## Übungen zur Computerorientierten Physik

## 9 Verteilung der Endpunkte von Random Walks

Ein Random Walk ist ein aus Zufallsschritten bestehender zurückgelegter Weg. Hier betrachten wir den d=1 dimensionalen Raum, also die x-Achse, mit Start bei x=0. Der aus n Schritten  $\delta=(\delta_1,\ldots,\delta_n)$  bestehender Walk ist dann am Ort

$$x(\delta) = \sum_{i=1}^{n} \delta_i. \tag{1}$$

Hier betrachten wir die Schritte  $\delta_i = \pm 1$  mit Wahrscheinlichkeiten

$$q(\delta) = \begin{cases} \lambda & \text{für } \delta = 1\\ 1 - \lambda & \text{für } \delta = -1. \end{cases}$$
 (2)

Die Verteilung der Anzahl r der Schritte nach rechts ist gegeben durch die Binomialverteilung

$$B(r) = \binom{n}{r} \lambda^r (1 - \lambda)^{n-r} \,. \tag{3}$$

Aus r Schritten nach rechts und n-r Schritten nach links resultiert der Ort x=r-(n-r)=2r-n, also gilt r=(x+n)/2. Damit ist die Wahrscheinlichkeitsdichte für Ort x gegeben durch P(x)=B((x+n)/2)/2.

Für große n nährt sich P(x) nach dem zentralen Grenzwertsatz der Gaußverteilung. Ein Einzelschritt  $\pm 1$  hat den Erwartungswert  $\mathbb{E}[X] = \lambda - (1 - \lambda) = 2\lambda - 1$  und die Varianz  $\mathrm{Var}(X) = \mathbb{E}[X^2] - \mathbb{E}[X]^2 = 1 - (2\lambda - 1)^2 = 4(\lambda - \lambda^2)$ , also  $\mathbb{E}[X] = 0$  und  $\mathrm{Var}(X) = 1$  für  $\lambda = 1/2$ . Daraus erhält man die entsprechenden Werte der Gaußverteilung zu  $n\mathbb{E}[X]$  und  $n\mathrm{Var}(X)$ . Hier sollen Sie P(x) numerisch mit einen large-deviation Ansatz ermitteln. Das erlaubt Ihnen

Hier sollen Sie P(x) numerisch mit einen large-deviation Ansatz ermitteln. Das erlaubt Ihnen P(x) auch in Bereichen zu ermitteln in denen die Wahrscheinlichkeit sehr klein ist, wie z.B. auch  $P(x) = 10^{-15}$ .

Dazu implementieren Sie eine Monte Carlo Simulation im Konfigurationsraum der Walks  $\delta = (\delta_1, \delta_2, \dots, \delta_n)$ . In jedem Monte Carlo Schritt t generieren Sie, gegeben die aktuelle Konfiguration  $\delta(t)$  mit Ort  $x(t) := x(\delta(t))$  eine Test-Konfiguration  $\delta^*$  indem Sie im Vektor  $\delta(t)$  der Schritte einen Eintrag  $i_0$  zufällig auswählen, den Wert neu gemäß (2) auslosen, und den zugehörigen Endort  $x^* := x(\delta^*)$  ermitteln. Diesen Testzustand akzeptieren  $(\delta(t+1) = \delta^*)$  Sie dann mit der Metropolis Wahrscheinlichkeit

$$p_{\text{Metr}} = \min\{1, \exp[-(x^* - x(t))/T]\},$$
 (4)

<sup>&</sup>lt;sup>1</sup>Der Faktor 1/2, weil die möglichen Werte nur im Abstand 2 vorkommen, also Binbreite 2.

andernfalls wird, wie üblich, die aktuelle Konfiguration beibehalten  $(\delta(t+1)=\delta(t))$ . Hierbei ist T eine Art Temperatur, die steuert wie die gewünschte Verteilung aussieht. Die Monte Carlo Simulation realisiert die Boltzmann Verteilung  $\sim \exp(-x/T)$ . Für  $T\to\infty$  wird der Boltzmann Faktor 1, also werden damit die ursprünglichen Random Walks simuliert. Für  $T\to 0^+$  werden bevorzugt Walks mit kleinen (negativen) Endpunkten simuliert, für  $T\to 0^-$  bevorzugt Walks, die weiter nach rechts gehen. Man kann leicht zeigen, dass für die Verteilung der Endpunkte bei Temperatur gilt

$$P_T(x) = \frac{e^{-x/T}}{Z_T} P(x) \tag{5}$$

wobei P(x) die Verteilung der Endpunkte des ursprünglichen Random Walks ist, und  $Z_T$  ein (erst mal unbekannter) Normierungsfaktor. Die Gleichung besagt, dass man die ursprüngliche Verteilung der Endpunkt über  $P(x) = \exp(x/T)Z_TP_T(x)$  aus mehreren bei verschiedenen Temperaturen T erhaltenen Verteilungen erhalten kann. Dazu muss man die  $Z_T$  Werte bestimmen. Man sollte auch eine sehr hohe Temperatur, quasi  $T = \infty$ , simulieren. Dazu wählt man  $Z_\infty = 1$ , was eine gute Approximation ist, und wählt dann für andere Werte von T (beginnend mit denen "nahe" bei  $T = \pm \infty$ ) die anderen Werte von  $Z_T$  so dass sich beim Plotten aller reskalierter Verteilungen eine "glatte" Gesamtverteilung ergibt (das verstehen Sie, wenn Sie es praktisch machen ;-)

• Laden Sie das Programm random\_walk\_rare\_fragment.c vom StudIP. Sie können es direkt mit

cc -o rw\_rare random\_walk\_rare\_fragment.c -lm -Wall -g

compilieren. Schauen Sie sich die vorhanden Funktionen an.

- Vervollständigen Sie die Monte Carlo-Funktion rw\_mc\_step(), so dass das beschriebene Verfahren implementiert wird. (5 Punkte)
- Führen Sie Simulationen für n=100 Walk Schritte,  $\lambda=0.5,\,10000$  Monte Carlo Schritte (oder mehr) jeweils für die Temperaturen  $T=1000,\,T=-2$  und T=-1 durch. Mit diesen drei Temperaturen können Sie fast den ganzen positiven Bereich der Verteilung erhalten. Die Histogramme werden in die \*.histo Dateien geschrieben. (1 Punkt)
- Sie können während der Simulation die Zeitreihen x(t) in eine Datei umleiten. Plotten Sie für T = -1 die Zeitreihe für kleine Schrittzahlen. Wie schnell in etwa equilibriert die Simulation? (1 Punkt)
- Plotten Sie die drei Histogramme in einem Plot. (1 Punkt)
- Plotten Sie die mit  $Z_T \exp(x/T)$  reskalierten Histogramme im Bereich x > 0. Wählen Sie die Parameter  $Z_T$  "per Hand" passend, so dass, mehr oder weniger, EINE zusammenhängende Verteilung entsteht.

Sie können in gnuplot eine reskalierte Verteilung plotten, z.B. mit

```
plot "rw_N100_10.50_mcT-2.000.histo" u 1:($2*Z2*exp($1/(T2)))"
```

wobei T2 die entsprechende Temperatur (hier T2=-2) und Z2 die per Hand passend gewählte Normierungskonstante ist (initial mit Z2=1 starten und dann iterativ jeweils plotten und Z2 ändern). Analog verfahren Sie mit den Daten für T=-1.

Vergleichen Sie mit der exakte Verteilung P(x) (hier nur für  $\lambda = 0.5$ ) und die Gaußnäherung zum Vergleich. In gnuplot können Sie diese wie folgt definieren:

```
\begin{split} &B(x) = \text{gamma}(n+1)/(\text{gamma}(x+1)*\text{gamma}(n-x+1))*2**(-n) \\ &P(x) = B(\ (x+n)/2\ )/2 \\ &G(x) = \exp(-x*x/(2*n))/\text{sqrt}(2*pi*n) \end{split}
```

(2 Punkte)