# Esperimento di rutherford

Deflessione di particelle alpha su di un atomo di oro

ntroduzione

L'esperimento consentì a rutherford di scoprire che l'atomo è una struttura sostanzialmente vuota, ovvero che gli elettroni ruotano intorno al nucleo molto distanti da esso.

Per effettuare questo esperimento Rutherford mise sul cammino di un fascio di particelle  $\alpha$  una lamina d'oro, che aveva uno spessore di circa 1000 atomi, e si rese conto che soltanto una particella ogni 100000 veniva deviata. Quando una particella  $\alpha$  passava abbastanza vicino al nucleo di oro veniva deviata, questo grazie alla forza di coulomb che è proporzionale a  $\frac{1}{r^2}$  dove r è la distanza tra il nucleo e la particella.

Quantitativamente, considerando una particella  $\alpha$  con energia cinetica  $T=\frac{1}{2}mv_0^2$  che si muove inizialmente lungo un asse parallelo all'asse x. La deflessione è causata dalla forza elettrica repulsiva che vale in modulo  $F=\frac{2Ze^2}{4\pi\varepsilon_0r^2}$  dove Z è la carica del nucleo d'oro. Tale forza centrale è conservativa e quindi si conservano durante il moto, che si svolge in un piano, l'energia meccanica e la quantità di moto. Supponendo inoltre che la particella  $\alpha$  abbia massa molto minore di quella dell'atomo di oro allora si può considerare fermo durante l'interazione con la particella.

L'angolo di deflessione  $\theta$  è l'angolo tra la direzione della velocità iniziale e finale, esso dipende dal parametro di impatto b. Supponendo che la direzione della velocità iniziale della particella  $\alpha$  sia parallela all'asse x allora il parametro di impatto è la distanza tra l'asse x e la

posizione di partenza della particella. L'angolo di deflessione è legato al parametro di impatto dalla relazione  $\tan\left(\frac{\theta}{2}\right) = \frac{2Ze^2}{4\pi\epsilon_0}\frac{1}{mv_0^2b}$  Si vede che se b è molto piccolo sono possibili grandi valori di  $\theta$ : al limite per  $b\longrightarrow 0$  si ha che  $\theta\longrightarrow \pi$ , ovvero la particella  $\alpha$  rimbalza indietro.

Il parametro di impatto di ogni singolo urto non è controllabile sperimentalmente, però si può trovare una relazione tra il numero di particelle  $\alpha$  deflesse ad un angolo  $\theta$  e l'angolo  $\theta$  stesso, questa relazione è  $N(\theta) = \frac{N_0}{\sin^4\left(\frac{\theta}{2}\right)}$  dove  $N_0$  è il numero di particelle deflesse con

un angolo di  $\pi$ .

## Dipendenza di $\theta$ dal parametro di impatto

```
In [23]:
         from matplotlib import projections, style
         import numpy as np
         import matplotlib.pyplot as plt
         from vec3d import vec3d
         from integrator import integrator
         import scipy.constants as spc
         from scipy.optimize import curve fit
         Z1, Z2 = 2, 79
Q1, Q2 = Z1 * spc.e, Z2 * spc.e
                                                  # Numero atomico delle particelle alpha e oro
                                                # carica delle particelle alpha e oro
         alphaMass = 2 * spc.proton_mass + 2 * spc.neutron_mass
                                                  # Massa in kg della particella alpha
         # Costante moltiplicativa per il calcolo del raggio del cerchio da cui partono le particelle alpha
         offset = 14
         E = 5e6 * spc.electron volt
                                                # Energia iniziale della particella alpha in joule
         F0 = Q1 * Q2 / (4 * np.pi * spc.epsilon_0 * alphaMass)
                                                  # Costante moltiplicativa che va davanti a r / r.mod()**3 (N * m^2)
                                                  \# Scala di lunghezze tipica (N * m^2 / J = m),
         d = F0 / E * alphaMass
                                                  # ~ distanza minima tra l'atomo di oro e la particella alpha
```

```
In [24]: def F(r:vec3d, F0):
    return F0 * r / r.mod()**3
# Funzione che devinisce la forza di coulomb
```

```
if(b[i] <= raggio):
    break
return b, y, z
# restituisce il parametro di impatto, distanza tra asse x e punto di partenza della particella alpha
# e la coordinata y e z che indicano la posizione nel piano yz</pre>
```

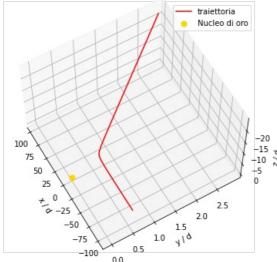
```
In [26]: Npart = 40000
theta = np.zeros(Npart)
                                          # Numero di particelle
                                          # Vettore degli angoli di deflessione
         np.random.seed()
         b, y, z = Parametri(d, Npart)
                                          # Lista per salvare alcune traiettorie
         xList = []
         solver = integrator("Verlet")
                                         # Algoritmo per le traiettorie: Velocity Verlet
In [27]: for i in range(Npart):
              r0 = vec3d(-100 * d, y[i], z[i])
                                                           # Distanza della particella alpha dall'origine
             v0 = vec3d(np.sqrt(2 * E / alphaMass), 0, 0) # Velocità iniziale della particella alpha
                                                           # Posizione e velocità iniziali della particella alpha
             tau = d / v0.mod()
                                                           # Tempo caratteristico del problema
             N = int(2 * r0.mod() / d)
                                                           # Numero di step
             t, x, v = solver.Solve(r0, v0, tau, N, lambda x: F(x, F0))
             theta[i] = v0.GetAngle(v[-1])
                                                           # Angoli di defflessione
             if(i < 10):
                                                           # Prende le prime 10 traiettorie
                 xList.append(x)
```

Di seguito la traiettoria di una particella che diffonde su un atomo di oro

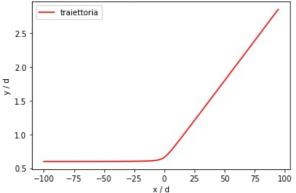
```
In [28]:
        # Traiettoria nello spazio 3d
        fig = plt.figure(figsize=(8,6))
        ax = plt.axes(projection="3d")
        ax.view init(-120, 30)
        # Le coordinate sono normalizzate a d, la scala tipica di lunghezze del problema
        ax.scatter(0, 0, 0, s=50, color="gold", label="Nucleo di oro")
        ax.set_xlabel("x / d")
        ax.set_ylabel("y / d")
        ax.set zlabel("z / d")
        ax.set title(f"Traiettoria particella con deflessione di $\\theta$={round(theta[0], 3)}")
        ax.legend()
        # Traiettoria dall'alto, piano xy
        fig2, ax2 = plt.subplots()
        ax2.plot([pos.GetX() / d for pos in x], [pos.GetY() / d for pos in x], color="red", label="traiettoria")
        ax2.set_xlabel("x / d")
        ax2.set_ylabel("y / d")
        ax2.set title(f"Traiettoria dall'alto della particella con deflessione di $\\theta$={round(theta[0], 3)}")
        ax2.legend()
```

Out[28]: <matplotlib.legend.Legend at 0x223ec9e4280>









Di seguito il grafico che mostra la dipendenza dell'angolo di deflessione dal parametro di impatto.

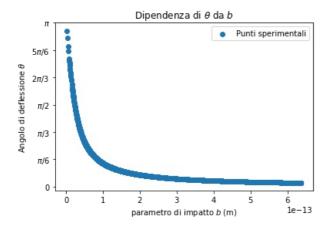
```
In [29]: # Grafico della dipendenza di theta dal paramentro di impatto
fig0, ax0 = plt.subplots()
ax0.scatter(b, theta, label="Punti sperimentali")

vals = [0, np.pi / 6, np.pi / 3, np.pi / 2, np.pi * 2 / 3, 5 * np.pi / 6, np.pi]
keys = ["0", "$\pi / 6$", "$\pi / 3$", "$\pi / 2$", "$2\pi / 3$", "$5\pi / 6$", "$\pi$"]
ax0.set_yticks(vals, keys)

ax0.set_ylabel("parametro di impatto $b$ (m)")
ax0.set_ylabel("Angolo di deflessione $\\theta$")

ax0.set_title("Dipendenza di $\\theta$ da $b$")
ax0.legend()
```

Out[29]: <matplotlib.legend.Legend at 0x223ecee23e0>



Di seguito l'algoritmo per trovare la costante moltiplicativa  $\frac{2Ze^2}{4\pi\epsilon_0 m v_0^2}$  di  $\frac{1}{b}$ . Si riscontra che la costante calcolata con l'algoritmo "curve\_fit" è di ben 2 ordini di grandezza più piccola di quella teorica.

```
In [40]: fig1, ax1 = plt.subplots()
    constTeorica = (2 * Q2**2)/(4 * np.pi * spc.epsilon_0 * alphaMass * (2 * E / alphaMass))
# costante di proporzionalità che lega 1 / b all'angolo di deflessione

b_lin = np.linspace(np.min(b), np.max(b), 1000)

def fit(b, a):
    return a / b

pars, cov = curve_fit(fit, b, np.tan(theta/2))
#Algoritmo che cerca di trovare la costante moltiplicativa di 1 / b

ax1.scatter(b, np.tan(theta/2), label="Punti sperimentali", s=20)
ax1.plot(b_lin, fit(b_lin, pars[0]), color="red", label="Curve fit")

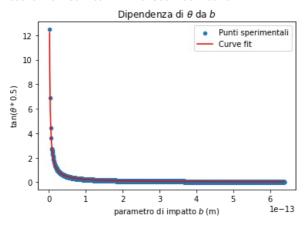
ax1.set_title("Dipendenza di $\\theta$ da $b$")
ax1.set_xlabel("parametro di impatto $b$ (m)")
ax1.set_ylabel("$\\tan(\\theta* 0.5)$")
ax1.legend()
```

```
# Confronto della costante teorica con quella sperimentale
print("Costante sperimentale =", pars[0])
print("Deviazione standard(errore algoritmico) =", cov[0][0])
print("Costante teorica =", constTeorica)
```

Costante sperimentale = 2.311723388997039e-14

Deviazione standard(errore algoritmico) = 4.425207847045834e-36

Costante teorica = 1.797363748617092e-12



Verifica della distribuzione  $N(\theta)$  del numero di particelle diffuse ad un angolo  $\theta$ 

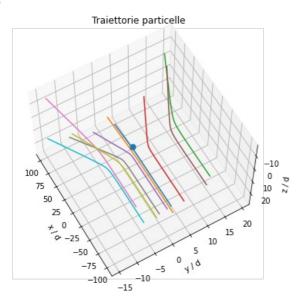
Sono state simulate le traiettorie di 40000 particelle  $\alpha$  salvando per ognuna l'angolo di deflessione.

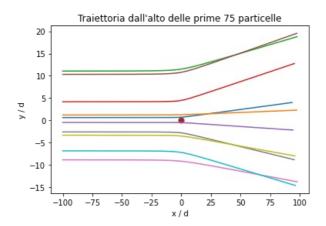
Si è poi definito un istogramma dividendo gli angoli in varie classi e contando il numero di paricelle che avevano l'angolo di deflessione appartenente a quella classe. Ci si aspetta che ci siano più traiettorie il cui angolo di deflessione è piccolo e poche il cui angolo di deflessione rientra nella classe che contiene l'angolo di  $\pi$ .

Di seguito il grafico che contiene le traiettorie delle prime 75 particelle.

```
In [31]:
         fig3 = plt.figure(figsize=(8,6))
         ax3 = plt.axes(projection="3d")
         ax3.view_init(-120, 30)
         ax3.scatter(0,0,0, s=50)
         for trai in xList:
             ax3.plot([pos.GetX() / d for pos in traj], [pos.GetY() / d for pos in traj], [pos.GetZ() / d for pos in tra
         ax3.set_xlabel("x / d")
         ax3.set_ylabel("y / d")
         ax3.set_zlabel("z / d")
         ax3.set title("Traiettorie particelle")
         # Traiettoria dall'alto, piano xy
         fig4, ax4 = plt.subplots()
         for traj in xList:
             ax4.plot([pos.GetX() / d for pos in traj], [pos.GetY() / d for pos in traj], label="traiettoria")
         ax4.set_xlabel("x / d")
         ax4.set_ylabel("y / d")
         ax4.set title(f"Traiettoria dall'alto delle prime 75 particelle")
         ax4.scatter(0,0, s=50, color="brown")
```

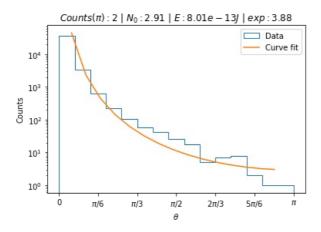
<matplotlib.collections.PathCollection at 0x223ed81ba60>





```
In [33]: fig5, ax5 = plt.subplots()
         nbins = 15
         ax5.hist(theta, histtype = "step", bins = nbins, label = "Data", range = (0, np.pi))
         ax5.set_yscale("log")
ax5.set_xlabel("$\\theta$")
         ax5.set_ylabel("Counts")
         vals = [0, np.pi / 6, np.pi / 3, np.pi / 2, np.pi * 2 / 3, 5 * np.pi / 6, np.pi]
         keys = ["0", "$\pi / 6$", "$\pi / 3$", "$\pi / 2$", "$2\pi / 3$", "$5\pi / 6$", "$\pi$"]
         ax5.set xticks(vals, keys)
         # Funzione di cui si devono trovare i parametri norm ed exp
         def fit(theta, norm, exp):
             return norm / np.sin(theta / 2)**exp
         counts, bins = np.histogram(theta, bins = nbins)
         bins = bins[1:] - (bins[1] - bins[0]) / 2
         #Calcolo dei parametri con l'algoritmo curve_fit
         pars, cov = curve_fit(fit, bins, counts, p0 = [counts[-1], 2], sigma = counts)
         ax5.plot(bins, fit(bins, pars[0], pars[1]), label="Curve fit")
         #Numero di deflessioni di pigreco nella simulazione
         conteggiPigreco = counts[-1]
         #Parametro NO calcolato con l'algoritmo curve_fit
         N0 = round(pars[0], 2)
         # Parametro exp calcolato con l'algoritmo
         exponent = round(pars[1], 2)
         ax5.set_title(f"Counts(\pi): {conteggiPigreco}$ | N_0: {N0}$ | E: E: 3 | exp: exponent$")
         plt.legend()
```

Out[33]: <matplotlib.legend.Legend at 0x223f1b24e50>



Dal grafico precendente si può notare che l'esponente calcolato con l'algoritmo "curve\_fit" è molto vicino al valore vero:

```
In [34]: # esponente con deviazione standard
print("esponente =", round(pars[1], 2))
print("Deviazione standard =", round(cov[1][1], 2))
esponente = 3.88
```

Si deduce che con l'aumentare del numero di particelle e quindi del numero di bins dell'istogramma questo valore dell'esponente tenda al valore vero.

Dipendenza di  $N_0$  dall'energia

Deviazione standard = 0.02

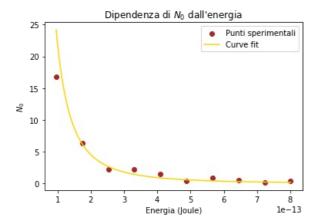
Nell'ultimo punto si è calcolata la dipendenza di  $N_0$  dall'energia cinetica iniziale per un range da 0.6 MeV a 5 MeV mantenendo costante la distanza iniziale delle particelle  $\alpha$  dall'atomo posizionato nell'origine.

```
In [6]: Npart = 40000
         offset = 10
         solver = integrator("Verlet")
         np.random.seed()
         # Array delle energie
         Energie = np.linspace(0.6e6 * spc.electron_volt, 5e6 * spc.electron_volt, 10)
         # Array delle lunghezze tipiche del problema
         d = F0 / Energie * alphaMass
         # Siccome la posizione iniziale delle particelle deve essere costante
         # si è definita la lunghezza tipica media
         d_{media} = (d[-1] + d[0]) / 2
         # Infine si sono calcolate le posizioni iniziali
         b, y, z = Parametri(d_media, Npart)
         # Definisco theta array (Npart x numero di energie)
         theta = np.zeros((Npart, np.size(Energie)))
 In [ ]: for j in range(np.size(Energie)):
             for i in range(Npart):
                 # Distanza della particella alpha dall'origine
                 r0 = vec3d(-100 * d_media, y[i], z[i])
                 # Velocità iniziale della particella alpha
                 v0 = vec3d(np.sqrt(2 * Energie[j] / alphaMass), 0, 0)
                 # Tempo caratteristico del problema
                 tau = d[j] / v0.mod()
                 # Numero di step per l'integrazione
                 N = int(2 * r0.mod() / d[j])
                 t, x, v = solver.Solve(r0, v0, tau, N, lambda x: F(x, F0))
                 # Angoli di defflessione
                 theta[i][j] = v0.GetAngle(v[-1])
In [19]: # Funzione che deve approssimare l'andamento dei dati
         def fit(theta, norm, exp):
             return norm / np.sin(theta / 2)**exp
         # Array di N 0
         N0s = np.zeros(np.size(Energie))
         # Array delle deviazioni standard di N 0
         errNOs = np.zeros(np.size(Energie))
         # Numero di classi per l'istogramma
         nbins = 12
         # Ciclo che deve iterare per ogni energia per trovare i valori di N_0
         for i in range(np.size(Energie)):
             counts, bins = np.histogram(theta[:,i], bins = nbins)
             bins = bins[1:] - (bins[1] - bins[0]) / 2
             #Funzione che restituisce i parametri norm ed exp da inserire nella funzione di fit
             pars, cov = curve_fit(fit, bins, counts, p0 = [counts[-1], 2], sigma = counts)
             # Salva i valori di NO e gli errori
             N0s[i] = pars[0]
             errN0s[i] = cov[0][0]
```

La relazione che lega  $N_0$  all'energia è del tipo  $\frac{const}{Energia^2}$ , per verificare ciò si è utilizzato l'algoritmo "curve\_fit" calcolando l'esponente e la costante moltiplicativa.

```
In [20]: fig6, ax6 = plt.subplots()
          # Grafico per i punti sperimentali, NO in funzione dell'energia
          ax6.scatter(Energie, NOs, label="Punti sperimentali", color="brown")
          # Energie per il fit della curva
          E fit = np.linspace(0.6e6 * spc.electron volt, 5e6 * spc.electron volt, 1000)
          ax6.set_xlabel("Energia (Joule)")
          ax6.set ylabel("$N 0$")
          ax6.set title("Dipendenza di $N 0$ dall'energia")
          # Funzione che deve approssimare l'andamento dei dati, N 0 in funzione dell'energia
          def N0fit(E, a, b):
              return a * 1 / E**b
          pars, cov = curve_fit(N0fit, Energie, N0s, sigma=errN0s, maxfev=800) ax6.plot(E_fit, N0fit(E_fit, pars[0], pars[1]), label = "Curve fit", color = "gold")
          print("N0 = a * (1 / E^{**}b)"
          print(f"parametro a: {pars[0]} +- {cov[0][0]}")
          print(f"parametro b: {pars[1]} +- {cov[1][1]}")
          ax6.legend()
```

```
N0 = a * (1 / E**b)
parametro a: 5.816193585415821e-29 +- 1.9998297590183495e-55
parametro b: 2.275354395148991 +- 0.07261616255410144
cmatplotlib.legend.Legend at 0x223eb4d3e80>
```



```
In [21]: # Esponente
print("Esponente =", round(pars[1], 2))
print("Deviazione standard =", round(cov[1][1], 2))
```

Esponente = 2.28 Deviazione standard = 0.07

Come riportato sopra l'esponente è  $exp_{sperimentale} = 2.28 \pm 0.07$ , che risulta vicino al valore vero  $exp_{teorico} = 2$ . Per verificare l'esattezza dei dati sperimentali si è proceduto con il calcolo del chi quadro ridotto.

```
In [22]: y_observed = NOs
y_expected = NOfit(Energie, pars[0], pars[1])

def ChiQuadro(Ok, Ek):
    return np.sum((Ok - Ek)**2 / Ek)

print("Chi quadro ridotto =", ChiQuadro(y_observed, y_expected) / np.size(y_expected))
```

Chi quadro ridotto = 0.43409044234672045

Il chi quadro ridotto risulta più piccolo di 1 quindi l'accordo, tra i dati sperimentali e la curva che gli approssima, è buono.

# Conclusioni

Per quanto riguarda la prima parte si è calcolata la dipendenza dell'angolo  $\theta$  dal parametro di impatto b e per confermare l'andamento si è calcolata la costante di proporzionalità di  $\frac{1}{b}$  che nella teoria risulta essere  $\frac{2Ze^2}{4\pi\epsilon_0 m v_0^2} = 1.80 \cdot 10^{-12} m$  ma dall'esperimento è risultato di ben 2 ordini di grandezza più piccolo. L'andamento della curva, però, risulta essere corretto, infatti a parametro di impatto piccolo corrisponde un angolo di deflessione grande e a parametro di impatto grande corrisponde un angolo di deflessione piccolo.

Per quanto riguarda la seconda parte si è calcolato l'istogramma della distribuzione di angoli divisi per classi il cui andamento è dato dalla formula  $N(\theta) = \frac{N_0}{\sin^4\left(\frac{\theta}{2}\right)}$  e per verificare che i dati rispettino ciò, si è calcolato il parametro  $N_0$  e l'esponente. L'esponente ottenuto è

risultato  $exp_{sperimentale} = 3.88 \pm 0.02$  il che verifica la teoria in quanto è vicino al valore vero: 4.

Infine, si è calcolato il parametro  $N_0$  per varie energie e si è verificato che l'andamento segua la relazione  $\frac{const}{Energia^2}$  trovando l'esponente che è risultato essere  $exp_{sperimentale} = 2.28 \pm 0.07$ . Per confermare ulteriormente la vicinanza dei risultati ai valori teorici si è calcolato il chi quadro ridotto che è risultato 0.43, il che indica un buon accordo tra dati sperimentali e teorici.

### **Appendice**

Classe Vec3d

La classe Vec3d è stata utilizzata per definire i vettori posizione e velocità per le traiettorie delle particelle  $\alpha$ .

```
In []:
    class vec3d:
        def __init__(self, x = 0, y = 0, z = 0):
            self.x = x
            self.y = y
            self.z = z

# setters
    def SetX(self, x):
            self.x = x

    def SetY(self, y):
        self.y = y
```

```
def SetZ(self, z):
   self.z = z
# aetters
def GetX(self):
   return self.x
def GetY(self):
    return self.y
def GetZ(self):
    return self.z
# Operators definitions
def __pos__(self):
    return self
def __neg__(self):
    return vec3d(- self.x, - self.y, - self.z)
def __add__(self, other):
    return vec3d(self.x + other.GetX(), self.y + other.GetY(), self.z + other.GetZ())
     sub (self, other):
    return self + (- other)
     mul_(self, other):
    if(isinstance(other, vec3d)):
       return self.x * other.GetX() + self.y * other.GetY() + self.z * other.GetZ()
    return vec3d(self.x * other, self.y * other, self.z * other)
def __rmul__(self, other):
    return self * other
     truediv
              (self, other):
    return vec3d(self.x / other, self.y / other, self.z / other)
def __pow__(self, other):
    return self.mod()**other
     _str__(self):
    return f"({self.x}, {self.y}, {self.z})"
# restituisce il modulo del vettore
def mod(self):
   return np.sqrt(self.x**2 +self.y**2 + self.z**2)
# restituisce il versore associato
def unit(self):
    return self / self.mod()
# restituisce l'angolo tra due vettori
def GetAngle(self, other):
    return np.arccos( (self * other) / (self.mod() * other.mod()) )
```

#### Classe Integrator

La classe Integrator, in particolare l'algoritmo di verlet è stato usato per il calcolo delle traiettorie.

L'algoritmo di verlet viene usato principalmente per calcolare le traiettorie, risolvere le equazioni del moto, inoltre è simplettico, ovvero conserva l'energia totale.

Risolvere numericamente le equazioni del moto significa trasformare le equazioni differenziali in relazioni in grado di calcolare

l'evoluzione di posizioni  $\vec{x}$  e velocità  $\vec{v}$  su ridotti intervalli discreti di tempo. Conoscendo le condizioni iniziali del problema, ovvero  $x_0$  e  $v_0$  si potrà calcolare, al tempo  $t_0 + \Delta t$ , i valori di  $\vec{x}$  e  $\vec{v}$  per ogni istante discreto di tempo reiterando il processo. L'intervallo di tempo  $\Delta t$  viene detto time step ed è spesso indicato con la lettera  $\tau$ .

```
In [ ]: class integrator:

def __init__(self, method : str = "Verlet"):
    if(method == "Euler"):
        self.method = self.MakeStepEuler
    elif(method == "Verlet"):
        self.method = self.MakeStepVerlet
    else:
        exceptionString = "Please, specify a method. The implemented ones are:\n"
        exceptionString += "Euler\nVerlet"
        #raise Exception(exceptionString)

def SetMethod(self, method : str = None):
    if(method == "Euler"):
        self.method = self.MakeStepEuler
    elif(method == "Verlet"):
```

```
self.method = self.MakeStepVerlet
     else:
          exceptionString = "Please, specify a method. The implemented ones are:\n" exceptionString += "Euler\nVerlet"
           raise Exception(exceptionString)
def MakeStepEuler(self, x0, v0, tau, F):
     x = x0 + v0 * tau

v = v0 + F(x0) * tau
     return x, v
def MakeStepVerlet(self, x0, v0, tau, F):

x = x0 + v0 * tau + 0.5 * F(x0) * tau**2

v = v0 + 0.5 * (F(x0) + F(x)) * tau
     return x, v
def Solve(self, x0, v0, tau, N, F):
    tList, xList, vList = [0], [x0], [v0]
      for i in range(N - 1):
          x, v = self.method(xList[i], vList[i], tau, F)
           tList.append(tList[i] + tau)
          xList.append(x)
           vList.append(v)
      return np.array(tList), np.array(xList), np.array(vList)
```

Processing math: 100%