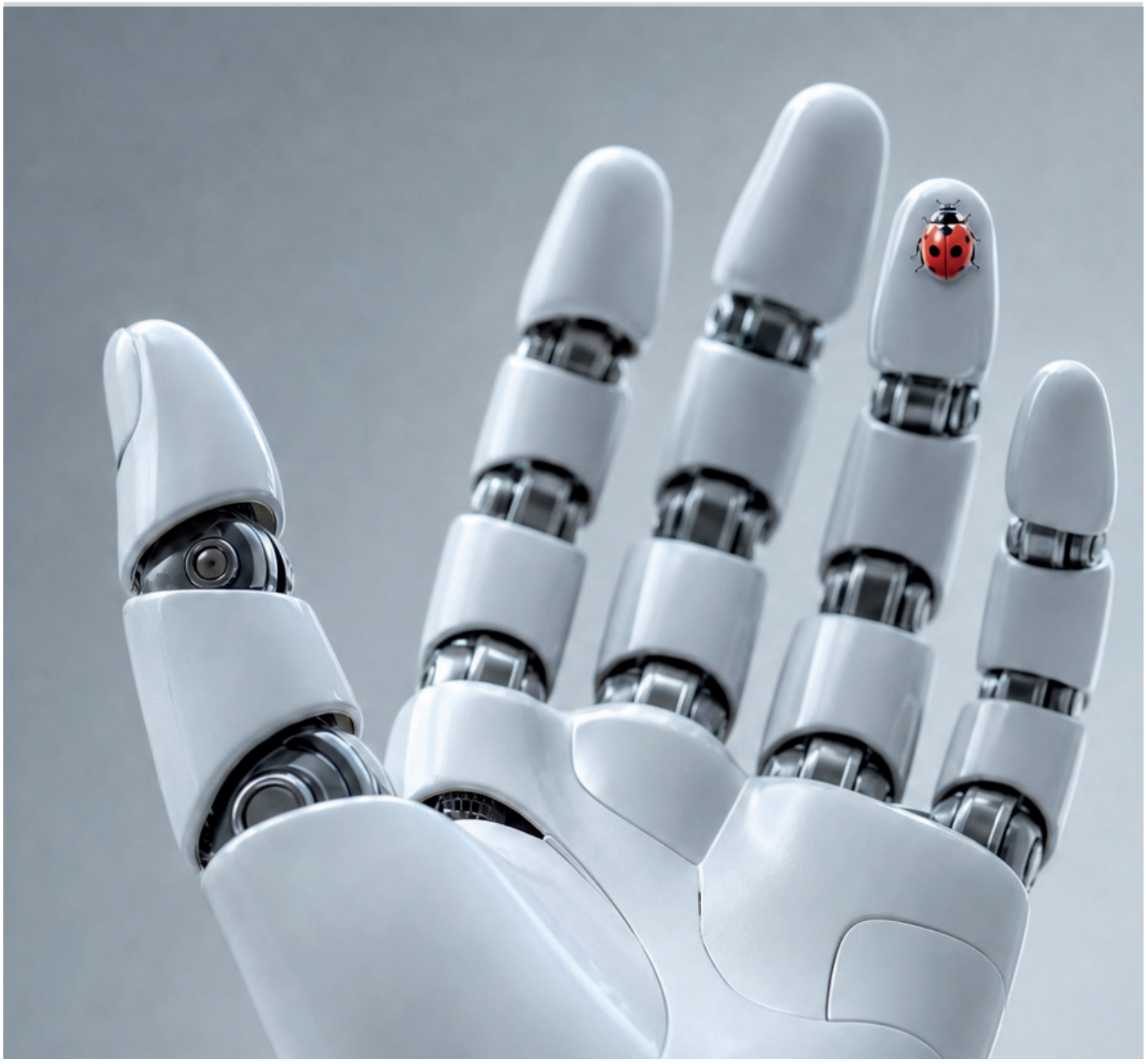
CONFIANÇA E LEALDADE EM TEMPOS DE ALGORITMOS

TRUST AND LOYALTY IN THE ALGORITHMIC ERA



Como calibrar as decisões de automação e preservar a qualidade da relação com clientes

How to balance automation decisions to preserve the quality of customer relationships

Christiano A. Ranoya | christiano.ranoya@fgv.edu.br | ORCID: 0009-0006-0055-3045
Fundação Getulio Vargas, Escola de Administração de Empresas de São Paulo, São Paulo, SP, Brasil

Resumo

Objetivo: analisar como a inteligência artificial (IA) altera a construção da confiança e da lealdade no relacionamento com clientes.

Estado da arte: a literatura descreve ganhos de eficiência associados à IA, além de riscos como aversão algorítmica, falta de transparência decisória, perda de autonomia, sobrecarga cognitiva e fragilização da confiança. Falta traduzir essas discussões em critérios simples de decisão para gestores.

Originalidade: a contribuição está em propor o conceito de Inteligência Relacional Assistida e criar um instrumento aplicado à decisão gerencial integrando conceitos de confiança algorítmica, interação humano-IA, experiência do cliente e recuperação de serviços.

Impactos: o artigo apresenta uma matriz diagnóstica para apoiar gestores na calibragem da automação ao longo da jornada do cliente.

Palavras-chave: inteligência artificial, relacionamento com clientes, confiança, lealdade, decisão gerencial.

ODS: 8 – Trabalho decente e crescimento econômico, 9 – Indústria, inovação e infraestrutura, 12 – Consumo e produção responsáveis.

ABSTRACT

Objective: *To analyze how artificial intelligence (AI) is reshaping the development of trust and loyalty in customer relationships.*

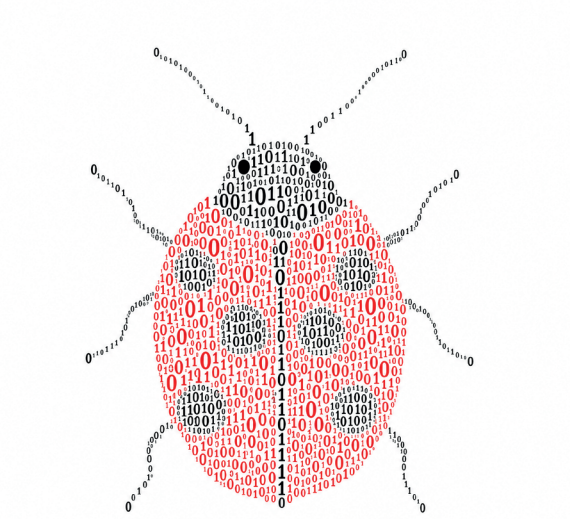
State of the art: *The literature documents efficiency gains associated with AI, as well as risks such as algorithm aversion, lack of decision transparency, loss of autonomy, cognitive overload, and erosion of trust. However, these insights have yet to be translated into practical decision criteria that managers can apply in everyday organizational settings.*

Originality: *This article introduces the concept of Assisted Relational Intelligence and proposes a managerial decision tool that integrates research on algorithmic trust, human–AI interaction, customer experience, and service recovery into a practical framework for calibrating automation decisions.*

Impacts: *The article presents a diagnostic matrix to help managers calibrate automation throughout the customer journey while preserving the quality of customer relationships.*

Keywords: *artificial intelligence, customer relationship management, trust, loyalty, managerial decision-making.*

SDGs: *SDG 8 – Decent Work and Economic Growth, SDG 9 – Industry, Innovation and Infrastructure, and SDG 12 – Responsible Consumption and Production.*



Quando sistemas automatizados assumem a prerrogativa da escolha[1], ela passa a influenciar diretamente os resultados do negócio. Ao recomendar, priorizar[2], responder, personalizar ou negar uma solicitação, ela passa a participar da relação com o cliente. Embora essa interação possa parecer simples para quem a observa de fora, sua natureza relacional mudou.

Hoje, o gestor enfrenta um desafio difícil de equacionar. Existe forte pressão para automatizar processos e reduzir custos, mas a régua para medir o sucesso continua sendo a mesma do passado: produtividade, escala e conversão. O problema é que a planilha não captura tudo o que importa. O gestor mede o que é fácil de medir, não necessariamente o que importa. Indicadores tradicionais ignoram o impacto na relação com o cliente. Na prática, o que a empresa celebra internamente como eficiência pode ser recebido na outra ponta como frieza, invasão ou descaso.

É essa lacuna que este artigo procura preencher. As organizações já dispõem de métricas consolidadas para acompanhar custo, tempo de resposta, conversão e produtividade, mas ainda contam com poucos instrumentos para avaliar quando a automação começa a comprometer confiança, autonomia, legibilidade das decisões e percepção de cuidado[3]. O risco costuma aparecer tardiamente, quando já se traduz em reclamações, abandono ou perda silenciosa da relação.

O maior desafio dos gestores quando o tema é a implementação de IA, é definir os limites de atuação dela no relacionamento com clientes. Em quais momentos a automação simplifica a experiência? Em quais começa a empobrecê-la? Quando a personalização gera valor e quando passa a comprometer a autonomia percebida? Em que situações o atendimento humano deve ser acionado como mecanismo de confiança e reparo?

Este artigo responde a essas questões com duas contribuições. A primeira é o conceito de Inteligência Relacional Assistida, entendido como o uso deliberado da IA para aumentar eficiência sem deteriorar os fundamentos da relação com o cliente. A segunda é uma matriz diagnóstica que traduz conceitos da literatura sobre confiança algorítmica, interação humano-IA, experiência do cliente e recuperação de serviços em sinais observáveis, riscos relacionais, decisões gerenciais e indicadores de acompanhamento.

Trata-se de artigo conceitual e propositivo. A matriz é apresentada como uma proposta analítica e estratégica, sem pretensão de constituir uma escala validada ou um modelo preditivo. Sua construção resulta da integração da literatura com a observação de práticas organizacionais em projetos de automação e relacionamento com clientes. Seu principal valor está em oferecer uma lógica gerencial para orientar decisões antes que ganhos de eficiência produzam efeitos relacionais difíceis de corrigir.

O PROBLEMA GERENCIAL DA AUTOMAÇÃO RELACIONAL

A IA já opera como infraestrutura básica em muitos pontos de contato e jornadas de cliente. Sistemas de recomendação, atendimento automatizado, personalização dinâmica e modelos preditivos deixaram de ser recursos acessórios[4] e passaram a orquestrar grande parte das interações. Em muitos casos, são eles que definem o que o cliente vê, o que recebe, quanto espera, quais opções encontra e até que tipo de resposta considera possível.

Essa transformação altera a natureza da confiança. Nas relações mais tradicionais, ela se construía a partir de sinais humanos e organizacionais, como competência, previsibilidade, benevolência percebida, justiça e capacidade de ajuda ou reparo[5]. Com sistemas algorítmicos, parte desses sinais passa a ser mediada por decisões invisíveis. O cliente pode não conhecer o funcionamento do modelo, mas interpreta seus efeitos, ainda que de maneira intuitiva. Uma oferta excessivamente específica, uma negativa automática sem explicação ou um *bot* que insiste em encerrar o atendimento tornam-se sinais sobre a intenção da empresa.

A literatura vem mostrando que a confiança em algoritmos varia conforme a tarefa, o risco percebido e a possibilidade de correção. Em algumas situações, as pessoas passam a rejeitar algoritmos rapidamente depois de observar erro[6]. Em outras, preferem recomendações automatizadas quando a tarefa é objetiva e mensurável[7]. A questão gerencial nasce justamente desse paradoxo. A mesma IA que simplifica uma compra recorrente pode gerar resistência quando passa a atuar em situações sensíveis, ambíguas ou emocionalmente carregadas[8].

A personalização baseada em dados amplia essa tensão. Ela pode tornar a oferta mais relevante e reduzir o esforço do cliente, mas também pode provocar desconforto quando o uso dos dados parece excessivo ou pouco transparente[9]. O que está em jogo é a percepção de que a empresa respeita a autonomia do cliente[10], adota critérios legítimos e oferece uma alternativa quando a interação não resolve a demanda.

Com a IA generativa, esse desafio intensifica-se. A fluidez e velocidade dos modelos de IA criam uma expectativa de compreensão que nem sempre pode ser atendida. Quando a resposta soa natural, mas não demonstra entendimento da situação, a frustração tende a ser maior do que em sistemas tradicionais baseados em regras. O cliente espera inteligência, contexto e algum grau de cuidado, mas recebe uma resposta correta na forma e pobre na relação[11].

Essa erosão da confiança raramente decorre de um único erro. Um atendimento pouco sensível pode ser tolerado ocasionalmente; uma recomendação invasiva pode ser aceita se gerar valor imediato; uma explicação insuficiente pode passar despercebida em interações de baixo envolvimento. O problema surge quando essas pequenas decisões se repetem e se tornam padrão. Então, a relação passa a ser percebida como automática, rígida ou distante demais.

É justamente esse processo que os instrumentos e métricas tradicionais nem sempre capturam ou acabam interpretando de maneira equivocada. Os indicadores operacionais permanecem positivos enquanto a relação se desgasta silenciosamente. O tempo médio de atendimento cai, o custo por contato melhora e a conversão aumenta em um determinado fluxo, mas o cliente aprende, pouco a pouco, que a empresa ficou menos acessível, menos transparente e menos responsável quando algo foge do padrão. A Tabela 1 sintetiza os principais dilemas relacionais que surgem quando decisões de automação são avaliadas apenas por indicadores de eficiência operacional.

Tabela 1.

Dilemas relacionais da automação em jornadas de clientes

Dilema	Como aparece na jornada	Risco relacional
Empatia simulada	O sistema usa linguagem fluida, mas não reconhece nuances emocionais ou situações de urgência.	O cliente interpreta a interação como cuidado superficial ou falta de sensibilidade.
Eficiência estéril	A resposta é rápida, mas rígida diante de situações ambíguas ou sensíveis.	A empresa passa a parecer mais preocupada em encerrar o contato do que em resolver o problema.
Personalização invasiva	A recomendação antecipa necessidades de maneira excessiva ou sem explicação suficiente.	A oferta deixa de ser percebida como relevante e passa a ser vista como invasiva.
Fadiga cognitiva	A IA amplia opções, mensagens e recomendações em vez de simplificar a decisão.	A sobrecarga de informação aumenta o esforço do cliente e favorece o abandono silencioso.
Caixa-preta	O cliente recebe uma decisão ou recomendação sem entender sua lógica básica.	A opacidade gera percepção de arbitrariedade, injustiça ou uso inadequado de dados.

INTELIGÊNCIA RELACIONAL ASSISTIDA

Inteligência Relacional Assistida é o uso da IA orientado por um critério relacional explícito. A proposta define limites, responsabilidades e rotas de exceção antes que a automação seja ampliada ao longo da jornada do cliente.

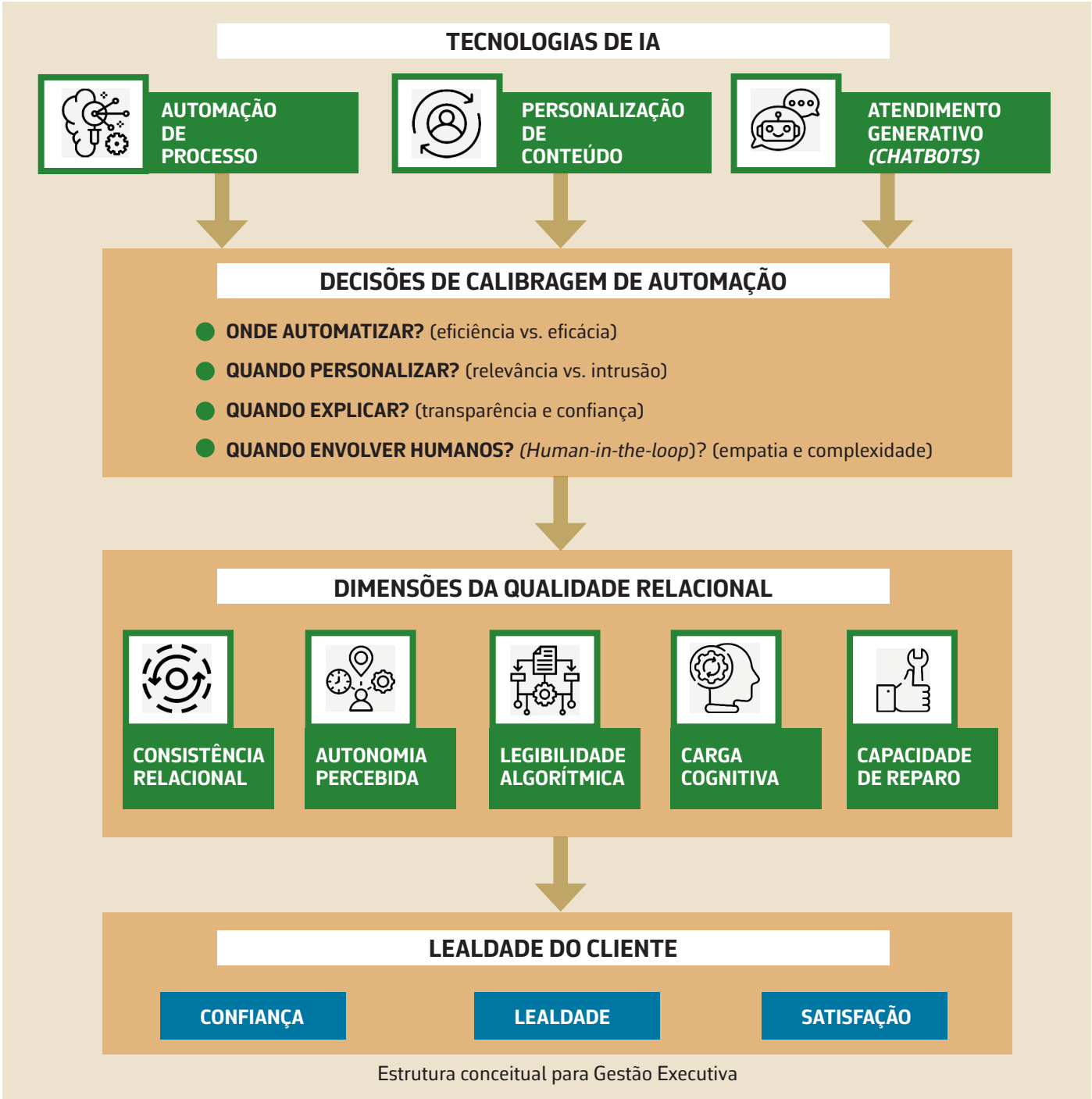
A principal diferença em relação a abordagens de *customer experience*, service recovery ou confiança algorítmica está na lógica da decisão. Em vez de perguntar apenas onde a IA pode gerar ganhos de eficiência, a Inteligência Relacional Assistida desloca o foco para os efeitos de cada decisão de automação sobre a relação com o cliente. A partir dessa perspectiva, quatro escolhas gerenciais tornam-se centrais: onde automatizar, quando personalizar, quando explicar e quando escalar para o atendimento humano.

A contribuição da proposta está na integração de conceitos como confiança, autonomia, legibilidade, carga cognitiva e reparos em um modelo de decisão. O que ainda falta para muitos gestores é uma forma simples de mapear esses fatores e incorporá-los às decisões cotidianas. A matriz procura preencher essa lacuna, ao transformar conceitos em sinais observáveis e decisões gerenciais.

A Figura 1 resume esse processo decisório, mostrando como tecnologias de IA passam por escolhas gerenciais antes de produzir efeitos sobre confiança e lealdade. A tecnologia representa uma possibilidade, mas a qualidade da relação depende das decisões que orientam sua utilização.

Figura 1.

Arquitetura decisória da Inteligência Relacional Assistida



Estrutura conceitual para Gestão Executiva

A arquitetura mostra que automação, personalização e atendimento generativo raramente produzem, por si sós, confiança ou lealdade. Esses efeitos dependem da forma como a tecnologia é calibrada ao longo da jornada. É possível utilizar IA em grande escala e, ao mesmo tempo, preservar a qualidade da relação, desde que sejam mantidas consistência, autonomia, legibilidade, carga cognitiva e capacidade de reparo. Por outro lado, uma organização pode adotar soluções tecnicamente sofisticadas e, ainda assim, construir uma experiência percebida como fria, rígida ou arbitrária.

MATRIZ DIAGNÓSTICA E USO GERENCIAL

A matriz diagnóstica foi concebida como um instrumento de apoio à decisão gerencial. Ela organiza-se em cinco dimensões relacionais, selecionadas tanto por sua recorrência na literatura quanto por corresponderem a decisões que gestores precisam tomar em jornadas automatizadas: preservar a consistência, garantir autonomia, tornar a lógica das decisões mais legível, reduzir a carga cognitiva e assegurar mecanismos de reparo quando a automação falha.

Sua aplicação é voltada para pontos da jornada em que a IA decide, recomenda, filtra, responde ou substitui uma interação humana. O uso é simples: o gestor observa sinais, interpreta o risco relacional, define a intervenção e acompanha indicadores. O objetivo é identificar onde a automação precisa ser recalibrada, em vez de atribuir uma nota abstrata à experiência do cliente. A Tabela 2 apresenta a matriz diagnóstica. Para cada dimensão relacional, ela identifica sinais observáveis, riscos associados, decisões gerenciais recomendadas e possíveis indicadores de acompanhamento.

Tabela 2.

Matriz diagnóstica da Inteligência Relacional Assistida[12]

Dimensão	Sinais	Risco	Decisão gerencial	Indicadores
Consistência relacional	Respostas diferentes para demandas equivalentes; mudanças frequentes de regra; exceções sem explicação.	Perda de previsibilidade e sensação de arbitrariedade.	Limitar variações automáticas em demandas recorrentes; padronizar fluxos críticos; registrar exceções.	Novo contato pela mesma demanda em até 48 h; divergência de resposta por canal.
Autonomia percebida	Cliques exploratórios sem conclusão; abandono em fluxos fechados; rejeição repetida de recomendações.	Perda de sensação de controle e resistência à interação.	Tornar as escolhas explícitas; oferecer *opt-out*; permitir alternativa manual ou campo aberto em decisões sensíveis.	Abandono após recomendações recusadas; uso de *opt-out*; taxa de edição de preferências.
Legibilidade algorítmica	Perguntas como "por que recebi isso?"; baixa aceitação de ofertas; reclamações sobre uso de dados.	Opacidade percebida como invasão, irrelevância ou injustiça.	Explicar a lógica em linguagem simples; indicar categorias gerais de decisão; evitar personalização que pareça excessivamente intrusiva.	Solicitações de explicação; rejeição de ofertas personalizadas; reclamações sobre privacidade.
Carga cognitiva[13]	Aumento do tempo para concluir tarefa simples; desistência em etapas de escolha; comparação excessiva de opções.	Sobrecarga informacional e paralisia decisória.	Usar IA para reduzir opções e destacar as mais relevantes; separar informações essenciais das complementares.	Tempo de conclusão de tarefa; abandono por etapa; número de interações até conclusão.
Capacidade de reparo[14]	Reação negativa a erro do *bot*; repetição do mesmo problema; dificuldade para falar com um atendente humano.	Ruptura de confiança e percepção de descaso institucional.	Garantir escalonamento humano rápido, com visibilidade e autonomia para resolver o problema; registrar falha para aperfeiçoar o fluxo.	Resolução no primeiro contato humano após a falha; tempo até o escalonamento; reincidência do problema.

A relevância de cada dimensão varia conforme o contexto da interação. Em serviços padronizados, falhas de consistência tendem a gerar sensação de arbitrariedade. Em situações mais sensíveis, problemas de reparo podem romper a confiança rapidamente. Em fluxos de recomendação, legibilidade e autonomia influenciam a aceitação das sugestões, enquanto, em ambientes com excesso de opções, a redução da carga cognitiva torna-se decisiva para evitar o abandono.

Na prática, a aplicação da matriz envolve observar os sinais associados às cinco dimensões, definir a intervenção gerencial mais adequada para reduzir os riscos e, por fim, acompanhar os indicadores correspondentes para verificar se houve melhora da qualidade relacional, independentemente dos ganhos operacionais.

Considere uma jornada automatizada de renegociação financeira. O cliente recebe uma proposta personalizada, acessa um fluxo fechado e encontra apenas opções predefinidas. Quando tenta propor outro valor, o *bot* insiste nas alternativas originais. Ao solicitar atendimento humano, o sistema procura reter a conversa antes de efetuar a transferência. Nessa situação, a matriz orienta o gestor a observar sinais como abandono em fluxos fechados, rejeição repetida de recomendações, perguntas sobre a lógica da proposta e dificuldade para falar com um atendente. Esses sinais indicam três riscos principais: perda de autonomia, baixa legibilidade e falha de reparo. A partir desse diagnóstico, a intervenção pode ser relativamente simples: explicar a lógica geral da proposta, permitir uma contraproposta em campo aberto ou encaminhar o cliente ao atendimento humano já no primeiro pedido explícito. O acompanhamento de indicadores como tempo até o escalonamento, resolução no primeiro contato humano e reincidência do problema permite verificar se as intervenções reduziram os riscos identificados e melhoraram a qualidade da relação.

O mesmo raciocínio pode ser aplicado a uma plataforma de comércio eletrônico. Vamos supor que o cliente esteja pesquisando uma câmera fotográfica no *site* e receba uma lista de recomendações. Ao acessar o aplicativo, encontra produtos diferentes e ofertas que não correspondem ao histórico da navegação anterior. Em uma nova visita, dessa vez no site pelo *laptop*, a ordem das recomendações muda novamente, e o número de opções aumenta. O cliente passa mais tempo comparando alternativas e abandona o carrinho antes da conclusão. Nessa situação, a matriz orienta o gestor a observar sinais como respostas diferentes para uma mesma demanda, aumento do tempo para concluir a tarefa e comparação excessiva entre opções. Esses sinais indicam riscos de perda de consistência e sobrecarga cognitiva. As intervenções podem incluir padronizar os critérios de recomendações entre canais, reduzir o número de alternativas apresentadas e destacar, de modo transparente, os motivos das recomendações. O acompanhamento de indicadores como divergência de respostas entre canais, tempo para conclusão da compra e abandono da jornada permite avaliar se as mudanças produziram os resultados esperados.

A matriz também ajuda a definir os limites da automação em diferentes contextos. Em interações transacionais e recorrentes, a consistência tende a ser mais importante do que pequenas otimizações de conversão. Em interações consultivas ou de maior valor, a personalização pode ser percebida como cuidado, desde que preserve a autonomia e torne a lógica das decisões compreensível. Já em situações de conflito, erro ou vulnerabilidade, o reparo humano deve prevalecer sobre a insistência automatizada.

CONSIDERAÇÕES FINAIS

A adoção de IA no relacionamento com clientes exige mais do que capacidade técnica. Requer critérios claros para definir onde automatizar, quando preservar a autonomia do cliente, como tornar as decisões compreensíveis e quando recorrer ao atendimento humano. A pressão por eficiência continuará forte, mas a decisão gerencial precisa incorporar efeitos relacionais que demoram a aparecer nos indicadores operacionais.

A Inteligência Relacional Assistida propõe essa mudança de perspectiva. Automatizar melhor não significa automatizar mais, e sim calibrar o uso da tecnologia de acordo com a relação que a empresa pretende construir e preservar. Em alguns momentos da jornada, a IA deve acelerar processos; em outros, deve explicar decisões, reduzir a complexidade ou abrir espaço para o atendimento humano quando a confiança estiver em risco.

A matriz apresentada neste artigo é um apoio ao julgamento gerencial e ainda precisa ser validada em diferentes contextos organizacionais. Sua contribuição é oferecer um instrumento para identificar, de maneira antecipada, riscos que normalmente se manifestam tardiamente, como perda de consistência, redução da autonomia percebida, baixa legibilidade, sobrecarga cognitiva e dificuldade de reparo. Estudos futuros poderão avaliar sua aplicação em diferentes setores, investigar sua relação com confiança, satisfação, retenção e lealdade e aperfeiçoar sua utilização em distintos contextos de interação.

Para os gestores, a implicação é imediata. Antes de ampliar a automação, vale perguntar se o ganho de eficiência não está custando qualidade na relação com o cliente. Se a resposta envolver menor autonomia, previsibilidade, transparência ou capacidade de reparo, talvez o problema não esteja na tecnologia, mas na forma como ela foi implementada. No relacionamento com clientes, a vantagem competitiva da IA dependerá menos da quantidade de interações automatizadas do que da qualidade das decisões que definem seus limites.

NOTAS

1. Agrawal, A., Gans, J., & Goldfarb, A. (2019). Economic policy for artificial intelligence. *Innovation Policy and the Economy, 19*(1), 139-159. https://doi.org/10.1086/699935

2. Libai, B., Bart, Y., Gensler, S., Hofacker, C. F., Kaplan, A., Kötterheinrich, K., & Kroll, E. B. (2020). Brave new world? On AI and the management of customer relationships. *Journal of Interactive Marketing, 51*, 44-56. https://doi.org/10.1016/j.intmar.2020.04.002; Huang, M.-H., & Rust, R. T. (2021). A strategic framework for artificial intelligence in marketing. *Journal of the Academy of Marketing Science, 49*(1), 30-50. https://doi.org/10.1007/s11747-020-00749-9

3. Mayer, R. C., Davis, J. H., & Schoorman, F. D. (1995). An integrative model of organizational trust. *Academy of Management Review, 20*(3), 709-734. https://doi.org/10.5465/amr.1995.9508080335; Lee, J. D., & See, K. A. (2004). Trust in automation: Designing for appropriate reliance. *Human Factors, 46*(1), 50-80. https://doi.org/10.1518/hfes.46.1.50_30392

4. Libai, B., Bart, Y., Gensler, S., Hofacker, C. F., Kaplan, A., Kötterheinrich, K., & Kroll, E. B. (2020). Brave new world? On AI and the management of customer relationships. *Journal of Interactive Marketing, 51*, 44-56. https://doi.org/10.1016/j.intmar.2020.04.002; Huang, M.-H., & Rust, R. T. (2021). A strategic framework for artificial intelligence in marketing. *Journal of the Academy of Marketing Science, 49*(1), 30-50. https://doi.org/10.1007/s11747-020-00749-9; Pentina, I., Xie, T., Hancock, T., & Bailey, A. (2023). Consumer–machine relationships in the age of artificial intelligence: Systematic literature review and research directions. *Psychology & Marketing, 40*, 1593-1614. https://doi.org/10.1002/mar.21853

5. Mayer, R. C., Davis, J. H., & Schoorman, F. D. (1995). An integrative model of organizational trust. *Academy of Management Review, 20*(3), 709-734. https://doi.org/10.5465/amr.1995.9508080335; Lee, J. D., & See, K. A. (2004). Trust in automation: Designing for appropriate reliance. *Human Factors, 46*(1), 50-80. https://doi.org/10.1518/hfes.46.1.50_30392; Tax, S. S., Brown, S. W., & Chandrashekaran, M. (1998). Customer evaluations of service complaint experiences: Implications for relationship marketing. *Journal of Marketing, 62*(2), 60-76. https://doi.org/10.2307/1252161

6. Dietvorst, B. J., Simmons, J. P., & Massey, C. (2015). Algorithm aversion: People erroneously avoid algorithms after seeing them err. *Journal of Experimental Psychology: General, 144*(1), 114-126. https://doi.org/10.1037/xge0000033; Castelo, N., Bos, M. W., & Lehmann, D. R. (2019). Task-dependent algorithm aversion. *Journal of Marketing Research, 56*(5), 809-825. https://doi.org/10.1177/0022243719851788

7. Logg, J. M., Minson, J. A., & Moore, D. A. (2019). Algorithm appreciation: People prefer algorithmic to human judgment. *Organizational Behavior and Human Decision Processes, 151*, 90-103. https://doi.org/10.1016/j.obhdp.2018.12.005; Mazzù, M. F., Andria, A., Baccelloni, A., & Angelis, M. De. (2025). The impact of humans vs. AI recommendation on consumer reactions to products exposure. Electronic Commerce Research. advance online publication. https://doi.org/10.1007/s10660-025-10048-6

8. Pentina, I., Xie, T., Hancock, T., & Bailey, A. (2023). Consumer–machine relationships in the age of artificial intelligence: Systematic literature review and research directions. *Psychology & Marketing, 40*, 1593-1614. https://doi.org/10.1002/mar.21853; Longoni, C., Bonezzi, A., & Morewedge, C. K. (2019). Resistance to medical artificial intelligence. *Journal of Consumer Research, 46*(4), 629-650. https://doi.org/10.1093/jcr/ucz013

9. Pentina, I., Xie, T., Hancock, T., & Bailey, A. (2023). Consumer–machine relationships in the age of artificial intelligence: Systematic literature review and research directions. *Psychology & Marketing, 40*, 1593-1614. https://doi.org/10.1002/mar.21853; Aguirre, E., Mahr, D., Grewal, D., Ruyter, K. de, & Wetzels, M. (2015). Unraveling the personalization paradox: The effect of information collection and trust-building strategies on online advertisement effectiveness. *Journal of Retailing, 91*(1), 34-49. https://doi.org/10.1016/j.jretai.2014.09.005

10. Kotliar, D. M. (2021). Who gets to choose? On the socio-algorithmic construction of choice. *Science, Technology, & Human Values, 46*(2), 346-375. https://doi.org/10.1177/0162243920925147

11. Hermann, E., & Puntoni, S. (2024). Artificial intelligence and consumer behavior: From predictive to generative AI. *Journal of Business Research, 180*, 114720. https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2024.114720
12. Mayer, R. C., Davis, J. H., & Schoorman, F. D. (1995). An integrative model of organizational trust. *Academy of Management Review, 20*(3), 709-734. https://doi.org/10.5465/amr.1995.9508080335; Lee, J. D., & See, K. A. (2004). Trust in automation: Designing for appropriate reliance. *Human Factors, 46*(1), 50-80. https://doi.org/10.1518/hfes.46.1.50_30392; Kotliar, D. M. (2021). Who gets to choose? On the socio-algorithmic construction of choice. *Science, Technology, & Human Values, 46*(2), 346-375. https://doi.org/10.1177/0162243920925147; Kahneman, D. (2011). Thinking, fast and slow. Farrar, Straus and Giroux; Iyengar, S. S., & Lepper, M. R. (2000). When choice is demotivating: Can one desire too much of a good thing? *Journal of Personality and Social Psychology, 79*(6), 995-1006. https://doi.org/10.1037/0022-3514.79.6.995; Tax, S. S., Brown, S. W., & Chandrashekaran, M. (1998). Customer evaluations of service complaint experiences: Implications for relationship marketing. *Journal of Marketing, 62*(2), 60-76. https://doi.org/10.2307/1252161
13. Kahneman, D. (2011). Thinking, fast and slow. Farrar, Straus and Giroux.; Iyengar, S. S., & Lepper, M. R. (2000). When choice is demotivating: Can one desire too much of a good thing? *Journal of Personality and Social Psychology, 79*(6), 995-1006. https://doi.org/10.1037/0022-3514.79.6.995
14. Tax, S. S., Brown, S. W., & Chandrashekaran, M. (1998). Customer evaluations of service complaint experiences: Implications for relationship marketing. *Journal of Marketing, 62*(2), 60-76. https://doi.org/10.2307/1252161

NOTA

Durante a preparação deste trabalho, o autor utilizou Modelos de Linguagem de Grande Escala (IA generativa) como apoio à revisão gramatical, tradução e eventual melhoria editorial do texto. O recurso não foi usado na produção de elementos gráficos, tampouco na coleta ou análise de dados. A versão final foi integralmente revisada, editada e validada pelo autor, que assume total responsabilidade pelo conteúdo da publicação.

CONFLITO DE INTERESSE

O autor não tem conflito de interesse a declarar.

CONTRIBUIÇÃO DE AUTORIA

Christiano A. Ranoya: Conceitualização, curadoria de dados, análise formal, investigação, metodologia, administração do projeto, validação, redação, revisão e edição.

MINICURRÍCULO

Christiano A. Ranoya é doutorando em Administração pela FGV EAESP – Escola de Administração de Empresas de São Paulo. É CEO da Indico, pesquisador nas áreas de lealdade, confiança, relacionamento com clientes, inteligência artificial aplicada à experiência do consumidor e transformação digital nas organizações.

Submetido 15-01-2026. **Aprovado** 25-06-2026
Avaliado pelo sistema de revisão duplo-anônimo.
Os/As avaliadores/as não autorizaram a divulgação de sua identidade e relatório de avaliação por pares.
Versão original. DOI: https://doi.org/10.12660/gvexec.v25n4.2026.97305