

FUNDAÇÃO GETULIO VARGAS
ESCOLA DE ECONOMIA DE SÃO PAULO

LUIGI LEON NUNES

**ESTILO E AGRUPAMENTO DE FUNDOS: UM ESTUDO APLICADO
AOS FUNDOS MULTIMERCADOS BRASILEIROS**

SÃO PAULO

2015

LUIGI LEON NUNES

**ESTILO E AGRUPAMENTO DE FUNDOS: UM ESTUDO APLICADO AOS
FUNDOS MULTIMERCADOS BRASILEIROS**

Dissertação apresentada à Escola de Economia de São Paulo da Fundação Getúlio Vargas, como requisito para obtenção do título de Mestre em Economia.

Campo de Conhecimento: Mercados Financeiros e Finanças Corporativas.

Orientador: Prof. Dr. Ricardo Ratner Rochman

SÃO PAULO

2015

Nunes, Luigi Leon.

ESTILO E AGRUPAMENTO DE FUNDOS: UM ESTUDO APLICADO AOS
FUNDOS MULTIMERCADOS BRASILEIROS / Luigi Leon Nunes. - 2015.
84 f.

Orientador: Ricardo Ratner Rochman

Dissertação (MPFE) - Escola de Economia de São Paulo.

1. Fundos de investimento - Brasil. 2. Mercado de capitais - Brasil. 3.
Investimentos - Análise. 4. Conglomerados (Empresas). I. Rochman, Ricardo
Ratner. II. Dissertação (MPFE) - Escola de Economia de São Paulo. III.
Título.

CDU 336.767(81)

LUIGI LEON NUNES

**ESTILO E AGRUPAMENTO DE FUNDOS: UM ESTUDO APLICADO AOS
FUNDOS MULTIMERCADOS BRASILEIROS**

Dissertação apresentada à Escola de Economia de São Paulo da Fundação Getúlio Vargas, como requisito para obtenção do título de Mestre em Economia.

Campo de Conhecimento: Mercados Financeiros e Finanças Corporativas.

Orientador: Prof. Dr. Ricardo Ratner Rochman

Data de aprovação:
26/01/2015

Banca examinadora:

Prof. Dr. Ricardo Ratner Rochman
(Orientador) EESP - FGV

Prof. Dr. Walter Gonçalves Junior
Prof. EAESP – FGV

Prof. Cesar Nazareno Caselani
Prof. – EAESP - FGV

À minha mãe querida, que
acreditou que o estudo é a principal herança
que ela podia me deixar.

*Se fiz descobertas valiosas, foi mais por ter paciência
do que qualquer outro talento.”*

Sir Isaac Newton

Resumo

Uma classificação adequada de fundos é importante para que o investidor possa organizar a informação disponível de tal modo que possa tomar decisões de aplicação de seus recursos de forma eficiente. No Brasil, existem dois sistemas de classificação amplamente utilizados, o CVM e o ANBIMA, porém ambos possuem categorias com fronteiras subjetivas, isto é, possuem um elevado grau de arbitrariedade na definição de suas categorias, este fato prejudica uma alocação eficiente por parte do investidor.

Fundos multimercado são fundos que possuem política de investimento que envolve vários fatores de risco sem concentração em nenhum fator especial, diferentemente das outras classes de fundos do mercado brasileiro. Sob este aspecto, uma categorização adequada dos fundos multimercados traria inúmeros benefícios tais como a redução do custo de análise, a maior facilidade no processo de tomada de decisão de investimento, uma diversificação mais eficiente, clareza na comparação de desempenho e o melhor entendimento dos riscos incorridos dentre outros benefícios.

O presente trabalho tem como objetivo, utilizando-se da já consagrada técnica de análise de estilo de Sharpe (1992), decompor a exposição de cada fundo em seus principais fatores de risco, após isto, utilizar-se da análise de cluster para agrupar os fundos de forma coerente a suas exposições, tentando assim fazer uma classificação mais eficiente; isto seria um contraponto a classificação mais utilizada pelo mercado brasileiro, a classificação Anbima, que se baseia no regulamento do fundo, isto é, no que o fundo “pode” investir, e não no que o fundo efetivamente investe.

Palavras-chave: classificação de fundos de investimento, análise de estilo, análise de clusters, análise discriminante.

Abstract

An efficient classification helps the applicator to make better decisions, in In Brazil , there are two widely used classification systems, the CVM and ANBIMA , however both have borders with subjective categories , that is, have a high degree of arbitrariness in the definition of its categories , this fact undermines the efficient allocation by the investor .

Multimarket funds (Brazilian Hedge Funds) are funds that have investment policy involving several risk factors without concentration in any particular factor , unlike other classes in the Brazilian market funds. In this regard, proper categorization of hedge funds would bring numerous benefits such as reducing the cost analysis , greater ease in the investment decision -making process , a more efficient diversification , clarity in the performance comparison and a better understanding of the risks incurred among other benefits .

This study, using the already established Sharpe's style analysis (1992) , decompose the exposure of each fund in its major risk factors , after this, they used the cluster analysis to group funds consistently to its exhibitions , trying to make more efficient classification; this would be a counterpoint to more classification used by the Brazilian market, Anbima classification, which is based in the fund , that is, in the background " can " invest , not in the fund invests effectively.

Key words: fund classification, style analysis, cluster analysis, discriminant analysis

Sumário

INTRODUÇÃO	12
REVISÃO DE LITERATURA E METODOLOGIA	14
FUNDOS MULTIMERCADOS.....	14
ANÁLISE DE ESTILO - DEFINIÇÃO, HISTÓRICO E UTILIDADE	19
DESVANTAGENS DA TÉCNICA.....	22
MODELO DA ANÁLISE DE ESTILO E SUAS RESTRIÇÕES	23
ANÁLISE DE CLUSTER	25
ANÁLISE DISCRIMINANTE MÚLTIPLA	28
DADOS E METODOLOGIA.....	31
VARIÁVEL DEPENDENTE	35
VARIÁVEIS INDEPENDENTES.....	39
RESULTADOS	44
APLICAÇÃO DA ANÁLISE DE ESTILO E CLUSTERS	44
ANÁLISE DISCRIMINANTE	48
CARACTERIZAÇÃO DOS CLUSTERS – MODELO 1	51
CARACTERIZAÇÃO DOS CLUSTERS – MODELO 2	55
CONCLUSÕES	59
REFERÊNCIA BIBLIOGRÁFICA.....	61
APÊNDICE A – FUNDOS PESQUISA	64
APÊNDICE B – BETAS E R^2 - MODELO 1	69
APÊNDICE C – BETAS E R^2 - MODELO 2	74
APÊNDICE D – DIVISÃO DE CLUSTER – K-MEANS – MODELO 1.....	79
APÊNDICE E – DIVISÃO DE CLUSTER – K-MEANS – MODELO 2.....	82

Lista de Figuras

FIGURA 1 - EVOLUÇÃO INDÚSTRIA DE FUNDOS	12
FIGURA 2 - PROCESSO DE ANÁLISE DE CLUSTER	25
FIGURA 3 - FLUXO METODOLOGIA	32
FIGURA 4 - DISTRIBUIÇÃO LOGRETORNOS	41
FIGURA 5 - AGRUPAMENTOS E CENTRÓIDES – MODELO 1	48
FIGURA 6 - AGRUPAMENTOS E CENTRÓIDES – MODELO 2	48
FIGURA 7 - EXPOSIÇÃO POR FATOR - MODELO 1	51
FIGURA 8 - EXPOSIÇÃO MÉDIA POR FATOR - MODELO 2	55

Lista de Tabelas

TABELA 1 - DISTRIBUIÇÃO POR TIPO DE INVESTIDOR	14
TABELA 2 - FUNÇÃO CLASSIFICAÇÃO - MODELO 1	34
TABELA 3 - FUNÇÃO CLASSIFICAÇÃO - MODELO 2	34
TABELA 4 - R^2 AJUSTADO POR INTERVALO E TAMANHO DE AMOSTRA – MODELO 2	35
TABELA 5 - FATORES ESCOLHIDOS	40
TABELA 6 - ESTATÍSTICAS DESCRITIVAS DOS FATORES ESCOLHIDOS	42
TABELA 7 - CENTROS CLUSTER - MODELO 1	44
TABELA 8 - CENTROS CLUSTER - MODELO 2	45
TABELA 9 - ANOVA - K-MEANS - MODELO 1	45
TABELA 10 - ANOVA - K-MEANS - MODELO 2	45
TABELA 11 - NÚMERO DE FUNDOS POR CLUSTER - MODELO 1	46
TABELA 12- NÚMERO DE FUNDOS POR CLUSTER - MODELO 2	46
TABELA 13 - ESTATÍSTICA R^2 - MODELO 1	46
TABELA 14 - ESTATÍSTICA R^2 - MODELO 2	47
TABELA 15 - RESULTADO DA CLASSIFICAÇÃO DA ANÁLISE DISCRIMINANTE – MODELO 1	49
TABELA 16 - RESULTADO DA CLASSIFICAÇÃO DA ANÁLISE DISCRIMINANTE – MODELO 2	49

Introdução

A melhoria da economia brasileira advinda da estabilização econômica promovida pelo plano real, o controle da inflação e a diminuição da taxa básica de juros (Selic) propiciarão um ambiente adequado para o crescimento do mercado de capitais no Brasil, possibilitando assim o desenvolvimento da indústria de fundos de investimento, fato este constatado pelo rápido crescimento do volume depositado em fundos.

Os últimos anos foram caracterizados por forte crescimento do segmento, com média de crescimento de 20% ao ano, dado que pode ser observado no gráfico abaixo. Para atender o mercado cada vez mais exigente as gestoras criaram diversas novas categorias de fundos, cada qual com sua estratégia específica.

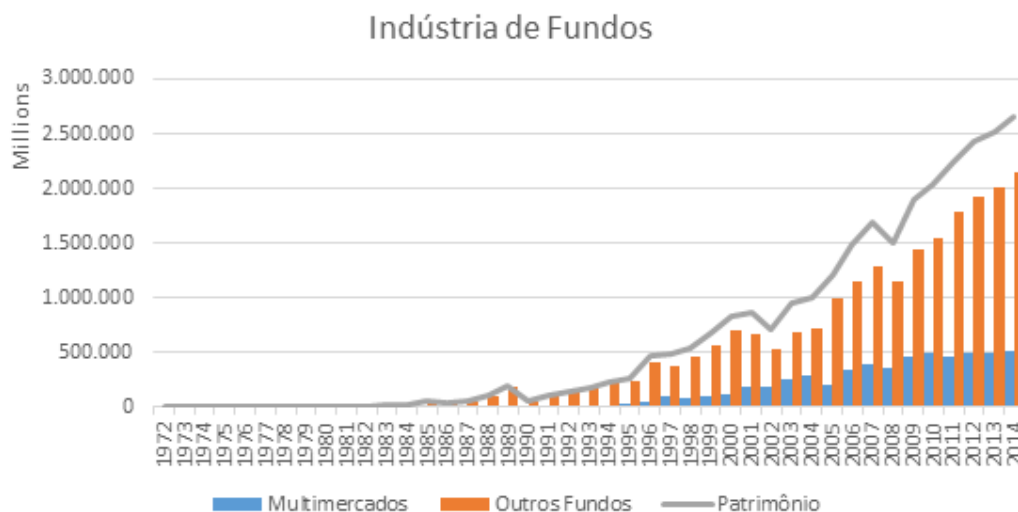


Figura 1 - Evolução Indústria de Fundos

De acordo com a Associação Brasileira das Entidades dos Mercados Financeiros, ANBIMA, o mercado contava com 2,6 trilhões de reais em setembro de 2014, o que equivale a pouco mais do que metade do PIB Brasileiro do ano de 2013 (4,8 trilhões).

Neste contexto o presente trabalho tem foco na classificação de um segmento específico da indústria de fundos brasileira, o de fundos multimercados, o segmento mais complexo no aspecto diversificação.

Uma classificação mais eficiente pode trazer como benefícios:

- A redução dos custos e do tempo de análise para a tomada de decisão de investimento
- A diminuição do desvio moral, visto o modelo baseasse em dados históricos, informados pelo gestor, ou administrador do fundo.
- Viabilizar uma diversificação mais eficiente de carteiras.
- Ajudar na comparação de desempenho entre fundos similares
- Subsidiar estudos sobre a persistência da performance Moreno (2006)
- Auxiliar na atribuição de performance, de uma carteira composta cotas de fundos
- Etc

A pesquisa se propõe a criar um modelo de classificação, claro, conciso, baseado no comportamento histórico do fundo, não em restrições de regulamento. O modelo tenta identificar fronteiras que efetivamente distingam as categorias em termos de risco e retorno, tendo como produto uma explicação mais precisa do desempenho do fundo, dado a relação com os fatores de risco escolhidos.

Revisão de Literatura e Metodologia

Fundos Multimercados

Segundo a instrução CVM 409, fundos denominados “Multimercados” possuem políticas de investimentos que envolvem diversos fatores de risco, sem compromisso com nenhum fator específico.

Segmento de Investidor								
Distribuição do PL (R\$ Bilhões) - Setembro/2014 *								
Categoria	Institucional ⁽¹⁾	Corporate ⁽²⁾	Private	Varejo ⁽³⁾	Poder Público ⁽⁴⁾	Estrangeiros	Outros	Total
Curto Prazo	13,3	18,1	0,7	29,7	65,0	0,1	1,2	128,2
Referenciado DI	24,1	109,2	43,7	165,7	19,1	0,9	4,7	367,5
Renda Fixa	293,4	105,4	58,6	142,2	141,9	2,1	7,6	751,2
Multimercados	160,7	79,1	188,1	28,4	12,5	14,5	24,0	507,3
Cambial	0,1	1,0	0,7	1,2	0,0	0,0	0,0	3,0
Dívida Externa	0,6	0,0	0,2	0,0	0,0	0,0	0,0	0,8
Ações	116,6	1,9	46,0	20,0	3,9	0,6	9,6	198,6
Previdência	375,3	0,0	0,0	0,1	0,0	0,0	0,0	375,3
Exclusivo Fechado	0,0	0,6	14,6	0,2	0,0	0,1	0,0	15,5
FIDC	10,5	39,5	5,5	2,6	1,9	1,5	1,7	63,3
Imobiliário	2,6	8,4	9,6	6,8	0,3	0,0	19,5	47,1
Participações	31,7	34,1	32,6	8,1	1,8	31,4	5,7	145,4
Off-Shore	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	55,7	4,0	59,7
Total	1.028,9	397,3	400,2	405,1	246,4	107,0	78,0	2.662,9

Tabela 1 - Distribuição por Tipo de Investidor

Os multimercados são muitas vezes comparados aos *Hedge Funds* do mercado americano. Os multimercados são fundos de investimentos cujo objetivo é obter a maior rentabilidade possível utilizando-se de todas as possibilidades de investimentos disponíveis ao gestor (desde que prevista em regulamento), recorrendo-se aos mais variados instrumentos e estratégias, visando reduzir o risco do investimento e obter um rendimento atrativo, independente da evolução de um ou outro fator específico. São fundos relativamente mais complexos e mais adequados a investidores com experiência e com elevado patrimônio, por isso este tipo de fundo tem relativo sucesso de segmento de alta renda, *Private Banking* e no segmento institucional como pode ser visto na tabela abaixo, onde podemos perceber que estes dois tipos de investidores concentram aproximadamente 70% do volume depositado nesta categoria de fundos.

A Instrução CVM 409 não distingui os diversos tipos de multimercados existentes, para tanto a ANBIMA criou uma subclassificação deste seguimento baseando-se nas restrições impostas pelos regulamentos de cada fundo, não na composição efetiva da carteira.

Classificação Anbima de Fundo Multimercados

Visando suprir a lacuna deixada pela classificação da instrução CVM nº409, a então ANBID, agora ANBIMA, procurou criar uma classificação alternativa a simplória classificação da 409, procurando assim refletir melhor a relação risco/retorno, bem como a estratégia principal, em tese, de cada fundo. Esta classificação foi caracterizada pela imposição de limites à composição das carteiras, que em última instância servem como fronteiras para as categorias, limites estes não presentes na 409, e sim impostos pela ANBIMA.

A ANBIMA cria novas categorias a partir de demanda da indústria, bem como de estudos da própria entidade que tenta assim mapear o mercado, descobrir tendências e novas estratégias. A definição dos limites de cada categoria é feita por um órgão colegiado da entidade que apesar de seus melhores esforços, por ser uma decisão, em última instância subjetiva, pode ser viesado e falho. Brown (1997) defende que para uma classificação ser considerada consistente é imprescindível que ela seja determinada de forma objetiva e empírica. Apesar das falhas e deficiências, o modelo criado pela ANBIMA, é de longe o mais utilizado no mercado brasileiro, por tanto abaixo seguiremos para com uma breve definição de cada categoria segundo esta classificação.

1. Long And Short - Neutro - Renda Variável + Alavancagem

Fundos que fazem operações de ativos e derivativos ligados ao mercado de renda variável, montando posições compradas e vendidas, com o objetivo de manterem a exposição neutra ao risco do mercado acionário. Os recursos remanescentes em caixa devem ficar investidos em operações permitidas ao tipo Referenciado DI. Admitem alavancagem.

- **Long And Short – Direcional** - Renda Variável + Alavancagem

Fundos que fazem operações de ativos e derivativos ligados ao mercado de renda variável, montando posições compradas e vendidas. O resultado deve ser proveniente, preponderantemente, da diferença entre essas posições. Os recursos remanescentes em caixa devem ficar investidos em operações permitidas ao tipo Referenciado DI. Admitem alavancagem.

- **Multimercados Macro** - Diversas Classes de Ativos + Alavancagem

Fundos que realizam operações em diversas classes de ativos (renda fixa, renda variável, câmbio etc.), definindo as estratégias de investimento baseadas em cenários macroeconômicos de médio e longo prazo, atuando de forma direcional. Admitem alavancagem.

- **Multimercados Trading** - Diversas Classes de Ativos + Alavancagem

Fundos que concentram as estratégias de investimento em diferentes mercados ou classes de ativos, explorando oportunidades de ganhos originados por movimentos de curto prazo nos preços dos ativos. Admitem alavancagem.

- **Multimercados Multiestratégia** - Diversas Classes de Ativos + Alavancagem

Fundos que podem adotar mais de uma estratégia de investimento, sem o compromisso declarado de se dedicarem a uma em particular. Admitem alavancagem.

- **Multimercados Multigestor** - Diversas Classes de Ativos + Alavancagem

Fundos que têm por objetivo investir em mais de um fundo, geridos por gestores distintos. A principal competência envolvida consiste no processo de seleção de gestores. Admitem alavancagem

- **Multimercados Juros e Moedas** - Diversas Classes de Ativos + Alavancagem

Fundos que buscam retorno no longo prazo através de investimentos em ativos de renda fixa, admitindo-se estratégias que impliquem risco de juros, risco de índice de preço e risco de moeda estrangeira. Excluem-se estratégias que impliquem exposição de renda variável (ações etc.). Admitem alavancagem

- **Multimercados Estratégia Específica** - Diversas Classes de Ativos + Alavancagem

Fundos que adotam estratégia de investimento que implique riscos específicos, tais como commodities, futuro de índice. Admitem alavancagem.

- **Balanceados** - Diversas Classes de Ativos:

Fundos que buscam retorno no longo prazo através de investimento em diversas classes de ativos (renda fixa, ações, câmbio etc.). Estes fundos utilizam uma estratégia de investimento diversificada e deslocamentos táticos entre as classes de ativos ou estratégia explícita de rebalanceamento de curto prazo. Também devem ter explicitado o mix de ativos (percentual de cada classe de ativo) com o qual devem ser comparados (asset allocation benchmark). Sendo assim, estes fundos não podem ser comparados a indicador de desempenho que reflita apenas uma classe de ativos (por exemplo: 100% CDI). Não admitem alavancagem

- **Capital Protegido** - Diversas Classes de Ativos

Fundos que buscam retornos em mercados de risco procurando proteger, parcial ou totalmente, o principal investido.

No artigo de Mayes (2000), o autor utiliza-se da análise de estilo Sharpe (1992) para estimar a exposição de cada fundo a um conjunto de índices de mercado, com esses dados os autores verificaram se os fundos estavam devidamente classificados.

Os autores utilizaram a Análise Discriminante para a previsão da classificação, eles separam a amostra em dois grupos, o maior para a estimação, e o restante da amostra para a validação. Os autores descobriram que para a amostra de previsão, houve consonância com os objetivos declarados do fundo em 60,83% dos casos, enquanto na amostra de validação houve uma queda para 45,98% dos casos, os autores atribuíram este fato três possíveis causas:

- Classificação Inicial Equivocada
- Desvio de comportamento do gestor
- Má especificação do modelo

Em um trabalho similar, Kim (2000), o autor compara os resultados obtidos pelo modelo a classificação tradicional, ele constata que haviam diferenças significativas entre as duas, sugerindo a necessidade de se melhorar a classificação tradicional. Ele descobriu que 54% dos fundos estavam classificados de maneira incorreta, 34% estavam severamente mal classificados.

A ordem de aplicação dos métodos tem influência nos resultados, tendo em vista este fator, optou-se primeiramente em aplicar a análise de estilo, conforme também abordado por Xue-Jun (2004) para o mercado chinês. Neste artigo vale destacar a dificuldade com relação a quantidade de dados selecionados pelo autor, que por ser reduzido pode ter incorrido em conclusões não necessariamente adequadas ao mercado, bem como a análise discriminante para este tamanho de amostra, com fim de verificar previsibilidade, implica em viés na classificação.

Na dissertação de Jorge (2008), foi utilizada a mesma abordagem, com relação a ordem de aplicabilidade dos modelos, escolhendo-se a sequência:

1. Análise de estilo
2. Análise de *cluster*
3. Análise discriminante nesta ordem.

No artigo Gallo (1997) o autor procura avaliar se a classificação errônea prejudica o desempenho da carteira, ele construiu carteiras formadas por investimentos igualmente ponderados por quatro fundos, cada qual era proveniente de sorteios aleatórios realizados para cada uma das classes criadas. Este mesmo procedimento foi realizado utilizando-se dois outros sistemas tradicionais de

classificação de fundos nos Estados Unidos. O autor comparou o desempenho via Índice de Sharpe, constatou que os modelos tradicionais de classificação, se assemelhavam, do ponto de vista estatístico, ao sistema de seleção aleatório. Entretanto o modelo sugerido pelo autor se mostrou mais eficiente, na relação risco/retorno.

Autores como Brown (1997) utilizaram-se do retorno histórico de cada fundo estudado na técnica de *cluster*, os retornos período-a-período foram a base para a técnica de aglomeração, *cluster* não hierárquico (*k-means*), onde o número de grupos foi decidido *a priori*. Os autores ainda sugeriam que os grupos encontrados, deveriam ser analisados afim de interpreta-los. Para tanto os autores se utilizaram da Análise de Estilo Sharpe (1992), sendo assim, para os autores a sequência deveria ser:

1. Agrupamento via série de retornos
2. Análise de Estilo para interpretar os grupos formados e suas exposições
3. Cálculo de média, por grupo das exposições

Análise de estilo - Definição, histórico e utilidade

Sharpe (1992) em seu artigo, conclui que se o desempenho de uma carteira de investimento, está associado composição/exposição, um modelo baseado em fatores de risco significativos poderia ser útil no entendimento da performance auferida, isto é, o estudo dos retornos das carteiras versus os retornos dos fatores, poderia ser uma excelente ferramenta na decomposição dos retornos, do entendimento dos riscos incorridos, bem como das principais estratégias de cada gestor.

Lucas (1996) afirma que interessa a boa parte dos gestores/investidores entender a relação entre retorno de longo prazo e risco esperado, sendo assim a técnica de Análise de Estilo Baseada nos Retornos seria útil, visto que nada mais é que o estudo das principais exposições a fatores de risco pertencentes a uma carteira.

Segundo o autor, após escolhido a alocação desejada, dada análise particular de cada investidor/gestor, a técnica poderia ser utilizada para localizar fundos com alocação próxima a carteira desejada, se estes fundos fossem consistentes com esta alocação desejada, em seu histórico. Isto seria inviável, caso

o investidor decidisse olhar a composição de cada fundo potencial, ativo por ativo. Sendo assim, a técnica propiciaria uma forma eficiente e resumida, de como os ativos estão distribuídos nos diversos fundos estudados.

Dentre as vantagens que a técnica traria, podemos citar:

- Redução do custo de análise
- Facilitaria no processo decisório
- Viabilizaria a diversificação eficiente
- Traria clareza e precisão nas comparações de desempenho
- Subsidiaria estudos sobre performance
- Auxiliaria no entendimento dos riscos incorridos no investimento

Sharpe (1992), propôs um modelo para análise e alocação de recursos em fundos de investimento, este por sua vez ficou conhecido como “Análise de Estilo”, tendo grande aceitação no mundo acadêmico e na prática de mercado. Em seu trabalho Sharpe (1992) selecionou doze classes de ativos (fatores) para representar as alternativas de investimentos existentes, o modelo buscava responder qual o nível de exposição em cada fator de risco.

O modelo de Sharpe (1992) nasceu da necessidade de proporcionar mais informações para o investidor de qual o tamanho da exposição de suas possíveis aplicações em diferentes riscos financeiros; na essência o modelo é um processo investigativo da composição do fundo ou da carteira de investimento. O seu objetivo maior é desvendar as exposições aos diferentes nichos do mercado financeiro (ações, renda fixa, câmbio, derivativos, commodities etc.).

Para Sharpe, as competências de um gestor de ativos dependeriam de algumas questões a serem respondidas, entre as quais destacasse a “Quais ativos e esse gestor tem em sua carteira?” a Análise de Estilo, foi criada para responder tal questão.

Um dos benefícios de tal abordagem, a identificação do nível de exposição por fator, seria a avaliação do potencial retorno do fundo bem como os riscos incorridos para tal retorno esperado, em função do mix de ativos. Além disso isso poderia melhorar a comparabilidade da gestão dado níveis semelhantes de exposição. Varga (1998) ainda cita como vantagem a possibilidade de monitoramento externo do fundos, logo poder-se-ia identificar o quanto o gestor

contribuiu para o desempenho, bem como o seu grau de aderência a política de investimento do fundo.

Lobosco (1996) utilizando-se da ferramenta de “análise de estilo” para classificar fundos de ações americanos, concluiu que 9% dos fundos analisados em seu estudo estavam sendo classificados de forma incorreta, e que outros 31% dos fundos poderiam estar classificados de forma mais adequada, e que diversos fundos apresentavam resultados diferentes do esperado, demonstrando um desvio moral por parte da gestão.

Mayes (2000) utilizou a análise de estilo para determinação dos fatores de risco inseridos em cada fundo e se utilizou também de uma análise discriminante na qual os pesos (betas) encontrados nas regressões foram utilizados como variáveis independentes no modelo para classificar em seis tipos de fundos, o autor buscava classificar os fundos tomando como base suas exposições a um conjunto de índices representativos. Este estudo serviu como base para este trabalho.

Barberis (2003), argumenta que o processo de investimento baseado no estilo tem ganhado importância nos últimos anos, seria portanto útil avaliar seus impactos tanto no mercado financeiro como no processo de alocação dos títulos. O autor criou um modelo que combinava estratégias de seleção de carteiras baseada em estilos com um modelo comportamental, onde os investidores escolheriam onde aplicar seus recursos levando em conta os estilos das possibilidades de investimento. O modelo adotava a premissa que os investidores alocariam seus recursos tendo como base os retornos passados, logo os investidores aplicariam seus recursos em estilos com bons desempenhos nos anos anteriores, promovendo a migração de recursos entre os diversos estilos.

Um estudo interessante, relacionado ao estudo de Barberis (2003) achou evidências de que ações cujo estilo obtiveram retornos inferiores, se comparados com os outros estilos, tenderiam a ter bons retornos no futuro, esse processo de reversão seria algo como um contrapeso, nivelando os estilos.

Diversos foram os autores a usar a ferramenta para estudar desvio moral por parte dos gestores, buscaram identificar se gestores assumiam mais ou menos risco do que o declarado na sua política de investimento.

Desvantagens da técnica

Cummisford (1996) em seu artigo cita algumas limitações da técnica de análise de estilo, ele como outros autores, cita a questão da seleção da classe de ativos, para ele a técnica seria mais eficiente quando as classes dos ativos são mutuamente exclusivas, fato que é difícil de ocorrer na prática. O autor ainda cita o problema, que ele denomina de *noisy data*, resultante de períodos curtos ou períodos longos. Períodos curtos seriam insuficientes para incluírem observações significativas para que os resultados fossem representativos, já períodos longos poderiam não refletir de maneira eficiente a mudança na gestão dos fundos, não sendo incomum a mudança de gestor trazer novas estratégias e estilos completamente diferentes do histórico, sendo assim, um fundo poderia mudar seu estilo no decorrer do tempo.

Cummisford (1996) diz que ativos incomuns podem não ser capturados pelos fatores tradicionalmente usados na técnica, Dor (2002) demonstra a importância da definição de classes de ativos para a utilização da técnica, o autor diz que o método tende a detectar mudanças de estilos de maneira lenta.

Modelo da Análise de Estilo e suas Restrições

Essa sessão tem como objetivo, demonstra o modelo criado por Sharpe , suas formulações e suas exigências para que o modelo seja adequado.

O modelo criado por Sharpe (1992) dizia que o retorno de um fundo, poderia ser descrito segundo a seguinte equação:

Equação 1 – Modelo de Sharpe

$$R_t = \beta_1 x R_1 + \beta_2 x R_2 \cdots \beta_n x R_n + C + \varepsilon_t$$

$$t = 1, 2, 4 \dots$$

Onde:

R_t : é o retorno da carteira no instante t

$\beta_1, \beta_2, \beta_n$: seriam a relação entre o retorno da carteira e o fator de risco específico.

R_1, R_2, R_n : Seriam os retornos dos fatores de risco incorridos pela carteira, fatores (no caso do Brasil) tais como: Dólar, Ibovespa, Taxa de Juros, Inflação, Etc.

ε_t : Processo estocástico que representa o erro do modelo, este por sua vez não deveria ser relacionado com os fatores do modelo, bem como deveria ter variância constante, este conteria o retorno devido a seletividade do gestor, bem como o erro de representação dos fatores.

Segundo o modelo Sharpe (1992) o retorno de um fundo pode ser descrito de forma eficiente pelo grau de exposição em cada fator e pela composição da carteira medida pelo modelo. Segundo Sharpe, não é necessário esmiuçar a carteira para determinar o estilo, poder-se-ia utilizar a estimação, desde que algumas diretrizes básicas fossem seguidas, são elas:

- Exaustivos: todo mercado deveria ser representado pelos fatores escolhidos.
- Exclusividade Mútua: Um ativo, deveria pertencer a somente um fator.
- Comportamento Diferenciado: Os retornos dos fatores, não deveriam ser relacionados, pelo menos perfeitamente.

Sharpe (1992) sugere a adoção do R^2 como avaliação do potencial explicativo do modelo, logo fundos com alto R^2 deveriam ter seus retornos majoritariamente atribuídos ao estilo, seriam portanto, fundos com estratégias consistentes ao longo do tempo. Vale ressaltar que o modelo de Sharpe, na verdade refere-se a média do período estudado, naturalmente o estilo de um fundo pode variar ao longo do tempo.

Análise de Cluster

É uma técnica que possui caráter exploratório, sendo seu principal objetivo a criação de grupos de acordo com as características dos objetos a serem classificados. Esses grupos devem possuir elementos homogêneos entre si e heterogêneos quando analisados com elementos de grupos distintos (diferentes).

Trata-se de uma ferramenta de ampla utilização, principalmente pela sua principal vantagem, reduzir a dimensão de um conjunto de dados, resumizando os elementos em classes/grupos mais lógicos e compreensíveis. No caso do estudo em questão, a técnica é utilizada para criar grandes grupos de fundos com características similares.

A análise de cluster compreende algumas etapas, ilustradas no processo abaixo:

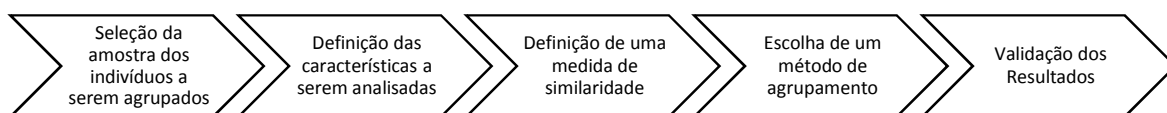


Figura 2 - Processo de Análise de Cluster

Para definir a qual grupo um elemento pertence, há a necessidade de uma medida de similaridade que deverá ser calculada entre os pares dos objetos analisados, sendo esta normalmente expressa como uma função distância. Podemos destacar entre as mais utilizadas: Distância Euclidiana, Euclidiana ao quadrado e Distância de *Chebychev*.

Entre os vários métodos disponíveis para a análise de cluster, destacam-se o Hierárquico e Não Hierárquico (ou *K-Means*). O método hierárquico consiste em agrupamentos sucessivos (método Aglomerativo) ou divisões sucessivas (Método Divisivo), nos quais os elementos são agregados ou desagregados, respectivamente. O resultado desta técnica é representado por um dendograma, em que cada ramo representa um elemento e a raiz refere-se ao grupo que possui todos os objetos do estudo. A análise desse resultado permite verificar qual o número de grupos que mais se adequam ao conjunto de dados.

Podemos citar, entre os critérios mais conhecidos para agrupar os indivíduos:

- Critério do Centróide ou *Centroid Method*;

- Critério do Vizinho mais próximo ou *Single-Linkage Method*;
- Critério do Vizinho mais afastado ou *Complete-Linkage Method*;
- Critério da Média dos grupos ou *Average-Linkage Method*;
- Critério de *Ward* ou *Ward's Method*

O método não hierárquico (ou *K-Means*) agrupa os elementos em K grupos definidos previamente. É importante ressaltar que não necessariamente K apresentará uma solução satisfatória para o agrupamento dos objetos, sendo necessária analisar os resultados para diferentes valores de K.

Uma solução para reduzir essa etapa é a utilização de dois processos: realiza-se uma análise hierárquica avaliando qual o número de grupos mais adequado aos dados, seguido de uma análise de partição (*K-Means*). Segundo Sharma (1996), esse processo é válido dado que as análises de cluster hierárquico e *K-Means* podem ser consideradas como complementares.

Hair Jr. (2005) em seu livro cita que existem duas lógicas distintas para a criação dos clusters. A primeira inicia com os itens separados e os aglutina um a um até que não haja mais objetos isolados, e a segunda usa a lógica contrária, começa com os objetos unidos e se procede a separação em grupos, porém os autores dizem que não há diferenças relevantes nos resultados quando se comparado as duas lógicas.

É este o caminho adotado no presente artigo. Primeiramente definiu-se o número de cluster a priori, 4, vindo de estudos de outros autores. Em seguida, aplicou-se o método de *K-Means* para obter o agrupamento final. Sharma (1996) cita que tal técnica é menos afetada por distúrbio do que a de ligação simples (*single linkage*), além de ser menos suscetível ao fenômeno de encadeamento, isto é, no ato de associar indevidamente itens a grupos existentes ao invés de criar novos grupos.

Segundo Hair Jr. (2005) existem três medidas fundamentais: as de correlação, as de distância e as de associação.

Medidas de correlação: servem para averiguar a correspondência entre objetos através de padrões de movimento em suas variáveis.

Medidas de distância: servem para a verificar proximidade nas magnitudes das variáveis.

Medidas de associação: é um caso especial para ser empregado apenas quando os itens forem descritos apenas por variáveis independentes não métricas (nominais e ordinais).

Fraley (1998) lembra que métodos hierárquicos não suportam a entrada de muitos dados, ou por questão da capacidade e tempo de processamento ou por capacidade de armazenamento. Enquanto o número de objetos cresce de forma linear a matriz de distância entre o mesmo cresce exponencialmente, além do fato que o número de passos no processo de aglomeração também aumenta.

Análise Discriminante Múltipla

A análise discriminante é uma técnica multivariada utilizada com frequência com objetivo da diferenciação de populações e/ou a classificação dos objetos em populações pré-definidas. Neste sentido Sharma (1996) justifica alguns usos para este tipo de técnica:

- Desenvolver uma regra para prever em qual dos grupos pré-definidos um determinado objeto será classificado, ou seja, construir um modelo que resulte em uma predição de classificação;
- Identificação das variáveis em termos de significância, fazendo sua distinção dentro de cada grupo;
- Sumarizar variáveis independentes construindo assim dimensões para posterior substituição na função discriminante.

Uma importante diferença entre a análise discriminante e a análise de agrupamento (*cluster*), descrita anteriormente, reside no fato de que na análise de agrupamento deseja-se formar K grupos homogêneos na amostra, sem o conhecimento a priori a quais populações pertencem os objetos da amostra.

A técnica faz parte das ferramentas de Data Mining, amplamente utilizados no mercado de crédito, além de ser classificada como uma análise supervisionada enquanto que a análise de agrupamento é chamada de não-supervisionada.

Na prática as funções discriminantes são determinadas com base na amostra e utilizadas para classificar os objetos fora da amostra em uma das populações.

Um problema de classificação advindo dessa ferramenta estatística é, segundo Sharma (1996), dividir um espaço de dimensão n (n são as variáveis importantes/participantes na discriminação dos objetos) em regiões mutuamente exclusivas e conjuntamente exaustiva, sendo que cada objeto estará no grupo classificado na região em que estiver localizado. Sharma (1996) ainda afirma que há a necessidade de se criar uma regra para atender aos objetivos de pesquisa, por exemplo, restringir a quantidade de objetos classificados de maneira errônea, acrescenta também que para delinear esses critérios há vários métodos

equivalentes do ponto de vista matemático, dependendo das condições de utilização.

Para a implementar a análise discriminante foi utilizado o software SPSS, onde utilizou-se como regra o chamado valor discriminante. Na sequência, calculou-se as funções que determinam estes valores para cada um dos grupos e buscou-se a classificação de um objeto cujo valor discriminante seja o maior. Sharma (1996) indica que o valor discriminante para um dado objeto i num grupo j é descrito pela equação:

Equação 2 - Análise Discriminante

$$d_{ij} = w_j' \Sigma_j^{-1} y_i - \frac{1}{2} w_j' \Sigma_j^{-1} w_j + \ln p_j$$

w_j = vetor ($n \times 1$) das médias dos centroides do grupo j para as n variáveis discriminantes;

Σ_j = matriz de variância-covariância entre as n variáveis discriminantes;

y_i = vetor ($n \times 1$) de realizações do objeto i ;

p_j = probabilidade prévia de um objeto qualquer na população do grupo j

Pode-se comentar que o termo $w_j' \Sigma_j^{-1}$ da equação (1) indica a função classificatória para o grupo j . As matrizes de variância-covariância são homogêneas entre grupos. Em complemento, y deve ser tratado como tendo uma distribuição Normal multivariada. Neste ponto, Sharma (1996) considera importante a não violação deste pressuposto, porém cita que a análise discriminante é robusta o suficiente para suportar uma violação neste quesito.

Segundo sugerido em Sharma (1996), é importante testar e validar o modelo de previsão estimado/proposto em uma amostra fora do conjunto utilizado para a estimação (*out-of-time*), considerado uma prática bastante comum segundo os autores mencionados. Objetiva-se assim sanar qualquer dúvida quanto ao desempenho da estimação.

Mesmo quando utilizado dados que não sejam aderentes às premissas da técnica, é permitido aplicar a análise discriminante, no entanto o que definirá sua utilização é o resultado final, isto é, sua acurácia na previsão, e isto é conseguido utilizando a validação *out-of-time*.

Após a apresentação das técnicas a serem utilizadas, cabe aqui conectar a sua utilização de modo a esclarecer onde cada uma delas estarão inseridas.

Tendo em vista que o objetivo, conforme comentado, é classificar os fundos multimercado em categorias compreensíveis e de acordo com o perfil de risco e retorno. A análise discriminante finaliza o processo de estimação, promovendo uma abordagem mais ampla e possibilitando a captura de padrões subjacentes aos grupos identificados pelo passo anterior (*cluster*).

Dados e Metodologia

Após apresentadas as técnicas utilizadas nesta dissertação, cabe fazer uma breve explanação de como elas se conectam no presente trabalho para que possam atingir os objetivos desta dissertação.

Porém, antes de continuar com a sequência lógica da metodologia, vale a discussão sobre o fato de um fundo poder mudar seu estilo durante o decorrer do tempo, tal ponto poderia representar uma ameaça a proposta desta dissertação, visto que caso os fundos tivessem uma tendência clara de mudança de categoria no decorrer do tempo, a categorização utilizando-se o histórico de retornos perderiam em a sua utilidade.

Todavia existem evidência que sugerem que o comportamento dos gestores pode ser considerado relativamente estável durante o período, tais como: os custos envolvidos para adaptação de regulamentos e material publicitário e em consequência um novo esforço de venda por parte da área comercial; os aplicadores, como consumidores, esperam que após sua “compra” um produto deve ser entregue como prometido, isto é, fundos que não possuem objetivos consistentes sofrem para captar investidores visto que são identificados como imprevisíveis.

Sharpe (1992) suporta que os gestores mantem comportamentos relativamente constantes durante o tempo, Varga (1998) apresenta resultados semelhantes, sendo assim, neste trabalho, partiu-se da premissa que da relativa estabilidade dos estilos ao longo do tempo.

Dado esta breve discussão, voltando a sequência lógica do trabalho, neste trabalho seguiu-se a seguinte sequência.

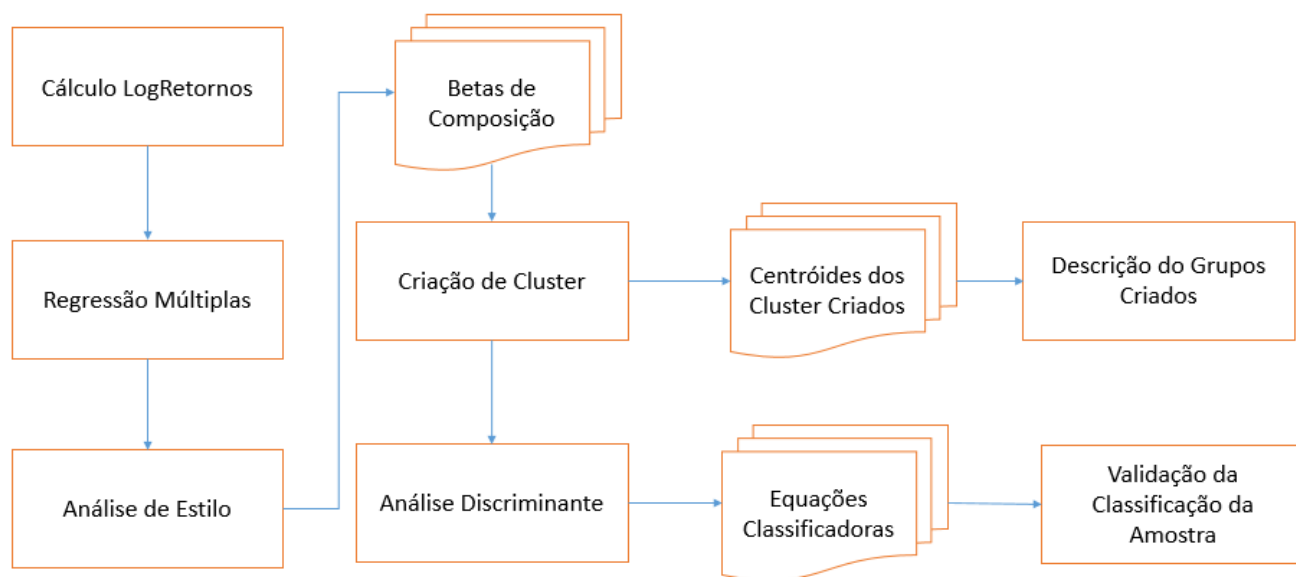


Figura 3 - Fluxo Metodologia

O trabalho teve como primeira etapa o cálculo dos LogRetornos diários das cotas dos fundos estudados, bem como dos fatores que serviram como repressores, com esta informação disponível, procedeu-se uma Regressão Múltipla, onde os LogRetornos dos fundos deveriam ser explicado pelos LogRetornos dos fatores escolhidos.

Para dar robustez a tese, criou-se dois modelos distintos, o primeiro utilizando-se todos os fatores disponíveis, no segundo modelo foi retirado o fator `_F_IHFA`, composto pelo índice de multimercados, esta experiência foi realizada, visto que alguns fundos da amostra selecionada pertenceram em algum momento a carteira do índice, evitou-se a sim, a perda de informação por conta de uma possível colinearidade, além disso tirou-se o aspecto de “manada”, forçando que a decomposição do retorno nos demais fatores de risco.

Criou-se então uma equação de regressão LogLinear, via Mínimos Quadrados, estes diversos betas, por sua vez, relacionavam a cota estudada com os fatores de risco escolhidos, dando assim, a exposição aproximada de cada fundo em relação aos fatores, isto é, a sua relação retorno fundo versus retorno fator.

O estudo atual utilizou-se do LogRetorno ao invés do retorno simples, para criar um aspecto de normalidade nos retornos dos diversos fundos e fatores.

A equação resultante do modelo de regressão foi:

Equação 3 - Modelo do Estudo

$$\begin{aligned} \text{Log}(R_t) &= \beta_1 x \text{Log}(1 + R_1) + \beta_2 x \text{Log}(1 + R_2) + \beta_n x (1 + R_n) + C + \varepsilon_t \\ t &= 1, 2, 4 \dots \end{aligned}$$

Onde:

R_t : é o retorno da carteira no instante t

$\beta_1, \beta_2, \beta_n$: seriam a relação entre o retorno da carteira e o fator de risco específico.

R_1, R_2, R_n : Seriam os retornos dos fatores de risco incorridos pela carteira, fatores

Conforme sugerido por Sharpe, em seu artigo original, decidiu-se por usar a constante C como sendo zero, atribuindo todo o LogRetorno da cota estudada a pelo menos um dos fatores de risco presente na equação.

Após criadas as 126 regressões, uma para cada fundo estudado, descobriu-se assim o estilo médio de cada fundo ao longo do período, decompondo assim o retorno nos fatores presentes no estudo.

Descoberto os estilos, utilizando-se os betas foi possível identificar similaridades e diferenças entre os fundos da amostra; com base nisto pode-se classificar os fundos em quatro categorias distintas utilizando-se o método de (k-médias).

A Análise Discriminante, teve como propósito criar um modelo geral de classificação e validar a mostra, a técnica gerou equações classificadoras, que foram utilizadas para a validação da classificação inicial, procurou-se verificar se os fundos selecionados estariam classificados de forma correta dado o modelo criado. A técnica criou uma forma eficiente e pratica, para a classificar os fundos nos grupos criados, como visto na descrição da técnica, a mesma cria funções classificadoras, sendo que as funções classificadoras ficaram:

Coefficientes de função de classificação

	Número de caso de cluster			
	1	2	3	4
_F_CDI_ACUMUL	5,160	23,917	1,167	12,155
_F_IHFA	39,033	13,240	39,467	22,033
_F_IND_RFM_TOT	19,890	16,411	48,252	20,347
(Constante)	-22,627	-13,362	-34,141	-9,227

Funções discriminantes lineares de Fisher

*Tabela 2 - Função Classificação - Modelo 1***Coefficientes de função de classificação**

	Número de caso de cluster			
	1	2	3	4
_F_CDI_ACUMUL	74,553	46,838	18,680	33,631
_F_IBOVESPA	74,748	10,016	17,095	16,360
_F_IMAB_TOT	55,336	30,740	70,110	43,314
_F_IND_RFM_TOT	7,276	13,608	48,959	20,001
(Constante)	-22,627	-13,362	-34,141	-9,227

Funções discriminantes lineares de Fisher

Tabela 3 - Função Classificação - Modelo 2

Pode-se reparar que no Modelo 1, com o _F_IHFA, o software SPSS na criação das equações discriminante, constatou que a retirada do fator _F_IMAB_TOT não traria prejuízo, o mesmo encontrasse no Modelo 2, isto demonstra que no Modelo 2, tal fator é mais relevante na diferenciação dos grupos.

Variável dependente

A variável dependente deste estudo, isto é, a variável a ser prevista é o LogRetorno da cota dos diversos fundos da amostra selecionada.

Equação 4 - LogRetorno Cota

$$\text{LogRetorno} = \text{Ln} \left(\frac{\text{Cota}_{\text{Data}-0}}{\text{Cota}_{\text{Data}-1}} \right)$$

Para realizar o estudo selecionou-se uma série de 160.020 cotas diárias de fundos multimercado, no período 31 de outubro de 2009 até 31 de outubro de 2014, que geraram 159.893 LogRetornos ou 1.259 pontos por fundo estudado.

Dado o universo da amostra inicial, procurou-se um tamanho ótimo de amostra afim de manter o R^2 significativamente alto, sem contudo diminuir excessivamente o tamanho da amostra. Percebeu-se, vide tabela abaixo, que o R^2 tende a aumentar em uma relação inversa ao tamanho da amostra.

Intervalo/Amostra	1259	1008	756	504	250	125	75	60	30	20	15	10
1 dus	0,3657	0,3721	0,3690	0,3666	0,4108	0,5150	0,5263	0,5223	0,4976	0,4472	0,4213	0,3098
5 dus	--	--	--	--	0,5360	0,6663	0,6850	0,6878	0,6841	0,7115	0,7280	0,7695
21 dus	--	--	--	--	--	--	--	--	0,8314	0,8033	0,7928	0,7734
63 dus	--	--	--	--	--	--	--	--	--	0,8056	0,8669	0,8970

Tabela 4 - R^2 Ajustado por Intervalo e Tamanho de Amostra – Modelo 2

Como podemos notar pela tabela acima, o R^2 Ajustado se mantém relativamente constante nos diversos tamanhos de amostra utilizados, aumentando significativamente quando utilizamos apenas 125 Logretornos, dado esta constatação decidiu-se trabalhar com o universo inicial, de 1.259 LogRetornos iniciais, para que a amostra fosse a mais ampla possível e o modelo contivesse classificações mais consistente de longo prazo. Além disto percebesse que em um estudo posterior, o resultado poderia ser significativamente melhorado utilizando-se uma amostra menor, e Logretornos de intervalos não diários, pode-se perceber que a utilização de intervalos de 21 dias uteis trouxa uma melhora sensível sobre este aspecto.

Os dados da amostra foram obtidos via sistema *Economática*, este por sua vez tem como fonte primária o banco de dados SI-ANBIMA que divulga informações de fundo do mercado brasileiro. A base SI-ANBIMA é formada por todos fundos assinantes do Código de Auto Regulação, que atesta maior grau de confiabilidade nas informações contidas neste sistema, apesar disto, algumas falhas foram encontradas em alguns dos fundos, ajustes estes serão discutidos mais adiante.

Além dos dados referentes as cotas de fundos, o sistema também foi utilizado para capturar aspectos qualitativos, cadastrais dos fundos, tais como:

- Nome
- CNPJ
- Código Anbima
- Classificação CVM
- Classificação Anbima
- Empresa Gestora
- Data de Início
- Patrimônio
- Status Funcionamento

Procedeu-se uma sequência de filtros para criação da mostra, sendo esta:

- Foram selecionados somente fundos ativos, isto é, em funcionamento na data 31 de outubro de 2014
- Fundo com classificação “Multimercado” perante a Instrução CVM 409.
- Fundos com Classificação Anbima entre as categorias:
 - a. Long and Short – Direcional
 - b. Long and Short – Neutro
 - c. Multimercados Estratégia Específica
 - d. Multimercados Juros e Moedas
 - e. Multimercados Macro
 - f. Multimercados Multiestratégia
 - g. Multimercados Multigestor
 - h. Multimercados Trading

Foram eliminados todos os Fundos de Investimento em Cotas de Fundos de Investimento (FICs).

Este filtro foi utilizado para evitar a dupla contagem, visto que na indústria brasileira, existem, fundos *másters*, estes por sua vez contém os ativos e a estratégia, e fundos que nada mais são do que espelhos destes *masters*, os FICs espelhos que somente compram cotas do primeiro. Esta estrutura é utilizada, visto que cada FIC pode conter taxa de Administração e *Performance* diferente, assim a gestor poderia diferenciar ou privilegiar, o FICs com maior aporte inicial, ou coisa do gênero.

1. Foram fundos fechados ou restritos

Isto é somente fundos que na data de 31 de outubro de 2014 poderiam ser sujeitos a aplicação de qualquer pessoa.

2. Folha excluídos todos fundos sem com patrimônio na da de 31 de Outubro de 2009

Esta restrição foi imposta para que todos os fundos tivessem o mesmo tamanho de amostra em tese, não havendo assim fundo com início posterior a 31 de outubro de 2014

3. Foram excluídos todos os fundos com menos de 50 milhões de patrimônio na data de 31/10/2014

Esta restrição foi dada para que a amostra fosse relevante, a amostra assim ficaria composta com os maiores fundos do mercado

4. Após os filtros 1-4 foram selecionados os 125 fundos com maiores patrimônios em 31 de outubro de 2014.

Após a coleta dos dados a séries de cotas foram tratadas, caso não houvesse dado do valor da cota de um determinado fundo em um dia útil do universo estudado, procurou-se coletar tal informações em outros mecanismos tal como internet, site CVM, Bloomberg, etc., porém houve casos que mesmo alterando a fonte de informação o valor da cota não foi encontra, nestes casos específicos a cota foi repetida, usando a cota do dia imediatamente anterior, procedimento que não é demasiado arbitrário visto que é pratica do mercado por parte dos administradores de fundos que comprem cotas de outros fundos, quando não recebem a cota de algum fundo aplicado costumam proceder da mesma forma. Além disso, os casos que este procedimento foi necessário foi a ínfima parte da amostra.

Após o tratamento das cotas, fez-se o *LogRetorno* para serem posteriormente serem usados na regressão múltipla que estima os coeficientes na análise de estilo, logo a amostra final ficou com 159.893 dados de retornos a serem utilizados no modelo.

Variáveis Independentes

Finalizado o processo de coleta de dados para as variáveis independentes da Análise de Estilo, procurou-se escolher um grupo de fatores representativos, que pudessem descrever corretamente as variáveis dependentes por meio de uma regressão múltipla.

Ao final, os fatores utilizados nesta pesquisa foram para a Análise de Estilo foram:

Fator	Descrição
_F_DOLAR_PTAX_VENDA = PTAX – Venda	Taxa de câmbio calculada durante o dia pelo Banco Central do Brasil. Consiste na média das taxas informadas pelos intermediários financeiros de dólar durante quatro momentos do dia.
_F_IBOVESPA = IBOVESPA	Valor de fechamento do principal índice de ações no Brasil, construído das cotações das ações mais negociadas na Bolsa de Valores de São Paulo.
_F_IND_RFM_TOT = IRF-M	Indicador utilizado para medir o desempenho dos títulos de renda fixa prefixados. É um índice de rentabilidade calculado para uma carteira teórica composta por títulos públicos federais Pré-Fixados, LTNs, e NTN-Fs de diversos vencimentos.
_F_IMAB_TOT = IMA-B	Índice de Mercado ANBIMA - série B baseado em uma carteira teórica composta por títulos públicos que remuneraram o investidor em uma taxa

Fator	Descrição
	de juros pré-fixada + a variação do IPCA no período.
_F_CDI_ACUMUL = Índice DI - IDI	Índice que replica a aplicação em um título de renda fixa valorizado diariamente pela taxa média dos depósitos de um dia (CDI).
_F_IHFA = IHFA	Índice criado pela Anbima, representativo da indústria de fundos no Brasil no segmento de Multimercados. Seu valor é reflexo da evolução de uma aplicação hipotética em cotas de uma cesta de fundos selecionados a partir de critérios pré-definidos pela metodologia.

Tabela 5 - Fatores Escolhidos

Um ponto relevante para a escolha das variáveis independentes, foi se o fator **_F_IHFA** deveria ser mantido no teste, visto que alguns fundos estariam contidos dentro da carteira teórica do índice, alguns pontos sobre esta discussão devem ser levantados:

Nenhum fundo da amostra, que por algum momento pertenceu a carteira teórica, teve peso relevante na composição do índice; durante todo o histórico de divulgação do índice, a média do número de fundos de sua composição se manteve em 160 fundos, mostrando-se assim ser uma carteira bem diversificada. Logo, um eventual problema de multicolinearidade severa poderia ser descartado a princípio.

Apesar disso, pode-se constatar que a retirada do fator **_F_IHFA** gerou um modelo significativamente diferente do modelo inicial. O resultado, foi uma diminuição considerável no R^2 em todos os diferentes tamanhos de amostra, porem dado uma possível crítica de uma eventual colinearidade manteve-se os dois modelos como fator de discussão, para posteriormente discutir as eventuais vantagens de um ou outro modelo.

Nas variáveis independentes, utilizou-se *LogRetorno* dos fatores para a regressão, para que a distribuição dos LogRetornos dos fatores se assemelhasse a uma curva normal, esta técnica foi produtiva para 5 dos 6 fatores, porém, para o fator *_F_CDI_ACUMUL*, por sua própria natureza, um índice sempre crescente com média positiva, a técnica não surgiu efeitos, mesmo assim adotou-se o *LogRetorno* neste fator por mera padronização, sem contudo causa prejuízo ao modelo.

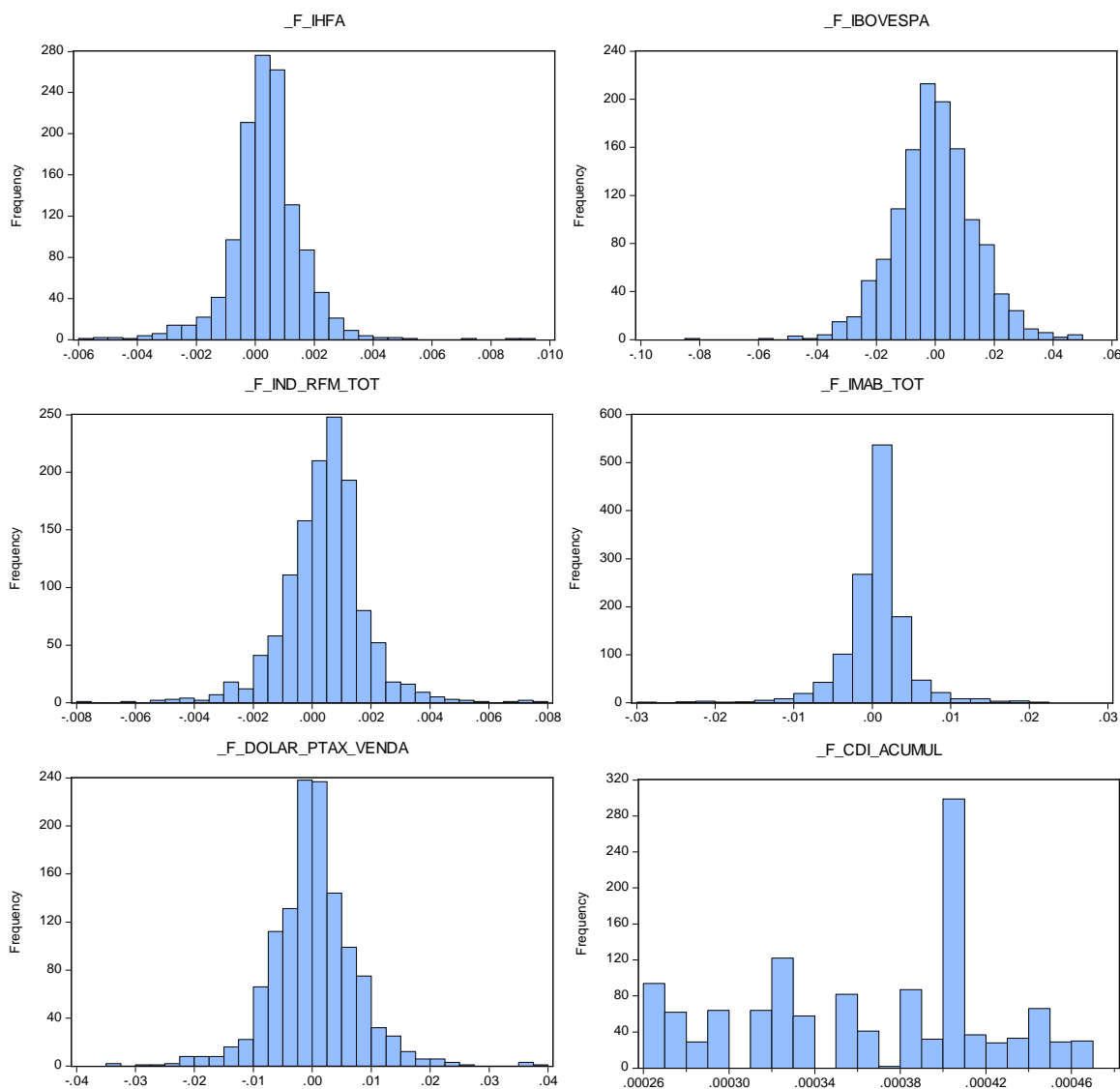


Figura 4 - Distribuição LogRetornos

	F_IMAB_TOT	F_IND_RFM_TOT	F_IBOVESPA	F_DOLAR_PTAX_VENDA	F_CDI_ACUMUL
Média	0,000469	0,000412	-0,000095	0,000268	0,000365
Mediana	0,000576	0,000502	0,000000	0,000099	0,000383
Máximo	0,020743	0,007930	0,049741	0,039473	0,000464
Mínimo	-0,028245	-0,007912	-0,084307	-0,034023	0,000263
Desvio-Padrão	0,004185	0,001406	0,013907	0,007298	0,000058
Assimetria	-0,732066	-0,100286	-0,176063	0,173745	-0,236462
Curtosi	10,914400	7,158541	4,673318	6,331466	1,880814
Jarque-Bera	3.398,323000	909,296800	153,387400	588,551900	77,440800
Probabilidade	0,000000	0,000000	0,000000	0,000000	0,000000
Soma	0,590775	0,519174	-0,119222	0,337537	0,459554
Soma dos Quadrados	0,022033	0,002489	0,243296	0,066999	0,000004
Observações	1.259	1.259	1.259	1.259	1.259

Tabela 6 - Estatísticas Descritivas dos fatores escolhidos

Percebesse pela tabela acima que todos os fatores, exceto o F_CDI_ACUMULADO, tem média próxima a zero, quando a amostra é diária. O teste Jarque-Bera para normalidade, perde sua significância dado do tamanho da amostra. Apesar de todas as distribuições serem bem aproximadas por uma distribuição normal, exceto claro a distribuição do F_CDI_ACUMUL, o tamanho grande da amostra, revela que a distribuição não é “perfeitamente” uma normal, o que não traz nenhuma informação nova, a os gráficos revelam que uma aproximação é notória e de grande valia.

Cabe uma breve de discussão sobre os dois modelos distintos e eventuais problemas de Multicolinearidade e Heterocedasticidade. Se avaliou os 5 atributos selecionados pela no presente trabalho para a pré-clusterização utilizando um modelo de regressão linear múltipla estimado pelos mínimos quadrados ordinários (MQO). Os resultados e os testes aplicados apontaram para uma baixa significância estatística de inúmeros atributos e existência de multicolinearidade e heterocedasticidade. Estas verificações foram feitas visto que na presença de autocorrelação ou de heteroscedasticidade, os estimadores de MQO, mesmo que não viesados não possuem variância mínima entre todos os estimadores lineares não-viesados.

Heteroscedasticidade

Para que o modelo de regressão via MQO seja de variância mínima, a variância dos resíduos deve ser constante, para verificar se este fato é verdade nas regressões geradas, foi executado o teste de White, o teste consistiu em relacionar o quadrado dos resíduos, o equivalente a variância, com as variáveis explicativas do modelo, a hipótese testada é que os parâmetros são conjuntamente, estatisticamente iguais a zero.

Se a hipótese for aceita, temos que o erro do modelo pode ser considerado homoscedástico, porém caso contrário, seriam necessárias algumas medidas para corrigir os problemas, dentre as quais a utilização de logaritmos, artifício este utilizado desde o início. Sobre este aspecto, as regressões geradas pelo modelo, se mostraram homoscedásticas, por tanto não foram feitos maiores ajuste.

Multicolinearidade

Como a técnica do estudo é a regressão múltipla, com 4 ou 5 fatores, foi necessário verificar se estas variáveis explicativas estavam correlacionadas. Se as variáveis não mantem relacionamento, disse que são ortogonais, na prática é raro que isto aconteça, isto no entanto não inviabiliza a utilização do MQO desde que apenas o relacionamento entre as variáveis não seja sério.

Procedeu-se então com o teste presente no software denominado VIF (Variance Inflation Factor), o VIF mede o quanto da variância de cada beta foi inflacionada por sua colinearidade. Caso o VIF de um dos fatores fosse superior a 10, o fator deveria ser descartado, Kutner (2004) , o problema Multicolinearidade é sério, caso $1 < VIF < 10$, existe Multicolinearidade porém esta não inviabiliza o modelo. No caso do presente estudo todas as variáveis apresentaram VIF próximo a 1, e por isto não foram descartadas.

Resultados

Nesta seção será apresentado o processo de aplicação da metodologia descrita anteriormente, iniciando pela Análise de Estilo, passando pela definição dos grupos formados pelos fundos através da Análise de Cluster e finalizando nas equações da Análise Discriminante, que conforme comentando, retornará os modelos de predição da alocação dos fundos da amostra e outros eventuais fundos novos que se possamos querer classificar.

Aplicação da análise de estilo e clusters

Nesta etapa do estudo foram criados 4 grupos pela técnica de agrupamento do K-means, estes grupos foram criados juntando-se fundos similares, sem termos de betas. Assim, juntou-se fundos com graus de exposição homogêneos entre si, e heterogêneos entre os membros dos outros grupos.

Centros de cluster finais				
	Cluster			
	1	2	3	4
_F_CDI_ACUMUL	-0,189853	0,919200	-0,647297	0,256041
_F_DOLAR_PTAX_VENDA	-0,007781	-0,000769	0,006414	-0,003834
_F_IBOVESPA	0,053415	0,007860	-0,016914	0,038950
_F_IHFA	1,149603	0,103904	0,779820	0,455645
_F_IMAB_TOT	0,030137	0,009728	0,040630	0,063815
_F_IND_RFM_TOT	-0,070939	0,036062	0,735483	0,124288

Tabela 7 - Centros Cluster - Modelo 1

Centros de cluster finais				
	Cluster			
	1	2	3	4
_F_CDI_ACUMUL	-0,189853	0,919200	-0,647297	0,256041
_F_DOLAR_PTAX_VENDA	-0,007781	-0,000769	0,006414	-0,003834
_F_IBOVESPA	0,053415	0,007860	-0,016914	0,038950
_F_IHFA	1,149603	0,103904	0,779820	0,455645
_F_IMAB_TOT	0,030137	0,009728	0,040630	0,063815
_F_IND_RFM_TOT	-0,070939	0,036062	0,735483	0,124288

Tabela 8 - Centros Cluster - Modelo 2

Pode-se perceber que a retirada do _F_IHFA parece ter gerado centroides mais marcantes, principalmente em relação ao _F_CDI_ACUMUL, parece criar grupos mais distintos, o grupo 1, do modelo 2 parece ser formado por componentes de fundos mais conservadores com forte influência de renda fixa pós-fixada, isto pode ser observado dado o alto valor do centroide para este fator, já o grupo 3 parece ser caracterizado por fundos com forte relação com renda fixa pré-fixada, relacionamento este constatado pelo alta relação ao fator _F_IND_RFM_TOT, isto pode mostrar uma alta concentração dos fundos deste grupo em títulos públicos pré-fixados(LTNs e NTN-Fs) ou com futuros de DI1 (

ANOVA						
	Cluster		Erro		Z	Sig.
	Quadrado Médio	df	Quadrado Médio	df		
_F_CDI_ACUMUL	8,950120	3	0,048391	122	184,953808	0,000000
_F_DOLAR_PTAX_VENDA	0,000327	3	0,000281	122	1,162906	0,326806
_F_IBOVESPA	0,014404	3	0,007896	122	1,824307	0,146278
_F_IHFA	4,490504	3	0,037730	122	119,018276	0,000000
_F_IMAB_TOT	0,022815	3	0,005707	122	3,997785	0,009367
_F_IND_RFM_TOT	0,877263	3	0,027359	122	32,065197	0,000000

Tabela 10 - ANOVA - K-MEANS - Modelo 1

ANOVA						
	Cluster		Erro		Z	Sig.
	Quadrado Médio	df	Quadrado Médio	df		
_F_CDI_ACUMUL	3,805981	3	0,025597	122	148,685923	0,000000
_F_DOLAR_PTAX_VENDA	0,000692	3	0,000353	122	1,959267	0,123676
_F_IBOVESPA	0,141384	3	0,005380	122	26,277685	0,000000
_F_IMAB_TOT	0,032329	3	0,006759	122	4,782863	0,003470
_F_IND_RFM_TOT	1,349932	3	0,023730	122	56,887152	0,000000

Tabela 9 - ANOVA - K-MEANS - Modelo 2

contrato futuro de juros prefixado).

O Modelo 2, sem o $_F_IHFA$ parece ter destacado a influência do fator $_F_IBOVESPA$, no Modelo 1 se usado o critério de significância o mesmo poderia ser descartado, já no Modelo 2 o mesmo deveria permanecer, talvez este fato ratifique a hipótese de que o $_F_IHFA$ pode capturar uma parcela de risco de mercado para o segmento de fundos multimercados, sendo esta também presente no fator $_F_IHFA$.

Número de fundos em cada cluster		
Cluster	1	12
	2	76
	3	5
	4	33
Válido		126
Ausente		0

Tabela 13 - Número de fundos por cluster - Modelo 1

Número de fundos em cada cluster		
Cluster	1	5
	2	72
	3	7
	4	42
Válido		126
Ausente		0

Tabela 12- Número de fundos por cluster - Modelo 2

Estatística R^2		
	R^2	R^2 Ajustado
N	126	126
Mínimo	0,003440	-0,001335
Máximo	0,994107	0,994079
Média	0,433558	0,430843
Desvio-Padrão	0,299252	0,300686
Variância	0,089552	0,090412
Assimetria	0,410043	0,410043
Curtose	-1,170803	-1,170803

Tabela 11 - Estatística R^2 - Modelo 1

Estatística R ²		
	R ²	R ² Ajustado
N	126	126
Mínimo	0,001386	-0,002599
Máximo	0,994106	0,994083
Média	0,368263	0,365742
Desvio-Padrão	0,309077	0,310311
Variância	0,095529	0,096293
Assimetria	0,701133	0,701133
Curtose	-0,891148	-0,891148

Tabela 14 - Estatística R² - Modelo 2

Podemos notar pela tabela acima e pela tabela ao final da dissertação que boa parte da amostra obteve um R², relevante, média de 0,43 no Modelo 1 e 0,36 no Modelo 2, números estes que para dados diários se mostra relevante. Apesar disso parte da amostra não conseguiu ser descrita adequadamente pelo modelo. Algumas possíveis explicações para o baixo poder explicativo de alguns fundos podem ser:

- Podem ter gestão fortemente ativa, o retorno mais bem explicado por ativos específicos do que propriamente do estilo
- Mudanças acentuadas no estilo no decorrer do período
- Possuir ativos classe de ativos não contempladas no modelo em questão.
- Alta alavancagem
- Operar ativamente no mercado, comprando e finalizando operações no mesmo dia (*day-trade*)
- Etc.

Um dos problemas desta etapa foi a escolha de quantas categorias deveriam ser criadas, logo foi escolhido um número já utilizado em outros estudos, além disso procurou-se minimizar a complexidade do modelo, descrever o perfil de cada agrupamento, por tanto, se fosse escolhido a confecção de um número grande de grupos, haveria a fuga do propósito desta dissertação; o de categorizar fundos de investimento conforme sua estratégia, servindo de ferramenta prática e útil na tomada de decisão de investimento; então se escolheu o número de quatro agrupamentos.

Análise Discriminante

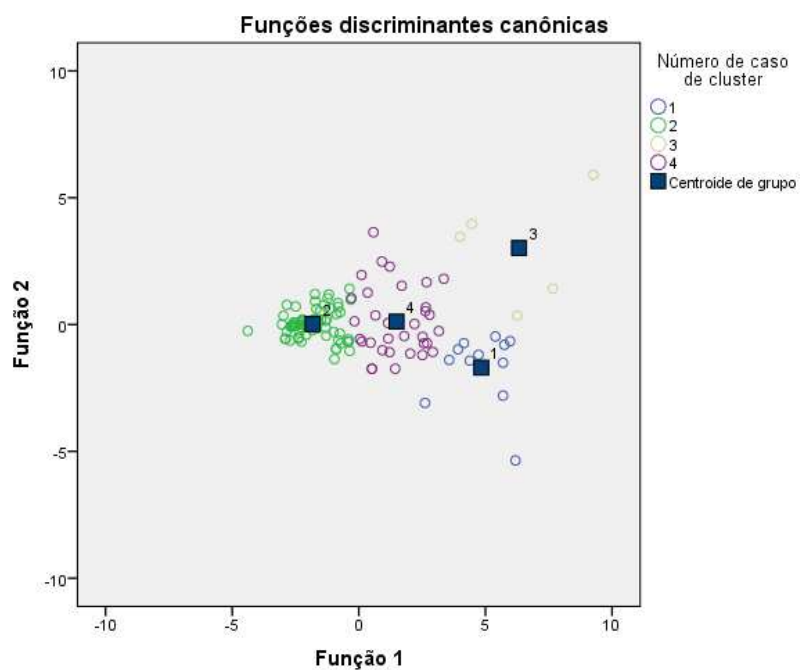


Figura 5 - Agrupamentos e Centróides – Modelo 1

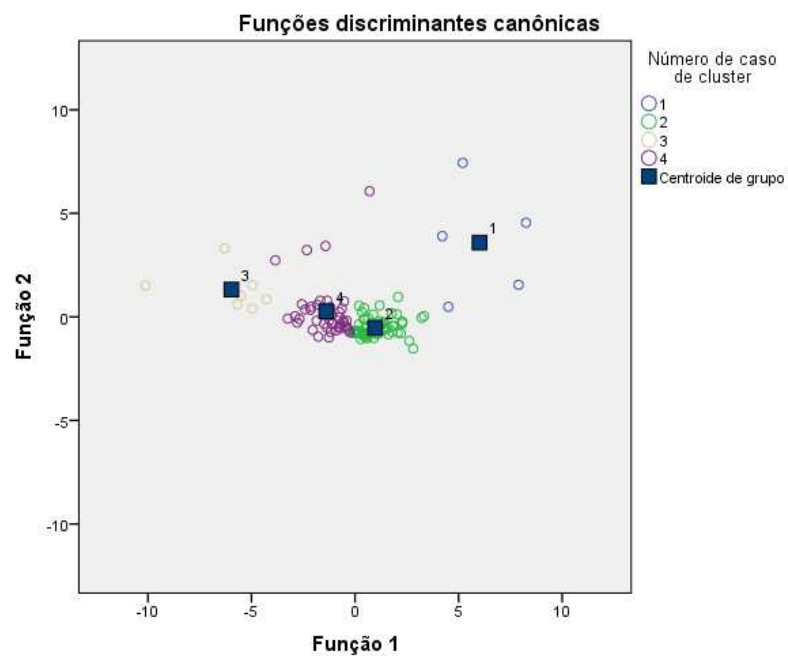


Figura 6 - Agrupamentos e Centróides – Modelo 2

Consegue-se constatar que o Modelo 2, aparece ter criado centroides parecidos com amostra, há uma clara aglomeração, mostrando grupos bem marcados, porém percebe-se que quase todos os itens se concentram próximo dos centroides 4 e 2. Já no modelo 1, a divisão parece ser mais equitativa entre os 4 grupos.

Resultados da classificação ^a							
Número de caso de cluster			Associação ao grupo prevista				Total
			1	2	3	4	
Original	Contagem	1	12	0	0	0	12
		2	0	73	0	3	76
		3	0	0	5	0	5
		4	0	1	1	31	33
	%	1	100,0	0,0	0,0	0,0	100,0
		2	0,0	96,1	0,0	3,9	100,0
		3	0,0	0,0	100,0	0,0	100,0
		4	0,0	3,0	3,0	93,9	100,0

a. 96,0% de casos agrupados originais classificados corretamente.

Tabela 15 - Resultado da Classificação da Análise Discriminante – Modelo 1

Número de caso de cluster			Associação ao grupo prevista				Total
			1	2	3	4	
Original	Contagem	1	5	0	0	0	5
		2	0	70	0	2	72
		3	0	0	7	0	7
		4	0	8	1	33	42
	%	1	100,0	0,0	0,0	0,0	100,0
		2	0,0	97,2	0,0	2,8	100,0
		3	0,0	0,0	100,0	0,0	100,0
		4	0,0	19,0	2,4	78,6	100,0

a. 91,3% de casos agrupados originais classificados corretamente.

Tabela 16 - Resultado da Classificação da Análise Discriminante – Modelo 2

Os dois modelos parecem ser próximos, no quesito eficácia de classificação, o primeiro conseguir uma taxa de acerto de 96% e o segundo 91,3%, nos dois casos, a técnica da Análise discriminante obteve relativo sucesso.

Análise discriminante exige pressupõe algumas premissas, conforme exposto na metodologia.

A primeira é a normalidade multivariada, uma condição para exigida, porém não garantidora é que as variáveis em análise sejam normais, da tabela três mostra que boa parte das variáveis não pode ser descrita uma normal, apesar de se assemelharem visualmente a uma, Figura 4. A rejeição de normalidade foi corroborada pelo teste de Jarque-Bera, cujas significâncias foram baixas, em alguns casos, a divergência com uma distribuição normal veio à tona por meio de caudas com sobrepeso e picos acentuados.

A violação da premissa de normalidade não invalida a utilização Análise de Discriminante como técnica de previsão, tampouco o atendimento da mesma qualifica. O critério principal deve ser a acurácia final do modelo, logo o mais importe é que as funções classificatórias consigam classificar os fundos de forma adequada em boa parte dos casos, fato este que parece estar ocorrendo. Como podemos notar na Tabela 8, o modelo discriminante conseguiu classificar corretamente 96% da amostra utilizada, sendo assim parece que apesar do não comprimento das premissas, o modelo se mostrou eficiente.

Utilizou-se toda a amostra para fazer a validação do modelo de classificação, não se utilizou, de duas amostras, uma para o modelo e outra para validação como autores sugerem, apesar disso, como a amostra pode ser considerada grande, pressupôs que o viés poderia ser considerado insignificante ao ponto de não se adotar a estratégias de duas amostras.

O esforço despendido na avaliação da normalidade do modelo, pode revelar, caso a eficiência do modelo seja baixa, a causa do problema, podendo assim o pesquisador procurar possíveis soluções para o problema.

Caracterização dos Clusters – Modelo 1

Esta seção tem como objetivo caracterizar de forma clara os clusters criados pela metodologia. Os cluster receberão nomes estereotipados, e muitas vezes foi utilizado licença poética para que as características preponderantes fossem bem assimiladas pelo nome do *cluster*, iniciaremos pelo modelo com todos os fatores de risco iniciais, incluindo assim o _F_IHFA.

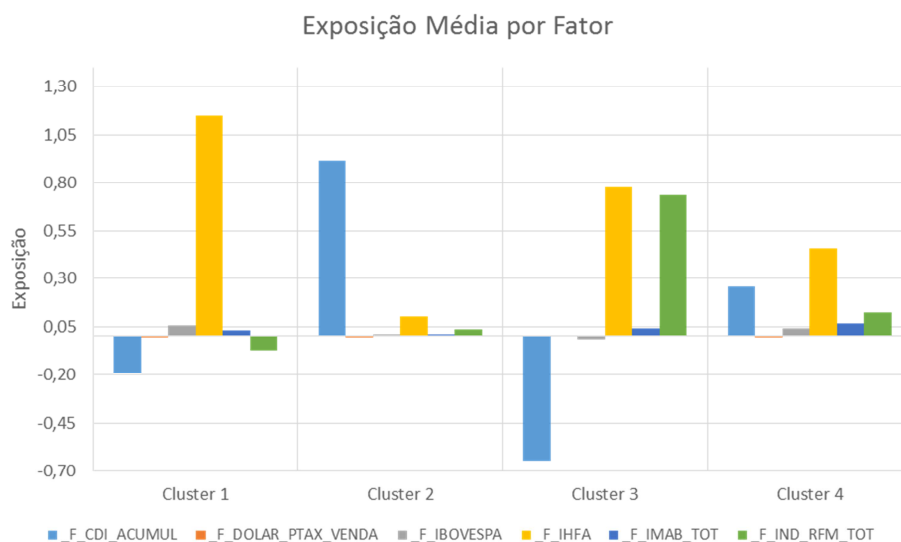


Figura 7 - Exposição por Fator - Modelo 1

Cluster 1 - Média de Mercado - Sem personalidade, Maria vai com as outras

Cluster com forte influência do _F_IHFA, índice composto por uma carteira de cotas de fundos multimercados, isto é, este grupo não detém grandes exposições em nenhum fator de risco específico, seus componentes parecem serem descrito como fundos referência de mercado, suas estratégias parecem ser seguidas por boa parte do mercado de fundos multimercados, visto que são relacionados com o fator que representa o mercado.

Esta categoria seria indicada para investidores que querem acompanhar movimentos específicos de curto prazo de algum fator, que boa parte do mercado entenda que irá acontecer, sendo fundos com estratégias mais curtas e oportunistas.

São fundos que não são agressivos, quase não são influenciados pelo CDI, isto quer dizer que detêm estratégias ativas onde o gestor não conta com investimentos tradicionais indexados SELIC/CDI, pelo contrário, a influência do CDI

é negativa, isto pode ser vista pela relação negativa do `_F_CDI_ACUMULADO`, os fundos desta categoria parecem ter empréstimos e posições relevantes de futuros, onde fundo tem que arcar com o custo de oportunidade, representado pelo CDI para manterem suas posições. Apresentam betas acima de 1, tal fato sugere que os fundos desta categoria são alavancados, sugerindo forte utilização de derivativos e operações a descoberto.

Cluster 2 – Baixo Risco - Segurança em primeiro lugar

Categoria de fundos com perfil mais conservador onde se encontram mais da metade dos fundos analisados. São fundos que podem ter seus retornos descritos em boa parte pela taxa CDI vigente no mercado, vide sua forte relação com o fator `_F_CDI_ACUMULADO`. São fundos sem grandes exposições em nenhum fator, tem apenas pequenos posicionamentos, parecem, de fato, fundos de renda fixa classificados como multimercados, fato este que é plausível visto que categoria Multimercado da classificação CVM impõe apenas limite, não obriga os gestores dos fundos terem posicionamentos diferenciados.

Diversos membros desta categoria são fundos que seguem estratégias de especulação porém mesmo detendo posições relevantes em ações, matem outra parte de seu patrimônio em posições vendidas, isto é, contrária as posições compradas, na prática quase não ficam posicionados em bolsa, boa parte deles, são classificados como *Long & Short* pela Anbima, esta categoria costuma adotar tal estratégia em bolsa.

Não incorrerem em grandes volatilidades, boa parte deles são geridos por empresas tradicionais no seguimento de gestão de fundos, que por sua vez não procuram, em tese, cliente esporádicos e sim relacionamento de longo prazo, para tanto mantem os perfis dos fundos mais conservadores.

Parte de fundos desta categoria são fundos que tem em seu nome a expressão “Crédito Privado”, a Instrução CVM 409, diz que fundo que podem ter mais que 50% do seu patrimônio investido papéis de renda fixa, emitidos por empresa, bancos ou pessoas físicas, devem ter esta nomenclatura em seu nome, isto sugere, que tais fundos ter parte relevante de seu patrimônio nesta categoria de ativos, isto pode ser constatado pelo forte relacionamento com os fatores

$_F_IMAB_TOT$ e $_F_IND_RFM_TOT$, porém o adequado nesta situação seria a utilização de índice específico para esta a captura deste tipo de estratégia.

Estes fundos são indicados para investidores querem diversificar seus investimentos, incluindo a categoria Multimercado no seu *portfolio*, porém não aceitando incorrer em grandes riscos.

Cluster 3 – Juros- Custo de oportunidade é tudo

Grupo pequeno, apenas 5 membros, porém com forte posição vendida em juros, isto é, membros desta categoria ganham quando há uma queda na taxa livre de risco. Isto pode ser percebido pela relação negativa com o fator $_F_CDI_ACUMUL$ o que denota posições vendidas em ativos pós-fixados, e pela relação positiva com o fator $_F_IND_RFM_TOT$, o que denota uma posição comprada em taxa pré-fixada, isto é lucram com a queda da taxa pré-fixada.

São fundos, que tem como principal estratégia, ao longo dos anos, a especulação entre a relação entre a taxa de juros vigente, taxa pós-fixada, e a taxa de juros futura, presente em títulos pré-fixados e no futuro de DI1.

São fundos com um perfil de risco mais agressivo, onde o investidor pode ganhar/perder valores significativos em um curto espaço de tempo, estes tipos de fundos são altamente relacionados como ambiente macroeconômico, com decisões sobre a política monetária e com o ambiente externo.

Esta categoria é adequada a investidores com apetite a risco, e que queiram ficar expostos as variáveis macroeconômicas. Estes fundos, parecem ter estratégias de longo prazo, durante todo o período, uma grande exposição em juros pré-fixado parece ser o relativamente constante; não são fundos com mudanças frequentes suas posições.

Cluster 4 – Diversificados – A palavra é variedade

Cluster com maior variedade de exposições, quase todos os fatores são relevantes na análise do mesmo, são na essência a melhor definição de

multimercados, não contam com uma exposição concentrada, nem tão pouco com uma estratégia rígida durante todo o período.

São altamente relacionados com a taxa de juros vigente, comprados em ativos indexados ao CDI vide seu relacionamento forte com o fator *F_CDI_ACUMULADO*. Contam com alguma influência do índice de ações, Ibovespa. Cabe salientar que também estão fortemente relacionados ao IHFA, o que como no Cluster 1, denota estratégias de curto prazo, baseadas em movimentos curtos no ambiente macroeconômico, isto pode ser percebido pela relação positiva deste cluster com o fator *_F_IMAB_TOT* (inflação) e *_F_IND_RFM_TOT* (taxa pré-fixada).

São fundos recomendados para investidores que estão buscando diversificação de seus investimentos, investidores que querem aplicar em diversos fatores de riscos de uma só vez, sem se comprometer em nenhuma estratégia específica.

Caracterização dos Clusters – Modelo 2

Esta seção tem como objetivo caracterizar os grupos formados pelo Modelo 2, o modelo que não detém o _F_IHFA, sendo assim, o efeito de estratégias consenso de mercado, isto é, estratégias que os gestores seguem somente por crerem que outros gestores estão utilizando deve neste modelo, ser atribuída, nos outros fatores, diferentemente do que ocorre no Modelo 1 onde este tipo de comportamento estaria presente no do fator _F_IHFA.

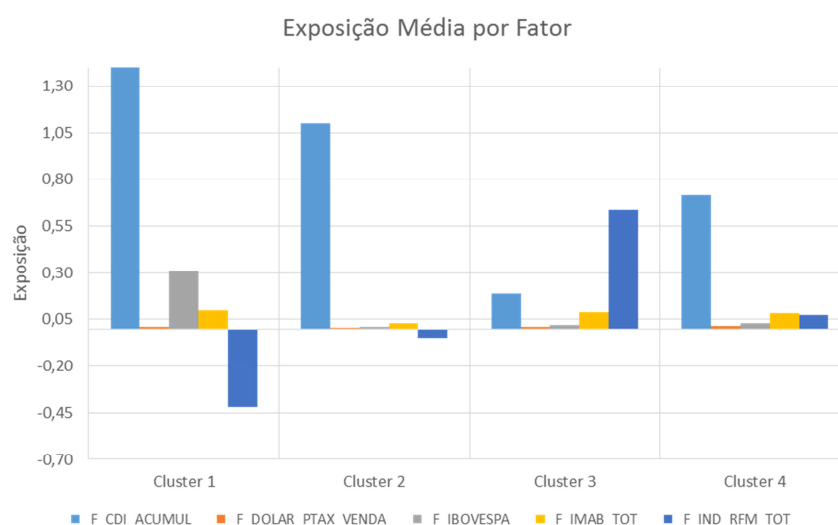


Figura 8 - Exposição Média por Fator - Modelo 2

Cluster 1 - Juros e Bolsa – Seguidores diversos e específicos

Cluster com poucos componentes, estes se caracterizam por fortes posições compradas em taxa de juros pré-fixas, isto é, ganham com a subida na taxa de pré-fixada, isto pode ser observado pela forte relação negativa associada ao _F_IND_RFM_TOT que é composto por ativos pré-fixados, logo se a taxa de juros sobe, esta carteira ganha com esta subida. Como a estratégia de ficar comprado em taxa pré-fixada tal associação só pode ser feita com a utilização de instrumento derivativo e com posições descobertas (venda de ativos sem tê-los na carteira, empréstimos) e pelo fato deste grupo conter betas maiores que 1, isto indica que os componentes deste grupo são por princípio alavancados.

Sua maior influência está na relação com o `_F_CDI_ACUMUL`, como seu beta é maior que 1, isto sugere que, neste grupo, ao longo da amostra, parte de sua carteira parece ser composta por ativos indexados ao CDI/SELIC, CDBs, letras financeiras, etc, sendo este pedaço contém a estratégia mais simples, com títulos públicos indexados à SELIC ou a créditos indexados ao CDI, ambas as taxas pós-fixadas, existe porém outro pedaço da carteira composto que detém uma estratégia de aposta na queda da taxa pré-fixada, há por tanto uma de especulação entre taxas de juros, pré e pós.

Outro fator relevante neste grupo é o `_F_IBOVESPA`, estes fundos parecem manter uma parcela considerável na estratégia de renda variável comprada, são fundos mais agressivos que a média, como detêm betas maiores que um, isto sinaliza que são fundos alavancados, com derivativo, são fundos para investidos mais arrojadados, que procuram maior retorno.

O investidor para este grupo, é um investidor sofisticado, que apresentam maior pré disposição a incorrer em maiores riscos.

Cluster 2 – Baixo Risco – Quase um referenciado

Categoria de fundos com perfil mais conservador, parecidos com o grupo 2, do modelo 1, neste cluster se encontram mais da metade dos fundos analisados. São fundos que podem ter seus retornos descritos em boa parte pela taxa CDI vigente no mercado. Não possuem grandes exposições em nenhum fator, exceto `_F_CDI_ACUMUL` que está associado a renda fixa pós fixada, uma das estratégias mais conservadoras conhecida. Tem apenas pequenos posicionamentos, talvez para justificar a taxa de performance cobrada pelos multimercados, mas que deixam essa categoria próxima dos Fundos de Renda Fixa e Referenciados.

Diversos membros desta categoria são fundos que seguem estratégias Long & Short, com baixíssima exposição a renda variável, mesmo detendo posições relevantes em ações, matem outra parte de seu patrimônio em posições vendidas, na prática quase não ficam posicionados. Prometem um pequeno prêmio de risco, porém sem incorrer em grande volatilidade, boa parte deles são geridos por empresas tradicionais no seguimento de gestão de fundos, que procuram

investidores de longo prazo, não é comum mudanças relevantes na carteira, seguem a mesma estratégia durante longos períodos.

Cluster 3 – Macros- Porém baixo risco

Grupo pequeno, relação positiva com o fator *_F_IND_RFM_TOT*, o que denota uma posição vendida em taxa pré-fixada, isto é, ganham com a queda na taxa pré fixada. Boa parte de seus membros são classificados pela Anbima como *Macros*, estes por sua vez se utilizam de títulos públicos pré-fixados, títulos indexados a inflação.

São fundos, que tem como principal estratégia, ao longo dos anos, a estratégia de especulação entre a relação taxa de juros vigente, taxa pós-fixada, e a taxa de juros futura, presente em títulos pré-fixados e no futuro de DI1.

São associadas as variáveis macroeconômicas, inflação, taxa de juros, dólar, crescimento etc, logo esta categoria seria indicada para investidos que querem arriscar uma parcela maior de seu patrimônio, sofisticar seus investimentos, que acreditam em estratégias de curto prazo, e numa queda na taxa de juros vigente na economia, investidores que acompanham de maneira mais próxima ambiente econômico, que se interessam pelo tema.

Cluster 4 – Baixo risco, primeiros passos– A palavra é variedade

Cluster altamente concentrado na estratégia de associada ao CDI, boa parte deles parecem deter títulos como debêntures, títulos de instituições financeiras etc. Pode-se perceber tal fato pela fortíssima influência do *_F_CDI_ACUMUL* e por quase todos terem em seus nomes o sufixo “crédito privado” o que permite a seus componentes deterem mais de 50% do fundo em ativos de emissores privados, títulos cujo emissor não é o governo federal

São fundos pouco agressivo em termos de risco de mercado, mesmo que possam ter ativos com vencimento mais longo, como boa parte é pós fixado, isto impede que uma mudança na taxa de juros gere uma grande perda. Apesar disso, podem deter um considerável risco de crédito.

Fundos indicados a investidores conservadores que querem ganhar algum prêmio, ficando sujeito a risco de crédito, porém quase não sofrendo com o risco da taxa de juros subir, investidores que querem começar a diversificar seus investimentos, porém sem grandes exposições.

Conclusões

Os últimos anos foram marcados pelo crescimento da importância da indústria de fundos e de investimento no Brasil, boa parte pela estabilidade em macroeconômica vivida na última década e da sensível queda na taxa de juros no mundo, o que obrigou os investidores brasileiros procurarem formas mais rentáveis de investimento do que os tradicionais CDBs e títulos públicos.

O presente trabalho, focou no segmento de fundos multimercados, em uma melhor classificação do que as tradicionais, classificação CVM e classificação Anbima, procurou-se criar um método prático e simples para classificar os diversos fundos presentes em nossa indústria, uma classificação que levasse em conta a estratégia efetivamente utilizada pela gestão.

A proposta de classificação utilizando a Análise de Estilo visa tratar adequadamente a relação risco-retorno dos fundos, procurando capturar a estratégia por meio de retornos de fatores de risco e dos retornos dos fundos estudados.

Sob outro ponto de vista, a ferramenta criada serviria no auxílio da tomada de decisão de investimento, visto que o gestor/cotista, poderia escolher suas aplicações olhando o seu histórico de relacionamento com os fatores de risco, não mais seria necessário analisar infindáveis páginas de regulamentos de fundos, que apesar de limitarem a ação dos gestores, não garantem que o mesmo costuma seguir estratégias específicas, muitas vezes os regulamentos são tão amplos que qualquer tipo de posicionamento é possível.

O modelo proposto, tira a importância das categorias tradicionais criadas de maneira subjetiva e se baseiam em restrições de regulamento, este tipo classificação tradicional pode trazer a falsa ideia de diversificação, sem contudo garantir isto na prática, um investidor que compra cotas de diversas classes Anbima de fundos, por exemplo, pode sem perceber estar comprando cotas de fundos similares, com fatores de risco altamente relacionados.

Apesar de sua limitação, o modelo proposto tentou classificar os grupos de forma mais eficiente, criou-se assim uma ferramenta de gestão de fundos de fundos/asset allocation, onde o investidor pode escolher as os fatores risco que deseja em sua carteira, após esta escolhe o gestor/investidor poderia escolher fundos com a exposição desejada, além disso conseguiu-se criar categorias bem

distintas no seu grau de exposição e de tempo de estratégia, cabendo assim o gestor escolher a estratégia e seu tempo de duração.

Quanto a comparação entre os dois modelos, um sem o Índice de Multimercados da Anbima, e outro com, a retirada do índice, deixou os grupos com forçou a decomposição dos retornos nos demais fatores, dando peso considerável ao fator relacionado ao CDI, boa parte das categorias criadas se assemelham a categoria Anbima Crédito Privado, já o modelo com o fator IHFA, usado para capturar efeito manada, ressaltou outros fatores tais como o IMAB.

O modelo sem o IHFA, com uma amostragem menor pode ser mais eficiente sob o ponto de vista que diminui a chances de problemas como Multicolinearidade e Heteroscedasticidade o que podem limitar a eficiência do modelo.

A categorização do multimercado se mostrou uma tarefa de dificuldade razoável, a mudanças de estratégia neste tipo de fundo são comuns, tal problema parece perder importância com amostras menores e com intervalos de retornos maiores.

Como todo modelo, este trabalho se baseia na simplificação das variáveis presentes na gestão de fundos, logo uma primeira limitação relevante é a falta de índices mais representativos para diversos fundos que não obtiveram um R^2 relevante, tais como índices de crédito privado, ativos no exterior, setores de ações, etc. Relevante é a questão do tamanho da amostra, as simulações executadas sugerem um ganho considerável com a redução do número de retornos, isto pode estar associado as sucessivas mudanças de estratégia ao longo de grandes períodos. Parece por tanto que a ferramenta criada é mais eficiente, em termos de gestão de portfólio, quando se utiliza de período relativamente curtos, intervalos maiores também parecem contribuir para ganhos no R^2 .

Ao final, apesar de possíveis melhoras nos parâmetros do modelo serem possível, o trabalho criou um a ferramenta eficiente em termo de ferramenta de gestão de captura de estratégias. Diferente dos modelos tradicionais, ele se propôs, e conseguiu, utilizando-se dos retornos associar fundos por sua exposição auferida, tal estratégia poderia ser utilizadas por entidades como a ANBIMA na revisão de suas categorias.

Referência Bibliográfica

ANBIMA. Classificação de Fundos. Portal ANBIMA, Disponível em: < <http://portal.anbima.com.br/fundos-de-investimento/classificacao-de-fundos/classificacao-anbima-de-fundos/Pages/classificacao.aspx> >. Acesso em: 16/11/2014.

_____. **Boletim Estatístico de Fundos de Investimento Set-2014**. ANBIMA. São Paulo: 09/2014. 2014a

_____. **Fundos de Investimento - Consolidado Mensal por Tipo da Indústria**. ANBIMA. São Paulo: 09/2014. 2014b

BARBERIS, N. S., ANDREI. Style investing. **Journal of Financial Economics**, 2003.

BROWN, S. G., W. Mutual Fund Styles. **Journal of Financial Economics**, v. 43, 1997.

BROWN, S. G., W.; PARK, J. M. Hedge Funds And The Asian Currency Crisis. **The Journal of Portfolio Management**, p. 95-101,

BUETOW, G. W. J., JOHNSON R.R.; RUNKLE D.E. The inconsistency of Return-Based Style Analysis. **The Journal of Portfolio Management**, p. 61-77, 200.

C. YOSHINAGA, F. C. J., E LUCCHESI, A ODA. Análise de Estilo em Fundos Multimercados com e sem Alavancagem no Brasil **REGES - Revista Eletrônica de Gestão**, v. 2, n. 1, p. 9-21, 2009.

CHAN, L. K. C. C., H. L.; J. **On Mutual Fund Investment Styles**. 1999

CHARLSON, J. G., M. REKENTHALER, JO. Estimating Portfolio Style: A Comparative Study of Portfolio-Based Fundamental Analysis and Return-Based Style Analysis. **Morningstar Research**, 2002.

CUMMISFORD, R. L., SCOTT. Controlling the Limitations of Style Analysis. **Journal of Financial Planning**, v. 9, n. 5, 1996.

DIBARTOLOMEO, D. W., ERIK. Mutual Funds Misclassification: Evidence Based on Style Analysis. **Financial Analysts Journal**, v. 28, p. 32-43, 1997.

DOR, A. B. J., R. Understanding Mutual Fund And Hedge Fund Styles Using Return Based Style Analysis. **NBRE**, v. 9111, 2002.

FAMA, E. F. F., KENNETH R. Common risk factors in the returns on stocks and bonds. **Journal of Financial Economics**, v. 1993, p. 3-56, 1993.

FONSECA, L. N. C. **Análise de desempenho dos fundos multimercados**. 2012. (Mestrado). Universidade de São Paulo, São Paulo.

FRALEY, C. R., A. **How Many Clusters? Which Clustering Method? Answers Via Model-Based Cluster Analysis**. University of Washington Technical Report. 1998

GALLO, J. L., L. Benefits of Proper Style Classification of Equity Portfolio Managers. **Journal of Portfolio Management**, v. 23, p. 47-55, 1997.

GREER, R. J. What is an Asset Class, Anyway? **The Journal of Portfolio Management**, p. 86-91, 1997.

HAIR JR., J. A., R.; TATHAM, R.; BLACK, W.; BABIN, B. **Multivariate Data Analysis**. New Jersey: Prentice Hall, 2005.

HAUGEN, R. A. **Modern Investment Theory**. Prentice-Hall, 2001.

JORGE, C. M. M. **Proposta de um modelo estatístico para classificação de fundos de investimento**. 2008. (Dissertação de Mestrado Profissionalizante). Finanças e Controladoria, Faculdades Ibmecc, Rio de Janeiro.

KAHN, R. N. **Forecasting Mutual Fundo Risk**. 1996

KIM, M. S., R.; TOMAS. Mutual Fund Objective Misclassification. **Journal of Economics and Business**, v. 52, p. 309-323, 2000.

KUTNER, M. H. N., C. J.; NETER, J. **Applied Linear Regression Models**. 2004.

L., G. G. J. L. J. Asset Allocation and the Performance of Real Estate Mutual Funds. **Real Estate Economics Journal**, v. 28, p. 165-185, 2000.

LINHARES, R. D. A. **Aplicação da Análise de Estilo Baseada nos Retornos para Fundos Mútuos no Mercado Brasileiro**. 2003. (Mestrado). Universidade Federal do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro.

LOBOSCO, A. Sytle/Risk-Adjusted Performance. **The Journal of Portfolio Management**, p. 65-68, 1999.

LOBOSCO, A. D. B., D. Approximating the confidence intervals for sharpe style weights. **Financial Analysts Journal**, p. 80-85, 1996.

LUCAS, L. R., M. W. **The Role of Return-Based Style Analysis: Understanding, Implementing, and Interpreting the Technique**. Ibbotson Associates. Chicago 1996.

MARLOWITZ, H. M. Mean-Variance Analyses in Portfolio Choice and Capital Markets. **The Journal of Finance**, v. 44, p. 531-535, 1987.

MAYES, T. R. J., NANCY R.; THURSTON, ROBIN. A Returns-Based Style Analysis Examination of Asset Classes. **Journal of Financial Planning**, v. 13, n. 8, 2000.

MORENO, D. M., P.; OLMEDA, I. Self-Organizing Maps Could Improve the Classification of Spanish Mutual Funds. **European Journal of Operational Research**, v. 174, p. 1039-1054, 2006.

RASSIER, L. H. **Análise de retorno dos fundos de renda fixa brasileiros através de indicadores de mercado**. 2004. (Mestrado em Administração de Empresas). Escola de Administração, Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Rio Grande do Sul.

SHARMA, S. **Applied Multivariate Techniques**. New York: Wiley, 1996.

SHARPE, W. Mutual Fund Performance. **Mutual Fund Performance**, v. 39, n. 1, p. 119-138, 1966.

_____. **An Algorithm for Portfolio Improvement**. Stanford 1978.

_____. Asset Allocation: Management Style and Performance Measurement. **Journal of Portfolio Management**, v. 18, n. 2, p. 7-19, 1992.

VARGA, G. V., M. Análise de estilo baseada no retorno. **Revista da ANBID**, n. 9, 1998.

XUE-JUN, J. X.-L., Y. Empirical Study on Mutual Fund Objective Classification. **Journal of Zhejiang University**, v. 5, n. 5, p. 533-538, 2004.

Apêndice A – Fundos Pesquisa

Nome	Código Anbima	Classificação - Anbima	Gestora	Patrimônio - 31 Out 14
Safra Galileo FI Mult	222097	Multimercados Multiestratégia	J Safra Asset Management	4.639.711.153
Institutional Active Fix Ib Multim FI	099260	Multimercados Juros e Moedas	Itau Unibanco SA	2.797.064.938
BTG Pactual High Yield FI Mult	031224	Multimercados Juros e Moedas	BTG Pactual	2.529.695.100
Jgp Max Master FI Mult	236519	Multimercados Multiestratégia	Jgp Ltda	2.493.915.474
Performance Fix Ib Mult FI	118516	Multimercados Juros e Moedas	Itau Unibanco SA	2.493.040.805
Ventor Hedge Master FI Mult	227021	Multimercados Macro	Ventor Investimentos	2.013.946.256
BTG Pactual Multistrat FI Mult	109568	Multimercados Juros e Moedas	BTG Pactual	1.726.977.371
Itau K2 Mult FI	049581	Multimercados Multiestratégia	Itau Unibanco SA	1.715.552.129
Itau Hedge Mult FI	175633	Multimercados Multiestratégia	Itau Unibanco SA	1.677.047.385
Safra Absoluto FI Mult	212881	Multimercados Multiestratégia	J Safra Asset Management	1.397.109.770
Jgp Equity Master FI Mult	235032	Multimercados Estrategia Especifica	Jgp Gestao Patrimonial Ltda	1.388.108.579
BTG Pactual Multist Gold FI Mult	230456	Multimercados Juros e Moedas	BTG Pactual	1.277.758.143
Itau Mult Hedge Fund 30 Mult FI	157651	Multimercados Multigestor	Itau DtvM	1.243.398.971
ARX LS Master FI Mult	222348	Long And Short - Neutro	ARX Investimentos Ltda	1.103.021.034
Mantiqueira FI Mult Cred Priv	212938	Multimercados Multiestratégia	Bw Gestao de Investimento Ltda	1.020.165.029
Gap Long Short FI Mult	148040	Multimercados Multiestratégia	Gap Prudential Lt Gestao de Rec Ltda	847.546.923
BTG Pactual Hedge Plus FI Mult	070815	Multimercados Multiestratégia	BTG Pactual	840.535.841
BNY Mellon ARX Extra FI Mult	129925	Multimercados Estrategia Especifica	ARX Investimentos Ltda	837.672.621
BTG Pactual Hedge FI Mult	022780	Multimercados Multiestratégia	BTG Pactual	754.766.817
Porto Seguro Caravelas FI Mult Cred Priv	224650	Multimercados Macro	Porto Seguro Investimentos Ltda.	712.396.847
Safra Carteira Institucional FI Multim	178187	Multimercados Multiestratégia	J Safra Asset Management	587.500.071
Itatiaia FI Mult	212814	Multimercados Multiestratégia	Bw Gestao de Investimento Ltda	575.335.279
Vinci Fc de FI Mult	236497	Multimercados Multiestratégia	Vinci Gestora de Recursos Ltda	560.153.075
Gavea Macro Master FI Mult	196363	Multimercados Multiestratégia	Gavea Investimentos Ltda	517.271.757
Coopmutuo FI Mult Cred Priv	126004	Multimercados Multiestratégia	Bancoob DtvM	481.228.397
BTG Pactual Equity Hedge FI Mult	253499	Multimercados Multiestratégia	BTG Pactual	479.419.714
Legan Low Vol FI Mult	221260	Multimercados Multiestratégia	Az Legan Administracao de Recursos Ltda	478.858.908
Hematita FI Mult	203467	Multimercados Multigestor	Cfo Administracao de Recursos Ltda	475.737.476

Kinea Macro FI Mult	155391	Multimercados Macro	Kinea Investimento Ltda	470.144.096
Opportunity Total Master FI Mult	225061	Multimercados Macro	Opp Asset Adm de Rec de Terceiros Ltda	411.808.509
Oceana Long Short FI Mult	156914	Long And Short - Neutro	Oceana Investimentos	392.096.849
Itau Equity Hedge 30 Mult FI	197807	Multimercados Multiestratégia	Itau Unibanco SA	386.221.843
BTG Pactual Local FI Mult	207500	Multimercados Multiestratégia	BTG Pactual	380.042.906
HSBC FI Mult Mult Composite	146722	Multimercados Estrategia Especifica	HSBC Gestao de Recursos Ltda	371.331.693
Itau Equity Hedge Advanced Mult FI	188115	Long And Short - Direcional	Itau Unibanco SA	339.706.343
Itau Multiestratégia Mult FI	123544	Multimercados Multiestratégia	Itau Unibanco SA	327.506.962
FI Mult LP Franklin Global Access	221325	Multimercados Juros e Moedas	Franklin Templeton Investimentos Brasil	307.162.149
Mugen FI Mult Cred Priv	143197	Multimercados Multiestratégia	BTG Pactual	285.060.546
Patria Cred Matr Fc FI Mult Cred Priv le	230391	Multimercados Estrategia Especifica	Patria Investimentos Ltda	271.635.391
Patria Hedge Master FI Mult	221546	Multimercados Multiestratégia	Patria Investimentos Ltda	271.358.791
Gap Multiportifolio FI Mult	099589	Multimercados Multiestratégia	Gap Gestora de Recursos Ltda	268.216.348
Capitania Portfolio Cred Priv FI Mult	223931	Multimercados Estrategia Especifica	Capitania	261.805.339
BNP Paribas Long And Short FI Multimerca	185991	Long And Short - Neutro	BNP Paribas Asset	252.447.122
Maua Absoluto Master FI Mult	225932	Multimercados Macro	Maua Investimentos Ltda	251.974.020
BTG Pactual Multist Adv FI Mult	118761	Multimercados Multiestratégia	BTG Pactual	246.816.023
Jacaranda Fc de FI Mult	159001	Multimercados Multigestor	Consenso Investimentos Ltda	240.418.431
Bradesco FI Mult Tactical	230340	Multimercados Trading	Bram Bradesco Asset Management SA DtvM	223.063.285
BTG Pactual Instit Dinamico FI Mult	112763	Multimercados Juros e Moedas	BTG Pactual	217.527.630
Jau FI Mult Cred Priv le	215041	Multimercados Multiestratégia	Consenso Investimentos Ltda	213.523.251
Dlm Hedge Conservador FI Mult	217913	Multimercados Multiestratégia	Dlm Invista Admin de Recursos Ltda	212.483.553
BNP Paribas Yield Classique FI Multim LP	122424	Multimercados Juros e Moedas	BNP Paribas Asset	210.068.556
Uv Sequoia FI Multim Inv Ext Cred Priv	154415	Multimercados Multigestor	Uv Gestora	207.678.955
Gap Selection FI Mult	222161	Multimercados Multiestratégia	Gap Prudential Lt Gestao de Rec Ltda	202.648.504
Jgp Hedge Master FI Mult	236391	Multimercados Multiestratégia	Jgp Ltda	195.993.061
Opp Market Master FI Mult	226246	Multimercados Macro	Opp Asset Adm de Rec de Terceiros Ltda	172.799.189
BB Top Trade LP FI Mult	154954	Multimercados Juros e Moedas	BB DtvM S.A	169.317.710
FI Mult Mapfre Privado II	060968	Multimercados Macro	Mapfre DtvM SA	166.073.340
ARX Hedge Plus FI Mult	168319	Multimercados Macro	ARX Investimentos Ltda	160.507.241
Brasil Carbono Mult FI Cred Priv	217565	Multimercados Estrategia Especifica	Artis Gestora de Recursos S.A.	158.643.942
Kinea Sistemático Mult FI	214256	Multimercados Multiestratégia	Kinea Investimento Ltda	155.060.638

Santande FI Star Long Short Mult	134325	Long And Short - Neutro	Santander Brasil Asset Manag DtvM SA	151.375.253
Western Asset Multitrading H Mult FI	122041	Multimercados Multiestratégia	Western Asset	140.952.381
Tna Mult Fc de FI Mult	160237	Multimercados Multigestor	Taboaco, Nieckele e Associados	139.109.578
Safra High Yield FI Mult	113212	Multimercados Multiestratégia	J Safra Asset Management	136.046.541
Santander FI Top Mult	230413	Multimercados Multiestratégia	Santander Brasil Gestao de Recursos Ltda	135.290.694
CSHG Tamandua FI Mult Cred Priv	136417	Multimercados Multiestratégia	Credit Suisse Hedging Griffo Am S.A.	131.043.887
Dbm FI Mult Cred Priv	120472	Multimercados Multiestratégia	Cfo Administracao de Recursos Ltda	130.708.054
HSBC FI Mult Cred Priv Lloyds Tsb Plc	142786	Multimercados Estrategia Especifica	HSBC Gestao de Recursos Ltda	128.321.268
Bradesco FI Mult Albi	175374	Multimercados Juros e Moedas	Bram Bradesco Asset Management SA DtvM	127.347.290
BBM Equity Hedge Fc FI Mult	140821	Long And Short - Direcional	BBM Gestao de Renda Variavel	114.931.136
BNY Mellon ARX Target FI Mult	155624	Multimercados Macro	ARX Investimentos Ltda	113.584.734
Gap Cred Priv Master FI Multimerca	233110	Multimercados Estrategia Especifica	Gap Prudential Lt Gestao de Rec Ltda	110.847.434
Safra High Yield Fc FI Mult	163880	Multimercados Multiestratégia	J Safra Asset Management	110.445.565
Fiqfi Mult Magliano BTG Pactual	042218	Multimercados Juros e Moedas	Magliano	109.519.172
Condeixa FI Mult Cred Priv	219381	Multimercados Multiestratégia	Reliance Asset	109.221.146
FI Mult Mapfre Seg Privado II	139742	Multimercados Macro	Mapfre DtvM SA	107.469.385
Gavea Macro I Fc de FI Mult	119431	Multimercados Multiestratégia	Gavea Investimentos Ltda	104.781.541
Bradesco FI Mult Macro	230219	Multimercados Macro	Bram Bradesco Asset Management SA DtvM	103.532.116
Marupiara FI Mult Cred Priv Ie	165786	Multimercados Multiestratégia	BTG Pactual Wm Gestao de Recursos Ltda	102.732.664
M3g FI Mult Cred Priv	214159	Multimercados Multiestratégia	BNP Paribas Asset	100.882.121
Belpart Plus II FI Mult Cred Priv	206482	Multimercados Multiestratégia	BTG Pactual Wm Gestao de Recursos Ltda	99.877.382
HSBC FI Mult LP Selecao Estrategica	201510	Long And Short - Direcional	HSBC Gestao de Recursos Ltda	99.420.203
Votorantim FI Eagle Mult Cred Priv	180734	Multimercados Juros e Moedas	Votorantim Asset	98.738.696
Roma 1947 FI Mult Cred Priv Inv Ext	235865	Multimercados Multiestratégia	Consenso Investimentos Ltda	93.876.450
Dourado FI Mult	204651	Multimercados Multigestor	Cfo Administracao de Recursos Ltda	93.016.121
Mapfre Inversion FI Mult	153524	Multimercados Macro	Mapfre DtvM SA	92.853.494
Brad Priv Fc de FI Mult Gavea Plus	212083	Multimercados Multiestratégia	Bradesco	91.088.078
FI Mult Cred Priv 3ax Ie	234370	Multimercados Multiestratégia	Vinci Gestao de Patrimonio Ltda	89.908.808
FI Votorantim Multistrategy Mult	196657	Multimercados Multiestratégia	Votorantim Asset	88.335.901
Maua Macro FI Mult	220787	Multimercados Macro	Maua Investimentos Ltda	87.337.015
Equitas Zenith FI Mult	232009	Multimercados Multiestratégia	Equitas Adm de FI Ltda	85.372.151
Wa Dinamico FI Mult	122076	Multimercados Juros e Moedas	Western Asset	85.004.588

Bradesco FI Mult Plus I	071668	Multimercados Juros e Moedas	Bram Bradesco Asset Management SA DtvM	84.678.517
Fides Long Short Plus FI Mult	153567	Long And Short - Direcional	Fides Asset	84.272.954
Venturestar FI Mult	119539	Multimercados Macro	Venturestar Capital Management	80.613.881
Olhete FI Multim Cred Priv	230596	Multimercados Multigestor	Cfo Administracao de Recursos Ltda	77.559.112
Bnpp Equity Hedge FI Mult	234222	Long And Short - Direcional	BNP Paribas Asset	75.621.964
Gap Hedge FI Mult	040061	Multimercados Multiestratégia	Gap Gestora de Recursos Ltda	74.418.554
BB Mult Macro LP 200 Fc	034355	Multimercados Macro	BB DtvM S.A	71.344.716
Uv Baoba FI Multim Inv Ext Cred Priv	225894	Multimercados Multiestratégia	Uv Gestora	71.274.874
Alfa Estrategia FI Mult IQ	199648	Multimercados Multiestratégia	Alfa	70.472.598
Anga Portfolio FI Mult	212660	Multimercados Multiestratégia	Anga Asset Management	69.822.247
Zag FI Mult Cred Priv	215211	Multimercados Multiestratégia	Cfo Administracao de Recursos Ltda	68.412.774
ARX Hedge FI Mult	055905	Multimercados Macro	ARX Investimentos Ltda	68.245.212
Bradesco Priv Fc FI Mult Maua Absoluto	193984	Multimercados Macro	Bradesco	67.154.149
Claritas Institucional FI Mult	230065	Multimercados Multiestratégia	Claritas	66.945.658
FI Mult Cred Priv Angel Inv no Exterior	234389	Multimercados Multiestratégia	Vinci Gestao de Patrimonio Ltda	65.519.024
Np Hedge FI Mult	231101	Multimercados Multiestratégia	Np Administracao de Recursos Ltda	64.266.130
Epmg FI Mult Cred Priv	172499	Multimercados Multigestor	Cfo Administracao de Recursos Ltda	62.980.879
Concordia Mult FI LP	124461	Multimercados Multiestratégia	Concordia Gestao	62.480.007
Parnamirim Fundo de Invest Mult	223131	Multimercados Multiestratégia	Daycoval Asset Management Adm Rec Ltda	61.932.484
Bradesco FI Mult Absoluto	156620	Multimercados Multiestratégia	Bram Bradesco Asset Management SA DtvM	61.262.879
FI Fator Hedge Absoluto Mult	178284	Multimercados Multiestratégia	Fator Adm	61.096.619
Primavera FI Mult Cred Priv	208231	Multimercados Multigestor	J Safra Asset Management	60.699.292
ARX Hedge II FI Mult	183121	Multimercados Macro	ARX Investimentos Ltda	60.241.095
Sita Sonar Mix FI Mult Cred Priv	230936	Multimercados Multiestratégia	Sita Sonar	58.450.197
Brad FI Mult C Priv Inv Ext Cristal III	227196	Multimercados Multiestratégia	Bram Bradesco Asset Management SA DtvM	56.676.579
Safra Currency Hedge 30 FI Mult	217697	Multimercados Multiestratégia	J Safra Asset Management	54.796.935
FI Fator Sigma Inst Mult	152536	Multimercados Multiestratégia	Fator Adm	54.520.115
BB Mult Macro LP Estilo Fc	123226	Multimercados Macro	BB DtvM S.A	53.909.527
FI Mult Cred Priv Proprietario 3 Ie	234214	Multimercados Multiestratégia	Vinci Gestao de Patrimonio Ltda	53.604.346
J P Morgan Gavea Divers Fc FI Mult	147982	Multimercados Multigestor	JP Morgan	53.437.115
BES FI Mult Cred Priv	214906	Multimercados Estrategia Especifica	Besaf BES Ativos Financeiros Ltda	53.039.318
FI Mult Mapfre RI Privado I	120529	Multimercados Macro	Mapfre DtvM SA	52.990.150

Planner FI Mult	156779	Multimercados Multiestratégia	Planner	50.709.753
Legan Special FI Mult	226025	Multimercados Multiestratégia	Az Legan Administracao de Recursos Ltda	50.561.711
Corleone FI Mult	222356	Multimercados Multiestratégia	BNY Mellon Alocação de Patrimônio	50.165.994

Apêndice B – Betas e R² - Modelo 1

Fundo	_F_CDI_ACUMUL	_F_DOLAR_PTAX_VENDA	_F_IBOVESPA	_F_IHFA	_F_IMAB_TOT	_F_IND_RFM_TOT	R ²
MUGEN_FI_MULT_CRED_PRIV	1,0572	0,0000	0,0000	-0,0003	-0,0003	0,0007	0,9941
HSBC_FI_MULT_CRED_PRIV_LLOYDS_TSB_PLC	0,9927	0,0002	-0,0001	-0,0006	-0,0006	0,0028	0,9885
BES_FI_MULT_CRED_PRIV	1,0344	0,0001	0,0000	0,0013	0,0004	0,0005	0,9883
PLANNER_FI_MULT	1,0164	-0,0001	-0,0001	0,0026	-0,0001	0,0006	0,9850
COOPMUTUO_FI_MULT_CRED_PRIV	1,0703	0,0000	-0,0002	-0,0003	0,0007	-0,0059	0,9783
INSTITUTIONAL_ACTIVE_FIX_IB_MULTIM_FI	1,0180	-0,0004	-0,0002	0,0069	0,0012	0,0112	0,9725
HSBC_FI_MULT_MULT_COMPOSITE	0,1503	0,0042	0,0010	0,0181	0,3744	0,4735	0,9701
DLM_HEDGE_CONSERVADOR_FI_MULT	1,0582	0,0003	0,0003	0,0009	-0,0007	0,0047	0,9652
SITA_SONAR_MIX_FI_MULT_CRED_PRIV	1,0276	0,0001	-0,0001	0,0019	0,0013	0,0010	0,9341
BTG_PACTUAL_INSTIT_DINAMICO_FI_MULT	0,9456	0,0001	0,0001	0,0158	0,0069	0,0370	0,9048
BRABESCO_FI_MULT_PLUS_I	0,9252	-0,0003	0,0001	0,0309	0,0130	0,0318	0,8851
FI_MULT_MAPFRE_PRIVADO_II	1,0486	-0,0001	-0,0002	-0,0053	0,0010	-0,0015	0,8836
VOTORANTIM_FI_EAGLE_MULT_CRED_PRIV	0,9597	0,0021	-0,0006	0,0264	0,0041	0,0505	0,8687
FIQFI_MULT_MAGLIANO_BTG_PACTUAL	0,8828	0,0006	-0,0009	0,0585	0,0006	0,0530	0,8601
DOURADO_FI_MULT	0,5088	-0,0352	0,3552	0,7970	-0,0272	-0,1478	0,8600
GAP_SELECTION_FI_MULT	1,0519	0,0007	0,0008	0,0043	-0,0012	-0,0001	0,8583
BTG_PACTUAL_HIGH_YIELD_FI_MULT	0,8836	0,0004	-0,0010	0,0589	0,0005	0,0527	0,8560
J_P_MORGAN_GAVEA_DIVERS_FC_FI_MULT	-0,0828	0,0036	0,0440	1,0892	-0,0259	-0,0306	0,8544
JGP_EQUITY_MASTER_FI_MULT	1,2429	-0,0525	0,5443	0,5447	-0,0746	0,2976	0,8428
BTG_PACTUAL_MULTIST_GOLD_FI_MULT	0,8667	0,0016	-0,0009	0,0600	-0,0008	0,0602	0,8341
M3G_FI_MULT_CRED_PRIV	0,3713	0,0005	0,0102	-0,0004	-0,0297	0,6921	0,8335
BTG_PACTUAL_MULTISTRAT_FI_MULT	0,8330	0,0013	-0,0008	0,0628	0,0003	0,0616	0,8003
CSHG_TAMANDUA_FI_MULT_CRED_PRIV	0,5284	0,0019	-0,0077	0,6159	-0,0231	-0,0501	0,7705
MARUPIARA_FI_MULT_CRED_PRIV_IE	0,4287	-0,0121	0,1104	0,7174	-0,0484	0,0771	0,7683
CAPITANIA_PORTFOLIO_CRED_PRIV_FI_MULT	1,1062	-0,0009	0,0001	0,0124	0,0895	0,1501	0,7674
UV_SEQUOIA_FI_MULTIM_INV_EXT_CRED_PRIV	-0,0310	-0,0069	0,0997	0,6269	0,3096	-0,0031	0,7619
BRAD_FI_MULT_C_PRIV_INV_EXT_CRISTAL_III	0,0355	-0,0248	0,5349	1,6436	-0,2961	-0,1651	0,7616
ITAU_MULTIESTRATÉGIA_MULT_FI	0,9638	-0,0003	0,0034	0,0023	0,0039	0,0117	0,7391
TNA_MULT_FC_DE_FI_MULT	-0,0567	-0,0017	0,0450	0,5348	0,0346	0,1882	0,7242

PERFORMANCE_FIX_IB_MULT_FI	0,9691	-0,0028	-0,0022	0,0269	0,0146	-0,0043	0,7177
WA_DINAMICO_FI_MULT	0,7422	-0,0027	-0,0012	0,0347	0,0039	0,2396	0,6942
ITAU_MULT_HEDGE_FUND_30_MULT_FI	0,0910	0,0087	0,0099	0,8085	0,0473	-0,0259	0,6888
GAP_CRED_PRIV_MASTER_FI_MULTIMERCA	1,1755	-0,0007	0,0037	-0,0327	0,0177	0,1530	0,6881
ALFA ESTRATEGIA_FI_MULT_IQ	0,8713	0,0060	0,0002	0,1229	-0,0076	0,0038	0,6870
CONDEIXA_FI_MULT_CRED_PRIV	0,2647	0,0094	-0,0025	0,8452	-0,0492	-0,0381	0,6821
FI_FATOR_SIGMA_INST_MULT	0,1701	0,0010	-0,0073	0,1324	0,1799	0,4612	0,6684
FI_MULT_LP_FRANKLIN_GLOBAL_ACCESS	0,9152	0,0017	0,0041	-0,0205	0,0175	0,0412	0,6682
ITATIAIA_FI_MULT	0,0341	-0,0820	0,5088	0,6437	0,0171	0,0003	0,6605
PARNAMIRIM_FUNDO_DE_INVEST_MULT	0,8728	-0,0010	-0,0017	0,0479	0,0016	0,0416	0,6601
BTG_PACTUAL_HEDGE_FI_MULT	0,7160	-0,0006	0,0057	0,1630	-0,0071	0,1208	0,6121
PORTO_SEGURO_CARAVELAS_FI_MULT_CRED_PRIV	0,5537	-0,0037	0,0089	0,0848	0,0569	0,2907	0,6059
BTG_PACTUAL_MULTIST_ADV_FI_MULT	0,6624	0,0019	0,0069	0,1518	-0,0033	0,1322	0,5560
DBM_FI_MULT_CRED_PRIV	0,2559	0,0048	0,0047	0,3723	0,1468	0,0946	0,5527
VENTOR_HEDGE_MASTER_FI_MULT	-0,7922	0,0048	-0,0352	1,1569	0,2496	0,5150	0,5407
ROMA_1947_FI_MULT_CRED_PRIV_INV_EXT	0,0736	0,0132	0,0062	0,6378	0,0907	0,0483	0,5389
BNY_MELLON_ARX_TARGET_FI_MULT	0,9164	0,0099	-0,0009	0,0732	0,0045	-0,0525	0,5218
BB_MULT_MACRO_LP_ESTILO_FC	-0,0143	-0,0214	0,1138	0,1800	-0,0072	0,3261	0,5131
JACARANDA_FC_DE_FI_MULT	0,3255	0,0134	0,0189	0,5418	0,1085	-0,0847	0,4840
SAFRA_CARTEIRA_INSTITUCIONAL_FI_MULTIM	0,7657	-0,0002	-0,0064	0,3163	0,0424	-0,1060	0,4807
JGP_HEDGE_MASTER_FI_MULT	1,0129	0,0081	-0,0104	0,1150	0,0268	0,0232	0,4804
CONCORDIA_MULT_FI_LP	1,0092	0,0041	0,0040	-0,0055	-0,0031	0,0223	0,4675
BB_MULT_MACRO_LP_200_FC	0,4166	-0,0120	0,0492	0,0302	0,0142	0,2065	0,4645
PRIMAVERA_FI_MULT_CRED_PRIV	0,4631	-0,0236	-0,0017	0,5883	0,0156	0,0298	0,4617
CLARITAS_INSTITUCIONAL_FI_MULT	0,9360	0,0022	0,0026	0,0933	0,0100	0,0238	0,4454
BTG_PACTUAL_LOCAL_FI_MULT	-0,0211	0,0038	0,0167	0,5868	-0,0101	0,4703	0,4346
ITAU_K2_MULT_FI	1,0427	0,0012	0,0077	-0,0010	0,0104	0,0269	0,4277
LEGAN_LOW_VOL_FI_MULT	1,1524	-0,0018	0,0004	-0,0338	0,0042	0,0064	0,4239
MAPFRE_INVERSION_FI_MULT	0,4858	0,0118	-0,0096	0,1112	-0,0154	0,3988	0,4226
BB_TOP_TRADE_LP_FI_MULT	0,8074	-0,0163	0,0017	-0,0316	0,0059	0,1735	0,4189
BTG_PACTUAL_HEDGE_PLUS_FI_MULT	0,1535	0,0036	0,0127	0,5547	-0,0095	0,4393	0,3980
BNP_PARIBAS_YIELD_CLASSIQUE_FI_MULTIM_LP	0,7261	-0,0096	-0,0023	0,0845	-0,0062	0,1438	0,3941

GAP_HEDGE_FI_MULT	0,3923	-0,0073	-0,0049	0,3212	0,0429	0,1422	0,3843
SAFRA_HIGH_YIELD_FI_MULT	0,5619	-0,0016	-0,0133	0,5959	0,0834	-0,1933	0,3826
SAFRA_HIGH_YIELD_FC_FI_MULT	0,5588	-0,0016	-0,0133	0,5958	0,0834	-0,1933	0,3823
BTG_PACTUAL_EQUITY_HEDGE_FI_MULT	0,8922	-0,0189	0,0291	0,2336	-0,0195	0,0360	0,3811
WESTERN_ASSET_MULTITRADING_H_MULT_FI	0,5989	-0,0025	0,0500	0,1707	-0,0270	0,2283	0,3537
BRASIL CARBONO_MULT_FI_CRED_PRIV	0,7648	-0,0037	0,0183	0,0419	0,1141	0,1635	0,3534
GAP_MULTIPORTIFOLIO_FI_MULT	0,0250	-0,0114	-0,0081	0,5334	0,0678	0,2444	0,3401
SANTANDER_FI_TOP_MULT	0,8374	0,0081	0,0049	0,1155	-0,0167	0,0720	0,3357
KINEA_MACRO_FI_MULT	0,6118	0,0003	0,0369	0,2933	0,0647	-0,0406	0,3212
JGP_MAX_MASTER_FI_MULT	1,0233	0,0233	-0,0182	0,2107	0,0239	0,0700	0,3163
ARX_HEDGE_FI_MULT	0,7739	0,0182	-0,0059	0,1734	-0,0011	-0,0368	0,2914
MAUA_MACRO_FI_MULT	-1,2772	-0,0088	-0,0213	0,8164	-0,0263	1,2819	0,2866
FI_MULT_MAPFRE_RL_PRIVADO_I	0,7284	0,0067	0,0006	-0,0073	-0,0185	0,1017	0,2799
SAFRA_ABSOLUTO_FI_MULT	0,3362	-0,0197	-0,0185	1,0911	0,1506	-0,3408	0,2761
MAUA_ABSOLUTO_MASTER_FI_MULT	-0,2459	0,0053	-0,0120	0,5161	-0,0115	0,8617	0,2752
BRADESCO_PRIV_FC_FI_MULT_MAUА_ABSOLUTO	-0,2566	0,0005	-0,0087	0,4305	-0,0107	0,7467	0,2688
SAFRA_GALILEO_FI_MULT	-0,0853	-0,0339	-0,0333	1,9011	0,2643	-0,5947	0,2680
GAVEA_MACRO_MASTER_FI_MULT	-0,2413	-0,0225	0,0124	1,2705	-0,0408	0,1272	0,2665
BRAD_PRIV_FC_DE_FI_MULT_GAVEA_PLUS	-0,4121	-0,0212	0,0104	1,1867	-0,0391	0,1327	0,2590
UV_BAOBA_FI_MULTIM_INV_EXT_CRED_PRIV	-0,5242	-0,0221	0,1259	0,8192	0,2826	-0,0537	0,2535
MANTIQUEIRA_FI_MULT_CRED_PRIV	0,4950	0,0115	0,0015	0,2027	0,0911	0,0728	0,2244
ARX_HEDGE_II_FI_MULT	0,6900	0,0267	-0,0086	0,2498	-0,0018	-0,0541	0,2244
GAVEA_MACRO_I_FC_DE_FI_MULT	-0,4251	0,0116	0,0098	1,0078	-0,0330	0,1273	0,2178
ARX_HEDGE_PLUS_FI_MULT	0,6945	0,0306	-0,0096	0,2912	-0,0032	-0,0700	0,2079
SAFRA_CURRENCY_HEDGE_30_FI_MULT	0,1241	-0,0346	-0,0410	1,0869	-0,1302	0,0565	0,2070
ITAU_HEDGE_MULT_FI	0,9641	-0,0050	0,0167	0,0209	0,0173	0,0406	0,1946
GAP_LONG_SHORT_FI_MULT	0,9189	-0,0123	-0,0287	0,2350	-0,0021	0,1040	0,1929
SANTANDE_FI_STAR_LONG_SHORT_MULT	1,0102	-0,0222	-0,0095	0,1038	-0,0066	0,0312	0,1874
OPP_MARKET_MASTER_FI_MULT	0,6808	0,0022	-0,0118	0,3954	0,0729	-0,1031	0,1833
BNY_MELLON_ARX_EXTRA_FI_MULT	1,0877	0,0003	0,0099	0,2486	-0,0151	0,0262	0,1798
FI_VOTORANTIM_MULTISTRATEGY_MULT	0,4693	-0,0014	-0,0020	0,2212	0,0000	0,2910	0,1784
BRADESCO_FI_MULT_MACRO	0,5794	0,0074	0,0001	0,2665	0,0230	-0,0642	0,1677

BRADESCO_FI_MULT_ABSOLUTO	0,7405	0,0094	0,0045	0,3127	0,0228	-0,1827	0,1635
ITAU_EQUITY_HEDGE_30_MULT_FI	1,1354	-0,0015	0,0034	0,0945	0,0359	-0,0859	0,1592
OPPORTUNITY_TOTAL_MASTER_FI_MULT	0,5599	-0,0129	0,0323	0,4925	0,0701	-0,0210	0,1586
ARX_LS_MASTER_FI_MULT	1,4563	-0,0161	0,0036	0,1854	-0,0219	0,1243	0,1555
VENTURESTAR_FI_MULT	0,1251	-0,0339	-0,0271	0,6202	0,0855	0,2369	0,1471
OCEANA_LONG_SHORT_FI_MULT	1,0556	-0,0184	0,0018	0,1073	0,0185	-0,0612	0,1390
FI_MULT_MAPFRE_SEG_PRIVADO_II	0,6828	0,0177	0,0015	-0,0087	-0,0407	0,2000	0,1371
FI_MULT_CRED_PRIV_PROPRIETARIO_3_IE	-0,0717	0,0154	0,0000	0,6753	0,0153	0,0979	0,1299
FI_MULT_CRED_PRIV_3AX_IE	-0,2452	0,0230	0,0082	0,8428	0,0398	0,0424	0,1281
KINEA_SISTEMATICO_MULT_FI	0,7051	0,0084	-0,0041	0,1471	-0,0099	0,1707	0,1278
FI_MULT_CRED_PRIV_ANGEL_INV_NO_EXTERIOR	-0,5516	0,0153	-0,0097	1,0799	0,0572	-0,0551	0,1276
BNP_PARIBAS_LONG_AND_SHORT_FI_MULTIMERCA	0,8199	-0,0395	-0,0276	0,2723	0,0087	0,0136	0,1274
LEGAN_SPECIAL_FI_MULT	1,1329	-0,0007	0,0222	0,0397	0,0110	-0,0836	0,1220
VINCI_FC_DE_FI_MULT	-0,6647	0,0303	-0,0073	0,9792	0,0021	0,2721	0,1200
BRADESCO_FI_MULT_TACTICAL	0,4541	0,0098	0,0082	0,2879	0,0482	-0,0410	0,1192
ZAG_FI_MULT_CRED_PRIV	0,4594	0,0164	0,0111	0,3219	0,1689	-0,0530	0,1186
PATRIA_CRED_MATR_FC_FI_MULT_CRED_PRIV_IE	1,6073	0,0021	0,0005	-0,0148	0,0394	-0,0317	0,1158
BBM_EQUITY_HEDGE_FC_FI_MULT	1,1023	-0,0018	0,0011	0,1347	-0,0133	-0,0169	0,1130
OLHETE_FI_MULTIM_CRED_PRIV	0,7509	0,0104	0,0037	0,0976	0,0546	0,0557	0,1047
HSBC_FI_MULT_LP_SELECAO_ESTRATEGICA	0,8285	-0,0065	0,0066	0,0820	-0,0044	0,0483	0,0965
BNPP_EQUITY_HEDGE_FI_MULT	0,7811	-0,0404	-0,0252	0,3128	0,0049	0,0104	0,0926
BRADESCO_FI_MULT_ALBI	0,9012	-0,0269	-0,0012	0,0464	0,0014	0,0382	0,0793
ANGA_PORTFOLIO_FI_MULT	1,1472	0,0109	0,0030	0,0361	0,0146	-0,0301	0,0702
ITAU_EQUITY_HEDGE_ADVANCED_MULT_FI	0,9775	0,0304	0,0213	0,0551	0,0461	-0,0837	0,0650
JAU_FI_MULT_CRED_PRIV_IE	-0,2065	0,0319	-0,0020	0,7766	0,1321	-0,0974	0,0626
EQUITAS_ZENITH_FI_MULT	0,8705	-0,0295	-0,0800	0,5029	0,0080	-0,0053	0,0593
NP_HEDGE_FI_MULT	1,0486	0,0134	0,0286	0,1480	0,0010	-0,0847	0,0583
FIDES_LONG_SHORT_PLUS_FI_MULT	0,6431	-0,0271	-0,0217	0,2211	0,0423	-0,1269	0,0574
FI_FATOR_HEDGE_ABSOLUTO_MULT	0,8648	0,0178	-0,0206	-0,0152	-0,0138	0,2334	0,0562
BELPART_PLUS_II_FI_MULT_CRED_PRIV	0,8661	0,0109	0,0208	0,0500	0,0054	0,1372	0,0405
PATRIA_HEDGE_MASTER_FI_MULT	1,0537	0,0108	0,0165	-0,0264	0,0903	-0,1031	0,0388
HEMATITA_FI_MULT	-0,0872	0,0029	-0,0286	0,3860	0,1343	0,0854	0,0218

EPMG_FI_MULT_CRED_PRIV	-0,0909	0,0062	-0,0039	0,4399	0,0961	-0,1238	0,0034
------------------------	---------	--------	---------	--------	--------	---------	--------

Apêndice C – Betas e R² - Modelo 2

Fundo	_F_CDI_ACUMUL	_F_DOLAR_PTAX_VENDA	_F_IBOVESPA	_F_IMAB_TOT	_F_IND_RFM_TOT	R ²
SAFRA_GALILEO_FI_MULT	2,0968	0,0345	0,0180	0,4128	-0,9559	0,0639
INSTITUTIONAL_ACTIVE_FIX_IB_MULTIM_FI	1,0259	-0,0001	0,0000	0,0018	0,0099	0,9721
BTG_PACTUAL_HIGH_YIELD_FI_MULT	0,9513	0,0025	0,0006	0,0051	0,0415	0,8296
JGP_MAX_MASTER_FI_MULT	1,2652	0,0309	-0,0125	0,0403	0,0300	0,2737
PERFORMANCE_FIX_IB_MULT_FI	1,0000	-0,0018	-0,0014	0,0167	-0,0094	0,7129
VENTOR_HEDGE_MASTER_FI_MULT	0,5357	0,0465	-0,0039	0,3400	0,2951	0,3511
BTG_PACTUAL_MULTISTRAT_FI_MULT	0,9051	0,0036	0,0009	0,0052	0,0497	0,7708
ITAU_K2_MULT_FI	1,0415	0,0012	0,0077	0,0103	0,0271	0,4277
ITAU_HEDGE_MULT_FI	0,9881	-0,0043	0,0173	0,0189	0,0366	0,1942
SAFRA_ABSOLUTO_FI_MULT	1,5885	0,0196	0,0110	0,2358	-0,5482	0,0768
JGP_EQUITY_MASTER_FI_MULT	1,8681	-0,0329	0,5591	-0,0320	0,1941	0,8375
BTG_PACTUAL_MULTIST_GOLD_FI_MULT	0,9355	0,0037	0,0008	0,0039	0,0488	0,8072
ITAU_MULT_HEDGE_FUND_30_MULT_FI	1,0189	0,0378	0,0317	0,1105	-0,1795	0,2332
ARX_LS_MASTER_FI_MULT	1,6691	-0,0094	0,0086	-0,0074	0,0891	0,1415
MANTIQUEIRA_FI_MULT_CRED_PRIV	0,7276	0,0188	0,0070	0,1069	0,0343	0,1955
GAP_LONG_SHORT_FI_MULT	1,1886	-0,0038	-0,0224	0,0162	0,0593	0,1573
BTG_PACTUAL_HEDGE_PLUS_FI_MULT	0,7902	0,0235	0,0277	0,0338	0,3339	0,2537
BNY_MELLON_ARX_EXTRA_FI_MULT	1,3730	0,0092	0,0166	0,0044	-0,0210	0,1412
BTG_PACTUAL_HEDGE_FI_MULT	0,9030	0,0053	0,0101	0,0056	0,0898	0,5135
PORTO_SEGURO_CARAVELAS_FI_MULT_CRED_PRIV	0,6510	-0,0007	0,0112	0,0635	0,2746	0,5963
SAFRA_CARTEIRA_INSTITUCIONAL_FI_MULTIM	1,1288	0,0111	0,0022	0,0671	-0,1661	0,2769
ITATIAIA_FI_MULT	0,7729	-0,0589	0,5262	0,0674	-0,1220	0,6541
VINCI_FC_DE_FI_MULT	0,4593	0,0655	0,0191	0,0786	0,0860	0,0307
GAVEA_MACRO_MASTER_FI_MULT	1,2170	0,0232	0,0467	0,0584	-0,1143	0,0596
COOPMUTUO_FI_MULT_CRED_PRIV	1,0699	-0,0001	-0,0002	0,0007	-0,0058	0,9783
BTG_PACTUAL_EQUITY_HEDGE_FI_MULT	1,1603	-0,0105	0,0354	-0,0013	-0,0084	0,3281
LEGAN_LOW_VOL_FI_MULT	1,1135	-0,0030	-0,0005	0,0015	0,0129	0,4202
HEMATITA_FI_MULT	0,3559	0,0168	-0,0181	0,1644	0,0120	0,0160

KINEA_MACRO_FI_MULT	0,9484	0,0108	0,0448	0,0876	-0,0963	0,2713
OPPORTUNITY_TOTAL_MASTER_FI_MULT	1,1252	0,0048	0,0457	0,1086	-0,1146	0,1115
OCEANA_LONG_SHORT_FI_MULT	1,1788	-0,0146	0,0047	0,0269	-0,0816	0,1289
ITAU_EQUITY_HEDGE_30_MULT_FI	1,2439	0,0019	0,0059	0,0432	-0,1039	0,1508
BTG_PACTUAL_LOCAL_FI_MULT	0,6525	0,0249	0,0326	0,0357	0,3588	0,2762
HSBC_FI_MULT_MULT_COMPOSITE	0,1711	0,0049	0,0015	0,3758	0,4700	0,9700
ITAU_EQUITY_HEDGE_ADVANCED_MULT_FI	1,0407	0,0324	0,0228	0,0504	-0,0941	0,0641
ITAU_MULTISTRATEGIA_MULT_FI	0,9665	-0,0002	0,0034	0,0041	0,0113	0,7391
FI_MULT_LP_FRANKLIN_GLOBAL_ACCESS	0,8916	0,0009	0,0036	0,0158	0,0451	0,6657
MUGEN_FI_MULT_CRED_PRIV	1,0569	0,0000	0,0000	-0,0004	0,0008	0,9941
PATRIA_CRED_MATR_FC_FI_MULT_CRED_PRIV_IE	1,5902	0,0016	0,0001	0,0382	-0,0289	0,1157
PATRIA_HEDGE_MASTER_FI_MULT	1,0235	0,0098	0,0158	0,0883	-0,0981	0,0387
GAP_MULTIPORTIFOLIO_FI_MULT	0,6372	0,0078	0,0063	0,1095	0,1430	0,2001
CAPITANIA_PORTFOLIO_CRED_PRIV_FI_MULT	1,1205	-0,0004	0,0004	0,0905	0,1478	0,7672
BNP_PARIBAS_LONG_AND_SHORT_FI_MULTIMERCA	1,1324	-0,0297	-0,0202	0,0300	-0,0381	0,0920
MAUA_ABSOLUTO_MASTER_FI_MULT	0,3465	0,0239	0,0019	0,0288	0,7636	0,2242
BTG_PACTUAL_MULTIST_ADV_FI_MULT	0,8367	0,0074	0,0110	0,0086	0,1033	0,4769
JACARANDA_FC_DE_FI_MULT	0,9474	0,0329	0,0335	0,1508	-0,1877	0,2892
BRADESCO_FI_MULT_TACTICAL	0,7846	0,0201	0,0160	0,0707	-0,0957	0,0746
BTG_PACTUAL_INSTIT_DINAMICO_FI_MULT	0,9637	0,0007	0,0005	0,0082	0,0340	0,9028
JAU_FI_MULT_CRED_PRIV_IE	0,6849	0,0598	0,0190	0,1928	-0,2450	0,0260
DLM_HEDGE_CONSERVADOR_FI_MULT	1,0592	0,0004	0,0003	-0,0007	0,0045	0,9652
BNP_PARIBAS_YIELD_CLASSIQUE_FI_MULTIM_LP	0,8231	-0,0066	0,0000	0,0004	0,1277	0,3729
UV_SEQUOIA_FI_MULTIM_INV_EXT_CRED_PRIV	0,6885	0,0156	0,1166	0,3586	-0,1222	0,6945
GAP_SELECTION_FI_MULT	1,0568	0,0009	0,0009	-0,0008	-0,0009	0,8581
JGP_HEDGE_MASTER_FI_MULT	1,1450	0,0123	-0,0073	0,0358	0,0013	0,4470
OPP_MARKET_MASTER_FI_MULT	1,1346	0,0164	-0,0012	0,1038	-0,1782	0,0989
BB_TOP_TRADE_LP_FI_MULT	0,7712	-0,0175	0,0009	0,0034	0,1795	0,4165
FI_MULT_MAPFRE_PRIVADO_II	1,0425	-0,0003	-0,0003	0,0005	-0,0005	0,8834
ARX_HEDGE_PLUS_FI_MULT	1,0287	0,0411	-0,0017	0,0195	-0,1253	0,1422
BRASIL_CARBONO_MULT_FI_CRED_PRIV	0,8129	-0,0022	0,0194	0,1174	0,1555	0,3524
KINEA_SISTEMATICO_MULT_FI	0,8740	0,0136	-0,0001	0,0016	0,1428	0,1114

SANTANDE_FI_STAR_LONG_SHORT_MULT	1,1293	-0,0184	-0,0067	0,0015	0,0115	0,1746
WESTERN_ASSET_MULTITRADING_H_MULT_FI	0,7949	0,0036	0,0546	-0,0136	0,1958	0,3372
TNA_MULT_FC_DE_FI_MULT	0,5571	0,0176	0,0595	0,0764	0,0865	0,5252
SAFRA_HIGH_YIELD_FI_MULT	1,2459	0,0198	0,0028	0,1300	-0,3065	0,1428
SANTANDER_FI_TOP_MULT	0,9700	0,0123	0,0081	-0,0077	0,0500	0,3020
CSHG_TAMANDUA_FI_MULT_CRED_PRIV	1,2354	0,0241	0,0090	0,0250	-0,1672	0,2403
DBM_FI_MULT_CRED_PRIV	0,6832	0,0182	0,0147	0,1759	0,0239	0,4470
HSBC_FI_MULT_CRED_PRIV_LLOYDS_TSB_PLC	0,9920	0,0002	-0,0001	-0,0007	0,0029	0,9885
BRADESCO_FI_MULT_ALBI	0,9545	-0,0253	0,0001	0,0051	0,0293	0,0780
BBM_EQUITY_HEDGE_FC_FI_MULT	1,2569	0,0030	0,0047	-0,0028	-0,0425	0,1012
BNY_MELLON_ARX_TARGET_FI_MULT	1,0004	0,0126	0,0011	0,0102	-0,0664	0,4959
GAP_CRED_PRIV_MASTER_FI_MULTIMERCA	1,1380	-0,0018	0,0028	0,0151	0,1592	0,6852
SAFRA_HIGH_YIELD_FC_FI_MULT	1,2427	0,0199	0,0028	0,1299	-0,3065	0,1424
FIQFI_MULT_MAGLIANO_BTG_PACTUAL	0,9500	0,0027	0,0007	0,0051	0,0418	0,8339
CONDEIXA_FI_MULT_CRED_PRIV	1,2348	0,0398	0,0203	0,0169	-0,1987	0,1733
FI_MULT_MAPFRE_SEG_PRIVADO_II	0,6727	0,0174	0,0012	-0,0414	0,2016	0,1370
GAVEA_MACRO_I_FC_DE_FI_MULT	0,7317	0,0479	0,0371	0,0458	-0,0642	0,0475
BRADESCO_FI_MULT_MACRO	0,8854	0,0170	0,0073	0,0439	-0,1149	0,0954
MARUPIARA_FI_MULT_CRED_PRIV_IE	1,2521	0,0137	0,1298	0,0077	-0,0592	0,6375
M3G_FI_MULT_CRED_PRIV	0,3709	0,0005	0,0102	-0,0297	0,6922	0,8335
BELPART_PLUS_II_FI_MULT_CRED_PRIV	0,9235	0,0127	0,0222	0,0093	0,1277	0,0401
HSBC_FI_MULT_LP_SELECAO_ESTRATEGICA	0,9227	-0,0036	0,0088	0,0020	0,0328	0,0910
VOTORANTIM_FI_EAGLE_MULT_CRED_PRIV	0,9900	0,0030	0,0001	0,0062	0,0455	0,8637
ROMA_1947_FI_MULT_CRED_PRIV_INV_EXT	0,8057	0,0361	0,0234	0,1405	-0,0729	0,2646
DOURADO_FI_MULT	1,4236	-0,0065	0,3767	0,0351	-0,2992	0,8345
MAPFRE_INVERSION_FI_MULT	0,6135	0,0158	-0,0066	-0,0067	0,3777	0,4060
BRAD_PRIV_FC_DE_FI_MULT_GAVEA_PLUS	0,9500	0,0215	0,0425	0,0536	-0,0929	0,0525
FI_MULT_CRED_PRIV_3AX_IE	0,7222	0,0533	0,0310	0,1057	-0,1178	0,0402
FI_VOTORANTIM_MULTISTRATEGY_MULT	0,7233	0,0066	0,0040	0,0173	0,2490	0,1481
MAUA_MACRO_FI_MULT	-0,3401	0,0206	0,0008	0,0375	1,1268	0,2213
EQUITAS_ZENITH_FI_MULT	1,4477	-0,0114	-0,0664	0,0473	-0,1009	0,0450
WA_DINAMICO_FI_MULT	0,7820	-0,0015	-0,0003	0,0066	0,2330	0,6902

BRABESCO_FI_MULT_PLUS_I	0,9607	0,0009	0,0010	0,0154	0,0259	0,8776
FIDES_LONG_SHORT_PLUS_FI_MULT	0,8969	-0,0192	-0,0158	0,0596	-0,1689	0,0393
VENTURESTAR_FI_MULT	0,8370	-0,0116	-0,0103	0,1340	0,1190	0,0839
OLHETE_FI_MULTIM_CRED_PRIV	0,8630	0,0139	0,0063	0,0623	0,0371	0,0995
BNPP_EQUITY_HEDGE_FI_MULT	1,1401	-0,0291	-0,0167	0,0294	-0,0491	0,0597
GAP_HEDGE_FI_MULT	0,7610	0,0043	0,0038	0,0680	0,0812	0,2567
BB_MULT_MACRO_LP_200_FC	0,4512	-0,0109	0,0500	0,0165	0,2007	0,4638
UV_BAOBA_FI_MULTIM_INV_EXT_CRED_PRIV	0,4160	0,0074	0,1481	0,3466	-0,2093	0,2239
ALFA_ESTRATEGIA_FI_MULT_IQ	1,0124	0,0104	0,0035	0,0020	-0,0196	0,6026
ANGA_PORTFOLIO_FI_MULT	1,1886	0,0122	0,0040	0,0174	-0,0369	0,0696
ZAG_FI_MULT_CRED_PRIV	0,8288	0,0280	0,0198	0,1940	-0,1142	0,0995
ARX_HEDGE_FI_MULT	0,9728	0,0245	-0,0012	0,0124	-0,0697	0,2332
BRABESCO_PRIV_FC_FI_MULT_MAUVA_ABSOLUTO	0,2376	0,0160	0,0029	0,0229	0,6649	0,2215
CLARITAS_INSTITUCIONAL_FI_MULT	1,0430	0,0055	0,0051	0,0173	0,0061	0,4172
FI_MULT_CRED_PRIV_ANGEL_INV_NO_EXTERIOR	0,6879	0,0541	0,0194	0,1416	-0,2603	0,0239
NP_HEDGE_FI_MULT	1,2185	0,0187	0,0326	0,0126	-0,1128	0,0540
EPMG_FI_MULT_CRED_PRIV	0,4140	0,0221	0,0080	0,1304	-0,2074	0,0014
CONCORDIA_MULT_FI_LP	1,0029	0,0039	0,0038	-0,0035	0,0233	0,4673
PARNAMIRIM_FUNDO_DE_INVEST_MULT	0,9277	0,0007	-0,0005	0,0053	0,0325	0,6454
BRABESCO_FI_MULT_ABSOLUTO	1,0993	0,0206	0,0130	0,0473	-0,2421	0,0992
FI_FATOR_HEDGE_ABSOLUTO_MULT	0,8473	0,0172	-0,0210	-0,0150	0,2363	0,0562
PRIMAVERA_FI_MULT_CRED_PRIV	1,1383	-0,0024	0,0142	0,0616	-0,0820	0,1671
ARX_HEDGE_II_FI_MULT	0,9768	0,0357	-0,0019	0,0177	-0,1016	0,1595
SITA_SONAR_MIX_FI_MULT_CRED_PRIV	1,0298	0,0002	-0,0001	0,0014	0,0006	0,9340
BRAD_FI_MULT_C_PRIV_INV_EXT_CRISTAL_III	1,9220	0,0344	0,5793	-0,1677	-0,4775	0,7199
SAFRA_CURRENCY_HEDGE_30_FI_MULT	1,3717	0,0045	-0,0117	-0,0452	-0,1500	0,0405
FI_FATOR_SIGMA_INST_MULT	0,3220	0,0058	-0,0037	0,1902	0,4361	0,6605
BB_MULT_MACRO_LP_ESTILO_FC	0,1923	-0,0149	0,1186	0,0068	0,2919	0,5065
FI_MULT_CRED_PRIV_PROPRIETARIO_3_IE	0,7034	0,0397	0,0182	0,0681	-0,0305	0,0379
J_P_MORGAN_GAVEA_DIVERS_FC_FI_MULT	1,1674	0,0428	0,0734	0,0592	-0,2376	0,3552
BES_FI_MULT_CRED_PRIV	1,0359	0,0001	0,0001	0,0005	0,0002	0,9883
FI_MULT_MAPFRE_RL_PRIVADO_I	0,7199	0,0064	0,0004	-0,0190	0,1031	0,2797

PLANNER_FI_MULT	1,0194	0,0000	0,0000	0,0002	0,0001	0,9849
LEGAN_SPECIAL_FI_MULT	1,1785	0,0007	0,0233	0,0141	-0,0912	0,1210

Apêndice D – Divisão de Cluster – K-Means – Modelo 1

Associação do cluster			
Número do caso	Nome	Cluster	Distância
1	SAFRA_GALILEO_FI_MULT	1	0,955485
2	INSTITUTIONAL_ACTIVE_FIX_IB_MULTIM_FI	2	0,141171
3	BTG_PACTUAL_HIGH_YIELD_FI_MULT	2	0,061067
4	JGP_MAX_MASTER_FI_MULT	2	0,157675
5	PERFORMANCE_FIX_IB_MULT_FI	2	0,100878
6	VENTOR_HEDGE_MASTER_FI_MULT	3	0,505808
7	BTG_PACTUAL_MULTISTRAT_FI_MULT	2	0,099727
8	ITAU_K2_MULT_FI	2	0,162280
9	ITAU_HEDGE_MULT_FI	2	0,095262
10	SAFRA_ABSOLUTO_FI_MULT	1	0,610540
11	JGP_EQUITY_MASTER_FI_MULT	2	0,815549
12	BTG_PACTUAL_MULTIST_GOLD_FI_MULT	2	0,073898
13	ITAU_MULT_HEDGE_FUND_30_MULT_FI	4	0,419017
14	ARX_LS_MASTER_FI_MULT	2	0,551502
15	MANTIQUEIRA_FI_MULT_CRED_PRIV	4	0,355139
16	GAP_LONG_SHORT_FI_MULT	2	0,152992
17	BTG_PACTUAL_HEDGE_PLUS_FI_MULT	4	0,354495
18	BNY_MELLON_ARX_EXTRA_FI_MULT	2	0,223665
19	BTG_PACTUAL_HEDGE_FI_MULT	2	0,228613
20	PORTO_SEGURO_CARAVELAS_FI_MULT_CRED_PRIV	2	0,448386
21	SAFRA_CARTEIRA_INSTITUCIONAL_FI_MULTIM	2	0,300194
22	ITATIAIA_FI_MULT	4	0,573622
23	VINCI_FC_DE_FI_MULT	3	0,506856
24	GAVEA_MACRO_MASTER_FI_MULT	1	0,251897
25	COOPMUTUO_FI_MULT_CRED_PRIV	2	0,188718
26	BTG_PACTUAL_EQUITY_HEDGE_FI_MULT	2	0,138466
27	LEGAN_LOW_VOL_FI_MULT	2	0,272581
28	HEMATITA_FI_MULT	4	0,365675
29	KINEA_MACRO_FI_MULT	2	0,374247
30	OPPORTUNITY_TOTAL_MASTER_FI_MULT	4	0,339006
31	OCEANA_LONG_SHORT_FI_MULT	2	0,168839
32	ITAU_EQUITY_HEDGE_30_MULT_FI	2	0,249806
33	BTG_PACTUAL_LOCAL_FI_MULT	4	0,468784
34	HSBC_FI_MULT_MULT_COMPOSITE	4	0,650006
35	ITAU_EQUITY_HEDGE_ADVANCED_MULT_FI	2	0,150327
36	ITAU_MULTIESTRATEGIA_MULT_FI	2	0,113852
37	FI_MULT_LP_FRANKLIN_GLOBAL_ACCESS	2	0,124929
38	MUGEN_FI_MULT_CRED_PRIV	2	0,176929
39	PATRIA_CRED_MATR_FC_FI_MULT_CRED_PRIV_IE	2	0,702187
40	PATRIA_HEDGE_MASTER_FI_MULT	2	0,247253
41	GAP_MULTIPORTIFOLIO_FI_MULT	4	0,275883

42	CAPITANIA_PORTFOLIO_CRED_PRIV_FI_MULT	2	0,250578
43	BNP_PARIBAS_LONG_AND_SHORT_FI_MULTIMERCA	2	0,203648
44	MAUA_ABSOLUTO_MASTER_FI_MULT	3	0,499372
45	BTG_PACTUAL_MULTIST_ADV_FI_MULT	2	0,278684
46	JACARANDA_FC_DE_FI_MULT	4	0,242115
47	BRADESCO_FI_MULT_TACTICAL	4	0,309886
48	BTG_PACTUAL_INSTIT_DINAMICO_FI_MULT	2	0,092366
49	JAU_FI_MULT_CRED_PRIV_IE	1	0,393894
50	DLM_HEDGE_CONSERVADOR_FI_MULT	2	0,176341
51	BNP_PARIBAS_YIELD_CLASSIQUE_FI_MULTIM_LP	2	0,222958
52	UV_SEQUOIA_FI_MULTIM_INV_EXT_CRED_PRIV	4	0,438246
53	GAP_SELECTION_FI_MULT	2	0,170355
54	JGP_HEDGE_MASTER_FI_MULT	2	0,098907
55	OPP_MARKET_MASTER_FI_MULT	2	0,406887
56	BB_TOP_TRADE_LP_FI_MULT	2	0,223658
57	FI_MULT_MAPFRE_PRIVADO_II	2	0,173883
58	ARX_HEDGE_PLUS_FI_MULT	2	0,313476
59	BRASIL CARBONO_MULT_FI_CRED_PRIV	2	0,234369
60	KINEA_SISTEMATICO_MULT_FI	2	0,257742
61	SANTANDE_FI_STAR_LONG_SHORT_MULT	2	0,096579
62	WESTERN_ASSET_MULTITRADING_H_MULT_FI	2	0,383522
63	TNA_MULT_FC_DE_FI_MULT	4	0,330244
64	SAFRA_HIGH_YIELD_FI_MULT	4	0,466045
65	SANTANDER_FI_TOP_MULT	2	0,094313
66	CSHG_TAMANDUA_FI_MULT_CRED_PRIV	4	0,374249
67	DBM_FI_MULT_CRED_PRIV	4	0,126352
68	HSBC_FI_MULT_CRED_PRIV_LLOYDS_TSB_PLC	2	0,132710
69	BRADESCO_FI_MULT_ALBI	2	0,066831
70	BBM_EQUITY_HEDGE_FC_FI_MULT	2	0,194615
71	BNY_MELLON_ARX_TARGET_FI_MULT	2	0,094900
72	GAP_CRED_PRIV_MASTER_FI_MULTIMERCA	2	0,313179
73	SAFRA_HIGH_YIELD_FC_FI_MULT	4	0,464019
74	FIQFI_MULT_MAGLIANO_BTG_PACTUAL	2	0,061922
75	CONDEIXA_FI_MULT_CRED_PRIV	4	0,439121
76	FI_MULT_MAPFRE_SEG_PRIVADO_II	2	0,313668
77	GAVEA_MACRO_I_FC_DE_FI_MULT	1	0,347877
78	BRADESCO_FI_MULT_MACRO	2	0,390182
79	MARUPIARA_FI_MULT_CRED_PRIV_IE	4	0,343948
80	M3G_FI_MULT_CRED_PRIV	4	0,743786
81	BELPART_PLUS_II_FI_MULT_CRED_PRIV	2	0,127546
82	HSBC_FI_MULT_LP_SELECAO_ESTRATEGICA	2	0,095313
83	VOTORANTIM_FI_EAGLE_MULT_CRED_PRIV	2	0,089235
84	ROMA_1947_FI_MULT_CRED_PRIV_INV_EXT	4	0,272573
85	DOURADO_FI_MULT	4	0,603070
86	MAPFRE_INVERSION_FI_MULT	4	0,505661

87	BRAD_PRIV_FC_DE_FI_MULT_GAVEA_PLUS	1	0,314702
88	FI_MULT_CRED_PRIV_3AX_IE	1	0,336344
89	FI_VOTORANTIM_MULTISTRATEGY_MULT	4	0,366050
90	MAUA_MACRO_FI_MULT	3	0,837479
91	EQUITAS_ZENITH_FI_MULT	2	0,414542
92	WA_DINAMICO_FI_MULT	2	0,278680
93	BRADESCO_FI_MULT_PLUS_I	2	0,073828
94	FIDES_LONG_SHORT_PLUS_FI_MULT	2	0,345171
95	VENTURESTAR_FI_MULT	4	0,250345
96	OLHETE_FI_MULTIM_CRED_PRIV	2	0,175780
97	BNPP_EQUITY_HEDGE_FI_MULT	2	0,257044
98	GAP_HEDGE_FI_MULT	4	0,198343
99	BB_MULT_MACRO_LP_200_FC	4	0,464952
100	UV_BAOBA_FI_MULTIM_INV_EXT_CRED_PRIV	1	0,538982
101	ALFA ESTRATEGIA_FI_MULT_IQ	2	0,064077
102	ANGA_PORTFOLIO_FI_MULT	2	0,247225
103	ZAG_FI_MULT_CRED_PRIV	4	0,320756
104	ARX_HEDGE_FI_MULT	2	0,178674
105	BRADESCO_PRIV_FC_FI_MULT_MAUА_ABSOLUTO	3	0,526851
106	CLARITAS_INSTITUCIONAL_FI_MULT	2	0,024067
107	FI_MULT_CRED_PRIV_ANGEL_INV_NO_EXTERIOR	1	0,375777
108	NP_HEDGE_FI_MULT	2	0,184319
109	EPMG_FI_MULT_CRED_PRIV	4	0,430303
110	CONCORDIA_MULT_FI_LP	2	0,143030
111	PARNAMIRIM_FUNDO_DE_INVEST_MULT	2	0,074054
112	BRADESCO_FI_MULT_ABSOLUTO	2	0,351645
113	FI_FATOR_HEDGE_ABSOLUTO_MULT	2	0,240403
114	PRIMAVERA_FI_MULT_CRED_PRIV	4	0,271559
115	ARX_HEDGE_II_FI_MULT	2	0,288285
116	SITA_SONAR_MIX_FI_MULT_CRED_PRIV	2	0,153328
117	BRAD_FI_MULT_C_PRIV_INV_EXT_CRISTAL_III	1	0,801401
118	SAFRA_CURRENCY_HEDGE_30_FI_MULT	1	0,392570
119	FI_FATOR_SIGMA_INST_MULT	4	0,490969
120	BB_MULT_MACRO_LP_ESTILO_FC	4	0,448050
121	FI_MULT_CRED_PRIV_PROPRIETARIO_3_IE	4	0,400710
122	J_P_MORGAN_GAVEA_DIVERS_FC_FI_MULT	1	0,141795
123	BES_FI_MULT_CRED_PRIV	2	0,158837
124	FI_MULT_MAPFRE_RL_PRIVADO_I	2	0,232398
125	PLANNER_FI_MULT	2	0,145314
126	LEGAN_SPECIAL_FI_MULT	2	0,253580

Apêndice E – Divisão de Cluster – K-Means – Modelo 2

Associação do cluster			
Número do caso	Nome	Cluster	Distância
1	SAFRA_GALILEO_FI_MULT	1	0,759000
2	INSTITUTIONAL_ACTIVE_FIX_IB_MULTIM_FI	2	0,098000
3	BTG_PACTUAL_HIGH_YIELD_FI_MULT	2	0,174000
4	JGP_MAX_MASTER_FI_MULT	2	0,187000
5	PERFORMANCE_FIX_IB_MULT_FI	2	0,108000
6	VENTOR_HEDGE_MASTER_FI_MULT	4	0,389000
7	BTG_PACTUAL_MULTISTRAT_FI_MULT	4	0,207000
8	ITAU_K2_MULT_FI	2	0,096000
9	ITAU_HEDGE_MULT_FI	2	0,141000
10	SAFRA_ABSOLUTO_FI_MULT	1	0,402000
11	JGP_EQUITY_MASTER_FI_MULT	1	0,680000
12	BTG_PACTUAL_MULTIST_GOLD_FI_MULT	2	0,192000
13	ITAU_MULT_HEDGE_FUND_30_MULT_FI	2	0,179000
14	ARX_LS_MASTER_FI_MULT	2	0,588000
15	MANTIQUEIRA_FI_MULT_CRED_PRIV	4	0,053000
16	GAP_LONG_SHORT_FI_MULT	2	0,144000
17	BTG_PACTUAL_HEDGE_PLUS_FI_MULT	4	0,276000
18	BNY_MELLON_ARX_EXTRA_FI_MULT	2	0,276000
19	BTG_PACTUAL_HEDGE_FI_MULT	4	0,203000
20	PORTO_SEGURO_CARAVELAS_FI_MULT_CRED_PRIV	4	0,215000
21	SAFRA_CARTEIRA_INSTITUCIONAL_FI_MULTIM	2	0,128000
22	ITATIAIA_FI_MULT	4	0,541000
23	VINCI_FC_DE_FI_MULT	4	0,263000
24	GAVEA_MACRO_MASTER_FI_MULT	2	0,145000
25	COOPMUTUO_FI_MULT_CRED_PRIV	2	0,059000
26	BTG_PACTUAL_EQUITY_HEDGE_FI_MULT	2	0,085000
27	LEGAN_LOW_VOL_FI_MULT	2	0,069000
28	HEMATITA_FI_MULT	4	0,378000
29	KINEA_MACRO_FI_MULT	2	0,173000
30	OPPORTUNITY_TOTAL_MASTER_FI_MULT	2	0,114000
31	OCEANA_LONG_SHORT_FI_MULT	2	0,089000
32	ITAU_EQUITY_HEDGE_30_MULT_FI	2	0,156000
33	BTG_PACTUAL_LOCAL_FI_MULT	4	0,297000
34	HSBC_FI_MULT_MULT_COMPOSITE	3	0,331000
35	ITAU_EQUITY_HEDGE_ADVANCED_MULT_FI	2	0,083000
36	ITAU_MULTISTRATEGIA_MULT_FI	2	0,147000
37	FI_MULT_LP_FRANKLIN_GLOBAL_ACCESS	4	0,191000
38	MUGEN_FI_MULT_CRED_PRIV	2	0,071000
39	PATRIA_CRED_MATR_FC_FI_MULT_CRED_PRIV_IE	2	0,492000
40	PATRIA_HEDGE_MASTER_FI_MULT	2	0,109000

41	GAP_MULTIPORTIFOLIO_FI_MULT	4	0,113000
42	CAPITANIA_PORTFOLIO_CRED_PRIV_FI_MULT	2	0,207000
43	BNP_PARIBAS_LONG_AND_SHORT_FI_MULTIMERCA	2	0,058000
44	MAUA_ABSOLUTO_MASTER_FI_MULT	3	0,216000
45	BTG_PACTUAL_MULTIST_ADV_FI_MULT	4	0,145000
46	JACARANDA_FC_DE_FI_MULT	2	0,243000
47	BRADESCO_FI_MULT_TACTICAL	4	0,182000
48	BTG_PACTUAL_INSTIT_DINAMICO_FI_MULT	2	0,160000
49	JAU_FI_MULT_CRED_PRIV_IE	4	0,341000
50	DLM_HEDGE_CONSERVADOR_FI_MULT	2	0,073000
51	BNP_PARIBAS_YIELD_CLASSIQUE_FI_MULTIM_LP	4	0,150000
52	UV_SEQUOIA_FI_MULTIM_INV_EXT_CRED_PRIV	4	0,350000
53	GAP_SELECTION_FI_MULT	2	0,070000
54	JGP_HEDGE_MASTER_FI_MULT	2	0,070000
55	OPP_MARKET_MASTER_FI_MULT	2	0,155000
56	BB_TOP_TRADE_LP_FI_MULT	4	0,150000
57	FI_MULT_MAPFRE_PRIVADO_II	2	0,080000
58	ARX_HEDGE_PLUS_FI_MULT	2	0,111000
59	BRASIL CARBONO_MULT_FI_CRED_PRIV	4	0,134000
60	KINEA_SISTEMATICO_MULT_FI	4	0,192000
61	SANTANDE_FI_STAR_LONG_SHORT_MULT	2	0,078000
62	WESTERN_ASSET_MULTITRADING_H_MULT_FI	4	0,176000
63	TNA_MULT_FC_DE_FI_MULT	4	0,163000
64	SAFRA_HIGH_YIELD_FI_MULT	2	0,315000
65	SANTANDER_FI_TOP_MULT	2	0,166000
66	CSHG_TAMANDUA_FI_MULT_CRED_PRIV	2	0,182000
67	DBM_FI_MULT_CRED_PRIV	4	0,112000
68	HSBC_FI_MULT_CRED_PRIV_LLOYDS_TSB_PLC	2	0,122000
69	BRADESCO_FI_MULT_ALBI	2	0,169000
70	BBM_EQUITY_HEDGE_FC_FI_MULT	2	0,161000
71	BNY_MELLON_ARX_TARGET_FI_MULT	2	0,102000
72	GAP_CRED_PRIV_MASTER_FI_MULTIMERCA	2	0,211000
73	SAFRA_HIGH_YIELD_FC_FI_MULT	2	0,313000
74	FIQFI_MULT_MAGLIANO_BTG_PACTUAL	2	0,176000
75	CONDEIXA_FI_MULT_CRED_PRIV	2	0,206000
76	FI_MULT_MAPFRE_SEG_PRIVADO_II	4	0,186000
77	GAVEA_MACRO_I_FC_DE_FI_MULT	4	0,146000
78	BRADESCO_FI_MULT_MACRO	2	0,225000
79	MARUPIARA_FI_MULT_CRED_PRIV_IE	2	0,197000
80	M3G_FI_MULT_CRED_PRIV	3	0,228000
81	BELPART_PLUS_II_FI_MULT_CRED_PRIV	4	0,226000
82	HSBC_FI_MULT_LP_SELECAO ESTRATEGICA	2	0,196000
83	VOTORANTIM_FI_EAGLE_MULT_CRED_PRIV	2	0,146000
84	ROMA_1947_FI_MULT_CRED_PRIV_INV_EXT	4	0,182000
85	DOURADO_FI_MULT	1	0,387000

86	MAPFRE_INVERSION_FI_MULT	4	0,336000
87	BRAD_PRIV_FC_DE_FI_MULT_GAVEA_PLUS	2	0,162000
88	FI_MULT_CRED_PRIV_3AX_IE	4	0,196000
89	FI_VOTORANTIM_MULTISTRATEGY_MULT	4	0,190000
90	MAUA_MACRO_FI_MULT	3	0,722000
91	EQUITAS_ZENITH_FI_MULT	2	0,361000
92	WA_DINAMICO_FI_MULT	4	0,192000
93	BRADESCO_FI_MULT_PLUS_I	2	0,158000
94	FIDES_LONG_SHORT_PLUS_FI_MULT	2	0,240000
95	VENTURESTAR_FI_MULT	4	0,148000
96	OLHETE_FI_MULTIM_CRED_PRIV	4	0,154000
97	BNPP_EQUITY_HEDGE_FI_MULT	2	0,060000
98	GAP_HEDGE_FI_MULT	4	0,055000
99	BB_MULT_MACRO_LP_200_FC	4	0,304000
100	UV_BAOBA_FI_MULTIM_INV_EXT_CRED_PRIV	4	0,504000
101	ALFA ESTRATEGIA_FI_MULT_IQ	2	0,095000
102	ANGA_PORTFOLIO_FI_MULT	2	0,091000
103	ZAG_FI_MULT_CRED_PRIV	4	0,246000
104	ARX_HEDGE_FI_MULT	2	0,131000
105	BRADESCO_PRIV_FC_FI_MULT_MAUА_ABSOLUTO	3	0,092000
106	CLARITAS_INSTITUCIONAL_FI_MULT	2	0,079000
107	FI_MULT_CRED_PRIV_ANGEL_INV_NO_EXTERIOR	4	0,342000
108	NP_HEDGE_FI_MULT	2	0,140000
109	EPMG_FI_MULT_CRED_PRIV	4	0,416000
110	CONCORDIA_MULT_FI_LP	2	0,124000
111	PARNAMIRIM_FUNDO_DE_INVEST_MULT	2	0,191000
112	BRADESCO_FI_MULT_ABSOLUTO	2	0,196000
113	FI_FATOR_HEDGE_ABSOLUTO_MULT	4	0,236000
114	PRIMAVERA_FI_MULT_CRED_PRIV	2	0,063000
115	ARX_HEDGE_II_FI_MULT	2	0,137000
116	SITA_SONAR_MIX_FI_MULT_CRED_PRIV	2	0,089000
117	BRAD_FI_MULT_C_PRIV_INV_EXT_CRISTAL_III	1	0,409000
118	SAFRA_CURRENCY_HEDGE_30_FI_MULT	2	0,301000
119	FI_FATOR_SIGMA_INST_MULT	3	0,262000
120	BB_MULT_MACRO_LP_ESTILO_FC	3	0,368000
121	FI_MULT_CRED_PRIV_PROPRIETARIO_3_IE	4	0,108000
122	J_P_MORGAN_GAVEA_DIVERS_FC_FI_MULT	2	0,217000
123	BES_FI_MULT_CRED_PRIV	2	0,085000
124	FI_MULT_MAPFRE_RL_PRIVADO_I	4	0,110000
125	PLANNER_FI_MULT	2	0,098000
126	LEGAN_SPECIAL_FI_MULT	2	0,093000