecer crédito aos seus consumidores, que estão com seu poder de compra reduzido. As maiores empresas do mercado, como a Lojas Renner, C&A e Riachuelo, criaram vertentes financeiras que oferecem ao consumidor soluções de pagamentos próprias.

Outro aspecto relevante, abordado pela Euromonitor Internacional, e que está mudando a dinâmica do setor de varejo no país, é a entrada de *players* internacionais, inseridos exclusivamente nos canais digitais, a exemplo da Shein, Shoppe e AliExpress, que são desafios aos *players* brasileiros, em função dos preços extremamente competitivos. Como essas novas empresas são bastante capitalizadas, há um grande

investimento em publicidade na internet e em canais de televisão, sem contar as parcerias com influenciadores digitais.

Por fim, o mercado de varejo brasileiro é bastante fragmentado, não havendo nenhum *player* dominante. De acordo com a Euromonitor, em 2021, as 20 maiores empresas do mercado somadas tiveram 41,2% de *market share*. Entre as principais estão: Lojas Renner (5,1%), Alpargatas (4,5%), Nike (4,1%), Lojas Riachuelo (3,9%), Adidas (3,5%) e C&A (3,5%).

A tabela abaixo foi organizada para facilitar o entendimento dos dez *players* escolhidos para este estudo.

Tabela 1 - Empresas do setor de varejo de vestuário selecionadas para a pesquisa

Empresa	Valor de Mercado	Receita	% Receita Canais <i>On-line</i>	Público Alvo	Marcas
Lojas Renner	R\$ 25,1 bi	R\$ 10,5 bi	15,10%	A, B e C	Renner, Youcom e Camicado
Alpargatas	R\$ 13,5 bi	R\$ 3,9 bi	9,00%	A, B e C	Havaianas, Dupé
Arezzo	R\$ 8,6 bi	R\$ 2,9 bi	24,40%	A e B	Arezzo, Reserva, Schutz, Fiever, Reserva, Vans, Birman, Alme, Anacarpí
Grupo Soma	R\$ 8,6 bi	R\$ 2,7 bi	23,40%	A e B	Animale, Farm, Maria Filó, Fábula, Foxtón, Natti Voza, Chris Barros, Offpremium, A.brand
Grendene	R\$ 8,4 bi	R\$ 2,3 bi	3,70%	A, B, C	Grendene, Ipanema, Ryder, Grendha, Zaxy, Mormaii, Pega Forte
Centauro	R\$ 5,5 bi	R\$ 5,1 bi	31,00%	A, B e C	Centauro, Fisia, Onefan, X3M, FitDance, NWB
Guararapes	R\$ 4,1 bi	R\$ 7,2 bi	11,00%	A, B e C	Riachuelo
Track & Field	R\$ 1,7 bi	R\$ 434,5 mi	15,20%	A e B	Track & Field
C&A	R\$ 992 mi	R\$ 5,1 bi	14,00%	A, B e C	C&A
Marisa	R\$ 863 mi	R\$ 2,5 bi	10,90%	B, C e D	Marisa

Fonte: Elaborada pelos autores, a partir de dados disponíveis nos sites de Relações Institucionais das empresas.

Metodologia

O presente trabalho visa a analisar como algumas variáveis relacionadas com a transformação digital impactam/ impactaram ou não a distribuição do faturamento por canal de dez empresas de capital aberto pertencentes ao setor de varejo vestuário. Tais variáveis são: 1) *Call to action*; 2) Interação direta com o cliente; 3) Percepção de entrega no prazo justo; 4) Percepção omnicanal; e 5) Quantidade de funcionalidades no *e-commerce*.

Como uma *proxy* para analisar a divisão do faturamento das empresas da amostra por canal, utilizou-se o valor do *ratio* “vendas *on-line* por vendas totais”, referente ao primeiro trimestre de 2022 (último período de divulgação de resultado de empresas de capital aberto no Brasil).

A seguir, apresentamos uma breve contextualização de cada uma das variáveis a serem estudadas.

Call to action (CTA)

Tal técnica faz parte de um conjunto de estratégias de marketing de uma empresa a fim de fazer com que seu cliente alvo tenha respostas imediatas, por você desejadas, por meio de mensagens/ recursos que atuam como gatilhos para o público agir. Visando a maximizar a eficácia de tal recurso, as empresas devem ter em mente que quatro pilares devem ser atingidos.

O primeiro é o alinhamento. O CTA utilizado para determinada empresa deve ter um *fit* com o ambiente em que está inserido e para onde o consumidor será levado ao seguir os passos indicados. Em um cenário em que haja falta de integração entre essas duas pontas, o consumidor tende a ficar confuso e tem maiores chances de não ser convertido em um *lead*. Para evitar tal fricção, deve-se buscar o uso de palavras-chave e ter um forte entendimento do consumidor alvo, aumentando as chances de confecção de um CTA mais adequado para cada situação.

O segundo pilar é valor. Antes de os consumidores clicarem no gatilho do CTA, é necessário que acreditem que, ao fazê-lo, incorrerão em uma geração de valor por meio produto/ serviço a que terão acesso.

Em terceiro lugar, um CTA efetivo deve despertar no *target* um senso de urgência. Especialmente falando do varejo de vestuário, que possui um forte componente moda



– por sua vez, sazonal – tal pilar é de suma importância. Para despertar essa urgência no cliente, geralmente, o CTA faz uso de palavras/ frases como “agora”, “limitada”, “encerra-se em...”, além de contar com recursos visuais, como contagens regressivas, calendários etc., a fim de reforçar que o consumidor deve agir de maneira imediata, para ter uma geração de valor incremental.

Por fim, o quarto pilar defende que o mecanismo CTA deve ser o mais claro(s) possível. Ao passar para seu consumidor uma mensagem de forma ambígua, ou simplesmente não clara, há uma maior propensão em perder credibilidade, o que, por sua vez, gera uma diminuição da percepção de geração de valor do cliente. Aliado a isso, há um maior probabilidade de não conversão em *lead*. O uso de verbos fortes e números (quando possível) são bons recursos para passar confiança sobre a oferta de serviço/ produto em questão, deixando com isso o *target* mais seguro e com uma alta percepção de valor, ficando mais suscetível à conversão em *lead*.

Em um setor altamente fragmentado e com altíssima competição, como o de varejo vestuário, o CTA mostra-se um recurso chave, quando o assunto é conversão de vendas. Quando o cliente possui demasiados produtos substitutos a sua volta, isso tende a deixá-lo cada vez mais sensível no tocante a sua experiência de compra. Portanto, pensar que, ao entrar no funil de vendas, os consumidores já sabem os próximos passos (aqueles que a empresa deseja que sejam seguidos) a serem dados, pode significar uma perda material de *leads*.

A adoção do CTA pode ajudar a garantir que uma empresa seja vista como sinônimo de oferta de experiência de usuário sem fricções, alta clareza e geração de valor pros consumidores, tendendo a construir/ fortalecer um legado de marca extremamente positivo. Hoje em dia, vê-se que os *e-commerces*, de maneira geral, vem buscando cada vez mais adotar CTAs assertivos, a fim de, principalmente, diminuir seu *churn rate* e conseguir capturar o cliente, o que corrobora para uma crença de que as vendas *on-line* de uma empresa sejam correlacionadas positivamente com a adoção de CTAs.

Interação direta com o cliente

A fim de explorar essa variável, faz-se relevante explorar dois conceitos: interação e interatividade. Segundo a MCKinsey (*apud* BUTLER *et al*, 1997), por interação pode-se



compreender a busca, entendimento e monitoramento de performance, que ocorrem dentro de empresas, entre empresas e por todo o ciclo de mercado até chegar ao consumidor final. A realização de trocas de ideias, bens ou serviços entre tais agentes define o propósito econômico subjacente das interações.

De acordo com o professor John Deighton, pode-se entender interatividade como a capacidade de se dirigir a uma pessoa e a capacidade de memorizar a resposta dela. Feitos o primeiro e o segundo, uma terceira ação se torna possível: a possibilidade de realizar novamente uma abordagem ao indivíduo, porém de um modo mais direcionado, levando em conta sua resposta específica. A interatividade pode ser vista, portanto, como uma ferramenta a qual converte de maneira assertiva um *marketing* de qualidade em uma boa conversa. Seu uso possibilita humanizar relações que, *a priori*, seriam apenas mercadológicas, sem comprometer economias de escala relacionadas ao marketing de massa.

Falando agora mais especificamente sobre interação direta com o cliente no *e-commerce*, de acordo com a pesquisa “Estudo Comportamento do Consumidor Digital 2018”, feita pela empresa de tecnologia Yourviews, com uma amostra de mais de 1,6 milhões de avaliações de usuários, o consumidor digital vem apresentando uma interação crescente com as companhias, fazendo mais questionamentos, avaliando mais produtos e compartilhando suas experiências de compra com outros usuários. No tocante à avaliação de produtos, foi feita uma análise das seis categorias com maior interação por parte dos clientes, concluindo que os setores de moda e calçados estão entre as três em que a interatividade é considerada mais importante pelos consumidores.

Uma empresa que possua um bom grau de interação com seus clientes tende a ser mais eficiente no tocante à conversão em vendas. Não raro, em um processo de compra de bens/ serviços, os consumidores tendem a ter ao menos uma dúvida sobre o que vão adquirir ou adquiriram. Ter tal dúvida sanada – e, com isso, um processo de compra mais *frictionless* – corrobora para uma maior satisfação do consumidor e maior potencial de recorrência de compra, além de outros indicadores como *share of wallet*. A Yourviews defende que um *e-commerce* que possua uma ferramenta de *Perguntas & Respostas* tende a ter uma maior conversão em vendas do que aqueles sem tal recurso, uma vez que, segundo a empresa de tecnologia criadora do estudo, uma mera pergunta



respondida pode se traduzir em uma venda em quase 5% dos casos, sendo tal número o triplo da média do mercado, diminuindo para a empresa usuária de tal recurso o seu CAC (Custo de Aquisição do Cliente).

Percepção de omnicanalidade

De acordo com o estudo “*Omnichannel: The path to value, 2021*”, da MCKinsey, o oferecimento de uma experiência omnicanal antes costumava ser visto como algo inovador, disruptivo para o varejo, porém tal oferta se transformou em vital nos dias de hoje. Ainda no citado estudo, é dito que mais de 1/3 dos americanos fizeram recursos omnicanais, como *ship-from-store*, *in-store pick-up*, entre outros, parte de sua rotina regular de compra desde a pandemia do coronavírus e, aproximadamente, 2/3 desse grupo pretendem continuar com tais hábitos.

Muitos varejistas possuem um entendimento errôneo sobre a omnicanalidade, criando pré-concepções de que as vendas *on-line* iriam canibalizar as vendas no canal físico, quando, na verdade, se bem executada a estratégia multicanal, as vendas totais da empresa podem passar por um agressivo crescimento por estarem gerando mais valor para seus consumidores.

Com base em outro estudo feito pela MCKinsey, “*Omnichannel: It’s time for the on line tail to wag the retail dog, 2021*”, antes da pandemia de Covid-19, acreditava-se que a procura por compras *on-line* tinha como principais gatilhos um eventual melhor preço e a conveniência de poder comprar, num mesmo lugar, diferentes categorias de produto (modalidade conhecida como *one-stop shopping*).

As expectativas do consumidor estão mudando radicalmente. Preço e conveniência ainda continuam sendo as principais considerações no processo de tomada de decisão de compra, porém, agora, o público está continuamente ponderando essas duas variáveis contra uma demanda por competência em categorias de produto específicas e uma boa experiência de usuário.

Segundo a MCKinsey, a combinação entre *off-line* e *on-line* (que dá a origem ao *omnichannel*) tende a posicionar essas varejistas inicialmente físicas como vencedoras, quando comparadas com empresas puramente *on-line*, como o caso da Amazon e da Shein.



Um dado interessante contido na pesquisa acima mencionada, o qual clareia o motivo pelo qual empresas com forte proposição omnicanal tendem a ser vencedoras frente àquelas somente *off-line* ou exclusivamente digitais, é a taxa de conversão omnicanal, que leva em conta não só compras feita de maneira *on-line*, mas também compras *off-line*, que tiveram como gatilho uma visita na plataforma digital.

A figura a seguir ilustra tal conceito. Vemos que o varejista 1 e 2 são muito próximos em termos de taxa de conversão *on-line*, porém o que faz com que o varejista 2 tenha, no final, uma maior taxa de conversão omnicanal é o fato de ter uma taxa de conversão do tráfego *on-line* para as lojas, que é superior em mais de 100% em relação ao varejista 1.

Figura 3 – Taxa de conversão na omnicanalidade no varejo



Fonte: MCKinsey (2021).

Percepção do prazo de entrega

Trata-se do valor percebido pelos consumidores em ter seu(s) produto(s) e/ ou serviço(s) entregue(s) dentro do prazo. Nos primeiros anos de surgimento do *e-commerce* no Brasil, o Correios era uma das únicas empresas logísticas no País utilizadas para o transporte de mercadorias. De acordo com a ABComm (Associação Brasileira de Comércio Eletrônico), em 2013, o percentual de empresas que faziam uso do *Correios* era cerca de 93%. Atualmente, com o crescimento dos números de *e-commerce* no Brasil e maior competitividade, as empresas começaram a olhar para o prazo de entrega como algo vital para sua prosperidade, o que fez com que investimentos massivos fossem feitos nessa esfera, aumentando e melhorando as formas de envio oferecidas a fim de maximizar a geração de valor para o consumidor. Segundo a pesquisa *Webshoppers* da



NielsenIQ, a participação atual dos *Correios* caiu para 37%. O espaço foi ocupado pelas transportadoras.

Pensar que a correlação entre as vendas *on-line* de uma empresa, ou de um *e-commerce* no geral, sejam positivamente correlacionadas com a percepção de entrega no prazo justo parece bem razoável. Em um cenário que o consumidor esteja decidindo entre duas plataformas que vendam produtos/ serviços altamente similares em suas demais características (preço, qualidade, funcionalidade, entre outras), não há evidências que suportem a teoria de que o comprador iria preferir recebê-los depois do prazo acordado, ou ainda após o prazo que seria ofertado pela plataforma concorrente.

Quantidade de funcionalidades no *e-commerce*

Talvez muitos pensem que ter um *e-commerce* rico em recursos/ funcionalidade seja sinônimo de sucesso. Tal pensamento até pode estar certo, porém, para que isso aconteça, a plataforma deve garantir que essas funcionalidades “extras” sejam necessárias e claras para o usuário. Ao adicionar mais recursos em uma plataforma, incorre-se o risco de que, por estar “poluindo” mais o ambiente de uso do cliente, haja uma perda de clareza da plataforma como um todo, o que, por sua vez, pode corroborar para um crescimento de *churn rate* e destruição da percepção de valor para aquela empresa, naquele canal, podendo demorar até anos para se recuperar tal valor perdido, caso seja recuperado, fora o dispêndio de recursos envolvidos nessa recuperação (tempo e dinheiro sendo os principais).

As empresas devem buscar entender quais são as reais necessidades dos consumidores em um *e-commerce*, para um determinado setor, e quais funcionalidades atenderiam tais exigências. Para fazer isso, não necessariamente novos recursos devem ser inseridos na plataforma, podendo ser a solução apenas modificar/ melhorar recursos já preexistentes.

Ao poupar um gasto com novas funcionalidades, que poderiam não ser necessárias para o consumidor em determinado momento, tal recurso poderia ser utilizado para melhorar outras partes do site que já existe e que talvez não estejam sendo pontos de questionamento do consumidor hoje, porém que podem vir a ser um dia, não por uma piora no que está sendo entregue pela empresa, mas sim por uma melhora de seus concorrentes. Um exemplo seria um investimento na melhoria do



carregamento de sua plataforma. Oferecer um *e-commerce* que conte com uma alta velocidade de carregamento e uso promove uma experiência sem fricções para o usuário, e corrobora para que ele tenha sua jornada de consumo acelerada. Tais ganhos mencionados no período anterior tendem a minimizar o *churn rate* de sua plataforma e aumentar a percepção de valor para o cliente em relação àquela marca.

O estudo das marcas de varejo no setor de moda brasileiro

Passaremos agora a apresentar os resultados do presente estudo. Cuevas-Molano, Matosas-López e Bernal-Bravo (2021) elaboraram um estudo em que buscavam analisar como os diferentes critérios de uma publicação no *Instagram* influenciavam diferentes níveis de engajamento do consumidor. Para explorar essa questão, desenvolveram um modelo estatístico, mais especificamente uma regressão linear múltipla, a fim de analisar o impacto de 31 fatores morfológicos, semânticos e estruturais (variáveis independentes) sobre o engajamento do consumidor (variável dependente), o qual foi, por sua vez, mensurado pelo número de curtidas e comentários em 680 publicações de marcas em 14 páginas de fãs no *Instagram* em dez diferentes setores. No tocante ao poder de explicação da variável dependente, o modelo se provou sólido, com um R² (R quadrado) de 73,1% para curtidas e 47,5% para comentários. Os resultados também estabeleceram como fatores de conteúdo influenciavam diferentes graus de engajamento, mostrando quais variáveis independentes entre as analisadas atingiram maiores níveis da variável dependente para o modelo de curtidas e o de comentários.

Inspirados em tal modelo, em nosso caso, mensuramos esse engajamento de outra forma, buscando entender a dinâmica de faturamento por canal de dez varejistas de vestuário de capital aberto, utilizando a proporção de vendas *on-line* em relação às vendas totais dessas empresas, com valores referentes ao primeiro trimestre de 2022 (nossa variável dependente), período de divulgação de resultados de empresas listadas em bolsa mais recente.

Tal *ratio* poderia ser relacionado com o engajamento dos consumidores digitais, pois se sabe, de maneira simplificada, que o faturamento de um canal pode ser calculado por meio do produto de seu *ticket* médio pelo volume de mercadorias ou serviços vendidos e prestados. No canal digital, isso não é diferente e, dado que o setor sob análise (varejo vestuário) é altamente fragmentado e competitivo, fazendo com que, de



maneira geral, os consumidores tenham uma elasticidade preço-demanda relativamente alta, é razoável assumir que a maior parte do crescimento do faturamento de um canal – inclusive, o *on-line* – tenha como principal gatilho o aumento do número de mercadorias ou serviços vendidos e prestados. Tendo isso dito, faria sentido inferir que, para que haja um maior volume de vendas de tais bens e serviços, deve-se haver um crescimento no engajamento dos consumidores em relação àquela marca.

No que tange às variáveis independentes utilizadas em nosso estudo, a fim de prever a variável dependente, para cada uma delas (cinco variáveis) foram atribuídas, como ser visto na tabela a seguir, uma hipótese nula e alternativa, a fim de testar sua significância para o modelo estatístico usado, a regressão linear múltipla, realizada no programa “*R Commander*”.

Tabela 2 – Variáveis e Hipóteses

Variável Independente	Hipótese Nula	Hipótese Alternativa
Call to Action	Não há evidências empíricas de que o ratio vendas online/vendas totais é afetado pela variável Call to Action	Há evidências empíricas de que o ratio vendas online/vendas totais é afetado pela variável Call to Action
Interação direta com o cliente	Não há evidências empíricas de que o ratio vendas online/vendas totais é afetado pela variável Interação direta com o cliente	Há evidências empíricas de que o ratio vendas online/vendas totais é afetado pela variável Interação direta com o cliente
Percepção de entrega no prazo justo	Não há evidências empíricas de que o ratio vendas online/vendas totais é afetado pela variável Percepção de entrega no prazo justo	Há evidências empíricas de que o ratio vendas online/vendas totais é afetado pela variável Percepção de entrega no prazo justo
Percepção omnicanal	Não há evidências empíricas de que o ratio vendas online/vendas totais é afetado pela variável Percepção omnicanal	Há evidências empíricas de que o ratio vendas online/vendas totais é afetado pela variável Percepção omnicanal
Quantidade de funcionalidades no ecommerce	Não há evidências empíricas de que o ratio vendas online/vendas totais é afetado pela variável Quantidade de funcionalidades no ecommerce	Há evidências empíricas de que o ratio vendas online/vendas totais é afetado pela variável Quantidade de funcionalidades no ecommerce

Fonte: Elaborada pelos autores.

Seleção amostral e coleta de dados

Optamos pelas empresas listadas na Tabela 1, pelo fato de terem longo e provado histórico de boa execução no setor de varejo vestuário e serem de capital aberto. Por essas características, elas tendem a ter uma maior maturidade (se comparadas a empresas de capital fechado, de forma geral) de operação e recursos financeiros para poder arcar com os investimentos necessários relacionados à transformação digital.

Inicialmente, a fim de obter os dados relativos à variável dependente de nosso modelo, a proporção das vendas totais das empresas que são advindas do canal *on-line*, utilizamos o site de “Relação com Investidores” das empresas, que nos forneceu o documento “*Release de Resultados*”, referente ao primeiro trimestre de 2022.

No tangente às variáveis independentes do modelo, a fim de entender a percepção dos consumidores dessas marcas, foi realizado um questionário anônimo, por meio da plataforma *Microsoft Forms*, no qual os respondentes deveriam avaliar, de 1 a 5, qual era a percepção que tinham de cada ação/ iniciativa (variáveis independentes), em cada uma das empresas, sendo 1 a nota dada para o menor grau de percepção possível, e 5 para o maior. No total, obtivemos 24 respostas para esse questionário.

Por fim, para que pudéssemos obter a base final que seria utilizada para a confecção da regressão linear múltipla, fizemos uma média das respostas que obtivemos de cada uma das variáveis, para cada uma das empresas. Na tabela abaixo, pode-se ver a base utilizada para o modelo e que sumariza os valores obtidos para as variáveis independentes e a variável dependente.

Tabela 3 – Valores obtidos nas variáveis

Variável Dependente		Variável Independente				
Empresas	Vendas online/ vendas totais - 1T22	Call to Action	Interação direta com o cliente	Percepção de entrega no prazo justo	Percepção omnicanal	Quantidade de funcionalidades no ecommerce
Grendene	3,70%	3	1	2	3	4
Alpargatas	9,00%	2	3	1	4	2
Marisa	10,90%	3	2	2	2	5
Guararapes	11,00%	3	3	3	5	2
C&A	14,00%	4	3	4	4	3
Renner	15,10%	4	4	5	3	5
Track&Field	15,17%	3	4	3	5	2
Grupo Soma	23,40%	5	5	4	4	3
Arezzo	24,40%	3	4	4	3	4
Centauro	31,00%	4	5	4	3	3

Fonte: Elaborada pelos autores.

Resultados

Em relação aos resultados obtidos por meio da regressão linear múltipla desenvolvida no presente estudo com o uso das variáveis independentes e a variável dependente já mencionadas, viu-se que, ao rodar o modelo pela primeira vez, não foi

apresentada significância frente a um alfa de 5%, uma vez que o *p*-valor do teste foi 0,01403, menor que 5%, mostrando que há evidência de que, ao menos uma das variáveis independentes seja útil para prever a variável dependente. Viu-se também o alto R2 ajustado (R quadrado) do modelo (86,87%), sendo o R2, segundo Joseph Hair, uma medida da proporção da variância da variável dependente em relação à sua média, que é explicada pelas variáveis independentes, desejando-se então que esse valor seja o maior possível, remetendo a um modelo com forte poder explicativo.

No caso de nosso estudo, utilizaremos como base o R2 ajustado, uma vez que, segundo Hair, é uma medida modificada do R2, que leva em consideração o número de variáveis independentes incluídas na equação da regressão e o tamanho da amostra utilizada (que é uma das limitações que entendemos existir em nosso estudo), ou seja, caso sejam adicionadas no modelo variáveis independentes sem significância, o R2 ajustado apresentaria queda em seu valor, o que entendemos ser mais fidedigno em termos de estudo. Por fim, também vimos uma das variáveis independentes (“Percepção Omnicanal”) sendo significante. A ilustração abaixo mostra o resultado da primeira versão do modelo.

Figura 4 – Primeira Versão do Modelo

```
Call:
lm(formula = online.total...lq22 ~ Call.to.Action + Interação.direta.com.o.cliente +
  Percepção.de.entrega.no.prazo.justo + Percepção.omnicanal +
  Quantidade.de.funcionalidades.no.ecommerce, data = Dataset)

Residuals:
    1      2      3      4      5      6      7      8      9     10
0.003065 -0.030514  0.014176  0.010431 -0.011641 -0.033097  0.013533  0.008404  0.028228 -0.002584

Coefficients:
              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept)    0.436078   0.184824   2.359  0.0777 .
Call.to.Action -0.003241   0.018740  -0.173  0.8711 .
Interação.direta.com.o.cliente  0.038598   0.014929   2.585  0.0610 .
Percepção.de.entrega.no.prazo.justo  0.033022   0.019660   1.680  0.1683 .
Percepção.omnicanal -0.083747   0.027740  -3.019  0.0392 *
Quantidade.de.funcionalidades.no.ecommerce -0.061455   0.027544  -2.231  0.0895 .

---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 0.02974 on 4 degrees of freedom
Multiple R-squared:  0.9417, Adjusted R-squared:  0.8687
F-statistic: 12.91 on 5 and 4 DF, p-value: 0.01403
```

Fonte: Captura de tela feita pelos autores.

Como dito acima, essa era a primeira versão do modelo, pois há a necessidade de implementar “melhores práticas” na regressão linear múltipla, fazendo alguns testes, a fim de entender se ela realmente faz sentido estatisticamente, visando a chegar, então,

no modelo parcimonioso, ou seja, aquele que contenha apenas variáveis significantes na previsão da variável dependente.

O segundo passo adotado em nosso modelo foi realizar um teste VIF (*Variance Inflation Factor*). VIF, de acordo com Hair, é um indicador do efeito que as outras variáveis independentes têm no erro-padrão de um coeficiente da regressão. Um alto valor de VIF é um forte indicador de multicolinearidade (forte correlação entre duas ou mais variáveis independentes), a qual pode trazer prejuízos ao modelo. Para nosso modelo, adotamos como tolerância um VIF igual a 10, pois, de acordo com Hair, essa tolerância corresponderia a erros-padrão do modelo, sendo “inflados” mais de três vezes, o que, de acordo com o autor, poderia ocorrer mesmo sem multicolinearidade. Abaixo segue o teste VIF mencionado.

Figura 5 – Primeiro Teste VIF

```
> vif(LinearModel.78)
              Call.to.Action      Interação.direta.com.o.cliente      Percepção.de.entrega.no.prazo.justo
                2.540765                3.628078                5.942260
      Percepção.omnicanal Quantidade.de.funcionalidades.no.ecommerce
                7.306823                10.377075

> round(cov2cor(vcov(LinearModel.78)), 3) # Correlations of parameter estimates
      (Intercept)      Call.to.Action      Interação.direta.com.o.cliente      Percepção.de.entrega.no.prazo.justo      Percepção.omnicanal
(Intercept)      1.0000      -0.229      -0.415      0.487      -0.956
Call.to.Action      -0.229      1.000      -0.077      -0.480      0.085
Interação.direta.com.o.cliente      -0.415      -0.077      1.000      -0.698      0.512
Percepção.de.entrega.no.prazo.justo      0.487      -0.480      -0.698      1.000      -0.607
Percepção.omnicanal      -0.956      0.085      0.512      -0.607      1.000
Quantidade.de.funcionalidades.no.ecommerce      -0.950      0.046      0.666      -0.697      0.919
```

Fonte: Captura de tela feita pelos autores.

Vê-se que a variável “Quantidade de funcionalidades no *e-commerce*” apresenta um alto VIF (superior ao nosso limiar estabelecido de 10) e, por isso, será retirada de nosso modelo inicial, a fim de não nebulizar as relações entre variáveis independentes e a variável dependente por conta de efeitos de multicolinearidade. A seguir, encontra-se a segunda versão do modelo rodado sem tal variável.

Figura 6 - Segunda Versão do Modelo

```

Call:
lm(formula = online.total...lq22 ~ Call.to.Action + Interação.direta.com.o.cliente +
    Percepção.de.entrega.no.prazo.justo + Percepção.omnicanal,
    data = Dataset)

Residuals:
    1      2      3      4      5      6      7      8      9     10
0.011524 -0.029024 -0.004128  0.014226  0.016207 -0.062912 -0.004858 -0.010045  0.031239  0.037771

Coefficients:
                Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept)      0.044309   0.077316   0.573  0.5914
Call.to.Action   -0.001316   0.025085  -0.052  0.9602
Interação.direta.com.o.cliente  0.060784   0.014922   4.073  0.0096 **
Percepção.de.entrega.no.prazo.justo  0.002467   0.018902   0.131  0.9013
Percepção.omnicanal -0.026868   0.014656  -1.833  0.1262

---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 0.03986 on 5 degrees of freedom
Multiple R-squared:  0.8691, Adjusted R-squared:  0.7643
F-statistic: 8.297 on 4 and 5 DF,  p-value: 0.01968

```

Fonte: Captura de tela feita pelos autores.

Em terceiro, novamente foi realizado um teste VIF com as variáveis remanescentes, a fim de mapear se não havia mais em nosso modelo problemas de multicolinearidade evidenciados por um VIF superior a 10.

Figura 7 – Segundo teste VIF

```

> vif(LinearModel.79)
Call.to.Action      Interação.direta.com.o.cliente Percepção.de.entrega.no.prazo.justo      Percepção.omnicanal
2.535378              2.018551                    3.059061                          1.135892

> round(cov2cor(vcov(LinearModel.79)), 3) # Correlations of parameter estimates
(Intercept) Call.to.Action Interação.direta.com.o.cliente Percepção.de.entrega.no.prazo.justo Percepção.omnicanal
(Intercept)      1.000      -0.594      0.077      0.113      -0.670
Call.to.Action   -0.594      1.000     -0.144     -0.624     -0.108
Interação.direta.com.o.cliente  0.077     -0.144     1.000     -0.437     -0.340
Percepção.de.entrega.no.prazo.justo  0.113     -0.624     -0.437     1.000     0.117
Percepção.omnicanal -0.670     0.108     -0.340     0.117     1.000

```

Fonte: Captura de tela feita pelos autores.

Na Figura 7, referente ao segundo teste VIF, vê-se que não há evidência de problemas de multicolinearidade (VIF maior do que 10), portanto, seguiu-se para o quarto passo, o qual consistiu em eliminar do modelo as variáveis “mais insignificantes”, ou seja, aquelas com maior *p-valor*, eliminando primeiro as com maior valor de tal parâmetro. Como visto na ilustração da segunda versão do modelo, a variável com maior *p-valor* era “Call to Action” (*p-valor* de 0,9602), logo ela será removida na terceira versão do modelo.

Figura 8 – Terceira Versão do Modelo

```

Call:
lm(formula = online.total...lq22 ~ Interação.direta.com.o.cliente +
    Percepção.de.entrega.no.prazo.justo + Percepção.omnicanal,
    data = Dataset)

Residuals:
    Min       1Q   Median       3Q      Max
-0.062470 -0.009757  0.003359  0.015492  0.037707

Coefficients:
                Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept)         0.041902   0.056815   0.738   0.4886
Interação.direta.com.o.cliente  0.060671   0.013483   4.500   0.0041 **
Percepção.de.entrega.no.prazo.justo  0.001848   0.013483   0.137   0.8955
Percepção.omnicanal        -0.026785   0.013305  -2.013   0.0908 .
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 0.03639 on 6 degrees of freedom
Multiple R-squared:  0.869, Adjusted R-squared:  0.8035
F-statistic: 13.27 on 3 and 6 DF,  p-value: 0.00467

```

Fonte: Captura de tela feita pelos autores.

De forma análoga ao quarto passo acima mencionado, retiraremos a próxima variável restante com maior *p*-valor. Nesse caso, é a variável “Percepção de entrega no prazo justo” (*p*-valor de 0,8955). A seguir, segue a ilustração da quarta versão de nosso modelo:

Figura 9 – Quarta versão do Modelo

```

Call:
lm(formula = online.total...lq22 ~ Interação.direta.com.o.cliente +
    Percepção.omnicanal, data = Dataset)

Residuals:
    Min       1Q   Median       3Q      Max
-0.060159 -0.010282  0.003304  0.017294  0.036911

Coefficients:
                Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept)         0.045096   0.048047   0.939 0.379188
Interação.direta.com.o.cliente  0.061930   0.009152   6.767 0.000261 ***
Percepção.omnicanal        -0.027219   0.011983  -2.271 0.057357 .
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 0.03375 on 7 degrees of freedom
Multiple R-squared:  0.8686, Adjusted R-squared:  0.831
F-statistic: 23.13 on 2 and 7 DF,  p-value: 0.0008228

```

Fonte: Captura de tela feita pelos autores.

Como sexto passo, retiramos a última variável não significativa do modelo (“Percepção Omnicanal”) com *p*-valor de 0,057357, chegando à nossa versão final. A seguir, está a última versão de nosso modelo:

Figura 10 – Quinta versão do Modelo

```
Call:
lm(formula = online.total...lq22 ~ Interação.direta.com.o.cliente,
    data = Dataset)

Residuals:
    Min       1Q   Median       3Q      Max
-0.044864 -0.036350 -0.004879  0.027405  0.061106

Coefficients:
                Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept)      -0.03618   0.03953  -0.915 0.386785
Interação.direta.com.o.cliente  0.05702   0.01096   5.200 0.000822 ***
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 0.0416 on 8 degrees of freedom
Multiple R-squared:  0.7717, Adjusted R-squared:  0.7432
F-statistic: 27.04 on 1 and 8 DF,  p-value: 0.000822
```

Fonte: Captura de tela feita pelos autores.

Para finalizar nossa regressão, realizamos três testes finais no modelo, com os resíduos, a fim de entender se estão atendidos os pressupostos de homocedasticidade e normalidade. A seguir, apresentamos o teste “Shapiro-Wilk” (Figura 11), com hipótese nula de que a distribuição é normal. Pode-se ver que nosso modelo não rejeita essa hipótese nula, uma vez que apresentou um *p*-valor de 0,3123, maior que um alfa de 5%. Também realizamos o teste Breusch-Pagan (Figura 12), o qual tem como hipótese nula a homocedasticidade da distribuição, ou seja, a variância dos termos de erro parece constante em um intervalo de variáveis preditoras (Hair, 2009) e, em nosso modelo, felizmente tal hipótese não foi rejeitada (*p*-valor de 0,3544 maior que alfa de 5%), mostrando evidências de que a distribuição é homocedástica

Figura 11 – Teste Shapiro Wilk

```

> Dataset<- within(Dataset, {
+   residuals.LinearModel.85 <- residuals(LinearModel.85)
+ })

> normalityTest(~residuals.LinearModel.85, test="shapiro.test", data=Dataset)

      Shapiro-Wilk normality test

data:  residuals.LinearModel.85
W = 0.91436, p-value = 0.3123

```

Fonte: Captura de tela feita pelos autores.

Figura 12 – Teste Breusch-Pagan

```

> bptest(online.total...lq22 ~ Interação.direta.com.o.cliente, varformula = ~ fitted.values(LinearModel.85), studentize=FALSE, data=Dataset)

      Breusch-Pagan test

data:  online.total...lq22 ~ Interação.direta.com.o.cliente
BP = 0.8576, df = 1, p-value = 0.3544

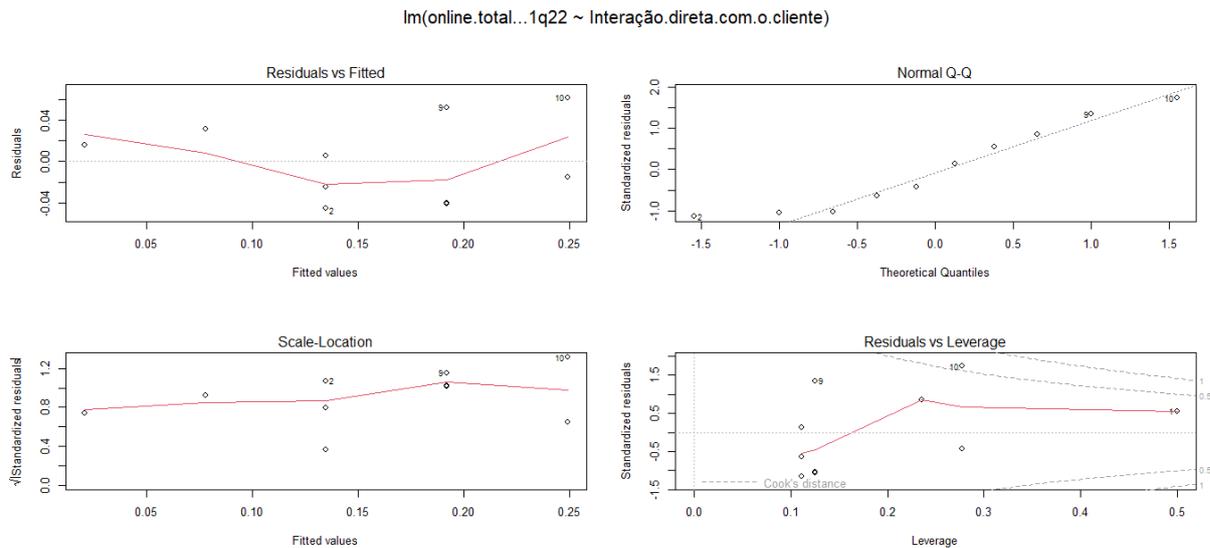
```

Fonte: Captura de tela feita pelos autores.

Como resultado final de nosso modelo, vemos que a única variável restante em nosso modelo foi a variável “Interação direta com o cliente”, apresentando um *p-valor* de 0,0008 e tendo, então, evidências empíricas de que o valor do *ratio* vendas *on-line* sobre vendas totais seja afetado por tal variável. O modelo como um todo apresentou um *p-valor* de 0,00082 e um R2 ajustado de 0,7432, o que é um bom número, visto que, segundo Hair, coeficientes entre 0,6 e 0,8 são valores considerados ótimos.

Na Figura 13, podem-se ver os gráficos de diagnóstico básico, elaborados no *R Commander* a respeito de nossa regressão, ressaltando de que, como nossa amostra é pequena, a análise gráfica isoladamente não é a melhor forma de buscar compreender os pressupostos do modelo. Sabendo disso, realizamos os testes estatísticos em cima do termo de erro, para compreender com clareza se a regressão atendia aos pressupostos básicos para poder ser, de fato, usada.



Figura 13 – Análise gráfica da regressão

Fonte: Captura de tela feita pelos autores.

Considerações finais

Conclui-se que a variável que melhor prevê o *ratio* vendas *on-line* sobre vendas totais é “Interação Direta com o Cliente”. Antes mesmo de comentar os entendimentos advindos de tal resultado estatístico, vê-se importante deixar mais uma vez claro que acreditamos ter tido uma pequena amostra de dados sob estudo. Com uma amostra maior, há a possibilidade de se chegarem a outras conclusões a respeito do estudo realizado.

Ao ter uma forte interação com seu cliente, a marca acaba não deixando que o cliente “se vá”, ou de outra forma, dificulta que isso ocorra, tendendo a ter um menor *churn rate*. Além disso, como dito no parágrafo anterior sobre a dinâmica de competição no setor varejista de vestuário, estar em contato com seus clientes também se faz muito relevante, pois, quando se fala de vestuário, que tem um componente moda envolvido, o aconselhamento aos clientes pode ser determinante na tomada de decisão de compra, sendo razoável acreditar que aquelas marcas que oferecem tal tipo de interação sejam ganhadoras no mercado.

Em relação aos canais de venda, esse estudo buscou destacar que, via de regra, para uma companhia maximizar suas chances de sucesso atualmente, é necessária a estratégia omnicanal, a qual a faz ter uma maior conversão de clientes por um menor CAC devido ao forte uso de tráfego orgânico (clientes da mesma marca transitando entre

seus canais), sendo essa economia muito significativa e relevante nos resultados dessas empresas e também por proporcionar uma melhor jornada/ experiência de usuário, visto que mais opções de compra, tanto no tocante a produtos quanto na parte logística (*delivery* de mercadorias etc.), gerando uma percepção de valor da marca e um sólido *brand awareness*.

A transformação digital não é uma escolha e sim uma necessidade para a sobrevivência das empresas, sendo necessário que fiquem competitivas nessa vertical em relação aos concorrentes. Dado que o varejo, em geral, mas especialmente o de vestuário, é um setor com margens altamente apertadas devido ao ambiente competitivo, entende-se que as empresas devem buscar entender não só de forma macro *onde* devem investir (no caso, atualmente na transformação/ melhora de sua vertical digital), mas sim *como* investir.

Referências bibliográficas

- RI GRENDENE. **Press Release 1Q22**. Disponível em: https://s3.sa-east-1.amazonaws.com/static.grendene.aatb.com.br/releases/1968_PR_1T22.pdf. Acesso em: 20 mai. 2022.
- RI LOJAS RENNEN. **Resultados 1T22**. Disponível em: <https://api.mziq.com/mzfilemanager/v2/d/13154776-9416-4fce-8c46-3e54d45b03a3/f7db166b-be09-1003-0263-e0eff14e9a35?origin=1>. Acesso em: 20 mai. 2022.
- RI AREZZO. **Earnings Release 1T2022**. Disponível em: <https://api.mziq.com/mzfilemanager/v2/d/3bfae074-fd9b-4484-b9aa-24496571c987/c21a0a7e-ebd2-7999-4073-9214c31bfce2?origin=1>. Acesso em: 20 mai. 2022
- RI SOMA. **Release 1T22**. Disponível em: <https://api.mziq.com/mzfilemanager/v2/d/dd835c95-0412-4284-82db-dae5784acebc/995e590e-ed09-d2e1-2bce-28a1a7165725?origin=1>. Acesso em: 20 mai. 2022
- RI CENTAURO. **Divulgação de resultados 1T22**. Disponível em: <https://api.mziq.com/mzfilemanager/v2/d/a109071d-af0c-424c-b725-e8b40f89bb2a/0b93117e-79e1-919d-568b-e6fd618944b4?origin=1>. Acesso em: 20 mai. 2022
- RI GUARARAPES. **Resultados 1T22**. Disponível em: <https://api.mziq.com/mzfilemanager/v2/d/0c51b75c-1d63-4db0-85ed-6a34ac67fcc/5bc1267a-9e14-2dc8-ae67-362586b58d48?origin=1>. Acesso em: 20 mai. 2022
- RI TRACK & FIELD. **Release de resultados 1T22**. Disponível em: <https://api.mziq.com/mzfilemanager/v2/d/8e49886e-dded-49c0-b8db-c35451e75eed/ea610ed2-af5a-881d-1024-9c84de553fca?origin=1>. Acesso em: 20 mai. 2022

RI MARISA. **Resultados 1T22.** Disponível em: <https://api.mziq.com/mzfilemanager/v2/d/660f4475-162e-43ea-9bd7-86de0a0ed2fa/3f0d74e2-bb0f-91be-fb34-485fdebcaae3?origin=1>. Acesso em: 20 mai. 2022

RI C&A. **Release de resultados 1T22.** Disponível em: <https://api.mziq.com/mzfilemanager/v2/d/402adf94-e9a7-4c66-9bd9-3d0ec018abd5/c0f92b9b-6103-52e8-61e9-639a075db493?origin=1>. Acesso em: 20 mai. 2022

RI ALPARGATAS. **Release 1T22.** Disponível em: <https://ri.alpargatas.com.br/Download.aspx?Arquivo=YJ3OMkq5PprO1/xyf/cq5A==>. Acesso em: 20 mai. 2022

DEIGHTON, J.; SORRELL, M. The future of interactive marketing. **Harvard business review**, v. 74, n. 6, p. 151-160, 1996.

HAIR, J. F. **Multivariate data analysis**. p.157, 2009

BUTLER, P. *et al.* **A revolution in interaction**. McKinsey quarterly, p. 4-23, 1997.

CUEVAS-MOLANO, E.; MATOSAS-LÓPEZ, L.; BERNAL-BRAVO, C. Factors Increasing Consumer Engagement of Branded Content in Instagram. **IEEE Access**, v. 9, p. 143531-143548, 2021.

MCKINSEY. **Omnichannel**: It's time for the online tail to wag the retail dog, 2021.

ROGERS, L. D. **Transformação Digital: Repensando seu negócio para a era digital**. p. 19-22, 2016.

SILVA, N. **Transformação digital, a 4ª revolução industrial**. São Paulo: Edição FGV Energia, 2018.

