

Matrizes de Risco para classificação de perfis de investimento

Guilherme Moreira e Alcântara¹

Aureliano Angel Bressan²

Daniel Pereira Alves de Abreu³

RESUMO: O objetivo deste artigo é o de propor o uso de uma Matriz de Riscos para categorizar investidores em três perfis. Utilizando uma abordagem para a classificação que combina a Análise Envoltória de Dados (DEA) e a Teoria do Prospecto, a proposta permite uma avaliação multidimensional dos perfis considerando fatores como capacidade financeira, conhecimento e propensão ao risco, superando limitações de métodos subjetivos usualmente adotados pelas instituições financeiras. Os resultados, baseados em uma amostra de 211 investidores, mostram que a propensão ao risco não está diretamente relacionada ao conhecimento financeiro ou à capacidade de assumir perdas, reforçando a complexidade da tolerância ao risco. Além disso, a análise contribui para a criação de ferramentas em conformidade com diretrizes regulatórias da CVM e pode auxiliar consultores financeiros na personalização de recomendações de investimento.

Palavras-Chave: Perfis de Investimento, Percepção de Risco, Aversão à Perda, Suitability.

1. INTRODUÇÃO

Identificar com precisão o perfil de risco do investidor é um dos principais desafios da alocação de recursos no mercado financeiro. A indagação “quanto risco você está disposto a assumir?” pode soar trivial, mas carrega uma complexidade que vai além de preferências declaradas. A Teoria Moderna de Carteiras (TMC), desde os trabalhos pioneiros de Markowitz (1952), Merton (1969) e Tobin (1958), reconhece a alocação ótima de ativos deve considerar a tolerância ao risco, buscando equilibrar ativos arriscados e livres de risco para otimizar o retorno esperado ou minimizar perdas dentro de um nível de risco aceitável. Ao tratar o risco como uma variável a ser minimizada — expressa pela variância dos retornos —, a TMC reforça que a construção de portfólios deve refletir a postura do investidor, seja ela conservadora, moderada ou agressiva.

No entanto, a percepção de risco e as decisões de investimento frequentemente se distanciam da racionalidade assumida por esses modelos. Como demonstrado pelas contribuições de Kahneman e Tversky (1979; 1992), essas escolhas são influenciadas por

¹ Mestrando em Administração, na linha de pesquisa em Finanças, pelo Centro de Pós-Graduação e Pesquisas em Administração (CEPEAD) da FACE/UFMG. E-mail: guimalcantara@gmail.com

² Professor titular no Centro de Pós-graduação e Pesquisas em Administração da UFMG, Belo Horizonte (MG), Brasil. E-mail: bressan@face.ufmg.br

³ Doutorando em Administração, na linha de pesquisa em Finanças, pelo Centro de Pós-Graduação e Pesquisas em Administração (CEPEAD) da FACE/UFMG.

fatores cognitivos, emocionais e contextuais, que alteram a forma como o risco é compreendido e enfrentado. Investir, portanto, envolve mais do que cálculos sobre ganhos e perdas: exige, antes de tudo, entender quem é o investidor diante do risco.

Nesse contexto, e buscando regular as melhores práticas, as agências reguladoras ao redor do mundo vêm implementando diretrizes para assegurar que os consumidores sejam apresentados a produtos financeiros compatíveis com seus perfis de risco (*suitability*). Exemplos incluem a *Markets in Financial Instruments Directive II* (MiFID II) na União Europeia (ESMA, 2018, 2022), a Regra 2111 da *Financial Industry Regulatory Authority* (FINRA) nos Estados Unidos (FINRA, 2014, 2019), e diretrizes semelhantes em países como Canadá (CIRO, 2023), Reino Unido (FCA, 2022), Austrália (ASIC, 2020), Índia (SEBI, 2013) e África do Sul (Republic of South Africa, 2002).

No Brasil, esse esforço regulatório é liderado pela Comissão de Valores Mobiliários (CVM), com suporte da autorregulação promovida pela Associação Brasileira das Entidades dos Mercados Financeiro e de Capitais (ANBIMA). A Resolução 30/2021 da CVM estabelece diretrizes gerais para verificar a adequação de produtos e serviços financeiros ao perfil do investidor, considerando critérios como tolerância ao risco, objetivos de investimento, situação financeira e nível de conhecimento sobre o mercado (CVM, 2021). Complementando essa regulamentação, a ANBIMA detalha esses requisitos em seu Código de Distribuição, atribuindo aos intermediários – como corretoras e bancos – a responsabilidade de classificar os investidores em perfis de risco específicos, considerando, no mínimo, três categorias com base na tolerância ao risco (ANBIMA, 2024).

No entanto, essas normativas não estabelecem critérios mínimos de qualidade ou padrões metodológicos para os instrumentos utilizados na avaliação do perfil de risco. Como resultado, observa-se a adoção de metodologias *ad hoc*⁴, cujo foco recai apenas sobre o cumprimento formal das exigências regulatórias (Brayman et al., 2017; Roszkowski et al., 2005). A ausência de fundamentação psicométrica e validação estatística compromete a confiabilidade desses instrumentos, aumentando o risco de classificações imprecisas (Grable, 2017; Mazzoli & Palmucci, 2023). Além da fragilidade técnica, essas abordagens tendem a reduzir a tolerância ao risco a um constructo unidimensional, negligenciando a complexidade envolvida — que inclui fatores objetivos, como a capacidade financeira, e subjetivos, como atitudes, percepções e experiências anteriores (Hertwig et al., 2019; Wahl & Kirchler, 2020).

⁴ O termo "ad hoc" significa "para isto" ou "para esta finalidade específica" em latim. É utilizado para descrever algo que foi criado ou feito especialmente para uma determinada situação, problema ou necessidade, em vez de ser algo planejado ou existente de forma geral.

A falta de precisão na avaliação do perfil de risco compromete a qualidade das recomendações, gerando efeitos negativos tanto para o investidor quanto para o mercado. Classificações imprecisas podem superestimar a tolerância ao risco, expondo o investidor a perdas que não está preparado para suportar, ou subestimá-la, restringindo seu acesso a oportunidades mais rentáveis. Em ambos os casos, esses erros não apenas levam os investidores a decisões subótimas, mas também aumentam o risco de práticas de *mis-selling* e enfraquecem a confiança dos investidores no sistema financeiro (Baloyi & Lotter, 2024; Linciano & Soccorso, 2012; Thompson et al., 2022).

Diante dessas lacunas, esta pesquisa tem por objetivo apresentar uma abordagem para aprimorar a precisão na avaliação do perfil de risco dos investidores, por meio da classificação dos perfis em Matrizes de Risco. Para isso, combina-se a Teoria da Aversão à Perda (Kahneman & Tversky, 1979, 1992) com a Análise Envoltória de Dados (DEA), ferramenta quantitativa já reconhecida por sua eficácia na construção de perfis de risco sob múltiplos critérios (Ardehali et al., 2005; Cooper et al., 2014).

Superando as limitações das abordagens convencionais, que frequentemente reduzem a avaliação a uma única dimensão, a proposta deste estudo incorpora fatores objetivos e subjetivos, permitindo uma classificação mais fiel à realidade dos investidores. A Matriz de Riscos possibilita categorizar os investidores em três perfis distintos — Conservador, Moderado e Agressivo — e oferece uma representação visual clara das relações entre capacidade financeira, conhecimento e propensão ao risco.

O artigo está estruturado em cinco seções. Após esta introdução, a Seção 2 apresenta a fundamentação teórica sobre o perfil de risco, aversão à perda e DEA. A Seção 3 detalha a metodologia, incluindo a modelagem DEA em dois estágios e os procedimentos de coleta de dados. A Seção 4 expõe os resultados empíricos e discute a validade discriminante das dimensões avaliadas. Por fim, a Seção 5 apresenta as conclusões do estudo. Os resultados demonstram que o modelo proposto se mostrou eficaz na distinção entre os perfis Conservador, Moderado e Agressivo, reforçando seu potencial de aplicação prática em ambientes regulados e sua aderência às diretrizes da Comissão de Valores Mobiliários (CVM).

2. FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

2.1 Perfil de risco do investidor

O perfil de risco do investidor refere-se ao conjunto de fatores que determinam o nível de risco que um indivíduo pode e está disposto a assumir em seus investimentos. Na literatura, ele é descrito como um conceito multidimensional, composto por fatores objetivos e subjetivos (Brayman et al., 2023; Hemrajani et al., 2023; Mazzoli & Palmucci, 2023).

Os fatores objetivos referem-se a elementos quantificáveis, relacionados à capacidade do investidor de assumir riscos. Em termos gerais, essa dimensão do perfil de risco reflete a capacidade financeira do indivíduo para suportar perdas sem comprometer seus objetivos financeiros de longo prazo ou seu padrão de vida. Entre as variáveis que compõem esse construto, destacam-se o horizonte de investimento, a necessidade de liquidez, a renda, o patrimônio e as obrigações financeiras. Portanto, os fatores objetivos representam o nível de risco que um investidor pode suportar, considerando sua situação financeira específica (Brayman et al., 2023; Davies, 2017).

Por outro lado, os fatores subjetivos dizem respeito à disposição psicológica do investidor para aceitar incertezas e possíveis perdas financeiras em busca de retornos potencialmente mais elevados (Baloyi-Lotter, 2024). Essa dimensão é frequentemente descrita por termos como ‘atitude em relação ao risco’, ‘tolerância ao risco’, ‘aversão ao risco’ ou ‘apetite ao risco’. De forma simplificada, a disposição subjetiva reflete "quanto risco um indivíduo está disposto a assumir". Envolve o *trade-off* que um investidor está disposto a aceitar entre o risco percebido e o retorno esperado de diferentes alternativas de investimento. Dessa maneira, a disposição para o risco pode ser entendida como o nível máximo de incerteza que alguém está disposto a aceitar ao tomar uma decisão financeira que envolva a possibilidade de perda (Cordell, 2001; Linciano & Soccorso, 2012; Ricciardi & Rice, 2014; Alemanni & Uberti, 2019).

A Análise de Perfil de Investidor (API) é o processo formal utilizado pelas instituições financeiras para identificar e classificar o perfil de risco de seus clientes, sendo uma das etapas fundamentais das políticas de *suitability*. Uma vez identificado o perfil do investidor por meio da API, a instituição deve utilizar essa informação para assegurar que as recomendações de investimentos estejam alinhadas ao seu nível de risco. Em outras palavras, o *suitability* funciona como um elo entre a avaliação do perfil do investidor e a oferta de produtos financeiros.

Embora reguladores como a CVM exijam a realização dessas avaliações, a abordagem regulatória predominante é principiológica, ou seja, estabelece diretrizes amplas sem especificar métodos padronizados ou critérios mínimos de qualidade para as ferramentas utilizadas. Essa falta de padronização permite que cada instituição adote metodologias próprias, frequentemente baseadas apenas no cumprimento de exigências mínimas (métodos *ad hoc*), sem necessariamente garantir uma avaliação precisa e confiável (Roszkowski et al., 2005). Como consequência, o mesmo investidor pode receber classificações divergentes, dependendo da instituição financeira responsável pela análise (CVM, 2025).

Além dessa lacuna regulatória, há também um debate acadêmico sobre a melhor forma de mensurar a tolerância ao risco financeiro. Estudos apontam uma diversidade de métodos de avaliação, refletindo abordagens distintas para compreender como os indivíduos enfrentam riscos financeiros (Heo; Grable; Rabban, 2024; Kwak; Grable, 2024; Mazzoli; Palmucci, 2023). Uma revisão sistemática recente conduzida por Hemrajani, Rajni e Dhiman (2023) identificou três procedimentos predominantes para avaliar a tolerância ao risco financeiro: (a) Medidas de propensão: Também conhecidas como testes psicométricos, incluem instrumentos amplamente reconhecidos, como a Escala de Tolerância ao Risco de Grable e Lytton (Grable; Lytton, 1999) e o sistema *Personal Financial Profiling* (*FinaMetrica* Pty Ltd)., um instrumento validado psicometricamente e respaldado por uma série de estudos (Roszkowski, 1993-1997; Elsayed; Martin, 1998; Adams; Bright, 2000); (b) Testes de preferência revelada: Observam o comportamento real dos indivíduos em situações de risco. Exemplos incluem o modelo de Holt e Laury (2002), a Teoria do Prospecto (Kahneman; Tversky, 1979) e sua extensão, a Teoria do Prospecto Cumulativo (Kahneman; Tversky, 1992). Outras abordagens incluem a Tarefa de Elicitação de Risco com Bomba (BRET) (Crosetto; Filippin, 2013) e a análise de dados de investimento real, baseada no portfólio do indivíduo.; e , (c) Itens de preferência declarada e questionários de autoavaliação: Baseiam-se em autoavaliações, um exemplo é o *Survey of Consumer Finances* (SCF), também conhecido como *single-item SCF risk-aversion item* (Grable et al., 2022).

Entre as diferentes abordagens, os questionários de autoavaliação se destacam devido à sua simplicidade e facilidade de implementação, tornando-se a principal escolha das instituições financeiras para atender às exigências regulatórias (Brayman et al., 2017; Mazzoli & Palmucci, 2023). No entanto, esses instrumentos apresentam limitações significativas, especialmente pela ausência de validação científica, considerada uma de suas principais fragilidades. Esses instrumentos são frequentemente baseados em perguntas subjetivas ou *ad*

hoc, elaboradas sem fundamentação em teorias psicométricas ou validação estatística, o que compromete sua precisão e confiabilidade (Grable, 2017; Mazzoli & Palmucci, 2023; Metzger & Fehr, 2018).

A falta de validação compromete a capacidade desses instrumentos de mensurar corretamente o perfil de risco, levando a avaliações inconsistentes e, conseqüentemente, a decisões financeiras equivocadas (Hubble, Grable & Dannhauser, 2020; Roszkowski, Delaney & Cordell, 2009). Além disso, a adoção de modelos simplificados, como o uso de pontuações totais ou médias, desconsidera a complexidade da tolerância ao risco, ignorando fatores psicológicos, comportamentais, contextuais e o nível de conhecimento financeiro do investidor. Isso pode resultar em uma avaliação superficial e imprecisa, comprometendo a adequação das recomendações financeiras (Frey et al., 2023; Hertwig et al., 2019; Klement, 2018; Wahl & Kirchler, 2020).

2.2 Testes de Preferência Revelada e Aversão à perda

O conceito de preferência revelada foi introduzido pelo economista Paul Samuelson em 1948. A premissa central desse conceito é que as preferências de um indivíduo podem ser inferidas a partir de suas escolhas observáveis. O método mais comum envolve a apresentação de duas alternativas ao decisor, nas quais as probabilidades de sucesso/fracasso ou lucro/perda são conhecidas previamente (Barsky et al., 1997; Hertwig et al., 2019; Grable, Rabbani & Heo, 2024).

Entre os principais métodos destaca-se a tarefa de loteria de Holt e Laury (2002), também conhecida como método HL, fundamentada em modelos clássicos de decisão sob risco, como a Teoria da Utilidade Esperada (TUE) (Von Neumann & Morgenstern, 1944). Nesse contexto, pressupõe-se que os agentes econômicos processem informações de forma lógica, maximizem sua utilidade e que sua atitude frente ao risco seja determinada exclusivamente pela curvatura da função de valor (Pratt, 1964).

No entanto, a literatura apresenta exemplos amplamente documentados de violações sistemáticas à Teoria da Utilidade Esperada (TUE) por parte de investidores (Jacobsen et al., 2014; Allais, 1953; Camerer, 1995; Simon, 1955; Starmer, 2000; Rabin, 2001). Essas violações são frequentemente influenciadas por fatores psicológicos, como percepção de risco, emoções e intuição (Weber, Hsee & Welch, 2001; Burns, Peters & Slovic, 2012; Weber, Weber & Nasic, 2013).

A Teoria do Prospecto (TP) e sua extensão, a Teoria do Prospecto Cumulativo (TPC), surgem como alternativas viáveis para descrever o comportamento humano sob risco e incerteza

(Kahneman & Tversky, 1979, 1992). Um elemento central desses modelos é a *aversão à perda*, que reflete a tendência dos indivíduos em avaliar sua riqueza em relação a um ponto de referência, percebendo mudanças como ganhos ou perdas. Como sugerido por Schmidt e Zank (2008), na teoria do prospecto cumulativo, a aversão ao risco pode ser explicada tanto pela curvatura da função de utilidade quanto pela forma das funções de ponderação de probabilidades, o que permite uma análise mais detalhada da aversão ao risco (Schmidt & Zank, 2008). A *aversão à perda*, portanto, não é apenas uma questão de utilidade mais íngreme para perdas, mas também envolve a maneira como os indivíduos percebem e processam probabilidades associadas a essas perdas. Este componente intrínseco das atitudes de risco é a principal responsável pela aversão ao risco observada empiricamente, influenciando como os indivíduos avaliam as opções de risco, levando-os a valorar de modo mais intenso as possíveis perdas do que os possíveis ganhos em situações arriscadas (Schmidt & Zank, 2005).

Além disso, o índice de aversão à perda (Köbberling e Wakker, 2005), está alinhado com as observações empíricas de que indivíduos com maior *aversão à perda* tendem a evitar investimentos arriscados, mesmo quando as probabilidades objetivas indicam que o retorno esperado pode ser positivo (Schmidt & Traub, 2002). por exemplo esse conceito tem foi utilizado para explicar paradoxos na TUE, como o *efeito dotação* (Thaler, 1980), o *equity premium puzzle* (Benartzi & Thaler, 1995) e o *viés do status quo* (Samuelson & Zeckhauser, 1988).

Outros estudos reforçam essa perspectiva, demonstrando que a *aversão à perda* individual afeta significativamente as decisões de investimento (Dimmock & Kouwenberg, 2010; Bodnaruk & Simonov, 2016; Abdellaoui, Bleichrodt & Kammoun, 2013). Dada sua relevância, reguladores financeiros e instituições têm buscado incorporar a *aversão à perda* em classificações de risco dos clientes (Vandolder & Vandenbroucke, 2022). A European Securities and Market Authority (ESMA) destaca explicitamente a importância de *insights* comportamentais, incluindo a *aversão à perda*, para melhorar perfis de risco e adequação de investimentos (ESMA, 2018). Estudos de reguladores financeiros franceses (AMF) e italianos (CONSOB) também enfatizam a necessidade de considerar a *aversão à perda* na análise do comportamento de risco dos clientes (de Palma & Picard, 2011; Linciano & Soccorso, 2012).

2.3 Análise Envoltória de Dados

A Análise Envoltória de Dados (DEA, do inglês *Data Envelopment Analysis*) é uma metodologia não paramétrica baseada em programação linear, utilizada para avaliar a eficiência relativa de um conjunto de unidades sob múltiplos critérios simultaneamente (Charnes et al., 1978). Essas unidades são denominadas Unidades de Tomada de Decisão (DMUs, do inglês *Decision Making Units*), e sua eficiência é medida por meio da relação entre insumos (*inputs*) e resultados (*outputs*).

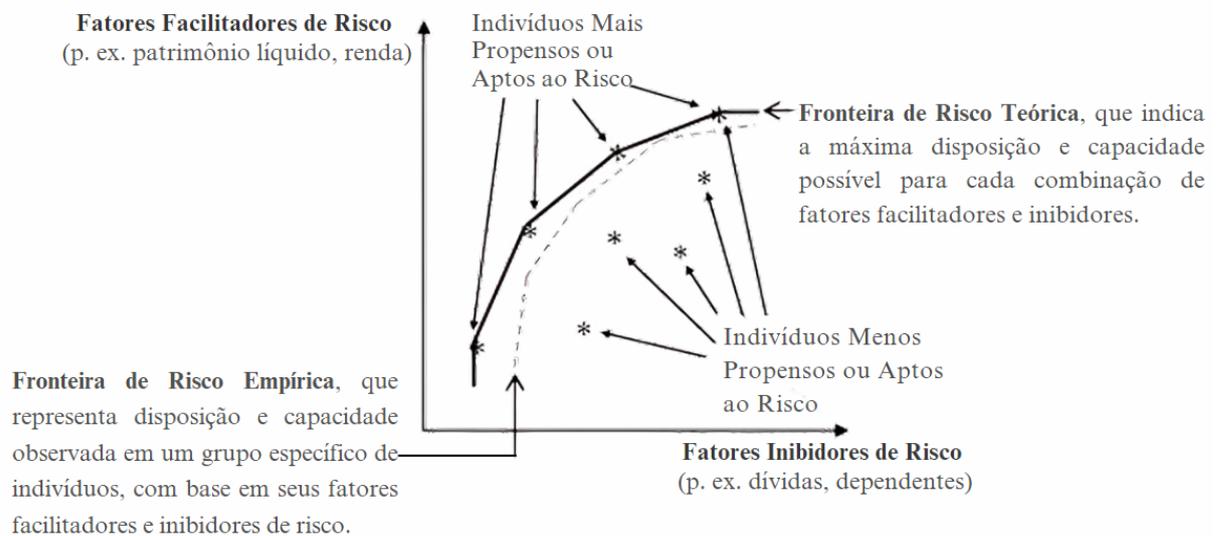
Entre as variações da DEA, destaca-se o modelo de Medida de Eficiência Baseada em Slacks (SBM, *Slack-Based Measure*), introduzido por Tone (2001). Diferente dos modelos tradicionais, o SBM quantifica diretamente as ineficiências, identificando excessos nos *inputs* (recursos consumidos) e deficiências nos *outputs* (resultados gerados), ao invés de apenas calcular a razão de eficiência relativa entre as DMUs. Uma das principais vantagens desse modelo é sua capacidade de avaliar ineficiências de forma absoluta, sem depender de uma orientação específica para insumos ou produtos. Isso o torna particularmente útil em contextos multidimensionais, onde diferentes aspectos de ineficiência precisam ser analisados simultaneamente ou quando as relações entre insumos e resultados variam significativamente entre as unidades estudadas, sendo então adequado para a avaliação do perfil do investidor, onde a tolerância ao risco é influenciada por múltiplas variáveis.

No contexto da DEA, um "slack" refere-se à quantidade de recursos que pode ser reduzida sem prejudicar os níveis de produto, ou a quantidade de produto que poderia ser aumentada sem necessidade de mais *inputs*. O modelo SBM incorpora essas noções diretamente em sua formulação, permitindo uma avaliação mais precisa e detalhada da performance das unidades analisadas. O modelo SBM é particularmente aplicável a pesquisas com respostas em escala *Likert* e dados numéricos exatos devido à sua sensibilidade a *slacks*, o que permite flexibilidade na incorporação de diferentes tipos de dados, adequação para dados não proporcionais, e a análise detalhada de ineficiência que oferece. Essas características tornam o SBM adequado para áreas como saúde, educação e satisfação do cliente, onde os dados podem não ser puramente quantitativos ou onde a eficiência envolve múltiplas dimensões (Tone, 2001).

2.3.1 Análise Envoltória de Dados na avaliação do perfil do investidor

Estudos anteriores exploraram a DEA como ferramenta para avaliar a tolerância ao risco financeiro dos investidores. Ardehali, Paradi e Asmild (2005) modelaram investidores como Unidades de Tomada de Decisão (DMUs), classificando aqueles com maior propensão ao risco na fronteira empírica de risco. No modelo proposto, as variáveis que reduzem a capacidade ou disposição para assumir riscos foram tratadas como *inputs* (fatores inibidores), enquanto aquelas que potencializam essa capacidade foram consideradas *outputs* (fatores facilitadores). Investidores com "pontuação de risco" igual a 1 foram identificados como mais propensos ao risco, enquanto aqueles com pontuações inferiores demonstraram maior aversão ao risco, sendo avaliados de forma relativa aos perfis mais arrojados. A Figura 1 sintetiza a lógica desta abordagem.

Figura 1 Representação visual da aplicação de DEA à avaliação do perfil de risco dos investidores



Fonte: Adaptado de Cooper et al. (2014)

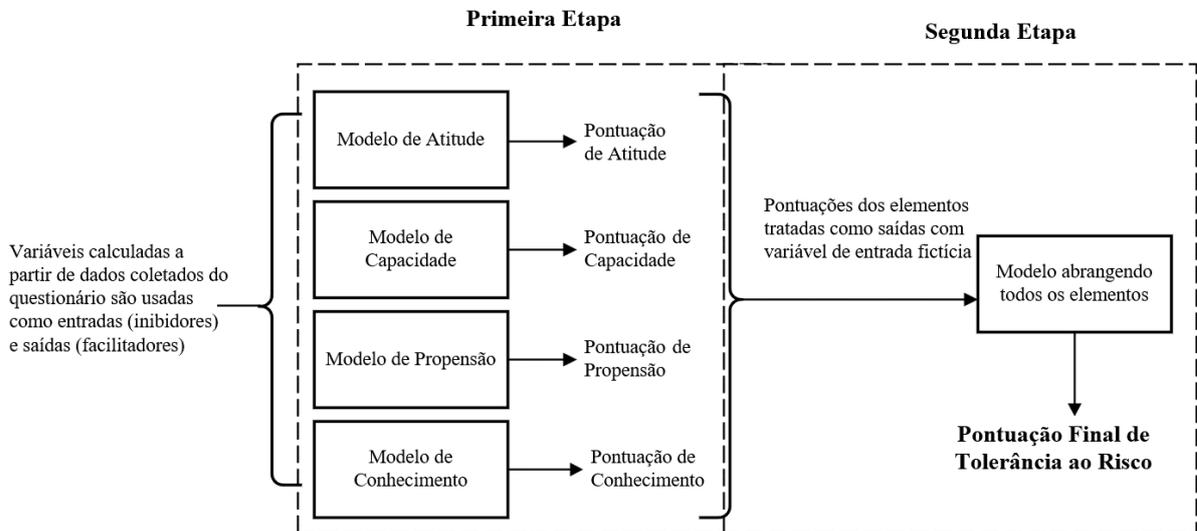
Embora a DEA seja amplamente utilizada para avaliar eficiência, os conceitos de "eficiência" e "desempenho" não se aplicam diretamente à mensuração do perfil do investidor. Dessa forma, interpretações que associam maior tolerância ao risco a um "melhor desempenho" são inadequadas. No contexto da avaliação de risco, a DEA funciona como uma ferramenta robusta de classificação multicritério, cujo objetivo é organizar e classificar os indivíduos conforme seu nível de tolerância ao risco, sem estabelecer hierarquias de desempenho. Assim,

não há uma relação direta entre maior eficiência e maior propensão ao risco, reforçando a necessidade de uma abordagem analítica que respeite a complexidade e a multidimensionalidade do perfil do investidor.

As pontuações geradas utilizando a DEA apenas mostram onde um indivíduo se encontra no espectro de tolerância ao risco. Esse espectro varia entre a preferência por evitar perdas a maximizar ganhos, refletindo a aversão do investidor ao risco; a incapacidade ou capacidade de suportar grandes perdas financeiras sem afetar significativamente o bem-estar financeiro, indicando a capacidade financeira do investidor; e o nível de compreensão sobre riscos financeiros, produtos de investimento e dinâmicas de mercado, que avalia o conhecimento do investidor sobre o mercado financeiro. A diferença entre duas pontuações é simplesmente interpretada da seguinte forma: uma pessoa A é mais (ou menos) tolerante ao risco do que uma pessoa B com base em certos critérios, que podem incluir fatores habilitadores e inibidores.

No estudo de Ardehali et al. (2005), utilizando dados do questionário de perfil de risco da *FinaMetrica Pty Ltd.*, a DEA captou sutilezas na tolerância ao risco com alta consistência (correlação de 0,96) em relação ao instrumento *FinaMetrica*, demonstrando eficácia superior aos métodos *ad hoc*. Inspirados por essa abordagem, Cooper, Kingyens e Paradi (2014) desenvolveram um modelo DEA de dois estágios para avaliar a tolerância ao risco de investidores. Na primeira etapa, foram aplicados cinco modelos DEA SBM, cada um medindo uma faceta do risco (propensão, atitude, capacidade e conhecimento). Na segunda etapa, essas dimensões foram integradas em um único modelo DEA SBM, gerando uma pontuação final de tolerância ao risco em uma escala de 0 a 1, onde 1 representa os investidores mais propensos ao risco.

Figura 2 Modelos DEA SBM de dois estágios para identificar as facetas do perfil de risco



Fonte: Adaptado de Cooper et al. (2014)

Por fim, Cooper, Kingyens e Paradi (2014) também analisaram a correlação entre as dimensões de propensão, atitude, capacidade e conhecimento, a fim de avaliar a validade discriminante do modelo. Para um modelo ser considerado multidimensional adequado, espera-se que suas dimensões apresentem baixas correlações entre si, garantindo que cada fator represente um aspecto independente da tolerância ao risco (Hair, 2009). Dimensões que apresentam correlações fracas indicam que, embora possam compartilhar certa influência comum, não mensuram o mesmo constructo subjacente. Além disso, correlações próximas de zero sugerem a ausência de uma relação linear direta, reforçando a validade discriminante do modelo (Dancey & Reidy, 2018).

Os achados reforçam a viabilidade da DEA como ferramenta para avaliar a tolerância ao risco, evidenciando que atitude, capacidade, propensão e conhecimento de risco são dimensões distintas que podem ser integradas para criar uma escala contínua de 0 (menor tolerância) a 1 (maior tolerância ao risco).

3. METODOLOGIA

3.1 Implementação do Modelo DEA de Dois Estágios

Neste estudo, a tolerância ao risco foi analisada de maneira multifacetada, categorizando as variáveis coletadas em quatro modelos DEA SBM, correspondentes às dimensões do risco. Essa classificação categorizou as variáveis como inibidoras ou facilitadoras da assunção de

riscos, dependendo de sua relação com a tolerância ao risco. Diferentemente dos artigos anteriores de Cooper et al. (2014) e Ardehali et al. (2005), optamos por tratar todas as variáveis do instrumento como saídas (*outputs*) e as variáveis inibidoras foram classificadas em três categorias: indesejáveis (variáveis que o investidor poderia gerenciar), não discricionárias (variáveis fora do controle imediato do investidor, tal como o nível de educação financeira) e incontroláveis (variáveis externas). A diferença entre elas reside principalmente na natureza do controle que os indivíduos ou decisores têm sobre essas variáveis. As variáveis indesejáveis, podem ser parcialmente gerenciadas pelo investidor. As variáveis não discricionárias são aquelas que, apesar de fora do controle imediato, são consideradas no modelo para ajustar a avaliação de eficiência, e envolvem por exemplo o número de dependentes financeiros. As variáveis incontroláveis, por outro lado, são externas (relacionadas aos aspectos demográficos, p. ex.) e destacam o impacto de fatores externos na eficiência das DMUs, sem necessariamente serem usadas para ajustar a fronteira de eficiência. A Tabela 1 apresenta a classificação detalhada das variáveis.

Tabela 1 - Classificação das variáveis para implementação do modelo DEA

Variáveis de elementos e sua orientação para a primeira etapa de análise.			
Dimensão	Variável	Tipo	Classificação
1. Capacidade	Número de dependentes financeiros	Output	- Não discricionárias
	Estado civil	Output	- Não discricionárias
	Faixa de renda mensal	Output	
	Idade	Output	- Incontrolável
	Tempo restante até a aposentadoria	Output	
	Hábito de poupança	Output	
	Situação das reservas financeiras	Output	
2. Conhecimento	Nível de educação financeira	Output	
	Experiência no mercado financeiro	Output	- Não discricionárias
	Familiaridade com produtos financeiros	Output	
3. Propensão	Coefficiente de Busca de Ganhos (<i>Gain Seeking, ou 1/Loss Aversion</i>)	Output	- Indesejado
4. Competência financeira	Pontuação de Capacidade	Output	
	Pontuação de Conhecimento	Output	

Fonte: Elaboração Própria

Na primeira etapa, as variáveis coletadas foram categorizadas em três modelos DEA SBM para avaliar capacidade, conhecimento e propensão ao risco. A DEA foi utilizada para

transformar o coeficiente de aversão à perda em uma escala de 0 a 1, invertendo-o para facilitar a interpretação. Um quarto modelo combinou as dimensões de capacidade e conhecimento, gerando um escore de "competência financeira", que engloba tanto a alfabetização financeira (conhecimento de conceitos) quanto o comportamento financeiro (aplicação prática na tomada de decisões) (Birkenmaier et al., 2022).

Na segunda etapa, utilizamos a análise de quadrantes, um tipo de gráfico de dispersão, para categorizar os investidores em diferentes grupos com base em duas dimensões de risco: competência financeira e propensão ao risco. Essa visualização permite identificar diferentes perfis de risco, oferecendo uma compreensão mais granular e precisa da tolerância ao risco de cada investidor.

3.2 Procedimentos de coleta de dados

Com o objetivo de desenvolver um protótipo de ferramenta prática e eficiente para personalizar estratégias de investimento, foi elaborado um instrumento após uma análise abrangente de questionários de bancos brasileiros e da literatura especializada.

Inspirados na abordagem de Cooper et al. (2014), multidimensionalidade do risco em três seções distintas foi incorporada no instrumento. A primeira seção abrange questões socioeconômicas. Na segunda seção, buscando elicitare a aversão à perda de cada participante, foi operacionalizado um método livre de parâmetros (Abdellaoui et al., 2016) que estima tanto a função de utilidade quanto a função de ponderação de probabilidade, sem necessidade de suposições paramétricas sobre a teoria do prospecto. O método, baseado em escolhas, tende a gerar resultados mais confiáveis do que a simples pergunta direta sobre valores de indiferença (Bostic, Herrnstein e Luce, 1990).

Na terceira seção, a atitude e o conhecimento dos participantes sobre riscos financeiros foram avaliados seguindo as diretrizes de Cordell (2001; 2002). As atitudes foram mensuradas por meio de questões psicológicas subjetivas em escala Likert, enquanto informações demográficas e conhecimento específico foram coletados através de questões objetivas.

Para realizar as etapas de elicitação da seção 2, foi preciso fixar um ganho potencial G (constante e igual a R\$500 para todos os participantes) e uma probabilidade p definida como 0,5.

Na primeira etapa, foi extraído o equivalente de certeza $x +$ tal que $x + \sim Gpx0$. Sob a TPC, essa indiferença implica que:

$$U(x +) = w + (p)U(G) \quad (1)$$

Na segunda etapa, foi extraída a perda L tal que $GpL \sim x_0$. Essa indiferença implica que:

$$w + (p)U(G) + w - (1 - p)U(L) = U(x_0) = 0 \quad (2)$$

Na terceira e última etapa foi possível calcular o equivalente de certeza $x -$ tal que $x - \sim L(1 - p) x_0$, implicando que:

$$U(x -) = w - (1 - p)U(L) \quad (3)$$

Juntas, essas três igualdades implicam que: $U(x +) = -U(x -)$. Assim, são estimados um ganho e uma perda com o mesmo valor absoluto de utilidade. Desta feita, define-se a aversão à perda como uma mudança da utilidade no ponto de referência, e que essa mudança reflete o grau de aversão à perda (Benartzi e Thaler, 1995; Kahneman, 2003; Köbberling e Wakker, 2005).

Dado que $U(x +) = -U(x -)$, a razão dessas duas estimativas é igual a $x + / -(x -)$. Assim, as três etapas de elicitación descritas acima fornecem uma estimativa do coeficiente de aversão à perda de Köbberling e Wakker (2005).

Na segunda etapa da modelagem DEA, utilizamos a análise de quadrantes para construir uma Matriz de Riscos, categorizando os investidores em diferentes grupos com base na competência financeira (uma variável composta obtida pela DEA a partir das pontuações de capacidade e conhecimento) e na propensão ao risco, ambas derivadas da análise DEA das respostas dos participantes. Essa combinação de dimensões em um gráfico de dispersão permite enquadrar os investidores em diferentes categorias de perfil de risco, cruzando informações sobre sua competência financeira e propensão ao risco.

3.3 Procedimentos Adicionais

Visando complementar as análises conduzidas pela Análise Envoltória de Dados (DEA), aplicou-se o teste não paramétrico de *Kruskal-Wallis* com o objetivo de avaliar a capacidade do modelo em discriminar os diferentes perfis de investidores (Conservador, Moderado e Agressivo) com base nas dimensões Conhecimento, Capacidade e Coeficiente de Busca de Ganhos. Essa abordagem foi adotada devido à não conformidade dos dados com os pressupostos de normalidade exigidos pela Análise de Variância (ANOVA). Além disso, foram analisadas as correlações entre as dimensões utilizadas no modelo, visando testar a validade discriminante dos constructos derivados da DEA.

3.4. Amostra

A pesquisa, feita por meio de amostragem sequencial em bola-de-neve (*snowball sampling*), resultando em um total de 211 participantes. A amostra é predominantemente masculina (54,97%), composta majoritariamente por indivíduos solteiros (61,13%) e sem dependentes financeiros (77,25%). Quanto à renda, os participantes apresentaram uma ampla variação, desde aqueles com até um salário mínimo (20,37%) até aqueles que recebiam mais de dez salários mínimos (19,90%). Em relação à escolaridade, a distribuição variou entre ensino médio completo (43,12%) e pós-graduação (36,96%). A faixa etária mais representada foi a de jovens até 24 anos (39,33%), e a maioria dos participantes (72,98%) se identificou como investidor. Esses dados refletem um perfil heterogêneo, embora possam conter vieses decorrentes da metodologia de amostragem e da composição demográfica dos respondentes.

4. RESULTADOS E DISCUSSÃO

4.1 Resultados da Análise Envoltória de Dados

A avaliação do perfil do investidor por meio da DEA gerou escores distintos para as dimensões de capacidade, conhecimento, propensão e competência financeira. Com base nos resultados, dos 211 participantes, 138 foram classificados como conservadores, 45 como moderados e 27 como agressivos. Destaca-se que essas dimensões foram construídas a partir de critérios objetivos, sem recorrer a instrumentos baseados na autopercepção dos respondentes. Dessa forma, os índices de classificação refletem atributos mensuráveis diretamente, conforme exposto anteriormente na Tabela 1.

4.2 Multidimensionalidade: Modelos Correlacionados

Para examinar as relações entre as dimensões do perfil de risco, foram conduzidas análises de correlação de postos de Spearman (ρ). Os resultados indicaram uma correlação positiva significativa entre capacidade e conhecimento ($\rho = .266$, $p < .001$), sugerindo que indivíduos com maior capacidade financeira tendem a apresentar um nível mais elevado de conhecimento sobre investimentos. No entanto, não foram observadas associações estatisticamente significativas entre capacidade e propensão ao risco ($\rho = -0.040$, $p = 0.563$) nem entre conhecimento e propensão ($\rho = 0.020$, $p = 0.777$), reforçando a hipótese de que a tolerância ao risco é um constructo multidimensional, no qual diferentes fatores atuam de maneira independente.

A presença de correlações fracas e a ausência de relação entre determinadas dimensões fornecem evidências empíricas de validade discriminante, indicando que cada fator avaliado representa um aspecto distinto da tolerância ao risco. Esses achados estão alinhados com os critérios psicométricos estabelecidos na literatura, que recomendam a verificação da validade discriminante para garantir a robustez dos modelos de mensuração (Pasquali, 2007).

Além disso, ao avaliar a competência financeira – variável composta pelas pontuações de capacidade e conhecimento –, identificou-se uma correlação forte e positiva com capacidade ($\rho = 0.862$, $p < 0.001$) e uma associação positiva e significativa com conhecimento ($\rho = 0.547$, $p < 0.001$). Esses resultados indicam que a competência financeira reflete a interação entre esses dois fatores, consolidando-se como um indicador relevante na análise da tolerância ao risco.

Por outro lado, a relação entre competência financeira e propensão ao risco ($\rho = -0.033$, $p = 0.630$) não foi estatisticamente significativa, sugerindo que indivíduos mais competentes financeiramente não necessariamente apresentam maior predisposição ao risco. A ausência de correlação entre essas dimensões reforça a ideia de que a tolerância ao risco é influenciada por múltiplos fatores independentes, exigindo uma abordagem multidimensional para sua mensuração. Essa perspectiva é amplamente defendida na literatura, que argumenta que a tolerância ao risco não deve ser tratada como um conceito unidimensional, mas sim como um fenômeno complexo, composto por distintas facetas interdependentes (Cordell, 2001; Nobre & Grable, 2015).

4.3 Matriz de Riscos: Tolerância ao Risco dos Investidores

A Análise Envoltória de Dados (DEA), combinada com a análise de quadrantes, possibilitou a categorização dos investidores em uma Matriz de Riscos, estruturada a partir de duas dimensões principais: competência financeira e propensão ao risco. A Figura 4 apresenta os resultados dessa classificação, destacando três perfis distintos: Conservador, Moderado e Agressivo.

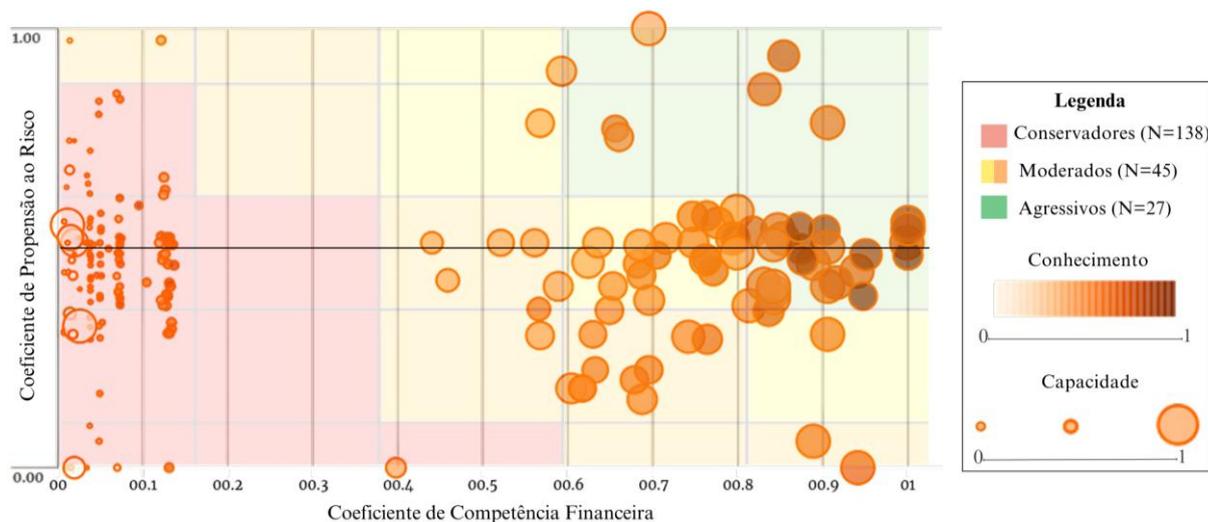
O gráfico de dispersão exibe a relação entre competência financeira (eixo x) e propensão ao risco (eixo y, em escala logarítmica). A linha horizontal ao centro do eixo y representa o ponto em que $U(x+) = U(x-)$, caracterizando o investidor neutro à perda (*loss neutral*). Acima dessa linha, encontram-se os indivíduos classificados como buscadores de risco; abaixo dela, os considerados avessos à perda.

Cada ponto no gráfico representa um investidor (ou unidade de decisão – DMU), identificado por sua posição no plano cartesiano. O tamanho dos círculos está relacionado à

capacidade financeira, enquanto a intensidade da cor laranja indica o nível de conhecimento financeiro. Assim, círculos maiores e mais escuros representam investidores com maior competência financeira, ou seja, elevada capacidade e conhecimento combinados.

A coloração de fundo do gráfico indica a classificação geral dos perfis: a área em vermelho corresponde ao perfil Conservador (N=138), a amarela ao Moderado (N=45) e a verde ao Agressivo (N=27), conforme a combinação entre competência e propensão ao risco.

Figura 4 Proposta de Classificação do Perfil de Risco



Fonte: Resultados da Pesquisa.

Para verificar a eficácia do modelo na diferenciação entre os três perfis de investidores quanto às dimensões do risco financeiro, foi aplicada a análise de variância não paramétrica de Kruskal-Wallis. Os resultados, apresentados na **Tabela 2**, indicam diferenças estatisticamente significativas entre os grupos nas três dimensões avaliadas: conhecimento financeiro, capacidade financeira e coeficiente de busca de ganhos.

As diferenças foram mais pronunciadas nas dimensões capacidade ($\chi^2 = 135.9, p < .001, \omega^2 = .884$) e conhecimento ($\chi^2 = 127.1, p < .001, \omega^2 = .126$), sugerindo que os perfis de investidores diferem substancialmente em termos de experiência prática e compreensão conceitual sobre finanças e riscos. A dimensão coeficiente de busca de ganhos, embora tenha apresentado um efeito de menor magnitude ($\chi^2 = 42.9, p < .005, \omega^2 = .048$), também revelou distinções relevantes entre os grupos, especialmente no que diz respeito à disposição em assumir riscos em busca de retornos financeiros.

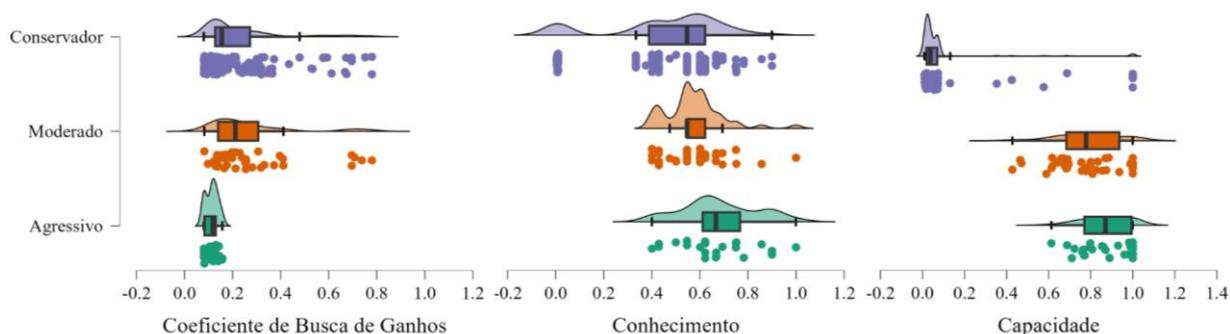
Tabela 2 ANOVA de *Kruskal-Wallis* para as dimensões do Perfil de Risco

<i>Dimensão</i>	χ^2	<i>gl</i>	<i>p</i>	ω^2
Conhecimento	127.1	2	<.001	0.126
Capacidade	135.9	2	<.001	0.884
Coefficiente de Busca de Ganhos	42.9	2	<.005	0.048

Fonte: Resultados da Pesquisa.

A Figura 5 ilustra essas diferenças por meio da distribuição dos escores individuais em cada dimensão, destacando visualmente a separação entre os perfis. Observa-se que investidores classificados como agressivos tendem a apresentar escores mais elevados em conhecimento e capacidade, enquanto investidores conservadores concentram-se nas faixas inferiores dessas variáveis.

Figura 5 Distribuição das dimensões do perfil de risco segundo a ANOVA de *Kruskal-Wallis*



Fonte: Resultados da Pesquisa.

Para aprofundar a análise, foram realizados testes *post hoc* de Dunn (Tabela 3), com o objetivo de identificar diferenças específicas entre os grupos em cada dimensão do perfil de risco.

Tabela 3 Comparações Post Hoc de Dunn

Comparações múltiplas	z	W _i	W _j	p	P _{bonf}	P _{holm}
<i>Conhecimento</i>						
Agressivo - Moderado	2.577	155.759	117.667	0.010**	0.030*	0.020*
Agressivo - Conservador	4.948	155.759	92.558	7.482×10 ⁻⁷ ***	2.245×10 ⁻⁶ ***	2.245×10 ⁻⁶ ***
Moderado - Conservador	2.411	117.667	92.558	0.016*	0.048*	0.020*
<i>Capacidade</i>						
Agressivo - Moderado	1.135	184.315	167.444	0.256	0.769	0.256
Agressivo - Conservador	8.833	184.315	70.896	1.019×10 ⁻¹⁸ ***	3.057×10 ⁻¹⁸ ***	2.038×10 ⁻¹⁸ ***
Moderado - Conservador	9.220	167.444	70.896	2.967×10 ⁻²⁰ ***	8.900×10 ⁻²⁰ ***	8.900×10 ⁻²⁰ ***
<i>Coefficiente de Busca de Ganhos</i>						
Agressivo - Moderado	6.542	168.722	71.533	6.087×10 ⁻¹¹ ***	1.826×10 ⁻¹⁰ ***	1.826×10 ⁻¹⁰ ***
Agressivo - Conservador	4.966	168.722	104.975	6.821×10 ⁻⁷ ***	2.046×10 ⁻⁶ ***	1.364×10 ⁻⁶ ***
Moderado - Conservador	-3.195	71.533	104.975	0.001**	0.004**	0.001**

Nota. * p < .05, ** p < .01, *** p < .001

Fonte: Resultados da Pesquisa.

Os resultados do testes *post hoc* de Dunn, revelam nuances importantes dos perfis. Na dimensão Conhecimento, todos os grupos diferiram significativamente (p < .05), indicando variações no entendimento dos riscos financeiros. Na dimensão Capacidade, investidores dos perfis Agressivos e Moderados se destacaram dos Conservadores (p < .001), sugerindo que estes últimos têm menor capacidade de gerenciar riscos. Em relação à Capacidade, investidores Agressivos e Moderados não diferiram significativamente entre si, mas ambos se destacaram dos Conservadores, evidenciando que estes últimos possuem menor capacidade de gerenciar riscos financeiros. No que tange ao Coeficiente de Busca de Ganhos, todas as comparações entre os grupos foram significativas (p < .05), revelando distintas propensões à busca por retornos financeiros e diferentes níveis de tolerância ao risco.

4.4 Discussão

Os resultados deste estudo destacam a importância de uma avaliação multidimensional do perfil de risco, evidenciando como diferentes fatores — capacidade financeira, conhecimento e propensão ao risco — influenciam o comportamento do investidor. Um dos principais problemas dos métodos tradicionais baseados em questionários é a influência de vieses perceptivos, que podem comprometer a precisão das classificações de perfil de risco (Mazzoli & Palmucci, 2023). A metodologia proposta neste estudo supera essa limitação ao empregar medidas objetivas, eliminando distorções associadas à autopercepção subjetiva.

A Análise Envoltória de Dados (DEA), combinada à Matriz de Riscos, revelou-se uma abordagem eficaz para superar as limitações dos modelos convencionais, proporcionando um mapeamento mais preciso dos perfis de risco e facilitando sua aplicação prática por consultores financeiros.

A capacidade financeira, um dos eixos centrais da análise, foi desmembrada em duas subdimensões: (i) a capacidade objetiva, que engloba elementos como renda, hábitos de poupança, tempo para aposentadoria e reservas financeiras; e (ii) a capacidade relativa, modulada por fatores como número de dependentes, idade e estado civil, que influenciam diretamente os gastos e o fluxo financeiro disponível para investimentos. Essa distinção permite uma análise mais abrangente da segurança financeira do investidor ao assumir riscos, alinhando-se aos achados de Guiso e Jappelli (2005) sobre a influência da liquidez na disposição ao risco, bem como às conclusões de Klapper e Lusardi (2020), que ressaltam a importância da resiliência financeira na capacidade de enfrentamento de choques econômicos.

No que se refere ao conhecimento financeiro, os achados deste estudo corroboram pesquisas anteriores (Muñoz-Murillo et al., 2020; Mussel et al., 2015), que indicam uma relação direta entre maior conhecimento financeiro e perfis de investimento mais arrojados. No entanto, um dos diferenciais metodológicos deste estudo foi a dissociação entre conhecimento real e percepção subjetiva do próprio conhecimento, um aspecto frequentemente ignorado por instrumentos convencionais, que captam apenas as autopercepções do investidor.

Essa distinção é fundamental, pois vieses cognitivos podem comprometer decisões de investimento. Estudos demonstram que o excesso de confiança pode levar a decisões impulsivas e exposição a riscos não calculados, enquanto a subestimação do próprio conhecimento pode restringir oportunidades promissoras (Soraya, Risan & Siswanti, 2023). Ao dissociar conhecimento real de percepção subjetiva, a metodologia adotada neste estudo reduz distorções cognitivas e promove decisões mais racionais, alinhadas ao nível real de preparo dos investidores.

A propensão ao risco, por sua vez, reflete o apetite financeiro do investidor e seu alinhamento com os retornos desejados. Conforme enfatizado por Lusardi e Mitchell (2011), essa disposição é moldada por múltiplos fatores, incluindo elementos objetivos — como renda e reservas financeiras — e aspectos subjetivos, como experiências passadas, metas de longo prazo e predisposição psicológica para lidar com perdas.

Dessa forma, a tolerância ao risco deve ser entendida como um fenômeno dinâmico, resultante da interação entre condições econômicas, preferências individuais e contexto

financeiro. O presente estudo contribui para essa compreensão ao demonstrar que capacidade financeira e conhecimento real são determinantes para o nível de exposição ao risco, influenciando diretamente o comportamento do investidor.

Além dos avanços na categorização do perfil de risco, outro diferencial desta pesquisa é a integração da DEA com a análise de quadrantes, uma abordagem inovadora que permite classificar o perfil de um investidor com base na propensão a correr riscos e de sua capacidade de assumir riscos.

Os achados corroboram ainda pesquisas que defendem uma abordagem mais estruturada e baseada em múltiplos critérios para a mensuração do perfil de risco (Grable, 2016; Bachmann et al., 2014). Em conjunto com a DEA e a Matriz de Riscos, este estudo oferece um embasamento robusto para a personalização de estratégias de investimento, permitindo um alinhamento mais preciso entre as estratégias financeiras e as características individuais de cada investidor.

5. CONCLUSÃO

Este estudo propôs uma abordagem inovadora para a avaliação do perfil de risco dos investidores, combinando a Análise Envoltória de Dados (DEA) e a análise de quadrantes para superar as limitações dos métodos tradicionais baseados em questionários de autopercepção. A metodologia desenvolvida permitiu uma avaliação mais precisa e objetiva, classificando os investidores em três perfis usualmente adotados no mercado – Conservador, Moderado e Agressivo – mas a partir de dimensões mensuráveis, como capacidade financeira, conhecimento e propensão ao risco. Os principais achados indicam que a capacidade financeira e o conhecimento são fatores determinantes para a propensão ao risco, corroborando a literatura sobre comportamento financeiro. Além disso, verificou-se uma maior divergência entre os investidores conservadores em relação aos demais perfis, sugerindo que esse grupo possui características mais heterogêneas. Outro resultado relevante foi a relação negativa entre experiência no mercado e propensão ao risco, indicando que um maior conhecimento financeiro tende a reforçar a percepção dos riscos associados aos investimentos.

Embora os resultados reforcem a viabilidade da DEA para classificar perfis de risco, algumas limitações devem ser reconhecidas. A amostra foi obtida por amostragem em bola de neve, o que pode limitar a generalização dos achados. Além disso, a DEA, apesar de sua capacidade de capturar múltiplas dimensões simultaneamente, depende da qualidade das variáveis selecionadas, podendo influenciar a precisão das classificações.

Como direções futuras, recomenda-se expandir a amostra, testando a robustez do modelo em diferentes contextos. Além disso, seria relevante comparar a DEA com outros métodos de avaliação de risco, explorando sua consistência e convergência com abordagens tradicionais. Por fim, a aplicação prática dessa metodologia pode contribuir para uma classificação mais precisa dos investidores, auxiliando consultores financeiros na personalização de recomendações e promovendo alocações mais alinhadas às características individuais de cada investidor.

REFERÊNCIAS

Abdellaoui, M., Bleichrodt, H., L'Haridon, O., & van Dolder, D. (2016). Measuring loss aversion under ambiguity: A method to make prospect theory completely observable. *Journal of Risk and Uncertainty*, 52(1), 1–20.

Abdellaoui, M., Bleichrodt, H., & Kammoun, H. (2013). Do financial professionals behave according to prospect theory? An experimental study. *Theory and Decision*, 74, 411-429.

Alemanni, B., & Uberti, P. (2019). What are investors afraid of? Finding the big bad wolf. *International Journal of Financial Studies*, 7(3), 42.

Allais, M. (1953). Le comportement de l'homme rationnel devant le risque: critique des postulats et axiomes de l'école américaine. *Econometrica: Journal of the Econometric Society*, 503-546.

Ardehali, P. H., Paradi, J. C., & Asmild, M. (2005). Assessing financial risk tolerance of portfolio investors using data envelopment analysis. *International Journal of Information Technology & Decision Making*, 4(03), 491-519.

ASSOCIAÇÃO BRASILEIRA DAS ENTIDADES DOS MERCADOS FINANCEIRO E DE CAPITAIS (ANBIMA). *Código de Distribuição de Produtos de Investimento*. 2024. Disponível em: <https://www.anbima.com.br/data/files/0F/40/A0/42/206E6810576E4E68EA2BA2A8/Codigo_Distribuiçao_Produtos_Investimento_9_5_23.pdf> .>

AUTORITÉ DES MARCHÉS FINANCIERS (AMF). *Assessing appropriateness and execution only in MiFID II: the AMF applies the ESMA guidelines*. 2022. Disponível em: <<https://www.amf-france.org/en/news-publications/news/assessing-appropriateness-and-execution-only-mifid-ii-amf-applies-esma-guidelines>>

Bachmann, K. K., De Giorgi, E. G., & Hens, T. (2018). *Behavioral finance for private banking: From the art of advice to the science of advice*. John Wiley & Sons.

Baloyi, S., & Lotter, M. (2024). Suitability of risk assessment tools used during the portfolio recommendation process. *Journal of Economic and Financial Sciences*, 17(1), 896.

Barsky, R. B., Juster, F. T., Kimball, M. S., & Shapiro, M. D. (1997). Preference parameters and behavioral heterogeneity: An experimental approach in the health and retirement study. *The quarterly journal of economics*, 112(2), 537-579.

Benartzi, S., & Thaler, R. (1995). Myopic loss aversion and the equity premium puzzle. *Quarterly Journal of Economics*, 110(1), 73–92.

Birkenmaier, J., Maynard, B., & Kim, Y. (2022). Interventions designed to improve financial capability: A systematic review. *Research on Social Work Practice*, 32(6), 651-677.

Bodnaruk, A., & Simonov, A. (2016). Loss-averse preferences, performance, and career success of institutional investors. *The review of financial studies*, 29(11), 3140-3176.

Bostic, R., Herrnstein, R. J., & Luce, R. D. (1990). The effect on the preference-reversal phenomenon of using choice indifference. *Journal of Economic Behavior & Organization*, 13(2), 193-212.

Brayman, S., Finke, M., Bessner, E., Grable, J. E., Griffin, P., & Clement, R. (2015). Current practices for risk profiling in Canada and review of global best practices. *Study prepared for the Investor Advisory Panel of the Ontario Securities Commission*.

Brayman, S., Potts, N., Brayman, K., & Komissarov, Y. (2023). Profile to Portfolio: Where is the Missing Link?. *Financial Services Review*, 31(4), 246-265.

Bright, J., & Adams, A. (2000). The ProQuest Risk Profiling System. *Technical Manual*. The University of New South Wales.

Burns, W. J., Peters, E., & Slovic, P. (2012). Risk perception and the economic crisis: A longitudinal study of the trajectory of perceived risk. *Risk Analysis: An International Journal*, 32(4), 659-677.

Camerer, C., & Thaler, R. H. (1995). Anomalies: Ultimatums, dictators and manners. *Journal of Economic perspectives*, 9(2), 209-219.

CANADIAN INVESTMENT REGULATORY ORGANIZATION (CIRO). *About CIRO*. 2023. Disponível em: <<https://www.ciro.ca/>>.

Charnes, A., Cooper, W. W., & Rhodes, E. (1978). Measuring the efficiency of decision making units. *European Journal of Operational Research*, 2(6), 429-444.

Cooper, W., Kingyens, A., & Paradi, J. (2014). Two-stage financial risk tolerance assessment using data envelopment analysis. *European Journal of Operational Research*, 233(1), 273-280.

Cordell, D. M. (2001). RiskPACK: How to evaluate risk tolerance. *Journal of financial planning*, 14(6), 36.

Cordell, D.M. (2002). Risk Tolerance In Two Dimensions, *Journal Of Financial Planning*, 15(5),30-36.

Crosetto, P., & Filippin, A. (2013). The “bomb” risk elicitation task. *Journal of risk and uncertainty*, 47, 31-65.

CVM – COMISSÃO DE VALORES MOBILIÁRIOS. Resolução nº 30, de 11 de maio de 2021. *Dispõe sobre o dever de verificação da adequação dos produtos, serviços e operações ao perfil do cliente.* Disponível em: <https://conteudo.cvm.gov.br/export/sites/cvm/legislacao/resolucoes/anexos/001/resol030.pdf>

COMISSÃO DE VALORES MOBILIÁRIOS (CVM). *Processo de Análise do Perfil do Investidor (Suitability) - Uma análise qualitativa e quantitativa da aplicação da Resolução CVM 30.* Brasília, DF: Assessoria de Análise Econômica, Gestão de Riscos e Integridade da CVM, jan. 2025. Disponível em: <https://www.gov.br/cvm/pt-br/centrais-de-conteudo/publicacoes/estudos/arr-suitability.pdf/view>.

Dancey, C., & Reidy, J. (2018). *Estatística Sem Matemática para Psicologia-7.* Penso Editora.

Davies, G. B., & Brooks, P. (2014). Risk tolerance: Essential, behavioural and misunderstood. *Journal of Risk Management in Financial Institutions*, 7(2), 110-113.

de Palma, A., & Picard, N. (2011). Evaluation des questionnaires MIF en France. *Étude préparée pour l’Autorité des Marchés Financiers. Technical Paper, ENS Cachan.*

Dimmock, S. G., & Kouwenberg, R. (2010). Loss-aversion and household portfolio choice. *Journal of Empirical Finance*, 17(3), 441-459.

Elsayed, H., & Martin, J. (1998). Survey of financial risk tolerance: Australian technical report. *Chandler and Macleod Consultants Pty Ltd, Sydney.*

EUROPEAN SECURITIES AND MARKETS AUTHORITY (ESMA). *ESMA Guidelines on aspects of MiFID II suitability requirements.* 2018. Disponível em:

<<https://www.esma.europa.eu/press-news/esma-news/esma-publishes-final-guidelines-mifid-ii-suitability-requirements> >.

EUROPEAN SECURITIES AND MARKETS AUTHORITY (ESMA). *ESMA publishes final guidelines on MiFID II suitability requirements*. 2022. Disponível em: <<https://www.esma.europa.eu/press-news/esma-news/esma-publishes-final-guidelines-mifid-ii-suitability-requirements> >.

FINANCIAL INDUSTRY REGULATORY AUTHORITY (FINRA). *Rule 2111: Suitability*. 2014. Disponível em: <https://www.finra.org/rules-guidance/rulebooks/finra-rules/2111>.

Fisher, P., & Yao, R. (2017). Gender differences in financial risk tolerance. *Journal of Economic Psychology*, 61, 191-202.

Frey, R., Duncan, S. M., & Weber, E. U. (2023). Towards a typology of risk preference: Four risk profiles describe two-thirds of individuals in a large sample of the US population. *Journal of Risk and Uncertainty*, 66(1), 1-17.

Grable, J. E. (2016). Financial risk tolerance. *Handbook of consumer finance research*, 19-31.

Grable, J. E. (2017). *Financial risk tolerance: A psychometric review*. CFA Institute Research Foundation.

Grable, J., Kwak, E. J., Fulk, M., & Routh, A. (2022). A simplified measure of investor risk aversion. *Journal of Interdisciplinary Economics*, 34(1), 7-34.

Grable, J., & Lytton, R. H. (1999). Financial risk tolerance revisited: the development of a risk assessment instrument. *Financial services review*, 8(3), 163-181.

Grable, J., Rabbani, A., & Heo, W. (2024). The complementary nature of financial risk aversion and financial risk tolerance. *Risks*, 12(7), 109.

Guiso, L., & Jappelli, T. (2005). Awareness and stock market participation. *Review of Finance*, 9(4), 537-567.

Heo, W., Grable, J. E., & Rabbani, A. G. (2024). An Analysis of the Discrepancy Between Elicited-and Revealed-Portfolio Risk Among Individual Investors: Understanding the Role of Financial Advisors. *Journal of Behavioral Finance*, 1-15.

Hemrajani, P., Khan, M., & Dhiman, R. (2023). Financial risk tolerance: A review and research agenda. *European Management Journal*, 41(6), 1119-1133.

Hertwig, R., Wulff, D. U., & Mata, R. (2019). Three gaps and what they may mean for risk preference. *Philosophical Transactions of the Royal Society B*, 374(1766), 20180140.

Holt, C. A., & Laury, S. K. (2002). Risk aversion and incentive effects. *American economic review*, 92(5), 1644-1655.

Hubble, A., Grable, J. E., & Dannhauser, B. (2020). Investment risk profiling: A guide for financial advisors. *CFA Institute*. Available online: <https://rpc.cfainstitute.org/en/research/reports/investment-risk-profiling> (accessed on 1 March 2024).

Jacobsen, B., Lee, J. B., Marquering, W., & Zhang, C. Y. (2014). Gender differences in optimism and asset allocation. *Journal of Economic Behavior & Organization*, 107, 630-651.

Kahneman, D. (2003). Maps of bounded rationality: Psychology for behavioral economics. *American economic review*, 93(5), 1449-1475.

Kahneman, D. & Tversky, A., (1992). Advances in prospect theory: Cumulative representation of uncertainty. *Journal of Risk and uncertainty*, 5, 297-323.

Kahneman, D., & Tversky, A. (1979). Prospect theory: An analysis of decision under risk. *Econometrica*, 47(2), 263–91.

Klapper, L., & Lusardi, A. (2020). Financial literacy and financial resilience: Evidence from around the world. *Financial Management*, 49(3), 589-614.

Klement, J. (Ed.). (2018). *Risk profiling and tolerance: Insights for the private wealth manager*. CFA Institute Research Foundation.

Köbberling, V., & Wakker, P. P. (2005). An index of loss aversion. *Journal of Economic Theory*, 122(1), 119–31.

Kwak, E. J., & Grable, J. E. (2024). A Comparison of Financial Risk-Tolerance Assessment Methods in Predicting Subsequent Risk Tolerance and Future Portfolio Choices. *Risks*, 12(11), 170.

Lucarelli, C., Uberti, P., & Brighetti, G. (2015). Misclassifications in financial risk tolerance. *Journal of Risk Research*, 18(4), 467-482.

Linciano, N., & Soccorso, P. (2012). Assessing investors' risk tolerance through a questionnaire.

Lusardi, A., & Mitchell, O. S. (2011). Financial literacy and retirement planning in the United States. *Journal of pension economics & finance*, 10(4), 509-525.

Markowitz, H. (1952). Modern portfolio theory. *Journal of Finance*, 7(11), 77-91.

Metzger, B. A., & Fehr, R. R. (2018). Measuring financial risk attitude: How to apply both regulatory and scientific criteria to ensure suitability. *Journal of Behavioral Finance*, 19(2), 221-234.

Mazzoli, C., & Palmucci, F. (2023). Reconciling self-assessed with psychometric risk tolerance: A new framework for profiling risk among investors. *Journal of Behavioral Finance*, 1-14.

Merton, R. C. (1969). Lifetime portfolio selection under uncertainty: The continuous-time case. *The review of Economics and Statistics*, 247-257.

Muñoz-Murillo, M., Álvarez-Franco, P. B., & Restrepo-Tobón, D. A. (2020). The role of cognitive abilities on financial literacy: New experimental evidence. *Journal of Behavioral and Experimental Economics*, 84, 101482.

Mussel P., Reiter A. M., Osinsky R. & Hewig J. (2015) State- and trait-greed, its impact on risky decision-making and underlying neural mechanisms. *Social Neuroscience*. 10,126-34.

Nobre, L. H. N., & Grable, J. E. (2015). The role of risk profiles and risk tolerance in shaping client investment decisions. *Journal of Financial Service Professionals*, 69(3).

Pratt, J. W. (1978). Risk aversion in the small and in the large. In *Uncertainty in economics* (pp. 59-79). Academic Press.

Rabin, M., & Thaler, R. H. (2001). Anomalies: risk aversion. *Journal of Economic perspectives*, 15(1), 219-232.

REPUBLIC OF SOUTH AFRICA. *Financial Advisory and Intermediary Services Act 37 of 2002*. 2002. Disponível em: <https://www.gov.za/sites/default/files/gcis_document/201409/a37-020.pdf>.

Ricciardi, V., & Rice, D. (2014). Risk perception and risk tolerance. *Investor behavior: The psychology of financial planning and investing*, 325-345.

Roszkowski, M. J., & Grable, J. (2005). Estimating risk tolerance: The degree of accuracy and the paramorphic representations of the estimate. *Journal of Financial Counseling & Planning*, 16(2).

Roszkowski, M. J., Davey, G., & Grable, J. E. (2005). Insights from psychology and psychometrics on measuring risk tolerance. *Journal of Financial Planning*, 18, 33-77

Roszkowski, M. J., Delaney, M. M., & Cordell, D. M. (2009). Intraperson consistency in financial risk tolerance assessment: Temporal stability, relationship to total

score, and effect on criterion-related validity. *Journal of Business and Psychology*, 24, 455-467.

Samuelson, W., & Zeckhauser, R. (1988). Status quo bias in decision making. *Journal of Risk and Uncertainty*, 1, 7-59.

Schmidt, U., & Traub, S. (2002). An experimental test of loss aversion. *Journal of risk and Uncertainty*, 25, 233-249.

Schmidt, U., & Zank, H. (2005). What is loss aversion?. *Journal of Risk and Uncertainty*, 30, 157-167.

Schmidt, U., & Zank, H. (2008). Risk aversion in cumulative prospect theory. *Management Science*, 54(1), 208-216.

SECURITIES AND EXCHANGE BOARD OF INDIA (SEBI). *Investment Advisers Regulations*. 2013. Disponível em: https://www.sebi.gov.in/legal/regulations/feb2023/securities-and-exchange-board-of-india-investment-advisers-regulations-2013-last-amended-on-february-07-2023-_69215.html .

Simon, H. A. (1955). A behavioral model of rational choice. *The quarterly journal of economics*, 99-118.

Soraya, R., Risman, A., & Siswanti, I. (2023). The role of risk tolerance in mediating the effect of overconfidence bias, representativeness bias and herding on investment decisions. *Journal of Economics, Finance and Management Studies*, 6(07), 3324-3335.

Starmer, C. (2000). Developments in non-expected utility theory: The hunt for a descriptive theory of choice under risk. *Journal of economic literature*, 38(2), 332-382.

Thaler, R. (1980). Toward a positive theory of consumer choice. *Journal of Economic Behavior & Organization*, 1(1), 39-60.

Thompson, J. R., Feng, L., Reesor, R. M., Grace, C., & Metzler, A. (2022). Measuring the gap between elicited and revealed risk for investors: An empirical study. *Financial Planning Review*, 5(4), e1151.

Tobin, J. (1958). Estimation of relationships for limited dependent variables. *Econometrica: journal of the Econometric Society*, 24-36.

Tone, K. (2001). A slacks-based measure of efficiency in data envelopment analysis. *European Journal of Operational Research*, 130, 498–509.

van Bilsen, S., & Laeven, R. J. (2020). Dynamic consumption and portfolio choice under prospect theory. *Insurance: Mathematics and Economics*, 91, 224-237.

van Dolder, D., & Vandenbroucke, J. (2022). Behavioral Risk Profiling: Measuring Loss Aversion of Individual Investors. *Available at SSRN 4199169*.

Von Neumann, J., & Morgenstern, O. (1944). *Theory of games and economic behavior*. Princeton: Princeton University Press.

Wahl, I., & Kirchler, E. (2020). RIsk SCReening on the Financial Market (RISC-FM): A tool to assess investors' financial risk tolerance. *Cogent Psychology*, 7(1), 1714108.

Weber, E. U., & Hsee, C. (1998). Cross-cultural differences in risk perception, but cross-cultural similarities in attitudes towards perceived risk. *Management science*, 44(9), 1205-1217.

Weber, M., Weber, E. U., & Nosić, A. (2013). Who takes risks when and why: Determinants of changes in investor risk taking. *Review of Finance*, 847–883.