

ANÁLISE DO IMPACTO DE IMPLEMENTAÇÃO DO INDICADOR IDEAL CUSTOMER PROFILE (ICP) NO FUNIL DE MARKETING

ANALYSIS OF THE IMPACT OF IMPLEMENTATION OF THE IDEAL CUSTOMER PROFILE (ICP) INDICATOR ON THE MARKETING FUNNEL

Lígia Nardy de VASCONCELLOS

ligia.ligianv@gmail.com

MBA USP ESALQ

Cecilia Sosa Arias PEIXOTO

ceciliapecege@gmail.com

Programa de Educação Continuada em Economia e Gestão de Empresas (PECEGE)

Centro Universitário Padre Anchieta (Unianchieta), Jundiaí/SP

RESUMO

O indicador de ICP (Ideal Customer Profile) é uma tradução numérica que classifica e possibilita uma priorização ordinal dos clientes que estão no funil de prospecção do marketing. Ter conhecimento sobre como cada uma das características de um cliente que converge ou não para a conversão de uma venda pode representar um grande diferencial estratégico. Como resultado deste trabalho, é possível identificar que a utilização do método de ICP apresentou resultados concretos ao ser aplicado na rotina do funil de marketing de uma empresa, propiciando maior aproveitamento de oportunidades e elevação das taxas de conversão de vendas, dado o perfil previamente identificado e estrategicamente atraído por meio de ações do marketing.

Palavras-Chave

ICP; Inbound; Outbound; Conversão.

Abstract

The ICP (Ideal Customer Profile) indicator is a numerical translation that classifies and enables an ordinal prioritization of customers who are in the marketing prospecting funnel. Knowing how each of the characteristics of a customer that converges or not for the conversion of a sale can represent a great strategic differential. As a result of this work, it is possible to identify that the use of the ICP method presented concrete results when applied in the routine of a company's marketing funnel, providing greater use of opportunities and increased sales conversion rates, given the previously identified profile and strategically attracted through marketing actions.

Keywords

ICP; Inbound; Outbound; Conversion.

INTRODUÇÃO

Em um cenário altamente competitivo, uma das grandes dificuldades dos tomadores de decisão de uma empresa é manter um negócio saudável e rentável, com crescimento sustentável e consistente. Mediante essa dor, cada vez mais se faz determinante que o processo de vendas, que por muitos anos e por muitas pessoas ainda é considerado uma arte baseada apenas em persuasão e convencimento, com pouca ou nenhuma ciência ou metodologia atribuída, se empodere de conhecimento, lógicas e processos que garantam indicadores de sucesso previsíveis e diminuam a subjetividade de resultados.

Considerando o constante aumento do número de players no mercado, a entrada de startups cada vez mais ágeis e enxutas e a constante evolução do suprimento das mais diversas dores do consumidor, está cada vez mais difícil o desafio de gerar leads e manter a máquina de vendas de uma empresa. Saber dimensionar o investimento e a estratégia da área de marketing para ponderar o “apetite” à penetração de novos mercados ou de mercados já consolidados torna-se cada vez mais imperativo para a manutenção de um funil de possíveis clientes compatíveis em qualidade e em quantidade com o que a empresa pode suprir.

Com isto posto, a criação de estratégias que priorizem o “cliente certo” pode ser um excelente atributo para manter a eficiência e não desperdiçar esforços desnecessários em consumidores cujas dores não convergem com as que o negócio pode atender. Por exemplo, pode-se premiar vendedores com melhores taxas de aproveitamento com leads com Ideal Customer Profile alto. Isso naturalmente aumentaria ainda mais a sua conversão e estimularia uma competitividade positiva entre os agentes envolvidos na esfera comercial da empresa, uma vez que todos iriam desejar receber clientes prospectados com maior probabilidade de fechamento.

Assim, faz-se necessária a adoção de formas de customizar ações de marketing para determinados e reconhecidos perfis com grau de aderência ao foco da empresa. Segundo Mylius, no artigo “Ideal Customer Profile Framework: um guia B2B para definir seu ICP”, 2020, um indicador ainda pouco reconhecido no mercado e que pode ajudar muito neste processo de selecionar o público prospectado é o ICP. Este indicador é resultado da aplicação de técnicas de modelagem estatística preditiva multidimensional, condensando em apenas um número uma otimização matemática ponderada por parâmetros que definem o quanto cada atributo do público analisado “pesa” e contribui para que ele seja um potencial bom cliente, baseado na análise de bases históricas da empresa ou do segmento em que está inserida.

No que tange à oferta de material disponível que discorra sobre o assunto, se tem uma grande quantidade de materiais que discorrem acerca do funil e gestão de marketing. Sobre o indicador de ICP especificamente, foram encontradas algumas análises de teor acadêmico, visto que se trata de um assunto que pode trazer resultados expressivos na consolidação de uma estratégia comercial mais eficiente tanto para grandes quanto para pequenas e médias empresas. Os materiais encontrados, em geral, abrangem a descrição de métodos de aplicação em cenários e segmentos específicos, tais como “Customização de ações de marketing a perfis de clientes”, de Lourenço (2017), que traz uma leitura de aplicação de diferenciação de ações num contexto de empresas do ramo financeiro.

Do ponto de vista matemático, a aplicação deste tipo de indicador parece bastante pertinente, uma vez que permite resumir uma série de características em um único ponto para tomada de decisão.

Este trabalho visa apresentar a exploração de múltiplas formas de confecção e impactos da adoção de um indicador de ICP (Ideal Customer Profile) para otimização dos funis de marketing de maneira generalista, visto que é um indicador facilmente aplicável para empresas que tenham uma estrutura mínima de reconhecimento de seus funis, e reportar os resultados de experiência prática de aplicação dentro da empresa Assertiva Soluções.

Funil de Vendas e ICP

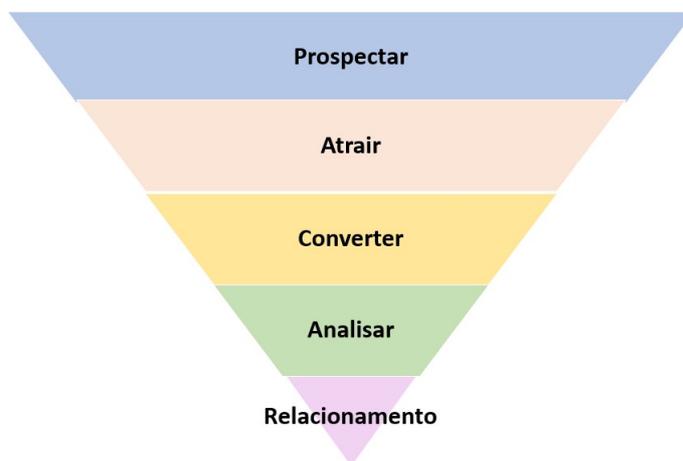
É preciso ter clareza da composição e motivações de um funil de marketing antes de explorar o indicador estudado, ICP. Segundo Marques e Levi (2019), com o advento da internet e todos os seus

desdobramentos, o conceito de funil de vendas e marketing ganhou espaço como ferramenta de apoio ao profissional de vendas. Em resumo, antes de o vendedor sair em busca de potenciais clientes, visando atraí-los para sua empresa, atualmente o recomendado é que faça uma busca de maneira eficaz e estratégica.

Um funil tradicional de vendas pode ser descrito por cinco etapas: prospectar, atrair, converter, analisar e relacionar-se com o cliente. Cada uma destas etapas dispõe de um arcabouço de possibilidades e ferramentas a fim de melhorar a conversão da evolução do potencial cliente em cada fase.

A figura 1 exemplifica a visão metodológica proporcionada pelo funil: quanto mais o potencial cliente evolui nas etapas, mais próximo está do sucesso da venda, de forma que seja possível entender o cenário completo de potencial de vendas de uma empresa plotando sua carteira em uma figura análoga à apresentada e classificando cada oportunidade em uma destas fases. A conversão de uma fase para outra pode ser trabalhada de forma focal, estabelecendo estratégias para melhorar os percentuais de aproveitamento, visto que cada uma das fases representa um momento diferente da jornada do cliente, em que ele pode estar mais ou menos engajado e propenso a comprar.

Figura 1. Funil de Vendas



A abordagem do indicador ICP se concentra especificamente entre as etapas atrair e converter, uma vez que estuda o público potencial geral que se torna cliente, ou seja, adere à venda. Em vários materiais consultados, tais como os disponíveis no site da Resultados Digitais, o ICP é descrito como um nível intermediário de reconhecimento de público, estando contido no público potencial total, que reúne características mais abrangentes e menos focadas na compatibilidade com os objetivos estratégicos da empresa, mas sendo mais amplo do que a descrição da persona, que chega num nível de granularidade bem mais específico (figura 2).

Figura 2. Fluxo de níveis de granularidade de estudo de público potencial



Algoritmos utilizados

O intuito do trabalho não é se aprofundar na parte técnica e matemática da execução dos algoritmos, e sim na interpretabilidade dos resultados para o negócio, mas convém uma breve explicação de cada um deles. Na prática, todos os três métodos aplicados contemplam o mesmo objetivo: entender a influência ou o peso que cada uma das características dos potenciais clientes tem sobre a resposta venda ou não venda. Ou seja, responder a perguntas como: o segmento de uma empresa é mais ou menos importante para saber se ela irá fechar negócio do que sua quantidade de funcionários? Em qual proporção?

- **Regressão Logística Tradicional:** é uma função de otimização matemática utilizada para estudar situações em que existe um conjunto de variáveis explicativas que se correlacionam com uma variável resposta binária, como, no caso analisado, venda ou não venda para um cliente.
- **SGD - Stochastic Gradient Descent:** utilizado para a atualização dos pesos de um modelo, o método é baseado em uma função convexa, que ajusta os parâmetros de forma iterativa para minimizar a função que descreve os erros ao seu ponto mínimo local. É como se fosse uma melhoria, altamente sofisticada, que pode ser aplicada a outros algoritmos, neste caso à regressão logística, a fim de minimizar os erros. Para este trabalho, foi utilizada a função já existente na biblioteca scikit-learn do python.
- **Árvore de Decisão:** método que prevê a subdivisão progressiva dos dados em conjuntos cada vez menores e mais específicos, em termos de seus atributos, até atingirem um tamanho simplificado o bastante para ser rotulado. Para isso é necessário treinar o modelo com dados previamente rotulados, de modo a aplicá-lo a dados novos. Desta forma, neste método são criados grupos baseados em filtros de características, e se verifica quais grupos possuem percentuais de sucesso maior ou menor quando comparados a outras características.

Foram escolhidas e testadas cerca de 28 variáveis. Cada uma dessas variáveis teve seu relacionamento e correlação com conversão para vendas explorada, a fim de entender quais delas tinham relevância para explicar a conversão de um lead.

As figuras 3 e 4 elucidam exemplos da análise exploratória do comportamento de cada uma das variáveis abordadas. A idade da empresa apresenta alta correlação com a conversão para vendas, onde quanto

mais jovem o CNPJ maior a taxa de sucesso da conversão. Para o porte da empresa, a correlação não se mostrou tão discriminante, apresentando apenas um pico considerável para microempresas.

Figura 3. Precisão de conversão de vendas conforme idade da empresa

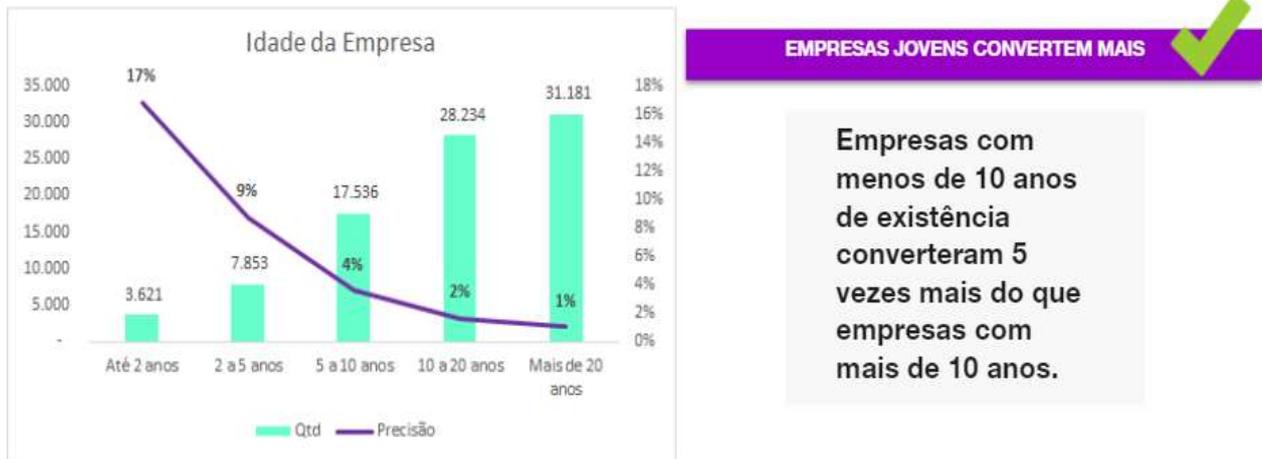
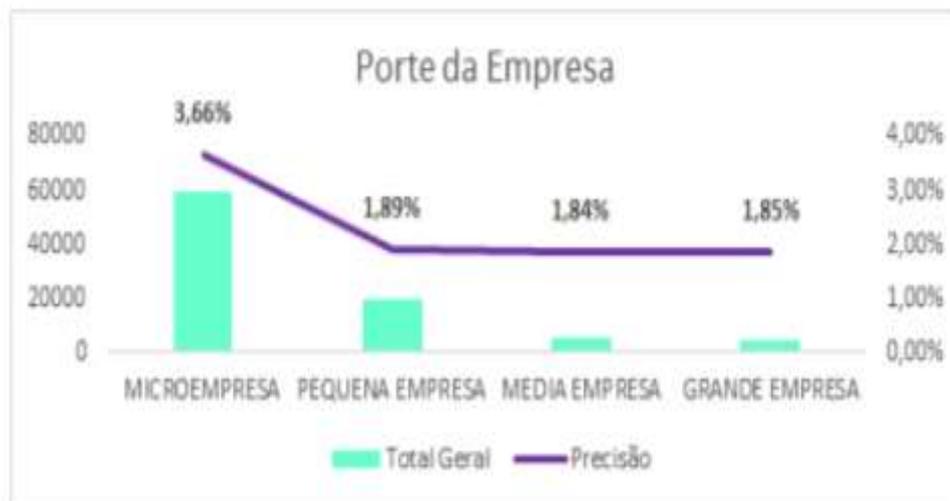


Figura 4. Precisão de conversão de vendas conforme porte da empresa



Resultados Obtidos

Após todo o estudo preliminar realizado com as covariáveis disponíveis para o estudo, foi realizada a aplicação do método de escoragem por meio de regressão logística, SGD e árvore de decisão. Dos três métodos

utilizados, o melhor resultado obtido foi da regressão logística tradicional, sem incrementos significativos quando incorporado à otimização do modelo de descida do gradiente, SGD.

No contexto estatístico, o modelo de regressão logística é usado para modelar a probabilidade de uma determinada classe ou evento existir, como aprovação / reprovação, vitória / perda, vivo/ morto ou saudável / doente. Isso pode ser estendido para modelar várias classes de eventos, como determinar se uma imagem contém um gato, cachorro, leão etc. Cada objeto detectado na imagem teria uma probabilidade entre 0 e 1, com a soma de um.

No modelo logístico, o log-odds (o logaritmo das probabilidades) para o valor rotulado "1" é uma combinação linear de uma ou mais variáveis independentes, que podem ser chamadas de preditores; as variáveis independentes podem ser uma variável binária (duas classes, codificadas por uma variável indicadora) ou uma variável contínua (qualquer valor real). A probabilidade correspondente do valor rotulado "1" pode variar entre 0 (certamente o valor "0") e 1 (certamente o valor "1"); a função que converte as probabilidades de log em probabilidade é a função logística, o que explica o nome do algoritmo. A unidade de medida para a escala log-odds é chamada logit, da unidade logística, daí os nomes alternativos.

Modelos análogos com uma função sigmoide diferente, em vez da função logística, também podem ser usados, como o modelo probit; a característica definidora do modelo logístico é que o aumento de uma das variáveis independentes dimensiona multiplicativamente as chances do resultado fornecido a uma taxa constante, com cada variável independente tendo seu próprio parâmetro, para uma variável dependente binária.

Na prática, o resultado da aplicação do algoritmo estatístico gera os parâmetros de cada uma das variáveis, representando o quanto cada uma delas “pesa” e contribui para explicar o evento resposta, que no caso é a venda para um perfil considerado correto de cliente desejado.

Desta forma, o objetivo do uso da técnica de escoragem é encontrar grupos com características potencialmente mais favoráveis à conversão. Para isso, também foi realizado um Backtest, método em que se utilizam dados históricos da população analisada para validar se as conclusões do modelo matemático seriam efetivas ou não em uma amostra de teste separada para evidenciar e comprovar os resultados obtidos. Separando a base em decis, foram obtidos os resultados mostrados na figura 5.

Figura 5. Taxa de conversão obtida por decil da amostra escorada

Grupos	Soma de Leads Vendidos	Total de Leads	Precisão	Recall	Conversão Média	Lift
1º decil	450	8233	5,47%	9,61%	3,18%	1,72
2º decil	346	8872	3,90%	10,36%	3,18%	1,23
3º decil	278	7861	3,54%	9,18%	3,18%	1,11
4º decil	197	5774	3,41%	6,74%	3,18%	1,07
5º decil	296	8988	3,29%	10,49%	3,18%	1,04
6º decil	349	11194	3,12%	13,07%	3,18%	0,98
7º decil	268	9013	2,97%	10,52%	3,18%	0,94
8º decil	221	8036	2,75%	9,38%	3,18%	0,86
9º decil	204	8435	2,42%	9,85%	3,18%	0,76
10º decil	111	9256	1,20%	10,81%	3,18%	0,38

**Conversão Geral:
3,18%**

A aplicação da escoragem fez com que os clientes fossem ordenados em grupos com probabilidades acima e abaixo da média de conversão da população toda, de forma que o grupo com melhor resultado obteve 5,47% de conversão, enquanto o pior grupo teve apenas 1,2% de conversão para vendas, conforme a quarta coluna da tabela.

Nesta visão gráfica da figura 6, é possível ter clareza de como a base foi “ordenada” dos clientes com maior para menor potencial, viabilizando ações de priorização de ações e geração de conteúdo específica para os nichos de clientes com maior potencial, uma vez que este detém características específicas.

Figura 6. Taxa de conversão obtida por decil da amostra escorada comparada à conversão da amostra total analisada



Nesta visão gráfica da figura 6, é possível ter clareza de como a base foi “ordenada” dos clientes com maior para menor potencial, viabilizando ações de priorização de ações e geração de conteúdo específica para os nichos de clientes com maior potencial.

Após a divulgação dos resultados do estudo, foi colocado o algoritmo em ambiente de produção, de forma que os leads passaram a ser automaticamente classificados conforme seu ICP, tendo também prioridade na oferta de conteúdos no Google. De posse da equação matemática que melhor descreveu as características do público potencial, foi inclusa no banco de dados a informação do ICP, que nada mais é que uma probabilidade numérica de 0 a 1. Desta forma, leads com a probabilidade maior foram priorizados nas configurações do Google.

Paralelamente, passaram a ser priorizados conteúdos para empresas que pertencem a segmentos relacionados a Pesquisa e Publicidade, por ter sido um segmento que antes era pouco explorado e que apresenta altos índices de conversão. Também se passou a produzir mais conteúdo para empresas mais jovens, recém-abertas, e empresários jovens, que provavelmente estão abrindo empresas do zero.

CONCLUSÕES

Após a divulgação dos resultados do estudo, foi colocado o algoritmo em ambiente de produção em uma empresa do ramo de dados cadastrais, de forma que os leads passaram a ser automaticamente classificados conforme seu ICP, tendo também prioridade na oferta de conteúdos no Google. De posse da equação matemática que melhor descreveu as características do público potencial, foi inclusa no banco de dados a informação do ICP como uma probabilidade recorrentemente atualizada.

A análise bibliográfica e consecutiva aplicação dos estudos por meio de caso prático mostrou resultados bastante promissores na melhoria do aproveitamento e taxas de conversão do funil de vendas da empresa. A pré-classificação do potencial cliente por meio de suas respectivas características otimizou o fluxo de marketing e encorajou ações de produção de conteúdos com foco em indicadores de características reconhecidas do público desejado.

Um desafio encontrado durante o trabalho foi a resistência das áreas envolvidas a algumas conclusões obtidas, principalmente no tocante a segmentos de atuação. No dia a dia, as equipes acabam se afeiçoando a dores de segmentos específicos, nos quais a venda seria supostamente mais fácil devido à baixa barreira de objeções, mas esses segmentos não se mostraram eficientes quando analisados de maneira imparcial e matemática.

Entende-se que a implementação de um indicador para a tomada de decisão em escala de maneira automática naturalmente gera desconforto nos agentes envolvidos, sendo necessária uma abertura ao novo e a mudança de cultura das decisões da empresa, para que sejam cada vez menos guiadas por feeling e mais conduzidas por dados.

Como próxima oportunidade de estudo, fica mapeada a mudança de foco do indicador de facilidade de conversão na venda para clientes com perfil “saudável” e de fácil conversão. Em uma realidade de empresas SAAS, cada vez mais enfrentam-se problemas como o churn de curto prazo de venda e inadimplência, podendo ter uma potencial aplicação o uso de otimizações matemáticas para identificar características em públicos que tenham maior convergência com as soluções oferecidas pela empresa e potencial de pagamento, de forma a mirar o funil em clientes que já entrem com alta probabilidade de permanecerem períodos mais longos e honrarem seus débitos.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

GIL, A. C. 2008. Métodos e técnicas de pesquisa social. 6. ed. São Paulo: Atlas.

TUMAN, G. J. Development and implementation of effective project management information and control systems. *In*: CLELAND, D.I.; KING, W.R. Project.

CAVALANNI, R. 2008. O Marketing Depois de Amanhã: explorando novas tecnologias para revolucionar a comunicação. São Paulo.

Resultados Digitais. RD Station, 2019. Página inicial da RD Station: Disponível em: <<https://www.rdstation.com>>. Acesso em: 1 de fev. de 2021.

TOLEDO, L.; Prado, K.; Petraglia, J. 2007. O plano de marketing: um estudo discursivo. Comportamento organizacional e gestão. Universidade Mackenzie. São Paulo.

SILVA, L. 2001. Internet foi criada em 1969 com o nome “Arpanet” nos EUA. Folha de S. Paulo, São Paulo.

LOURENÇO, A. 2017. Customização de ações de marketing a perfis de clientes. Dissertação de mestrado. Universidade do Porto. Portugal. Disponível em: <<https://repositorio-aberto.up.pt/bitstream/10216/105754/2/202046.pdf>>. Acesso em: 2 fev. 2021.

MARQUES, H.; Levi, R. 2019. Funil de Vendas: Um jeito fácil para você realizar bons negócios. 1. ed. Senac São Paulo.

KOTLER, P.; Keller, L. .2006. Administração de Marketing: A Bíblia do Marketing. Prentice Hall.

CLARK, K. B.; Wheelwright, S. C. 1993. Managing new product and process development: text and cases. New York: The Free Press.

DALTRO, M.; Faria, A. 2019. Relato de experiência: Uma narrativa científica na pós-modernidade. Estudos e Pesquisas em Psicologia, 19: 223-237.

- SANTOS, I.L.; Francisco, M. C. V. *Ágora: R. Divulg. Cient.*, v. 22, n. 1, p. 25-46, jan./jul. 2017 (ISSNe 2237-9010).
- HOLANDA, N. 1975. *Planejamento e projetos: uma introdução às técnicas de planejamento e elaboração de projetos*. Rio de Janeiro: APEC/MEC.
- MANZINI, E. J. 1990/1991. *A entrevista na pesquisa social*. Didática, São Paulo.
- MARCONI, Marina de Andrade; LAKATOS, Eva Maria. 1999. *Técnicas de pesquisa: planejamento e execução de pesquisas, elaboração, análise e interpretação de dados*. 4. ed. São Paulo: Atlas.
- MARTINS, G. A. 2002. *Estatística geral e aplicada*. 2. ed. São Paulo: Atlas.
- MAXIMINIANO, A. C. A. 2002. *Administração de projetos: como transformar ideias em resultados*. 2. ed. São Paulo: Atlas.
- RICHARDSON, R. 1999. *Pesquisa social: métodos e técnicas*. 3. ed. São Paulo: Atlas.
- ROZENFELD, H. et al. 2006. *Gestão de desenvolvimento de produtos: uma referência para a melhoria do processo*. São Paulo: Saraiva.
- SIMONTEB, M.; LIPPI, R. 2003. *Guia valor econômico de inovação nas empresas*. São Paulo: Globo.
- ÁGORA: R. Divulg. Cient., v. 22, n. 1, p. 25-46, jan./jul. 2017 (ISSNe 2237-9010).
- TIDD, J.; BESSANT, J.; PAVITT, K. 2008. *Gestão da inovação*. 3. ed. Porto Alegre: Bookman.
- TUMAN, G. J. Development and implementation of effective project management information and control systems. In: CLELAND, D.I.; KING, W.R. *Project*.
- CAVALLINI, R. 2008. *O Marketing Depois de Amanhã: explorando novas tecnologias para revolucionar a comunicação*. São Paulo.
- RESULTADOS DIGITAIS. RD Station, 2019. Página inicial da RD Station: Disponível em: <<https://www.rdstation.com>>. Acesso em: 1 de fev. de 2021.

AGRADECIMENTOS

Agradeço primeiro a Deus, pois dele provêm todas as coisas. Aos meus familiares e amigos, em especial ao meu marido, Paulo Roberto Garcia Medeiros, por ser um apoio incansável em todas as dificuldades, e a minha orientadora Cecilia Sosa Arias Peixoto, por compartilhar seus conhecimentos.