

## **1 Introdução**

Na era digital, a inteligência artificial (IA) emergiu como uma força transformadora em múltiplos setores, reinventando processos, serviços e a tomada de decisões. No domínio empresarial, sua aplicação promete revolucionar a maneira como as empresas operam, analisam dados e, crucialmente, antecipam e mitigam riscos financeiros. Esta transformação abre um novo capítulo na gestão financeira, onde os modelos preditivos baseados em IA surgem como ferramentas estratégicas para a identificação precoce de potenciais crises financeiras, incluindo o risco de insolvência.

O avanço tecnológico na análise de big data permite que os sistemas de IA processem e interpretem vastos conjuntos de informações - de transações financeiras a tendências de mercado - com uma precisão e velocidade inatingíveis pelo esforço humano isolado. Esta capacidade analítica é particularmente valiosa para prever falências, oferecendo às empresas uma oportunidade única de intervir estrategicamente antes que os desafios financeiros evoluam para crises irrecuperáveis.

No entanto, a implementação dessas tecnologias disruptivas não está isenta de desafios. A integração eficaz de sistemas preditivos de IA exige uma reflexão cuidadosa sobre as implicações legais, regulatórias e éticas. No Brasil, como em muitas outras jurisdições, o quadro legal existente está sendo testado pelas novas dinâmicas introduzidas pela IA. As preocupações vão desde a proteção de dados até a responsabilidade por decisões automatizadas, exigindo um diálogo contínuo entre tecnólogos, juristas e gestores para assegurar que a inovação tecnológica possa coexistir com garantias legais robustas.

Este diálogo é vital não apenas para a conformidade legal, mas também para a construção da confiança dos stakeholders na aplicabilidade e na confiabilidade das soluções de IA. As empresas devem, portanto, navegar cuidadosamente nas águas regulatórias, garantindo que a adoção de IA esteja alinhada com as melhores práticas de governança corporativa e ética empresarial. Este equilíbrio cuidadoso é essencial para maximizar os benefícios da IA enquanto se minimizam os riscos associados à sua implementação.

Além das considerações legais e éticas, a adoção de IA para a prevenção de falências também levanta questões importantes sobre a acessibilidade e a igualdade dentro do ecossistema empresarial. É fundamental que as inovações tecnológicas não beneficiem apenas as grandes corporações com recursos substanciais, mas que também sejam acessíveis para pequenas e médias empresas (PMEs), que frequentemente enfrentam barreiras maiores ao acesso a tecnologias avançadas.

Neste contexto, este artigo se propõe a analisar como a inteligência artificial pode ser utilizada para antecipar crises financeiras em empresas, explorando a aplicabilidade, os benefícios e os desafios dos modelos preditivos baseados em IA, através de uma discussão detalhada, o objetivo é iluminar as potencialidades da IA como uma ferramenta de prevenção à falência, oferecendo insights sobre como os sistemas preditivos podem ser desenvolvidos e implementados de maneira ética e eficaz no ambiente empresarial brasileiro.

Abordando essas questões, buscamos não apenas evidenciar o potencial transformador da IA na prevenção de insolvências empresariais, mas também contribuir para o desenvolvimento de um quadro legal e ético que suporte a adoção responsável dessa tecnologia. Afinal, a capacidade de antecipar e mitigar riscos financeiros com o auxílio da IA pode não apenas salvar empresas da falência, mas também promover um ambiente empresarial mais inovador, resiliente e inclusivo.

A implementação de tecnologias de inteligência artificial (IA) no contexto empresarial tem se mostrado uma revolução não apenas na automação de processos, mas também na capacidade de antever cenários futuros, incluindo a prevenção de crises financeiras. Este artigo explora a aplicabilidade e o potencial dos modelos preditivos baseados em IA e análise de big data como ferramentas estratégicas para a identificação precoce de sinais de insolvência em empresas. Através de uma abordagem multidisciplinar, são discutidas as formas como estas tecnologias podem ser empregadas para desenvolver uma gestão financeira mais robusta e resiliente, minimizando riscos e prevenindo situações de falência.

Os modelos preditivos de IA operam pela análise de vastos conjuntos de dados - desde padrões de mercado até o comportamento financeiro interno das empresas - para identificar riscos potenciais e oportunidades de melhoria. Estes modelos são capazes de detectar, com antecedência, sinais de deterioração financeira que poderiam levar à insolvência, permitindo assim que gestores tomem decisões informadas e estratégicas para reverter o curso potencialmente prejudicial.

No entanto, a implementação de tais sistemas de IA traz consigo uma série de considerações legais e regulatórias, especialmente no Brasil, onde o quadro legislativo ainda está se adaptando às nuances da tecnologia digital. As implicações do uso de IA na gestão empresarial tocam em questões de privacidade de dados, propriedade intelectual, e a necessidade de garantir que as decisões automatizadas não resultem em discriminação ou injustiça. Além disso, é fundamental que exista transparência e responsabilidade no uso de modelos preditivos, assegurando que as decisões tomadas com o auxílio da IA sejam justificáveis e eticamente sólidas.

Este artigo propõe diretrizes para a implementação ética e eficaz de ferramentas de IA no ambiente empresarial, enfatizando a importância de uma abordagem colaborativa entre desenvolvedores de tecnologia, juristas, e gestores. É crucial que as empresas não apenas adotem tecnologias de IA, mas também invistam na formação de equipes capazes de interpretar e aplicar os insights fornecidos por esses sistemas de forma alinhada com as melhores práticas de governança corporativa e conformidade legal.

Através de uma metodologia dedutiva combinada com uma abordagem qualitativa e exploratória, focada em desvendar como a inteligência artificial (IA) pode ser empregada na gestão financeira para a prevenção de falências empresariais. Iniciando com a premissa teórica de que modelos preditivos baseados em IA têm o potencial de antever crises financeiras, procedeu-se à revisão sistemática da literatura, incluindo estudos de caso, artigos acadêmicos e relatórios institucionais que abordam a utilização desses modelos na identificação precoce de riscos de insolvência.

Paralelamente, a análise abrangeu o panorama legal e regulatório atual no Brasil relacionado ao uso de IA no ambiente empresarial, visando discernir obstáculos e possibilidades para a adoção responsável dessas tecnologias. A partir dessas bases teóricas e empíricas, a metodologia dedutiva permitiu a inferência de conclusões específicas sobre a eficácia, os desafios e as diretrizes necessárias para a implementação ética e eficiente de sistemas de IA na prevenção de falências, fornecendo insights valiosos para empresas, reguladores e acadêmicos no campo da gestão de risco financeiro.

Neste estudo, fundamentado no marco teórico delineado pelos trabalhos de Lissandra da Costa Araújo, Fábio Chaves Nobre e Liana Holanda Nepomuceno Nobre, busca-se explorar duas questões principais no contexto do uso da inteligência artificial (IA) para análise da solvência empresarial. A primeira questão se concentra em como os modelos de Kanitz, Elizabetsky, Matias, Altman e Pereira, ao serem submetidos à análise de variância (ANOVA), diferem entre si na predição da solvência e insolvência empresarial, considerando suas implicações no setor industrial e comercial. A segunda questão investiga em que medida a IA pode otimizar a precisão e a aplicabilidade desses modelos na previsão de solvência, especialmente ao identificar diferenças estatísticas significativas entre as médias de desempenho dos modelos.

Os resultados apontam para uma distinção clara entre os modelos: Kanitz, Altman e Pereira indicam solvência na média geral da indústria, enquanto Elizabetsky sugere insolvência, assim como os modelos de Matias e Pereira no setor comercial. Ademais, ao confrontar estatisticamente esses modelos, observam-se diferenças significativas, exceto em

três comparações específicas: Elizabetsky versus Altman, Matias versus Pereira Indústria e Pereira Indústria versus Altman. Estas descobertas não apenas iluminam as capacidades preditivas dos modelos em distintos contextos industriais e comerciais, mas também instigam uma reflexão crítica sobre o potencial da IA em aprimorar as ferramentas de análise de solvência empresarial.

Por fim, o artigo conclui que Em suma, este estudo, sob a ótica da teoria dos trabalhos de Lissandra da Costa Araújo, Fábio Chaves Nobre e Liana Holanda Nepomuceno Nobre, demonstra o papel transformador da inteligência artificial (IA) e dos modelos preditivos na identificação antecipada de riscos de falência. Isso representa um avanço significativo na maneira como as empresas gerenciam sua saúde financeira, oferecendo ferramentas inovadoras para detectar sinais de alerta antes que se tornem crises irreversíveis.

A análise detalhada revelou o potencial dos modelos preditivos de IA para processar grandes conjuntos de dados, possibilitando uma compreensão aprofundada e proativa das condições financeiras das empresas. No entanto, essa integração tecnológica enfrenta desafios, como a necessidade de transparência nos algoritmos, questões éticas e conformidade com as leis vigentes, exigindo soluções conjuntas entre empresas, reguladores e profissionais da área.

O estudo também destaca a importância de democratizar o acesso às tecnologias de IA, assegurando que empresas de diferentes portes possam se beneficiar desses recursos avançados. Isso exige colaboração intensa para desenvolver soluções tecnológicas éticas, claras e adaptadas às normas de governança corporativa.

Existe a necessidade, urgente, de um ambiente legal e ético robusto que acompanhe a adoção da IA no âmbito financeiro das empresas, inserindo a capacidade da IA de prever e evitar falências tem o potencial de levar a um cenário de negócios mais dinâmico, resiliente e abrangente. Conforme avançamos na era digital, é crucial continuar explorando o potencial da IA, ao mesmo tempo em que abordamos suas implicações éticas e legais, visando um futuro econômico mais seguro e próspero para o setor empresarial.

A prevenção da insolvência empresarial vai além da sustentabilidade das empresas, impactando toda a economia. Quando uma empresa enfrenta insolvência, as consequências se estendem a seus empregados, fornecedores, clientes e até mesmo à estabilidade do setor em que atua. Identificar e agir sobre os sinais de alerta antes que a situação se torne irreversível é fundamental para garantir a continuidade dos negócios e manter a confiança no mercado.

A capacidade de prevenir a insolvência implica em uma gestão financeira robusta e proativa. Isso envolve o monitoramento constante de indicadores financeiros, a análise de

tendências de mercado e a implementação de estratégias de gestão de riscos eficazes. A prevenção ativa permite que as empresas ajustem suas operações, finanças e estratégias em tempo hábil, evitando a falência e fortalecendo sua posição competitiva no mercado. Empresas resilientes e com saúde financeira são mais atraentes para investidores, parceiros e talentos.

Portanto, a prevenção da insolvência contribui para a saúde econômica geral, fomentando um ambiente de negócios mais estável e previsível. Quando as empresas prosperam, elas geram empregos, pagam impostos e estimulam a inovação, impulsionando o crescimento econômico. Investir em medidas preventivas e estratégias de gestão financeira não é apenas uma questão de sobrevivência empresarial, mas um imperativo para a promoção de um ecossistema empresarial dinâmico e um desenvolvimento econômico sustentável.

## **2 Inteligência artificial**

A Inteligência Artificial (IA) é um campo que, embora desafiador de ser categoricamente definido, tem evoluído através de diversas perspectivas ao longo do tempo. Esta seção visa explorar as quatro principais linhas de pensamento que têm moldado a compreensão e o desenvolvimento da IA, oferecendo uma visão abrangente sobre suas definições conceituais e suas aplicações práticas. O entendimento da IA pode ser categorizada em quatro principais vertentes de pensamento, cada uma apresentando uma visão única sobre o que constitui a 'inteligência' em contextos artificiais.

A Cognição Humana Replicada em Sistemas, é a vertente apresentada que se concentra na ambição de replicar o processo cognitivo humano dentro de sistemas artificiais. John Haugeland, em 1985, descreveu-a como um esforço para equipar máquinas com "mentes" em uma capacidade plena e literal, refletindo um fascínio profundo com a capacidade humana de pensar e raciocinar.

O comportamento Humano Simulado por Máquinas, caracterizado por Ray Kurzweil, em 1990, compreende a IA pela sua habilidade em realizar tarefas que, quando executadas por humanos, são consideradas indicativas de inteligência, uma na qual a abordagem sublinha a importância de sistemas artificiais em mimetizar as funções inteligentes humanas.

Em uma terceira perspectiva, temos o raciocínio lógico em sistemas computacionais, discutida por Charniak e McDermott em 1985, no qual a IA tem como cerne o estudo do raciocínio mental através de modelos computacionais, numa visão que apoia-se na replicação da lógica e do raciocínio racional, independentemente da fidelidade ao processo cognitivo

humano. Já em 1998, Poole e seus colegas, definiram a IA como o projeto de agentes inteligentes que atuam de forma racional, enfatizando a importância da ação e decisão ótimas baseadas nas informações disponíveis.

O período inicial na história da Inteligência Artificial (IA) é caracterizado por um misto de entusiasmo avassalador e expectativas elevadas, embora os avanços concretos tenham sido modestos. Os pioneiros desse era, incluindo John McCarthy, Hyman Minsky, Claude Shannon, e Nathaniel Rochester, se destacaram pela organização de um seminário seminal na Dartmouth College em 1956, que também contou com a participação de Trenchard More de Princeton, Arthur Samuel da IBM, bem como Allen Newell e Herbert Simon da Carnegie Mellon University, com Ray Solomonoff e Oliver Selfridge representando o MIT. Desse encontro, a contribuição de Allen Newell e Herbert Simon com o Logic Theorist foi notável, apesar do seminário em si não ter resultado em grandes inovações para o campo. Este evento marcou o início de duas décadas de dominação no campo da IA por essas figuras e seus discípulos, espalhados por instituições de renome como MIT, CMU, Stanford e IBM.

Desde seus primórdios, os visionários da IA manifestaram previsões audaciosas sobre os futuros sucessos do campo. Herbert Simon, por exemplo, previu que, dentro de uma década, máquinas não só jogariam xadrez em nível de campeonato como também provariam teoremas matemáticos de forma independente — previsões que se realizariam, na realidade, somente quatro décadas mais tarde. O otimismo de Simon foi impulsionado pelo desempenho inicialmente promissor dos primeiros sistemas baseados em IA, que, no entanto, enfrentaram limitações significativas ao serem aplicados a problemas mais complexos ou amplos. Um marco significativo desse período foi o desenvolvimento do programa DENDRAL pela Universidade de Stanford, o qual foi pioneiro na identificação de estruturas moleculares orgânicas através da espectrometria de massa, destacando-se como o primeiro sistema de conhecimento intensivo bem-sucedido.

A partir dos anos 80, a IA começou a se estabelecer como uma indústria viável. O programa R1, lançado pela Digital Equipment Corporation (DEC), marcou o primeiro sucesso comercial de um sistema especialista, auxiliando na configuração de pedidos para novos sistemas de computador e gerando receitas significativas. Este período também foi marcado pela iniciativa japonesa do projeto Fifth Generation, que objetivava o desenvolvimento de computadores inteligentes utilizando a linguagem Prolog, estimulando os Estados Unidos a formarem o consórcio Microelectronics and Computer Technology Corporation (MCC) em resposta, visando garantir a competitividade nacional. Esse era refletiu uma mudança metodológica na pesquisa em IA, com uma ênfase maior no uso de teorias existentes,

validação através de teoremas rigorosos ou evidências experimentais, e um foco ampliado em aplicações práticas.

A evolução da IA, desde suas aspirações iniciais até se tornar uma força industrial, reflete uma jornada de ambições elevadas, ajustes realistas e inovações contínuas. Ao revisitar estas eras, podemos apreciar tanto os desafios superados quanto às transformações fundamentais que a IA trouxe para o mundo tecnológico e além.

Nos últimos anos, o estudo e o desenvolvimento da inteligência artificial (IA) têm avançado significativamente, expandindo-se para além dos campos tradicionais e integrando-se em diversas outras áreas. Atualmente, tecnologias como Redes Neurais e métodos de Aprendizagem de Máquina estão na vanguarda das inovações tecnológicas, sendo aplicadas em setores anteriormente inimagináveis. Por exemplo, na medicina, robôs assistidos por IA estão revolucionando procedimentos cirúrgicos, permitindo que cirurgiões os operem remotamente, o que em certos casos elimina a necessidade de sua presença física no ambiente cirúrgico. No universo dos videogames, linguagens de programação como PROLOG e LISP são utilizadas para desenvolver algoritmos sofisticados que melhoram a experiência de jogo, simulando as ações e decisões dos jogadores com precisão surpreendente.

### **3 Gestão e sustentabilidade de empresas na era tecnológica**

Uma gestão financeira eficaz é crucial para a sustentabilidade e o sucesso de qualquer empresa. Nesse contexto, os modelos preditivos emergem como ferramentas fundamentais, permitindo que as organizações prevejam e analisem sua condição econômico-financeira por meio da verificação de dados contábeis. Essa análise prospectiva não apenas facilita a identificação de potenciais crises financeiras, mas também serve como um mecanismo preventivo contra o fracasso empresarial, tornando-se um recurso valioso na tomada de decisões estratégicas relativas à solvência ou insolvência da empresa. Diante disso, a literatura especializada reconhece a necessidade de estudos aprofundados sobre os modelos preditivos de insolvência, apontando para um campo fértil de pesquisa (Agostinho et al., 2020; Ilhéu, 2022).

Conforme afirmam Lissandra da Costa Araújo, Fábio Chaves Nobre e Liana Holanda Nepomuceno Nobre (2022)

O termo insolvência é dado para empresas que não conseguem cumprir com suas obrigações de longo e curto prazo, levando a dificuldade e instabilidade financeira da empresa, ou seja, um problema grave enfrentado pela organização. Sendo assim, a mensuração da insolvência empresarial está representada em vários modelos preditivos, conforme Pereira e Martins (2016), baseados em modelos estatísticos. Segundo Pereira e Martins (2016) todos os modelos preditivos de insolvência

encontrados em sua pesquisa são baseados em dados contábeis das empresas, sendo uma importante fonte de dados para análise de desempenho.

Neste cenário, observa-se que diversas empresas alternam entre períodos de lucratividade negativa e positiva. Apesar dessas flutuações poderem ser influenciadas pelo contexto econômico do período analisado, é imprescindível avaliar a solidez da solvência empresarial para identificar o modelo preditivo de insolvência mais adequado. A problemática central reside, portanto, na investigação de diferenças estatísticas entre os modelos preditivos de Kanitz, Elizabetsky, Matias, Altman, Baidya e Dias, e Pereira, com objetivo de determinar se existem diferenças médias estatisticamente significativas entre os modelos e, conseqüentemente, identificar qual deles melhor atende às necessidades das empresas em análise.

A importância desta pesquisa está em destacar os resultados dos modelos preditivos aplicados às empresas em momentos de crises econômicas conjunturais, verificando como a adoção de modelos de Inteligência Artificial podem antever possibilidades de insolvência das empresas. A identificação de um modelo que adequadamente representa o futuro da insolvência empresarial pode não apenas prever, mas também mitigar os riscos de falência, contribuindo para a geração de novos conhecimentos sobre o segmento e sobre métodos de previsão de solvência (Belo, Cescon e Cescon, 2022).

Historicamente, a busca por modelos preditivos de insolvência iniciou-se na década de 60, com pesquisas enfocando metodologias para predizer com precisão tal condição, bem como identificar indicadores financeiros que minimizem erros de predição (Gimenes; Uribe-Opazo, 2001; Pereira; Martins, 2016). A pesquisa pioneira de Fitzpatrick (1932) abriu caminho para o uso de índices contábeis na avaliação do risco empresarial, enquanto estudos subsequentes empregaram análise discriminante para distinguir entre insolvência e solvência (Altman, 1968; Beaver, 1966). No Brasil, as pesquisas sobre modelos preditivos ganharam força nos anos 70, com a análise discriminante linear multivariada destacando-se como um método eficaz para selecionar os melhores indicadores financeiros dentro do contexto empresarial específico (Lins et al., 2010; Pereira e Martins, 2016).

Em 1974, Kanitz desenvolveu um inovador modelo preditivo de falência para empresas brasileiras, aplicando técnicas de análise discriminante multivariada. Este modelo, constituído por cinco fatores-chave, foi projetado para antecipar situações de falência dentro do contexto empresarial do país. Posteriormente, em 1976, uma análise focada em pequenas e médias empresas revelou uma tendência maior desses tipos de organizações em enfrentar falências comparadas às grandes corporações. Os critérios específicos usados por Kanitz para

determinar a probabilidade de insolvência são detalhados e organizados, ilustrando os parâmetros usados para avaliar o risco de falência dessas empresas.

O Modelo de Matias oferece uma faixa mais ampla de classificação, onde um fator maior que 7,143 indica solvência, entre 4,354 e 7,143 posiciona a empresa na zona de penumbra, e um fator menor que 4,354 sinaliza insolvência. Por sua vez, o Modelo de Altman apresenta uma abordagem dupla para a análise Z, onde  $Z1r$  menor que -0,34 classifica a empresa como insolvente, entre -0,34 e 0,20 indica penumbra, e um valor maior que 0,20 aponta para solvência. Além disso, uma segunda medida,  $Z2$ , simplesmente classifica a empresa como solvente se maior que 0, e insolvente se menor que 0.

Por fim, o Modelo de Pereira adota uma metodologia direta, onde qualquer fator maior que 0 é indicativo de solvência, e um fator menor que 0 implica insolvência. Estes critérios, extraídos de Bruni & Famá (1998), refletem as diversas abordagens e metodologias aplicadas na avaliação financeira de empresas, demonstrando a complexidade e a importância de uma análise cuidadosa na determinação da solvência empresarial.

No cenário brasileiro, os modelos de previsão de insolvência que se destacam incluem as contribuições de Kanitz (1974), Pereira-da-Silva (2016), Matias (1978), Elizabetsky (1976) e Altman (1968), cada um propondo uma fórmula específica para calcular a saúde financeira de uma empresa, como ilustrado no Quadro 1.

O Modelo de Kanitz fórmula o fator de previsão combinando variáveis que refletem a rentabilidade, liquidez e estrutura de capital da empresa, utilizando coeficientes ponderados para cada aspecto, como a relação entre lucro líquido e patrimônio líquido, a liquidez geral, a liquidez seca, a liquidez corrente e o grau de endividamento.

Por sua vez, o Modelo de Elizabetsky emprega uma combinação de indicadores financeiros relacionados à rentabilidade, liquidez e gestão de ativos, resultando em um score Z que busca prever a insolvência com base no lucro líquido, disponibilidades, contas a receber e estoques, em relação a diferentes partes do ativo.

O Modelo de Mathias distingue-se por sua abordagem multifacetada, levando em consideração a estrutura de capital, as obrigações financeiras, a gestão de fornecedores, a liquidez corrente, a rentabilidade operacional e a disponibilidade de caixa, apresentando uma fórmula complexa que integra esses diversos aspectos financeiros.

Já o Modelo de Altman oferece duas equações Z,  $Z1$  e  $Z2$ , que combinam variáveis de estrutura de capital, rentabilidade, e eficiência operacional, fornecendo um meio de avaliar a solvência de uma empresa através de uma análise mais abrangente de sua condição financeira.

Cada um desses modelos apresenta uma perspectiva única sobre como avaliar a probabilidade de insolvência de uma empresa, refletindo a diversidade de abordagens possíveis para entender e prever desafios financeiros. A escolha de um modelo específico ou a combinação de vários deles pode oferecer insights valiosos para gestores e analistas financeiros na identificação precoce de riscos de insolvência, contribuindo para uma gestão financeira mais eficaz e estratégica.

A inserção da inteligência artificial (IA) no contexto da previsão de insolvência empresarial inaugura um debate fascinante sobre a capacidade de aprimoramento dos modelos tradicionais, como os desenvolvidos por Kanitz, Pereira-da-Silva, Matias, Elizabetsky e Altman. Essa nova dimensão tecnológica propõe não apenas a automatização do processamento e análise de grandes volumes de dados contábeis e financeiros, mas também a introdução de métodos preditivos mais sofisticados e adaptativos, capazes de captar nuances e padrões complexos que os modelos convencionais poderiam não identificar.

A IA, com suas técnicas avançadas de machine learning e análise de big data, tem o potencial de revolucionar a maneira como as empresas avaliam o risco de insolvência. Ao incorporar algoritmos de aprendizado de máquina, as organizações podem refinar a precisão dos modelos existentes, permitindo uma avaliação de risco mais granular e personalizada. Isso não apenas aumenta a eficácia na identificação de sinais precoces de insolvência, mas também oferece insights mais profundos sobre as causas subjacentes e potenciais medidas corretivas.

Entretanto, a adoção de IA nos modelos preditivos de insolvência traz consigo desafios significativos. Questões relacionadas à transparência dos algoritmos, à interpretabilidade dos resultados e à privacidade dos dados se destacam como preocupações centrais. A "caixa-preta" de alguns modelos de IA pode dificultar a compreensão de como as previsões são feitas, desafiando a confiança dos gestores nessas ferramentas e a conformidade com regulamentações rigorosas de proteção de dados.

Além disso, a implementação efetiva de IA exige investimentos consideráveis em tecnologia, infraestrutura e capacitação de equipe, o que pode ser uma barreira significativa, especialmente para pequenas e médias empresas. Por outro lado, a democratização do acesso a tecnologias de IA e o desenvolvimento de soluções mais acessíveis e user-friendly podem ajudar a superar esses obstáculos, ampliando o alcance dos benefícios da IA na prevenção de insolvências empresariais.

Diante desses desafios e oportunidades, o debate sobre a inserção da IA na previsão de insolvência empresarial reflete um ponto de inflexão no campo da gestão financeira e análise de risco. A colaboração entre especialistas em finanças, desenvolvedores de IA e

reguladores é fundamental para navegar neste novo território, garantindo que o potencial da IA seja explorado de maneira ética, transparente e eficaz, em benefício das empresas e da economia como um todo. Assim, enquanto avançamos, a integração das capacidades da IA nos modelos tradicionais de previsão de insolvência promete não apenas transformar as práticas de gestão de risco, mas também estimular uma nova era de inovação e resiliência empresarial.

#### **4 Análise preditiva e Inteligência Artificial**

A integração de tecnologias avançadas, como a inteligência artificial (IA), nos processos de análise financeira traz uma revolução na forma como as empresas avaliam seus riscos de insolvência. Tradicionalmente, especialistas como Kanitz e Altman desenvolveram métodos que se tornaram referências para entender a saúde financeira das organizações. Contudo, com a chegada da IA, há uma promessa de ultrapassar esses métodos tradicionais, proporcionando análises mais profundas e precisas ao lidar com grandes quantidades de dados. Isso significa que as empresas podem esperar diagnósticos mais acurados sobre sua situação financeira, permitindo-lhes agir de forma mais informada e estratégica.

A aplicação da IA na prevenção de insolvência é especialmente promissora devido à sua habilidade em detectar padrões complexos nos dados que podem indicar riscos futuros. Essa capacidade analítica avançada oferece às empresas uma nova ferramenta para identificar sinais de alerta bem antes que eles se transformem em problemas graves, possibilitando intervenções preventivas e planejamento mais eficaz.

No entanto, a adoção dessas tecnologias sofisticadas não vem sem desafios. Questões como a clareza sobre como as decisões são tomadas pelos sistemas de IA e as preocupações com a segurança dos dados são pontos críticos que as empresas precisam considerar. A complexidade dos algoritmos pode tornar difícil para os gestores entenderem completamente como as conclusões são alcançadas, gerando uma barreira de confiança. Além disso, garantir a proteção das informações financeiras sensíveis é essencial para manter a confiança e a conformidade com as regulamentações vigentes.

Apesar desses obstáculos, o potencial para inovação e melhoria na gestão de riscos financeiros é significativo. Para realizar plenamente esse potencial, será crucial que exista uma colaboração estreita entre as diversas partes interessadas, incluindo reguladores, desenvolvedores de tecnologia e profissionais financeiros, uma cooperação que é fundamental para desenvolver soluções que sejam não apenas tecnicamente avançadas, mas também seguras, transparentes e acessíveis a empresas de todos os tamanhos. Avançar nessa direção

não apenas transformará a análise de risco financeiro, mas também abrirá novos caminhos para a resiliência e o crescimento empresarial no futuro.

Avançar na integração da inteligência artificial (IA) na análise financeira de empresas implica explorar um território rico em oportunidades, mas também repleto de questões éticas e regulatórias. A transparência dos processos algorítmicos da IA, por exemplo, é uma preocupação central, não apenas por questões de confiança, mas também por necessidades regulatórias. Além disso, a democratização do acesso às tecnologias de IA representa um desafio significativo. As pequenas e médias empresas, em particular, enfrentam barreiras significativas devido aos custos associados à implementação e manutenção dessas tecnologias avançadas. Portanto, torna-se imperativo desenvolver soluções de IA que sejam não apenas eficazes, mas também acessíveis e fáceis de usar para organizações de todos os tamanhos. Isso permitiria que um espectro mais amplo de empresas se beneficiasse das vantagens oferecidas pela IA na prevenção de insolvências, nivelando o campo de atuação no mercado competitivo.

Uma análise preditiva que foca em maximizar lucros e vantagens competitivas, conforme destacado pelo SAS (2017), busca antecipar tendências e comportamentos futuros com o objetivo de orientar decisões estratégicas em favor do crescimento empresarial.

Portanto, o debate sobre a inserção da IA na previsão de insolvência empresarial abre caminho para uma nova era de inovação no campo financeiro, através das colaborações entre reguladores, desenvolvedores de IA e profissionais do setor financeiro serão fundamentais para abordar esses desafios, promovendo um ambiente em que a IA possa ser utilizada de maneira eficaz, ética e transparente. Ao navegar por essas águas complexas, o objetivo comum deve ser o de aproveitar o potencial transformador da IA para oferecer previsões mais precisas e insights mais profundos, capacitando empresas a tomar decisões mais informadas e, em última análise, assegurando um futuro financeiro mais estável e promissor.

De acordo com Josiel Ferreira Soares

Outro ponto importante e sendo um dos principais conceitos ligado à análise preditiva está no chamado aprendizado de máquina, que se identifica pela realização através de computadores que automaticamente desenvolvem conhecimento e habilidades através de dados inseridos neles; apesar de a maioria das pessoas não ter o menor interesse em dados, como apontado por Eric Siegel (2017). (SOARES, 2022, pag 06)

Por exemplo, a plataforma LinkedIn utiliza essa tecnologia para antecipar as trajetórias profissionais dos usuários, sugerindo habilidades que eles podem querer desenvolver. Da mesma forma, a rede de lojas Target emprega análises preditivas para identificar clientes grávidas, direcionando marketing específico para elas. Na indústria do

entretenimento, estúdios de Hollywood utilizam essas técnicas para estimar o sucesso potencial de filmes antes mesmo de sua produção, enquanto a Netflix recompensou cientistas que aprimoraram seu sistema de recomendação, melhorando a experiência de visualização ao prever com maior precisão o gosto dos usuários.

No setor automotivo, a Ford explora dados para ensinar seus veículos a reconhecer sinais de distração, fadiga ou embriaguez dos motoristas, visando aumentar a segurança através de alertas automáticos. A FedEx, por sua vez, utiliza análise preditiva para identificar clientes com maior probabilidade de trocar de fornecedor, permitindo intervenções estratégicas para retenção. O aplicativo Hopper recomenda o momento ideal para adquirir passagens aéreas, baseando-se em previsões de variação de preços, enquanto empresas de energia como a australiana Energex e a americana Con Edison antecipam demandas e possíveis falhas no sistema, respectivamente, para otimizar seus serviços e infraestrutura.

Esses exemplos ilustrados por Siegel (2017) evidenciam a vasta aplicabilidade e o valor inestimável do aprendizado de máquina e da análise preditiva. Ao explorar os dados disponíveis, as organizações não apenas melhoram suas operações e serviços, mas também ganham uma compreensão mais profunda dos comportamentos e preferências dos indivíduos, pavimentando o caminho para inovações que respondem mais efetivamente às necessidades e expectativas da sociedade.

Essas implementações ilustram a eficácia do aprendizado de máquina em oferecer previsões que, embora não precisem ser perfeitamente acuradas, são suficientemente valiosas para transformar a maneira como as empresas operam. Segundo Siegel (2017), mesmo uma precisão de 50% em previsões pode trazer ganhos significativos, permitindo que as empresas se antecipem ao descartar potenciais clientes desinteressados, maximizando assim a eficiência e o lucro.

Na esfera acadêmica, o termo "aprendizado de máquina" é amplamente utilizado, mas no mundo dos negócios, essa tecnologia é frequentemente referida como "análise preditiva". Esta abordagem utiliza dados históricos para antecipar ações futuras de indivíduos ou grupos, facilitando decisões mais informadas. Gigantes da tecnologia como Google e Amazon já incorporam análise preditiva em seus modelos de negócios para otimizar operações, realizar marketing direcionado, detectar fraudes e captar novos clientes online, conforme aponta Siegel (2017). Dessa forma, a análise preditiva se torna uma ferramenta comercial essencial, direcionando estratégias para alcançar objetivos de lucro.

Além de seu papel em otimizar a eficiência e o engajamento do cliente, a análise preditiva também desempenha uma função crucial na prevenção de perdas, especialmente ao

prever demandas e evitar riscos. Siegel (2017) destaca que, ao empregar essa tecnologia, as organizações conseguem fazer escolhas mais precisas em suas estratégias de marketing e gestão de riscos. Cada decisão tomada pode ser mais bem fundamentada, tendo em vista que a análise preditiva fornece um entendimento mais claro dos potenciais riscos e oportunidades.

Os modelos preditivos, no coração da análise preditiva, funcionam analisando características individuais para produzir uma pontuação preditiva. Essa pontuação indica a probabilidade de o indivíduo exibir um determinado comportamento, como fazer uma compra ou cancelar um serviço. Quanto maior a pontuação, maior a chance de o comportamento previsto ocorrer. Esta metodologia permite que as empresas ajustem suas abordagens e comunicações com base na probabilidade de determinadas ações dos clientes, tornando suas operações mais precisas e eficazes, uma vez que

A análise preditiva é capaz de usar dados, algoritmos e técnicas de machine learning na tentativa de prever 8 situações futuras. O objetivo é lançar mão de dados estatísticos e históricos para decidir as melhores ações, que vão garantir o sucesso dos negócios. Estes dados permitem a criação de modelos preditivos, que centram sua análise em torno de 5 variáveis, de acordo com cada negócio, e ajudam a prever necessidades e problemas do mercado, com o intuito de antecipar soluções. (UDACITY, 2017).

A análise preditiva busca integrar dados, programação e metodologias de aprendizado automatizado para antecipar eventos futuros e orientar decisões acertadas. Existem cinco principais benefícios associados a esta abordagem: reconhecimento de padrões emergentes, antecipação de ações futuras, compreensão profunda das demandas das empresas, embasamento de escolhas em informações confiáveis e aprimoramento do rendimento corporativo, bem como antecipação de crises que possam levar à insolvência.

## **5 Conclusão**

Assim, sob a perspectiva comparativa, adotando-se o marco teórico da teoria dos trabalhos de Lissandra da Costa Araújo, Fábio Chaves Nobre e Liana Holanda Nepomuceno Nobre, verifica-se o papel transformador da inteligência artificial (IA) e de modelos de previsão na identificação antecipada de riscos de falência, marcando um avanço significativo na maneira como as empresas podem gerenciar sua saúde financeira. Demonstrou-se como a incorporação dessas tecnologias modernas pode revolucionar práticas de gestão financeira, oferecendo às companhias meios inovadores para detectar sinais de alerta financeiro bem antes de se tornarem crises irrecuperáveis.

A prevenção da insolvência de empresas é de vital importância não apenas para a sustentabilidade e crescimento das próprias empresas, mas também para a economia como um

todo. A capacidade de prevenir a insolvência implica na habilidade de realizar uma gestão financeira robusta e proativa. Isso envolve o monitoramento constante de indicadores financeiros, a análise de tendências de mercado e a implementação de estratégias de gestão de riscos eficazes. A prevenção ativa permite que as empresas ajustem suas operações, finanças e estratégias em tempo hábil, evitando não apenas a falência, mas também fortalecendo sua posição competitiva no mercado.

## Referências

AGOSTINHO, Isabela Ribeiro Soares; SILVA, Wesley Vieira da; VEIGA, Claudimar Pereira da; SOUZA, Antônio Márcio. Forecasting models in the manufacturing processes and operations management: Systematic literature review. *Journal of Forecasting*, v. 39, n. 7, p. 1043-1056, 2020.

ALTMAN, Edward I. Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy. *The Journal of Finance*, v. 23, n. 4, p. 589-609, 1968.

ALTMAN, Edward I.; BAIDYA, Tarun K.; DIAS, Luiz Manuel Rodrigues. Previsão de problemas financeiros em empresas. *Revista de Administração de Empresas*, v. 19, p. 17-28, 1979.

AZEVEDO, Eduardo Rodrigues. Correlação entre diferentes métodos de avaliação clínica da classe funcional e da qualidade de vida relacionada à saúde com o resultado do teste cardiopulmonar em pacientes com insuficiência cardíaca. 2020. Tese (Doutorado) - Universidade de São Paulo, São Paulo, 2020.

BEAVER, William H. Financial Ratios as Predictors of Failure-Reply. *Journal of Accounting Research*, v. 4, p. 123-127, 1966.

BELO, Danilo Pereira Coelho; CESCÓN, José Antônio; CESCÓN, José Antônio Pereira. Análise do Fator de Insolvência das Empresas com Patrimônio Líquido Negativo Listadas na Brasil, Bolsa e Balcão (B3). *Contabilometria*, v. 9, n. 1, 2022.

ELIZABETSKY, Roberto. Um modelo matemático para a decisão no banco comercial. São Paulo: Departamento de Engenharia de Produção, Escola Politécnica da Universidade de São Paulo, 1976.

FITZPATRICK, Paul Joseph. A Comparison of Ratios of Successful Industrial Enterprises with those of Failed Firms. *Certified Public Accountant*, p. 598-731, 1932.

GIMENES, Regina Maria Thomazella; URIBE-OPAZO, Miguel Angel. Previsão de insolvência de cooperativas agropecuárias por meio de modelos multivariados. *Revista da FAE*, v. 4, n. 3, 2001.

ILHÉU, José Maria Oliveira. Modelos preditivos das insolvências: O contributo da auditoria financeira externa nas PME portuguesas. 2022. Dissertação (Mestrado em Contabilidade) - Instituto Universitário de Lisboa, Lisboa, 2022.

KANITZ, Stephen Charles. Como prever a falência de empresas. Revista Exame, 1974.

LINS, Anderson Galvão; PEREIRA, Diego Rodrigues Gomes; SILVA, Wesley Vieira da; ROCHA, Daiane Trindade. Análise comparativa dos modelos de previsão de insolvência de cooperativas agrícolas do Estado do Paraná. Qualitas Revista Eletrônica, v. 10, n. 4, 2010.

MARQUES, Sofia Branco. Modelos de Previsão de Falência em PME's portuguesas de alojamento turístico. 2022. Dissertação (Mestrado em Finanças e Fiscalidades) - Universidade do Porto, Porto, 2022.

MATIAS, Alberto Borges. Contribuição às técnicas de análise financeira: um modelo de concessão de crédito. São Paulo: Departamento de Administração da Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade da Universidade de São Paulo, 1978.

MOMBACH, Henrique Bohn. Relação entre os Indicadores Econômico-Financeiros e o Retorno das Ações. 2012. Monografia (Especialização) - Programa de Pós-Graduação em Administração, Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre, 2012.

MUÑOZ, Lina Yolanda; MERINO, Ana Maria Gómez; SALA, José Carlos Gómez. Modelos de predicción de quiebras en empresas no financieras. Actualidad Financiera, v. 2, n. 5, p. 3-14, 1997.

NOBRE, Fábio Chaves; LIMA, Emanuelle Maria Costa de. Análise de Solvência de Empresas do Segmento Calçadista Listadas no BM&FBOVESPA. Revista de Administração e Negócios da Amazônia, v. 6, n. 3, p. 1-20, 2014.

PEREIRA-DA-SILVA, João Paulo. Análise Financeira Das Empresas. 13. ed. São Paulo: Cengage Learning, 2016.

PEREIRA, Ricardo Corrêa; ALVES, Kátia Daniela Araújo Ferreira; MARIANO, Roberto Filipe; NOBRE, Fábio Chaves. Análise Financeira Empresarial Sob a Luz Dos 5 Modelos De Previsão De Insolvência: Um Estudo Comparativo De Empresas De Capital Aberto. Congresso Virtual Brasileiro de Administração, 2013.

PEREIRA, Vanessa Silva; MARTINS, Vinícius Farias. Estudos de previsão de falências—uma revisão das publicações internacionais e brasileiras de 1930 a 2015. Revista Contemporânea de Contabilidade, v. 12, n. 26, p. 163-196, 2016.

PINHEIRO, Luci Elen Teixeira; SANTOS, Cláudia Pinto; COLAUTO, Romualdo Douglas; PINHEIRO, Juliana Lima. Validação de modelos brasileiro de previsão de insolvência. Contabilidade Vista & Revista, v. 18, n. 4, p. 83-103, 2007.

RICHARDSON, Roberto Jarry; PERES, José Damasceno Sampaio; WANDERLEY, José Vicente; CORREIA, Luis Felipe; PERES, Maria do Carmo. Pesquisa social: métodos e técnicas. São Paulo: Atlas, 2012.

TRIVIÑOS, Augusto Nivaldo Silva. Introdução às ciências sociais: a pesquisa qualitativa em educação. São Paulo: Atlas, 1987.