

【统计理论与方法】

基于 q -高斯分布的投资组合实证分析

刘遵雄¹, 刘江伟¹, 郑淑娟², 陈 英¹

(1. 华东交通大学 信息工程学院, 江西 南昌 330013; 2. 江西财经大学 科研处, 江西 南昌 330013)

摘要:投资组合是一个复杂系统问题,选择合适的 q -分布及其密度表达形式是应用中的一个重要问题。首先从含有噪声的线性随机微分方程中推导出 q -高斯分布概率密度函数,其表达形式简单,参数对分布的影响非常直观;接着将 q -高斯分布应用于投资组合理论的均值-方差模型和均值-VaR 模型;最后结合沪市股票数据进行实证分析,结果表明两种模型在 q -高斯分布假设下的实际收益均大于其在高斯分布假设下的实际收益。

关键词: q -高斯分布;投资组合;均值-方差模型;均值-VaR 模型;有效前沿

中图分类号: F830.91 : O212 **文献标志码:** A **文章编号:** 1007-3116(2014)05-0020-06

一、引言

一般分布已经不能满足复杂系统和交叉学科的研究要求,自从 Tsallis 提出 q -分布以来, q -分布理论已经得到广泛研究并且成功应用于各种复杂系统中^[1]。 q -高斯分布是 q -分布家族中重要的一员,实质上可以看作是在约束条件下 Tsallis 熵最大化而得到的一种概率密度函数,亦可以看作是一种广义高斯分布^[2]。 q -高斯分布可以由多种模型或随机微分方程推导出来,而且表达形式也稍有差异。其中由线性随机微分方程推导出的密度函数表达形式易于理解和应用,参数对分布的影响也很直观^[3-4]。 q -高斯分布比高斯分布更加灵活,其参数可以灵活地控制其尖峰厚尾分布,这对研究具有尖峰厚尾分布特性的金融时间序列有重要意义。

为了研究方便,学者们在研究金融市场股票收益率时通常假设其服从正态分布,然而从统计检验

结果来看,股票收益率并不能很好的服从正态分布,再加上人们对金融市场的分析结果要求越来越严格,因此在研究如何改进金融模型时,改进其分布假设成为一个重要的研究方向。随着全球经济一体化进程的加快和中国金融市场的发展与完善,中国金融机构对投资组合理论的应用实践提出了具体要求。投资组合理论主要研究投资者如何利用分散投资来优化他们的投资组合,在最小风险的期望下获得最大的收益^[5]。经典的投资组合模型包括均值-方差模型和均值-VaR 模型^[6-7]。虽然以期望度量收益,方差度量风险的均值-方差模型被广泛应用于资产组合优化,然而由于方差作为度量测度具有“对称”性,即在最小化方差的同时,也限制了可能的收益。VaR 作为一种简便、易于理解的风险度量方法,代替方差作为均值-方差模型的风险度量,构成了均值-VaR 模型,成为目前流行的资产组合优化模型。

收稿日期:2013-11-22

基金项目:国家自然科学基金项目《上市公司财务预警正则化和贝叶斯变量选择技术研究》(71361009);教育部人文社会科学研究规划基金项目《稀疏财务预警模型及其变量选择技术研究》(13YJC630192);教育部人文社会科学研究规划项目《基于折线模糊神经网络的证券投资组合理方法研究》(12YJCZH078);江西省研究生创新基金项目《高维数据聚类中有限混合模型及其算法研究》(YC2013-S172)

作者简介:刘遵雄,男,江西瑞昌人,计算机科学与技术博士,教授,研究方向:机器学习,数据挖掘;

刘江伟,男,河南许昌人,硕士生,研究方向:金融数据分析,机器学习;

郑淑娟,女,江西宜黄人,副教授,研究方向:统计理论与方法,金融风险管理;

陈 英,男,江西南昌人,硕士生,研究方向:统计理论与方法,金融数据分析与仿真。

考虑到股票收益率分布的尖峰厚尾特性, 本文将 q-高斯分布引入到投资组合模型中, 并和基于高斯分布的投资组合模型进行了实证比较, 结果表明, 基于 q-高斯分布假设的投资组合模型具有更高的风险预测能力, 并能带来较大的收益。

二、q-高斯分布

(一) q-高斯分布密度函数的推导

已有研究表明, 可以利用不同的随机微分方程或模型推导出 q-高斯分布密度函数, 如非线性随机微分方程, 马尔科夫转换模型, 带有卡方分布的高斯处理过程, 有噪声的线性随机微分方程等^{[8-10][3]}。本文从含有噪声的线性随机微分方程出发, 推导出 q-高斯分布概率密度函数的表达式。含有白噪声的一种线性随机微分方程可以表示为:

$$\frac{dx}{dt} = [v + \xi(t)]x(t) + \eta(t) \quad (1)$$

其中 $\xi(t)$ 和 $\eta(t)$ 表示白噪声, 用 D_ξ 、 D_η 表示 $\xi(t)$ 和 $\eta(t)$ 的方差, δ 表示绝对差, 则有如下关系:

$$E[\xi(t)] = 0, E[\xi(t_1)\xi(t_2)] = 2D_\xi\delta(t_1 - t_2) \quad (2)$$

$$E[\eta(t)] = 0, E[\eta(t_1)\eta(t_2)] = 2D_\eta\delta(t_1 - t_2) \quad (3)$$

$$\langle \xi(t)\eta(t) \rangle = 0 \quad (4)$$

为便于求解, 将式(1)写成伊藤福克尔-普朗克方程(Ito-Stratonovich Fokker-Planck equation)的形式:

$$\frac{\partial P}{\partial t} = -\frac{\partial}{\partial x}[vxP] + \frac{\partial^2}{\partial x^2}(D_\xi x^2 + D_\eta)P \quad (5)$$

根据稳定分布的性质知, $\frac{\partial P}{\partial t} = 0$, 所以当 $v < 0$,

$D_\xi > 0, D_\eta > 0$ 时, 得到式(5)的解:

$$P_{eq} = \frac{1}{Z} (1 + \frac{D_\xi}{D_\eta} x^2)^{-(\alpha+1)/2} \quad (6)$$

$$Z = (\frac{D_\eta}{D_\xi})^{\frac{1}{2}} B(\frac{\alpha}{2}, \frac{1}{2}) = (\frac{D_\eta}{D_\xi})^{\frac{1}{2}} \frac{\Gamma(\frac{\alpha}{2})\Gamma(\frac{1}{2})}{\Gamma(\frac{\alpha+1}{2})} \quad (7)$$

其中 P_{eq} 为概率密度函数, Z 为实数, $\alpha = -\frac{2v}{D_\xi}$ 为特征指数。若令 $\frac{D_\xi}{D_\eta} = \beta(q-1)$, $-\frac{\alpha+1}{2} = \frac{1}{1-q}$, 化简式(6), 得到一元 q-高斯分布的概率密度函数为:

$$P_q = \frac{1}{Z} (1 + \beta(q-1)x^2)^{\frac{1}{1-q}} \quad (8)$$

其中 $\beta > 0, q > 1$ 。

随机变量为 N 维情况时, 含有噪声的线性随机微分方程根据式(1)可以写成:

$$\frac{dx_i}{dt} = [v + \xi(t)] \sum_{j=1}^n A_{ij} x_j(t) + \eta_i(t), i = 1, 2, \dots, n \quad (9)$$

其中 A_{ij} 为半正定矩阵, $\xi(t)$ 、 $\eta_j(t)$ 为高斯白噪声且同样满足式(2)、(3)和(4)。构造一个单位矩阵 Q_{ij} 使 A_{ij} 正交化, 得到对应的特征值 $\lambda_i (i = 1, 2, \dots, n)$, 则

通过线性变换的方法 $y_i = \sum_{j=1}^n Q_{ij} x_j$, 改写式(9)为

$$\frac{dy_i}{dt} = [v + \xi(t)] \lambda_i y_i(t) + \eta'_i(t), i = 1, 2, \dots, n \quad (10)$$

其中 $\eta'_i(t)$ 仍为高斯白噪声, 并且有 $\eta'_i(t) = \sum_{j=1}^n Q_{ij} \eta_j(t)$ 。采用式(1)的解法, 把式(10)化为 Ito-Stratonovich Fokker-Planck equation 方程形式, 根据稳定分布的性质, 有:

$$P_j(y_j) = \frac{1}{Z_j} (1 + \lambda_j^2 \frac{D_\xi}{D_\eta} y_j^2)^{-(\alpha_j+1)/2}, j = 1, 2, \dots, n \quad (11)$$

$$Z_j = \lambda_j^{-1} (\frac{D_\eta}{D_\xi})^{\frac{1}{2}} B(\frac{\alpha_j}{2}, \frac{1}{2}) = \lambda_j^{-1} (\frac{D_\eta}{D_\xi})^{\frac{1}{2}} \frac{\Gamma(\frac{\alpha_j}{2})\Gamma(\frac{1}{2})}{\Gamma(\frac{\alpha_j+1}{2})} \quad (12)$$

其中特征指数 $\alpha_j = -2v/(\lambda_j D_\xi) + 1$ 。由 $y_i (i = 1, 2, \dots, n)$ 相互独立且 $y_i = \sum_{j=1}^n Q_{ij} x_j$, 得到 $x_i (i = 1, 2, \dots, n)$ 的联合概率密度函数, 最终得到 N 维 q-高斯分布概率密度函数表达式:

$$P(x_1, x_2, \dots, x_n) = \prod_{j=1}^n \frac{1}{Z_{q_j}(\beta_j)} [1 + \beta_j(q_j - 1) \sum_{i=1}^n \sum_{k=1}^n Q_{ij} Q_{kj} x_i x_k]^{\frac{1}{1-q_j}} \quad (13)$$

$$Z_{q_j}^{-1}(\beta_j) = (\beta_j(q_j - 1))^{\frac{1}{2}} B^{-1}(\frac{1}{q_j - 1}, \frac{1}{2}) \quad (14)$$

其中 Q 为正交矩阵, $\beta_j > 0, 0 < q_j < 3$ 。

(二) q-高斯分布的参数估计

多元 q-高斯分布的概率密度函数表达式中, 需要估计的参数有正交矩阵 Q , 形状参数 β_j, q_j 。q-高斯分布的参数估计方法很多, 有矩估计法、最大似然估计法、曲线拟合参数估计方法等。下面以矩估计

法为例,给出 q - 高斯分布概率密度函数的参数估计方法。

首先根据抽样方法,计算样本协方差 S_{spl} ,估算总体协方差 S ,对 S 做对角化运算,根据 $QSQ^T = \text{diag}(\lambda_1, \lambda_1, \dots, \lambda_1)$ 求出 Q 。

其次,根据算出的 Q ,对数据做正交运算, $Y = [y_1, y_1, \dots, y_n]^T = QX$,其中 y_i 均服从参数为 q_i, β_i 的一元 q - 高斯分布。计算样本 y_i 的二阶矩 $D_2(i) = (1/n) \sum_{j=1}^n y_{ij}^2$ 和四阶矩 $D_4(i) = (1/n) \sum_{j=1}^n y_{ij}^4$,对照由概率密度函数表达式计算推导出的二阶矩和四阶矩的表达式,当 $q_i > 1 (i = 1, 2, \dots, n)$ 有如下关系:

$$\begin{cases} D_2(i) = \frac{1}{\beta_i(5-3q_i)} \\ D_4(i) = \frac{B(1/(q_i-1)-5/2, 5/2)}{B(1/(q_i-1), 1/2)[\beta_i(q_i-1)]^{3/2}} \end{cases} \quad (15)$$

从式(15)中可以解得 q_i, β_i 的参数估计为:

$$\begin{cases} \hat{q}_i = \frac{15(D_2(i))^2 - 7D_4(i)}{9(D_2(i))^2 - 5D_4(i)} \\ \hat{\beta}_i = \frac{1}{D_2(i)(5-3q_i)} \end{cases} \quad (16)$$

同理,可以计算出当 $q_i < 1 (i = 1, 2, \dots, n)$ 时 q_i, β_i 的参数估计为:

$$\begin{cases} \hat{q}_i = \frac{3(D_2(i))^2 - 7D_4(i)}{3(D_2(i))^2 - 5D_4(i)} \\ \hat{\beta}_i = \frac{1}{D_2(i)(5-3q_i)} \end{cases} \quad (17)$$

(三) 参数对 q - 高斯分布的影响

为能直观地考察 q - 高斯密度函数中参数对分布的影响,以二元 q - 高斯函数为例进行研究。由式(13)知,二元 q - 高斯的密度函数为:

$$P(x_1, x_2) = \frac{1}{Z_{q_1}(\beta_1)Z_{q_2}(\beta_2)} \cdot$$

$$\begin{aligned} & [1 + \beta_1(q_1 - 1)(Q_{11}x_1 + Q_{12}x_2)^2]^{-\frac{1}{q_1}} \cdot \\ & [1 + \beta_2(q_2 - 1)(Q_{21}x_1 + Q_{22}x_2)^2]^{-\frac{1}{q_2}} \end{aligned} \quad (18)$$

其中 Q 为单位正交矩阵, $\beta_1 > 0, \beta_2 > 0, 1 < q_1 < 3, 1 < q_2 < 3$ 。根据启发式算法思想,选取不同的 q, β 画出二元 q - 高斯分布的图形以便比较参数对分布的影响,可以得到如下两条结论:第一,选取 $\beta_1 = \beta_2 = 1, Q = [1, 0; 0, 1]$ 不变, $q_1 = q_2$ 分别取 2.9, 2.2, 1.6, 1.1, 观察其分布图形和垂直截面图可以看出,当 β, Q 不变, q 越小时,图形越尖;第二,选取 $q_1 = q_2 = 2, Q = [1, 0; 0, 1]$ 不变, $\beta_1 = \beta_2$ 分别取 1, 2, 5, 10, 观察其分布图形和垂直截面图可以看出,当 q, Q 不

变, β 越大时,图形越尖。考虑到金融市场股票收益率分布的尖峰厚尾性,可以通过调整 q - 高斯分布密度函数中的参数,更加准确地拟合收益率的分布,这为研究股票收益率提供了更好的统计分析工具。

三、投资组合模型

(一) 均值 - 方差模型

Markowitz 投资组合理论认为,投资者进行决策时,总希望以尽可能小的风险获得尽可能大的收益,或在收益率一定的情况下,尽可能降低风险^[11],因此现代投资组合理论主要研究投资者如何利用分散投资来优化他们的投资组合比例。Markowitz 均值 - 方差模型,是用于估计投资者投资组合风险与收益的一种有力的工具^[6,12]。假设有 n 个资产,他们的收益率分别为 R_1, R_2, \dots, R_n ,用向量表示为 $R = (R_1, R_2, \dots, R_n)$,其均值为 $\mu = (\mu_1, \mu_2, \dots, \mu_n)$,协方差为 Σ (n 阶方阵), R_i, R_j 的协方差记为 $\text{cov}(R_i, R_j)$,向量 $w = (w_1, w_2, \dots, w_n)^T$ 为投资组合的投资比例,则 Markowitz 均值 - 方差模型形式化地表示为:

$$\begin{aligned} \min \sigma^2 &= w^T \Sigma w \\ \text{s. t. } \mu &= w^T E(R) = w^T \mu^T \\ \sum_{i=1}^n w_i &= 1, w_i > 0 \end{aligned} \quad (19)$$

实践中,通常采取采样的方法,用待分析资产收益率数据的均值和方差 S 来估计整体均值和方差,即:

$$\begin{aligned} \hat{\mu}_i &= \frac{1}{n} \sum_{t=1}^m R_{it} \\ \hat{S} &= \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (R_i - \bar{R}_i)(R_i - \bar{R}_i)^T = \frac{n-1}{n} S \end{aligned} \quad (20)$$

(二) 均值 - VaR 模型

均值 - 方差模型利用收益率的方差作为风险测度,这种方法虽然可以有效的减小组合收益的波动,但由于方差是一种“对称”的度量,方差的最小化不只会减少收益向下的偏离,同时也会减少收益向上的偏离,所以它同时也限制了可能的收益^[5]。VaR(Value at Risk)指的是在正常的市场条件中,在一定持有期及置信水平下,某一资产或投资组合所面临的最大的损失^[13]。用 VaR 代替方差作为风险的测度就得到了均值 - VaR 模型^[7],可以形式化地表示成如下形式:

$$\min \text{VaR}_\alpha(r_p) = \min(Z_{1-\alpha}\sigma_p - \mu_p)$$

$$= Z_{1-\alpha} \sqrt{w^T \Sigma w} - \mu w$$

$$\text{s. t. } \sum_{i=1}^n \mu_i w_i = \mu_p = \mu w$$

$$\sum_{i=1}^n w_i = 1, w_i > 0 \quad (22)$$

相关研究表明,约束条件下均值-VaR的有效解集是均值-方差有效解集的子集,且均值-VaR的最优解为^[5]:

$$w_{\min}^{\text{VaR}^*} = \frac{1}{D} \left[\frac{C}{B} + \sqrt{\frac{D}{B} \left(\frac{Z^2}{BZ_{1-\alpha}^2} - D - \frac{1}{B} \right)} \right]$$

$$[B \Sigma^{-1} R - C \Sigma^{-1} I] - \frac{1}{D} [C \Sigma^{-1} R - A \Sigma^{-1} I] \quad (23)$$

其中, $A = R^T \Sigma^{-1} R$, $B = I^T \Sigma^{-1} I$, $C = I^T \Sigma^{-1} R$, $D = AB - C^2$, $I = (1, 1, \dots, 1)^T$ 。

四、实证分析

一般情况下,均值-方差模型和均值-VaR模型都是在高斯分布假设下对投资比例进行估算,为了获得更优的投资比例,本文将对实际的收益率数据进行统计检验并验证将 q-高斯分布应用于该投资组合模型的有效性。选取沪市三只股票(海信电器 HXDQ600060,三一重工 SYZG600031,同方股份 TFGF600100),选取 2011 年 6 月 2 日到 2012 年 12 月 31 日共 388 个日收益率数据(数据来源:锐思数据库 <http://www.resnet.cn/cn>),其基本检验统计量如表 1 所示。

表 1 频率检验统计量表

	海信电器	三一重工	同方股份
有效样本数	385	384	380
缺失样本数	3	4	8
均值	0.000 784	-0.000 902	-0.000 716
中值	-0.002 200	-0.001 650	-0.000 450
标准差	0.025 399	0.021 913	0.024 190
偏度	0.077	0.726	0.660
峰度	6.062	5.763	6.582
极小值	-0.100 3	-0.065 0	-0.083 6
极大值	0.100 3	0.099 7	0.100 3

从表 1 知,三支股票峰度分别为 6.062, 5.753, 6.582, 均大于标准正态分布的峰度值 3, 说明三只股票不服从标准正态分布。卡方检验和 QQ 图检验的结果也说明三支股票不服从标准正态分布。绘制出三只股票的直方图, 分别用正态分布(均值方差参数见表 1)和 q-高斯分布拟合三只股票的收益率分布如图 1-3 所示(其中计算出来的 q-高斯分布的参数分别为 $\beta_{\text{HXDQ}} = 907$, $q_{\text{HXDQ}} = 1.214 8$; $\beta_{\text{SYZG}} =$

$1 462.3$, $q_{\text{SYZG}} = 1.269 7$; $\beta_{\text{TFGF}} = 3 111$, $q_{\text{TFGF}} = 1.307 8$)。从图上可以看出, q-高斯拟合曲线比高斯曲线有更高的尖峰, 更厚的尾部, 更接近收益率数据的实际分布, 说明用 q-高斯分布拟合收益率分布的效果更好。

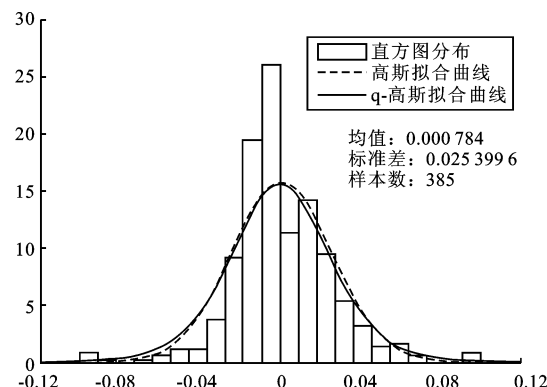


图 1 海信电器直方图及拟合曲线图

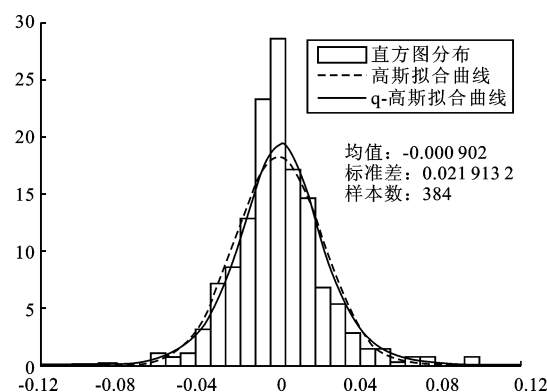


图 2 三一重工直方图及拟合曲线图

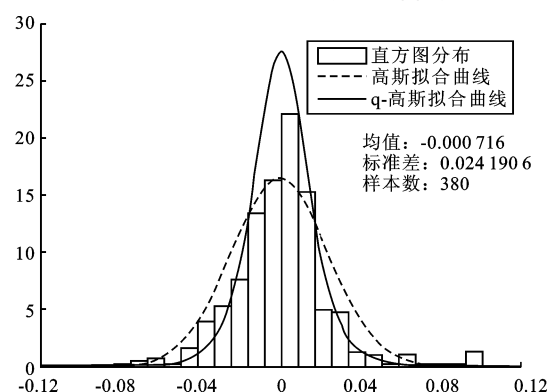


图 3 同方股份直方图及拟合曲线图

分别用高斯分布和 q-高斯分布拟合三只股票的收益率分布, 采用均值-方差模型和均值-VaR 模型分别解出该模型所对应的投资比例见表 2, 并同时画出均值-方差模型和均值-VaR 模型有效前沿如图 4 所示。从图 4 也可以看出, 均值-VaR 模型的解是约束条件下均值-方差模型的有效子集。用计算出来的投资比例投资于所选三只股

票,用 2013 年 1 月 4 日到 2013 年 1 月 31 日的收益率数据做实证比较,实际收益如表 2 中“实际收益”所示。

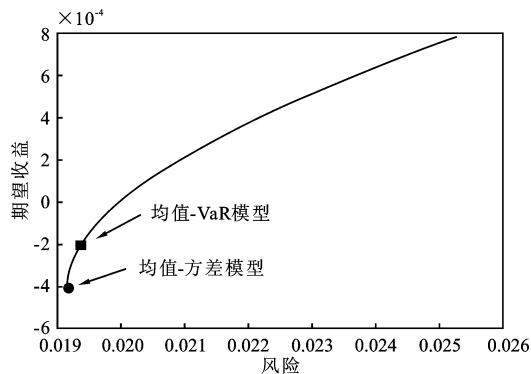


图 4 均值一方差和均值-VaR 模型有效前沿图

表 2 不同分布假设下投资组合模型的投资比例与实际收益表

模型及分布	投资比例			实际收益
	海信电器	三一重工	同方股份	
均值一方差	0.253 7	0.456 9	0.289 5	0.004 7
	0.396 4	0.259 8	0.343 8	0.005 1
均值-VaR	0.291 7	0.430 4	0.277 9	0.004 9
	0.620 0	0.260 0	0.120 0	0.006 3

从表 2 可以看出,基于 q-高斯分布的均值一方差模型投资比例为 $[0.396\ 4, 0.259\ 8, 0.343\ 8]$,

实际收益为 0.005 1,大于高斯分布假设下的 0.004 7;基于 q-高斯分布的均值-VaR 模型投资比例为 $[0.620, 0.260, 0.120]$,实际收益为 0.006 3,同样大于高斯分布假设下的 0.004 9;并且基于 q-高斯分布的均值-VaR 模型是表 2 中四种模型中最优的。实证结果表明将 q-高斯分布应用于投资组合模型中,可以提高模型解的有效性,同时基于此解做投资,可以有效提高预期收益。

五、结 论

本文从含有白噪声的线性随机微分方程中推导了 q-高斯分布密度函数的表达式,并研究了其尖峰厚尾的特性。考虑到通常股票收益率分布具有尖峰厚尾特性,因此将 q-高斯分布应用于投资组合理论的均值一方差模型和均值-VaR 模型。选取沪市三支股票进行实证分析和求解,并与基于高斯分布假设下的求解做了比较,结果表明将 q-高斯分布应用于投资组合模型可以更准确的拟合收益率的分布,并且按照基于 q-高斯分布的投资组合模型的投资比例选择股票,可以带来更多实际收益。

参考文献:

- [1] Vignat C, Plastino A. Why is the Detection of q-Gaussian Behavior Such a Common Occurrence? [J]. Physica A: Statistical Mechanics and its Applications, 2009,388(5).
- [2] Ghoshdastidar D, Dukkipati A, Bhatnagar S. q-Gaussian Based Smoothed Functional Algorithms for Stochastic Optimization [C]. Cambridge:IEEE International Symposium on Information Theory Proceedings,2012.
- [3] Sato A, Takayasu H, Sawada Y. Power Law Fluctuation Generator Based on Analog Electrical Circuit[J]. Fractals, 2000,8(3).
- [4] 刘君. 多元 q-高斯分布在投资组合模型中的应用[D]. 武汉: 武汉理工大学硕士学位论文, 2012.
- [5] 荣喜民,武丹丹,张奎廷. 基于均值-VaR 的投资组合最优化[J]. 数理统计与管理, 2005(5).
- [6] Fabozzi F J, Markowitz H M, Kolm P N, et al. Mean-Variance Model for Portfolio Selection[M]. New York:John Wiley & Sons, Inc., 2012.
- [7] Baigauli-Soler J S, Alfaro-Cid E, Fernandez-Blanco M. Mean-VaR Portfolio Selection Under Real Constraints[J]. Computational Economics, 2011,37(2).
- [8] Kaulakys B, Ruseckas J, Gontis V, et al. Nonlinear Stochastic Models of Noise and Power-law Distributions[J]. Physica A: Statistical Mechanics and Its Applications, 2006,365(1).
- [9] Timmermann A. Moments of Markov Switching Models[J]. Journal of Econometrics, 2000,96(1).
- [10] Beck C, Cohen E G D. Superstatistics[J]. Physica A: Statistical Mechanics and Its Applications, 2003(322).
- [11] 孟勇. Markowitz 模型与 Black-Litterman 模型比较研究——投资人情绪对资产组合的影响[J]. 统计与信息论坛, 2013,28(8).
- [12] Fontana C, Schweizer M. Simplified Mean-Variance Portfolio Optimisation[J]. Mathematics and Financial Economics, 2012,6(2).
- [13] Danielsson J, Jorgensen B N, Samorodnitsky G, et al. Fat Tails, VaR and Subadditivity[J]. Journal of Econometrics, 2013,172(2).

【统计理论与方法】

中国全要素能源效率测算方法研究

——基于经济平衡增长的思想

梁广华

(许昌学院 管理学院, 河南 许昌 461000)

摘要:基于经济平衡增长思想提出中国全要素能源效率测算方法。研究结果表明,1980—2012 年中国全要素能源效率呈现稳中上升的趋势,全要素能源效率有效,提高全要素能源效率的本质是资本存量投入、劳动力投入对能源投入的替代。依据中国“十二五”规划相关指标,计算出“十二五”期间能源投入年均增长率不应高于 4.49%,并提出加大节能减排力度等政策建议。

关键词:节能减排;平衡增长;全要素能源效率;要素替代

中图分类号:C812:F205 **文献标志码:**A **文章编号:**1007-3116(2014)05-0025-06

一、引言

改革开放以来,中国经济一直保持较高的增长速度,经济总量已经跃居世界第二,然而,中国经济在保持快速增长的同时,资源(尤其是能源)投入也在不断增加,国际能源署的数据表明,中国已经超越

美国成为世界上第一大能源消费和碳排放国。因此,为了应对全球气候变暖和经济高速增长过程中能源供需、环境保护等问题,中国将节能减排作为推动资源、环境与经济、社会协调发展的战略措施,在“十一五”和“十二五”规划中均制定了节能减排约束性指标,目的在于提高能源利用效率和减少废弃物

收稿日期:2014-01-24;修稿日期:2014-03-19

基金项目:教育部人文社会科学研究规划项目《基于 CGE 模型的我国低碳发展政策构建研究》(12YJA790214);河南省哲学社会科学规划项目《河南低碳发展的路径与对策研究》(2011BJJ017);河南省软科学研究计划项目《河南低碳发展路径与政策组合设计研究》(132400411134)

作者简介:梁广华,男,河南新蔡人,硕士,讲师,研究方向:系统工程与可持续发展。

Empirical Analysis on Portfolio Model Based on q-Gaussian

LIU Zun-xiong¹, LIU Jiang-wei¹, ZHENG Shu-juan², CHEN Ying¹

(1. School of Information Engineering, East China Jiaotong University, Nanchang 330013, China;

2. Division of Scientific Research, Jiangxi University of Finance and Economics, Nanchang 330013, China)

Abstract: q-Gaussian distribution has been widely used in interdisciplinary sciences and complex systems. In this paper, we infer density function of q-Gaussian distribution from linear stochastic differential equation with both multiplicative and additive noises. This density function form is easily-used and the influence of parameters on the distribution is more intuitive. By using q-Gaussian distribution in mean-variance and mean-VaR portfolio models with data from Shanghai Stock, a better result can be obtained under the assumption that stock returns obey q-Gaussian distribution than Gaussian distribution.

Key words: q-Gaussian distribution; portfolio; mean-variance; mean-VaR; efficient frontier

(责任编辑:张爱婷)