

## INDICE

- [Prodotto tra vettori/matrici](#)
  - [elemento per elemento, tra array monodimensionali](#)
  - [scalare, tra array monodimensionali](#)
  - [riga per colonna, tra matrici](#)
  - [Altri prodotti](#)
- [numpy.linalg](#)
  - [Inversione di una matrice specificata come array](#)
  - [specificata come matrix](#)
- [Risoluzione di un sistema lineare di equazioni](#)
  - [con array](#)
  - [con matrici](#)
- [Linear least-square problems](#)
- [Decomposizione in autovalori ed autovettori](#)

```
In [1]: import numpy as np
```

## Prodotto tra vettori/matrici

considero due vettori

```
In [2]: v1=np.array([1,2,3])
        v2=np.array([10,20,30])
```

### elemento per elemento, tra array monodimensionali

Abbiamo visto che il prodotto tra vettori con l'operatore \* consiste nel prodotto elemento per elemento.

```
In [3]: v1*v2
```

```
Out[3]: array([10, 40, 90], dtype=int32)
```

### scalare, tra array monodimensionali

per fare il prodotto scalare tra array devo usare la funzione np.dot:

tra array monodimensionali

```
In [4]: np.dot(v1,v2)
```

```
Out[4]: 140
```

tra un array riga ed uno colonna (vale il broadcasting sul primo vettore)

```
In [5]: np.dot(v1,v2[:,None]) # equivalente a np.dot(v1[None,:],v2[:,None])
```

```
Out[5]: array([140])
```

### riga per colonna, tra matrici

le Numpy mettono anche a disposizione il tipo matrix

```
In [6]: m1=np.matrix(v1)
        m2=np.matrix(v2)
```

si tratta di array BIDIMENSIONALI:

```
In [7]: m1.shape,m2.shape
```

```
Out[7]: ((1, 3), (1, 3))
```

per i quali sono ridefiniti gli operatori standard in modo da operare secondo le regole dell'algebra lineare:

```
In [8]: try:
        m1*m2 #ERRORE
        except Exception as err:
            print(err)

objects are not aligned
```

ridefinisco m2 come vettore colonna:

```
In [9]: m2=np.matrix(v2[:,np.newaxis])
```

e quindi:

```
In [10]: m1*m2
```

```
Out[10]: matrix([[140]])
```

che è equivalente a:

```
In [11]: np.dot(m1,m2)
```

```
Out[11]: matrix([[140]])
```

## Altri prodotti

vedi:

<http://docs.scipy.org/doc/numpy/reference/routines.linalg.html#matrix-and-vector-products>

## numpy.linalg

il modulo numpy.linalg mette a disposizione molti strumenti

```
In [12]: import numpy.linalg as la
```

## Inversione di una matrice specificata come array

```
In [13]: A=np.array([[1, 3, 5],
                    [2, 5, 1],
                    [2, 3, 8]])
```

```
In [14]: AI = np.linalg.inv(A)
```

```
In [15]: print('matrice:')
          print(A)
          print('matrice inversa:')
          print(AI)
```

```
matrice:
[[1 3 5]
 [2 5 1]
 [2 3 8]]
matrice inversa:
[[-1.48  0.36  0.88]
 [ 0.56  0.08 -0.36]
 [ 0.16 -0.12  0.04]]
```

specificata come matrix

```
In [16]: mA=np.matrix(A)
```

```
In [17]: np.linalg.inv(mA)
```

```
Out[17]: matrix([[ -1.48,  0.36,  0.88],
                 [ 0.56,  0.08, -0.36],
                 [ 0.16, -0.12,  0.04]])
```

oppure

```
In [18]: mA.I
```

```
Out[18]: matrix([[ -1.48,  0.36,  0.88],
                 [ 0.56,  0.08, -0.36],
                 [ 0.16, -0.12,  0.04]])
```

## Risoluzione di un sistema lineare di equazioni

risolviamo il seguente sistema di equazioni usando numpy.linalg

$$x + 3y + 5z = 10$$

$$2x + 5y + z = 8$$

$$2x + 3y + 8z = 3$$

con array

```
In [19]: A=np.array([[1,3,5],[2,5,1],[2,3,8]])
         b=np.array([10,8,3])
```

se passo b come riga:

```
In [20]: la.solve(A,b)
```

```
Out[20]: array([-9.28,  5.16,  0.76])
```

se passo b come colonna:

```
In [21]: la.solve(A,b[:,np.newaxis])
```

```
Out[21]: array([[ -9.28],
                [  5.16],
                [  0.76]])
```

## con matrici

in modo del tutto analogo al precedente ma se anche b è una matrice devo organizzarlo per colonna:

```
In [22]: la.solve(np.matrix(A),np.matrix(b[:,np.newaxis]))
```

```
Out[22]: matrix([[ -9.28],
                 [  5.16],
                 [  0.76]])
```

## Linear least-square problems

ho un modello che dipende in modo lineare da un certo numero di parametri (due, c1 e c2 nell'esempio). voglio determinare il set dei parametri che minimizzano la somma quadratica delle differenze tra un certo numero di osservazioni (10 nell'esempio)

```
In [23]: #definisco il modello parametrico
         def mymod(c1,c2):
             def wrapper(x):
                 return c1*np.exp(-x)+c2*x
             return wrapper

         #fisso i parametri
         c1=5
         c2=4
         #definisco il modello con i parametri fissati
         modello = mymod(c1,c2)

         #variabile indipendente
         xi = 0.1*np.arange(1,11)
         #risposta attesa secondo il modello con i parametri fissati
         yi = modello(xi)

         #creo l'array delle 'osservazioni'
         #aggiungo del rumore con distribuzione gaussiana a media nulla con varianza pari a
```

```
0.05*max(yi)
zi = yi + 0.05*max(yi)*np.random.randn(len(yi))
```

riscrivo il mio modello in modo che sia rappresentato da una matrice A moltiplicata per il vettore (riga) dei parametri

```
In [24]: def matricemodello(x):
         return np.hstack( ( np.exp(-x)[: ,newaxis] , x[: ,newaxis]) )

A = matricemodello(xi)
```

verifico che la matrice A sia definita correttamente

```
In [25]: print(yi)
         print(np.dot(A,np.array([c1,c2])))

[ 4.92418709  4.89365377  4.9040911   4.95160023  5.0326533   5.14405818
  5.28292652  5.44664482  5.6328483   5.83939721]
[ 4.92418709  4.89365377  4.9040911   4.95160023  5.0326533   5.14405818
  5.28292652  5.44664482  5.6328483   5.83939721]
```

risolvo il problema lineare ai minimi quadrati usando il vettore z al quale ho aggiunto il rumore usando la funzione `linalg.lstsq` dove

`lstsq(a, b)` solves the equation  $A c = z$  by computing a vector  $c$  that minimizes the Euclidean 2-norm  $\|z - A c\|^2$

```
In [26]: c , sommaresidui , rango , sv = la.lstsq(A,zi)
```

stampo la soluzione (i parametri)

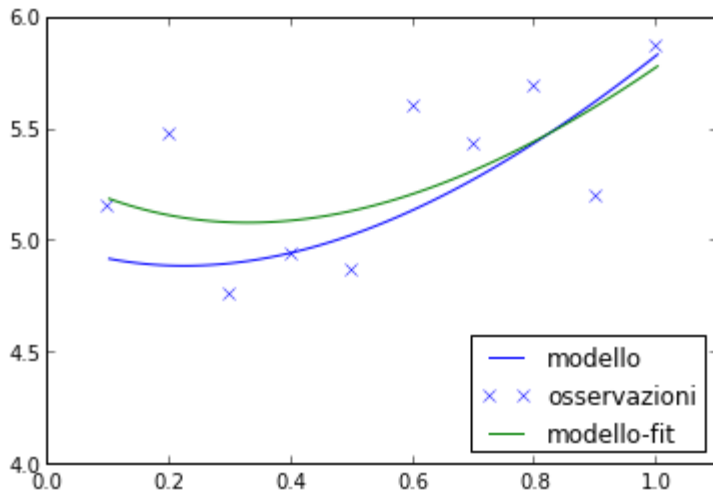
```
In [27]: print('c=',c)

c= [ 5.31571034  3.83108295]
```

plotto il modello di partenza, le osservazioni (con rumore gaussiano) e il modello ottenuto mediante la soluzione del problema.

```
In [39]: xfitto=np.linspace(0.1,1.0,100)
         ymod     = modello(xfitto)
         ymodfit  = mymod(c[0],c[1])(xfitto)
         axis([0,1.1,4,6])
         plot(xfitto,ymod,label='modello')
         plot(xi , zi , 'bx',label='osservazioni')
         plot(xfitto,ymodfit,label='modello-fit')
         legend(loc='lower right')
         savefig('./img/fit01.png')
```





## Decomposizione in autovalori ed autovettori

Il modulo linalg mette a disposizione var metodi di scomposizione

```
In [29]: A = np.matrix( [[1, 5, 2] , [2 , 4 , 1] , [3 , 6 , 2]])
```

risolvo il problema con linalg.eig:

```
In [30]: autoval , autovett = la.eig(A)
```

stampo gli autovalori

```
In [31]: autoval
```

```
Out[31]: array([ 7.9579162 , -1.25766471,  0.2997485  ])
```

stampo gli autovettori (organizzati per colonna)

```
In [33]: autovett
```

```
Out[33]: matrix([[ -0.5297175 , -0.90730751,  0.28380519],
                 [ -0.44941741,  0.28662547, -0.39012063],
                 [ -0.71932146,  0.30763439,  0.87593408]])
```

estraggo gli autovettori (organizzati per colonna)

```
In [35]: v1 = mat(autovett[:,0])
         v2 = mat(autovett[:,1])
         v3 = mat(autovett[:,2])
```

verifica

```
In [37]: aval1,aval1,aval3=autoval
         max(ravel(abs(A*v1-aval1*v1))) , max(ravel(abs(A*v2-aval2*v2))) ,
         max(ravel(abs(A*v3-aval3*v3)))
```

```
Out[37]: (4.4408920985006262e-15, 8.8817841970012523e-16, 3.8857805861880479e-16)
```

