量子モンテカルロ法

齊藤

May 10, 2019

- 目的
- 2 シュレディンガー方程式と拡散方程式
- 3 ランダムウォーク量子モンテカルロ法
- 4 拡散量子モンテカルロ法1
- 5 拡散量子モンテカルロ法2
- 6 拡散量子モンテカルロ法3

- 1 目的
- 2 シュレディンガー方程式と拡散方程式
- 3 ランダムウォーク量子モンテカルロ法
- 4 拡散量子モンテカルロ法1
- 5 拡散量子モンテカルロ法2
- 6 拡散量子モンテカルロ法3

目的

シュレディンガー方程式を解いて、調和振動子ポテンシャルや水 素原子などの基底状態・励起状態のエネルギーを求めたい。

- 1 目的
- 2 シュレディンガー方程式と拡散方程式
- ③ ランダムウォーク量子モンテカルロ法
- 4 拡散量子モンテカルロ法1
- 5 拡散量子モンテカルロ法2
- 6 拡散量子モンテカルロ法3

シュレディンガー方程式

$$i\hbar \frac{\partial \Psi(x,t)}{\partial t} = -\frac{\hbar^2}{2m} \frac{\partial^2 \Psi(x,t)}{\partial x^2} + V(x)\Psi(x,t) \tag{1}$$

$$\tau = \frac{it}{\hbar}$$
と変数変換すると、

虚時間のシュレディンガー方程式

$$\frac{\partial \Psi(x,\tau)}{\partial \tau} = \frac{\hbar^2}{2m} \frac{\partial^2 \Psi(x,\tau)}{\partial x^2} - V(x)\Psi(x,\tau) \tag{2}$$

これは、

拡散方程式

$$\frac{\partial f(x,t)}{\partial t} = D \frac{\partial^2 f(x,t)}{\partial x^2}, \quad D = \frac{\Delta x^2}{2\Delta t}$$
 (3)

似ていることがわかる。

拡散方程式を解く手法が使えそう。

拡散方程式を解く手法の一つであるランダムウォークを用いる。

ランダムウォーク

粒子を空間上に配置し、粒子をランダムに動かすことで系の状態 を発展させ、定常状態にする。

→ 定常状態のエネルギーを求める。

例:室温

空気中の分子が温度によってランダムに動くことによって、熱が 拡散していく。

→ 十分に拡散すると最終的に室温は一定になる。(定常状態)

式を観察すると、

虚時間のシュレディンガー方程式

$$\frac{\partial \Psi(x,\tau)}{\partial \tau} = \frac{\hbar^2}{2m} \frac{\partial^2 \Psi(x,\tau)}{\partial x^2} - V(x)\Psi(x,\tau)$$

- ・ 右辺第1項は粒子の拡散(拡散過程)
- 右辺第2項はポテンシャルVの符号によって粒子が増減(分岐過程)

を表している。

- 目的
- 2 シュレディンガー方程式と拡散方程式
- ③ ランダムウォーク量子モンテカルロ法 準備 アルゴリズム
- 4 拡散量子モンテカルロ法1
- 5 拡散量子モンテカルロ法2
- 6 拡散量子モンテカルロ法3

準備

シュレディンガー方程式の一般解は虚時間に対して、

$$\Psi(x,\tau) = \sum_{n=0}^{\infty} c_n \phi_n(x) e^{-E_n \tau}$$
 (4)

ここで、エネルギーは

$$E_0 \le E_1 \le E_2 \le \cdots \tag{5}$$

なので、 τ → ∞ では c_0 の項が支配的になる。

$$\Psi(x,\tau\to\infty)\approx c_0\phi_0(x)e^{-E_0\tau} \tag{6}$$

しかし、 $E_0 \neq 0$ なので、 $\tau \rightarrow \infty$ で Ψ が 0 もしくは ∞ になってしまう。 \rightarrow とてもまずい。

└**─** 準備

$$E_0 - V_{ref} \approx 0$$
 になるような V_{ref} を用意する。
すると、 $V(x) \rightarrow V(x) - V_{ref}$ とシフトするので
(4) は

$$\frac{\partial \Psi(x,\tau)}{\partial \tau} = \frac{\hbar^2}{2m} \frac{\partial^2 \Psi(x,\tau)}{\partial x^2} - [V(x) - V_{ref}] \Psi(x,\tau)$$
 (7)

$$\Psi(x,\tau\to\infty)\approx c_0\phi_0(x)e^{-(E_0-V_{ref})\tau} \tag{8}$$

となる。

L 準備

(7) の両辺をxで積分する。 $\frac{\partial \Psi}{\partial x}$ は $|x| \to \infty$ で消えるので $\int \frac{\partial^2 \Psi}{\partial x^2} dx = 0$ より、

$$\int \frac{\partial \Psi(x,\tau)}{\partial \tau} dx = -\int V(x)\Psi(x,\tau) dx + V_{ref} \int \Psi(x,\tau) dx \qquad (9)$$

(8) を τ で 微分すると、

$$\frac{\partial \Psi(x,\tau)}{\partial \tau} = -(E_0 - V_{ref})\Psi(x,\tau) \tag{10}$$

(10)を(9)に代入すると、

$$E_0 = \frac{\int V(x)\Psi(x,\tau)dx}{\int \Psi(x,\tau)dx}$$
(11)

を得る。

上準備

ここで、 $\Psi(x,\tau)dx$ と点 x での粒子の密度を関係付ける。 時刻 τ で位置 x_i に存在する粒子の数を n_i とすれば

$$E_0 = \langle V \rangle = \frac{\sum_i n_i V(x_i)}{\sum_i n_i}$$
 (12)

つまり、全粒子数をNとすると、

$$E_0 = \langle V \rangle = \frac{1}{N} \sum_i n_i V(x_i)$$
 (13)

となる。

アルゴリズム

- 1 初期化
 - N₀ 個の粒子を初期値 x_i にランダムに置く。
 - $V_{ave} = V_{ref} = \frac{1}{N_0} \sum_{i=1}^{N_0} V(x_i)$ を計算。
- 2 全ての粒子について
 - 参照エネルギー $V_{ref} = \frac{1}{N_0} \sum_{i=1}^{N_0} V(x[i])$ を計算。
 - ・ 粒子をランダムに Δs だけ移動 (拡散) させる。 $x[i] = x[i] \pm \Delta s$
 - $\Delta V = V(x_i) V_{ref}$ を計算。r を単位区間 [0, 1] の乱数とする。 IF $\Delta V > 0$ and $r < \Delta V \Delta \tau$ その粒子を取り除く。

ELSE IF $\Delta V < 0$ and $r < -\Delta V \Delta \tau$ 粒子を 1 個同じ位置に追加する。

END IF

- ③ $V_{ave} \succeq V_{ref}$ の更新 $V_{ave} = \frac{1}{N} \sum_{i} n_{i} V(x_{i})$ $V_{ref} = V_{ave} \frac{a}{N_{0} \Delta T} (N N_{0})$
- 4 上記 2 と 3 が V_{ave} がある値で不規則なゆらぎを示すまで繰り返す。
- **⑤** V_{ave} の平均を取ることで基底状態のエネルギーを求めることができる。

ここで、 $\hbar = m = 1$ という単位系を採用し、 $(\Delta s)^2 = 2D\Delta \tau$ ($\tau \ll 1$) また、N は上記 2 によって増減した後の粒子数であり、a は粒子数 N が一定になるように調整するためのパラメーターである。

- 1 目的
- 2 シュレディンガー方程式と拡散方程式
- ③ ランダムウォーク量子モンテカルロ法
- 4 拡散量子モンテカルロ法 1準備アルゴリズム問題占
- 5 拡散量子モンテカルロ法2
- 6 拡散量子モンテカルロ法3

準備

ハミルトニアン \hat{H} を V_{ref} だけシフトさせておくと

$$\hat{H} - V_{ref} = -\frac{\hbar^2}{2m} \frac{\partial^2}{\partial x^2} + V(x) - V_{ref}$$
 (14)

虚時間のシュレディンガー方程式

$$\frac{\partial \Psi(x,\tau)}{\partial \tau} = -(\hat{H} - V_{ref})\Psi(x,\tau)$$

これの解は形式的に

$$\Psi(x,\tau) = e^{-(\hat{H} - V_{ref})\tau} \Psi(x,0) \tag{15}$$

となる。

つまり、 $e^{-(\hat{H}-V_{ref})\tau}$ が波動関数に作用することで時間を τ だけ進めることがわかる。

この $e^{-(\hat{H}-V_{ref})\tau}$ を Green 関数 (伝達関数) と呼び、 $G(\tau)=e^{-(\hat{H}-V_{ref})\tau}$ とかく。

演算子の指数関数は、行列の指数関数を意味する。 というのも、量子力学において演算子は無限次元のベクトル(波 動関数)に作用する無限次元の行列と考えられるため。

行列の指数関数

$$e^{A} = \sum_{k=0}^{\infty} \frac{1}{k!} A^{k} = E + A + \frac{A^{2}}{2!} + \frac{A^{3}}{3!} + \cdots$$
 (16)

L 準備

また、Gは

$$\Psi(x',\tau) = \int G(x',x,\tau)\Psi(x,0)dx \tag{17}$$

とも定義される。

$$G(x', x, \tau) = G(x, x', \tau) \tag{18}$$

を満たす。(位置について対称)

 \hat{H} の中にある運動エネルギー演算子 $\hat{T}(=\frac{\hat{p}^2}{2m},\hat{p}=-i\hbar\frac{\partial}{\partial x})$ とポテンシャルエネルギー演算子 $\hat{V}=\frac{V(x')+V(x)}{2}$ が互いに非可換であるため、演算子の指数関数の計算が困難。そのため

鈴木・トロッターの分解公式

$$G_{diff} = e^{-\hat{T}\Delta\tau} \tag{19}$$

$$G_{branch/2} = e^{-\frac{1}{2}(\hat{V} - V_{ref})\Delta\tau}$$
 (20)

$$G(\tau) = G_{branch/2}G_{diff}G_{branch/2}$$
 (21)

を用いる。

 G_{diff} が拡散過程、 $G_{branch/2}$ が分岐過程を表す。 つまり、G は分岐 \rightarrow 拡散 \rightarrow 分岐の流れを表している。

-拡散量子モンテカルロ法 **1** └_{─ 準備}

Gdiff は

$$\frac{\partial G_{diff}}{\partial \tau} = -\hat{T}G_{diff} = \frac{\hbar^2}{2m} \frac{\partial^2 G_{diff}}{\partial x^2}$$
 (22)

G_{branch/2} は

$$\frac{\partial G_{branch/2}}{\partial \tau} = -\frac{1}{2}(\hat{V} - V_{ref})G_{branch/2} \tag{23}$$

の微分方程式を満たす。

これらの解は

$$G_{diff}(x', x, \Delta \tau) = \frac{1}{\sqrt{4\pi D \Delta \tau}} e^{-\frac{(x'-x)^2}{4D \Delta \tau}}$$
(24)

$$G_{branch/2}(x',x,\Delta\tau) = e^{-(\frac{1}{2}[V(x)+V(x')]-V_{ref})\Delta\tau} \tag{25}$$

ただし、
$$D = \frac{\hbar^2}{2m}$$
 である。

アルゴリズム

- 1 初期化
 - N₀ 個の粒子を初期値 x_i にランダムに置く。
 - $V_{ave} = V_{ref} = \frac{1}{N_0} \sum_{i=1}^{N_0} V(x_i)$ を計算。
- 2 全ての粒子について
 - 分散 2Dτ、平均 0 のガウス分布から乱数 r を生成する。
 - $x_i = x_i + r$ と位置を更新する。(G_{diff} による拡散過程に対応)
 - $w(x \to x', \tau) = G_{branch/2}(x', x, \Delta \tau)$ を計算する。
 - 単位区間 [0,1] から乱数 r を生成する。w+r の整数部分を w' とする。

IF w' > 1

粒子を w'-1個同じ位置に追加する。

ELSE IF w' == 1

粒子数に変化なし。

ELSE

その粒子を取り除く。

(分岐過程に対応)

END IF

- ③ $V_{ave} \succeq V_{ref}$ の更新 $V_{ave} = \frac{1}{N} \sum_{i} n_{i} V(x_{i})$ $V_{ref} = V_{ave} \frac{a}{N_{o} \wedge \tau} (N N_{0})$
- 4 上記 2 と 3 を繰り返し、 V_{ave} の平均を取ることで基底状態のエネルギーを求めることができる。

同様に、 $\hbar = m = 1$ という単位系を採用し、 $(\Delta s)^2 = 2D\Delta \tau$ ($\tau \ll 1$) また、N は上記 2 によって増減した後の粒子数であり、a は粒子数 N が一定になるように調整するためのパラメーターである。

問題点

分岐過程において、(25)より

$$G_{branch/2}(x', x, \Delta \tau) = e^{-(\frac{1}{2}[V(x)+V(x')]-V_{ref})\Delta \tau}$$

この

$$V(x) + V(x') \tag{26}$$

部分に問題がある。

ポテンシャルが負に大きくなる場合に、粒子の複製数が非常に大きくなってしまう。(例:電子が原子核に近づいた時のクーロンポテンシャル)

→ 重み付き標本抽出を導入することで改善できる。

- 目的
- 2 シュレディンガー方程式と拡散方程式
- 3 ランダムウォーク量子モンテカルロ法
- 4 拡散量子モンテカルロ法1
- ⑤ 拡散量子モンテカルロ法 2 重み付き標本抽出の導入の準備 アルゴリズム
- 6 拡散量子モンテカルロ法3

重み付き標本抽出の導入の準備

• 試行関数 $\Psi_T(x)$ を導入することで、粒子が V(x) のより重要な方向に動くようにする。

└ 重み付き標本抽出の導入の準備

$$f(x,\tau) = \Psi(x,\tau)\Psi_T(x) \tag{27}$$

を導入する。

これは、微分方程式

$$\frac{\partial f(x,\tau)}{\partial \tau} = D \frac{\partial^2 f}{\partial x^2} - D \frac{\partial [f(x,\tau)F(x)]}{\partial x} - (E_L(x) - V_{ref})f(x,\tau)$$
 (28)

を満たす。

 $E_L(x)$ は局所エネルギー

$$E_L(x) = \frac{\hat{H}\Psi_T}{\Psi_T} = V(x) - \frac{D}{\Psi_T} \frac{\partial^2 \Psi_T}{\partial x^2}$$
 (29)

F(x) は

$$F(x) = \frac{2}{\Psi_T} \frac{\partial \Psi_T}{\partial x} \tag{30}$$

このFによって粒子が $|\Psi_T|^2$ の領域から離れていくこと(ドリフト)を意味している。

└─重み付き標本抽出の導入の準備

このドリフト項を組み込むと、

$$G_{diff}(x', x, \Delta \tau) = \frac{1}{\sqrt{4\pi D \Delta \tau}} e^{-\frac{(x'-x-d\tau F(x))^2}{4D\Delta \tau}}$$
(31)

となるが、xとx'の対称性を崩してしまう。

→位置の更新がおかしくなってしまう。

そのため、位置の更新にメトロポリス・アルゴリズムを組み込むことで修正する。

位置の更新を受け入れる確率をpとする。

$$\rho = \frac{|\Psi_T(x')|^2 G_{diff}(x, x', \Delta \tau)}{|\Psi_T(x)|^2 G_{diff}(x', x, \Delta \tau)}$$
 (32)

 $p \ge r$ であれば位置を更新し、そうでなければ位置を更新しない。 $(r \bowtie [0,1])$ の一様乱数) また、分岐過程における G_{branch} は

$$G_{branch/2}(x', x, \Delta \tau) = e^{-(\frac{1}{2}[E_T(x) + E_T(x')] - V_{ref})\Delta \tau p}$$
(33)

となる。

ここで、 $\Delta \tau p$ を実効的な分割時間という。

実効的な分割時間を用いるのは、拡散過程が起こらない場合があるためである。

局所エネルギー EL の平均値が基底状態のエネルギーになる。

アルゴリズム

- 初期化
 - N_0 個の粒子を初期値 x_i にランダムに置く。
 - $V_{ave} = V_{ref} = \frac{1}{N_0} \sum_{i=1}^{N_0} V(x_i)$ を計算。
- 2 全ての粒子について
 - 分散 2Dτ、平均 0 のガウス分布から乱数 r を生成する。
 - $x_{new} = x_{old} + r + \Delta \tau F(x)$ と新しい位置を決める。(G_{diff} による拡散過程に対応)
 - 更新確率pを計算し、メトロポリス・アルゴリズムに従って 位置を更新する。
 - 更新した位置で $w = G_{branch}$ を計算する

② 単位区間 [0,1] から乱数 r を生成する。w+r の整数部分を w' とする。

IF w' > 1

粒子を w'-1 個同じ位置に追加する。

ELSE IF w' == 1 粒子数に変化なし、

ELSE

その粒子を取り除く。 (分岐過程に対応)

END IF

- ③ V_{ave} と V_{ref} の更新 $V_{ave} = \frac{1}{N} \sum_{i} n_{i} E_{L}(x_{i})$ $V_{ref} = V_{ave} \frac{a}{N_{0} \Lambda_{T}} (N N_{0})$
- 4 上記 2 と 3 を繰り返し、 V_{ave} の平均を取ることで基底状態のエネルギーを求めることができる。

- 1 目的
- 2 シュレディンガー方程式と拡散方程式
- 3 ランダムウォーク量子モンテカルロ法
- 4 拡散量子モンテカルロ法1
- 5 拡散量子モンテカルロ法2
- 拡散量子モンテカルロ法3他の改善方法アルゴリズム

重み付き標本抽出の他にもアルゴリズムを改善する方法がある。

• 粒子数を変化させる分岐過程で、粒子の重みを変更することである。

具体的にnステップ後の,k番目の粒子が重みが

$$W_n^k = \prod_{i=1}^n G_{branch}^{(i,k)} \tag{34}$$

となるようにする。

 $G_{\mathit{branch}}^{(i,k)}$ はiステップでのk番目の粒子の G_{branch} である。

アルゴリズム

アルゴリズムは単純で、拡散量子モンテカルロ1でのアルゴリズムにおいて、粒子の重みwを W_n^k に置き換えれば良い。ただし、粒子を複製する処理で、重みWを持った粒子がn個に複製される時、それらの粒子の重みはW/nになることに注意せよ。