



Spin系の統計力学 とMetropolis法

計算機アルゴリズム特論：2015年度
只木進一

Spin系

- 磁性を有する固体
 - 各原子が小さな磁石
- 各原子の磁石をモデル化
 - スピン
- 磁性の仕組みを理解するモデル

統計力学

Statistical Mechanics

- 多粒子系（気体、液体、固体など）の巨視的性質（比熱、状態方程式、相転移など）を調べる
- 系の力学的構造（エネルギー構造など）から巨視的性質を導出

基本的な平衡系の統計力学

- 系の力学変数の組 V に対して、エネルギー $H(V)$ が与えられている
- $v \in V$ が実現する確率 $P(v) \propto \exp(-\beta H(v))$
 - $\beta = 1/(k_B T)$
- β が大きい (T が小さい) 場合、エネルギー最低の状態が指数関数的に高い確率で発生

期待値を求める

- 巨視的量は期待値として得られる
- 規格化定数

$$P(v) = Z^{-1} e^{-\beta H(v)}$$

$$Z = \sum_{v \in V} e^{-\beta H(v)}$$

- Z は分配関数(partition function)と呼ばれる基本量
- 巨視的量を求める元になる

例：内部エネルギー

$$\begin{aligned} U = \langle H \rangle &= \sum_v H(v) P(v) = \frac{1}{Z} \sum_v H(v) e^{-\beta H(v)} \\ &= \frac{1}{Z} \left(-\frac{\partial}{\partial \beta} \right) \sum_v e^{-\beta H(v)} = \frac{1}{Z} \left(-\frac{\partial}{\partial \beta} \right) Z = -\frac{\partial}{\partial \beta} \ln Z \end{aligned}$$

例：エントロピー

$$\begin{aligned} S &= -k_B \sum_v P(v) \ln P(v) \\ &= -k_B \sum_v Z^{-1} e^{-\beta H(v)} \ln \left[Z^{-1} e^{-\beta H(v)} \right] \\ &= -k_B \sum_v Z^{-1} e^{-\beta H(v)} \left(-\ln Z - \beta H(v) \right) \\ &= k_B \frac{1}{Z} \ln Z \sum_v e^{-\beta H(v)} + k_B \frac{\beta}{Z} \sum_v H(v) e^{-\beta H(v)} \\ &= k_B \ln Z + \frac{1}{T} U \end{aligned}$$

平均量を求めるには

- ➡ 分配関数を厳密または近似的に求める
 - ➡ そこから平均量を計算
 - ➡ 一般には困難
- ➡ Monte Carlo法

Monte Carlo法による平均量の計算

- 変数のサンプル $v \in V$ を確率 $p(v)$ から選択
- 物理量 $Q(v)$ 、サンプル数 M
- M が十分に大きいとき、状態 v は $Mp(v)$ 回出現することに注意

$$\langle Q \rangle = \frac{1}{Z_{\text{sample}}} \sum_{i=0}^{M-1} Q(v_i) e^{-\beta H(v_i)} p^{-1}(v_i)$$

$$Z_{\text{sample}} = \sum_{i=0}^{M-1} e^{-\beta H(v_i)} p^{-1}(v_i)$$

- 一様な $p(v)$ の場合、寄与が指数関数的 $e^{-\beta H(v)}$ に小さい項ばかりが出てくる
 - 正しい近似にならない

Importance Sampling

- 和への寄与の大きい項を選択的に選ぶ

$$p(v) = e^{-\beta H(v_i)}$$

$$\begin{aligned}\langle Q \rangle &= \frac{1}{Z_{\text{sample}}} \sum_{i=0}^{M-1} Q(v_i) e^{-\beta H(v_i)} p^{-1}(v_i) \\ &= \frac{1}{M} \sum_{i=0}^{M-1} Q(v_i)\end{aligned}$$

スピン系とMetropolis法

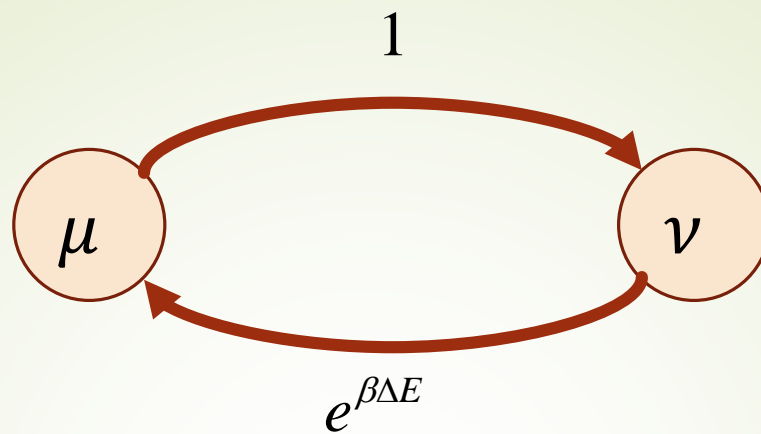
- N 個のスピン s_i ($0 \leq i < N$)
- 簡単のために $s_i = \pm 1$
 - Ising スピン

$$H = -\frac{1}{2} \sum_{i,j} J_{ij} s_i s_j$$

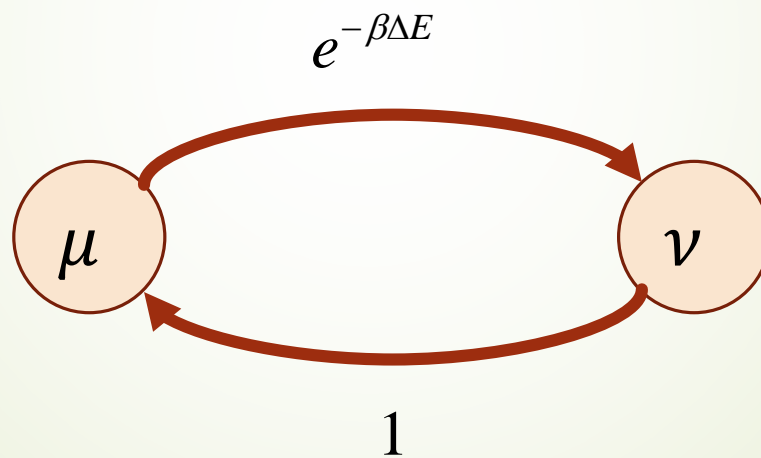
Metropolis法

- 各時刻でランダムにスピンを選ぶ
 - このときの状態を μ 、そのスピンを反転した場合の状態を ν とする
 - $\Delta E = E_\nu - E_\mu$
- $\Delta E \leq 0$: 状態を ν へ更新
- $\Delta E > 0$: 確率 $e^{-\beta\Delta E}$ で状態を ν へ更新
- スピン s_i の値の変化を Δs_i とする

$$\Delta E = -\Delta s_i \sum_j J_{ij} s_j$$



$$\Delta E \leq 0$$



$$\Delta E > 0$$

- 全ての状態を確率的に実現することができる：ergodic
- 遷移確率は、直前の状態だけで決定され、履歴に依らない：Markov 過程
- 平衡状態では詳細つり合いが成り立つ

- 詳細つり合い：隣接する二つの微視的状態の間で状態遷移が釣り合っている
 - $\Delta E \leq 0$
 - $P(\mu) = P(\nu)e^{\beta\Delta E}$
 - $\Delta E > 0$
 - $P(\mu)e^{-\beta\Delta E} = P(\nu)$
- つまり、状態の出現確率はエネルギーのみで決まる： $P(E) \propto e^{-\beta E}$

Importance Samplingのテスト

- 準備 $-1 \leq J_{ij} < 1$ ($J_{ij} = J_{ji}$, $J_{ii} = 0$) をランダムに生成
- 初期状態をランダムに生成
- 一定時間の緩和
- 観測
 - 各ステップで新しい状態のエネルギーと頻度を計算

結果：16個のスピンの、 10^6 モンテカルロステップ

