

## 10 ゲージ固定

Bridge++ では、Los Alamos 法によるゲージ固定を実装している。過緩和法 (over-relaxation) による加速を行なっている。

### 10.1 ゲージ固定アルゴリズム

基本原理は Landau ゲージと Coulomb ゲージで同じなので、以下 Landau ゲージとして説明する。連続理論における Landau ゲージ固定条件は、

$$\partial_\mu A_\mu(x) = 0 \quad (123)$$

と表される。格子上ではこの条件は、

$$F[U] = \sum_{x,\mu} \text{ReTr} U_\mu(x) \quad (124)$$

という量を、ゲージ変換

$$U_\mu(x) \rightarrow U'_\mu(x) = G(x)U_\mu(x)G^\dagger(x + \hat{\mu}) \quad (125)$$

によって、反復的に最大化することによって達成される。変換行列  $G(x)$  の選び方によって、いくつかのアルゴリズムが存在する。

(1) Steepest descent 法 この方法では、

$$G(x) = \exp \left( -i\alpha \sum_\mu \partial_\mu A_\mu(x) \right) \quad (126)$$

と選ぶ。ここで、

$$\partial_\mu A_\mu(x) = A_\mu(x) - A_\mu(x - \hat{\mu}), \quad A_\mu(x) = \frac{1}{2i} \left[ U_\mu(x) - U_\mu^\dagger(x) \right]_{\text{tranceless}} \quad (127)$$

$\alpha$  はある実数パラメータ (0.1 程度がよく使われる)。これより、

$$G(x) = \exp \left( \frac{1}{2} \alpha \Delta(x) \right), \quad \Delta(x) = \sum_\mu [U_\mu(x - \hat{\mu}) - U_\mu(x)]_{AT} \quad (128)$$

とも表される。 $[\dots]_{AT}$  は反 Hermitic, トレースレス化を表す。これを一次まで展開すると、 $G(x) \simeq 1 + \frac{\alpha}{2} \Delta(x)$  であるので、実際の計算では  $\delta(x)$  からこの量を計算し、SU(3) に射影する。この reunitalization は HMC の場合と同様に行えばよい。

得られた  $G(x)$  によってゲージ変換を行い、サイトについてスイープする。これを何度も繰り返し  $\partial_\mu A_\mu$  が十分ゼロに収束すればゲージ固定が完了する。even サイトと odd サイトの  $G(x)$  を交互に求めてゲージ変換を行うのが効率的である。

FFT による加速法もあるが、省略する。

(2) **Mino 法** Steapest descent 法では固定していた  $\alpha$  の値を、計算した  $\Delta(x)$  について  $F$  の値が最大になるように決める。

$$\frac{\partial}{\partial \alpha(x)} F[G] = \frac{\partial}{\partial \alpha(x)} \sum_{x,\mu} \text{ReTr} \left[ e^{\alpha(x)\Delta(x)} U_\mu(x) e^{-\alpha(x+\hat{\mu})\Delta(x+\hat{\mu})} \right] = 0 \quad (129)$$

より ( $\alpha/2$  と  $\alpha$  と置き直した)、

$$\text{Re} \sum_{\mu} \text{Tr} \left[ e^{\alpha(x)\Delta(x)} \Delta(x) U_\mu(x) - U_\mu(x - \hat{\mu}) \Delta(x) e^{-\alpha(x)\Delta(x)} \right] = 0. \quad (130)$$

$\Delta$  の一次までで  $\alpha(x)$  を求めると、

$$\alpha(x) = \frac{\text{Re} \sum_{\mu} \text{Tr} [\Delta(x) (U_\mu(x - \hat{\mu}) - U_\mu(x))]}{\text{Re} \sum_{\mu} \text{Tr} [\Delta(x) (U_\mu(x - \hat{\mu}) + U_\mu(x))]} \quad (131)$$

と決まる。再ユニタリー化については Steapest descent 法と同じ。

**過緩和法 (Overrelaxation)**. Mino 法で求めた  $\alpha(x)$  について、過緩和法を適用するには、 $1 < \omega 2$  のある実数  $\omega$  を導入して、

$$G(x) = e^{\omega \alpha(x) \Delta(x)} \simeq 1 + \omega \alpha(x) \Delta(x) \quad (132)$$

とし、その後再ユニタリー化を行えば良い。

(3) **Los Alamos 法** まず、

$$w(x) = \sum_{\mu} [U_\mu(x) + U_\mu^\dagger(x - \hat{\mu})] \quad (133)$$

を導入する。これによって、

$$F[G] = \sum_{x,\mu} \text{ReTr} U_\mu(x) = \frac{1}{2} \text{ReTr} [U_\mu(x) + U_\mu^\dagger(x)] = \frac{1}{2} \text{ReTr} w(x) \quad (134)$$

を最大にすることによってゲージ固定条件が満たされる。サイトを even-odd に分割する。even サイトにゲージ変換を施す際には odd サイトでの変換行列は 1 と取ることにすると、

$$U_\mu(x) \rightarrow G(x) U_\mu(x) \cdot 1, \quad U_\mu^\dagger(x - \hat{\mu}) \rightarrow 1 \cdot U_\mu^\dagger(x - \hat{\mu}) G(x) \quad (135)$$

であるから、

$$w(x) \rightarrow G(x) w(x). \quad (136)$$

ここで  $G(x)$  を  $\text{ReTr} G(x) w(x) \geq \text{ReTr} w(x)$  となるように取れば、ゲージ固定を実現できる。

$G(x)$  として、SU(2) 部分群の変換、

$$G_3(x) = \left( \begin{array}{c|c} g(x) & 0 \\ \hline 0 & 1 \end{array} \right), \quad g(x) \in \text{SU}(2). \quad (137)$$

を考える。

$$g(x) = \begin{pmatrix} a + id & ib + c \\ ib - c & a - id \end{pmatrix}, \quad a^2 + b^2 + c^2 + d^2 = 1 \quad (138)$$

とおけば、

$$\begin{aligned} \text{ReTr}[G_3(x)w(x)] &= a \text{Re}(w_{11} + w_{22}) + d \text{Im}(-w_{11} + w_{22}) \\ &\quad + b \text{Im}(-w_{21} - w_{12}) + c \text{Re}(w_{21} - w_{12}). \end{aligned} \quad (139)$$

拘束条件  $a^2 + b^2 + c^2 + d^2 - 1 = 0$  を考慮して

$$K[G] = \text{ReTr}[G_3(x)w(x) - w(x)] - \lambda(a^2 + b^2 + c^2 + d^2 - 1) \quad (140)$$

についての極値条件を解くと、

$$\begin{aligned} a &= \frac{1}{2\lambda} \text{Re}(w_{11} + w_{22}), & b &= \frac{1}{2\lambda} \text{Im}(-w_{21} - w_{12}), \\ c &= \frac{1}{2\lambda} \text{Re}(w_{21} - w_{12}), & d &= \frac{1}{2\lambda} \text{Im}(-w_{11} + w_{22}), \end{aligned} \quad (141)$$

$$a^2 + b^2 + c^2 + d^2 = \frac{1}{4\lambda^2} \{[\text{Re}(w_{11} + w_{22})]^2 + \dots\} \equiv \frac{\alpha^2}{\lambda^2} = 1 \quad (142)$$

このとき  $\lambda = \pm\alpha$  であるが、

$$\frac{\partial^2}{\partial a^2} = -2\lambda, \quad \text{etc.} \quad (143)$$

より、 $\lambda = \alpha > 0$  であれば極大の条件となる。 $\alpha$  の値は、 $g(x) \in \text{SU}(2)$ , 即ち  $\det g(x) = 1$  の条件から決まる。これらから、

$$g(x) = \frac{1}{N_3} \begin{pmatrix} w_{11}^* + w_{22} & -w_{11} + w_{21}^* \\ w_{12}^* - w_{21} & w_{11} + w_{22}^* \end{pmatrix}, \quad N_3 = \sqrt{|w_{11}^* + w_{22}|^2 + |w_{12}^* - w_{21}|^2} \quad (144)$$

同様に  $\text{SU}(2)$  部分群の選び方によって  $G_1(x)$ ,  $G_2(x)$  を定義し、反復的に変換を行うことによって  $K[G]$  を最大化することができる。

実際の計算の際には、あるサイト  $x$  で、

- (1)  $w(x)$  を計算
- (2)  $G_1, G_2, G_3$  のいずれかを計算
- (3)  $w(x) \rightarrow w'(x) = G_i w(x)$
- (4)  $G_L(x) = G_i \cdot G(x)$  (ゲージ変換行列: 最初は  $G_L = 1$  としておく)
- (5)  $w'(x)$  を  $w(x)$  と置き直して、(2) に戻る

これを何度か繰り返した後、 $G_L(x)$  によってゲージ変換を行う。

以上の手順を、even と odd を交替しながら行う。

**Overrelaxation.** Los Alamos 法では、 $\text{ReTr}G(x)w(x)$  が与えられた  $w(x)$  で最大になるように  $G$  を決めるので、 $G$  が 1 とあまり変わらないという命題が成り立つかどうかはわからないが、反復を適当な回数繰り返した後では  $G(x) \simeq 1$  であると考えられる。これを考慮して、数十から数百反復繰り返した後で、過緩和法を採用する方法を考える。

$$G(x) = 1 + G^{(1)} \quad (145)$$

とし、過緩和パラメータを  $\omega$  として

$$G_\omega(x) = 1 + \omega G^{(1)} = \omega G(x) + (1 - \omega) \cdot 1 \quad (146)$$

とする。これは一般には  $SU(3)$  に入らないので、再ユニタリー化を行う。

実例を見せること。

## 10.2 Gribov コピーの回避

Gribov コピー問題が起こることがある。この場合、局所的最小値を脱出するためにランダムゲージ変換を行う。