57º SBPO
SIMPÓSIO BRASILEIRO DE PESQUISA OPERACIONAL
Gramado • RS
DE 5 A 9 DE OUTUBRO DE 2025

Adaptação da matriz Kraljic probabilística para classificação e retenção de clientes em uma empresa SaaS

Letícia Nunes Camillo
Unicamp - FCA
R. Pedro Zaccaria, 1300, Limeira - SP, 13484-350
nunesleticia686@gmail.com

Renata Pelissari
Universidade Presbiteriana Mackenzie
R. da Consolação, 930 - Consolação, São Paulo - SP, 01302-907
renata.infante@mackenzie.br

Betania Silva Carneiro Campello
Universidade Estadual de Campinas (Unicamp)
R. Pedro Zaccaria, 1300, Limeira - SP, 13484-350
betaniac@unicamp.br

RESUMO

O mercado brasileiro de software tem apresentado crescimento expressivo, com destaque para o modelo de negócios baseado na oferta de Software como Serviço (SaaS). Este estudo propõe uma abordagem que integra métodos de Análise de Decisão Multicritério (MCDA) à matriz de Kraljic para segmentar clientes de empresas SaaS com base em indicadores como Receita Recorrente Mensal (MRR), *Net Promoter Score* (NPS), aderência ao serviço e volume de chamados. Diferentemente de abordagens anteriores, a metodologia proposta incorpora características descritivas das séries temporais desses indicadores com o objetivo de enriquecer a avaliação dos clientes ao longo do tempo. A classificação resultante posiciona os clientes em quadrantes da matriz de Kraljic de acordo com o impacto no faturamento e o risco de *churn*. A proposta visa fornecer subsídios para uma gestão mais proativa do relacionamento com o cliente, contribuindo para a sustentabilidade do modelo SaaS.

PALAVRAS-CHAVE. Análise de Decisão Multicritério (MCDA); Matriz de Kraljic; Customer Success.

ADM, AD&GP

ABSTRACT

The Brazilian software market has shown significant growth, with the Software as a Service (SaaS) business model standing out. This study proposes an approach that integrates Multi-Criteria Decision Analysis (MCDA) methods with the Kraljic Matrix to segment SaaS company clients based on indicators such as Monthly Recurring Revenue (MRR), Net Promoter Score (NPS), service engagement, and support ticket volume. Unlike previous approaches, the proposed methodology incorporates descriptive characteristics of the time series of these indicators, aiming to enhance customer evaluation over time. The resulting classification places clients into the Kraljic Matrix quadrants according to their revenue impact and churn risk. The proposal seeks to provide decision-making support for a more proactive customer relationship management strategy, contributing to the sustainability of the SaaS business model.

KEYWORDS. Multi-Criteria Decision Analysis (MCDA); Kraljic Matrix; Customer Success.

ADM, AD&GP

DOI: 10.59254/sbpo-2025-212279
https://proceedings.science/p/212279?lang=pt-br

1. Introdução

Diversas empresas presentes no cotidiano utilizam software como serviço, como Spotify, Netflix, Microsoft e Google. Software como serviço (SaaS, do inglês *Software as a Service*), é o nome dado à oferta de software e de soluções tecnológicas como um serviço [SEBRAE, 2022]. Esse tipo de negócio em sua maioria trabalha com a computação em nuvem e o cliente utiliza a rede de internet para utilizar o serviço, sem que precise comprar uma licença ou ter uma infraestrutura para comportar o software. No entanto, o pagamento é feito pagando licenças pela utilização do serviço, normalmente cobradas de forma recorrente ou por assinatura.

No relatório do Mercado Brasileiro de Software, elaborado pela Associação Brasileira das Empresas de Software [2023], em 2022 o Brasil apresentou um crescimento de 7,9% no mercado de software, movimentando aproximadamente 11 milhões de dólares no ano. Uma das tendências apresentadas nessa pesquisa é o crescimento de 29% em investimentos estratégicos relacionados ao mercado de software como serviço.

Visto o potencial de crescimento do mercado SaaS e o modelo de pagamento recorrente ou por assinatura, torna-se necessário traçar estratégias para retenção de clientes no pós-venda Com isso surge o conceito de sucesso do cliente (Customer Success), para conquistar e fidelizar clientes, a fim de reter e evitar a sua rescisão de contrato, também conhecido como Churn.

As empresas interessadas na retenção de clientes utilizam métricas da estratégia de sucesso dos clientes para medir a saúde deles (*Health Score*), e tornar as tomadas de decisão mais assertivas. Os principais indicadores de saúde do cliente, de acordo com o site da Zendesk [2023] são: Ativação, que é a métrica de customer success que diz respeito à porcentàgem dos clientes da base que estão ativados nas plataformas; *Net Promoter Score* (NPS), que mede o quanto um cliente indicaria a sua empresa para alguém; *First Contact Resolution* (FCR), essa métrica vai levantar quanto tempo demorou para que um problema apontado pelo cliente fosse resolvido; Receita Recorrente Mensal, que mede o faturamento mensal recorrente proveniente de um cliente; *Lifetime Value* (LTV), que mede o valor consumido por esse cliente da primeira à última vez em que adquiriu os produtos ou serviços. Mesmo com o uso desses indicadores, as empresas enfrentam incertezas para classificar os clientes e traçar estratégias específicas para retenção deles de acordo com o risco de rescisão de contrato.

Uma ferramenta adequada para auxiliar na definição dessas estratégias é a matriz Kraljic [Kraljic, 1983]. Essa matriz foi proposta inicialmente para segmentação de fornecedores baseada em duas dimensões: Impacto no Lucro e Risco de Suprimento. Essas duas dimensões são usadas para obter quatro segmentos: estratégico, gargalo, alavancagem e não crítico. Uma vez que os fornecedores são segmentados, as estratégias são definidas para cada um desses perfis [Shiralkar et al., 2022]. Apesar de muito utilizada, uma limitação da matriz de Kraljic é que ela utiliza apenas duas dimensões, o que restringe a incorporação de informações mais detalhadas na análise [Pelissari et al., 2024]. Para contornar essa limitação, o estudo de Pelissari et al. [2024] propôs a incorporação da análise de decisão multicritério (MCDA, do inglês *Multicriteria Decision Analysis*) para determinar os níveis de impacto no lucro e risco de saída na matriz Kraljic.

Métodos MCDA são amplamente utilizados para ordenar ou classificar alternativas com base em múltiplos critérios. Nesse sentido, o estudo de Pelissari et al. [2024] empregou o método SMAA-FFS-H [Pelissari et al., 2021], que incorpora: (1) uma estrutura hierárquica de critérios, possibilitando a análise de diversos indicadores dentro das duas dimensões da matriz Kraljic; e (2) uma abordagem probabilística que considera as incertezas na classificação das alternativas nos quadrantes da matriz. A proposta foi validada utilizando dados reais de fornecedores do agronegócio (transporte de soja). Utilizou-se como critérios na dimensão Risco de Fornecimento: falha na entrega, falha de custo, falha de qualidade, falha de flexibilização, e falha de confiança; e na dimensão Impacto no Lucro: volume comprado, percentual do total de custos com compra e impacto no crescimento do negócio.

Neste artigo, propõe-se uma extensão do método apresentado por Pelissari et al. [2024], bem como uma nova aplicação prática. A extensão metodológica consiste em considerar não

DOI: 10.59254/sbpo-2025-212279
https://proceedings.science/p/212279?lang=pt-br

apenas os valores mais recentes dos critérios, mas também características descritivas das séries temporais desses indicadores. Conforme discutido por Campello et al. [2022], muitas decisões exigem a análise das séries temporais dos critérios, como tendência, variância e outros padrões temporais, que podem oferecer uma compreensão mais robusta do comportamento dos critérios ao longo do tempo. No que diz respeito à aplicação, utilizam-se dados reais de uma empresa que opera no modelo SaaS, adaptando a matriz Kraljic probabilística ao contexto da retenção de clientes. O objetivo é estimar, a partir de diversos critérios, o impacto no faturamento e o risco de churn de cada cliente. Com essa proposta, busca-se responder à seguinte pergunta de pesquisa: quais clientes estratégicos demandam ações específicas de retenção para evitar o churn?

Este artigo está organizado da seguinte forma: na Seção 2, são apresentados os fundamentos teóricos da matriz Kraljic e de MCDA, incluindo o método SMAA-FFS-H. Na Seção 3, é descrita a metodologia empregada. Em seguida, na Seção 4, são apresentados e discutidos os resultados. Por fim, a Seção 5 apresenta as conclusões do trabalho.

2. Fundamentação Teórica

Nesta seção, é introduzida a matriz Kraljic e o método SMAA-FFS-H, que são a base do modelo proposto.

2.1 Matriz de Kraljic

A matriz proposta por Kraljic tem como objetivo classificar os itens ou serviços de compras a partir de duas variáveis principais: (i) o grau de impacto no desempenho financeiro da organização e (ii) o nível de risco associado ao fornecimento. O primeiro aspecto, impacto no lucro, pode ser mensurado considerando fatores como volume adquirido, participação nos custos totais de aquisição ou ainda sua influência sobre a qualidade dos produtos finais ou no crescimento estratégico da empresa [SHIRALKAR et al., 2022]. Já o risco de fornecimento envolve aspectos como disponibilidade de mercado, competição pela demanda, possibilidades de internalização ou terceirização do fornecimento, bem como questões logísticas e de armazenagem.

Essas duas dimensões compõem os eixos da matriz, permitindo que os itens ou serviços sejam agrupados em quatro categorias distintas: estratégico, gargalo, alavancagem e não-críticos. Essa segmentação é realizada por meio da análise cruzada dessas variáveis. Quando o item apresenta alto impacto no lucro aliado a elevado risco de fornecimento, é considerado estratégico. No caso de baixo impacto no lucro, mas alto risco de fornecimento, enquadra-se como gargalo. Os itens de alavancagem, por sua vez, combinam elevado impacto no lucro com baixo risco de fornecimento, enquanto aqueles com baixo impacto e baixo risco são classificados como não críticos. Essa categorização é tradicionalmente representada pela matriz Kraljic, conforme apresentado na Figura 1. Cada um desses quadrantes sugere diferentes estratégias de gestão de fornecedores.

DOI: 10.59254/sbpo-2025-212279



Figura 1: Matriz Kraljic [Kraljic, 1983]

Desde a proposição da matriz de portfólio de suprimentos por Kraljic [1983], os estudos subsequentes dedicaram-se a aprimorar seu rigor analítico e a ampliar seu escopo de aplicação. Por exemplo, Caniels et al. [2005] quantificaram, a partir de uma pesquisa com profissionais de compras holandeses, o poder relativo e a interdependência total associados a diferentes estratégias de aquisição em cada quadrante da matriz de Kraljic, evidenciando que variações nesses fatores determinam escolhas estratégicas distintas dentro do portfólio de suprimentos. Buscando maior objetividade no posicionamento dos itens, Padhi et al. [2012] introduziram procedimentos de ordenação baseados em lógica fuzzy, permitindo a classificação quantitativa de commodities quando as variáveis de decisão são imprecisas. Mais recentemente, Corsini et al. [2024] apresentam a ferramenta Circular Assessment of Suppliers (CAoS), derivada da matriz de Kraljic, que permite avaliar quantitativamente o alinhamento dos fornecedores aos princípios da economia circular e demonstra, por meio de dois estudos de caso, como essa abordagem pode dinamizar decisões de compras e engajar a cadeia de suprimentos em metas circulares. Esses avanços consolidam a matriz Kraljic como fundamento conceitual, mas também evidenciam sua evolução para um instrumento multidimensional, compatível com as exigências atuais de robustez analítica.

2.2 Análise de decisão multicritério

A Análise de Decisão Multicritério (MCDA) consiste em um conjunto de técnicas que auxiliam o tomador de decisão quando múltiplos critérios, frequentemente conflitantes, precisam ser considerados para avaliar uma série de alternativas [Figueira et al., 2005]. Em linhas gerais, os problemas abordados pela MCDA podem ser classificados em três tipos: (i) seleção, em que se busca identificar a alternativa mais adequada dentro de um conjunto finito; (ii) ordenação, cujo propósito é estabelecer um ordenamento completo ou parcial das alternativas; e (iii) classificação, na qual cada alternativa é alocada a categorias predefinidas. Independentemente do tipo de problema, a modelagem envolve três elementos centrais. O primeiro são as alternativas, entendidas como cursos de ação mutuamente excludentes ou comparáveis. O segundo corresponde aos critérios, isto é, dimensões de desempenho coerentes com os objetivos estratégicos do problema de decisão e mensuráveis de maneira confiável. O terceiro elemento são os pesos dos critérios, que representam a importância relativa de cada dimensão; esses pesos podem ser fixos—derivados de métodos de elicitação direta—ou incertos, expressos como intervalos, ordenamentos incompletos ou distribuições de probabilidade quando as preferências não são totalmente conhecidas.

Para lidar precisamente com essa incerteza, destaca-se o método Stochastic Multicriteria Acceptability Analysis (SMAA) [Lahdelma et al., 1998], que substitui o vetor de pesos único por uma distribuição de preferências plausíveis e, opcionalmente, incorpora variabilidade nos valores de desempenho. O SMAA calcula índices de aceitabilidade que indicam

DOI: 10.59254/sbpo-2025-212279
https://proceedings.science/p/212279?lang=pt-br

a probabilidade de cada alternativa ocupar determinada posição de ranking ou pertencer a uma classe específica, oferecendo, assim, uma medida explícita da robustez das recomendações.

A partir dessa abordagem, diversos métodos passaram a combinar o SMAA com outras técnicas de MCDA, com o objetivo de ampliar sua aplicabilidade em diferentes contextos [Pelissari et al., 2020]. Um exemplo é o método SMAA-FFS-H, proposto por Pelissari et al. [2021], que integra o SMAA à lógica fuzzy e ao FlowSort-H. O FlowSort é uma extensão da família de métodos PROMETHEE voltada para problemas de classificação, em que alternativas devem ser atribuídas a classes ordenadas com base nos seus fluxos de preferência. No FlowSort-H, essa classificação é realizada de forma hierárquica, permitindo estruturar os critérios em níveis e modelar a decisão com maior granularidade. Assim, o método SMAA-FFS-H permite lidar com incertezas nos parâmetros, variáveis linguísticas e estruturas hierárquicas de critérios, ampliando sua utilidade em problemas complexos e realistas de decisão.

2.3 A Matriz Kraljic Probabilística

A matriz Kraljic probabilística é uma extensão do modelo tradicional de Kraljic que incorpora incertezas e múltiplos critérios nas dimensões de Impacto no Lucro e Risco de Fornecimento. Essa abordagem, proposta por Pelissari et al. [2024], permite classificar fornecedores de forma probabilística, utilizando o método SMAA-FFS-H para calcular a aceitabilidade de cada fornecedor em diferentes categorias de risco e impacto. O modelo considera uma estrutura hierárquica de critérios, possibilitando a inclusão de informações mais detalhadas sobre os fornecedores.

A segmentação é realizada em três etapas: classificação probabilística por dimensão, combinação das probabilidades para alocação nos quadrantes e definição da segmentação final com base em critérios de robustez. A matriz resultante fornece não apenas a posição mais provável de cada fornecedor, mas também o grau de incerteza associado à decisão, permitindo uma gestão mais estratégica e fundamentada. Dessa forma, a matriz Kraljic probabilística amplia a aplicabilidade do modelo original.

3. Adaptação da Matriz Kraljic Probabilística para análise de retenção de clientes

Neste estudo, a matriz Kraljic, originalmente utilizada para segmentar fornecedores [KRALJIC, 1983], é adaptada para o contexto de análise de retenção de clientes.

Na adaptação proposta, primeiramente, as dimensões utilizadas são (i) impacto no faturamento e (ii) risco de churn, como ilustrado pela Figura 2. Como proposto em Pelissari et al. [2024], diversos critérios podem ser considerados para analisar essas duas dimensões da matriz. Uma vez que esses critérios estão definidos, aplica-se o método SMAA-FFS-H como proposto em Pelissari et al. [2024], para obter os níveis de cada um dos clientes em relação a impacto no faturamento e risco de churn. Além disso, ao conduzir a análise multicritério utilizando o método SMAA-FFS-H, incorpora-se a análise da evolução temporal dos clientes a partir dos critérios de tendência, conforme sugerido por Campello et al. [2022], o que se mostra especialmente pertinente no contexto dinâmico de relacionamento com clientes SaaS.

Outra adaptação introduzida aqui é no significado dos quadrantes da matriz e nas ações sugeridas para cada um deles. Clientes com alto impacto no faturamento e elevado risco de churn são classificados no 1º quadrante da matriz denominado Crítico; clientes com baixo impacto no faturamento e alto risco de churn são alocados no quadrante denominado Marginal; clientes com alto impacto no faturamento e baixo risco de churn são classificados como parceiros. Essa adaptação é sustentada por Shiralkar et al. [2022] e Rezaei et al. [2019], que sugerem a flexibilização da matriz para novas aplicações estratégicas.

Cada quadrante da matriz orienta abordagens distintas de relacionamento com os clientes. Os clientes classificados como parceiros detêm uma participação considerável nos negócios (alto impacto no faturamento), enquanto o risco de churn é baixo, inexistente ou já mitigado por alguma estratégia de Customer Success. Nesse caso, o relacionamento é positivo e é possível ofertar outras soluções da empresa. Os clientes classificados como críticos apresentam

DOI: 10.59254/sbpo-2025-212279
https://proceedings.science/p/212279?lang=pt-br

alto impacto no faturamento e alto risco de churn. Portanto, são necessárias práticas específicas de retenção para evitar a rescisão contratual. A gestão bem-sucedida desses clientes é essencial para o futuro da empresa. Os clientes considerados marginais têm impacto reduzido nos negócios, mas apresentam alto risco de churn, o que exige atenção para evitar perda desnecessária de receita ou reputação. Por fim, os clientes não críticos representam a categoria menos relevante, pois apresentam baixo impacto no faturamento e baixo risco de churn. Uma estratégia possível para esse grupo é estimular o aumento do número de licenças contratadas, de forma a potencializar seu valor ao longo do tempo.

Para aplicar a adaptação da Matriz Kraljic Probabilística aqui introduzida, quatro fases são requeridas: estruturação do problema, definição dos dados de entrada, modelagem e exploração dos resultados. Essas fases são apresentadas na Seção 4 utilizando-se um estudo de caso.

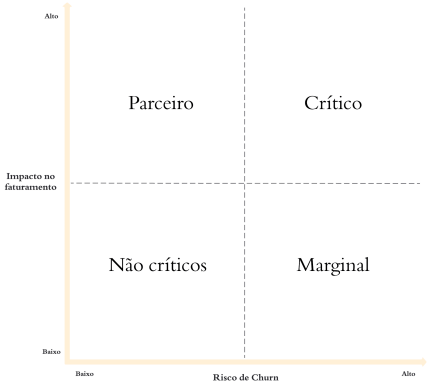


Figura 2: Matriz Kraljic adaptada. Fonte: Esta pesquisa.

4. Segmentação de clientes SaaS: Aplicação da metodologia proposta e análise dos resultados

A aplicação da metodologia foi realizada em uma empresa brasileira que atua com soluções no modelo de Software como Serviço (SaaS) voltadas à gestão de operações empresariais. A empresa possui uma base consolidada de clientes de diferentes portes e segmentos, sendo a retenção desses clientes um fator estratégico para a sustentabilidade do negócio. A empresa disponibilizou dados históricos de 21 clientes selecionados, os quais apresentam diferentes perfis de engajamento, faturamento e relacionamento com o suporte técnico. Esses dados foram utilizados neste estudo. A seguir, descrevem-se as etapas da análise e os critérios utilizados.

4.1 Definição do escopo e critérios de análise

Serão analisados 21 clientes de uma empresa SaaS utilizando critérios hierárquicos divididos entre as dimensões "Impacto no Faturamento" e "Risco de Churn". A Figura 3 apresenta a estrutura dos critérios e subcritérios organizados por dimensão. A Tabela 1 apresenta a descrição detalhada de cada subcritério.

DOI: 10.59254/sbpo-2025-212279
https://proceedings.science/p/212279?lang=pt-br

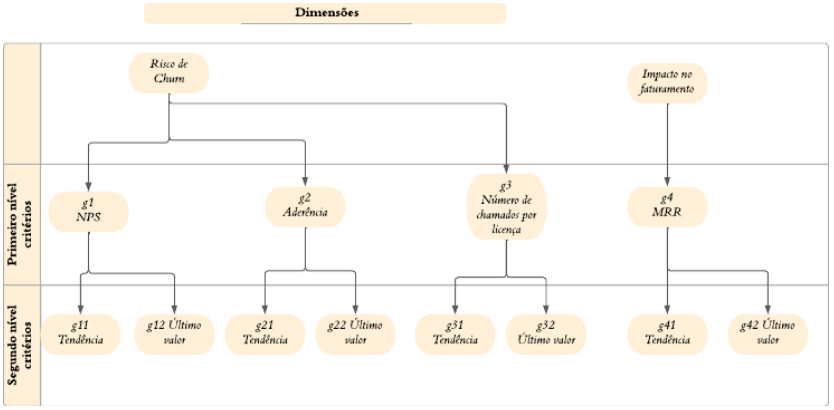


Figura 3: Hierarquia entre os critérios. Fonte: Esta pesquisa

4.2 Definição dos dados de entrada

Os dados de entrada incluem métricas históricas de MRR, NPS, aderência e chamados por licença. Esses critérios são definidos na Tabela 1. Os perfis limitantes e a semântica de classificação foram definidos conforme as faixas apresentadas na Tabela 2.

4.3 Modelagem

A coleta, organização e classificação dos dados foram realizadas com apoio de planilhas, onde foram estruturadas as variáveis e aplicadas as faixas de categorização. Para a aplicação do método SMAA-FlowSort-H, foi utilizado um script desenvolvido em linguagem Python, que implementa as etapas de simulação, elicitação dos pesos e cálculo dos índices de aceitabilidade de categoria.

O método SMAA-FlowSort-H é aplicado duas vezes para classificar os clientes de acordo com as dimensões de Risco de Churn e Impacto no Faturamento, respectivamente. Neste contexto, denotam-se os clientes como Cliente 1, ..., Cliente 21. Dentre os critérios fornecidos, três deles estão relacionados ao Risco de Churn (g1, g2 e g3) e um deles é relacionado ao impacto no faturamento (g4), conforme Figura 2.

Para a dimensão Impacto no Faturamento, são definidas as categorias “Alto impacto no faturamento” e “Baixo impacto no faturamento”, denotadas por K^1_{IF} e K^2_{IF}. Para a dimensão Risco de Churn, são definidas as categorias "Alto risco de churn" e "Baixo risco de churn", denotadas por K^1_{RC} e K^2_{RC}. As saídas desta etapa são as classificações probabilísticas dos clientes de acordo com as dimensões da matriz de Kraljic. Denotam-se as classificações probabilísticas, ou índices de aceitabilidade de categoria, do cliente em relação às categorias "Alto impacto no faturamento" e "Baixo impacto no faturamento" por C^1_{IF} e C^2_{IF}. Da mesma forma, as probabilidades de o cliente ser classificado como "Alto risco de churn" e "Baixo risco de churn" são denotadas por C^1_{RC} e C^2_{RC}, respectivamente.

Na Tabela 2, são apresentados os subcritérios utilizados para classificar clientes SaaS segundo as dimensões “Impacto no Faturamento” e “Risco de Churn”, conforme o modelo probabilístico baseado na matriz de Kraljic. As faixas foram elaboradas com base na distribuição dos dados históricos disponibilizados pela empresa parceira. Já as tendências dos critérios foram calculadas a partir da inclinação da reta de regressão linear (coeficiente angular), também com base nos dados mensais no período de janeiro a dezembro de 2024. Esse valor representa a direção, positiva ou negativa, e intensidade da variação do indicador ao longo do tempo.

DOI: 10.59254/sbpo-2025-212279
https://proceedings.science/p/212279?lang=pt-br

Tabela 1: Descrição dos Critérios e Subcritérios utilizados na pesquisa. Fonte: Esta pesquisa

Dimensão	Critério	Subcritério	Descrição
Impacto no faturamento	MRR	Último valor do MRR.	Refere-se à receita mensal recorrente atual de cada cliente, indicando seu valor financeiro direto para a empresa.
	MRR	Tendência do MRR	Representa a evolução da receita mensal ao longo do tempo, indicando crescimento ou queda no faturamento do cliente.
Risco de Churn	Aderência	Último valor da aderência.	Avalia a porcentagem de uso das funcionalidades esperadas, refletindo o nível de engajamento com o software.
		Tendência da aderência.	Monitora se o nível de aderência está aumentando ou diminuindo ao longo dos meses.
	NPS	Último valor do NPS.	Mede a satisfação do cliente com base em sua disposição para recomendar a plataforma.
		Tendência do NPS.	Avalia se a percepção do cliente em relação à empresa está melhorando ou piorando com o tempo.
	Chamados por licença	Último valor porcentagem de chamados por licença ativa.	Indica a frequência com que o cliente aciona o suporte técnico, ajustado ao número de licenças contratadas.
		Tendência de chamados.	Permite identificar se o cliente está acionando o suporte com mais ou menos frequência ao longo do tempo.

Posteriormente, os valores obtidos foram quartilizados, o que possibilitou a construção de faixas baseadas na distribuição estatística da amostra.

As faixas de classificação dos subcritérios foram definidas com base na distribuição dos dados históricos disponibilizados pela empresa. Para os valores mais recentes dos indicadores, os intervalos foram construídos a partir de quartis ou de parâmetros de referência da área, como no caso do NPS. Já as tendências temporais foram calculadas por meio da inclinação da reta de regressão linear sobre os dados mensais de 2024, representando a direção e intensidade da variação de cada indicador ao longo do tempo. Tendências positivas indicam evolução favorável, como aumento na satisfação ou engajamento, e foram associadas a menor risco de churn. Por outro lado, tendências negativas refletem deterioração nos indicadores e, portanto, maior propensão à perda do cliente. Essa abordagem permite que a segmentação considere não apenas a situação atual, mas também o comportamento recente dos clientes.

4.4 Aplicação do método SMAA-FFS-HH

Para aplicar o SMAA-FFS-H às duas dimensões, procede-se conforme descrito na Seção 3. Como resultado, obtêm-se os índices de aceitabilidade apresentados nas Equações (1)-(4).

$$P_{crítico(i)} = C_{\{IF\}}^{\{1\}(i)} \times C_{\{RC\}}^{\{1\}(i)} \quad (1)$$

$$P_{marginal(i)} = C_{\{IF\}}^{\{2\}(i)} \times C_{\{RC\}}^{\{1\}(i)} 2 \quad (2)$$

$$P_{parceiro(i)} = C_{\{IF\}}^{\{1\}(i)} \times C_{\{RC\}}^{\{2\}(i)} \quad (3)$$

$$P_{não-crítico(i)} = C_{\{IF\}}^{\{2\}(i)} \times C_{\{RC\}}^{\{2\}(i)} \quad (4)$$

No quadrante Parceiro, encontram-se os clientes com alto impacto no faturamento, evidenciado por valores elevados de MRR e tendência de crescimento ou estabilidade nesse indicador. Ao mesmo tempo, apresentam baixo risco de churn, com NPS satisfatório, tendência positiva ou neutra do NPS, boa aderência ao uso da plataforma; e número reduzido de chamados

DOI: 10.59254/sbpo-2025-212279
https://proceedings.science/p/212279?lang=pt-br

Tabela 2: Classificação e faixas de cada subcritério. Fonte: Esta pesquisa

Dimensão	**Critério**	**Subcritério**	**Faixa**	**Classificação**
Impacto no faturamento	MRR	Último valor MRR (minimização)	R$ 1.619,80 até R$ 7.643,90	Baixo impacto (C1)
			R$ 7.643,90 até R$ 11.502,20	Impacto razoável (C2)
			R$ 11.502,20 até R$ 50.978,10	Alto impacto (C3)
			R$ 50.978,10 até R$ 398.000,00	Impacto muito alto (C4)
		Tendência MRR (maximização)	R$ 387,10 até R$ 5.122,16	Baixo impacto.
			R$ 6,82 até R$ 387,10	Impacto razoável
			R$ -105,78 até R$ 6,82	Alto impacto
			R$ -1.984,43 até R$ -105,78	Impacto muito alto
Risco de Churn	NPS	Último valor NPS (maximização)	75 à 100	Baixo impacto
			50 à 74	Impacto razoável
			0 à 49	Alto impacto
			-100 à -1	Impacto muito alto
		Tendência NPS (maximização)	10 até 47	Baixo impacto
			3 até 10	Impacto razoável
			-4 até 3	Alto impacto
			-26 até -4	Impacto muito alto
	Aderência	Último valor Aderência (maximização)	85% até 100%	Baixo impacto
			60% até 85%	Impacto razoável
			30% até 60%	Alto impacto
			0% até 30%	Impacto muito alto
		Tendência Aderência (maximização)	2,28% até 3,85%	Baixo impacto
			0,71% até 2,28%	Impacto razoável
			-0,86% até 0,71%	Alto impacto
			-2,43% até -0,86%	Impacto muito alto
	Chamados por licença	Último valor porcentagem de chamados por licença ativa (minimização)	0,00% até 0,68%	Baixo impacto
			0,68% até 1,35%	Impacto razoável
			1,35% até 2,03%	Alto impacto
			2,03% até 2,70%	Impacto muito alto
		Tendência de chamados por licença (minimização)	-0,44% até -0,15%	Baixo impacto
			-0,15% até 0,14%	Impacto razoável
			0,14% até 0,42%	Alto impacto
			0,42% até 0,71%	Impacto muito alto

por licença e estabilidade nesse comportamento. Esses clientes estão em posição favorável e representam oportunidades para estratégias de fidelização e expansão de receitas.

O quadrante Crítico, concentra clientes com elevado impacto no faturamento, tanto pelo MRR atual, quanto pela tendência positiva de crescimento, mas que apresentam sinais de risco elevado de churn. Esses sinais são refletidos em baixos valores de NPS, tendência negativa de satisfação, baixa aderência ao produto, maior volume de chamados por licença e tendência crescente desses chamados. Tais características tornam esses clientes críticos para a sustentabilidade do negócio, exigindo ações imediatas de retenção e melhoria da experiência.

DOI: 10.59254/sbpo-2025-212279
https://proceedings.science/p/212279?lang=pt-br

Já no quadrante Marginal estão os clientes com baixo impacto no faturamento, representado por valores reduzidos de MRR e, frequentemente, tendência de queda nesse indicador, aliados a um alto risco de churn. A insatisfação é refletida por NPS negativo ou em declínio, baixa aderência e elevado número de chamados, além de tendência de piora nesses indicadores. Embora sua relevância financeira seja limitada, esses clientes podem gerar custos operacionais e reputacionais relevantes, demandando reavaliação de alocação de recursos ou reengenharia no atendimento.

Por fim, o quadrante Não Críticos é composto por clientes com baixo impacto no faturamento, caracterizados por MRR reduzido e tendência de estabilidade ou queda, e baixo risco de churn. Nesses casos, os indicadores de relacionamento, como NPS, aderência, chamados por licença e suas tendências, mantêm-se em patamares adequados. Apesar de não exigirem atenção imediata, podem ser considerados para estratégias de up-sell ou estímulo ao uso mais intensivo da solução, com vistas a aumentar seu valor ao longo do tempo.

4.5 Segmentação final dos clientes nos quadrantes de Kraljic

Esta etapa corresponde à fase de exploração dos resultados, conforme discutido na Seção 3. A segmentação final é obtida a partir dos índices de aceitabilidade calculados para cada cliente, com base nas duas dimensões da matriz de Kraljic adaptada.

Assume-se que o decisor estabelece um critério de corte de 50% de probabilidade: se um cliente apresentar uma probabilidade superior a esse valor em um dos quadrantes, ele será atribuído a esse quadrante.

A figura 4 apresenta a distribuição probabilística dos clientes nos quadrantes da matriz de Kraljic. Nota-se que o Cliente 20 é o único com 100% de probabilidade de alocação no quadrante Crítico, evidenciando alto impacto no faturamento e elevado risco de churn. Além dele, os Clientes 4, 12 e 19 também foram alocados como críticos, com alta probabilidade nesse quadrante, o que sugere atenção prioritária para estratégias de retenção, dado seu potencial risco à receita da empresa. Ainda, é possível observar que a maioria dos clientes foi classificada no quadrante Marginal, incluindo os Clientes 1, 2, 3, 6, 7, 8, 14, 15, 17 e 18, todos com probabilidade superior a 50% nessa categoria. Esses clientes possuem elevado risco de churn, mas impacto financeiro relativamente reduzido, sendo recomendável o monitoramento contínuo e a aplicação de ações escaláveis de engajamento. Por outro lado, os Clientes 5, 10, 11 e 13 não ultrapassaram o limiar de 50% em nenhum dos quadrantes, o que evidencia incerteza na classificação e demanda análises complementares, seja por meio da coleta de dados adicionais ou revisão dos critérios aplicados.

5. Conclusão

Os resultados indicam que a classificação probabilística dos clientes da empresa SaaS parceira, com base na matriz de Kraljic e no método SMAA-FFS-H, facilita a tomada de decisão no contexto de estratégias de Customer Success. A segmentação proposta permite que a empresa considere simultaneamente o impacto financeiro, via MRR, e o risco de churn na priorização de ações, promovendo estratégias de retenção e engajamento mais eficazes e sustentando a saúde do negócio no longo prazo.

DOI: 10.59254/sbpo-2025-212279

https://proceedings.science/p/212279?lang=pt-br

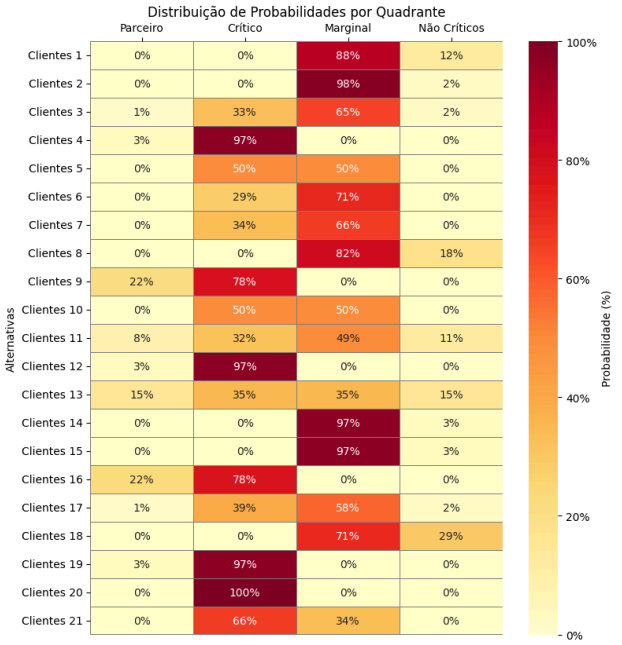


Figura 4: Índice de aceitabilidade das categorias em porcentagem (%) para ambas as dimensões: Impacto no faturamento e Risco de Churn. Fonte: Esta pesquisa

Um dos diferenciais deste modelo é a incorporação de tendências temporais dos critérios, como MRR, NPS, aderência e chamados. Esses elementos não apenas influenciaram a classificação final dos clientes, mas também fornecem uma base sólida para o acompanhamento contínuo ao longo do ciclo de vida do cliente, permitindo a identificação precoce de riscos e oportunidades.

Conclui-se que o processo de alocação de clientes na matriz de Kraljic adaptada deve incorporar uma abordagem probabilística, que fornece não apenas a classificação, mas também o grau de robustez de cada decisão. Verifica-se que alguns clientes, por apresentarem distribuições de probabilidade dispersas entre os quadrantes, requerem uma análise mais detalhada por parte dos tomadores de decisão. Essa incerteza pode ser reduzida com a inserção de novos indicadores de Customer Success no modelo, ampliando a sensibilidade da segmentação.

Além disso, a matriz possibilita a identificação de clientes com potencial de migração entre quadrantes, o que abre espaço para ações estratégicas direcionadas, como oferta de novos produtos (em inglês, upsell) ou produtos complementares (em inglês, cross-sell). Tal abordagem favorece a personalização das interações e o fortalecimento da relação com os clientes, contribuindo para a redução do churn e o aumento da receita recorrente.

6. Agradecimentos

Agradecemos à empresa parceira pela disponibilização dos dados, pela colaboração durante o desenvolvimento da pesquisa e pelo compromisso com o fomento à ciência. Este trabalho foi financiado pela Fundação de Amparo à Pesquisa do Estado de São Paulo (FAPESP), processos nº 2024/03045-0 e nº 2024/18109-3, e pelo Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico (CNPq), Chamada Universal, processo nº 408829/2023-0.

Referências

ABES - ASSOCIAÇÃO BRASILEIRA DAS EMPRESAS DE SOFTWARE. Estudo Mercado Brasileiro de Software – Panorama e Tendências 2023. Disponível em: https://abes.com.br. Acesso em: 10 abr. 2024.

CAMPELLO, B. S. C.; DUARTE, L. T.; ROMANO, J. M. T. Dealing with multicriteria decision analysis in time-evolving approach using a probabilistic prediction method in

DOI: 10.59254/sbpo-2025-212279
https://proceedings.science/p/212279?lang=pt-br

time-evolving approach. Engineering Applications of Artificial Intelligence, v. 116, p. 105462, 2022.

CANIELS, Marjolein CJ; GELDERMAN, Cees J. Purchasing strategies in the Kraljic matrix—A power and dependence perspective. Journal of purchasing and supply management, v. 11, n. 2-3, p. 141-155, 2005.

CAREZZATO, Adriano Akissue Marangoni. Customer experience e Customer Health Score de clientes SaaS: uma análise da parametrização das métricas que influenciam o Customer Churn. 2019. 132 f. Dissertação (Mestrado em Administração de Empresas) – Escola de Administração de Empresas de São Paulo, Fundação Getulio Vargas, São Paulo, 2019. Disponível em: https://repositorio.fgv.br/items/22e30fe6-b18f-4bc6-b611-da13265a81ed. Acesso em: 25 abr. 2025.

Corsini, F., De Bernardi, C., Gusmerotti, N. M., & Frey, M. (2024). Introducing the circular assessment of suppliers (CAoS) tool: A Kraljic matrix-based tool to facilitate circular procurement in private organizations. Journal of Cleaner Production, 452, 142085.

FIGUEIRA, José; GRECO, Salvatore; EHRGOTT, Matthias (Ed.). Multiple criteria decision analysis: state of the art surveys. 2005.

Kraljic, P. (1983). Purchasing must become supply management. Harvard Business Review, 61(5).

LAHDELMA, Risto; HOKKANEN, Joonas; SALMINEN, Pekka. SMAA-stochastic multiobjective acceptability analysis. European Journal of Operational Research, v. 106, n. 1, p. 137-143, 1998.

MICROSOFT. O que é SaaS (software como serviço)? [s.l.], [s.d]. Disponível em: https://azure.microsoft.com/pt-br/resources/cloud-computing-dictionary/what-is-saas. Acesso em: 26 abr. 2025.

REZAEI, J.; LAJIMI, H. F. Segmenting supplies and suppliers: bringing together the purchasing portfolio matrix and the supplier potential matrix. International Journal of Logistics Research and Applications, v. 22, n. 4, p. 419–436, 2019. DOI: 10.1080/13675567.2018.1535645

SEBRAE. Você sabe o que é SaaS? Sebrae. Disponível em: https://sebrae.com.br. Acesso em: 10 abr. 2024.

SHIRALKAR, K.; BONGALE, A.; KUMAR, S. Issues with decision making methods for supplier segmentation in supplier relationship management: A literature review. Materials Today: Proceedings, v. 50, p. 1786–1792, 2022.

PADHI, Sidhartha S.; WAGNER, Stephan M.; AGGARWAL, Vijay. Positioning of commodities using the Kraljic Portfolio Matrix. Journal of Purchasing and Supply Management, v. 18, n. 1, p. 1-8, 2012.

PELISSARI, Renata et al. SMAA methods and their applications: a literature review and future research directions. Annals of Operations Research, v. 293, p. 433-493, 2020.

PELISSARI, R.; ABACKERLI, A. J.; BEN AMOR, S.; OLIVEIRA M. C.; INFANTE, K. M. Multiple criteria hierarchy process for sorting problems under uncertainty applied to the evaluation of the operational maturity of research institutions. Omega, v. 103, p. 102381, 2021.

PELISSARI, R ; CAMPELLO, B ; OLIVEIRA, M.C. Um novo modelo para segmentação de fornecedores: a Matriz Kraljic probabilística. In: Anais do LVI Simpósio Brasileiro de Pesquisa Operacional, 2024, Fortaleza.

PRISCO, M. R. L. et al. Conhecimento científico sobre Customer Success: uma revisão qualitativa para a área de administração. In: SEMINÁRIOS EM ADMINISTRAÇÃO (SEMEAD), 24., 2021, São Paulo. Anais eletrônicos... São Paulo: SEMEAD, 2021. ISSN 177-3866. Disponível em: https://login.semead.com.br/24semead/anais/arquivos/804.pdf. Acesso em: 25 abr. 2025.

ZENDESK. 8 principais métricas de Customer Success: como calcular? Zendesk. Disponível em: https://www.zendesk.com.br/blog/metricas-customer-success/. Acesso em: 10 abr. 2024.

DOI: 10.59254/sbpo-2025-212279
https://proceedings.science/p/212279?lang=pt-br