

文章编号:1000-582X(2007)08-0140-05

# 金融时间序列变点探测的小波模极大值线方法

傅强<sup>1</sup>, 彭选华<sup>2,3</sup>, 毛一波<sup>3</sup>

(1. 重庆大学经济与工商管理学院, 重庆 400030; 2. 重庆大学数理学院, 重庆 400030;  
3. 重庆文理学院 数计系, 重庆永川 402168)

**摘要:**研究小波变换方法在金融时序分析中模型变点探测的应用,对金融时间序列采用连续小波变换,通过分析小波变换模极大值线对应的时间序列样本点的小波系数特点,提出了金融时间序列变点探测的小波模极大值线方法,并对广义自回归条件异方差均值模型(GARCH-M模型)进行了仿真计算,其结果验证了此方法的实用性和有效性。该方法更能准确定位金融资产收益率波动所发生的具体时刻,有利于金融资产价格异常时点的正确识别与统计建模分析和资产收益率波动的预测。

**关键词:**小波变换;模极大值线;GARCH-M模型;变点探测

**中图分类号:**F251

**文献标志码:**A

## 1 金融时间序列变点探测的意义

在金融时序波动建模分析中,突变点或异常点称为模型的变结构点,简称变点。其对金融市场统计分析和金融产品价格预测有重大影响。一方面,突变点或异常点反映了统计数据的异常波动,首先可能是人为因素,也可能是计量误差所致,此类异常数据没有分析价值,其次另类异常数据反映了异常的金融波动和市场效力,这种异常可能意味着国内重大的经济或政治事件对金融系统的脉冲响应和国际金融波动溢出效应。因此,对这类突变点的分析可以探索金融系统所处的异常状态并给予合理的经济解释及积极的政策建议,促进金融市场的良性发展,充分体现市场的强市效力。另一方面,GARCH模型(广义条件异方差模型)和SV模型(随机波动模型)是金融时序波动建模分析及预测的两大工具,二者有同等的功效。金融时序的突变点和异常点对两类模型的建模精度有实质性影响:首先,异常点的存在,加大了建模难度,如模型的定阶、参数的估计及检验等。同时,对含有突变点和异常点的序列建模,模型的拟合精度和预测精度都可能下降。其次,异常点和突变点的存在,使模型结构可能出现根本性的变异,包括函数形式的变化,参数值的改变以及参数个数的增减等。因此,探测金融时间序列的

突变点有助于促进新的模型产生和建模方法的改进。

## 2 变点探测的已有方法综述

关于GARCH模型的变点探测,传统的探测变点的模型有两种:其一、数据删除模型,即删除某个数据点如第 $i$ 个,研究这个点删除前后对于模型确立以及检验统计量是否有举足轻重的影响;其二、均值漂移模型,即在第 $i$ 个数据点上增加一个扰动,这相当于因变量的均值有所漂移,研究这个扰动对估计量及其他统计量是否有显著影响。Kim, Cho和Lee<sup>[1]</sup>已提出应用Inclan和Tiao<sup>[2]</sup>的平方累积和(SCUSUM)统计量检验GARCH模型参数的变化。其主要方法是:设 $y_t = \sigma_t \varepsilon_t$ ,  $t = 1, 2, \dots, n$ ,是GARCH过程,其无条件方差 $E y_t^2$ 是模型参数的函数,模型参数的变化会引起无条件方差 $E y_t^2$ 的变化,这样检验参数变化的问题转化为检验其无条件方差 $E y_t^2$ 变化的问题。基于 $E y_t^2$ 而构造的CUSUM统计量称之为平方累积和统计量。实验表明,由于GARCH过程的条件方差的变化会造成检验的不稳定,有可能要出现经验势函数值低于理论势函数值的问题。

张世英、樊智<sup>[3]</sup>提出“分段建模方法检测分整增广GARCH-M模型的变点”,其基本思想是研究数据集

收稿日期:2007-04-08

基金项目:重庆市教委科研项目(KJ051203)

作者简介:傅强(1963-),男,重庆大学教授,博士生导师,主要从事金融时间序列分析,金融工程和金融系统动力学等研究,  
(Tel)023-86308568;(E-mail)fuqiang@cqu.edu.cn。

与模型符合的程度,逐个考虑每个数据点对于建模、模型分析和预测的影响。具体做法是寻找各点中偏离模型输出最大的数据点,以该点为基点,前后数据段分别建模,考察各分段模型之间以及各自与基于数据集的模型的差异是否显著。

以上3种方法用于GARCH模型变点探测都是可行的,但是有两点不足之处,首先这3种方法都是基于概率统计量变化,对模型变点的近似探测,也就不能从时间刻度上精确定位;其次对大样本时序的多变点的逐一检测将变得很困难。笔者运用小波模极大的方法探测出时序的可能变点(其中可能含有错误识别的伪变点),依据已检测出的可能变点,把样本数据集划分成若干个小样本,在每个小样本上逐段建模,比较前后模型的显著性差异,根据小波模极大识别出的可能变点的属性,由此提高了变点识别的精确性和时间定位的准确度。

### 3 小波模极大值线方法及变点探测算法设计

#### 3.1 函数连续的LP指数与小波模极大的关系

**定义1** 若 $|f(x+t) - f(x)| \leq C|t|^a$ ,则称 $f(x)$ 的Lipschitz指数为 $\alpha(0 < a \leq 1)$ ,记为 $f(x) \in C^\alpha(R)$ ;若 $|f(x_0+t) - f(x_0)| \leq C|t|^a$ ,则称 $f(x)$ 在 $x = x_0$ 的Lipschitz指数为 $\alpha$ ,记为 $f(x) \in C_{x_0}^\alpha$ 。

**定义2** 设 $f(x)$ 为原始信号, $w_{2^j}^d f(x)$ 为 $f(x)$ 在每个尺度 $2^j(j=1,2,\dots,J)$ 上的小波系数。在尺度 $j$ 下,若点 $x_n$ 满足条件 $\frac{dw_{2^j}^d f(x)}{dx} \Big|_{x=x_n} = 0$ ,则 $x_n$ 为小波系数的模极大值点。

在实际计算中均采用二值小波变换,因此改进模极大值点定义如下。

**定义3** 设 $\{f(x_n)\}_1^N$ 为 $f(x)$ 采样离散化的序列, $w_{2^j}^d f(x_n)$ 为 $f(x_n)$ 的二值小波变换系数,对任意 $k \in \{1,2,\dots,N\}$ ,有 $|w_{2^j}^d f(x_n)| \geq |w_{2^j}^d f(x_k)|$ ,则称 $x_n$ 为二值小波变换系数模的最大值点。

**定义4** 如果尺度 $2^j$ 上的模极大值和尺度 $2^{j+1}$ 上的另一个模极大值属于同一条模极大值线,那么 $2^{j+1}$ 上的模极大值就是 $2^j$ 上的传播点。即兴算法只说明了对于尺度 $2^j$ 上的一个模极大值点 $a$ ,若它与尺度 $2^{j+1}$ 上的一个模极大值点 $b$ 有相同的符号,位置比较靠近且有较大值,那么就说 $b$ 点为 $a$ 点的传播点。

**定理1**<sup>[4]</sup> 设 $\int_{-\infty}^{\infty} (1+|x|)|\varphi(x)| < \infty$ ,若有界函数 $f(x)$ 的L指数为 $\alpha(0 < a \leq 1)$ ,则它的小波变换满足 $|w_j(a,b)| \leq C'a^{a+1/2}$ 。

**定理2**<sup>[4]</sup> 若有界、连续函数 $f(x) \in L^2(R)$ , $\varphi(x)$ 是紧支撑小波函数,且 $\exists \alpha \in (0,1)$ , $f(x)$ 的小波变换满足 $|w_j(a,b)| \leq C'a^{a+1/2}$ , $C' > 0$ ,则 $f(x)$ 的L指数为 $\alpha$ 。

定理1与定理2一起表明,一个函数的奇异性能用它的小波变换模的上界来刻画。

**定理3**<sup>[4]</sup> 设 $\int_{-\infty}^{\infty} (1+|x|)|\varphi(x)| < \infty$ ,若有界函数 $f(x)$ 在 $x = x_0$ 的L指数为 $\alpha(0 < a \leq 1)$ ,则它的小波变换满足 $|w_j(a,x_0+b)| \leq C'a^{a+1/2}(a^\alpha + |b|^\alpha)$ 。

**定理4**<sup>[4]</sup> 若有界、连续函数 $f(x) \in L^2(R)$ , $\varphi(x)$ 是紧支撑小波函数,且 $\exists \alpha \in (0,1)$ , $\gamma > 0$ , $f(x)$ 的小波变换满足 $|w_j(a,b)| \leq Ca^{\gamma+1/2}$ , $C > 0$ 且 $|w_j(a,x_0+b)| \leq C'a^{1/2}(a^\alpha + \frac{|b|^\alpha}{\log|b|})$ ,则 $f(x)$ 在 $x = x_0$ 的L指数为 $\alpha$ 。

以上定理表明函数的整体奇异性指数对应着函数小波变换的模最大值上界。局部奇异点对应小波变换模极大值点。当某点的L指数 $\alpha > 0$ 时,小波变换在该点的模极大值的幅度将随尺度的增大而增大;当某点的L指数 $\alpha < 0$ 时,小波变换在该点的模极大值的幅度将随尺度的增大而减小。即时对于不连续的情况幅度也随尺度的增大而保持不变;对于高频噪声点,其幅度和稠密度及方差都随尺度的增大而减小<sup>[5]</sup>。尺度空间 $(j,x_n)$ 中所有模极大值点的连线称为模极大值线。小波变换模极大值点 $(j,x_0)$ 在点 $x_0$ 的右邻域和左邻域都是严格局部最大的。如果小波变换在精细的尺度上没有模极大值,那么函数在该处任何领域中都无奇异点,即所分析的时间序列无变结构点。

#### 3.2 金融时序小波模极大线变点探测的基本思想

时间序列的小波模极大线是序列变结构点识别的重要依据<sup>[6]</sup>。金融时间序列的低频样本点(有用信号)和低频样本点(噪声)在不同尺度下小波变换的模极大值的传播行为截然相反,那么在高尺度(低频带)下就很容易找到金融时间序列的变结构点(这时高频样本点的能量特别小)。但此时变结构点所对应的时刻的分辨率比较低,不能满足系统精确定位的要求。这是因为测不准原理表明,任何信号在时域和频域里的性质是相互制约的,不可能同时出现时域和频域高分辨率,即频域高分辨率(高尺度)必然对应着时域的低分辨率。因此必须从时域低分辨率的变结构点向上寻找时域高分辨率的变结构点(奇异点)的传播点,从而满足精确时刻要求。这就是笔者采用小波变换模极大值方法的基本思想。

### 3.3 金融时序变点探测的算法设计

利用前面所述的理论基础,笔者将采用模极大值线的方法在多尺度下寻找 GARCH-M 模型所有的可能变结构点。从理论上讲,须对信号进行连续小波变换,在一个连续的尺度区间上搜索模极大值线。考虑到连续小波变换信息的冗余,笔者采用二进制小波变换,用简单的即兴(adhoc)算法准则<sup>[7]</sup>来搜索模极大值线。

在即兴算法的基础上给出金融时间序列所有可能变点的算法。

#### 1) 搜索模极大值线的算法。

a. 对时序  $F(t)$  进行离散二进小波变换,将各级小波系数存贮到数组  $w_f(j, x_N)$ 。注意所选的尺度不宜过大(一般取  $j=5$  或  $6$ ),否则会丢失有用信号的局部奇异性。

b. 据定义 4 求出每级尺度的小波变换系数所对应的模极大值点,保留属于模极大值的点,不属于极大值的点置零,并存贮在数组  $w_f(j, x_N)$  中。

c. 在最大尺度  $J$  上,找出最大的模极大值点  $x_0$ ,并向上搜索其对应的模极大值线,即搜索  $x_0$  对应的传播点,具体步骤如下:

①若  $x_0$  前后的极值为  $x_1$  和  $x_2$ ,  $x_1$  在上一个尺度所对应的传播点为  $x'_1$ ,则将在区间  $(x'_1, x_2)$  上搜索与  $x_0$  对应的传播点。

②在区间  $(x'_1, x_2)$  上与  $x_0$  同符号的点有  $(y_1, y_2, \dots, y_m)$ ,若满足  $|y_k - x_0| \leq |y_i - x_0|, \forall i = 1, 2, \dots, m; i \neq k$ ,则  $y_k$  是  $x_0$  的传播点。

d. 按照上述算法求出其它尺度上的传播点  $(x_0^1, x_0^2, \dots, x_0^{j-1})$ ,最终找到所需的模极大值线。

2) 在最小尺度上,寻找模极大值点  $x_0^{j-1}$  对应的时刻  $t_0$  作为序列突变点对应的时刻,即突变点  $t_j$ 。

3) 按照变点时间顺序,把样本序列分段,并逐段建模,比较模型前后差异,确认去除上一步错误识别的伪变点。

### 3.4 基于增广 GARCH-M 模型的仿真算例

#### 3.4.1 模型介绍

目前对 ARCH 模型族概括能力最好的是分整增广 GARCH-M,它包括了现有文献上的 11 类模型,如 ARCH-M, LGARCH, EGARCH, CJR-GRACH, NGARCH 等,还拓展了 21 类分整均值模型<sup>[3]</sup>。设  $\{x_t\}$  为金融时序, $t-1$  时的信息集记为  $I_t, m^2 = Ex_t^2, m^2 = u_1 = \rho_1 = E(x_t x_{t-1}) [E(x_t^2)E(x_{t-1}^2)]^{-1/2}$ ,分整增广 GARCH-M 模型定义如下:

$$x_t = u_0 + x_{t-1}(u_1 + u_2 \exp(-\sigma_t^2/u^2)) + u_3 \sigma_t^2 + \varepsilon_t, \quad (1)$$

$$\varepsilon_t = e_t \sigma_t, \varepsilon_t | I_{t-1} \sim N(0, \sigma_t^2), e_t \sim i. i. N(0, 1), v_t = \varepsilon_t^2 - \sigma_t^2, \quad (2)$$

$$(1-L)^d \varepsilon_t^2 = \begin{cases} |\lambda \phi_t - \lambda + 1|^{1/\lambda} + v_t, & \lambda \neq 0, \\ \exp(\phi_t - 1) + v_t, & \lambda = 0, \end{cases} \quad (3)$$

$$\phi_t = \alpha_0 + \sum_{i=1}^p a_i^j \phi_{t-i} - \sum_{j=1}^q (\alpha_2^j |e_{t-j} - c|^\delta + \alpha_3^j \max(0, c - e_{t-j})^\delta) \phi_{t-j} + \sum_{j=1}^q (\alpha_4^j f(|e_{t-j} - c|, \delta) + \alpha_5^j f(\max(0, c - e_{t-j}), \delta)), \quad (4)$$

$$f(z, \delta) = (z^\delta - 1)/\delta, z \geq 0, f(z, 1) = z - 1, \lim_{\delta \rightarrow 0} f(z, \delta) = \ln(z), \quad (5)$$

其中式(1)-(4)中参数取不同的值和非负约束条件将得到不同的模型。式(3)、(5)为 Box-Cox 转换。

#### 3.4.2 分整增广 GARCH-M 模型与 GARCH-M 的转换

在式(1)中令  $u_i = 0, i = 2, 3$ ,即不考虑波动方差对收益率的直接影响。于是得到 GARCH( $p, q$ )模型的均值方程:

$$x_t = u_0 + \rho_1 x_{t-1} + \varepsilon_t. \quad (6)$$

下面来化简式(4),得到 GARCH( $p, q$ )模型的条件方差方程:

$$\sigma_t^2 = a_0 + \sum_{i=1}^p a_i \sigma_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^q b_j \varepsilon_{t-j}^2, a_i \geq 0, b_j \geq 0. \quad (7)$$

事实上,由式(3),令  $\lambda = 1, d = 0$ ,得到  $\varepsilon_t^2 = |\phi_t| + v_t$ ,注意到  $v_t = \varepsilon_t^2 - \sigma_t^2$ ,于是得到

$$\sigma_t^2 = \phi_t \operatorname{sgn}(\phi_t), \text{即 } \phi_t = \operatorname{sgn}(\phi_t) \sigma_t^2. \quad (8)$$

令  $c = 0, \delta = 2, \alpha_i^j = 0, i = 3, 4, 5$ ,由式(4)、(5)可得到:

$$\phi_t = a_0 + \sum_{i=1}^p a_i^j \phi_{t-i} + \sum_{j=1}^q \alpha_2^j \varepsilon_{t-j}^2 \phi_{t-j}. \quad (9)$$

将式(8)及分别滞后  $p, q$  项式子带入式(9)即得到

$$\operatorname{sgn}(\phi_t) \sigma_t^2 = a_0 + \sum_{i=1}^p a_i^j \operatorname{sgn}(\phi_{t-i}) \sigma_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^q \alpha_2^j \operatorname{sgn}(\phi_{t-j}) \varepsilon_{t-j}^2 \sigma_{t-j}^2. \quad (10)$$

在式(10)两边同乘  $\operatorname{sgn}(\phi_t)$  并注意到  $\varepsilon_{t-j} = e_{t-j} \sigma_{t-j}$ ,得到

$$\sigma_t^2 = a_0 \operatorname{sgn}(\phi_t) + \sum_{i=1}^p a_i^j \operatorname{sgn}(\phi_t) \operatorname{sgn}(\phi_{t-i}) \sigma_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^q \alpha_2^j \operatorname{sgn}(\phi_t) \operatorname{sgn}(\phi_{t-j}) \varepsilon_{t-j}^2. \quad (11)$$

在式(11)中令  $a_0 = \alpha_0 \text{sgn}(\phi_t)$ ,  $b_j = \alpha_j^i \text{sgn}(\phi_t) \text{sgn}(\phi_{t-j})$ ,  $a_i = \alpha_i^i \text{sgn}(\phi_t) \text{sgn}(\phi_{t-i})$ , 加上非负约束条件:  $a_i \geq 0, i = 0, 1, \dots, p$ ;  $b_j \geq 0, j = 1, 2, \dots, q$ , 从而得到式(7)。综合式(6)、(7)得到 GARCH-M 模型如下:

$$\left. \begin{aligned} x_t &= u_0 + \rho_1 x_{t-1} + \varepsilon_t, \\ \varepsilon_t &= e_t \sigma_t, \varepsilon_t | I_{t-1} \sim N(0, \sigma_t^2), e_t \sim i. i. N(0, 1), \\ \sigma_t^2 &= a_0 + \sum_{i=1}^p a_i \sigma_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^q b_j \varepsilon_{t-j}^2, \\ a_i &\geq 0, i = 0, 1, \dots, p; b_j \geq 0, j = 1, 2, \dots, q. \end{aligned} \right\} \quad (12)$$

### 3.4.3 模型仿真结果

分整增广 GARCH-M 模型具有很强的包容能力, 但是模型的参数较多, 应用起来比较困难, 据大量实证研究表明对金融时间序列的波动建模还是 GARCH-M 模型比较实用, 不必选用复杂的分整增广 GARCH-M 模型<sup>[3]</sup>, 因此文中主要仿真确定参数下的低阶增广 GARCH-M 模型的变点识别的小波模极大方法(即由一般分整增广 GARCH-M 模型导出的 GARCH-M 模型, 也即式(12))。

笔者的算法及仿真运算均在 Matlab2006a 上完成, 模型参数值不妨取为  $u_0 = 0.0001$ ,  $\rho_1 = 0.05$ ,  $a_0 = 0.00015$ ,  $a_1 = 0.25$ ,  $b_1 = 0.45$ , 样本容量为  $n = 500$ , 变点设置为:  $x_{71}, x_{188}, x_{248}, x_{352}, x_{415}$ , 见图1。本算法中, 选用 sym 3 小波对样本序列进行五层小波分解, 模极大值线搜索结果很好, 图2表明可能的变点为:  $x_{70}, x_{71}, x_{186}, x_{188}, x_{248}, x_{350}, x_{352}, x_{414}, x_{415}, x_{416}$ 。按照可能的变点把样本划分成子样本, 然后再运用 SCUSUM 统计量检验法分段建模, 比较各子模型前后的差异, 决定该删除的伪变点, 即被错误识别的变点。

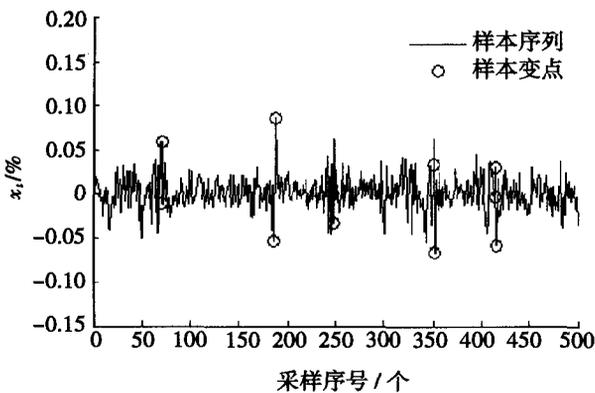


图1 GARCH-M 过程仿真序列样本及变点

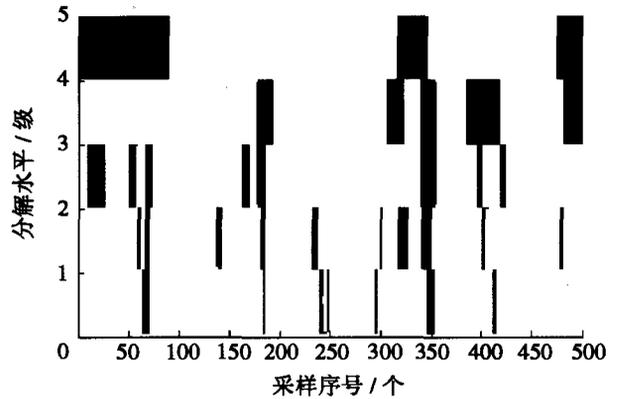


图2 仿真样本序列小波模极大值线(黑色条纹)

## 4 结 语

运用小波模极大的方法探测出时序的可能变点, 依据已检测出的可能变点, 把样本数据集划分成若干个小样本, 在每个小样本上逐段建模, 比较前后模型的显著性差异, 确定据小波模极大识别出的可能变点的属性, 由此提高了变点识别的精确性和时间定位的准确度。对增广 GARCH-M 模型的仿真算例研究, 表明笔者提出的算法是可行的。该方法更能准确定位金融资产收益率波动所发生的具体时刻, 对金融资产价格异常时点的正确识别与统计建模分析和资产收益率波动的预测有重要意义。

### 参考文献:

- [1] KIM S, CHO S, LEE S. On the CUSUM test for parameter changes in GARCH(1,1) models[J]. Commun in Statist, 2000, 29: 445-462.
- [2] INCLAN C, TIAO G C. Use of cumulative sums of squares for retrospective detection of changes of variances[J]. Amer Statist Assoc, 1994, 89: 913-923.
- [3] 张世英, 樊智. 协整理论与波动模型——金融时间序列分析及应用[M]. 北京: 清华大学出版社, 2004.
- [4] 李水银, 吴纪桃. 分形与小波[M]. 北京: 科学出版社, 2002.
- [5] MALLAT S, HANG W L. Singularity detection and processing with wavelet [J]. IEEE Transon Information Theory, 1992, 38(22): 617-643.
- [6] POPIVANOVI, MILLER R J. Similarity search over time-series data using wavelets[C] // Proceedings of the 18th International Conference on Data Engineering. Washington, DC: IEEE Computer Society, 2002:212-221.
- [7] 余憬明, 何希琼, 程冬爱. 基于离散小波变换的时间序列数据挖掘[J]. 计算机应用, 2005, 25(3): 652-663.

## Outlier's Detection of Financial Time Series Based on Wavelet Modulus Maxima Line Method

FU Qiang<sup>1</sup>, PENG Xuan-hua<sup>2,3</sup>, MAO Yi-bo<sup>3</sup>

- (1. College of Economics and Business Administration, Chongqing University, Chongqing 400030, China;  
2. College of Mathematics and Physics, Chongqing University, Chongqing 400030, China;  
3. Department of Computer Science and Mathematics, Chongqing University of Arts and Science, Yongchuan 402168, China)

**Abstract:** This paper investigates the application of wavelet transform methods on outlier detection of financial time series. Through Continuous Wavelet Transform and the analysis of modulus maxima line corresponding sample point, the authors put forward an approach of Outlier's detection of Financial Time Series Based on Wavelet Modulus Maxima Line Algorithms. By digital simulation of GARCH-M model, they prove that the method has much value in practical. The method can be more accurate to identify the concrete outliers of financial assets return what motion take place, and have an important meaning to estimate financial property rate of return as well.

**Key words:** wavelet transforms; modulus maxima Line; GARCH-M model; outlier's detection

(编辑 李胜春)

(上接第 139 页)

[16] 朱洪元. 量子场论[M]. 北京:科学出版社,1960.

ha scattering with photon China loops contribution in QED [J]. Chin Phys Lett, 2006, 23(10): 2681-2683.

[17] JIANG MIN, FANG ZHEN-YUN, SANG WEN-LONG, et al.

Accurate calculation of the differential cross section of bhab-

## Complete Formal of Feynman Renormalized Propagator and the Dyson Supposition

ZHANG Zhong-can, YI Jun-mei, XU Jin,  
JIANG Zai-fu, WANG Kai-jun, FANG Zhen-yun

(College of Mathematics and Science, Chongqing University, Chongqing 400030, China)

**Abstract:** In the lorentz invariant coupling model of strong interaction between neutral meson  $\pi^0$  and nucleon  $N$  — anti-nucleon  $\bar{N}$ . Two kinds of the Feynman propagators including  $\pi^0$  and  $N - \bar{N}$  are classified and researched, which have the general loop graph interaction in the inner parts. The authors have obtained the constituent method of  $\pi^0$  and  $N - \bar{N}$  renormalized propagator complete function formal —  $\Delta_{F,c}^{\langle complete \rangle}(k^2)$  and  $S_{F,c}^{\langle complete \rangle}(p)$ . After classifying and summing the constituent mode of  $\Delta_{F,c}^{\langle complete \rangle}(k^2)$  and  $S_{F,c}^{\langle complete \rangle}(p)$  according to the general chain graph using the chain graph summation approaching, the general expression and the same order equivalent expression of  $\Delta_{F,c}^{\langle complete \rangle}(k^2)$  and  $S_{F,c}^{\langle complete \rangle}(p)$  are gotten. This result can be reference for researching the Dyson Supposition on Renormalization Theory, which is the important foundation theory problem of quantum field perturbation theory puzzling people recently fifty years. Maybe the result is a sally port the Dyson Supposition on Renormalization Theory.

**Key words:** lorentz invariant coupling model; reducible loop propagator; un-reducible loop propagator; radiation correction; the complete formal of renormalized propagator; chain graph summation approaching; the dyson supposition

(编辑 姚 飞)