

***SMART MONEY* EM FUNDOS DE RENDA FIXA NO BRASIL**

F. Henrique Castro – FGV EESP
Igor Guedes – FGV EESP

Resumo

Este artigo investiga o efeito *Smart Money* no mercado brasileiro de fundos de renda fixa entre 2009 e 2025. Utilizando dados da CVM, a pesquisa analisa se fluxos líquidos antecipam retornos anormais ajustados por fatores de risco tradicionais e específicos de renda fixa. A estratégia empírica baseia-se na formação de portfólios com retornos igualmente ponderados e por patrimônio líquido. Os resultados indicam evidência parcial de *Smart Money*, concentrada em fundos menores e períodos de alta incerteza macroeconômica (2020-2024). Identificou-se heterogeneidade entre investidores: institucionais financeiros e seguradoras apresentam alocação preditiva consistente, enquanto entidades de previdência complementar exibem sinais de ineficiência. Conclui-se que a habilidade informacional nos fluxos de renda fixa no Brasil é dependente do perfil do investidor e do cenário econômico, contribuindo para a literatura sobre seletividade e fluxos de capital no mercado local.

Palavras-chave: *Smart Money*; fundos de investimento; renda fixa; investidores institucionais; alocação de capital.

Abstract

This article investigates the Smart Money effect in the Brazilian fixed-income fund market between 2009 and 2025. Using CVM data, the research analyzes whether net flows anticipate abnormal returns adjusted by traditional and fixed-income specific risk factors. The empirical strategy is based on the formation of portfolios using both equally-weighted and value-weighted returns. Results indicate partial evidence of Smart Money, primarily concentrated in smaller funds and periods of high macroeconomic uncertainty (2020-2024). Heterogeneity was identified among investors: financial institutions and insurance companies show consistent predictive allocation, while pension funds exhibit signs of inefficiency. The study concludes that the informational ability of fixed-income flows in Brazil depends on the investor profile and the economic scenario, contributing to the literature on selectivity and capital flows in the local market.

Keywords: Smart Money; investment funds; fixed income; institutional investors; capital allocation.

1. INTRODUÇÃO

A indústria brasileira de fundos de investimento cresceu de forma expressiva nas últimas décadas, e os fundos de renda fixa ocupam posição central nesse processo. Além de concentrarem parcela relevante do patrimônio administrado no país, esses fundos desempenham papel importante na alocação de poupança de investidores institucionais e não institucionais. Nesse contexto, uma questão econômica relevante é se os fluxos de capital para esses veículos contêm informação sobre desempenho futuro ajustado ao risco.

Essa pergunta se relaciona à literatura sobre *Smart Money*, iniciada por Gruber (1996), segundo a qual os investidores podem ser capazes de direcionar recursos para fundos com melhor desempenho futuro. Se isso ocorrer, os fluxos deixam de ser mera reação ao retorno passado e passam a refletir algum grau de eficiência alocativa. Embora essa literatura seja extensa para fundos de ações, ainda há pouca evidência para o mercado brasileiro de fundos de renda fixa, especialmente quando se considera a heterogeneidade entre tipos de investidores.

Este artigo investiga a existência do efeito *Smart Money* no mercado brasileiro de fundos de renda fixa no período de janeiro de 2009 a abril de 2025. A estratégia empírica baseia-se na formação de portfólios compostos por fundos com captação líquida positiva (POS), negativa (NEG) e pela diferença entre ambos (POS-NEG), cujos retornos são avaliados por modelos fatoriais com fatores tradicionais e específicos de renda fixa. Além da amostra agregada, a análise explora diferenças por subperíodo e por tipo de investidor.

Os resultados apontam evidência parcial de *Smart Money*. O efeito aparece com mais clareza nas regressões com retornos igualmente ponderados, sugerindo maior incidência em fundos menores, e se intensifica no período de 2020 a 2024, compatível com a hipótese de que a informação se torna mais valiosa em ambientes de maior incerteza macroeconômica. A análise por perfil de investidor mostra forte heterogeneidade: investidores institucionais financeiros e seguradoras apresentam evidência consistente de alocação preditiva, enquanto EFPCs exibem sinais de alocação ineficiente.

O artigo contribui para a literatura em três dimensões. Primeiro, amplia a evidência sobre *Smart Money* para o segmento de renda fixa no Brasil. Segundo, mostra que o fenômeno não é homogêneo ao longo do tempo. Terceiro, evidencia que diferenças entre tipos de investidores são centrais para entender o conteúdo informacional dos fluxos.

Além desta introdução, a seção 2 apresenta a literatura relacionada. A seção 3 descreve os dados e a estratégia empírica. A seção 4 discute os resultados principais. A seção 5 apresenta limitações e considerações de robustez. A seção 6 conclui.

2. LITERATURA

A literatura relevante para este estudo combina duas vertentes complementares. A primeira refere-se à mensuração de desempenho ajustado ao risco em fundos de investimento. A segunda trata da hipótese de *Smart Money*, isto é, da capacidade de os fluxos dos investidores anteciparem o desempenho futuro dos fundos.

No que se refere à avaliação de desempenho, Jensen (1968) consolidou o uso do alfa como medida de habilidade gerencial, a partir do desvio entre o retorno efetivamente observado e o retorno previsto por um modelo de equilíbrio. Embora o CAPM tenha inaugurado esse tipo de análise, sua capacidade explicativa mostrou-se limitada diante da evidência empírica de múltiplas fontes de risco sistemático. Fama e French (1992) ampliaram esse arcabouço ao incorporar os fatores de tamanho e valor. Em seguida, Fama e French (1993) estenderam a lógica multifatorial ao mercado de renda fixa, introduzindo os fatores TERM e DEF, que capturam, respectivamente, risco de prazo e risco de crédito. Para o caso de fundos de renda fixa, essa ampliação é particularmente relevante, uma vez que a avaliação do desempenho futuro depende não apenas da exposição ao mercado agregado, mas também da forma como o gestor se posiciona frente à estrutura a termo e aos spreads de crédito.

A literatura sobre *Smart Money* parte da observação de que fluxos para fundos não precisam refletir apenas extrapolação ingênua de retorno passado. Gruber (1996) argumenta que, mesmo quando fundos ativos parecem apresentar desempenho líquido inferior ao de estratégias passivas, os investidores podem estar identificando gestores habilidosos com base em informação não plenamente capturada pelas métricas usuais. Nessa interpretação, a persistência

de fluxos para certos fundos seria racional e compatível com alguma capacidade de seleção dos investidores.

Resultados posteriores, contudo, são heterogêneos. Em alguns mercados, há evidência de que fluxos perseguem desempenho passado sem necessariamente antecipar alfa futuro. Em outros, os fluxos parecem concentrar informação útil, sobretudo quando se distingue entre perfis de investidor ou contextos de mercado. Berggrun e Lizarzaburu (2015), por exemplo, ao analisarem fundos de ações no Brasil, não encontram evidência robusta de *Smart Money* para a amostra agregada, mas identificam resultados mais favoráveis em nichos específicos, como fundos menores e voltados ao varejo. Esse ponto é importante, pois sugere que a hipótese pode não se manifestar de forma homogênea em toda a indústria.

Leite (2021) aprofunda essa discussão para o mercado brasileiro de fundos de ações ao distinguir explicitamente investidores institucionais e não institucionais. Seus resultados apontam evidência de *Smart Money* entre investidores institucionais, mas não entre investidores pessoas físicas, além de indicarem sensível variação temporal do fenômeno. Essa heterogeneidade dialoga com a ideia de que sofisticação analítica, acesso à informação, escala de recursos e governança da decisão de investimento influenciam a capacidade de seleção de fundos.

No campo internacional, Badhani et al. (2023) mostram que o comportamento dos investidores institucionais em mercados emergentes tampouco é unívoco. Ao estudarem o mercado acionário indiano, os autores não encontram evidência clara de habilidade superior de seleção ou *market timing* por parte de investidores institucionais. O resultado é relevante porque mostra que a associação automática entre institucionalidade e maior eficiência alocativa nem sempre se sustenta empiricamente.

Mais recentemente, Vidal et al. (2025) reforçam a importância dos fluxos como objeto de análise ao examinar seus determinantes e sua relação com desempenho em diferentes mercados. Embora o foco não seja especificamente a renda fixa brasileira, o estudo destaca a utilidade de estratégias empíricas baseadas em fluxos para compreender comportamento de investidores e eficiência alocativa.

A literatura também sugere que a capacidade de seleção pode ser estado-dependente. Glode (2011) argumenta que a gestão ativa pode gerar maior valor precisamente nos estados da

natureza em que a utilidade marginal da riqueza é mais elevada, ainda que esse valor não seja completamente capturado por métricas tradicionais de desempenho médio. Em linha semelhante, Kosowski et al. (2006) mostram que o desempenho de fundos pode diferir substancialmente entre períodos de expansão e de recessão. Essa perspectiva é especialmente útil para o presente estudo, pois motiva a hipótese de que o *Smart Money* em renda fixa pode emergir com maior intensidade em períodos de estresse macroeconômico, nos quais a informação sobre risco de crédito, *duration* e liquidez se torna mais valiosa.

A principal lacuna que este artigo busca preencher é, portanto, a ausência de evidência sistemática sobre *Smart Money* em fundos de renda fixa no Brasil com distinção entre tipos de investidores e entre diferentes regimes temporais. Trata-se de uma extensão natural, mas não trivial, da literatura existente. Em renda fixa, o processo de seleção envolve riscos e restrições diferentes do mercado acionário, o que pode alterar a forma como a habilidade informacional dos investidores se manifesta.

3. DADOS E METODOLOGIA

3.1. Base de dados

Os dados utilizados neste estudo foram obtidos a partir de cinco fontes principais: Economatica, Quantum, ANBIMA, NEFIN/USP e CVM. A amostra cobre o período de janeiro de 2009 a abril de 2025, com exceção da base de perfil dos investidores, disponível apenas a partir de 2019.

As informações cadastrais e operacionais dos fundos, como CNPJ, nome, gestor, classificação, rentabilidade, captação, resgates e patrimônio líquido, foram extraídas da Economatica, com frequência mensal e referência ao último dia útil de cada mês. A base da Quantum foi utilizada de forma complementar para identificar a estrutura dos fundos, especialmente relações entre veículos do tipo *feeder* e master, auxiliando no tratamento da amostra.

Os fatores de renda fixa foram construídos com dados da ANBIMA. O fator TERM foi calculado a partir da diferença entre os retornos dos índices IRF-M1+ e IRF-M1, como proxy para o prêmio de prazo. Já o fator DEF foi obtido pela diferença entre o retorno do IDA-DI e o do IRF-M1+, como proxy para o prêmio de crédito.

Os fatores de renda variável (RMRF, SMB, HML) e a taxa livre de risco foram obtidos na base do NEFIN/USP, que disponibiliza séries mensais amplamente utilizadas em estudos aplicados ao mercado brasileiro.

Por fim, as informações sobre o perfil dos investidores foram obtidas na base mensal da CVM, que informa a participação de cada tipo de cotista no patrimônio líquido dos fundos. Como essa base apresenta estoques e não fluxos diretamente observados, os fluxos por perfil foram estimados indiretamente a partir da variação do patrimônio entre períodos, descontado o efeito da rentabilidade, conforme equação a seguir:

$$CL_{t,i} = PL_{t,i} - PL_{t-1,i} * (1 - r_{t,i}), \quad (1)$$

em que CL representa a captação líquida, PL é o patrimônio líquido e r é o retorno do fundo. Essa construção permite separar a expansão do patrimônio decorrente de valorização da carteira daquela efetivamente causada por entradas líquidas de recursos.

3.2. Filtros e tratamento dos dados

A amostra foi construída a partir de filtros destinados a garantir relevância econômica, consistência estatística e evitar dupla contagem de patrimônio e fluxos. Inicialmente, foram selecionados apenas os fundos classificados como Renda Fixa pela CVM. Em seguida, mantiveram-se apenas fundos com histórico mínimo suficiente para análise e com patrimônio líquido médio superior a R\$ 1 milhão, de forma a excluir veículos com baixa relevância econômica ou excessivamente sujeitos a distorções.

Um ponto central do tratamento da base foi a correção para a estrutura hierárquica da indústria de fundos. Como parte relevante dos veículos investe em cotas de outros fundos, a inclusão simultânea de *feeders*/espelhos e de seus respectivos masters pode gerar dupla contagem de patrimônio e de fluxos.

Na primeira etapa da análise, cujo objetivo é testar o efeito *Smart Money* no universo agregado dos fundos de renda fixa, optou-se por excluir os fundos classificados como *feeder*, incluindo os fundos espelho, bem como os fundos caixa. Assim, a análise permaneceu concentrada nos fundos que efetivamente fazem a alocação final dos recursos, isto é, sobretudo os fundos master e demais veículos com carteira própria, evitando que um mesmo fluxo aparecesse duas vezes:

uma no fundo que recebe o aporte do investidor final e outra no fundo onde os recursos são efetivamente aplicados.

Na segunda etapa, voltada à análise por tipo de investidor, a estratégia foi distinta. Nessa parte, optou-se por manter os fundos espelho e os fundos institucionais, porque eles são justamente parte relevante do canal de alocação dos diferentes perfis de cotistas. No entanto, para evitar dupla contagem, foi criado um ajuste específico nos fundos master: a parcela proveniente dos respectivos *feeders* vinculados foi identificada em uma base auxiliar e subtraída da categoria “Fundos de Investimento” no perfil mensal do master. Desse modo, evitou-se contar duas vezes o mesmo recurso dentro da decomposição por perfil de investidor.

Além disso, no caso dos fundos caixa, optou-se pela não exclusão integral na segunda etapa. Foi retirada apenas a participação da categoria “Fundos de Investimento”, mantendo-se os demais perfis de investidores. A justificativa é que, embora esses veículos possam funcionar como elo técnico entre fundos, eles também podem fazer parte da alocação efetiva de outros perfis, como varejo e institucionais não fundos.

Para reduzir a influência de observações extremas na variável de desempenho, os retornos mensais foram winsorizados nos 2% inferiores e 2% superiores da distribuição. Esse procedimento preserva o conjunto das observações, mas limita o efeito de outliers severos sobre as médias dos portfólios e sobre as estimações econométricas.

Por fim, diante da elevada correlação entre TERM e DEF observada na amostra, foi estimado o fator de crédito ortogonalizado, aqui denotado DEFO. Esse procedimento é relevante porque, em fundos de renda fixa, risco de prazo e risco de crédito podem variar conjuntamente, dificultando a separação entre os dois canais de risco. Ao utilizar a componente ortogonalizada do prêmio de crédito, o modelo passa a captar com maior precisão o efeito incremental associado ao risco de crédito não explicado pelo risco de prazo.

3.3. Formação dos portfólios

A estratégia empírica segue a literatura de *Smart Money* baseada em portfólios formados a partir dos fluxos. Em cada período, os fundos são classificados conforme o sinal de sua captação líquida ajustada. Fundos com fluxo positivo compõem o portfólio POS; fundos com fluxo

negativo compõem o portfólio NEG. A diferença entre os retornos dos dois grupos define o portfólio POS-NEG.

A intuição do teste é direta. Se os investidores alocam recursos de forma preditiva, fundos que recebem aplicações líquidas hoje devem apresentar desempenho ajustado ao risco superior no futuro em relação aos fundos que sofrem resgates. Nesse caso, espera-se alfa positivo e estatisticamente significativo para o portfólio POS-NEG.

Os retornos dos portfólios são calculados de duas formas. Primeiro, por média simples, atribuindo o mesmo peso a cada fundo. Segundo, por média ponderada pelo patrimônio líquido, atribuindo maior peso econômico aos fundos maiores. A comparação entre as duas métricas é central para o artigo, pois permite avaliar se a evidência de *Smart Money* está disseminada nos principais fundos da indústria ou se se concentra em nichos menores.

3.4. Modelos econométricos

Uma vez formados os portfólios, estima-se seu desempenho ajustado ao risco por meio de regressões lineares multifatoriais. A especificação básica pode ser representada por:

$$R_{POS-NEG_t} = \alpha + \beta_1 RMRF_t + \beta_2 SMB_t + \beta_3 HML_t + \beta_4 TERM_t + \beta_5 DEF_t + \varepsilon_t \quad (2)$$

em que $R_{POS-NEG_t}$ representa o retorno do portfólio no período t ; α é o intercepto da regressão, interpretado como o retorno anormal ajustado ao risco; RMRF, SMB e HML são os fatores de risco tradicionais; e TERM e DEF os fatores de renda fixa.

O parâmetro de interesse é o alfa do portfólio POS-NEG. Alfa positivo e significativo indica evidência de *Smart Money*, pois sugere que os fundos que recebem aplicações líquidas superam, em termos ajustados ao risco, aqueles que sofrem resgates. Alfa negativo e significativo, por sua vez, é interpretado como evidência de alocação ineficiente, ou *Dumb Money*.

As regressões são estimadas para a amostra completa, para diferentes subperíodos e para os diversos tipos de investidores. A análise temporal permite verificar se o conteúdo informacional dos fluxos varia com o ambiente macroeconômico. A análise por perfil de investidor permite avaliar se diferentes grupos exibem graus distintos de capacidade preditiva.

4. RESULTADOS

4.1. Evidência agregada de *Smart Money*

Os resultados para a amostra agregada indicam evidência parcial de *Smart Money* no mercado brasileiro de fundos de renda fixa. Quando os portfólios são construídos com base nos retornos igualmente ponderados, o portfólio POS-NEG apresenta alfa positivo e estatisticamente significativo em parte das especificações, sugerindo que os fundos que recebem aplicações líquidas tendem a exibir desempenho futuro superior ao dos fundos que sofrem resgates.

No entanto, essa evidência perde força quando os retornos são ponderados pelo patrimônio líquido. Em termos econômicos, esse contraste sugere que o fenômeno está mais concentrado em fundos menores do que nos fundos de maior peso na indústria. Em outras palavras, os fluxos parecem carregar informação útil em nichos menos dominados por grandes veículos, mas tal conteúdo informacional não se mantém com a mesma intensidade quando se atribui maior peso aos fundos mais representativos em patrimônio.

Esse resultado é importante por duas razões. Primeiro, ele indica que a evidência de *Smart Money* não deve ser interpretada de forma uniforme para toda a indústria. Segundo, sugere que a estrutura concentrada do mercado pode atenuar a capacidade de os fluxos agregados funcionarem como bom previsor de alfa futuro quando o foco recai sobre os maiores fundos.

Tabela 1: Regressões dos Portfólios POS-NEG com Retornos Igualmente Ponderados

Variável	Variável Dependente: Retorno Excedente (POS-NEG)		
	(1) 2 fatores	(2) 3 fatores	(3) Completo
Intercepto (α)	0.0303*** (0.0090)	0.0280*** (0.0092)	0.0287*** (0.0091)
TERM	-0.0156** (0.0068)		-0.0128 (0.0085)
DEFO	0.0096 (0.0166)		0.0154 (0.0196)
RMRF		-0.0030* (0.0018)	-0.0019 (0.0023)
SMB		0.0004 (0.0019)	0.0000 (0.0020)
HML		0.0015 (0.0016)	0.0016 (0.0016)
Observações	157	157	157
R ² ajustado	0.0223	-0.0009	0.0111

Fatores de RF	Sim	Não	Sim
Fatores de Ações	Não	Sim	Sim

Notas: Esta tabela apresenta os resultados das regressões para o retorno médio simples do portfólio POS-NEG. Cada coluna representa um modelo com um conjunto diferente de fatores de risco. A variável dependente é o retorno excedente do portfólio. As variáveis independentes são: TERM, o prêmio de prazo (diferença entre retornos de títulos de longo e curto prazo); DEFO, o prêmio de crédito ortogonalizado; RMRF, o prêmio de risco do mercado de ações; SMB, o prêmio de tamanho (Small Minus Big); e HML, o prêmio de valor (High Minus Low). Erros-padrão robustos estão em parênteses. Níveis de significância: *** $p < 0,01$, ** $p < 0,05$, * $p < 0,1$.

Tabela 2: Regressões dos Portfólios POS-NEG com Retorno Ponderado pelo PL

Variável	Variável Dependente: Retorno Excedente (POS-NEG)		
	(1) 2 fatores	(2) 3 fatores	(3) Completo
Intercepto (α)	0.0023 (0.0089)	0.0003 (0.0092)	0.0009 (0.0091)
TERM	-0.0180*** (0.0068)		-0.0135 (0.0084)
DEFO	0.0206 (0.0165)		0.0315 (0.0194)
RMRF		-0.0029 (0.0018)	-0.0022 (0.0022)
SMB		-0.0002 (0.0019)	-0.0011 (0.0019)
HML		0.0010 (0.0016)	0.0011 (0.0016)
Observações	157	157	157
R ² ajustado	0.0407	-0.0012	0.0319
Fatores de RF	Sim	Não	Sim
Fatores de Ações	Não	Sim	Sim

Notas: Esta tabela apresenta os resultados das regressões para o retorno médio ponderado do portfólio POS-NEG. Cada coluna representa um modelo com um conjunto diferente de fatores de risco. A variável dependente é o retorno excedente do portfólio. As variáveis independentes são: TERM, o prêmio de prazo (diferença entre retornos de títulos de longo e curto prazo); DEFO, o prêmio de crédito ortogonalizado; RMRF, o prêmio de risco do mercado de ações; SMB, o prêmio de tamanho (Small Minus Big); e HML, o prêmio de valor (High Minus Low). Erros-padrão robustos estão em parênteses. Níveis de significância: *** $p < 0,01$, ** $p < 0,05$, * $p < 0,1$.

4.2. Heterogeneidade temporal

A decomposição por subperíodos revela que a evidência de *Smart Money* varia substancialmente ao longo do tempo. Em especial, os resultados tornam-se mais favoráveis no

intervalo de 2020 a 2024, período marcado por maior instabilidade macroeconômica, mudanças abruptas na política monetária e elevação da incerteza doméstica e internacional.

Tabela 3: Regressões dos Portfólios com Retorno Igualmente Ponderados em Diferentes Períodos

Variável	Variável Dependente: Retorno Excedente					
	2012 - 2019			2020 - 2024		
	(1) POS	(2) NEG	(3) POS-NEG	(4) POS	(5) NEG	(6) POS-NEG
Intercepto (α)	0.0181 (0.0168)	-0.0006 (0.0168)	0.0187 (0.0113)	0.0234 (0.0231)	-0.0139 (0.0314)	0.0373** (0.0167)
TERM	0.1582*** (0.0156)	0.1520*** (0.0156)	0.0061 (0.0105)	0.1605*** (0.0220)	0.1979*** (0.0301)	-0.0374** (0.0160)
DEFO	-0.0853 (0.0990)	-0.2012** (0.0988)	0.1159* (0.0663)	0.1012*** (0.0343)	0.1022** (0.0468)	-0.0010 (0.0249)
RMRF	0.0137*** (0.0049)	0.0152*** (0.0049)	-0.0015 (0.0033)	0.0104** (0.0047)	0.0099 (0.0065)	0.0005 (0.0034)
SMB	0.0037 (0.0037)	0.0025 (0.0037)	0.0012 (0.0025)	-0.0036 (0.0046)	-0.0045 (0.0063)	0.0009 (0.0034)
HML	-0.0106*** (0.0032)	-0.0097*** (0.0032)	-0.0009 (0.0022)	-0.0033 (0.0049)	-0.0055 (0.0066)	0.0022 (0.0035)
Observações	95	95	95	60	60	60
R ² ajustado	0.6763	0.6858	-0.0143	0.7152	0.6346	0.0517
Fatores de RF	Sim	Sim	Sim	Sim	Sim	Sim
Fatores de Ações	Sim	Sim	Sim	Sim	Sim	Sim

Notas: Esta tabela apresenta os resultados das regressões para o retorno médio simples dos portfólios em diferentes períodos. Cada coluna representa um modelo com todos os fatores de risco. A variável dependente é o retorno excedente do portfólio. As variáveis independentes são: TERM, o prêmio de prazo (diferença entre retornos de títulos de longo e curto prazo); DEFO, o prêmio de crédito ortogonalizado; RMRF, o prêmio de risco do mercado de ações; SMB, o prêmio de tamanho (Small Minus Big); e HML, o prêmio de valor (High Minus Low). Erros-padrão robustos estão em parênteses. Níveis de significância: *** p<0,01, ** p<0,05, *p<0,1.

Esse achado é compatível com a interpretação de que a habilidade informacional dos investidores é mais valiosa precisamente quando a avaliação de risco se torna mais complexa. Nesses ambientes, investidores mais sofisticados podem ter maior capacidade de distinguir gestores preparados para navegar choques adversos.

Do ponto de vista teórico, esse padrão dialoga com a literatura que interpreta a gestão ativa como especialmente valiosa em estados adversos da economia. O fortalecimento do *Smart Money* em períodos de estresse é coerente com a ideia de que a informação se torna mais valiosa quando os riscos relevantes deixam de ser triviais.

4.3. Heterogeneidade por tipo de investidor

A análise por tipo de investidor é a dimensão em que os resultados se mostram mais informativos, pois revela que a evidência agregada de *Smart Money* esconde comportamentos bastante distintos entre perfis de cotistas. Em vez de um padrão único para toda a indústria, os resultados sugerem que a capacidade de antecipar desempenho ajustado ao risco depende da estrutura de decisão, dos incentivos e das restrições enfrentadas por cada grupo de investidor.

Entre os investidores institucionais, os resultados mais robustos aparecem para investidores institucionais financeiros e seguradoras. Para esses grupos, os portfólios POS-NEG apresentam alfas positivos e estatisticamente significativos nas regressões com retornos igualmente ponderados, indicando que os fundos que recebem aplicações líquidas desses agentes tendem a apresentar desempenho futuro superior ao dos fundos que sofrem resgates. Esse resultado é compatível com a interpretação de que tais investidores possuem maior capacidade de seleção *ex ante*, conseguindo identificar com maior precisão os gestores e estratégias com melhor relação entre risco e retorno.

Figura 4.1 - Alfa dos Portfólios com Retornos Igualmente Ponderados

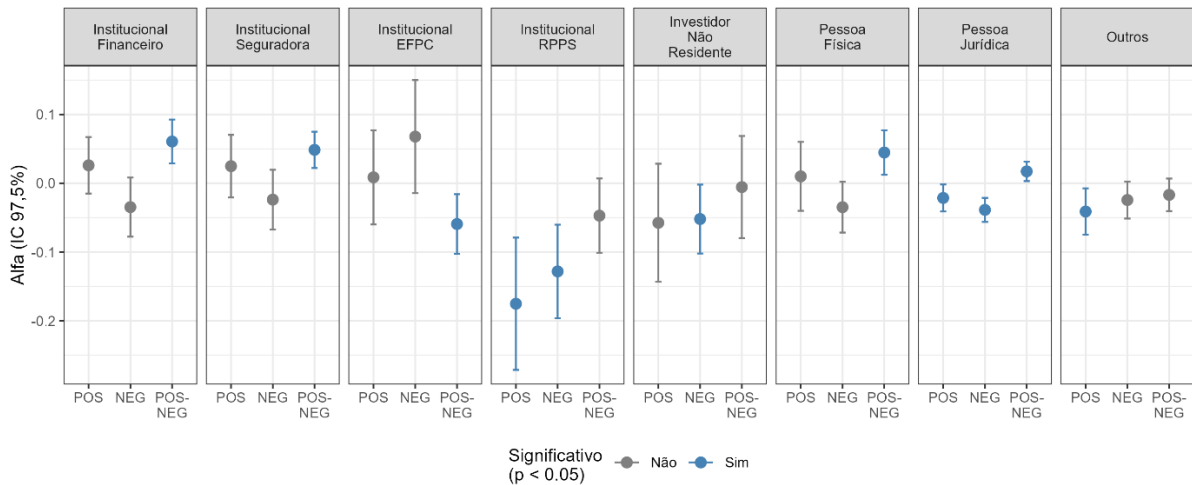
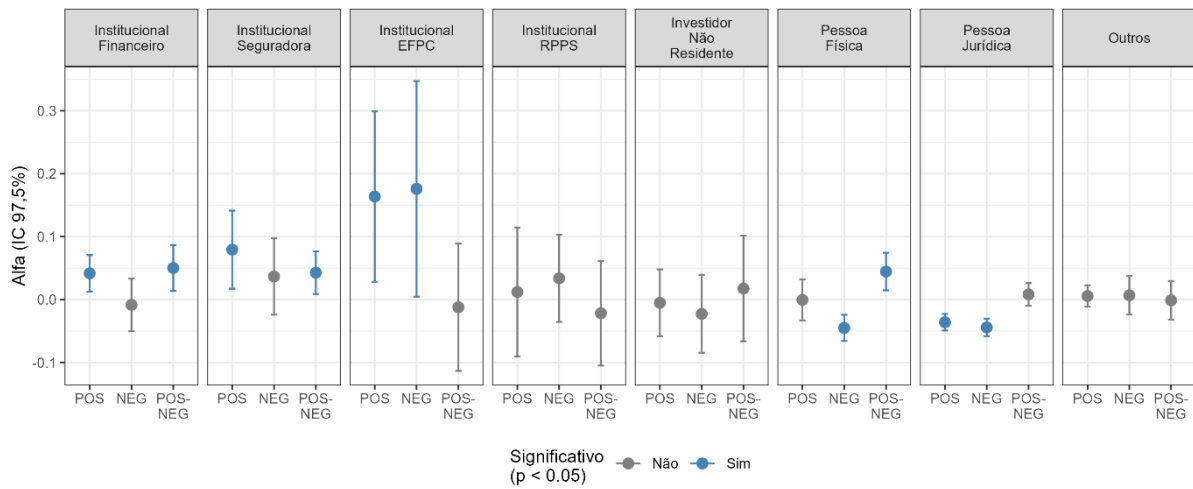


Figura 4.2 - Alfa dos Portfólios com Retornos Ponderados pelo PL



Do ponto de vista econômico, há razões plausíveis para esse desempenho diferenciado. Em primeiro lugar, investidores institucionais financeiros normalmente contam com equipes técnicas mais estruturadas, processos formais de diligência e monitoramento recorrente das gestoras. Em segundo lugar, esses agentes tendem a acompanhar com maior profundidade variáveis especialmente relevantes para fundos de renda fixa, como perfil de *duration*, composição de crédito privado, liquidez da carteira, concentração de emissores, aderência ao mandato e sensibilidade à política monetária. Em terceiro lugar, a escala de recursos e a recorrência da interação com administradores e gestores podem reduzir custos de informação e ampliar a capacidade de comparar alternativas dentro de um universo amplo de fundos.

No caso das seguradoras, os resultados favoráveis também parecem coerentes com a lógica econômica do setor. Como essas instituições administram passivos de natureza relativamente previsível e operam sob forte disciplina de gestão de ativos e passivos, tende a haver maior atenção à compatibilidade entre horizonte, liquidez e risco das carteiras. Isso pode torná-las particularmente aptas a identificar fundos de renda fixa com melhor posicionamento para diferentes cenários de juros e crédito. Em outras palavras, a evidência de *Smart Money* entre seguradoras sugere não apenas sofisticação analítica, mas também maior alinhamento entre a necessidade econômica do investidor e os atributos efetivos do produto selecionado.

Em contraste, os resultados para EFPCs apontam na direção oposta. Para esse grupo, os alfas do portfólio POS-NEG são negativos e estatisticamente significativos em parte relevante das especificações, configurando evidência compatível com *Dumb Money*. Isso significa que, em

média, os fluxos direcionados por esse grupo se concentram em fundos que subsequentemente apresentam desempenho ajustado ao risco inferior ao daqueles que sofrem resgates.

Esse resultado é particularmente interessante porque envolve um grupo que, à primeira vista, poderia ser classificado como sofisticado. No entanto, a sofisticação institucional nem sempre se traduz em maior capacidade de realocação eficiente. No caso das EFPCs, uma interpretação plausível é que o processo decisório seja mais lento e mais condicionado por estruturas colegiadas, mandatos conservadores, regras de governança e restrições regulatórias. Essas características podem tornar a alocação menos responsiva a sinais de mercado de curto e médio prazo. Além disso, parte relevante das decisões pode refletir objetivos institucionais amplos, como aderência a políticas internas, limites prudenciais e estabilidade de longo prazo, que não necessariamente coincidem com a maximização do alfa futuro medido pelos modelos do artigo. Assim, o resultado negativo não deve ser lido apenas como falha informacional, mas como indício de que o processo de investimento das EFPCs incorpora fricções e objetivos que podem reduzir sua eficiência na seleção tática de fundos.

Os resultados para pessoas físicas são mais ambíguos, mas não desprovidos de conteúdo econômico. Em sentido estrito, a evidência de *Smart Money* para esse grupo é fraca, pois os alfas positivos do portfólio POS-NEG não se mostram robustos entre as especificações. Ainda assim, emerge um padrão sugestivo: os fluxos de pessoas físicas parecem mais eficientes para evitar fundos de pior desempenho futuro do que para selecionar, de forma sistemática, os fundos vencedores. Essa assimetria é importante porque indica que a ausência de forte alfa positivo não equivale necessariamente a comportamento totalmente ingênuo.

Uma interpretação plausível é que investidores de varejo reajam com mais facilidade a sinais negativos evidentes, como deterioração recente de desempenho, aumento da percepção de risco ou frustração com o produto, do que à identificação prospectiva de fundos superiores. Em outras palavras, pode haver uma racionalidade defensiva: o investidor pessoa física talvez não consiga apontar consistentemente quais fundos terão melhor desempenho ajustado ao risco, mas consegue, ao menos em alguma medida, retirar recursos de fundos que se revelarão piores. Esse comportamento é coerente com uma forma limitada, porém não nula, de aprendizagem no processo de alocação.

De forma mais ampla, a heterogeneidade entre grupos sugere que a hipótese de *Smart Money* deve ser tratada menos como uma propriedade do mercado e mais como uma característica de

certos investidores em determinados contextos. O conteúdo informacional dos fluxos depende da capacidade de processamento de informação, do horizonte de investimento, dos incentivos institucionais e da flexibilidade operacional de cada grupo. Assim, o artigo reforça a ideia de que a eficiência alocativa na indústria de fundos não é uniforme: ela varia de forma sistemática conforme quem decide, como decide e sob quais restrições decide.

Uma implicação importante, porém, é que a categoria “pessoa física” provavelmente é ampla demais para ser tratada como bloco homogêneo. Uma análise complementar sugere que, dentro desse grupo, há diferenças relevantes entre perfis como varejo e *private bank* (PB), o que ajuda a explicar por que a evidência agregada aparece de forma assimétrica. Pela ótica do retorno igualmente ponderado, tanto o varejo quanto o segmento PB apresentam sinais de diferenciação entre fundos, com destaque para o varejo, cujo comportamento parece refletir sobretudo uma capacidade de evitar os piores produtos. Contudo, quando se adota o retorno ponderado pelo patrimônio líquido, essa evidência deixa de ser robusta em ambos os casos. Isso sugere que o efeito encontrado para pessoas físicas está mais concentrado em fundos menores e menos representativos em termos de patrimônio, o que recomenda cautela na interpretação econômica dos resultados agregados anteriormente observados para esse grupo.

Figura 4.3 - Alfa dos Portfólios com Retornos Igualmente Ponderados

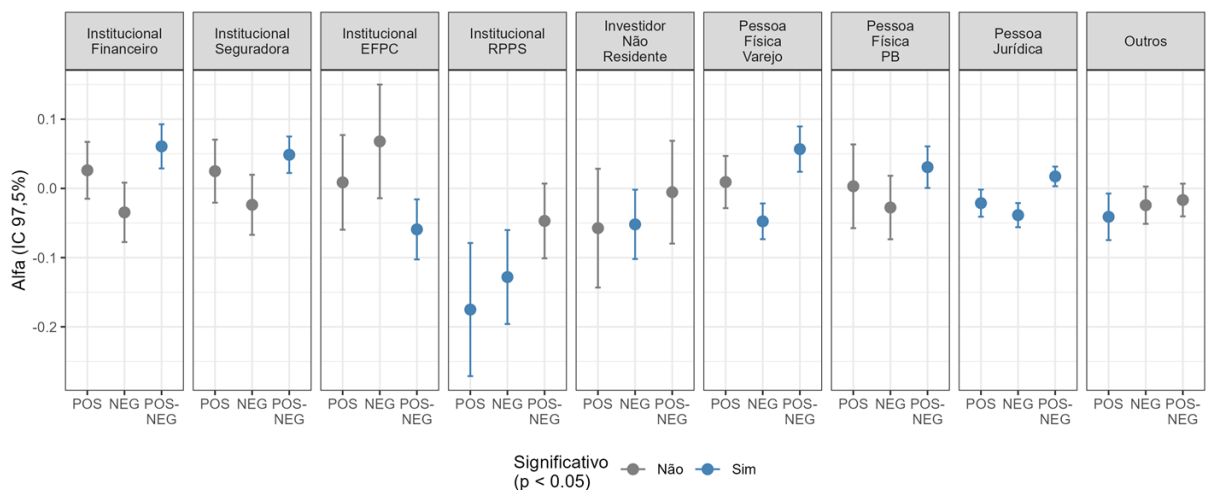
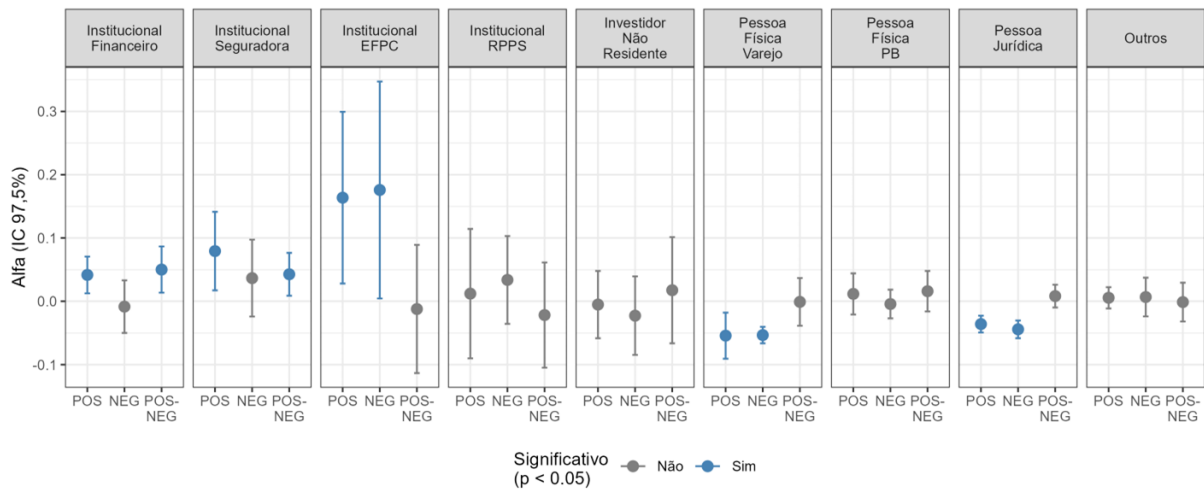


Figura 4.4 - Alfa dos Portfólios com Retornos Ponderados pelo PL



Por fim, a comparação entre os diferentes perfis também ajuda a interpretar porque a evidência agregada é apenas parcial. Quando grupos com maior capacidade preditiva convivem, na mesma indústria, com grupos mais sujeitos a restrições, lentidão decisória ou critérios de alocação não diretamente relacionados ao alfa futuro, o resultado agregado tende a atenuar-se. Em consequência, olhar apenas para a amostra total pode esconder justamente o aspecto mais importante do fenômeno: o *Smart Money* existe, mas está concentrado em segmentos específicos da demanda por fundos.

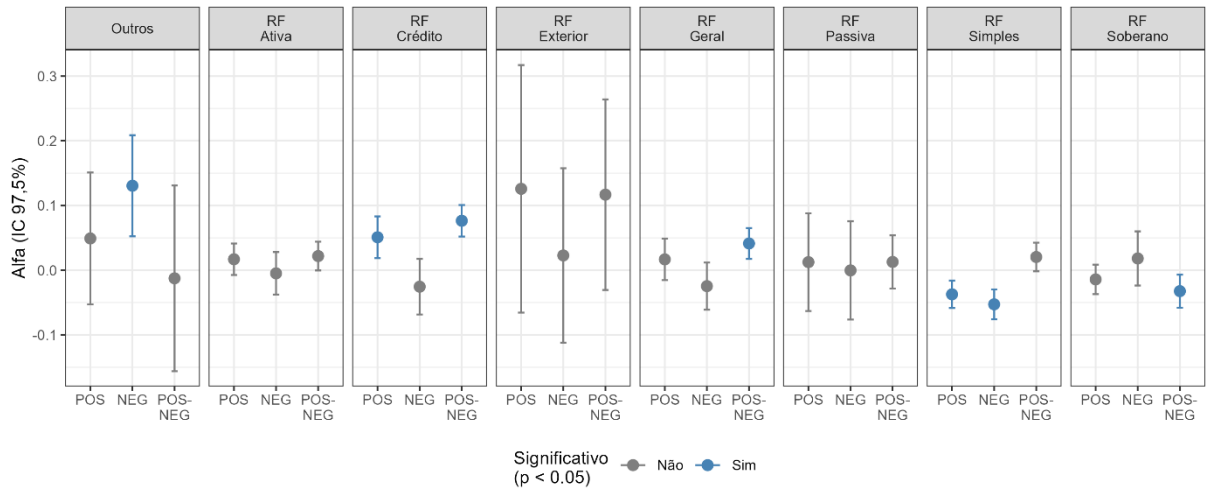
4.4. Heterogeneidade por tipo de fundo

A análise por tipo de fundo mostra de forma mais precisa onde a evidência de *Smart Money*. Esse recorte é importante porque indica que o conteúdo informacional dos fluxos depende também da natureza do produto analisado. Em vez de um padrão uniforme em toda a indústria de renda fixa, os resultados sugerem que a capacidade preditiva dos fluxos se concentra em algumas categorias específicas, enquanto em outras os sinais são fracos, nulos ou mesmo contrários à hipótese de *Smart Money*.

Nos resultados com retorno médio simples, a categoria RF Crédito é a que apresenta a evidência mais clara do efeito. Nessa categoria, a carteira POS-NEG exhibe alfa positivo e estatisticamente significativo, acompanhado também de alfa positivo e significativo para a carteira POS, o que indica que os fundos que recebem aplicações líquidas tendem a entregar desempenho futuro superior ao dos fundos que sofrem resgates. A categoria RF Geral também apresenta evidência favorável, embora mais moderada: a carteira POS-NEG mostra alfa positivo e significativo,

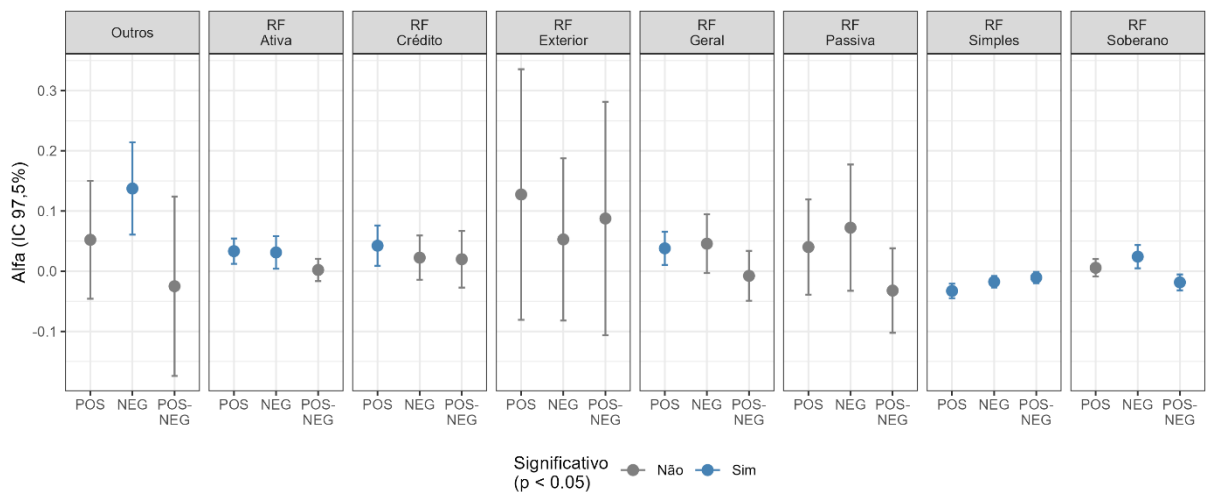
sugerindo que, mesmo em uma categoria mais ampla e heterogênea, os fluxos conseguem discriminar, ao menos em parte, fundos com melhor desempenho futuro.

Figura 4.5 - Alfa dos Portfólios com Retornos Igualmente Ponderado por Tipo de Fundo



Em contraste, as categorias RF Ativa, RF Passiva e RF Exterior não apresentam evidência robusta de *Smart Money* na média simples. Em RF Ativa, a carteira diferencial não é estatisticamente significativa, indicando ausência de capacidade sistemática dos fluxos em antecipar desempenho superior dentro do grupo. Em RF Passiva, o resultado também é nulo, o que é coerente com a menor dispersão esperada entre fundos atrelados a benchmarks semelhantes. Em RF Exterior, a ausência de significância vem acompanhada de maior imprecisão das estimativas.

Figura 4.6 - Alfa dos Portfólios com Retornos Ponderado por Tipo de Fundo



As categorias mais conservadoras apresentam os sinais menos favoráveis. Em RF Simples, tanto a carteira POS quanto a NEG exibem alfas negativos e significativos, mas a carteira POS-NEG não é significativa na média simples. Isso sugere que, nesse segmento, o problema parece ser menos de seleção relativa entre fundos e mais de baixa geração de alfa no conjunto da categoria. Já em RF Soberano, a carteira POS-NEG apresenta alfa negativo e significativo, configurando evidência contrária à hipótese de *Smart Money* e mais compatível com uma dinâmica de alocação ineficiente.

Quando se passa para o retorno ponderado pelo patrimônio líquido, a evidência favorável se torna ainda mais concentrada. RF Crédito continua sendo a principal categoria com sinal positivo, reforçando a interpretação de que o *Smart Money* tende a surgir onde há maior heterogeneidade de risco e mais espaço para análise. Em contrapartida, RF Geral perde força na média ponderada, sugerindo que o efeito nessa categoria está mais presente em fundos menores do que nos maiores veículos.

Nas demais categorias, os resultados ponderados confirmam ausência de seleção informada robusta ou apontam sinais desfavoráveis. Em RF Ativa, tanto a carteira POS quanto a NEG apresentam alfas positivos e significativos, mas a POS-NEG permanece não significativa; assim, há bom desempenho relativo no segmento como um todo, sem que os fluxos consigam distinguir claramente vencedores de perdedores. Em RF Passiva e RF Exterior, continua não havendo evidência robusta de *Smart Money*. Já em RF Simples, a evidência se torna ainda mais desfavorável: as carteiras POS, NEG e POS-NEG passam a apresentar alfas negativos e significativos, tornando esse o caso mais claro de ausência de seleção informada entre as categorias analisadas. Em RF Soberano, a carteira POS-NEG continua negativa e significativa, e a carteira NEG apresenta alfa positivo e significativo, reforçando uma dinâmica compatível com *Dumb Money*.

Em síntese, os resultados por tipo de fundo mostram uma hierarquia relativamente clara. A evidência mais favorável de *Smart Money* aparece em RF Crédito e, com menor robustez, em RF Geral. Não há evidência robusta em RF Ativa, RF Passiva e RF Exterior. Já RF Simples e RF Soberano apresentam os sinais mais desfavoráveis, com resultados compatíveis com ausência de seleção informada e, no caso soberano, com indícios de *Dumb Money*. Esse padrão é coerente com a ideia de que o *Smart Money* tende a emergir em segmentos com maior

dispersão entre estratégias, maior complexidade informacional e maior espaço para gestão ativa.

4.5. Interpretação econômica dos resultados

Tomados em conjunto, os resultados sugerem que os fluxos para fundos de renda fixa no Brasil contêm informação sobre desempenho futuro ajustado ao risco, mas esse conteúdo informacional é claramente não homogêneo. Em vez de um fenômeno agregado e estável, o *Smart Money* aparece como um comportamento contingente ao tipo de investidor, ao tamanho dos fundos e ao ambiente macroeconômico.

A comparação entre retorno igualmente ponderado e retorno ponderado pelo patrimônio líquido indica que a interpretação do efeito depende da forma como se agrega a indústria. Já a heterogeneidade entre investidores sugere que diferenças em estrutura de decisão, acesso à informação e incentivos importam para a eficiência alocativa. Finalmente, a heterogeneidade temporal aponta para a relevância dos estados da natureza: em períodos de maior incerteza, a seleção informada tende a se tornar mais visível.

5. LIMITAÇÕES

Os resultados deste artigo devem ser interpretados à luz de algumas limitações. A primeira diz respeito à qualidade e ao nível de granularidade dos dados públicos sobre perfil de investidor. Embora a base utilizada permita distinguir grupos relevantes de cotistas, ela não oferece o mesmo grau de detalhamento que bases proprietárias ou dados individualizados, o que limita a identificação mais fina dos mecanismos por trás da alocação de recursos.

A segunda limitação refere-se ao fato de que a interpretação do alfa como medida de habilidade informacional depende da adequação da especificação dos fatores. Em mercados complexos, nenhum modelo de risco é completo. Ainda assim, a utilização conjunta de fatores tradicionais de ações com fatores específicos de renda fixa, bem como o tratamento da multicolinearidade entre TERM e DEF, contribui para tornar a avaliação mais robusta do que abordagens excessivamente parcimoniosas.

Por fim, a própria comparação entre retornos igualmente ponderados e ponderados pelo patrimônio líquido sugere cautela na extrapolação dos resultados. O fato de a evidência de *Smart Money* se concentrar em fundos menores significa que a relevância econômica do fenômeno para a indústria como um todo pode ser menor do que sua significância estatística em nichos específicos.

Apesar dessas restrições, os resultados se mostram consistentes com a interpretação central do artigo: os fluxos para fundos de renda fixa no Brasil carregam informação economicamente relevante, mas essa informação está concentrada em contextos e grupos específicos.

6. CONCLUSÃO

Este artigo investigou a existência do efeito *Smart Money* no mercado brasileiro de fundos de renda fixa, testando se os fluxos líquidos de capital antecipam retornos futuros ajustados ao risco. Utilizando dados mensais de janeiro de 2009 a abril de 2025 e uma estratégia empírica baseada em portfólios formados a partir de captação líquida, o estudo encontrou evidência parcial de *Smart Money*.

A principal conclusão é que o fenômeno existe, mas de forma heterogênea. Em primeiro lugar, ele aparece com maior clareza quando os retornos dos portfólios são calculados por média simples, sugerindo concentração em fundos menores. Em segundo lugar, ele se intensifica em períodos de maior incerteza macroeconômica, especialmente entre 2020 e 2024. Em terceiro lugar, ele varia substancialmente entre tipos de investidores: investidores institucionais financeiros e seguradoras exibem capacidade preditiva consistente, enquanto EFPCs apresentam evidência de alocação ineficiente. Entre pessoas físicas, o comportamento observado é mais compatível com uma racionalidade defensiva do que com seleção positiva robusta. E, por último, os resultados mostram que a hipótese de *Smart Money* também depende do tipo de fundo de renda fixa analisado, sendo mais plausível em segmentos com maior heterogeneidade de risco e maior espaço para discricionariedade de gestão.

Esses resultados têm implicações relevantes para a literatura e para a interpretação da eficiência alocativa no mercado brasileiro de fundos. Do ponto de vista acadêmico, o artigo amplia o escopo da literatura nacional de *Smart Money* ao estender a análise à renda fixa e mostrar que

a evidência agregada pode ocultar diferenças importantes por tipo de investidor e por regime temporal. Do ponto de vista econômico, os resultados sugerem que a capacidade de antecipar desempenho não está uniformemente distribuída na indústria e depende da combinação entre sofisticação informacional, restrições institucionais e ambiente macroeconômico.

Como agenda para pesquisas futuras, duas extensões parecem especialmente promissoras. A primeira consiste em incorporar bases mais detalhadas sobre cotistas, de forma a identificar com maior precisão os canais de decisão de alocação. A segunda é explorar horizontes alternativos de retorno e modelos complementares de risco, a fim de avaliar a persistência do fenômeno sob diferentes especificações.

Em síntese, o artigo mostra que o *Smart Money* nos fundos de renda fixa no Brasil não é um fenômeno universal, mas tampouco inexistente. Ele emerge sobretudo onde há maior espaço para diferenciação informacional e maior valor econômico da análise, reforçando a ideia de que a eficiência da alocação de capital depende da heterogeneidade dos investidores e do contexto em que decidem.

REFERÊNCIAS

BADHANI, Kewal N.; KUMAR, Ashish; VO, Xuan Vinh; TAYDE, Mangesh. Do institutional investors perform better in emerging markets? **International Review of Economics & Finance**, v. 86, p. 1041–1056, 2023. DOI: 10.1016/j.iref.2022.01.003.

BERGGRUN, Luis; LIZARZABURU, Edmundo. Fund flows and performance in Brazil. **Journal of Business Research**, v. 68, n. 2, p. 199–207, 2015. DOI: 10.1016/j.jbusres.2014.09.028.

CAO, Jie; HSU, Jason C.; SONG, Linjia; XIAO, Zhanbing; ZHAN, Xintong. Smart beta, “smarter” flows. **Journal of Empirical Finance**, v. 81, art. 101580, 2025. DOI: 10.1016/j.jempfin.2025.101580.

CARHART, Mark M. On persistence in mutual fund performance. **Journal of Finance**, v. 52, n. 1, p. 57–82, 1997. DOI: 10.1111/j.1540-6261.1997.tb03808.x.

FAMA, Eugene F.; FRENCH, Kenneth R. Common risk factors in the returns on stocks and bonds. **Journal of Financial Economics**, v. 33, n. 1, p. 3–56, 1993. DOI: 10.1016/0304-405X(93)90023-5.

FAMA, Eugene F.; FRENCH, Kenneth R. The cross-section of expected stock returns. **Journal of Finance**, v. 47, n. 2, p. 427–465, 1992. DOI: 10.1111/j.1540-6261.1992.tb04398.x.

FRAZZINI, Andrea; LAMONT, Owen A. *Dumb Money*: mutual fund flows and the cross-section of stock returns. **Journal of Financial Economics**, v. 88, n. 2, p. 299–322, 2008. DOI: 10.1016/j.jfineco.2007.07.001.

GLODE, Vincent. Why mutual funds “underperform”. **Journal of Financial Economics**, v. 99, n. 3, p. 546–559, 2011. DOI: 10.1016/j.jfineco.2010.10.008.

GRUBER, Martin J. Another puzzle: the growth in actively managed mutual funds. **Journal of Finance**, v. 51, n. 3, p. 783–810, 1996. DOI: 10.1111/j.1540-6261.1996.tb02707.x.

JENSEN, Michael C. The performance of mutual funds in the period 1945–1964. **Journal of Finance**, v. 23, n. 2, p. 389–416, 1968. DOI: 10.1111/j.1540-6261.1968.tb00815.x.

KOSOWSKI, Robert; TIMMERMANN, Allan; WERMERS, Russ; WHITE, Hal. Can mutual fund “stars” really pick stocks? New evidence from a bootstrap analysis. **Journal of Finance**, v. 61, n. 6, p. 2551–2595, 2006. DOI: 10.1111/j.1540-6261.2006.01015.x.

LAMAS, Bruna Vasconcelos. O que determina o fluxo de captação dos fundos de investimentos? 2022. Dissertação (Mestrado) – Fundação Getulio Vargas, São Paulo, 2022. Disponível em: <https://repositorio.fgv.br/items/d083e4fa-8a6a-419e-9c46-12d12d4d8de7>.

LEITE, Douglas Leone. O efeito smart-money e a persistência dos fluxos no mercado brasileiro de fundos de investimento. 2021. Dissertação (Mestrado em Controladoria e Contabilidade) – Universidade de São Paulo, São Paulo, 2021. Disponível em: <https://www.teses.usp.br/teses/disponiveis/12/12136/tde-07052021-185508/>.

VIDAL, Marta; VIDAL-GARCÍA, Javier; BEKIROU, Stelios; TRINIDAD-SEGOVIA, Juan E. Global mutual fund flows. **International Review of Financial Analysis**, v. 103, art. 104156, 2025. DOI: 10.1016/j.irfa.2025.104156.