O Value-at-Risk (VaR) emergiu como uma ferramenta adequada e notável para quantificar o risco, e tornou-se popular e predominante durante a década de 1990 devido à sua simplicidade e fácil implementação. Atualmente é utilizado por instituições financeiras para mensuração de perda máximas em um portfólio, monitoração de nos riscos e antecipação de mudanças inesperadas de mercado.

O VaR proposto por Jorion (1995) é definido como a pior perda esperada em um determinado horizonte em diferentes níveis de confiança.

Segundo a definição básica, *Value at Risk* (VaR) é o potencial de perda máxima esperada de um portifólio, em dado um horizonte de tempo, intervalo de confiança e condições de normalidade de mercado (Jorion, 2001). Conforme esta definição podemos identificar três elementos necessários na construção do VaR:

1. Horizonte de tempo.

2. O valor monetário da carteira de ativos ou portifólio.

3. Normalidade de mercado representada pelo intervalo de confiança.

Esta seção possui como seguintes objetivos: (i) Descrever alguns fundamentos matemáticos do VaR; (ii) Apresentar algumas diferentes metodologias para estimar do VaR; e (ii) Debater benefícios e fragilidades das diferentes abordagens de construção do VaR.

**Definição Matemática de *Value at Risk***

Dado um nível de confiança de *p* ∈ (0,1), no horizonte de tempo *t* e *t+α*, desejamos calcular a mudança na posição do no ativo financeiro Δ*V*(*α*) durante o período *α*. Seja *Fα* (*x*) a função de distribuição acumulada de Δ*V*(*α*). Uma vez que a posição financeira é Δ*V*(*α*)≤0, podemos definir o VaR de uma ativo no tempo *α* para um dado *p* como sendo:

*p* = ℙ [Δ*V*(*α*) ≤ *VaR* ] = *Fα* (*x*)

Considerando o detentor de uma posição, em um determinado tempo *α* com probabilidade *p* uma posição Δ*V*(*α*)≤0, o VaR é então definido como sendo:

*p* = ℙ [Δ*V*(*α*) ≥ *VaR* ] = 1- ℙ [Δ*V*(*α*) ≤ *VaR* ] = 1- *Fα* (*x*)

Agora definimos o *p*-quantil de *Fα* (*x*), o qual para cada nível de confiança *p* ∈ (0,1): 0,1 é

*VaRp* = *xp* =INF{ *x* | *Fα*(*x*) > *p* }

Portanto, o comportamento da cauda de *Fα*(*x*), ou seja, os quantis, são a condição necessária para cálculo aproximado do VaR.

Além dos 03 fatores já mencionados, podemos adicionar para calcular o VaR a frequência e a distribuição de probabilidade acumulada. Assim temos os elementos,

1. Horizonte de tempo *α*.

2. Valor monetário do VaR.

3. Normalidade de mercado representada pelo intervalo de confiança.

4. Frequência dos dados.

5. Distribuição de probabilidade acumulada *Fα* (*x*) e seus quantis.

Métodos para Calcular o VaR

Embora conceitualmente simples e utilizáveis, as estimativas de VaR têm tornaram-se mais complicados e sofisticados durante a última década.

De forma geral, os métodos de estimação do VaR podem ser organizados em três grandes categorias (Kim e Lee, 2016): método paramétrico, semi-paramétrico e não-paramétrico,

O método paramétrico consiste em gerar uma série de retornos monetários, onde os erros seguem uma distribuição específica. Por exemplo, o modelo Autorregressivo Condicionalmente Heteroscedástico e Generalizado (GARCH), que usa variação da série histórica para prever a volatilidade futura sob a hipótese de heterocedasticidade condicional.

O método semi-paramétrico faz uso da regressão quantílica ou da Teoria do Valor Extremo (EVT) (Smith, 1989). O EVT permite modelar caudas extremas analisando a parte superior e quantis inferiores da distribuição correspondente, enquanto o método de regressão quantilica permite a estimação de quantis para representar perdas máximas.

O método não-paramétrico faz uso da aprendizagem de máquina para estimar perdas máximas esperadas, sem necessitar estabelecer muitas hipóteses a respeito do modelo e da distribuição de probabilidade dos dados.

. Uma rede neural artificial (ANN) é uma das

http://dx.doi.org/10.1016/j.econmod.2017.02.014

Recebido em 21 de julho de 2016; Recebido em forma revisada em 7 de janeiro de 2017; Aceito em 15 de fevereiro de 2017

⁎ Autor correspondente.

Endereço de e-mail: fei.su@uts.edu.au (F. Su). 1 Para uma introdução completa ao EVT, consulte Smith (1989) e McNeil (1997), bem como as referências nele contidas.

Modelagem econômica xxx (xxxx) xxx–xxx

0264-9993/ © 2017 Elsevier B.V. Todos os direitos reservados.

Por favor, cite este artigo como: Zhang, H.-G., Economic Modeling (2017), http://dx.doi.org/10.1016/j.econmod.2017.02.014

estruturas primitivas de aprendizado de máquina, motivadas pelo aprendizado

capacidades do cérebro humano, e capaz de realizar funções paralelas

Cálculo para previsão de séries temporais. Existem muitas variações de ANN, como as redes de retropropagação (BP) introduzidas por Williams

e Hinton (1986), e a função de base radial (RBF) proposta por

Lowe (1989), entre muitos outros. No entanto, gargalos em áreas como

como overfitting, mínimos locais e tempo de computação, etc., podem restringir o

escalabilidade desses modelos em implementações convencionais. Cortes

e Vapnik (1995) apresentaram a teoria da aprendizagem estatística e

desenvolver a Support Vector Machine (SVM) com base no risco estrutural

princípio de minimização (SRM), que busca minimizar um

limitado na dimensão Vapnik Chervonenkis (VC) do erro de generalização. Além desses modelos, o aprendizado profundo tornou-se uma

tópico popular desde que Hinton e Salakhutdinov (2006) propuseram a

redes de crenças profundas (DBN).

Um DBN pode lidar com séries temporais complexas e de alta dimensão, explorando arquiteturas de redes neurais hierárquicas multicamadas. Além disso, as redes neurais convolucionais

(CNNs) introduzidas por LeCun et al. (1989) são uma família de multicamadas

redes neurais que aprendem automaticamente recursos hierárquicos e

portanto, extraia características invariantes complexas de tradução e distorção

em camadas superiores. Uma breve introdução a esses modelos de relevância é

apresentados na Seção II também. Uma das vantagens mais importantes

desses modelos de aprendizado de máquina é que eles são orientados por dados. em outro

palavras, os modelos podem ser razoavelmente estimados sem suposições prévias sobre a natureza da distribuição de erro.

Na era do big data, como modelar e calcular o VaR para

séries temporais de alta dimensão se tornam um tópico desafiador. berman

(2013) constata que as características únicas de big data são alta dimensionalidade, complexid