

Il modello di Ising

Autore: Filippo Negrini

Corso: Simulazione di Materia Condensata e Biosistemi

Università: Università degli Studi di Milano

3 febbraio 2025

Indice

1 Modello di Ising 1D	3
1.1 Teoria di campo medio	3
1.1.1 Magnetizzazione	4
1.1.2 Esponenti critici	5
1.2 Soluzione esatta	6
1.2.1 Magnetizzazione	7
1.2.2 Correlazioni fra spin	8
1.2.3 Domain walls	8
2 Modello di Ising 2D	10
2.1 Finite size scaling	11
2.2 Domain walls	11
2.3 Fenomeni ad invarianza di scala	12
2.3.1 $T < T_c$	13
2.3.2 $T > T_c$	13
2.3.3 $T = T_c$	13
3 Modello XY	17
3.1 Teorema di Mermin-Wigner	17
3.2 Difetti del parametro d'ordine	19
3.3 Transizione Kosterlitz-Thouless	20
4 Simulazioni Monte-Carlo	22
4.1 Generatore di numeri casuali	22
4.2 Inizializzazione	23
4.3 Algoritmo di Metropolis	23
4.3.1 Metropolis Ising 1D	23
4.3.2 Metropolis Ising 2D	24
4.3.3 Metropolis Modello XY	25
4.4 Termalizzazione	25
4.5 Autocorrelazione	26
4.6 Data-blocking	27
4.7 Algoritmo di Wolff	28
5 Simulazioni modello di Ising 1D	31
5.1 Osservabili	31

6 Simulazioni modello di Ising 2D	33
6.1 Osservabili	33
6.2 Studio del punto critico	34
7 Simulazione modello XY	37
A Modello di Ising 1D: $h = 0.0$	41
A.1 Termalizzazione	41
A.2 Auto-correlazione	45
A.3 Dimensione dei blocchi	49
A.4 Osservabili	53
B Modello di Ising 1D: $h = 0.02$	61
B.1 Termalizzazione	61
B.2 Auto-correlazione	65
B.3 Dimensione dei blocchi	69
B.4 Osservabili	73
C Modello di Ising 2D: Metropolis	81
C.1 Termalizzazione	81
C.2 Autocorrelazione	86
C.3 Lunghezza dei blocchi	91
C.4 Osservabili	96
D Modello di Ising 2D: Wolff	101
D.1 Termalizzazione	101
D.2 Autocorrelazione	106
D.3 Lunghezza blocchi	111
D.4 Osservabili	116
E Modello XY	117
E.1 Termalizzazione	117
E.2 Auto-correlazione	120
E.3 Dimensione blocchi	123
E.4 Osservabili	126

Il modello di Ising consiste in un reticolo che presenta un momento magnetico (o spin) in ogni sito. Nel modello questi spin assumono la forma più semplice possibile, non particolarmente realistica, di variabili scalari σ_i di valori ± 1 , rappresentanti rispettivamente dipoli unitari rivolti verso l'alto oppure verso il basso. Tali spin interagiscono fra loro e possono accoppiarsi ad un campo magnetico esterno e per tale motivo l'Hamiltoniana del sistema assume la forma

$$H = -J \sum_{\langle ij \rangle} \sigma_i \sigma_j - h \sum_i \sigma_i, \quad (0.1)$$

dove la notazione $\langle ij \rangle$ denota una somma su primi vicini. Se il parametro J è positivo i dipoli vicini tendono ad allinearsi e quindi il modello è di tipo ferromagnetico, altrimenti quando $J < 0$ si ha anti-allineamento e fenomenologia anti-ferromagnetica.

1 Modello di Ising 1D

Il modello di Ising 1D è uno dei pochi modelli della meccanica statistica che presenta una soluzione esatta. Il reticolo che prendiamo in considerazione in questo caso è lineare, tale per cui ogni sito reticolare presenta solo due primi vicini. Lavorando con condizioni periodiche al contorno, l' N -esimo spin diventa un vicino del primo ed il sistema si chiude ad anello, come è possibile apprezzare in Figura 1.

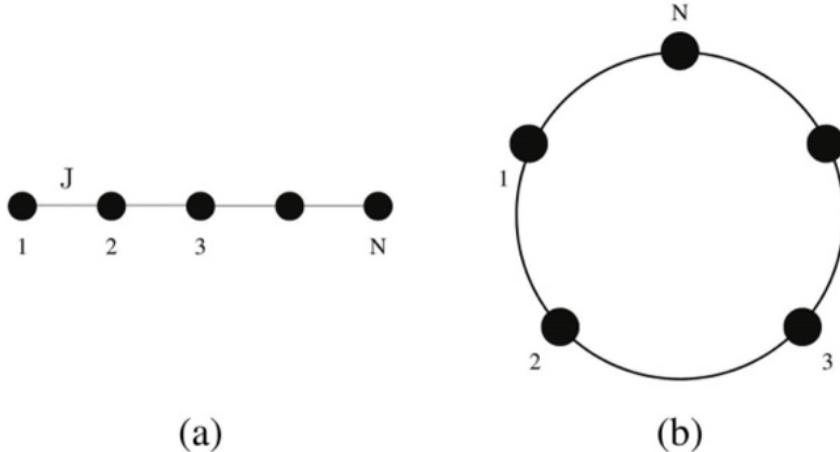


Figura 1: L'immagine (a) è un esempio di modello di Ising 1D senza pbc, mentre in (b) si può apprezzare come la catena si chiuda su se stessa nel caso di condizioni periodiche al contorno.

Sebbene il modello di Ising 1D ammetta soluzione esatta, è istruttivo lavorare inizialmente con una teoria di campo medio, che presuppone la sostituzione del termine d'interazione fra spin con un termine efficace (di campo medio) in cui sono trascurate le fluttuazioni degli spin.

1.1 Teoria di campo medio

Il punto di partenza di una teoria di campo medio è la semplificazione del temine d'interazione presente nell'Hamiltoniana. Nel caso del modello di Ising mono-dimensionale l'interazione fra spin primi vicini può essere riscritta come

$$\sigma_i \sigma_j = (\sigma_i - m + m)(\sigma_j - m + m) = -m^2 + m\sigma_i + m\sigma_j + (\sigma_i - m)(\sigma_j - m), \quad (1.1)$$

dove l'ultimo termine della somma misura le fluttuazioni fra spin. L'approssimazione di campo medio consiste nel trascurare completamente l'ultimo termine, in modo tale che tutti

gli spin risultino essere disaccoppiati fra loro e sia più immediato il calcolo della funzione di partizione. L'Hamiltoniana di campo medio risulta quindi

$$H_{MF} = -\frac{J}{2} \sum_{\langle i,j \rangle} [-m^2 + m(\sigma_i + \sigma_j)] - h \sum_i \sigma_i, \quad (1.2)$$

da cui è immediato il calcolo della funzione di partizione

$$Q_{MF} = \sum_{\{\sigma\}} e^{-\beta H_{MF}} = \exp\left(-\frac{\beta J m^2 N n_{nn}}{2}\right) \{2 \cosh[\beta(J n_{nn} m + h)]\}^N. \quad (1.3)$$

Nella relazione precedente la quantità n_{nn} è il numero di coordinazione del reticolo, ossia la quantità di primi vicini che ha un generico spin (nel caso in considerazione sarà quindi pari a due). L'energia libera per particella è data da

$$\frac{F}{N} = -\frac{k_B T}{N} \ln(Q_{MF}) = \frac{JM^2 n_{nn}}{2} - \frac{1}{\beta} \ln\{2 \cosh[\beta(h + J n_{nn} m)]\} \quad (1.4)$$

da cui è possibile ricavare tutta la termodinamica del sistema.

1.1.1 Magnetizzazione

La magnetizzazione si ricava derivando rispetto al campo magnetico h l'energia libera per spin. La relazione che si ottiene è nota come *equazione di Bragg-Williams*, che può essere espressa nella forma

$$\tanh^{-1}(m) = \frac{h + n_{nn} J m}{k_B T} \quad (1.5)$$

Nel caso in cui il campo magnetico è identicamente nullo, è necessario distinguere due casistiche in base alla temperatura del sistema. In primo luogo è necessario introdurre la temperatura critica

$$T_c = \frac{n_{nn} J}{k_B}, \quad (1.6)$$

che consente di riscrivere il secondo membro dell'equazione di Bragg-Williams in funzione del rapporto fra T_c e la temperatura a cui il sistema si trova.

$$\tanh^{-1}(m) = \frac{T_c}{T} \quad (1.7)$$

Così facendo risulta evidente che quando $T > T_c$ l'unica soluzione possibile dell'equazione (1.7) è $m = 0$, ossia mancanza di magnetizzazione (e quindi ordine nel sistema). Nel caso opposto, ossia con $T < T_c$, si hanno tre possibili valori di m , ossia $0, \pm m_0$, con m_0 quantità finita. L'energia libera consente di identificare quale sia la soluzione fisica, poiché come è possibile osservare in Figura 2 quando la temperatura scende al di sotto di quella critica F passa da un regime in cui è presente un solo minimo in $m = 0$ ad un regime con due minimi equivalenti in $m = \pm m_0 \neq 0$.

Questi due valori d'equilibrio della magnetizzazione sono perfettamente simmetrici in assenza di campo magnetico: una rottura spontanea della simmetria per inversione di spin è necessaria per far sì che il sistema realizzi uno dei due stati di minimo globale dell'energia libera.

Nel caso di campo magnetico esterno diverso da zero non si osserva più la simmetria caratteristica del caso con $h = 0$ e l'allineamento fra spin concorde con il verso di h risulta essere energeticamente favorito.

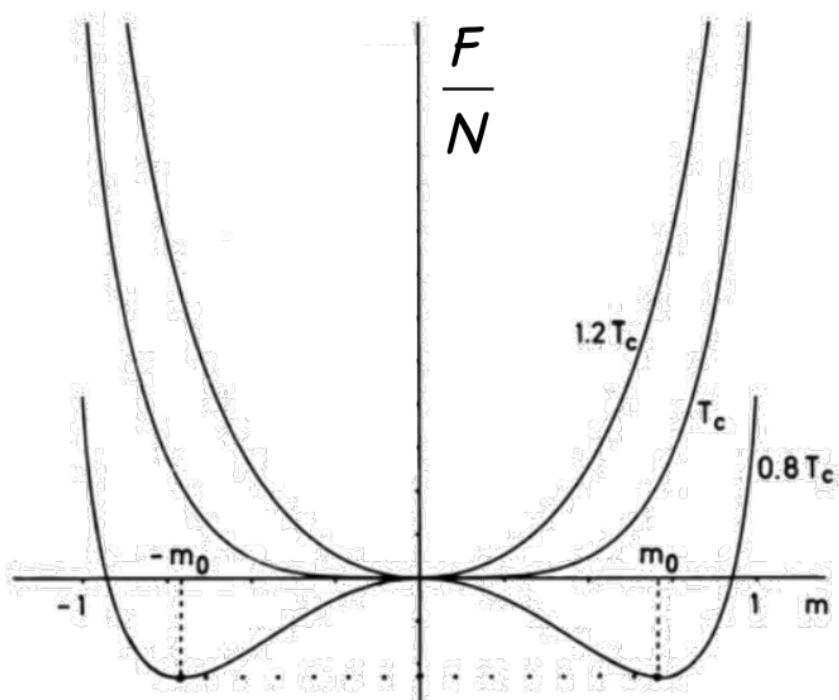


Figura 2: Energia libera per particella al variare della temperatura del sistema. Quando la temperatura è maggiore o uguale di quella critica è presente un solo minimo in $m = 0$, mentre al di sotto di T_c sono presenti due minimi globali equivalenti e simmetrici rispetto ad $m = 0$, che è un massimo locale. Immagine da [1].

1.1.2 Esponenti critici

E' possibile caratterizzare il comportamento di un sistema nell'intorno del punto critico studiando le leggi leggi di potenza con cui scalano le osservabili caratteristiche. Gli esponenti di queste leggi di potenza sono detti *esponenti critici*. I principali sono riportati nella seguente Tabella ??.

Esponente	Significato fisico
α	Describe l'andamento del calore specifico al punto critico
β	Describe l'andamento del parametro d'ordine al punto critico
γ	Describe l'andamento della suscettività al punto critico
δ	E' legato all'equazione di stato alla temperatura critica

Tabella 1: Esponenti critici e relativo significato

Procediamo ora al calcolo degli esponenti critici β e δ per il modello di Ising mono-dimensionale. L'equazione di Bragg-Williams è uno strumento importante per il calcolo di β , poichè per $T \rightarrow T_c^-$ la magnetizzazione è molto minore di uno ed è possibile espandere in serie la tangente iperbolica tralasciando i termini di ordine superiore al terzo

$$m = \tanh\left(m \frac{T_c}{T}\right) \simeq m \frac{T_c}{T} - \frac{m^3}{3} \left(\frac{T_c}{T}\right)^3 \quad (1.8)$$

in modo tale che, ponendo ad uno il fattore moltiplicativo del termine di grado 3, sia possibile ricavare la magnetizzazione in funzione della differenza fra la temperatura critica e quella a cui si trova il sistema. Dato che

$$m \simeq \sqrt{3 \left(\frac{T_c - T}{T_c}\right)}, \quad (1.9)$$

l'esponente critico β sarà pari ad un mezzo. Il calcolo di δ fa nuovamente uso dell'equazione di Bragg-Williams, che a temperature confrontabili con quella critica e per piccoli valori del campo magnetico, può essere espressa come

$$m = \tanh\left(\frac{h}{k_B T} + m \frac{T_c}{T}\right) \simeq \frac{h}{k_B T} + m \frac{T_c}{T} - \frac{1}{3} \left(\frac{h}{k_B T} + m \frac{T_c}{T}\right)^3 \quad (1.10)$$

che porta all'equazione di stato approssimata

$$\frac{h}{k_B T} = m \frac{T - T_c}{T} + \frac{m^3}{3}. \quad (1.11)$$

Considerando l'isoterma critica, il primo termine della somma a secondo membro scompare in modo tale che magnetizzazione e campo magnetico siano legati come

$$m \simeq \left(\frac{3h}{k_B T_c}\right)^{\frac{1}{3}}, \quad (1.12)$$

che di conseguenza consente di identificare come $\delta = 3$. Sebbene una teoria di campo medio sia matematicamente più abbordabile rispetto alla risoluzione analitica del modello, alcune delle previsioni della stessa sono errate. Si vedrà nella prossima sezione che è impossibile per il modello di Ising 1D presentare magnetizzazione non nulla a temperatura finita ed in assenza di campo magnetico, fatto che nell'approccio di campo medio risultava essere evidente.

1.2 Soluzione esatta

Considerare un sistema con condizioni periodiche al contorno, come (b) in Figura 1, consente di scrivere l'Hamiltoniana in forma simmetrica

$$H = -J \sum_i \sigma_i \sigma_{i+1} - \frac{h}{2} \sum_i (\sigma_i + \sigma_{i+1}), \quad (1.13)$$

dato che $\sigma_{N+1} = \sigma_1$. La funzione di partizione è data dalla somma su tutte le possibili configurazioni del sistema, che si traduce in

$$Q(h, T) = \sum_{\sigma_1=\pm 1} \cdots \sum_{\sigma_N=\pm 1} \exp \left\{ \beta \left[J \sum_i \sigma_i \sigma_{i+1} + \frac{h}{2} \sum_i (\sigma_i + \sigma_{i+1}) \right] \right\} \quad (1.14)$$

Definendo una matrice P come

$$P = \begin{pmatrix} e^{\beta(J+h)} & e^{-\beta J} \\ e^{-\beta J} & e^{\beta(J-h)} \end{pmatrix} \quad (1.15)$$

è possibile riscrivere la funzione di partizione in termini matriciali

$$Q(h, T) = \sum_{\sigma_1=\pm 1} \cdots \sum_{\sigma_N=\pm 1} \langle \sigma_1 | P | \sigma_2 \rangle \langle \sigma_2 | P | \sigma_3 \rangle \cdots \langle \sigma_{N-1} | P | \sigma_N \rangle \langle \sigma_N | P | \sigma_1 \rangle \quad (1.16)$$

Notando che sono presenti $N - 1$ completezze, è possibile procedere ad una semplificazione estrema della relazione (1.16) che consente di apprezzare come la funzione di partizione altro non sia che la traccia della matrice P elevata alla N .

$$Q(h, T) = \sum_{\sigma_1=\pm 1} \langle \sigma_1 | P^N | \sigma_1 \rangle = \text{Tr}(P^N) = \lambda_1^N + \lambda_2^N, \quad (1.17)$$

dove λ_1 e λ_2 sono gli autovalori della matrice P . La loro determinazione richiede la soluzione di un problema agli autovalori, che porta a

$$\lambda_{1,2} = e^{\beta J} \cosh(\beta h) \pm \sqrt{e^{-2\beta J} + e^{2\beta J} \sinh^2(\beta h)}. \quad (1.18)$$

Una ottima approssimazione, quando il numero di spin preso in considerazione è elevato, consiste nel trascurare il secondo autovalore dato che

$$\lim_{N \rightarrow \infty} \left(\frac{\lambda_2}{\lambda_1} \right)^N = 0. \quad (1.19)$$

L'energia libera di Helmholtz, dalla quale è possibile determinare tutta la termodinamica del sistema, risulta quindi

$$A(h, T) = -k_B T \ln [Q(h, T)] \simeq -N k_B T \ln (\lambda_1). \quad (1.20)$$

1.2.1 Magnetizzazione

Dall'energia libera di Helmholtz è possibile ricavare la magnetizzazione per spin, che costituisce il parametro d'ordine del sistema in analisi ed in quanto tale consente di caratterizzare le transizioni di fase. In particolare, tale quantità si ottiene come derivata di $A(h, T)$ rispetto al campo magnetico applicato, in modo tale che

$$m = - \left(\frac{\partial A/N}{\partial h} \right)_T = \frac{\sinh(\beta h)}{\sqrt{e^{-4\beta J} + \sinh^2(\beta h)}} \quad (1.21)$$

Notiamo che se $h \rightarrow 0$ la magnetizzazione tende ad un valore nullo per ogni temperatura finita. Questo fatto evidenzia come sia impossibile avere una transizione di fase a temperatura finita T , come invece sembrava evidente nella teoria di campo medio. Quando si ha $T = 0$ m satura ad uno per ogni valore del campo magnetico, il che implica spin totalmente allineati; questo significa che la temperatura critica T_c coincide con lo zero assoluto. E' anche possibile calcolare la suscettività magnetica, la quale diverge quanto $T \rightarrow 0$, che è il comportamento che ci si aspetterebbe al punto critico.

Il motivo alla base delle errate previsioni della teoria di campo medio è che tale approccio diventa esatto nel limite in cui le fluttuazioni del parametro d'ordine sono molto più piccole del valore effettivo dello stesso al punto critico. Il *criterio di Ginzburg* afferma che per sistemi tipo Ising, il campo medio fornisce soluzioni esatte solamente per dimensioni del reticolo superiori a quattro. Il miglioramento delle previsioni all'aumentare della dimensionalità risulta evidente dal confronto fra gli esponenti critici calcolati in campo medio e quelli ottenuti in modo analitico o computazionale mediante simulazioni Monte-Carlo.

Esponente	Mean-field	Ising 2D	Ising 3D
α	0	0	0.119 ± 0.006
β	$1/2$	$1/8$	0.326 ± 0.004
γ	1	$7/4$	1.239 ± 0.003
δ	3	?	4.80 ± 0.05
ν	$1/2$	1	0.627 ± 0.002

Tabella 2: Confronto fra esponenti critici calcolati in campo-medio e in modo analitico/numerico per modelli di Ising 2D e 3D.

1.2.2 Correlazioni fra spin

Consideriamo ora un modello di Ising costituito da un reticolo lineare aperto, senza più condizioni al contorno periodiche, come quello in Figura 3.

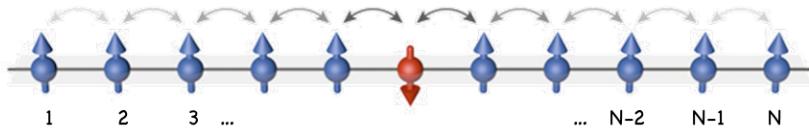


Figura 3: Esempio di catena di spin per la determinazione della funzione di correlazione fra due spin. Immagine da [1].

La funzione di correlazione fra due spin σ_i e σ_j è definita come

$$G_{ij} = \langle \sigma_i \sigma_j \rangle - \langle \sigma_i \rangle \langle \sigma_j \rangle \quad (1.22)$$

e consente di valutare se due spin sono correlati o meno. Nel caso del modello di Ising 1D la funzione di correlazione risulta essere

$$G_{i,i+r} = (\tanh \beta J)^r. \quad (1.23)$$

Dall'equazione (1.23) è possibile determinare quale sia la lunghezza di correlazione esprimendo la $G_{i,i+r}$ come una funzione esponenzialmente decadente della separazione r fra gli spin in analisi.

$$G_{i,i+r} = e^{r[\ln(\tanh \beta J)]} = e^{-r/\xi}, \quad (1.24)$$

da cui risulta che la lunghezza di correlazione è pari a

$$\xi = -\frac{1}{\ln [\tanh (J/k_B T)]}. \quad (1.25)$$

Notiamo che la lunghezza di correlazione è sempre maggiore o uguale a zero. Inoltre, quando la temperatura tende a zero, ξ diverge ad infinito. Il fatto che questo accada solamente a temperatura nulla evidenzia come non si abbia correlazione (e di conseguenza ordine) a lungo raggio fra gli spin per ogni $T \neq 0$.

1.2.3 Domain walls

I domain walls sono i bordi che delimitano due domini magnetici caratterizzati da orientamenti differenti dei momenti magnetici. Studiare quale sia l'effetto di queste interfacce sull'energia libera consente di comprendere perché nel modello di Ising 1D vinca il disordine (in assenza di campo magnetico) ad ogni temperatura finita. Consideriamo un sistema aperto (quindi senza pbc) a $T = 0$ e campo magnetico nullo. Esso si trova nel suo ground state, ossia tutti gli spin presentano lo stesso orientamento. La più semplice eccitazione di un sistema di questo genere consiste nella formazione di una singola interfaccia, come riportato in Figura 4, che separa totalmente spin up e spin down.

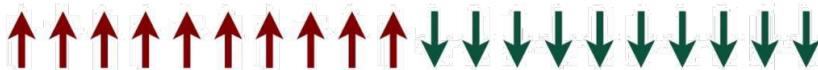


Figura 4: Esempio di eccitazione elementare per un modello di Ising 1D. Immagine da [1].

La differenza in energia fra i due stati sopracitati è pari a $2J$, quindi nel caso di un sistema che presenta una concentrazione $x = M/N$ di domain walls la variazione di energia libera sarà pari a

$$\Delta A = \Delta E - TS = 2JM - k_b T \ln \left[\frac{N!}{M!(N-M)!} \right], \quad (1.26)$$

dove ad argomento del logaritmo troviamo il numero di modi possibili in cui posizionare il domain wall. Utilizzando la formula di Stirling per espandere i fattoriali, è possibile ottenere la seguente relazione in funzione della concentrazione x introdotta in precedenza

$$\Delta A \simeq N \{ 2Jx + k_B T [x \ln(x) + (1-x) \ln(1-x)] \} \quad (1.27)$$

Per determinare quale sia la concentrazione all'equilibrio termodinamico si deve minimizzare l'energia libera, ossia la derivata prima della stessa rispetto ad x deve essere posta pari a zero. Questo porta a

$$x = \frac{1}{1 + \exp(2\beta J)}, \quad (1.28)$$

ossia una quantità finita per ogni $T \neq 0$. Questo evidenzia come non sia possibile long range order e di conseguenza la magnetizzazione sia identicamente nulla. In 1D, il contributo entropico all'energia libera domina su quello energetico, favorendo stati di disordine con spin orientati casualmente.

2 Modello di Ising 2D

Il modello di Ising 2D è un reticolo quadrato bidimensionale di spin che possono assumere solamente i valori ± 1 . L'Hamiltoniana del sistema è la stessa riportata in precedenza

$$H = -J \sum_{\langle ij \rangle} \sigma_i \sigma_j - h \sum_i \sigma_i, \quad (2.1)$$

con la differenza che in questo caso ogni momento magnetico presenta quattro primi vicini. Il modello presenta soluzione analitica solamente nel caso di campo magnetico nullo. In tali condizioni, la magnetizzazione risulta essere

$$m(\beta, h=0) = \begin{cases} \left[1 - \frac{1}{\sinh^4(2\beta J)} \right]^{\frac{1}{8}} & T < T_c \\ 0 & T > T_c. \end{cases} \quad (2.2)$$

dove T_c è pari a

$$T_c = \frac{2J}{\ln(1 + \sqrt{2})}. \quad (2.3)$$

Come risulta evidente in Figura 40, la magnetizzazione passa rapidamente da un valore unitario a zero nell'intorno della temperatura critica. Dato che la magnetizzazione costituisce il parametro d'ordine per il modello di Ising, questo comportamento è un'evidenza della transizione di fase che il reticolo di spin subisce.

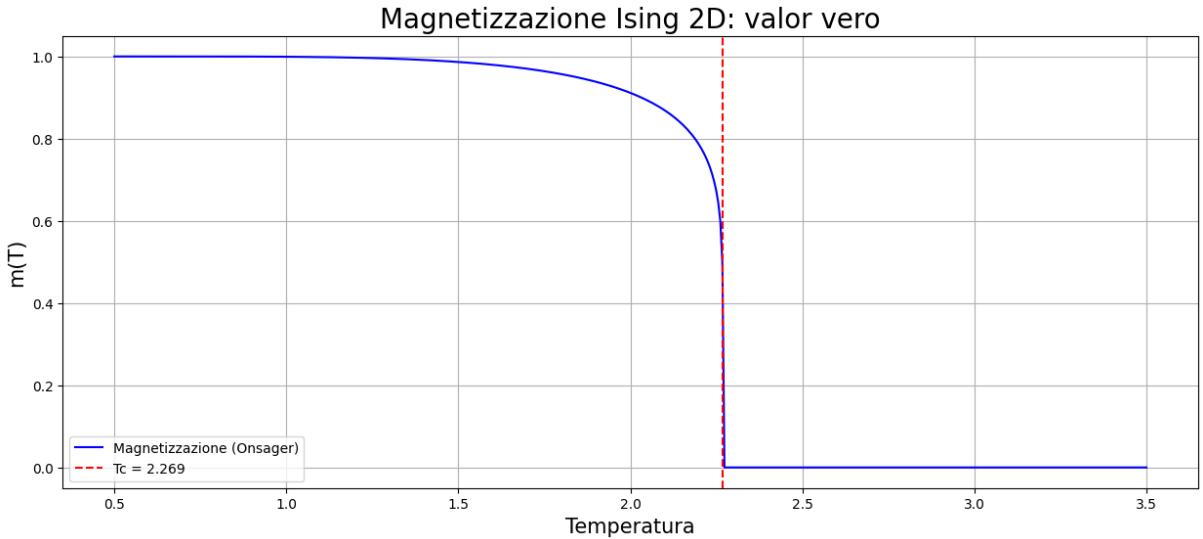


Figura 5: Magnetizzazione per il modello di Ising 2D in assenza di campo magnetico. E' possibile osservare come a $T = T_c$ la magnetizzazione passa rapidamente da un valore unitario a zero.

Al di sopra della temperatura critica il sistema è di natura paramagnetica e la magnetizzazione è nulla. Invece per $T < T_c$ gli spin sono ordinati ed il sistema presenta magnetizzazione spontanea. Per quanto riguarda l'energia interna, essa è data da [6]

$$U = -NJ \coth(2\beta J) \left\{ 1 + \frac{2}{\pi} [2 \tanh^2(2\beta J) - 1] \int_0^{\pi/2} \frac{d\phi}{\sqrt{1 - k^2 \sin^2(\phi)}} \right\}, \quad (2.4)$$

dove $k = 2 \sinh(2\beta J) / 2 \cosh^2(2\beta J)$ e l'integrale che compare nella relazione precedente è un integrale ellittico completo del primo ordine.

2.1 Finite size scaling

I modelli su cui è possibile effettuare uno studio computazionale hanno dimensione finita e di conseguenza sono solo un'approssimazione del limite termodinamico; il fatto che non venga considerato un numero di spin infinito si traduce in una descrizione inesatta della transizione di fase. Per $T \rightarrow T_c$ la lunghezza di correlazione dovrebbe divergere, ma per un sistema come quelli simulati per mezzo di tecniche Monte-Carlo, il massimo valore di ξ è L , ossia la dimensione lineare del reticolo. A causa di questo cut-off sulla lunghezza di correlazione, altre quantità divergenti come il calore specifico e la suscettività magnetica presenteranno semplicemente un picco a T_c , ma non assumeranno valore infinito. Inoltre la caduta della magnetizzazione non sarà tanto rapida come per il risultato analitico, ma invece di un gradino si otterrà una curva derivabile in cui m tende a zero meno rapidamente. La temperatura critica, che per il modello di Ising 2D è $T_c \simeq 2.269$, non può essere predetta correttamente simulando un sistema finito. Supponendo di avere un reticolo di dimensione L , la temperatura critica valutata con un analisi computazionale differisce da quella calcolata analiticamente nel limite termodinamico di un fattore che dipende proprio dalla size del sistema. Infatti

$$T_c(L) - T_c(\infty) \simeq L^{-1/\nu} \quad (2.5)$$

Questo risulta evidente nello studio del calore specifico al variare della temperatura critica riportato in Figura 6, in cui il picco dello stesso tende al valor vero all'aumento della dimensione reticolare.

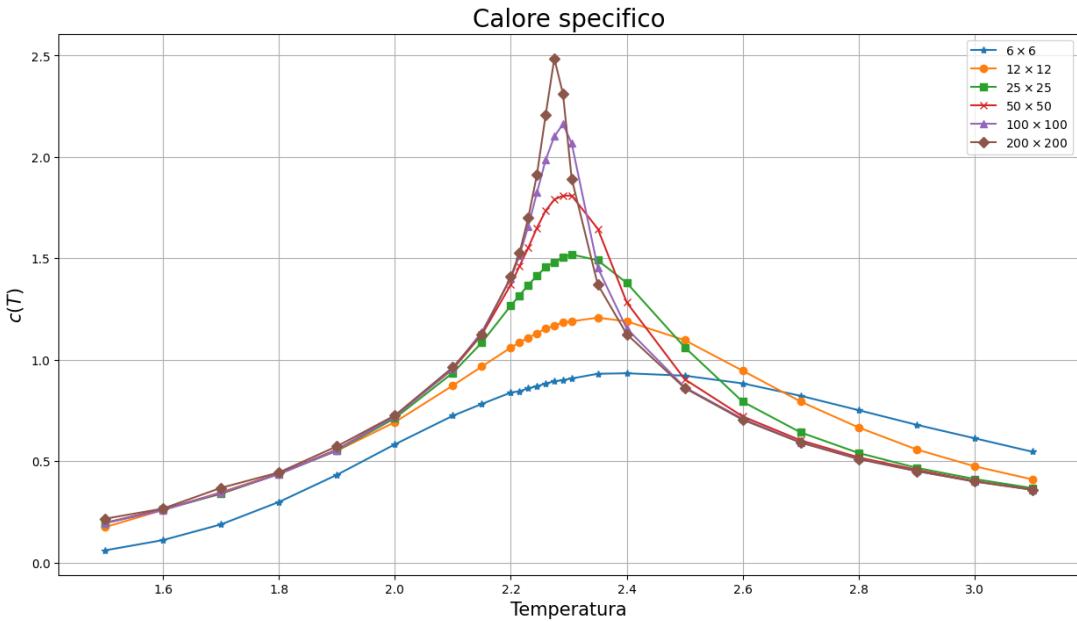


Figura 6: Calore specifico: $h = 0.0$.

2.2 Domain walls

Consideriamo ora un sistema di dimensione lineare La , dove L è un numero reale ed a invece il passo reticolare, in uno spazio a d dimensioni. Supponiamo inoltre che tale reticolo presenti un domain wall. In analogia con quanto osservato per il modello di Ising 1D, la variazione di energia legata a questa struttura è pari a

$$\Delta E = 2JL^{d-1} \quad (2.6)$$

L'entropia del domain wall è legata al numero di modi in cui si può costruire tale interfaccia. Per un singolo domain wall si può stimare che

$$S \gtrsim k_B \ln(L) \quad (2.7)$$

L'energia libera associata alla presenza dell'interfaccia è dunque pari a

$$A \simeq 2JL^{d-1} - k_B T \ln(L), \quad (2.8)$$

che è dominata dal termine energetico per ogni dimensione maggiore di due, dato che nel limite termodinamico il termine logaritmico è trascurabile. Per provare l'esistenza di ferromagnetismo in modo più quantitativo, basta mostrare che il valor medio dello spin sia diverso da zero. Nel caso del modello di Ising 2D è possibile mostrare che se gli spin che fanno parte della cornice esterna del reticolo sono positivi, la probabilità di avere uno spin negativo al centro del sistema è pari a

$$p_- < \frac{1}{2} \frac{\exp(-2\beta J)}{4(1 - 3\exp(-2\beta J))^4}. \quad (2.9)$$

Il secondo membro della relazione (2.9) può essere reso minore di $1/2$ in modo indipendente dalla dimensione del reticolo (ossia del parametro L introdotto in precedenza) scegliendo una temperatura opportuna. Questo evidenzia come possa presentarsi long range order e di conseguenza magnetizzazione finita per $0 \leq T < T_c$. Per sottolineare ulteriormente le differenze fra il modello di Ising 1D e quello bi-dimensionale consideriamo ora il mapping riportato in Figura 7, in cui i siti reticolari di un modello bi-dimensionale vengono mappati su una catena lineare (mantendo l'interazione con i primi vicini di partenza).

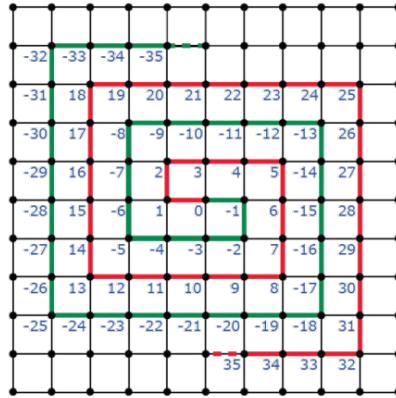


Figura 7: Mapping di un modello di Ising 2D su un modello di Ising 1D. Immagine da [1].

Sebbene si possa mappare il reticolo quadrato in una catena di spin, il motivo per cui tale reticolo lineare è ordinato a temperatura finita è da ricercare nel range dell'interazione. Nel caso del modello di Ising 1D con interazione fra primi vicini, la stessa è short range, poichè coinvolge solamente i siti adiacenti a quello preso in considerazione. Nel caso invece di catena di spin ottenuta come risultato del mapping di un reticolo quadrato in uno lineare, l'interazione è long-range, ed a ogni nuovo cambio di direzione delle spirali concentriche con cui si visitano tutti i siti reticolari tale lunghezza d'interazione aumenta. Nel caso della catena di spin ottenuta a partire da un reticolo quadrato anche i domain walls interagiscono fra loro con un potenziale di tipo long-range, andando ad invalidare il discorso fatto in precedenza e rendendo possibile una magnetizzazione non nulla anche per una catena di spin.

2.3 Fenomeni ad invarianza di scala

La transizione di fase che avviene alla temperatura critica T_c (2.3) è una transizione di fase continua. Una delle conseguenze della criticità è la perdita di un parametro di scala, nel senso

che il sistema presenta cluster di spin di tutte le dimensioni. Chiaramente nel caso di una simulazione questa distribuzione sarà influenzata dalle dimensioni finite del reticolo considerato, dato che non è computazionalmente possibile lavorare nel limite termodinamico. Inoltre al punto critico il comportamento di un sistema è solitamente indipendente dai dettagli microscopici dello stesso, in quanto è determinato da poche caratteristiche quali

- ◊ la dimensionalità d del sistema (per il modello di Ising 2D avremo $d = 2$)
- ◊ il numero di componenti n del parametro d'ordine
- ◊ il range delle interazioni microscopiche presenti fra i costituenti del sistema

Dato che il comportamento critico del sistema non ha alcuna dipendenza sui gradi di libertà microscopici dello stesso, è possibile mediante una tecnica di coarse graining rimuovere i gradi irrilevanti fino a quando si giunge alla lunghezza di correlazione. Tale metodo consiste nel dividere il reticolo in blocchi di dimensione inferiore rispetto a quella reticolare e sommare gli spin all'interno dei singoli cluster. Se il risultato dell'operazione precedente è positivo, il blocco verrà sostituito da un singolo spin orientato verso l'alto (+1), altrimenti da uno che punta verso il basso. Il modello risultante avrà di conseguenza un differente passo reticolare. Bisogna ora distinguere tre possibili scenari in base alla temperatura alla quale viene effettuata la simulazione.

2.3.1 $T < T_c$

Al di sotto della temperatura critica, il sistema è dotato di ordine a lungo raggio, ma dato che $T \neq 0$ sono presenti anche cluster di grandi dimensioni con spin orientati nella direzione opposta. Applicando in modo iterativo il metodo riportato in precedenza, la dimensione della cella unitaria aumenta e le fluttuazioni che sono di dimensione inferiore rispetto al passo reticolare scompaiono. Questo implica che il sistema diventa via via più ordinato e tende ad una configurazione con spin totalmente allineati tipica di $T = 0$. In Figura 12 è riportato un esempio di coarse graining applicato ad un reticolo di 10000×10000 spin, in cui per ogni mossa i sotto-blocchi che vengono presi in considerazione sono di dimensione 10×10 . Si può osservare che applicando iterativamente l'algoritmo, le poche eccitazioni presenti nello stato di partenza vengono eliminate, giungendo ad un modello con spin completamente allineati.

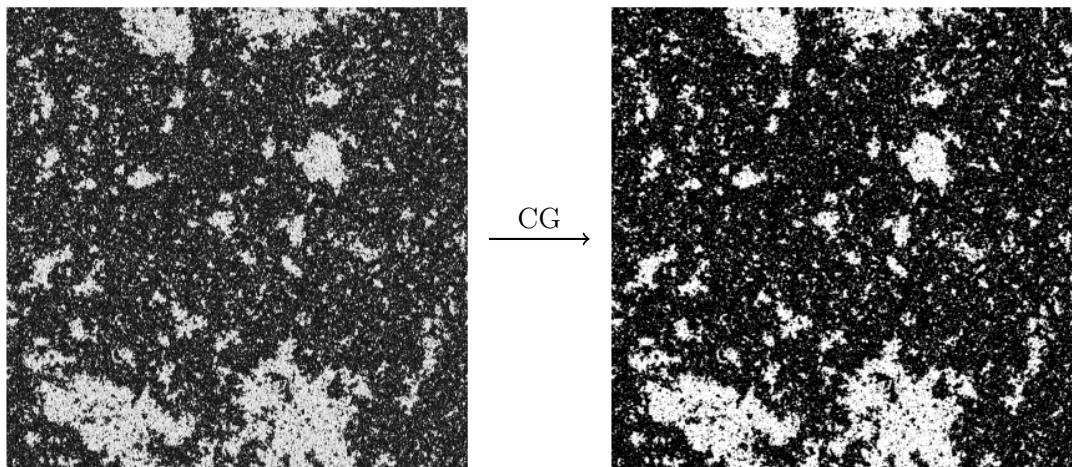
2.3.2 $T > T_c$

Al di sopra della temperatura critica, il sistema è disordinato e gli spin formano randomicamente cluster con orientazione verso l'alto oppure verso il basso. Ogni volta che viene effettuata una trasformazione, la lunghezza di correlazione diminuisce e i cluster diventano di dimensioni inferiori come se la temperatura stesse aumentando. Il sistema tende alla condizione di temperatura infinita, con cluster che coinvolgono un numero esiguo di momenti magnetici. In Figura 17 è riportato un esempio di coarse graining applicato ad un reticolo di 10000×10000 spin, in cui per ogni mossa i sotto-blocchi che vengono presi in considerazione sono di dimensione 10×10 . Si può osservare che applicando iterativamente l'algoritmo il reticolo continua a mantenere le caratteristiche tipiche dell'alta temperatura, ossia cluster di spin di piccole dimensioni.

2.3.3 $T = T_c$

Alla temperatura critica, i cluster sono di tutte le dimensioni, partendo da singoli spin per giungere ad un numero macroscopico di momenti magnetici coinvolti. In questo caso la lunghezza di correlazione è infinita e per iterazioni successive del metodo introdotto in precedenza non si ha alcun cambio nella distribuzione delle dimensioni dei cluster. Il reticolo rimane a T_c , che risulta essere un punto fisso della funzione di coarse-graining. Chiaramente, gli altri punti fissi sono $T = 0$ e $T = \infty$ a cui tendono tutti i sistemi che non si trovano in partenza al punto

critico. Nella Figura seguente è possibile apprezzare l'applicazione della tecnica precedentemente esposta ad un sistema con $T \simeq T_c$, in cui una singola iterazione dell'algoritmo ha come unico effetto la cancellazione dei cluster di dimensione inferiore alla dimensione dei sotto-blocchi.



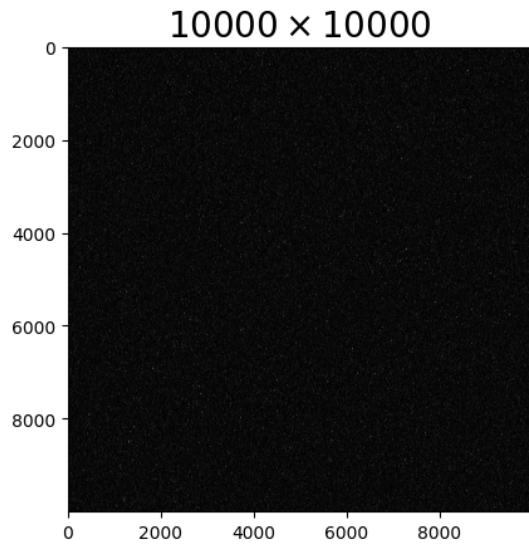


Figura 8: Stato iniziale

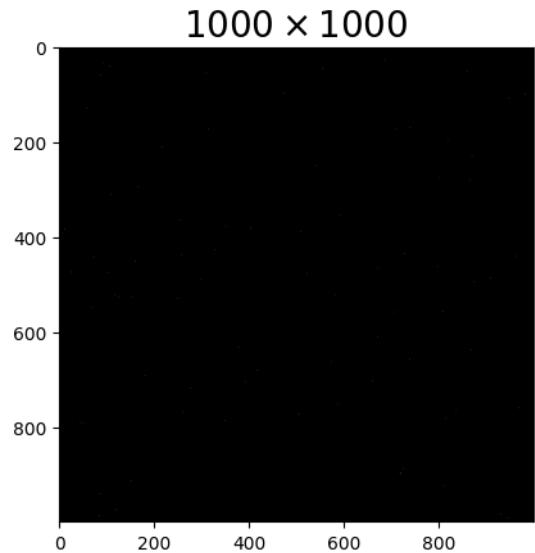


Figura 9: Prima iterazione

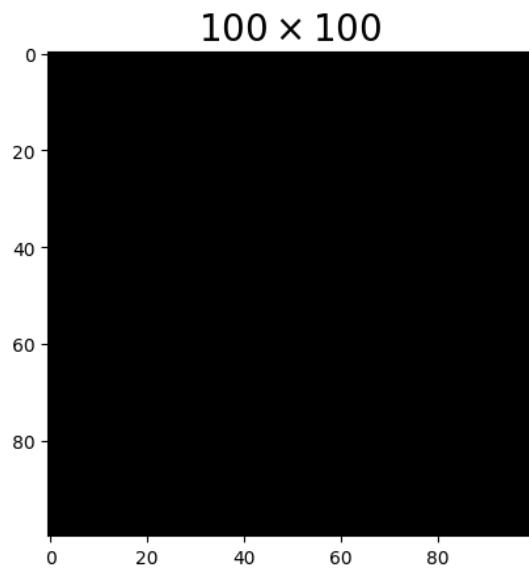


Figura 10: Seconda iterazione

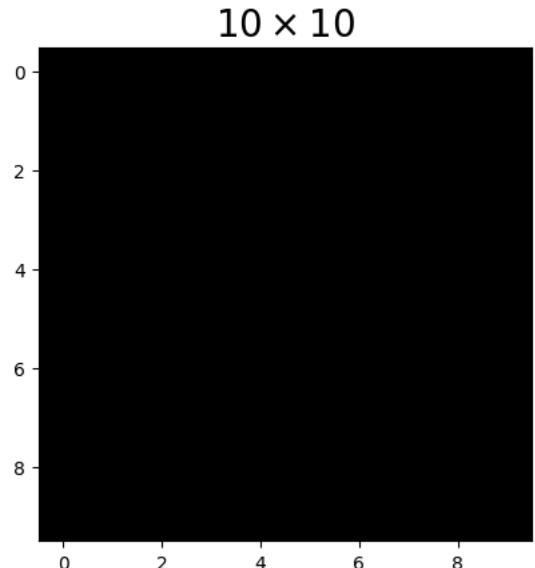


Figura 11: Terza iterazione

Figura 12: Esempio di coarse-graining per un reticolo di 10000×10000 spin in equilibrio termodinamico alla temperatura $T = 2.0$. Ogni iterazione dell'algoritmo riduce di un fattore 10 il numero degli spin costituenti i lati del quadrato.

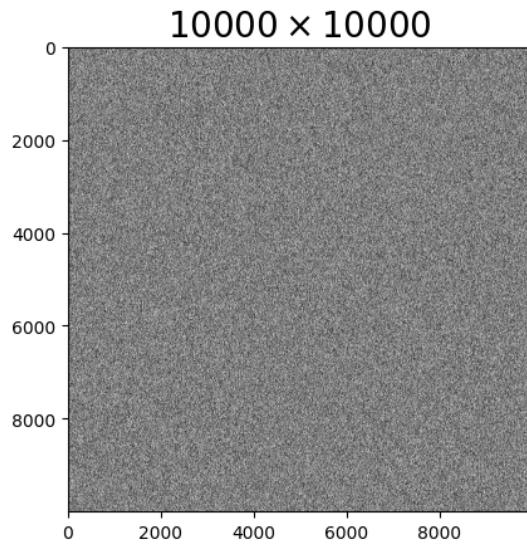


Figura 13: Stato iniziale

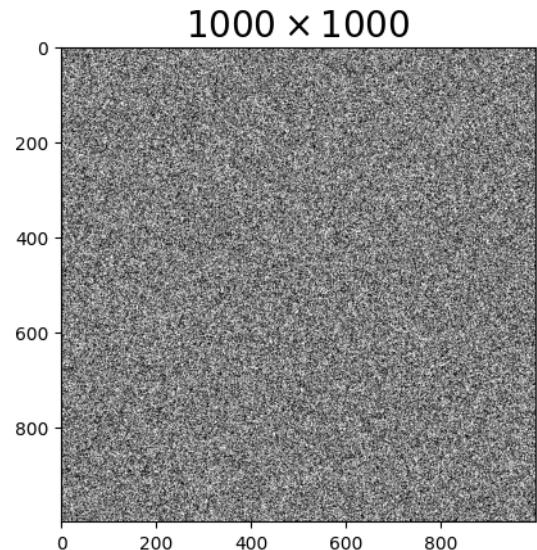


Figura 14: Prima iterazione

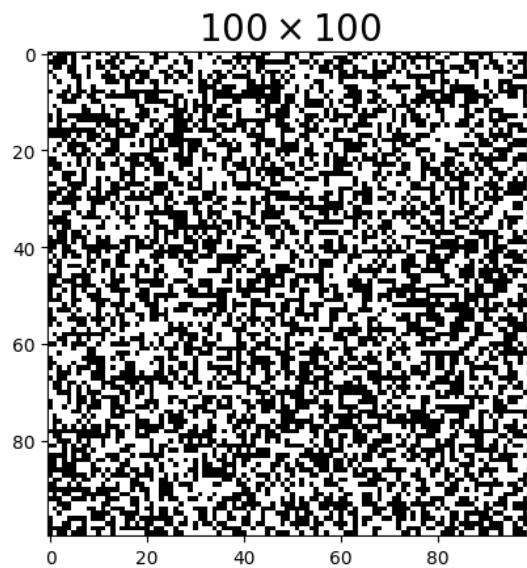


Figura 15: Seconda iterazione

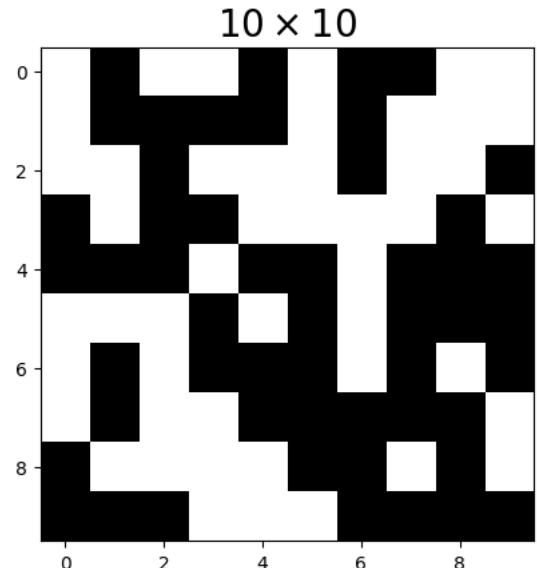


Figura 16: Terza iterazione

Figura 17: Esempio di coarse-graining per un reticolo di 10000×10000 spin in equilibrio termodinamico alla temperatura $T = 3.0$. Ogni iterazione dell'algoritmo riduce di un fattore 10 il numero degli spin costituenti i lati del quadrato.

3 Modello XY

Il modello XY è costituito da un reticolo di spin, i quali presentano due componenti e possono assumere tutte le orientazioni possibili su un piano. Ad ogni posizione reticolare i è associato un angolo θ_i , in modo tale che lo spin ivi giacente sia rappresentabile come

$$\vec{s}_i = (\sin \theta_i, \cos \theta_i) \quad (3.1)$$

L'hamiltoniana è analoga a quelle considerate in precedenza, caratterizzata da interazione fra primi vicini, con la differenza che al posto di una semplice moltiplicazione fra i valori numerici dei due spin ora è presente un prodotto scalare. Si ha quindi che

$$H = -J \sum_{\langle i,j \rangle} \vec{s}_i \cdot \vec{s}_j - \sum_i \vec{h} \cdot \vec{s}_i = -J \sum_{\langle i,j \rangle} \cos(\theta_i - \theta_j) - \sum_i \vec{h} \cdot \vec{s}_i. \quad (3.2)$$

Il ground state di questo sistema è caratterizzato da spin totalmente allinati fra loro. In Figura 18 tale allineamento è lungo la verticale, ma in realtà basta che gli angoli relativi fra spin primi vicini siano tutti zero.

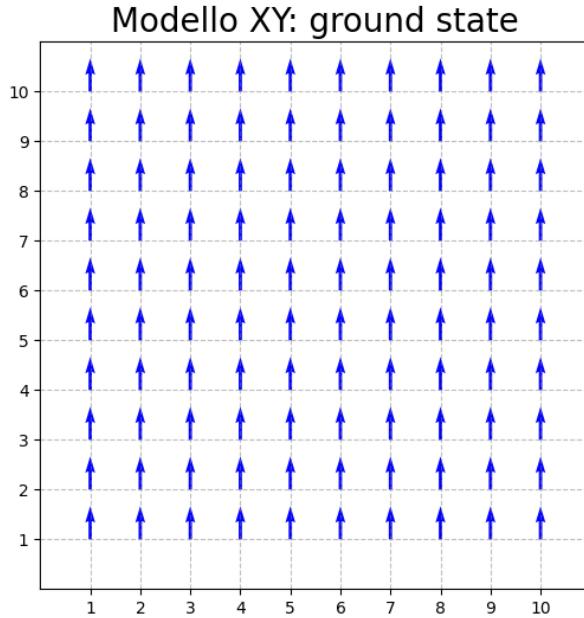


Figura 18: Esempio di ground state del modello XY.

3.1 Teorema di Mermin-Wigner

Teorema 3.1 (Mermin-Wigner). *Una simmetria continua non può essere rotta spontaneamente a temperatura finita per sistemi caratterizzati da interazioni a corto raggio e dimensione $d \leq 2$*

Per avere rottura spontanea di simmetria è necessaria l'assenza del campo magnetico, con conseguente scomparsa del secondo termine costituente l'hamiltoniana. Tale quantità gode di simmetria per rotazione di tutti gli spin dello stesso angolo, che è continua, in quanto l'angolo di rotazione è un parametro continuo.

Supponendo di porre il sistema nel limite di bassa temperatura, i primi vicini sarebbero fra loro quasi paralleli, il che renderebbe $\theta_i - \theta_j \ll 1$ e di conseguenza consentirebbe l'espansione secondo Taylor della funzione coseno. In questo caso l'hamiltoniana risulta

$$H \simeq -J \sum_{\langle i,j \rangle} \left[1 - \frac{1}{2} (\theta_i - \theta_j)^2 \right] = E_0 + \frac{J}{2} \sum_{\langle i,j \rangle} (\theta_i - \theta_j)^2, \quad (3.3)$$

ossia quadratica nella differenza fra coordinate angolari. Dato che è necessario lavorare nel limite termodinamico e che le variazioni angolari sono dolci, è possibile passare dal discreto al continuo e lavorare non più in termini di sommatorie, ma in termini di integrali. La variabile angolare è ora una funzione continua della posizione spaziale $\theta(\vec{r})$, in modo che questo ci consenta di esplicitare in modo differente il termine quadratico ad argomento della sommatoria precedente (3.3). Infatti è possibile riscrivere il tutto come

$$\mathcal{H} \approx \frac{J_{xy}}{2} \sum_{\langle i < j \rangle} (\vartheta_i - \vartheta_j)^2 = \frac{J_{xy}}{2} \sum_{\mathbf{r}} [\vartheta(\mathbf{r} + \Delta\mathbf{x}) - \vartheta(\mathbf{r})]^2 + [\vartheta(\mathbf{r} + \Delta\mathbf{y}) - \vartheta(\mathbf{r})]^2 = \quad (3.4)$$

$$\approx \frac{J_{xy}}{2} \sum_{\mathbf{r}} \Delta x^2 \left[\frac{\Delta_x \vartheta(\mathbf{r})}{\Delta x} \right]^2 + \Delta y^2 \left[\frac{\Delta_y \vartheta(\mathbf{r})}{\Delta y} \right]^2 = \frac{J_{xy}}{2} \sum_{\mathbf{r}} \Delta x \Delta y \left\{ \left[\frac{\Delta_x \vartheta(\mathbf{r})}{\Delta x} \right]^2 + \left[\frac{\Delta_y \vartheta(\mathbf{r})}{\Delta y} \right]^2 \right\},$$

dove all'ultimo passaggio abbiamo struttato che $|\Delta\mathbf{x}| = |\Delta\mathbf{y}|$. L'hamiltoniana di partenza (3.2) è ora ridotta, in approssimazione di spin wave, a

$$H_{SW} = \frac{J}{2} \int d\vec{r} [\nabla \theta(\vec{r})]^2. \quad (3.5)$$

Per valutare quali siano le configurazioni stabili in approssimazione di spin-wave è necessario studiare la variazione dell'hamiltoniana, che è possibile dimostrare essere nulla nel momento in cui

$$\nabla^2 \theta(\vec{r}) = 0, \quad (3.6)$$

ossia se la variabile angolare rispetta l'equazione di Laplace. Per risolvere in modo univoco e rigoroso l'equazione precedente è necessario specificare delle condizioni al contorno. Lavoriamo ora nel caso di un sistema che ha dimensione lineare L per il quale

$$\begin{cases} \theta(x=0, y) = 0 \\ \theta(x=L, y) = \theta_0 \end{cases} \quad (3.7)$$

La soluzione corretta, riportata in Figura 19 è quella di uno stato in cui gli spin sono ruotati di un angolo che dipende dall'ascissa del sito reticolare.

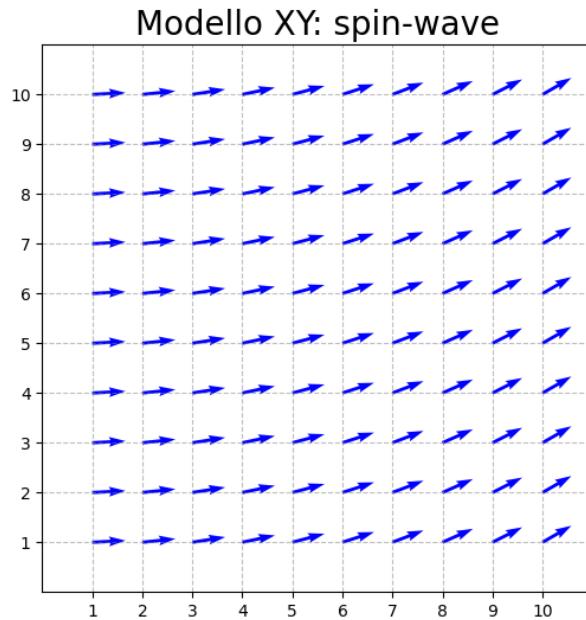


Figura 19: Esempio di stato che minimizza la variazione dell'hamiltoniana di spin-wave.

Dato che

$$\theta(x, y) = \frac{\theta_0}{L}x, \quad (3.8)$$

sostituendo nell'equazione precedente è possibile apprezzare come

$$E = \frac{J}{2} \int d\mathbf{r} [\nabla \vartheta(\mathbf{r})]^2 = \frac{J}{2} \left(\frac{\vartheta_0}{L} \right)^2 L^d = \frac{J}{2} \vartheta_0^2 L^{d-2} \quad (3.9)$$

Notiamo ora due possibili comportamenti all'aumentare della dimensione lineare L del sistema. Si ha infatti che se

- ◊ $d > 2$ l'energia aumenta indefinitamente per $L \rightarrow \infty$. Questo rende evidente come il sistema è robusto al cambio di condizioni al contorno, poichè è necessaria un'energia al limite infinita per ruotare di un angolo finito entrambi i lati del sistema. In questo caso, il reticolo presenta ordine a lungo raggio.
- ◊ $d < 2$ l'energia diminuisce all'aumentare di L , il che rende evidente come il sistema non possa ordinarsi

E' possibile dimostrare come il sistema preso in considerazione non presenti ordine a lungo raggio anche per $d = 2$, tuttavia il modello XY bidimensionale è comunque caratterizzato da una particolare transizione di fase, che verrà investigata in una delle prossime sezioni.

3.2 Difetti del parametro d'ordine

Sebbene l'energia di un certo stato sia minimizzata quando la simmetria è rottta uniformemente in tutto il dominio, tuttavia è possibile che tale rottura avvenga in modo differente in parti diverse del campione in analisi. In questi casi emergeranno difetti del parametro d'ordine, dovuti all'incompatibilità fra gli ordini locali. Nel caso del modello XY è possibile che si presentino difetti topologici, come per esempio i vortici. In Figura 20 è riportato un esempio di vortice, in cui è possibile apprezzare come al centro dello stesso sia presente una singolarità.

Modello XY: esempio di vortice

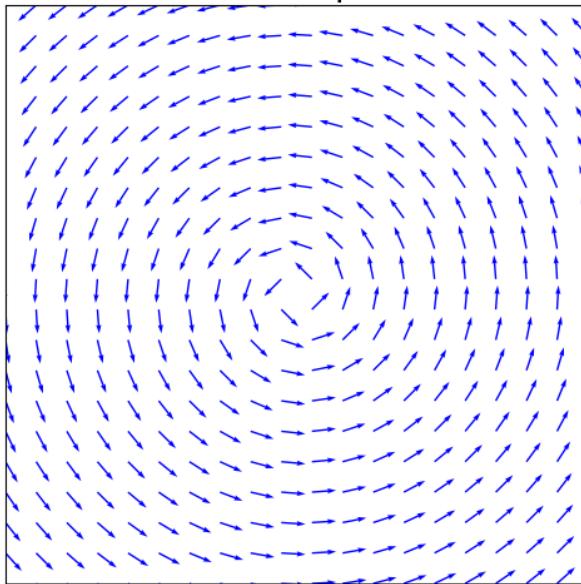


Figura 20: Esempio di vortice di spin nel modello XY.

Tali strutture sono caratterizzate da un *winding number* diverso da zero e non possono rilassarsi autonomamente in modo da tornare al ground state. Questo accade perché la singolarità per essere risolta necessita di un riallineamento dei gradi di libertà degli spin. In particolare, la configurazione senza difetti e quella con il vortice non appartengono alla stessa classe d'omotopia, e quindi non è possibile deformare con continuità l'una nell'altra. Questo è evidente in Figura 21, che sulla prima riga presenta delle configurazioni a winding number nullo, mentre sulla seconda a winding number pari ad uno. Accanto agli spin è presente una raffigurazione dello spazio del parametro d'ordine, il quale viene percorso facendo un giro completo nel caso dei difetti (c) e (d).

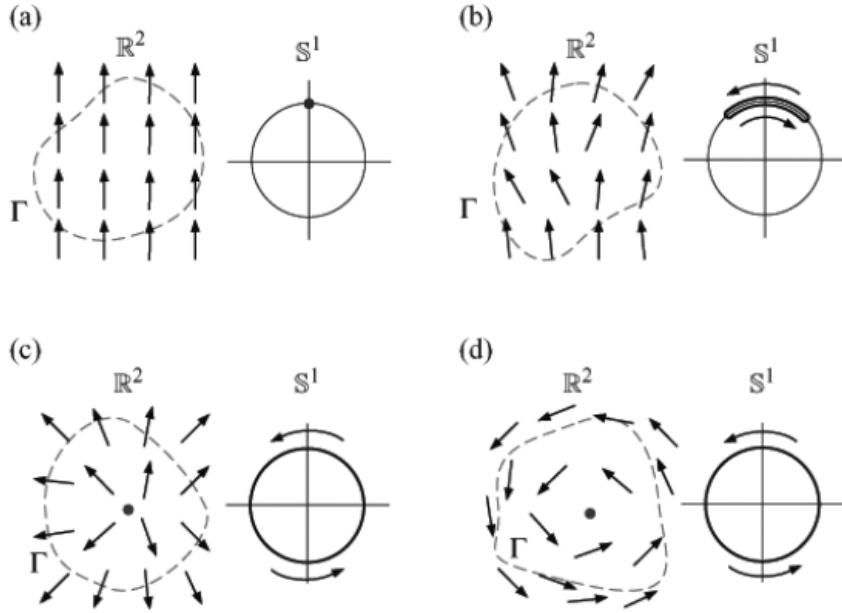


Figura 21: Confronto fra configurazioni appartenenti a diverse classi d'omotopia. Alla prima riga le strutture riportate hanno winding number pari a zero, e questo è evidenziato da come sia esplorato solo localmente lo spazio del parametro d'ordine. Alla seconda riga sono invece riportate le configurazioni (c) e (d), entrambe con winding number pari ad uno, che si traduce in un'esplorazione completa di tutte le possibili orientazioni del parametro d'ordine. Immagine da [1].

3.3 Transizione Kosterlitz-Thouless

Il modello XY in due dimensioni non presenta magnetizzazione spontanea a temperatura finita, ma questo non esclude la presenza di una transizione di fase che non necessita della presenza di ordine. A bassa temperatura il modello non presenta spin allineati, ma è caratterizzato da proprietà di correlazione differenti rispetto a quelle della fase paramagnetica a $T \gg 1$. Se nel caso ad alta temperatura la funzione di correlazione decade esponenzialmente, per $T \rightarrow 0$ tale andamento viene sostituito da una caduta tipo power-law, caratteristica del comportamento di un sistema al punto critico. Sistemi di questo genere sono caratterizzati da *quasi long-range order*. Per basse temperature è possibile mostrare che la funzione di correlazione fra due spin è

$$\langle \vec{s}(\vec{r}) \cdot \vec{s}(0) \rangle = \left(\frac{r}{a} \right)^{-\frac{1}{2\pi\beta J}} \quad (3.10)$$

Nel limite in cui $r \rightarrow \infty$, le variabili angolari $\theta(\vec{r})$ e $\theta(0)$ diventano scorrelate ad una qualsiasi temperatura finita (in accordo con quanto sottolineato precedentemente, ossia assenza di fase ordinata). Tuttavia l'andamento dell'auto-correlazione riportata in (3.10) non è né costante, come ci si aspetterebbe nel caso di ordine a lungo raggio, né esponenziale come nel limite di alta

temperatura. Dato che scaling tipo power-law sono tipici del punto critico, l'unica conclusione logica è che il sistema sia critico per un certo range di temperature finite, ossia fino a quando regge l'approssimazione di spin-wave utilizzata per ricavare il risultato precedente. Tale comportamento è legato a come cambiano le variabili angolari all'aumentare della temperatura: al di sopra di un certo valore limite è possibile che si presentino vortici. La variazione di energia libera associata alla formazione di un vortice è pari a

$$\Delta F = (\pi J - 2k_B T) \log(R) + c \quad (3.11)$$

dove R è la dimensione lineare del vortice, che fornisce un'informazione relativa a quale regione risulti occupata dal vortice. Al di sopra della temperatura critica

$$T_{KT} = \frac{\pi J}{2k_B} \quad (3.12)$$

la variazione di energia libera per la formazione di un difetto è negativa: i vortici proliferano e l'approssimazione di spin-wave non è più adeguata per la descrizione del modello, essendo le variabili angolari rapidamente scorrelate. Tuttavia, una coppia di vortici con carica opposta (ossia con winding number +1 e -1 rispettivamente) può essere stabile se la distanza fra gli stessi non è troppo elevata. Molti vortici possono esistere anche per $T < T_{KT}$, basta che la carica totale degli stessi sia nulla. A bassa temperatura i vortici possono essere legati a coppie, e la transizione di Kosterlitz-Thouless è associata alla rottura dei "legami presenti". La situazione che abbiamo appena descritto è riportata in Figura 22.

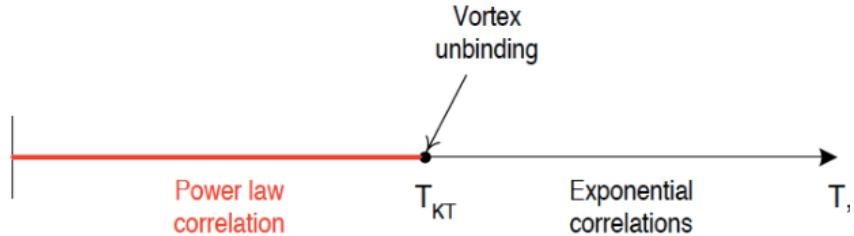


Figura 22: Riassunto delle caratteristiche principali della Kosterlitz-Thouless. A basse temperature la correlazione è una power-law, fino ad una certa temperatura T_{KT} in cui si assiste all'unbinding dei vortici. Immagine da [1].

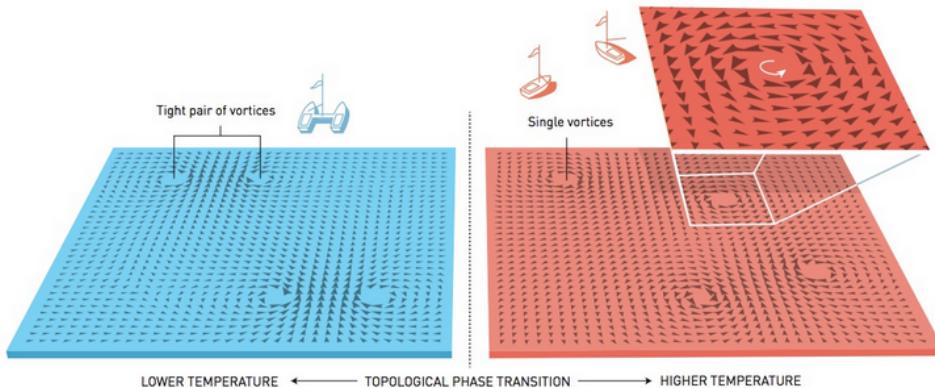


Figura 23: Esempio visivo della transizione di Kosterlitz-Thouless.

4 Simulazioni Monte-Carlo

L'obiettivo di questa sezione è l'introduzione di tecniche Monte-Carlo che consentano di simulare un modello di Ising con numero di costituenti finito. I reticolati considerati sono dotati di condizioni periodiche al contorno, in modo tale che gli spin posti agli estremi interagiscano fra loro come primi vicini. Dato che in questo modo tutti gli spin sono equivalenti fra loro ed il sistema è invariante per traslazioni, stiamo in pratica simulando un sistema infinito, con un conseguente netto miglioramento nella qualità dei risultati.

4.1 Generatore di numeri casuali

Dato che i metodi Monte-Carlo sono una classe di algoritmi numerici che si basano sull'utilizzo di numeri pseudo-casuali, è auspicabile lavorare con un generatore dotato di un lungo periodo di generazione. Inoltre il generatore deve essere efficiente, in modo da mantenere contenute le tempistiche computazionali. Le simulazioni che hanno portato ai risultati presenti in questa dispensa sono state effettuate con un generatore della famiglia PCG [4], di cui è riportata l'implementazione. Il linguaggio utilizzato è il Nim, che compila direttamente in codice macchina (alte prestazioni), ma presenta una sintassi molto semplice, che ricorda quella del Python.

```

type
    PCG* = tuple[state, incr: uint64] ##|
        ## The `PCG` type represents the state of a Permuted Congruential
        ## Generator (PCG), a family of simple fast space-efficient statistically
        ## good algorithms for random number generation.

    RandomSetUp* = tuple[inState, inSeq: uint64] ##|
        ## The `RandomSetUp` type is used to initialize a `PCG` generator.

proc random*(gen: var PCG): uint64 =
    ## Get a random uint64 from a `PCG`.

    var
        oldstate = gen.state
        xorshift = uint32(((oldstate shr 18) xor oldstate) shr 27)
        rot = int32(oldstate shr 59)

        gen.state = oldstate * uint64(6364136223846793005) + gen.incr
        result = ((xorshift shr rot) or (xorshift shl ((-rot) and 31)))

proc newRandomSetUp*(rg: var PCG): RandomSetUp {.inline.} =
    ## Create a new `RandomSetUp` from a `PCG`.
    (rg.random, rg.random)

proc newPCG*(setUp: RandomSetUp): PCG =
    ## Create a new `PCG` with the given `RandomSetUp`.

    (result.state, result.incr) = (0.uint64, (setUp.inSeq shl 1) or 1)
    discard result.random
    result.state += setUp.inState
    discard result.random

proc rand*(pcg: var PCG): float32 =

```

```

## Get a random float32 uniformly distributed over the interval (0, 1)
pcg.random.float32 / 0xffffffff.float32

proc rand*(pcg: var PCG; a, b: float32): float32 =
    ## Get a random float32 uniformly distributed over the interval (a, b)
    a + pcg.rand * (b - a)

```

I numeri pseudo-casuali vengono generati lavorando con interi senza segno, che consentono di fare operazioni fra bit molto efficienti. La corretta implementazione è stata testata imponendo un particolare RandomSetUp e valutando la sequenza generata.

4.2 Inizializzazione

Il primo step della simulazione consiste nel definire una condizione iniziale. Solitamente le scelte più comuni sono la configurazione a temperatura nulla (con tutti gli spin allineati) oppure quella a temperatura infinita (con momenti magnetici orientati casualmente). Chiaramente tale condizione iniziale non è all'equilibrio per la temperatura alla quale si vuole simulare il sistema. Sarà necessaria una fase di termalizzazione in cui il reticolo si rilassa fino a giungere all'equilibrio termodinamico, dopo la quale sarà poi possibile iniziare a misurare le osservabili di nostro interesse. Per procedere nello studio del modello è quindi necessario introdurre dei metodi che consentano di generare una nuova configurazione e quindi di evolvere il sistema. Le simulazioni riportate in questa dispensa hanno fatto uso dell'*algoritmo di Metropolis* e dell'*algoritmo di Wolff*.

4.3 Algoritmo di Metropolis

Una mossa dell'algoritmo di Metropolis consiste nel selezionare casualmente uno spin del reticolo con l'obiettivo di generare una nuova configurazione invertendolo. La differenza in energia fra lo stato di partenza e quello di arrivo determina la probabilità d'accettazione della mossa, dato che per l'*algoritmo di Metropolis* [3] si ha che

$$A(\nu | \mu) = \min \left[1, e^{-\beta(E_\nu - E_\mu)} \right] \quad (4.1)$$

Chiaramente se la configurazione ν ha energia inferiore di quella μ , la mossa viene sempre accettata. In caso contrario, è possibile che lo spin non venga invertito e che il nuovo elemento della catena di Markov generata dall'algoritmo di Metropolis sia identico a quello precedente. Eseguire N_{spin} volte il ciclo precedente, ossia tentare in media un'inversione per spin, equivale ad aver completato uno *sweep* del reticolo. Per le successive fasi conviene studiare le osservabili del sistema in funzione degli sweep e non delle singole mosse dell'algoritmo di Metropolis: per questo motivo le implementazioni dell'algoritmo riportato in seguito eseguono uno sweep a chiamata, ossia tentano ogni volta N_{spin} inversione. Anche in questo caso il codice riportato è in Nim.

4.3.1 Metropolis Ising 1D

```

proc metropolisMove*(modIsing: var seq[int], rg: var PCG, temp: float32, acc:
    float32, hmagn: float32, accettate: var int) =
    # Algoritmo di Metropolis per evolvere il modello di Ising

    # Indice per selezionare lo spin
    var
        diffE: float32
        ind, prev, next, appo: int

```

```

for i in 0..<len(modIsing):
    ind = int(rg.rand(float32(0), float32(len(modIsing)))) mod len(modIsing)
    prev = if (ind - 1) mod len(modIsing) == -1: len(modIsing)-1 else: (ind - 1)
→ mod len(modIsing)
    next = (ind + 1) mod len(modIsing)

    appo = modIsing[ind]
    diffE = 2 * acc * float32(appo) * float32(modIsing[prev] + modIsing[next]) +
→ 2 * hmagn * float32(appo)

    if diffE < 0:
        modIsing[ind] = -appo
        accettate += 1

    elif rg.rand() < exp(-diffE/temp):
        modIsing[ind] = -appo
        accettate += 1

```

4.3.2 Metropolis Ising 2D

```

proc metropolisMove*(modIsing: var seq[seq[int]], rg: var PCG, temp: float32,
→ acc: float32, nspin: int, accettate: var int) =
# Algoritmo di Metropolis per evolvere il modello di Ising 2D

# Indice per selezionare lo spin
var
    nmove = int(nspin * nspin)
    diffE: float32
    xcoor, ycoor, appo: int
    up, down, left, right: int

for i in 0..<nmove:

    # Seleziona casualmente uno spin facente parte del modello
    xcoor = int(floor(rg.rand(float32(0), float32(nspin)))) mod nspin
    ycoor = int(floor(rg.rand(float32(0), float32(nspin)))) mod nspin

    # Determino quali sono i primi vicini in questo caso (facendo attenzione a
→ bc)
    down = (ycoor + 1) mod nspin
    right = (xcoor + 1) mod nspin
    up = (ycoor - 1 + nspin) mod nspin
    left = (xcoor - 1 + nspin) mod nspin

    # Calcolo i contributi energetici
    appo = modIsing[xcoor][ycoor]
    diffE = 2 * acc * float32(appo) * float32((modIsing[right][ycoor] +
→ modIsing[left][ycoor] + modIsing[xcoor][up] + modIsing[xcoor][down]))

    if diffE < 0:
        modIsing[xcoor][ycoor] = -appo
        accettate += 1

    elif rg.rand() < exp(-diffE/temp):

```

```
modIsing[xcoor][ycoor] = -appo
accettate += 1
```

L'unica differenza fra le due implementazioni riportate in precedenza è la gestione delle condizioni al contorno, chiaramente più complessa in due dimensioni dato che il numero di primi vicini duplica, passando da due a quattro. La struttura in sè dell'algoritmo rimane la stessa.

4.3.3 Metropolis Modello XY

```
# Periodic Boundary Conditions
proc Pbc(n: int, i: int): int =
    if i >= n: return i - n
    if i < 0: return i + n
    return i

# Energia di interazione con i primi vicini
proc Boltzmann(spin: float, xcoor: int, ycoor: int): float =
    var ene: float = 0.0

    ene = -m_J * cos(m_lattice[xcoor][Pbc(m_nspin, ycoor + 1)] - spin)
    ene -= m_J * cos(m_lattice[xcoor][Pbc(m_nspin, ycoor - 1)] - spin)
    ene -= m_J * cos(m_lattice[Pbc(m_nspin, xcoor + 1)][ycoor] - spin)
    ene -= m_J * cos(m_lattice[Pbc(m_nspin, xcoor - 1)][ycoor] - spin)

    return ene

# Singola mossa Metropolis
proc Move() =
    var xcoor, ycoor: int

    xcoor = rand(m_nspin - 1)
    ycoor = rand(m_nspin - 1)

    let change = random(-m_delta .. m_delta)
    let appo = m_lattice[xcoor][ycoor] + change
    let enei = Boltzmann(m_lattice[xcoor][ycoor], xcoor, ycoor)
    let enef = Boltzmann(appo, xcoor, ycoor)

    if enef - enei < 0 or random(1.0) < exp(-m_beta * (enef - enei)):
        m_lattice[xcoor][ycoor] = appo
        inc accettate

# Sweep del reticolo con Metropolis
proc Sweep() =
    for i in 0 ..< m_nspin * m_nspin:
        Move()
```

In questo caso la mossa proposta è una rotazione casuale dello spin selezionata nell'intervallo $(-\delta, \delta)$. Tale parametro viene fissato in modo tale da avere un acceptance rate pari a circa il 50 %.

4.4 Termalizzazione

Una simulazione Monte-Carlo è detta all'equilibrio nel momento in cui viene correttamente campionato il peso statistico di Boltzmann $p(\mu)$. Se il sistema viene inizializzato in uno dei due stati

presentati in precedenza, ossia quello a temperatura nulla (con spin paralleli) oppure a T infinita (con spin orientati casualmente up oppure down) e si vuole performare una simulazione a temperatura finita, sarà necessario del tempo computazionale prima che venga raggiunto l'equilibrio, poichè sarà necessario accettare alcune mosse.

Un modo qualitativo per valutare la durata della termalizzazione consiste nel graficare una quantità d'interesse, come può essere la magnetizzazione oppure l'energia interna del sistema. Tali osservabili presenteranno una fase di transitorio iniziale in cui il sistema si scorrela dalla condizione iniziale, per poi fluttuare attorno ad un valore pressochè costante. Non è sempre garantito che si raggiunga l'equilibrio, in quanto è possibile rimanere bloccati in uno stato metastabile per tempistiche computazionali relativamente lunghe. Per evitare di valutare in maniera errata la durata della fase di termalizzazione è consigliabile eseguire lo stesso processo per diverse condizioni iniziali e per diversi seed del generatore di numeri casuali, in modo da considerare diverse traiettorie nello spazio delle fasi. In Figura ?? è riportato la termalizzazione di un modello di Ising 1D da 3000 spin a temperatura $T = 0.5$: in questo caso dopo circa 500 sweep della catena viene raggiunto l'equilibrio termodinamico.

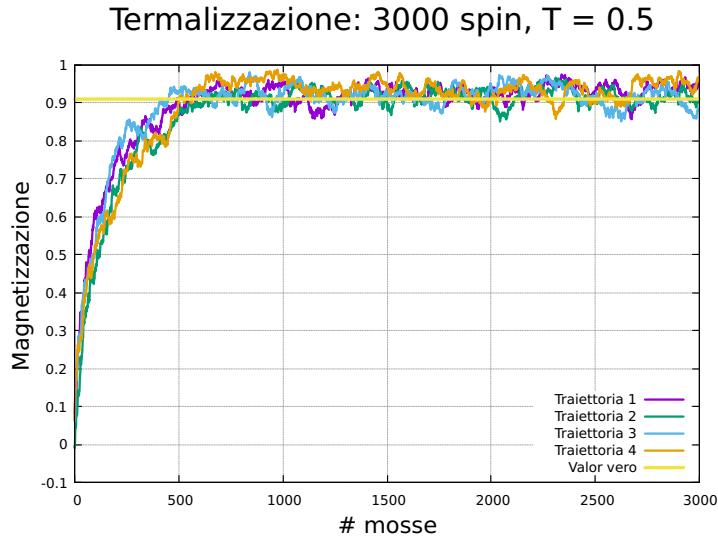


Figura 24: Termalizzazione per un modello di Ising 1D da 3000 spin a temperatura $T = 0.5$

4.5 Autocorrelazione

Una volta che il sistema ha raggiunto l'equilibrio, è possibile misurare le osservabili d'interesse senza che i valori d'aspettazione siano influenzati dalla fase di transitorio. Per valutare la durata minima della simulazione che consente di ottenere delle stime statisticamente significative è necessaria una misura del tempo di correlazione t_c , che esplicita quale sia il numero di sweep da effettuare per passare da uno stato ad un altro significativamente differente da quello di partenza. Il modo migliore per calcolare t_c consiste nello sfruttare la funzione di autocorrelazione temporale, definita per la magnetizzazione come

$$\chi(t) = \frac{\langle m(t') m(t' + t) \rangle_{t'} - \langle m \rangle^2}{\sigma_m^2} \quad (4.2)$$

L'autocorrelazione solitamente presenta una caduta esponenziale con tempo caratteristico pari a quello di correlazione

$$\chi(t) \sim e^{-t/t_c}. \quad (4.3)$$

Se si considerano due campioni presi ad un t_c di distanza, la funzione di autocorrelazione assume in presenza di un tale intervallo temporale un valore di $1/e$, ancora particolarmente

significativo. Se si vuole lavorare con quantità realmente indipendenti è necessario campionare a $t > t_c$; solitamente si impone $t = 2t_c$ in modo che il numero di misure significative in una simulazione di durata t_{max} sia pari a

$$n = \frac{t_{max}}{2t_c}. \quad (4.4)$$

In Figura 25 è riportato un esempio di calcolo della funzione di autocorrelazione per un reticolo di spin 500×500 a temperatura pari a due. In questo caso specifico i valori della magnetizzazione sono scorrelati dopo circa 50 sweeps.

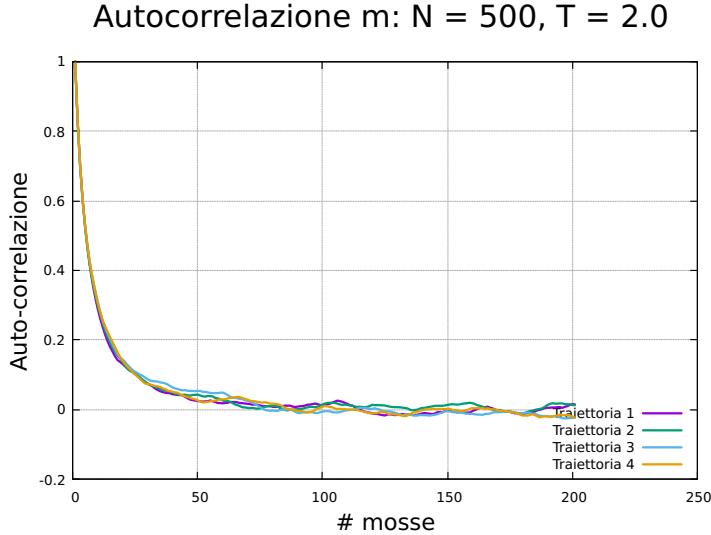


Figura 25: Autocorrelazione per un modello di Ising 2D di dimensione 500×500 a temperatura $T = 2.0$

4.6 Data-blocking

Per evitare bias nel campionamento e per ottenere dei valori d'aspettazione adeguati è possibile utilizzare la tecnica del data-blocking. Le misure delle osservabili di interesse effettuate durante la simulazione, a distanze temporali inferiori del tempo di correlazione, vengono divise in gruppi, per ciascuno dei quali viene calcolato il valor medio. La dispersione di questi valori medi fornisce una stima dell'errore associato alla grandezza calcolata. In Figura 26 è presentata visivamente la tecnica del data-blocking. Le quantità g_i sono le medie di ciascun gruppo.

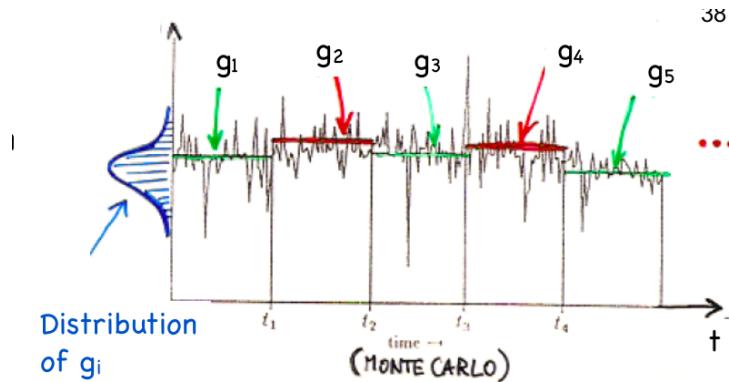


Figura 26: Esempio di applicazione della tecnica del data-blocking. Immagine da [2].

Per determinare quale sia la lunghezza dei blocchi tale da garantire che le medie siano statisticamente indipendenti, si può sfruttare il teorema del limite centrale. Nel momento in cui si aumenta la lunghezza dei blocchi, l'errore calcolabile come

$$\sigma_{\langle g \rangle} = \sqrt{\frac{1}{N-1} (\langle g^2 \rangle - \langle g \rangle^2)} \quad (4.5)$$

tende a quello puramente statistico (poiché si va a perdere la correlazione fra le stime) ed oltre una certa lunghezza L dei blocchi satura ad un valore costante. La lunghezza di saturazione è la minima accettabile per produrre delle stime adeguate. Chiaramente maggiore è il numero di blocchi (della corretta dimensione), migliore sarà la stima finale della osservabile d'interesse. In Figura 27 è riportato un esempio di stima della dimensione dei blocchi per un reticolo di spin 500×500 a temperatura pari a due. In questo caso specifico possiamo lavorare con blocchi di lunghezza 150 sweeps.

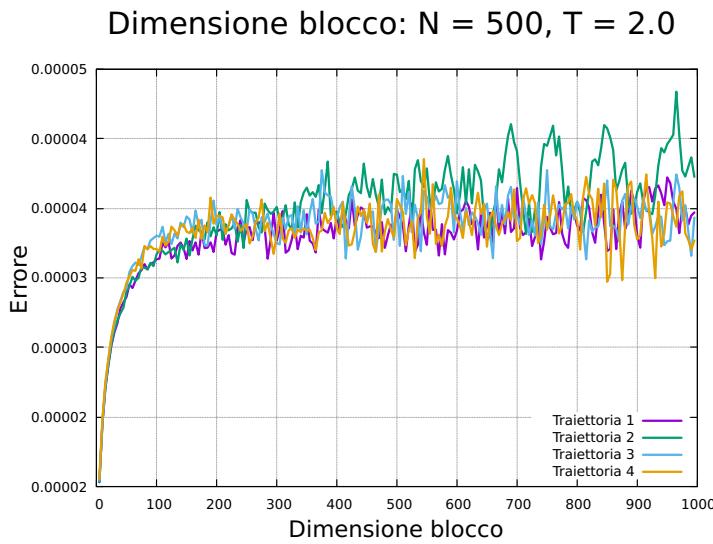


Figura 27: Studio delle dimensioni dei blocchi per un modello di Ising 2D di dimensione 500×500 a temperatura $T = 2.0$

4.7 Algoritmo di Wolff

L'algoritmo di Metropolis, anche grazie alla sua semplicità, è il più performante al di fuori della regione critica. Tuttavia, quando la temperatura del sistema tende a T_c , gli spin tendono a raggrupparsi in grandi cluster che contribuiscono significativamente alla magnetizzazione ed all'energia, e nel momento in cui cambia l'orientamento degli spin si producono grandi fluttuazioni, note come *fluttuazioni critiche*. Questo aspetto, insito nella natura del modello di Ising, comporta un aumento dell'errore statistico associato ai valori d'aspettazione degli osservabili, ma è indipendente dall'algoritmo considerato. Un secondo aspetto è legato all'aumento della lunghezza di correlazione ξ , che nel limite termodinamico diverge alla temperatura critica. Sappiamo che ξ è legato al tempo di correlazione dalla relazione

$$\tau \propto \xi^z \quad (4.6)$$

Maggiore è z , peggio l'algoritmo riesce a generare configurazioni indipendenti fra loro. Per Metropolis, il valore universalmente riconosciuto per l'esponente è $z = 2.1665 \pm 0.0012$, che è piuttosto alto [5]. Al punto critico, l'algoritmo di Metropolis è vittima di *critical slowing down*, dovuto al fatto che è un algoritmo locale (tenta di invertire uno spin alla volta) e quindi non riesce a far fronte all'aumento incontrollato della lunghezza di correlazione. Un modo per

cercare di ridurre il valore di z è quello di lavorare su cluster di spin, in modo tale da invertire contemporaneamente un numero maggiore di spin. L'algoritmo di Wolff, che nelle simulazioni qui riportate è stato utilizzato per studiare il punto critico del modello di Ising 2D, sfrutta questa idea e per questo motivo fa parte della famiglia degli *algoritmi di clustering*. Uno dei punti cruciali dell'algoritmo consiste nell'identificazione del cluster di spin da invertire. La dimensione del blocco dovrebbe dipendere dalla temperatura a cui stiamo simulando il modello, perché per esempio per $T \gg T_c$ gli spin tendono ad essere fra loro scorrelati, evidenziando come dovrebbero essere considerati solo pochi momenti magnetici alla volta. L'opposto si può dire del caso a bassa temperatura. Per questo motivo nel momento in cui due spin adiacenti hanno lo stesso orientamento non è automatico che essi appartengano allo stesso cluster, ma è presente una certa probabilità di aggiunta che aumenta al diminuire della temperatura. Nel caso dell'algoritmo di Wolff, tale probabilità è pari a

$$P_{add} = 1 - \exp(-2\beta J) \quad (4.7)$$

In Figura 28 è riportata la frazione di reticolo ricoperta dal cluster in funzione della temperatura. La probabilità introdotta in (4.7) garantisce la dipendenza corretta al variare della temperatura del modello.

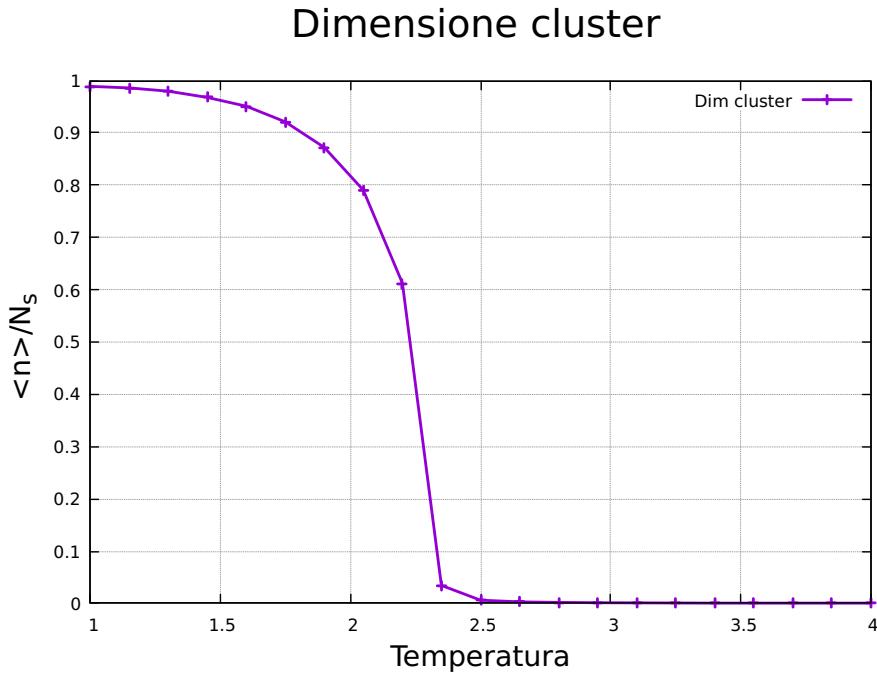


Figura 28: Frazione di reticolo ricoperta dal cluster in funzione della temperatura.

L'algoritmo nella sua interezza è costituito dai seguenti passi:

- ◊ si seleziona casualmente uno spin facente parte del reticolo
- ◊ si prendono in considerazione i primi vicini di quello spin. Se essi sono rivolti nella stessa direzione dello spin selezionato in partenza, aggiungerli al cluster con probabilità data da (4.7)
- ◊ per ogni spin che è stato aggiunto allo step precedente, si considerano i primi vicini e si procede con la stessa metodologia. Si continua fino a quando tutti i primi vicini degli spin facenti parte il cluster sono stati presi in considerazione per una possibile inclusione.
- ◊ si invertono tutti gli spin che costituiscono il cluster. Questo processo avviene con probabilità uno, ossia viene sempre effettuato.

Questo algoritmo rispetta sia il bilancio dettagliato che l'ergodicità. La sua particolarità di lavorare su più spin alla volta consente di ridurre l'esponente z di un fattore 10, dato che per il modello di Ising 2D è pari a $z = 0.25 \pm 0.01$ [5].

```

proc wolffMove*(modIsing: var seq[seq[int]], rg: var PCG, temp: float32, acc:
→ float32, nspin: int): int =
# Algoritmo di Wolff per evolvere il modello di Ising 2D

var
    appo: int
    conta: int
    test: IsingCoord
    clusterSize:int = 0
    stack: seq[IsingCoord] = @[]
    padd = 1 - exp(-2*acc/temp)

    # Variabili per coordinate spin
    randSpin, upNeigh, downNeigh, leftNeigh, rightNeigh: IsingCoord

    # Valuto casualmente spin
    randSpin = rg.newRandomCoord(nspin)
    stack.add(randSpin)

    # Salvo valore iniziale spin (per successivi confronti) e poi invertto spin
    appo = modIsing[randSpin.xcoor][randSpin.ycoor]
    modIsing[randSpin.xcoor][randSpin.ycoor] = -appo

    # Continuo fino a quando non ho controllato tutte le possibilità
    while stack.len() > 0:
        test = stack.pop
        clusterSize += 1

        # Valuto quali siano i primi vicini
        upNeigh = newCoord(test.xcoor, (test.ycoor + 1) mod nspin)
        downNeigh = newCoord(test.xcoor, (test.ycoor + nspin - 1) mod nspin)
        leftNeigh = newCoord((test.xcoor + 1) mod nspin, test.ycoor)
        rightNeigh = newCoord((test.xcoor + nspin - 1) mod nspin, test.ycoor)

        # Aggiungo al cluster solo se hanno lo stesso orientamento dello spin di
→ partenza
        if modIsing[upNeigh.xcoor][upNeigh.ycoor] == appo and rg.rand() < padd:
            modIsing[upNeigh.xcoor][upNeigh.ycoor] = -appo
            stack.add(upNeigh)

        if modIsing[downNeigh.xcoor][downNeigh.ycoor] == appo and rg.rand() < padd:
            modIsing[downNeigh.xcoor][downNeigh.ycoor] = -appo
            stack.add(downNeigh)

        if modIsing[rightNeigh.xcoor][rightNeigh.ycoor] == appo and rg.rand() < padd:
            modIsing[rightNeigh.xcoor][rightNeigh.ycoor] = -appo
            stack.add(rightNeigh)

        if modIsing[leftNeigh.xcoor][leftNeigh.ycoor] == appo and rg.rand() < padd:
            modIsing[leftNeigh.xcoor][leftNeigh.ycoor] = -appo
            stack.add(leftNeigh)

return clusterSize

```

5 Simulazioni modello di Ising 1D

Prima di iniziare lo studio computazionale del modello, è stati determinati i parametri simulativi ottimali. In questa fase ho considerato catene di spin di lunghezza

$$N \in \{1000, 3000, 6000, 10000\}$$

alle temperature

$$T \in \{0.5, 1.0, 1.5, 2.0\}$$

in condizione di presenza ed assenza di campo magnetico. I risultati ottenuti in questa fase sono riportati in modo rissuntivo nella seguente figura, comprensiva di entrambe le casistiche.

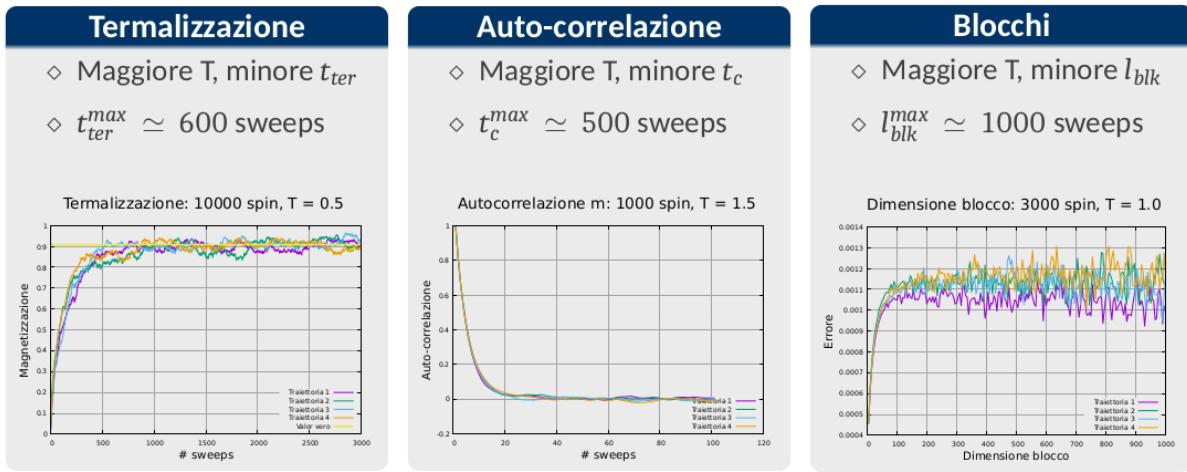


Figura 29: Caratterizzazione metodo di Metropolis

5.1 Osservabili

La prima quantità a cui siamo interessati è la magnetizzazione, che costituisce il parametro d'ordine del sistema. Possiamo osservare, come predetto dalla soluzione esatta del modello di Ising 1D, che in assenza di campo magnetico non è presente magnetizzazione per qualsiasi temperatura finita. E' possibile ottenere spin allineati e quindi un sistema ordinato solamente quando viene applicato un campo esterno.

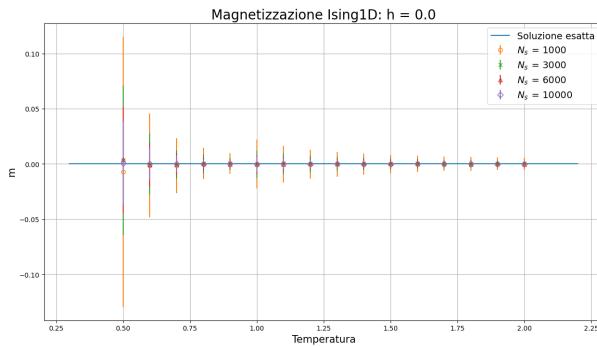


Figura 30: Magnetizzazione: $h = 0.0$.

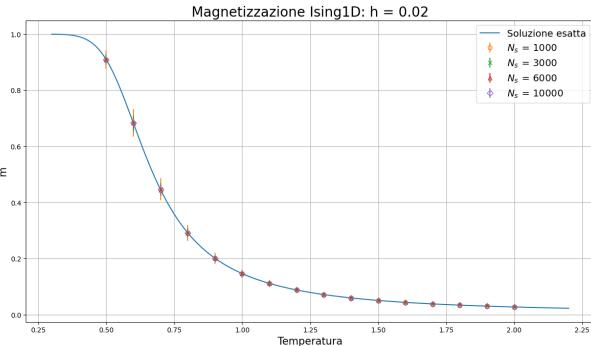
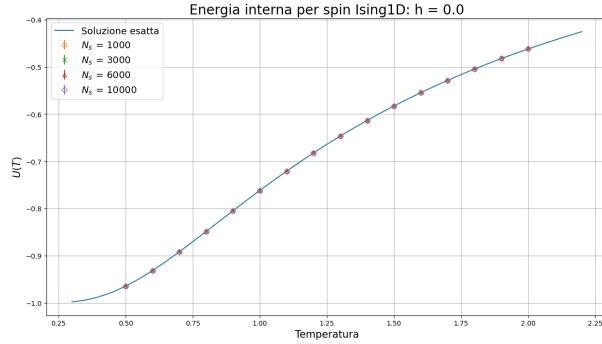
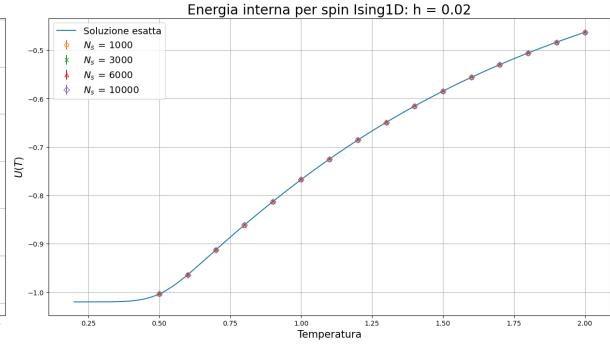
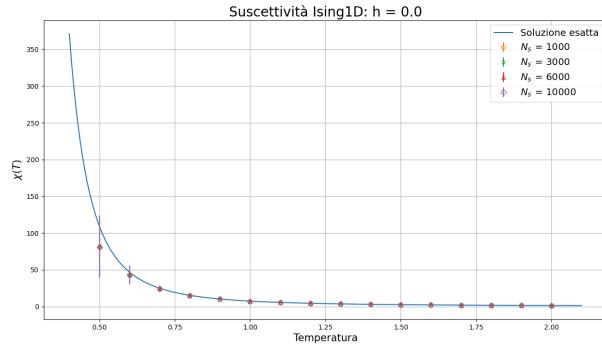
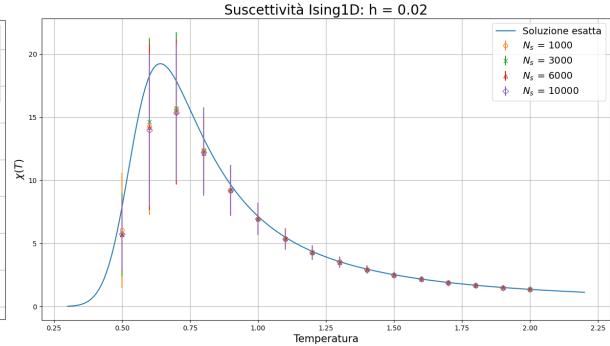
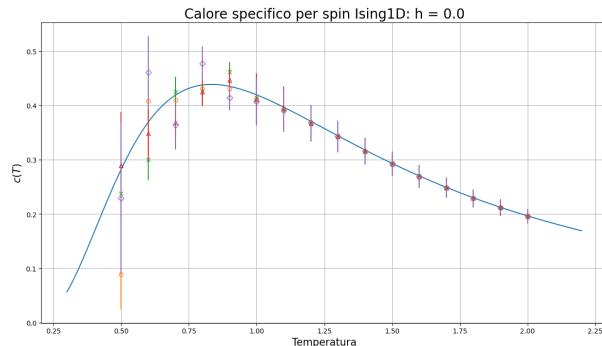
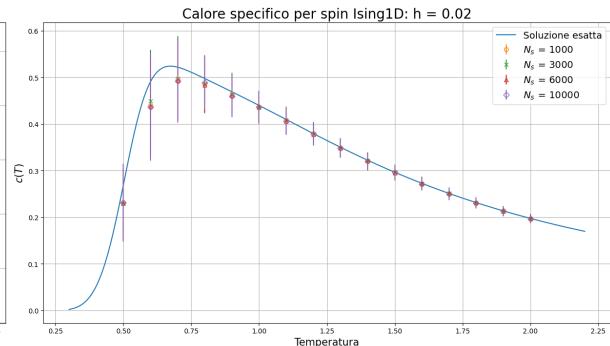


Figura 31: Magnetizzazione: $h = 0.02$.

La presenza di un campo magnetico esterno implica che il secondo termine dell'hamiltoniana è diverso da zero: questo si traduce in ground state e stati eccitati ad energia inferiore rispetto al caso senza h .

Figura 32: Energia: $h = 0.0$.Figura 33: Energia: $h = 0.02$.

Oltre a magnetizzazione ed energia è possibile valutare le funzioni di risposta, ossia suscettività magnetica e calore specifico. In particolare è stato ottenuto quanto segue.

Figura 34: Suscettività: $h = 0.0$.Figura 35: Suscettività: $h = 0.02$.Figura 36: Calore specifico: $h = 0.0$.Figura 37: Calore specifico: $h = 0.02$.

6 Simulazioni modello di Ising 2D

Prima di iniziare lo studio computazionale del modello, è stata eseguita la necessaria determinazione dei parametri simulativi ottimali. In questa fase ho considerato, sia per l'algoritmo di Metropolis che per quello di Wolff, reticolati $N \times N$ con

$$N \in \{100, 200, 300, 400, 500\}$$

alle temperature

$$T \in \{1.0, 1.5, 2.0, 2.5, 3.0, 3.5\}$$

I risultati ottenuti in questa fase sono riportati in modo rissuntivo nelle seguenti figure, delle quali la prima è relativa al metodo di Metropolis, mentre la seconda a quello di Wolff.

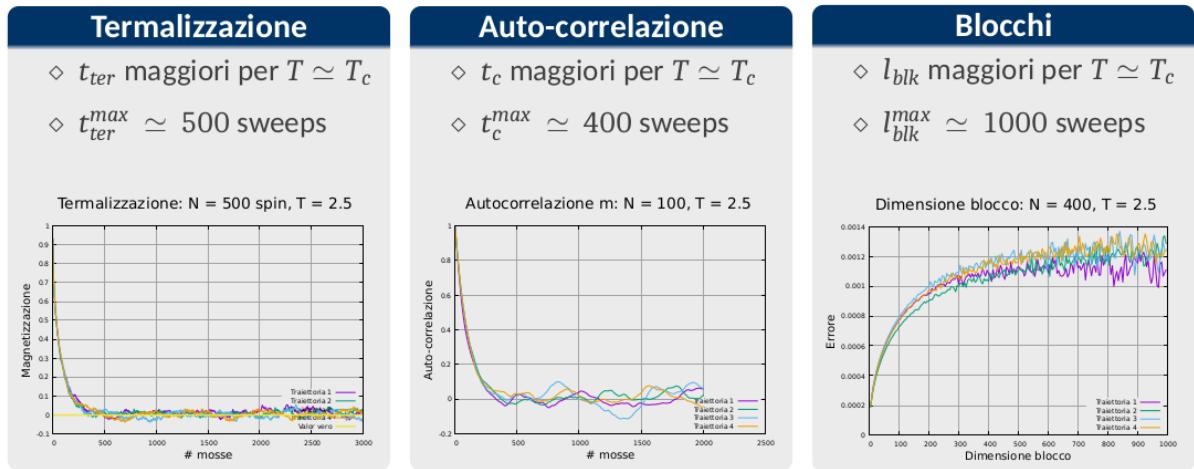


Figura 38: Caratterizzazione metodo di Metropolis

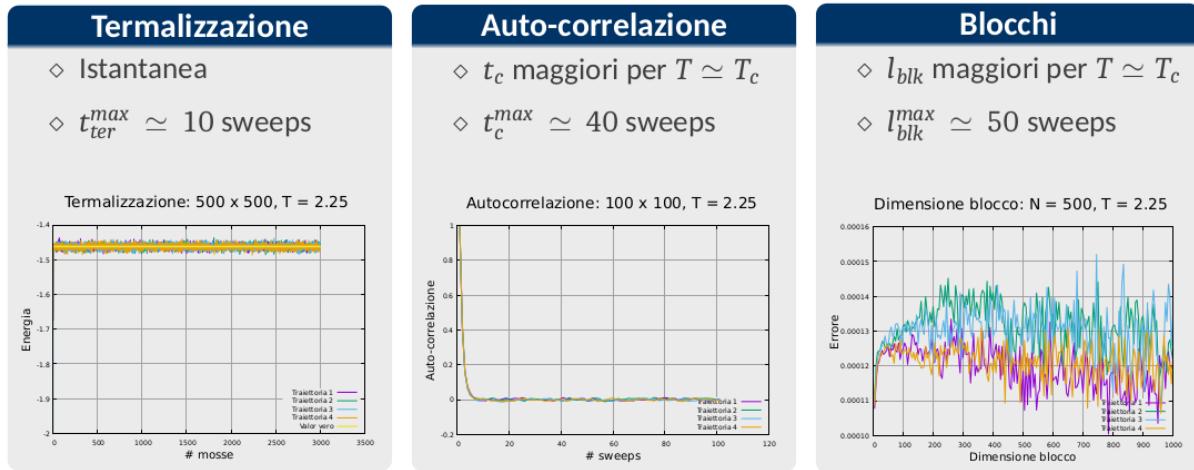
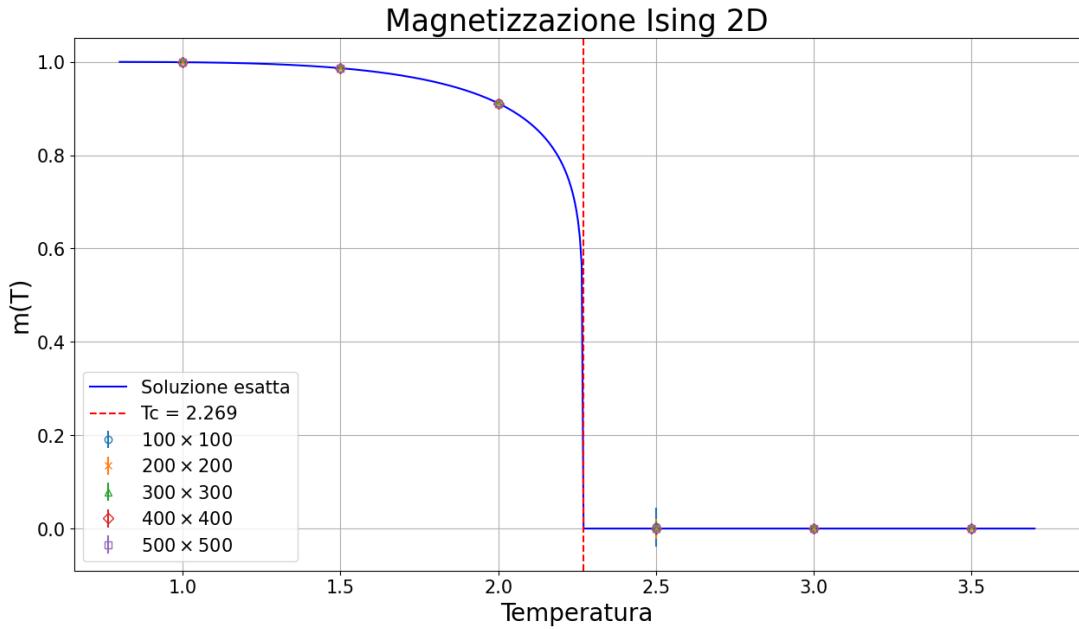


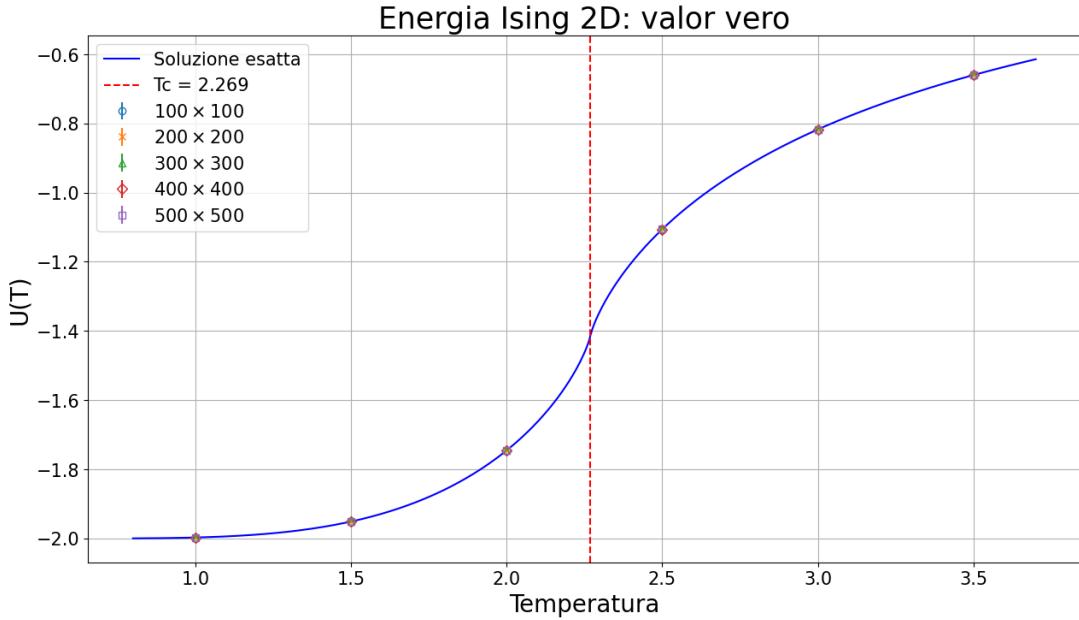
Figura 39: Caratterizzazione metodo di Wolff

6.1 Osservabili

Il primo osservabile che prendiamo in considerazione è la magnetizzazione, che rende evidente la transizione di fase in quanto al di sotto di una certa temperatura è diversa da zero. Questo andamento è una conseguenza dell'ordine presente nel reticolo, con le spin allineati.

Figura 40: Magnetizzazione modello di Ising 2D: $h = 0.0$.

Dato che la maggior parte degli spin sono allineati a bassa temperatura, l'energia interna assume in quella regione il suo valor minimo. E' possibile apprezzare U/N tenda a -2, poichè i 4 "legami" che ogni spin presenta con i propri primi vicini sono condivisi con altri momenti magnetici. Nel momento in cui $J = 1.0$, l'energia del singolo legame è unitaria e va divisa a metà sui due spin coinvolti nel legame.

Figura 41: Energia modello di Ising 2D: $h = 0.0$.

6.2 Studio del punto critico

L'analisi del punto critico è stata effettuata con l'algoritmo di Wolff, dato che consente la generazione di configurazioni scorrelate in modo molto più efficiente dell'algoritmo di Metropolis per $T \simeq T_c$. Questo studio si è concentrato inizialmente sulla dipendenza da J della temperatura critica, che ricordiamo essere pari a

$$T_c = \frac{2J}{\log(1 + \sqrt{2})}$$

In Figura è riportata la magnetizzazione per vari valori della costante d'accoppiamento J e, come si può apprezzare, l'algoritmo di Wolff è in grado di catturare correttamente l'andamento, anche per $T \rightarrow T_c$.

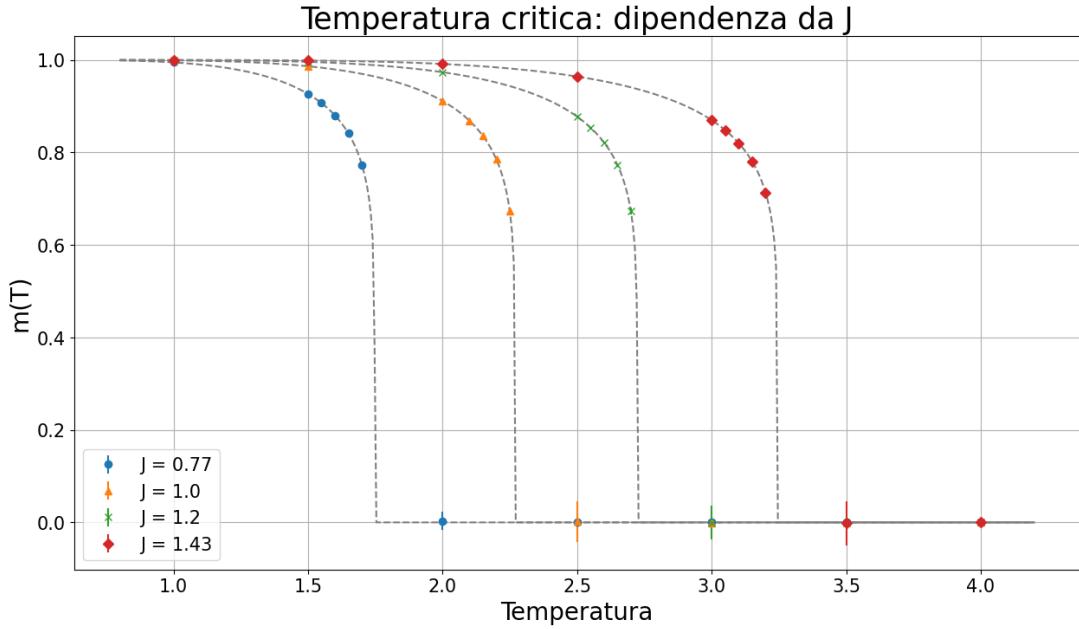


Figura 42: Dipendenza della temperatura critica da J .

Ho poi analizzato quali fossero il calore specifico e la suscettività magnetica su un certo range di temperature al variare della dimensione reticolare. Nelle seguenti Figure è evidente come all'aumentare di N , ossia il numero di spin che costituiscono il lato del reticolo, i risultati ottenuti rappresentano con maggior accuratezza quelli noti nel limite termodinamico.

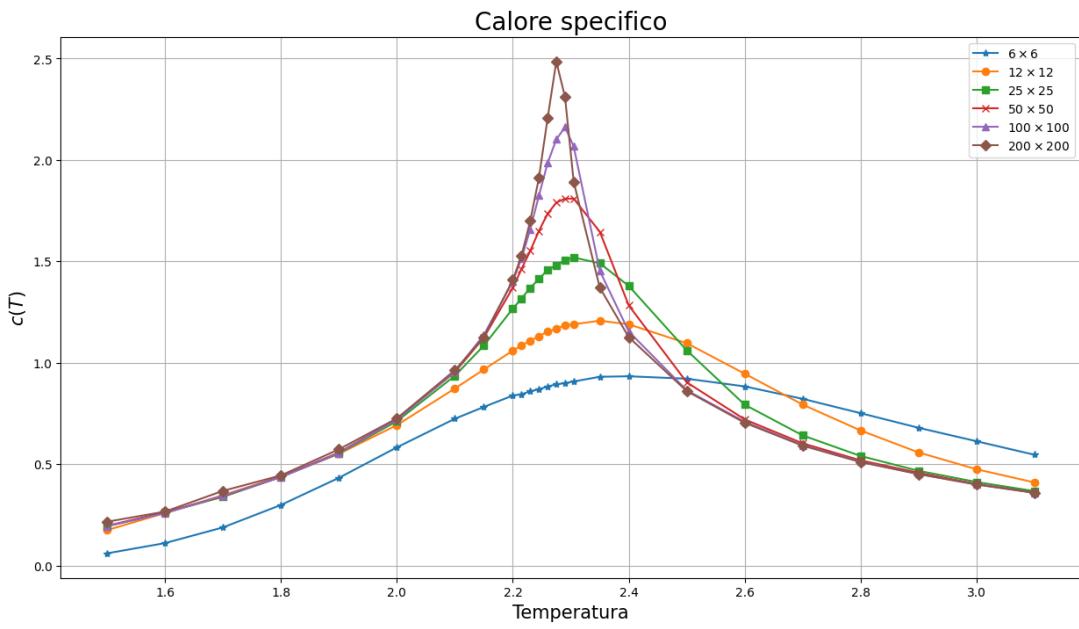
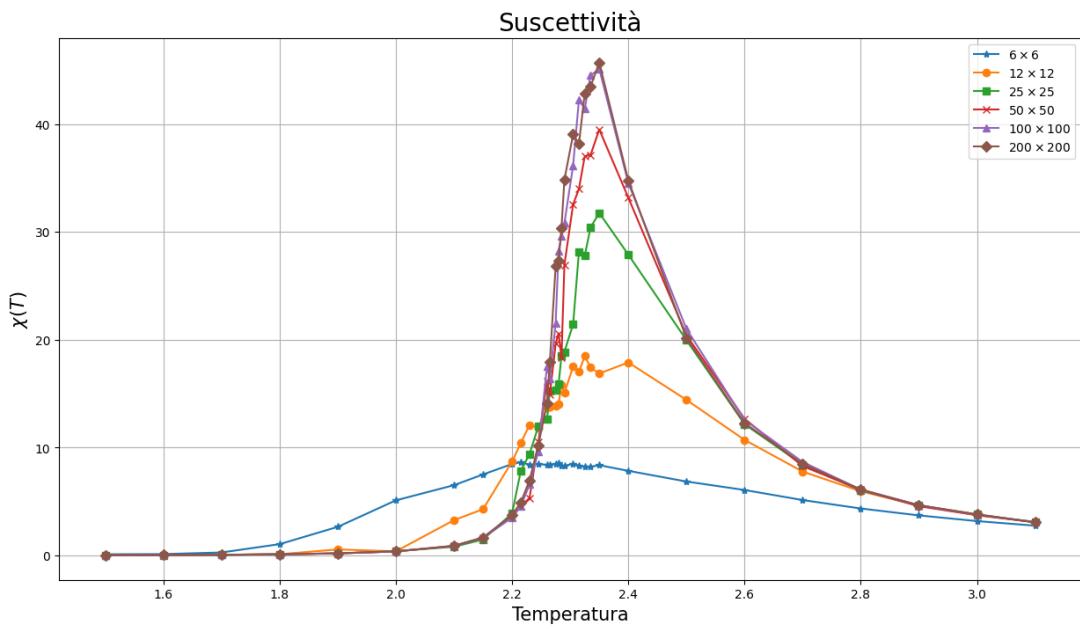


Figura 43: Calore specifico: $h = 0.0$.

Figura 44: Suscettività: $h = 0.0$.

7 Simulazione modello XY

Prima di iniziare lo studio computazionale del modello, sono stati determinati i parametri simulativi ottimali. In questa fase ho considerato reticolii $N \times N$ con

$$N \in \{100, 200, 300, 400, 500\}$$

alle temperature

$$T \in \{0.5, 1.0, 1.5, 2.0, 2.5, 3.0\}$$

I risultati ottenuti in questa fase sono riportati in modo rissuntivo nella seguente figura.

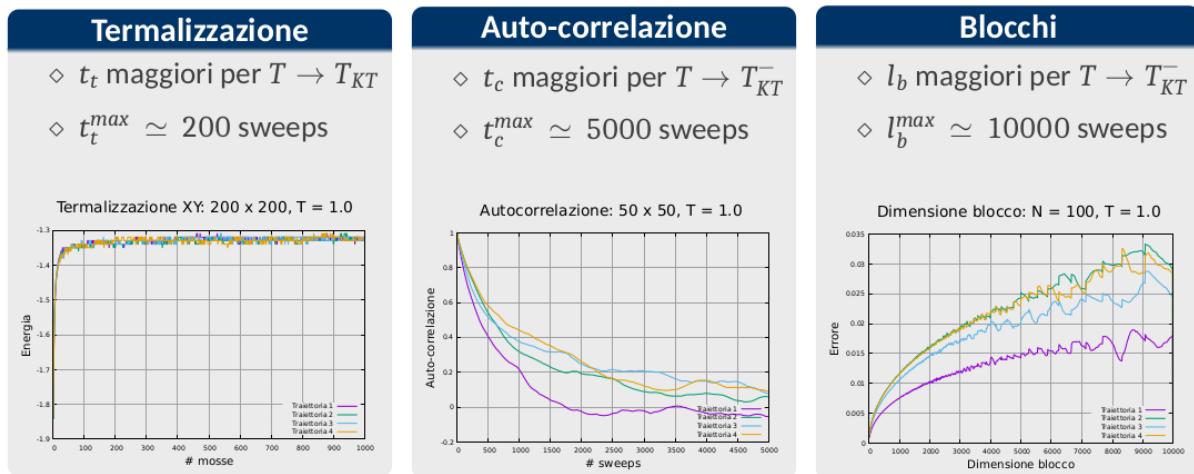


Figura 45: Caratterizzazione metodo di Metropolis

L'unico osservabile che ho preso in considerazione è l'energia interna, la quale mostra una dipendenza sulla temperatura. Dato che all'aumentare di T aumenta anche il disallineamento locale fra spin, U tenderà ad un valore identicamente nullo.

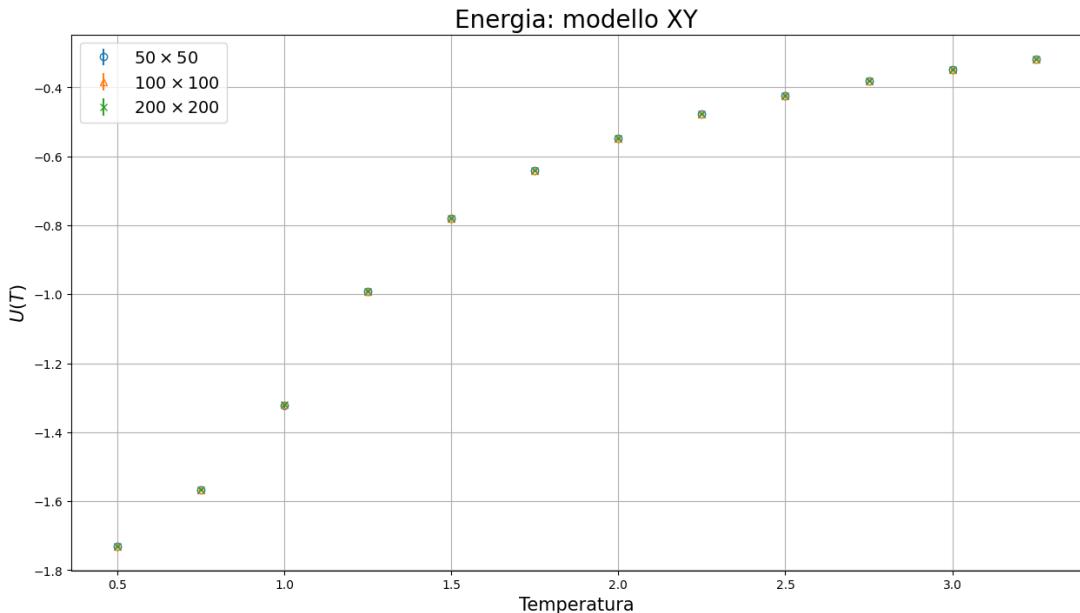


Figura 46: Energia modello XY: $h = (0, 0)$.

Il modello XY non presenta una transizione di fase convenzionale, con passaggio da una fase ordinata ad una disordinata con l'aumento della temperatura. E' tuttavia possibile riordinare il sistema agendo dall'esterno, con l'applicazione di un campo magnetico. Nel caso riportato nella seguente figura, h agisce lungo l'asse x e per T abbastanza contenute, riesce ad indurre allineamento lungo la direzione X degli spin.

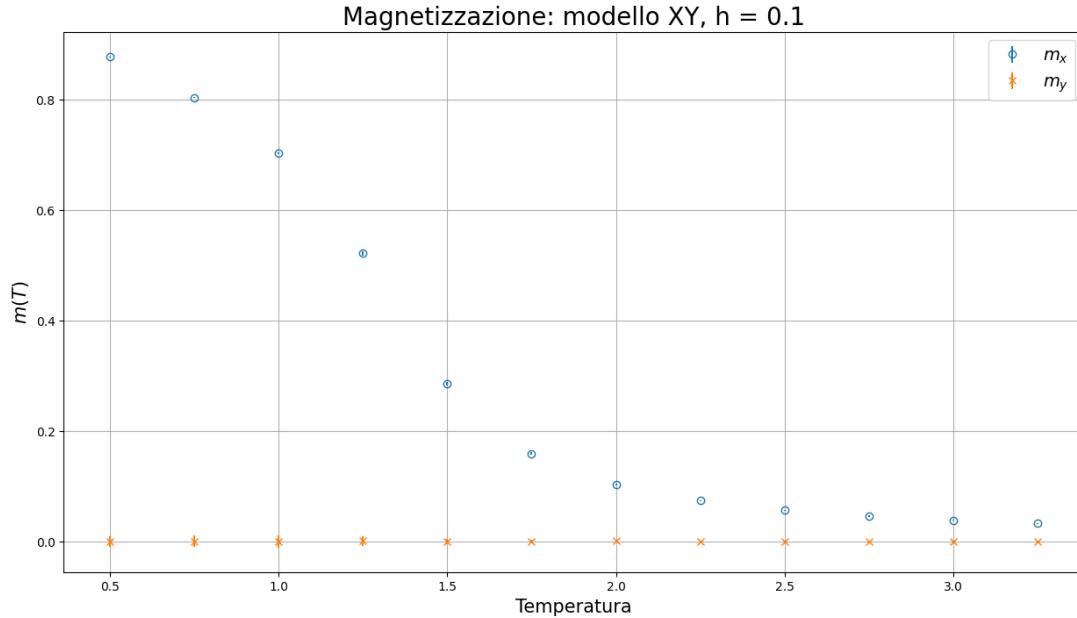
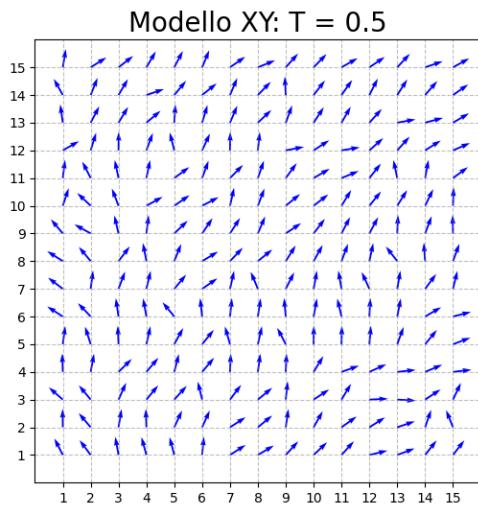
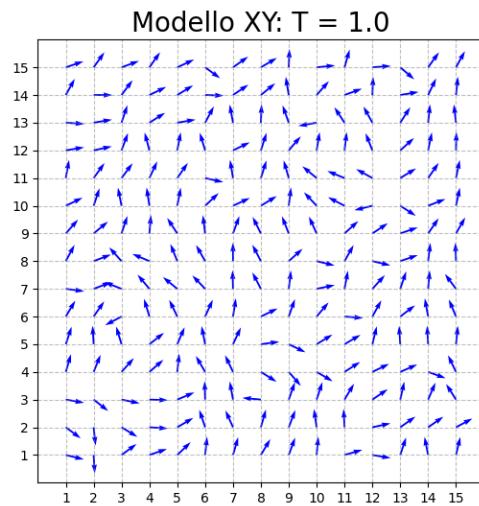
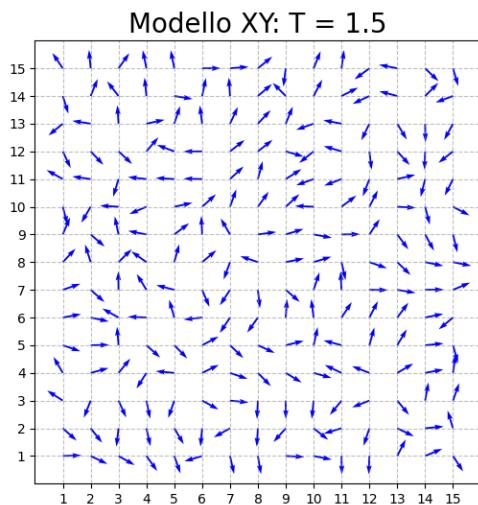
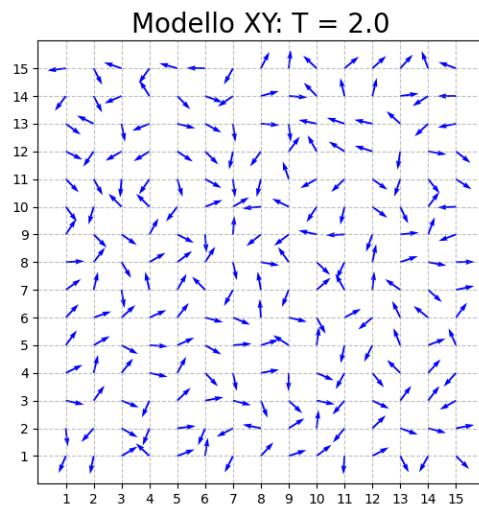
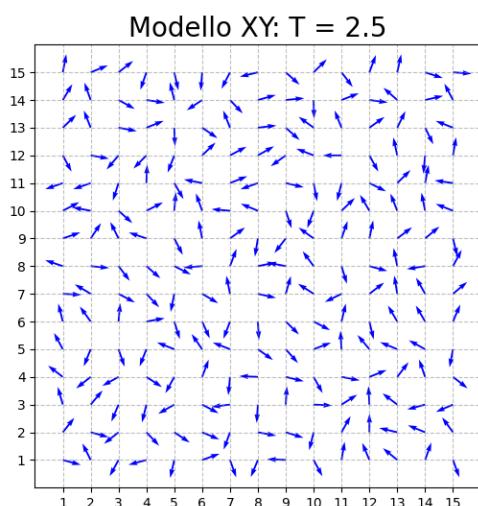
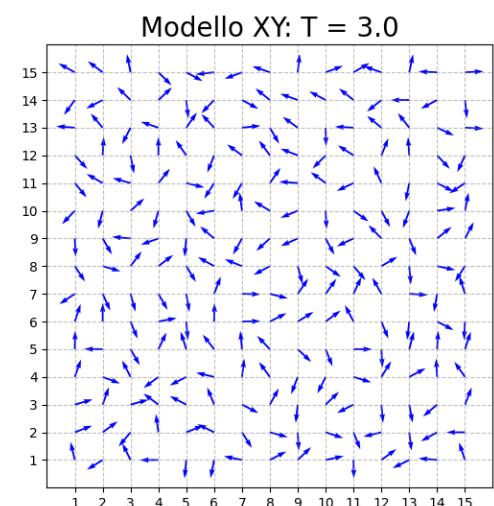


Figura 47: Magnetizzazione modello XY: $h = (0.1, 0)$.

Infine mi sono interessato alle configurazioni reticolari al variare della temperatura. E' possibile apprezzare come all'aumentare della temperatura le variazioni relative nelle direzioni degli spin siano più accentuate.

Figura 48: $T = 0.5$ Figura 49: $T = 1.0$ Figura 50: $T = 1.5$ Figura 51: $T = 2.0$ Figura 52: $T = 2.5$ Figura 53: $T = 3.0$

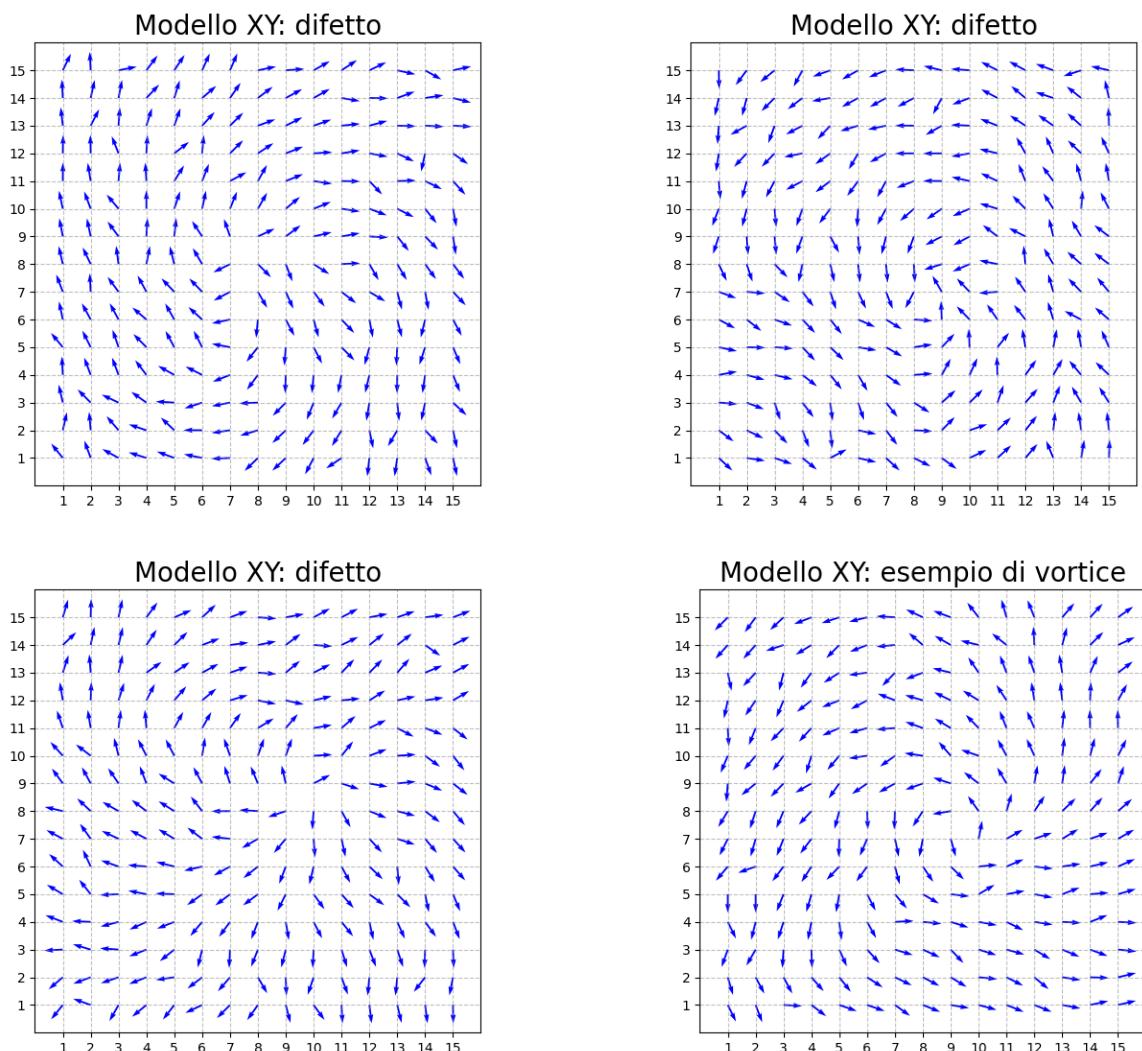


Figura 54: Esempio di diffetti del parametro d'ordine

A Modello di Ising 1D: $h = 0.0$

A.1 Termalizzazione

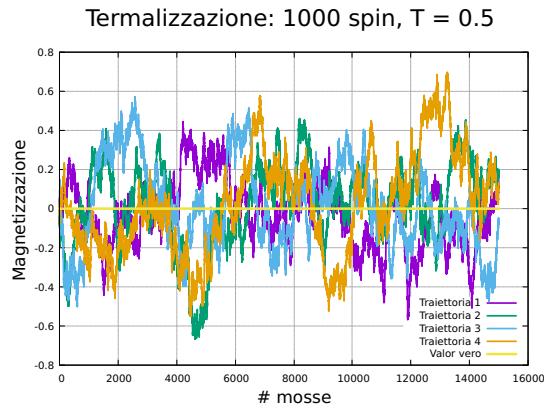
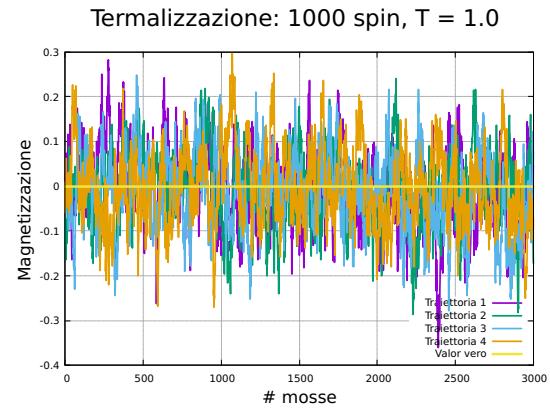
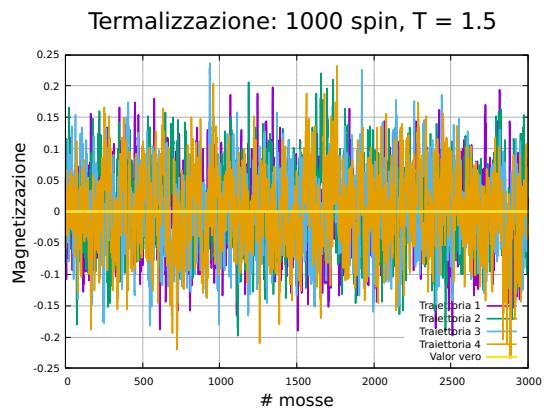
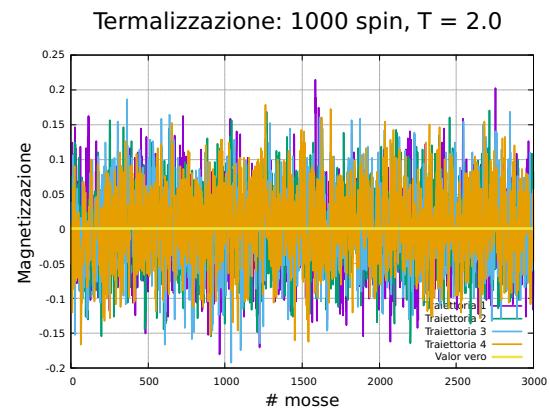
Figura 55: $T = 0.5$ Figura 56: $T = 1.0$ Figura 57: $T = 1.5$ Figura 58: $T = 2.0$

Figura 59: Studio della termalizzazione di un modello di Ising 1D: $N_s = 1000$, $h = 0.0$.

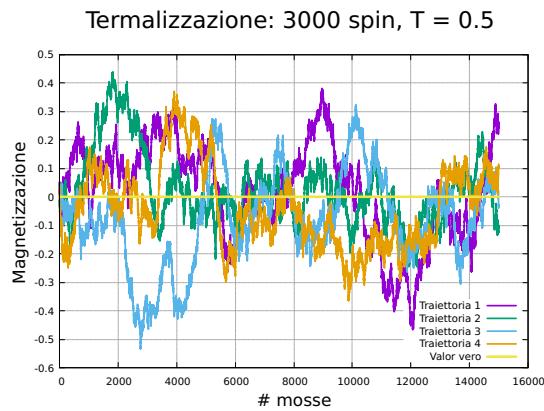
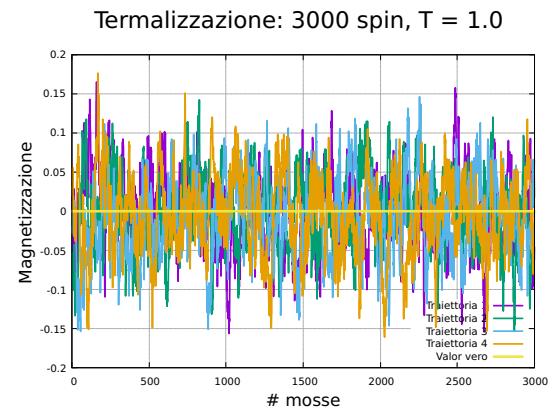
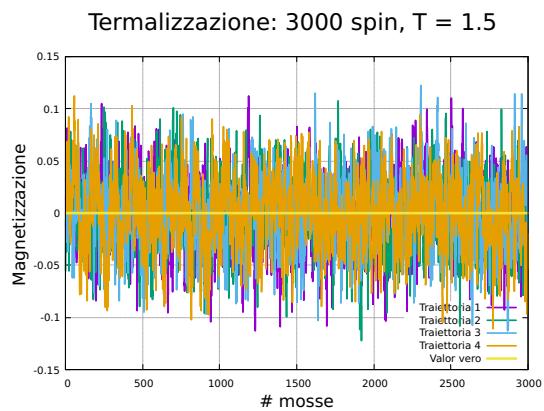
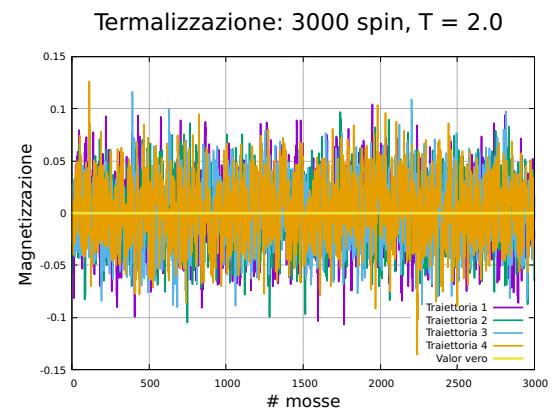
Figura 60: $T = 0.5$ Figura 61: $T = 1.0$ Figura 62: $T = 1.5$ Figura 63: $T = 2.0$

Figura 64: Studio della termalizzazione di un modello di Ising 1D: $N_s = 3000$, $h = 0.0$.

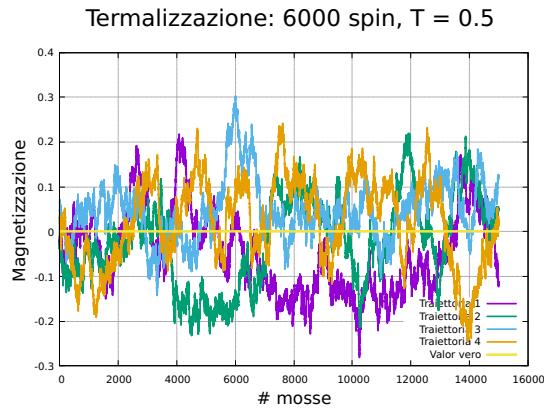
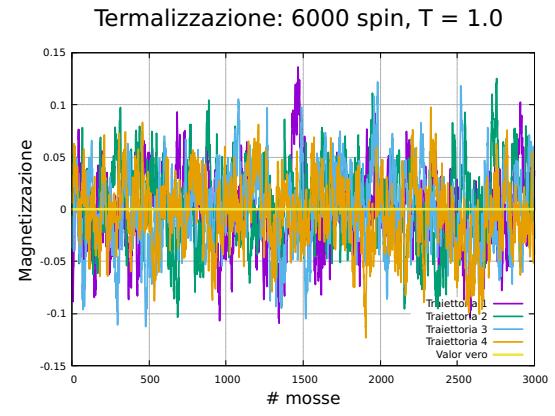
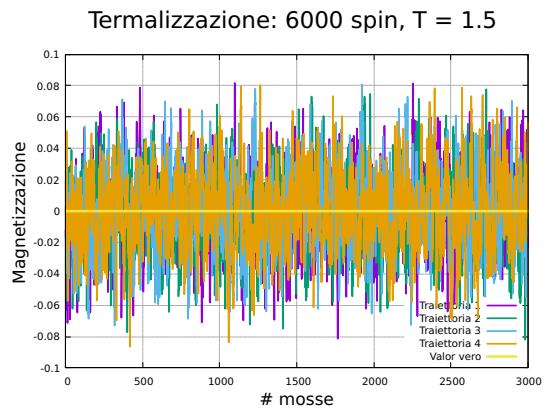
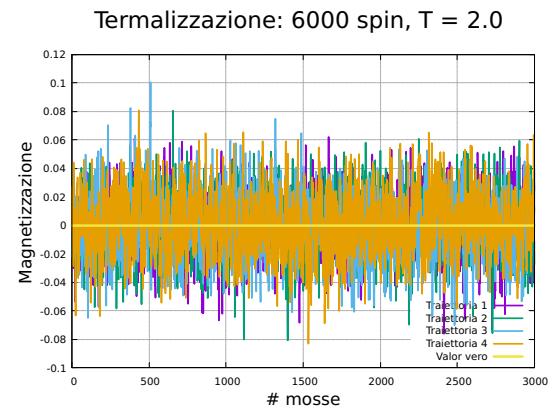
Figura 65: $T = 0.5$ Figura 66: $T = 1.0$ Figura 67: $T = 1.5$ Figura 68: $T = 2.0$

Figura 69: Studio della termalizzazione di un modello di Ising 1D: $N_s = 6000$, $h = 0.0$.

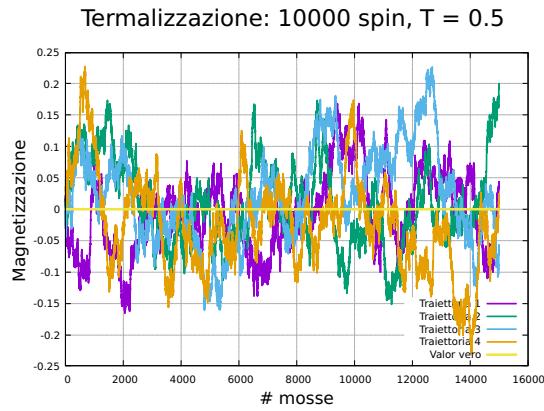
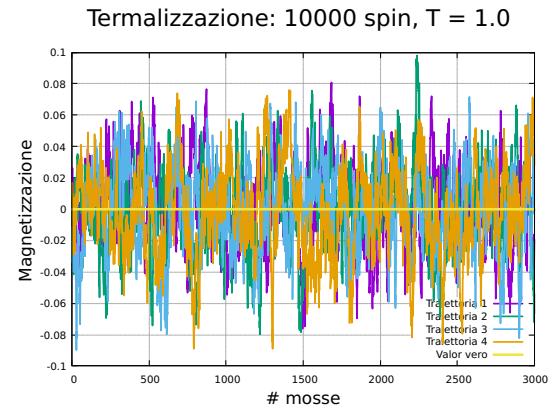
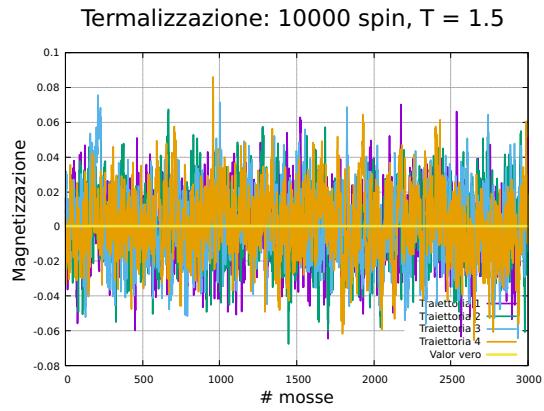
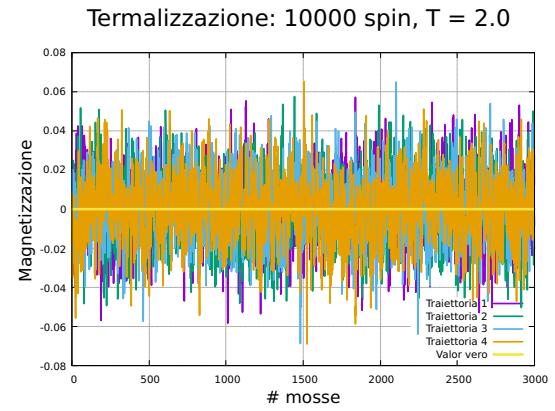
Figura 70: $T = 0.5$ Figura 71: $T = 1.0$ Figura 72: $T = 1.5$ Figura 73: $T = 2.0$

Figura 74: Studio della termalizzazione di un modello di Ising 1D: $N_s = 10000$, $h = 0.0$.

A.2 Auto-correlazione

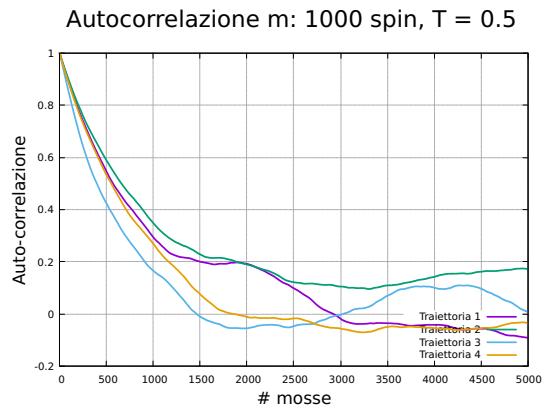
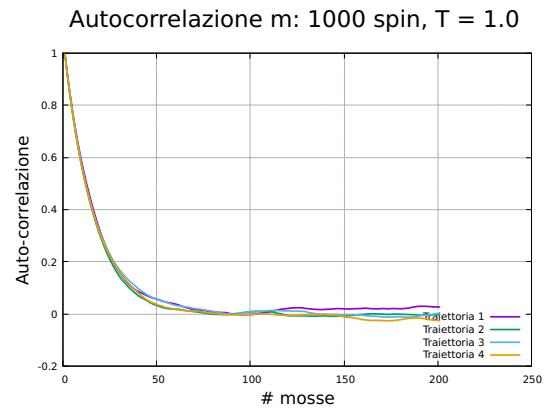
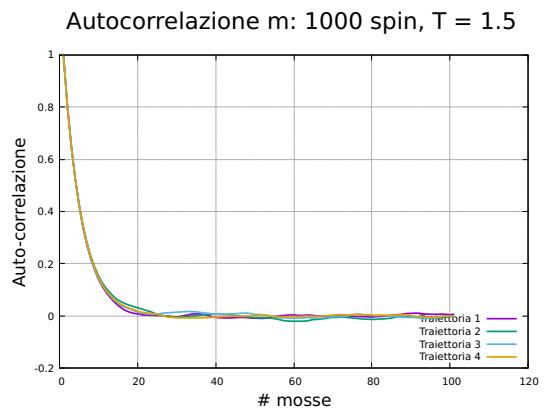
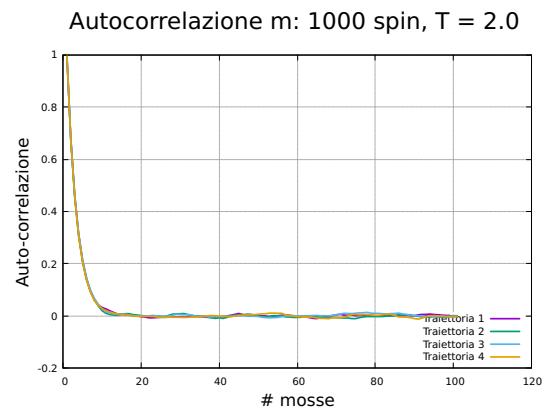
Figura 75: $T = 0.5$ Figura 76: $T = 1.0$ Figura 77: $T = 1.5$ Figura 78: $T = 2.0$

Figura 79: Studio dell'auto-correlazione per un modello di Ising 1D: $N_s = 1000$, $h = 0.0$.

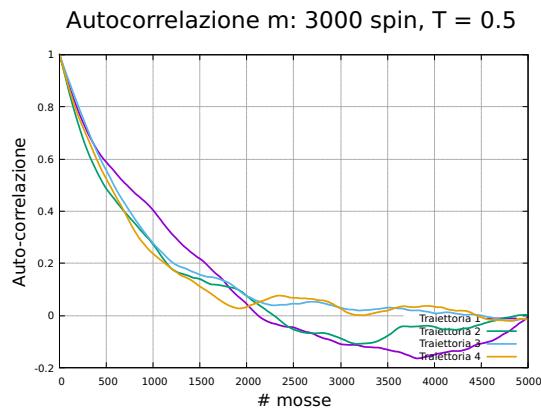
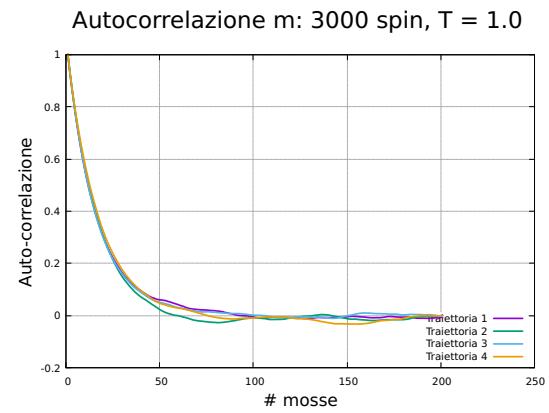
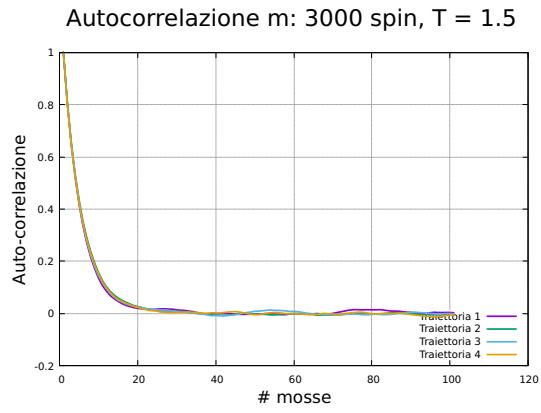
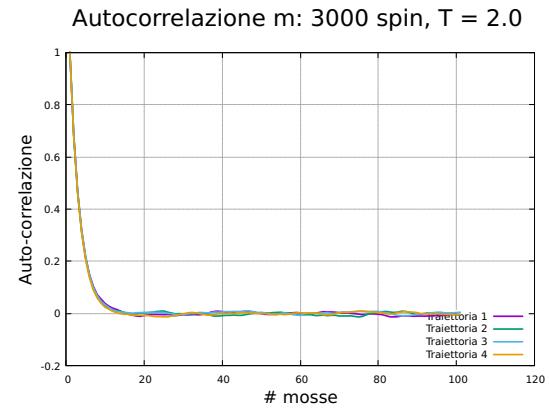
Figura 80: $T = 0.5$ Figura 81: $T = 1.0$ Figura 82: $T = 1.5$ Figura 83: $T = 2.0$

Figura 84: Studio dell'auto-correlazione per un modello di Ising 1D: $N_s = 3000$, $h = 0.0$.

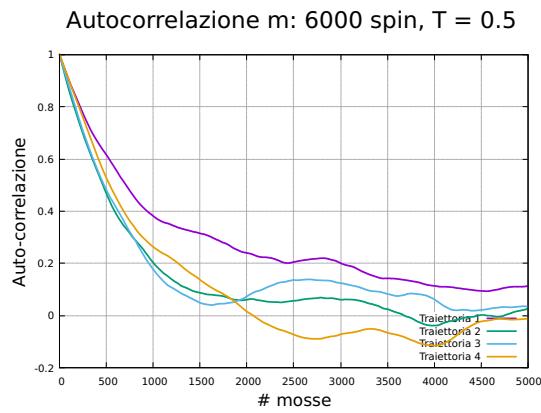
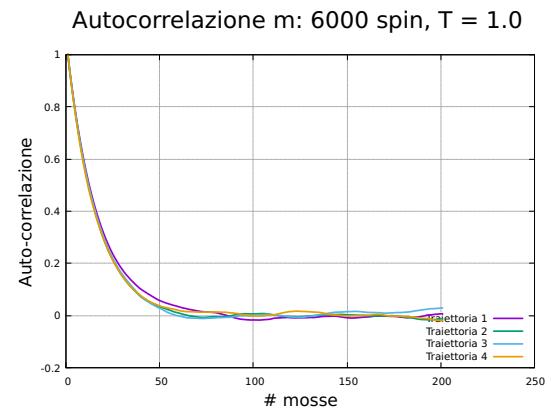
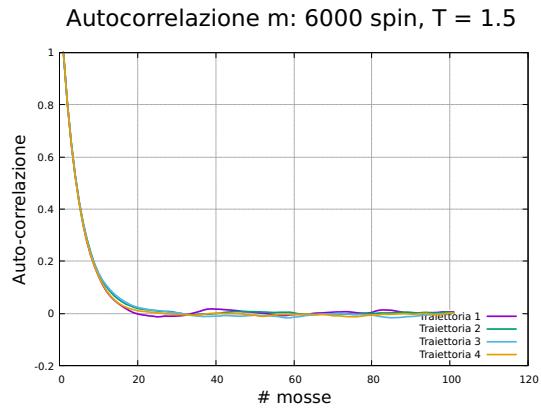
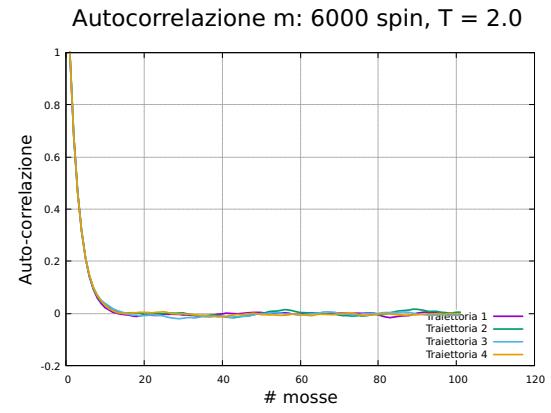
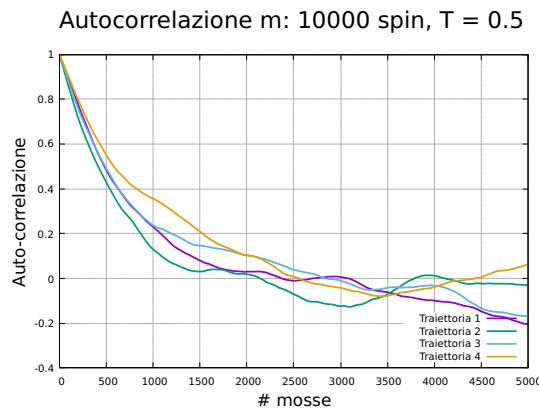
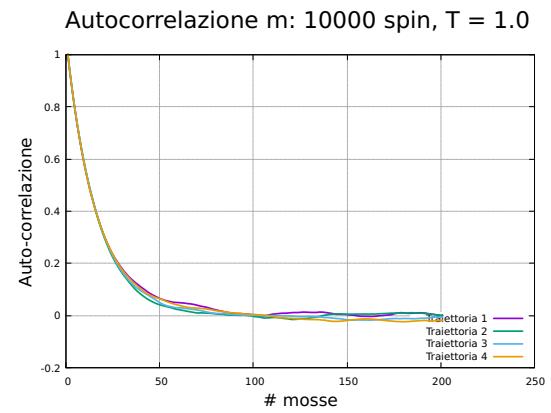
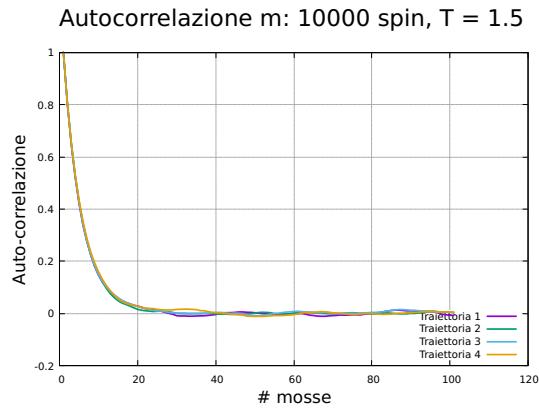
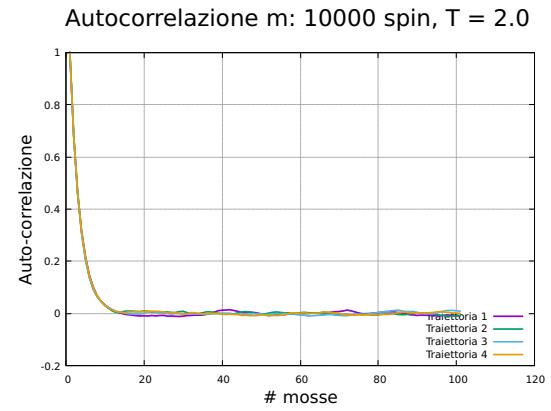
Figura 85: $T = 0.5$ Figura 86: $T = 1.0$ Figura 87: $T = 1.5$ Figura 88: $T = 2.0$

Figura 89: Studio dell'auto-correlazione per un modello di Ising 1D: $N_s = 6000$, $h = 0.0$.

Figura 90: $T = 0.5$ Figura 91: $T = 1.0$ Figura 92: $T = 1.5$ Figura 93: $T = 2.0$ Figura 94: Studio dell'auto-correlazione per un modello di Ising 1D: $N_s = 10000$, $h = 0.0$.

A.3 Dimensione dei blocchi

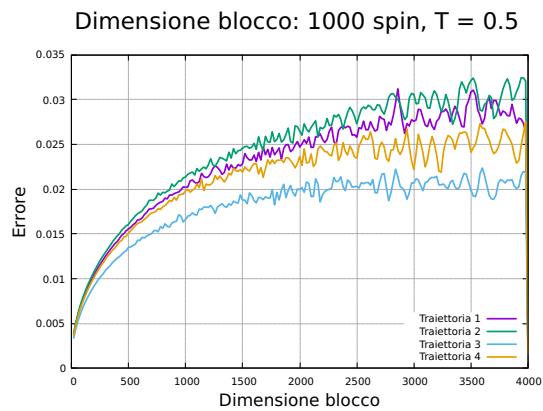
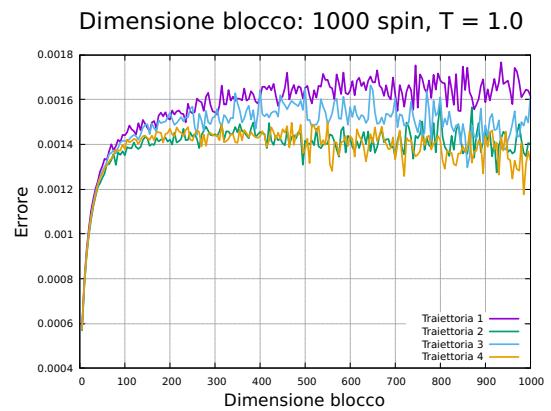
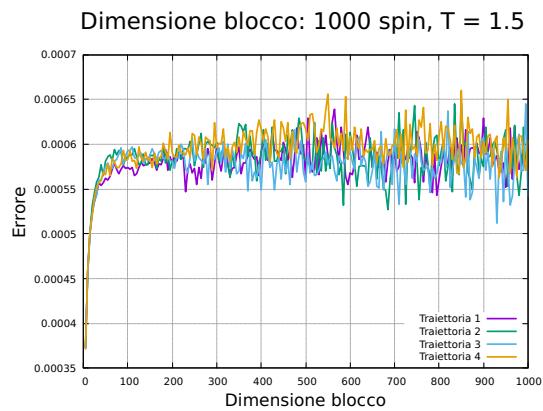
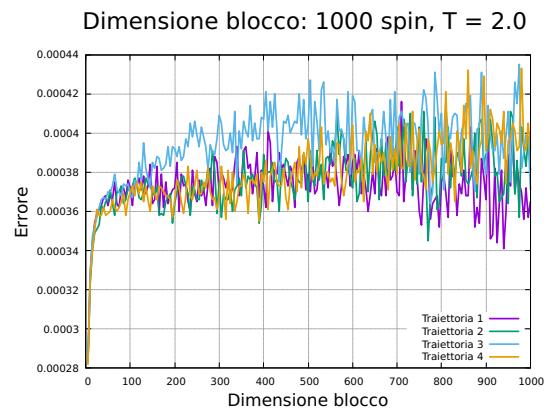
Figura 95: $T = 0.5$ Figura 96: $T = 1.0$ Figura 97: $T = 1.5$ Figura 98: $T = 2.0$

Figura 99: Errore in funzione della lunghezza dei blocchi per un modello di Ising 1D: $N_s = 1000$, $h = 0.0$.

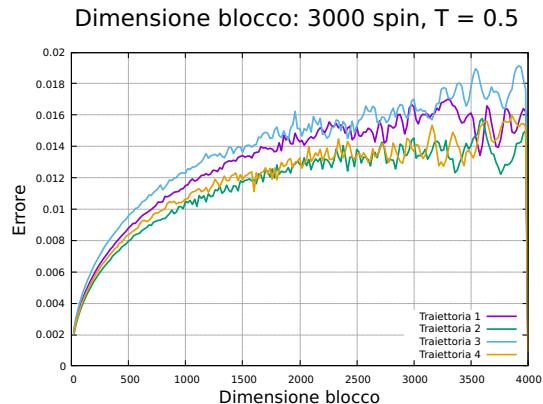
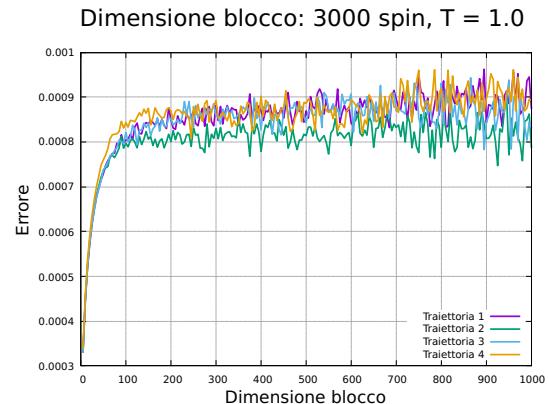
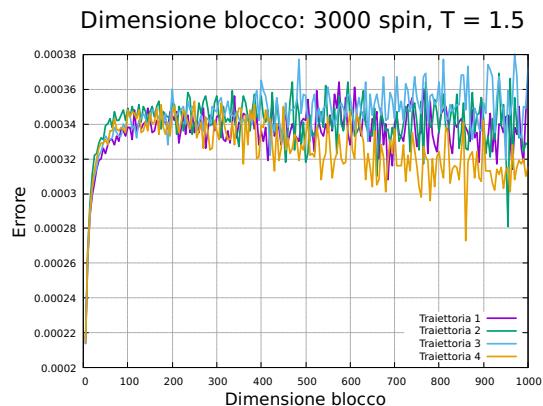
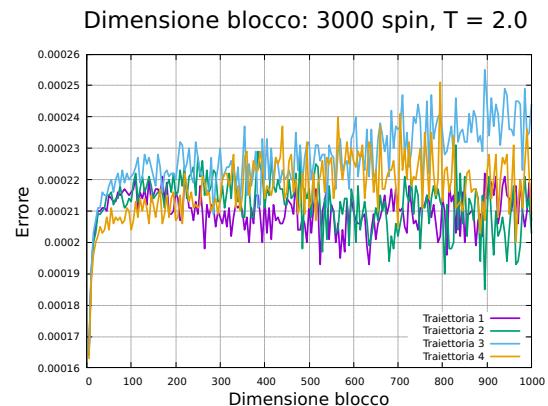
Figura 100: $T = 0.5$ Figura 101: $T = 1.0$ Figura 102: $T = 1.5$ Figura 103: $T = 2.0$

Figura 104: Errore in funzione della lunghezza dei blocchi per un modello di Ising 1D: $N_s = 3000$, $h = 0.0$.

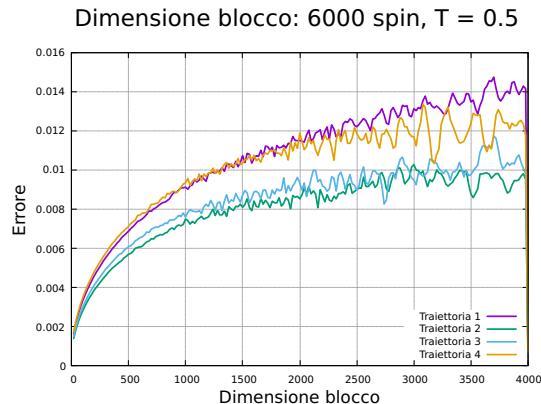
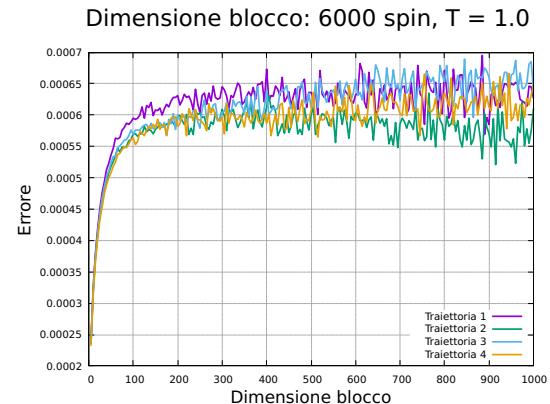
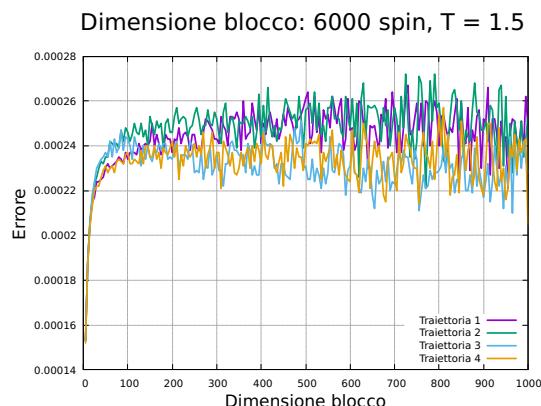
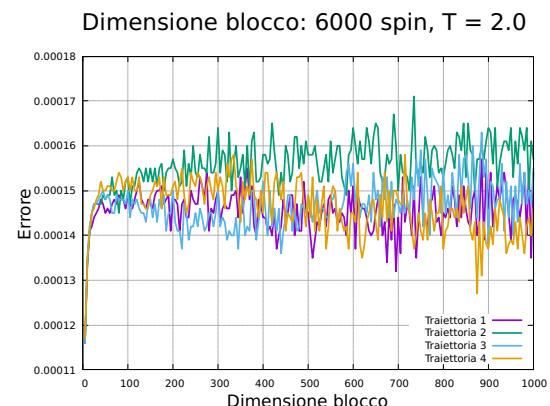
Figura 105: $T = 0.5$ Figura 106: $T = 1.0$ Figura 107: $T = 1.5$ Figura 108: $T = 2.0$

Figura 109: Errore in funzione della lunghezza dei blocchi per un modello di Ising 1D: $N_s = 6000$, $h = 0.0$.

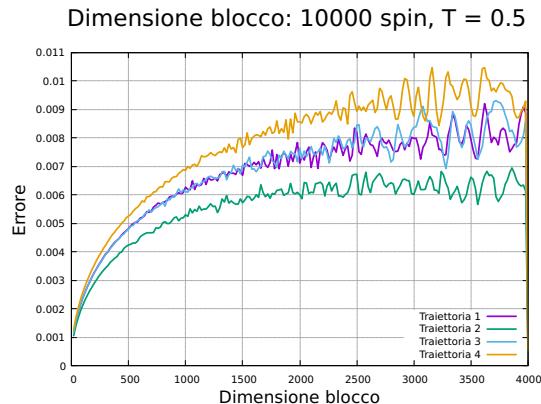
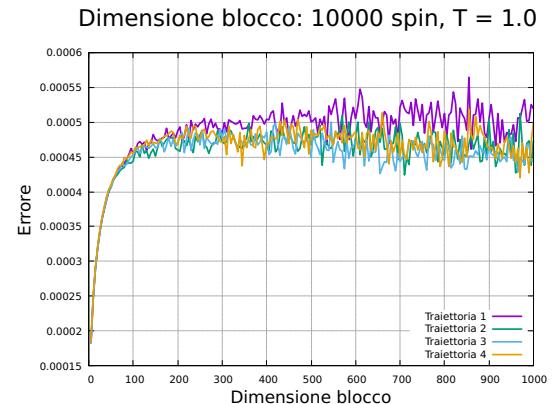
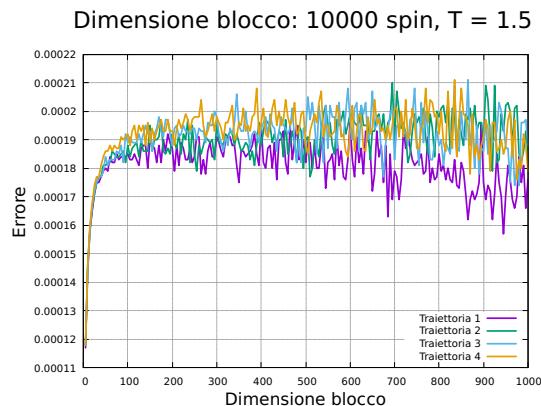
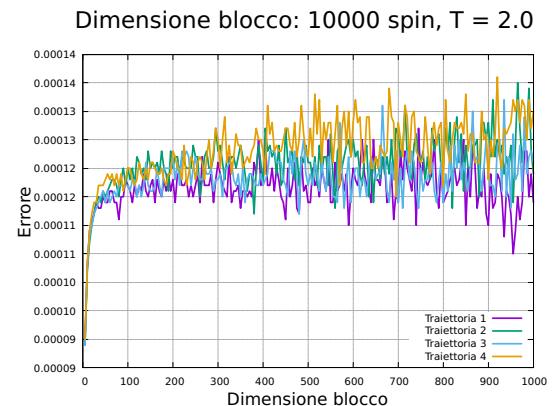
Figura 110: $T = 0.5$ Figura 111: $T = 1.0$ Figura 112: $T = 1.5$ Figura 113: $T = 2.0$

Figura 114: Errore in funzione della lunghezza dei blocchi per un modello di Ising 1D: $N_s = 10000$, $h = 0.0$.

A.4 Osservabili

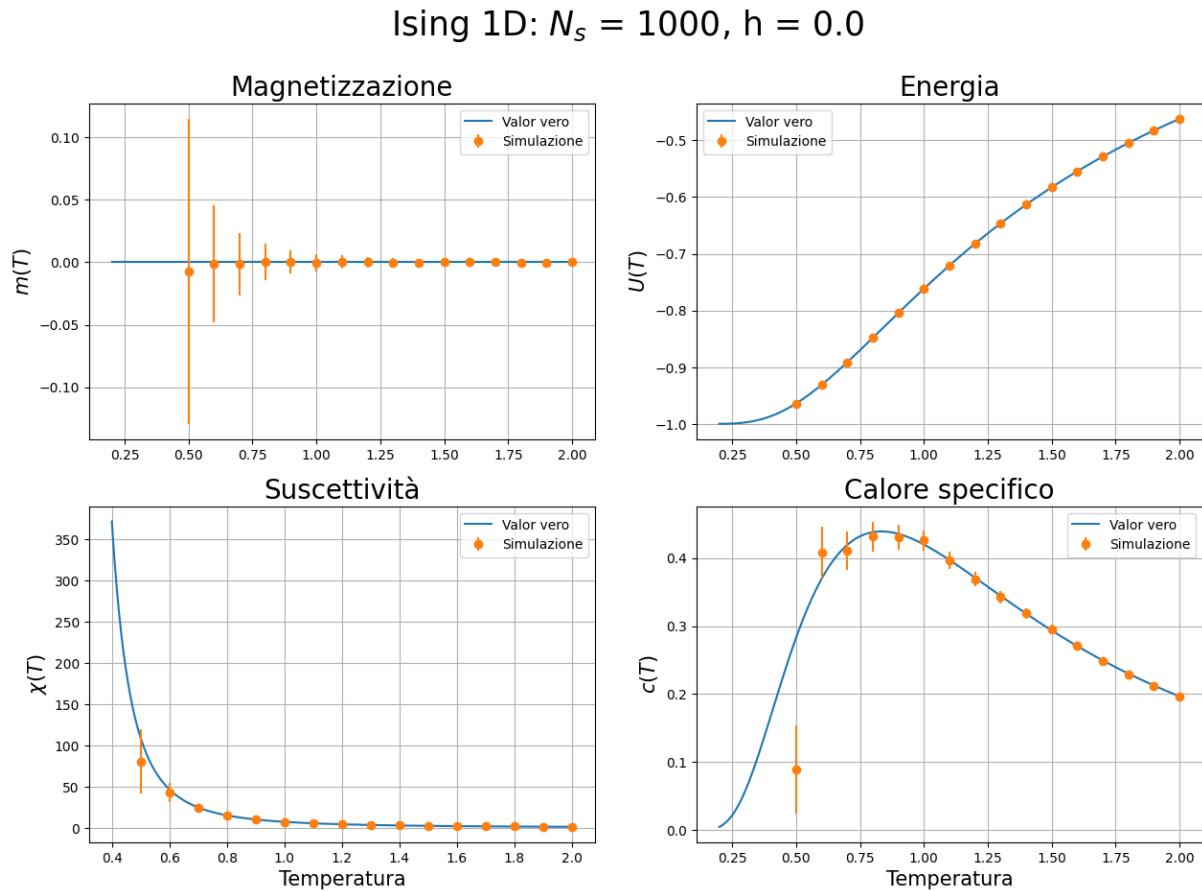


Figura 115: Osservabili di un modello di Ising 1D: $N_s = 1000$, $h = 0.0$.

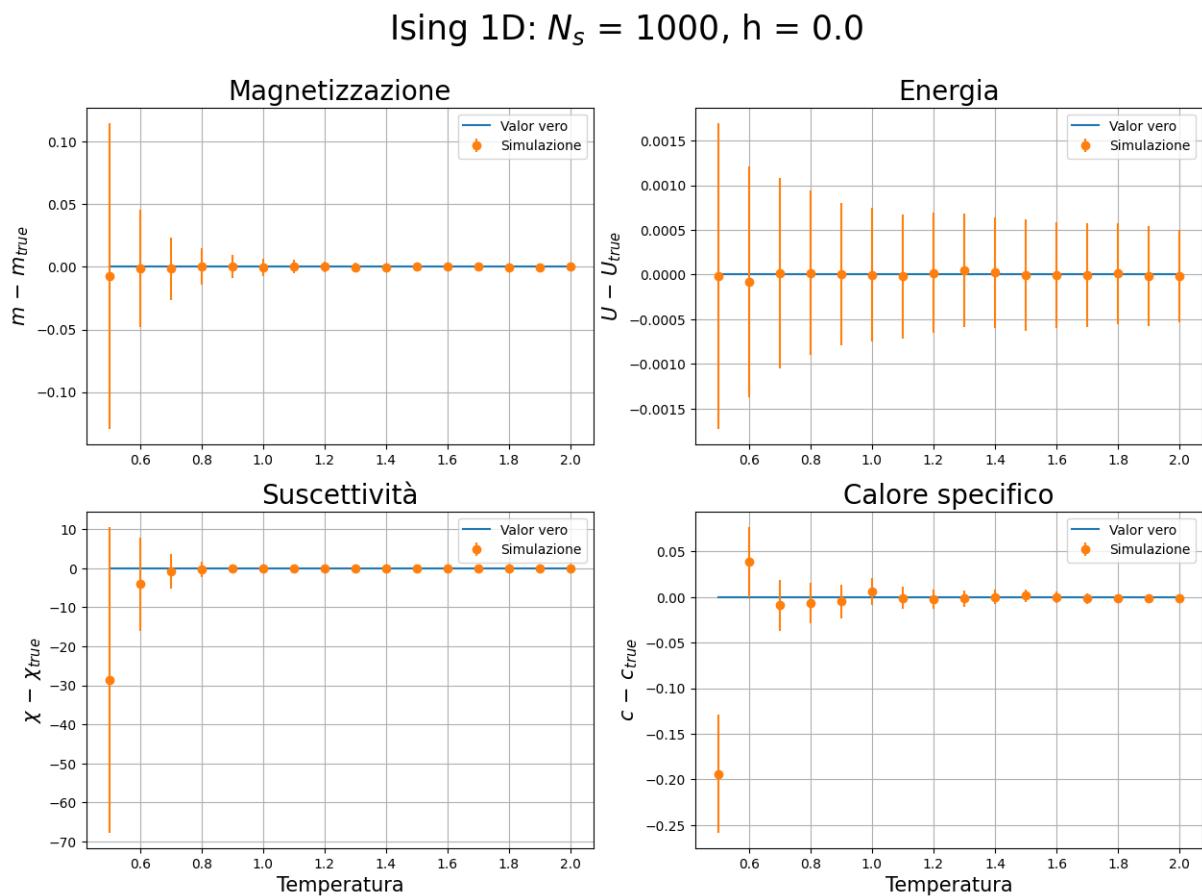
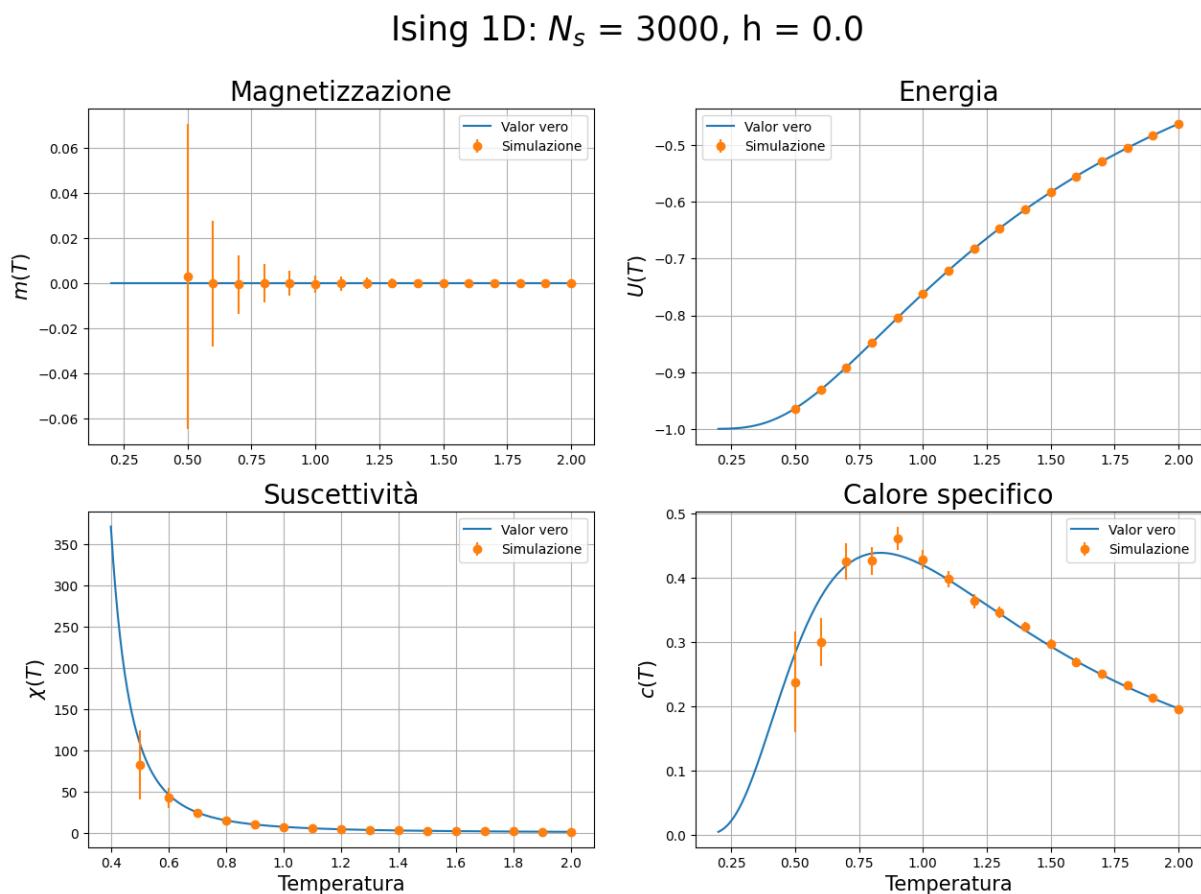


Figura 116: Differenza dal valor vero per un modello di Ising 1D: $N_s = 1000, h = 0.0$.

Figura 117: Osservabili di un modello di Ising 1D: $N_s = 3000, h = 0.0$.

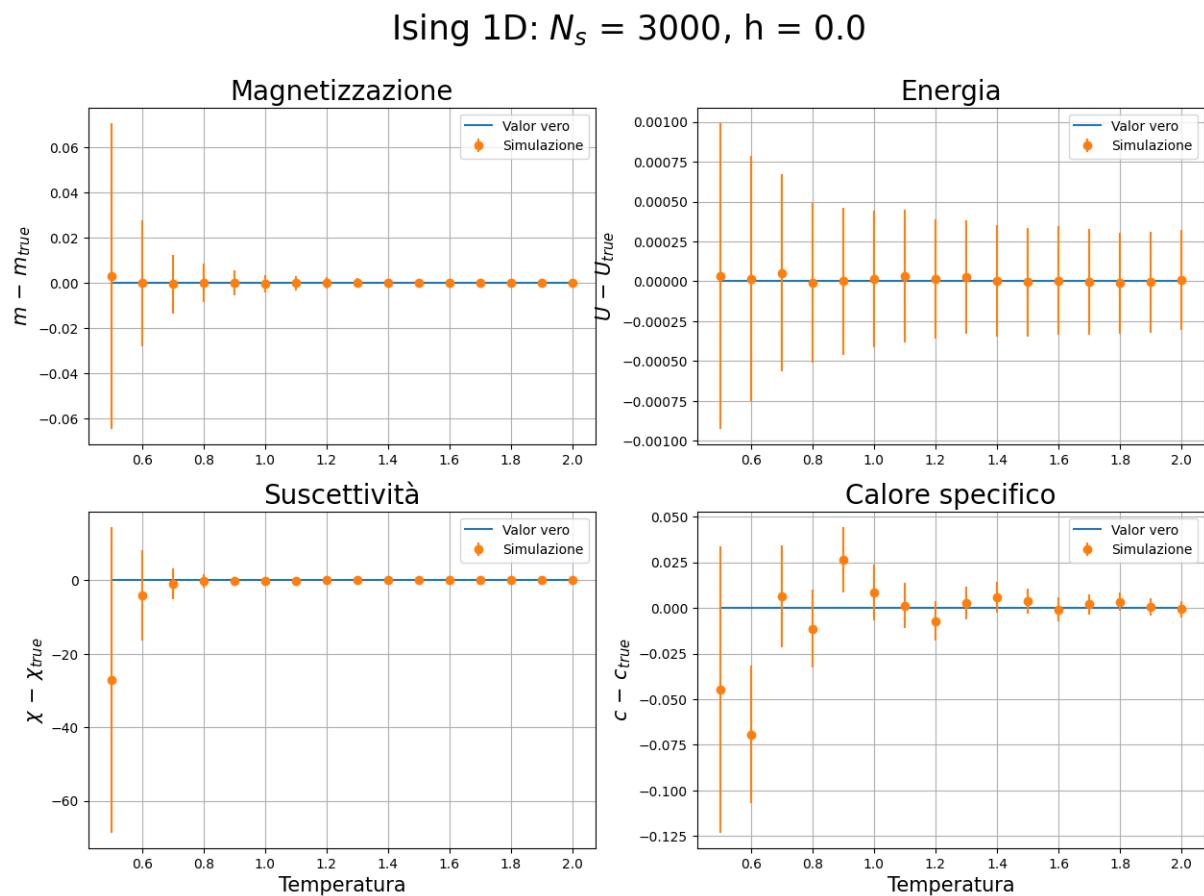
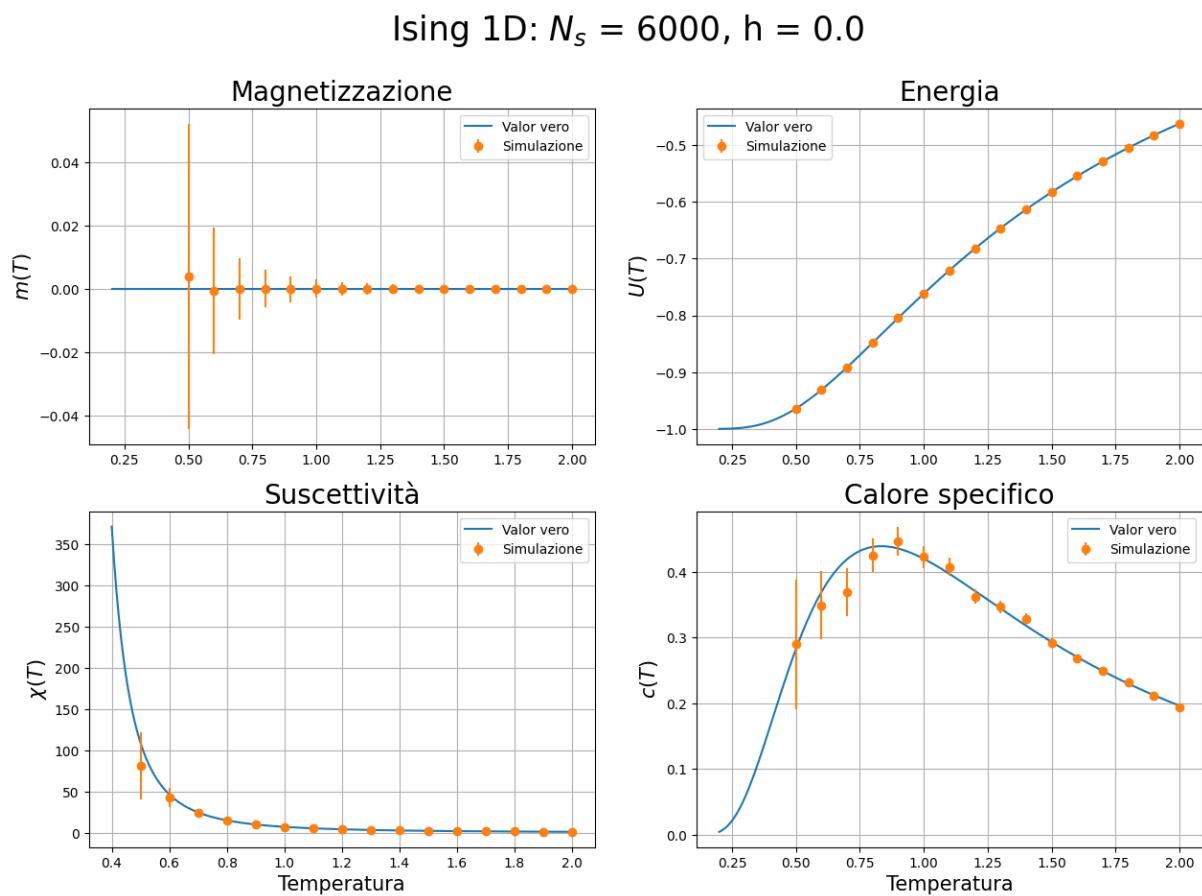


Figura 118: Differenza dal valor vero per un modello di Ising 1D: $N_s = 3000, h = 0.0$.

Figura 119: Osservabili di un modello di Ising 1D: $N_s = 6000$, $h = 0.0$.

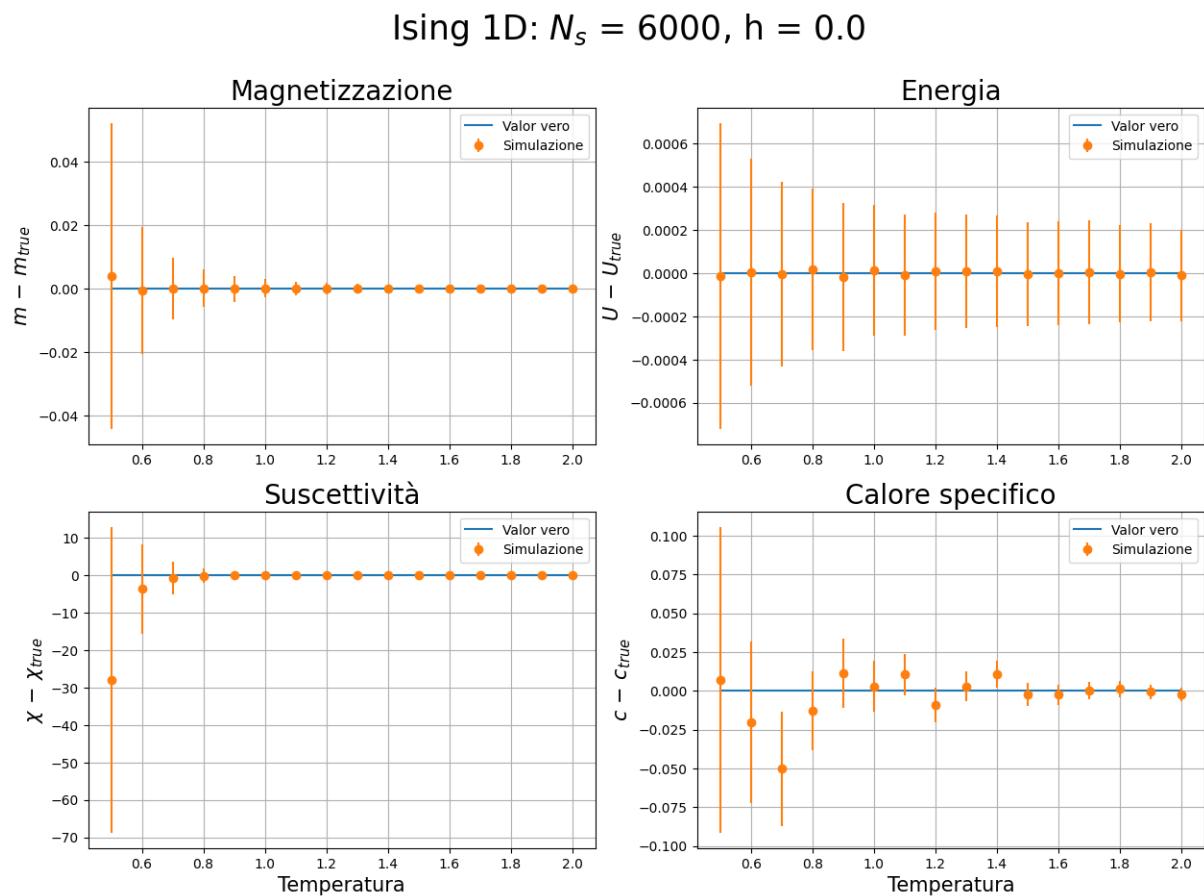
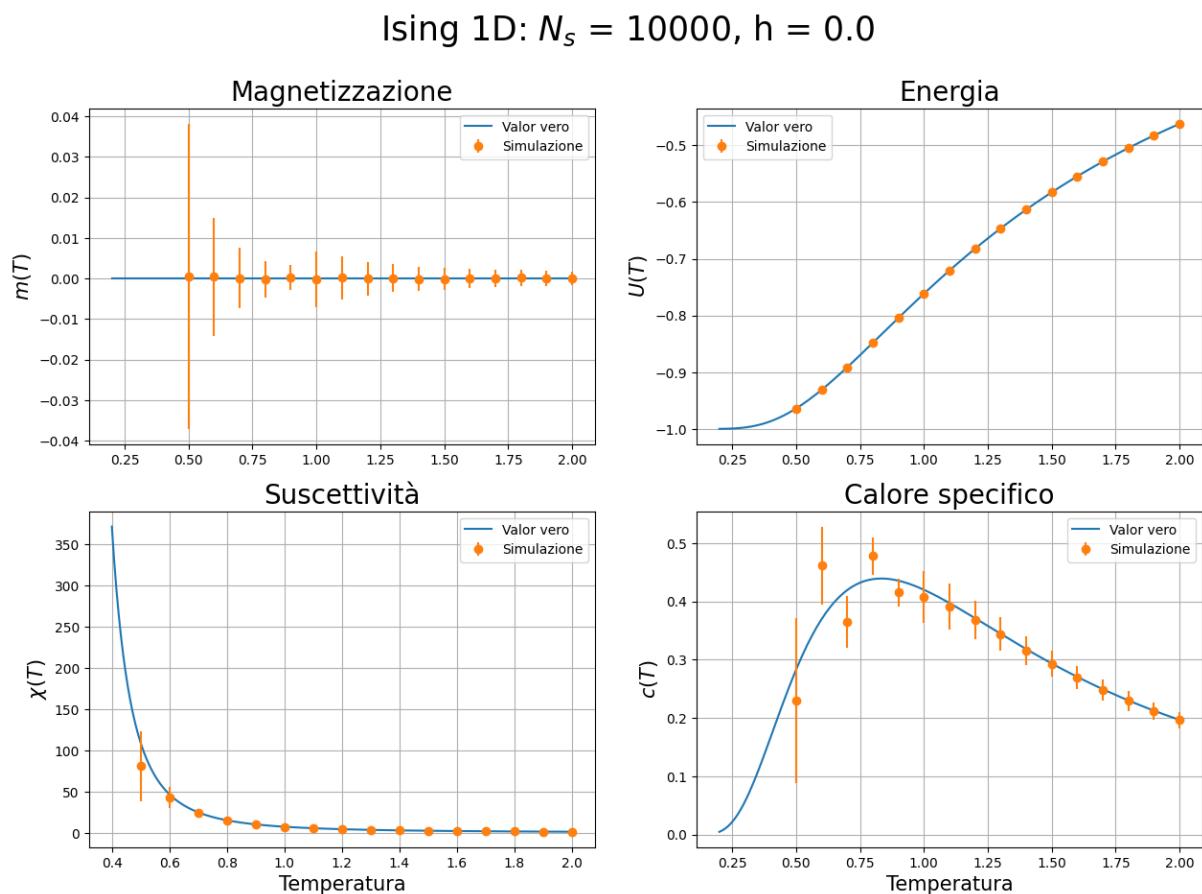


Figura 120: Differenza dal valor vero per un modello di Ising 1D: $N_s = 6000, h = 0.0$.

Figura 121: Osservabili di un modello di Ising 1D: $N_s = 10000, h = 0.0$.

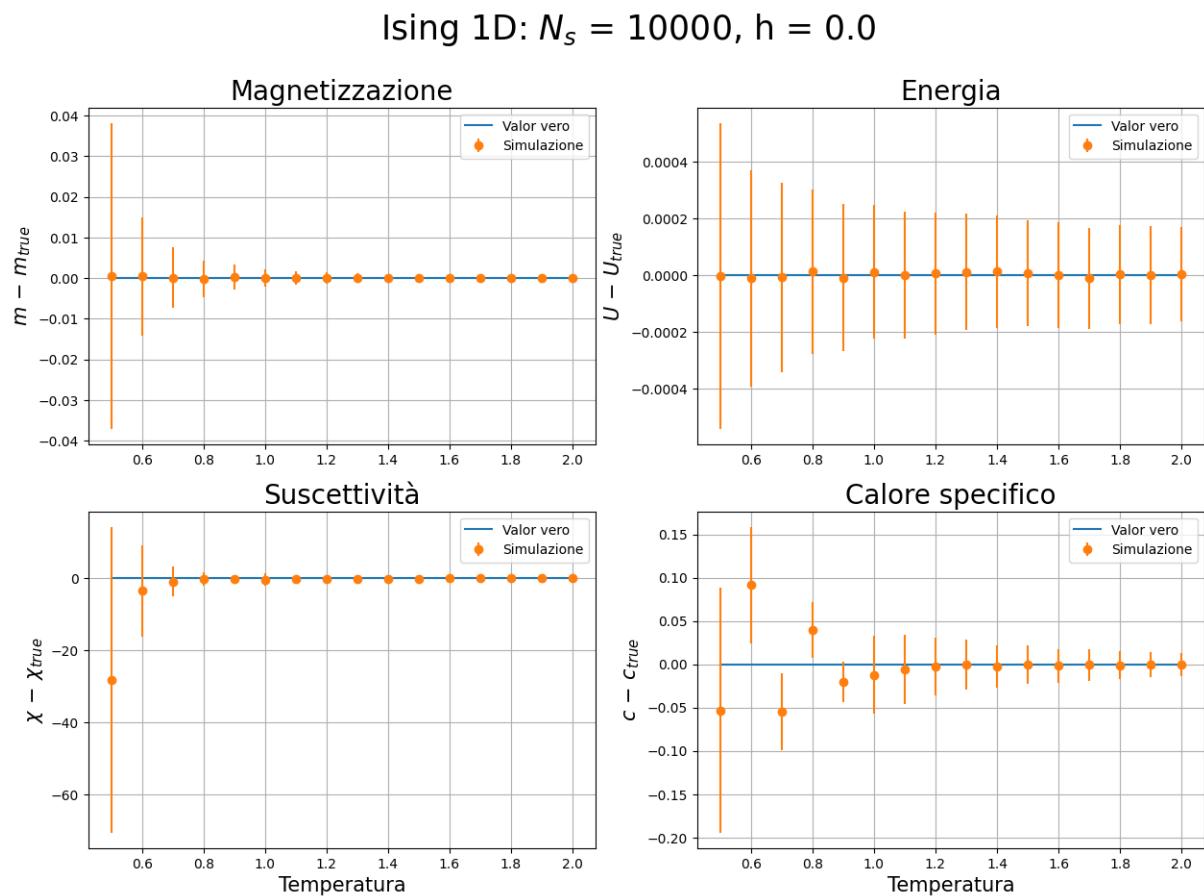
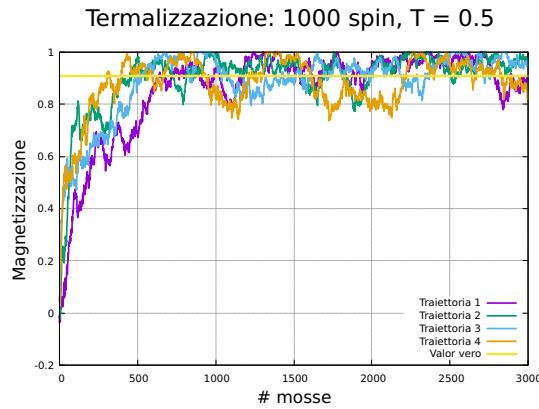
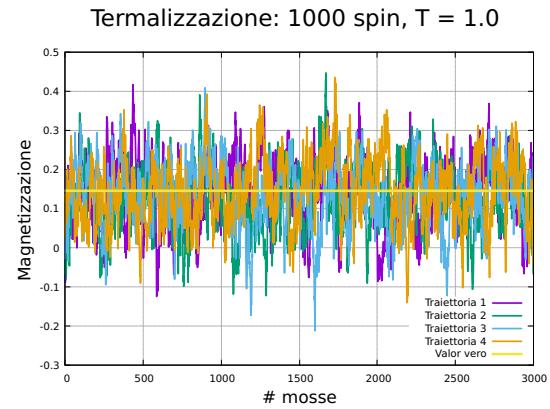
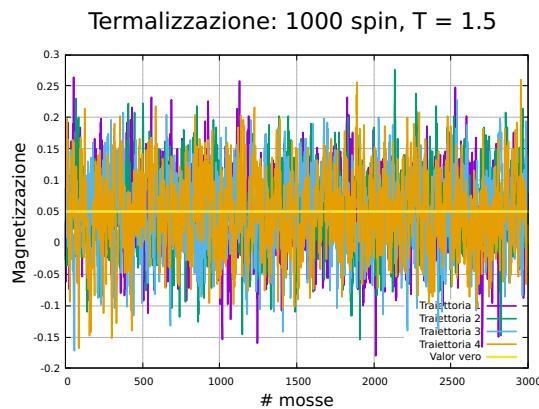
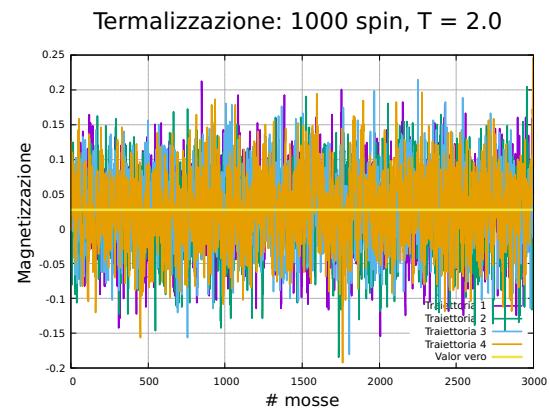


Figura 122: Differenza dal valor vero per un modello di Ising 1D: $N_s = 10000$, $h = 0.0$.

B Modello di Ising 1D: $h = 0.02$

B.1 Termalizzazione

Figura 123: $T = 0.5$ Figura 124: $T = 1.0$ Figura 125: $T = 1.5$ Figura 126: $T = 2.0$ Figura 127: Studio della termalizzazione di un modello di Ising 1D: $N_s = 1000$, $h = 0.02$.

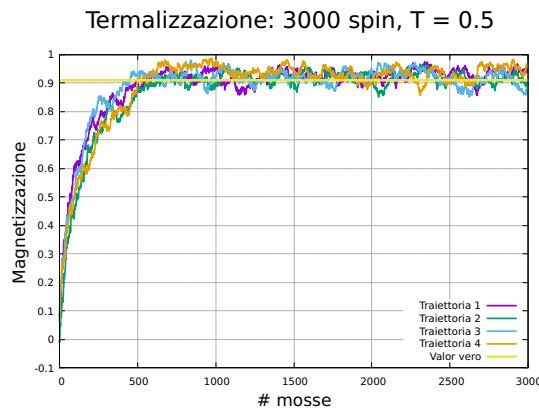
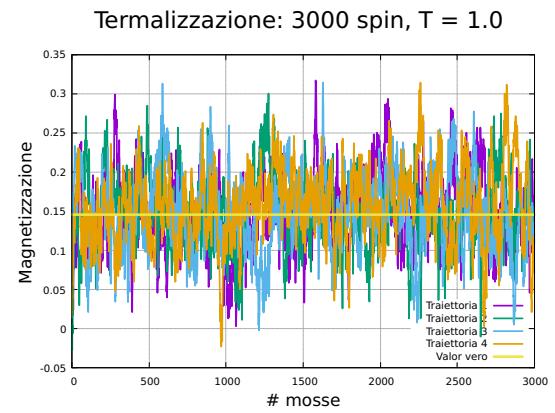
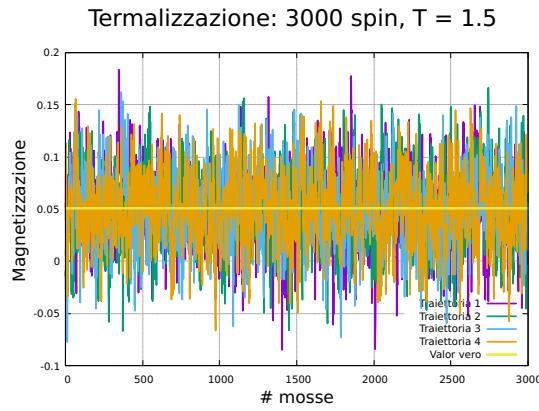
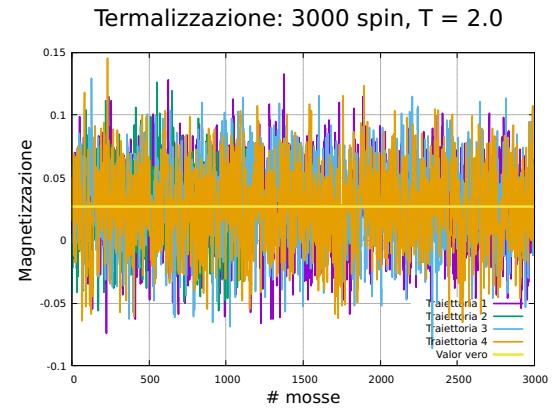
Figura 128: $T = 0.5$ Figura 129: $T = 1.0$ Figura 130: $T = 1.5$ Figura 131: $T = 2.0$

Figura 132: Studio della termalizzazione di un modello di Ising 1D: $N_s = 3000$, $h = 0.02$.

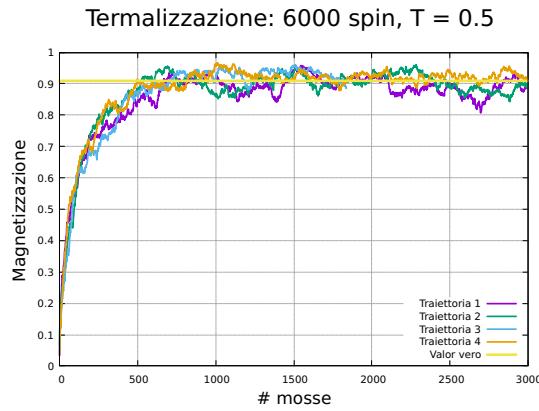
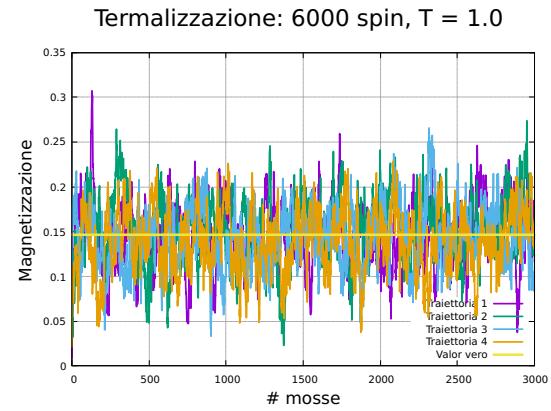
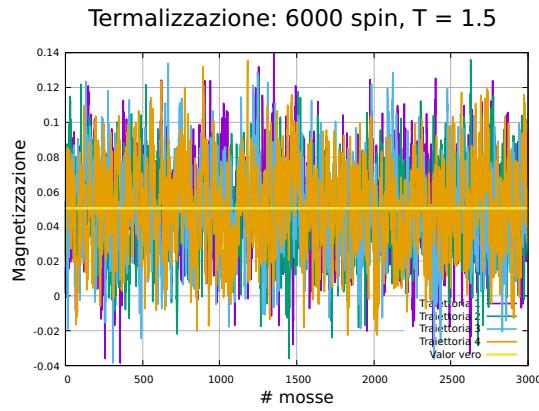
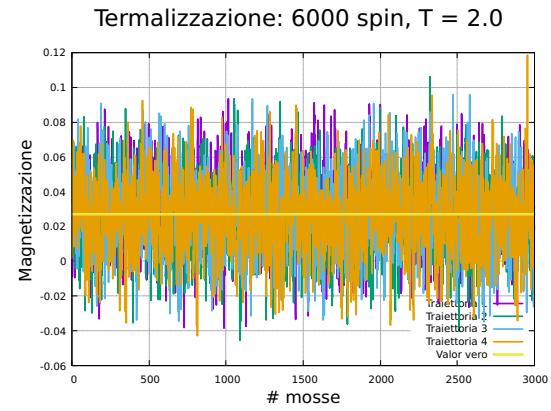
Figura 133: $T = 0.5$ Figura 134: $T = 1.0$ Figura 135: $T = 1.5$ Figura 136: $T = 2.0$

Figura 137: Studio della termalizzazione di un modello di Ising 1D: $N_s = 6000$, $h = 0.02$.

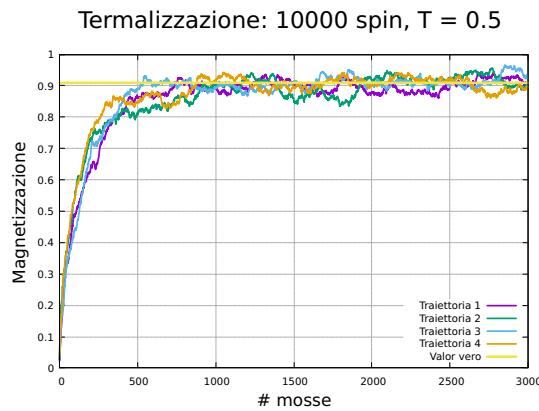
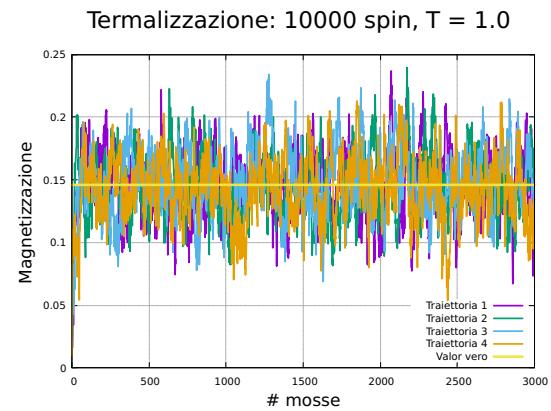
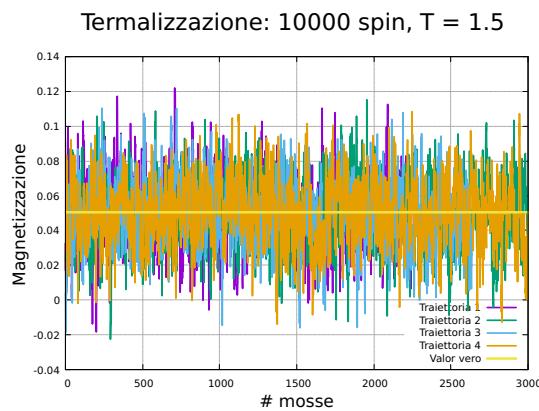
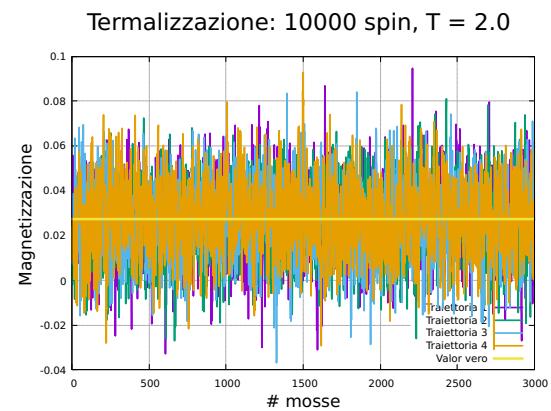
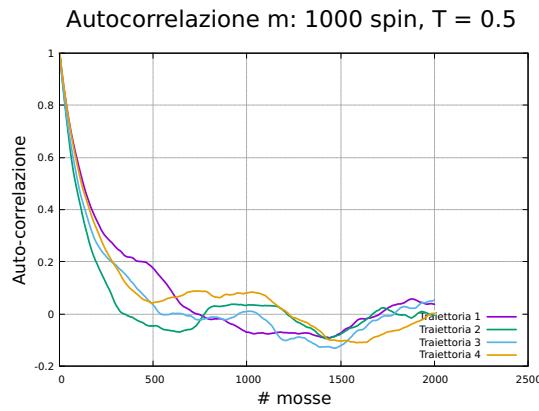
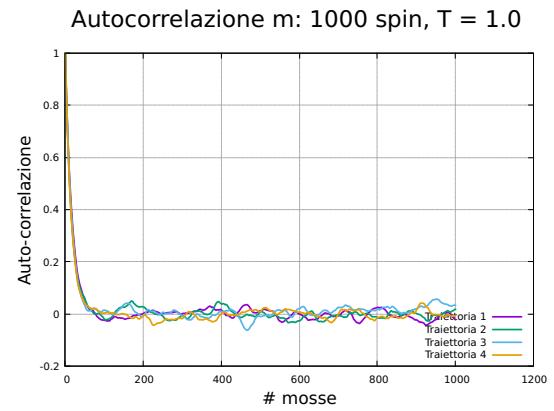
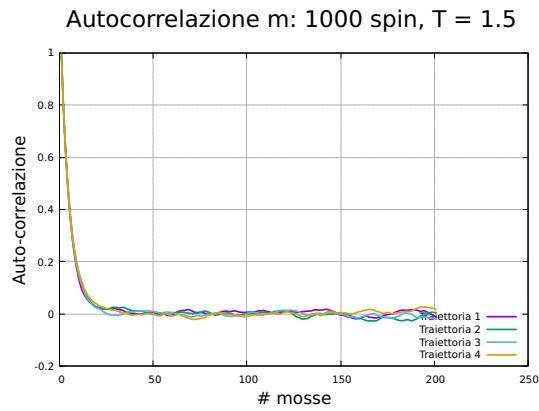
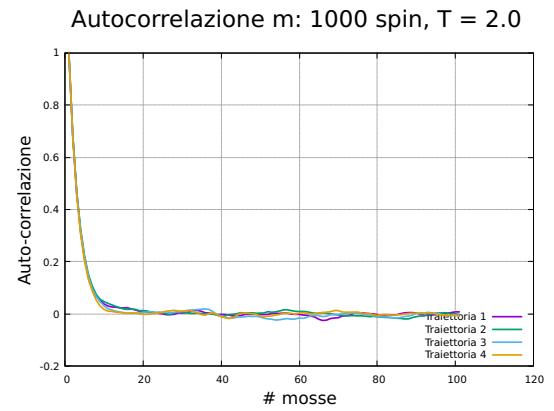
Figura 138: $T = 0.5$ Figura 139: $T = 1.0$ Figura 140: $T = 1.5$ Figura 141: $T = 2.0$

Figura 142: Studio della termalizzazione di un modello di Ising 1D: $N_s = 10000$, $h = 0.02$.

B.2 Auto-correlazione

Figura 143: $T = 0.5$ Figura 144: $T = 1.0$ Figura 145: $T = 1.5$ Figura 146: $T = 2.0$ Figura 147: Studio dell'auto-correlazione per un modello di Ising 1D: $N_s = 1000$, $h = 0.02$.

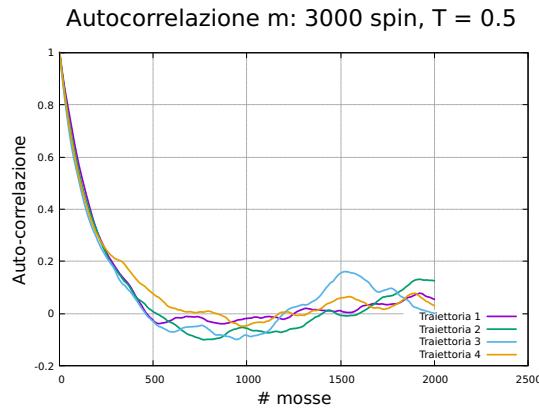
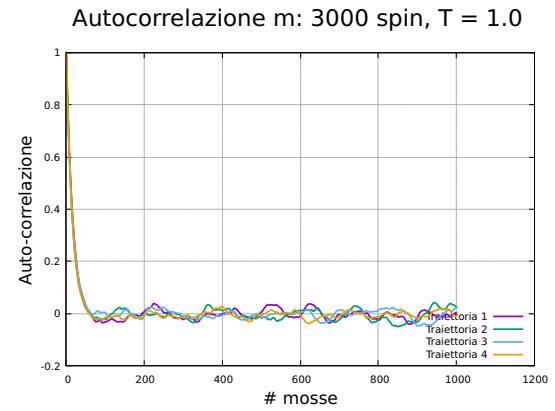
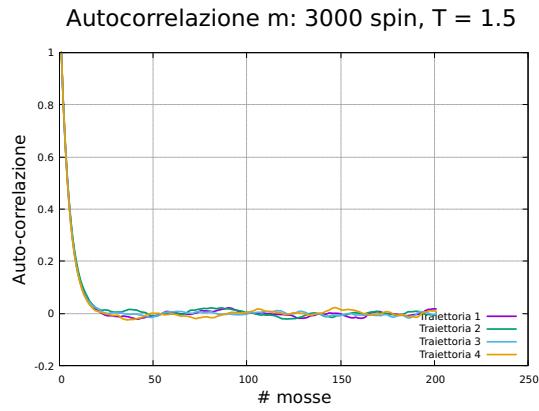
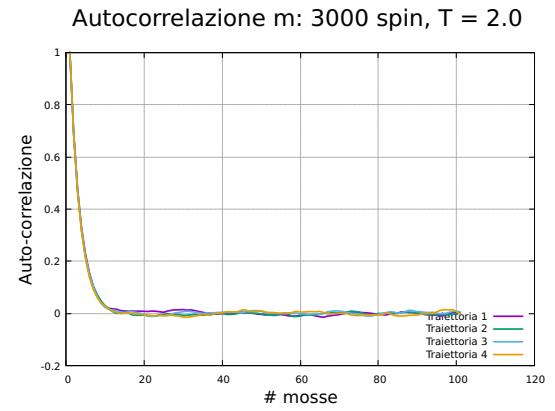
Figura 148: $T = 0.5$ Figura 149: $T = 1.0$ Figura 150: $T = 1.5$ Figura 151: $T = 2.0$

Figura 152: Studio dell'auto-correlazione per un modello di Ising 1D: $N_s = 3000$, $h = 0.02$.

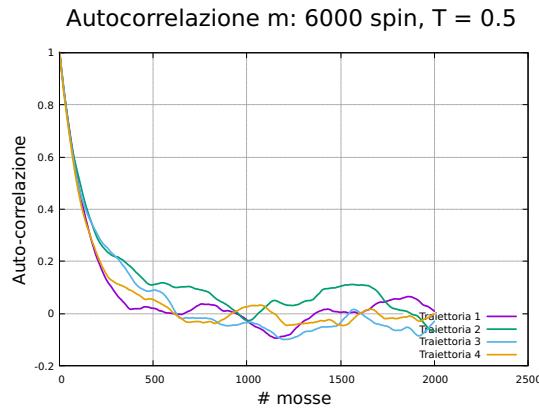
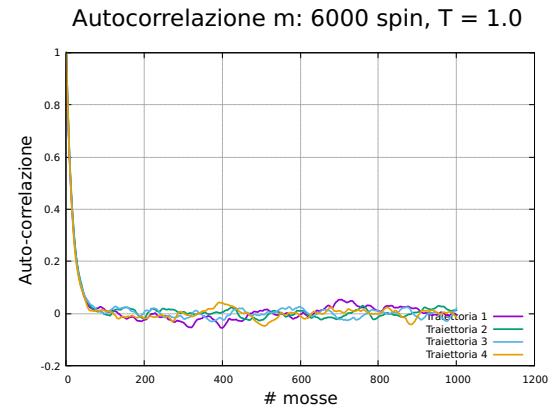
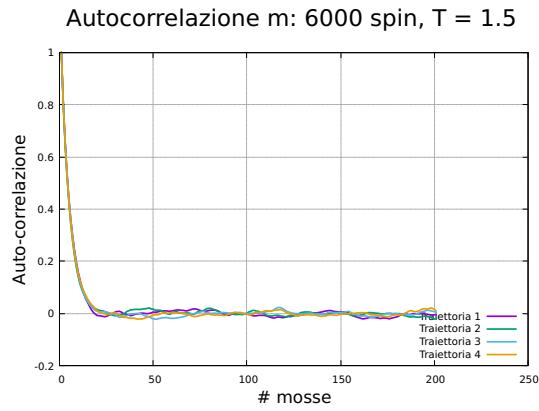
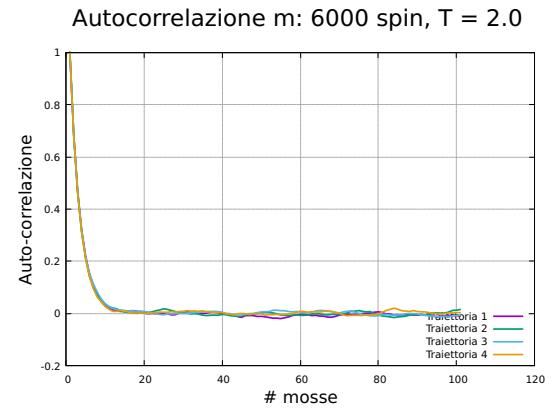
Figura 153: $T = 0.5$ Figura 154: $T = 1.0$ Figura 155: $T = 1.5$ Figura 156: $T = 2.0$

Figura 157: Studio dell'auto-correlazione per un modello di Ising 1D: $N_s = 6000$, $h = 0.02$.

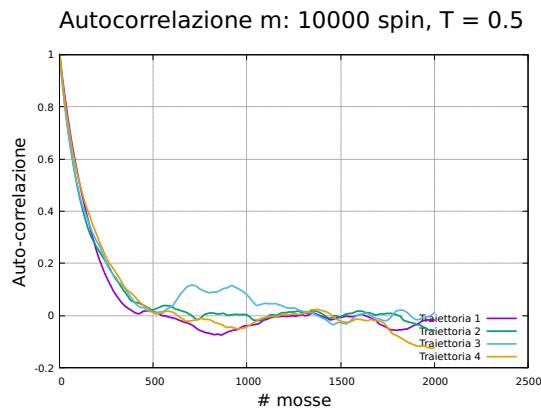
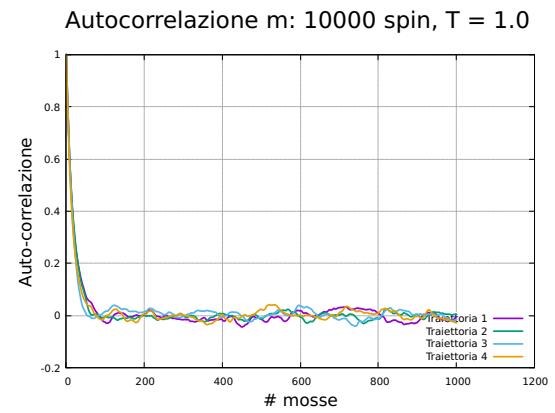
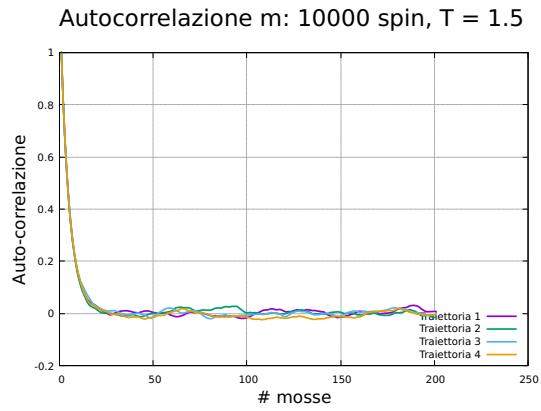
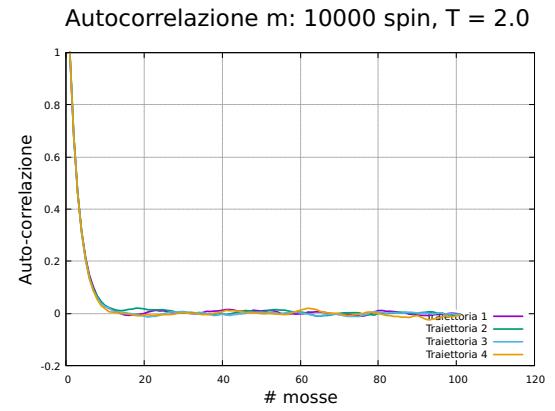
Figura 158: $T = 0.5$ Figura 159: $T = 1.0$ Figura 160: $T = 1.5$ Figura 161: $T = 2.0$

Figura 162: Studio dell'auto-correlazione per un modello di Ising 1D: $N_s = 10000$, $h = 0.02$.

B.3 Dimensione dei blocchi

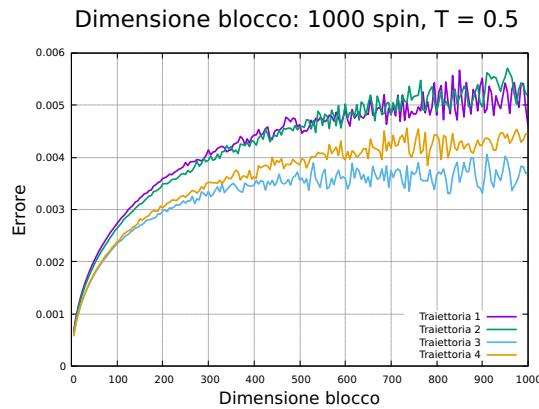
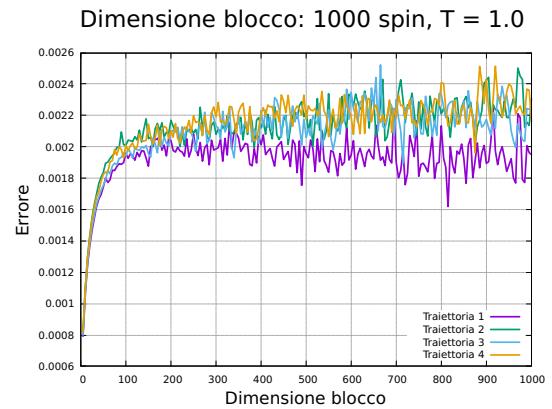
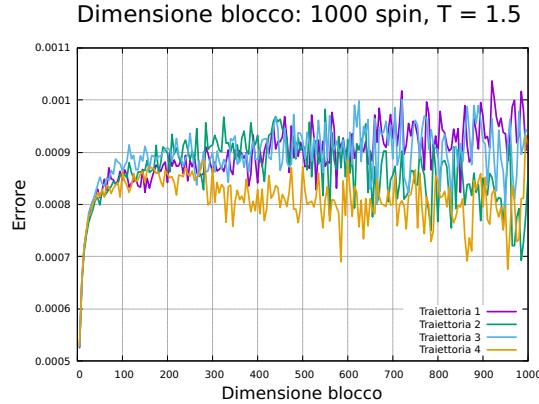
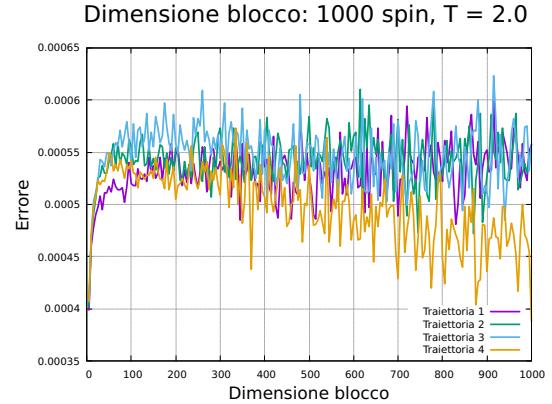
Figura 163: $T = 0.5$ Figura 164: $T = 1.0$ Figura 165: $T = 1.5$ Figura 166: $T = 2.0$

Figura 167: Errore in funzione della lunghezza dei blocchi per un modello di Ising 1D: $N_s = 1000$, $h = 0.02$.

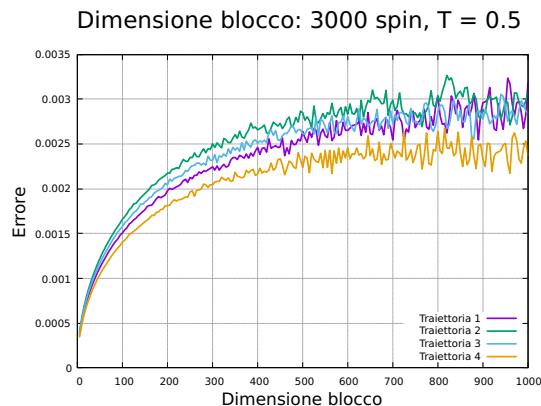
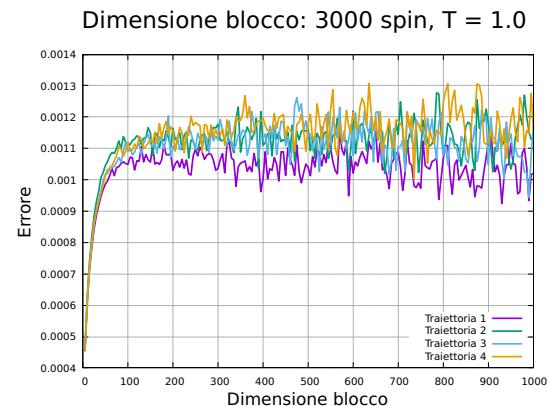
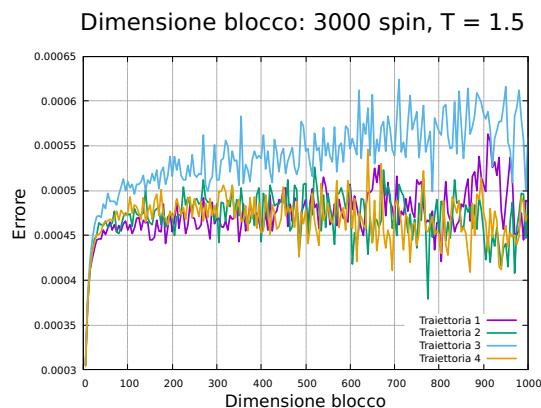
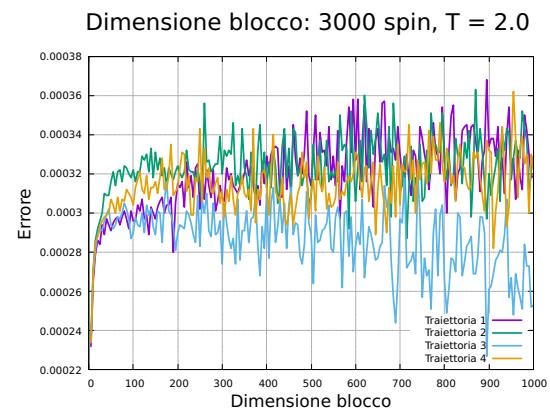
Figura 168: $T = 0.5$ Figura 169: $T = 1.0$ Figura 170: $T = 1.5$ Figura 171: $T = 2.0$

Figura 172: Errore in funzione della lunghezza dei blocchi per un modello di Ising 1D: $N_s = 3000$, $h = 0.02$.

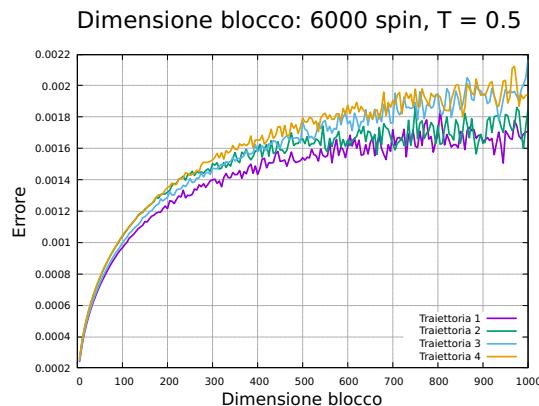
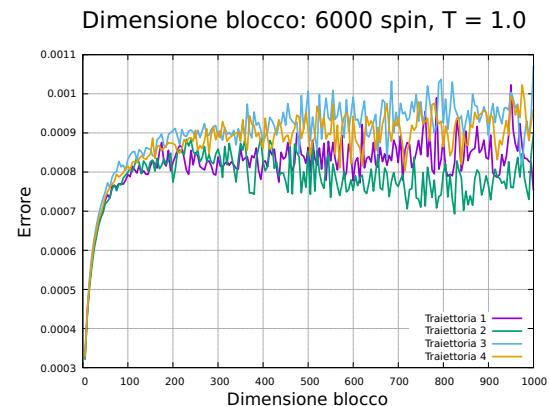
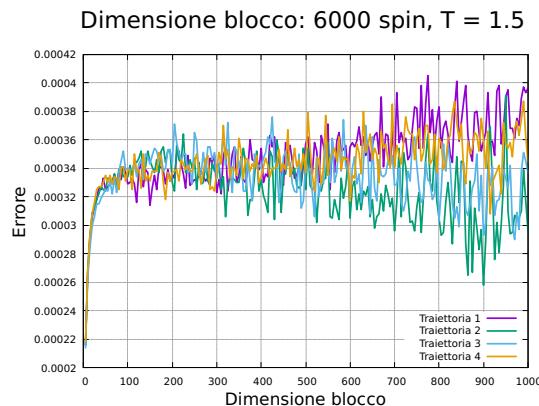
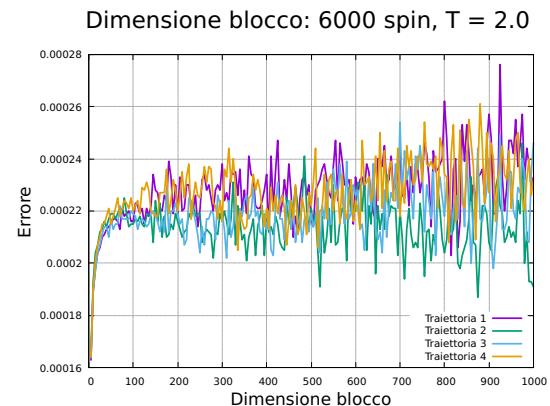
Figura 173: $T = 0.5$ Figura 174: $T = 1.0$ Figura 175: $T = 1.5$ Figura 176: $T = 2.0$

Figura 177: Errore in funzione della lunghezza dei blocchi per un modello di Ising 1D: $N_s = 6000$, $h = 0.02$.

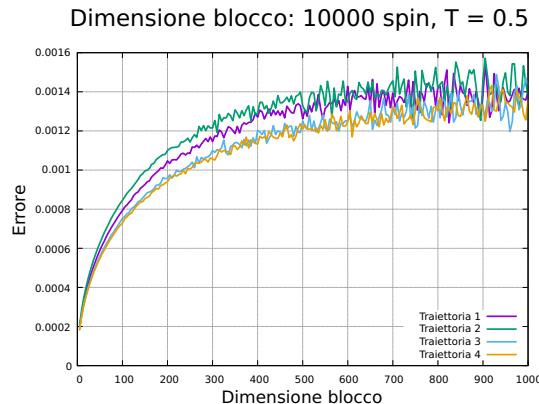
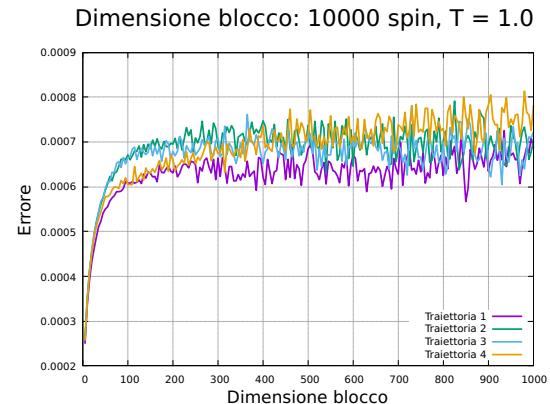
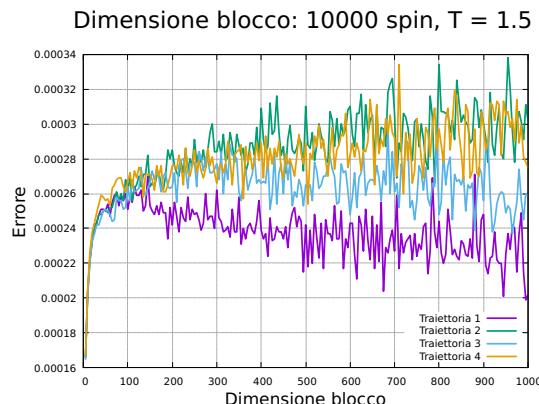
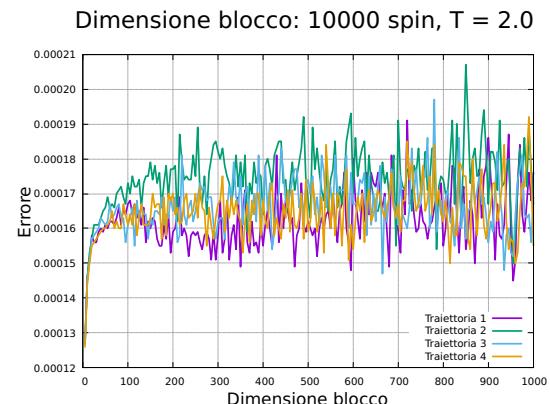
Figura 178: $T = 0.5$ Figura 179: $T = 1.0$ Figura 180: $T = 1.5$ Figura 181: $T = 2.0$

Figura 182: Errore in funzione della lunghezza dei blocchi per un modello di Ising 1D: $N_s = 10000$, $h = 0.02$.

B.4 Osservabili

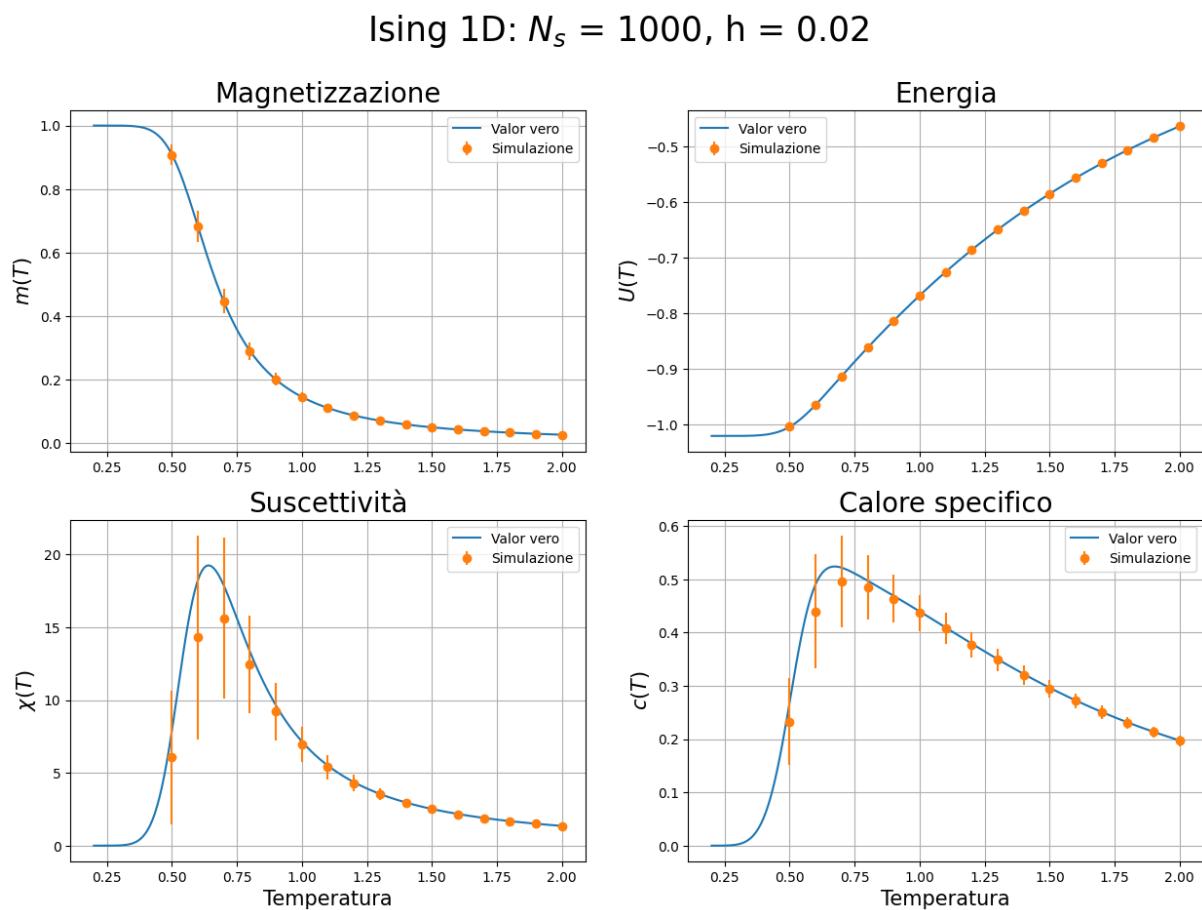


Figura 183: Osservabili di un modello di Ising 1D: $N_s = 1000$, $h = 0.02$.

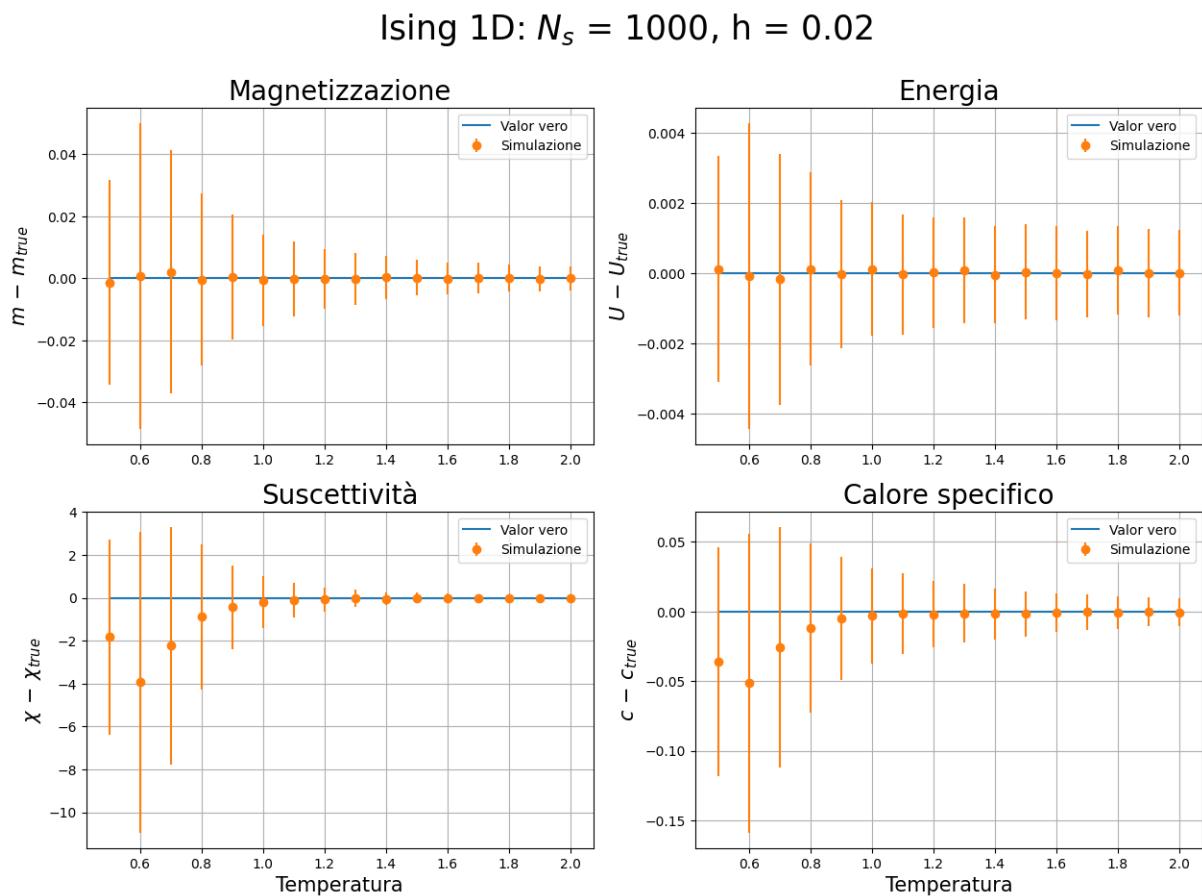


Figura 184: Differenza dal valor vero per un modello di Ising 1D: $N_s = 1000$, $h = 0.02$.

Ising 1D: $N_s = 3000$, $h = 0.02$

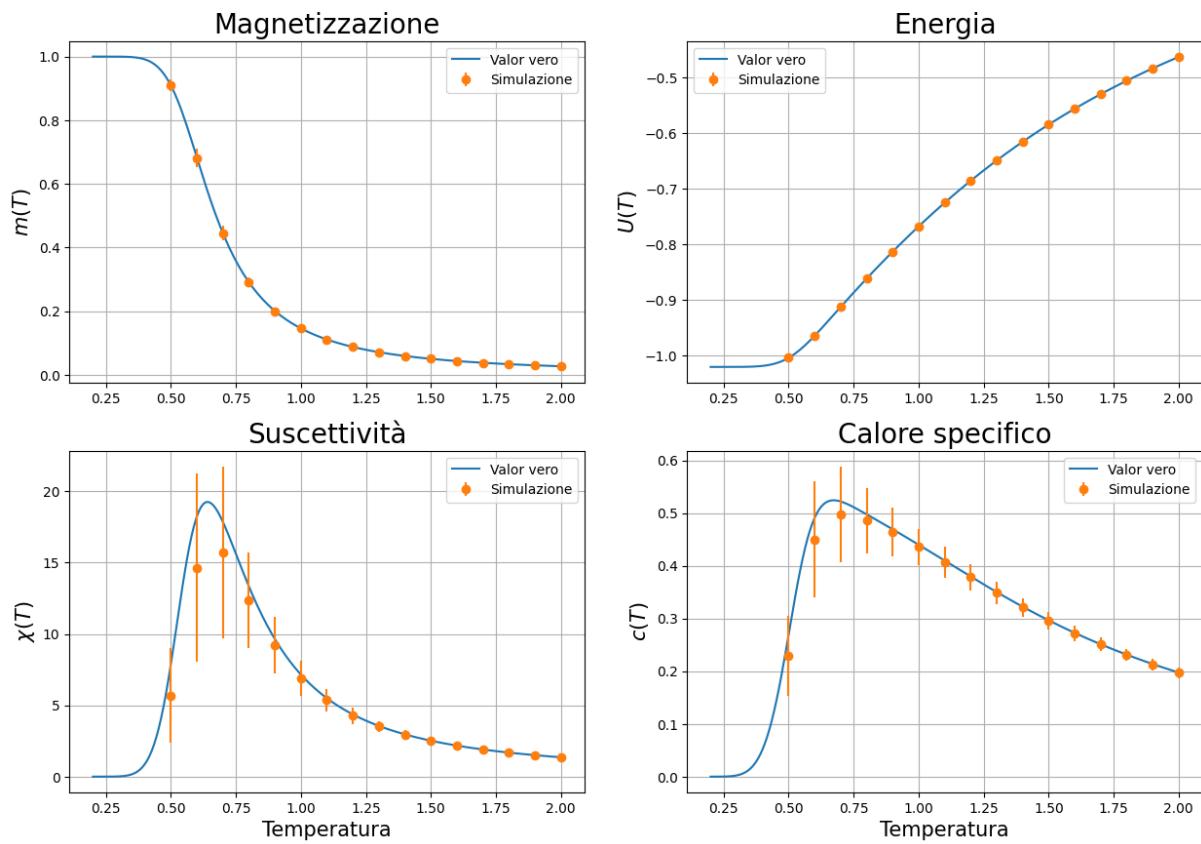


Figura 185: Osservabili di un modello di Ising 1D: $N_s = 3000$, $h = 0.02$.

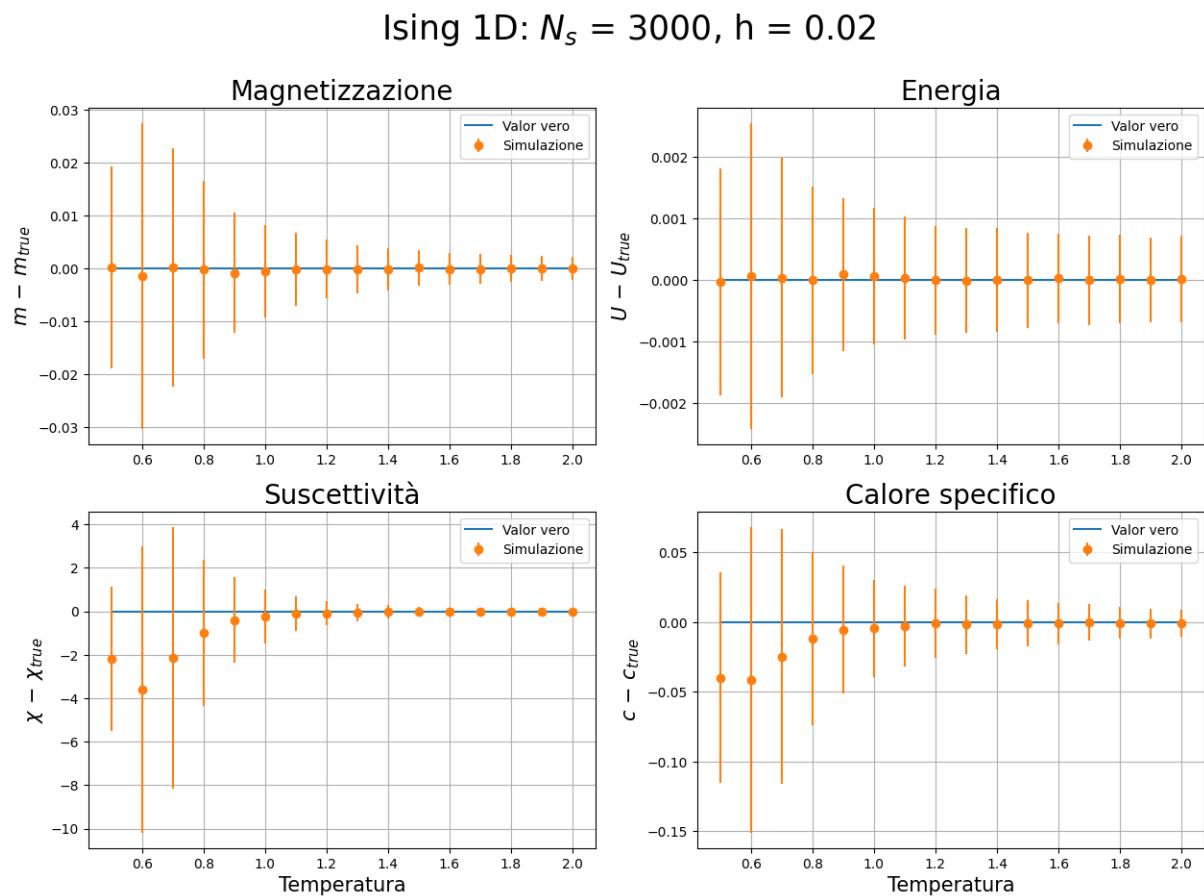


Figura 186: Differenza dal valor vero per un modello di Ising 1D: $N_s = 3000, h = 0.02$.

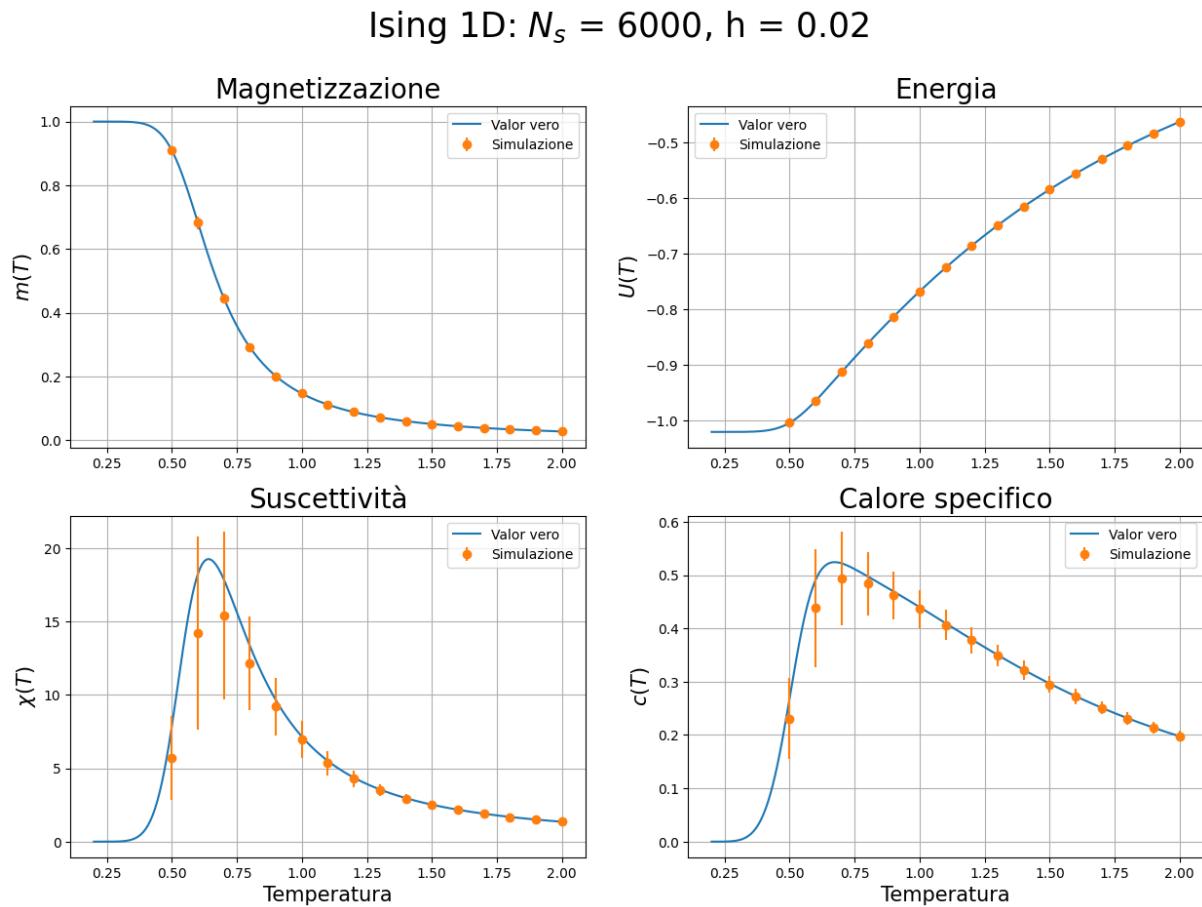


Figura 187: Osservabili di un modello di Ising 1D: $N_s = 6000, h = 0.02$.

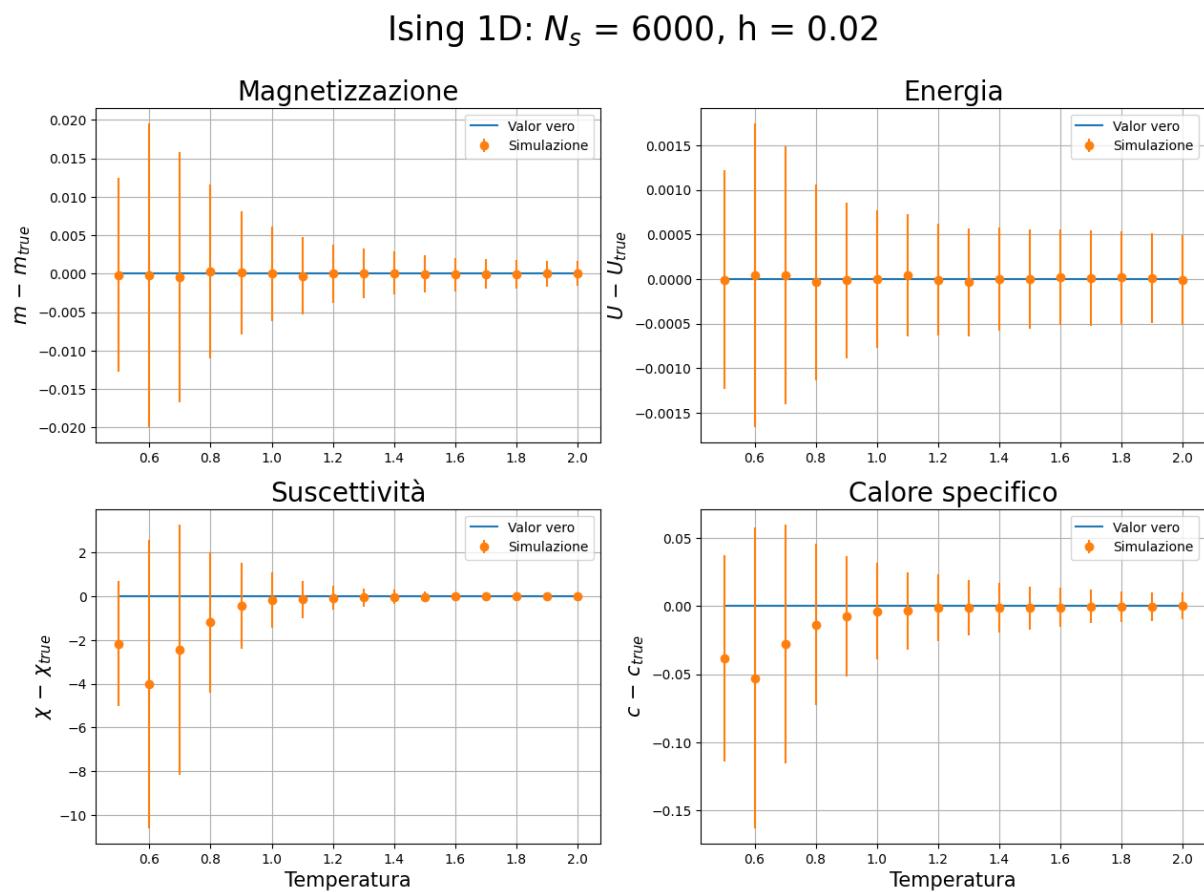


Figura 188: Differenza dal valor vero per un modello di Ising 1D: $N_s = 6000, h = 0.02$.

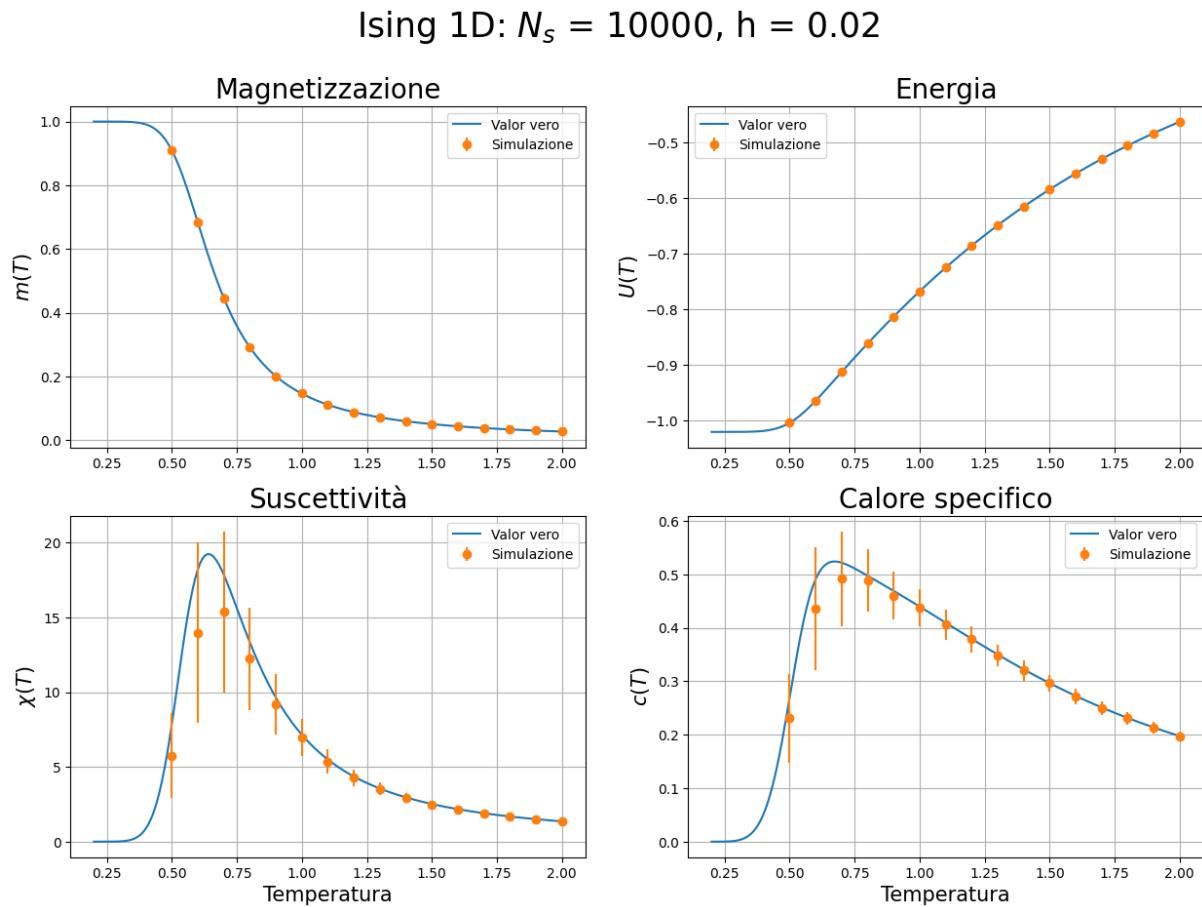


Figura 189: Osservabili di un modello di Ising 1D: $N_s = 10000, h = 0.02$.

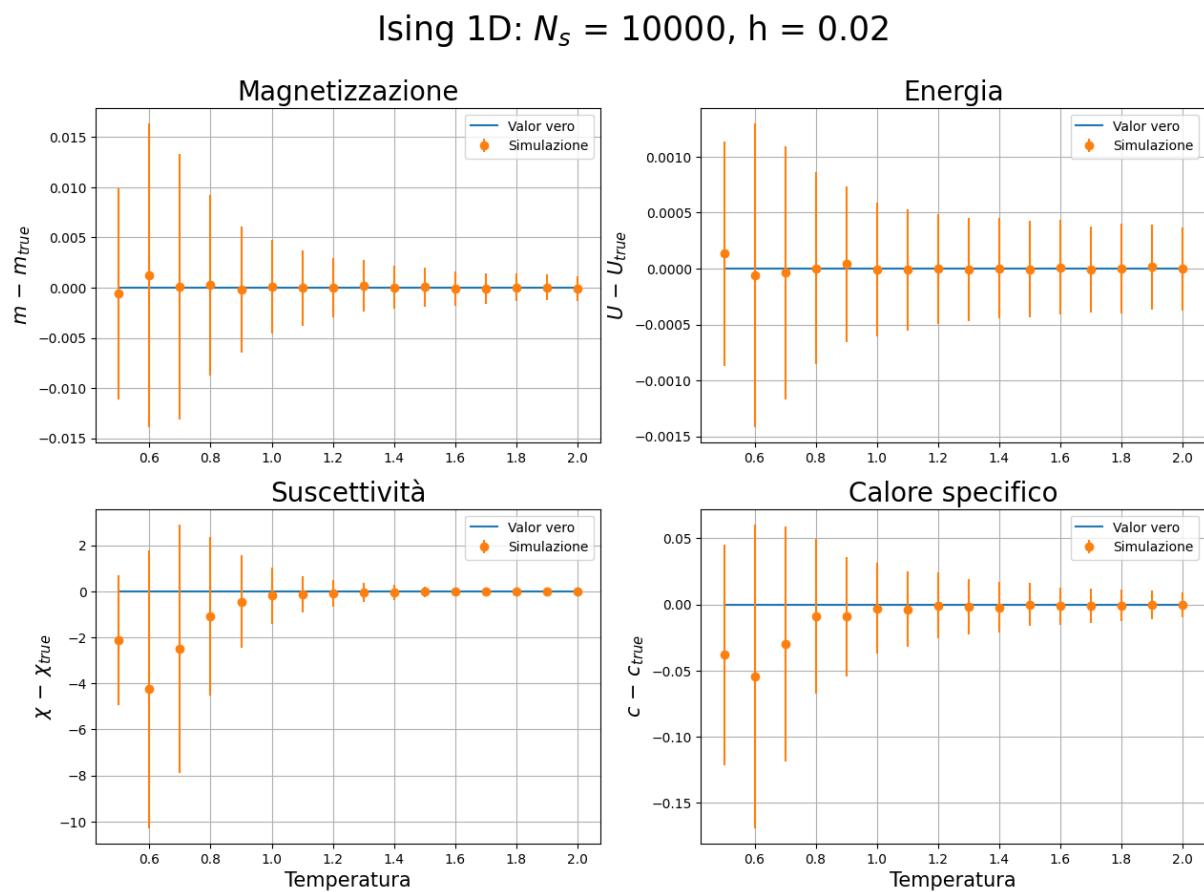


Figura 190: Differenza dal valor vero per un modello di Ising 1D: $N_s = 10000, h = 0.02$.

C Modello di Ising 2D: Metropolis

C.1 Termalizzazione

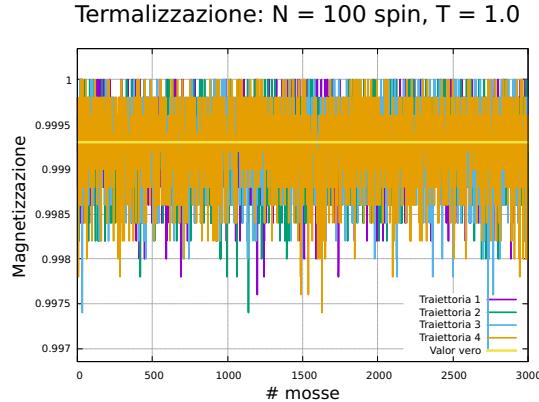
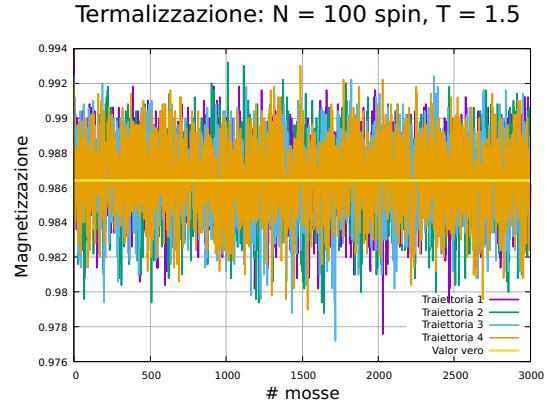
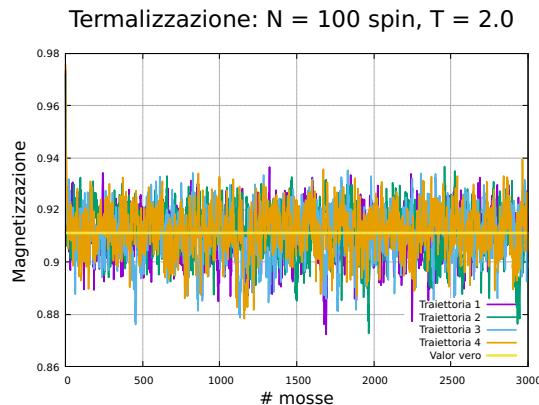
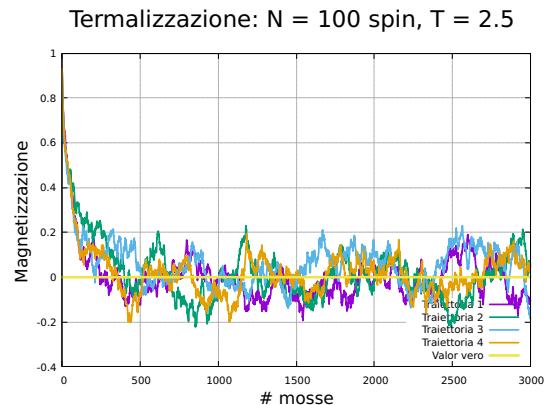
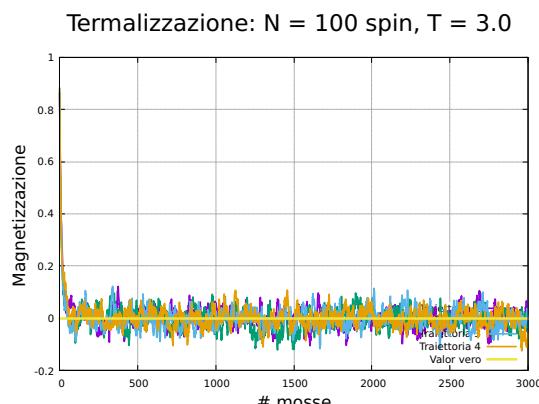
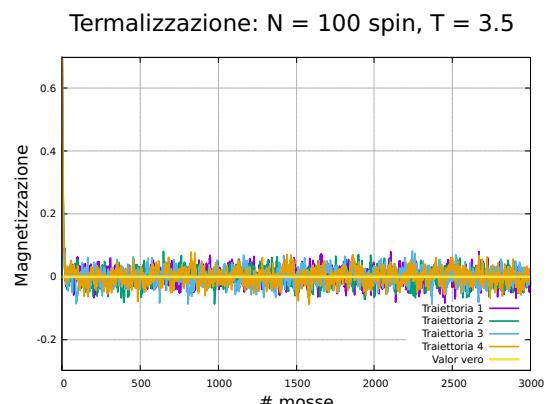
Figura 191: $T = 1.0$ Figura 192: $T = 1.5$ Figura 193: $T = 2.0$ Figura 194: $T = 2.5$ Figura 195: $T = 3.0$ Figura 196: $T = 3.5$

Figura 197: Studio della termalizzazione di un modello di Ising 2D: 100×100 , $h = 0.0$.

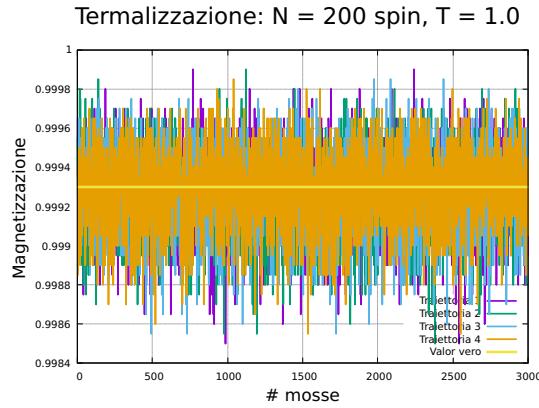
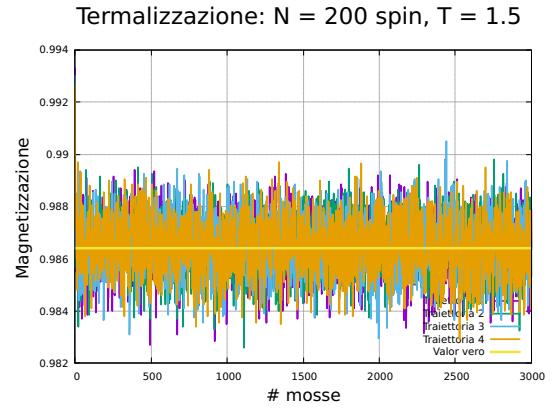
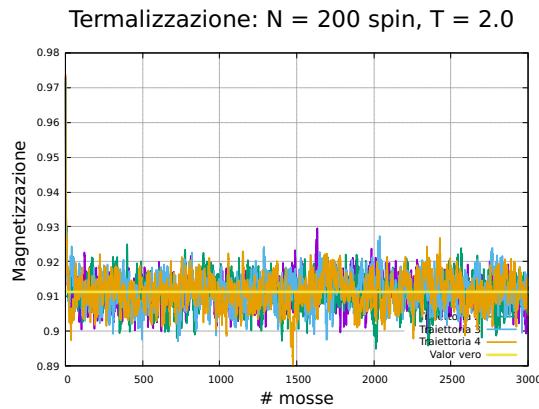
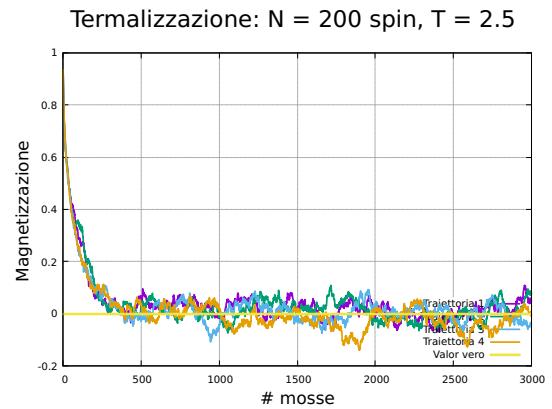
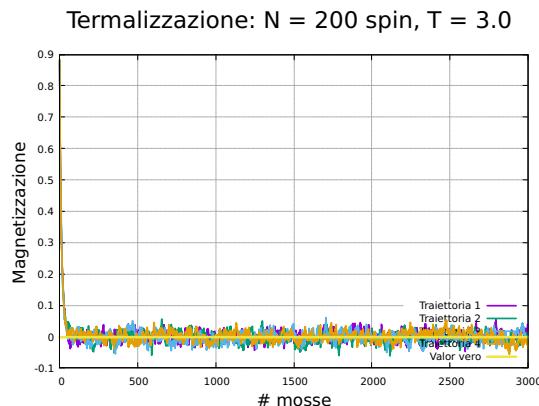
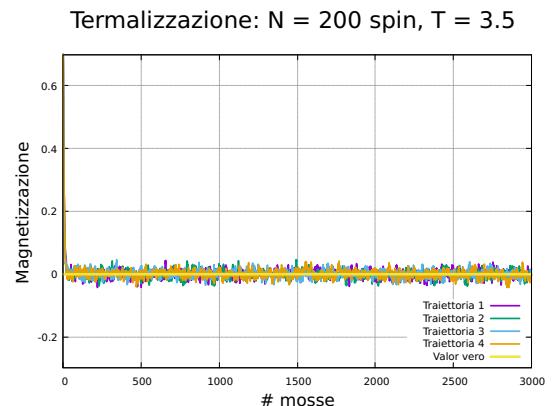
Figura 198: $T = 1.0$ Figura 199: $T = 1.5$ Figura 200: $T = 2.0$ Figura 201: $T = 2.5$ Figura 202: $T = 3.0$ Figura 203: $T = 3.5$

Figura 204: Studio della termalizzazione di un modello di Ising 2D: 200×200 , $h = 0.0$.

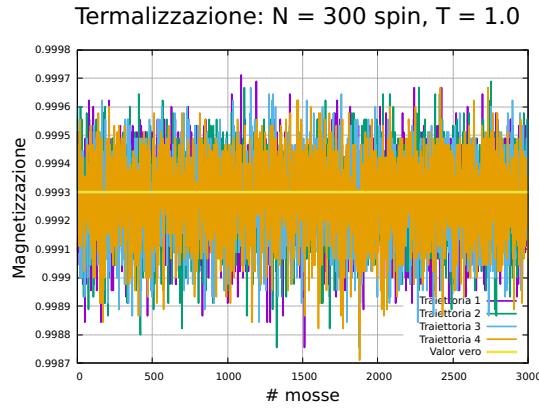
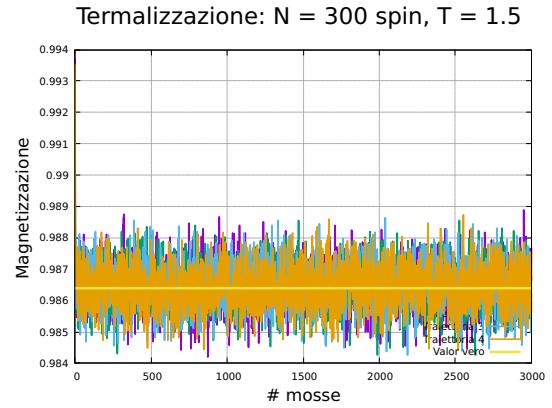
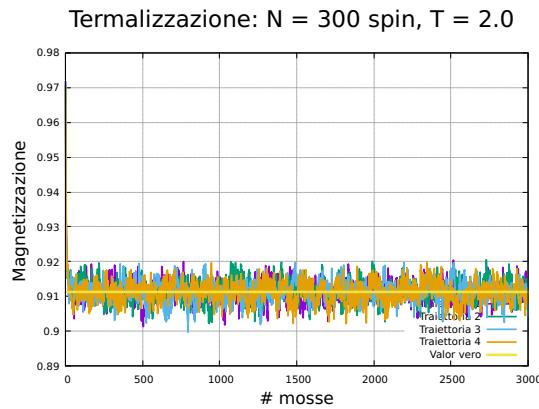
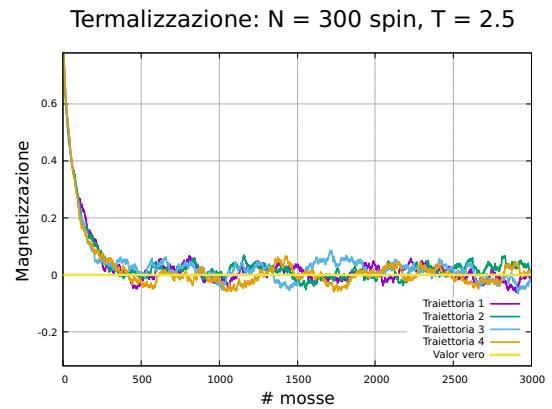
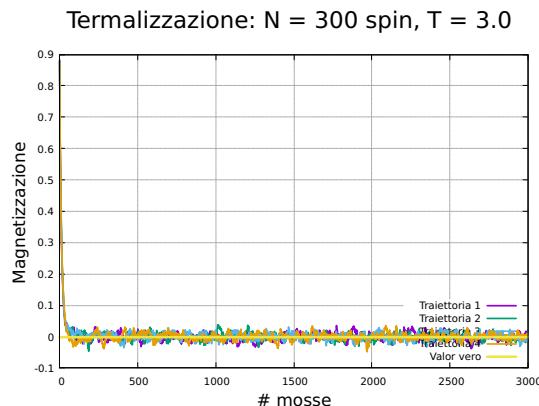
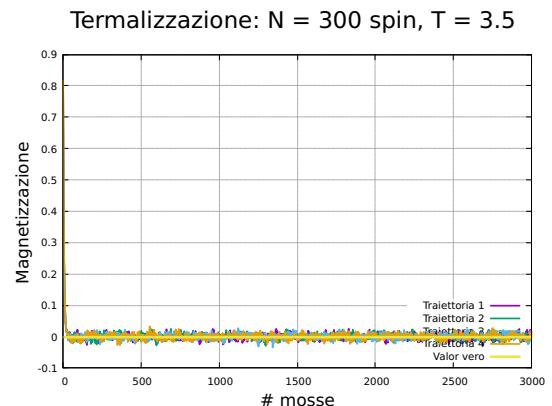
Figura 205: $T = 1.0$ Figura 206: $T = 1.5$ Figura 207: $T = 2.0$ Figura 208: $T = 2.5$ Figura 209: $T = 3.0$ Figura 210: $T = 3.5$

Figura 211: Studio della termalizzazione di un modello di Ising 2D: 300×300 , $h = 0.0$.

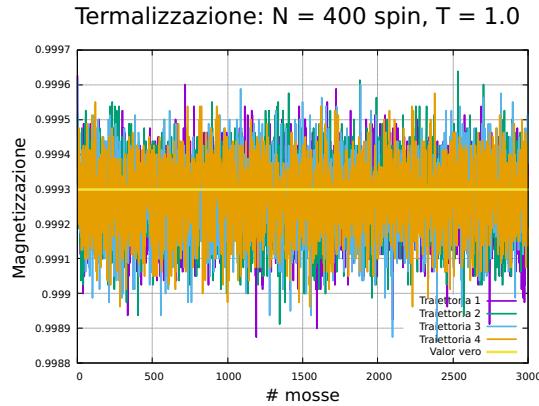
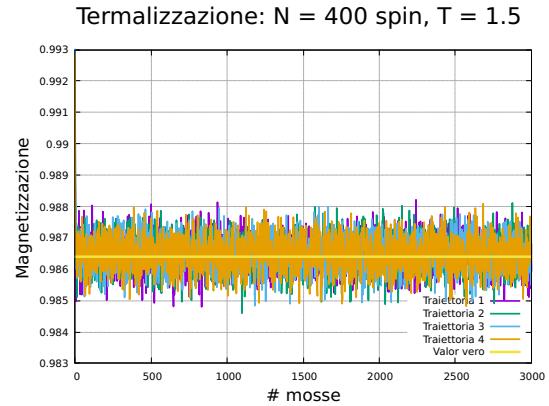
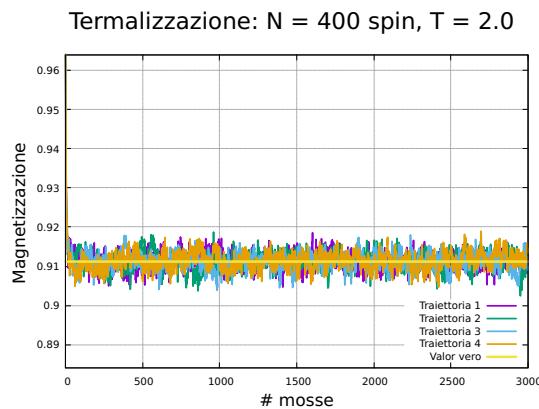
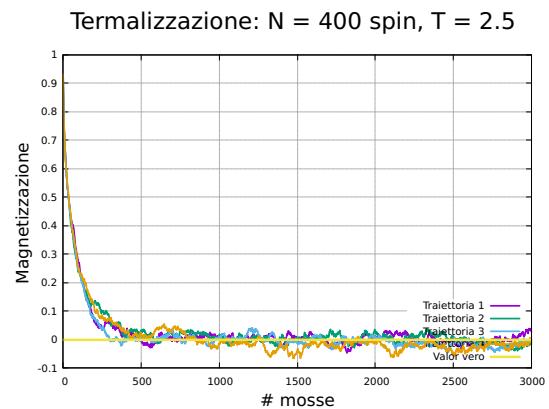
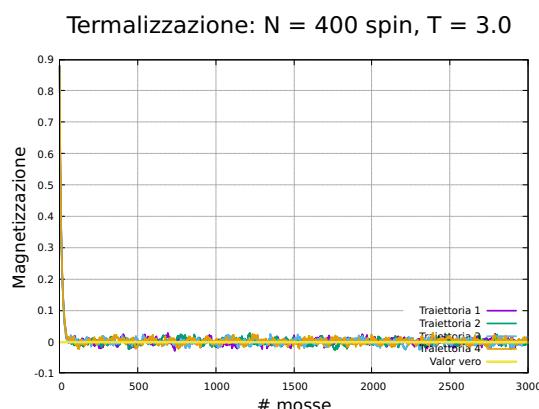
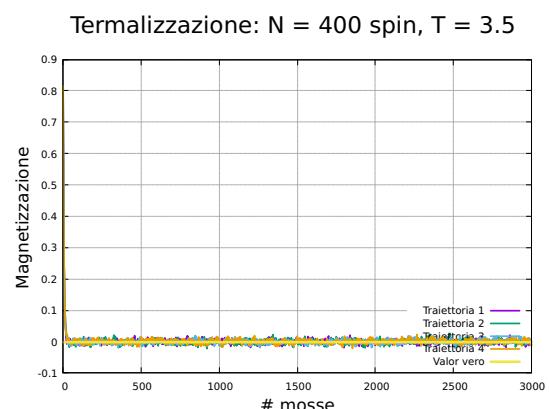
Figura 212: $T = 1.0$ Figura 213: $T = 1.5$ Figura 214: $T = 2.0$ Figura 215: $T = 2.5$ Figura 216: $T = 3.0$ Figura 217: $T = 3.5$

Figura 218: Studio della termalizzazione di un modello di Ising 2D: 400×400 , $h = 0.0$.

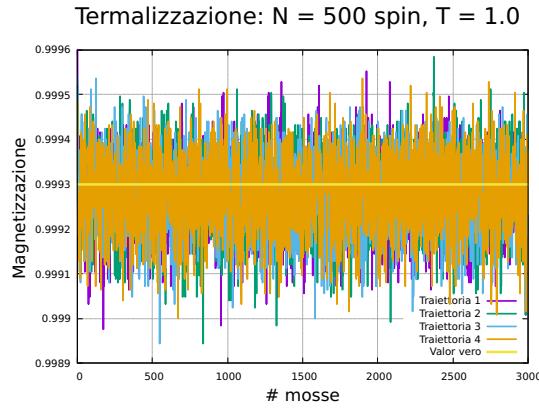
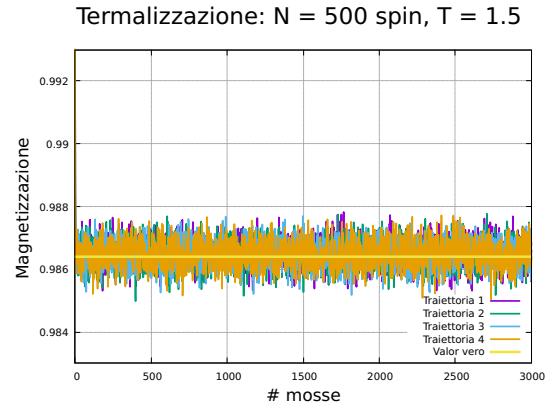
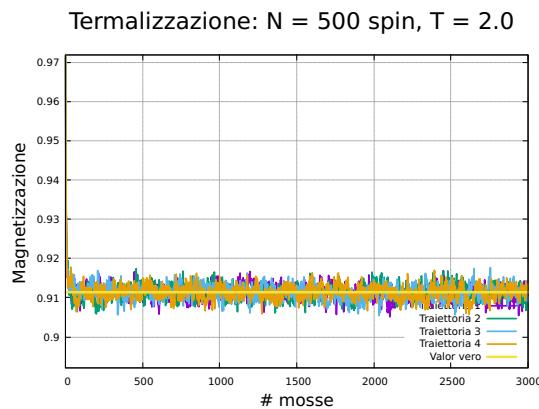
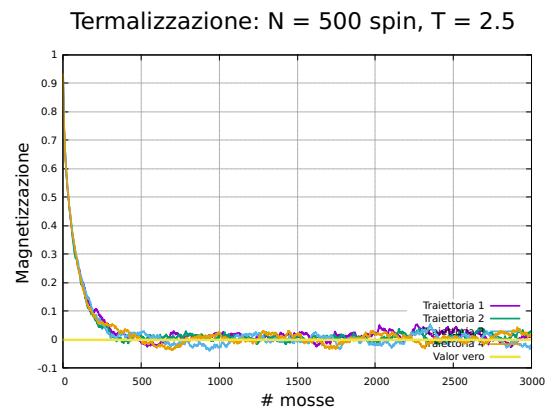
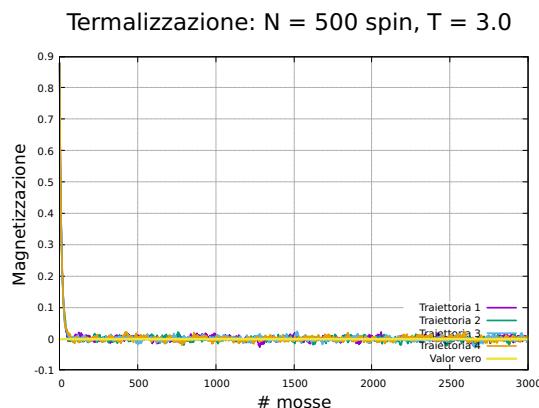
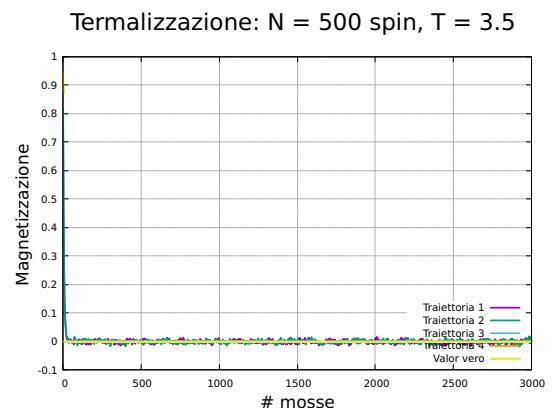
Figura 219: $T = 1.0$ Figura 220: $T = 1.5$ Figura 221: $T = 2.0$ Figura 222: $T = 2.5$ Figura 223: $T = 3.0$ Figura 224: $T = 3.5$

Figura 225: Studio della termalizzazione di un modello di Ising 2D: 500×500 , $h = 0.0$.

C.2 Autocorrelazione

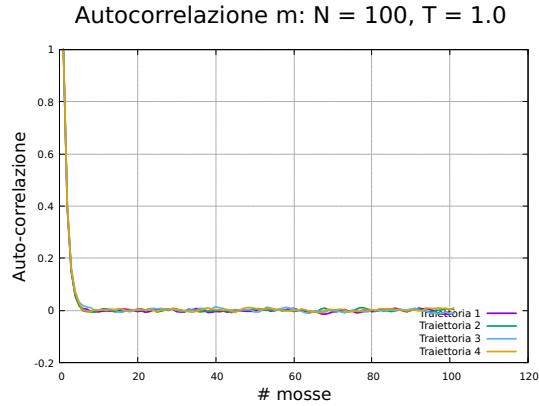
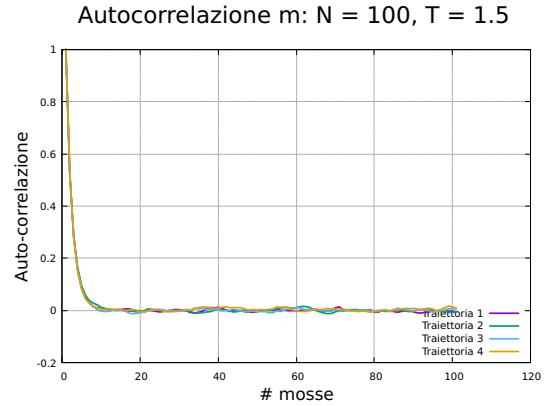
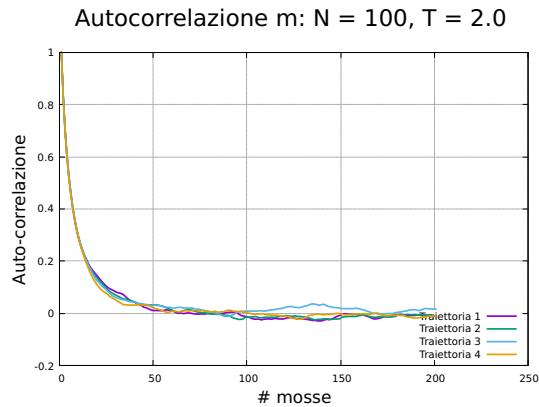
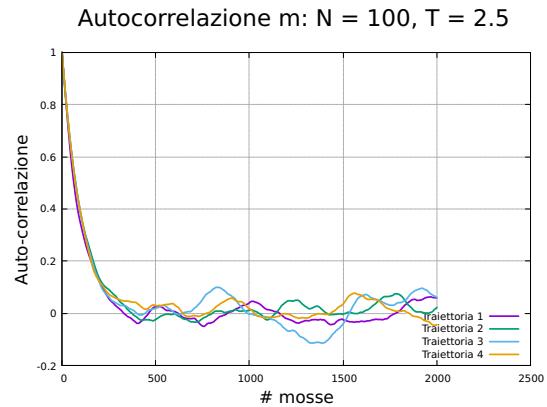
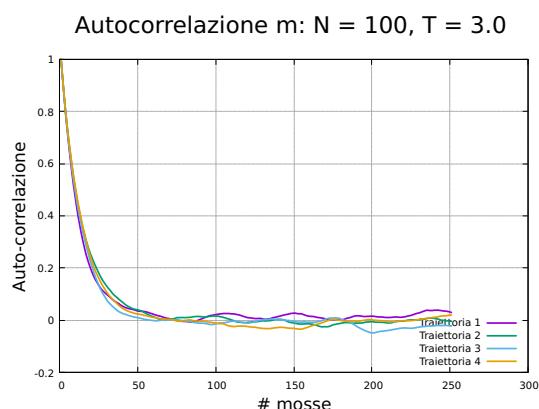
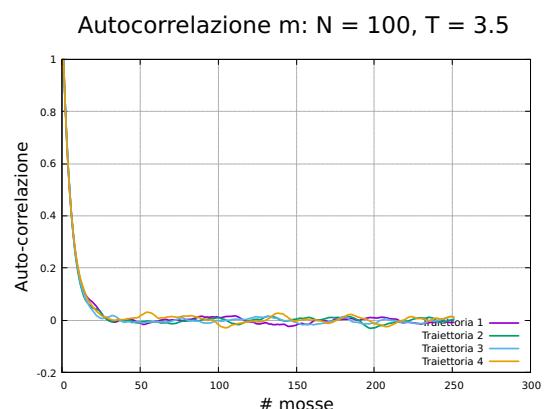
Figura 226: $T = 1.0$ Figura 227: $T = 1.5$ Figura 228: $T = 2.0$ Figura 229: $T = 2.5$ Figura 230: $T = 3.0$ Figura 231: $T = 3.5$

Figura 232: Studio dell'autocorrelazione di un modello di Ising 2D: 100×100 , $h = 0.0$.

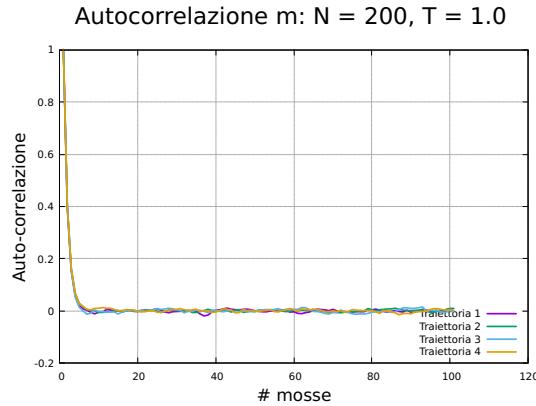
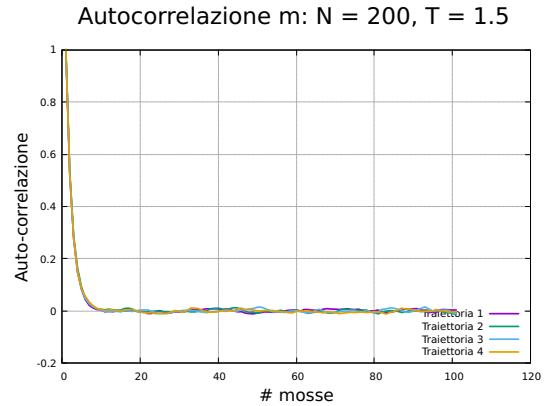
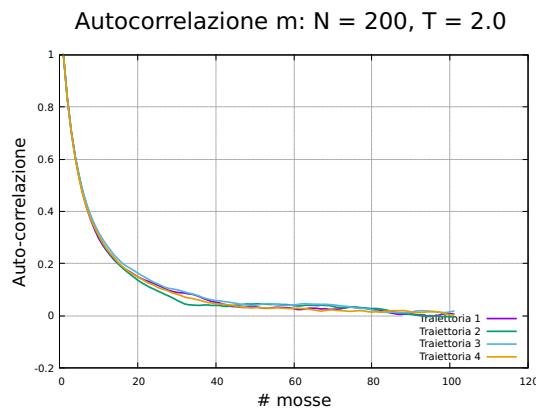
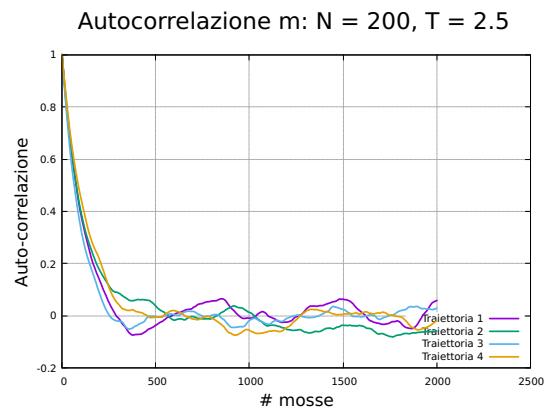
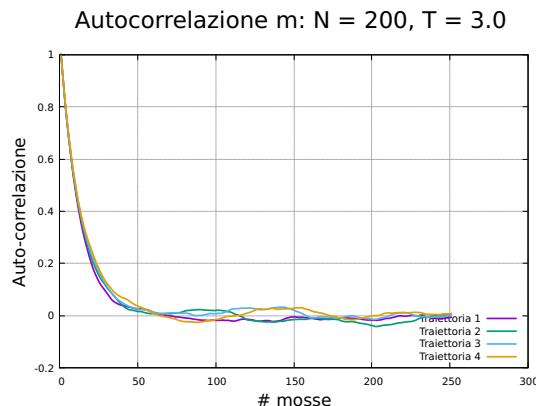
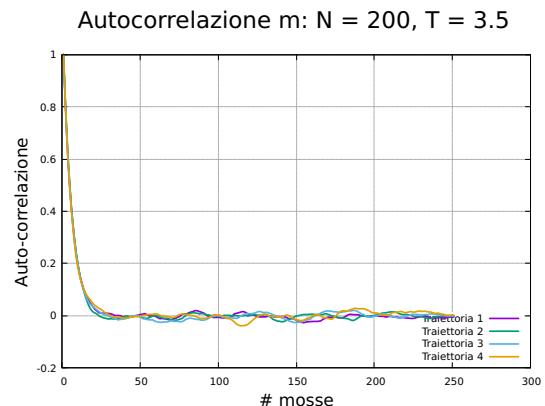
Figura 233: $T = 1.0$ Figura 234: $T = 1.5$ Figura 235: $T = 2.0$ Figura 236: $T = 2.5$ Figura 237: $T = 3.0$ Figura 238: $T = 3.5$

Figura 239: Studio dell'autocorrelazione di un modello di Ising 2D: 200×200 , $h = 0.0$.

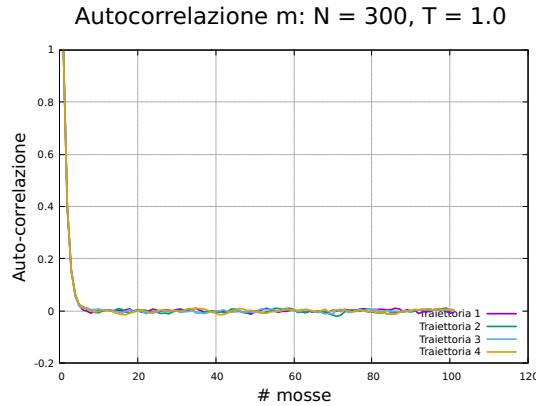
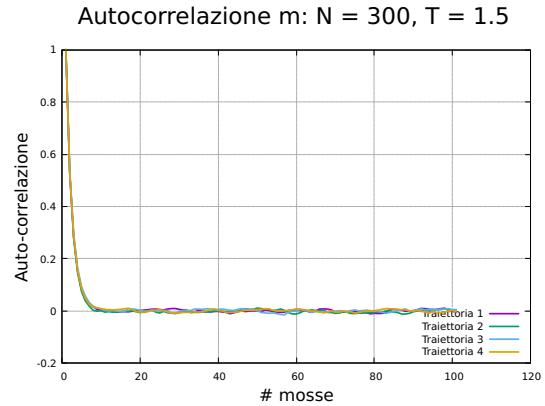
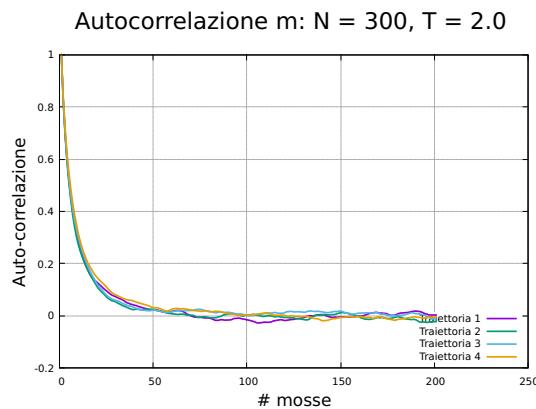
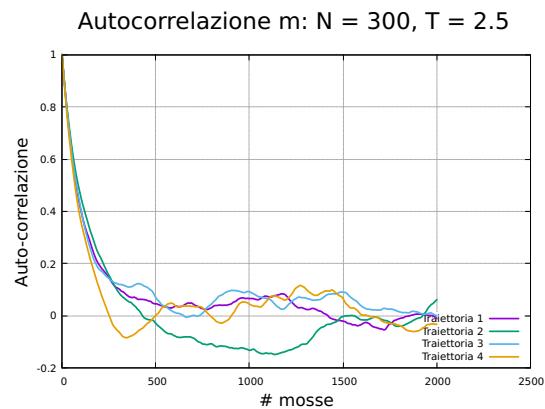
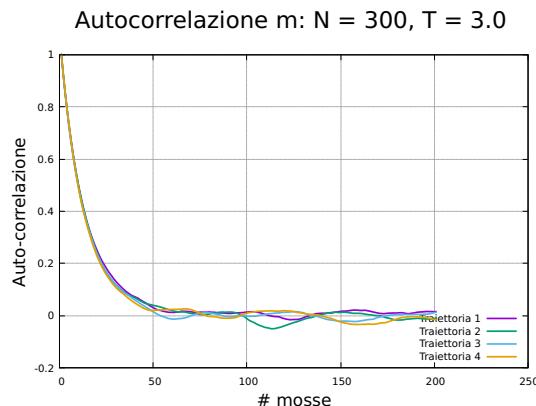
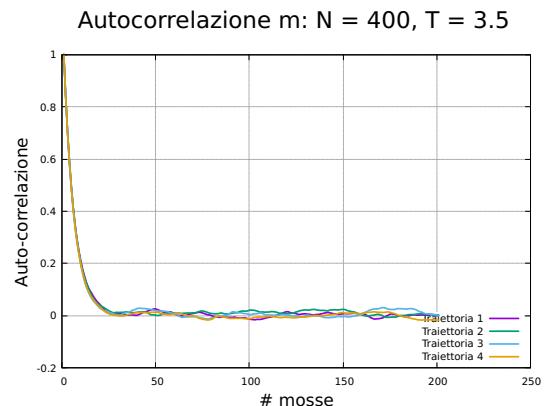
Figura 240: $T = 1.0$ Figura 241: $T = 1.5$ Figura 242: $T = 2.0$ Figura 243: $T = 2.5$ Figura 244: $T = 3.0$ Figura 245: $T = 3.5$

Figura 246: Studio dell'autocorrelazione di un modello di Ising 2D: 300×300 , $h = 0.0$.

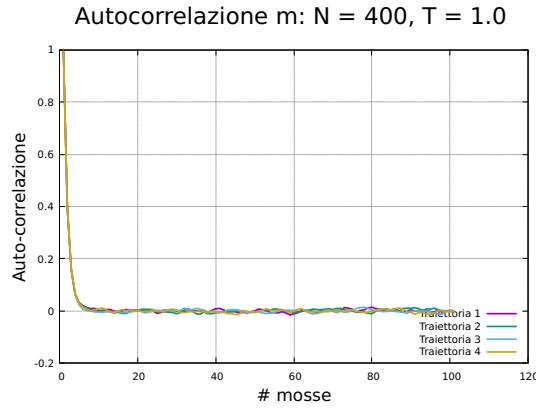
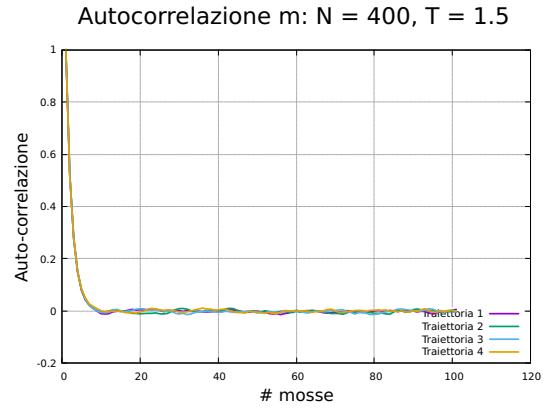
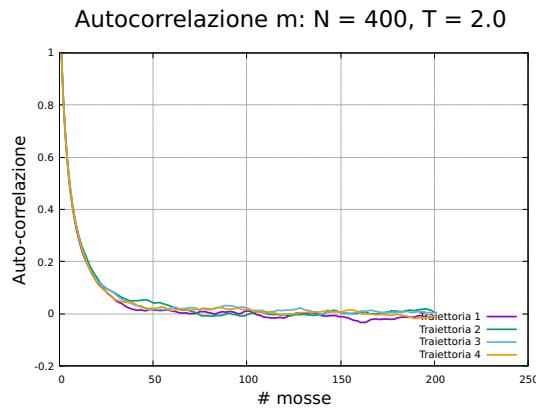
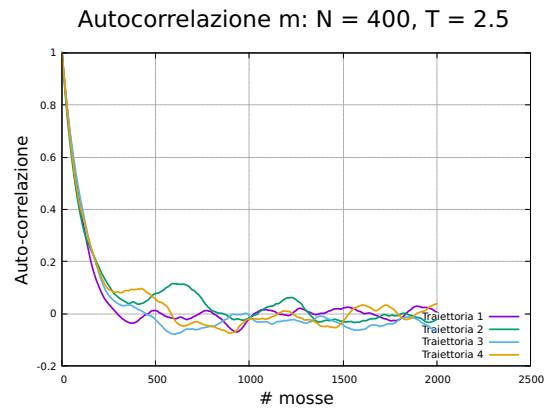
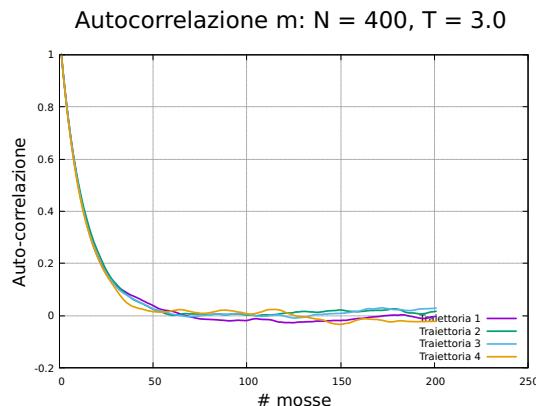
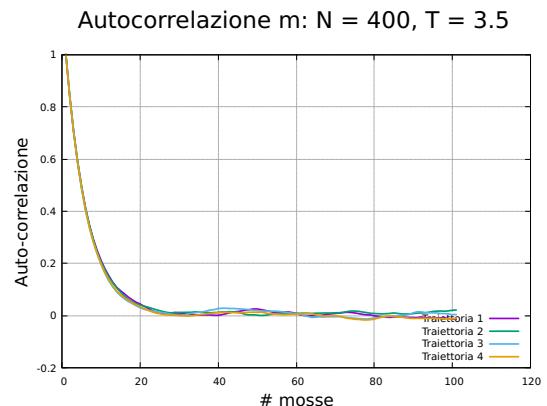
Figura 247: $T = 1.0$ Figura 248: $T = 1.5$ Figura 249: $T = 2.0$ Figura 250: $T = 2.5$ Figura 251: $T = 3.0$ Figura 252: $T = 3.5$

Figura 253: Studio dell'autocorrelazione di un modello di Ising 2D: 400×400 , $h = 0.0$.

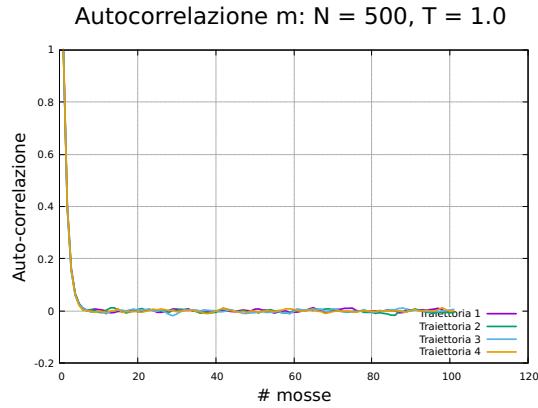
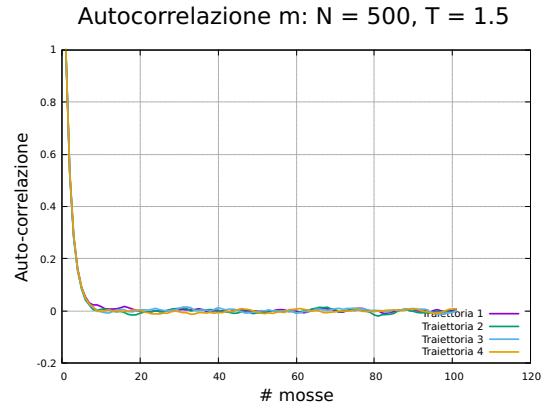
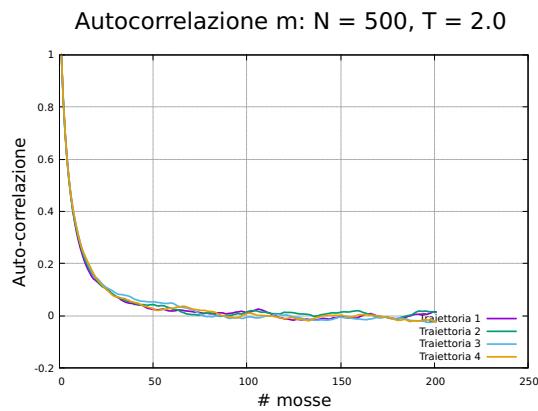
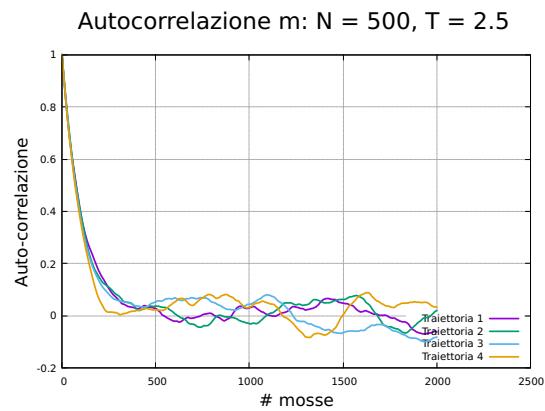
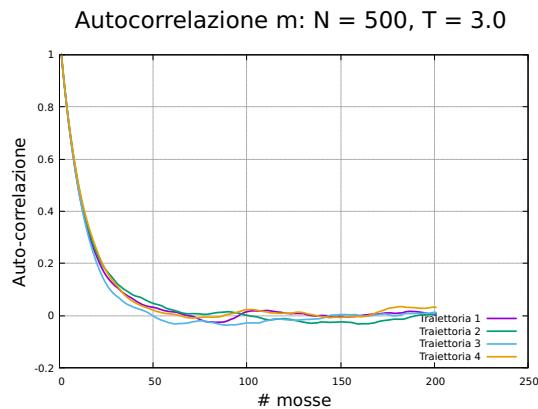
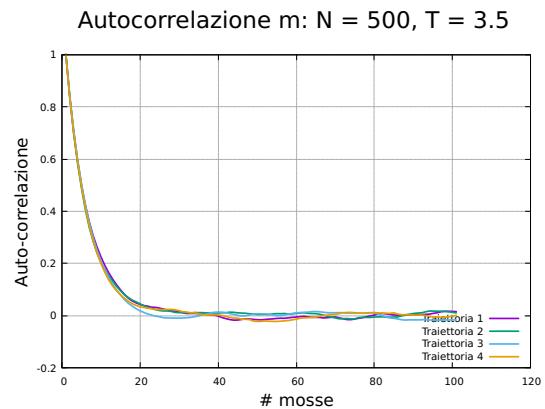
Figura 254: $T = 1.0$ Figura 255: $T = 1.5$ Figura 256: $T = 2.0$ Figura 257: $T = 2.5$ Figura 258: $T = 3.0$ Figura 259: $T = 3.5$

Figura 260: Studio dell'autocorrelazione di un modello di Ising 2D: 500×500 , $h = 0.0$.

C.3 Lunghezza dei blocchi

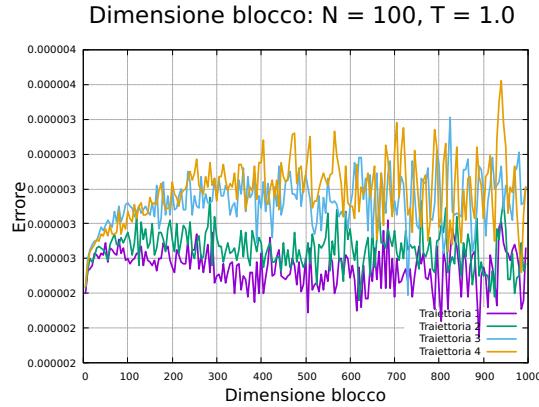
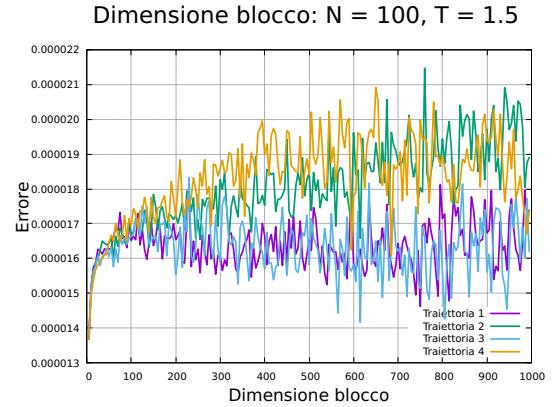
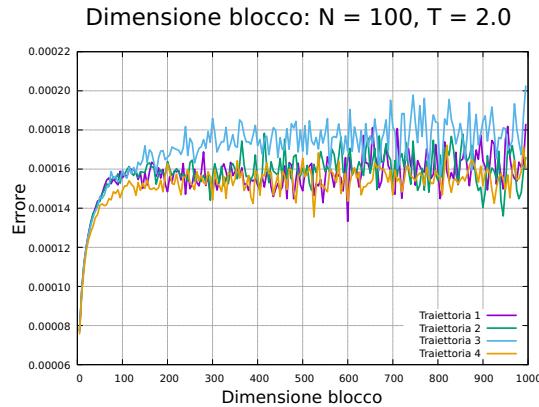
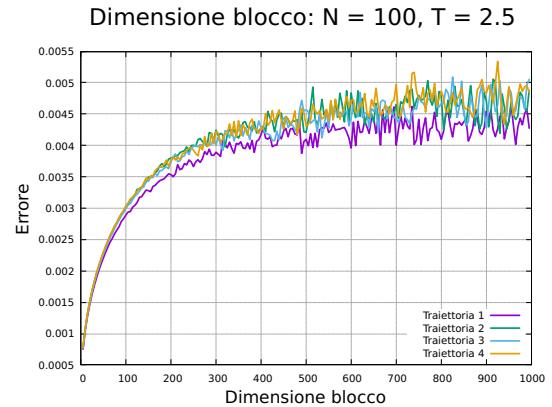
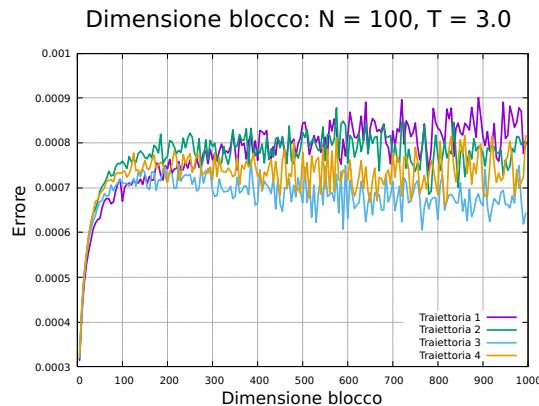
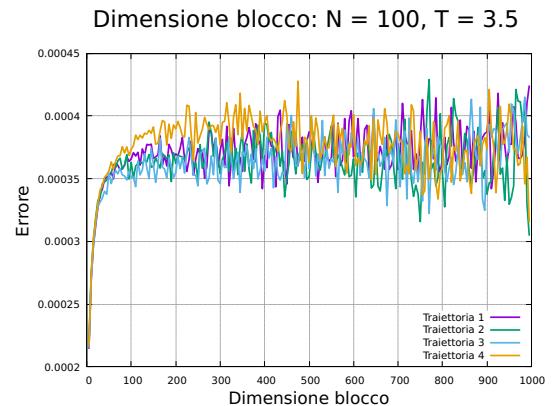
Figura 261: $T = 1.0$ Figura 262: $T = 1.5$ Figura 263: $T = 2.0$ Figura 264: $T = 2.5$ Figura 265: $T = 3.0$ Figura 266: $T = 3.5$

Figura 267: Studio della lunghezza dei blocchi per un modello di Ising 2D: 100×100 , $h = 0.0$.

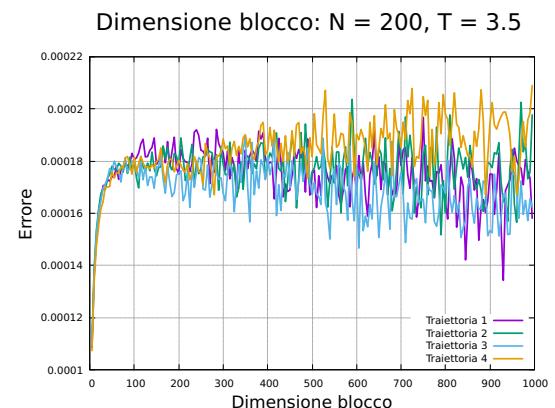
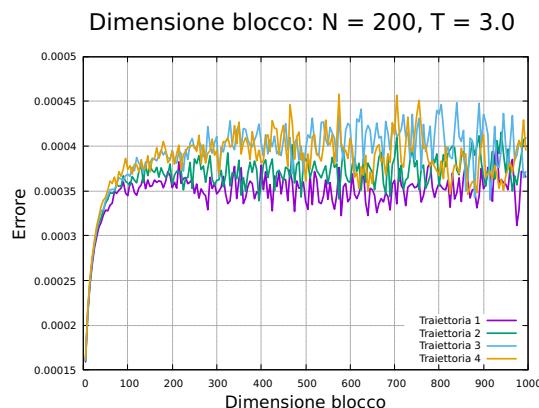
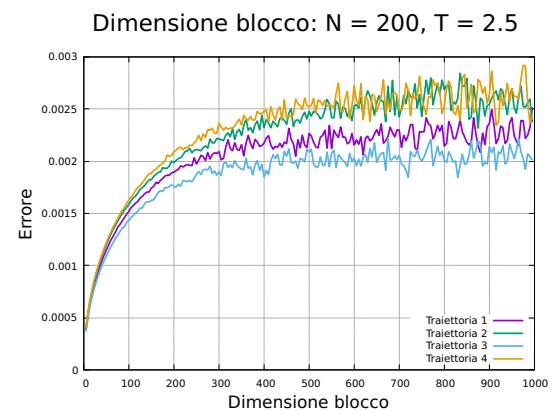
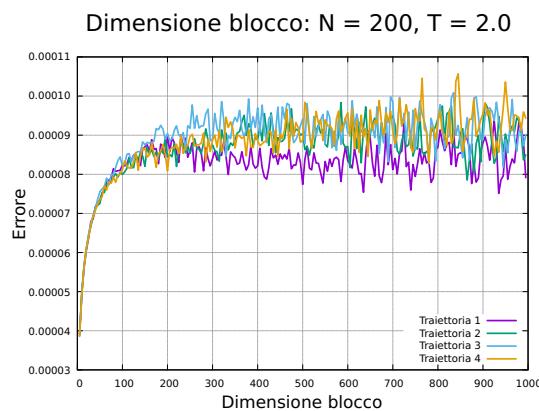
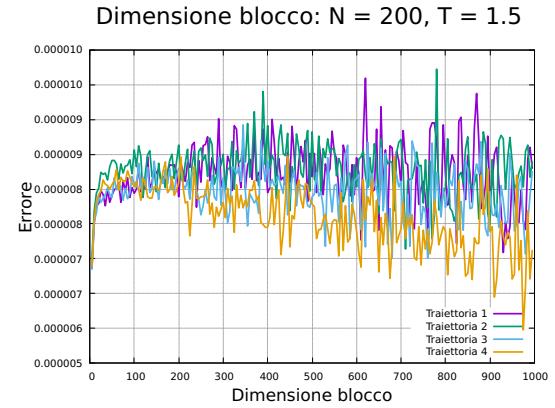
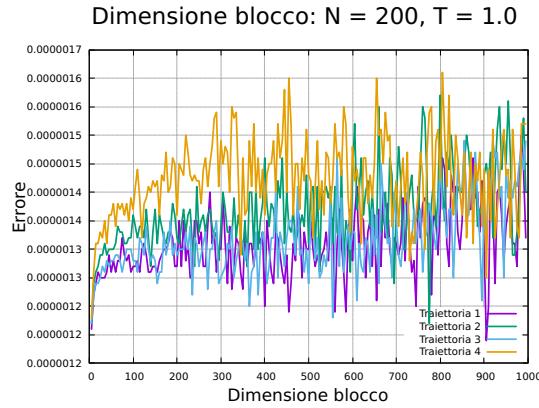


Figura 274: Studio della lunghezza dei blocchi per un modello di Ising 2D: 200×200 , $h = 0.0$.

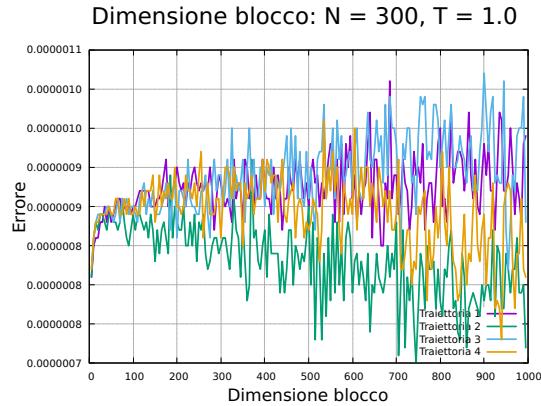
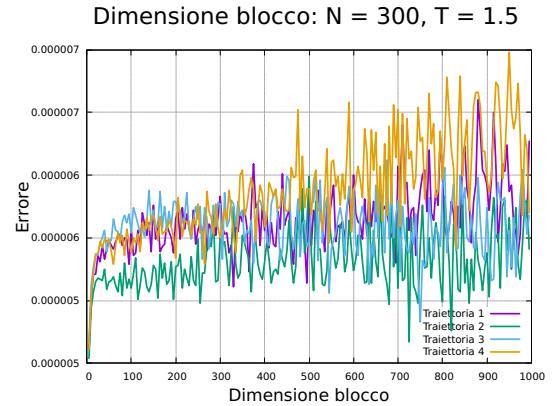
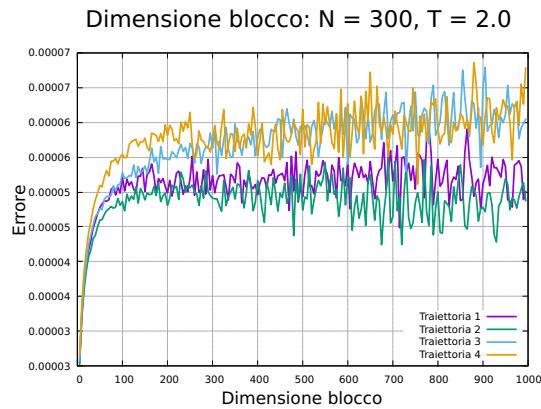
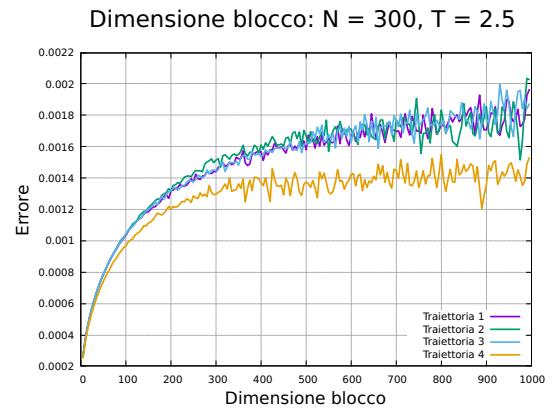
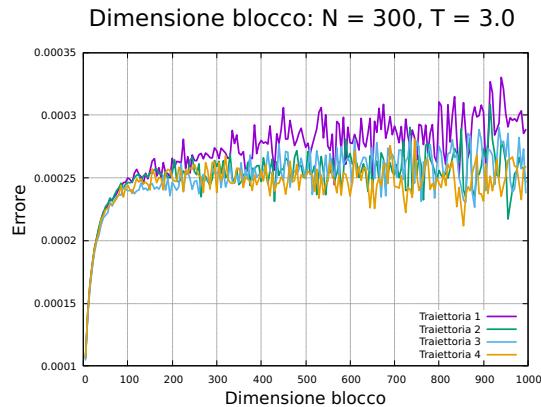
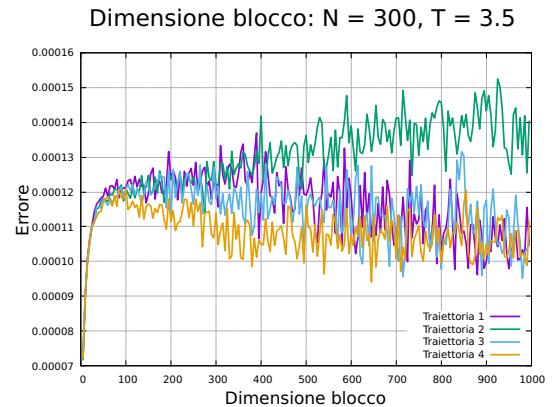
Figura 275: $T = 1.0$ Figura 276: $T = 1.5$ Figura 277: $T = 2.0$ Figura 278: $T = 2.5$ Figura 279: $T = 3.0$ Figura 280: $T = 3.5$

Figura 281: Studio della lunghezza dei blocchi per un modello di Ising 2D: 300×300 , $h = 0.0$.

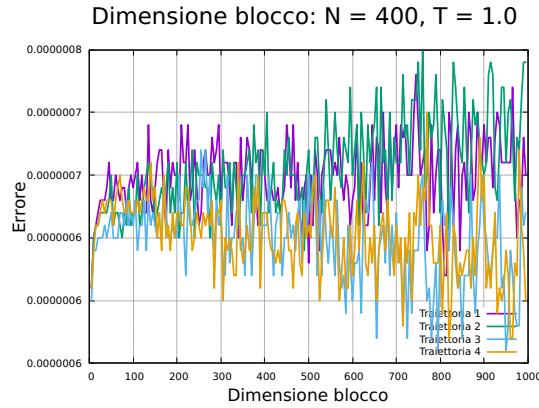
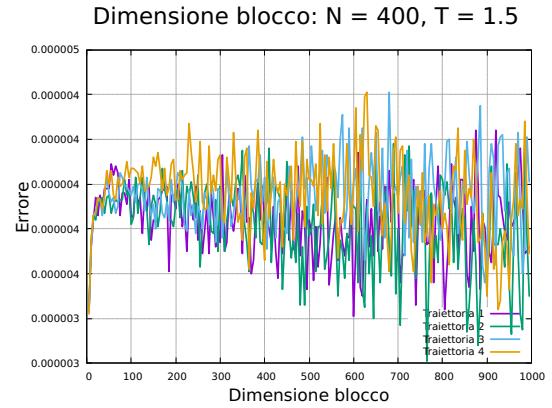
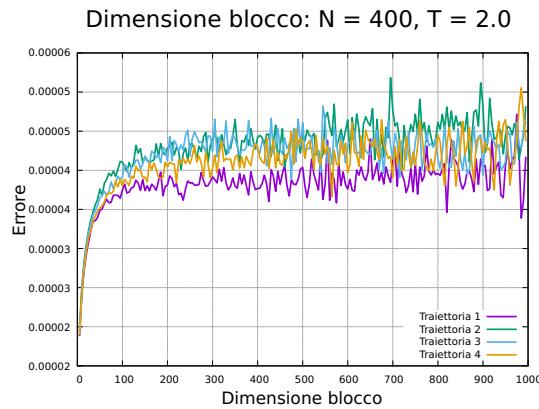
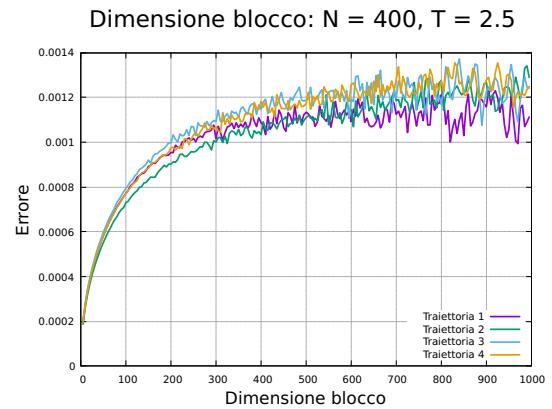
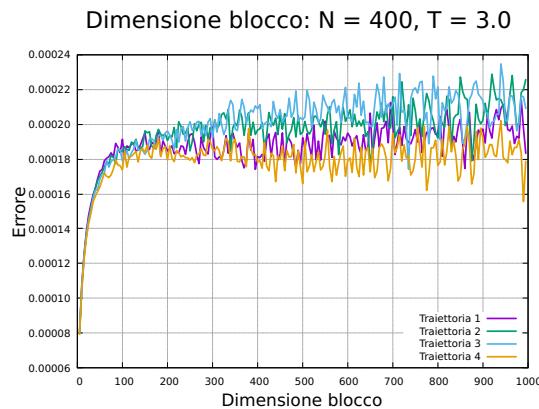
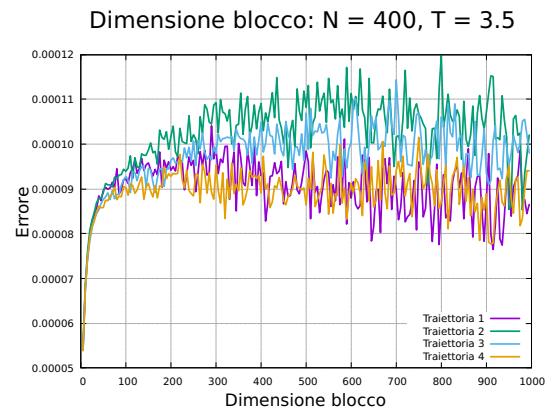
Figura 282: $T = 1.0$ Figura 283: $T = 1.5$ Figura 284: $T = 2.0$ Figura 285: $T = 2.5$ Figura 286: $T = 3.0$ Figura 287: $T = 3.5$

Figura 288: Studio della lunghezza dei blocchi per un modello di Ising 2D: 400×400 , $h = 0.0$.

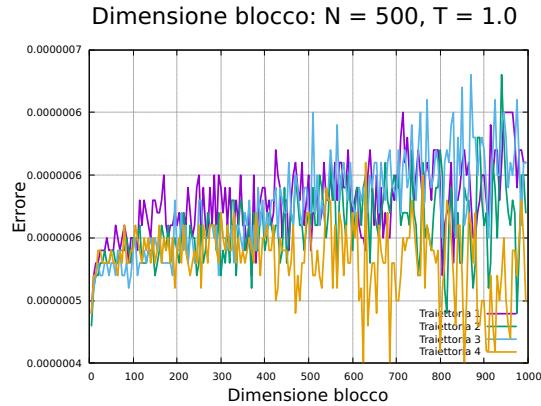
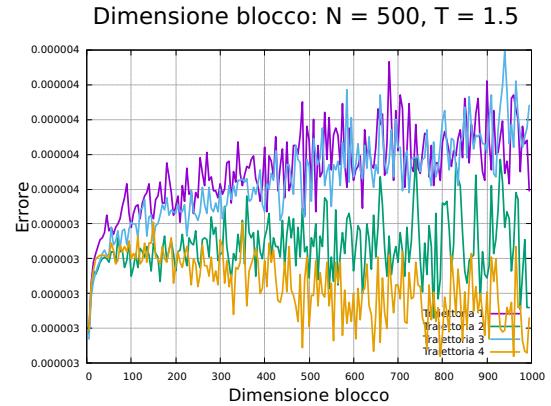
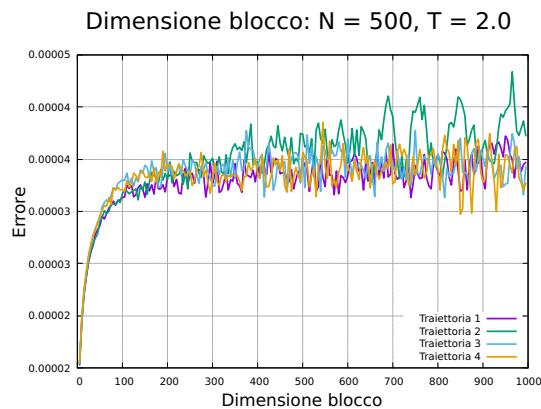
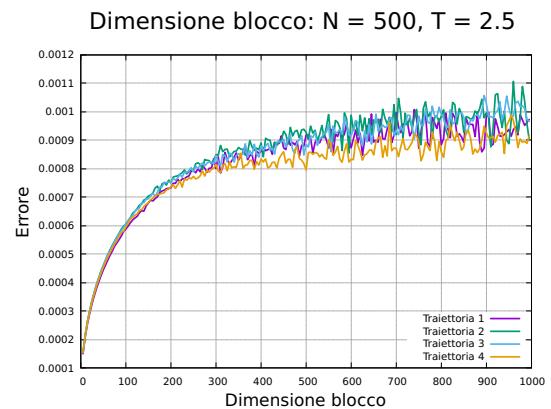
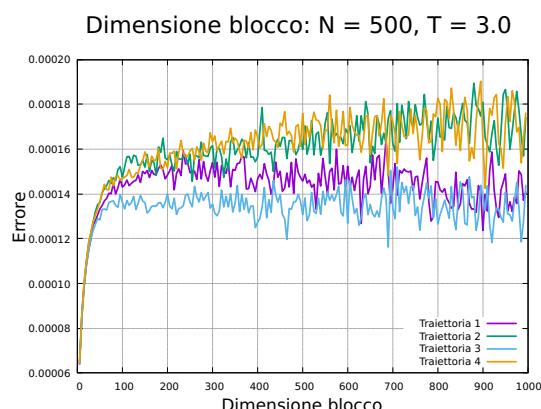
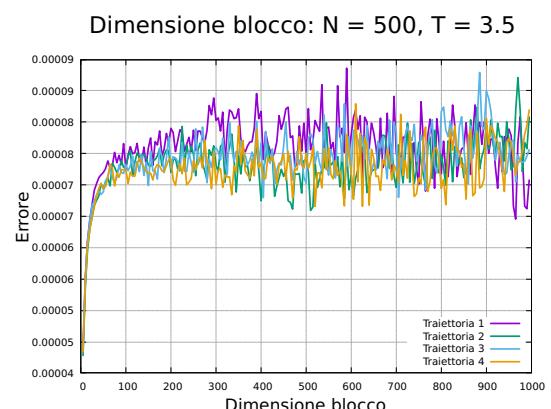
Figura 289: $T = 1.0$ Figura 290: $T = 1.5$ Figura 291: $T = 2.0$ Figura 292: $T = 2.5$ Figura 293: $T = 3.0$ Figura 294: $T = 3.5$

Figura 295: Studio della lunghezza dei blocchi per un modello di Ising 2D: 500×500 , $h = 0.0$.

C.4 Osservabili

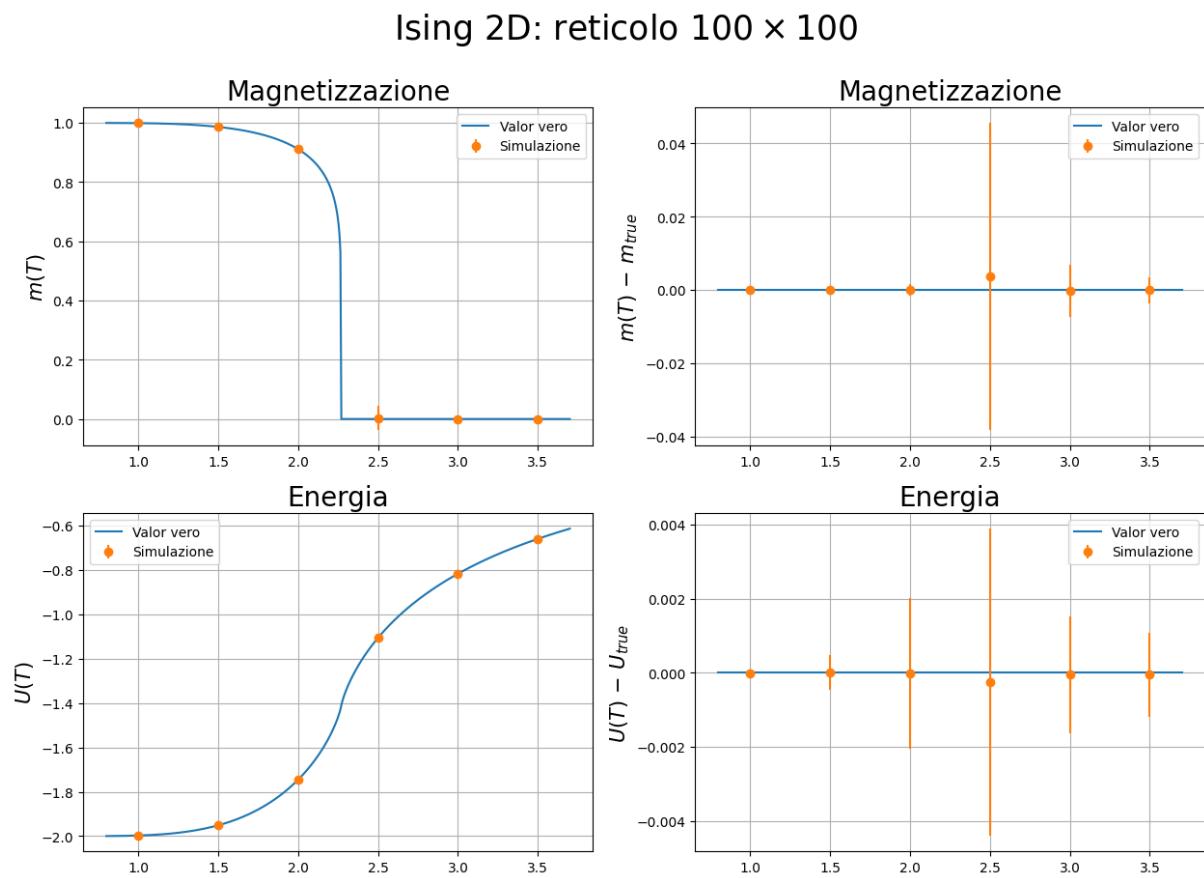
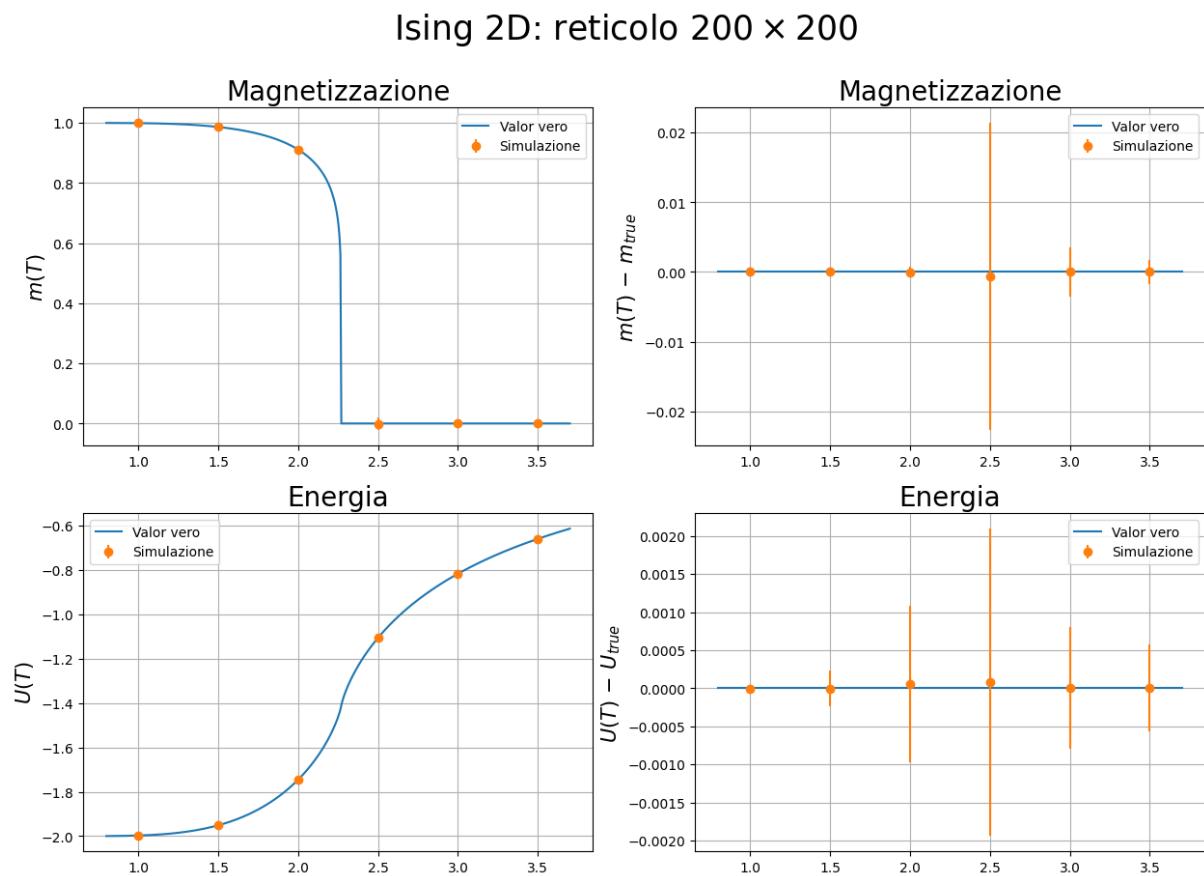


Figura 296: Osservabili per un modello di Ising 2D: 100×100 , $h = 0.0$.

Figura 297: Osservabili per un modello di Ising 2D: 200×200 , $h = 0.0$.

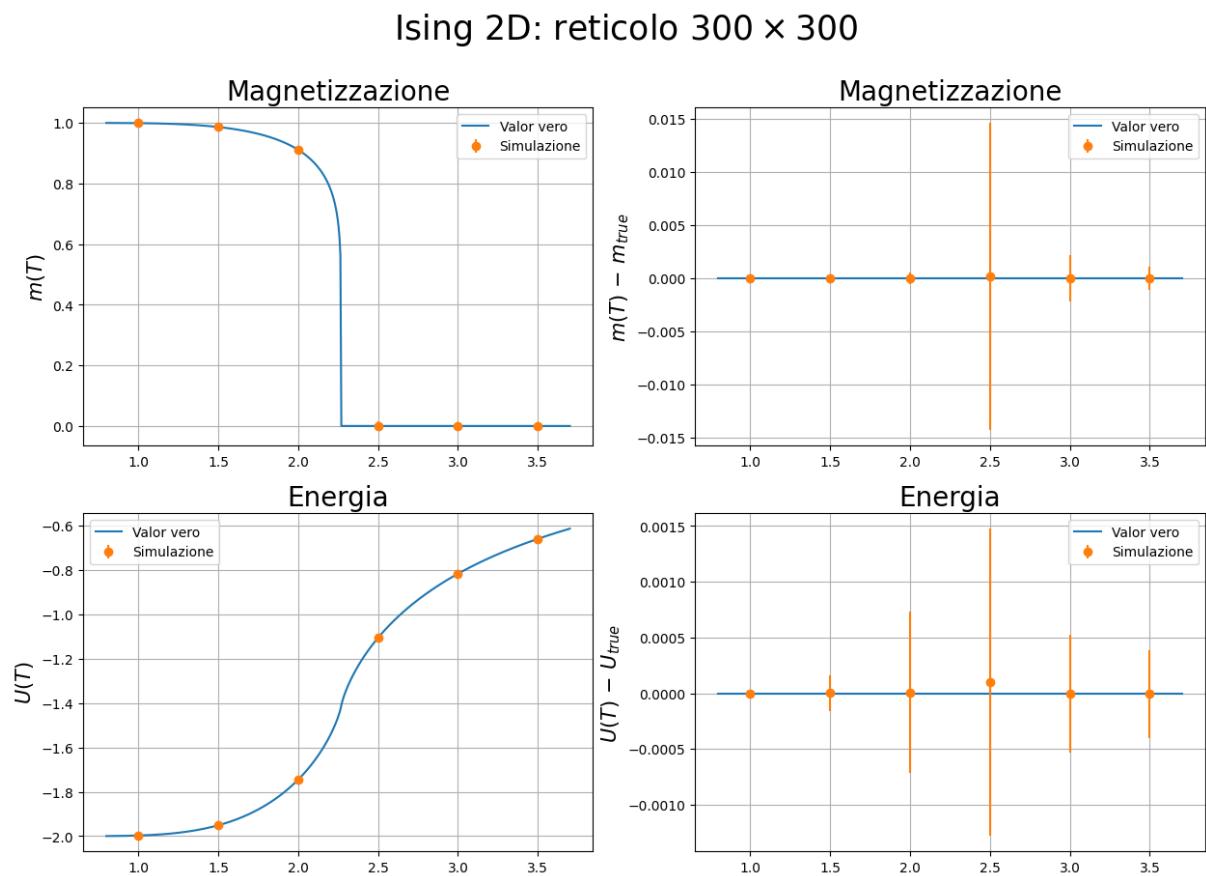


Figura 298: Osservabili per un modello di Ising 2D: 300×300 , $h = 0.0$.

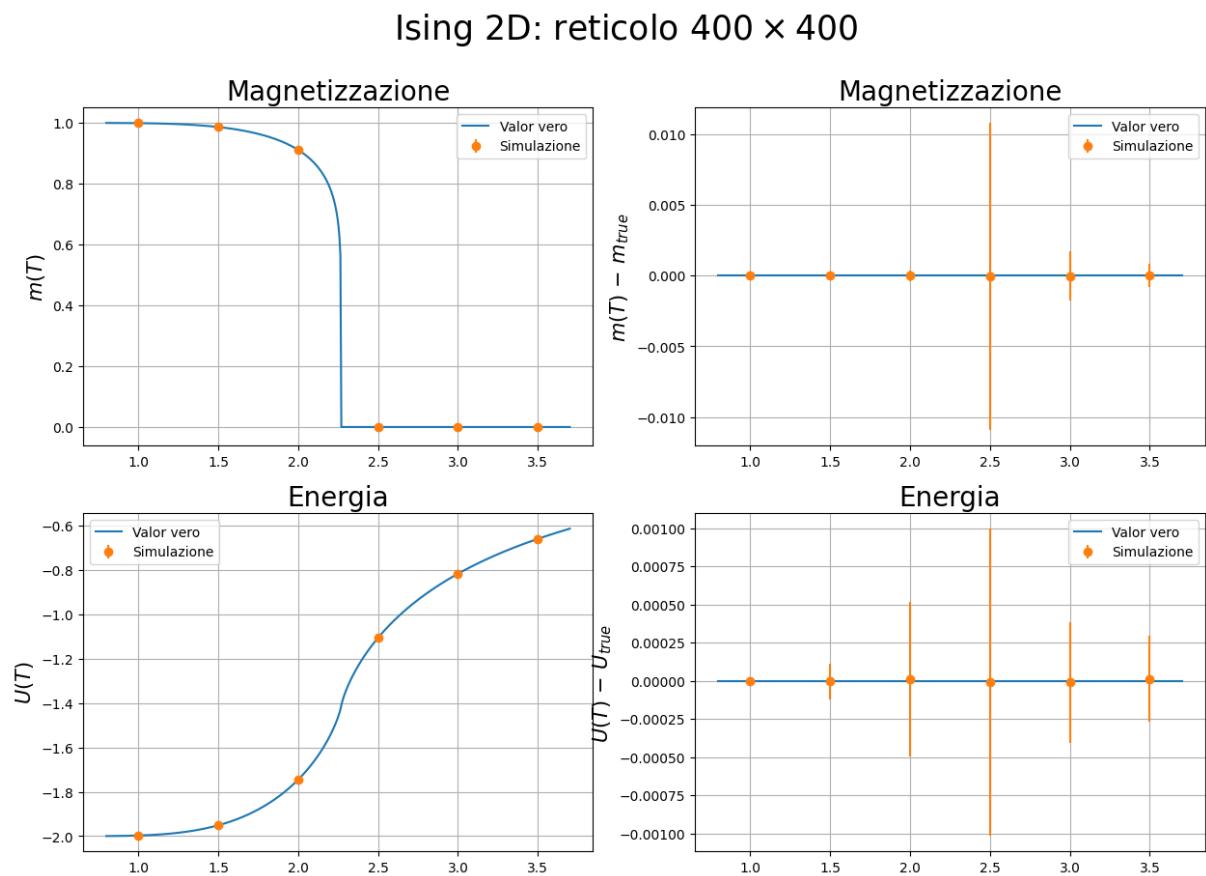


Figura 299: Osservabili per un modello di Ising 2D: 400×400 , $h = 0.0$.

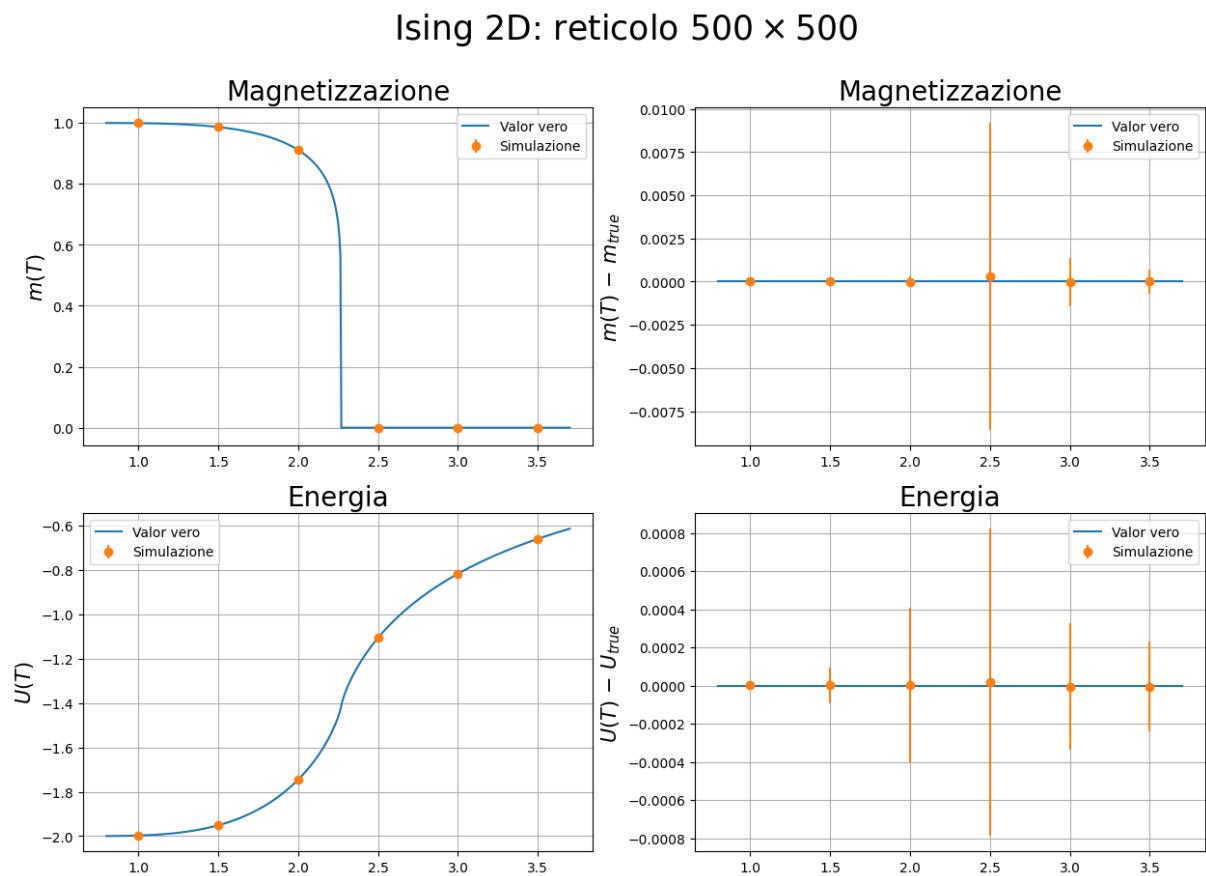


Figura 300: Osservabili per un modello di Ising 2D: 500×500 , $h = 0.0$.

D Modello di Ising 2D: Wolff

D.1 Termalizzazione

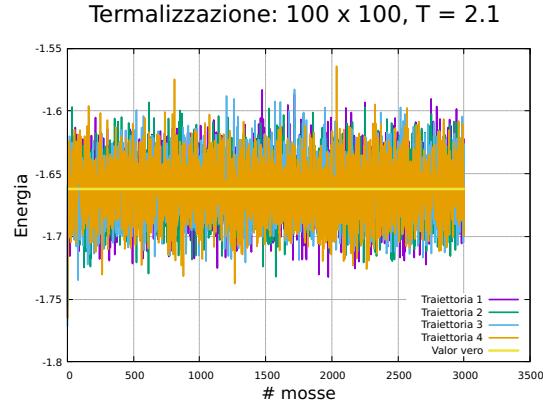
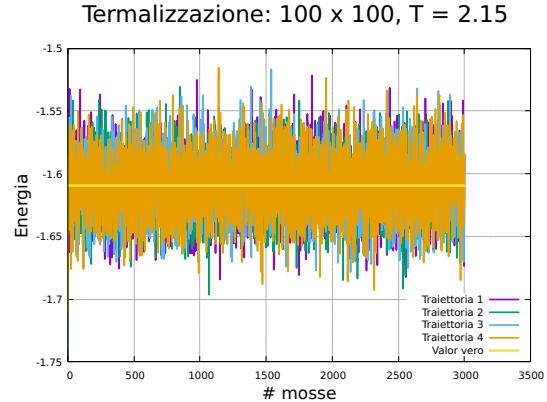
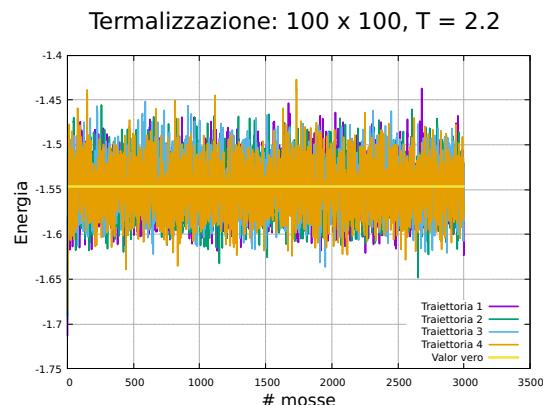
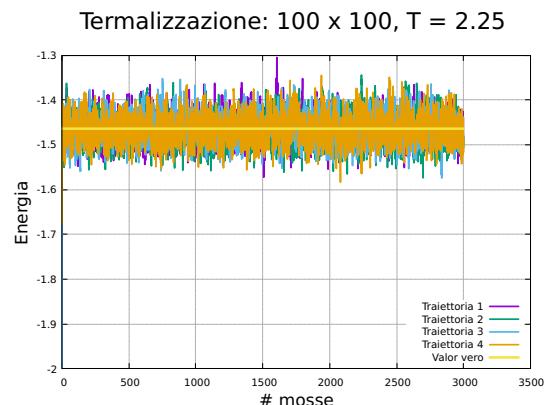
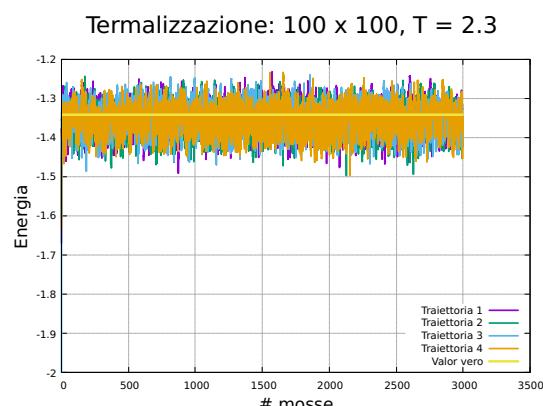
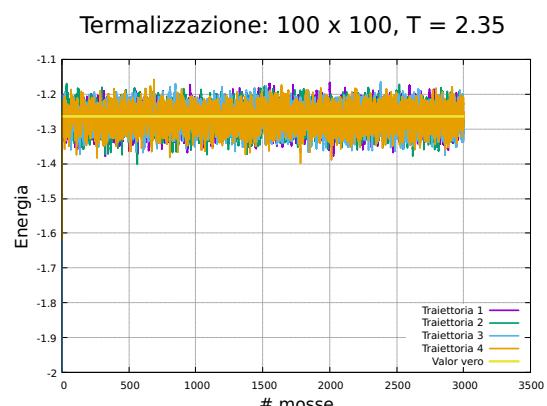
Figura 301: $T = 1.0$ Figura 302: $T = 1.5$ Figura 303: $T = 2.0$ Figura 304: $T = 2.5$ Figura 305: $T = 3.0$ Figura 306: $T = 3.5$

Figura 307: Studio della termalizzazione di un modello di Ising 2D: 100×100 , $h = 0.0$.

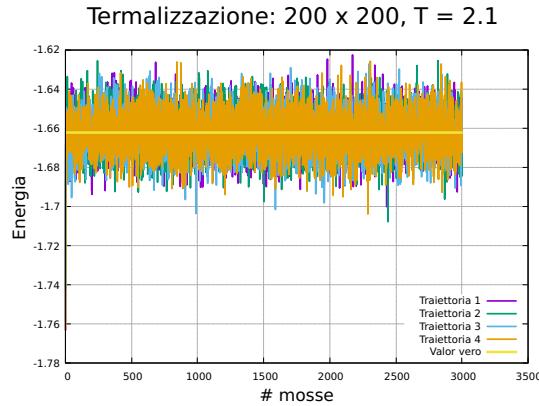
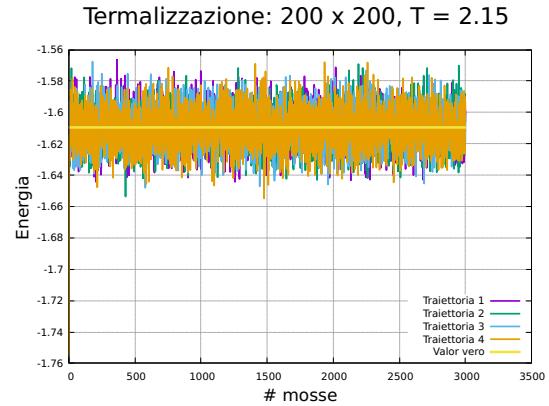
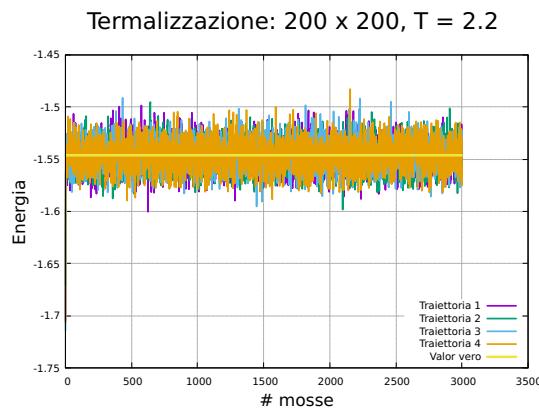
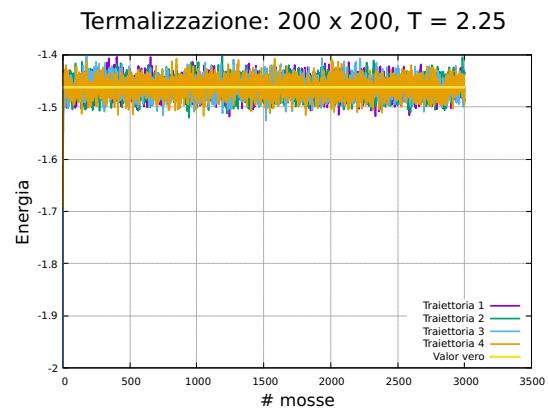
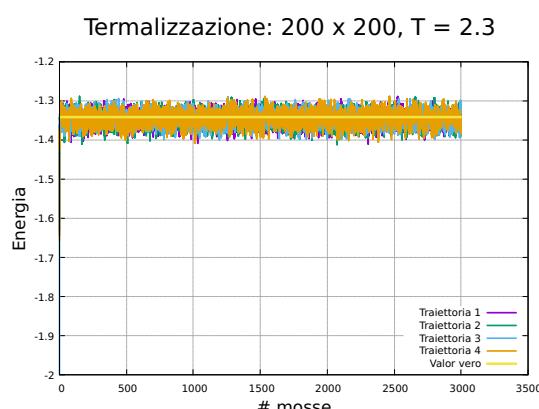
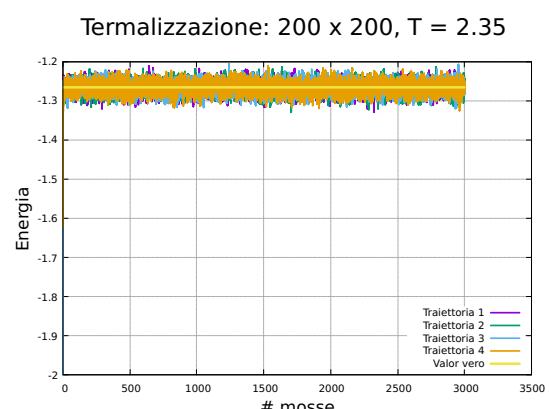
Figura 308: $T = 1.0$ Figura 309: $T = 1.5$ Figura 310: $T = 2.0$ Figura 311: $T = 2.5$ Figura 312: $T = 3.0$ Figura 313: $T = 3.5$

Figura 314: Studio della termalizzazione di un modello di Ising 2D: 200×200 , $h = 0.0$.

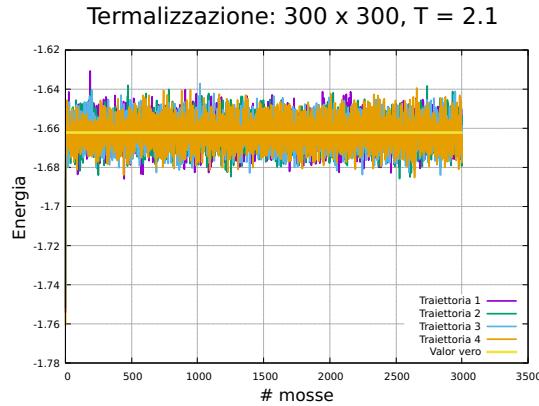
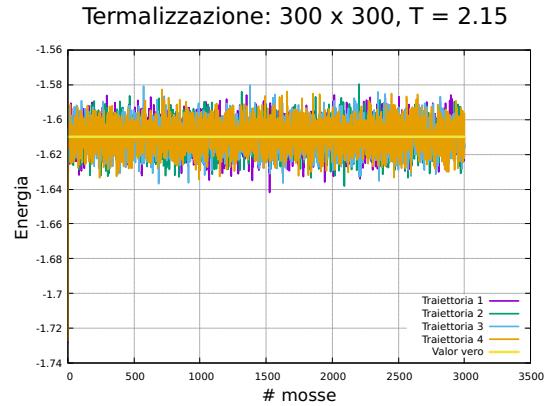
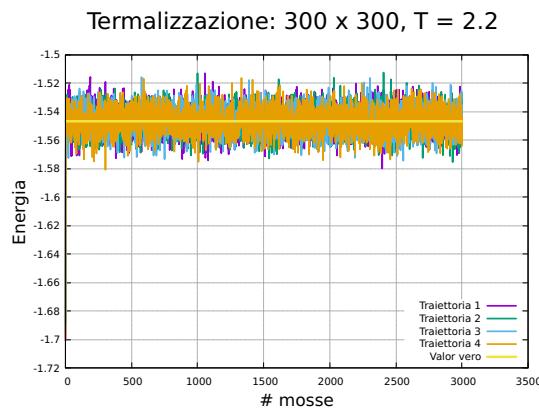
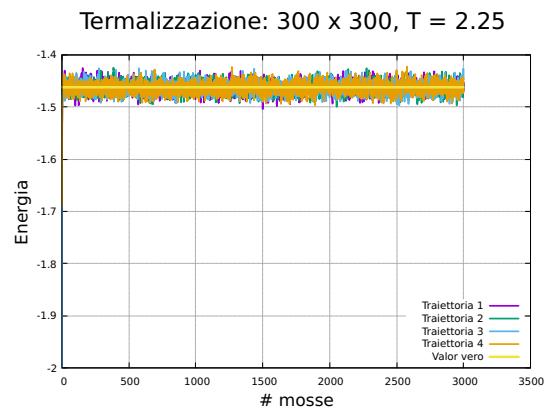
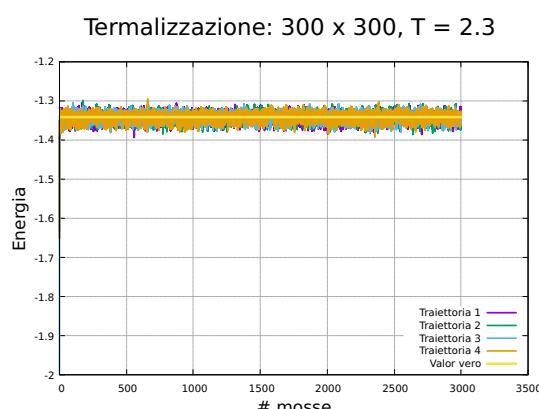
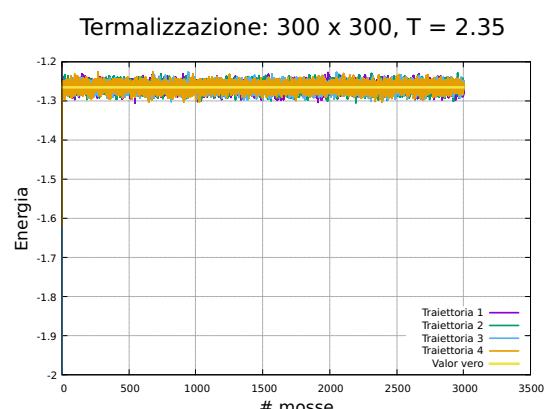
Figura 315: $T = 1.0$ Figura 316: $T = 1.5$ Figura 317: $T = 2.0$ Figura 318: $T = 2.5$ Figura 319: $T = 3.0$ Figura 320: $T = 3.5$

Figura 321: Studio della termalizzazione di un modello di Ising 2D: 300×300 , $h = 0.0$.

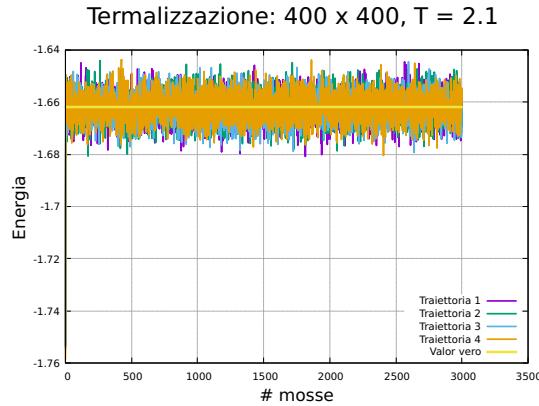
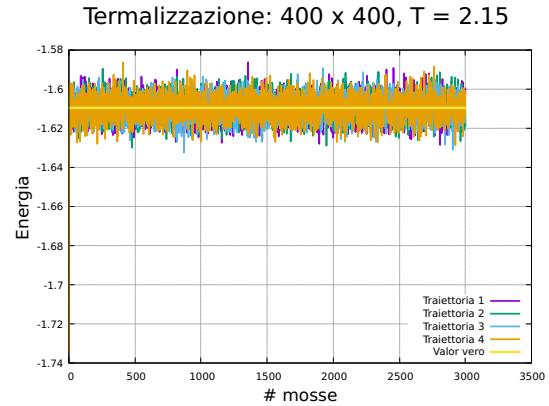
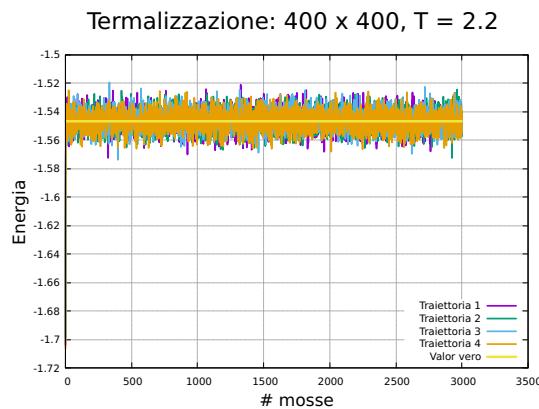
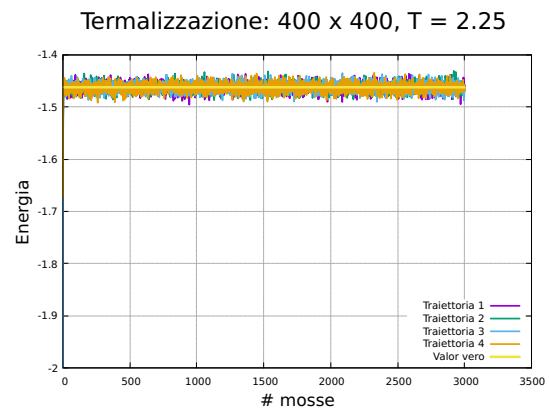
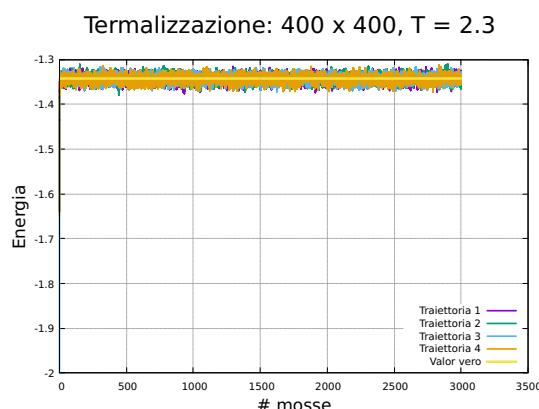
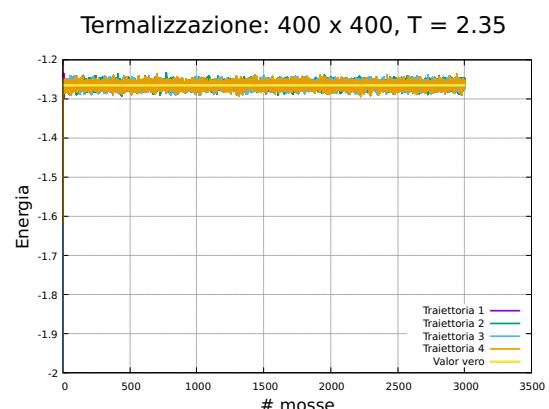
Figura 322: $T = 1.0$ Figura 323: $T = 1.5$ Figura 324: $T = 2.0$ Figura 325: $T = 2.5$ Figura 326: $T = 3.0$ Figura 327: $T = 3.5$

Figura 328: Studio della termalizzazione di un modello di Ising 2D: 400×400 , $h = 0.0$.

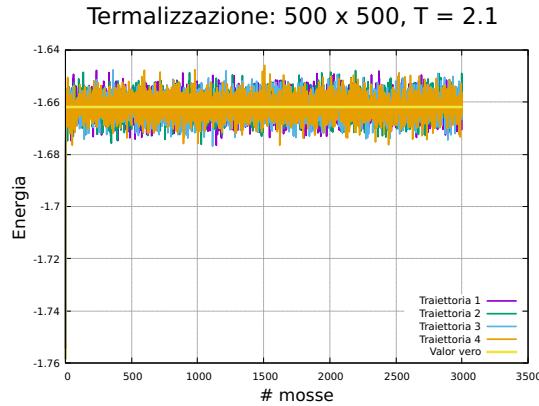
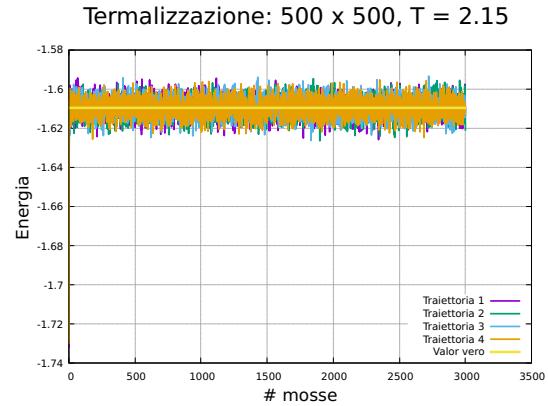
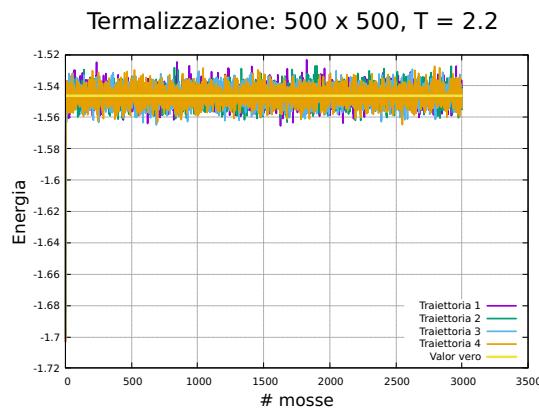
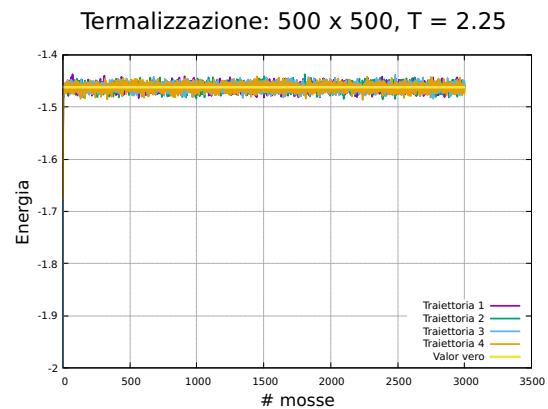
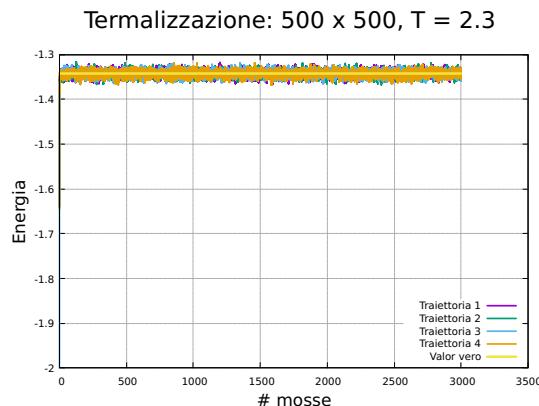
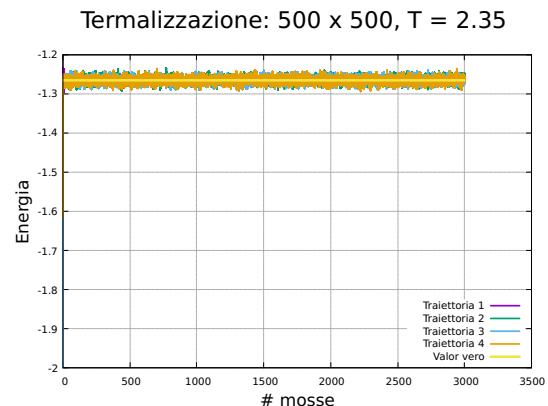
Figura 329: $T = 1.0$ Figura 330: $T = 1.5$ Figura 331: $T = 2.0$ Figura 332: $T = 2.5$ Figura 333: $T = 3.0$ Figura 334: $T = 3.5$

Figura 335: Studio della termalizzazione di un modello di Ising 2D: 500×500 , $h = 0.0$.

D.2 Autocorrelazione

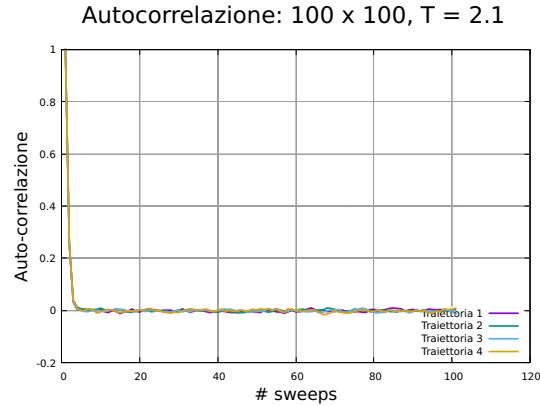
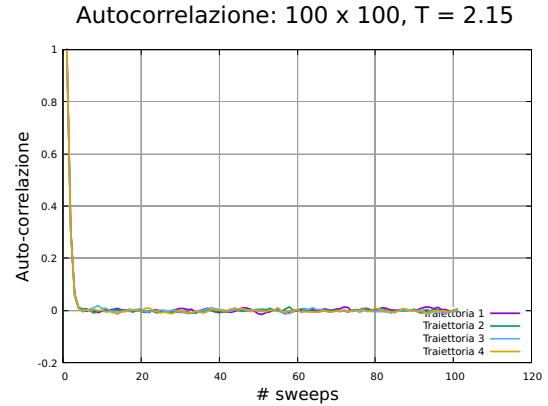
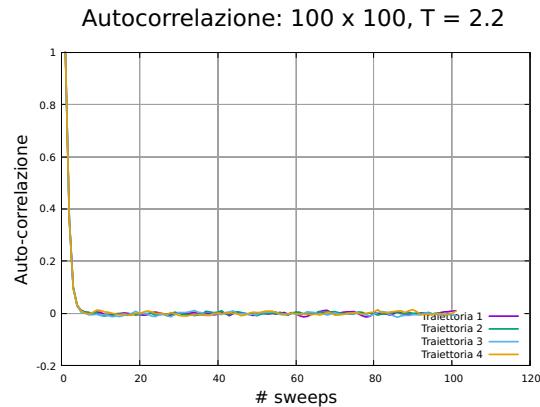
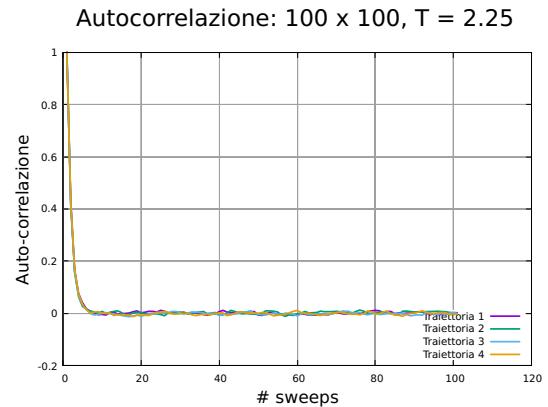
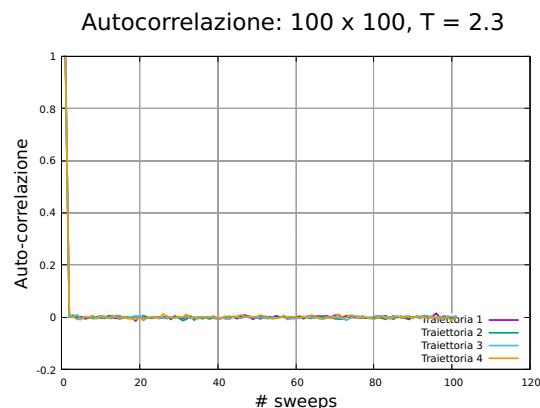
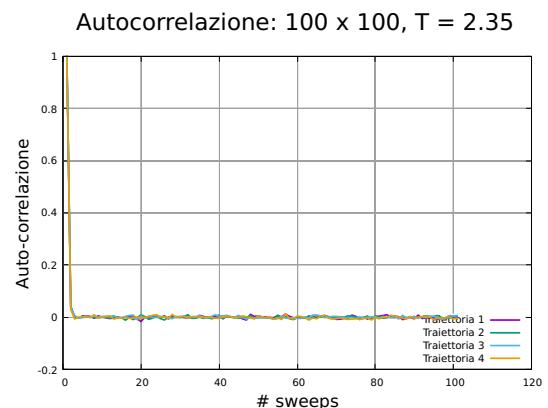
Figura 336: $T = 1.0$ Figura 337: $T = 1.5$ Figura 338: $T = 2.0$ Figura 339: $T = 2.5$ Figura 340: $T = 3.0$ Figura 341: $T = 3.5$

Figura 342: Studio dell'auto-correlazione di un modello di Ising 2D: 100×100 , $h = 0.0$.

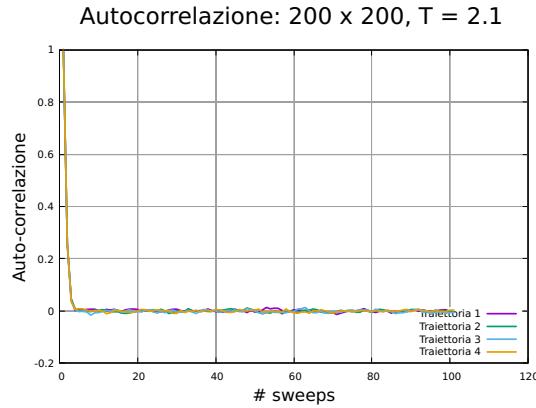
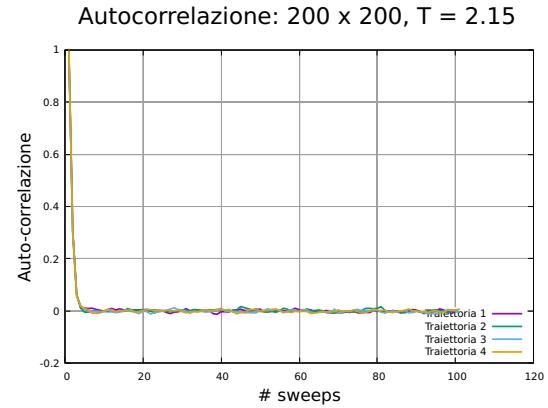
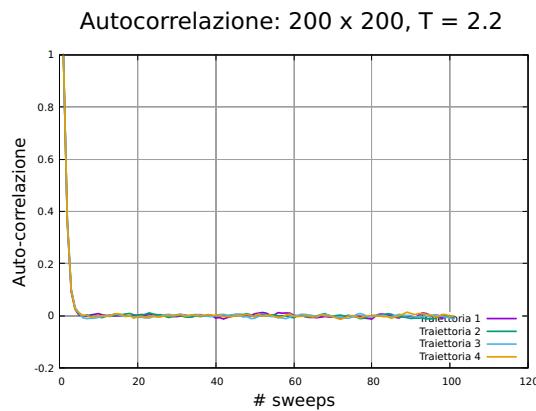
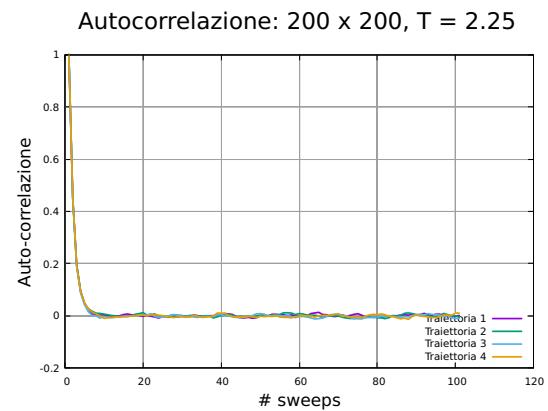
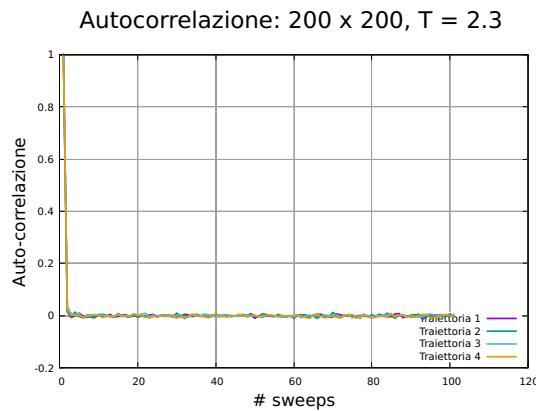
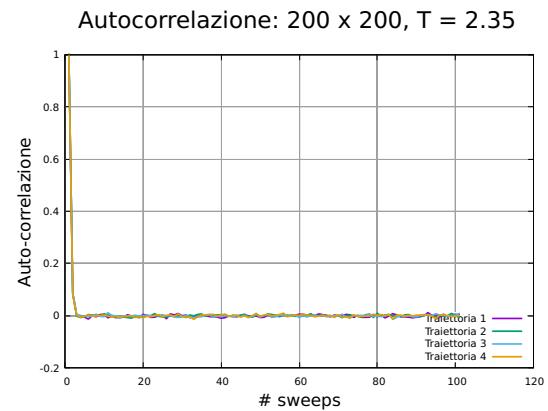
Figura 343: $T = 1.0$ Figura 344: $T = 1.5$ Figura 345: $T = 2.0$ Figura 346: $T = 2.5$ Figura 347: $T = 3.0$ Figura 348: $T = 3.5$

Figura 349: Studio dell'auto-correlazione di un modello di Ising 2D: 200×200 , $h = 0.0$.

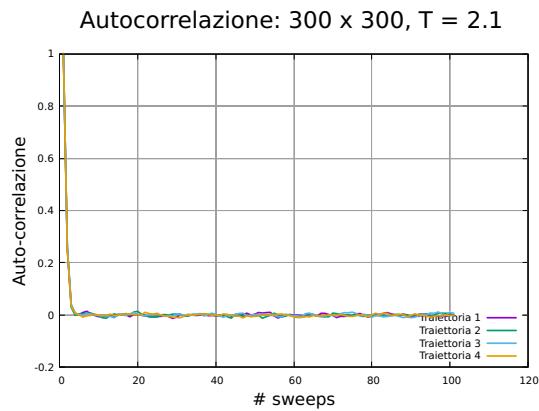
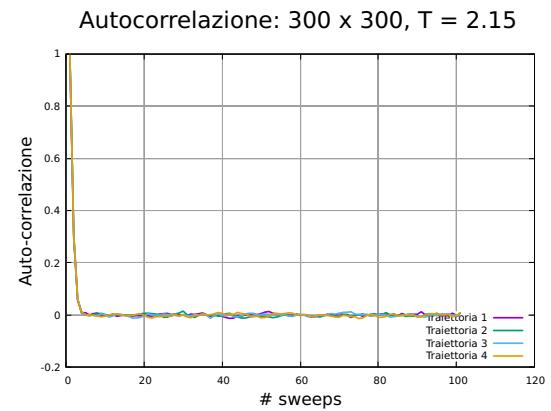
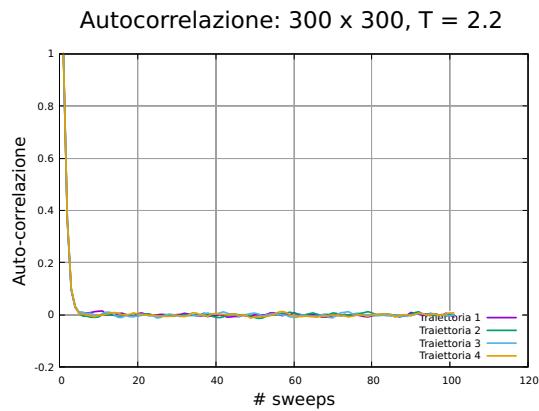
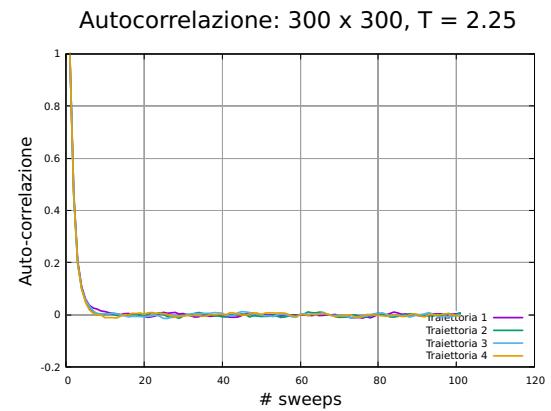
Figura 350: $T = 1.0$ Figura 351: $T = 1.5$ Figura 352: $T = 2.0$ Figura 353: $T = 2.5$

Figura 354: Studio dell'auto-correlazione di un modello di Ising 2D: 300×300 , $h = 0.0$.

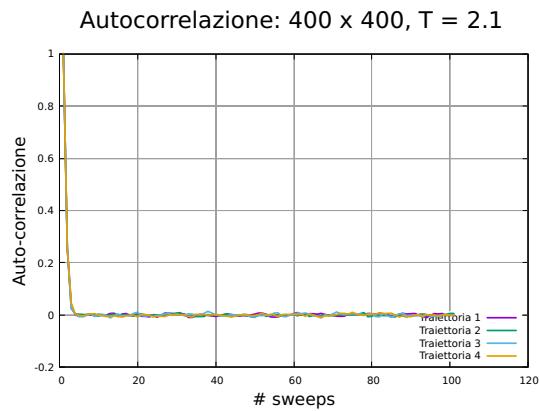
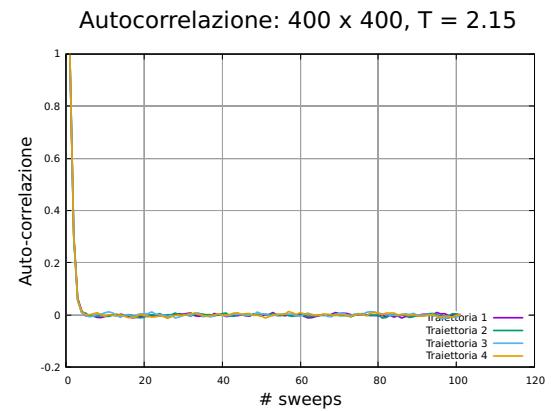
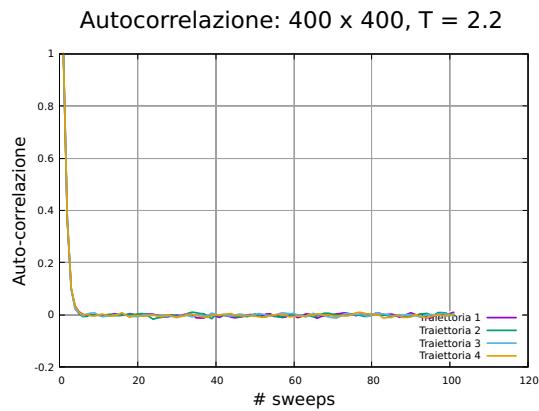
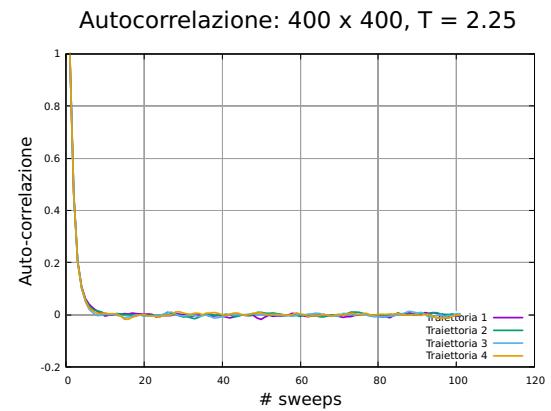
Figura 355: $T = 1.0$ Figura 356: $T = 1.5$ Figura 357: $T = 2.0$ Figura 358: $T = 2.5$

Figura 359: Studio dell'auto-correlazione di un modello di Ising 2D: 400×400 , $h = 0.0$.

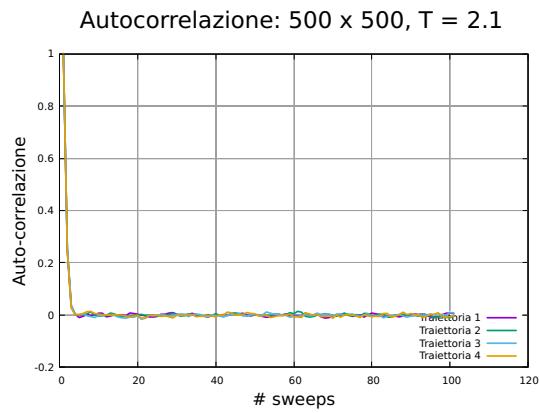
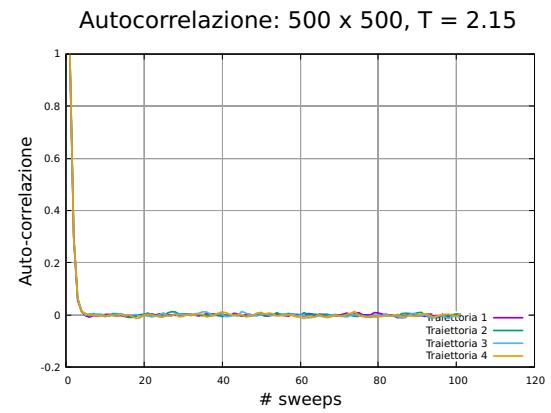
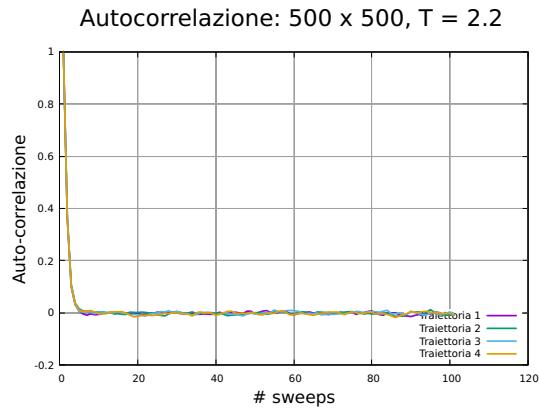
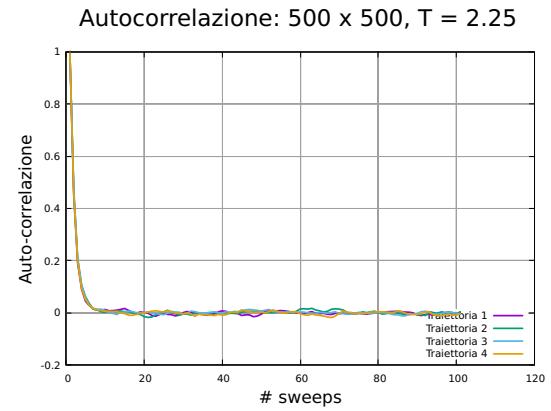
Figura 360: $T = 1.0$ Figura 361: $T = 1.5$ Figura 362: $T = 2.0$ Figura 363: $T = 2.5$

Figura 364: Studio dell'auto-correlazione di un modello di Ising 2D: 500×500 , $h = 0.0$.

D.3 Lunghezza blocchi

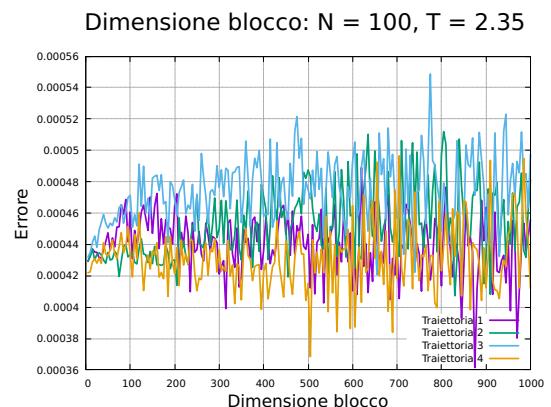
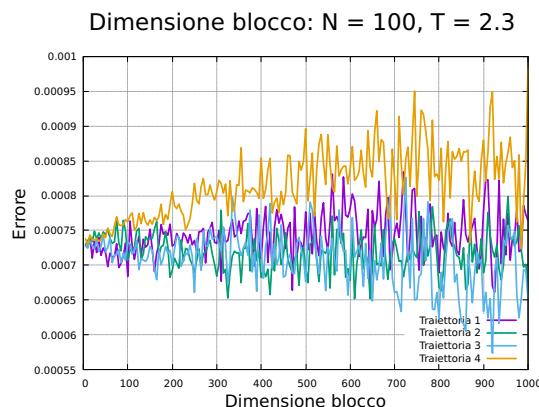
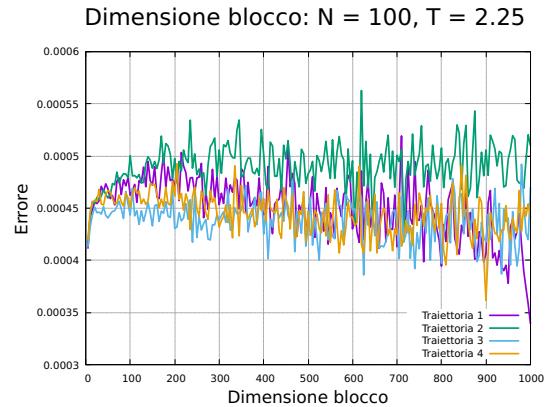
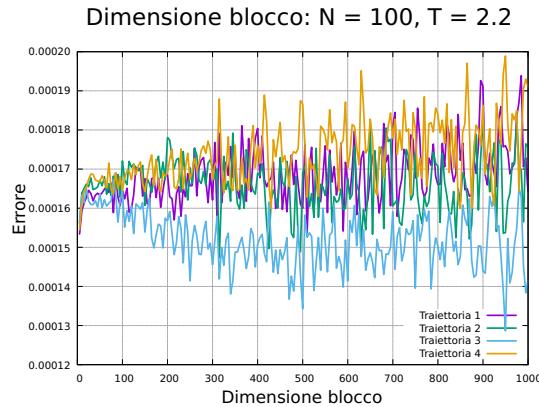
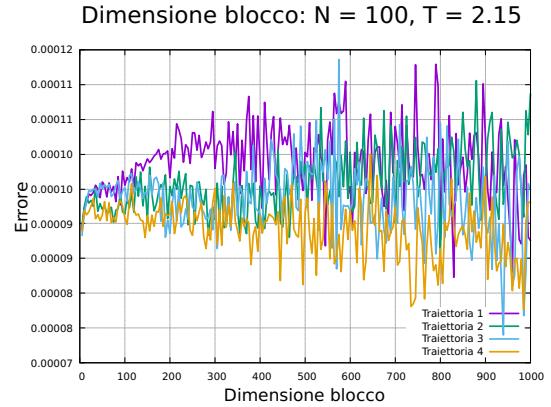
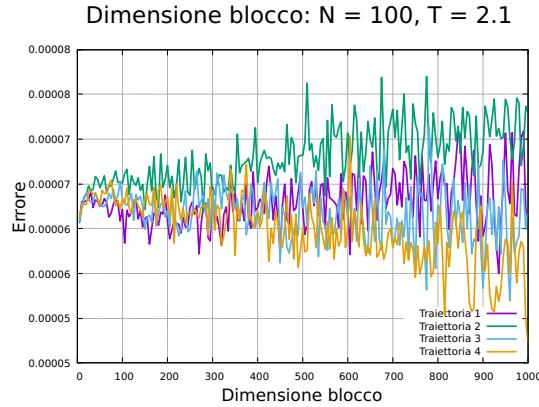


Figura 371: Studio della dimensione dei blocchi modello di Ising 2D: 100×100 , $h = 0.0$.

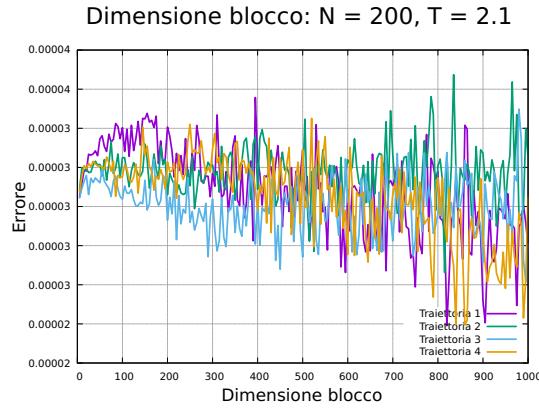
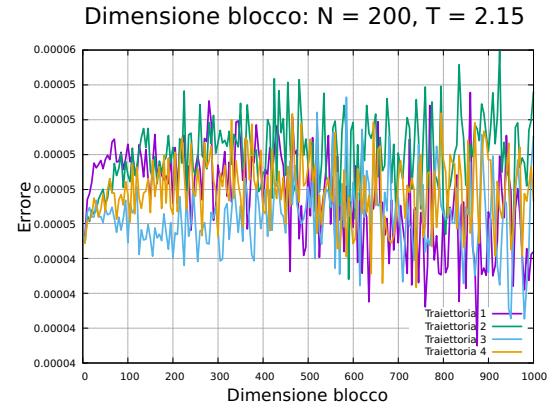
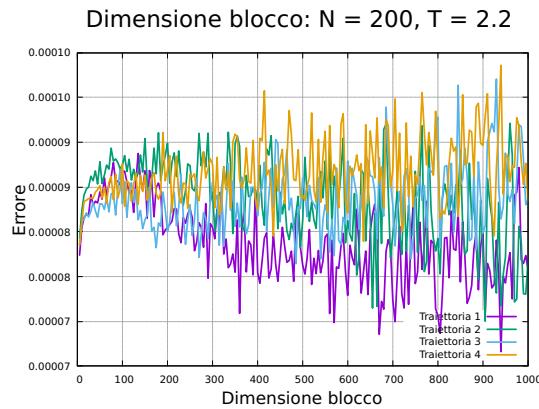
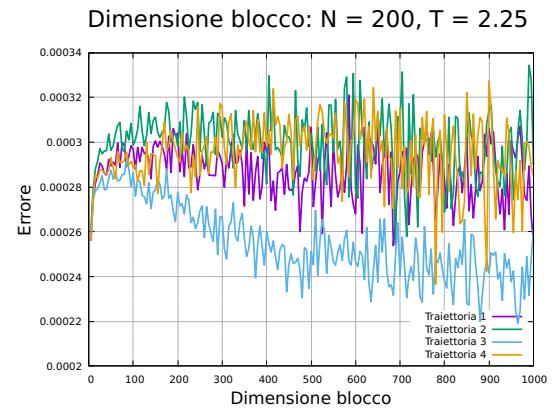
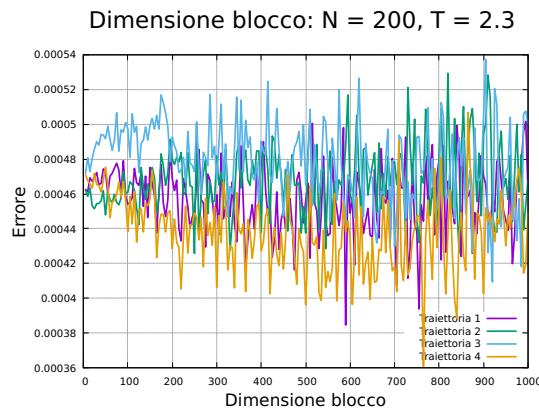
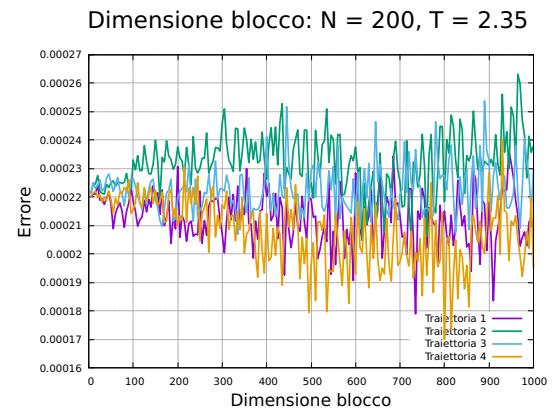
Figura 372: $T = 1.0$ Figura 373: $T = 1.5$ Figura 374: $T = 2.0$ Figura 375: $T = 2.5$ Figura 376: $T = 3.0$ Figura 377: $T = 3.5$

Figura 378: Studio della dimensione dei blocchi modello di Ising 2D: 200×200 , $h = 0.0$.

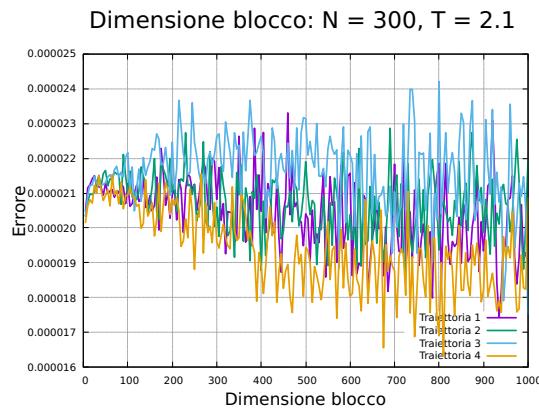
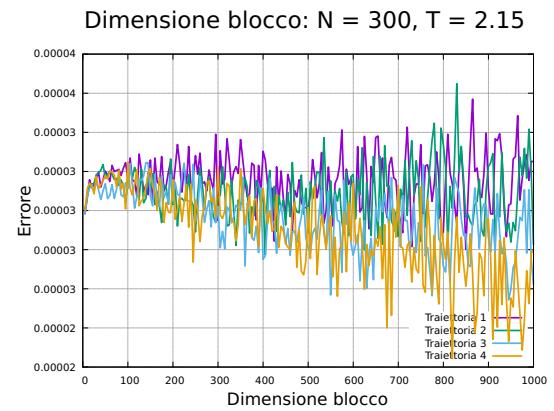
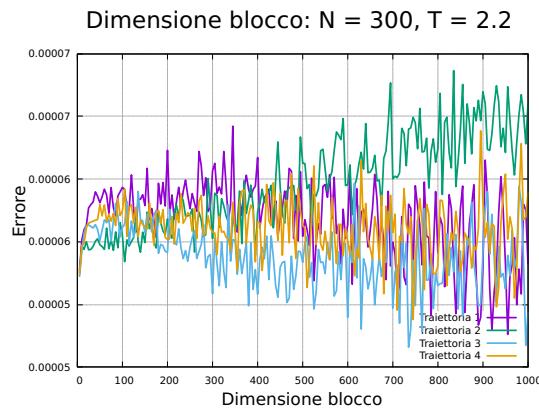
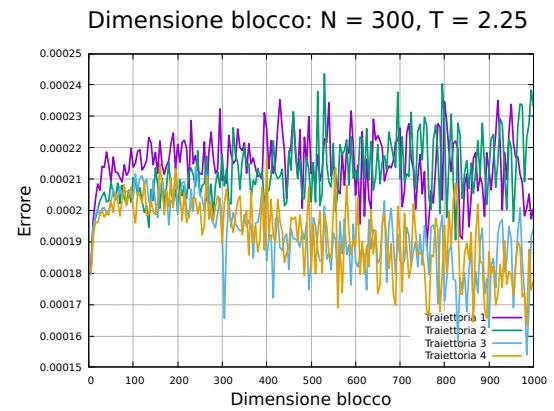
Figura 379: $T = 1.0$ Figura 380: $T = 1.5$ Figura 381: $T = 2.0$ Figura 382: $T = 2.5$

Figura 383: Studio della dimensione dei blocchi modello di Ising 2D: 300×300 , $h = 0.0$.

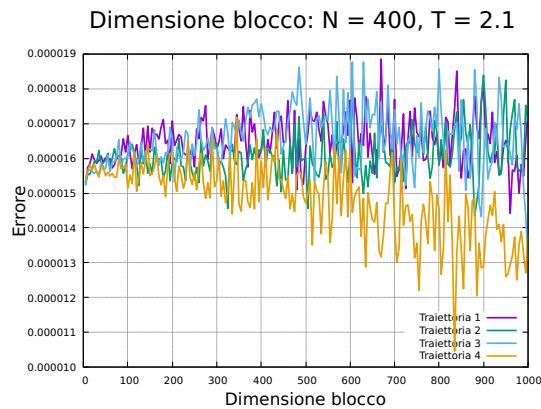
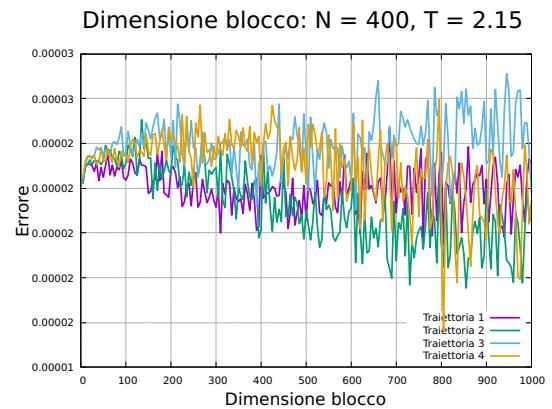
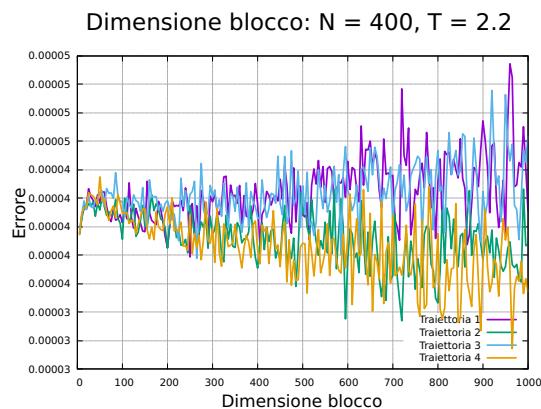
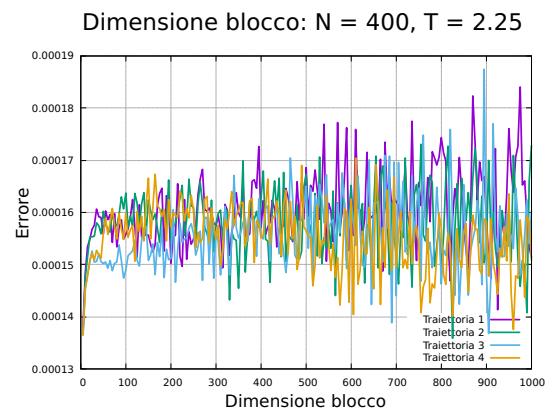
Figura 384: $T = 1.0$ Figura 385: $T = 1.5$ Figura 386: $T = 2.0$ Figura 387: $T = 2.5$

Figura 388: Studio della dimensione dei blocchi modello di Ising 2D: 400×400 , $h = 0.0$.

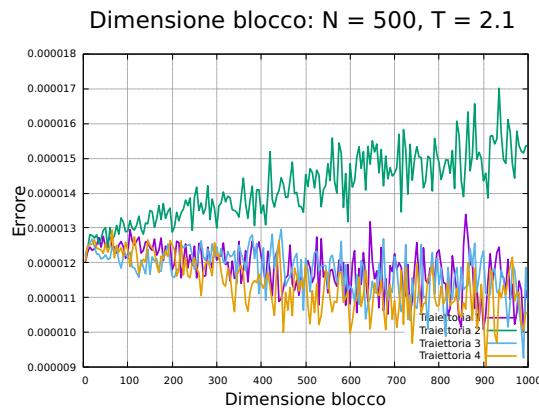
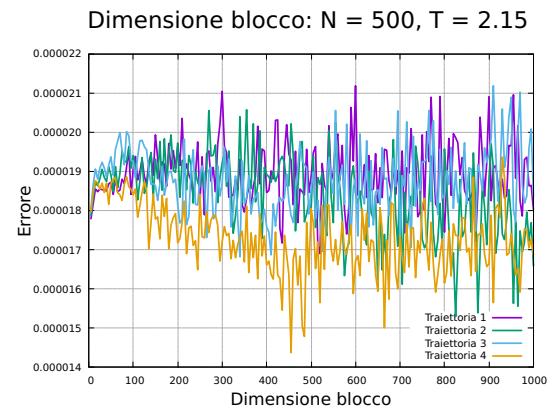
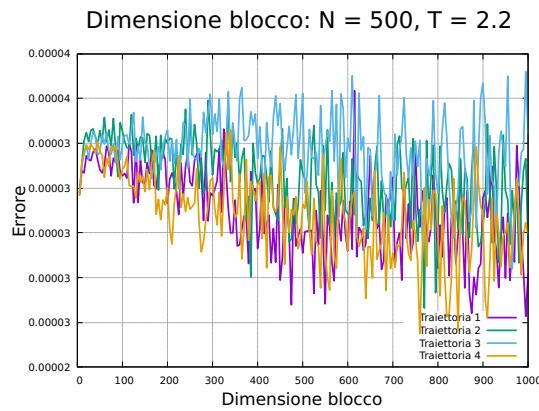
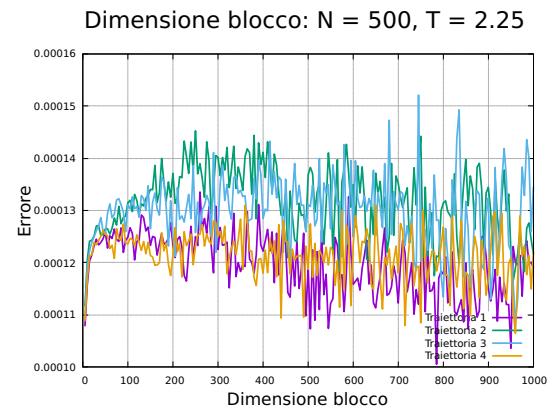
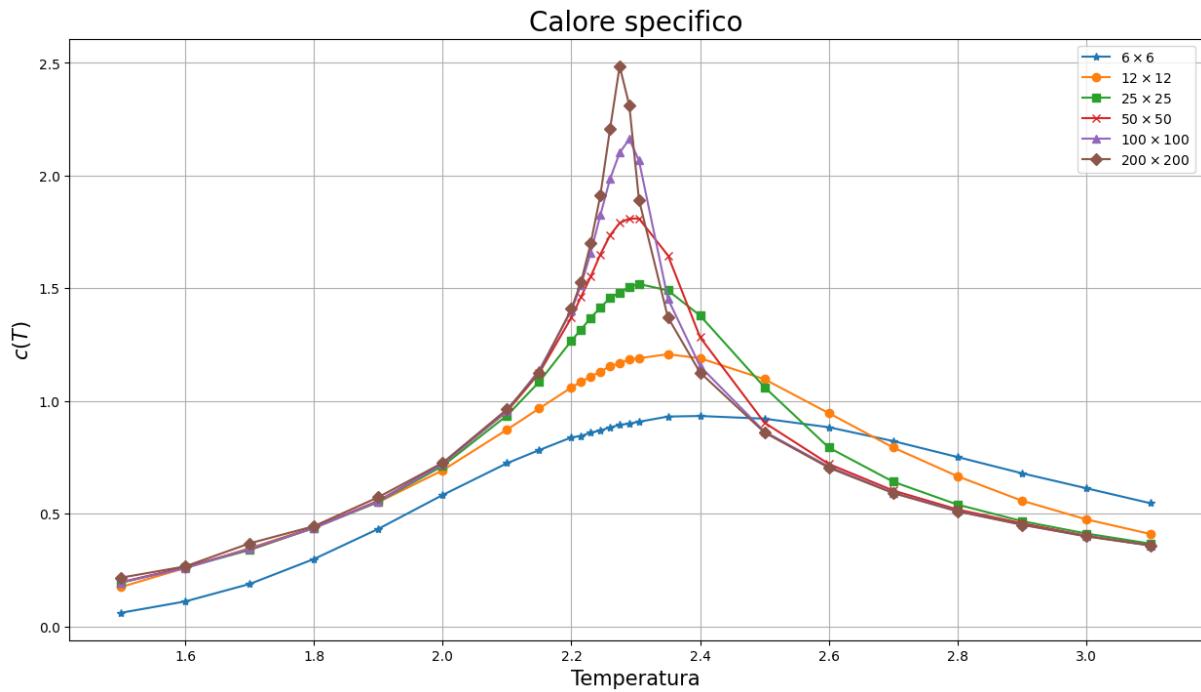
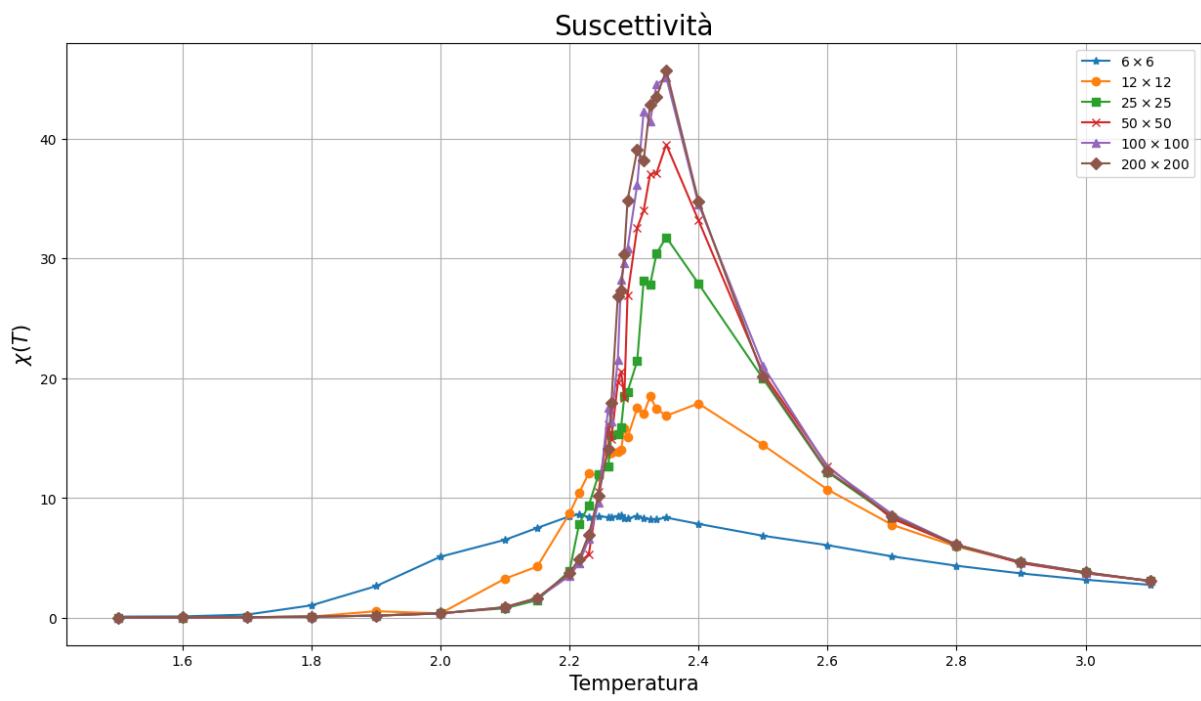
Figura 389: $T = 1.0$ Figura 390: $T = 1.5$ Figura 391: $T = 2.0$ Figura 392: $T = 2.5$

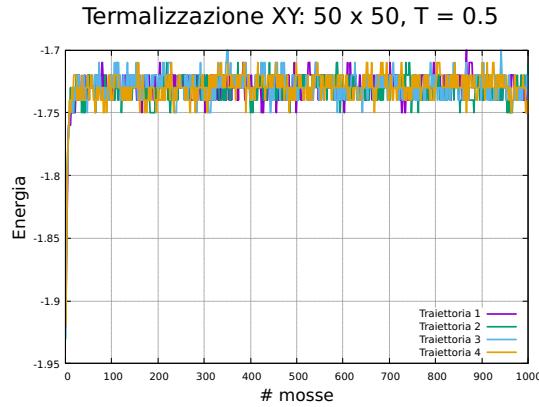
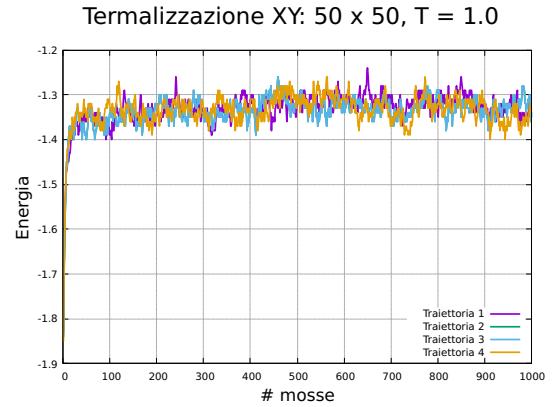
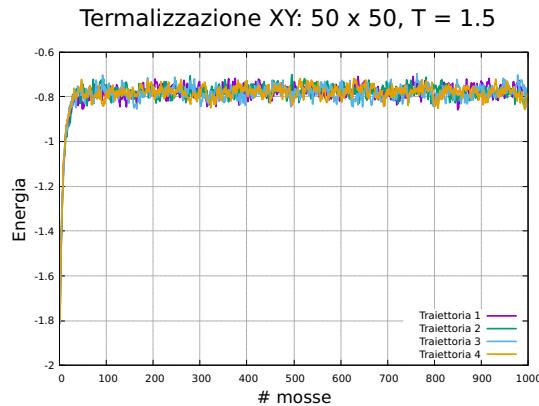
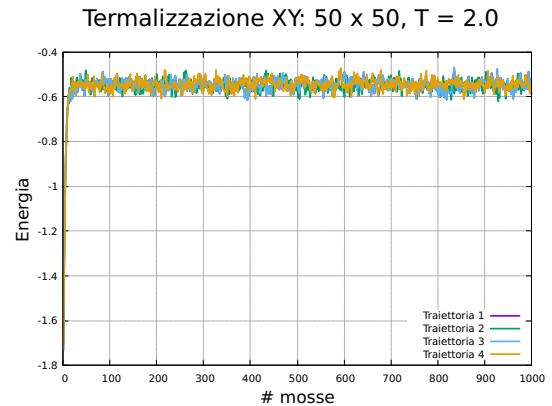
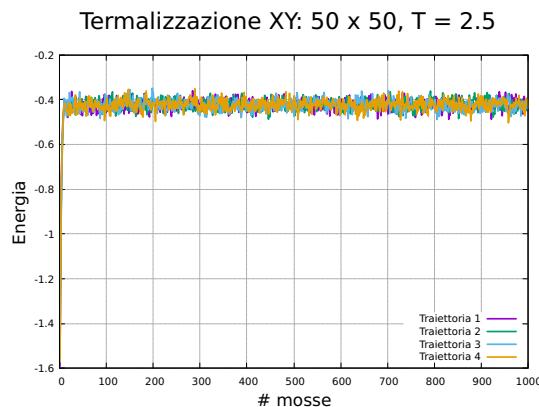
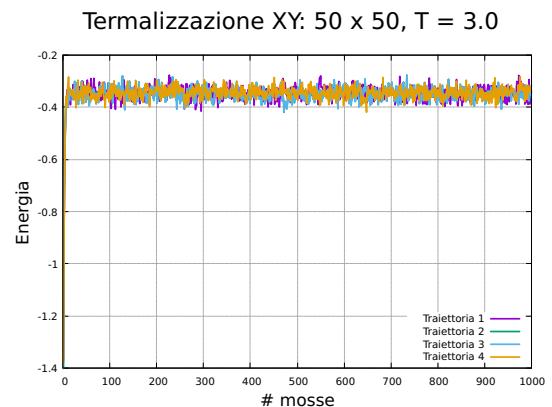
Figura 393: Studio della dimensione dei blocchi modello di Ising 2D: 500×500 , $h = 0.0$.

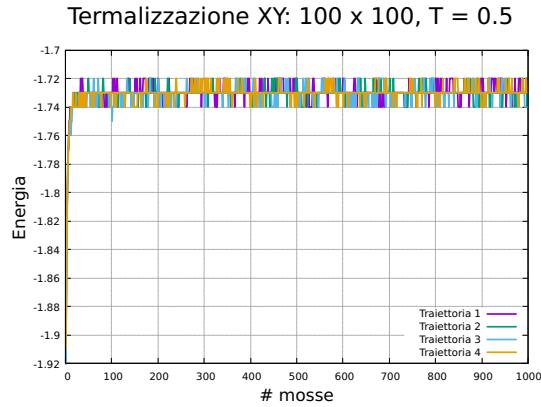
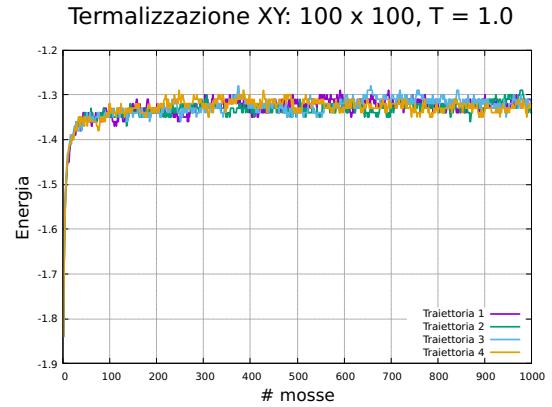
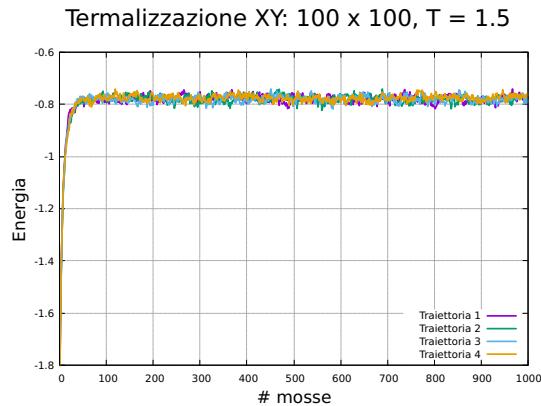
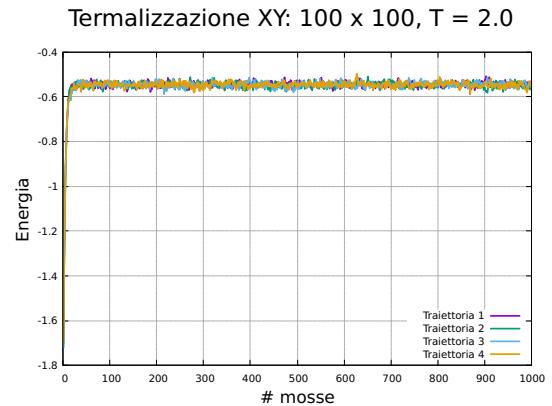
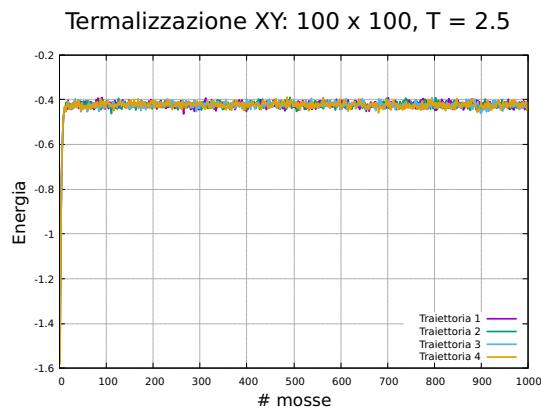
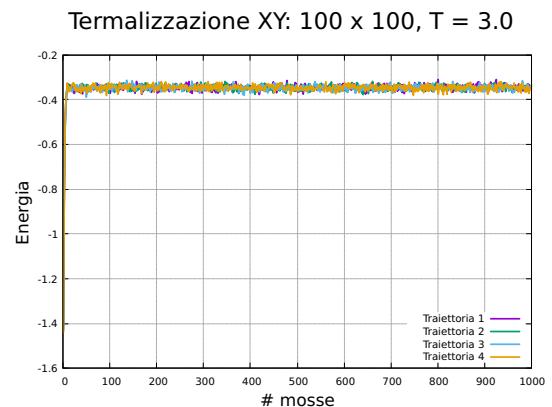
D.4 Osservabili

Figura 394: Calore specifico: $h = 0.0$.Figura 395: Suscettività: $h = 0.0$.

E Modello XY

E.1 Termalizzazione

Figura 396: $T = 0.5$ Figura 397: $T = 1.0$ Figura 398: $T = 1.5$ Figura 399: $T = 2.0$ Figura 400: $T = 2.5$ Figura 401: $T = 3.0$ Figura 402: Studio termalizzazione modello XY: 50×50 , $h = 0.0$.

Figura 403: $T = 0.5$ Figura 404: $T = 1.0$ Figura 405: $T = 1.5$ Figura 406: $T = 2.0$ Figura 407: $T = 2.5$ Figura 408: $T = 3.0$ Figura 409: Studio termalizzazione modello XY: 100×100 , $h = 0.0$.

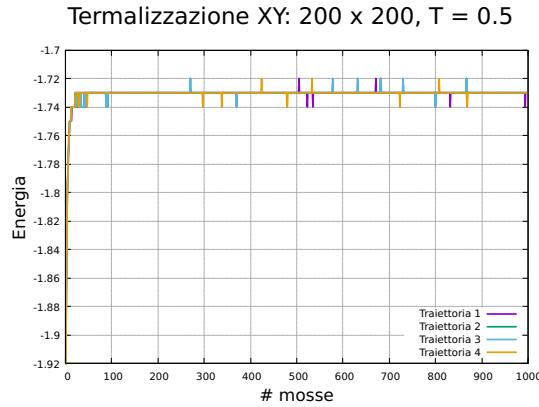
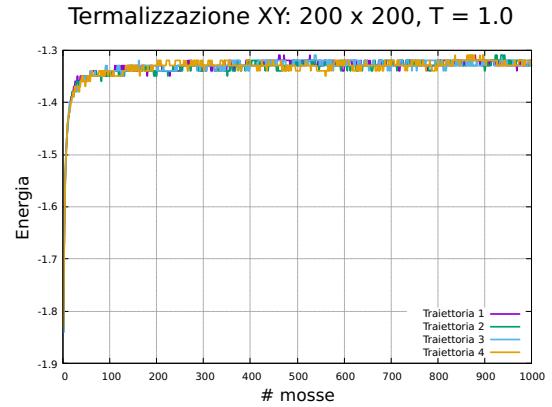
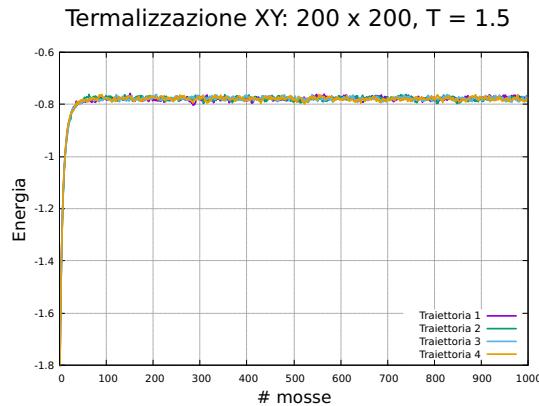
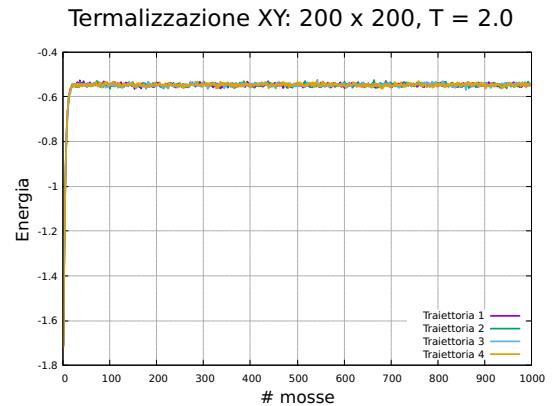
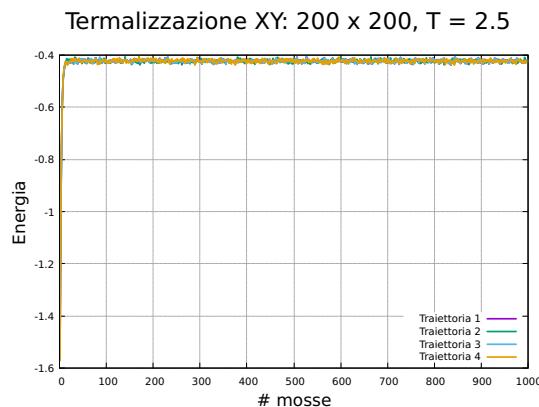
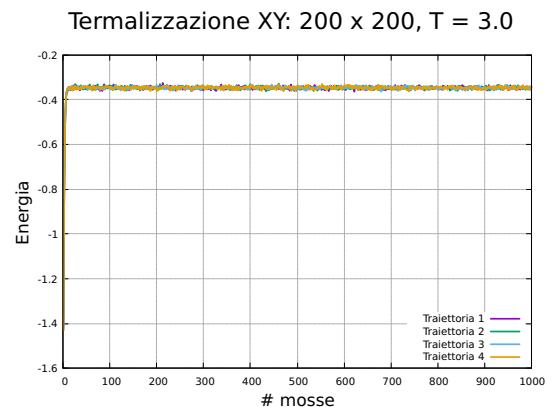
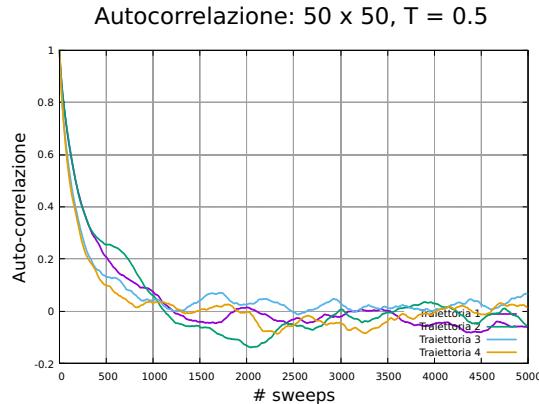
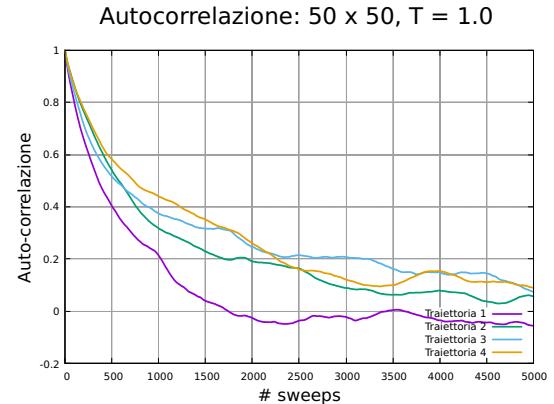
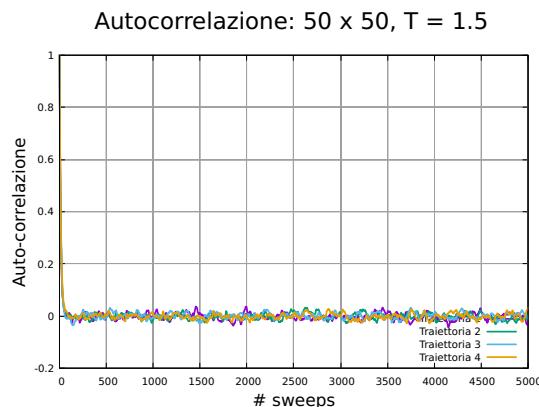
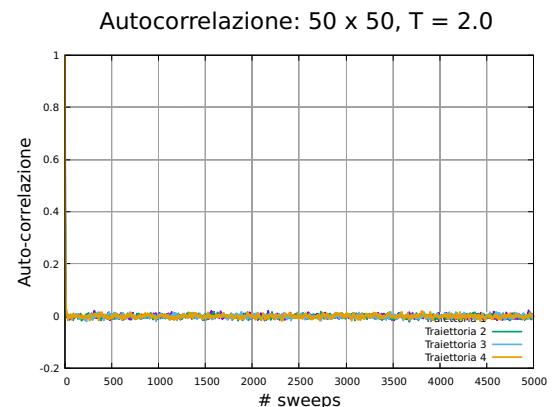
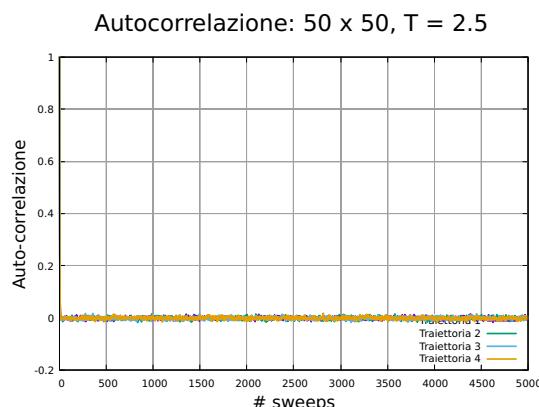
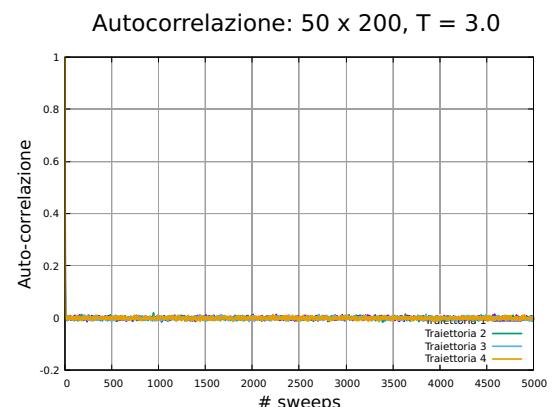
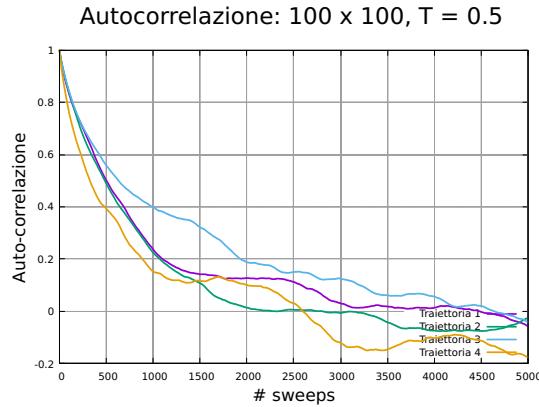
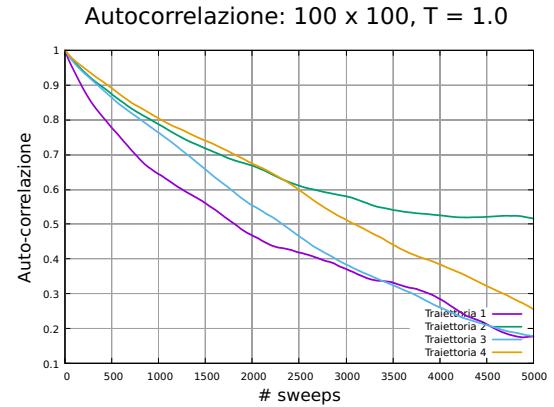
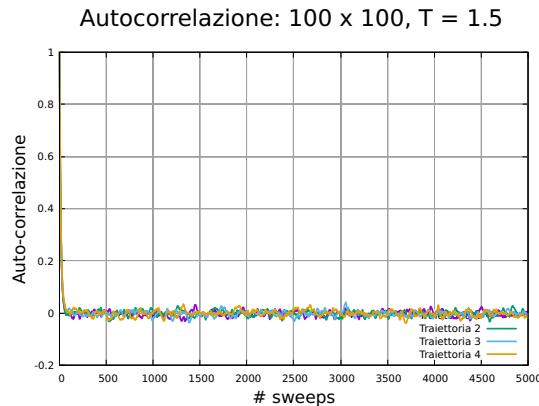
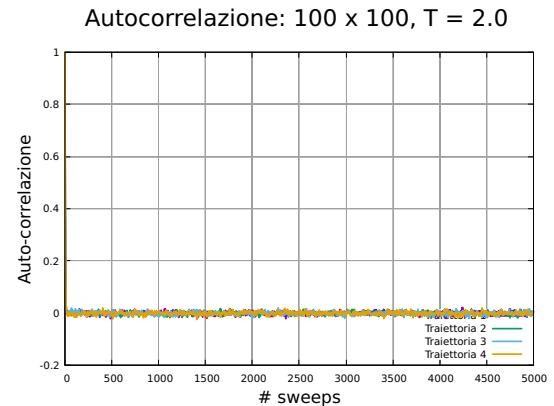
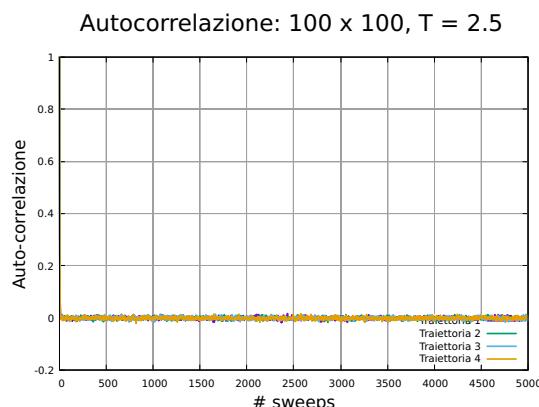
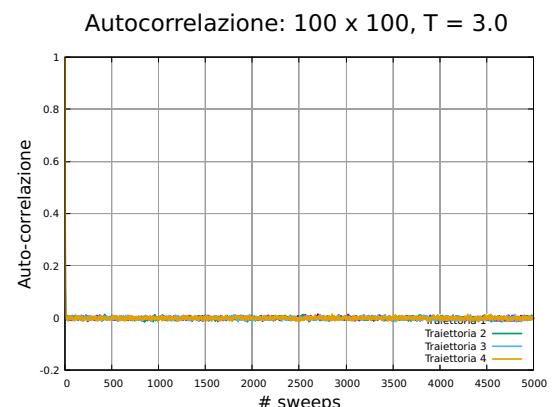
Figura 410: $T = 0.5$ Figura 411: $T = 1.0$ Figura 412: $T = 1.5$ Figura 413: $T = 2.0$ Figura 414: $T = 2.5$ Figura 415: $T = 3.0$

Figura 416: Studio termalizzazione modello XY: 200 x 200, h = 0.0.

E.2 Auto-correlazione

Figura 417: $T = 0.5$ Figura 418: $T = 1.0$ Figura 419: $T = 1.5$ Figura 420: $T = 2.0$ Figura 421: $T = 2.5$ Figura 422: $T = 3.0$ Figura 423: Studio auto-correlazione modello XY: $50 \times 50, h = 0.0$.

Figura 424: $T = 0.5$ Figura 425: $T = 1.0$ Figura 426: $T = 1.5$ Figura 427: $T = 2.0$ Figura 428: $T = 2.5$ Figura 429: $T = 3.0$ Figura 430: Studio auto-correlazione modello XY: 100×100 , $h = 0.0$.

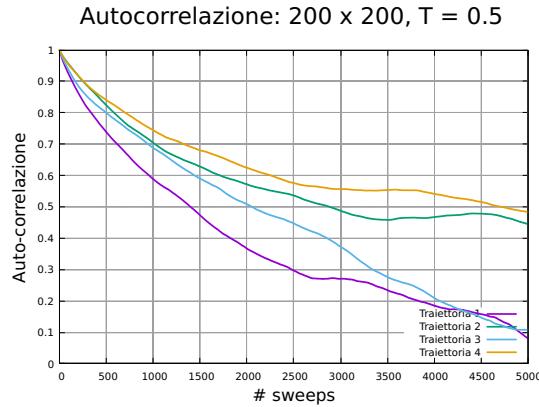
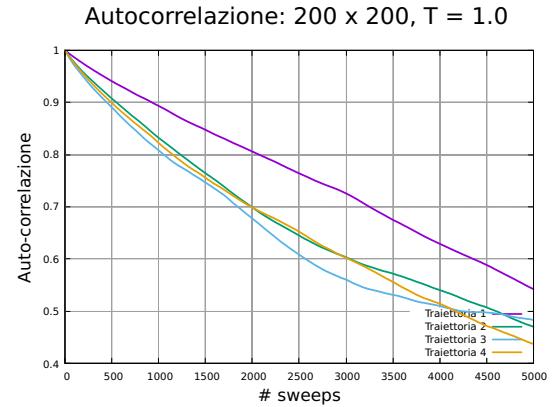
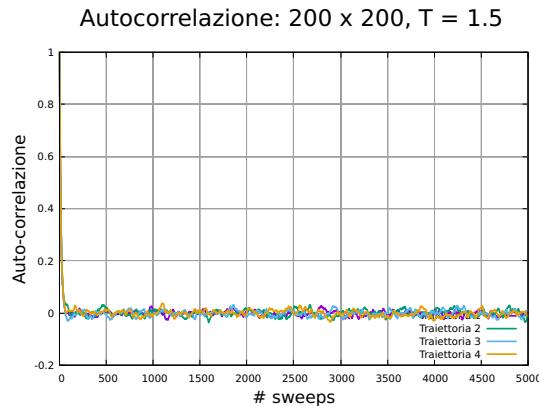
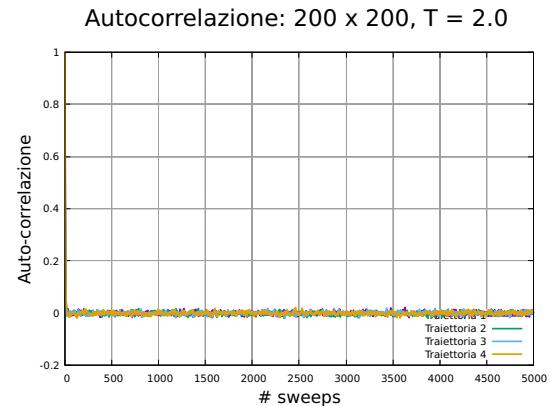
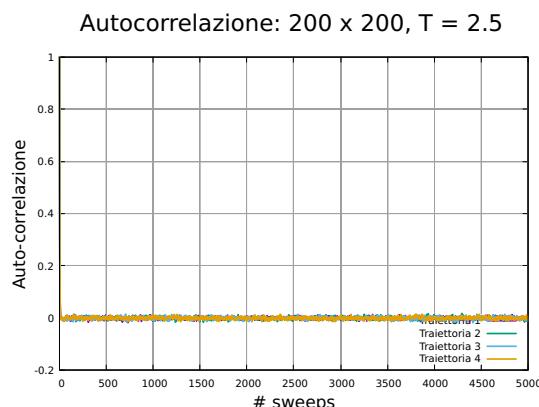
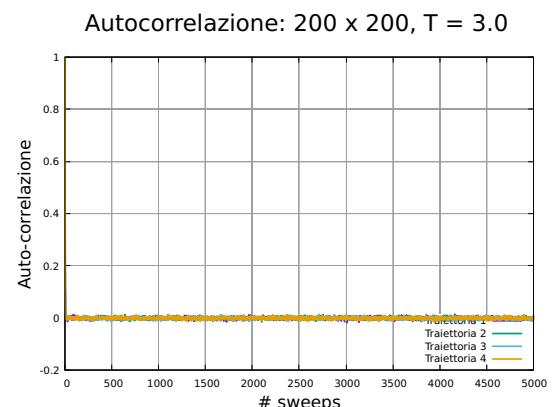
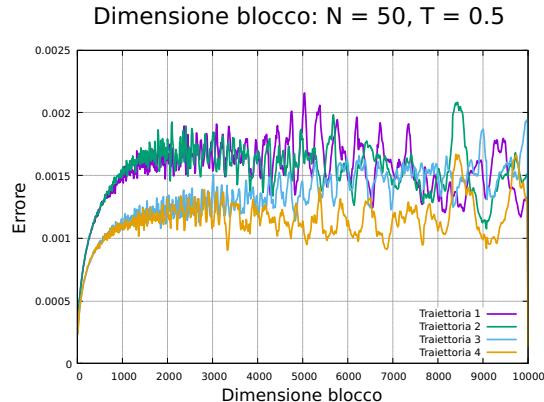
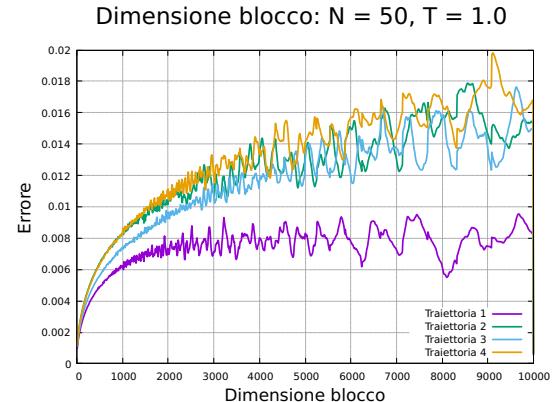
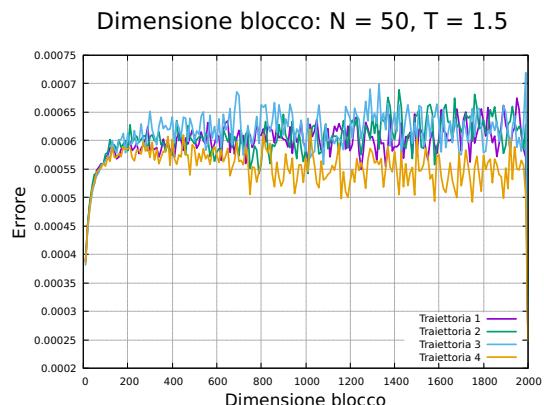
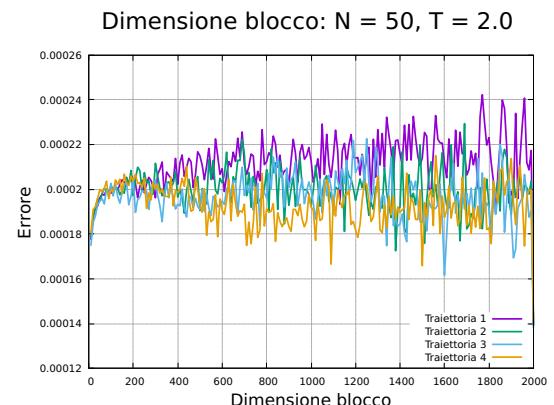
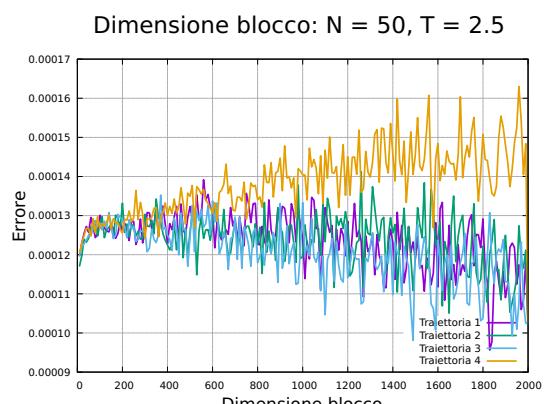
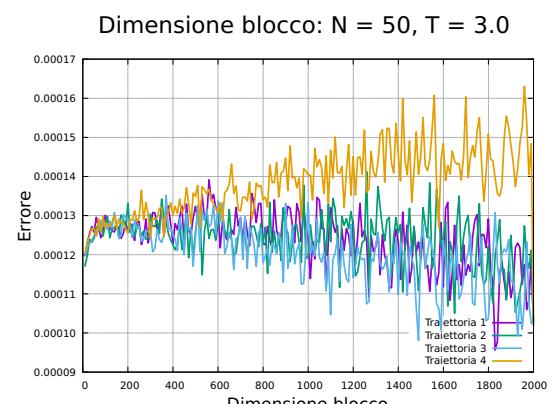
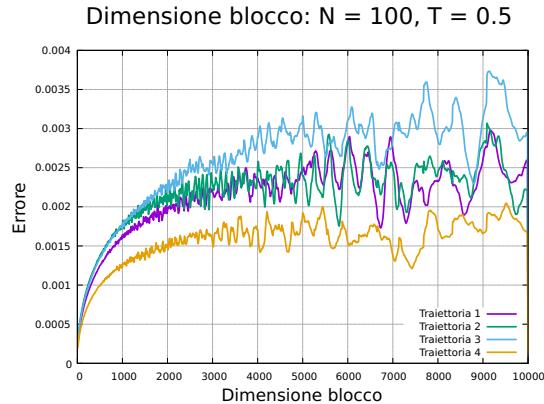
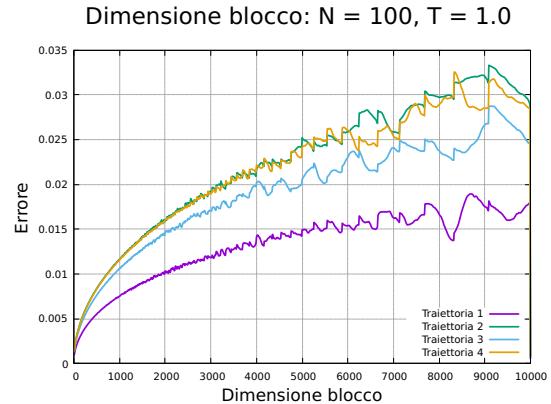
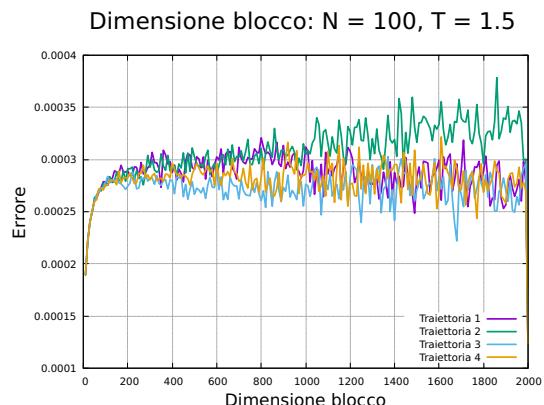
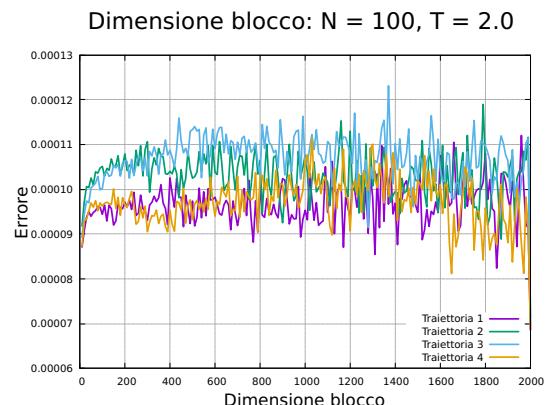
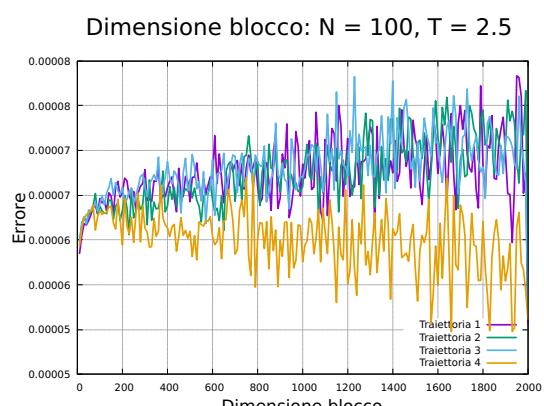
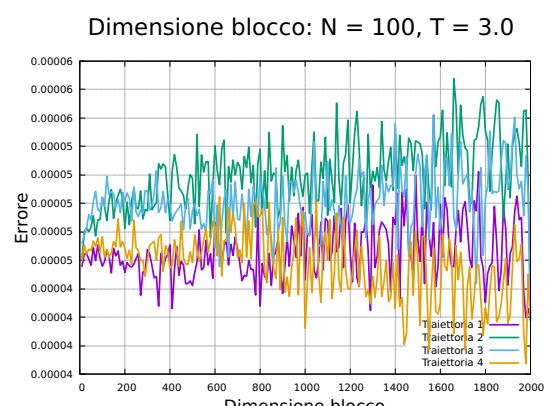
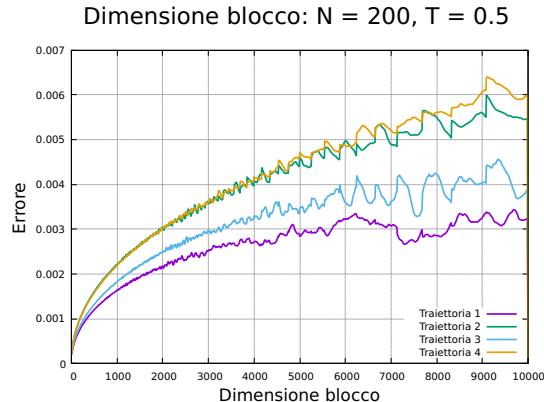
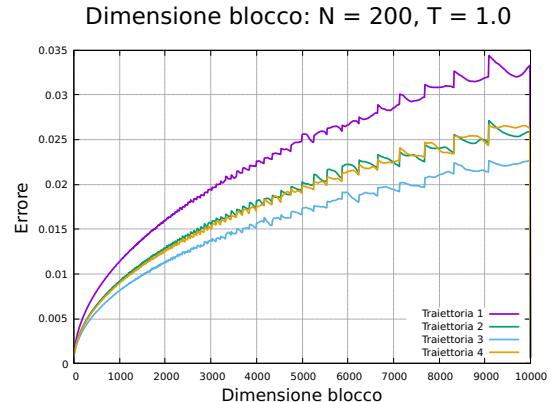
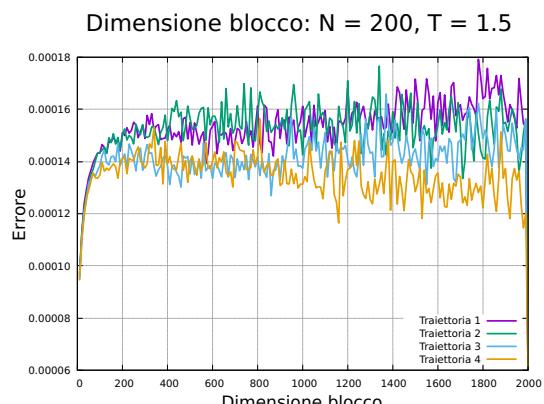
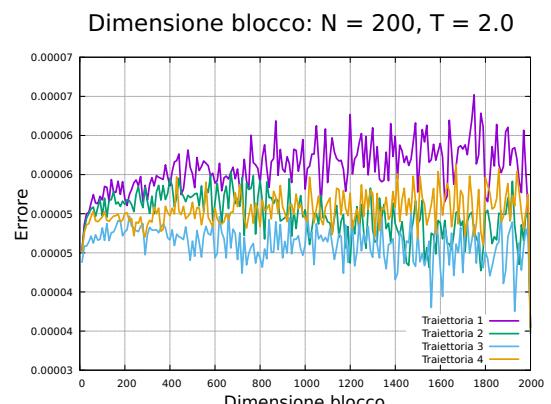
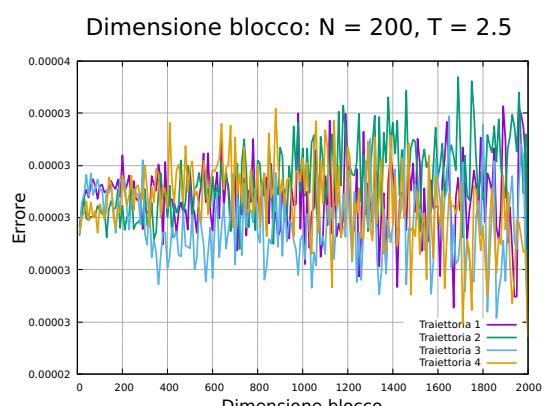
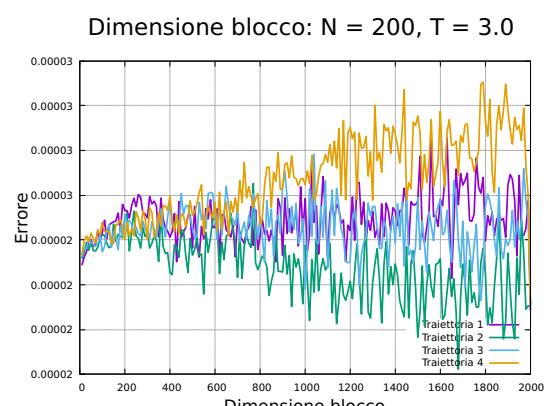
Figura 431: $T = 0.5$ Figura 432: $T = 1.0$ Figura 433: $T = 1.5$ Figura 434: $T = 2.0$ Figura 435: $T = 2.5$ Figura 436: $T = 3.0$

Figura 437: Studio auto-correlazione modello XY: 200 x 200, h = 0.0.

E.3 Dimensione blocchi

Figura 438: $T = 0.5$ Figura 439: $T = 1.0$ Figura 440: $T = 1.5$ Figura 441: $T = 2.0$ Figura 442: $T = 2.5$ Figura 443: $T = 3.0$ Figura 444: Studio dimensione blocchi modello XY: $50 \times 50, h = 0.0$.

Figura 445: $T = 0.5$ Figura 446: $T = 1.0$ Figura 447: $T = 1.5$ Figura 448: $T = 2.0$ Figura 449: $T = 2.5$ Figura 450: $T = 3.0$ Figura 451: Studio dimensione blocchi modello XY: 100×100 , $h = 0.0$.

Figura 452: $T = 0.5$ Figura 453: $T = 1.0$ Figura 454: $T = 1.5$ Figura 455: $T = 2.0$ Figura 456: $T = 2.5$ Figura 457: $T = 3.0$ Figura 458: Studio dimensione blocchi modello XY: 200×200 , $h = 0.0$.

E.4 Osservabili

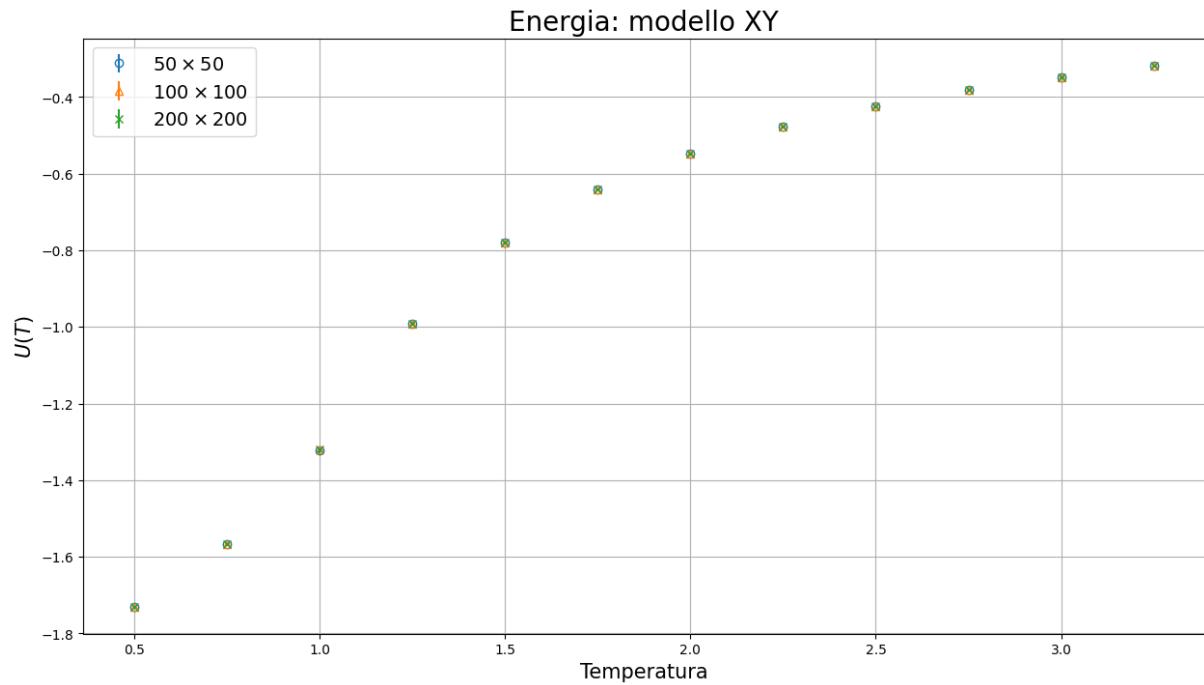


Figura 459: Energia modello XY: $h = (0, 0)$.

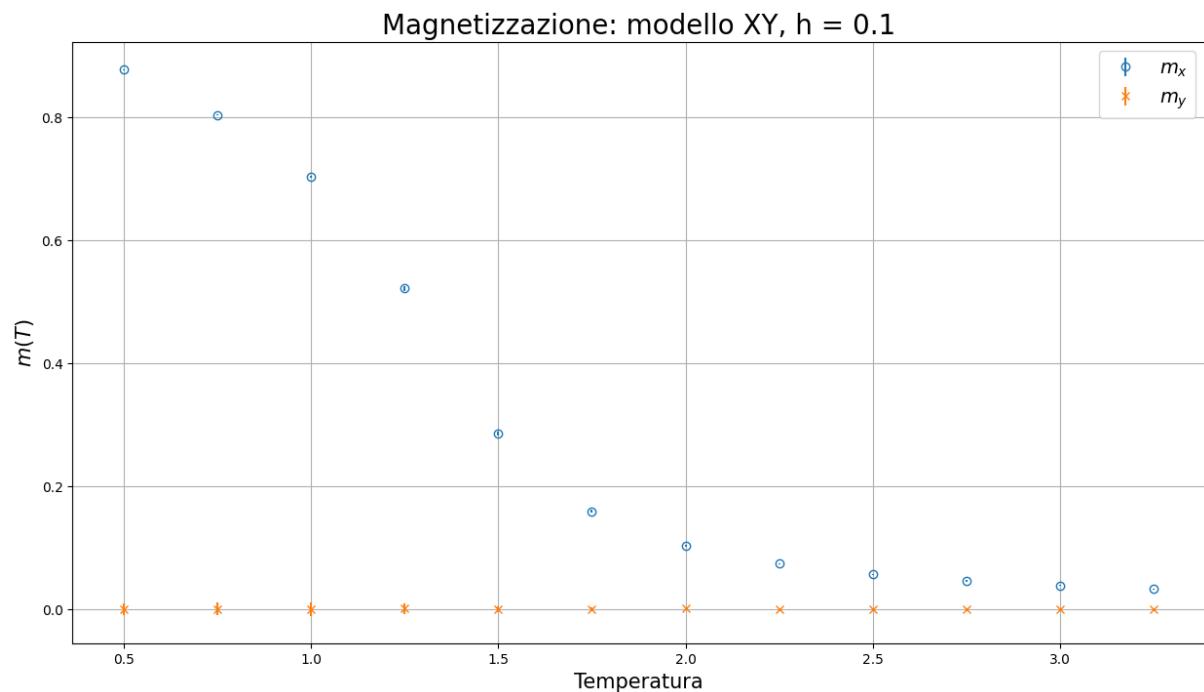


Figura 460: Magnetizzazione modello XY: $h = (0.1, 0)$.

Riferimenti bibliografici

- [1] Davide E. Galli, *Advanced Statistical Physics*, Università degli Studi di Milano, 2024.
- [2] Davide E. Galli, *Laboratorio di Simulazione Numerica*, Università degli Studi di Milano, 2023.
- [3] Metropolis, Nicholas and Rosenbluth, Arianna W. and Rosenbluth, Marshall N. and Teller, Augusta H. and Teller, Edward, *Equation of State Calculations by Fast Computing Machines*, The Journal of Chemical Physics, 1953
- [4] Melissa E. O'Neill, *PCG: A Family of Simple Fast Space-Efficient Statistically Good Algorithms for Random Number Generation*, Harvey Mudd College, 2014
- [5] M. E. J. Newman, G.T. Barkema, *Monte Carlo Methods in Statistical Physics*, Oxford University Press, 1999
- [6] R. K. Pathria, Paul D. Beale, *Statistical Mechanics*, Academic Press, 2011
- [7] E. Luijten, *Introduction to Monte Carlo Algorithms*, Springer, 2006