

ANÁLISE DO PERFIL DE RISCO DO INVESTIDOR: Uma proposta de classificação de perfis em Matrizes de Risco

GUILHERME MOREIRA E ALCÂNTARA

UNIVERSIDADE FEDERAL DE MINAS GERAIS (UFMG)

AURELIANO ANGEL BRESSAN

UNIVERSIDADE FEDERAL DE MINAS GERAIS (UFMG)

DANIEL PEREIRA ALVES DE ABREU

UNIVERSIDADE FEDERAL DE MINAS GERAIS (UFMG)

Agradecimento à orgão de fomento:

Agradecemos à FAPEMIG, ao CNPq e à CAPES pelo apoio financeiro concedido a esta pesquisa.

ANÁLISE DO PERFIL DE RISCO DO INVESTIDOR: Uma proposta de classificação de perfis em Matrizes de Risco

1. INTRODUÇÃO

O risco é uma característica intrínseca de todos os investimentos; no mercado financeiro, não existe risco zero, e a expectativa é que os retornos sejam suficientes para compensar possíveis perdas. Nesse sentido, avaliar corretamente a disposição e capacidade de um investidor assumir riscos financeiros ao tomar decisões de investimento é crucial, esse processo não apenas ajuda a alinhar as opções de investimento com as preferências individuais e metas financeiras dos investidores, mas também é fundamental para auxiliar na escolha de investimento adequadas ao perfil de risco de cada investidor. (Davies & Brooks, 2014). Reconhecendo a importância dessa avaliação, órgãos reguladores em todo o mundo, incluindo a Comissão de Valores Mobiliários (CVM) no Brasil, têm estabelecido diretrizes para garantir que os produtos financeiros oferecidos sejam adequados aos perfis de risco dos clientes.

Apesar dessas regulamentações, a avaliação precisa do perfil de risco do investidor continua sendo um desafio. As abordagens tradicionais, como questionários *ad hoc*, mostram-se limitadas na captura das verdadeiras preferências de risco dos investidores (Rice, 2005; Klement, 2015). Essas práticas comuns frequentemente não capturam a verdadeira disposição ao risco dos investidores devido a modelos de pontuação inadequados, abordagens unidimensionais, falta de validade e confiabilidade, e a possibilidade de manipulação das respostas pelos próprios investidores (Brayman et al., 2015; Dohmen et al., 2011; Grable, 2017). Consequentemente, decisões de investimento mal informadas podem levar a maior exposição ao risco, má alocação de recursos e perdas financeiras (Grable & Rabbani, 2023; Roszkowski, Davey & Grable, 2005).

Diante dessas lacunas, esta pesquisa busca responder à seguinte questão: "Como podemos melhorar a precisão na avaliação do perfil de risco dos investidores?" Para abordar esse problema, propomos uma abordagem inovadora que integra teorias comportamentais, com foco na aversão à perda (Kahneman & Tversky, 1979, 1992), e a Análise Envoltória de Dados (DEA), uma abordagem já explorada por Ardehali et al. (2005) e por Cooper et al. (2014), que reconheceram a DEA como uma ferramenta útil para construir perfis de risco, para uma avaliação mais precisa e multidimensional. Essa abordagem multidimensional visa superar as limitações dos métodos tradicionais e fornecer uma avaliação mais precisa e holística do perfil de risco do investidor. A partir dessa análise, o estudo propõe a construção de uma Matriz de Riscos, categorizando os investidores em perfis distintos (Conservadores, Moderados e Agressivos).

A aplicação desta metodologia não apenas aprimora a adequação dos produtos financeiros aos perfis dos clientes, mas também oferece aos consultores e instituições financeiras a capacidade de fornecer recomendações mais precisas e personalizadas. Ao considerar a propensão ao risco, a capacidade e o conhecimento sobre riscos financeiros, nossa abordagem se alinha às normas regulatórias e contribui para um mercado financeiro mais eficiente e transparente.

2. FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

2.1 O Perfil de risco do investidor

O risco de investimento é a possibilidade de perda financeira associada a um investimento. Profissionais, reguladores e acadêmicos concordam que a adequação depende principalmente das características do investidor e não do produto em si (Davies e Brooks, 2014). Portanto, a classificação do perfil do investidor é o primeiro passo para desenvolver estratégias de investimento. No entanto, essa não é uma tarefa simples, pois a literatura acadêmica apresenta uma variedade de interpretações e métodos de avaliação, refletindo a diversidade nas abordagens para compreender como os indivíduos enfrentam o risco em decisões financeiras.

O perfil de risco é uma combinação de atributos objetivos e subjetivos que consiste em um conjunto de parâmetros relativamente estáveis que as pessoas consideram ao avaliar escolhas financeiras arriscadas (Nobre e Grable, 2015). No contexto desta definição, os fatores objetivos tendem a ser elementos que podem ser medidos quantitativamente, como a capacidade de um indivíduo incorrer em perdas financeiras e o horizonte temporal associado à realização de um objetivo financeiro. Os fatores subjetivos, por outro lado, incluem conceitos como percepção de risco e preferência de risco, ambos baseados em avaliações idiossincráticas do grau de risco de uma situação ou escolha. Portanto, o “perfil de risco” é um termo geral para descrever os diversos fatores e características dos investidores que precisam ser considerados para identificar investimentos adequados para um investidor

A abordagem multidimensional na avaliação do perfil de risco financeiro é frequentemente negligenciada por profissionais e instituições. O método convencional de avaliação do perfil do investidor, que se baseia em questionários, apesar de popular, apresenta suas limitações, especialmente no que diz respeito ao seu processo de análise. Frequentemente, calcula-se a média das pontuações sem considerar as várias dimensões que compõem o perfil de risco. Isso resulta em uma avaliação unidimensional que dificilmente captura a complexidade do perfil de risco do investidor, podendo levar a uma exposição a riscos inadequados para os investidores (Fisher e Yao, 2017; Grable & Rabbani, 2023).

Nesse sentido, o modelo "RiskPACK", desenvolvido por Cordell (2001), emerge como uma abordagem multidimensional amplamente reconhecida para avaliar o perfil de risco dos investidores, incorporando quatro dimensões principais: propensão ao risco, atitude de risco, capacidade de risco e conhecimento de risco. Essas dimensões desempenham um papel significativo na formação das respostas dos indivíduos às incertezas e riscos financeiros, impactando suas escolhas de investimento e bem-estar financeiro. A propensão ao risco refere-se às escolhas reais feitas por um cliente em contextos financeiros anteriores, incluindo análises de portfólios atuais e decisões de investimento passadas. Esta dimensão ajuda a revelar padrões comportamentais do investidor, indicativos de sua disposição natural para se engajar em investimentos de risco (Cordell, 2002; Schooley & Worden, 2003; Fisher & Yao, 2017).

A atitude de risco, por outro lado, diz respeito à forma como os indivíduos percebem e avaliam o risco, refletindo o nível de conforto emocional de um investidor ao correr riscos financeiros (Grable & Rabbani, 2023). A capacidade de risco investiga a capacidade financeira dos indivíduos de suportar e se recuperar de potenciais perdas financeiras (Bapat, 2020). Ela considera fatores como renda, ativos, passivos e obrigações financeiras, determinando até que ponto os indivíduos podem se engajar em investimentos arriscados (Cordell, 2001).

Por fim, o conhecimento de risco refere-se à compreensão dos indivíduos sobre riscos financeiros, produtos de investimento e dinâmicas do mercado. Deste modo, investidores com maior conhecimento financeiro estão mais aptos a tomar decisões informadas, pois compreendem as implicações de diferentes estratégias de investimento e são capazes de avaliar as oportunidades e riscos associados (Schooley & Worden, 2003). Um de seus importantes componentes é a literacia financeira, que desempenha um papel crucial na capacidade de um investidor de gerenciar riscos de forma eficaz. Indivíduos com alta literacia financeira tendem a fazer escolhas de investimento mais informadas e são mais propensos a alcançar um bem-estar financeiro sustentável (Muñoz-Murillo et al., 2020).

Esses quatro fatores formam um perfil de risco complexo que deve ser considerado ao desenvolver estratégias de investimento personalizadas. Ampliando a perspectiva de Cordell (2001), Nobre e Grable (2015) fizeram alterações no modelo, introduzindo uma dimensão adicional ao perfil de risco: a necessidade de risco, que representa a quantidade de risco necessária para atingir determinados objetivos financeiros. Além disso, passaram a avaliar a atitude de risco e a propensão ao risco como uma única dimensão, chamada de tolerância ao risco, que reflete a disposição de um cliente de assumir riscos, além da capacidade de risco e do conhecimento de risco, formando, portanto, o perfil de risco financeiro.

A avaliação unidimensional da tolerância ao risco financeiro pode levar a situações em que os consultores financeiros, ao calcular a média das pontuações de tolerância ao risco e de capacidade de risco, inadvertidamente acabam recomendando carteiras de investimento que são muito arriscadas para clientes com tolerância ao risco extremamente baixa (Brayman et al., 2023). Isso ressalta a importância de adotar uma abordagem multidimensional que considere não apenas a disposição de um cliente para assumir riscos, mas também sua capacidade financeira de o fazer de forma sustentável e adequada às suas circunstâncias individuais.

2.2 Aversão à perda

O risco é um componente onipresente nas decisões econômicas, mas a literatura carece de consenso sobre a melhor abordagem para avaliar as preferências de risco (Davies, 2017; Klement, 2015). A Teoria da Utilidade Esperada (TUE), pilar das finanças clássicas, presume agentes racionais que maximizam a utilidade, mas evidências empíricas revelam violações frequentes dessa teoria por parte dos investidores (Jacobsen et al., 2014; Van den Bergh, 2018). Fatores psicológicos, como a percepção de risco, emoções e intuição, influenciam as decisões (Weber, Hsee e Welch, 2001; Burns, Peters e Slovic, 2012), desafiando a racionalidade pura da TUE.

A teoria do prospecto (TP) e sua extensão, a teoria do prospecto cumulativo (TPC), emergem como alternativas promissoras para explicar o comportamento humano sob risco e incerteza (Kahneman e Tversky, 1979, 1992; Wakker, 2010; Barberis, 2013). A aversão à perda, um conceito central nessas teorias, descreve a tendência humana de sentir mais fortemente as perdas do que os ganhos de igual magnitude. Essa aversão à perda elucidou fenômenos como o efeito dotação (Thaler, 1980), o enigma do prêmio de risco em ações (Benartzi & Thaler, 1995) e o viés do status quo (Samuelson & Zeckhauser, 1988), que permanecem paradoxais sob a ótica da TUE.

Schmidt e Zank (2005) argumentam que a aversão à perda é o principal motor da aversão ao risco observada empiricamente, moldando a forma como os indivíduos avaliam opções de risco. Estudos recentes confirmam essa influência, demonstrando o impacto da aversão à perda individual nas decisões de investimento (Dimmock e Kouwenberg, 2010; Bodnaruk e Simonov, 2016).

Em resposta a essa crescente compreensão, instituições financeiras, incentivadas por reguladores, buscam incorporar a aversão à perda dos clientes em suas classificações de risco (Vandolder & Vandenbroucke, 2022). Reguladores como a European Securities and Market Authority (ESMA) enfatizam a importância de insights comportamentais, incluindo a aversão à perda, para aprimorar os perfis de risco dos clientes (ESMA 2017). Estudos realizados para investidores franceses (AMF) e reguladores italianos (CONSOB) reforçam essa necessidade (Picard e de Palma 2011; Linciano e Soccorso 2012).

3. METODOLOGIA

3.1 Análise Envoltória de Dados

A Análise Envoltória de Dados (DEA, do inglês Data Envelopment Analysis) uma metodologia não paramétrica que utiliza programação linear para avaliar quantitativamente a eficiência relativa de Unidades de Tomada de Decisão (DMUs, do inglês decision making units com base em múltiplos critérios (Charnes et al., 1978). A DEA se baseia na comparação de desempenho entre as DMU's que realizam processos semelhantes, baseando-se na relação entre os insumos (variáveis de entrada - inputs) e os resultados (outputs) de cada unidade.

O modelo de Medida de Eficiência Baseada em Slacks (SBM), proposto por Tone (2001), é uma variação da DEA que se destaca por sua capacidade de quantificar diretamente as ineficiências em termos de excessos (slacks) nos insumos e deficiências nos outputs. Diferentemente de outros modelos DEA, o SBM mede ineficiências de forma absoluta, sem a necessidade de uma orientação específica para insumo ou produto, tornando-o ideal para situações em que as ineficiências são multidimensionais ou as relações entre inputs e outputs variam significativamente entre as DMUs, como no caso da análise do perfil do investidor.

Na DEA, "slack" representa a quantidade de recursos que pode ser reduzida sem impactar os resultados ou a quantidade de resultados que poderia ser aumentada sem a necessidade de mais insumos. O modelo SBM incorpora esses conceitos em sua formulação, proporcionando uma avaliação mais precisa e detalhada do desempenho das unidades analisadas.

A aplicabilidade do SBM se estende a pesquisas com respostas em escala Likert e dados numéricos exatos devido à sua sensibilidade a slacks, flexibilidade na incorporação de diferentes tipos de dados e adequação para dados não proporcionais. A análise detalhada de ineficiência oferecida pelo SBM o torna adequado para áreas como saúde, educação e satisfação do cliente, onde os dados podem ser multidimensionais e não puramente quantitativos (Tone, 2001).

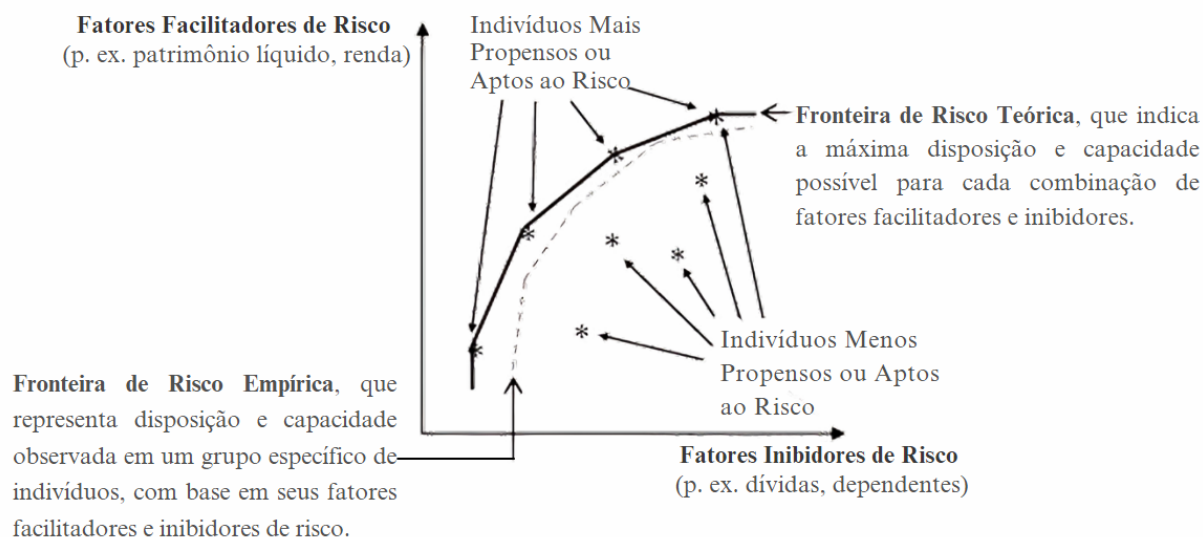
3.1.1 Análise Envoltória de Dados na avaliação do perfil do investidor

Ardehali, Paradi e Asmild (2005) exploraram a Análise Envoltória de Dados (DEA) como uma técnica inovadora para avaliar a tolerância ao risco financeiro de investidores, modelando-os como Unidades de Tomada de Decisão (DMUs). Investidores com maior propensão ao risco estabeleceram uma fronteira empírica de risco. Fatores que limitam a predisposição ou a

capacidade de assumir riscos foram definidos como *inputs* (fatores inibidores), enquanto aqueles que os ampliam foram considerados *outputs* (fatores facilitadores). Indivíduos com "pontuação de risco" igual a 1 foram identificados como propensos ao risco, enquanto pontuações inferiores indicaram menor tolerância, avaliada em relação aos investidores 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)

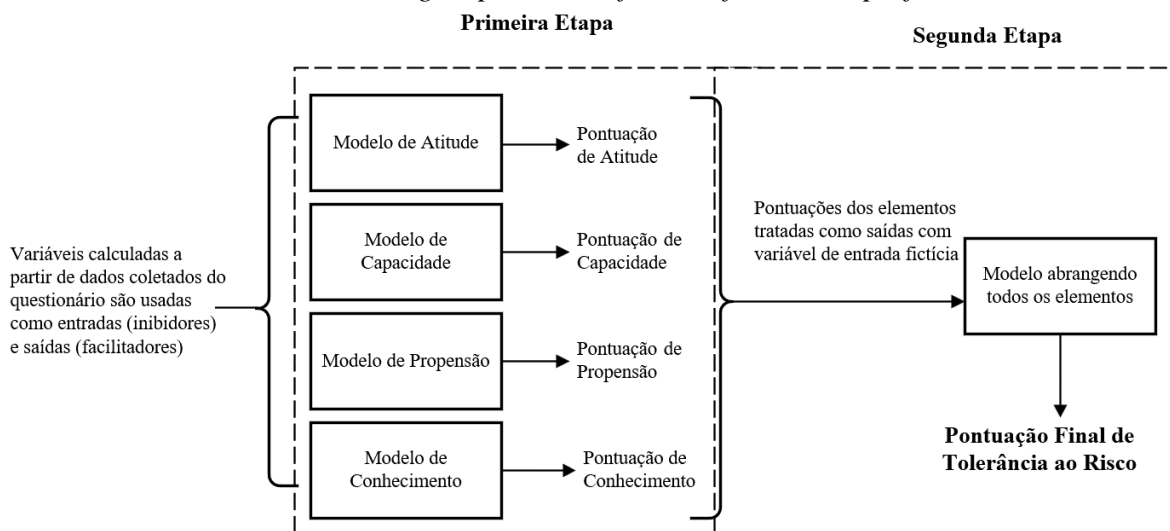
Embora a Análise Envoltória de Dados (DEA) seja frequentemente associada à avaliação de eficiência, os termos "eficiência" e "desempenho", comuns na DEA, não se aplicam diretamente à avaliação do perfil do investidor. Portanto, interpretações como "melhor desempenho" para indivíduos mais tolerantes ao risco são inadequadas. No nosso caso, 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*. Posteriormente, Cooper, Kingyens e Paradi (2014), inspirados pela metodologia de Ardehali et al. (2005), desenvolveram um questionário inovador baseado em DEA para avaliar a tolerância ao risco de investidores de forma multidimensional. O modelo considerou propensão, atitude, capacidade e conhecimento de risco em um processo de dois

estágios. Na primeira fase, cinco modelos DEA SBM foram aplicados individualmente a cada faceta do risco, resultando em quatro índices DEA por investidor, que refletiam sua eficiência relativa em cada dimensão (0 a 1, onde 1 representava eficiência total). Na segunda fase, as dimensões foram integradas em um único modelo DEA SBM, gerando uma nota final de tolerância ao risco (0 a 1), com 1 indicando os investidores mais propensos ao risco. A Figura 2 ilustra a integração dos dois estágios.

Figura 2

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



Fonte: Adaptado de Cooper et al. (2014)

No presente estudo, seguimos uma abordagem similar à de trabalhos anteriores, utilizando um questionário e a Análise Envoltória de Dados (DEA) para mapear a complexidade da tolerância ao risco em múltiplas dimensões. A confiabilidade deste método não reside na correlação com o sucesso de investimentos, mas na seleção criteriosa das perguntas do questionário e na eficácia da DEA como ferramenta de classificação e análise. Este avanço metodológico oferece às instituições financeiras um instrumento analítico robusto para a configuração de carteiras de investimento personalizadas, alinhadas à tolerância ao risco de cada cliente.

3.2 Implementação do Modelo DEA de Dois Estágios

Para aferir a tolerância ao risco de forma abrangente, categorizamos as variáveis coletadas pelo questionário em cinco modelos DEA SBM, cada um correspondendo a diferentes dimensões do risco. As variáveis foram classificadas como inibidoras ou facilitadoras da assunção de riscos, dependendo de sua relação com a tolerância ao risco. Diferentemente dos estudos de Cooper et al. (2014) e Ardehali et al. (2005), optamos por tratar todas as variáveis do instrumento como saídas (outputs). As variáveis inibidoras foram subdivididas em três categorias: indesejáveis (variáveis que o investidor pode gerenciar parcialmente), não discricionárias (variáveis fora do controle imediato, como nível de educação financeira) e incontrolláveis (variáveis externas, como fatores demográficos). 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 I/Loss Aversion</i>)	Output	- Indesejado
4. Competência financeira	Pontuação de Capacidade	Output	
	Pontuação de Conhecimento	Output	

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.

3.3 Procedimentos de coleta de dados

Com o objetivo de desenvolver um protótipo de ferramenta prática e eficiente para personalizar estratégias de investimento, elaboramos um instrumento (disponível sob solicitação) após uma análise abrangente de questionários de bancos brasileiros e da literatura especializada.

Inspirados na abordagem de Cooper et al. (2014), incorporamos a multidimensionalidade do risco em três seções distintas no instrumento. A primeira seção abrange questões socioeconômicas. Na segunda seção, buscamos elicitar a aversão à perda de cada participante, utilizando 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, avaliamos a atitude e o conhecimento dos participantes sobre riscos financeiros, 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 elicitación da seção 2, é 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, extraímos o equivalente de certeza $x +$ tal que $x + \sim Gp x_0$. Sob a TPC, essa indiferença implica que:

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

Na segunda etapa, extraímos 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, extraímos 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, é estimado 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.

3.4 Procedimentos Adicionais

Visando complementar as análises proporcionadas pela DEA, aplicamos o teste não paramétrico de Kruskal-Wallis para verificar a capacidade do modelo proposto em discriminar os diferentes perfis de investidores (Conservador, Moderado e Agressivo) quanto às dimensões de Conhecimento, Capacidade e Coeficiente de Busca de Ganhos. Essa escolha metodológica se justifica pela não conformidade dos dados com os pressupostos de normalidade exigidos pela Análise de Variância (ANOVA) paramétrica.

3.5. Amostra

A pesquisa, feita por meio de amostragem sequencial em bola-de-neve, envolveu 211 indivíduos, majoritariamente masculinos (54,97%), sem dependentes financeiros (77,25%), solteiros (61,13%), com uma variedade de rendas, desde até um salário mínimo (20,37%) até mais de dez salários mínimos (19,90%). A educação variou desde ensino médio completo (43,12%) até pós-graduação (36,96%), com uma predominância de jovens até 24 anos (39,33%). A maioria (72,98%) se identificou como investidores. Esses dados sugerem um perfil diversificado, embora possam refletir vieses pela metodologia e demografia dos participantes.

4. RESULTADOS E DISCUSSÃO

4.1 Resultados da Análise Envoltória de Dados

A avaliação do perfil do investidor por meio da DEA resultou em escores distintos para as dimensões de capacidade, conhecimento, propensão e competência financeira. Os resultados, indicam que, de um total de 211, 138 foram classificados como conservadores, 45 moderado e 27 como agressivos. É importante ressaltar que estas dimensões foram construídas com base em elementos objetivos, isto é, sem a utilização de instrumentos que captam a autopercepção do respondente. Deste modo, o índice de classificação reflete elementos objetivos e mensuráveis diretamente, conforme exposto anteriormente na Tabela 1.

4.2 Multidimensionalidade: Modelos Correlacionados

As análises de correlação de postos Spearman (ρ) foram utilizadas para examinar as associações entre as dimensões. Os resultados indicam que a dimensão capacidade está positivamente correlacionada com o conhecimento ($\rho = .266$, $p < .001$). Não foram encontradas correlações significativas entre capacidade e propensão ($\rho = -.040$, $p = .563$), conhecimento e propensão ($\rho = .020$, $p = .777$), os coeficientes de correlação de postos de Spearman mostram que existem relações fracas entre estas dimensões do perfil de risco – reforçando a teoria de que a tolerância ao risco é multidimensional e composta por elementos distintos que devem ser considerados separadamente durante a avaliação.

Ademais, a competência financeira, variável composta pelas pontuações de capacidade e conhecimento, exibiu correlações significativas com ambas as dimensões constituintes. Especificamente, a correlação entre competência financeira e capacidade foi fortemente positiva ($\rho = 0.862$, $p < .001$), enquanto a associação entre competência financeira e conhecimento também foi positiva e significativa ($\rho = 0.547$, $p < .001$). Entretanto, a correlação entre competência financeira e propensão ao risco ($\rho = -0.033$, $p = 0.630$) não foi significativa, indicando a ausência de uma relação entre estas dimensões. A ausência de correlações significativas entre outras dimensões sugere que a tolerância ao risco é influenciada por fatores distintos e não necessariamente interrelacionados, uma ideia apoiada pela literatura que argumenta a favor de uma abordagem multidimensional para a avaliação do perfil de risco (Cordell, 2001; Nobre & Grable, 2015).

4.3 Matriz de Riscos: Tolerância ao Risco dos Investidores

A combinação da Análise Envoltória de Dados (DEA) com a análise de quadrantes permitiu categorizar os investidores em uma Matriz de Riscos, com base em duas dimensões: competência financeira e propensão ao risco. A Figura 4 ilustra os resultados, revelando três

perfis distintos: Conservador, Moderado e Agressivo. O gráfico de dispersão apresenta a relação entre competência financeira (eixo x) e propensão ao risco (eixo y, em escala logarítmica).

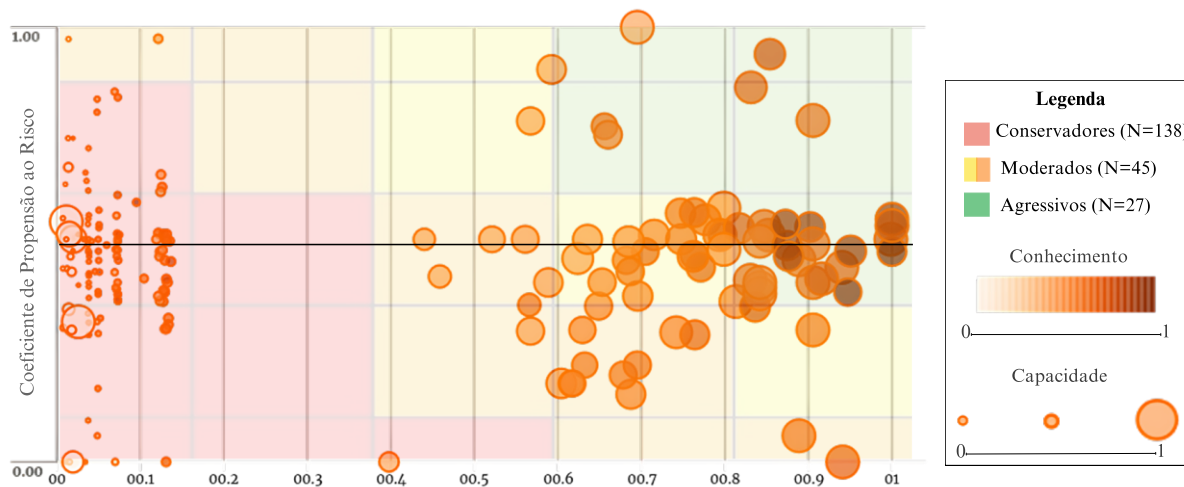
A linha que corta o eixo y ao meio é o ponto em que

$$U(x+) = U(x-) \quad (4)$$

chamado de neutro à perda (*loss neutral*), de tal modo que todos os indivíduos acima dele são buscadores de ganhos e todos os indivíduos abaixo dele são avessos à perda. Os números representam os identificadores únicos dos investidores/unidades de decisão (DMUs).

Figura 4

Proposta de Classificação do Perfil de Risco



Para verificar a capacidade do modelo proposto em distinguir os diferentes perfis de investidores (Conservador, Moderado e Agressivo) quanto ao seu nível de conhecimento sobre riscos financeiros, utilizamos a análise de variância não paramétrica de Kruskal-Wallis. A análise revelou diferenças estatisticamente significativas entre os grupos em todas as três dimensões do perfil de risco: Conhecimento, Capacidade e Coeficiente de Busca de Ganhos (Tabela 2). Essas diferenças foram mais pronunciadas nas dimensões Capacidade e Conhecimento, indicando que os perfis de investidores não apenas possuem níveis distintos de experiência financeira e compreensão de riscos, mas também variam significativamente em sua habilidade de gerenciar riscos financeiros. Embora a dimensão Coeficiente de Busca de Ganhos tenha apresentado um efeito menor em comparação às outras duas, os resultados ainda indicam que os investidores diferem significativamente em sua propensão à busca por ganhos e retornos financeiros, refletindo diferentes níveis de tolerância ao risco.

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
Coeficiente de Busca de Ganhos	42.9	2	<.005	0.048

Para aprofundar a análise e identificar diferenças específicas entre os grupos de investidores em cada dimensão do perfil de risco, realizamos os testes post hoc de Dunn (Tabela 3). Essa análise detalhada permite compreender as nuances que distinguem os perfis de investidores Conservador, Moderado e Agressivo em relação ao Conhecimento, Capacidade e Coeficiente de Busca de Ganhos.

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>Coeficiente 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

Os testes post hoc de Dunn revelaram nuances importantes nas diferenças entre os perfis de investidores. Na dimensão Conhecimento, todos os grupos (Conservador, Moderado e Agressivo) apresentaram diferenças significativas entre si, indicando que o nível de conhecimento financeiro e a compreensão sobre riscos variam consideravelmente entre os perfis. 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, revelando distintas propensões à busca por retornos financeiros e diferentes níveis de tolerância ao risco.

Esses resultados reforçam a ideia de que uma maior capacidade de lidar com risco e maior conhecimento financeiro pode estar associada a uma maior confiança nas decisões de investimento, potencialmente levando a uma maior propensão ao risco, bem como o desejo por maiores retornos financeiros. Desta forma, corrobora-se estudos como os de Muñoz-Murillo et al. (2020) e Mussel et al. (2015). Em conjunto com a análise envoltória de dados (DEA) e a categorização na Matriz de Riscos, fornecem um embasamento robusto para a personalização de estratégias de investimento. A identificação de perfis distintos de investidores (Conservador, Moderado e Agressivo) possibilita um alinhamento mais preciso entre as estratégias de

investimento e as nuances de cada perfil de risco, contribuindo para uma adequação mais eficaz dos produtos financeiros às necessidades dos clientes e garantindo a conformidade com as regulamentações vigentes.

5. CONCLUSÃO

Neste estudo, propomos uma abordagem inovadora para superar as limitações dos métodos tradicionais de avaliação do perfil de risco do investidor, que frequentemente se mostram insatisfatórios e pouco confiáveis. A prática comum de utilizar questionários ad hoc, por exemplo, não captura a complexidade e a multidimensionalidade da tolerância ao risco, resultando em perfis imprecisos e em decisões de investimento inadequadas. Para solucionar esse problema, combinamos a Análise Envoltória de Dados (DEA) com a análise de quadrantes, criando uma Matriz de Riscos que oferece uma representação multifacetada do perfil de risco do investidor. Essa abordagem permite a medição separada da propensão ao risco, da capacidade de risco e do conhecimento sobre risco, pontuando-os em uma escala bidimensional.

A aplicação da DEA, tradicionalmente utilizada para avaliar eficiência, demonstrou-se eficaz na mensuração da tolerância ao risco, capturando nuances não identificadas por métodos tradicionais. A combinação da DEA com a análise de quadrantes resultou em uma Matriz de Riscos abrangente, que considera a propensão ao risco, a capacidade de tolerar perdas e o conhecimento sobre riscos financeiros, oferecendo uma visão holística do perfil de risco do investidor. Os resultados do estudo confirmaram a capacidade do modelo em discriminar os diferentes perfis de investidores, revelando diferenças significativas entre os grupos em todas as três dimensões do perfil de risco. Essa constatação reforça a importância de uma abordagem multidimensional na avaliação da tolerância ao risco, pois cada dimensão contribui de forma única para a compreensão do perfil do investidor.

A proposta de classificação do perfil de risco do investidor em Matrizes de Risco, desenvolvida neste estudo, oferece uma ferramenta valiosa para instituições financeiras e consultores, permitindo a personalização de estratégias de investimento com base nas características individuais de cada cliente. Ao considerar a competência financeira e a propensão ao risco, a Matriz de Riscos auxilia na identificação de produtos e estratégias que melhor se adequam às necessidades e expectativas de cada investidor.

Apesar das contribuições deste estudo, algumas limitações devem ser consideradas. A amostra, embora diversificada em termos de renda e educação, pode não ser representativa da população de investidores como um todo, devido à metodologia de coleta de dados e ao perfil demográfico dos participantes. A predominância de jovens e indivíduos com ensino superior pode ter influenciado os resultados, limitando a generalização das conclusões para outros grupos demográficos. Além disso, a exclusão de outras dimensões relevantes do perfil de risco, como a necessidade de risco, pode ter limitado a abrangência da análise.

Dessa forma, pesquisas futuras devem buscar ampliar a base de dados com amostras mais representativas e explorar a inclusão de outras dimensões relevantes do perfil de risco, como a necessidade de risco e a atitude em relação ao risco. A aplicação da metodologia proposta em diferentes contextos, como em diferentes países ou segmentos de mercado, também pode fornecer insights valiosos sobre a universalidade dos perfis de risco identificados.

Em suma, este estudo representa um importante passo na busca por uma avaliação mais precisa e personalizada do perfil de risco do investidor. A metodologia proposta, embora passível de aprimoramentos, oferece uma ferramenta valiosa para instituições financeiras e consultores, com potencial para melhorar a tomada de decisões de investimento e a adequação dos produtos financeiros às necessidades dos clientes, contribuindo para um mercado financeiro mais eficiente, transparente e alinhado com as normas regulatórias vigentes.

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.
- 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.
- Bapat, D. (2020). Antecedents to responsible financial management behavior among young adults: moderating role of financial risk tolerance. *International Journal of Bank Marketing*, 38(5), 1177-1194.
- Benartzi, S., & Thaler, R. (1995). Myopic loss aversion and the equity premium puzzle. *Quarterly Journal of Economics*, 110(1), 73–92.
- Bhattacharya, A., Dutta, A., & Kar, S. (2022). Does demographics influence the risk behaviour of urban investors? A machine learning model based approach. *Operational Research in Engineering Sciences: Theory and Applications*, 5(2), 190-205.
- 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.
- 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.
- Charnes, A., Cooper, W. W., & Rhodes, E. (1978). Measuring the efficiency of decision making units. *European Journal of Operational Research*, 2(6), 429-444.
- Choukhmane, T., & de Silva, T. (2024). *What Drives Investors' Portfolio Choices? Separating Risk Preferences from Frictions* (No. w32476). National Bureau of Economic Research.
- 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.
- Davies, G. B., & Brooks, P. (2014). Risk tolerance: Essential, behavioural and misunderstood. *Journal of Risk Management in Financial Institutions*, 7(2), 110-113.
- Dohmen, T., Falk, A., Golsteyn, B. H., Huffman, D., & Sunde, U. (2017). Risk attitudes across the life course. *Economic Journal*, 127(605), F95–116.
- Fisher, P., & Yao, R. (2017). Gender differences in financial risk tolerance. *Journal of Economic Psychology*, 61, 191-202.
- Grable, J. E., & Rabbani, A. (2023). The moderating effect of financial knowledge on financial risk tolerance. *Journal of risk and financial management*, 16(2), 137.
- Harris, R. D., & Mazibas, M. (2022). Portfolio optimization with behavioural preferences and investor memory. *European Journal of Operational Research*, 296(1), 368-387.
- 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.
- Köbberling, V., & Wakker, P. P. (2005). An index of loss aversion. *Journal of Economic Theory*, 122(1), 119–31.
- Lucarelli, C., Uberti, P., & Brighetti, G. (2015). Misclassifications in financial risk tolerance. *Journal of Risk Research*, 18(4), 467-482.
- Guiso, L., Sapienza, P., & Zingales, L. (2018). Time varying risk aversion. *Journal of Financial Economics*, 128(3), 403-421.
- 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).
- Pompian, M. (2016). Risk Profiling through a Behavioral Finance Lens. *CFA Institute Research Foundation*.
- Poston, Jr, D. L., Conde, E., & Field, L. M. (2023). Multinomial Logistic Regression. In *Applied Regression Models in the Social Sciences* (pp. 366–388). chapter, Cambridge: Cambridge University Press.
- 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
- Samuelson, W., & Zeckhauser, R. (1988). Status quo bias in decision making. *Journal of Risk and Uncertainty*, 1, 7-59.
- Schmidt, U., & Zank, H. (2005). What is loss aversion?. *Journal of Risk and Uncertainty*, 30, 157-167.

- Schooley, D. K., & Worden, D. D. (2003). Generation X: Understanding their risk tolerance and investment behavior. *Journal of Financial Planning*, 14, 58-63.
- Schooley, D. K., & Worden, D. D. (2003). Generation X: Understanding Their Risk Tolerance and Investment Behavior. *Journal of financial planning*, 16(9).
- Simon, H. A. (1955). A behavioral model of rational choice. *The quarterly journal of economics*, 99-118.
- Thaler, R. (1980). Toward a positive theory of consumer choice. *Journal of Economic Behavior & Organization*, 1(1), 39-60.
- Thanki, H., & Baser, N. (2021). Determinants of financial risk tolerance (FRT): An empirical investigation. *The Journal of Wealth Management*.
- 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.
- 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.