Isi Denklemi

$$\frac{\partial u}{\partial t} = \frac{\partial^2 u}{\partial x^2}$$

olarak gosterilen denklem fizikte isi denklemi olarak bilinir, u fonksiyonu iki degiskenlidir $u(x,t)$. Ornek icin bu denklemin cozumunu tek boyutta gosterecegiz, yani bir genisligi onemli olmayan bir demir cubugu uzerinde isinin dagilmasi konusuna bakacagiz, boyutu temsil icin x degiskeni kullanilacak. t degiskeni zamani temsil ediyor olacak. Baslangic sartlari (initial conditions) olarak isinin t=0 aninda demir cubuk uzerinde x'e bagli bir sinus fonksiyonu ile dagildigini farzedecegiz, sinir sartlari ise (boundary conditions) cubugun iki ucunun sifir derecede tutulmasi olacak. Sonucta isinin nereye gidecegini tahmin ederek te soyleyebiliriz – isi demirin iki ucundan kacarak tum cubuk boyunca sifir dereceye inecektir.

Ustteki denklem bir kismi diferansiyel denklemdir (partial differential equation).

Matematiksel cozumler ya analitik, ya da yaklasiksal olur. Biz bu ornegi cozmek icin yaklasiksal, hesapsal bir teknik kullanacagiz. Elimizde bir diferansiyel denklem varsa cozum bulmak demek bir fonksiyon bulmak demektir, bir sayi degil; yaklasiksal yontemle de oyle bir u fonksiyonu bulacagiz ki, test / belli noktalarda gercek fonksiyonla olabildigince ayni sonuclar verecek.

Cozumde sinirli farklar (finite differences) denen bir metot kullanilacak. Bu yaklasiksal metotta calculus'un sonsuz ufakliklar icin kullanilan turevleri, bildigimiz sayisal cikartma islemi uzerinden tanimlanan "farkliliklara" donusecekler. Mesela d^2/dx^2 nedir? x'e gore turevin turevidir, hesapsal olarak ise farkin farkidir. Sonsuzluktan yaklasiga soyle geceriz: Eger $u_{j,i}$ bir 2 boyutlu dizin uzerinde u fonksiyonunun sayisal degerlerini tasiyor olsaydi, ve j,i indis degerleri t,x'i temsil ediyorlar ise, x uzerinden birinci turev yani birinci fark (first difference) soyle olur:

$$\frac{u_{j,i+1} - u_{j,i}}{h}$$

h hangi degiskenin farkini aliyorsak, o farkin buyuklugunu tanimlayan aralik degeridir, $h = \Delta x$, ve $u_{j,i+1} = u(t, x + \Delta x)$.

Ikinci fark, farkin farkidir:

$$\frac{1}{h}\left[\left(\frac{u_{j,i+1} - u_{j,i}}{h}\right) - \left(\frac{u_{j,i} - u_{j,i-1}}{h}\right)\right]$$

$$= \frac{u_{j,i+1} - 2u_{j,i} + u_{j,i-1}}{h^2} \tag{1}$$

Bu carpimi tum i degerleri icin ve matris uzerinden temsil etmenin yolu sudur: Bir ikinci farkliliklar matrisi A yaratiriz:

$$A = \frac{1}{\Delta x^2}\left[\begin{array}{ccccccc} -2 & 1 & 0 & 0\dots0 & 0 & 0 \\ 1 & -2 & 1 & 0\dots0 & 0 & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & 0\dots1 & -2 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0\dots0 & 1 & -2 \end{array}\right]$$

Ve u degerlerinin bir vektor icine cekeriz:

$$U_j = \begin{bmatrix} u_{j,0} \\ u_{j,1} \\ u_{j,2} \\ \vdots \\ u_{j,n} \end{bmatrix}$$

AU_j carpiminin 1 denklemindeki toplamlari her u icin teker teker verecegini gorebiliriz. Indislerden j zaman, i mesafedir, yani ustteki denklem simdilik sadece mesafeyi yani x'i parcalara bolmustur.

Zamani da modele dahil edelim ve cozumu elde etmeye ugrasalim. Isi denkleminin tamamini simdiye kadar elde ettiklerimizi kullanarak ve ayriksal olarak yazalim:

$$\frac{U_{j+1} - U_j}{\Delta t} = AU_j \tag{2}$$

$\frac{\partial^2 u}{\partial x^2} \approx AU_j$, ve $\frac{\partial u}{\partial t} \approx (U_{j+1} - U_j)/\Delta t$ olarak alindi. U_j tanimindaki j indisi zaman icin kullaniliyor, mesafe yani x'i temsil eden indislerin tamami U'nun icinde var zaten.

Yaklasiksal tekniklerden Crank-Nicholson'a gore AU_j'i ardi ardina iki zaman indisi uzerinden hesaplanan bir ortalama olarak temsil edebiliriz, yani

$$AU_j \approx \frac{1}{2}(AU_{j+1} + AU_j)$$

Niye bu acilim yapildi? Cunku elimizde U_{j+1} ve U_j degerleri var, bu degerleri tekrar ortaya cikararak bir "denklem sistemi" yaratmis olacagiz, iki bilinmeyen icin iki formul yanyana gelebilecek ve cozume erisilebilecek.

Ustteki formulu 2 denklemindeki AU_j degerleri icinkullanalim ve tekrar duzenleyelim.

$$\frac{\Delta t}{2} AU_{j+1} + \frac{\Delta t}{2} AU_j = U_{i+1} - U_i$$

$$U_{i+1} - \frac{\Delta t}{2} AU_{j+1} = U_i + \frac{\Delta t}{2} AU_j$$

$$(I - \frac{\Delta t}{2} A)U_{j+1} = (I + \frac{\Delta t}{2} A)U_i$$

Artik bu formulu lineer cebirden bilinen $Ax = b$ formuna sokarak cozebiliriz. Forma gore formulun sag tarafi b olur, sol tarafta parantez ici A olacak, U_{j+1} ise bilinmeyen x olacak (bizim x'ten farkli). Hesapsal kodlar bir dongu icinde, her zaman dilimi icin bilinmeyen U_{j+1} degerini bulacak. Dongunun sonunda yeni U_{j+1} eski U_j olacak ve hesap devam edecek.

Sinir Sartlari

Her iki ucta u'nun sifir olma sarti uygulamali matematikte Dirichlet sinir sarti olarak biliniyor. Bu sart A matrisinin olusturulmasi sirasinda kendiliginden olusuyor. Ufaltilmis bir D2 matrisi uzerinde gostermek gerekirse,

$$
\begin{bmatrix}
1 & -2 & 1 & 0 & 0 \\
0 & 1 & -2 & 1 & 0 \\
0 & 0 & 1 & -2 & 1
\end{bmatrix}
$$

degerlerinin her satirinin 1 denklemini temsil ettigini soylemistik. Eger sartlarimizdan biri u_1 ve u_5'un sifir olmasi ise, carpim sirasinda ona tekabul eden D2'nin en soldaki ve en sagdaki kolonlarin tamamen sifir yapmamiz yeterli olurdu, cunku carpim sirasinda U_j icinde o kolonlar u_1 ve u_5 ile carpilip onu sifir yaparlardi. O zaman yeni matris soyle olurdu:

$$
\begin{bmatrix}
0 & -2 & 1 & 0 & 0 \\
0 & 1 & -2 & 1 & 0 \\
0 & 0 & 1 & -2 & 0
\end{bmatrix}
$$

Bu isler. Alternatif olarak sifir kolon yerine, o kolonlari tamamen matristen atabilirdik, ayni sekilde u degerlerini uretirken birinci ve sonuncu degerleri de atmamiz gerekirdi, nasil olsa onlar "bilinmeyen" degisken degiller. Bu yeni matris soyle olurdu:

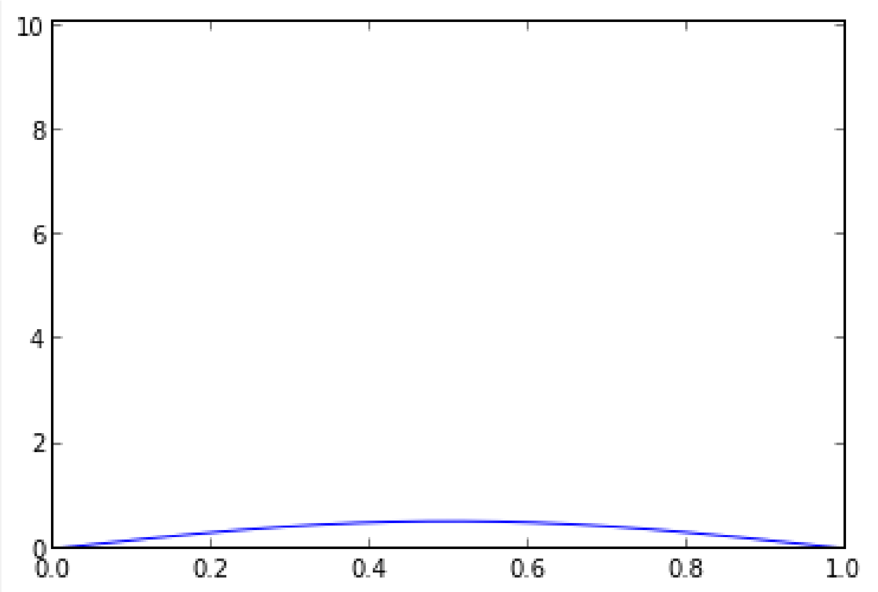
$$
\begin{bmatrix}
-2 & 1 & 0 \\
1 & -2 & 1 \\
0 & 1 & -2
\end{bmatrix}
$$

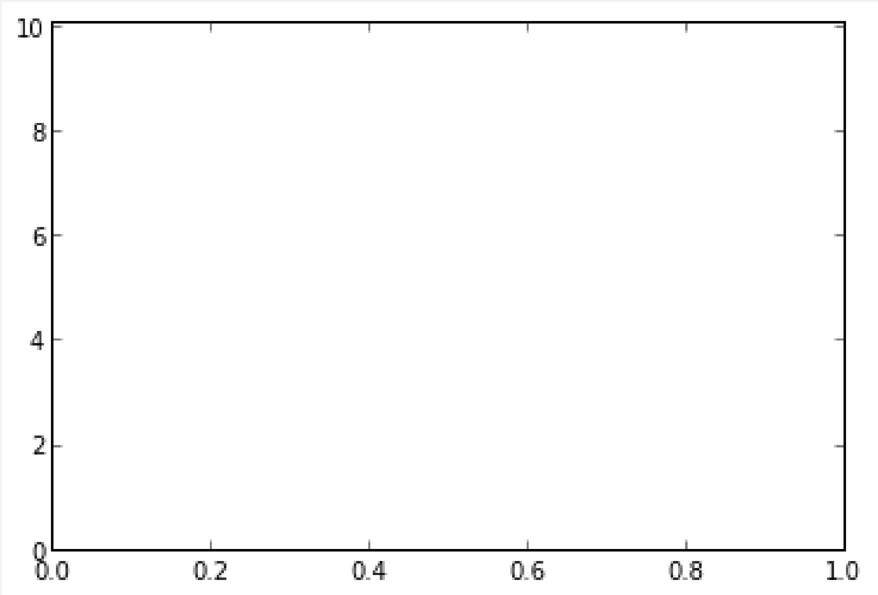
Alttaki kod icinde x = x[1:-1] ibaresi x ve dolayli olarak u'nun ilk ve son degerlerini atmak icin kullanilmakta.

Seyrek (sparse) matrisler kullanarak cozum altta.

```
"""
       This program solves the heat equation
              u_t = u_xx
       with dirichlet boundary condition
              u(0,t) = u(1,t) = 0
       with the Initial Conditions
              u(x,0) = 10*sin( pi*x )
       over the domain x = [0, 1]

       The program solves the heat equation using a finite difference
       method where we use a center difference method in space and
       Crank-Nicolson in time.
"""

import scipy as sc
import scipy.sparse as sparse
import scipy.sparse.linalg
import time
from IPython.display import clear_output
f, ax = plt.subplots()


# Number of internal points
```

```
N = 200

# Calculate Spatial Step-Size
h = 1/(N+1.0)

# Create Temporal Step-Size, TFinal, Number of Time-Steps
k = h/2
TFinal = 1
NumOfTimeSteps = 120

# Create grid-points on x axis
x = np.linspace(0,1,N+2)
x = x[1:-1]

# Initial Conditions
u = np.transpose(np.mat(10*np.sin(np.pi*x)))

# Second-Derivative Matrix
data = np.ones((3, N))
data[1] = -2*data[1]
diags = [-1,0,1]
D2 = sparse.spdiags(data,diags,N,N)/(h**2)

# Identity Matrix
I = sparse.identity(N)

# Data for each time-step
data = []

for i in range(NumOfTimeSteps):
        # Solve the System:
        #
        # (I - k/2*D2) u_new = (I + k/2*D2)*u_old
        #
        A = (I -k/2*D2)
        b = ( I + k/2*D2 )*u
        u = np.transpose(np.mat(sparse.linalg.spsolve(A, b)))
        ax.plot(x, u)
        ax.axis((0,1,0,10.1))
        clear_output()
        display(f)
        ax.cla()
```

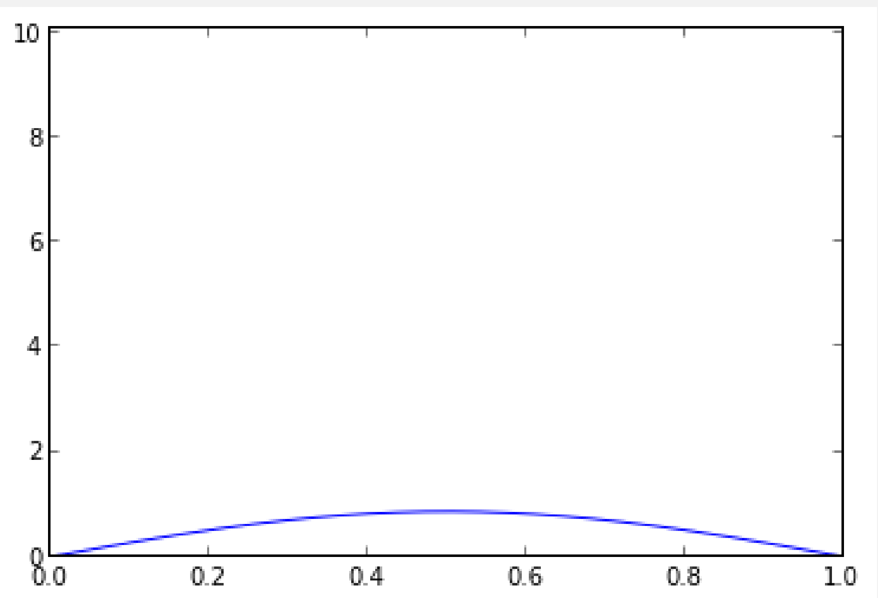


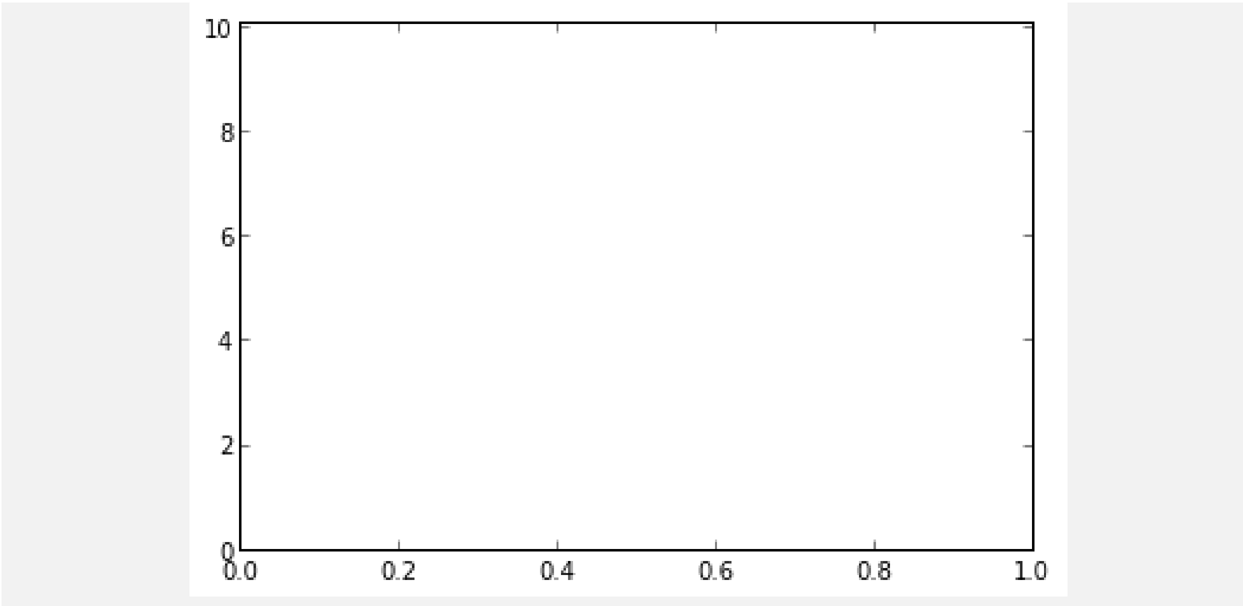


Seyrek matrislerden olmadan, normal matris kullanarak olan cozum altta.

```
import scipy.linalg
from IPython.display import clear_output
f, ax = plt.subplots()

# Number of internal points
N = 200

# Calculate Spatial Step-Size
h = 1/(N+1.0)
```

```python
k = h/2

x = np.linspace(0,1,N+2)
x = x[1:-1] # get rid of the '0' and '1' at each end

# Initial Conditions
u = np.transpose(np.mat(10*np.sin(np.pi*x)))

# second derivative matrix
I2 = -2*np.eye(N)
E = np.diag(np.ones((N-1)), k=1)
D2 = (I2 + E + E.T)/(h**2)

I = np.eye(N)

TFinal = 1
NumOfTimeSteps = 100

for i in range(NumOfTimeSteps):
    # Solve the System:
    # (I - k/2*D2) u_new = (I + k/2*D2)*u_old
    A = (I - k/2*D2)
    b = np.dot((I + k/2*D2), u)
    u = scipy.linalg.solve(A, b)
    ax.plot(x, u)
    ax.axis((0,1,0,10.1))
    clear_output()
    display(f)
    ax.cla()
```




10
8
6
4
2
0
0.0
0.2
0.4
0.6
0.8
1.0