

FUNDAÇÃO GETULIO VARGAS
ESCOLA DE ECONOMIA DE SÃO PAULO

THIAGO STRAVA CORRÊA

TESTE DE STRESS POR ANÁLISE DE ESTILO

SÃO PAULO

2017

THIAGO STRAVA CORRÊA

TESTE DE STRESS POR ANÁLISE DE ESTILO

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

Campo de Conhecimento:
Econometria - Finanças Aplicadas

Orientador: Prof. Dr. Marcelo Fernandes

SÃO PAULO

2017

Corrêa, Thiago Strava.

Teste de stress por análise de estilo / Thiago Strava Corrêa. - 2017.
82 f.

Orientador: Marcelo Fernandes

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

1. Finanças. 2. Risco (Economia). 3. Investimentos - Análise. 4.
Investimentos - Modelos matemáticos. I. Fernandes, Marcelo. II. Dissertação
(mestrado) - Escola de Economia de São Paulo. III. Título.

CDU 336.763.2

THIAGO STRAVA CORRÊA

TESTE DE STRESS POR ANÁLISE DE ESTILO

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

Campo de Conhecimento:
Econometria - Finanças Aplicadas

Data de aprovação:

____ / ____ / ____

Banca Examinadora:

Prof. Dr. Marcelo Fernandes (Orientador)
FGV-EESP

Prof. Dr. Ricardo Pereira Masini
FGV-EESP

Prof. Dr. Caio Ibsen Rodrigues de Almeida
FGV-EPGE

AGRADECIMENTOS

Meu trabalho nesta dissertação foi o de juntar as diversas boas ideias que me foram generosa e pacientemente oferecidas por professores e amigos.

Meu orientador, professor Marcelo Fernandes, é o responsável pela ideia fundamental da dissertação e por ter me ajudado a conduzir a pesquisa de forma a mantê-la relevante e simples. A ideia foi retirada de sua própria agenda de pesquisa e é fruto da combinação de sua vasta experiência prática no mercado financeiro e de seu profundo domínio das literaturas de econometria teórica e de finanças aplicadas. O professor Guilherme Yanaka me ajudou a entender muitos dos aspectos práticos e regulatórios relacionados aos testes de stress e me introduziu à literatura fundamental de gestão de riscos. As sugestões do professor Ricardo Masini tornaram esta dissertação significativamente mais interessante e me apresentaram uma promissora agenda de pesquisa que espero continuar a explorar. Também devo agradecimentos a todos os outros professores da EESP que contribuíram em minha formação de economista com suas aulas e seminários.

Muitos dos meus colegas do programa de mestrado e doutorado da EESP me ajudaram a resolver problemas e a desenvolver um entendimento mais sólido sobre minha pesquisa ao pacientemente me escutarem explicar minha dissertação e ao propor questões inteligentes e desafiadoras. Destacadamente: Rafael Mouallem, Jordano Rocha, João Lazzaro, Caio Lorecchio e Mateus Santos.

Apesar de minha dificuldade para cumprir prazos e para estar em dia com documentações, estas questões nunca me afastaram das minhas atividades de pesquisa graças ao suporte oferecido pela FGV especialmente via o trabalho fenomenal de Suzinei Teles Garcia da Secretaria de Registros Acadêmicos e de Daniela Junqueira e de Thais Cabral da Secretaria da Pós-graduação acadêmica.

RESUMO

Esta dissertação propõe o uso de modelos de análise de estilo para a previsão da distribuição dos retornos de carteiras condicionais a cenários estressados de fatores de risco como uma alternativa aos tradicionais modelos de avaliação total. Dentre os seis modelos de análise de estilo cuja capacidade preditiva é testada, destacam-se os modelos quantílico composto e não-linear, que além de obterem os melhores resultados são ainda pouco explorados pela literatura de gestão de risco.

Palavras-chave: testes de stress, análise de estilo, regressão quantílica não linear.

ABSTRACT

This dissertation suggests the use of style analysis models for the forecasting of portfolio returns' distribution conditional to stressed scenarios of risk factors. Among the six style analysis models which had their forecasting capacity tested, the composite quantile and the non-linear quantile models stand out by their quality and lack of documentation in the risk management literature.

Keywords: stress tests, style analysis, non-linear quantile regression.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 – Estatísticas Descritivas dos retornos mensais das Carteiras. (i) Média; (ii) SD: desvio padrão; (iii) Skew: terceiro momento centrado; (iv) Kurt: quarto momento centrado; (v) JB: p-valor do teste de Jarque-Bera; (vi) LL: p-valor do teste de Lilliefors; (vii) Média e Desvio padrão da soma e da soma absoluta das estimativas dos coeficientes do modelo de regressão quantílica composta	24
Figura 2 – Histogramas dos retornos dos índices de <i>Hedge Funds</i>	24
Figura 3 – Histogramas dos retornos das ETF's setoriais	25
Figura 4 – Coeficientes da regressão quantílica composta para os índices de <i>Hedge Funds</i>	26
Figura 5 – Coeficientes da regressão quantílica composta para as ETF's setoriais	27
Figura 6 – p-valores dos testes de Berkowitz não truncado e de Jarque-Bera	28
Figura 7 – p-valores dos testes de Berkowitz não truncado	29
Figura 8 – Distribuição dos quantis realizados do índice de Convertible Arbitrage	30
Figura 9 – p-valores do teste conjunto de Christoffersen	31
Figura 10 – p-valores do teste truncado conjunto de Berkowitz	32
Figura 11 – p-valores do teste de perda esperada condicional	33
Figura 12 – Box-plots dos intervalos de confiança de 97% dos índices de <i>Hedge Funds</i>	34
Figura 13 – Box-plots dos intervalos de confiança de 97% das ETF's setoriais	35
Figura 14 – Intervalo de confiança previsto do índice de Convertible Arbitrage	36
Figura 15 – Quantis condicionais estimados para o portfólio 1 simulado segundo uma normal	37
Figura 16 – Intervalo de confiança previsto do portfólio 1	38
Figura 17 – Distribuição dos quantis realizados do índice de Convertible Arbitrage	44
Figura 18 – Distribuição dos quantis realizados do índice de CTA Global	45
Figura 19 – Distribuição dos quantis realizados do índice de Distressed Securities	45
Figura 20 – Distribuição dos quantis realizados do índice de Emerging Markets	46
Figura 21 – Distribuição dos quantis realizados do índice de Equity Market Neutral	46
Figura 22 – Distribuição dos quantis realizados do índice de Event Driven	47
Figura 23 – Distribuição dos quantis realizados do índice de Fixed Income Arbitrage	47
Figura 24 – Distribuição dos quantis realizados do índice de Global Macro	48
Figura 25 – Distribuição dos quantis realizados do índice de Long Short Equity	48
Figura 26 – Distribuição dos quantis realizados do índice de Merger Arbitrage	49
Figura 27 – Distribuição dos quantis realizados do índice de Relative Value	49
Figura 28 – Distribuição dos quantis realizados do índice de Short Selling	50
Figura 29 – Distribuição dos quantis realizados do índice de Funds of Funds	50

Figura 30 – Distribuição dos quantis realizados da ETF Consumer Discretionary	51
Figura 31 – Distribuição dos quantis realizados da ETF de Consumer Staples	51
Figura 32 – Distribuição dos quantis realizados da ETF de Energy	52
Figura 33 – Distribuição dos quantis realizados da ETF de Financial	52
Figura 34 – Distribuição dos quantis realizados da ETF de Health	53
Figura 35 – Distribuição dos quantis realizados da ETF de Industrial	53
Figura 36 – Distribuição dos quantis realizados da ETF de Materials	54
Figura 37 – Distribuição dos quantis realizados da ETF de Technology	54
Figura 38 – Distribuição dos quantis realizados da ETF de Utilities	55
Figura 39 – Intervalo de confiança previsto do índice de Convertible Arbitrage	56
Figura 40 – Intervalo de confiança previsto do índice de CTA Global	57
Figura 41 – Intervalo de confiança previsto do índice de Distressed Securities	57
Figura 42 – Intervalo de confiança previsto do índice de Emerging Markets	58
Figura 43 – Intervalo de confiança previsto do índice de Equity Market Neutral	58
Figura 44 – Intervalo de confiança previsto do índice de Event Driven	59
Figura 45 – Intervalo de confiança previsto do índice de Fixed Income Arbitrage	59
Figura 46 – Intervalo de confiança previsto do índice de Global Macro	60
Figura 47 – Intervalo de confiança previsto do índice de Long Short Equity	60
Figura 48 – Intervalo de confiança previsto do índice de Merger Arbitrage	61
Figura 49 – Intervalo de confiança previsto do índice de Relative Value	61
Figura 50 – Intervalo de confiança previsto do índice de Short Selling	62
Figura 51 – Intervalo de confiança previsto do índice de Funds of Funds	62
Figura 52 – Intervalo de confiança previsto da ETF Consumer Discretionary	63
Figura 53 – Intervalo de confiança previsto da ETF Consumer Staples	63
Figura 54 – Intervalo de confiança previsto da ETF Energy	64
Figura 55 – Intervalo de confiança previsto da ETF Financial	64
Figura 56 – Intervalo de confiança previsto da ETF Health	65
Figura 57 – Intervalo de confiança previsto da ETF Industrial	65
Figura 58 – Intervalo de confiança previsto da ETF Materials	66
Figura 59 – Intervalo de confiança previsto da ETF Technology	66
Figura 60 – Intervalo de confiança previsto da ETF Utilities	67
Figura 61 – Quantis condicionais estimados para o portfólio 1 simulado segundo uma normal	69
Figura 62 – Quantis condicionais estimados para o portfólio 2 simulado segundo uma normal	70
Figura 63 – Quantis condicionais estimados para o portfólio 3 simulado segundo uma normal	71

Figura 64 – Quantis condicionais estimados para o portfólio 1 simulado segundo uma t-student	72
Figura 65 – Quantis condicionais estimados para o portfólio 2 simulado segundo uma t-student	73
Figura 66 – Quantis condicionais estimados para o portfólio 3 simulado segundo uma t-student	74
Figura 67 – p-valores dos testes de Christofferssen para o portfólio 1	75
Figura 68 – p-valores dos testes de Christofferssen para o portfólio 2	76
Figura 69 – p-valores dos testes de Christofferssen para o portfólio 3	76
Figura 70 – p-valores dos testes de perda esperada para o portfólio 1	77
Figura 71 – p-valores dos testes de perda esperada para o portfólio 2	78
Figura 72 – p-valores dos testes de perda esperada para o portfólio 3	79
Figura 73 – Intervalo de confiança previsto do portfólio 1	80
Figura 74 – Intervalo de confiança previsto do portfólio 2	81
Figura 75 – Intervalo de confiança previsto do portfólio 3	82

Sumário

1	INTRODUÇÃO	11
2	METODOLOGIA	14
2.1	Modelos de Análise de Estilo	14
2.1.1	Modelo Histórico	14
2.1.2	Modelos Paramétricos	14
2.1.3	Modelo de Regressão Quantílica	15
2.1.4	Modelo de Regressão Quantílica Composta	16
2.1.5	Modelo de Regressão Quantílica Não Linear	16
2.2	Testes de Desempenho de Previsão: <i>Backtests</i>	18
2.2.1	Teste de Kupiec	18
2.2.2	Teste de Christoffersen	18
2.2.3	Teste de Berkowitz	19
2.2.4	Teste da Perda Condicional Esperada	20
2.3	Modelos de Avaliação Total	21
3	RESULTADOS	23
3.1	Previsão	23
3.2	Reprodução da Avaliação Total	32
4	CONCLUSÃO	39
	BIBLIOGRAFIA	41
	ANEXOS	43
Anexo A	Histogramas dos Quantis Realizados	44
Anexo B	Séries dos Intervalos de Confiança das carteiras de índices e ETF's	56
Anexo C	Gráficos dos quantis condicionais dos portfólios de opções baseados em ativos simulados	68
Anexo D	Tabelas dos backtests dos portfólios baseados em ativos reais	75
Anexo E	Séries dos intervalos de confiança dos portfólios de opções baseadas em ativos reais	80

1 INTRODUÇÃO

Apesar dos testes de stress fazerem parte da rotina de gestores de risco e reguladores há muito tempo, o interesse por eles cresceu tremendamente desde a crise financeira de 2008 (MOODY'S, 2011). Em um documento do Comitê da Basileia dedicado somente a estes exercícios (BIS, 2009), seu objetivo é definido como o de avaliar as perdas de uma instituição financeira em cenários extremos, mas plausíveis, que podem ter sido ignorados por medidas tradicionais de risco baseadas somente em dados históricos. A forma de se selecionar estes cenários, de lhes atribuir probabilidades e de mapear seus efeito nas posições das instituições são os principais temas da literatura dedicada a testes de stress.

Estes cenários definidos sobre variáveis macroeconômicas ou fatores de risco podem ser a repetição de movimentos ocorridos durante crises, ou podem ser construídos para refletir o efeito de algum evento político ou econômico específico que não necessariamente tem algum precedente histórico, ou podem ser construídos por um processo reverso de se selecionar as combinações de movimentos dos fatores de risco que produzem os piores resultados para a carteira (ARAGONÉS; BLANCO; DOWD, 2001). Uma vez definido o cenário estressado de interesse o passo seguinte é o de se prever a distribuição de perdas e lucros condicional a este cenário. No que se refere a risco de mercado, a prática mais comum é a denominada de avaliação completa (*full evaluation*) que consiste em se modelar a distribuição conjunta dos ativos que compõem uma carteira condicional ao cenário estressado de interesse, simular essa distribuição computando-se para cada ponto simulado o valor da carteira e, assim, gerar a distribuição do valor da carteira.

De fato, esta abordagem é a utilizada por Alexander and Sheedy (2008) para comparar a sensibilidade de diferentes modelos da distribuição dos retornos à inclusão de observações extremas na amostra, ou por Kupiec (2002) para discutir a necessidade de se levar em consideração as correlações entre os preços para se avaliar corretamente o impacto de um movimento extremo em um deles sobre o valor de toda a carteira e por Glasserman, Kang and Kang (2015) que propõe uma forma de se selecionar os cenários estressados mais plausíveis utilizando a distribuição conjunta dos fatores de risco e dos ativos da carteira. A popularidade da avaliação total (*full evaluation*) se deve principalmente ao fato de utilizar toda a informação disponível sobre a composição da carteira. Isso entretanto impõe um custo computacional significativo especialmente quando a carteira tem derivativos cuja relação com os ativos subjacentes é não linear exigindo-se que a cada ponto simulado compute-se novamente o preço do derivativo, por isso alguns autores dedicaram-se a tentar reproduzir os resultados do "full-evaluation" com métodos de aproximação computacionalmente menos intensivos. Os mais tradicionais e simples deles são os métodos delta (MORGAN, 1995) e delta-gamma (ROUVINEZ, 1997) que aproximam a função do valor da carteira em termos dos ativos subjacentes por uma expansão de primeira

e segunda ordem respectivamente. O bom resultado desses métodos depende criticamente de que os ativos subjacentes sigam uma distribuição conjunta normal e de que a função do valor da carteira seja somente convexa ou somente côncava com relação aos preços dos ativos. Além disso, estes métodos ainda estão sujeitos aos custos computacionais associados à estimação do modelo da distribuição conjunta dos ativos que cresce geometricamente.

Uma forma de mitigar as questões computacionais, relaxar a hipótese sobre a distribuição paramétrica dos ativos e permitir uma variedade maior de relações entre o valor da carteira e os fatores de risco é recorrer à literatura de análise de estilo. Nela procura-se uma carteira sintética de baixa dimensão baseada em fatores de risco que tenha aproximadamente o mesmo comportamento dos retornos da original. A forma de se construir estas carteiras sintéticas originalmente se baseava na regressão dos retornos da carteira sobre os fatores de risco (SHARPE, 1992; CARHART, 1997), assim as carteiras sintéticas reproduziam o comportamento do retorno médio da carteira original, o que é de pouco interesse para o contexto de gestão de risco cujas principais medidas se baseiam nos quantis das caudas da distribuição dos retornos da carteira. Esse problema pode ser trivialmente contornado assumindo-se que o componente estocástico da regressão linear tem uma distribuição paramétrica específica e é homocedástico. Isso, entretanto, é problemático como notado por Bassett and Chen (2002) e por Hamidi, Maillet and Merlin (2011), não tanto pela necessidade de se assumir uma forma paramétrica, mas principalmente pela hipótese de homocedasticidade que é em muitos casos de interesse como o de *hedge funds* notavelmente falsa. Por isso esses autores propõe o uso da ferramenta de regressão quantílica para encontrar para cada quantil da carteira original uma carteira sintética que tenha o mesmo comportamento desse quantil.

Se por um lado os modelos de análise de estilo podem capturar uma maior variedade de relações entre a distribuição condicional dos retornos da carteira e os fatores de risco ao mesmo tempo que reduzem o esforço computacional associado, por outro, estes métodos exigem séries mais longas para produzirem estimativas confiáveis. Dessa forma é fundamental que se avalie o desempenho preditivo desses modelos e sua capacidade de reprodução dos resultados do método de avaliação total (*full evaluation*) para que gestores de risco e reguladores possam os usar em testes de stress.

Nesta dissertação ambos são feitos para um conjunto de seis modelos de análise de estilo que oferecem diferentes níveis de flexibilidade para a modelagem da distribuição do retorno da carteira condicional aos fatores de risco. A capacidade de previsão desses modelos é testada para um conjunto de 22 fundos e sua capacidade de reprodução dos resultados do método de avaliação total é avaliado para carteiras de opções baseadas em ativos reais e simulados.

Apesar dos resultados para as diferentes carteiras não revelarem uma óbvia superioridade de algum dos modelos, os resultados de previsão são especialmente encorajadores para o modelo de regressão quantílica não linear que é uma ferramenta recente e ainda muito limitada-mente explorada na literatura aplicada de previsão de risco. Bouyé and Salmon (2009) usaram

essa ferramenta para estimar um modelo univariado do quantil condicional do dólar com relação a outras moedas. Dessa forma, nesta dissertação o uso dessa ferramenta é ampliado ao se propor sua aplicação em modelos de teste de stress e ao se utilizar uma função quantílica multivariada.

No que se refere à capacidade de reprodução do método de avaliação total, os resultados sugerem que os métodos de análise de estilo podem complementar de forma valiosa os testes de stress habituais por reproduzirem bem os resultados do método de avaliação total quando este se baseia em uma hipótese correta sobre a distribuição conjunta dos ativos e por promoverem melhores estimativas quando o método de avaliação total se baseia em uma hipótese errada.

Na próxima seção serão apresentados os modelos de análise de estilo que serão avaliados, os *backtests* utilizados na avaliação da qualidade da previsão dos quantis e os métodos de avaliação total cujos resultados os modelos de análise de estilo devem tentar reproduzir. Na terceira seção, os resultados dos testes são discutidos. Em seguida conclui-se.

2 METODOLOGIA

2.1 Modelos de Análise de Estilo

Os modelos de análise de estilo têm em comum prever a distribuição dos retornos condicionais das carteiras baseados somente em seu histórico de retornos, não sendo necessárias informações sobre a composição da carteira e sobre a distribuição conjunta de seus componentes. O esforço de estimação poupado ao não se estimar a distribuição conjunta dos componentes da carteira, pode então ser empregado na estimação de estruturas mais complexas que relacionam o retorno da carteira com os fatores de risco. Entretanto, se estas estruturas mais complexas eram supérfluas ao se modelar a distribuição condicional de cada ativo aos fatores de risco, elas tornam-se necessárias quando informações sobre a composição da carteira não são usadas para se modelar a distribuição dos retornos, pois estes podem apresentar desvios mais pronunciados de distribuições paramétricas. Por outro lado, estas estruturas mais complexas exigem um número maior de observações para serem estimadas com precisão impondo assim um *trade-off* entre viés e precisão.

Os modelos que serão avaliados nesta dissertação e apresentados a seguir oferecem variados níveis flexibilidade e portanto representam diferentes decisões de escolha entre viés e precisão.

2.1.1 Modelo Histórico

O modelo histórico simplesmente assume que a distribuição dos retornos no próximo período será igual à distribuição amostral dos últimos w retornos, em que w é o tamanho da janela. Apesar de sua distribuição prevista não utilizar a informação dos fatores de risco, ou seja, ser uma previsão da distribuição incondicional, este modelo produz boas previsões no sentido de não serem rejeitadas pelos *backtests* fazendo dele uma boa referência. Por isso espera-se que um bom modelo para a distribuição condicional tenha um desempenho ao menos tão bom quanto o histórico nos *backtests* e além disso use a informação dos fatores de risco para produzir intervalos de confiança menos conservadores do que os do modelo histórico.

2.1.2 Modelos Paramétricos

Os modelos paramétricos que serão utilizados assumem que os retornos condicionais das carteiras seguem uma distribuição paramétrica específica deslocada linearmente pelos fatores

de risco, formalmente:

$$\begin{cases} r = \beta'X + e \\ Pr(e < \bar{e}) = \tau \rightarrow Q_e(\tau) = \bar{e} \end{cases} \rightarrow Q_{r|X}(\tau|X) = \beta'X + Q_e(\tau)$$

A principal vantagem desse tipo de modelo é sua capacidade de descrever toda a distribuição condicional baseado na estimação de poucos parâmetros. No entanto, essa estrutura assume que a relação entre os quantis condicionais e os fatores de risco é a mesma para todos os quantis e todos os valores dos fatores de risco, formalmente:

$$\frac{\partial Q_{r|X}(\tau|X)}{\partial X} = \beta, \forall \tau \in [0; 1] \text{ e } X \in \mathfrak{R}^k$$

Como mostrado por [Bassett and Chen \(2002\)](#) e por [Hamidi, Maillet and Merlin \(2011\)](#) essas hipóteses provavelmente não são verdadeiras em muitos casos de interesse de forma que impõem algum viés na previsão dos quantis em troca de menores erros de estimação graças ao menor número de parâmetros estimados. Nesta dissertação as distribuições paramétricas utilizadas serão a normal e a t-student com três graus de liberdade.

2.1.3 Modelo de Regressão Quantílica

O modelo de regressão quantílica permite que cada quantil da distribuição do retorno da carteira tenha um vetor diferenciado de sensibilidades aos fatores de risco, permitindo que a distribuição condicional assuma uma maior variedade de formas:

$$Q_{r|X}(\tau|X) = \alpha(\tau) + \beta(\tau)'X$$

Em contraste com os modelos paramétricos, os coeficientes são indexados pela probabilidade τ . Se os coeficientes são constantes ($\beta(\tau) = \beta, 0 < \tau < 1$), então o modelo quantílico se reduz a um modelo homocedástico em que $\alpha(\tau)$ é a função quantílica do termo de erro. Quando $\beta(\tau)$ varia o modelo incorpora alguma forma de heterocedasticidade. É importante notar, no entanto, que neste caso o modelo de regressão quantílica sempre é uma aproximação, pois para algum vetor dos fatores de risco a função quantílica condicional não será monotônica, formalmente:

$$\exists x \in \mathfrak{R}^k \text{ e } \bar{\tau} > \tilde{\tau} : Q_{r|X}(\bar{\tau}|x) < Q_{r|X}(\tilde{\tau}|x)$$

Por isso, ao se fazer as previsões, sempre há um ganho em se aplicar algum método que transforme a função quantílica condicional estimada em uma função monotônica. Nesta dissertação aplicaremos o procedimento sugerido em [Chernozhukov, Fernández-Val and Galichon \(2010\)](#) que prova que ao se reordenar os quantis condicionais estimados a nova distribuição obtida além de ser monotônica é mais próxima da real. Outra limitação importante deste tipo de modelo é que ele também não permite que o efeito dos fatores de risco sobre os quantis seja

diferente para diferentes níveis dos fatores de risco já que os quantis ainda são funções lineares dos fatores de risco.

Os coeficientes do modelo quantílico podem ser estimados pela solução do seguinte problema de programação linear que é uma generalização do problema de se estimar o quantil incondicional de uma variável (KOENKER; JR, 1978). Considere que $I\{\bullet\}$ é a função indicadora.

$$\begin{bmatrix} \hat{\alpha}_t(\tau) \\ \hat{\beta}_t(\tau) \end{bmatrix} = \operatorname{argmin} \left\{ \sum_{i=1}^W |r_{t-i} - \alpha_t(\tau) - \beta_t(\tau)'x_{t-i}| \cdot |\tau - I\{r_{t-i} < \alpha_t(\tau) + \beta_t(\tau)'x_{t-i}\}| \right\}$$

2.1.4 Modelo de Regressão Quantílica Composta

O modelo de regressão quantílica composta (ZOU; YUAN, 2008) na verdade propõe o mesmo modelo para a distribuição condicional dos retornos que o modelo de regressão quantílica. Sua diferença está na forma como seus parâmetros são estimados em que se diminui a flexibilidade do modelo original para diminuir o erro de estimação. Em concreto, neste modelo (i) os parâmetros associados aos fatores de risco são os mesmos para todos os quantis ($\beta(\tau) = \beta$, $0 < \tau < 1$); (ii) isto facilita que os parâmetros sejam estimados conjuntamente para todos os quantis e garante que a função quantílica resultante seja monotônica; (iii) uma penalidade é acrescentada à função maximizada para forçar os parâmetros próximos de zero a serem estimados como zero seguindo a proposta de lasso adaptativo de (ZOU, 2006). Formalmente, os estimadores são obtidos da resolução iterada do seguinte problema de otimização:

$$\begin{bmatrix} \hat{\alpha}_t(\tau_1) \\ \vdots \\ \hat{\alpha}_t(\tau_s) \\ \hat{\beta}_t \end{bmatrix} = \operatorname{argmin} \sum_{j=1}^s \sum_{i=1}^W |r_{t-i} - \alpha_t(\tau_j) - \beta_t'x_{t-i}| \cdot |\tau - I\{r_{t-i} < \alpha_t(\tau_j) + \beta_t'x_{t-i}\}| + \\ + \lambda \sum_{q=1}^k \frac{|\beta_{q,t}|}{|\tilde{\beta}_q|},$$

em que $\beta_{q,t}$ é o q-ésimo elemento do vetor β_t e $\tilde{\beta}_q$ é o q-ésimo elemento do vetor de solução do mesmo problema na iteração anterior.

2.1.5 Modelo de Regressão Quantílica Não Linear

Uma limitação de todos os modelos anteriores é não permitir que o efeito dos fatores sobre os quantis condicionais varie com o nível dos fatores. Isto pode ser relevante em casos em que o valor dos ativos da carteira depende de forma não linear dos fatores de risco como no caso de opções e em casos em que a correlação do retorno da carteira com os fatores de risco muda para valores mais extremos dos fatores de risco, o que é de especial interesse em testes de stress. Além disso, uma função quantílica linear nos fatores de risco é exata somente nos casos

em que a distribuição condicional segue uma distribuição normal e essa aproximação torna-se pior a medida que a real distribuição condicional torna-se mais distante de uma distribuição normal ([ANGRIST; CHERNOZHUKOV; FERNÁNDEZ-VAL, 2006](#)).

Para que o efeito dos fatores de risco sobre os quantis seja diferente para diferentes níveis dos fatores de risco é preciso que a função quantílica condicional seja não linear nos fatores de risco. [Bouyé and Salmon \(2009\)](#) propõe obter o formato dessa função não linear fazendo-se uma hipótese sobre a distribuição conjunta dos fatores de risco e do retorno da carteira. A partir da distribuição conjunta, pode-se chegar a uma forma analítica para a função quantílica condicional.

Uma vez definida a forma da função quantílica condicional, os parâmetros podem ser estimados cosnsistentemente pela resolução do problema de otimização abaixo ([KOENKER; PARK, 1996](#)).

$$\hat{\theta}_t(\tau) = \operatorname{argmin} \left\{ \sum_{i=1}^W |r_{t-i} - Q_{r|X}(\tau, \theta_t(\tau)|X = x_{t-i})| \cdot |\tau - I\{r_{t-i} < Q_{r|X}(\tau, \theta_t(\tau)|X = x_{t-i})\}| \right\}$$

Nesta dissertação, assume-se que os fatores de risco e o retorno da carteira distribuem-se conjuntamente segundo uma t-student multivariada com três graus de liberdade. Assim a distribuição do retorno condicional aos fatores de risco segue uma t-student deslocada com $3 + k$ graus de liberdade, em que k é o número de fatores utilizados. Neste caso, a forma da função quantílica condicional é dada por:

$$\begin{aligned} Q_{r|X}(\tau|X) &= \mu(\tau) + \sigma(\tau) \cdot Q_v(\tau), \\ \mu(\tau) &= \beta_0(\tau) + \beta'(\tau)X, \\ \sigma^2(\tau) &= \frac{1 + (X - \mu_X)' \Sigma_X^{-1} (X - \mu_X)}{v} (\sigma_r^2 - \beta'(\tau) \Sigma_X \beta(\tau)), \\ v &= 3 + k, \end{aligned}$$

em que $Q_v(\tau)$ é a função quantílica de uma t-student centrada com v graus de liberdade, μ_X é o vetor das médias dos fatores de risco, Σ_X é a matriz de covariância dos fatores de risco e σ_r^2 é a variância incondicional do retorno. Estes três últimos elementos não são estimados pela otimização acima, mas sim igualados a seus análogos amostrais dentro da janela de estimação. Como os parâmetros associados a cada probabilidade τ são estimados separadamente, novamente é preciso utilizar o procedimento de [Chernozhukov, Fernández-Val and Galichon \(2010\)](#) para garantir a monotonicidade da função quantílica condicional.

2.2 Testes de Desempenho de Previsão: *Backtests*

2.2.1 Teste de Kupiec

O teste proposto por [Kupiec \(1995\)](#) é o mais amplamente usado tanto pela literatura como pelos gestores de risco, pois é um teste simples que avalia de forma muito direta o quão bem um quantil específico foi estimado.

Sendo n o número de dias para os quais o quantil $Q(\tau)$ foi previsto e y o número de dias em que o retorno da carteira foi menor do que o quantil previsto. Se a previsão está correta, y deve ter uma distribuição binomial com parâmetros n e τ , o que é suficiente para se definir um teste de razão de verossimilhança:

$$H_0: p = \tau$$

$$LR_{uc} = -2\ln[(1 - \tau)^{n-x}\tau^x] + 2\ln\left[\left(1 - \frac{x}{n}\right)^{n-x}\frac{x}{n}\right] \sim \chi^2(1)$$

2.2.2 Teste de Christoffersen

O teste de [Kupiec \(1995\)](#) assume implicitamente que os experimentos de Bernoulli - em cada dia avaliam se o retorno excedeu o quantil ou não - são independentes entre si, por isso esse teste não tem poder sobre a hipótese alternativa de que as extrapolações do quantil aparecem concentradas em alguns períodos. Por isso [Christoffersen \(1998\)](#) desenvolveu dois testes complementares em que a hipótese alternativa é a de que as extrapolações seguem um processo de Markov de primeira ordem. O primeiro teste avalia se as extrapolações são independentes, que é uma característica que se espera de um bom previsor de quantis, pois indica que a informação passada está sendo adequadamente usada na previsão dos próximos quantis. Assume-se que, se há alguma dependência, ela assume a forma da seguinte cadeia de Markov:

$$\Pi = \begin{bmatrix} 1 - \pi_{01} & \pi_{01} \\ 1 - \pi_{11} & \pi_{11} \end{bmatrix},$$

em que $\pi_{ij} = Pr(I_t = j | I_{t-1} = i)$ e I_t é a função indicadora de que o quantil previsto foi extrapolado em t : $I_t = I\{r_t < \hat{Q}(\tau)_t\}$. A função verossimilhança desse processo é dada por:

$$L(\Pi; \{I_t\}_{t=1}^T) = (1 - \pi_{01})^{n_{00}} \pi_{01}^{n_{01}} (1 - \pi_{11})^{n_{10}} \pi_{11}^{n_{11}},$$

em que n_{ij} conta o número de dias em que $I_{t-1} = i$ foi seguido por $I_t = j$. Essa função é maximizada quando os parâmetros são igualados às proporções amostrais:

$$\Pi_1^* = \begin{bmatrix} \frac{n_{00}}{n_{00}+n_{01}} & \frac{n_{01}}{n_{00}+n_{01}} \\ \frac{n_{10}}{n_{10}+n_{11}} & \frac{n_{11}}{n_{10}+n_{11}} \end{bmatrix}$$

Se o objetivo é obter um teste que avalie se as extrapolações são independentes impõe-se que sob H_0 $\pi_{01} = \pi_{11}$. Com essa restrição, a função de verossimilhança é maximizada por:

$$\Pi_2^* = \begin{bmatrix} \frac{n_{00}+n_{10}}{n} & \frac{n_{01}+n_{11}}{n} \\ \frac{n_{00}+n_{10}}{n} & \frac{n_{01}+n_{11}}{n} \end{bmatrix}$$

Dessa forma, o teste de razão de log-verossimilhança é dado por:

$$H_0 : \pi_{01} = \pi_{11}$$

$$LR_{ind} - 2 \ln [L(\Pi_2^*; \{I_t\}_{t=1}^T) / L(\Pi_1^*; \{I_t\}_{t=1}^T)] \sim \chi^2(1)$$

Para se testar conjuntamente as hipóteses de que a probabilidade de extrapolação é τ e de que as extrapolações são independentes. Temos que sob H_0 a matriz que descreve o processo é dada por:

$$\Pi_0^* = \begin{bmatrix} 1 - \tau & \tau \\ 1 - \tau & \tau \end{bmatrix}$$

O teste de razão de log-verossimilhança é dado por:

$$H_0 : \tau = \pi_{01} = \pi_{11}$$

$$LR_{cc} - 2 \ln [L(\Pi_0^*; \{I_t\}_{t=1}^T) / L(\Pi_1^*; \{I_t\}_{t=1}^T)] \sim \chi^2(2)$$

2.2.3 Teste de Berkowitz

Seja $\{r_t\}_{t=0}^T$ a sequência de realizações dos retornos para os quais fizemos a previsão dos quantis, [Diebold, Gunther and Tay \(1997\)](#) demonstra que sob a hipótese nula de que a distribuição prevista é igual à distribuição real, então a distribuição da seguinte transformação da sequência dos retornos deve ter uma distribuição uniforme.

$$u_t = \hat{Q}_t^{-1}(r_t) \rightarrow \{u_t\}_{t=1}^T \sim U(0;1) i.i.d.$$

Assim pode-se avaliar a qualidade da previsão dos quantis testando-se se $\{u_t\}_{t=1}^T$ segue uma distribuição uniforme. Existem diversos testes que atendem a essa finalidade, mas usualmente são baseados em estatísticas de ordem e por isso tem baixo poder em pequenas amostras, além de não permitirem restringir o teste somente aos quantis da cauda e de também não permitirem que se teste especificamente para a presença de dependência temporal. Por isso [Berkowitz \(2001\)](#) propõe uma segunda transformação sobre a sequência de retornos, que, além de aumentar o poder do teste em pequenas amostras, permite testar a previsão somente sobre um trecho da distribuição e testar explicitamente para a presença de dependência entre as observações. Sob a hipótese nula de que a distribuição prevista coincide com a distribuição real:

$$z_t = \Phi^{-1}(u_t) \rightarrow \{z_t\}_{t=0}^T \sim N(0;1) i.i.d.,$$

em que $\Phi^{-1}(\bullet)$ é a função acumulada inversa de uma distribuição normal padrão, assim é possível testar a correção das previsões assumindo-se independência, testar a independência do processo e as duas coisas conjuntamente respectivamente com os seguintes testes:

$$(1) H_0 : \sigma = 1 \text{ e } \mu = 0$$

$$LR_{uc} = -2\ln(L(0;1;0)/L(\hat{\mu};\hat{\sigma};0)) \sim \chi^2(2),$$

$$(2) H_0 : \rho = 0$$

$$LR_{ind} = -2\ln(L(\hat{\mu};\hat{\sigma};0)/L(\hat{\mu};\hat{\sigma};\hat{\rho})) \sim \chi^2(1),$$

$$(3) H_0 : \sigma = 1 \text{ e } \mu = \rho = 0$$

$$LR_{cc} = -2\ln(L(0;1;0)/L(\hat{\mu};\hat{\sigma};\hat{\rho})) \sim \chi^2(3),$$

em que $L(\mu; \sigma; \rho)$ é a função verossimilhança do processo $\varepsilon_t = z_t - \mu - \rho z_{t-1}$ com distribuição $N(0,1)$ i.i.d. e $\hat{\mu}$, $\hat{\sigma}$ e $\hat{\rho}$ são as estimativas dos parâmetros correspondentes por máxima verossimilhança.

Como a distribuição truncada de z_t também é conhecida, os testes podem ser adaptados para avaliar a qualidade das previsões somente para a cauda da distribuição.

$$z_t^* = \begin{cases} \Phi^{-1}(\alpha), & \text{se } z_t \geq \Phi^{-1}(\alpha) \\ z_t, & \text{se } z_t < \Phi^{-1}(\alpha) \end{cases}$$

$$l(\mu; \sigma; \rho; \alpha) = \sum_{z_t^* < \Phi^{-1}(\alpha)} \ln \left[\phi \left(\frac{z_t^* - \mu - \rho z_{t-1}^*}{\sigma} \right) \right] +$$

$$+ \sum_{z_t^* = \Phi^{-1}(\alpha)} \ln \left[1 - \Phi \left(\frac{\Phi^{-1}(\alpha) - \mu - \rho z_{t-1}^*}{\sigma} \right) \right]$$

Os testes descritos anteriormente podem ser reescritos com essa função de log-verossimilhança gerando testes focados nas caudas. É importante notar que o teste de Berkowitz tem poder para detectar a não conformidade da distribuição de z_t com a normal padrão somente em seus dois primeiros momentos, por isso é interessante complementar o teste com outros testes de não normalidade como o de Jarque-Bera.

2.2.4 Teste da Perda Condicional Esperada

Este teste é apresentado por [McNeil and Frey \(2000\)](#) e avalia se as perdas esperadas condicionais previstas coincidem com as reais. Seja e_t o retorno em excesso padronizado:

$$e_t = \begin{cases} 0, & \text{se } r_t \geq \hat{Q}_t(\alpha) \\ \frac{r_t - ES_{t,\alpha}}{\hat{\sigma}_t}, & \text{se } r_t < \hat{Q}_t(\alpha) \end{cases}$$

Sob a hipótese nula de que a perda condicional esperada está sendo corretamente prevista, a média de $\{e_t\}_{t=1}^T$ deve ser zero, assim podemos fazer um teste padrão para a média do processo:

$$H_0 : \mu = 0$$

$$t = \frac{\bar{e}}{se(\bar{e})}$$

A distribuição da estatística t é obtida via bootstrap e a hipótese alternativa é a de que a média dos retornos em excesso padronizados é menor do que zero.

2.3 Modelos de Avaliação Total

Além de promover boas previsões da distribuição condicional dos retornos, outra característica desejável dos modelos de análise de estilo é que consigam reproduzir as previsões dos métodos de avaliação total. Estes, apesar de serem mais exigentes computacionalmente e na prática não permitirem o uso de estruturas mais sofisticadas na modelagem da relação do valor dos ativos com os fatores de risco, usam toda a informação disponível sobre a composição da carteira e são os mais utilizados por gestores e reguladores de risco.

Os métodos de avaliação total têm em comum requerer a modelagem e estimação da distribuição conjunta dos ativos subjacentes a uma carteira para que esta distribuição conjunta seja simulada e em cada ponto simulado o valor da carteira seja calculado, obtendo-se assim a simulação da distribuição do valor da carteira. Os métodos de avaliação total que serão utilizados se diferenciarão na forma como modelam a distribuição conjunta dos ativos: um assumirá que os ativos distribuem-se segundo uma normal multivariada e o outro que os ativos distribuem-se segundo uma t-student multivariada. Ambos os métodos serão previsivelmente ótimos para as carteiras baseadas em ativos simuladas em que os ativos subjacentes de fato se distribuirão segundo a distribuição assumida. Nestes casos, espera-se que uma boa metodologia de análise de estilo seja suficientemente flexível para gerar previsões similares às dos métodos de avaliação total sob as duas hipóteses de distribuição conjunta dos ativos. Naturalmente há uma infinidade de outras formas de se modelar a distribuição conjunta dos ativos para as quais seria interessante avaliar a qualidade dos modelos de análise de estilo, mas estas duas permitem avaliar a capacidade preditiva dos modelos em dois cenários com características de curtose bem diferentes.

Já nos casos de carteiras baseadas em ativos reais, em que a hipótese sobre a distribuição conjunta dos ativos subjacentes potencialmente não será verdadeira, os métodos de avaliação total não serão mais a métrica de qualidade, mas o *benchmark* que os métodos de análise de estilo poderão superar se a distorção de uma hipótese errada sobre a distribuição conjunta dos ativos subjacentes for mais grave do que ignorar informações sobre a composição da carteira.

Tanto no caso de ativos subjacentes simulados ou reais, as carteiras de interesse serão compostas somente por opções européias cujos valores para cada realização dos ativos poderão

ser facilmente calculados pela fórmula de [Black and Scholes \(1973\)](#). Novamente, uma grande variedade de carteiras poderiam ser construídas, mas por simplicidade optou-se por apenas três variações de carteiras: uma com pouca convexidade sobre os ativos (gammas baixos), uma com alta convexidade sobre os ativos (gammas altos) e uma convexa sobre alguns ativos e côncava sobre outros (gammas com diferentes sinais).

3 RESULTADOS

3.1 Previsão

Os métodos de análise de estilo terão sua capacidade preditiva testada para 22 diferentes carteiras: 13 índices calculados pelo instituto EDHEC-Risk que buscam reproduzir o desempenho mensal de *hedge-funds* que seguem determinadas estratégias e 9 ETF's que buscam reproduzir diferentes índices setoriais. O interesse de se analisar o desempenho das previsões para esse conjunto de carteiras é de que a exposição destas aos fatores de risco não é óbvia nem estável e de que há evidência de que os retornos condicionais e incondicionais de hedge funds assumem formas difíceis de se modelar parametricamente (AGARWAL; NAIK, 2000; AGARWAL; NAIK, 2004), de forma que a previsão pelos modelos de análise de estilo mais flexíveis podem trazer ganhos de desempenho.

Como pode ser observado na tabela abaixo de estatísticas descritivas e nos histogramas, as distribuições dos retornos dessas carteiras são claramente não normais o que pode ser notado pela presença de assimetria e caudas pesadas e pela rejeição da hipótese de normalidade nos testes de Jarque-Bera (JB) e de Lilliefors (LL). Se esta pronunciada não normalidade também for uma característica da distribuição condicional dos retornos, a função quantílica linear será uma má aproximação e potencialmente a flexibilidade do modelo não linear será relevante.

Como as fontes de risco associadas aos *Hedge Funds* e aos ETF's setoriais são basicamente as mesmas associadas aos ativos subjacentes selecionou-se 12 fatores de risco na literatura padrão de modelos multi-fatoriais: fatores de atividade do mercado como Russel 3000 e os índices MSCI para os países da zona do euro (Europe EMU) e para países emergentes (Emerging Market); fatores de estilo de *trading* como *Small Minus Big* (SMB), *High Minus Low* (HML) e o fator de momento da MSCI; fatores de taxas de juros como a taxa interbancária americana de 3 meses (*US LIBOR 3 Months*), a taxa do tesouro americana de 10 anos (*10 Year Treasury rate*) e o índice do Credit Suisse de títulos com alto *Yield* (CS-HY); e os fatores *CRB Core Commodities*, *Implied Volatility Index* (VIX) e *MSCI EAFE Currency* para capturar respectivamente riscos associados a commodities, derivativos e câmbio.

O poder explicativo desses fatores da distribuição condicional dos índices e ETF's é variado, mas em geral relevante como pode ser observado na coluna do R^2 da simples regressão linear dos retornos sobre os fatores de risco e nas colunas das somas dos valores absolutos ou não dos coeficientes da regressão quantílica composta. A utilidade dessas duas últimas estatísticas é avaliar o quão bem os retornos dos índices e ETF's seriam aproximados por carteiras compostas somente pelos fatores de risco sob as restrições de que suas participações na carteira teriam de somar 1 e ser positivas ou simplesmente somarem 1. Por fim, como os modelos

	Média	SD	Skew	Kurt	JB	LL	R ²	Coeficientes do modelo Quantílico Composto			
								Soma		Soma Absoluta	
								Média	SD	Média	SD
Convertible Arbitrage	0.006	0.017	-2.616	21.945	0.000	0.000	0.629	0.377	0.118	0.648	0.164
CTA Global	0.005	0.024	0.200	2.843	0.396	0.000	0.243	-0.026	0.112	0.934	0.237
Distressed Securities	0.007	0.018	-1.351	7.786	0.000	0.000	0.685	0.549	0.052	0.591	0.045
Emerging Markets	0.007	0.034	-1.182	8.958	0.000	0.000	0.843	0.444	0.090	0.838	0.086
Equity Market Neutral	0.005	0.008	-2.276	18.896	0.000	0.000	0.435	0.091	0.017	0.241	0.037
Event Driven	0.007	0.017	-1.433	7.859	0.000	0.000	0.775	0.452	0.059	0.549	0.057
Fixed Income Arbitrage	0.005	0.012	-3.876	28.164	0.000	0.000	0.511	0.219	0.074	0.401	0.165
Global Macro	0.006	0.015	0.942	5.538	0.000	0.000	0.512	0.124	0.068	0.499	0.070
Long Short Equity	0.007	0.020	-0.380	4.345	0.000	0.000	0.858	0.419	0.066	0.584	0.069
Merger Arbitrage	0.006	0.010	-1.365	8.712	0.000	0.000	0.465	0.146	0.071	0.244	0.036
Relative Value	0.006	0.012	-1.871	11.858	0.000	0.000	0.773	0.300	0.044	0.413	0.057
Short Selling	-0.001	0.048	0.754	6.046	0.000	0.000	0.832	-0.918	0.115	1.598	0.427
Funds of Funds	0.005	0.016	-0.376	6.866	0.000	0.000	0.729	0.235	0.051	0.511	0.071
Consumer Discretionary	0.007	0.053	-0.149	3.872	0.022	0.000	0.811	-0.107	0.162	1.077	0.266
Consumer Staples	0.004	0.035	-0.745	4.271	0.000	0.000	0.521	-0.015	0.112	0.776	0.190
Energy	0.007	0.062	-0.113	3.461	0.305	0.000	0.668	-0.314	0.354	1.080	0.556
Financial	0.003	0.063	-0.417	5.739	0.000	0.000	0.833	-0.097	0.174	1.289	0.177
Health	0.005	0.040	-0.462	3.926	0.000	0.000	0.660	-0.232	0.158	1.042	0.242
Industrial	0.006	0.058	-0.300	4.758	0.000	0.000	0.735	-0.294	0.192	1.061	0.269
Materials	0.006	0.063	0.026	4.438	0.000	0.000	0.722	-0.153	0.162	1.232	0.241
Technology	0.004	0.069	-0.282	4.539	0.000	0.000	0.811	-0.024	0.169	1.221	0.466
Utilities	0.003	0.043	-0.667	4.239	0.000	0.000	0.393	0.143	0.194	0.847	0.230

Figura 1 – Estatísticas Descritivas dos retornos mensais das Carteiras. (i) Média; (ii) SD: desvio padrão; (iii) Skew: terceiro momento centrado; (iv) Kurt: quarto momento centrado; (v) JB: p-valor do teste de Jarque-Bera; (vi) LL: p-valor do teste de Lilliefors; (vii) Média e Desvio padrão da soma e da soma absoluta das estimativas dos coeficientes do modelo de regressão quantílica composta

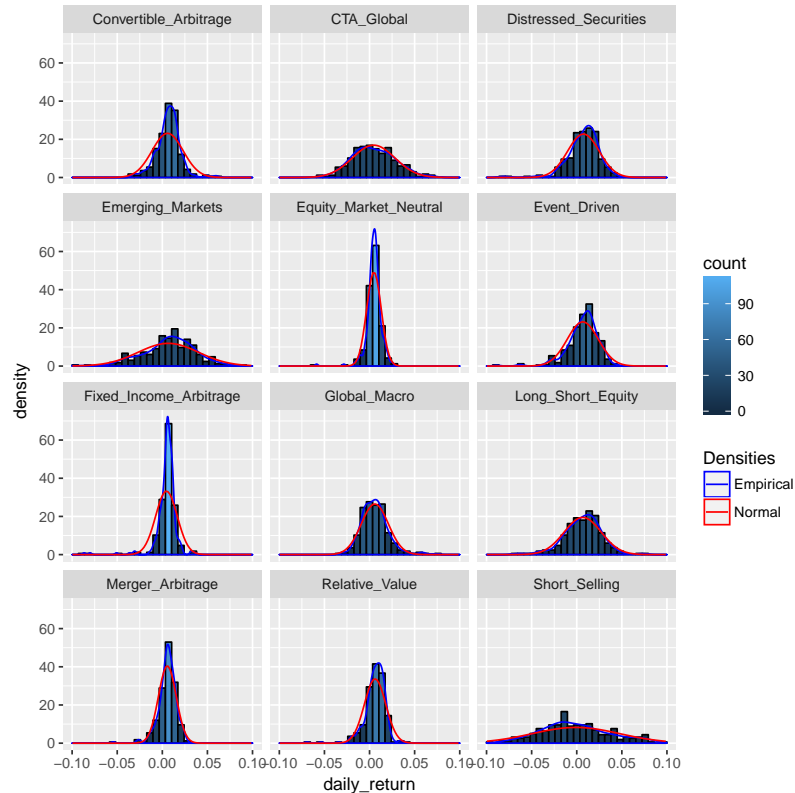


Figura 2 – Histogramas dos retornos dos índices de *Hedge Funds*

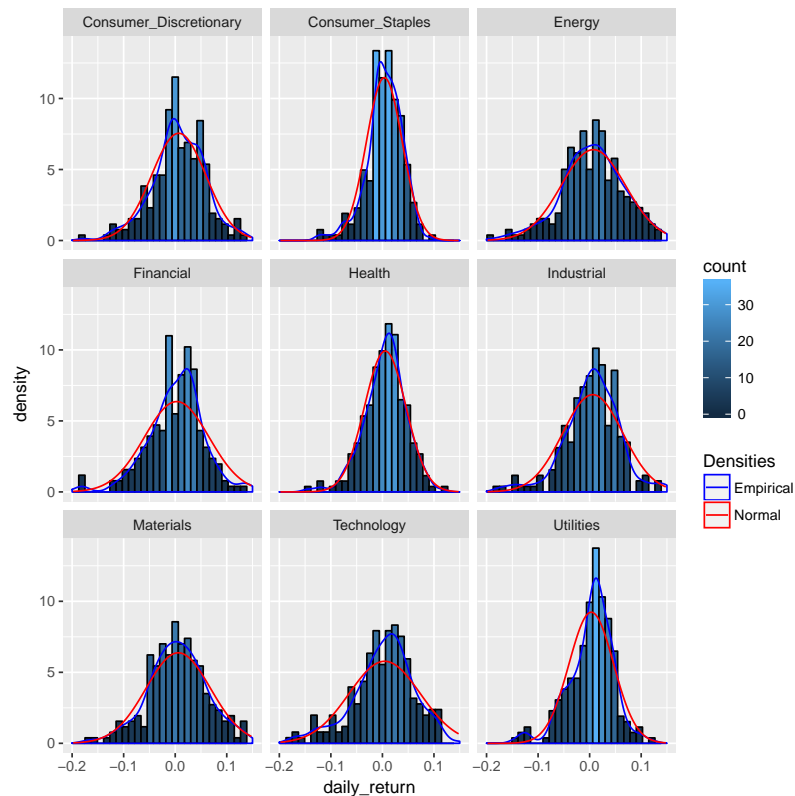


Figura 3 – Histogramas dos retornos das ETF's setoriais

de análise de estilo ignoram a composição das carteiras, eles são especialmente susceptíveis a mudanças nas exposições das carteiras aos fatores de risco. Uma forma de avaliar o quão problemático isso pode ser é observar os desvios padrões das somas dos coeficientes absolutos ou não, esta estatística ilustra o quão estável é o poder preditivo dos fatores de risco ao longo do período analisado. Outra forma de fazer isso é observar o quão instáveis são os coeficientes associados aos fatores de risco ao longo dos período analisado. Como pode ser visto nos box-plots dos coeficientes apresentados abaixo, a relevância dos fatores de risco é mais instável para as ETF's do que para os índices de *Hedge Funds* e os fatores de risco com coeficientes mais instáveis são aqueles que aparentam ser os mais relevantes por se distanciarem mais de zero.

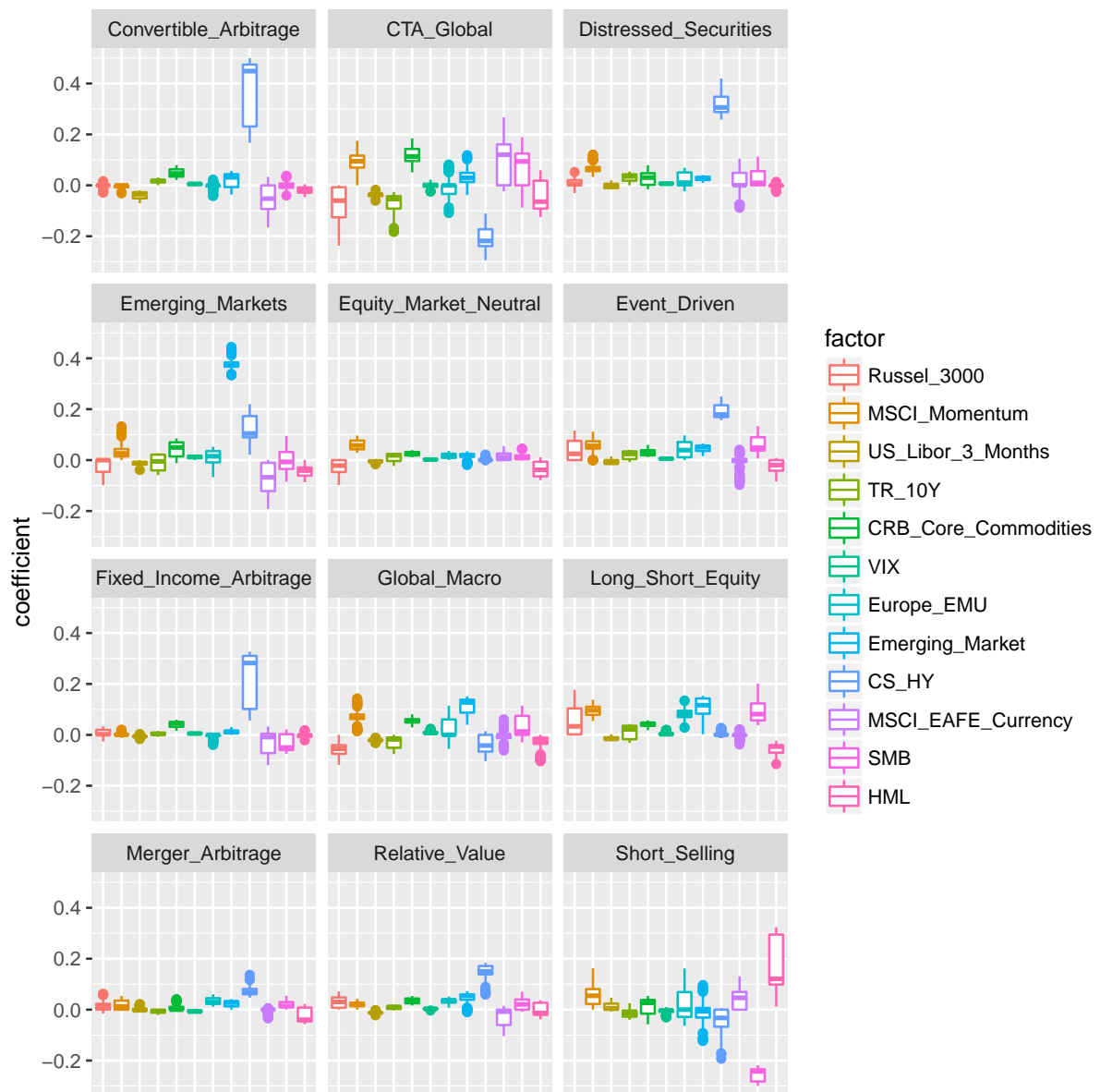


Figura 4 – Coeficientes da regressão quantílica composta para os índices de *Hedge Funds*

O primeiro teste a ser analisado será o de Berkowitz não truncado que testa se a distribuição prevista corresponde à real. Na tabela abaixo que reporta os p-valores desse teste e o p-valor do teste de Jarque-bera da transformação dos quantis realizados com valores menores do que 10% destacados em vermelho. Pode-se ver que claramente os modelos de análise de estilo que melhor preveem a distribuição dos retornos como um todo são o histórico, o normal paramétrico, o quantílico composto e o quantílico não linear. Aquelas carteiras para as quais o modelo histórico não faz boas previsões, via de regra também não têm boas previsões pelos outros modelos. Por fim, sempre que o teste de Berkowitz não truncado não é confiável porque a hipótese de normalidade é rejeitada, o teste de Berkowitz também é rejeitado. Uma forma mais gráfica de visualizar o conteúdo desta tabela é o gráfico dos p-valores para cada método em que a linha vermelha marca o nível de significância de 10%.

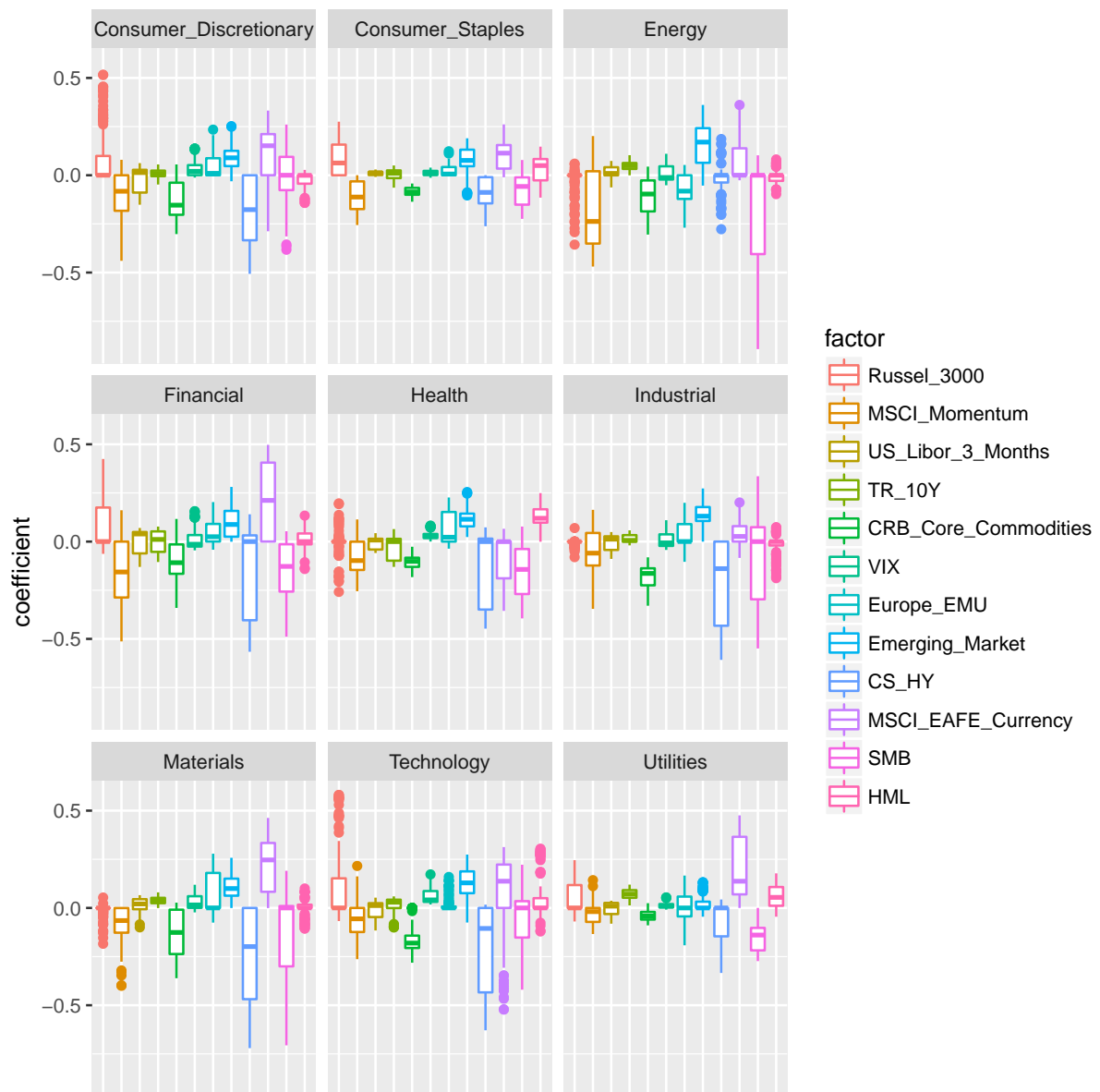


Figura 5 – Coeficientes da regressão quantílica composta para as ETF's setoriais

Este teste, entretanto, não informa quais são os quantis mal previstos pelos métodos. Uma forma inicial de analisar isso antes de observar os resultados dos testes específicos de cada quantil é avaliar graficamente o quão bem a distribuição dos quantis realizados de acordo com as distribuições previstas se aproxima de uma distribuição uniforme. Nos gráficos dos quantis realizados apresentados no Anexo A, podemos ver que consistentemente o método histórico produz quantis com uma distribuição muito próxima de uma uniforme, os desvios acontecem principalmente nos quantis mais extremos. Os métodos normal paramétrico, quantílico e quantílico composto também tendem a subestimar os quantis extremos, mas de forma mais acentuada o que pode ser visto pelos picos nas pontas dos histogramas. O método t-student paramétrico claramente é muito conservador prevendo distribuições com caudas excessivamente pesadas e pouca massa no centro da distribuição. O método não-linear dependendo da carteira coloca

	Histórico		Normal		t-student		Quantílico		Composto		Não-Linear	
	LR p	JB p	LR p	JB p	LR p	JB p	LR p	JB p	LR p	JB p	LR p	JB p
Convertible Arbitrage	0.000	0.414	0.130	0.842	0.000	0.565	0.110	0.739	0.081	0.545	0.518	0.827
CTA Global	0.144	0.483	0.860	0.139	0.000	0.140	0.446	0.848	0.883	0.553	0.045	0.048
Distressed Securities	0.000	0.520	0.010	0.464	0.000	0.088	0.014	0.567	0.000	0.477	0.000	0.145
Emerging Markets	0.109	0.784	0.351	0.769	0.000	0.380	0.093	0.564	0.049	0.262	0.007	0.206
Equity Market Neutral	0.723	0.653	0.139	0.915	0.000	0.007	0.124	0.402	0.351	0.299	0.295	0.576
Event Driven	0.102	0.362	0.044	0.311	0.000	0.006	0.068	0.850	0.052	0.191	0.005	0.670
Fixed Income Arbitrage	0.001	0.281	0.533	0.447	0.000	0.310	0.008	0.469	0.469	0.177	0.173	0.820
Global Macro	0.130	0.594	0.407	0.360	0.000	0.486	0.003	0.600	0.153	0.503	0.048	0.089
Long Short Equity	0.771	0.526	0.640	0.190	0.000	0.293	0.001	0.505	0.522	0.214	0.014	0.369
Merger Arbitrage	0.018	0.840	0.283	0.618	0.000	0.826	0.363	0.842	0.303	0.491	0.041	0.189
Relative Value	0.320	0.868	0.540	0.559	0.000	0.044	0.070	0.715	0.544	0.340	0.299	0.794
Short Selling	0.223	0.407	0.157	0.643	0.000	0.146	0.011	0.415	0.086	0.285	0.001	0.981
Funds of Funds	0.333	0.955	0.665	0.309	0.000	0.147	0.217	0.722	0.714	0.278	0.003	0.370
Consumer Discretionary	0.539	0.500	0.029	0.468	0.000	0.063	0.018	0.899	0.014	0.153	0.629	0.103
Consumer Staples	0.252	0.113	0.121	0.146	0.000	0.146	0.000	0.207	0.002	0.036	0.449	0.184
Energy	0.616	0.636	0.843	0.747	0.000	0.136	0.317	0.491	0.896	0.273	0.789	0.297
Financial	0.369	0.402	0.042	0.884	0.000	0.000	0.060	0.904	0.308	0.392	0.893	0.155
Health	0.665	0.666	0.019	0.367	0.001	0.078	0.017	0.645	0.005	0.246	0.002	0.289
Industrial	0.387	0.448	0.122	0.917	0.000	0.037	0.364	0.822	0.210	0.240	0.093	0.491
Materials	0.983	0.503	0.567	0.852	0.000	0.275	0.078	0.603	0.769	0.412	0.139	0.121
Technology	0.156	0.485	0.099	0.291	0.000	0.073	0.811	0.341	0.533	0.130	0.472	0.486
Utilities	0.931	0.599	0.539	0.249	0.000	0.162	0.071	0.569	0.221	0.146	0.164	0.411

Figura 6 – p-valores dos testes de Berkowitz não truncado e de Jarque-Bera

excessiva massa de probabilidade ou no centro da distribuição ou nas pontas. Abaixo são apresentados os histogramas dos quantis realizados referentes à carteira do índice de *Convertible Arbitrage*. Os gráficos referentes às outras carteiras seguem o mesmo padrão e estão no Anexo A.

A intuição dada pelos histogramas dos quantis realizados de que os métodos normal paramétrico, quantílico e quantílico composto tendem a subestimar os quantis extremos, de que o método t-student paramétrico é excessivamente conservador e de que o método quantílico não-linear tem previsões mais conservadoras do que as dos primeiros métodos citados, mas não tanto quanto as do método t-student paramétrico é corroborada pelos testes focados em quantis específicos.

Os gráficos abaixo resumem os resultados dos testes focados na estimação de quantis específicos. De forma geral vemos que os únicos modelos que tem performances comparáveis com a do modelo histórico consistentemente são os modelos quantílico composto e quantílico não linear, com destaque para o fato deste último ter uma performance em quantis extremos especialmente boa inclusive no teste de perda esperada condicional (*Expected Shortfall*) em que mesmo os métodos histórico e quantílico composto não têm bom desempenho.

Mesmo que estes resultados sejam encorajadores para os métodos quantílico composto e quantílico não linear, ainda não se mostrou qual o ganho que esses modelos condicionais podem proporcionar com relação ao modelo histórico incondicional que tem em geral melhores resultados nos testes de desempenho. A motivação da estimação destes modelos de análise de

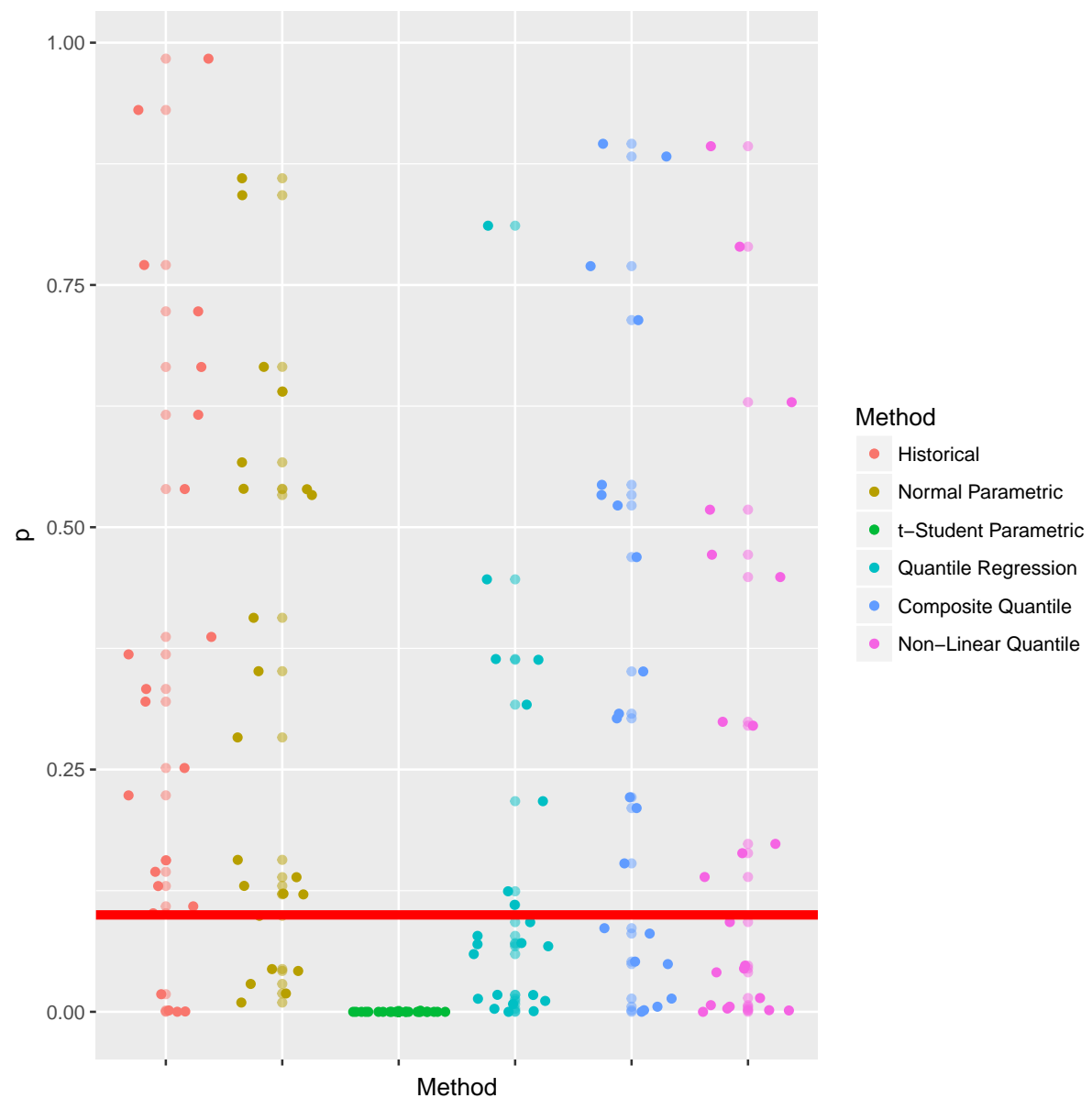


Figura 7 – p-valores dos testes de Berkowitz não truncado

estilo é o seu uso na previsão da distribuição do retorno de uma carteira condicional a um cenário estressado de fatores de risco a qual razoavelmente acredita-se que é significativamente diferente da distribuição incondicional. Dessa forma, espera-se dos modelos condicionais que incorporem a informação da realização dos fatores de risco na forma de menores intervalos de confiança para a maior parte dos dias em que os fatores de risco assumem valores não extremos e maiores intervalos de confiança para aqueles poucos dias em que os fatores de risco assumem valores mais extremos. O intervalo de confiança que será observado será o de 97% definido pelo intervalo entre os quantis 2% e 99%.

Nos gráficos abaixo dos box-plots dos intervalos de confiança, pode-se observar que os métodos condicionais, com exceção do t-student paramétrico, produzem intervalos de confiança em geral menores do que os do método histórico como era esperado. Entretanto, o único

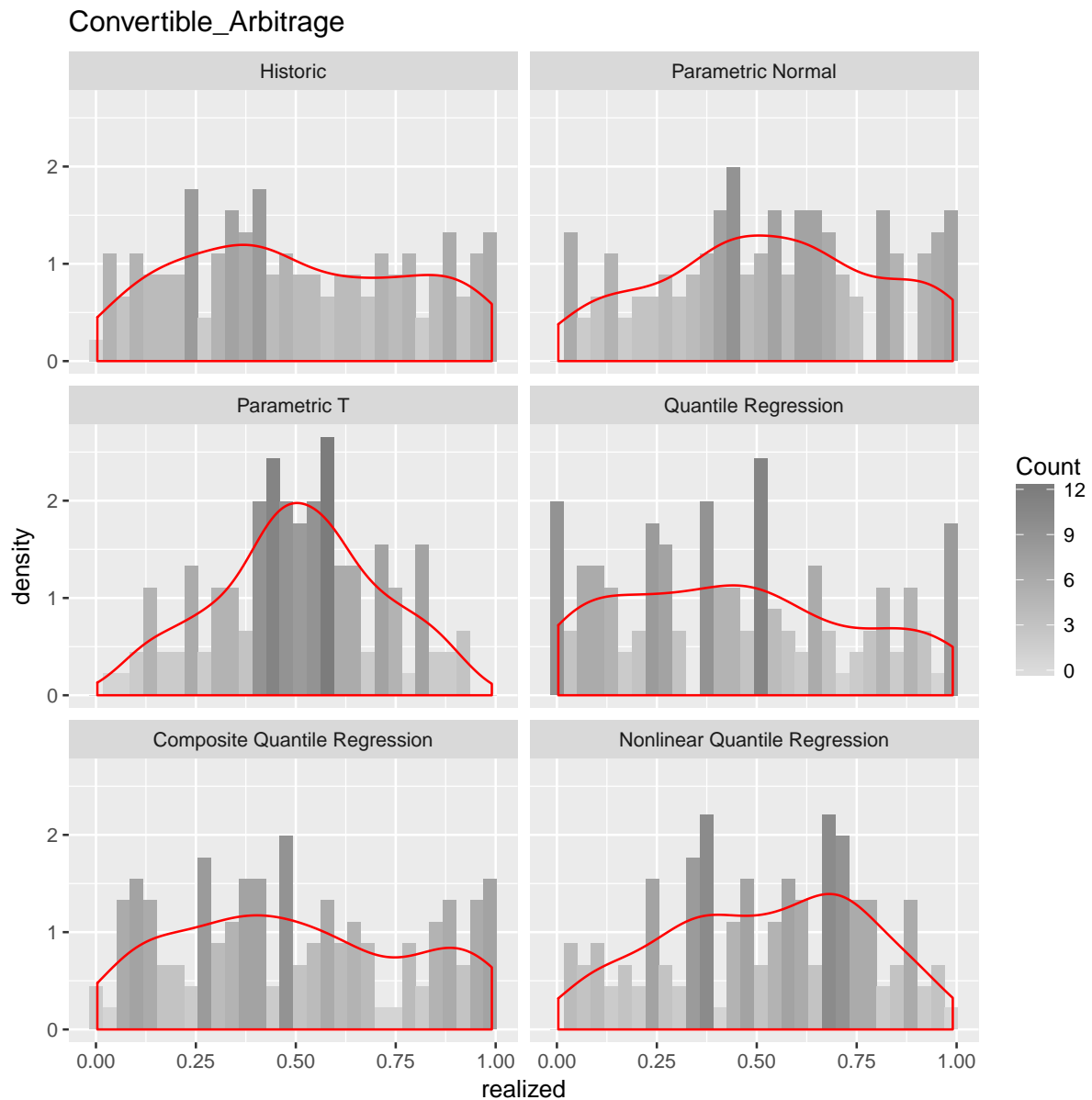


Figura 8 – Distribuição dos quantis realizados do índice de Convertible Arbitrage

método que produz intervalos de confiança destacadamente maiores do que os do método histórico para alguns pontos é o método quantílico não linear.

De fato, ao se observar as séries de previsões de intervalos de confiança feitas, pode-se notar que os métodos condicionais via de regra produzem intervalos de confiança mais estreitos do que o modelo histórico. O modelo t-student paramétrico é uma excessão por produzir intervalos de confiança em geral muito mais amplos do que os do modelo histórico, a outra excessão é o modelo quantílico não-linear que, apesar de produzir intervalos de confiança em geral menores do que os do modelo histórico, em alguns pontos produz intervalos de confiança maiores. Como pode ser observado nos gráficos do Anexo B com as séries dos intervalos de confiança de cada carteira para cada método, os períodos em que o método não linear produz intervalos mais amplos são aqueles em que o retorno da carteira tem maior volatilidade como

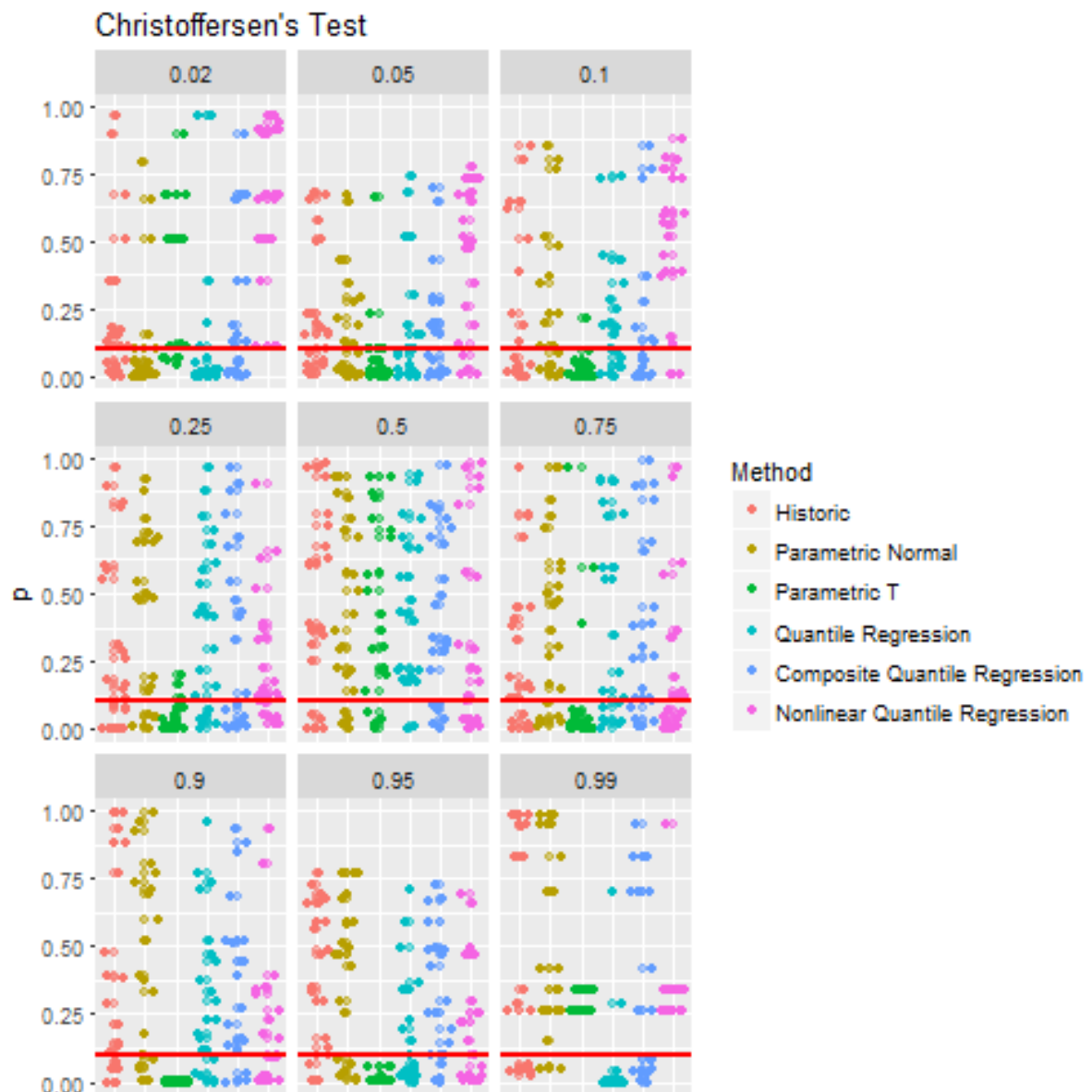


Figura 9 – p-valores do teste conjunto de Christoffersen

durante a crise de 2008 em que os outros métodos condicionais continuam a produzir intervalos de confiança aproximadamente com a mesma amplitude de períodos de menor volatilidade e, por isso, a maior parte das extrapolações de seus intervalos de confiança acontecem nos períodos de maior volatilidade do retorno e dos fatores de risco. A presença desse padrão para a maioria das carteiras analisadas é um indicador de que somente o modelo não linear é capaz de modelar a distribuição dos retornos condicionais a cenários estressados dos fatores de risco. Abaixo são apresentados os gráficos das séries de intervalos de confiança de cada método de análise de estilo referentes à carteira do índice de *Convertible Arbitrage*. Os gráficos referentes às outras carteiras seguem o mesmo padrão e estão no Anexo B.

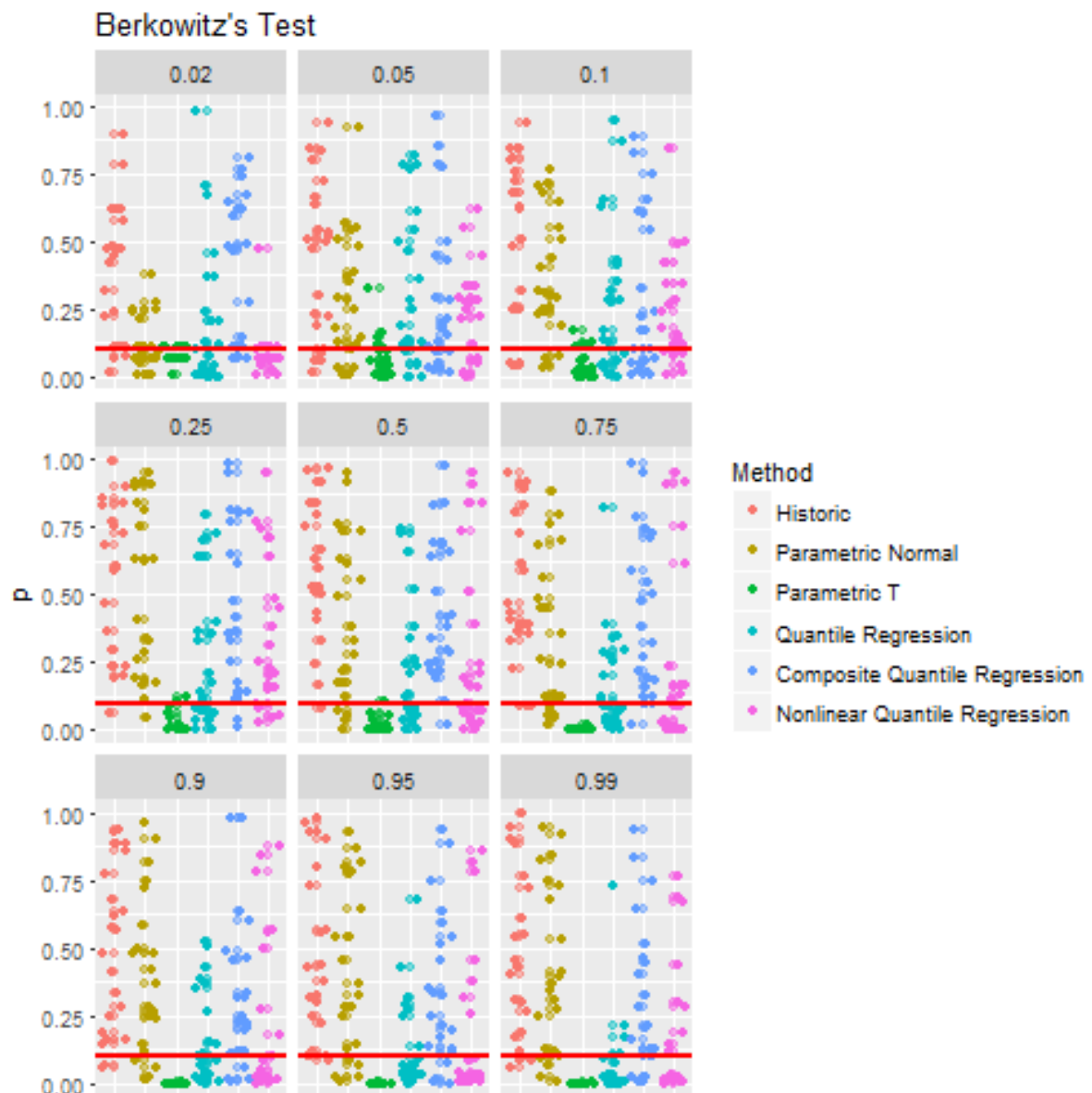


Figura 10 – p-valores do teste truncado conjunto de Berkowitz

3.2 Reprodução da Avaliação Total

Em troca de uma descrição mais rica da relação entre o retorno da carteira e dos fatores de risco, os modelos de análise de estilo abrem mão da informação sobre a composição das carteiras de interesse. Para se entender como essa opção afeta o desempenho dos modelos de análise de estilo é preciso compara-los com os modelos de avaliação total que utilizam toda informação disponível sobre a composição da carteira. Para que essa comparação possa ser feita, três carteiras de opções baseadas em quatro ativos subjacentes serão criadas. Primeiro os ativos subjacentes serão simulados segundo as hipóteses dos métodos de avaliação total e depois eles serão os índices de títulos governamentais (*JP Morgan's Global Government Bonds Index*), de ativos imobiliários (*NAREIT All Index*), de mercado (*S&P 500*) e de empresas com baixa qualidade de crédito (*Distressed Securities Index*).

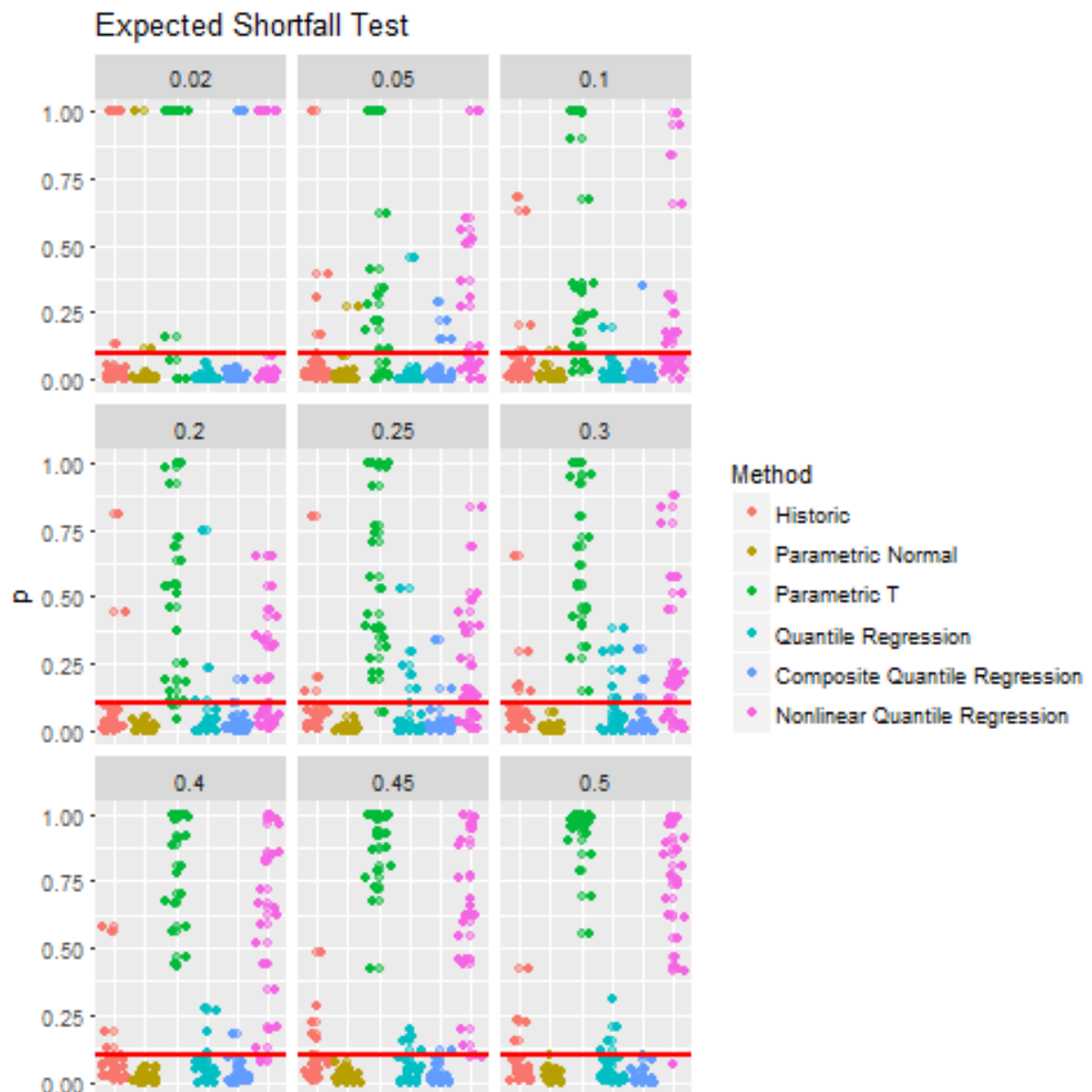


Figura 11 – p-valores do teste de perda esperada condicional

Os modelos de avaliação total produzem estimativas não-viesadas dos quantis da distribuição dos retornos condicionais quando estão baseados na hipótese correta sobre a distribuição conjunta dos ativos subjacentes. Por isso, ao se simular os ativos subjacentes de acordo com a hipótese assumida pelo método de avaliação total, deseja-se que as estimativas dos modelos de análise de estilo sejam as mais próximas possíveis das feitas pelos de avaliação total. No Anexo C são apresentados os gráficos dos quantis condicionais previstos por cada um dos métodos para diferentes valores do fator de risco. Nota-se que o modelo de regressão quantílica não-linear é sempre mais conservador do que os modelos de avaliação total. Isso se deve fundamentalmente ao fato de que a não linearidade deste modelo faça com que a sensibilidade dos quantis condicionais aumente para valores mais extremos dos fatores de risco para captar o fato observado no mercado de que as correlações entre os ativos são mais fortes para valores mais extremos.

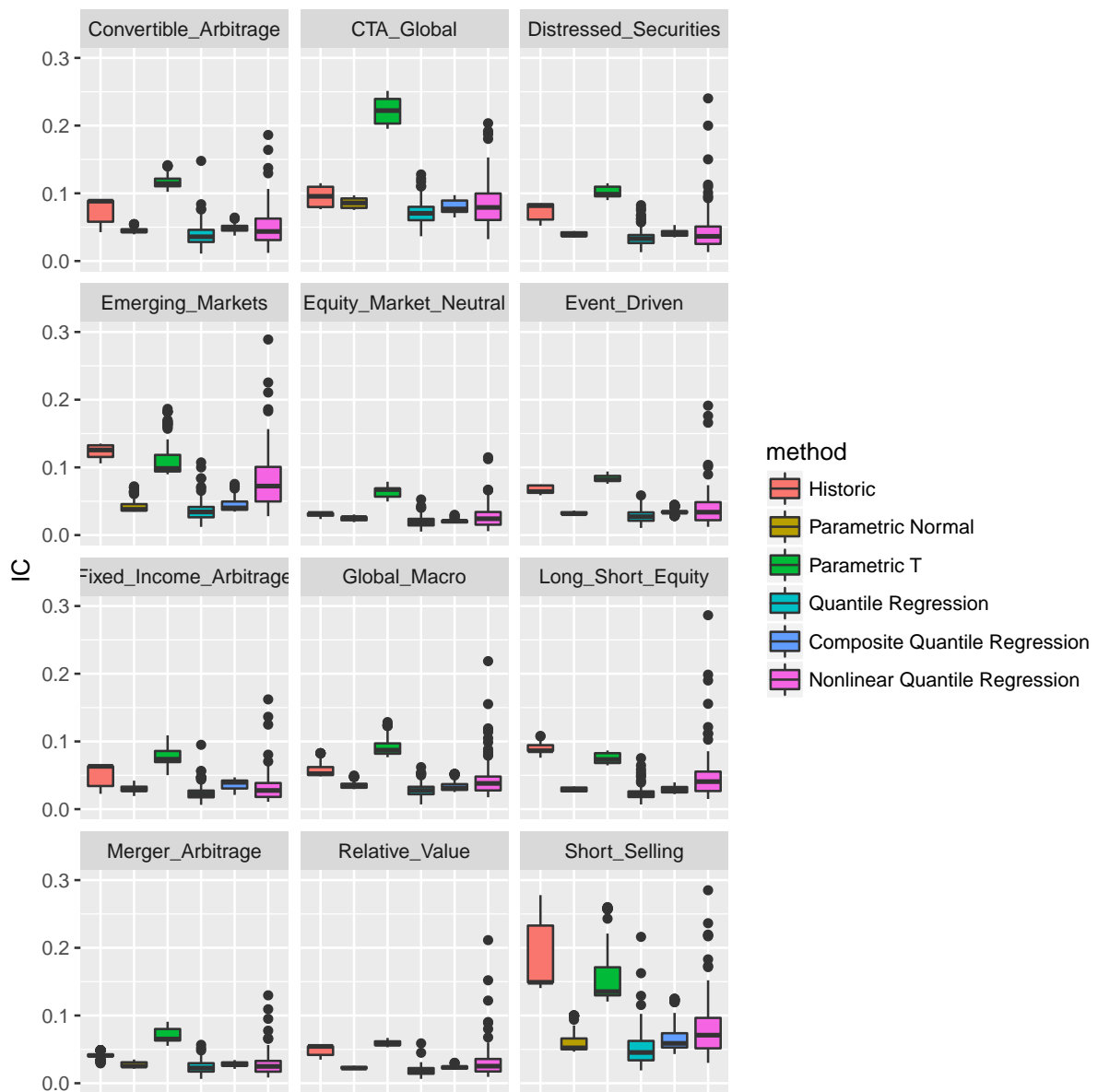


Figura 12 – Box-plots dos intervalos de confiança de 97% dos índices de *Hedge Funds*

Como essa característica não está presente nos ativos simulados, o modelo de regressão quantílica não-linear afasta-se excessivamente dos modelos de avaliação total para valores extremos do fator de risco. Abaixo são apresentados os gráficos relativos ao primeiro portfólio simulado de acordo com uma distribuição conjunta normal, os gráficos relativos aos outros portfólios e à distribuição conjunta t-student são similares e estão recolhidos no Anexo C.

Entretanto, em aplicações reais a distribuição conjunta dos ativos subjacentes não é conhecida e sua correlação com os fatores de risco varia para níveis extremos dos fatores de risco. Nesses cenários, os modelos de análise de estilo, especialmente o quantílico não-linear, podem superar os modelos de avaliação total que assumem relações mais simples entre os ativos subjacentes e os fatores de risco. De fato, para os portfólios 1 e 2, as previsões do modelo quantílico não-linear têm melhor desempenho nos backtests do que os outros métodos quando os ativos

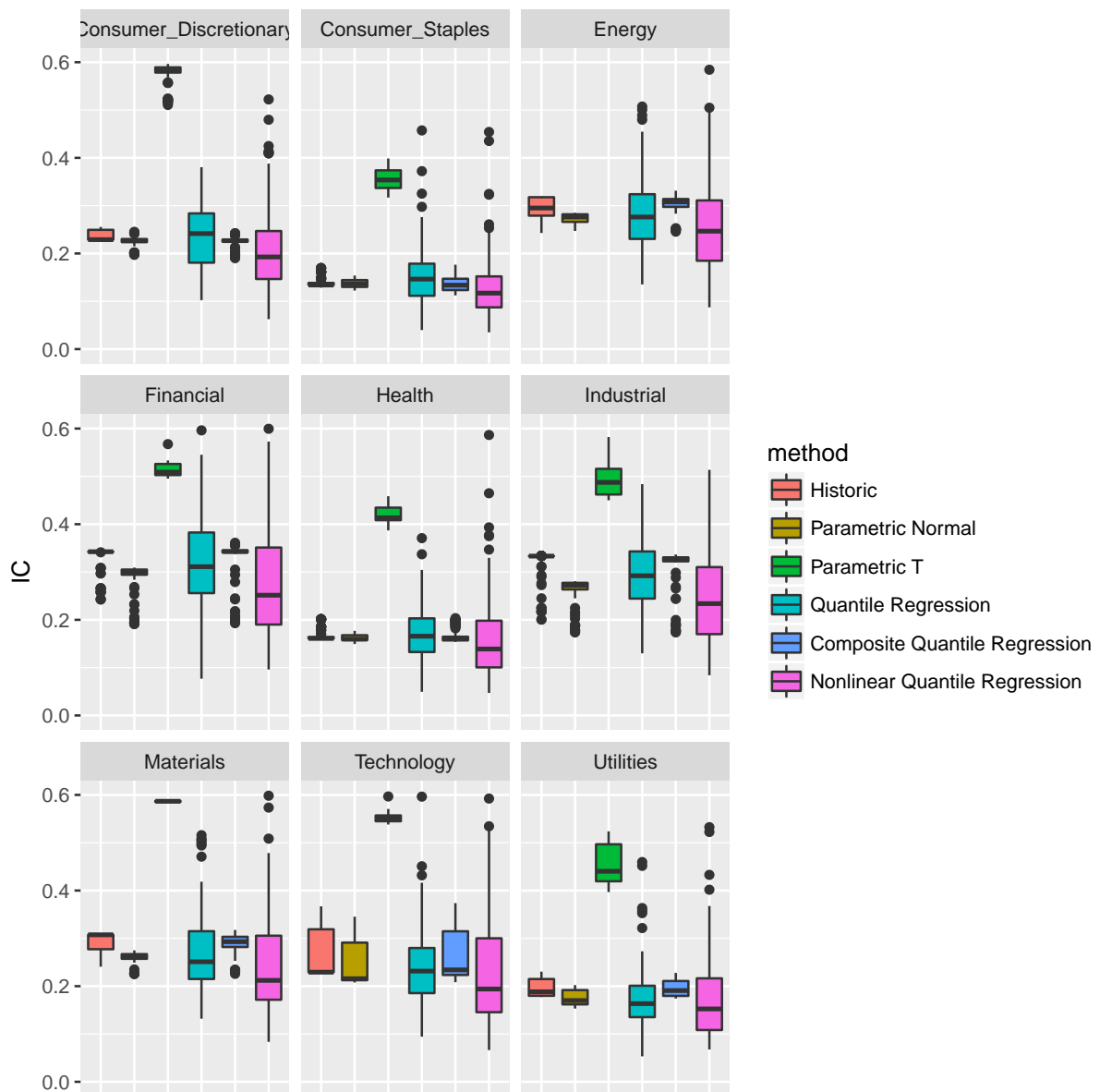


Figura 13 – Box-plots dos intervalos de confiança de 97% das ETF's setoriais

subjacente não são simulados, mas tomados de valores reais do mercado. Para o portfólio 3, os métodos de avaliação total têm um desempenho melhor para os quantis centrais. As tabelas com os resultados são apresentados no Anexo D. Abaixo são apresentados os gráficos dos intervalos de confiança previstos por cada um dos métodos para o portfólio 1. Neles pode-se notar o mesmo padrão observado para os intervalos de confiança previstos na seção anterior: somente o modelo não linear amplia seu intervalo de confiança de forma diferenciada para os meses em que os fatores de risco assumem valores extremos. Os gráficos referentes aos outros portfólios são semelhantes e estão no Anexo E.

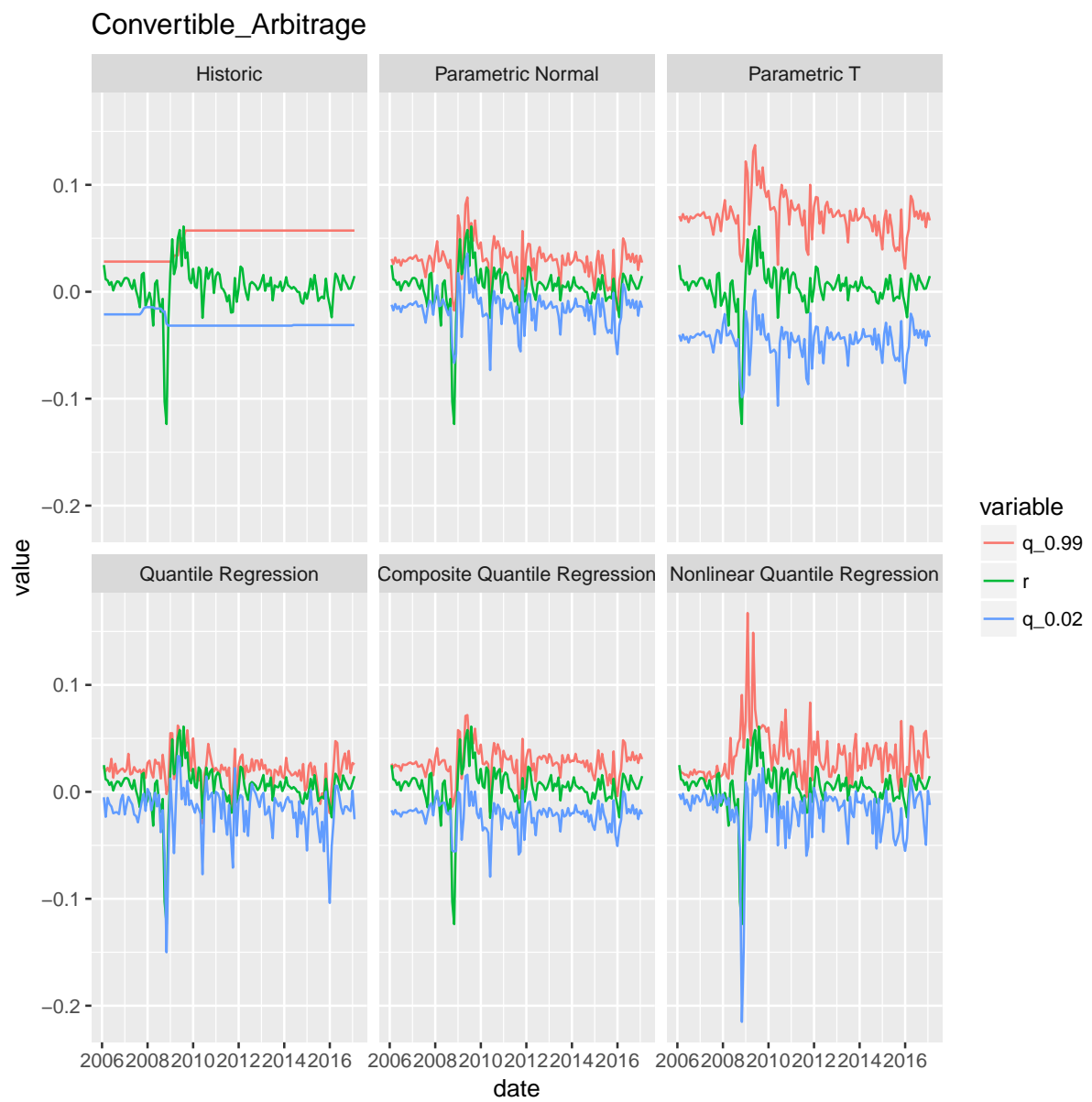


Figura 14 – Intervalo de confiança previsto do índice de Convertible Arbitrage

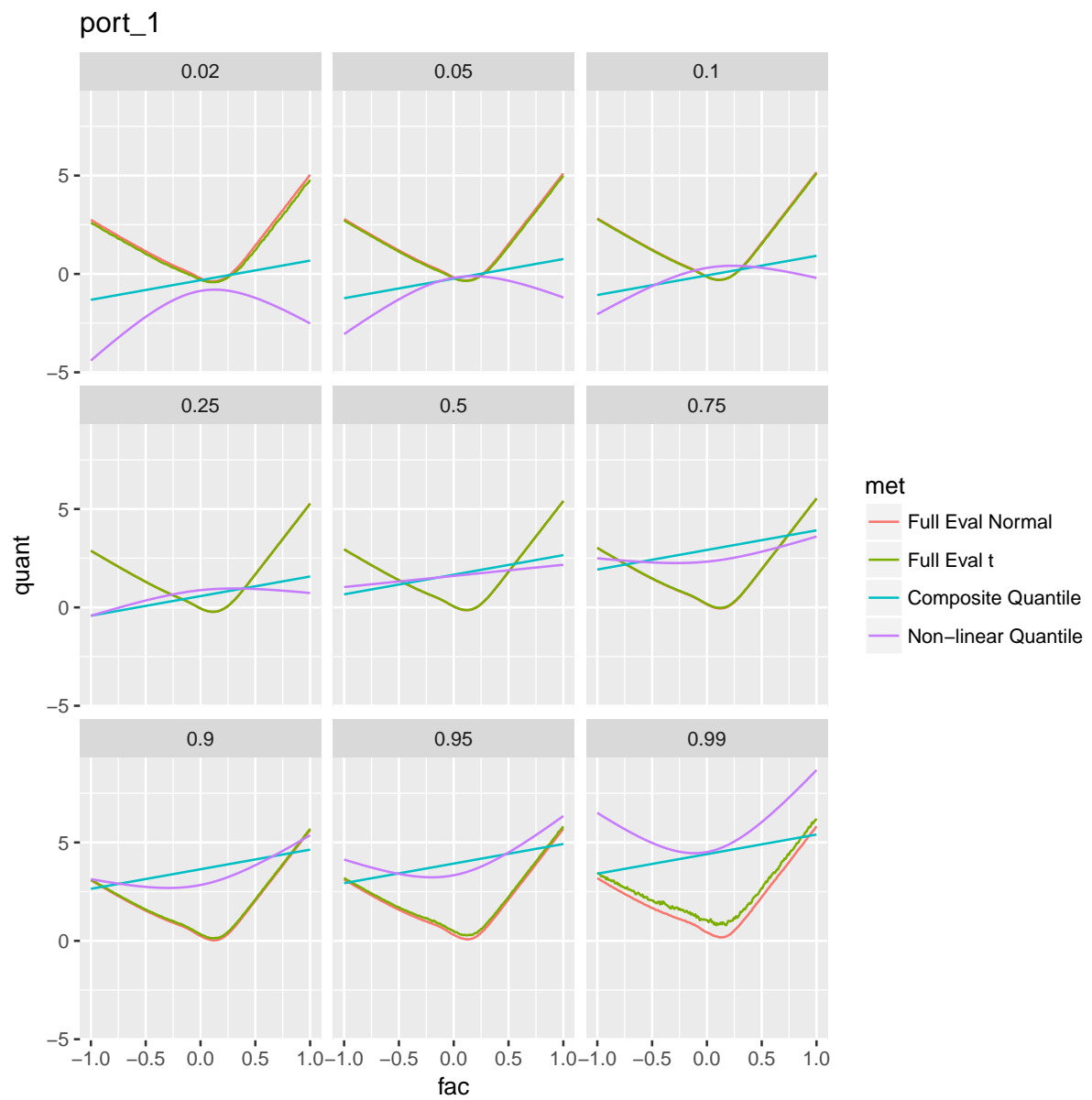


Figura 15 – Quantis condicionais estimados para o portfólio 1 simulado segundo uma normal

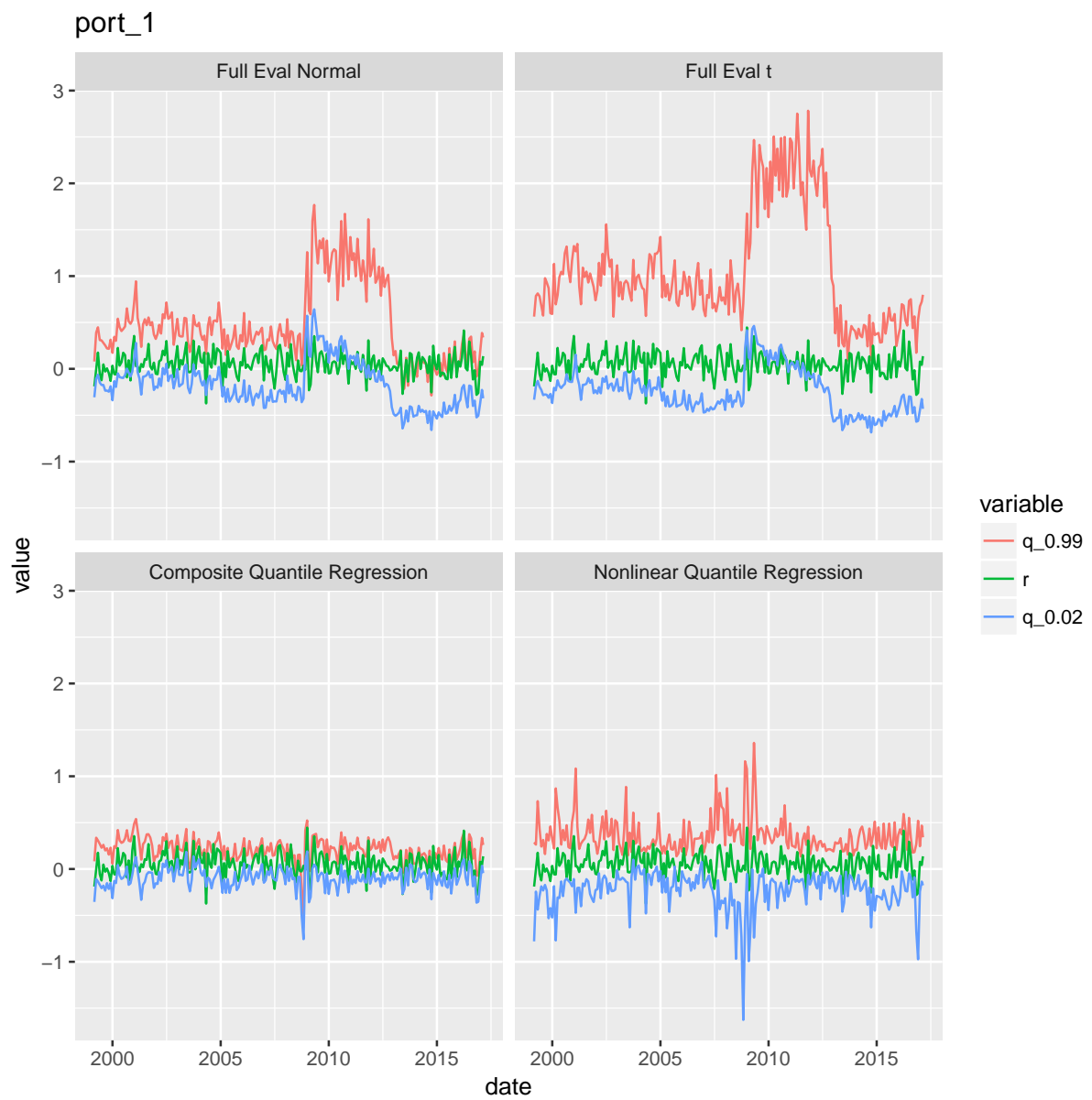


Figura 16 – Intervalo de confiança previsto do portfólio 1

4 CONCLUSÃO

Os métodos de análise de estilo ao abrirem mão da informação sobre a composição da carteira e modelarem diretamente a distribuição do retorno das carteiras de interesse reduzem significativamente os problemas computacionais associados aos métodos tradicionais de avaliação total e permitem o uso de modelos mais ricos para explicar a relação entre o retorno da carteira e os fatores de risco.

Como visto na seção de previsão, apesar de abrirem mão da informação sobre a composição da carteira as previsões dos modelos de análise de estilo tiveram bom desempenho nos *backtests* e utilizaram a informação dos fatores de risco para produzir intervalos de confiança mais estreitos do que o modelo histórico não condicional. Nestes dois aspectos destacam-se os modelos quantílico composto e o quantílico não linear. Este último foi o único que produziu intervalos de confiança especialmente amplos para períodos em que os fatores de risco assumiam valores extremos, capturando o fato observado de que os retornos dos ativos apresentam correlações mais fortes para valores extremos o que é muito importante para sua aplicação em testes de stress.

Na seção de reprodução dos métodos de avaliação total, viu-se que o método quantílico não-linear é sempre mais conservador do que os modelos de avaliação total por assumir que os ativos têm correlações mais fortes para valores extremos. Por isso, quando os portfólios eram simulados com base em distribuições que não tinham essa característica os quantis condicionais estimados distaciavam-se excessivamente dos estimados pelos modelos de avaliação total que neste caso eram ótimos. Entretanto, quando os portfólios eram baseados em ativos reais, o modelo de análise de estilo quantílico não-linear produziu melhores previsões do que os de avaliação total.

Naturalmente essa melhor performance do modelo quantílico não-linear deve ser considerada com cautela, já que foi avaliada para um número limitado de portfólios e os modelos de avaliação total utilizados se baseavam em distribuições conjuntas muito simples para os ativos subjacentes. Além disso, o modelo quantílico não linear utilizado claramente não foi capaz de capturar a não linearidade dos portfólios vinda da relação entre as opções e os ativos subjacentes. Por outro lado, as evidências apresentadas nesta dissertação encorajam o uso do modelo de análise de estilo quantílico não linear como ferramenta complementar aos métodos de avaliação total nos testes de stress por ser capaz de capturar não-linearidades nas correlações entre os ativos e os fatores de risco.

Além disso, o bom desempenho de um modelo simples de regressão quantílica não-linear motivam pesquisas posteriores dedicadas a melhorar este método: (i) o uso de outras funções quantílicas não lineares baseadas em outras distribuições conjuntas frequentemente utilizadas

no mercado; (ii) melhorar seu algoritmo de estimação para que seja capaz de otimizar mais parâmetros como os graus de liberdade da distribuição t utilizada; (iii) desenvolver um algoritmo de estimação que utilize penalizações lasso para a seleção dos fatores de risco. Finalmente, em futuras pesquisas com maiores séries de dados é preciso testar formalmente se as extrapolações dos intervalos de confiança do modelo quantílico não linear são não correlacionados com os fatores de risco.

BIBLIOGRAFIA

- AGARWAL, V.; NAIK, N. Y. Generalised style analysis of hedge funds. *Journal of Asset Management*, Palgrave Macmillan, v. 1, n. 1, p. 93–109, 2000.
- AGARWAL, V.; NAIK, N. Y. Risks and portfolio decisions involving hedge funds. *Review of Financial studies*, Soc Financial Studies, v. 17, n. 1, p. 63–98, 2004.
- ALEXANDER, C.; SHEEDY, E. Developing a stress testing framework based on market risk models. *Journal of Banking & Finance*, Elsevier, v. 32, n. 10, p. 2220–2236, 2008.
- ANGRIST, J.; CHERNOZHUKOV, V.; FERNÁNDEZ-VAL, I. Quantile regression under misspecification, with an application to the us wage structure. *Econometrica*, Wiley Online Library, v. 74, n. 2, p. 539–563, 2006.
- ARAGONÉS, J. R.; BLANCO, C.; DOWD, K. Incorporating stress tests into market risk modeling (digest summary). *Derivatives Quarterly*, CFA Institute, v. 7, n. 3, p. 44–49, 2001.
- BASSETT, G. W.; CHEN, H.-L. Portfolio style: Return-based attribution using quantile regression. In: *Economic Applications of Quantile Regression*. [S.l.]: Springer, 2002. p. 293–305.
- BERKOWITZ, J. Testing density forecasts, with applications to risk management. *Journal of Business & Economic Statistics*, Taylor & Francis, v. 19, n. 4, p. 465–474, 2001.
- BIS, B. C. o. B. S. *Principles for sound stress testing practices and supervision*. [S.l.]: January, 2009.
- BLACK, F.; SCHOLES, M. The pricing of options and corporate liabilities. *Journal of political economy*, The University of Chicago Press, v. 81, n. 3, p. 637–654, 1973.
- BOUYÉ, E.; SALMON, M. Dynamic copula quantile regressions and tail area dynamic dependence in forex markets. *The European Journal of Finance*, Taylor & Francis, v. 15, n. 7-8, p. 721–750, 2009.
- CARHART, M. M. On persistence in mutual fund performance. *The Journal of finance*, Wiley Online Library, v. 52, n. 1, p. 57–82, 1997.
- CHERNOZHUKOV, V.; FERNÁNDEZ-VAL, I.; GALICHON, A. Quantile and probability curves without crossing. *Econometrica*, Wiley Online Library, v. 78, n. 3, p. 1093–1125, 2010.
- CHRISTOFFERSEN, P. F. Evaluating interval forecasts. *International economic review*, JSTOR, p. 841–862, 1998.
- DIEBOLD, F. X.; GUNTHER, T. A.; TAY, A. S. *Evaluating density forecasts*. [S.l.]: National Bureau of Economic Research Cambridge, Mass., USA, 1997.
- GLASSERMAN, P.; KANG, C.; KANG, W. Stress scenario selection by empirical likelihood. *Quantitative Finance*, Taylor & Francis, v. 15, n. 1, p. 25–41, 2015.
- HAMIDI, B.; MAILLET, B.; MERLIN, P. A robust time-varying style analysis for hedge funds based on dynamic quantiles. 2011.

KOENKER, R.; JR, G. B. Regression quantiles. *Econometrica: journal of the Econometric Society*, JSTOR, p. 33–50, 1978.

KOENKER, R.; PARK, B. J. An interior point algorithm for nonlinear quantile regression. *Journal of Econometrics*, Elsevier, v. 71, n. 1, p. 265–283, 1996.

KUPIEC, P. Stress testing in a value at risk framework¹. *Risk management: value at risk and beyond*, Cambridge University Press, p. 76, 2002.

KUPIEC, P. H. Techniques for verifying the accuracy of risk measurement models. *The J. of Derivatives*, v. 3, n. 2, 1995.

MCNEIL, A. J.; FREY, R. Estimation of tail-related risk measures for heteroscedastic financial time series: an extreme value approach. *Journal of empirical finance*, Elsevier, v. 7, n. 3, p. 271–300, 2000.

MOODY'S. Banking industry survey on stress testing. *Moody's Analytics: New York*, Taylor & Francis, 2011.

MORGAN, J. Riskmetrics technical manual. *JP Morgan Bank. New York*, 1995.

ROUVINEZ, C. Going greek with var: Presenting two techniques for including curvature and convexity in the value-at-risk of a non-linear portfolio. *RISK-LONDON-RISK MAGAZINE LIMITED-*, RISK MAGAZINE LIMITED, v. 10, p. 57–65, 1997.

SHARPE, W. F. Asset allocation: Management style and performance measurement. *The Journal of Portfolio Management*, Institutional Investor Journals, v. 18, n. 2, p. 7–19, 1992.

ZOU, H. The adaptive lasso and its oracle properties. *Journal of the American statistical association*, Taylor & Francis, v. 101, n. 476, p. 1418–1429, 2006.

ZOU, H.; YUAN, M. Composite quantile regression and the oracle model selection theory. *The Annals of Statistics*, JSTOR, p. 1108–1126, 2008.

ANEXOS

Anexo A – Histogramas dos Quantis Realizados

Ao se transformar uma variável aleatória com o inverso de sua cdf, a variável resultante será o quantil realizado e se distribuirá segundo uma uniforme. Dessa forma, um teste gráfico para se avaliar o quão bem um determinado método prevê a distribuição de uma variável é transformar suas realizações utilizando o inverso da cdf prevista, obtendo-se os quantis realizados de acordo com aquela previsão. Melhor o método será quanto mais a distribuição desses quantis realizados se aproximar de uma uniforme. Cada bloco de gráficos abaixo apresenta os histogramas dos quantis realizados dos 6 métodos de análise de estilo para alguma das 22 carteiras.

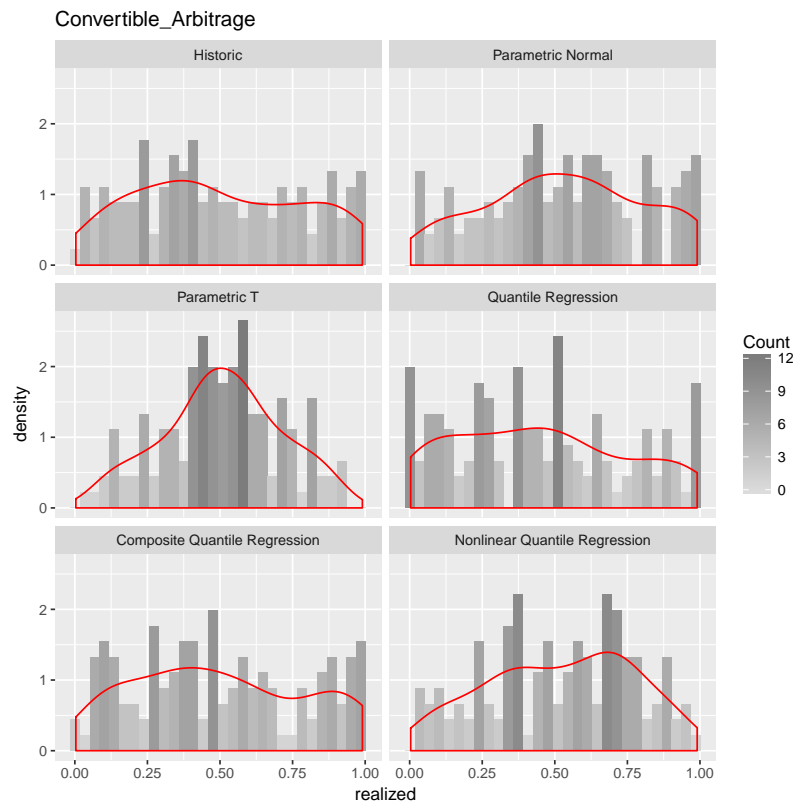


Figura 17 – Distribuição dos quantis realizados do índice de Convertible Arbitrage

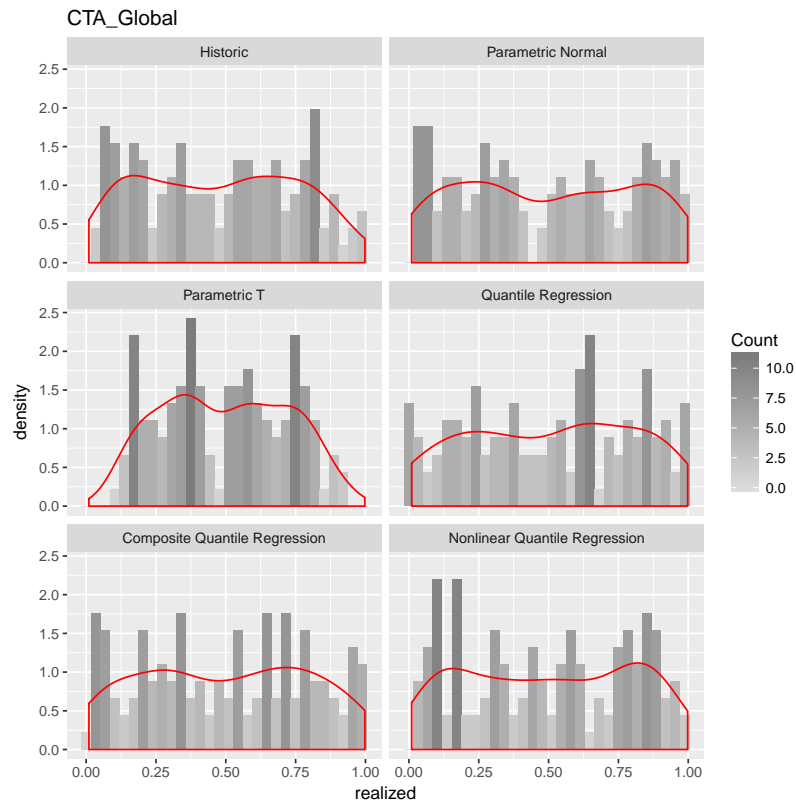


Figura 18 – Distribuição dos quantis realizados do índice de CTA Global

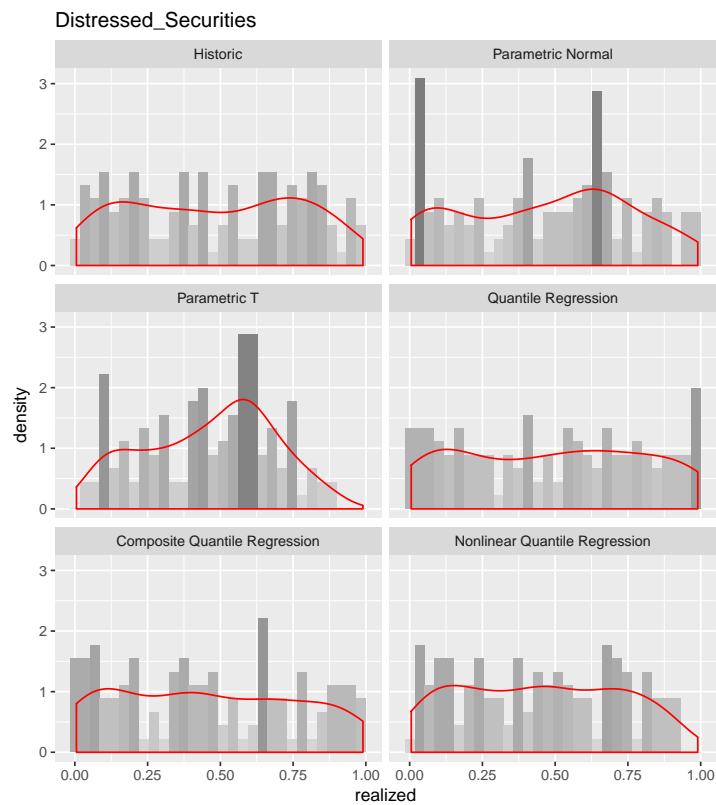


Figura 19 – Distribuição dos quantis realizados do índice de Distressed Securities

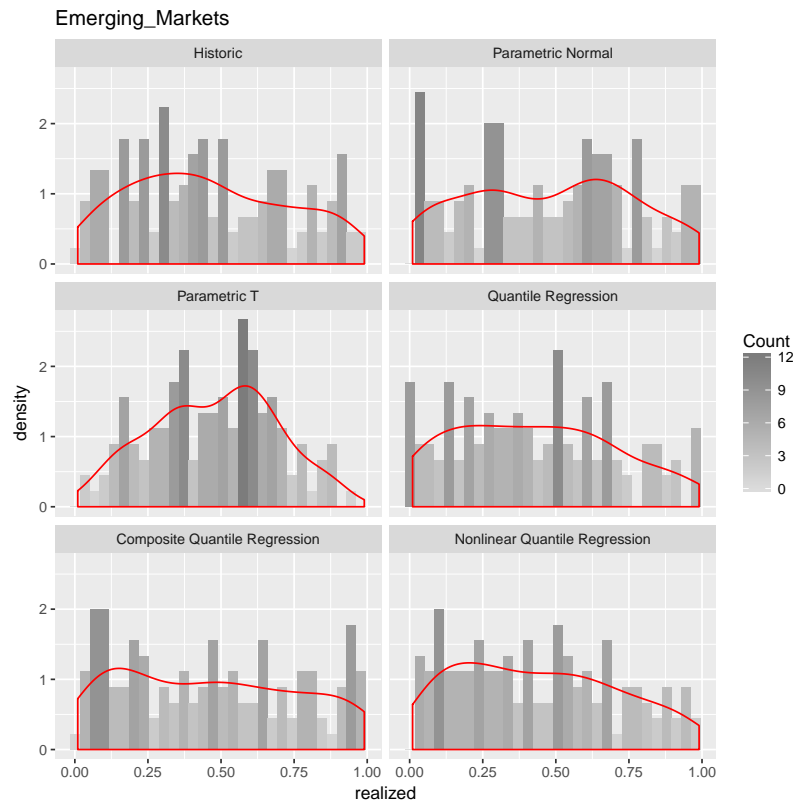


Figura 20 – Distribuição dos quantis realizados do índice de Emerging Markets

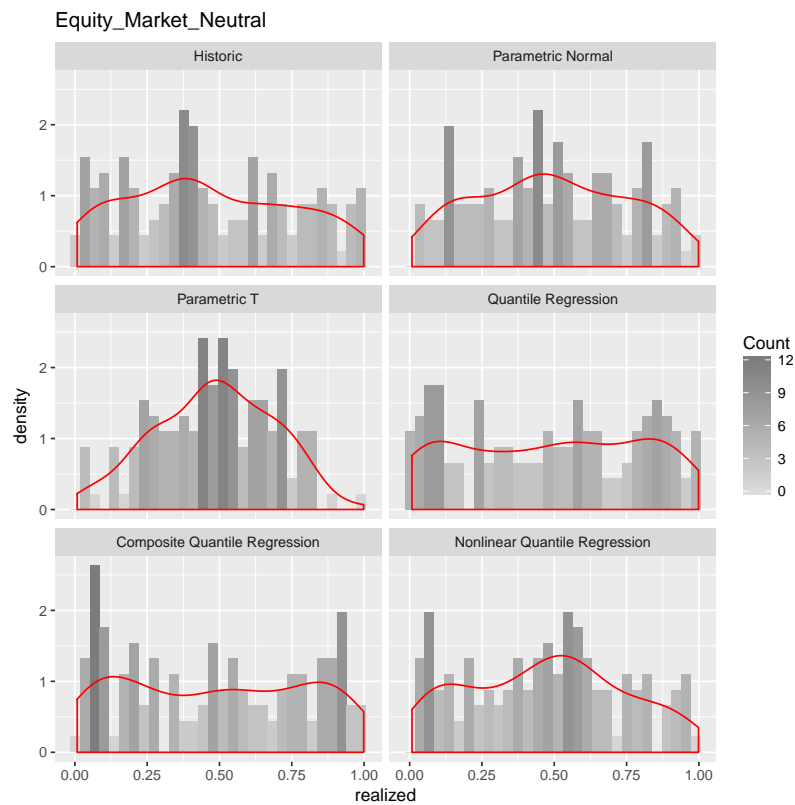


Figura 21 – Distribuição dos quantis realizados do índice de Equity Market Neutral

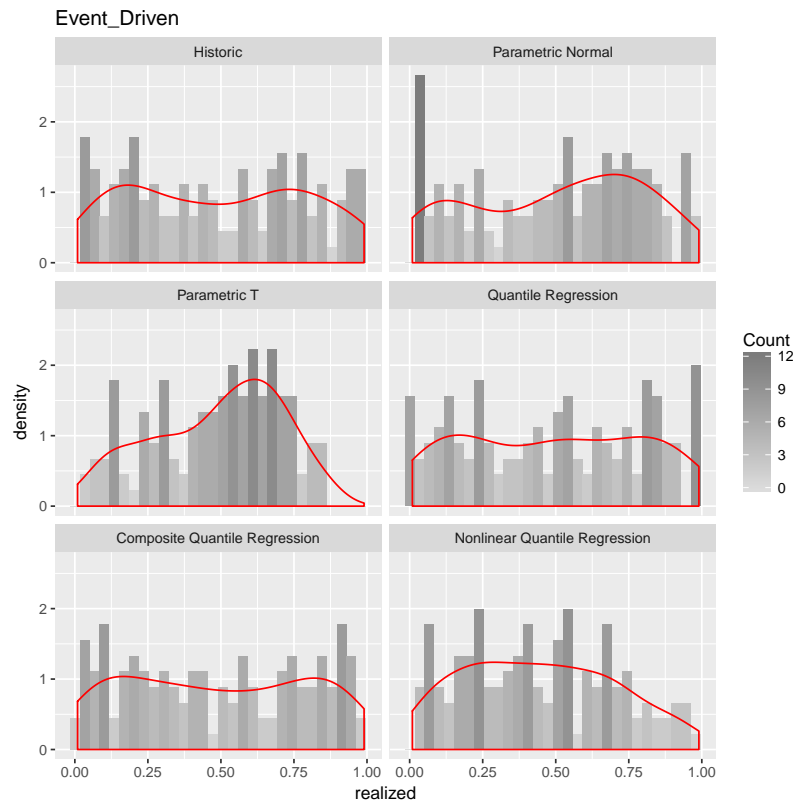


Figura 22 – Distribuição dos quantis realizados do índice de Event Driven

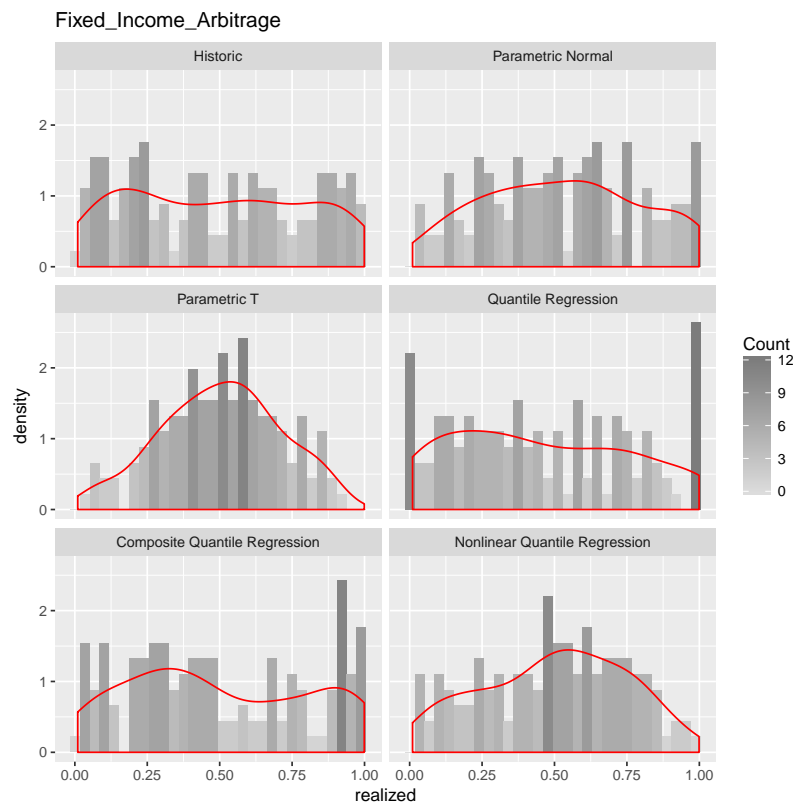


Figura 23 – Distribuição dos quantis realizados do índice de Fixed Income Arbitrage

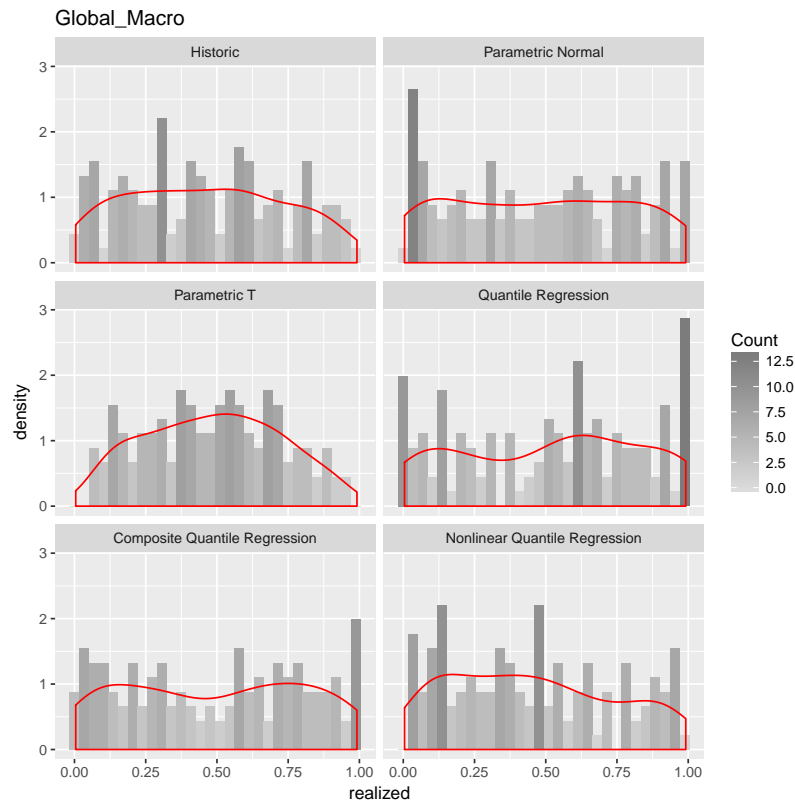


Figura 24 – Distribuição dos quantis realizados do índice de Global Macro

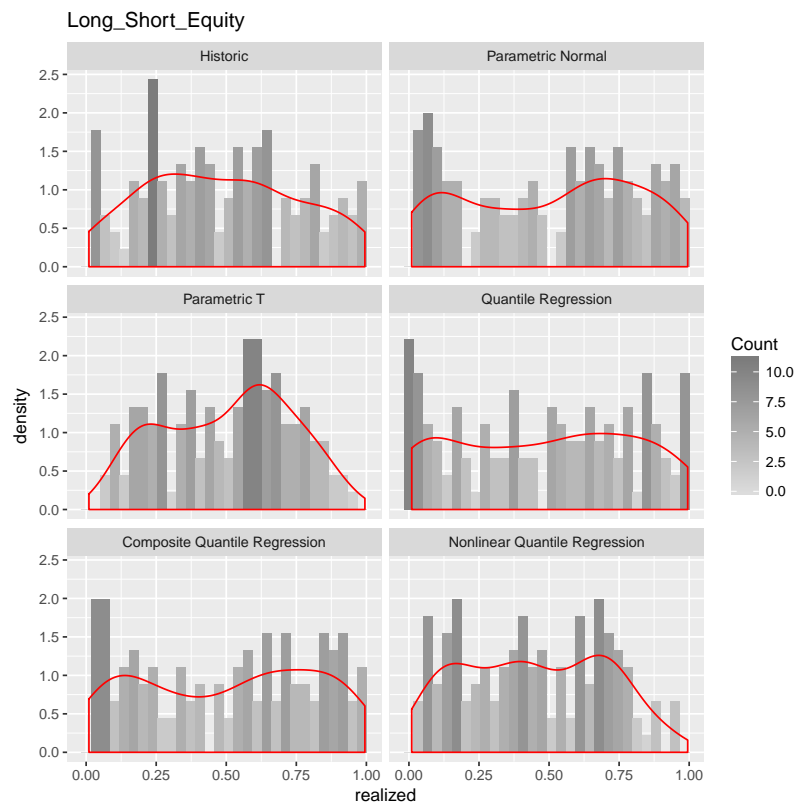


Figura 25 – Distribuição dos quantis realizados do índice de Long Short Equity

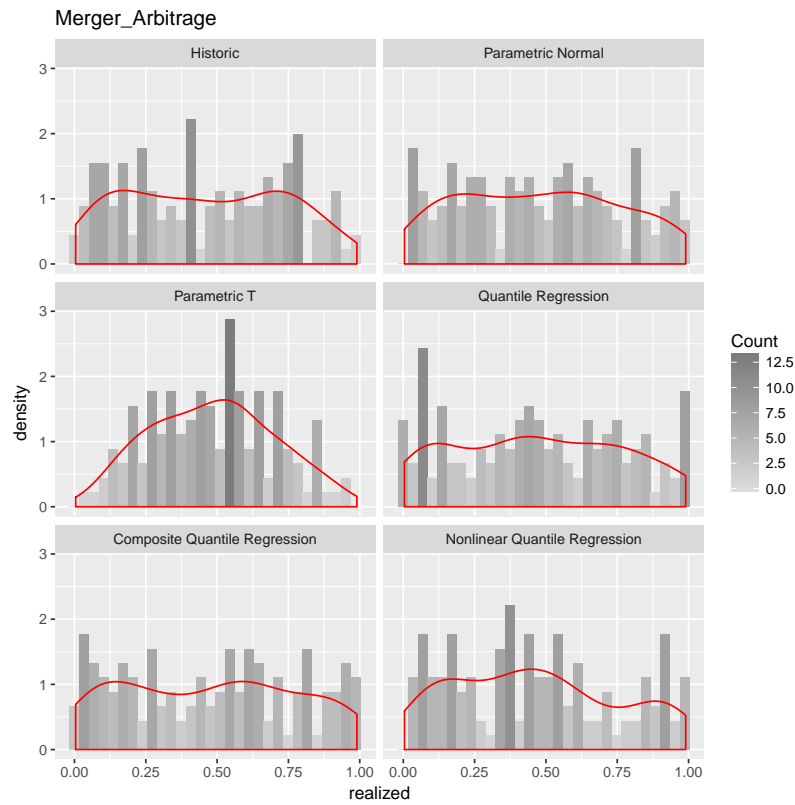


Figura 26 – Distribuição dos quantis realizados do índice de Merger Arbitrage

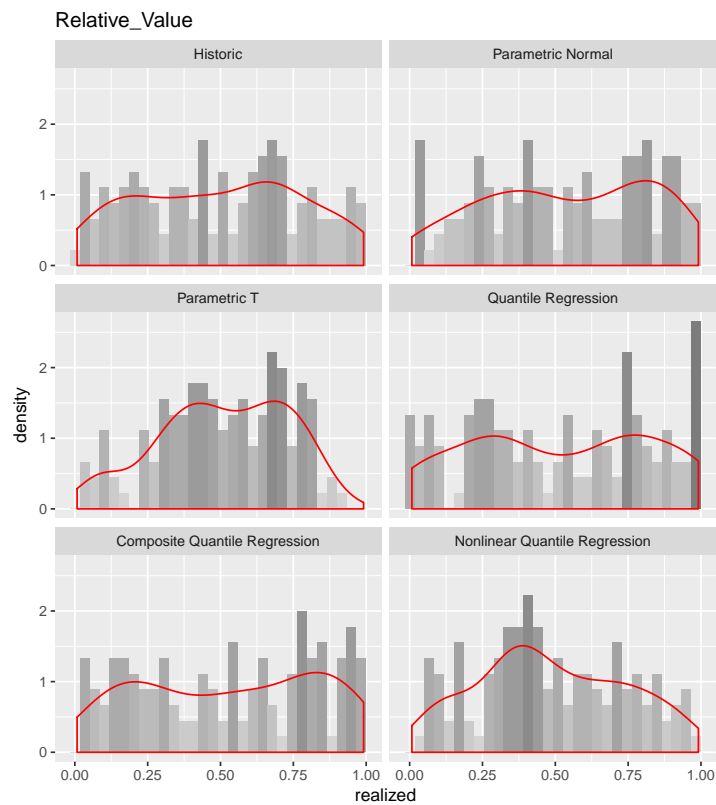


Figura 27 – Distribuição dos quantis realizados do índice de Relative Value

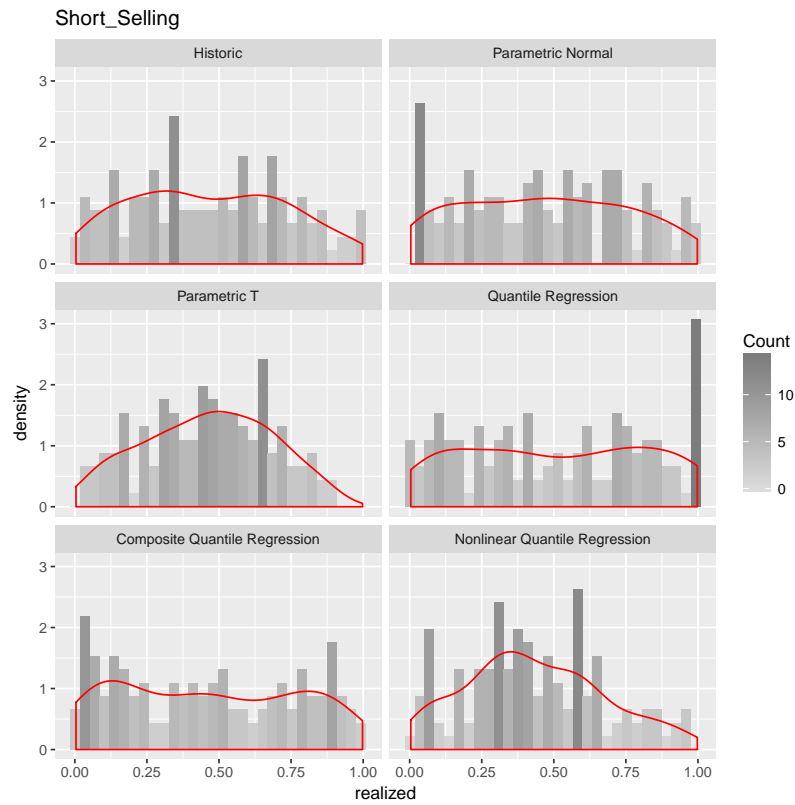


Figura 28 – Distribuição dos quantis realizados do índice de Short Selling

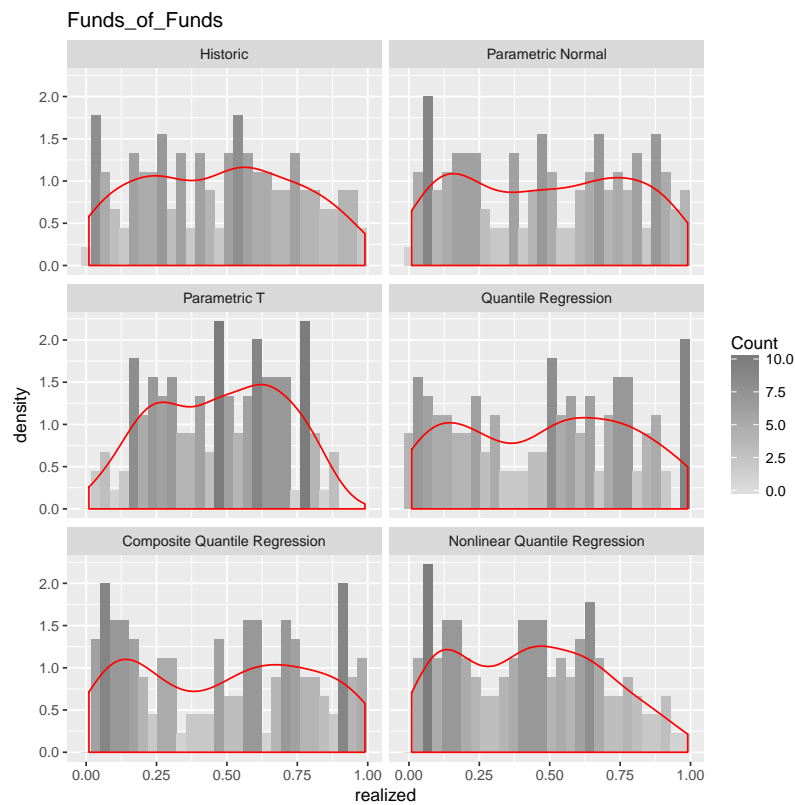


Figura 29 – Distribuição dos quantis realizados do índice de Funds of Funds

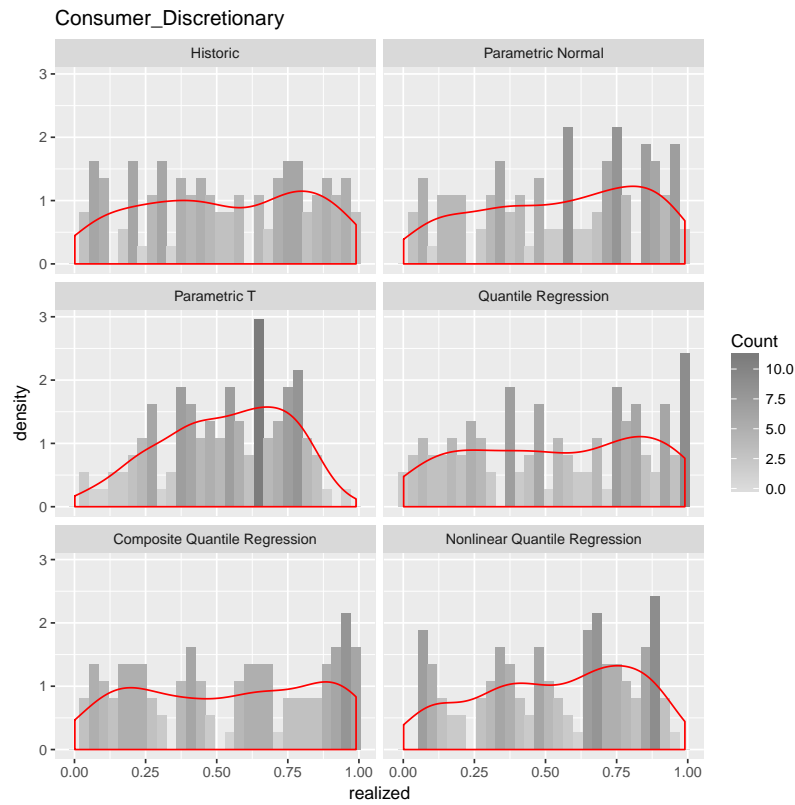


Figura 30 – Distribuição dos quantis realizados da ETF Consumer Discretionary

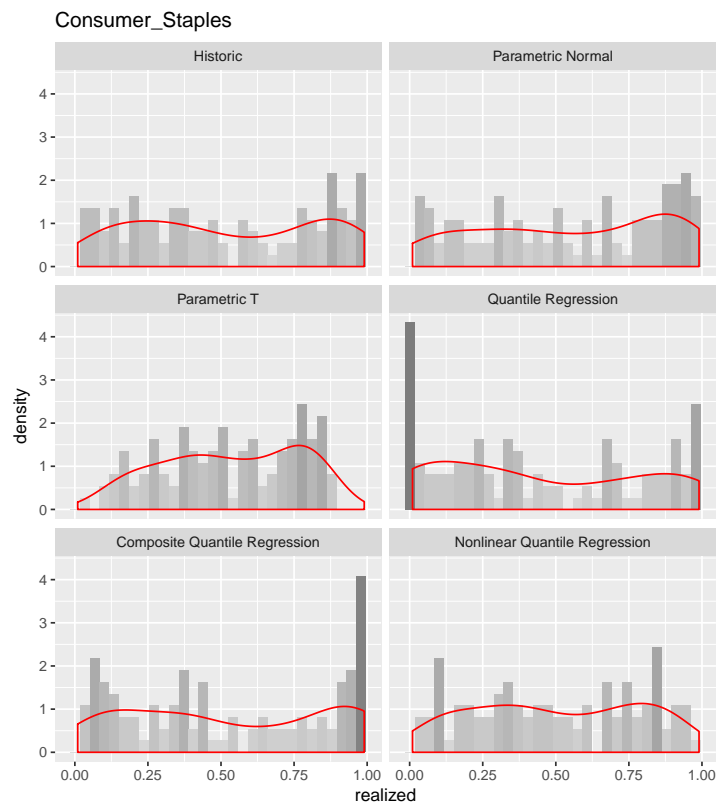


Figura 31 – Distribuição dos quantis realizados da ETF de Consumer Staples

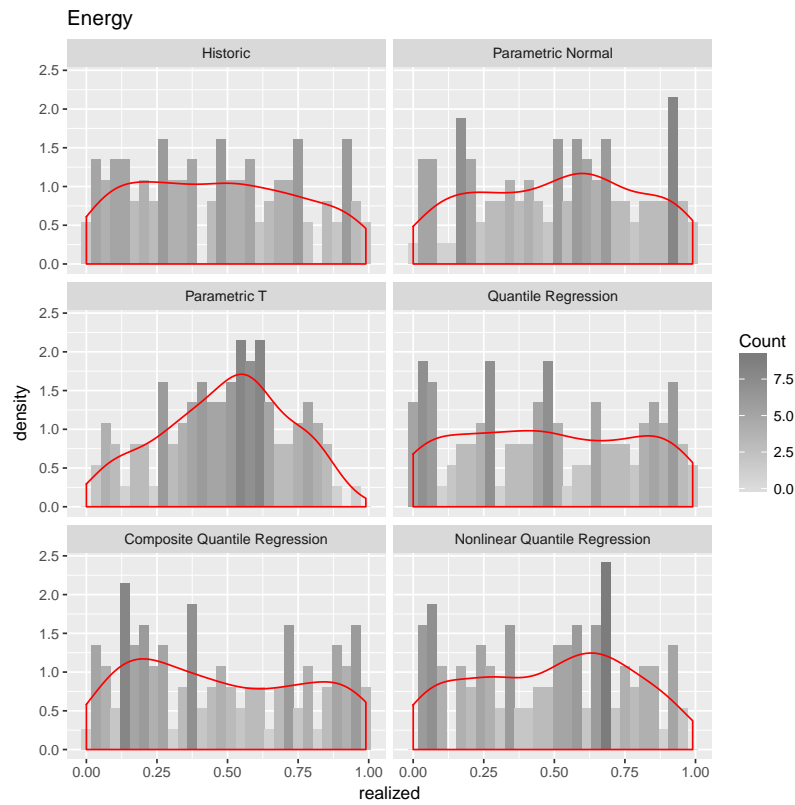


Figura 32 – Distribuição dos quantis realizados da ETF de Energy

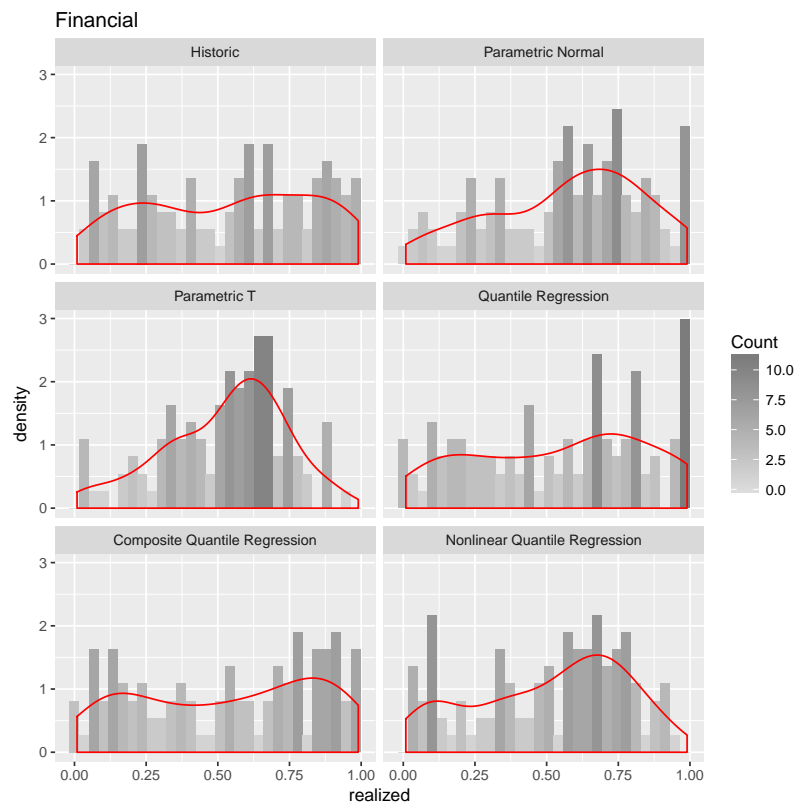


Figura 33 – Distribuição dos quantis realizados da ETF de Financial

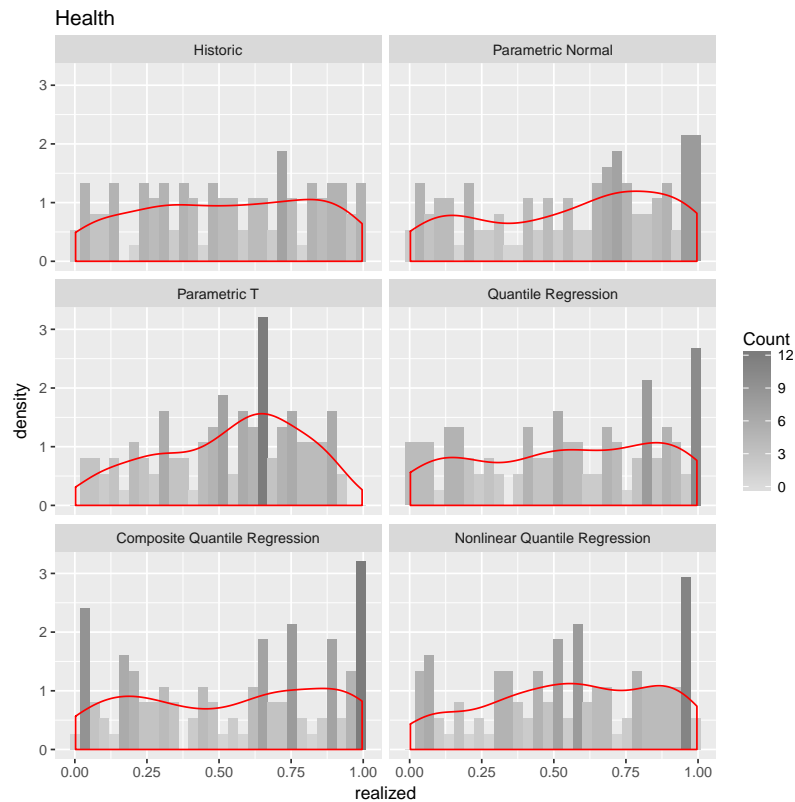


Figura 34 – Distribuição dos quantis realizados da ETF de Health

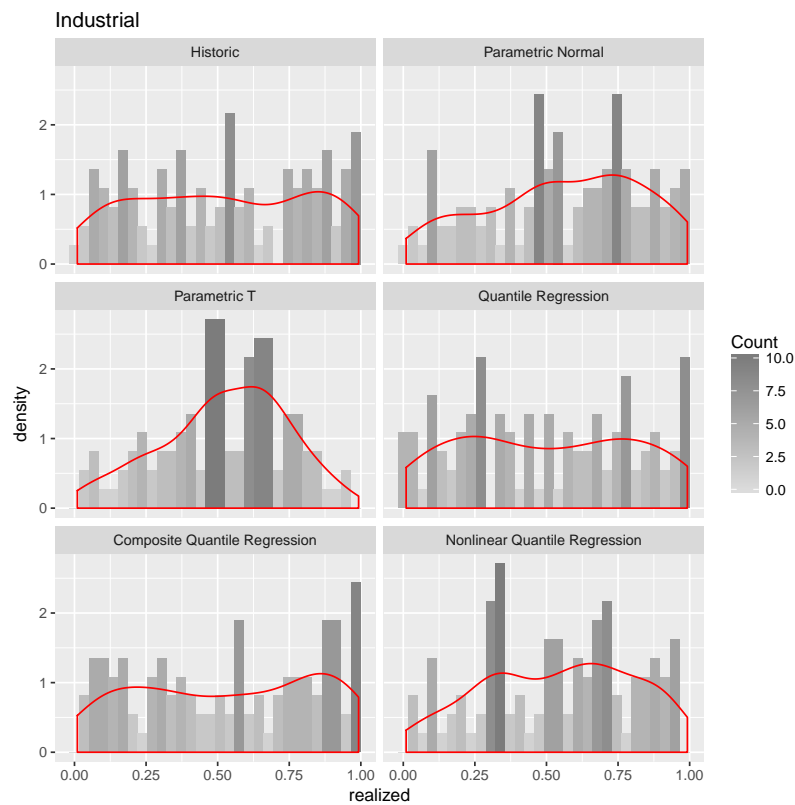


Figura 35 – Distribuição dos quantis realizados da ETF de Industrial

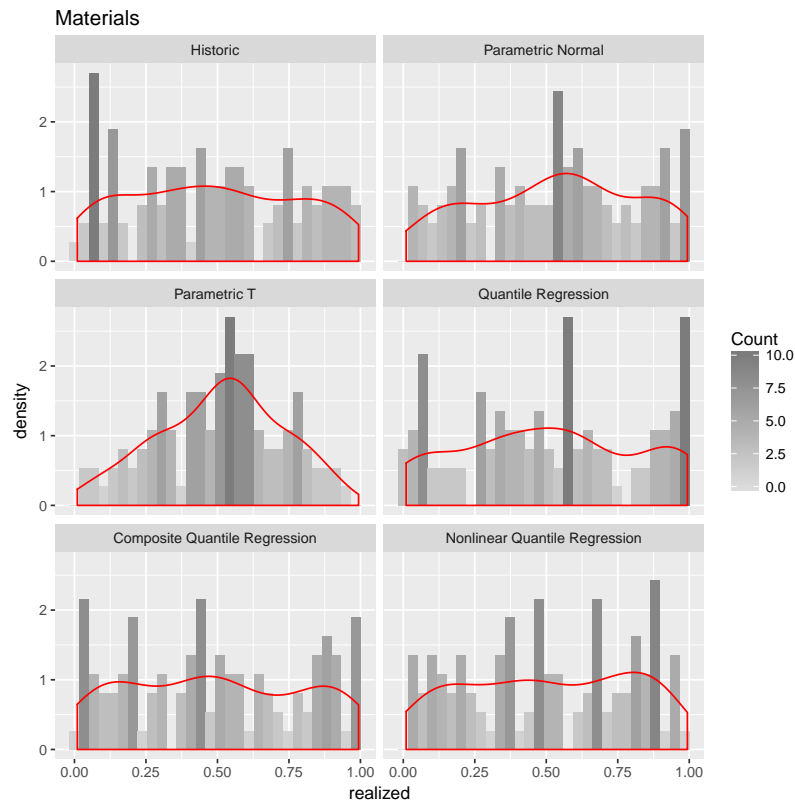


Figura 36 – Distribuição dos quantis realizados da ETF de Materials

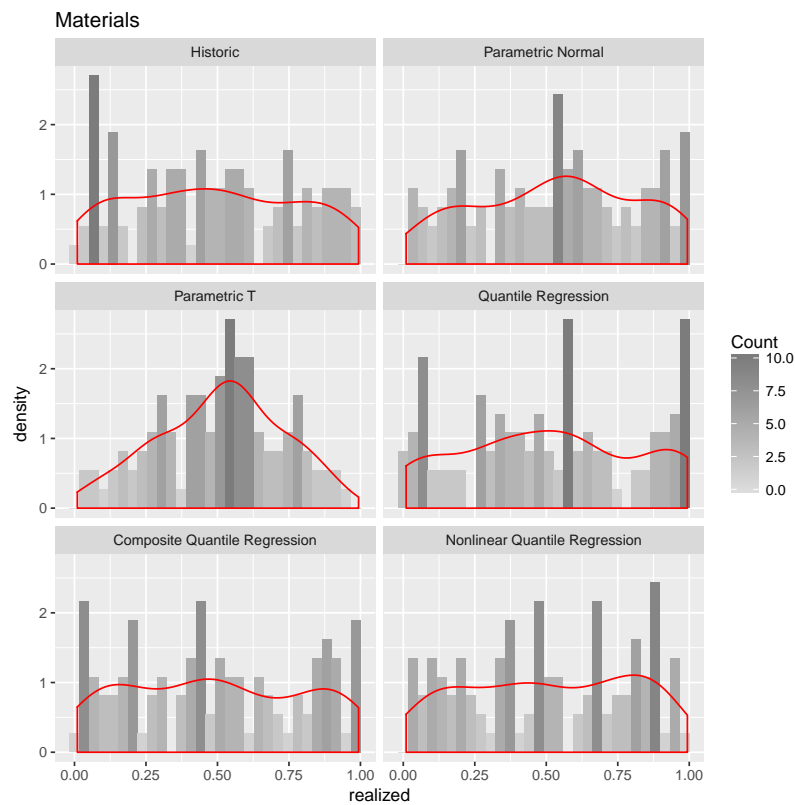


Figura 37 – Distribuição dos quantis realizados da ETF de Technology

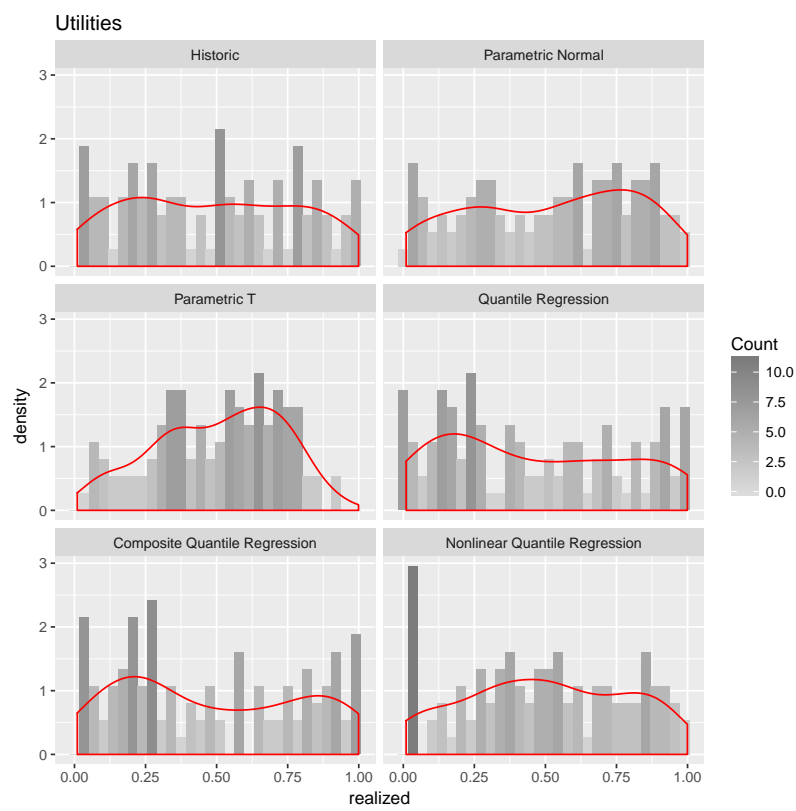


Figura 38 – Distribuição dos quantis realizados da ETF de Utilities

Anexo B – Séries dos Intervalos de Confiança das carteiras de índices e ETF's

Cada bloco de gráficos abaixo apresenta para alguma carteira as séries do retorno realizado da carteira e dos quantis 2% e 99% previstos por cada um dos 6 métodos de análise de estilo.

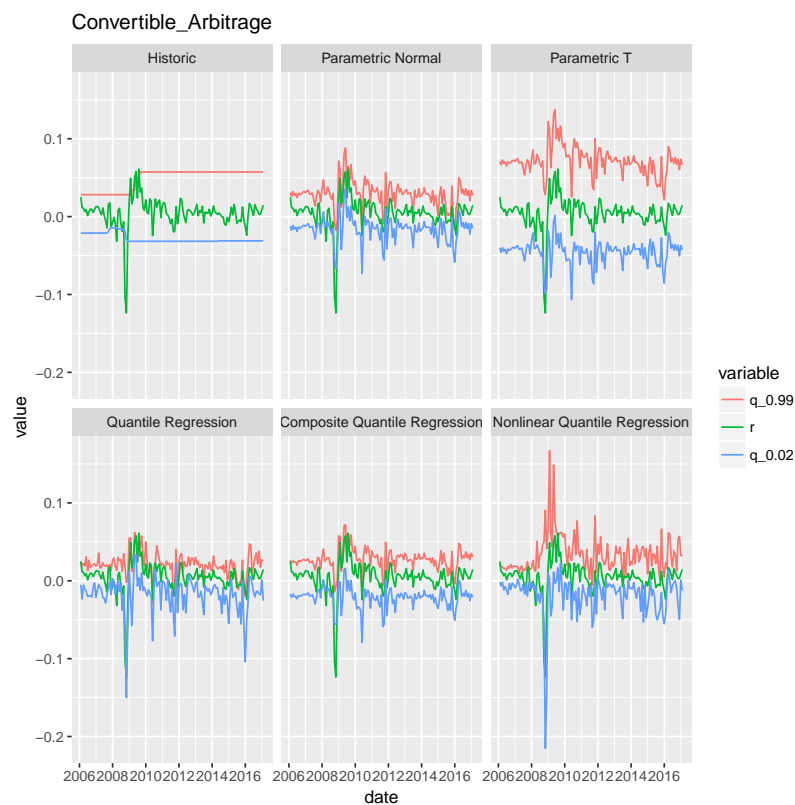


Figura 39 – Intervalo de confiança previsto do índice de Convertible Arbitrage

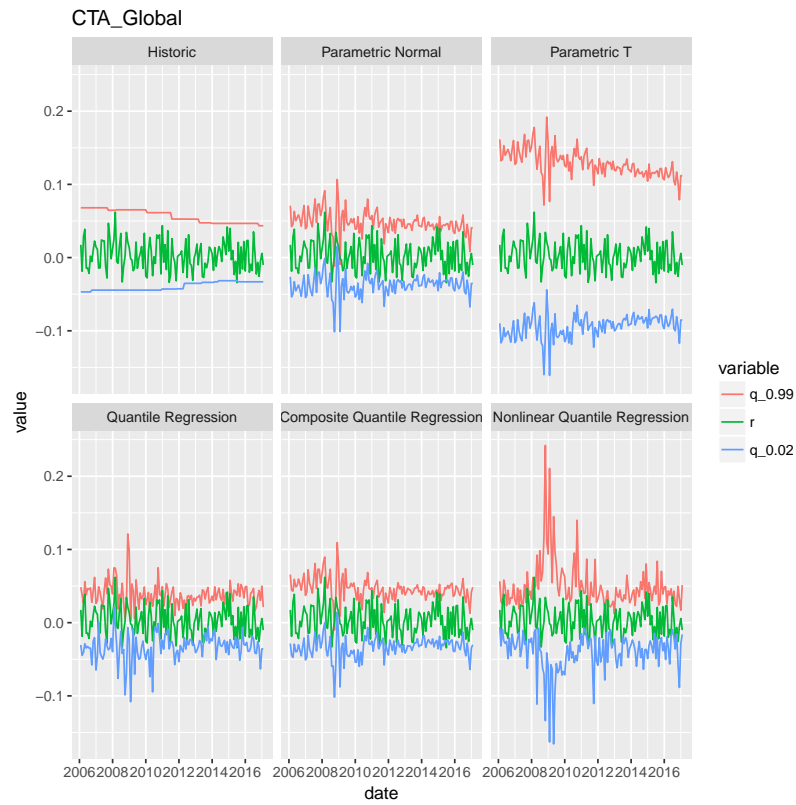


Figura 40 – Intervalo de confiança previsto do índice de CTA Global

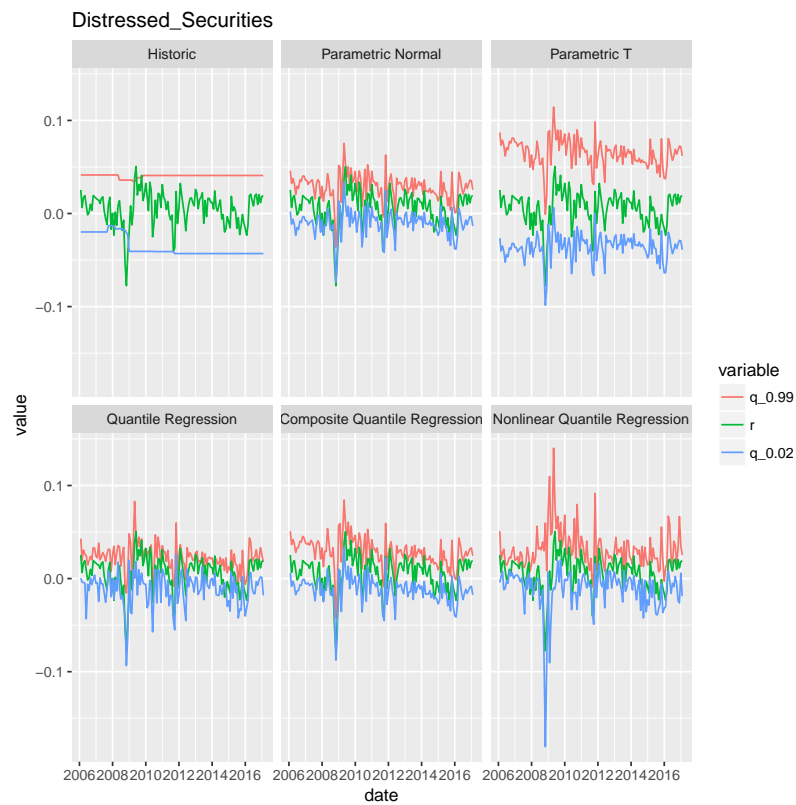


Figura 41 – Intervalo de confiança previsto do índice de Distressed Securities

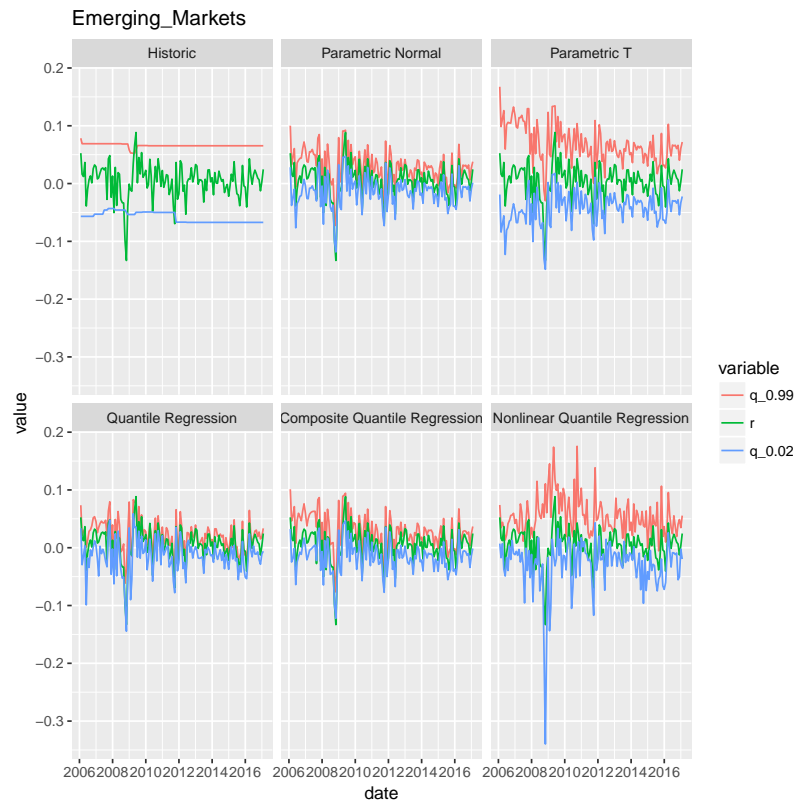


Figura 42 – Intervalo de confiança previsto do índice de Emerging Markets

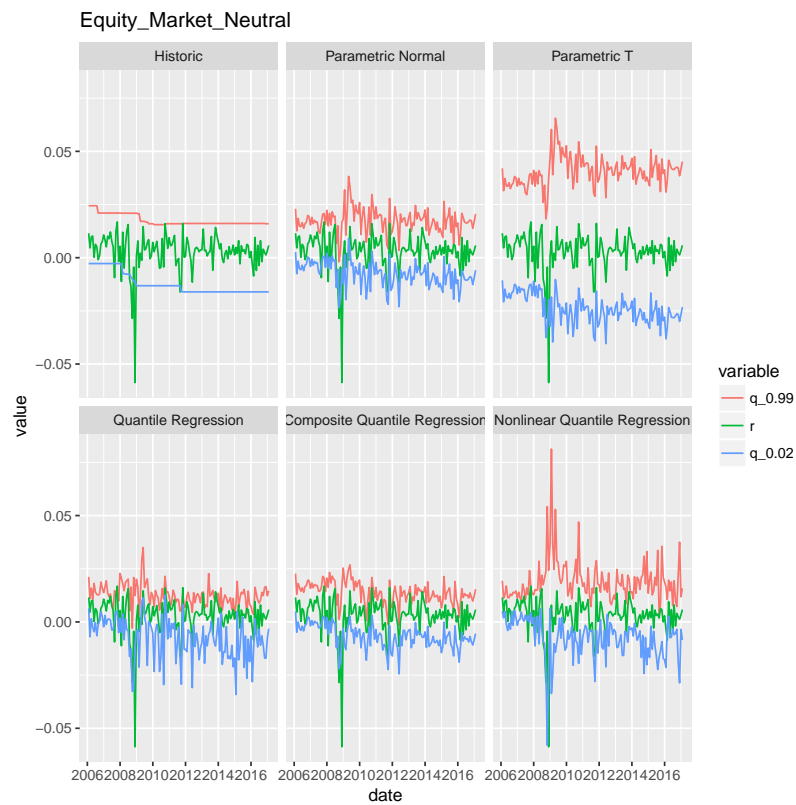


Figura 43 – Intervalo de confiança previsto do índice de Equity Market Neutral

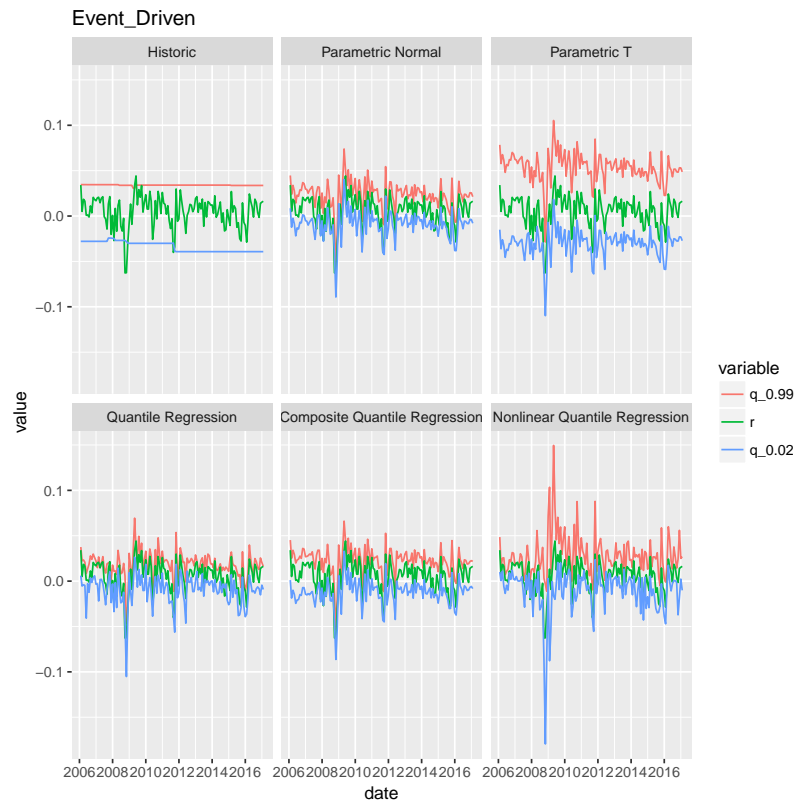


Figura 44 – Intervalo de confiança previsto do índice de Event Driven

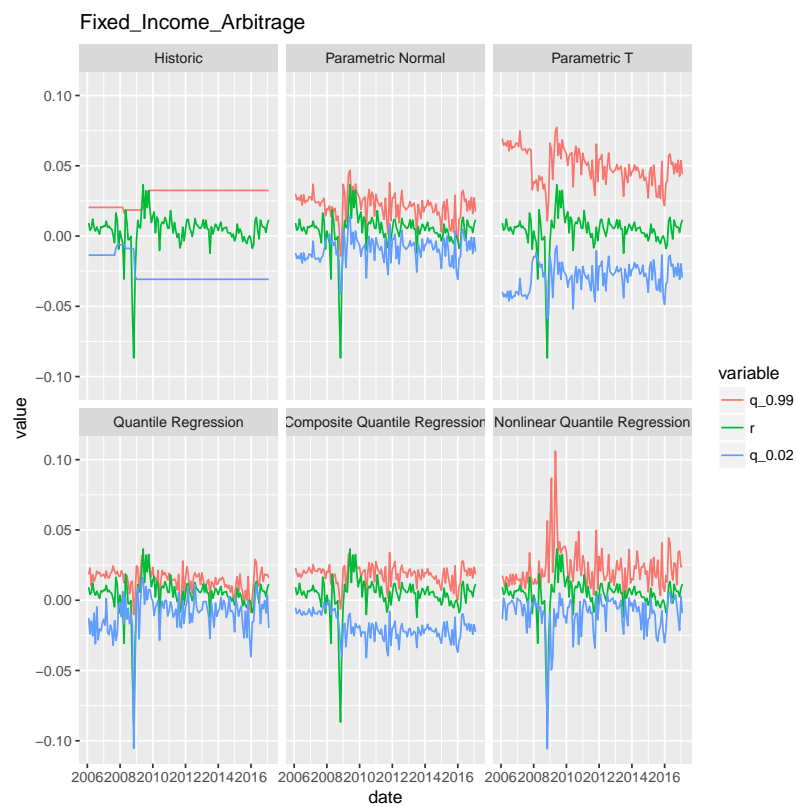


Figura 45 – Intervalo de confiança previsto do índice de Fixed Income Arbitrage

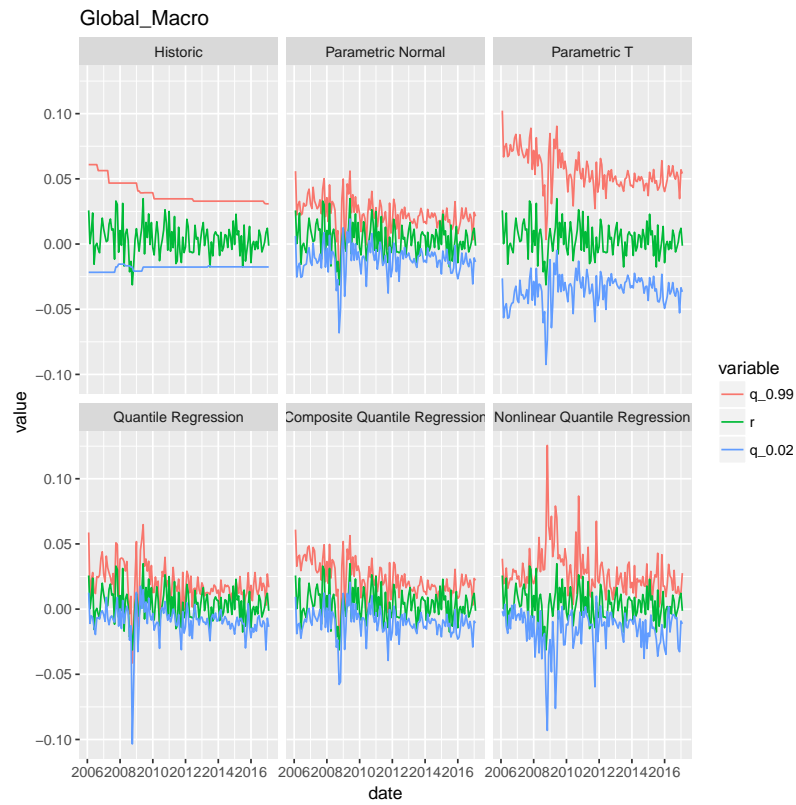


Figura 46 – Intervalo de confiança previsto do índice de Global Macro

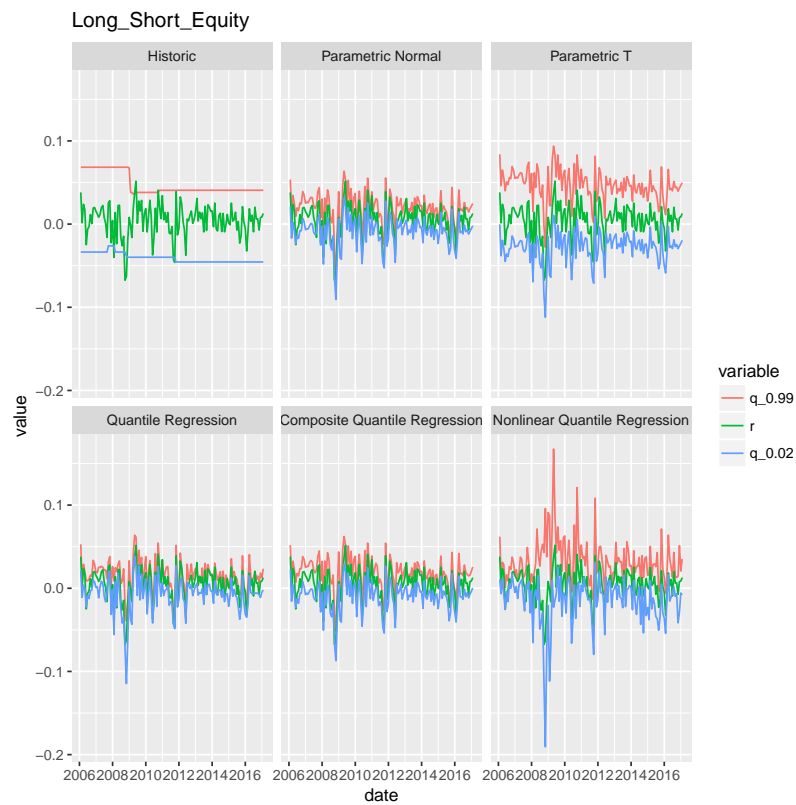


Figura 47 – Intervalo de confiança previsto do índice de Long Short Equity

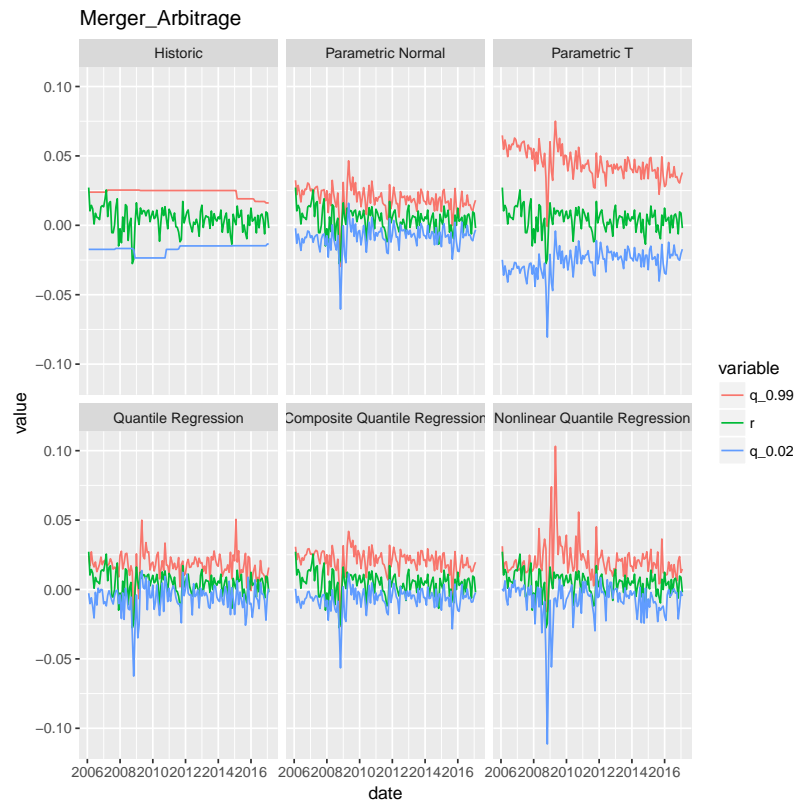


Figura 48 – Intervalo de confiança previsto do índice de Merger Arbitrage

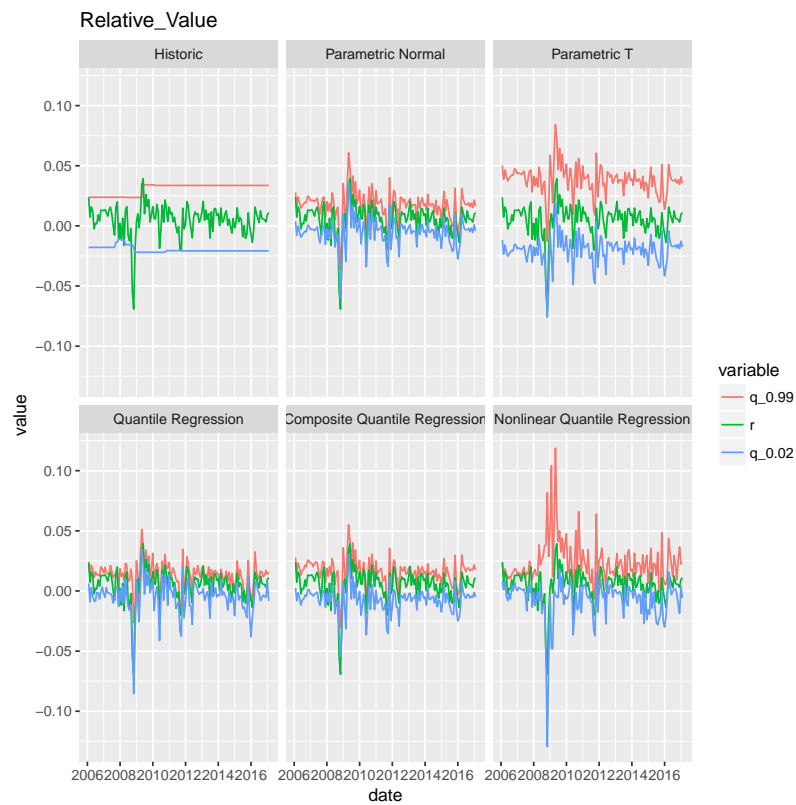


Figura 49 – Intervalo de confiança previsto do índice de Relative Value

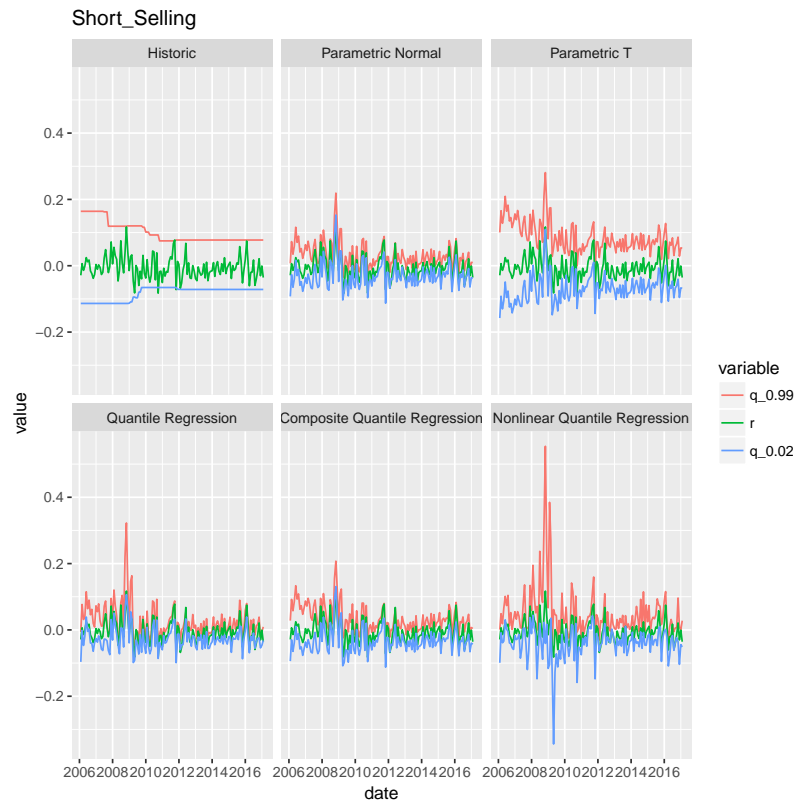


Figura 50 – Intervalo de confiança previsto do índice de Short Selling

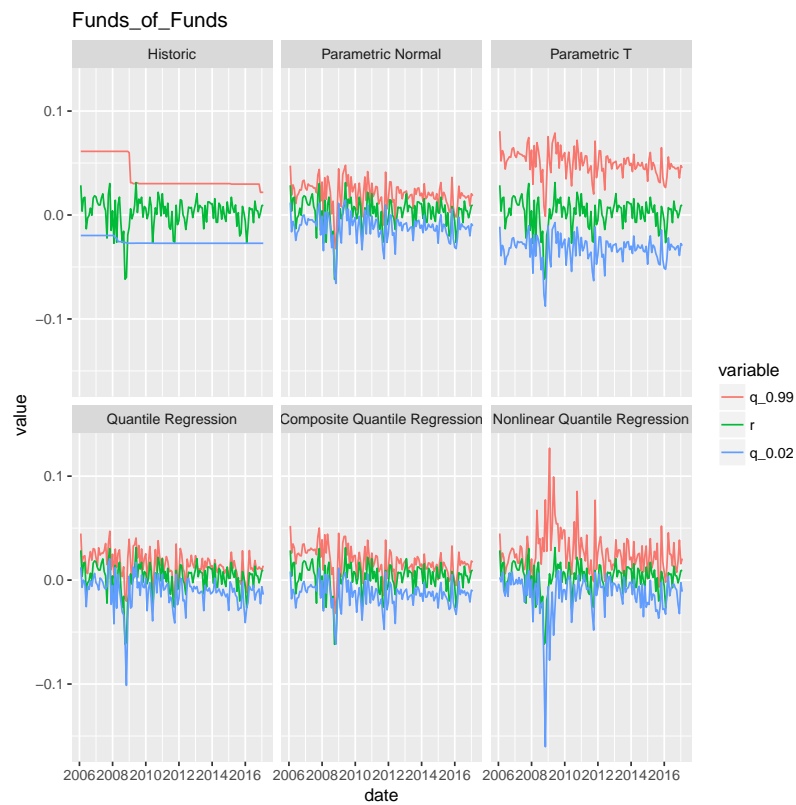


Figura 51 – Intervalo de confiança previsto do índice de Funds of Funds

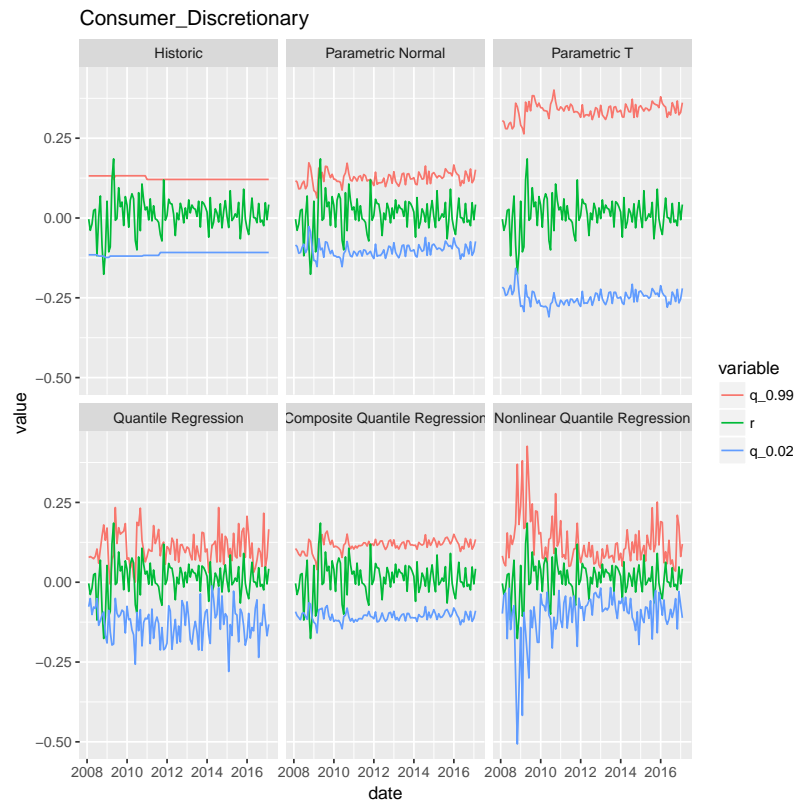


Figura 52 – Intervalo de confiança previsto da ETF Consumer Discretionary

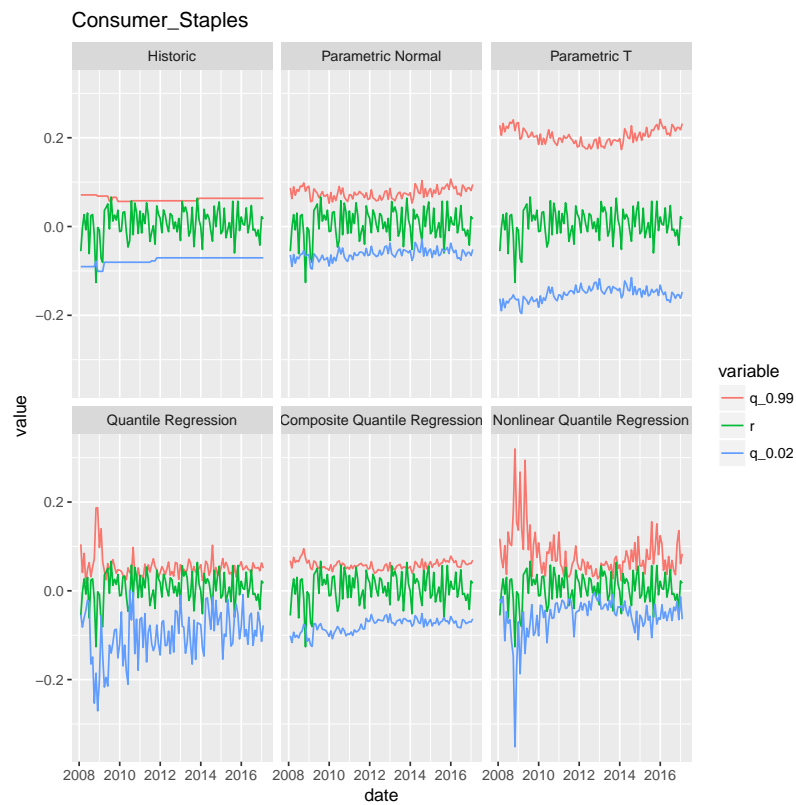


Figura 53 – Intervalo de confiança previsto da ETF Consumer Staples

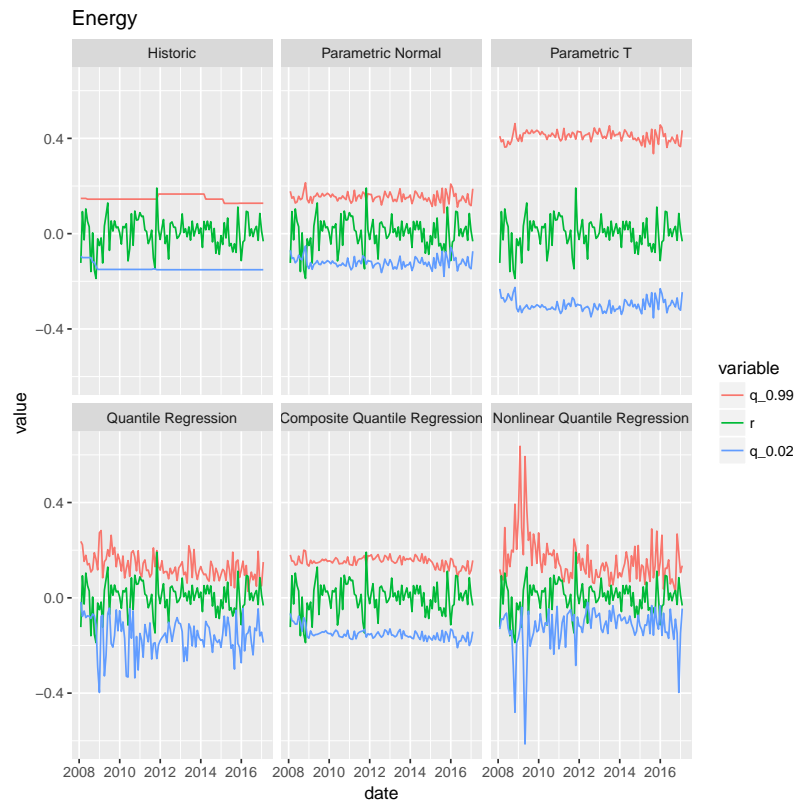


Figura 54 – Intervalo de confiança previsto da ETF Energy

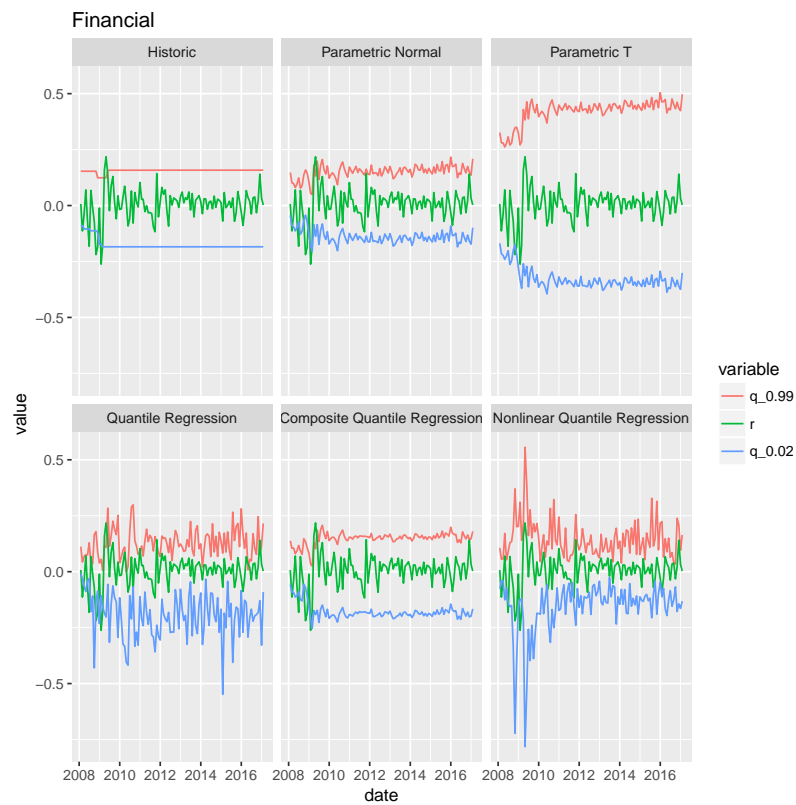


Figura 55 – Intervalo de confiança previsto da ETF Financial

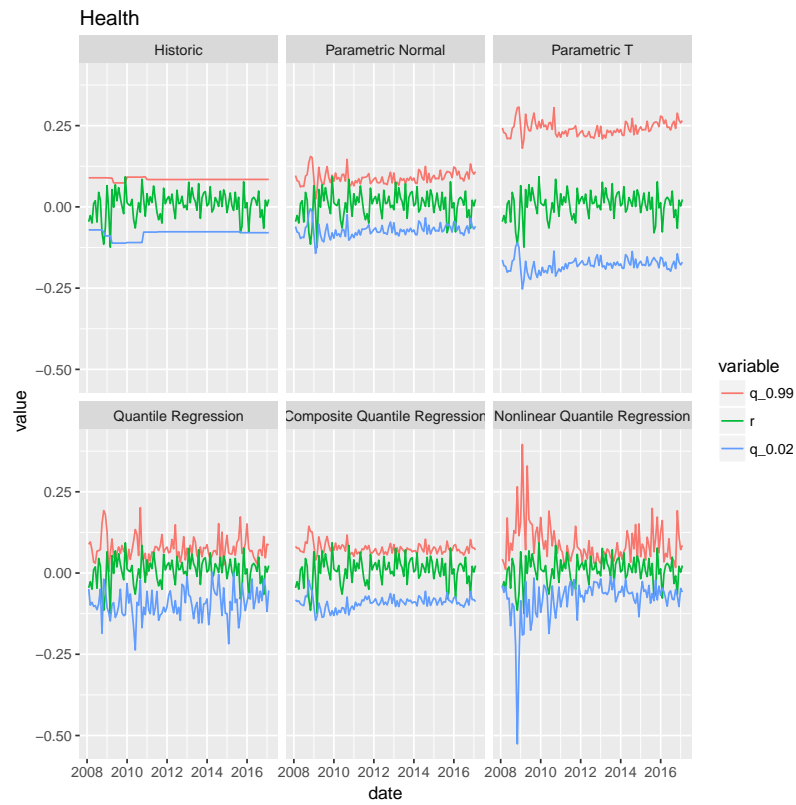


Figura 56 – Intervalo de confiança previsto da ETF Health

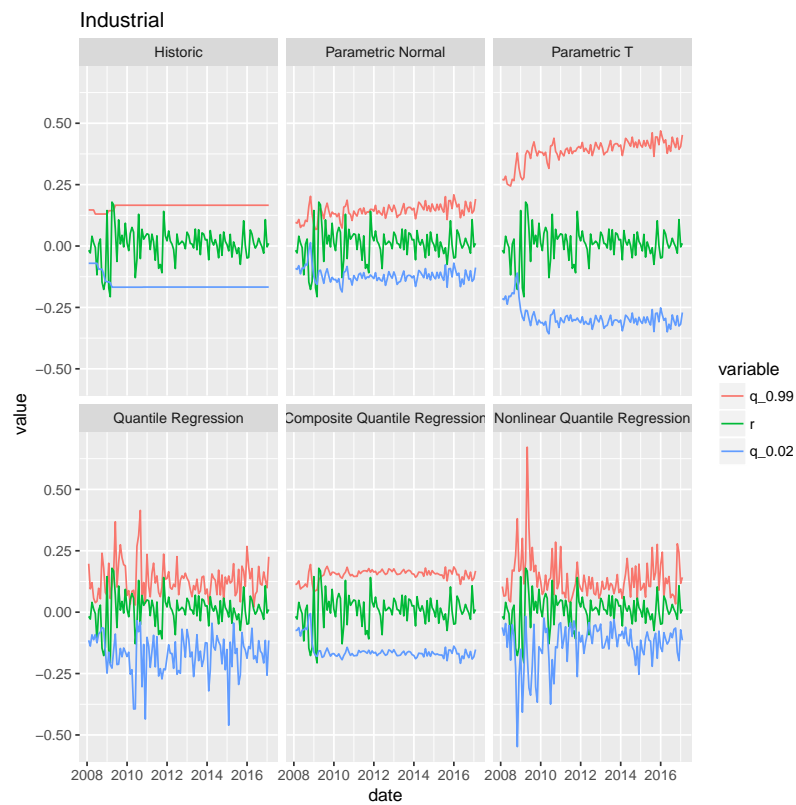


Figura 57 – Intervalo de confiança previsto da ETF Industrial

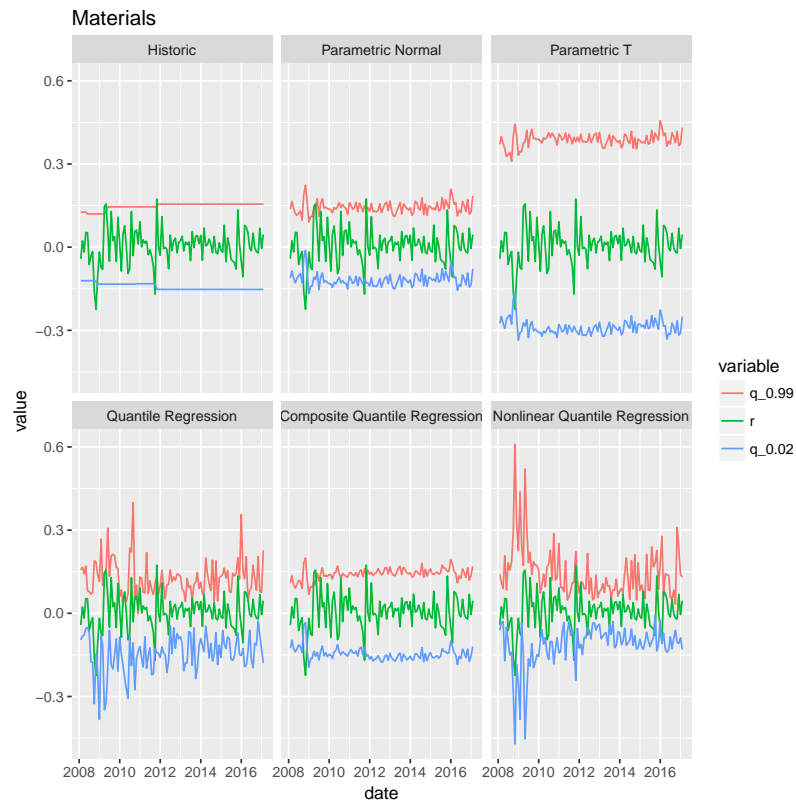


Figura 58 – Intervalo de confiança previsto da ETF Materials

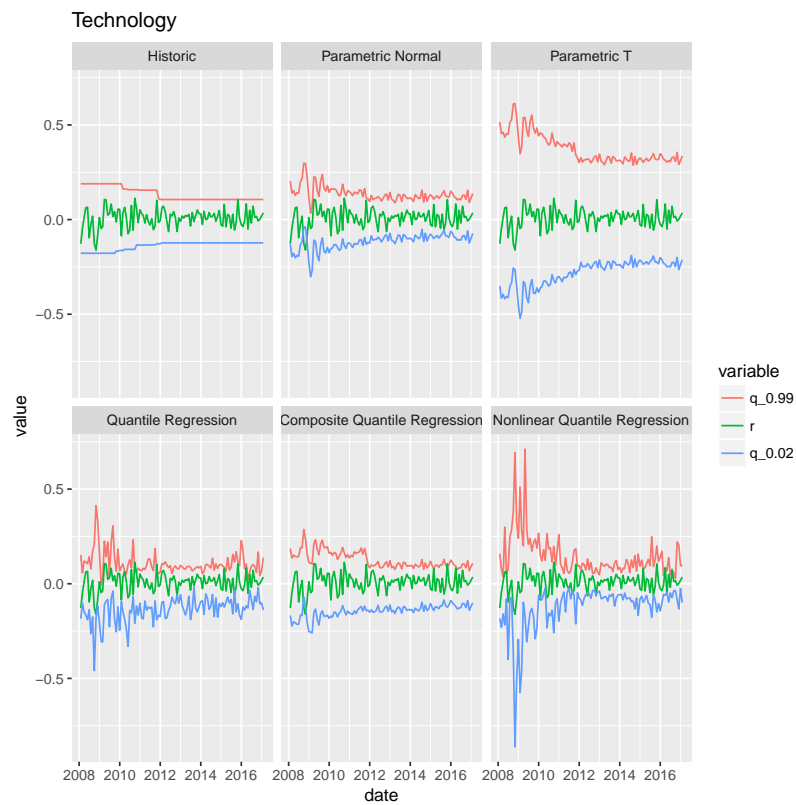


Figura 59 – Intervalo de confiança previsto da ETF Technology

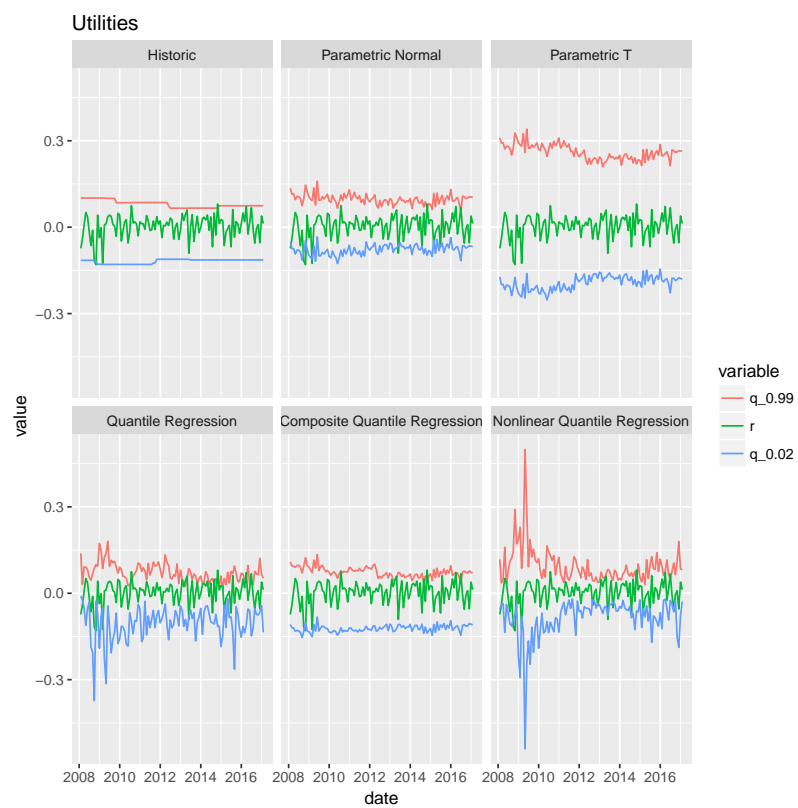


Figura 60 – Intervalo de confiança previsto da ETF Utilities

Anexo C – Gráficos dos quantis condicionais dos portfólios de opções baseados em ativos simulados

Cada um dos blocos de gráficos deste anexo se referem a um dos 3 portfólios de opções baseados em ativos simulados segundo uma distribuição conjunta normal ou uma t-student conjunta, totalizando 6 blocos. Cada bloco de gráficos é dividido em 9 janelas dedicados a um quantil específico. Em cada janela é apresentado como os quantis estimados por cada um dos métodos (distintos pela cor) evoluem com o fator de risco (eixo x).

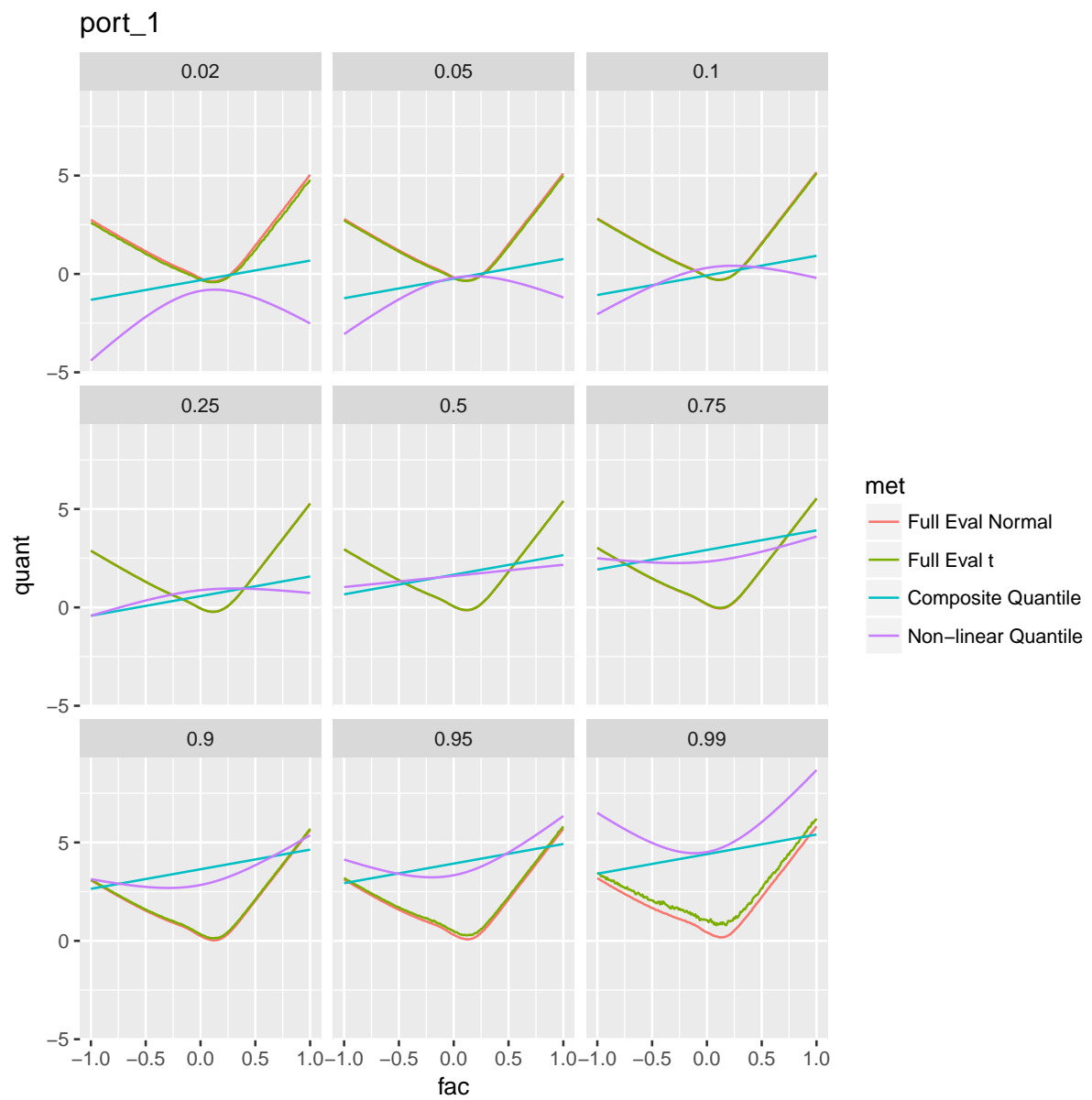


Figura 61 – Quantis condicionais estimados para o portfólio 1 simulado segundo uma normal

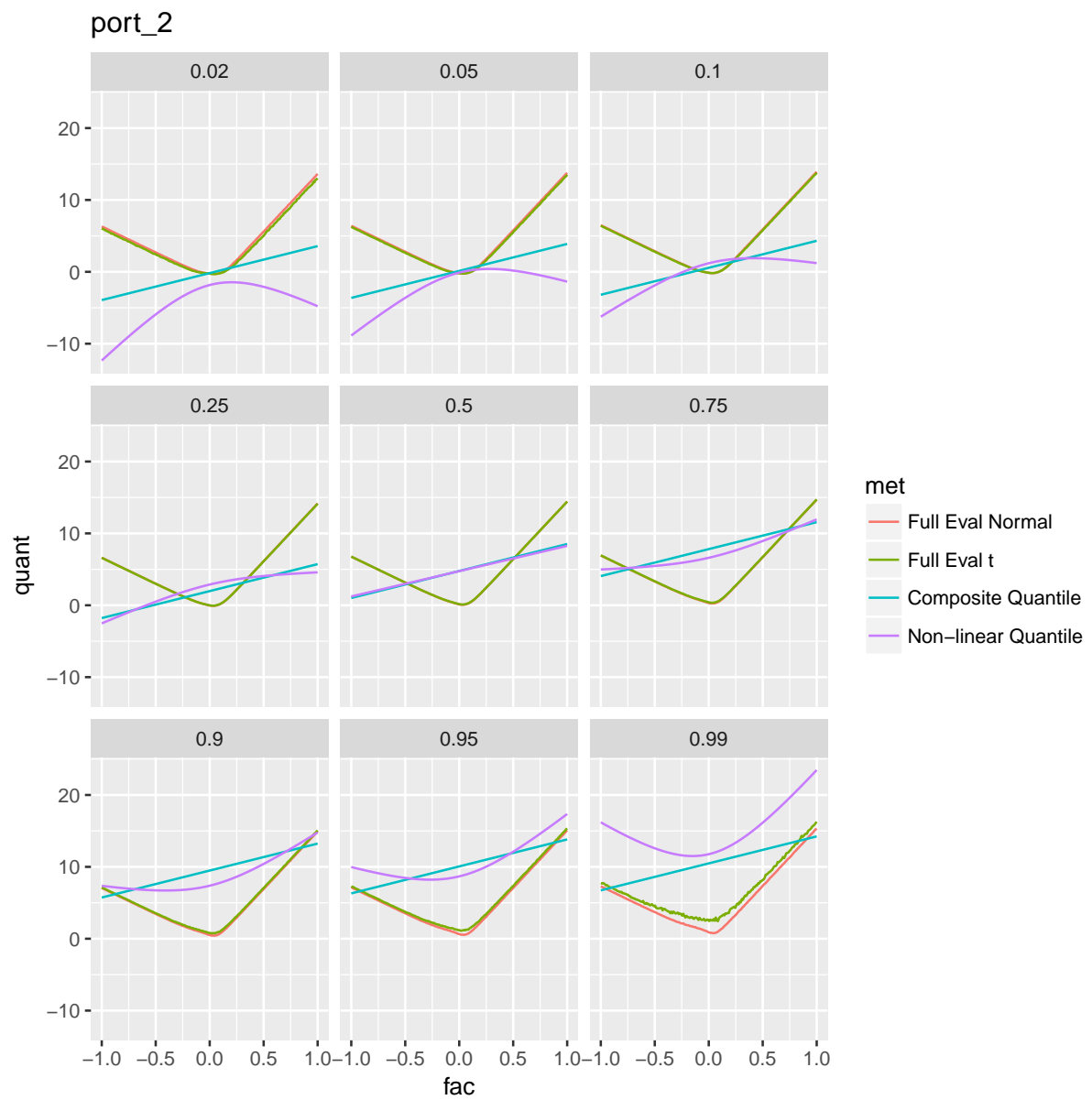


Figura 62 – Quantis condicionais estimados para o portfólio 2 simulado segundo uma normal

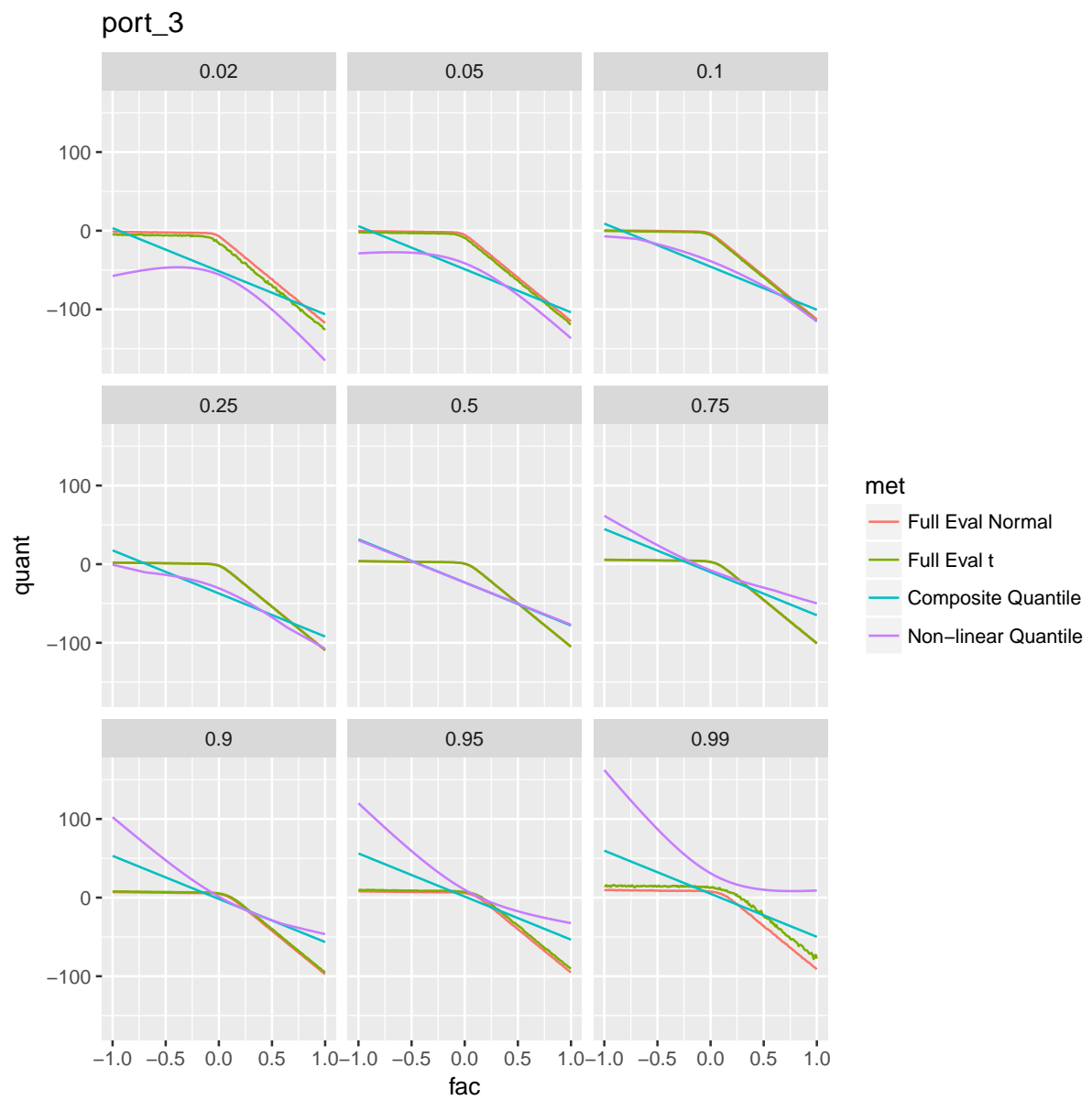


Figura 63 – Quantis condicionais estimados para o portfólio 3 simulado segundo uma normal

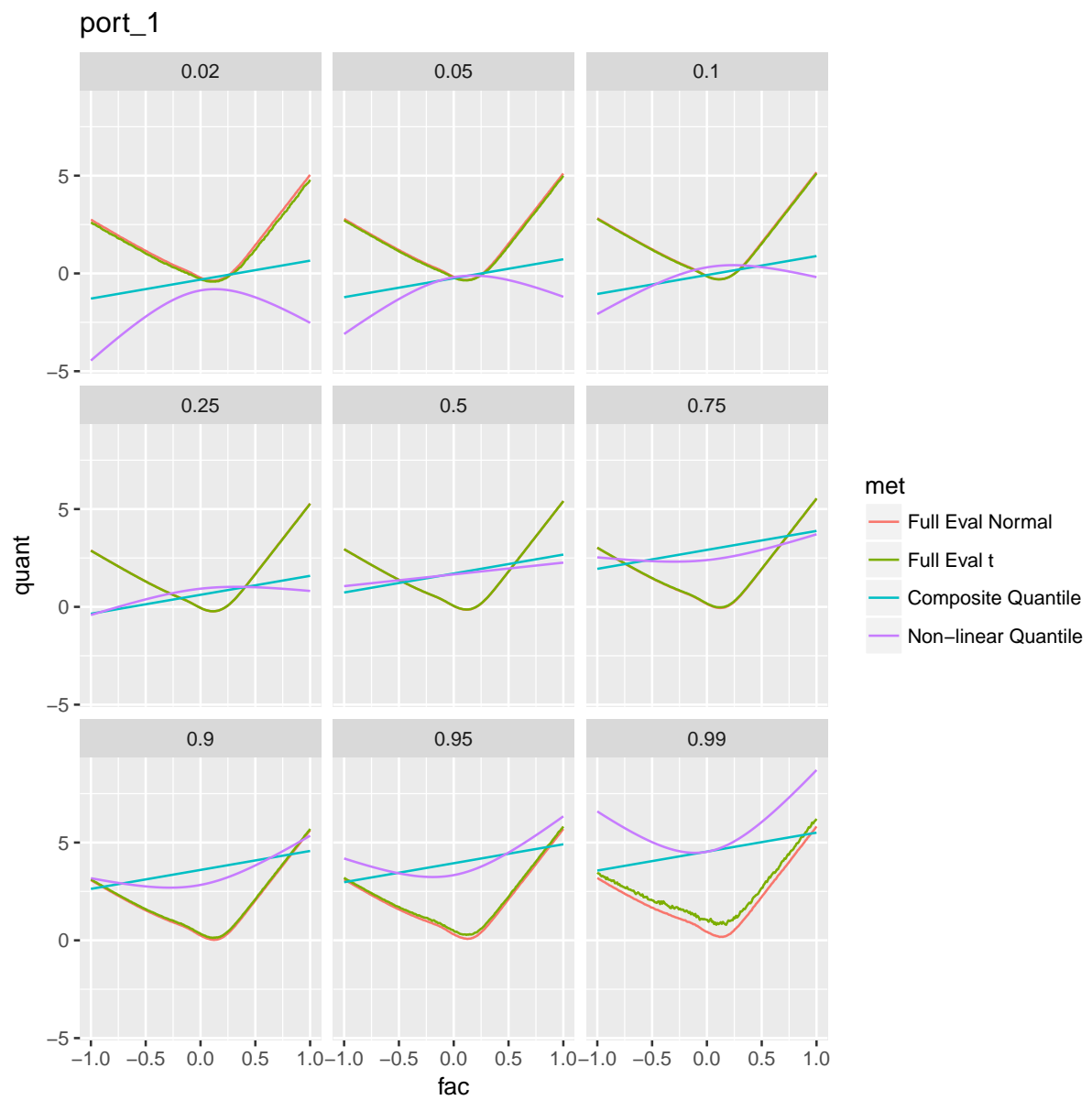


Figura 64 – Quantis condicionais estimados para o portfólio 1 simulado segundo uma t-student

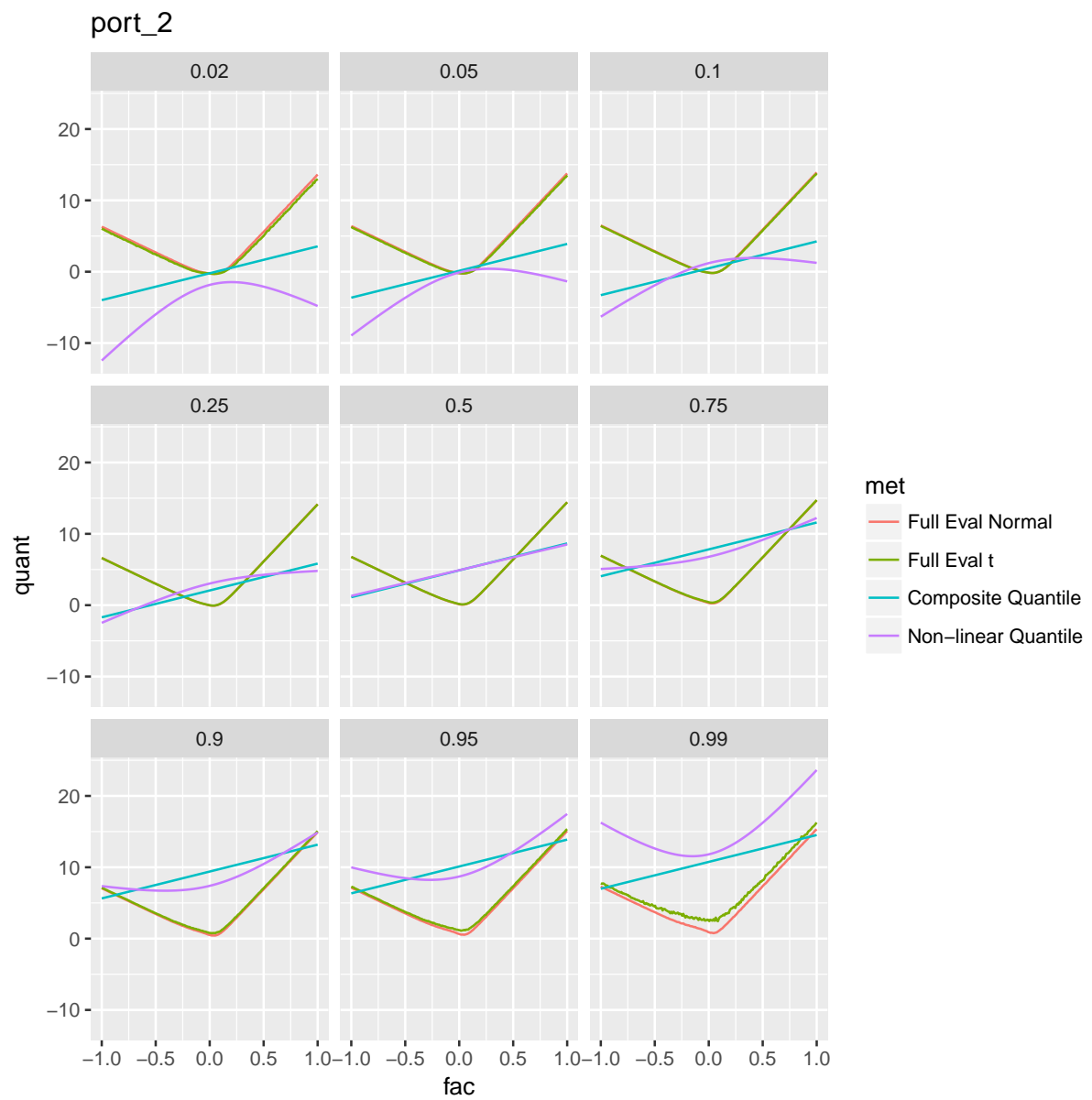


Figura 65 – Quantis condicionais estimados para o portfólio 2 simulado segundo uma t-student

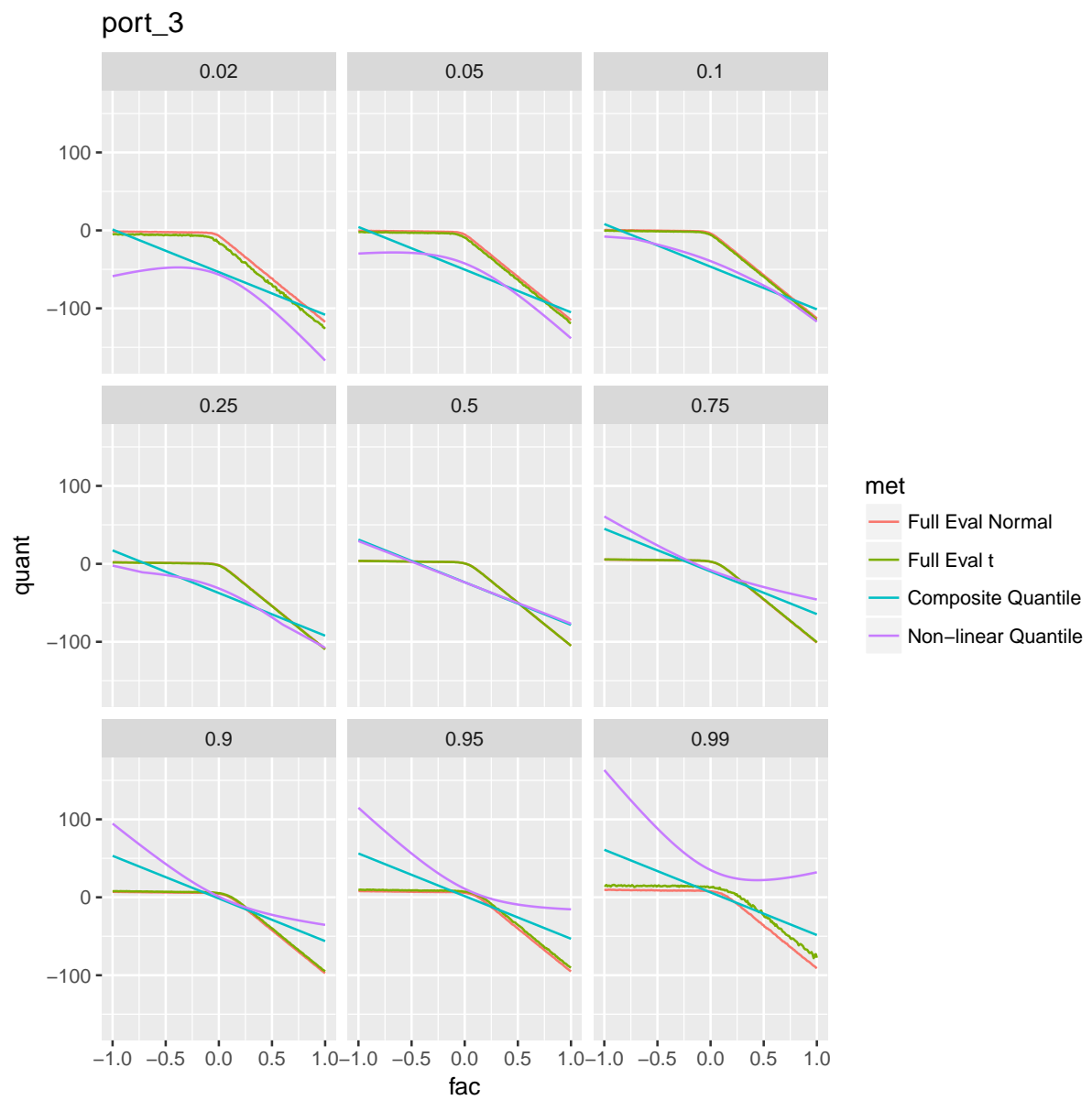


Figura 66 – Quantis condicionais estimados para o portfólio 3 simulado segundo uma t-student

Anexo D – Tabelas dos backtests dos portfólios baseados em ativos reais

Cada tabela apresenta os p-valores referentes aos testes de Christofferssen ou de perda esperada. Cada linha apresenta os p-valores referentes aos testes do quantil relativo à probabilidade indicada na coluna da esquerda. Em vermelho são destacados os p-valores menores do que 0.10.

	Full Eval Normal			Full Eval t			Quantílico Composto			Quantílico Não-Linear		
	uc_p	ind_p	cc_p	uc_p	ind_p	cc_p	uc_p	ind_p	cc_p	uc_p	ind_p	cc_p
0.02	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.007	0.265	0.014	0.205	0.901	0.444
0.05	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.001	0.230	0.002	0.042	0.670	0.117
0.10	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.028	0.298	0.052	0.064	0.172	0.071
0.15	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.003	0.347	0.008	0.199	0.128	0.138
0.20	0.000	0.000	0.000	0.001	0.000	0.000	0.011	0.394	0.027	0.028	0.153	0.033
0.25	0.001	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.002	1.000	0.009	0.013	0.382	0.032
0.30	0.010	0.000	0.000	0.010	0.000	0.000	0.003	1.000	0.012	0.006	0.438	0.016
0.35	0.119	0.000	0.000	0.090	0.000	0.000	0.024	0.395	0.055	0.030	0.543	0.080
0.40	0.562	0.000	0.000	0.473	0.000	0.000	0.123	0.322	0.187	0.053	0.494	0.122
0.45	0.717	0.000	0.000	0.854	0.000	0.000	0.387	0.538	0.569	0.440	1.000	0.775
0.50	0.839	0.000	0.000	0.734	0.000	0.000	0.946	0.337	0.629	0.541	0.622	0.735
0.55	0.962	0.000	0.000	0.717	0.000	0.000	0.749	0.059	0.160	0.648	1.000	0.926
0.60	0.473	0.000	0.000	0.803	0.000	0.000	0.205	0.078	0.094	0.420	0.083	0.160
0.65	0.319	0.000	0.000	0.566	0.000	0.000	0.202	0.342	0.282	0.254	0.352	0.338
0.70	0.112	0.000	0.000	0.311	0.000	0.000	0.112	0.667	0.257	0.047	1.000	0.151
0.75	0.007	0.000	0.000	0.099	0.000	0.000	0.133	0.711	0.303	0.139	0.716	0.313
0.80	0.001	0.000	0.000	0.112	0.000	0.000	0.011	0.555	0.033	0.028	1.000	0.094
0.85	0.000	0.000	0.000	0.024	0.000	0.000	0.037	0.029	0.010	0.057	0.829	0.161
0.90	0.000	0.000	0.000	0.028	0.000	0.000	0.046	0.131	0.044	0.064	1.000	0.186
0.95	0.000	0.000	0.000	0.021	0.000	0.000	0.010	0.422	0.027	0.001	1.000	0.004
0.99	0.000	0.000	0.000	0.037	1.000	0.114	0.009	0.199	0.014	0.037	1.000	0.114

Figura 67 – p-valores dos testes de Christofferssen para o portfólio 1

	Full Eval Normal			Full Eval t			Quantílico Composto			Quantílico Não-Linear		
	uc_p	ind_p	cc_p	uc_p	ind_p	cc_p	uc_p	ind_p	cc_p	uc_p	ind_p	cc_p
0.02	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.002	0.223	0.004	0.205	0.901	0.444
0.05	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.340	0.000	0.042	0.670	0.117
0.10	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.091	0.000	0.035	0.209	0.049
0.15	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.001	0.364	0.003	0.035	0.027	0.009
0.20	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.004	0.233	0.008	0.028	0.153	0.033
0.25	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.011	0.083	0.009	0.021	0.566	0.059
0.30	0.002	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.001	0.340	0.002	0.009	1.000	0.037
0.35	0.008	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.005	0.161	0.007	0.152	1.000	0.383
0.40	0.051	0.000	0.000	0.002	0.000	0.000	0.037	0.134	0.037	0.912	1.000	0.996
0.45	0.051	0.000	0.000	0.008	0.000	0.000	0.203	0.155	0.162	0.466	0.664	0.698
0.50	0.197	0.000	0.000	0.005	0.000	0.000	0.455	0.147	0.264	0.248	0.072	0.102
0.55	0.144	0.000	0.000	0.015	0.000	0.000	0.236	0.087	0.114	0.236	0.023	0.038
0.60	0.505	0.000	0.000	0.038	0.000	0.000	0.803	0.100	0.250	0.220	0.090	0.112
0.65	0.572	0.000	0.000	0.198	0.000	0.000	0.994	0.357	0.654	0.994	0.221	0.472
0.70	0.870	0.000	0.000	0.288	0.000	0.000	0.471	0.277	0.427	0.094	0.468	0.189
0.75	0.373	0.000	0.000	0.321	0.000	0.000	0.099	0.579	0.219	0.321	0.387	0.420
0.80	0.080	0.000	0.000	0.560	0.000	0.000	0.038	0.638	0.105	0.352	0.118	0.191
0.85	0.009	0.000	0.000	0.767	0.000	0.000	0.001	0.346	0.003	0.199	0.635	0.392
0.90	0.000	0.000	0.000	0.946	0.000	0.000	0.005	0.681	0.019	0.390	0.669	0.630
0.95	0.000	0.000	0.000	0.015	0.770	0.049	0.002	0.704	0.008	0.353	0.443	0.484
0.99	0.000	0.526	0.000	0.037	1.000	0.114	0.009	0.199	0.014	0.037	1.000	0.114

Figura 68 – p-valores dos testes de Christoffersen para o portfólio 2

	Full Eval Normal			Full Eval t			Quantílico Composto			Quantílico Não-Linear		
	uc_p	ind_p	cc_p	uc_p	ind_p	cc_p	uc_p	ind_p	cc_p	uc_p	ind_p	cc_p
0.02	0.000	0.000	0.000	0.007	0.000	0.000	0.002	0.000	0.000	0.112	0.001	0.001
0.05	0.002	0.000	0.000	0.221	0.000	0.000	0.001	0.001	0.000	0.789	0.000	0.001
0.10	0.003	0.008	0.000	0.874	0.000	0.000	0.003	0.008	0.000	0.017	0.000	0.000
0.15	0.056	0.028	0.015	0.917	0.002	0.007	0.000	0.055	0.000	0.001	0.000	0.000
0.20	0.206	0.027	0.039	0.787	0.021	0.067	0.001	0.064	0.001	0.000	0.000	0.000
0.25	0.231	0.038	0.057	0.560	0.117	0.246	0.002	0.088	0.002	0.000	0.000	0.000
0.30	0.148	0.400	0.246	0.894	0.051	0.149	0.014	0.175	0.020	0.000	0.001	0.000
0.35	0.474	0.268	0.419	0.994	0.049	0.144	0.035	1.000	0.128	0.000	0.007	0.000
0.40	0.320	0.561	0.516	0.868	0.321	0.603	0.026	0.780	0.081	0.000	0.185	0.001
0.45	0.648	0.257	0.474	0.648	0.395	0.627	0.026	1.000	0.098	0.010	0.502	0.030
0.50	0.635	0.015	0.046	0.734	0.021	0.067	0.089	0.447	0.177	0.946	0.342	0.635
0.55	0.822	0.010	0.036	0.618	0.051	0.132	0.440	0.478	0.577	0.001	1.000	0.003
0.60	0.912	0.006	0.022	0.803	0.003	0.011	0.803	1.000	0.981	0.000	0.110	0.000
0.65	0.892	0.008	0.028	0.892	0.001	0.005	0.994	0.897	0.992	0.000	0.311	0.000
0.70	0.988	0.082	0.221	0.645	0.090	0.214	0.894	0.701	0.921	0.000	0.160	0.000
0.75	0.668	0.168	0.353	0.785	0.117	0.282	0.907	0.028	0.088	0.000	0.034	0.000
0.80	0.349	0.063	0.115	0.919	0.101	0.259	0.441	0.032	0.075	0.000	0.188	0.000
0.85	0.169	0.242	0.196	0.406	0.092	0.170	0.932	0.051	0.149	0.000	0.028	0.000
0.90	0.001	0.085	0.001	0.074	0.042	0.025	0.771	0.001	0.003	0.000	0.056	0.000
0.95	0.000	0.055	0.000	0.000	0.037	0.000	0.963	0.011	0.039	0.004	0.921	0.016
0.99	0.000	0.035	0.000	0.000	0.099	0.000	0.099	0.088	0.060	0.592	0.761	0.827

Figura 69 – p-valores dos testes de Christoffersen para o portfólio 3

	Full Eval Normal	Full Eval t	Quantílico Composto	Quantílico Não-Linear
0.02	0.000	0.000	0.000	0.019
0.05	0.000	0.000	0.000	0.018
0.10	0.000	0.000	0.000	0.358
0.15	0.000	0.000	0.000	0.452
0.20	0.000	0.000	0.000	0.129
0.25	0.000	0.000	0.000	0.355
0.30	0.000	0.000	0.000	0.522
0.35	0.000	0.000	0.000	0.934
0.40	0.000	0.000	0.000	0.969
0.45	0.000	0.000	0.000	0.999
0.50	0.000	0.000	0.000	0.998

Figura 70 – p-valores dos testes de perda esperada para o portfólio 1

	Full Eval Normal	Full Eval t	Quantílico Composto	Quantílico Não-Linear
0.02	0.000	0.000	0.001	0.000
0.05	0.000	0.000	0.001	0.173
0.10	0.000	0.000	0.000	0.015
0.15	0.000	0.000	0.000	0.140
0.20	0.000	0.000	0.000	0.381
0.25	0.000	0.000	0.000	0.522
0.30	0.000	0.000	0.000	0.455
0.35	0.000	0.000	0.000	0.877
0.40	0.000	0.000	0.000	0.999
0.45	0.000	0.000	0.000	1.000
0.50	0.000	0.000	0.000	1.000

Figura 71 – p-valores dos testes de perda esperada para o portfólio 2

	Full Eval Normal	Full Eval t	Quantílico Composto	Quantílico Não-Linear
0.02	0.000	0.001	0.001	0.002
0.05	0.000	0.000	0.003	0.003
0.10	0.000	0.001	0.005	0.002
0.15	0.000	0.004	0.017	0.003
0.20	0.000	0.004	0.007	0.011
0.25	0.000	0.007	0.006	0.008
0.30	0.000	0.005	0.003	0.010
0.35	0.000	0.004	0.005	0.018
0.40	0.001	0.015	0.007	0.040
0.45	0.001	0.023	0.007	0.191
0.50	0.001	0.024	0.005	0.652

Figura 72 – p-valores dos testes de perda esperada para o portfólio 3

Anexo E – Séries dos intervalos de confiança dos portfólios de opções baseadas em ativos reais

Cada bloco de gráficos abaixo apresenta para alguma das carteiras de opções baseadas em ativos reais as séries do retorno realizado da carteira e dos quantis 2% e 99% previstos pelos 2 métodos de avaliação total e pelos 2 métodos de análise de estilo.

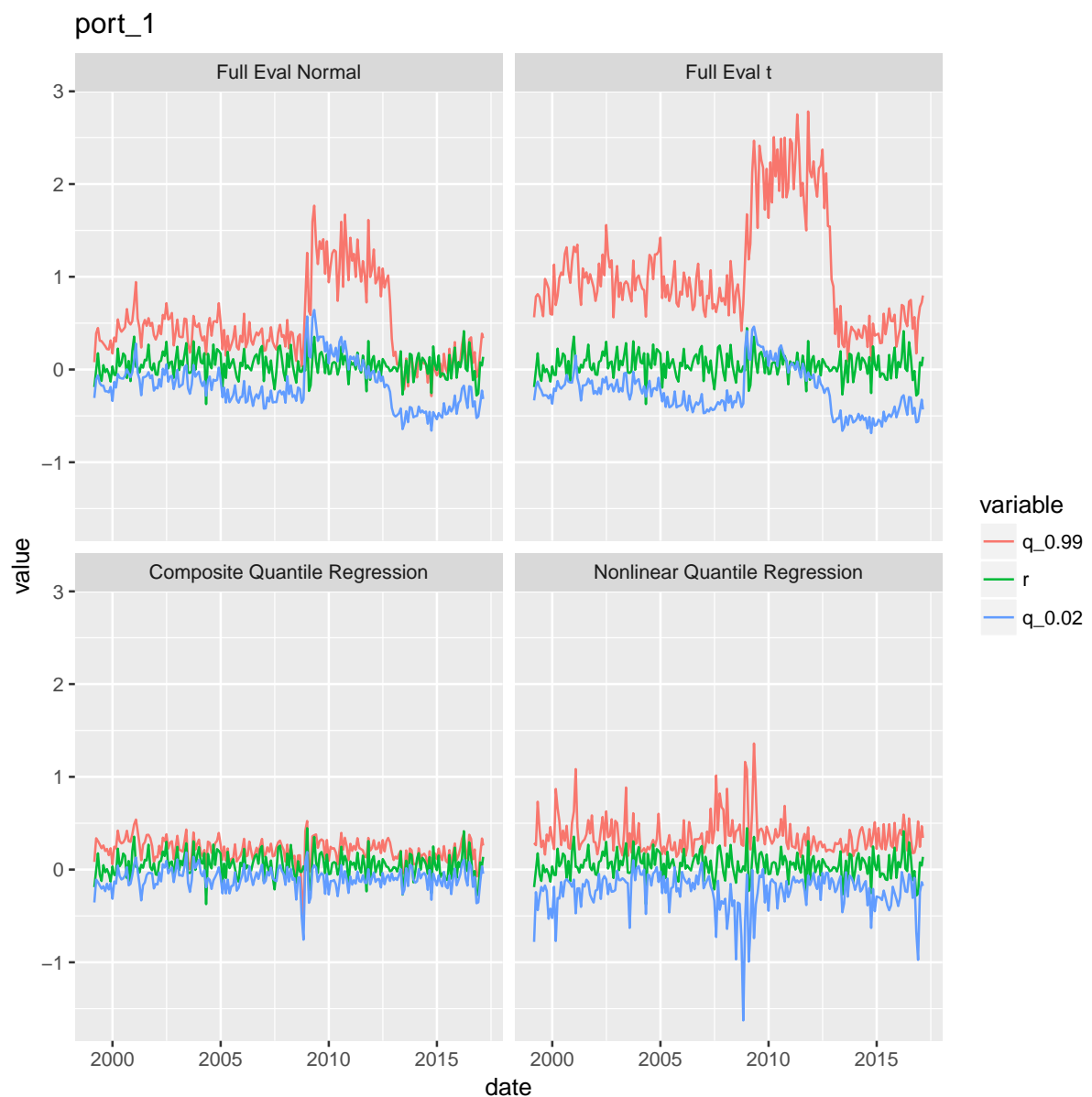


Figura 73 – Intervalo de confiança previsto do portfólio 1

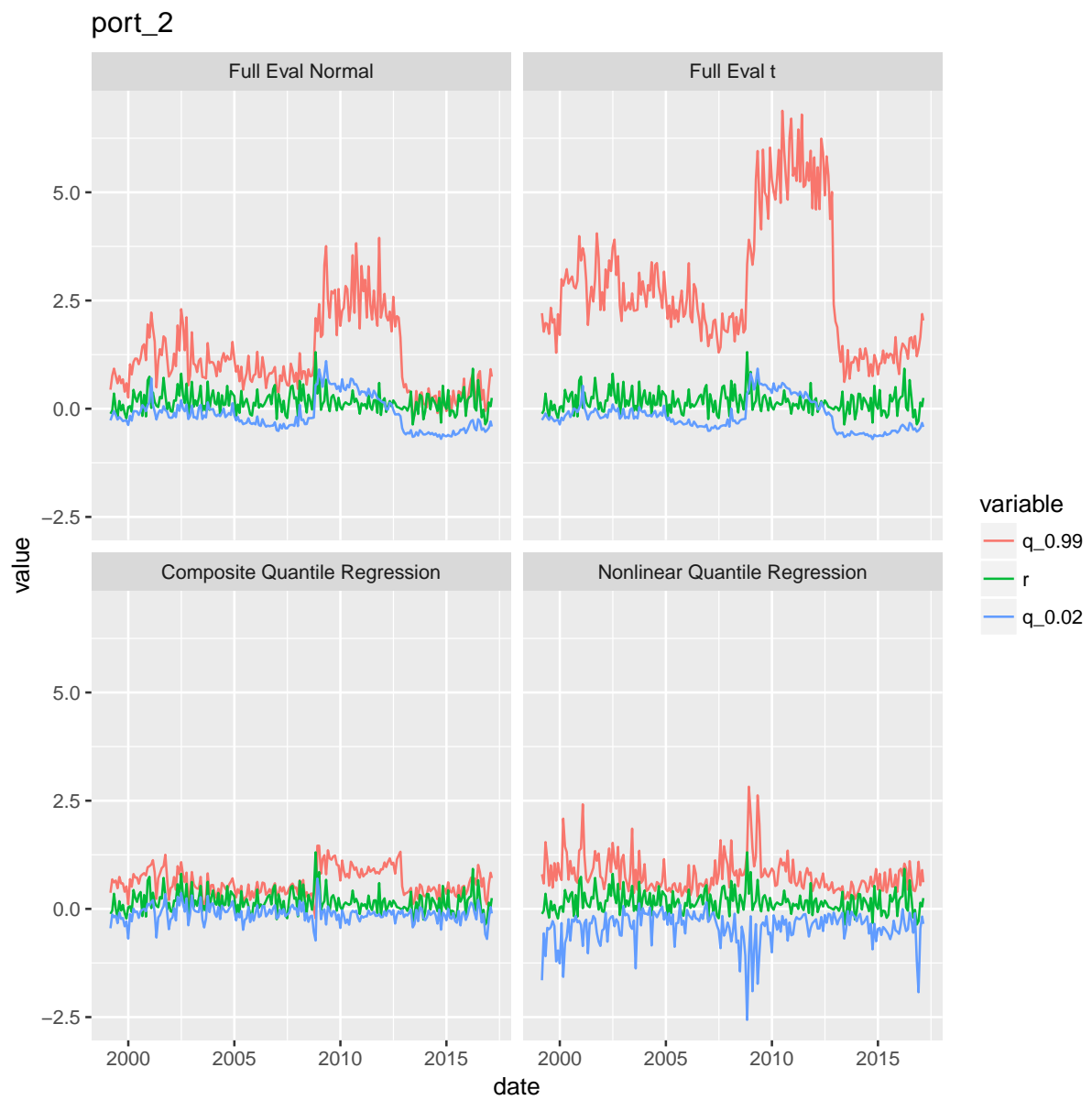


Figura 74 – Intervalo de confiança previsto do portfólio 2

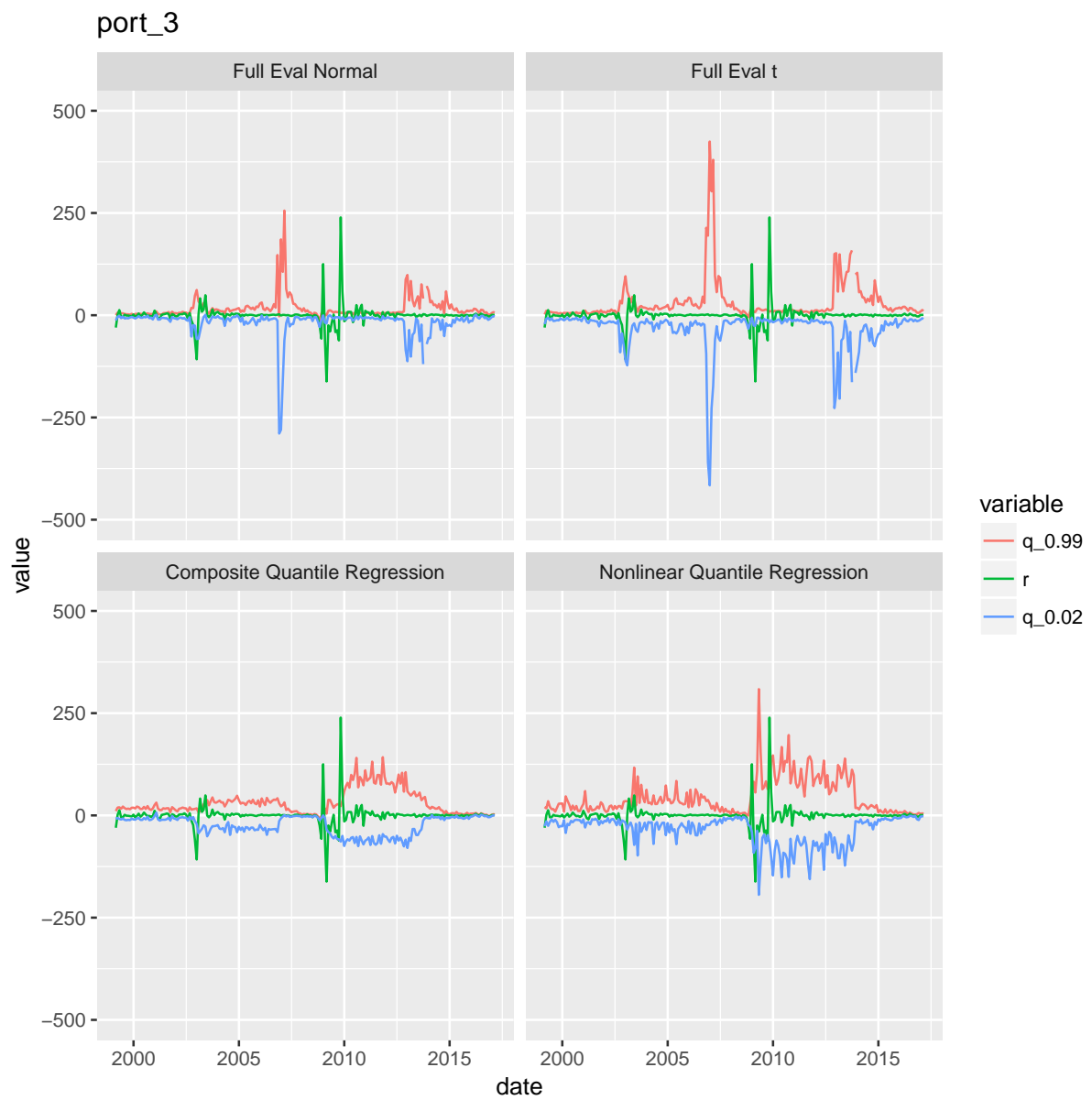


Figura 75 – Intervalo de confiança previsto do portfólio 3