

## **DESEMPENHO DO VALUE-AT-RISK NOS PAÍSES EMERGENTES E DESENVOLVIDOS**

**LUIZ EDUARDO GAIO**

UNIVERSIDADE ESTADUAL DE CAMPINAS (UNICAMP)

luiz.gao@ymail.com

**TABAJARA PIMENTA JUNIOR**

FEA-RP/USP

taba.jr@usp.br

**FABIANO GUAISTI LIMA**

FEA-RP/USP

fgl@usp.br

**IVAN CARLIN PASSOS**

UNIVERSIDADE FEDERAL FLUMINENSE (UFF)

ivanpassos@id.uff.br

**NELSON OLIVEIRA STEFANELLI**

FEA-RP/USP

nelsonstefanelli@gmail.com

# DESEMPENHO DO VALUE-AT-RISK NOS PAÍSES EMERGENTES E DESENVOLVIDOS

## 1. Introdução

O tema risco tem sido uma das principais questões estudadas e discutidas nos últimos anos. Talvez pelas recorrentes crises que o mercado presenciou nas últimas décadas. No entanto, foi a partir da década de 70 que a indústria financeira desenvolveu diversos mecanismos controladores para mitigar os riscos inerentes ao mercado financeiro. Com a popularização do mercado de capitais, veio o aumento de especuladores e crescimento da volatilidade. O que antes era um mercado mais restrito às instituições financeiras, hoje se tornou de acesso popular.

Dentre os marcos temporais da origem do aumento da preocupação global com os riscos associados às operações financeiras, Jorion (2001) aponta a mudança no sistema de taxas cambiais, do modelo fixo para o flutuante em 1971; a crise do Petróleo em 1973, que causou uma elevação nas oscilações da taxa de juros; a segunda-feira negra de 1987, com a queda de 23% no principal índice do mercado de ações dos EUA; a crise do Japão em 1989, que ocasionou a queda dos preços das ações do país, queda esta marcada pelo declínio do índice Nikkei de 39 mil pontos para 17 mil; a crise do sistema monetário europeu, em 1992, que causou a interrupção da unificação econômica e monetária dos países da Europa; o desastre do Títulos Norte Americanos em 1994, causado pelas baixas dos juros pelo Federal Reserve Bank (FED), dos EUA (a posterior elevação dos juros por seis períodos consecutivos ocasionou uma perda financeira global de US\$ 1,5 trilhão); a crise Asiática de 1997, que reduziu em aproximadamente 75% a capitalização em dólar das ações da Indonésia, Coreia, Malásia e Tailândia; a crise de Crédito na Rússia em 1998, gerada pela inadimplência no país, o que culminou em uma crise global na época (merece destaque a quase falência de um grande hedge fund, o Long Term Capital Management; a crise econômica de 2001 e 2002 na Argentina pelo endividamento do país e estabilização da moeda frente ao dólar americano; por último, a crise de 2008 a 2013, que ainda se faz sentir, pela crise de crédito culminada pela falência dos tradicionais bancos de investimento Lehman Brothers, Merrill Lynch e a seguradora AIG. No Brasil as companhias Sadia, Aracruz Celulose e Votorantim anunciaram perdas bilionárias.

Os desastres financeiros no período, vistos pelas falências de grandes corporações e liquidações de algumas instituições financeiras, muitos deles causados pela insuficiência dos sistemas de gestão de risco e conscientização da necessidade de adoção de medidas regulatórias por parte dos países, motivaram a criação de um Comitê de Supervisão Bancária, denotado por Comitê da Basileia, originalmente chamado de *Basel Committee on Banking Supervision*, órgão consultivo do Banco de Pagamentos Internacionais (*Bank for International Settlements - BIS*). O comitê, criado em 1974 pelos presidentes dos bancos centrais dos países pertencentes ao G-10, na época, visava discutir questões relacionadas a indústria financeira e emite diversas diretrizes e padrões de solvência e de liquidez para as instituições financeiras do mundo. Desde sua criação, foi responsável por promover encontros entre os principais países e estabelecer três acordos, que ficaram conhecido pelos nomes Basileia I, II e III. O Basileia I, de 1988, estabeleceu a estrutura de cálculo dos fundos mínimos das instituições para fazer controlar o risco de crédito. Este acordo foi estendido em 1996 para incluir controles sobre o risco de mercado. O Basileia II, de 2004, fixou três pilares e 25 princípios básicos sobre contabilidade financeira. E o Basileia III, publicado em 2010, que criou um conjunto de reformas para regulamentação dos bancos, incentivada pela Crise do Subprime em 2008 (BIS, 2013).

Apesar da existência de acordos internacionais, que visam controlar o sistema e estabelecer diversas exigências, as instituições precisam rever suas políticas de risco e instrumentos de controle. Atualmente a metodologia mais difundida para auferir o risco de

mercado das operações assumidas é o *Value-at-Risk (VaR)*. Desenvolvido na década de 90 pelo Banco J.P.Morgan o VaR se tornou referência mundial na para estimação do risco, conforme aponta Jorion (2001). Em uma forma simplificada, o VaR reflete a perda máxima que um investimento pode obter em determinado prazo, para um nível de confiança estabelecido. Ele mostra, diante da volatilidade do mercado, qual o seu limite de perda, ou seja, sua exposição ao risco inerente àquela operação. Nos últimos anos o VaR se tornou uma exigência pelas instituições financeiras internacionais, como forma de mapear e avaliar o risco inerente. Jorion (2001) e Crouhy, Galai e Mark (2004) apontam esta metodologia como uma poderosa ferramenta de estimação do risco de uma carteira, porém com limitações no tratamento dos retornos. Segundo Dowd e Blake (2006) e Matz (2005), a metodologia inicial do VaR não é capaz de ajustar retornos não normais, com assimetria e leptocurtose presente. Diante disto, diversos outros modelos foram desenvolvidos para minimizar os erros de estimação gerados pelo primeiro modelo do VaR.

As metodologias iniciais do VaR estimavam o risco sobre três modelos clássicos, o VaR histórico, Monte-Carlo e a abordagem de variância-covariância. Como apontado por Huang et al (2009), tais modelos apresentavam problemas computacionais quando se aumentava o número de ativos em uma carteira. Essas abordagens tradicionais assumiam que a distribuição dos retornos seguia um comportamento normal. Porém, na realidade isso não ocorre. A distribuição dos ativos em geral tem caudas mais pesadas do que as distribuições normais. Assim, surgiu a necessidade de se criar modelos mais robustos que capturassem estas distorções do retorno.

O problema levantado da normalidade poderia levar a uma estimativa de VaR inadequada. Para superar isso, os pesquisadores utilizaram três linhas de pesquisas da estatística moderna. A primeira, pautada na Teoria de Valores Extremos (*Extremal Value Theory* ou EVT), cujas origens na área de risco encontram-se nos estudos de Danielsson e Vries (1997). A segunda, sobre a ótica de previsibilidade da volatilidade condicionada ao tempo, utilizando-se das análises de séries temporais heteroscedásticas, com o trabalho pioneiro de Robert Engle (Engle, 1982), laureado com o prêmio Nobel em 2003, pelo feito. E por fim, abordando o conceito na forma multivariada, pelas recentes pesquisas de cópulas, aplicadas inicialmente por Nelsen (1999). Cópula em particular tornou-se recentemente uma nova ferramenta, geralmente aplicada na área financeira, como gestão de riscos, alocação de carteira, precificação de derivativos, e assim por diante.

Isto posto, surge a seguinte pergunta: Diante das exigências de controle do risco de mercado, conforme estabelece o regulamento das instituições financeiras (Acordo Basileia), e tendo em vista os diversos estimadores de *Value at Risk (VaR)* presentes na literatura acadêmica, os modelos existentes são capazes de fornecer boas estimativas de risco em momentos de crises financeiras internacionais?

O presente trabalho tem por objetivo geral avaliar a performance dos estimadores de risco de mercado, gerados pela aplicação de modelos baseados no *Value at Risk (VaR)* nos mercados desenvolvidos e emergentes, tanto épocas normais quanto em períodos de crise financeira. Em específico, pretende-se avaliar o desempenho dos modelos estimadores de risco de mercado nos países desenvolvidos e emergentes e testar a capacidade preditiva dos diferentes estimadores de risco em épocas de crise.

## **2. Revisão de literatura**

Nesta seção são apresentados os conceitos teóricos que regem o risco de mercado. Começando pelo *Value-at-Risk (VaR)* e suas métricas de estimação e uma revisão dos principais estudos sobre o tema.

## 2.1 O Value-at-Risk (VaR)

Conforme Jorion (2001) o VaR é a principal medida de risco de mercado. Ele é uma estimativa da perda máxima de um ativo, ou portfólio, para um dado período de tempo e um nível de confiança. Por meio dele o gestor de risco poderá prever, com um certo nível de confiança estatística, a variação máxima das oscilações do valor de seus investimentos, em um determinado tempo. O VaR é uma medida estatística. Com isso, não trabalha com uma estimativa exata, mas uma estimativa em um dado nível de probabilidade de ocorrência. Best (1998) sintetiza o conceito dizendo que o VaR é a quantidade máxima de dinheiro que pode ser perdido de uma carteira em um determinado tempo.

Kimura et. al (2009) coloca que existem três características relevantes, a serem consideradas, sobre a estimativa do VaR.

- A estimativa de perda máxima – o VaR representa uma das principais técnicas estatísticas para se estimar a perda máxima potencial;
- O horizonte de tempo – refere-se ao período de projeção do VaR. Geralmente o VaR não é muito adequado para estimativas de horizontes de tempo muito longos. Trata-se de uma medida de risco para curto prazo;
- O grau de confiança – Reflete o nível de confiança desejado para as estimativas de VaR.

## 2.2 Síntese dos estudos realizados

As pesquisas com o VaR multivariado utilizando-se dos modelos de variância condicional, funções cópulas e redes neurais são de certa forma recentes. Um dos primeiros estudos encontrados que trabalhou com a modelagem de funções cópulas foi de Cherubini e Luciano (2000) que utilizou as funções de cópulas a fim de avaliar as probabilidades de cauda e de risco de mercado em um determinado nível de confiança, deixando de lado a suposição de normalidade nos retornos. O estudo foi realizado com dados de dois índices de mercado de ações, FTSE e S&P, referentes ao período de 1995 a 2000, utilizando as funções de Gumbel, Clayton e Frank. Os resultados evidenciaram que as cópulas foram capazes de estimar as probabilidades conjuntas de perdas extremas.

Dois anos depois, em um estudo nacional Lucas (2003) apresentou um método de aplicação de cópulas para estimar um VaR em carteira. As inovações dos modelos marginais foram modeladas por meio das cópulas de valores extremos utilizando-se a distribuição GPD aplicada ao mercado do Ibovespa e Merval, com dados referentes ao período de 1997 a 2000. O método proposto apresentou bons resultados quando utilizada a distribuição GPD para estimativas marginais, e quando comparado com a utilização das marginais empíricas. O único problema encontrado foi o tempo computacional gasto para execução das rotinas.

Já em 2004, Palaro (2004) apresentou conceitos e aplicações da função Cópula no cálculo do VaR para duas carteiras, uma composta pelas taxas de câmbio Libra esterlina/Dólar e Iene/Dólar e outra pelos índices Nasdaq e S&P500, com dados referentes ao período de 1990 a 2003. Foram utilizadas as funções simetrizada de Joe-Clayton, T-Student e Plackett. Os resultados apontaram que para a taxa de câmbio as funções Joe-Clayton e t-Student se mostraram superiores. Já para os índices as funções Joe-Clayton são melhores para ajustar o risco.

Mendes (2005) estudou a estimação do risco por meio de cópulas com parâmetros variando no tempo, utilizando a estratégia de modelar os retornos por meio do modelo FIGARCH. O caso foi ilustrado em uma carteira composta pelos retornos do índice Merval (Argentina) e Ibovespa (Brasil), referentes ao período de 1994 a 2005. Os resultados

evidenciaram que as estimativas de funções cópulas dinâmicas no tempo apresentavam melhores estimadores do risco do que as funções tradicionais.

O artigo de Cheng et. al. (2007) realizou uma aplicação de funções de Cópulas na avaliação do VaR. A função cópula foi usada para modelar a estrutura de dependência dos ativos multivariadas. Após a introdução do método tradicional de simulação de Monte Carlo e o método cópula puro Cheng et. al. apresentaram um novo algoritmo baseado em funções de cópula mista e da medida de dependência,  $\rho$  de Spearman. Este novo método foi usado para simular retornos diários de dois índices do mercado de ações na China, Shanghai Stock Composite Index e Shenzhen Stock Composite Index, e depois calcular empiricamente seis medidas de risco, incluindo VaR e VaR condicional. Os resultados foram comparados com os obtidos pelo método tradicional de Monte Carlo e o método de cópula método puro. A comparação mostrava que a estrutura de dependência entre os retornos dos ativos desempenha um papel mais importante na valorização das medidas de risco, se comparada com a forma de distribuições marginais.

Melo (2008) fez um estudo amplo da utilização das funções de cópulas na gestão do risco de mercado. Ao todo, foram quatro ensaios sobre a modelagem de cópulas. No primeiro ensaio o autor abordou a questão da inferência estatística sobre cópulas e desenvolveu uma classe de estimadores para a família de cópulas sob o enfoque robusto. O estudo foi feito por meio de séries simuladas e ilustrada posteriormente com séries reais. No segundo ensaio foi proposto um método de estimação local dos parâmetros de cópula dinâmicas no tempo, em continuidade ao estudo de Mendes (2005), pelo método de máxima verossimilhança. As dinâmicas foram incorporadas na estimação do VaR com um modelo GARCH para distribuição marginal. A performance do método foi testada por meio de séries simuladas e exemplificada por um caso real. O terceiro ensaio foi realizado para analisar o comportamento conjunto dinâmico de séries de retornos logarítmicos. As variáveis exploratórias de volatilidade GARCH foram consideradas como forte regressor para explicar as mudanças nas séries de estimativas locais de máxima verossimilhança de parâmetros de cópulas. Os parâmetros dos modelos foram estimados por mínimos quadrados e métodos robustos. Foram utilizados dois índices de ações norte americanos. No quarto e último ensaio foi utilizada a técnica de precificação de opções e modelagem por cópulas para avaliar garantias mínimas presentes em fundos de aposentadoria no Brasil. Neste caso, foram executados experimentos de simulação de Monte Carlo assumindo funções cópulas a fim de se comparar o efeito das especificações das funções marginais e das cópulas no preço das opções.

Combinando as funções cópula e a função de previsão do modelo GARCH, Huang et. al. (2009) propuseram um novo método, chamado condicional copula-GARCH, para calcular o VaR das carteiras. Este trabalho apresentou uma aplicação do modelo de copula-GARCH na estimativa do VaR de uma carteira, composto por NASDAQ e TAIEX. Os resultados empíricos mostraram que, em comparação com os métodos tradicionais, o modelo de cópula pode captar o VaR com mais sucesso. Além disso, a cópula t-de-Student descreveu adequadamente a estrutura de dependência de retorno da série carteira.

Neste mesmo ano, Cordeiro (2009) aplicou a teoria de cópulas para mensurar o VaR em três carteiras composta pelos retornos do Ibovespa e dólar (PTAX) no período de 2003 a 2009. Utilizou-se três metodologias de estimação do VaR, método histórico, Delta- Normal e por funções cópulas (Normal, t-student, Clayton, Frank e Gumbel). Os dados empíricos mostraram que a modelagem de eventos extremos (VaR 99%) foi mais bem executada pelo de cópula, comprovando a principal crítica aos modelos de riscos via distribuição normal.

Pereira e Pereira (2009) realizaram um estudo semelhante ao proposto nesta pesquisa, abordando a utilização das funções cópulas em confronto com as estimativas de VaR paramétricos - VEC, BEKK, EWMA, CCC e DCC e VaR histórico para uma carteira contendo quatro fatores de risco, Pre252, Cupon252, Ibovespa e Dow Jones, com dados referentes ao

período de 1998 a 2006. Mesmo utilizando o recente modelo de correlação condicional dinâmica (DCC) pode-se verificar claramente que a medida de risco estimada via teoria de cópula apresentava uma superioridade considerável às de outras técnicas, considerando-se níveis elevados de confiança. O único problema verificado foi o tempo de estimação dos modelos, que se mostrou longo, além da baixa convergência.

Na mesma linha de teste das funções cópulas, porém em um contexto univariado, Aiube (2009) utilizou a teoria para modelar dependências temporais no primeiro e segundo momento de séries financeiras. A base de dados utilizada refere-se aos retornos das ações de doze companhias, sendo seis da bolsa de valores de Nova Iorque e seis da bolsa de valores do Brasil, no período de 2000 a 2008. Para a modelagem de cópulas, foram utilizadas as funções Frank, Clayton, Gumbel e BB7. Os resultados mostraram que a dependência temporal por cópula no contexto univariado permitiu que se fizesse a simulação do caminho dos preços que um ativo podia percorrer por meio dos parâmetros estimados.

Coelho (2012) testou como a Crise de Subprime, desencadeada em 2008, impactou na estrutura de dependência entre os mercados emergentes e desenvolvidos. O autor se utilizou de funções cópulas bivariadas como distribuições. A amostra de dados foi composta pelos retornos diários do índice MSCI (Morgan Stanley Capital International) dos mercados emergentes e desenvolvidos, no período de 2006 a 2011. Os resultados evidenciaram que a quebra do banco Lehman Brothers impactou significativamente na dependência temporal entre os mercados. No que tange as estimativas do VaR, observou-se que as funções cópulas tiveram desempenho melhor quando comparado ao do modelo BEKK multivariado.

### 3. Aspectos metodológicos

#### 3.1 Dados

Para o estudo, foram utilizados dados de dois grupos de países, os considerados desenvolvidos, com cinco países do G7 (Alemanha, Estados Unidos, França, Reino Unido e Japão) e os países emergentes pertencentes ao BRICS (Brasil, Rússia, Índia, China e África do Sul). A amostra refere-se às cotações diárias de fechamento dos índices de ações dos países, no período de 1995 a 2013. A Tabela 1 apresenta a relação de países e índices utilizados.

Tabela 1 - Países e índices da amostra

Desenvolvidos		Emergentes	
País	Índice	País	Índice
Alemanha	DAX 30	Brasil	Ibovespa
EUA	S&P 500	Rússia	RTS Index
Reino Unido	FTSE 100	Índia	Índia BSE100 National
Japão	NIKKEI 225	China	Shangai SE Composite
França	CAC 40	África do Sul	FTSE/JSE top 40

Os dados, referentes ao período de 01/01/1995 a 31/12/2013, foram coletados no site Yahoo Finance. O período de 1995 a 2013 está relacionado às crises da Ásia de 1997 a 1998, Rússia em 1998, Brasil em 1999 e Americana em 2008, o que justificou o início em 1995 e término em 2013.

O cálculo dos retornos foi feito pela relação entre a cotação de um determinado dia em relação ao dia anterior. A expressão a seguir demonstra a formulação de cálculo do retorno.

$$R_t = \ln\left(\frac{P_t}{P_{t-1}}\right) = \ln(P_t) - \ln(P_{t-1}) \quad (01)$$

onde  $P_t$  é o preço de fechamento na data  $t$ ;  $R_t$  é o retorno na data  $t$ .

Os retornos dos índices foram divididos em três amostras, conforme apresentado na tabela 2.

Tabela 2 - Janela para estimação do risco de mercado

	Sample	Out-of-Sample
Crise da Ásia (1997)	Jul 1997 a Dez 1998	1999
Crise de Crédito (2008)	Jul 2007 a Dez 2008	2009
Período Normal	Jan 1995 a dez 2012	2013

### 3.2 Análise dos dados

A análise dos dados foi feita inicialmente pela estatística descritiva da série temporal. Esta etapa foi composta pelos cálculos dos seguintes valores: média, desvio padrão, máximo, mínimo, assimetria, curtose, teste de normalidade e estacionaridade. A ideia foi a de se analisar o comportamento das séries verificando a existência de possíveis clusters de volatilidade e de estacionaridade dos dados. O teste de normalidade adotado foi o de Bera e Jarque (1981).

O próximo passo foi a estimação do *Value-at-Risk* (VaR) por dez métodos estatísticos, sendo um pelo método de Simulação Histórica, três por ARCH multivariados, dois por Redes Neurais Artificiais e quatro por funções cópulas. Os riscos foram estimados para os dados dentro da amostra (*In-Sample*) e fora da amostra (*Out-of-Sample*) para os quantis de 5% e 1%. As previsões foram feitas para a periodicidade diária um passo-a-frente, em conformidade com as proposições do Acordo da Basiléia e Circular 3464, de 2007, do Banco Central do Brasil.

O VaR multivariado é estimado a partir de uma carteira de investimento. Neste trabalho será considerada uma análise bivariada, com seis carteiras de investimento. Três delas representados pelos índices de países desenvolvidos e os outras três representadas pelos países emergentes, tanto em períodos normais quanto em épocas de crise.

A Tabela 3 apresenta as carteiras de investimentos que serão consideradas para análise e estimação dos riscos.

Tabela 3 - Carteiras bivariadas para análise

Carteiras	Países	
	Desenvolvido	Emergentes
Carteira I	S&P500 e FTSE100	Ibovespa e RTS
Carteira II	DAX 30 e Nikkei 225	Índia BSE e Shanghai SE
Carteira III	CAC 40 e S&P500	FTSE/JSE e Ibovespa

Para a montagem das carteiras considerou-se o conceito de carteira de mínima variância. Assim, definiu-se os pesos de cada ativo.

O último passo do método foi a avaliação final dos riscos estimados, tanto para períodos normais quanto para os de crises financeiras. O teste utilizado para tal avaliação foi o proposto por Kupiec (1995), dado pela expressão:

### 3.2.1 Estimação Volatilidade Multivariada

A estimação da volatilidade multivariada ocorrerá por meio dos modelos da classe GARCH multivariados (modelos Vech, BEKK e CCC), conforme descrito anteriormente. Estes modelos são utilizados para modelar as matrizes de covariância variáveis no tempo (time-varying covariance).

A Tabela 4 apresenta a forma funcional que será utilizada para estimação da volatilidade pelos modelos bi multivariados.

Tabela 4 - Forma funcional dos modelos GARCH Bivariados

Modelos	Forma Funcional
VECH	$\begin{bmatrix} \sigma_{11,t} \\ \sigma_{21,t} \\ \sigma_{22,t} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} c_{11} \\ c_{21} \\ c_{22} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} a_{11,1} & 0 & 0 \\ 0 & a_{22,1} & 0 \\ 0 & 0 & a_{33,1} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \varepsilon_{1,t-1}^2 \\ \varepsilon_{2,t-1}\varepsilon_{1,t-1} \\ \varepsilon_{2,t-1}^2 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} b_{11,1} & 0 & 0 \\ 0 & b_{22,1} & 0 \\ 0 & 0 & b_{33,1} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \sigma_{11,t-1} \\ \sigma_{21,t-1} \\ \sigma_{22,t-1} \end{bmatrix}$
BEKK	$\begin{bmatrix} \sigma_{11,t} & \sigma_{12,t} \\ \sigma_{21,t} & \sigma_{22,t} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} w_{11} & w_{12} \\ w_{21} & w_{22} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \alpha_{11} & \alpha_{12} \\ \alpha_{21} & \alpha_{22} \end{bmatrix}' \begin{bmatrix} \varepsilon_{1,t-1}^2 & \varepsilon_{1,t-1}\varepsilon_{2,t-1} \\ \varepsilon_{1,t-1}\varepsilon_{2,t-1} & \varepsilon_{2,t-1}^2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \alpha_{11} & \alpha_{12} \\ \alpha_{21} & \alpha_{22} \end{bmatrix} +$ $+ \begin{bmatrix} \beta_{11} & \beta_{12} \\ \beta_{21} & \beta_{22} \end{bmatrix}' \begin{bmatrix} \sigma_{11,t-1} & \sigma_{12,t-1} \\ \sigma_{21,t-1} & \sigma_{22,t-1} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \beta_{11} & \beta_{12} \\ \beta_{21} & \beta_{22} \end{bmatrix}$
CCC	$\Sigma_t = \begin{bmatrix} \sqrt{\sigma_{11,t}} & 0 \\ 0 & \sqrt{\sigma_{22,t}} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & \rho \\ \rho & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \sqrt{\sigma_{11,t}} & 0 \\ 0 & \sqrt{\sigma_{22,t}} \end{bmatrix}$

Para o modelo Vech, o método de estimação dos parâmetros será pela maximização da função de verossimilhança, que segundo Bueno (2008) será necessário impor restrições para garantir que a matriz de covariância seja positiva definida. O método usual de inferência estatística não funciona quando as restrições envolvem desigualdades. Uma vez que as restrições não serão simétricas em relação às estimativas. Este pressuposto serve também para estimação do modelo BEKK, já que ele é um caso especial do modelo Vech (ENGLE e KRONER, 1995)

Já o modelo CCC tem grande vantagem de estimação, por possuir menos parâmetros a serem ajustados. Trata-se de um modelo mais parcimonioso, por utilizar parâmetros de modelos univariados pré-estimados. Os parâmetros são estimados por meio dos resíduos dos modelos GARCH, inicialmente, seguindo algumas etapas:

Inicialmente estimam-se as volatilidades pelo modelo GARCH;

A partir dos resíduos dos modelos, ajusta-se a correlação dinâmica, uma vez que os parâmetros do GARCH são independentes da estrutura de correlação sob verossimilhança normal. Neste caso, a normalidade dos parâmetros será considerada, mesmo que os erros sejam não-normais; Por fim, formaliza-se o modelo CCC maximizando a função de verossimilhança, assumindo um erro normal.

Para a estimação dos modelos Vech, BEKK e CCC será utilizado o software Eviews com rotinas já implementadas na versão 7.

### 3.2.2 Estimação por Redes Neurais Artificiais



Para a estimação do VaR por Redes Neurais utilizou-se as redes com arquitetura Perceptron de Múltiplas Camadas (Multilayer Perceptron), considerando três camadas, conforme segue:

A primeira composta pelos dados de entrada correspondente aos retornos defasados dos índices que compõe a carteira analisada. Como a ideia é previsão de 1 dia útil, os retornos dos índices foram defasados em um dia.

A camada intermediária, também chamada de camada oculta, foram ajustadas pelo próprio sistema, oscilando de 1 a 50 neurônios.

A terceira e última camada refere-se aos dados de saída. Como o objetivo é estimar as oscilações dos retornos das carteiras no tempo, optou-se por testar duas saídas: a primeira com o desvio padrão móvel com uma janela de duas semanas (10 dias úteis); a segunda com o desvio padrão móvel para uma janela de um mês (20 dias úteis).

A figura 1 ilustra as simulações por Redes Neurais Artificiais (RNA).

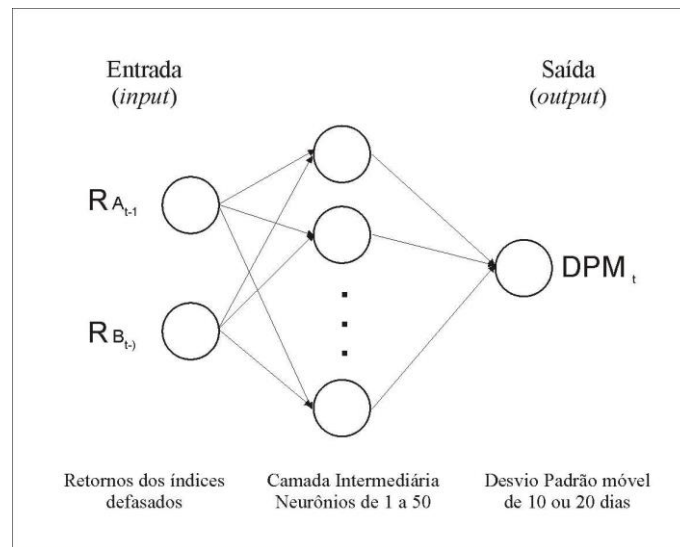


Figura 1 - Arquitetura da Rede Neural

Para análise os dados foram divididos em três amostras: treinamento, validação e teste. Os conjuntos treinamento e validação compõem as séries históricas que formam a amostra do trabalho, em que cada um contém 90% e 10% do total dos dados, respectivamente. O teste é a amostra que se pretende observar os riscos, já especificadas anteriormente.

O treinamento do modelo de Redes Neurais foi realizado com o algoritmo backpropagation, com tempo máximo de treinamento estipulado em 15 minutos, alteração relativa mínima no erro de 0,0001, alteração relativa mínima na razão de erro de 0,001 e máximo de casos para armazenar na memória de 1000. Dessa forma, com os valores previstos para as volatilidades, apurou-se o valor do VaR para os prazos especificados.

### 3.2.3 Estimação por Cópulas

A estimação do VaR via cópula é feita pela função de distribuição da carteira, aqui denotado por  $F_{p,t}$ . Para estimação utiliza-se o método de Monte Carlo que visa encontrar o quantil  $\alpha$  da função de distribuição. Assim, utiliza-se o seguinte procedimento:

Simulam-se os dados da distribuição conjunta dada pela cópula subjacente, para os instantes do tempo. Obtêm-se assim, o VaR estimado para o quantil  $\alpha$ ;

Calcula-se a proporção de retornos abaixo do limite VaR estimado. Se o ajuste da função cópula estiver correto, a proporção será igual ao quantil  $\alpha$ ;

As cópulas são ajustadas por meio de vetores aleatórios, utilizando-se o método de amostragem condicional que funciona conforme descrito abaixo:

Dado a distribuição condicional de U2 de U1, conforme

$$C_{u_1}(u_2) = P(U_2 \leq u_2 | U_1 = u_1) = F_{U_2|U_1}(u_2 | u_1) = \lim_{\Delta u_1 \rightarrow 0} \frac{C(u_1 + \Delta u_1, u_2) - C(u_1, u_2)}{\Delta u_1} = \frac{\partial}{\partial u_1} C(u_1, u_2) = c_{u_1}(u_2) \quad (02)$$

onde  $c_{u_1}(u_2)$  é a derivada parcial da função cópula, o que permite gerar pares, de forma: Gerar duas variáveis Uniforme (0,1) independentes de u e t;

Considerar u2 como a inversa generalizada de  $c_{u_1}$ ;

Transformar o vetor uniforme  $(u_1, u_2)$  no vetor  $(x_1, x_2)$  utilizando as inversas  $x_1 = F_1^{-1}(u_1)$  e  $x_2 = F_2^{-1}(u_2)$ , tendo F1 e F2 as marginais estimadas.

#### 4. Resultados e discussão

As tabelas 5 e 6 apresentam as estatísticas descritivas dos retornos dos principais índices de ações dos países desenvolvidos, seguido pelo teste de heteroscedasticidade, linearidade e função de autocorrelação (FAC) e autocorrelação parcial (FACP) no período compreendido entre 1995 a 2013.

Tabela 05 - Estatística descritiva, testes de estacionaridade, heteroscedasticidade e linearidade dos retornos dos índices das bolsas dos países desenvolvidos para o período normal.

	PERÍODO NORMAL				
	Alemanha DAX 30	EUA S&P 500	Reino Unido FTSE 100	Japão Nikkei 225	França CAC 40
Média	0.00031	0.00028	0.00017	-0.00005	0.00017
Mediana	0.00089	0.00068	0.00012	0.00014	0.00045
Máximo	0.10798	0.10655	0.09384	0.13235	0.10595
Mínimo	-0.07434	-0.09186	-0.09265	-0.12111	-0.09472
Desvio Padrão	0.01518	0.01245	0.01188	0.01542	0.01474
Assimetria	-0.07313	-0.19356	-0.16061	-0.30205	-0.01503
Curtose	7.07614	10.30263	9.08496	8.38153	7.43447
Jarque Bera	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000
Teste Estacionaridade					
ADF	0.00010	0.00010	0.00000	0.00010	0.00010
PP	0.00010	0.00010	0.00010	0.00010	0.00010
KPSS	0.11607	0.30664	0.12158	0.14400	0.11607
Teste ARCH-LM					
Teste (2)	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
Teste (50)	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
Teste (100)	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
Teste BDS					
Dimensão (2)	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000

Dimensão (6)	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
Dimensão (8)	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
Dimensão (10)	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000

Nota: Os testes de Jarque-Bera, Estacionaridades, ARCH-LM e BDS estão representados pelos p-valores de interpretação direta. O teste de Jarque-Bera tem como hipótese nula a normalidade dos dados. A hipótese nula dos testes ADF e PP é de que existe raiz unitária (não estacionaridade). O teste KPSS tem como hipótese nula a ausência de raiz unitária (estacionaridade). No teste ARCH-LM a hipótese nula é de que existe o efeito ARCH nas séries temporais, presença de heteroscedasticidade nos dados. O teste BDS tem como hipótese nula a independência e distribuição idêntica dos retornos (i.i.d.). O teste ARCH-LM foi feito para três níveis de defasagem, 2, 50 e 100.

Conforme valores apresentados na Tabela 5 observa-se que todos os índices analisados possuem uma média dos seus retornos diários próximos de zero. O que vai de acordo com a teoria financeira clássica de que a média dos retornos de um ativo, quanto maior o intervalo de tempo, tenderá a zero. Já o desvio padrão dos 5 índices analisados o Nikkei 225, do Japão, apresenta como o de maior risco. Porém, as diferenças das oscilações entre os índices não distorcem muito. Por outro lado, o mercado inglês, índice FTSE 100, foi o de menor risco.

O teste de Jarque e Bera aponta que todas as séries de retorno apresentam um comportamento distinto de uma distribuição normal. Isso é evidenciado pelo valor da estatística inferior a 0,05, rejeitando a hipótese nula de normalidade das séries. Por outro lado, o excesso de curtose, com valores superiores a 3 é um dos fatores pela rejeição da hipótese de normalidade. Retornos com comportamentos não normais é um indicativo de que os modelos de precificação de opções (*Black-Scholes*) de Black e Scholes (1973), modelo CAPM (Capital Asset Pricing Model) de Sharpe (1961), APT (*Arbitrage Pricing Theory*) de Ross (1976) e Riskmetrics podem ser falhos, aplicados aos mercados pertencentes a estes índices. Tais modelos têm como pressuposto básico a normalidade dos retornos, e se este pré-requisito não for cumprido, os resultados apresentados por eles serão espúrios.

O índice do mercado Americano (S&P 500) foi o que apresentou o maior valor de curtose, acima de 10. Quanto mais elevado for este valor mais leptocúrtica será a distribuição. Em outras palavras, a distribuição dos retornos terá caudas pesadas. A maioria dos retornos concentram-se próximo a média e os outliers possuem valores expressivos.

Os resultados empíricos do teste de estacionaridade (teste de raiz unitária) apontam para a estacionaridade de todas as séries de retornos dos índices, a hipótese nula de raiz unitária pode ser rejeitada ao nível de 1%, nos testes ADF e PP e aceita ao nível de 1% no teste KPSS. Esse é um pressuposto essencial para a análise e modelagem dos riscos.

Os valores do teste de heteroscedasticidade (ARCH-LM) para os três níveis de defasagem rejeitam a hipótese nula de homocedasticidade nas séries. Isso confirma a hipótese de que os retornos dos cinco índices de ações dos países desenvolvidos possuem variância inconstante no tempo. Para cada janela de tempo a ser analisada, a variância será diferente.

Os p-valores do teste BDS indicam que em todos os índices, os retornos não seguem um comportamento i.i.d (independente e identicamente distribuído). Os baixos p-valores se colocam em uma região de rejeição da hipótese nula de i.i.d. Por se tratar de dados diários, as séries financeiras apresentam maior persistência na volatilidade, rejeitando-se a hipótese nula do teste BDS.

A tabela 7 apresenta os coeficientes das funções de autocorrelação (FAC) e Autocorrelação parcial (FACP).

Tabela 07 - Estimativas para os coeficientes de autocorrelação e autocorrelação parcial para os retornos e retornos quadráticos dos índices dos países desenvolvidos. Período da amostra de 01 de janeiro de 1995 a 30 de dezembro de 2013.

	Alemanha DAX 30	EUA S&P 500	Reino Unido FTSE 100	Japão Nikkei 225	França CAC 40
<b>Retornos</b>					
a1 (p1)	-0.003 (-0.003)	-0.074 (-0.074)	-0.022 (-0.022)	-0.040 (-0.040)	-0.019 (-0.019)
a2 (p2)	-0.021 (-0.021)	-0.047 (-0.052)	-0.049 (-0.050)	-0.026 (-0.027)	-0.033 (-0.033)
a3 (p3)	-0.038 (-0.038)	0.010 (0.002)	-0.078 (-0.080)	0.002 (0.000)	-0.065 (-0.066)
a4 (p4)	-0.034 (-0.034)	-0.005 (-0.006)	0.053 (0.047)	-0.033 (-0.034)	0.023 (0.019)
a5 (p5)	-0.033 (-0.033)	-0.047 (-0.047)	-0.050 (-0.056)	-0.007 (-0.010)	-0.052 (-0.056)
<b>Retornos quadráticos</b>					
a1 (p1)	0.181 (0.181)	0.210 (0.210)	0.235 (0.235)	0.259 (0.259)	0.190 (0.190)
a2 (p2)	0.285 (0.261)	0.349 (0.319)	0.294 (0.253)	0.364 (0.318)	0.242 (0.214)
a3 (p3)	0.253 (0.186)	0.176 (0.069)	0.312 (0.228)	0.331 (0.220)	0.240 (0.178)
a4 (p4)	0.220 (0.112)	0.262 (0.139)	0.284 (0.156)	0.214 (0.025)	0.221 (0.129)
a5 (p5)	0.271 (0.155)	0.296 (0.206)	0.340 (0.199)	0.237 (0.049)	0.279 (0.178)
$\frac{2}{\sqrt{T}}^*$	0,028	0,028	0,028	0,028	0,028

Nota: ai e pi representam os coeficientes de autocorrelação e autocorrelação parcial.  
(\* ) refere-se ao limite assintótico da função de autocorrelação

Analisando a tabela 7 percebe-se que, em quase todos os índices, os valores da Função de Autocorrelação (FAC) e Função de Autocorrelação Parcial (FACP) nos 5 níveis de defasagens não são inferiores (em módulo) que o limite assintótico da função de autocorrelação, para os retornos. Em alguns casos, existe uma correlação dos retornos no tempo, a exemplo do índice Americano (S&P500) no lag 1. Isso significa que retorno de um determinado dia sofre influência do retorno do dia anterior. Neste caso, uma influência negativa. A presença de autocorrelação serial confirma a necessidade de modelagem das médias, por meio dos modelos ARMA, antes de ajuste de volatilidade. Para uma análise robusta dos riscos é necessária que a série seja um ruído branco. Esteja isenta de fatores exógenos.

Por outro lado, os coeficientes das funções de autocorrelação e autocorrelação parcial dos retornos quadráticos são todos superiores ao limite assintótico (em módulo). O que já era esperado, conforme teste ARCH-LM. A existência de autocorrelação entre os retornos quadráticos é um indicativo do efeito de heteroscedasticidade dos dados.

A tabela 08 apresenta o cálculo das ponderações, aqui denominada de pesos, das três simulações de carteiras de investimento para as duas categorias de países (desenvolvidos e emergentes). Os pesos foram estabelecidos por meio de uma matemática de otimização que busca atingir uma carteira que tenha a menor variação possível. Na literatura financeira é denominada de Carteira de Menor Risco.

Tabela 08 - Ativos e pesos das três carteiras estimadas para o cálculo dos riscos de mercado.

Carteiras	Desenvolvidos		Emergentes	
	Ativos	Pesos	Ativos	Pesos
Carteira I	S&P 500	44.5%	Ibovespa	64.6%
	FTSE 100	55.5%	RTSI	35.4%

Carteira II	DAX 30	84.0%	BSE	47.5%
	Nikkei 225	16.0%	Shangai SE	52.5%
Carteira III	CAC 40	66.3%	JSE 40	27.7%
	S&P 500	33.7%	Ibovespa	72.3%

Nota: Os pesos foram estimados considerando uma carteira de variância mínima.

Os pesos apresentados na tabela foram utilizados para extrair os retornos de cada carteira de investimento. Eles foram calculados utilizando toda a amostra de dados, de 1995 a 2013. As amostras consideradas para avaliar o desempenho dos modelos de risco nos períodos de crise também foram adquiridas por meio dos pesos da tabela 08.

Na tabela 09 são apresentados os resultados da estatística de backtesting do desempenho do VaR considerando os retornos das carteiras de investimento dos países desenvolvidos.

Tabela 09 - Estatística de Teste LR para as estimativas do Value at Risk Multivariado aplicado aos retornos das carteiras dos países desenvolvidos em períodos normais e crise.

	Normal		Crise 1997		Crise 2008	
	5%	1%	5%	1%	5%	1%
<b>Carteira I - S&amp;P500 e FTSE 100</b>						
VaR Simulação Histórica	13.87	-	1.20	-	0.21	-
Vech	0.22	0.11	1.38	0.17	1.46	1.92
Bekk	0.22	0.10	1.38	0.98	1.46	3.50
CCC	0.22	0.11	1.38	0.17	1.46	7.64
RNA (DPM 10)	1.83	0.10	0.03	3.50	13.24	40.80
RNA (DPM 20)	4.21	1.14	0.45	3.50	14.93	40.80
Cópula - t-Student	1.66	2.02	2.98	5.42	6.20	-
Cópula - Clayton	0.56	0.11	0.45	0.75	0.61	1.92
Cópula - Frank	2.40	2.02	4.48	1.20	8.33	-
Cópula - Gumbel	4.24	0.81	4.48	-	6.20	1.20
<b>Carteira II - DAX 30 e Nikkei 225</b>						
VaR Simulação Histórica	1.72	0.09	13.27	-	0.35	-
Vech	0.13	0.09	0.86	1.06	0.76	0.07
Bekk	0.00	1.10	0.37	1.06	1.31	0.15
CCC	0.05	0.09	1.58	1.06	0.76	0.07
RNA (DPM 10)	0.66	2.10	1.28	0.90	8.57	8.24
RNA (DPM 20)	0.00	0.86	0.09	0.90	5.94	5.92
Cópula - t-Student	2.60	2.10	2.76	5.88	5.40	-
Cópula - Clayton	0.66	0.13	0.73	0.90	0.35	2.19
Cópula - Frank	2.60	2.10	5.46	1.06	7.42	-
Cópula - Gumbel	4.51	0.86	5.46	1.06	5.40	1.05
<b>Carteira III - CAC 40 e S&amp;P 500</b>						
VaR Simulação Histórica	18.40	-	0.54	-	1.14	-
Vech	1.11	0.10	1.11	0.10	0.95	0.77
Bekk	1.11	0.10	1.11	0.78	0.95	1.96
CCC	1.11	0.10	1.11	0.10	0.95	5.50

RNA (DPM 10)	1.87	1.15	0.03	3.58	11.87	37.04
RNA (DPM 20)	5.95	1.15	0.54	1.98	11.87	25.78
Cópula - t-Student	2.35	2.00	4.10	5.53	6.07	-
Cópula - Clayton	0.54	0.10	0.52	0.78	0.56	1.96
Cópula - Frank	2.35	2.00	4.31	1.16	8.19	-
Cópula - Gumbel	4.17	0.79	4.31	1.16	6.07	1.18

Nota: Valores em negrito estão abaixo do limite assintótico do Teste LR de 3,84. A ausência de valor no teste de LR indica que não houve retornos inferiores a estatística.

Em uma primeira visualização pode ser percebido que os modelos VaR por simulação histórica não tiveram um bom desempenho para estimação do risco de um portfólio (carteira de investimento). Ao nível de 1% foi o pior resultado. O modelo superestimou os valores de risco, não tendo nenhum retorno abaixo do limite. Dessa forma, este modelo, que é bastante comum pelas instituições financeiras, não têm uma performance aceitável.

Por outro lado, os modelos condicionais, derivados do GARCH multivariado tiveram excelente desempenho na estimação do risco. Todos os modelos, em especial o Vech e Bekk apresentaram a estatística LR abaixo do limite assintótico de 3,84. O modelo CCC também teve um bom resultado, com exceção da crise de 2008 ao nível de 1%.

As redes neurais artificiais, de forma geral, também tiveram resultados satisfatórios. Sua limitação esteve na estimação do VaR na crise de 2008, talvez pela volatilidade excessiva, difícil de ser capturada. Não foi possível perceber diferenças significativas entre a estimação por desvio padrão móvel de 10 ou 20 dias. Somente em dois casos, Carteira I e III, o ajuste por desvio padrão móvel de 10 dias foi superior.

Já os modelos por Cópulas tiveram resultados diferentes do que era esperado. Seus ajustamentos foram bem diferentes quando se alterava a função de distribuição. Destaque para a função Cópulas de Clayton que teve uma excelente performance. Em todos os casos foi significativa.

De forma geral, não foi possível perceber grandes alterações entre os estimadores quando se variava a carteira de investimento. A estimação por modelos condicionais, em específico os modelos GARCH bivariados (Vech e Bekk) foram superiores aos demais, independente do período analisado.

Os resultados das estimativas do backtesting pela estatística LR dos países emergentes são apresentados na tabela 10.

Tabela 10 - Estatística de Teste LR para as estimativas do Value at Risk Multivariado aplicado aos retornos das carteiras dos países emergentes em períodos normais e crise.

	Normal		Crise 1997		Crise 2008	
	5%	1%	5%	1%	5%	1%
<b>Carteira I - Ibovespa e RTSI</b>						
VaR Simulação Histórica	10.19	-	7.90	-	0.11	-
Vech	1.65	1.08	0.04	1.13	0.00	0.86
Bekk	1.65	1.08	0.04	1.13	0.43	0.13
CCC	1.65	0.08	1.02	1.13	0.06	2.10
RNA (DPM 10)	3.94	-	1.07	5.65	6.85	22.93
RNA (DPM 20)	3.94	1.08	0.58	3.67	5.63	16.39
Cópula - t-Student	3.56	5.80	1.70	5.65	2.60	5.76
Cópula - Clayton	2.65	3.79	0.58	0.58	2.60	3.76

Cópula – Frank	3.56	5.80	1.70	5.65	1.82	5.76
Cópula - Gumbel	3.56	5.80	1.70	5.65	2.60	5.76
<b>Carteira II - BSE e Shanghai SE</b>						
VaR Simulação Histórica	3.18	0.91	-	1.12	10.03	-
Vech	0.55	1.09	1.00	1.12	0.00	2.15
Bekk	1.16	0.22	1.76	1.12	0.10	2.15
CCC	0.55	2.47	7.84	0.09	0.71	2.15
RNA (DPM 10)	0.18	2.47	1.76	0.09	8.47	16.61
RNA (DPM 20)	1.16	1.09	1.76	0.09	7.12	16.61
Cópula - t-Student	4.55	6.41	2.50	5.68	1.95	5.88
Cópula - Clayton	2.59	2.47	0.61	0.12	1.28	0.14
Cópula - Frank	4.55	6.41	2.50	5.68	1.95	5.88
Cópula - Gumbel	4.55	6.41	2.50	5.68	1.28	5.88
<b>Carteira III - JSE 40 e Ibovespa</b>						
VaR Simulação Histórica	-	-			5.58	-
Vech	3.29	0.13			0.06	0.08
Bekk	3.29	0.13			0.06	0.08
CCC	2.24	0.21			0.06	1.09
RNA (DPM 10)	1.69	1.09			9.70	19.66
RNA (DPM 20)	0.94	1.09			9.70	10.66
Cópula - t-Student	3.50	5.76			1.87	2.12
Cópula - Clayton	1.82	2.10			1.21	0.13
Cópula - Frank	3.50	5.76			1.87	2.12
Cópula - Gumbel	3.50	5.76			1.21	0.87

Nota: Valores em negrito estão abaixo do limite assintótico do Teste LR de 3,84. A ausência de valor no teste de LR indica que não houve retornos inferiores a estatística.

Os dados apresentados pelos países emergentes não diferem muito dos países desenvolvidos. O modelo por Simulação Histórica teve novamente um desempenho inferior aos demais. Somente na Carteira II, com os índices dos países da Ásia (China e Índia) tiveram resultados significativos em alguns níveis. Nos demais, o resultado foi insatisfatório, principalmente na Carteira III que os ajustes foram imprecisos.

Novamente os modelos condicionais GARCH Bivariados foram superiores. Os ajustamentos dos riscos foram excelentes, independente do período analisado. Neste caso, não é possível identificar qual modelo foi bem superior ao outro.

Os modelos de Redes Neurais Artificiais não são eficientes para o tratamento dos dados quando se tem alta volatilidade, como foi o caso da crise de 2008. Os resultados dos países desenvolvidos e confirmados com os países emergentes demonstram que não são significativos aos níveis de 1% e 5%. Já no período normal e crise de 1997 o resultado se altera. Os modelos possuem um desempenho satisfatório na maioria dos ajustes dos riscos.

A inconsistência dos modelos por funções Cópulas pode ser confirmada também pelos países emergentes. Quando se altera a função de distribuição os resultados mudam por completo, independente dos períodos analisados. Salvo exceção à função de Clayton que teve desempenho interessante para todos os casos.

## 5. Considerações finais

O presente estudo teve como objetivo avaliar a capacidade preditiva dos modelos de risco de mercado nos países desenvolvidos e emergentes. Para isso, foi testado seis carteiras de investimento composta por índices de ações dos países para extrair o indicador financeiro Value-at-Risk (VaR) aplicado aos retornos diários dos portfólios. Utilizou-se quatro classes de modelos (tradicionais, ARCH multivariados, Redes Neurais Artificiais e funções cópulas) foram consideradas no estudo os períodos das crises Asiática, de 1997, e do Sub Prime, de 2008.

Os resultados apontaram para ineficiência da maioria dos modelos estatísticos de estimação do VaR em momentos de alta volatilidade. Apenas três modelos apresentaram resultados satisfatório para ambas as. Os resultados estão de acordo com os de outros estudos da área, que apontam os modelos ARCH multivariados e cópulas de Clayton como superiores, em termos de ajuste e previsão. Os valores em risco estimados pelos demais modelos foram inferiores à maioria das perdas observadas pelos retornos negativos ocorridos de fato, o que poderia expor as instituições financeiras e fundos de investimento a condições de incerteza sobre alocação do portfólio.

Este estudo pode contribuir para que as instituições financeiras e investidores fiquem atentos aos modelos utilizados para controle e gestão do risco de mercado. Mesmo estando de acordo com as exigências legais, os estimadores de risco podem ser ineficientes em momentos de alta volatilidade, o que alerta para que os parâmetros de cada modelo sejam sempre reavaliados.

Devem ser ressaltadas ainda, algumas limitações inerentes ao estudo como: a utilização de apenas duas crises financeiras, cabendo testar os modelos avaliados a três ou mais crises; o número limitado de técnicas de estimação do VaR, sugerindo a utilização de modelos não-condicionais, que captam com mais precisão o risco de mercado; e a utilização de apenas outros índices financeiros

### Referências

- AIUBE, C. A. F. **Modelagem de dependência temporal usando cópulas**. Dissertação (Mestrado em Administração) - Universidade Federal do Rio de Janeiro, 60p, 2009
- BABA, Y.; ENGLE, R. F.; KRONER, K. F.; KRAFT, D. Multivariate Simultaneous Generalized ARCH. **Economics Working Paper** 92, University of Arizona, Tucson, 1992
- BERA, A.K.; JARQUE, C. M. Efficient tests for normality, homoscedasticity and serial independence of regression residuals: Monte Carlo evidence. **Economic Letters** 7. v.4, p. 313-318, 1981
- BLACK, F; SCHOLES, M. The Pricing of Options and Corporate Liabilities. **Journal of Political Economy**. v. 81 n. 3, p. 637-654, 1973
- BOLLERSLEV, T. Modelling the coherence in short-run nominal exchange rates: A multivariate generalized ARCH model. **Review of Economics and Statistics**, v. 72, p. 498-505. 1990
- BOLLERSLEV, T.; ENGLE, R. F.; WOOLDRIDGE, J. M. A capital asset pricing model with time-varying covariances. **The Journal of Political Economy**, v. 96, p. 116-131, 1988
- BUENO, R. L. S. **Econometria de Séries Temporais**. São Paulo: Cengage Learning, 2008
- CHENG, G.; LI, P.; SHI, P. A new algorithm based on copulas for VaR valuation with empirical calculations. **Theoretical Computer Science**, v. 378, p. 190-197, 2007
- CHERUBINI, U.; LUCIANO, E. **Value at risk trade-off and capital allocation with copulas**. Technical report. University of Bologna, 2000
- COELHO, F. L. O. **Avaliação de VaR de mercados emergentes e desenvolvidos via modelos de cópulas dinâmicas**. Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica) - Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro, 81p, 2012



- CORDEIRO, F. N. B. **Aplicação da Teoria de Cópulas para o cálculo do Value at Risk**. Dissertação (Mestrado em Economia) - Fundação Getúlio Vargas. 90p, 2009
- ENGLE, R. F.; SHEPPARD, K. Dynamic Conditional Correlation: A Simple Class of Multivariate Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity Models. **Journal of Business & Economic Statistics**, v.20, p.339–350. 2002
- HUANG, J. J.; LEE, K. J.; LIANG, H.; LIN, W.F. Estimating value at risk of portfolio by conditional copula-GARCH method. **Insurance: Mathematics and Economics**, v. 45, p. 315-324, 2009
- JORION, P. **Value-at-Risk: The new benchmark for controlling market risk**. MacGraw-Hill, New York, 1997.
- JORION, P. **Value-at-Risk: The new benchmark for controlling market risk**. 2 ed. MacGraw-Hill, New York, 2001.
- KIMURA, H.; SUEN, A. S.; PERERA, L. C. J.; BASSO, L. F. C. **Value at Risk: Como entender e calcular o risco pelo VaR**. Ribeirão Preto: Inside Books, 2009.
- KUPIEC, P.H. Techniques for verifying the accuracy of risk measurement models. **The Journal of Derivatives**, Winter, 1995.
- LUCAS, E. C. Cálculo do VaR utilizando acoplamentos e teoria de valores extremos. Dissertação (Mestrado em Estatística), IMECC - Unicamp, 2003
- MARKOWITZ, H.M. Portfolio selection. **The Journal of Finance**, v. 7, n. 1, p. 77–91, 1952
- MELO, E. F. L. **Quatro Ensaios sobre o uso de Modelagem por Cópulas para Gestão de Riscos**. Tese (Doutorado em Administração) - Universidade Federal do Rio de Janeiro. 111p, 2008
- MENDES, B. V. M. Computing Conditional VaR Using Time-varying Copulas. **Revista Brasileira de Finanças**. v. 3, n. 2, p. 251-265, 2005
- PALARO, H. P. **Aplicação de acoplamento no cálculo do valor em risco**. Dissertação (Mestrado em Estatística), IMECC - Unicamp, 2004
- PEREIRA, D. E.; PEREIRA, P. L. V. Cópulas - uma alternativa para a estimação de modelos de risco multivariados. **Textos para discussão** 179. FGV, jan. 2009
- ROSS, S. The arbitrage theory of capital asset pricing. **Journal of Economic Theory**. v. 13, n. 3, p. 341-360, 1976
- SHARP, W. F. Capital asset prices: A theory of market equilibrium under conditions of risk. **Journal of Finance**, v. 19, n. 3, p. 425-442, 1961