

MONTE_CARLO

December 26, 2017

1 Oscilador armónico unidimensional con el Método de Monte Carlo

1.1 Modelo

Consideramos un oscilador armónico de una dimensión con un espectro de energía dado por:

$$E_n = \hbar\omega(n + 1/2)$$

Para su resolución se utilizará el proceso de Markov que considera que cada estado microscópico sólo depende del último estado y no de los visitados anteriormente. Adicionalmente, se tiene la Condición de Balance Detallado (CBR) descrita a continuación.

$$W(q' \rightarrow q)P_{eq}(q') - W(q \rightarrow q')P_{eq}(q) = 0$$

A partir de esto, podemos utilizar el algoritmo de Metrópolis para aplicar el método de Monte Carlo a nuestro sistema.

1.2 Aplicación

Definimos librerías a utilizar

```
In [1]: #####
import numpy as np                # Libreria numpy ##
from numba import jit, njit, prange # Libreria numba ##
from math import exp              # importar exp ####
#####
```

definición de la función que moverá nuestro estado adelante o atrás $n \rightarrow n' = \pm 1$ con probabilidad uniforme.

```
In [2]: @jit
def E(it, beta, n, hw, cont):
    En = hw*(n + 0.5) #energia inicial
    E = np.zeros(it)
    E2 = np.zeros(it)
    Eprom = np.zeros(it)
    E2prom = np.zeros(it)
    Eprom2 = np.zeros(it)
    Sigma = np.zeros(it)
    narr = np.zeros(it)
    for i in range (it):
        nprima = n + np.random.choice([-1,1]) #estado n'
```

```

    if nprima < 0:
        nprima = n
    else:
        nprima = nprima

    Enp = hw*(nprima + 0.5) #energia para estado n'
    DE = Enp - En #delta de energia
    if DE <= 0:
        n = nprima
        En = Enp

    elif DE > 0:
        zeta = np.random.random_sample() #numero random entre 0,1
        alfa = zeta - np.exp(-beta*DE)
        if alfa >= 0:
            n = n
        elif alfa < 0:
            n = nprima
            En = Enp

    E[i] = En #energia
    E2[i] = E[i]**2 #energia cuadrado
    narr[i] = n #nivel
    Eprom [i] = np.mean(E[:i]) #energia promedio
    E2prom [i] = np.mean(E2[:i]) #energia cuadrado promedio

    Eprom2[:] = Eprom[:]**2 #energia promedio hasta cada MCS al cua
    Sigma[:] = E2prom[:] - Eprom2[:] #fluctuacion

    return Eprom, Sigma

```

Definición de la variables a utilizar y cálculo de la enegía promedio

```

In [20]: hw = 1.
        k = 1.
        T = .8 #Temperatura
        beta = 1./(k*T)
        n = 1. #estado inicial
        it = 50000 #numero de iteraciones
        cont = 0
        Epromedio, Fluctuacion = E(it, beta, n, hw, cont) #array con las energias

```

1.2.1 Gráficos

```

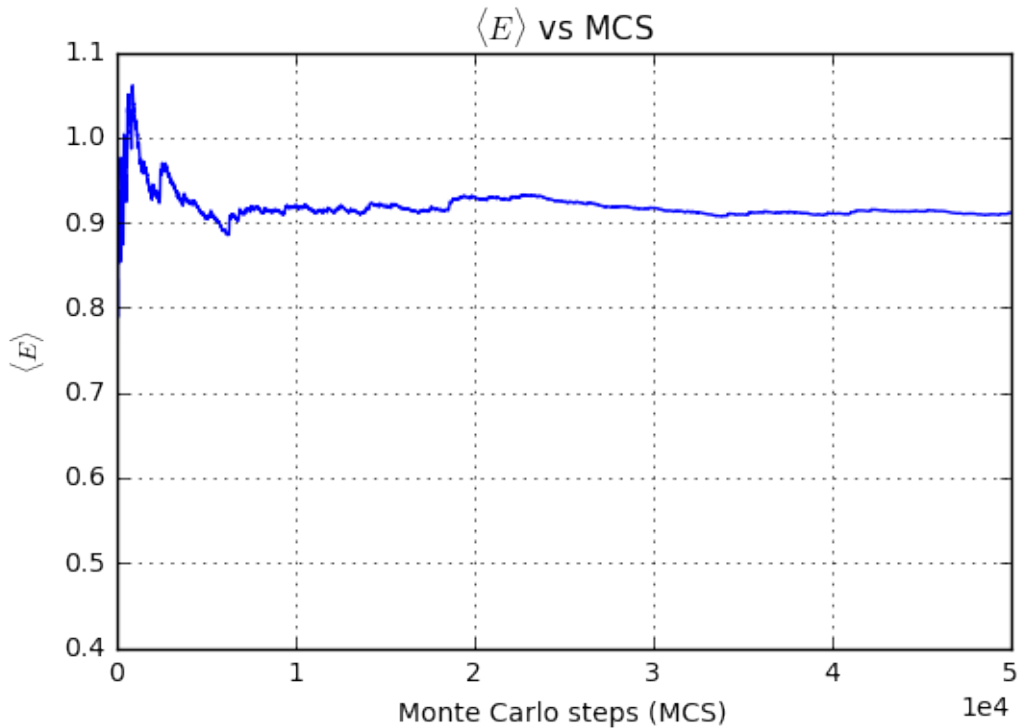
In [21]: import matplotlib.pyplot as plt
        from pylab import rcParams
        rcParams['figure.figsize'] = 6, 4

```

```

plt.ticklabel_format(style='sci', axis='x', scilimits=(0,0))
plt.plot(np.linspace(0,len(Epromedio[:]),len(Epromedio[:])), Epromedio[:])
plt.ylabel(r'$\langle E \rangle$')
plt.xlabel('Monte Carlo steps (MCS)')
plt.title(r'$\langle E \rangle$ vs MCS')
plt.grid(True)
plt.show()
print Epromedio[-1:]

```

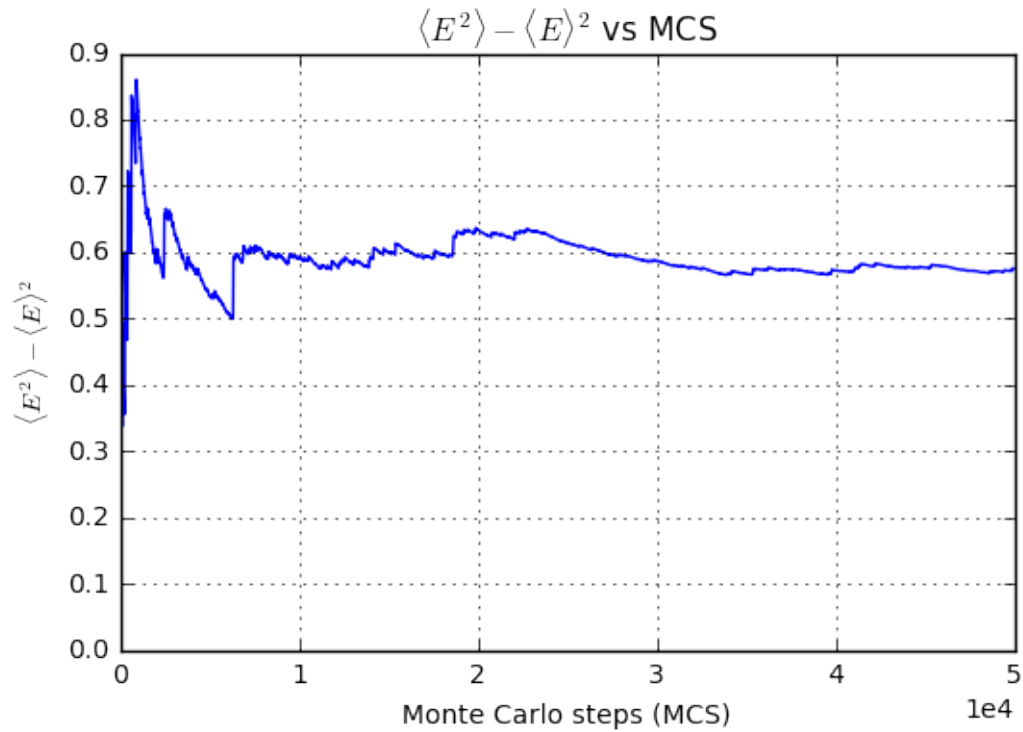


```
[ 0.91114822]
```

```

In [22]: plt.ticklabel_format(style='sci', axis='x', scilimits=(0,0))
plt.plot(np.linspace(0,len(Fluctuacion[:]),len(Fluctuacion[:])), Fluctuacion[:])
plt.ylabel(r'$\langle E^2 \rangle - \langle E \rangle^2$')
plt.xlabel('Monte Carlo steps (MCS)')
plt.title(r'$\langle E^2 \rangle - \langle E \rangle^2$ vs MCS')
plt.grid(True)
plt.show()
print Fluctuacion[-1:]

```



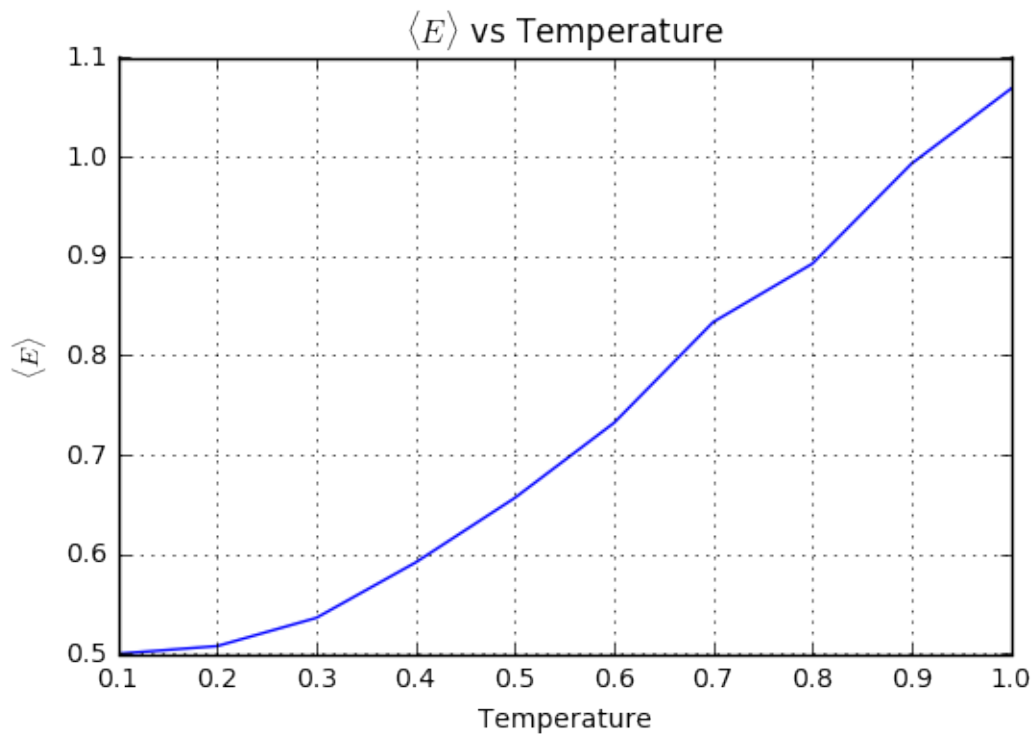
[0.57491202]

1.3 Dependencia de la temperatura

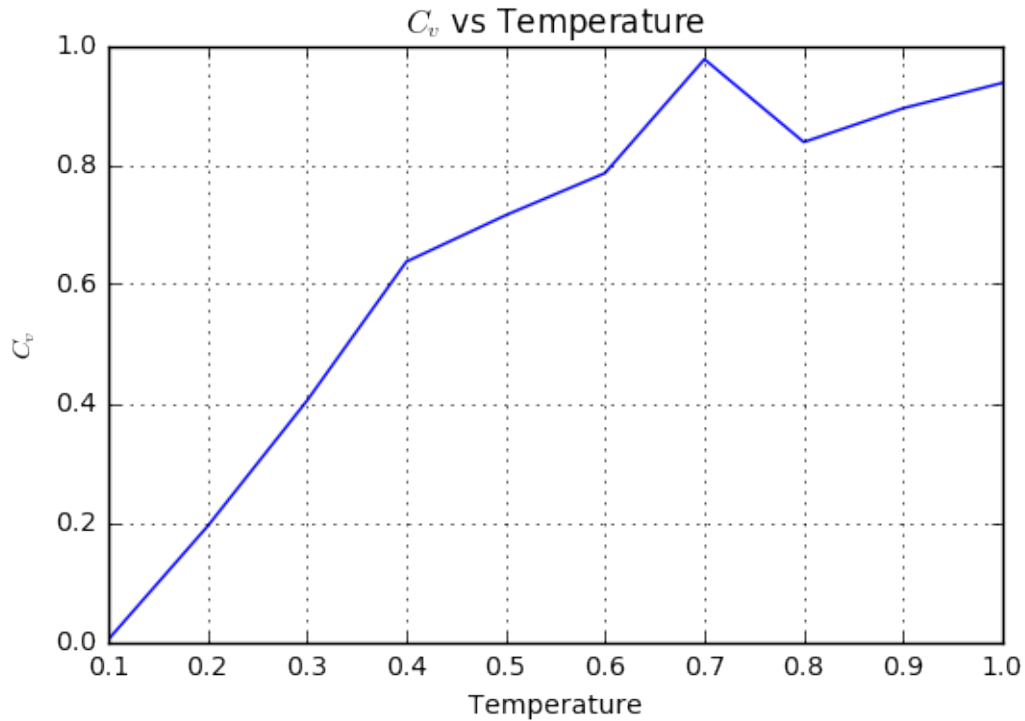
```
In [6]: R = 10
        Temp_max = 1
        U_prev = np.zeros((R,it))
        F = np.zeros((R,it))
        b = np.zeros(R)
        Cv_prev = np.zeros((R,it))
        U = np.zeros(R)
        Cv = np.zeros(R)
        Temp = np.linspace(.1, Temp_max, R)
        b[:] = 1./(k*Temp[:])
        for i in range(R):
            U_prev[i][:], F[i][:] = E(it, b[i], n, hw, cont)
            Cv_prev[i][:] = F[i][:]/(Temp[i]**2)
            U[i] = np.mean(U_prev[i][int(3e4):])
            Cv[i] = np.mean(Cv_prev[i][int(3e4):])

In [7]: #plt.ticklabel_format(style='plain', axis='x', scilimits=(0,0))
        plt.plot(Temp, U, c='blue')
```

```
plt.ylabel(r'$\langle E \rangle$')
plt.xlabel('Temperature')
plt.title(r'$\langle E \rangle$ vs Temperature')
plt.grid(True)
plt.show()
```



```
In [8]: #plt.ticklabel_format(style='sci', axis='x', scilimits=(0,0))
plt.plot(Temp, Cv, c='blue')
plt.ylabel(r'$C_v$')
plt.xlabel('Temperature')
plt.title(r'$C_v$ vs Temperature')
plt.grid(True)
plt.show()
```



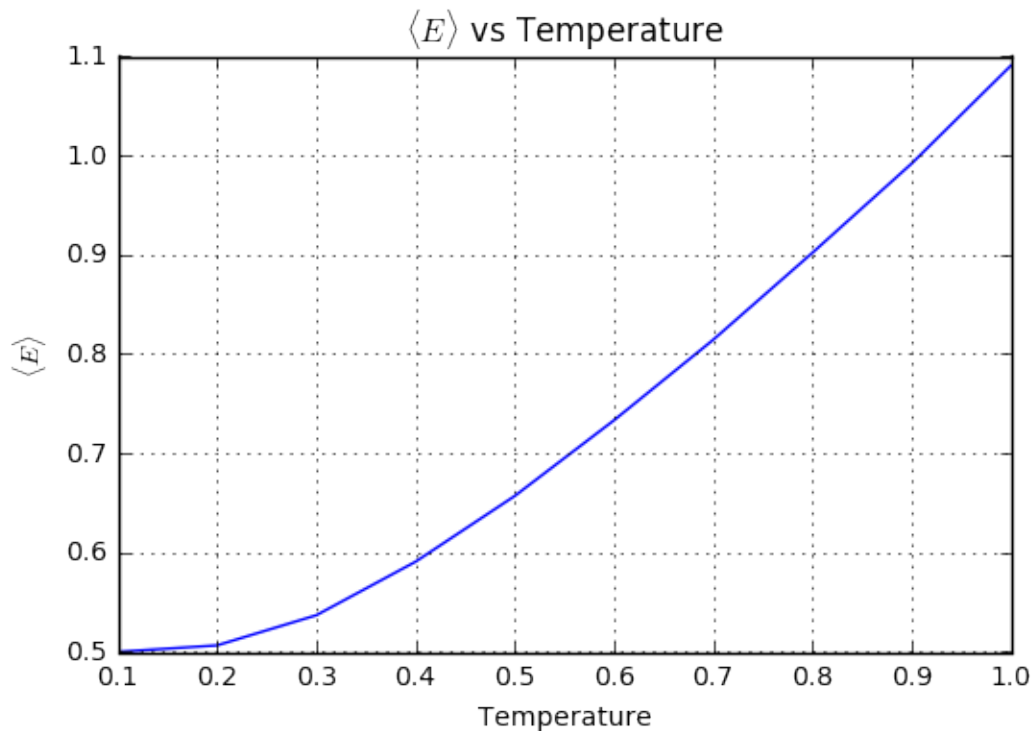
1.4 Promedio de la dependencia de la temperatura

```
In [9]: Iteraciones = 20
        R = 10
        Temp_max = 1
        U_prev = np.zeros((R,it))
        F = np.zeros((R,it))
        b = np.zeros(R)
        Cv_prev = np.zeros((R,it))
        U = np.zeros(R)
        Cv = np.zeros(R)
        Temp = np.linspace(.1, Temp_max, R)
        b[:] = 1./(k*Temp[:])
        Uprom = np.zeros((R,Iteraciones))
        Cvprom = np.zeros((R,Iteraciones))
        for j in range(Iteraciones):
            for i in range(R):
                U_prev[i][:], F[i][:] = E(it, b[i], n, hw, cont)
                Cv_prev[i][:] = F[i][:]/Temp[i]**2
                U[i] = np.mean(U_prev[i][int(3e4):])
                Cv[i] = np.mean(Cv_prev[i][int(3e4):])
                Uprom[i][j] = U[i]
                Cvprom[i][j] = Cv[i]
```

```

In [10]: #plt.ticklabel_format(style='sci', axis='x', scilimits=(0,0))
Upprom = np.zeros(R)
for i in range(R):
    Upprom[i] = np.mean(Uprom[i][:])
plt.plot(Temp, Upprom)
plt.ylabel(r'$\langle E \rangle$')
plt.xlabel('Temperature')
plt.title(r'$\langle E \rangle$ vs Temperature')
plt.grid(True)
plt.show()

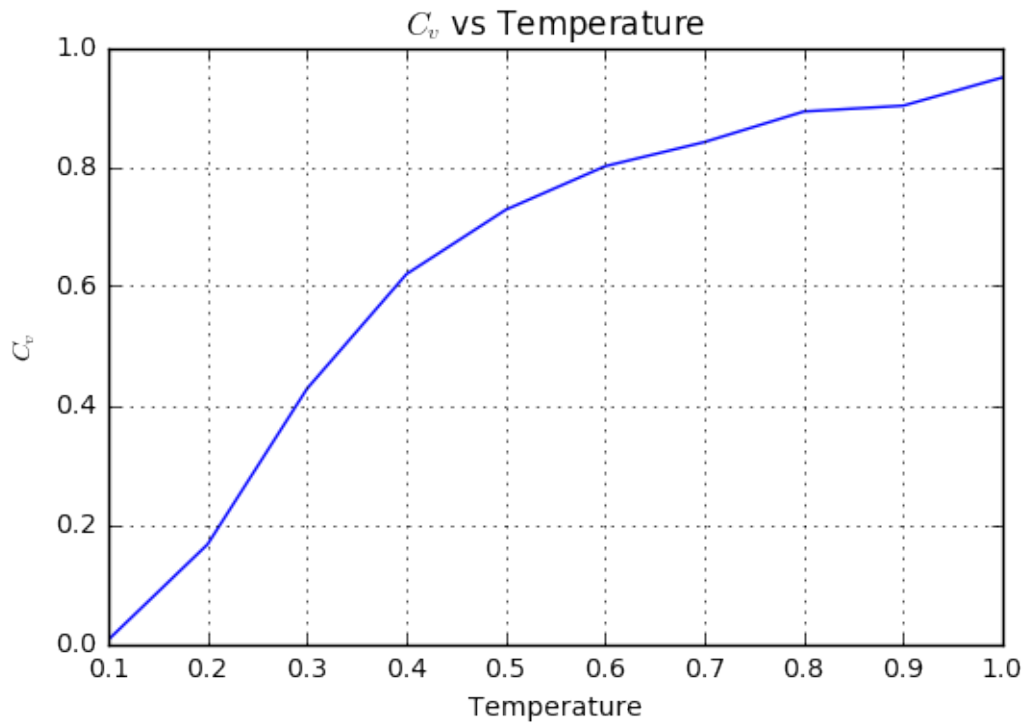
```



```

In [11]: #plt.ticklabel_format(style='sci', axis='x', scilimits=(0,0))
Cvpprom = np.zeros(R)
for i in range(R):
    Cvpprom[i] = np.mean(Cvprom[i][:])
plt.plot(Temp, Cvpprom)
plt.ylabel(r'$C_v$')
plt.xlabel('Temperature')
plt.title(r'$C_v$ vs Temperature')
plt.grid(True)
plt.show()

```



1.5 Comparación con valor “exacto”

Ahora compararemos nuestro resultado con el valor exacto dado por el ensemble canónico

$$\langle \epsilon \rangle = \hbar\omega \left(\frac{1}{e^{\frac{\hbar\omega}{kT}} - 1} + \frac{1}{2} \right)$$

```
In [12]: e = hw*((1/(exp(hw*beta)-1))+0.5)
          print 'El valor exacto es =', e
```

El valor exacto es = 1.08197670687

Podemos calcular además,

$$\langle E^2 \rangle - \langle E \rangle^2 = kT^2 C_v$$

$$\frac{C_v}{N} = k \left(\frac{\hbar\omega}{kT} \right)^2 \frac{e^{\hbar\omega/kT}}{(e^{\beta\hbar\omega} - 1)^2}$$

```
In [13]: Cv = k*(hw*beta)**2 *exp(hw*beta)/((exp(hw*beta)-1)**2)
          DeltaE = Cv*k*T**2
          print r'El valor exacto de $C_v$ es =', Cv
          print r'El valor exacto de $\Delta E$ es =', DeltaE
```

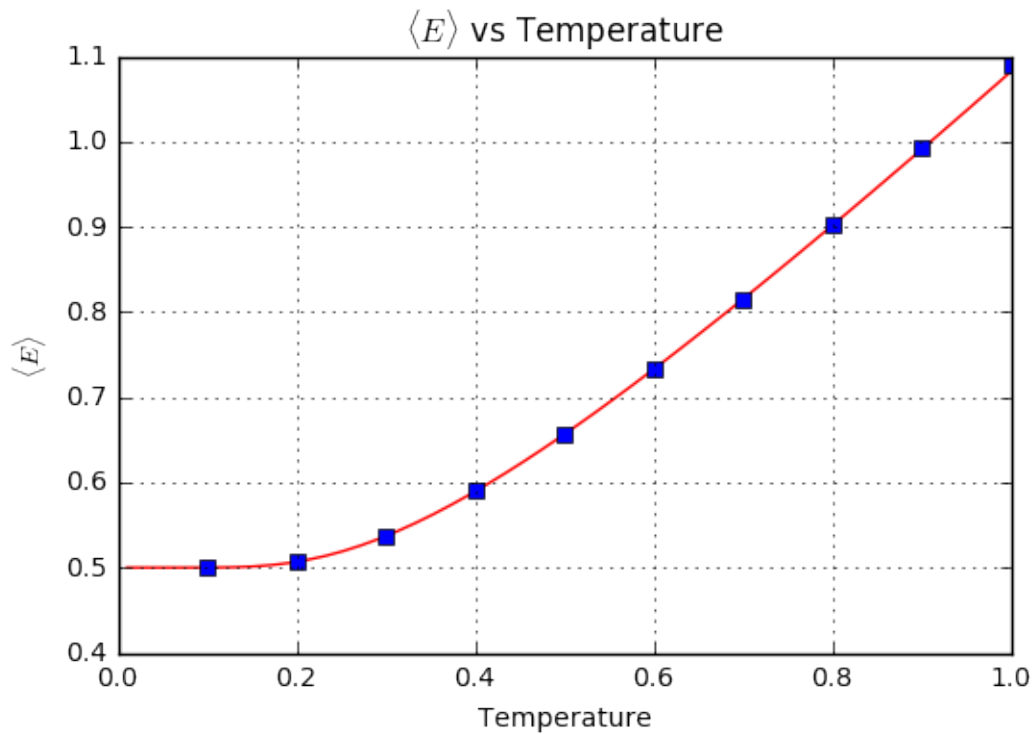
El valor exacto de \$C_v\$ es = 0.920673594208

El valor exacto de \$\Delta E\$ es = 0.920673594208


```

In [14]: Rex = 1
bex = np.zeros(50)
Tempex = np.linspace(.01, Rex)
bex[:] = 1./(k*Tempex[:])
en = np.zeros(50)
en[:] = hw*((1/(np.exp(hw*bex[:])-1))+0.5)
plt.plot(Tempex, en, c='red')
plt.plot(Temp, Upprom, marker = 's', ls='None', c='blue')
plt.ylabel(r'$\langle E \rangle$')
plt.xlabel('Temperature')
plt.title(r'$\langle E \rangle$ vs Temperature')
plt.grid(True)
plt.show()

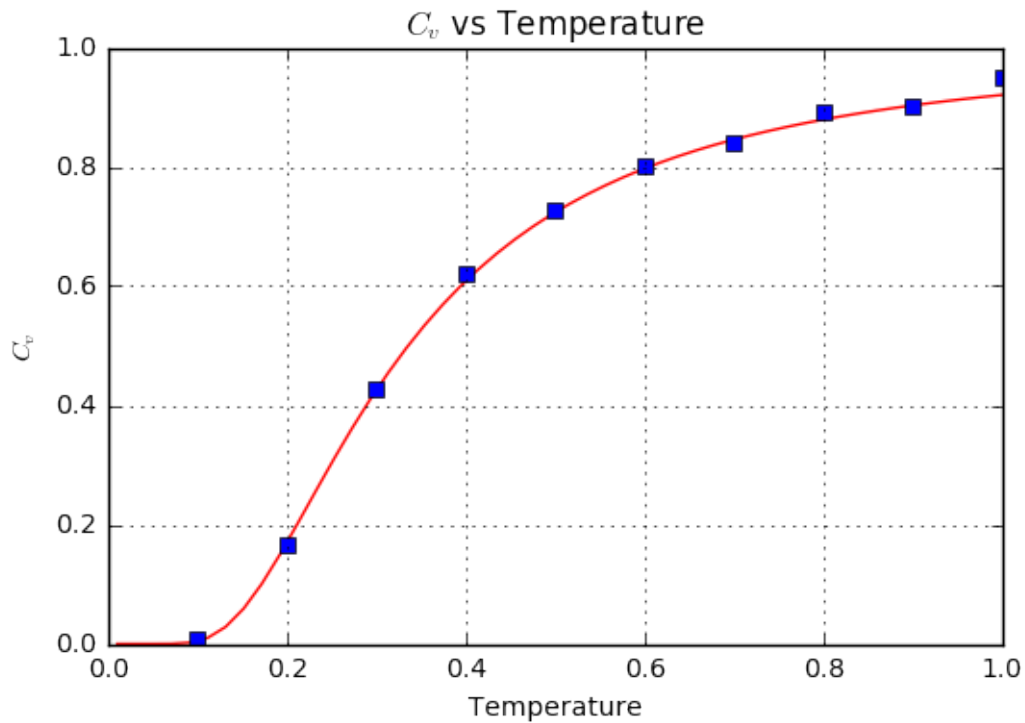
```



```

In [15]: Cvex = np.zeros(50)
Cvex[:] = k*(hw*bex[:])**2 *np.exp(hw*bex[:])/((np.exp(hw*bex[:])-1)**2)
plt.plot(Tempex, Cvex, c='red')
plt.plot(Temp, Cvpprom, marker = 's', ls='None', c='blue')
plt.ylabel(r'$C_v$')
plt.xlabel('Temperature')
plt.title(r'$C_v$ vs Temperature')
plt.grid(True)
plt.show()

```

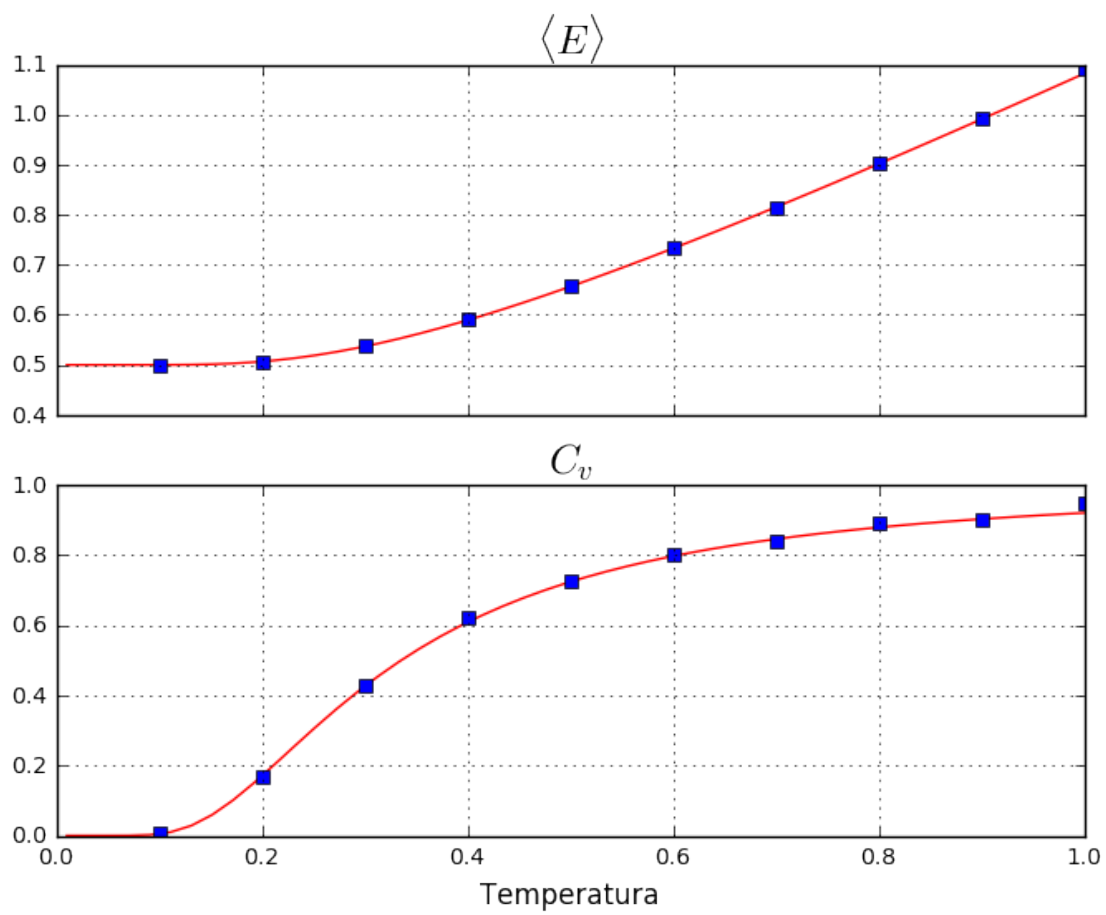


```
In [27]: rcParams['figure.figsize'] = 8, 6
f, axarr = plt.subplots(2, sharex=True)

axarr[0].set_title(r'$\langle E \rangle$', fontsize=18)
axarr[0].plot(Tempex, en, c='red')
axarr[0].plot(Temp, Upprom, marker = 's', ls='None', c='blue')
axarr[0].grid()

axarr[1].set_title(r'$C_v$', fontsize=18)
axarr[1].plot(Tempex, Cvex, c='red')
axarr[1].plot(Temp, Cvpprom, marker = 's', ls='None', c='blue')
axarr[1].grid()

plt.xlabel('Temperatura', fontsize=12)
plt.show()
```



In []: