



UNIVERSIDAD NACIONAL AUTÓNOMA DE MÉXICO

FACULTAD DE CIENCIAS

ENFRIAMIENTOS RAPIDOS DEL MODELO 2D $O(3)$

T E S I S

QUE PARA OBTENER EL TÍTULO DE:

LICENCIATURA EN FÍSICA

P R E S E N T A :

MARCO ISRAEL RODRÍGUEZ CORNEJO

TUTOR

WOLFGANG PETER BIETENHOLZ



CIUDAD UNIVERSITARIA, CDMX, 2024

Índice general

1. Motivación al estudio de sistemas fuera del equilibrio	2
2. Acercamiento estadístico a la mecánica cuántica	3
2.1. Propagador de evolución	3
3. Modelos de espín	7
3.1. Los modelos $O(n)$	7
3.2. Modelo 2d $O(3)$	8
3.3. Observables	9
3.3.1. Energía	10
3.3.2. Magnetización	10
3.3.3. Carga topológica	10
4. Métodos de Monte Carlo	14
4.1. Balance detallado	14
4.2. Algoritmo de Metropolis	14
4.3. Algoritmo de Glauber	15
4.4. Algoritmo cluster	16
5. Fenómenos críticos	17
5.1. Transiciones de fase	17
5.2. Función de correlación	19
5.3. Escalamiento	19
5.4. Universalidad	20
5.5. Renormalización	20
5.6. Tiempo de auto-correlación	20
6. Simulaciones en equilibrio	22
6.1. Metodología	22
6.2. Resultados	22
7. Simulación de enfriamientos	28
7.1. Metodología	28
7.2. Resultados	29
8. Resumen y conclusiones	36
A. Distribución aleatoria de vectores en la esfera S^2	37
B. Programación	39
B.1. Equilibrio entre accesibilidad y eficiencia	39
Bibliografía	40

Capítulo 1

Motivación al estudio de sistemas fuera del equilibrio

En física se estudia a los sistemas físicos. Se busca dar descripciones cuantitativas de estos sistemas implican herramientas matemáticas como el cálculo, la estadística, la geometría, etc. Se ha desarrollado tecnología para realizar pruebas experimentales cada vez mas complejas y medir con precisión sus observables físicas, con frecuencia el trabajo experimental adelanta el desarrollo teórico, como en el estudio de sistemas fuera del equilibrio. La comunidad científica ha avanzado en el estudio de estos sistemas de forma consistente y sistemática.

Las líneas de investigación continúan de generación en generación, y en medio de estas largas líneas investigación y experimentación cada generación hace sus aportes. Una de estas líneas de empieza con un grupo de científicos entre 1949 y 1952 en Los Álamos. N. Metropolis, A. W. Rosenbluth, M. N. Rosenbluth, A. H. Teller y E. Teller se dedicaron a entender la física de las interacciones de la radiación y la materia bajo condiciones extremas tales como la explosión, implosión y evolución de las reacciones nucleares, procesos que involucran interacciones entre un vasto número de partículas fuera del equilibrio. En este momento histórico los experimentos estaban adelantados a la teoría, es por eso que desarrollaron una serie de métodos basados procesos estocásticos. A este grupo de métodos se le conoce como métodos de Monte Carlo. Con el desarrollo de los ordenadores, los métodos de Monte Carlo se han sido en herramientas cruciales en el estudio de sistemas fuera del equilibrio.

La línea de investigación continua hasta hoy, con importantes aportaciones en cada generación. En este trabajo ahondaremos en una pequeña parte de esta línea de investigación. Aplicaremos los métodos de Monte Carlo en el estudio de enfriamiento rápidos en el modelo 2-d $O(3)$.

Capítulo 2

Acercamiento estadístico a la mecánica cuántica

2.1. Propagador de evolución

Existe una conexión entre la mecánica estadística clásica y la mecánica cuántica de campos. R. Feynman pensaba en esta idea cuando desarrollaba la formulación de integral de trayectorias. La función de partición en mecánica estadística contiene toda la información que describe un sistema termodinámico. R. Feynman encontró una función equivalente con la información de un sistema cuántico. Una vez desarrollada la teoría, el siguiente paso natural fue implementar los métodos de Monte Carlo en la solución numérica de ecuaciones planteadas en teoría de campos, habilitando la posibilidad de describir sistemas de incontables grados de libertad. Desde la interacción entre partículas en el modelo estándar hasta la descripción de fenómenos críticos y sus transiciones de fase, la formulación de integral de trayectorias es fundamental en este campo.

Para empezar a desarrollar, consideremos en un sistema clásico con coordenadas en el espacio fase (q, p) y energía $\mathcal{H}(q, p)$ diferenciable, la dinámica de una observable O cumple la ecuación

$$\dot{O} = \{O, \mathcal{H}\}, \quad (2.1)$$

donde $\{O, \mathcal{H}\}$ son los corchetes de Poisson. La cuantización de la observable mapea la observable y al energía en los operadores $\hat{\mathcal{H}}, \hat{O}$, y los corchetes de Poisson en el conmutador de los operadores. La dinámica del operador \hat{O} se describe en la ecuación propuesta por W. Heisenberg.

$$\frac{d\hat{O}}{dt} = \frac{i}{\hbar} [\hat{\mathcal{H}}, \hat{O}]. \quad (2.2)$$

El paso de la formulación de W. Heisenberg a la formulación de E. Schrödinger implica la transformación dependiente del tiempo

$$\hat{O}(t) = e^{-it\hat{\mathcal{H}}/\hbar} \hat{O} e^{it\hat{\mathcal{H}}/\hbar}, \quad (2.3)$$

conduciendo a la ecuación

$$\frac{d}{dt} \hat{O}(t) = e^{-it\hat{\mathcal{H}}/\hbar} \left(-\frac{i}{\hbar} [\hat{\mathcal{H}}, \hat{O}] + \frac{d}{dt} \hat{O} \right) e^{it\hat{\mathcal{H}}/\hbar} = 0, \quad (2.4)$$

por lo tanto

$$\frac{d}{dt}\hat{O}(t) = \frac{i}{\hbar} [\hat{\mathcal{H}}, \hat{O}_s], \quad (2.5)$$

en notación de Dirac

$$i\hbar \frac{d}{dt} |\psi(t)\rangle = \hat{\mathcal{H}} |\psi(t)\rangle, \quad (2.6)$$

en donde

$$|\psi(t)\rangle = e^{-it\hat{\mathcal{H}}/\hbar} |\psi\rangle \quad (2.7)$$

La solución de la ec. (2.6) es de la forma

$$\langle q' | \psi(t) \rangle = \int \langle q' | e^{-it\hat{\mathcal{H}}/\hbar} | q \rangle \langle q | \psi \rangle dq, \quad (2.8)$$

donde, q y q' son estados distintos. Definimos al propagador de la ec. (2.6)

$$K(q, q'; t) := \langle q' | e^{-it\hat{\mathcal{H}}/\hbar} | q \rangle. \quad (2.9)$$

El propagador, describe la evolución de la función de onda desde el estado q hasta q' en tiempo t

$$K(q, q'; t) = \left(\frac{m}{2\pi i \hbar t} \right)^{d/2} e^{iS(q, q'; t)/\hbar}. \quad (2.10)$$

Donde $S(q, q'; t)$ es la acción de la trayectoria desde q a q' y $\hat{\mathcal{H}} = \frac{\hat{p}^2}{2m}$.

$$S(q, q'; t) = \int_0^t \frac{m}{2} \dot{q}^2 = \frac{m}{2t} (q' - q)^2 d\tau. \quad (2.11)$$

$$K(q, q'; t) = \left(\frac{m}{2\pi i \hbar t} \right)^{d/2} \exp \left(i \frac{m}{2t} (q' - q)^2 \right). \quad (2.12)$$

Teorema. Trotter

Sean \hat{A} y \hat{B} operadores auto-adjuntos y $\hat{A} + \hat{B}$ es auto-adjunto en la intersección de sus dominios, además \hat{A} y \hat{B} tienen cota inferior y $\tau \in \mathbb{R}$ entonces

$$e^{-\tau(\hat{A}+\hat{B})} = \lim_{n \rightarrow \infty} \left(e^{-\tau\hat{A}/n} e^{-\tau\hat{B}/n} \right)^n.$$

Se busca una expresión general para el propagador que resuelve la ec. (2.6), suponiendo un hamiltoniano $\hat{\mathcal{H}} = \hat{H}_0 + \hat{V}$,

$$i\hbar \frac{d}{dt} K(q, q'; t) = \hat{H} K(q, q'; t), \quad (2.13)$$

donde $\hat{H}_0 = \frac{1}{2m} \sum \hat{p}_i^2$.

Partiendo de la forma general del propagador

$$K(q, q'; t) = \left\langle q' \left| e^{-i\hbar t(\hat{H}_0 + \hat{V})} \right| q \right\rangle. \quad (2.14)$$

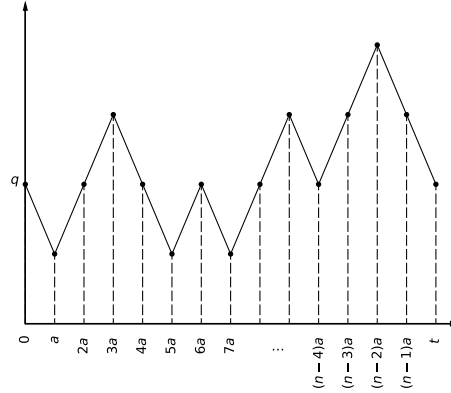


Figura 2.1: Ejemplificación de la evolución de un estado en el espacio fase, desde q hasta q' en el tiempo t .

Aplicando el teorema de Trotter

$$K(q, q'; t) = \lim_{n \rightarrow \infty} \left\langle q' \left| \left(e^{-i\hbar t \hat{\mathcal{H}}_0/n} e^{-i\hbar t \hat{V}/n} \right)^n \right| q \right\rangle, \quad (2.15)$$

$$K(q, q'; t) = \lim_{n \rightarrow \infty} \int \prod_{j=0}^{n-1} \left\langle q_{j+1} \left| e^{-i\hbar t \hat{\mathcal{H}}_0/n} e^{-i\hbar t \hat{V}/n} \right| q_j \right\rangle dq_1 \dots dq_{n-1}, \quad (2.16)$$

En cada factor del productorio se tiene el hamiltoniano para una partícula libre, aplicando la ec. (2.10) a ec. (2.16) se tiene

$$K(q, q'; t) = \lim_{n \rightarrow \infty} \int \left(\frac{m}{2\pi i a} \right)^{n/2} \times \exp \left\{ i a \sum_{j=0}^{n-1} \left[\frac{m}{2} \left(\frac{q_{j+1} - q_j}{a} \right)^2 - V(q_j) \right] \right\} dq_1 \dots dq_{n-1}, \quad (2.17)$$

donde $a = t/n$ y $\hbar = 1$. Observado que la suma corresponde la integral de Riemann de la acción en el límite

$$\lim_{n \rightarrow \infty} \sum_{j=0}^{n-1} a \left[\frac{m}{2} \left(\frac{q_{j+1} - q_j}{a} \right)^2 - V(q_j) \right] = \int_0^t \left[\frac{m}{2} \left(\frac{dq}{dt'} \right)^2 - V(q(t')) \right] dt'. \quad (2.18)$$

Finalmente el propagador se describe por la ecuación

$$K(q, q'; t) = \sum_{\sigma \in \Omega} e^{-itS[\sigma]}, \quad (2.19)$$

donde σ corresponde a una trayectoria en Ω , y este es el conjunto de todas las posibles trayectorias que inician en q y terminan en q' en el tiempo t [1, 2, 3].

El tensor métrico del espacio de Minkowski es de la forma

$$g_M = \begin{pmatrix} -1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}, \quad (2.20)$$

En donde el -1 corresponde a la coordenada temporal. G. Wick propone la transformación al espacio euclidiano, cambiando el eje real de la coordenada temporal por un eje imaginario resultando en el tensor euclidiano

$$g_E = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}. \quad (2.21)$$

La métrica del espacio de Minkowski es

$$ds^2 = -dt^2 + dx^2 + dy^2 + dz^2, \quad (2.22)$$

La métrica del espacio euclidiano con el eje temporal imaginario es

$$ds^2 = dt_E^2 + dx^2 + dy^2 + dz^2. \quad (2.23)$$

Por conveniencia pasemos la ec. (2.19) del espacio euclidiano al espacio de Minkowski, tenemos que hacer el cambio $t_E = it$, la forma del propagador en el espacio de Minkowski es equivalente a la función de partición definida en mecánica estadística, la forma discreta del propagador esta dada por la ecuación

$$K(q, q'; t_E) = \lim_{n \rightarrow \infty} \int \left(\frac{m}{2\pi i a} \right)^{n/2} \times \exp \left\{ a \sum_{j=0}^{n-1} \left[\frac{m}{2} \left(\frac{q_{j+1} - q_j}{a} \right)^2 + V(q_j) \right] \right\} dq_1 \dots dq_{n-1}, \quad (2.24)$$

donde $\beta = t_E/n$, en el límite cuando $n \rightarrow \infty$

$$\lim_{n \rightarrow \infty} \sum_{j=0}^{n-1} \beta \left[\frac{m}{2} \left(\frac{q_{j+1} - q_j}{\beta} \right)^2 + V(q_j) \right] = \int_0^{t_E} \left[\frac{m}{2} \left(\frac{dq}{dt'_E} \right) + V(q(t'_E)) \right] dt'_E. \quad (2.25)$$

Finalmente

$$K(q, q'; t_E) = \sum_{\sigma \in \Omega} e^{-\beta S[\sigma]}, \quad (2.26)$$

donde otra vez σ corresponde a una trayectoria en Ω , y este es el conjunto de todas las posibles trayectorias que inician en q y terminan en q' en el tiempo t_E .

Capítulo 3

Modelos de espín

3.1. Los modelos $O(n)$

Definición. Espín clásico

Un espín en el contexto de un sistema clásico es un vector unitario definido en un espacio abstracto de dimensión n , por lo que es un elemento de la esfera \mathcal{S}^{n-1} .

Definición. Retícula

Definimos una retícula como un subgrupo discreto del espacio continuo \mathbb{R}^d que es isomorfo al espacio discreto de \mathbb{Z}^d , d es el número de dimensiones.

Los modelos de espines se existen en espacios reticulares, cada espín se localiza por posición $\vec{x} \in \mathbb{Z}^d$. Por su simplicidad los modelos de espines, permiten describir efectos colectivos a distancia lejana, en este contexto distancia lejana significa tan lejos como el sistema esta definido. Una retícula usualmente tiene una estructura uniforme. Una retícula de dimensión d se define

$$\mathcal{R}^d = \{ \vec{x} \in \mathbb{R}^d | \vec{x} = (x_1 \dots, x_d) \wedge x_i \in \mathbb{Z} \}. \quad (3.1)$$

Un modelo $O(n)$ es un modelo de espines clásicos de dimensión n , consideremos que el modelo esta definido en una retícula cuadrada \mathcal{R}^d . Por simplicidad consideremos unicamente la interacción magnética, en este caso la interacción entre espines esta definida por el hamiltoniano

$$\mathcal{H}[s] = -J \sum_{\langle x, y \rangle} \vec{s}_x \cdot \vec{s}_y. \quad (3.2)$$

En donde $\langle x, y \rangle$ se refieren a los espines vecinos más cercanos y $[s]$ es una configuración de espines y J es una constante de acoplamiento que tiene unidades de energía.

Para estudiar los efectos de distancia lejana en volúmenes finitos, consideraremos retículas finitas en superficies cerradas, una propuesta sencilla es usar condiciones de frontera periódicas defendido la retícula cuadrada de longitud L

$$\mathcal{R}_L^d = \{ \vec{x} \in \mathbb{R}^d | \vec{x} = (x_1 \dots, x_d) \wedge x_i \in \mathbb{Z}_L \}, \quad (3.3)$$

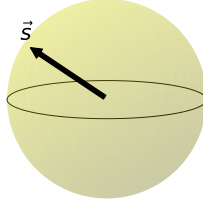


Figura 3.1: Espín en el modelo O(3)

en donde \mathbb{Z}_L son los enteros modulo L . En dos dimensiones espaciales, para la retícula \mathcal{R}_L^2 las condiciones de frontera son $\vec{s}_{i,j} = \vec{s}_{i+L,j} = \vec{s}_{i,j+L}$ y corresponden a la topología de una superficie toroidal.

3.2. Modelo 2d O(3)

Consideremos la retícula cuadrada \mathcal{R}_L^2 , con condiciones de frontera periódicas modulo L . Los índices $i, j \in \mathbb{Z}_L$, indican la posición del espín en la retícula y cumplen donde $\vec{s}_{i,j} = \vec{s}_{i+L,j} = \vec{s}_{i,j+L}$. Un espín O(3) esta definido por tres componentes espaciales

$$\vec{s}_{i,j} = (\sin \theta_{i,j} \cos \phi_{i,j}, \sin \theta_{i,j} \sin \phi_{i,j}, \cos \theta_{i,j}). \quad (3.4)$$

En donde $\theta_{i,j} \in (0, \pi)$, $\phi_{i,j} \in (0, 2\pi)$. Cada espín es vecino más cercano de otros cuatro espines. Reescribiendo el hamiltoniano (3.2) en términos de i, j se tiene la forma explicita del hamiltoniano

$$\begin{aligned} \mathcal{H}[s] &= -\frac{J}{2} \sum_{i=1}^L \sum_{j=1}^L \vec{s}_{i,j} \cdot (\vec{s}_{i+1,j} + \vec{s}_{i,j+1} + \vec{s}_{i-1,j} + \vec{s}_{i,j-1}), \\ &= -\frac{J}{2} \sum_{i=1}^L \sum_{j=1}^L (\vec{s}_{i,j} \cdot \vec{s}_{i+1,j} + \vec{s}_{i,j} \cdot \vec{s}_{i,j+1} + \vec{s}_{i,j} \cdot \vec{s}_{i-1,j} + \vec{s}_{i,j} \cdot \vec{s}_{i,j-1}). \end{aligned} \quad (3.5)$$

Intercambiando los índices en el tercer termino de la ec. (3.5)

$$\sum_{i=1}^L \sum_{j=1}^L \vec{s}_{i,j} \cdot \vec{s}_{i-1,j} = \sum_{j=1}^L \sum_{i=1}^L \vec{s}_{i,j} \cdot \vec{s}_{i-1,j} = \sum_{j=1}^L \sum_{i=0}^{L-1} \vec{s}_{i+1,j} \cdot \vec{s}_{i,j}. \quad (3.6)$$

Reordenando los índices

$$\sum_{j=1}^L \sum_{i=0}^{L-1} \vec{s}_{i+1,j} \cdot \vec{s}_{i,j} = \sum_{j=1}^L \sum_{i=1}^L \vec{s}_{i+1,j} \cdot \vec{s}_{i,j} + \sum_{j=1}^L (\vec{s}_{1,j} \cdot \vec{s}_{0,j} - \vec{s}_{L+1,j} \cdot \vec{s}_{L,j}). \quad (3.7)$$

Por las condiciones de frontera $\vec{s}_{i,j} = \vec{s}_{i+L,j} = \vec{s}_{i,j+L}$, reordenando términos se tiene

$$\sum_{i=1}^L \sum_{j=1}^L \vec{s}_{i,j} \cdot \vec{s}_{i-1,j} = \sum_{i=1}^L \sum_{j=1}^L \vec{s}_{i,j} \cdot \vec{s}_{i+1,j}. \quad (3.8)$$

De forma análoga para el cuarto termino de la ec. (3.5)

$$\sum_{i=1}^L \sum_{j=1}^L \vec{s}_{i,j} \cdot \vec{s}_{i,j-1} = \sum_{i=1}^L \sum_{j=1}^L \vec{s}_{i,j} \cdot \vec{s}_{i,j+1}. \quad (3.9)$$

Remplazando los términos (3.8), (3.9) en la ec. (3.5) y simplificando se llega a la forma del hamiltoniano

$$\mathcal{H}[s] = -J \sum_{i=1}^L \sum_{j=1}^L \vec{s}_{i,j} \cdot (\vec{s}_{i+1,j} + \vec{s}_{i,j+1}). \quad (3.10)$$

3.3. Observables

Un proceso estocástico es una secuencia de estados cuya evolución esta determinada por eventos aleatorios, y cada evento esta asociado a un valor aleatorio X . Consideremos un conjunto de variables aleatorias $\{X_i\}$, que representa el estado de un sistema a tiempo t_i , para $i \in \{1, \dots, N\}$, el conjunto $\{X_i\}$ es una cadena de Markov. Las cadenas de Markov son usadas con frecuencia, como aproximaciones discretas a procesos físicos continuos.

Consideremos el tiempo de Markov t_i donde $i \in \{1, \dots, N\}$, el promedio aproximado de la evolución temporal de una observable es

$$\langle O \rangle \approx \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N O[s]_i, \quad (3.11)$$

donde $[s]_i$ es la configuración del sistema en el instante t_i . Aunque la observable varia en cada configuración sucesiva, el valor esperado se estabiliza cuando el tamaño de la partición aumenta. La desviación estándar de esta suma de configuraciones es

$$\text{std}(O) = \sqrt{\frac{1}{N-1} \left(\sum_{i=1}^N O[s]_i^2 - N \langle O \rangle^2 \right)}, \quad (3.12)$$

y el error estándar se define por la ecuación

$$\text{error}(O) = \frac{\text{std}(O)}{\sqrt{N}}. \quad (3.13)$$

Si cada medición es estadísticamente independiente, conduce al valor esperado de la observable y su error estándar definido por la ecuación

$$\langle O \rangle \simeq \langle O \rangle_{\text{aprox}} \pm \text{error}(O). \quad (3.14)$$

3.3.1. Energía

La energía es una propiedad fundamental en los sistemas físicos. En un que evoluciona en el tiempo de Markov. Cada configuración tiene una energía asociada. El promedio de la energía es

$$\langle \mathcal{H} \rangle \approx \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \mathcal{H}_i. \quad (3.15)$$

El promedio de la energía es el promedio aproximado mas la incertidumbre asociada

$$\langle \mathcal{H} \rangle \simeq \langle \mathcal{H} \rangle_{\text{aprox}} \pm \text{error}(\mathcal{H}). \quad (3.16)$$

La energía es una propiedad extensiva, por lo que es útil usar la densidad de energía. Se define como el valor esperado de la energía dividida por el volumen

$$\rho_{\mathcal{H}} = \frac{\langle \mathcal{H} \rangle}{V}. \quad (3.17)$$

3.3.2. Magnetización

Las propiedades macroscópicas de una amplia gama de materiales, puede describirse mediante un modelo de espines. En el modelo 2-d $O(3)$, cada espín clásico puede apuntar en cualquier dirección en la esfera unitaria \mathcal{S}^2 . La magnetización de una configuración es la magnitud de la suma de los espines por unidad de volumen

$$m = \frac{1}{V} \left| \sum_{i,j} \vec{s}_{i,j} \right|. \quad (3.18)$$

En la ec. (3.2) el termino J es la constante de acoplamiento del sistema. Si $J > 0$ la energía mínima negativa, y ocurre si para cada uno de los espines $\vec{s}_{i,j}$, los espines vecinos $\vec{s}_{k,l}$ cumplen la condición $\vec{s}_{i,j} \cdot \vec{s}_{k,l} = 1$. En este caso se favorece el alineamiento de los espines, y se alcanza la magnetización máxima $m = 1$.

El promedio aproximado de la magnetización es

$$\langle m \rangle \approx \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N m_i. \quad (3.19)$$

El promedio de la magnetización es el valor aproximado con una incertidumbre asociada

$$\langle m \rangle \simeq \langle m \rangle \pm \text{error}(m) \quad (3.20)$$

3.3.3. Carga topológica

En el modelo de espines $O(3)$ definido en un cuadrado, las condiciones de frontera garantizan la invariante topológica [4, 5]

$$Q[s] = \frac{1}{8\pi} \int \varepsilon_{\mu\nu} \vec{s}(x) \cdot (\partial_\mu \vec{s}(x) \times \partial_\nu \vec{s}(x)) d^2x \in \mathbb{Z}. \quad (3.21)$$

La susceptibilidad topológica χ_t es una función de respuesta, es decir, describe la respuesta de un sistema a una perturbación externa y se define siguiendo la ecuación

$$\frac{1}{V} \frac{\partial^2}{\partial \theta^2} \int e^{-S[\phi]} e^{iQ[\phi]\theta} d\phi \Big|_{\theta=0} = \frac{1}{V} \langle Q^2 \rangle |_{\theta=0}. \quad (3.22)$$

B. Breg y M. Lüscher introdujeron la definición geométrica de carga topológica reticular para estudiar la susceptibilidad topológica del modelo 2d O(3). Para definir la carga topológica de una configuración se usa un acercamiento geométrico, la retícula se divide en plaquetas formadas por cuatro espines, esto a su vez se subdividen en un dos triángulos, alternando la orientación de la diagonal que divide cada cuadrado para replicar la propiedad de isotropía.

Formula de A. Oosterom y J. Strackee [6].

Sean $\vec{a}, \vec{b}, \vec{c} \in \mathbb{R}^3$ y Ω el angulo solido generado por $\vec{a}, \vec{b}, \vec{c}$

$$\tan\left(\frac{\Omega}{2}\right) = \frac{\vec{a} \cdot (\vec{b} \times \vec{c})}{abc - (\vec{a} \cdot \vec{b})c + (\vec{c} \cdot \vec{a})b + (\vec{b} \cdot \vec{c})a}. \quad (3.23)$$

En la figura (??) las plaquetas se dividen en triángulos a, b . Para los triángulos a , los espines $\vec{s}_1, \vec{s}_2, \vec{s}_3$ definen las esquinas de un triangulo esférico en \mathcal{S}^2 . Se calculan las variables para el triangulo 1

$$\begin{aligned} x_1 &= 1 + \vec{s}_1 \cdot \vec{s}_2 + \vec{s}_2 \cdot \vec{s}_3 + \vec{s}_3 \cdot \vec{s}_1 \\ y_1 &= \vec{s}_1 \cdot (\vec{s}_2 \times \vec{s}_3). \end{aligned} \quad (3.24)$$

Al ser una esfera unitaria, el área del triangulo esférico esta dada por el angulo solido generado por los espines, definiendo el número complejo $z_a = x_a + iy_a$ y aplicando la formula de A. Oosterom y J. Strakee. Se obtiene

$$\Omega_1 = 2\arg(z_1). \quad (3.25)$$

Para los triangulos b se definen las variables

$$\begin{aligned} x_2 &= 1 + \vec{s}_4 \cdot \vec{s}_3 + \vec{s}_3 \cdot \vec{s}_2 + \vec{s}_2 \cdot \vec{s}_4 \\ y_2 &= \vec{s}_4 \cdot (\vec{s}_3 \times \vec{s}_2). \end{aligned} \quad (3.26)$$

Se obtiene

$$\Omega_2 = 2\arg(z_2). \quad (3.27)$$

La carga topológica se define como como

$$Q[s] = \frac{1}{4\pi} \sum_{i,j} (\Omega_1(i,j) + \Omega_2(i,j)) \in \mathbb{Z}, \quad (3.28)$$

donde $\Omega_a(i,j)$ y $\Omega_b(i,j)$ son las áreas de los triángulos esféricos en el trozo de la retícula indexado por i, j .

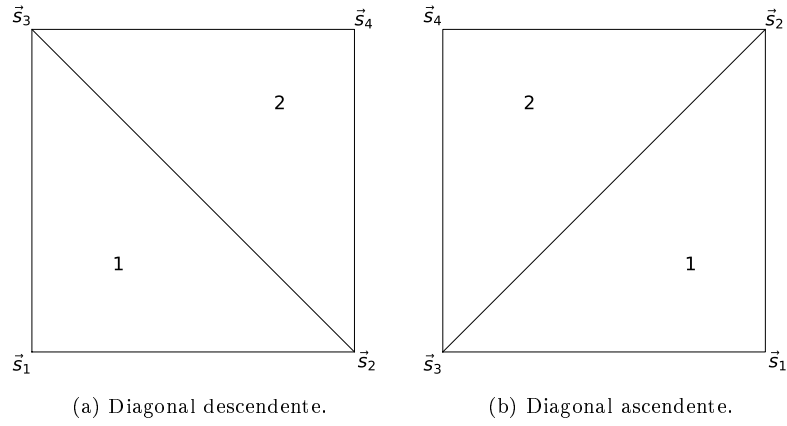


Figura 3.2: Orientaciones de posibles de los triángulos formados en la red.

El valor esperado del cuadrado de la carga topológica es

$$\langle Q^2 \rangle \approx \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N Q_i^2. \quad (3.29)$$

El cuadrado de la carga dividido por el volumen es la susceptibilidad topológica

$$\chi_t = \frac{\langle Q^2 \rangle}{V}. \quad (3.30)$$

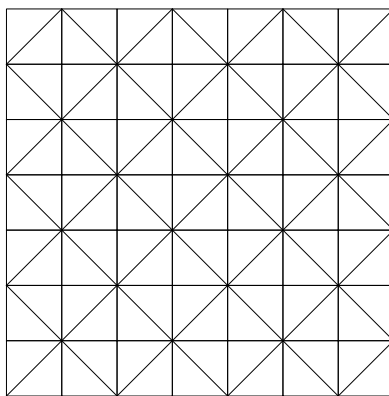


Figura 3.3: Descomposición de la retícula cardada bidimensional en triángulos alternado la dirección de la diagonal. Esta descomposición se usa para medir la carga topológica.

Capítulo 4

Métodos de Monte Carlo

Es un proceso con probabilidades de transición estacionarias $p_{i,j}$, $i, j \in \{1, \dots, N\}$.

Una probabilidad de transición estacionaria es independiente de cuando una transición del estado s al estado s' ocurre en la cadena de Markov.

Si se puede pasar de un estado s a otro estado s' en un número finito de transiciones, entonces s' es un estado accesible de s . Una cadena de Markov es irreducible si cualquier estado es accesible desde cualquier otro estado.

La matriz $p_{i,j}$ es la matriz de probabilidad de transición [7].

4.1. Balance detallado

El método de Monte Carlo, consiente en sumar sobre una muestra aleatoria de puntos en el espacio fase, en vez de una distribución homogénea. Ya que no todas las configuraciones en el espacio fase son igualmente probables la muestra aleatoria debe considerar la probabilidad de la configuración, para esto se propone una configuración y se define una probabilidad de aceptación dependiendo de la probabilidad de la configuración. La probabilidad de aceptación debe cumplir la ecuación de balance detallado

$$p[s \rightarrow s']p[s] = p[s' \rightarrow s]p[s'], \quad (4.1)$$

donde $p[s]$ es la probabilidad de la configuración $[s]$ y $p[s \rightarrow s']$ es la probabilidad de la transición de la configuración $[s]$ a $[s']$, de igual manera $p[s']$ es la probabilidad de la configuración $[s']$ y $p[s' \rightarrow s]$ es la probabilidad de la transición de la configuración $[s']$ a $[s]$.

4.2. Algoritmo de Metropolis

En el modelo de espines $O(3)$, definido en la retícula cuadrada \mathcal{R}_L^2 , la de energía de una configuración se define por la ec. (3.10). Dadas dos configuraciones $[s]$ y $[s']$, la diferencia en la energía de las configuraciones es

$$\Delta\mathcal{H} = \mathcal{H}[s'] - \mathcal{H}[s]. \quad (4.2)$$

vamos hacer un cambio a cada uno de los espines en el ensamble dada la probabilidad de pasar de el estado $[s]$ al estado $[s']$ por $p[s \rightarrow s']$, dado que es igualmente probable pasar a cualquier estado

dentro de la región delimitada por la distancia 2α , si el cambio en el estado cae en la región permitida entonces las probabilidades de transición entre ambos estados es igual $p[s \rightarrow s'] = p[s' \rightarrow s]$, si no la probabilidad de transición es cero

$$p[s \rightarrow s'] = \begin{cases} e^{-\beta(\mathcal{H}[s'] - \mathcal{H}[s])} & \text{si } \mathcal{H}[s'] \geq \mathcal{H}[s] \\ 0 & \text{si } \mathcal{H}[s'] < \mathcal{H}[s]. \end{cases} \quad (4.3)$$

Metropolis es un algoritmo de actualización local, esto implica que dada una configuración inicial se propone un cambio individual en la configuración y se acepta con probabilidad $p[s \rightarrow s']$. Si la energía de la configuración aumenta con el cambio o se acepta si la energía de la configuración disminuye. Para aplicar el algoritmo caso particular del al modelo 2-d $O(3)$ hay que escribir la probabilidad de transición en términos de los espines $\vec{s}_{i,j} \in \mathbb{Z}_L^2$.

Dada una configuración $[s]$ se elije un elemento $\vec{s}_{i,j} \in [s]$ un cambio $\vec{s}'_{i,j} \in S^2$. La energía de sistema antes y después del cambio se puede escribir en términos de los espines vecinos de $\vec{s}_{i,j}$

$$\Delta\mathcal{H}_{i,j} = \mathcal{H}[s'] - \mathcal{H}[s] = -(\vec{s}'_{i,j} - \vec{s}_{i,j}) \cdot (\vec{s}_{i+1,j} + \vec{s}_{i,j+1} + \vec{s}_{i-1,j} + \vec{s}_{i,j-1}). \quad (4.4)$$

El cambio en el espín $\vec{s}_{i,j}$ se acepta con probabilidad $p_{i,j}$, si la energía de la configuración disminuye por el cambio la probabilidad de aceptar el cambio es 1, si la energía de la configuración aumenta después del cambio la probabilidad es $e^{-\beta\Delta H}$. Siguiendo lo anterior la probabilidad de aceptación de un cambio en la configuración es

$$p_{i,j} = \begin{cases} e^{-\beta\Delta\mathcal{H}_{i,j}} & \text{si } \Delta\mathcal{H}_{i,j} \geq 0 \\ 0 & \text{si } \Delta\mathcal{H}_{i,j} < 0. \end{cases} \quad (4.5)$$

El cambio se acepta con probabilidad $p_{i,j}$, se elije un otro elemento de la configuración y se repiten los pasos anteriores, una forma de elegir los espines es el método lexicográfico, consiste en empezar por el primer elemento de la cuadrícula $s_{1,1}$ [8].

4.3. Algoritmo de Glauber

El algoritmo Glauber es al igual que el algoritmo Metropolis de actualización local el único cambio es la probabilidad de aceptación. Se propone la transición de probabilidad

$$\begin{aligned} p[s \rightarrow s'] &= \frac{e^{-\beta(\mathcal{H}[s'] - \mathcal{H}[s])}}{1 + e^{-\beta(\mathcal{H}[s'] - \mathcal{H}[s])}} \\ &= \frac{e^{-\beta(\mathcal{H}[s] - \mathcal{H}[s'])}}{1 + e^{\beta(\mathcal{H}[s] - \mathcal{H}[s'])}} e^{-\beta(\mathcal{H}[s'] - \mathcal{H}[s])} \\ &= p[s' \rightarrow s] e^{-\beta(\mathcal{H}[s'] - \mathcal{H}[s])}. \end{aligned} \quad (4.6)$$

Reordenando términos y dividiendo por Z

$$p[s \rightarrow s'] \frac{e^{-\beta\mathcal{H}[s]}}{Z} = p[s' \rightarrow s] \frac{e^{-\beta\mathcal{H}[s']}}{Z}. \quad (4.7)$$

Se cumple la ecuación de balance detallado

$$p[s \rightarrow s']p[s] = p[s' \rightarrow s]p[s']. \quad (4.8)$$

Se propone cambiar el espín $\vec{s}_{i,j}$ a $\vec{s}'_{i,j}$, la diferencia en la energía antes y después del cambio esta dado por la ec. (4.4), la probabilidad de aceptación para el cambio de el espín es

$$p_{i,j} = \frac{e^{-\beta\Delta H_{i,j}}}{1 + e^{-\beta\Delta H_{i,j}}}. \quad (4.9)$$

4.4. Algoritmo cluster

El algoritmo cluster sugerido por R. Swendsen y J. Wang, se basa en la observación de que la función de partición se puede escribir como una suma sobre un grupo de distribuciones [9]. El algoritmo single-cluster consiste en generar un grupo de espines enlazados y cambiar la configuración de todos los espines, el algoritmo cluster evita la desaceleración cerca del punto critico, que es característica de los algoritmos de actualización local. Se elije un espín aleatorio en la configuración $\vec{s} \in [s]$. Se define un vector aleatorio $\vec{w} \in S^2$ y se calcula la reflexión de \vec{s} respecto a el plano normal a \vec{w} con lo que se define el espín

$$\vec{s}' = \vec{s} - 2(\vec{w} \cdot \vec{s})\vec{w}. \quad (4.10)$$

Para formar un grupo de espines se define una probabilidad de enlace

$$p_{\text{enlace}} = \begin{cases} 1 - e^{-\beta(\mathcal{H}[s'] - \mathcal{H}[s])} & \text{si } \mathcal{H}[s'] \geq \mathcal{H}[s] \\ 0 & \text{si } \mathcal{H}[s'] < \mathcal{H}[s]. \end{cases} \quad (4.11)$$

La probabilidad de enlace se prueba con los espines vecinos mas cercanos, si dos espines se enlazan entonces forman parte del mismo grupo. El siguiente paso es probar los enlaces de los nuevos elementos del grupo en el caso de que haya enlaces. El proceso de probar los enlaces de los espines se repite hasta que no se añadan nuevos espines al grupo. Una forma eficiente de formar grupos, es aplicar el algoritmo de Hoshen-Kopelman que se describe para el modelo 2-d $O(3)$ en el apéndice.

En el algoritmo multi-cluster se generan múltiples grupos de espines, estos grupos deben contener el total de espines de la configuración. El tamaño mínimo para un grupo es el de un espín y el máximo es el total de espines. Una vez formados los grupos se cambia la configuración de cada grupo reflejando los espines respecto al plano normal a \vec{w} con probabilidad $p_{\text{cluster}} = 1/2$.

Capítulo 5

Fenómenos críticos

5.1. Transiciones de fase

Dos propiedades relevantes en la descripción macroscópica de un ferro-magneto son, la energía total y el momento magnético total, dividir estas cantidades por el volumen da la densidad de energía y la magnetización, estas cantidades tienen el nombre de variables mecánicas del sistema. Hay otro tipo de cantidades que son externas como la temperatura T y el campo magnético H . Este tipo de variables interactúan con los espines y cambian las variables mecánicas.

Una transición de fase ocurre cuando hay una discontinuidad en la energía libre o en una de sus derivadas, la transición de fase presenta un cambio visible en las propiedades macroscópicas del sistema. La energía es proporcional al logaritmo de la función de partición

$$\mathcal{F} = -kT \ln Z, \quad (5.1)$$

las propiedades termodinámicas del sistema se calculan a partir de la energía libre donde, la primera ley de la termodinámica para ferromagnetos es

$$dU = TdS - MdH. \quad (5.2)$$

En donde dU es el cambio en la energía, dS en la entropía y dH en el campo magnético. Las primeras derivadas de la energía libre son

$$U = -\frac{\partial \ln Z}{\partial \beta}, \quad S = -\left(\frac{\partial \mathcal{F}}{\partial T}\right)_H, \quad M = -\left(\frac{\partial \mathcal{F}}{\partial H}\right)_T. \quad (5.3)$$

Las segundas derivadas son

$$c_H = \left(\frac{\partial U}{\partial T}\right)_H, \quad C_M = T \left(\frac{\partial S}{\partial T}\right)_M, \quad \chi_T = \left(\frac{\partial M}{\partial H}\right)_T. \quad (5.4)$$

Una transición de fase de segundo orden implica una discontinuidad en una segunda derivada de la energía libre.

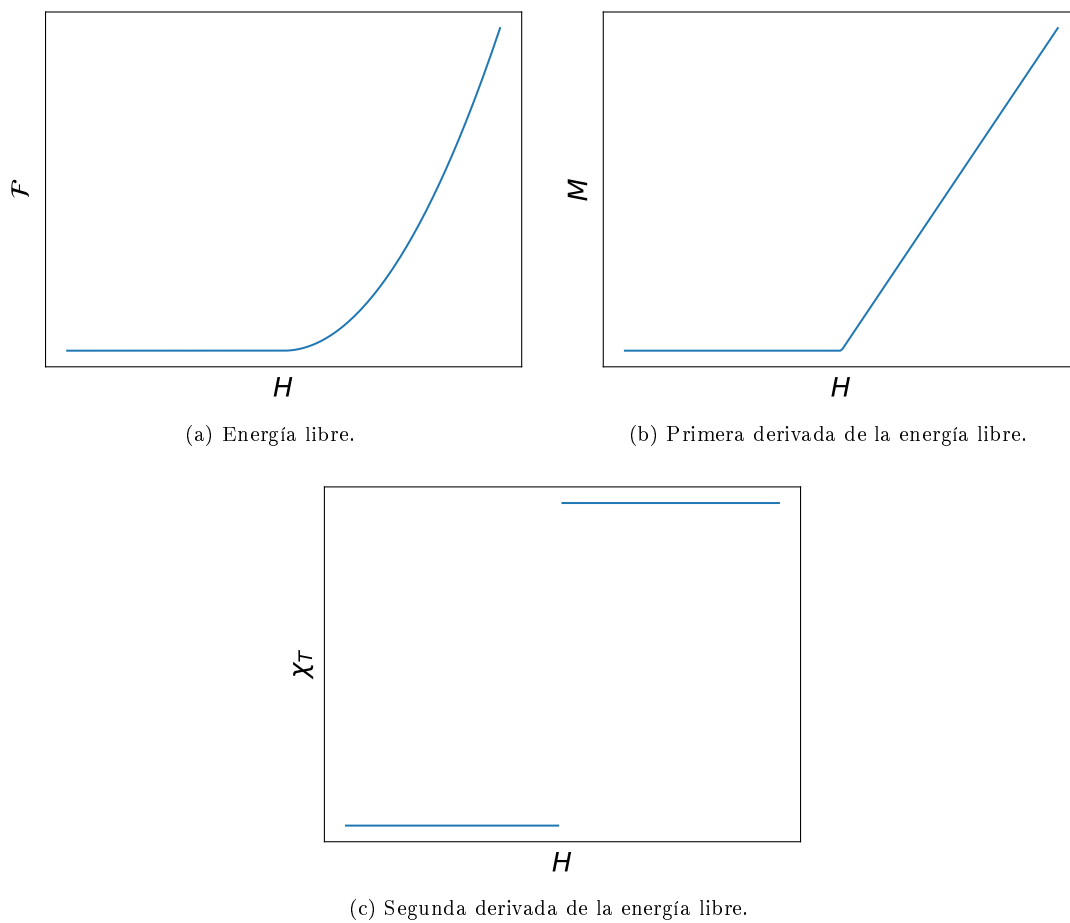


Figura 5.1: Transición de fase de segundo orden.

5.2. Función de correlación

Las variables termodinámicas como la magnetización o la entropía son propiedades macroscópicas, entender lo que pasa en las transiciones de fase requiere de un enfoque a nivel microscópico. La función de correlación se define

$$\langle \vec{s}_x \cdot \vec{s}_y \rangle_c = \langle \vec{s}_x \cdot \vec{s}_y \rangle - \langle \vec{s}_x \rangle \cdot \langle \vec{s}_y \rangle. \quad (5.5)$$

En los modelos de espín la función de correlación mide que tan fuertemente se afectan dos espines $\vec{s}_x, \vec{s}_y \in \mathcal{S}^{n-1}$.

En el modelo 2-d $O(3)$

$$\vec{\sigma}_i = \frac{1}{L} \sum_{k=1}^L \vec{s}_{i,k}, \quad \vec{\sigma}_j = \frac{1}{L} \sum_{l=1}^L \vec{s}_{l,j}, \quad (5.6)$$

$$\langle \vec{s}_{i,k} \cdot \vec{s}_{l,j} \rangle_c = \frac{1}{L^4} \sum_{i=1}^L \sum_{k=1}^L \sum_{l=1}^L \sum_{j=1}^L \vec{s}_{i,k} \cdot \vec{s}_{l,j} - \frac{1}{L^4} \sum_{i=1}^L \sum_{k=1}^L \vec{s}_{i,k} \cdot \sum_{l=1}^L \sum_{j=1}^L \vec{s}_{l,j}, \quad (5.7)$$

$$\langle \vec{s}_{i,j} \cdot \vec{s}_{k,l} \rangle_c = \frac{1}{L^2} \sum_{i=1}^L \sum_{j=1}^L \vec{\sigma}_i \cdot \vec{\sigma}_j - \frac{1}{L^2} \sum_{i=1}^L \vec{\sigma}_i \cdot \sum_{j=1}^L \vec{\sigma}_j = \langle \vec{\sigma}_i \cdot \vec{\sigma}_j \rangle_c. \quad (5.8)$$

$$\langle \vec{\sigma}_i \cdot \vec{\sigma}_j \rangle_c = A \cosh \left(\frac{|i-j| - L/2}{\xi} \right), \quad (5.9)$$

donde ξ es la longitud de correlación

$$\xi \propto T^{-\nu}, \quad (5.10)$$

y ν es un exponente crítico.

5.3. Escalamiento

Dado un potencial termodinámico

$$G(H, T) = G(H, \epsilon). \quad (5.11)$$

Cerca de el punto crítico existen exponentes a_H y a_T tales que se cumple la ecuación

$$G(\lambda^{a_H} H, \lambda^{a_T} \epsilon) = \lambda G(H, \epsilon), \quad (5.12)$$

donde $\lambda \in \mathbb{R}^+$.

$$M = - \frac{\partial \mathcal{F}}{\partial B} \Big|_{T, B=0} \propto (T_c - T)^\beta, \quad (5.13)$$

$$\chi = \frac{\partial M}{\partial B} \Big|_{T, B=0} \propto (T_c - T)^\gamma, \quad (5.14)$$

$$M|_{T=T_c} \propto B^{1/\delta}, \quad (5.15)$$

$$C = -T \frac{\partial^2 \mathcal{F}}{\partial T^2} \propto (T - T_c)^{-\alpha}, \quad (5.16)$$

$$\xi \propto (T - T_c)^{-\nu}. \quad (5.17)$$

$$(5.18)$$

5.4. Universalidad

Debido a el numero de elementos que interactúan en un modelo microscópico realista, no es posible hacer predicciones exactas sobre todas las cantidades relevantes. El concepto de clases de universalidad fue señalado primeramente por Kadanoff, posteriormente en 1970 E. Fermi se baso en el trabajo de Griffiths, Jasnow y otros investigadores. Se estudiaron datos experimentales de diversos materiales cerca de sus respectivos puntos críticos, y se encontró que los datos de los diversos sistemas son descritos por la misma función de escalamiento. El aparente comportamiento universal motivo a buscar una respuesta para la siguiente cuestión.

¿Que características, características de las interacciones microscópicas son importantes para determinar puntos críticos, exponentes críticos y funciones de escalamiento y que características son irrelevantes?

En general la clase de universalidad y el valor de los exponentes críticos no depende de la estructura local de los acoplamientos. O dicho de otra forma. Aunque las interacciones son a nivel local, los exponentes críticos dependen solo de la dimensión espacial y las simetrías del sistema.

5.5. Renormalización

La idea de que un punto critico puede ser mapeado en un punto fijo, eligiendo la transformación correcta del hamiltoniano del sistema. Es la motivación de los grupos de renormalización. Entre las ventajas de la renormalización. Permite obtener estimaciones numéricas de los exponentes críticos. Con lo que proporciona una base para describir universalidad y escalamiento.

Entre los nuevos conceptos que emergen esta la idea de dimensiones marginalmente altas y bajas d_- y d_+ , la teoría clásica proporciona una descripción adecuada de los puntos y exponentes críticos cuando para la dimensión del sistema d se cumple que $d > d_+$. En el caso $d = d_+$ el modelo clásico usualmente funciona con algunas correcciones. Para el caso $d < d_-$ las fluctuaciones del sistema son tan fuertes que no se mantiene el orden estructural para ninguna temperatura $T > 0$. En el caso $d_- < d < d_+$ no se sabe con exactitud las propiedades del sistema salvo en el caso limite en el que el numero de elementos en el sistema n tiende a infinito.

5.6. Tiempo de auto-correlación

La simulación de un sistema cerca de un punto critico un problema complicado, en general la dinámica de las simulaciones desacelera considerablemente cerca de un punto critico. La desaceleración es una complicación cuando se dispone de un tiempo de computo finito por lo que es de gran interés entender como cambia el sistema del sistema. La evolución de un sistema se caracteriza por el tiempo de auto-correlación, mide la velocidad a la que un sistema pasa a un estado estadísticamente independiente. Consideremos una observable A y A_t el valor de A en el instante t . Definimos la auto-correlación como

$$C_{AA}(t) = \langle A_s A_{s+t} \rangle - \langle A \rangle^2. \quad (5.19)$$

Si la cadena de Markov cumple la condición de balance detallado, los valores propios de la matriz de transferencia son reales, se tiene que

$$C_{AA}(t) = \sum_{\alpha} C_{\alpha} e^{-t/\tau_{\text{exp},\alpha}}. \quad (5.20)$$

El tiempo de autocorrelacion se estima como

$$\tau_{\text{exp}} = \text{máx}(\tau_{\text{exp},\alpha}) \quad (5.21)$$

Donde $\tau_{\text{exp},A}$ es el tiempo de auto-correlación exponencial. Una definición alternativa es el tiempo de auto-correlación integrado

$$\tau_{\text{int}} = \frac{1}{2} + \sum_{t=1}^{\infty} \frac{C_{AA}(t)}{C_{AA}(0)}. \quad (5.22)$$

El tiempo de auto-correlación depende del algoritmo de Monte Carlo particular que se use y en general cerca de un punto critico diverge según la ecuación

$$\tau \propto \xi^z \quad (5.23)$$

donde z es el exponente crítico dinámico.

Capítulo 6

Simulaciones en equilibrio

Un sistema compuesto por muchas partículas esta en constante cambio, el sistema pasa en poco tiempo por una abrumadora cantidad de configuraciones, si se pudiera medir la energía para cada una de esas configuraciones se apreciaría que la energía del sistema cambia tantas veces como el número de configuraciones por las que ha pasado el sistema.

6.1. Metodología

Simular el modelo 2d $O(3)$ en un ordenador requiere de la transición de la teoría a un programa capaz de generar configuraciones de espines aleatorias y actualizarlas siguiendo los criterios específicos de cada algoritmo. El programa debe ser capaz de medir y registrar las observables de interés. Una simulación de un sistema equilibrio sigue los siguientes pasos.

1. Se genera una configuración aleatoria de espines.
2. Se actualiza el sistema hasta alcanzar el equilibrio térmico a temperatura T .
3. Se miden las observables.
4. Se actualiza el sistema hasta generar una configuración estadística-mente independiente.
5. Se repiten $N - 1$ veces los pasos 3 y 4.

Como se ve en la Figura (??), las observables de un sistema fluctúan en respuesta a los cambios en la configuración. Por lo que se calculan suficientes barridos para alcanzar la precisión deseada. En la misma imagen hay dos trayectorias. La trayectoria «Cold start», parte de un estado de energía máxima en el que todos los espines están alineados. La trayectoria «Hot start», parte de una configuración aleatoria. Después de unos 20 barridos ambas trayectorias oscilan alrededor una energía que corresponde al sistema termalizado.

6.2. Resultados

Se realizo una serie de experimentos para determinar características generales del modelo 2d $O(3)$. La longitud de correlación se cálculo en equilibrio térmico para las temperaturas

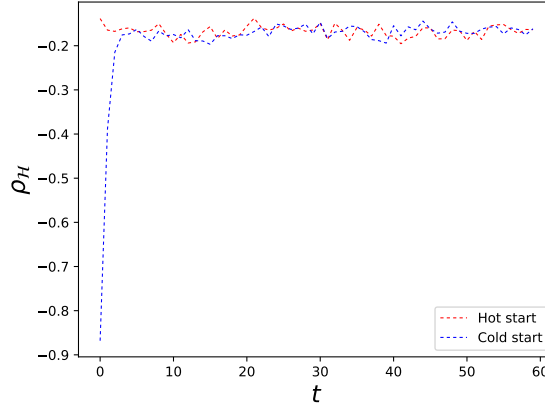


Figura 6.1: Termalización de dos sistemas $2d$ $O(3)$ a temperatura $T = 4$, $L = 64$. La trayectoria roja corresponde a una configuración inicial de espines aleatorios. La trayectoria azul corresponde a una configuración inicial de espines alineados en la dirección $(0, 0, 1)$.

L	ν_{ML}	ν_{MA}	ν_{GL}	ν_{GA}
32	5.1(2)	5.1(1)	4.9(2)	5.3(2)
64	6.2(2)	6.4(4)	6.4(4)	6.2(3)
128	6.9(5)	6.7(6)	7.1(7)	6.8(5)

Cuadro 6.1: Exponentes críticos de la longitud de correlación.

$T \in \{0.75, 0.8, 0.85, 0.9, 0.95, 1.0, 1.2\}$, para las retículas de longitud $L \in \{32, 64, 128\}$. En todos los casos se partió de un hot-start y se termalizó durante 10^4 actualizaciones del algoritmo multi-cluster. Finalmente se promedió sobre 10^5 barridos del algoritmo de metrópolis lexicográfico. En la fig. (??) se grafican las longitudes de correlación en función de la temperatura ajustadas a la función

$$\xi = AT^{-\nu}. \quad (6.1)$$

El exponente crítico es en cada caso

El tiempo de auto correlación se cálculo en equilibrio térmico para las temperaturas $T \in \{0.6, 0.65, 0.7, 0.75, 0.8\}$. En todos los casos se partió de un hot-start y se termalizó durante 10^4 actualizaciones del algoritmo multi-cluster. Finalmente se promedió sobre 10^5 barridos del algoritmo de metrópolis lexicográfico fig. (??).

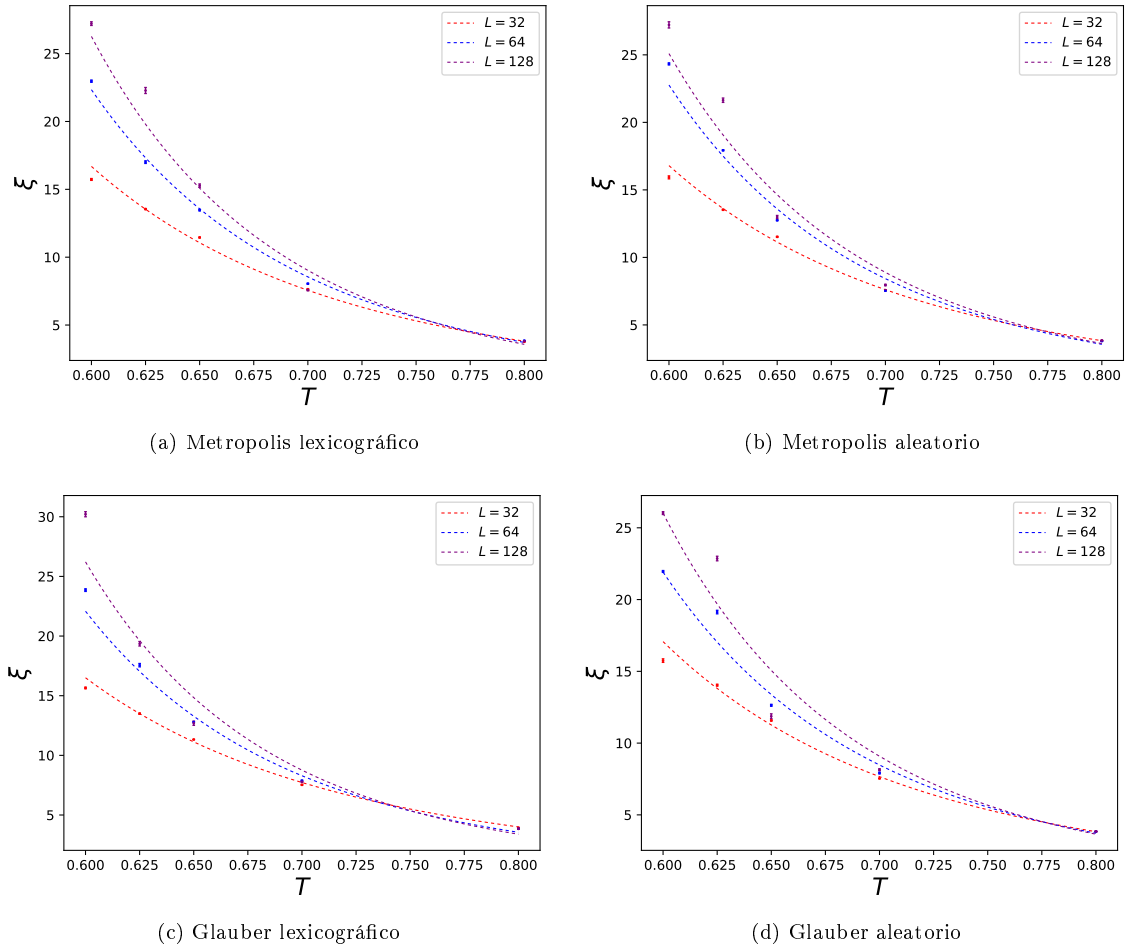
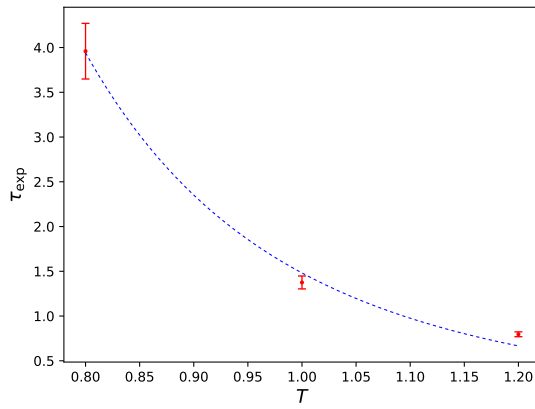


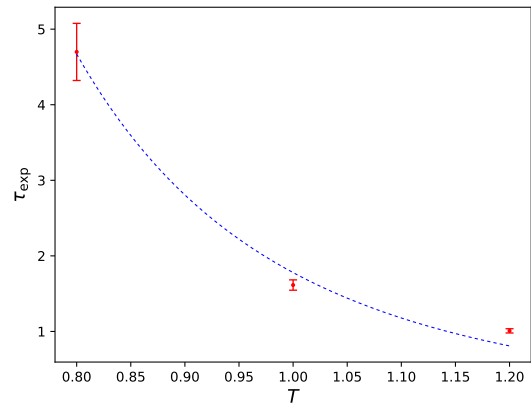
Figura 6.2: Longitud de correlación en función de la temperatura para las retículas de longitud $L \in \{32, 64, 128\}$.

Algoritmo	z_Q	z_H	z_m
Metropolis lexicográfico	4.4(4)	3.8(1)	7.2(3)
Metropolis aleatorio	4.3(5)	3.52(4)	7.3(3)
Glauber lexicográfico	4.8(5)	3.47(2)	7.7(4)
Glauber aleatorio	3.8(3)	3.32(10)	7.9(5)

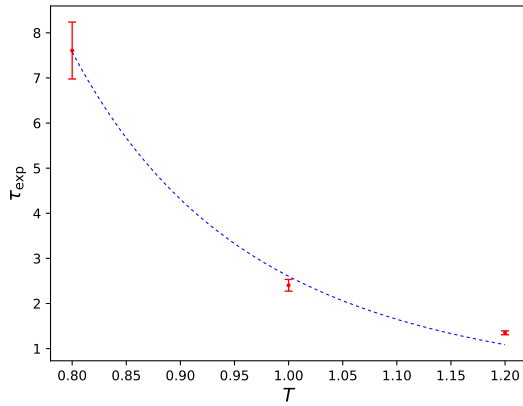
Cuadro 6.2: Exponente crítico z para diferentes algoritmos.



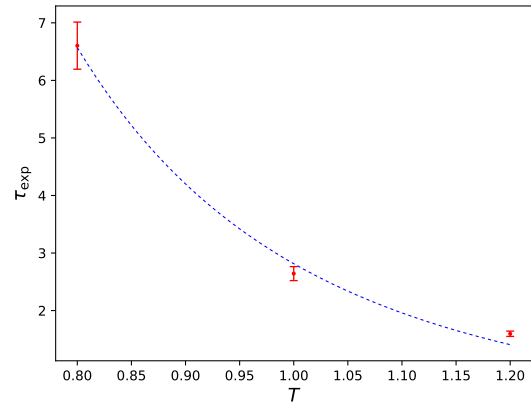
(a) Algoritmo de Metropolis lexicográfico.



(b) Algoritmo de Metropolis aleatorio.

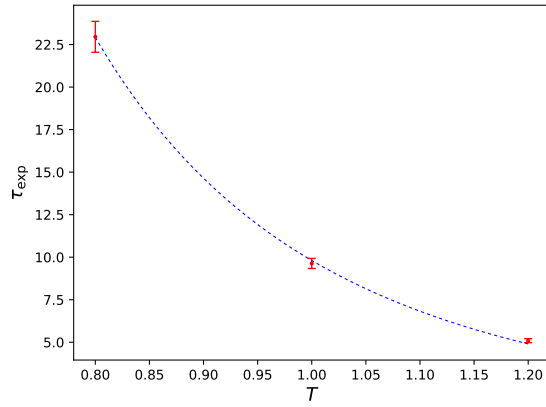


(c) Algoritmo de Glauber lexicográfico.

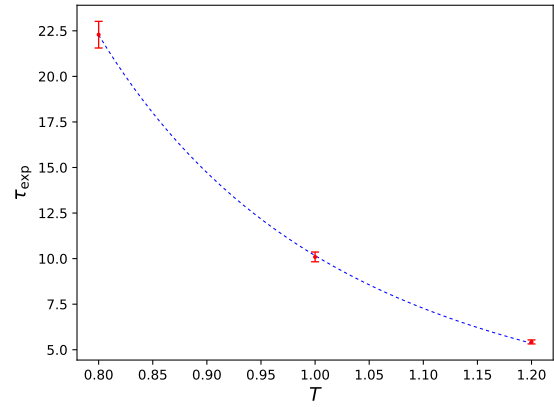


(d) Algoritmo de Glauber aleatorio.

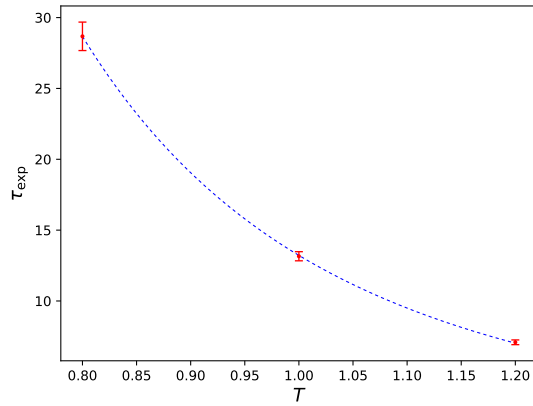
Figura 6.3: Tiempo de autocorrelación de la susceptibilidad topológica en función de la temperatura en una retícula de longitud $L = 64$.



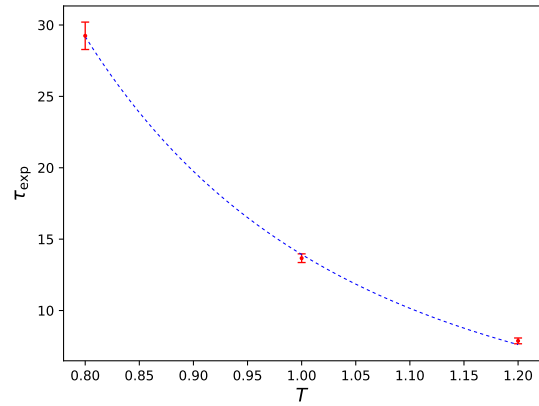
(a) Algoritmo de Metropolis lexicográfico.



(b) Algoritmo de Metropolis aleatorio.

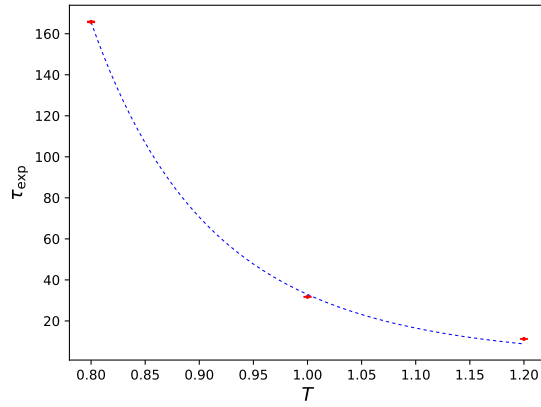


(c) Algoritmo de Glauber lexicográfico.

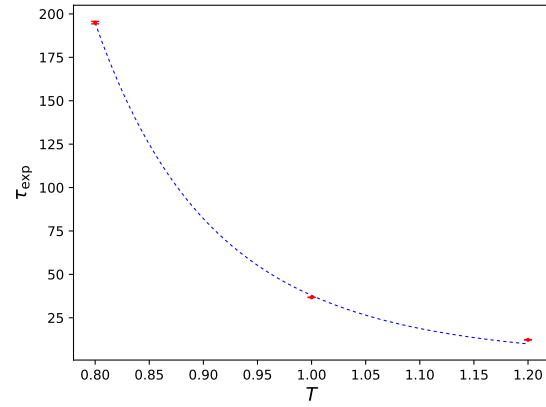


(d) Algoritmo de Glauber aleatorio.

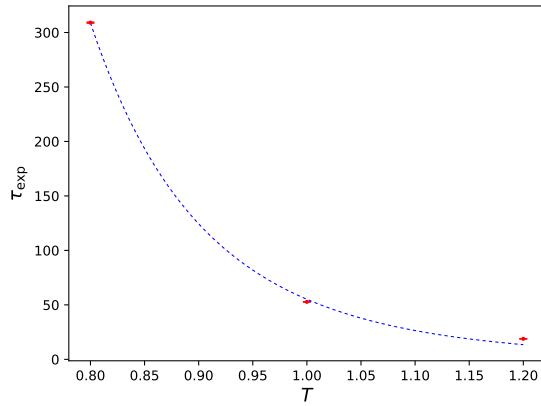
Figura 6.4: Tiempo de autocorrelación de la densidad de energía en función de la temperatura en una retícula de longitud $L = 64$.



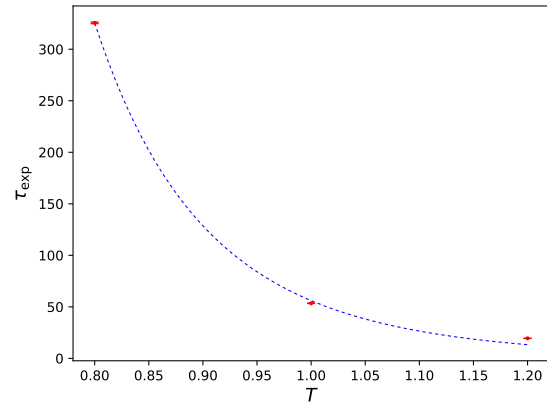
(a) Algoritmo de Metropolis lexicográfico.



(b) Algoritmo de Metropolis aleatorio.



(c) Algoritmo de Glauber lexicográfico.



(d) Algoritmo de Glauber aleatorio.

Figura 6.5: Tiempo de autocorrelación de la magnetización en función de la temperatura en una retícula de longitud $L = 64$.

Capítulo 7

Simulación de enfriamientos

7.1. Metodología

Para simular un enfriamiento rápido el algoritmo multi-cluster se vuelve inconveniente ya que genera configuraciones estadística-mente independientes muy rápido llevando el sistema al equilibrio térmico demasiado rápido, es por eso que en los enfriamiento emplearemos un enfoque distinto, en vez de promediar entre configuraciones sucesivas en equilibrio se realizan N enfrenamientos y se promedia entre las configuraciones de los N enfrenamientos a igual temperatura

Se define la velocidad de enfriamiento

$$v_{\text{cool}} = \frac{T_f - T_i}{\tau_{\text{cool}}} \quad (7.1)$$

donde τ_{cool} es el el número de pasos para llegar desde la temperatura inicial T_i hasta la temperatura final T_f .

Se define la temperatura T

$$T(\tau) = T_i + \tau v_{\text{cool}}. \quad (7.2)$$

Empezando desde $\tau = 0$, un enfriamiento consta de los siguientes pasos.

1. Se genera una configuración aleatoria de espines.
2. Se usa el método multi-cluster para que la configuración alcance el equilibrio térmico a temperatura $T(\tau = 0)$.
3. Se miden las observables.
4. Se define $i = \tau$ y se redefine $\tau = i + 1$.
5. Se realiza un barrido de la configuración a temperatura $T(\tau)$.
6. Se repiten los pasos del el 2 al 6 si $\tau < \tau_{\text{cool}}$.

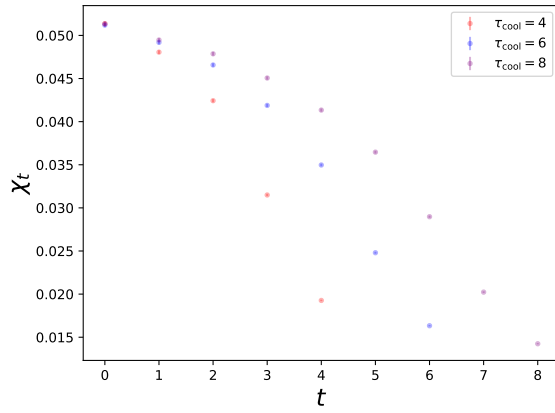
Al terminar el proceso se tiene una trayectoria para cada observable en función de la temperatura. Ya que se miden las observables fuera del equilibrio térmico estas trayectoria son diferentes en cada enfriamiento. Se realizan N enfriamientos y se promedian las trayectorias para cada observable resultando en una trayectoria suave.

Algoritmo	z_Q	$z_{\mathcal{H}}$	z_m
Metropolis lexicográfico	0.49(1)	—	−0.261(5)
Metropolis aleatorio	0.49(2)	—	−0.242(7)
Glauber lexicográfico	0.46(1)	—	−0.259(6)
Glauber aleatorio	0.46(1)	—	−0.246(7)
Multi cluster	0.74(6)	—	−0.608(8)

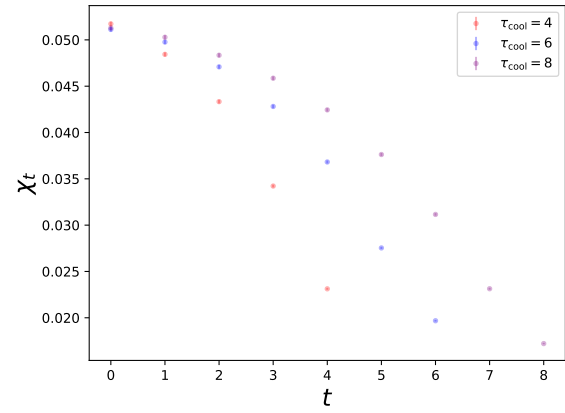
Cuadro 7.1: Exponente critico z para diferentes algoritmos.

7.2. Resultados

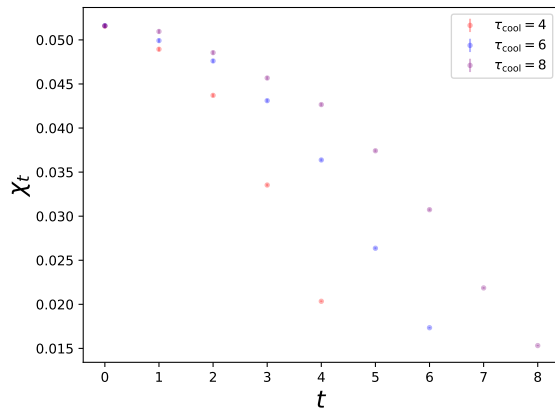
Se realizaron enfriamientos desde la temperatura $T_i = 4$ hasta $T_f = 0$, usando las velocidades de enfriamiento $\tau_{\text{cool}} \in \{4, 6, 8, 10, 12, 14, 16\}$. Para cada experimento se realizaron 10^5 enfriamientos.



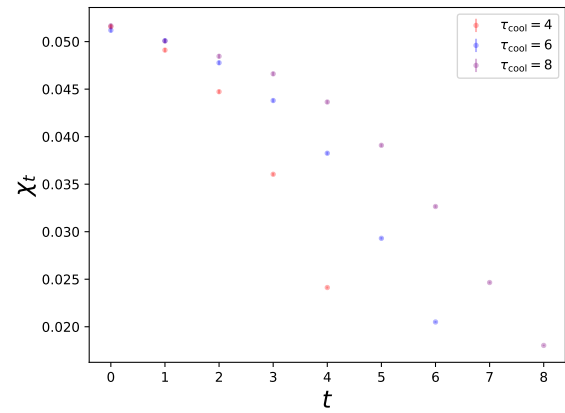
(a) Metropolis lexicográfico



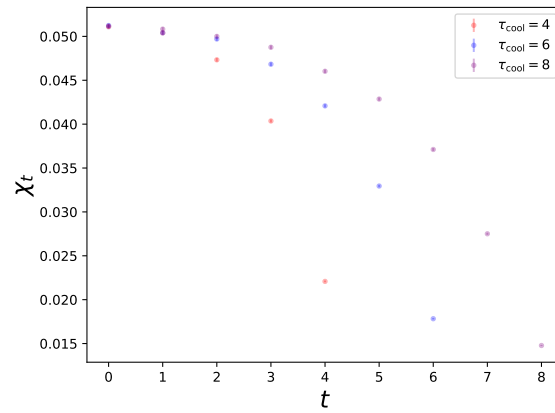
(b) Metropolis aleatorio



(c) Glauber lexicográfico

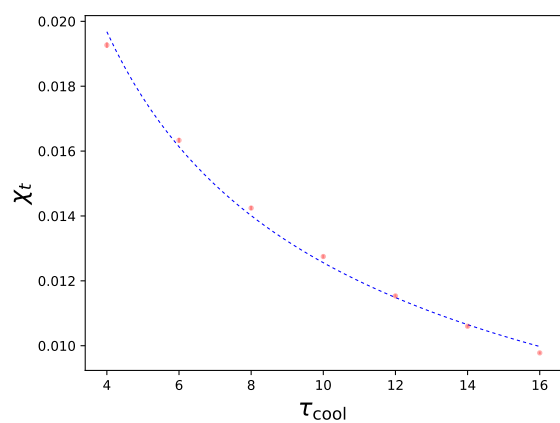


(d) Glauber aleatorio

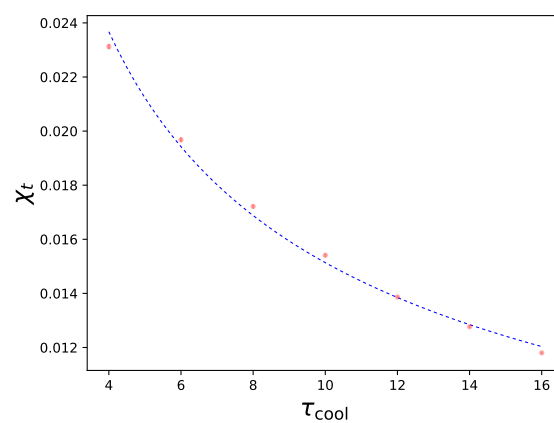


(e) Multi cluster

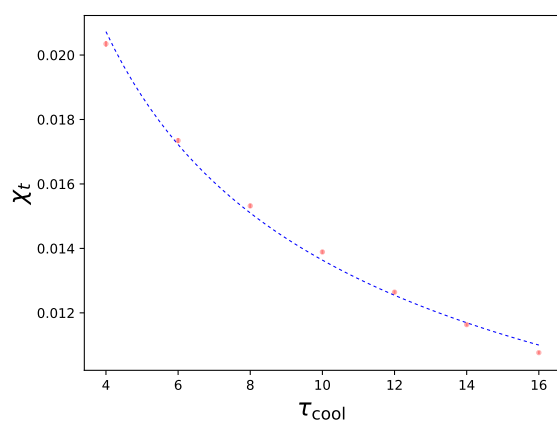
Figura 7.1: Evolución de los enfriamientos de la susceptibilidad topológica χ_t respecto a la temperatura T , para diferentes velocidades de enfriamiento $\tau_{\text{cool}} \in \{4, 6, 8\}$.



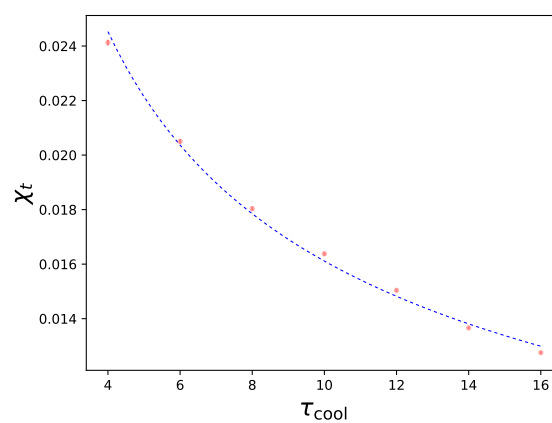
(a) Metropolis lexicográfico



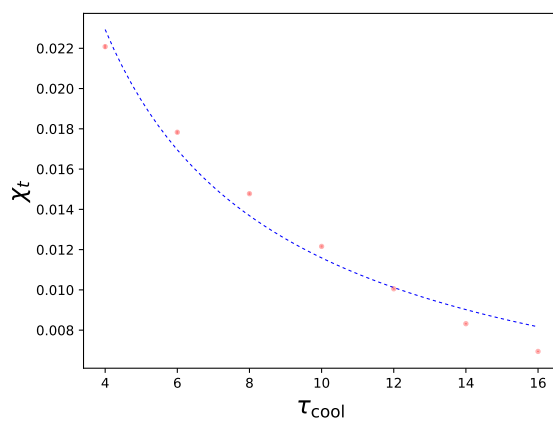
(b) Metropolis aleatorio



(c) Glauber lexicográfico



(d) Glauber aleatorio



(e) Multi cluster

Figura 7.2: Susceptibilidad topológica χ_t respecto a la velocidad de enfrenamiento τ_{cool} .

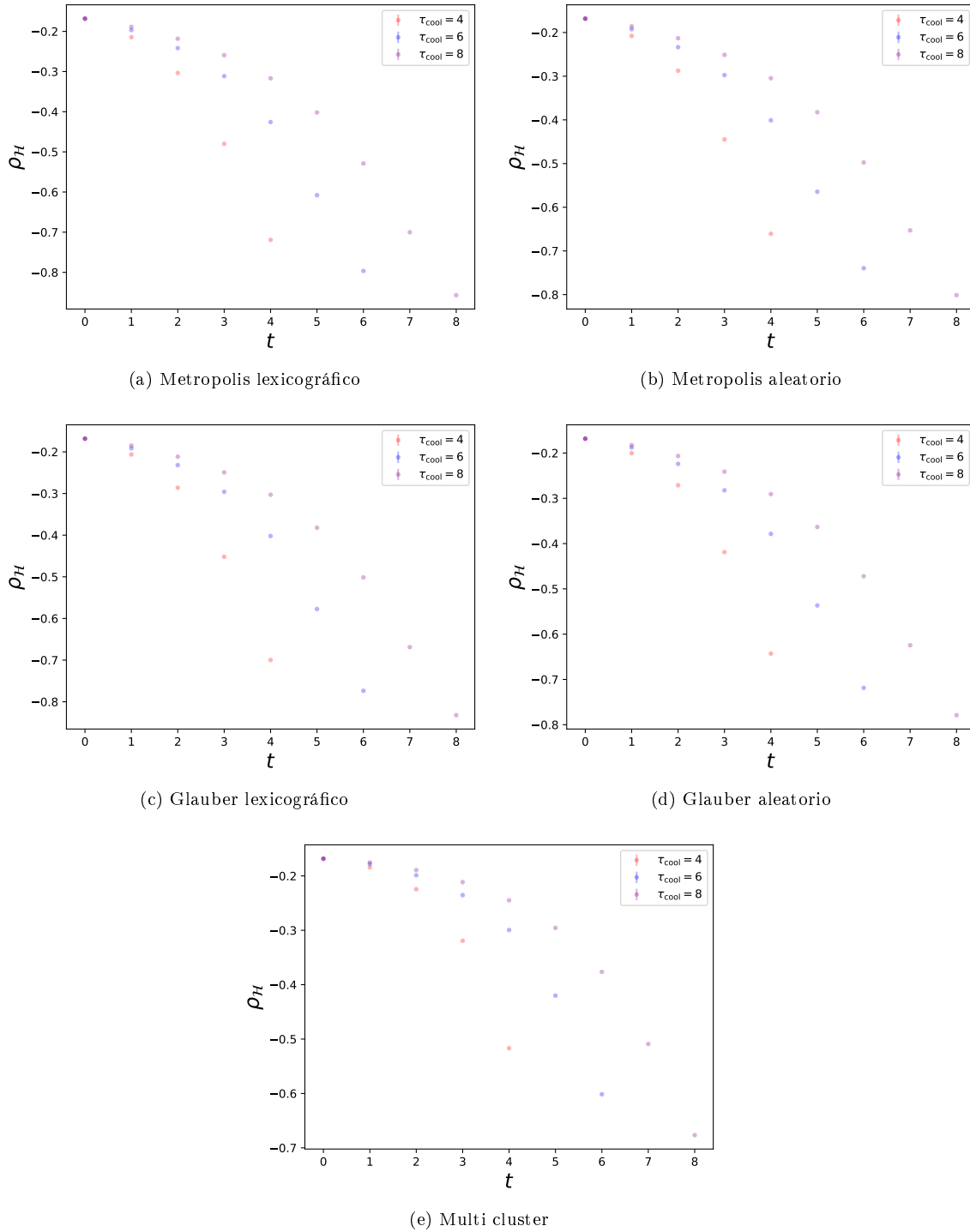


Figura 7.3: Evolución de los enfriamientos de la densidad de energía $\rho_{\mathcal{H}}$ respecto a la temperatura T , para diferentes velocidades de enfriamiento $\tau_{\text{cool}} \in \{4, 6, 8\}$.

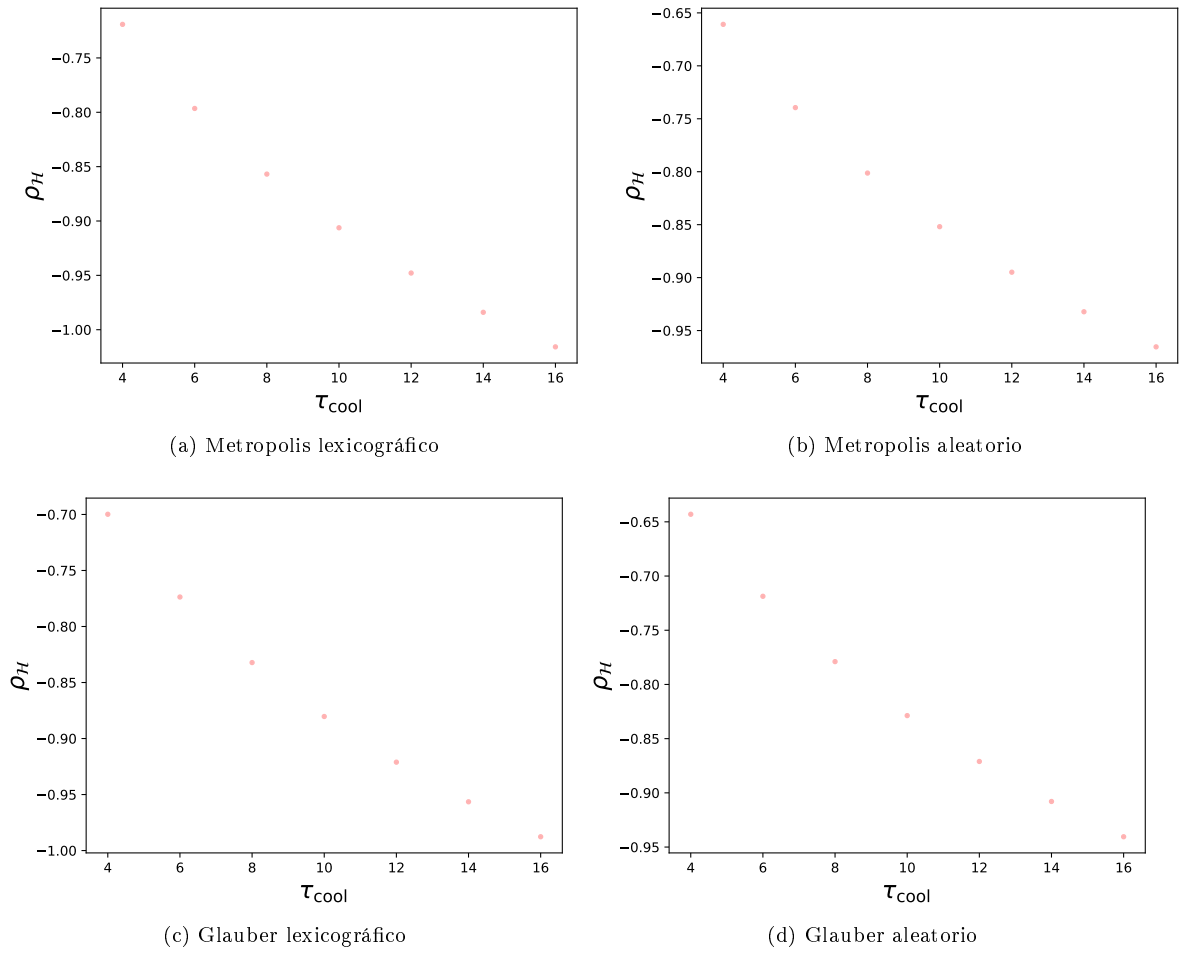


Figura 7.4: Susceptibilidad densidad de energía ρ_H respecto a la velocidad de enfrenamiento τ_{cool} .

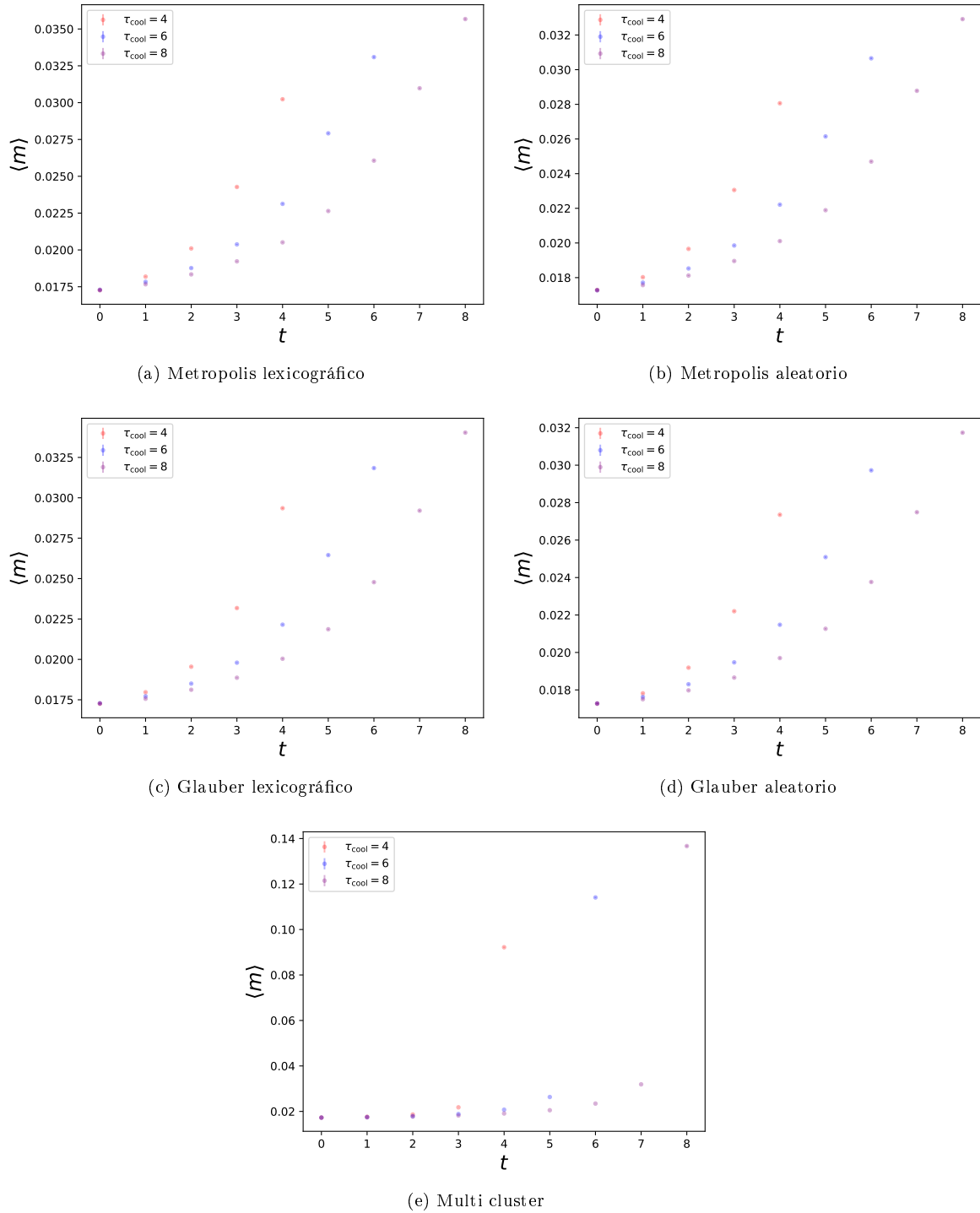
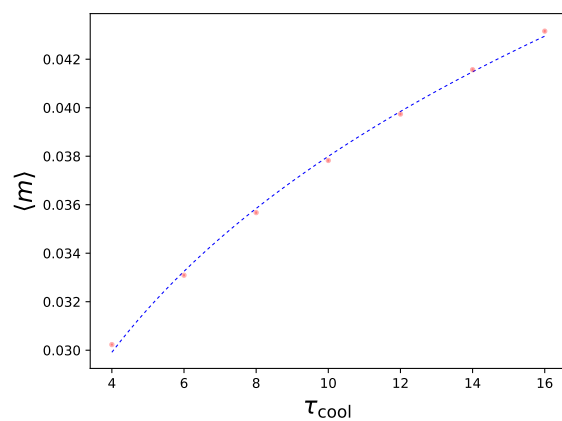
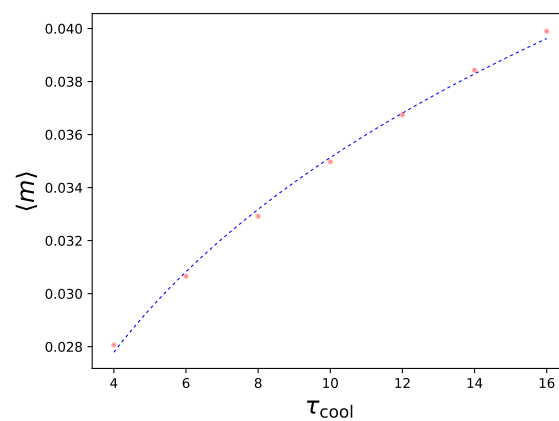


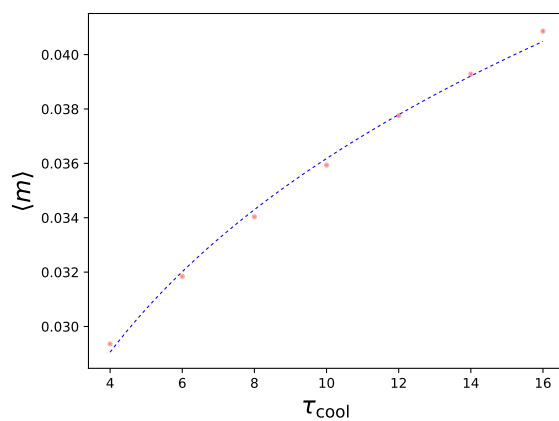
Figura 7.5: Evolución de los enfriamientos de la magnetización m respecto a la temperatura T , para diferentes velocidades de enfriamiento $\tau_{cool} \in \{4, 6, 8\}$.



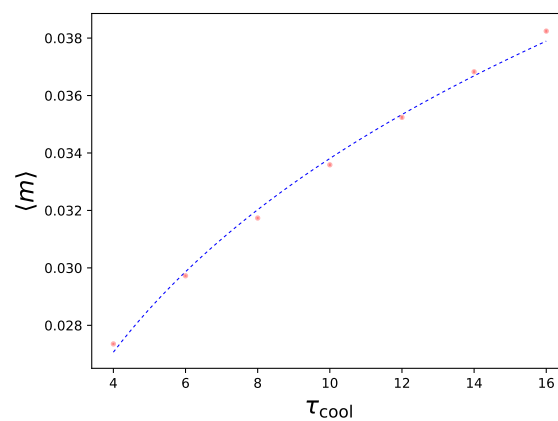
(a) Metropolis lexicográfico



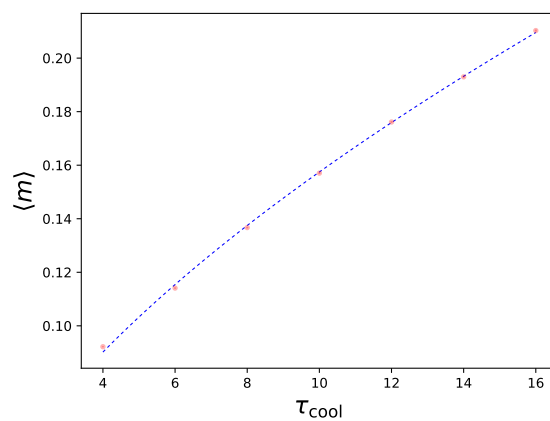
(b) Metropolis aleatorio



(c) Glauber lexicográfico



(d) Glauber aleatorio



(e) Multi cluster

Figura 7.6: Susceptibilidad magnetización m respecto a la velocidad de enfrenamiento τ_{cool} .

Capítulo 8

Resumen y conclusiones

Apéndice A

Distribución aleatoria de vectores en la esfera S^2

Se quiere generar una distribución uniforme y aleatoria de vectores en la esfera S^2 , en coordenadas esféricas tenemos los siguientes parámetros

$$\vec{s} = (\sin \theta \cos \phi, \sin \theta \sin \phi, \cos \theta), \quad (\text{A.1})$$

donde $\theta \in (0, \pi)$ y $\phi \in (0, 2\pi)$. Es posible generar números aleatorios uniformemente distribuidos en el intervalo $(0, 1)$ y escalar los intervalos para generar una pareja (θ_r, ϕ_r) , el problema es que no genera una distribución uniforme en la esfera ya que los hay mayor probabilidad de generar un vector cercano al polo norte de la esfera, este problema se debe a que en la transformación de coordenadas del plano a la esfera, la frontera del rectángulo de área $2\pi^2$ se mapea a un único punto en el polo de proyección, podemos corregir el efecto compensando disminuyendo la probabilidad cerca de la frontera. La densidad de probabilidad $f(\vec{r})$ en la superficie de la esfera cumple la siguiente relación

$$\int_S f(\theta, \phi) dS = 1. \quad (\text{A.2})$$

Ya que queremos que la probabilidad sea igual para cualquier dirección la densidad de probabilidad tiene que ser constante, por lo que la densidad de probabilidad tiene que ser $f(\theta, \phi) = 1/4\pi$, entonces

$$\frac{1}{4\pi} \int_0^{2\pi} d\phi \int_0^\pi \sin \theta d\theta = \frac{1}{2} \int_0^\pi \sin \theta d\theta. \quad (\text{A.3})$$

La contribución de ϕ es lineal, no es el caso para θ . Definiendo

$$u(\theta) = \frac{1}{2} \int_0^\theta \sin \theta' d\theta' = \frac{1}{2}(1 - \cos \theta), \quad (\text{A.4})$$

$$\cos \theta = 1 - 2u. \quad (\text{A.5})$$

Resolviendo obtenemos la forma de θ que cumple que dada una distribución uniforme de $u \in (0, 1)$ genera una distribución uniforme en la esfera S^2

$$\theta = \arccos(1 - 2u). \quad (\text{A.6})$$

La restricción $u_r = u\delta$ donde $\delta \in (0, 1)$ genera una distribución uniforme en una sección de la esfera a una distancia δ del polo de proyección

$$\theta = \arccos(1 - 2u\delta). \quad (\text{A.7})$$

Para generar un vector aleatorio en referencia a cualquier punto sobre la esfera podemos rotar generar un vector aleatorio \vec{r} respecto al polo de proyección y hacer una rotación hasta el punto deseado \vec{s} . Es conveniente calcular un vector ortonormal a \vec{s} y \vec{r} dado por el producto vectorial entre los dos vectores

$$\vec{k} = \frac{\vec{s} \times \vec{r}}{\|\vec{s} \times \vec{r}\|} \quad (\text{A.8})$$

Se calcula la rotación de \vec{s} por θ respecto a \vec{k}

$$\vec{s}' = \vec{s} \cos \theta + (\vec{k} \times \vec{s}) \sin \theta. \quad (\text{A.9})$$

Finalmente obtenemos el vector \vec{s}' .

Apéndice B

Programación

Para hacer una simulación por ordenador se escribe un programa con las reglas que debe seguir el sistema, se proporcionan condiciones iniciales y se deja que el ordenador calcule el estado posterior del sistema. Se podría pensar que con esto se puede resolver cualquier problema, delegándolo a una computadora, en la realidad muchos sistemas físicos superan en interacciones a la cantidad de cálculos que un ordenador es capaz de hacer en un tiempo razonable.

Llevar una serie de conceptos abstractos a una simulación es una tarea complicada, se debe elegir el lenguaje de programación que mejor adapte a las necesidades del problema. Se debe crear una estructura de funciones y rutinas para establecer una base que facilite el diseño de un experimento y permita realizar experimentos bajo diversas condiciones, medir las observables y analizar los resultados de una forma eficiente es por eso que se requiere de un buen diseño, un buen uso de las herramientas disponibles y una buena planificación.

B.1. Equilibrio entre accesibilidad y eficiencia

A día de hoy el uso de lenguajes de programación ampliamente versátiles es frecuente para la mayoría de propósitos, sin embargo estos lenguajes al ser tan amplios en funcionalidad llegan a perder eficiencia en tareas específicas, no es un gran problema en la mayoría de los casos en los que esta pérdida es de milésimas de segundo, pero en las simulaciones numéricas de monte carlo el número de cálculos es suficiente para percibir un incremento considerable en el tiempo de computo. Lenguajes como Fortran son mucho menos populares pero muy eficiente cumpliendo con su propósito, al ser un lenguaje no interpretado se debe de compilar para ser ejecutado, como resultado en simulaciones largas que requieren de un alto poder de computo la eficiencia es miles de veces mayor que en el caso de los lenguajes interpretados y no se requiere de instalar algún interprete en un servidor de la nube para ejecutarlo ya que el archivo compilado puede comunicarse directamente con el servidor. Ya que los lenguajes no interpretados como Fortran tienen un rendimiento considerablemente superior en el largo plazo, vale la pena aprender el lenguaje. Al estar orientado al computo científico es accesible y de fácil implementación, por estas cualidades es el lenguaje de programación principal en este proyecto ya que en el caso de el análisis de los resultado y la generación de graficas se ha usado Python con algunos de sus librerías especiales.

Bibliografía

- [1] A. Wipf, “Statistical approach to quantum field theory: an introduction,” *Springer*, 7-11, 2013.
- [2] R. P. Feynman, “Space-Time Approach to Non-Relativistic Quantum Mechanics,” *Rev. Mod. Phys.*, 20, 367-387, 1948.
- [3] M. Creutz y B. Freedman, “A statistical approach to quantum mechanics,” *Ann. Phys.*, 132, 427-462, 1981.
- [4] J. M. Kosterlitz, “Nobel Lecture: Topological defects and phase transitions,” *Reviews of Modern Physics*, 89, 4, 2017.
- [5] W. Bietenholz, U. Gerber, M. Pepe y U.-J. Wiese, “Topological lattice actions,” *J. High Energy Phys.*, 2010, 20, 2010.
- [6] A. Van Oosterom y J. Strackee, “The Solid Angle of a Plane Triangle,” *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, BME-30, 125-126, 1983.
- [7] K. B. Athreya, H. Doss y J. Sethuraman, “On the convergence of the Markov chain simulation method,” *Ann. Stat.*, 24, 69-100, 1996.
- [8] N. Metropolis, A. W. Rosenbluth, M. N. Rosenbluth, A. H. Teller y E. Teller, “Equation of State Calculations by Fast Computing Machines,” *J. Chem. Phys.*, 21, 1087-1092, 1953.
- [9] R. H. Swendsen y J.-S. Wang, “Nonuniversal critical dynamics in Monte Carlo simulations,” *Phys. Rev. Lett.*, 58, 86-88, 1987.