

Wk:

$$\langle A \rangle = \frac{1}{Z} \int d\underline{x} A(\underline{x}) e^{-\beta H(\underline{x})}$$

MC: Auswertung dieser
multidimensionalen
Integrale!

$$\underline{x} = \underline{x}_1, \dots, \underline{x}_N$$

$$Z = \int d\underline{x} e^{-\beta H(\underline{x})}$$

Raumdimension
~~zu hoch~~

Diskretisierung:

$$\int d\underline{x} A(\underline{x}) e^{-\beta H(\underline{x})} \rightarrow (\Delta x)^N \sum_{j=1}^M A(\underline{x}_j) e^{-\beta H(\underline{x}_j)}$$

Simple sampling: Auswertung der Summe mit zufällig
gewählter Stichprobe!

~~MC~~

aber: nicht effizient in der Statistischen Physik

deun: Wahrsch. für das Auftreten einer Konfiguration
(z.B. konvergenz)

$$g(\underline{x}) \sim \frac{1}{Z} e^{-\beta H(\underline{x})}$$

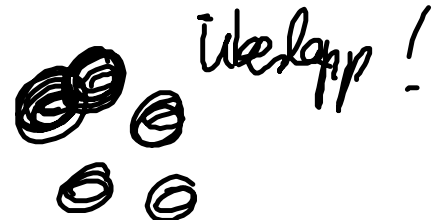
Energetisch ungünstige Zustände haben
verschwindendes statistisches Gewicht!

→ Sehr viele Konfigurationen tragen nichts zum
Mittelwert bei!

Z.B. Harte Kugeln:

$$H(x) = \sum_{i=1}^N \sum_{j \neq i} u^{HS}(m_j)$$

mit $u^{HS} = \begin{cases} 0, & r < b \\ 1, & r \geq b \end{cases} \Rightarrow e^{-H(x)} = 1$



$$H(x) = \infty!$$

$$e^{-H(x)} = 0$$

Lösungsstrategie:

Wähle Stützstellen (zur Auswertung der Summe) auf Basis ihrer "Wichtigkeit", d.h. auf Basis ihres statistischen Gewichtes \rightarrow importance sampling

Betrachte wieder ein 1-dim. Integral

$$I = \int_0^1 dx f(x) = \int_0^1 dx \tilde{p}(x) \frac{f(x)}{\tilde{p}(x)} \quad \text{mit } \tilde{p}(x) \text{ beliebig}$$

$$\text{Diskretisierung} \approx \frac{1}{M} \sum_{j=1}^M \tilde{p}(x_j) \frac{f(x_j)}{\tilde{p}(x_j)} \quad (*)$$

Die Stützstellen sind hier entweder regulär (aufgibt) oder zufällig verteilt

führe eine normierte Verteilungsfunktion der Stützstellen ein

$$\textcircled{**} p(x_j) = \frac{\hat{p}(x_j)}{\sum_{j=1}^M \hat{p}(x_j)} = \frac{1}{M} \hat{p}(x_j) \Rightarrow \sum_{j=1}^M p(x_j) = 1$$

Zentrale Idee:

ersetze $\sum_{j=1}^M p(x_j) A(x_j)$ durch $\sum_{j=1}^M A(x_j)$

"Gewicht" $\textcircled{**}$

wobei die Stützstellen entsprechend dem normierten Verteilung $p(x)$ ausgewählt werden!

Verwende dies in $\textcircled{**}$ $A(x_j)$

$$I \approx \frac{1}{M} \sum_{j=1}^M \hat{p}(x_j) \frac{f(x_j)}{\hat{p}(x_j)}$$

$$\textcircled{**} = \frac{1}{M} \sum_{j=1}^M p(x_j) \frac{f(x_j)}{\hat{p}(x_j)}$$

$$\textcircled{**} = \frac{1}{M} \sum_{j=1}^M \frac{f(x_j)}{\hat{p}(x_j)} = \textcircled{**} \frac{1}{M} \sum_{j=1}^M \frac{f(x_j)}{p(x_j)}$$

Argumentation aus D. Finkel (B. Sirt "Unabhängig, Monte Carlo Simulation")

Anwendung auf Ensemble-Mittelwerte

$$\text{bisher } \langle A \rangle = \frac{\frac{1}{M} \sum_{j=1}^M A(x_j) e^{-\beta H(x_j)}}{\frac{1}{M} \sum_{j=1}^M e^{-\beta H(x_j)}}$$

simple Sampling

$$= \frac{\sum_{j=1}^M \frac{A(x_j)}{P(x_j)} e^{-\beta H(x_j)}}{\sum_{j=1}^M \frac{1}{P(x_j)} e^{-\beta H(x_j)}}$$

importance Sampling

$$\text{Wir wählen } P(x_j) = \frac{1}{Z} e^{-\beta H(x_j)}$$

$$\Rightarrow \langle A \rangle = \frac{\frac{1}{Z} \sum_{j=1}^M A(x_j)}{\frac{1}{Z} \sum_{j=1}^M 1} = \frac{1}{M} \sum_{j=1}^M A(x_j)$$

\uparrow
 $\sum_{j=1}^M 1 = M$

Frage:

Wie führt man das importance Sampling praktisch durch?

→ Markov-Kette, Metropolis

Markov-Prozesse und Detailed Balance

Sei X_{t_n} : Zustand (Konfiguration) des Systems
zu einer diskreten Zeit t_n

$X_{t_n} \in (\underline{S}_1, \dots, \underline{S}_L)$ Mögliche Zustände des Systems

z.B. N ~~Ising~~-Spins (2 Einstellmöglichkeiten)
 $L = 2^N$

Betrachte die bedingte Wahrsch. P_B , dass $X_{t_n} = \underline{S}_j$
falls $X_{t_{n-1}} = \underline{S}_i$

Markov-Prozess:

P_B ist unabhängig von den Zustände

bei t_{n-2}, t_{n-3}, \dots

\Rightarrow Zustand zur Zeit t_n hängt nur von Zustand bei t_{n-1} ab

$$P_B = P(X_{t_n} = \underline{S}_j | X_{t_{n-1}} = \underline{S}_i)$$

Eine ~~Die~~ daraus resultierende Folge von Zuständen heißt Markov-Kette

Man nennt dann P_B auch Übergangswahrsch.
 w_{ij} vom Zustand S_i in den Zustand S_j

Betrachte gemeinsame Wahrsch., dass $X_{t-1} = S_i$
und $X_t = S_j$

$$P(X_t = S_j \cup X_{t-1} = S_i) \\ = w_{ij} P(X_{t-1} = S_i) \quad \text{Wahrsch., dass } X_{t-1} = S_i$$

$$P(X_t = S_j) = \sum_i P(X_t = S_j \cup X_{t-1} = S_i) \\ \textcircled{*1} = \sum_i w_{ij} P(X_{t-1} = S_i)$$

Anforderungen für w_{ij}

- $w_{ij} \geq 0$ da w_{ij} Wahrsch.

- $\sum_j w_{ij} = 1$

denn: $\sum_j P(X_{t_n} = S_j) = \sum_j \sum_i w_{ij} P(X_{t_{n-1}} = S_i)$ (*)

$$= \sum_i \sum_j w_{ij} P(X_{t_{n-1}} = S_i)$$

Fordaus! $\rightarrow \sum_i P(X_{t_{n-1}} = S_i)$

denn: Wahrscheinlichkeiten
müssen erhalten bleiben!

das kann offensichtlich nur
gehen, falls $\sum_j w_{ij} = 1$

einfachere Notation

$$P(X_{t_n} = S_j) \Rightarrow P(S_j, t_n)$$

$$P(X_{t_{n+1}} = S_j) \Rightarrow P(S_j, t_{n+1})$$

Zeitliche Änderung der Wahrscheinlichkeit

$P(S_j, t_n)$: Betracht t als kontinuierliche Variable

$$\textcircled{*} \quad \frac{dP(S_j, t)}{dt} = - \sum_i W_{ji} P(S_j, t) + \sum_i W_{ij} P(S_i, t)$$

Master-Gleichung (in diskreter Form)

Merke Sei:

- enthält Prozesse, die weg von S_j führen und dadurch $P(S_j)$ verringern
- sowie Prozesse, die hin zu S_j führen (ausgehend von Anfangszustand S_i)

~~Für~~ Für stationäre Prozesse gilt $\frac{dP(S_j, t)}{dt} = 0$

$$\Rightarrow \sum_i W_{ji} P(S_j) - \sum_i W_{ij} P(S_i)$$

^{edits} Für thermisches Gleichgewicht gilt darüber hinaus

$$W_{ji} P^{\text{eq}}(S_j) = W_{ij} P^{\text{eq}}(S_i)$$

detailed balance
(detailliertes Gleichgewicht)

In Worten:

Die Zahl der Prozesse, die von Zustand j zu Zustand i führen, ist im Gleichgewicht genau gleich der Zahl der Prozesse, die von i nach j führen!

Folgerung

Prinzip des detaillierten Gleichgewichts ist ~~das~~ konsistent mit Relation $(*)$

$$\begin{aligned} \sum_j w_{ji} P^{eq}(S_j) &= \sum_j w_{ij} P^{eq}(S_i) \\ &= \left(\sum_j w_{ij} \right) P^{eq}(S_i) \\ &= P^{eq}(S_i) \end{aligned}$$

Das entspricht $(*)'$ für den Fall, dass man bereits im Gleichgewicht ist