

随机组合模型中夸克动量分数的 随机抽样问题*

赖晓平

(山东大学威海分校控制工程系, 山东威海 264200)

方海平

(燕山大学基础部, 秦皇岛市 066004)

谢去病

(山东大学物理系, 济南 250100)

摘 要

本文简要介绍了 e^+e^- 湮没成强子喷注的物理图象, 引入了随机夸克组合模型中夸克动量分数的分布, 重点从数学上严格推导了这一分布的抽样方法。

一、问题的提出

高能 e^+e^- 湮没成强子的过程可分为四个阶段。第一阶段, e^+e^- 湮没成虚 γ/Z^0 , γ/Z^0 再激发产生一对夸克反夸克 $q_0\bar{q}_0$; 第二阶段, 初始产生的 $q_0\bar{q}_0$ 可能辐射一些硬胶子而形成多强子喷注; 第三阶段, 带色的部分子(夸克及胶子)碎裂成无色的强子, 即强子化; 第四阶段, 不稳定的强子衰变成观测到的末态强子。在第四个阶段中, 第一阶段中初始夸克反夸克 $q_0\bar{q}_0$ 的产生可用电弱理论 QFD 来计算, 第二阶段则可用微扰 QCD 来描述, 第四阶段主要用实验确定的衰变分支比来计算。只有第三阶段, 虽然普遍认为由强相互作用决定, 但由于微扰 QCD 不再适应, 只能借助各种唯象强子化模型来描述。这些模型主要有, 独立碎裂 (IF) 模型、弦碎裂 (SF) 模型、QCD 集团碎裂 (CF) 模型及随机夸克组合模型等。

为把各种强子化模型与实验数据直接比较, 更清楚地认识强子化机制, 必须给出模型的 Monte Carlo 事例产生器, 进而计算各种谱。在现有的各种模型中, 只有 Lund 模型及 Webber 模型有完整的事例产生器, 即 JETSET 和 HERWIG, 但其中的自由参数太多。上述两大模型与实验的 Global Spectrum 比较取得了广泛的成功, 但与重子产生的一系列性质却暴露出愈来愈多的矛盾, 这些矛盾都能用随机夸克组合模型自然解释^[1]。这类随机夸克组合模型, 最近已证明可广泛解释粒子产额^[2]。但早期 Černý 等^[3]从这类模

本文 1991 年 2 月 2 日收到。

* 国家自然科学基金项目及中科院理论物理所开放课题。

型出发,用 Monte Carlo 预言的谱分布与后来的数据严重不符,这是这类模型失去竞争力的主要原因。在文献[4]中我们已经指出 Černý 等把能量守恒加在夸克系统上不对,另外它们在权的计算及抽样随机性上也存在问题。

随机夸克组合模型的主要思想是: e^+e^- 湮没产生 N 对夸克反夸克 $q\bar{q}$, 这 N 对 $q\bar{q}$ 随机组合成各种强子。一般认为, 强子的动量等于组成这一强子的夸克和反夸克动量之和^[3-5], 因此所有谱分布的计算必须以 $2N$ 个夸克反夸克动量的随机抽样为基础, 本文就重点研究此问题。

经过最近的研究, 我们认为 $2N$ 个夸克反夸克的纵动量分数服从以下近似的纵动量相空间均匀分布:

$$dP(x_1, x_2, \dots, x_{2N}) = A \left(\prod_{i=1}^{2N} \frac{dx_i}{\sqrt{x_i^2 + b^2}} \right) \delta \left(\sum_{i=1}^{2N} |x_i| - 2 \right) \delta \left(\sum_{i=1}^{2N} x_i \right). \quad (1.1)$$

上式中, A 是归一化常数, $dP(x_1, x_2, \dots, x_{2N})$ 表示 $2N$ 个夸克反夸克的纵动量分数分别在 $x_1 - x_1 + dx_1, x_2 - x_2 + dx_2, \dots, x_{2N} - x_{2N} + dx_{2N}$ 的几率, 几率密度函数中的 b 是一个自由参数。

在弦碎裂模型中, 计算强子的动量、能量谱是由碎裂函数

$$f(z) \propto z^{-1} (1-z)^a \exp(-bm^2/z)$$

出发的, 其中有两个自由参数 a 与 b 。我们是从近似纵动量相空间均匀分布出发, 其中只有一个自由参数 b 。

在我们的 Monte Carlo 计算中, 首先要根据分布(1.1)对 $2N$ 个夸克反夸克的纵动量分数进行随机抽样, 因此正确的抽样方法是各种谱计算的起点, 也是 $2N$ 个夸克反夸克具有同样随机性的保证。由于分布(1.1)中有两个 δ 函数, 它的抽样方法非同一般。本文根据一些物理思想, 经过数学推导, 将分布(1.1)化成一个计算机上容易实现的分布, 进一步得到分布(1.1)的抽样方法。这一方法, 已用于轻夸克喷注及平均夸克喷注中各种谱的计算, 如快度谱、能量谱、前后关联及间隙行为等, 并得到好的结果, 它们将随后另发。

在第二节中, 我们通过两个引理和一个定理, 把分布变成一个完全等价的容易实现的分布, 最后得到分布的抽样方法。第三节是本文的结论。

二、夸克动量分数的随机抽样方法

为了得到夸克动量分数分布(1.1)的抽样方法, 我们先来证明两个引理。

引理 1:

$$\text{记: } f(x_i) = \frac{1}{\sqrt{x_i^2 + b^2}}. \quad (2.1)$$

$$\begin{aligned} \text{则: } dP(x_1, x_2, \dots, x_{2N}) &= A \sum_{n=1}^{2N-1} C_{2N}^n \left\{ \left(\prod_{i=1}^n f(x_i) l(x_i) dx_i \right) \delta \left(\sum_{i=1}^n x_i - 1 \right) \right\} \\ &\times \left\{ \left(\prod_{i=n+1}^{2N} f(x_i) l(-x_i) dx_i \right) \delta \left(\sum_{i=n+1}^{2N} x_i + 1 \right) \right\}. \end{aligned} \quad (2.2)$$

上式中 $l(x_i)$ 是单位阶跃函数, $C_{2N}^n = \frac{(2N)!}{n! (2N-n)!}$.

引理 1 的证明:

$$\text{注意到: } l(x_i) + l(-x_i) = \begin{cases} 2 & x_i = 0 \text{ 时} \\ 1 & x_i = \text{其它时} \end{cases}$$

因此将 $f(x_i)$ 写成

$$f(x_i)[l(x_i) + l(-x_i)] \quad (2.3)$$

的形式只改变了 $x_i = 0$ 这一点的函数值, 并不改变 x_i 的分布, 故有

$$\begin{aligned} dP(x_1, x_2, \dots, x_{2N}) &= A \left\{ \prod_{i=1}^{2N} f(x_i)[l(x_i) + l(-x_i)] dx_i \right\} \delta\left(\sum_{i=1}^{2N} |x_i| - 2\right) \delta\left(\sum_{i=1}^{2N} x_i\right) \\ &= A \left(\prod_{i=1}^{2N} f(x_i) dx_i \right) \left\{ \prod_{i=1}^{2N} [l(x_i) + l(-x_i)] \right\} \delta\left(\sum_{i=1}^{2N} |x_i| - 2\right) \delta\left(\sum_{i=1}^{2N} x_i\right). \end{aligned}$$

我们知道, 在动量分数取样时, $2N$ 个夸克反夸克应具有同样的随机性, 即在 $2N$ 个 x_i 中, 任一个 x_i 所处的地位都是一样的, 任意交换它们的次序并不改变分布(1.1), 因此, 例如, $N = 2$ 时, $\prod_{i=1}^4 f(x_i)l(-x_1)l(-x_2)l(x_3)l(x_4) \xrightarrow{(1,3),(2,4)\text{交换}} \prod_{i=1}^4 f(x_i)l(-x_3)l(-x_4)l(x_1)$

$$l(x_2) = \prod_{i=1}^4 f(x_i)l(x_1)l(x_2)l(-x_3)l(-x_4), \text{ 等等. 从而有}$$

$$\begin{aligned} dP(x_1, x_2, \dots, x_{2N}) &= A \left(\prod_{i=1}^{2N} f(x_i) dx_i \right) \left\{ \sum_{n=0}^{2N} C_{2N}^n \left(\prod_{i=1}^n l(x_i) \right) \left(\prod_{i=n+1}^{2N} l(-x_i) \right) \right\} \\ &\quad \times \delta\left(\sum_{i=1}^{2N} |x_i| - 2\right) \delta\left(\sum_{i=1}^{2N} x_i\right) \\ &= A \sum_{n=0}^{2N} C_{2N}^n \left(\prod_{i=1}^n f(x_i)l(x_i) dx_i \right) \left(\prod_{i=n+1}^{2N} f(x_i) dx_i l(-x_i) \right) \\ &\quad \times \delta\left(\sum_{i=1}^n |x_i| + \sum_{i=n+1}^{2N} |x_i| - 2\right) \delta\left(\sum_{i=1}^n x_i + \sum_{i=n+1}^{2N} x_i\right) \\ &= A \sum_{n=1}^{2N-1} C_{2N}^n \left\{ \left(\prod_{i=1}^n f(x_i)l(x_i) dx_i \right) \delta\left(\sum_{i=1}^n x_i - 1\right) \right\} \\ &\quad \times \left\{ \left(\prod_{i=n+1}^{2N} f(x_i)l(-x_i) dx_i \right) \delta\left(\sum_{i=n+1}^{2N} x_i + 1\right) \right\}. \end{aligned}$$

引理一得证.

引理 2:

$$\begin{aligned} &\left(\prod_{i=1}^n f(x_i)l(x_i) dx_i \right) \delta\left(\sum_{i=1}^n x_i - 1\right) \\ &= \frac{1}{C} \left(\prod_{i=1}^n d\xi_i \right) / D_f(n, \xi). \end{aligned} \quad (2.4a)$$

$$\begin{aligned} & \left(\prod_{i=n+1}^{2N} f(x_i) l(-x_i) dx_i \right) \delta \left(\sum_{i=n+1}^{2N} x_i - 1 \right) \\ &= \frac{1}{C} \left(\prod_{j=1}^{2N-n} d\eta_j \right) / D_b(2N-n, \eta). \end{aligned} \quad (2.4b)$$

其中 C 是常数, $0 < \xi_i < 1 (i = 1, 2, \dots, n)$; $-1 < \eta_j < 0 (j = 1, 2, \dots, 2N-n)$,

$$x_i = b \operatorname{sh}(Y_1 \cdot \xi_i) \quad (i = 1, 2, \dots, n). \quad (2.5a)$$

$$x_{n+j} = b \operatorname{sh}(Y_2 \cdot \eta_j) \quad (j = 1, 2, \dots, 2N-n). \quad (2.5b)$$

$$D_f(n, \xi) = Y_1 \left| \sum_{i=1}^n b \xi_i \operatorname{ch}(Y_1 \xi_i) \right|. \quad (2.6a)$$

$$D_b(2N-n, \eta) = Y_2 \left| \sum_{j=1}^{2N-n} b \eta_j \operatorname{ch}(Y_2 \eta_j) \right|. \quad (2.6b)$$

而 Y_1 及 Y_2 满足以下方程

$$\sum_{i=1}^n b \operatorname{sh}(Y_1 \xi_i) = 1. \quad (2.7a)$$

$$\sum_{j=1}^{2N-n} b \operatorname{sh}(Y_2 \eta_j) = -1. \quad (2.7b)$$

引理 2 的证明:

(2.4b) 式的证明与 (2.4a) 式的证明完全类似, 下面我们证明 (2.4a) 式.

令 $x_i = b \operatorname{sh}(y_i)$, 注意到 $f(x_i) = \frac{1}{\sqrt{x_i^2 + b^2}}$, 我们有:

$$f(x_i) l(x_i) dx_i = l(y_i) dy_i.$$

记 $C = \int_{y_{\min}}^{\infty} \frac{dY}{Y^{s+1}}$ (*), 则

$$\begin{aligned} & \left(\prod_{i=1}^n f(x_i) l(x_i) dx_i \right) \delta \left(\sum_{i=1}^n x_i - 1 \right) \\ &= \left(\prod_{i=1}^n l(y_i) dy_i \right) \delta \left(\sum_{i=1}^n b \operatorname{sh}(y_i) - 1 \right) \\ &= \frac{1}{C} \int_{y_{\min}}^{\infty} \frac{dY}{Y^{s+1}} \left(\prod_{i=1}^n l(y_i) dy_i \right) \delta \left(\sum_{i=1}^n b \operatorname{sh}(y_i) - 1 \right). \end{aligned} \quad (2.8)$$

作变换: $y_i = Y \cdot \xi_i (i = 1, 2, \dots, n)$, 且 $0 < \xi_i < 1$, 这样就有

$$dY \left(\prod_{i=1}^n l(y_i) dy_i \right) = Y^s dY \left(\prod_{i=1}^n d\xi_i \right)$$

从而 (2.8) 式变为:

$$\left(\prod_{i=1}^n f(x_i) l(x_i) dx_i \right) \delta \left(\sum_{i=1}^n x_i - 1 \right)$$

* y_{\min} 可取为方程 $(2N-1)b \operatorname{sh}(Y) = 1$ 的解.

$$\begin{aligned}
&= \frac{1}{C} \int_{y_{\min}}^{\infty} \frac{dY}{Y} \left(\prod_{i=1}^n d\xi_i \right) \delta \left(\sum_{i=1}^n b \operatorname{sh}(Y \xi_i) - 1 \right) \\
&= \frac{1}{C} \left(\prod_{i=1}^n d\xi_i \right) \int_{y_{\min}}^{\infty} \frac{1}{Y} \delta \left(\sum_{i=1}^n b \operatorname{sh}(Y \xi_i) - 1 \right) dY \\
&= \frac{1}{C} \left(\prod_{i=1}^n d\xi_i \right) / \left[Y_1 \left| \sum_{i=1}^n b \xi_i \operatorname{ch}(Y_1 \xi_i) \right| \right] \\
&= \frac{1}{C} \left(\prod_{i=1}^n d\xi_i \right) / D_f(n, \xi).
\end{aligned}$$

(2.4a)式得证.

引理二证毕.

有了以上两个引理后,我们就能很容易证明下面的定理.

定理:

$$dP(x_1, x_2, \dots, x_{2N}) \propto \sum_{n=1}^{2N-1} C_{2N}^n W(N, n, \xi, \eta) \left(\prod_{i=1}^n d\xi_i \right) \left(\prod_{j=1}^{2N-n} d\eta_j \right). \quad (2.9)$$

其中 $0 < \xi_i < 1 (i = 1, 2, \dots, n)$; $-1 < \eta_j < 0 (j = 1, 2, \dots, 2N - n)$,

$$W(N, n, \xi, \eta) = 1 / [D_f(n, \xi) D_b(2N - n, \eta)]. \quad (2.10)$$

在附录中我们求出了以上定理中 $W(N, n, \xi, \eta)$ 的最大值, 记为 W_{\max} . 这样, 根据上面的定理, 我们就很容易得到夸克动量分数分布(1.1)的抽样方法如下:

1. 按二项式分布 C_{2N}^n 对前后半球夸克加反夸克数 n_f 及 n_b 取样

1.1) 取 $2N$ 个 $0 \sim 1$ 之间均匀分布的随机数, 则大于 0.5 的随机数的个数为 n_f , 小于 0.5 的个数为 n_b .

1.2) 若 $n_f = 0$ 或 $n_b = 0$, 转入 1.1), 否则, 转入 2.

2. 在 $0 \sim 1$ 之间抽取 n_f 个均匀分布的随机数 $\{\xi_i, i = 1, 2, \dots, n_f\}$, 解方程(2.7a)求得 Y_1 , 由(2.6a)式求 $D_f(n_f, \xi)$.

3. 在 $-1 \sim 0$ 之间抽取 n_b 个均匀分布的随机数 $\{\eta_j, j = 1, 2, \dots, n_b\}$, 解方程(2.7b)求得 Y_2 , 由(2.6b)式求 $D_b(n_b, \eta)$.

4. 按权重 $W(N, n, \xi, \eta) = 1 / [D_f(n_f, \xi) D_b(n_b, \eta)]$ 筛选

在 $0 \sim 1$ 之间取一均匀分布的随机数, 记为 R , 若 $R \cdot W_{\max} \leq W(N, n, \xi, \eta)$ 则转入 5, 否则, 回到 1.

5. 由(2.5a)及(2.5b)计算得到 $\{x_i, i = 1, 2, \dots, 2N\}$, 结束.

以上抽样方法思路清楚, 算法简单, 经检验, 这一抽样方法具有很高的效率.

三、结 论

在随机夸克组合模型中, 我们认为组合前夸克服从近似的纵动量相空间均匀分布. 本文经过一些推导, 得到了这一分布的抽样方法. 这种方法简单明了, 容易实现, 给我们以后各种谱的计算打下了良好的基础.

作者曾与山东大学物理系的陈鄂生、刘希明、王群等老师进行过多次讨论,在此表示衷心的感谢。

附录 $W(N, n, \xi, \eta)$ 的最大值

1. $D(n, \xi)$ 的关于 ξ_i 的最小值

由(2.6)式有:

$$\begin{aligned} \frac{\partial D_f(n, \xi)}{\partial \xi_i} &= \frac{\partial D_f(n, \xi)}{\partial (Y_i \xi_i)} \cdot \frac{\partial (Y_i \xi_i)}{\partial \xi_i} \\ &= [bY_i \xi_i \operatorname{sh}(Y_i \xi_i) + b \operatorname{ch}(Y_i \xi_i)] \cdot \left[Y_i + \xi_i \frac{\partial Y_i}{\partial \xi_i} \right]. \end{aligned} \quad (\text{A.1})$$

再由(2.7)式得到:

$$\frac{\partial Y_i}{\partial \xi_i} = -bY_i \operatorname{ch}(Y_i \xi_i) / \sum_{j=1}^n b \xi_j \operatorname{ch}(Y_j \xi_j). \quad (\text{A.2})$$

将(A.2)式代入(A.1)式得:

$$\begin{aligned} \frac{\partial D_f(n, \xi)}{\partial \xi_i} &= [bY_i \xi_i \operatorname{sh}(Y_i \xi_i) + b \operatorname{ch}(Y_i \xi_i)] \\ &\quad \times \sum_{j=1}^n [bY_j \xi_j \operatorname{ch}(Y_j \xi_j) - bY_i \xi_i \operatorname{ch}(Y_i \xi_i)] / \sum_{j=1}^n b \xi_j \operatorname{ch}(Y_j \xi_j). \end{aligned} \quad (\text{A.3})$$

从(2.7)式可看出, $Y_i > 0$, 故当 $n \geq 2$ 时,

$$\frac{\partial D_f(n, \xi)}{\partial \xi_i} > 0 \quad \text{在非边界点上} \quad (\text{A.4})$$

因此 $D_f(n, \xi)$ 的最大值只能在边界上取值。我们考虑三种边界:

i) $\xi_1 = \xi_2 = \dots = \xi_n = \varepsilon$, ε 是一趋于零的正数, 这时可求得

$$D_f(n, \xi) = nb \sqrt{1 + (1/nb)^2} \ln[1/nb + \sqrt{1 + (1/nb)^2}]. \quad (\text{A.5a})$$

ii) $\xi_1 = 1, \xi_2 = \dots = \xi_n = 0$ 时

$$D_f(n, \xi) = b \sqrt{1 + (1/b)^2} \ln[1/b + \sqrt{1 + (1/b)^2}]. \quad (\text{A.5b})$$

iii) $\xi_1 = \xi_2 = \dots = \xi_n = 1$ 时

$$D_f(n, \xi) = nb \sqrt{1 + (1/nb)^2} \ln[1/nb + \sqrt{1 + (1/nb)^2}]. \quad (\text{A.5c})$$

第一种边界和第三种边界上的值相同。可以验证, $D_f(n, \xi)$ 在其它边界上的值界于 ii) 和 iii) 之间。因此, $D_f(n, \xi)$ 的最小值 $D_f(n, \xi)^{\min}$ 为:

$$D_f(n, \xi)^{\min} = nb \sqrt{1 + (1/nb)^2} \ln[1/nb + \sqrt{1 + (1/nb)^2}]. \quad (\text{A.6})$$

上面求得的 $D_f(n, \xi)^{\min}$ 是对 $n \geq 2$ 得到的, 但对 $n = 1$ 的情况仍然适应, 因为 $n = 1$ 时, $\frac{\partial D_f(n, \xi)}{\partial \xi_i} = 0$, 即 $D_f(n, \xi)$ 是个常数。

同理可求得:

$$D_b(n, \eta)^{\min} = nb \sqrt{1 + (1/nb)^2} \ln[1/nb + \sqrt{1 + (1/nb)^2}]. \quad (\text{A.7})$$

2. $W(N, n, \xi, \eta)$ 的最大值

记 $W(N, n, \xi, \eta)$ 的最大值为 W_{\max} , 则

$$W_{\max} = \max_n \{1/[D(n, \xi)^{\min} \cdot D(2N - n, \eta)^{\min}]\}, \quad n = 1, 2, \dots, 2N - 1. \quad (\text{A.8})$$

可以验证, 当 $n = N$ 时, $W(N, n, \xi, \eta)$ 有最大值, 即:

$$W_{\max} = 1/[Nb \sqrt{1 + (1/Nb)^2} \ln(1/Nb + \sqrt{1 + (1/Nb)^2})]^2. \quad (\text{A.9})$$

参 考 文 献

- [1] Liang Zuo-tang and Xie Qu-bing, "Baryon-antibaryon Flavor Correlation in e^+e^- Annihilation", 即将在 *Phys. Rev., D* 发表, 并参看其中所引有关文献.
- [2] Qu-bing Xie and Xi-ming Liu, *Phys. Rev.*, **D38**(1988), 2169.
- [3] V. Černý et al., *Phys. Rev.*, **D16**(1977), 2822.
- [4] 赖晓平、谢去病, 方海平, 高能物理与核物理, **14**(1990), 24.
- [5] 方海平、谢去病, 赖晓平, 高能物理与核物理, **13**(1989), 518.

Generation of Random Samples of Momentum Fractions of Quarks in the Stochastic Combination Model

LAI XIAOPING

(Control Engineering Department, Shandong University at Weihai, Weihai 264200)

FANG HAIPING

(Basic Courses Department, Yanshan University, Qinhuangdao 066004)

XIE QUBING

(Department, of Physics Shandong University, Jinan 250100)

ABSTRACT

This paper simply describes the picture of e^+e^- annihilation into hadrons and introduce the distribution of momentum fractions of quarks in the stochastic combination model. The method of sampling from this distribution is mathematically derived.