

PROJEKT Wykorzystanie algorytmu Metropolisa w modelu Ising

Łukasz Siemieniec, Konrad Skutnik, Natalia Wójcik

Styczeń 2022

Spis treści

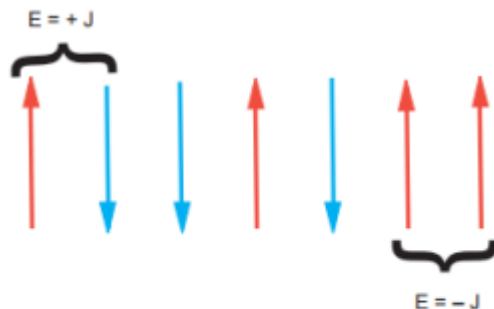
1. Wstęp
2. Algorytm Metropolisa
3. Przedstawienie kodu projektu
4. Pokazanie otrzymanych wykresów za pomocą programu
5. Podsumowanie
6. Bibliografia

1 Wstęp

Ferromagnetyki zawierają domeny o skończonej wielkości, w których spiny wszystkich atomów są skierowane w tym samym kierunku. Kiedy zewnętrzne pole magnetyczne jest przyłożone do tych materiałów, różne domeny są wyrównane i materiały stają się „namagnesowane”. Jednak wraz ze wzrostem temperatury całkowity magnetyzm maleje, a w temperaturze Curie system przechodzi przez przejście fazowe, poza którym znika cała magnetyzacja. Naszym celem jest wyjaśnienie zachowania termicznego w przypadku magnesów.

Za model Isinga przyjmujemy N dipoli magnetycznych zamocowanych na ogniwach łańcucha liniowego. Energia interakcji między sąsiednimi parami to

$$s_i \equiv s_{z,i} = \pm \frac{1}{2}$$



Rysunek 1: Sieć 1-D N spinów użyta w modelu magnetyzmu Isinga. Energia interakcji między parami najbliższych sąsiadów $E = \pm J$ dla spinów wyrównanych i przeciwnych.

Ponieważ spin każdej cząstki może przyjąć jedną z dwóch wartości, istnieją 2^N różne możliwe stany dla cząstek N w układzie. Zakładamy, że każdy dipol oddziałuje z zewnętrznym polem magnetycznym i jego najbliższym sąsiadem poprzez potencjał:

$$V_i = -J s_i \cdot s_{i+1} - g\mu_b s_i \cdot B$$

J - energia wymiany, miara siły interakcji spin-spin. Energia tego układu w stanie k jest wartością oczekiwaną sumy potencjału V nad spinami cząstek:

$$E_{\alpha_k} = \left\langle \alpha_k \left| \sum_i V_i \right| \alpha_k \right\rangle = -J \sum_{i=1}^{N-1} s_i s_{i+1} - B\mu_b \sum_{i=1}^N s_i$$

Mechanika statystyczna zaczyna się od elementarnych interakcji między cząstkami układu i konstruuje makroskopowe właściwości termodynamiczne, takie jak określone ciepło. Podstawowym założeniem jest, że wszystkie konfiguracje systemu zgodne z ograniczeniami są możliwe. Kiedy mówimy, że obiekt ma temperaturę T , mamy na myśli, że atomy obiektu są w równowadze termodynamicznej tak, że każdy atom ma średnią energię proporcjonalną do T . Chociaż może to być stan równowagi, jest to stan dynamiczny, w którym energia obiektu zmienia się, gdy wymienia on energię z otoczeniem. Energia E_j w kanonicznym zespole nie jest stała. Prawdopodobieństwa E_j podane przez rozkład Boltzmanna:

$$P(E_{\alpha_j}, T) = \frac{e^{-\frac{E_{\alpha_j}}{k_B T}}}{Z(T)}, \quad Z(T) = \sum_{\alpha_j} e^{-\frac{E_{\alpha_j}}{k_B T}}$$

2 Algorytm Metropolis

Rosenbluth, Teller i Teller stworzyli algorytm usprawniający obliczanie średnich metodą Monte Carlo. Algorytm losowo zmienia poszczególne spiny tak, że średnie prawdopodobieństwo wystąpienia konfiguracji jest zgodne z rozkładem Boltzmana. Algorytm Metropolis jest połączeniem techniki redukcji wariancji i techniki odrzucenia von Neumanna. Algorytm będziemy realizować w kilku krokach. Rozpoczynamy od ustalonej temperatury i początkowej konfiguracji spinu, następnie zastosujemy algorytm aż do osiągnięcia równowagi termicznej. Dalsze stosowanie algorytmu generuje fluktuacje statystyczne dotyczące równowagi, z których wyprowadzimy wielkości termodynamiczne, takie jak namagnesowanie. Następuje zmiana temperatury, a cały proces powtarza się. Dokładność zredukowanych zależności temperaturowych dostarczy przekonujących dowodów na trafność algorytmu. Ponieważ możliwe konfiguracje 2N cząstek N mogą być bardzo dużą liczbą, potrzebny czas komputera może być bardzo długi.

3 Przedstawienie kodu projektu

```

1 import numpy as np
2 from numpy.random import rand
3 import matplotlib.pyplot as plt
4
5
6 def warpocz(n):
7     spin = 2 * np.random.randint(2, size=(n, n)) - 1
8     return spin
9
10
11 def metropolis(spin, beta):
12     for i in range(n):
13         for j in range(n):
14             a = np.random.randint(0, n)
15             b = np.random.randint(0, n)
16             s = spin[a, b]
17             nb = spin[(a + 1) % n, b] + spin[a, (b + 1) %
18 n] + spin[(a - 1) % n, b] + spin[a, (b - 1) % n]
19             cost = 2 * s * nb
20             if cost < 0:
21                 s *= -1
22             elif rand() < np.exp(-cost * beta):
23                 s *= -1

```

```

23         spin[a, b] = s
24     return spin
25
26
27 def energia(spin):
28     energia = 0
29     for i in range(len(spin)):
30         for j in range(len(spin)):
31             s = spin[i, j]
32             nb = spin[(i + 1) % n, j] + spin[i, (j + 1) %
n] + spin[(i - 1) % n, j] + spin[i, (j - 1) % n]
33             energia += -nb * s
34     return energia / 4
35
36
37 def magnetyzacja(spin):
38     mag = np.sum(spin)
39     return mag
40
41
42 if __name__ == '__main__':
43     # parametry symulacji
44     nt = 32 # temperatura

```

```

45     n = 10 # wymiar siatki 10x10
46     amPowt = 1000 # ilosc powtorzen
47
48     T = np.linspace(1.53, 3.28, nt)
49     E, M, C, X = np.zeros(nt), np.zeros(nt),
np.zeros(nt), np.zeros(nt)
50     n1, n2 = 1.0 / (amPowt * n * n), 1.0 / (amPowt *
amPowt * n * n)
51
52     for t in range(nt):
53         E1 = M1 = E2 = M2 = 0
54         spin = warpocz(n)
55         iT = 1.0 / T[t]
56         iT2 = iT * iT
57
58         for i in range(amPowt):
59             metropolis(spin, iT)
60
61         for i in range(amPowt):
62             metropolis(spin, iT)
63             kalkEne = energia(spin)
64             kalkMag = magnetyzacja(spin)
65             E1 = E1 + kalkEne

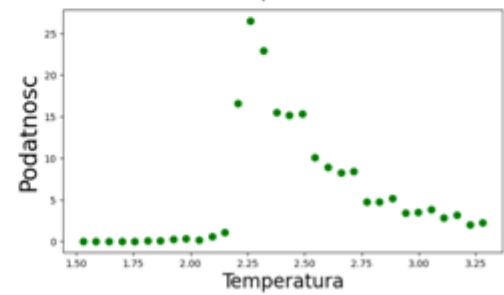
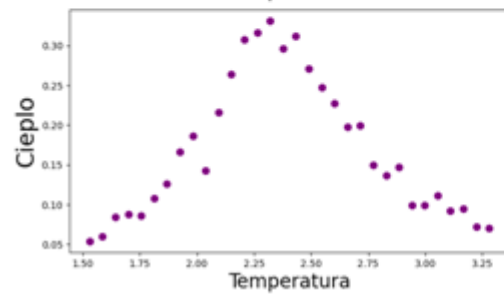
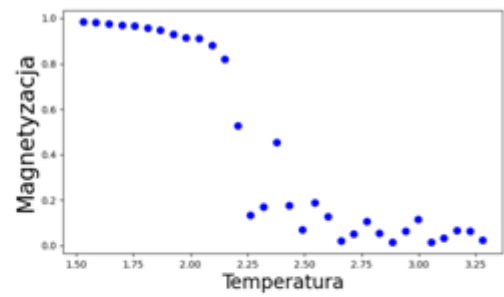
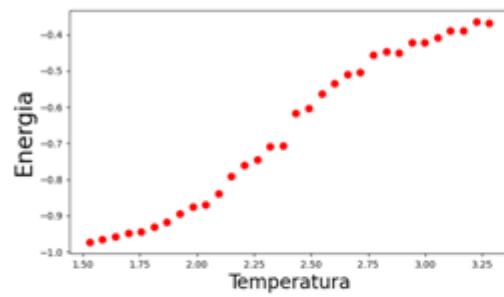
```

```

66     M1 = M1 + kalkMag
67     E2 = E2 + kalkEne * kalkEne
68     M2 = M2 + kalkMag * kalkMag
69
70     E[t] = n1 * E1
71     M[t] = n1 * M1
72     C[t] = (n1 * E2 - n2 * E1 * E1) * iT2
73     X[t] = (n1 * M2 - n2 * M1 * M1) * iT
74
75 # wykresy
76 f = plt.figure(figsize=(18, 16))
77
78 sp1 = f.add_subplot(2, 2, 1)
79 plt.scatter(T, E, s=50, marker='o', color='red')
80 plt.xlabel("Temperatura", fontsize=20)
81 plt.ylabel("Energia", fontsize=24)
82 plt.axis('tight')
83
84 sp2 = f.add_subplot(2, 2, 2)
85 plt.scatter(T, abs(M), s=50, marker='o',
86             color='Blue')
87 plt.xlabel("Temperatura", fontsize=20)
88 plt.ylabel("Magnetyzacja", fontsize=24)
89
90 sp3 = f.add_subplot(2, 2, 3)
91 plt.scatter(T, C, s=50, marker='o', color='purple')
92 plt.xlabel("Temperatura", fontsize=20)
93 plt.ylabel("Cieplo", fontsize=24)
94 plt.axis('tight')
95
96 sp4 = f.add_subplot(2, 2, 4)
97 plt.scatter(T, X, s=50, marker='o', color='green')
98 plt.xlabel("Temperatura", fontsize=20)
99 plt.ylabel("Podatnosc", fontsize=24)
100 plt.axis('tight')
101 plt.show()
102

```

4 Pokazanie otrzymanych wykresów za pomocą programu



5 Podsumowanie

Uzyskaliśmy cel naszego projektu wyjaśniając zachowanie termiczne w przypadku magneśów oraz zapoznając się z algorytmem Metropolis. Uzyskane wykresy są takie jakie powinnismy otrzymać.

6 Bibliografia

Na podstawie pliku MonteCarlo2.pdf