

# systems of linear equations: special matrices

Dice che qua andrà veloce.  
Sono solo richiami.

Qui ci elenca solo qualche proprietà dei sistemi di equazioni lineari.

Una matrice simmetrica definita positiva è un matr = alla sua trasposta. Definita positiva vuol dire che la matrice \* prod scalare con un vettore non nullo otteniamo sempre un valore positivo.

✓ symmetric, positive definite matrices

$$O\left(\frac{n^3}{6}\right)$$

**Cholesky's  
algorithm**

$$A = A^T$$

$$x^T A x > 0 , \\ \forall x \neq \mathbf{0}$$

L'algoritmo di Cholesky's è l'algoritmo di gauss ma ottimizzato per le matrice simmetriche e la sua complessità è la metà di quella di gauss.

Per la risoluzione con matrici tridiagonali (cioè ha solo la diag pricipale, sotto e sopra.). Usiamo l'algoritmo tipo di thomas che ha complessità lineare 5N.

✓ tridiagonal matrices

$$O(5n)$$

**Thomas  
algorithm**

queste due definizioni le ho scritte prime.

symmetric matrix

$$A = A^T$$

positive definite matrix

$$x \neq \mathbf{0} \Rightarrow x^T A x > 0$$

Aggiunge che in una matrice definita positiva gli autovalori sono positivi e i determinanti delle sottomatrici principali di  $A$  sono positivi

eigenvalues of  $A$  are positive

determinants of the principal submatrices  
of  $A$  are positive

$$A = LL^T$$

Qui non vuole entrare nei dettagli dell'algoritmo di Cholesky, ma dice solo che mentre Gauss ha a. che fare con la fattorizzazione LU, qui si usa la fattorizzazione  $L^*L$ , trasposto, cioè a si fattorizza in un prodotto di una matrice per la trasposta della stessa matrice.

$$A = \begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} & a_{13} \\ a_{21} & a_{22} & a_{23} \\ a_{31} & a_{32} & a_{33} \end{pmatrix} = LL^T$$

$$= \begin{pmatrix} l_{11} & 0 & 0 \\ l_{21} & l_{22} & 0 \\ l_{31} & l_{32} & l_{33} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} l_{11} & l_{21} & l_{13} \\ 0 & l_{22} & l_{23} \\ 0 & 0 & l_{33} \end{pmatrix}$$

$$A = LL^T$$

Non lo spiega E NON LO CHIEDE COME SI FATTORIZIZZA. E QUINDI COME SI OTTIENE A.

$$A = \begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} & a_{13} \\ a_{21} & a_{22} & a_{23} \\ a_{31} & a_{32} & a_{33} \end{pmatrix} = LL^T$$

$$= \begin{pmatrix} l_{11} & 0 & 0 \\ l_{21} & l_{22} & 0 \\ l_{31} & l_{32} & l_{33} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} l_{11} & l_{21} & l_{13} \\ 0 & l_{22} & l_{23} \\ 0 & 0 & l_{33} \end{pmatrix}$$

# Cholesky's factorization algorithm (column-wise)

$$a_{11} = \ell_{11}^2 \quad \Rightarrow \quad \ell_{11} = \sqrt{a_{11}}$$

$$a_{21} = \ell_{21}\ell_{11} \quad \Rightarrow \quad \ell_{21} = a_{21}/\ell_{11}$$

$$a_{31} = \ell_{31}\ell_{11} \quad \Rightarrow \quad \ell_{31} = a_{31}/\ell_{11}$$

$$a_{22} = \ell_{21}^2\ell_{22}^2 \quad \Rightarrow \quad \ell_{22} = \sqrt{a_{22} - \ell_{21}^2}$$

$$a_{32} = \ell_{31}\ell_{21} - \ell_{32}\ell_{22} \quad \Rightarrow \quad \ell_{32} = (a_{32} - \ell_{31}\ell_{21})/\ell_{22}$$

.....

$$A = LL^T$$

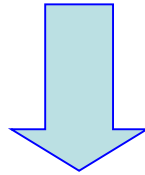
Ci ricorda solo che invece di  $a$  METTIAMO  $LL^T x = b$  poniamo  $L^T x = p$  otteniamo quindi  $Lp = b$ , lo risolviamo e noto  $p$  possiamo calcolare  $x$  risolvendo  $L^T x = p$ . Quelli in rosso sono le incognite.

$$Ax = b$$

$$LL^T x = b$$

posed

$$L^T x = p$$



$$Lp = b$$

$$L^T x = p$$

$$A = LL^T$$

Credo che sia autoesplicativa, non ne parla nella lezione.

note that if we set

$$R = L^T$$

then we get the alternative Cholesky factorization

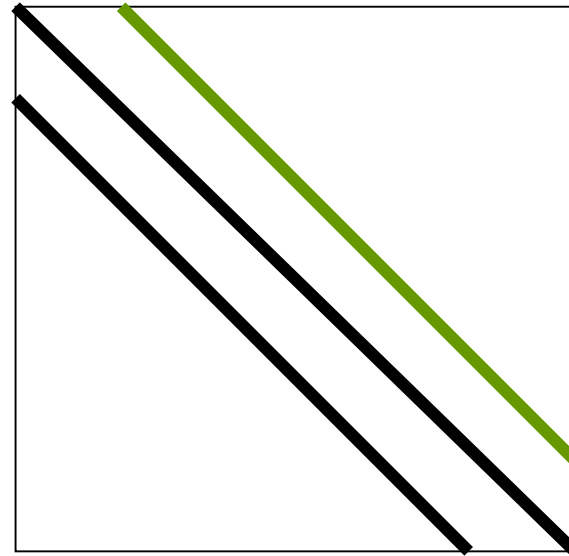
$$A = R^T R$$

with  $R$  **upper** triangular

$$\mathbf{R} = \text{chol}(\mathbf{A})$$

# tridiagonal matrix

Qui è matlab.. .cioè per generarle.



```
B = tridiag(7,ones(7,1),2*ones(7,1),3*ones(7,1))
```

B =

1	2	0	0	0	0	0
3	1	2	0	0	0	0
0	3	1	2	0	0	0
0	0	3	1	2	0	0
0	0	0	3	1	2	0
0	0	0	0	3	1	2
0	0	0	0	0	3	1



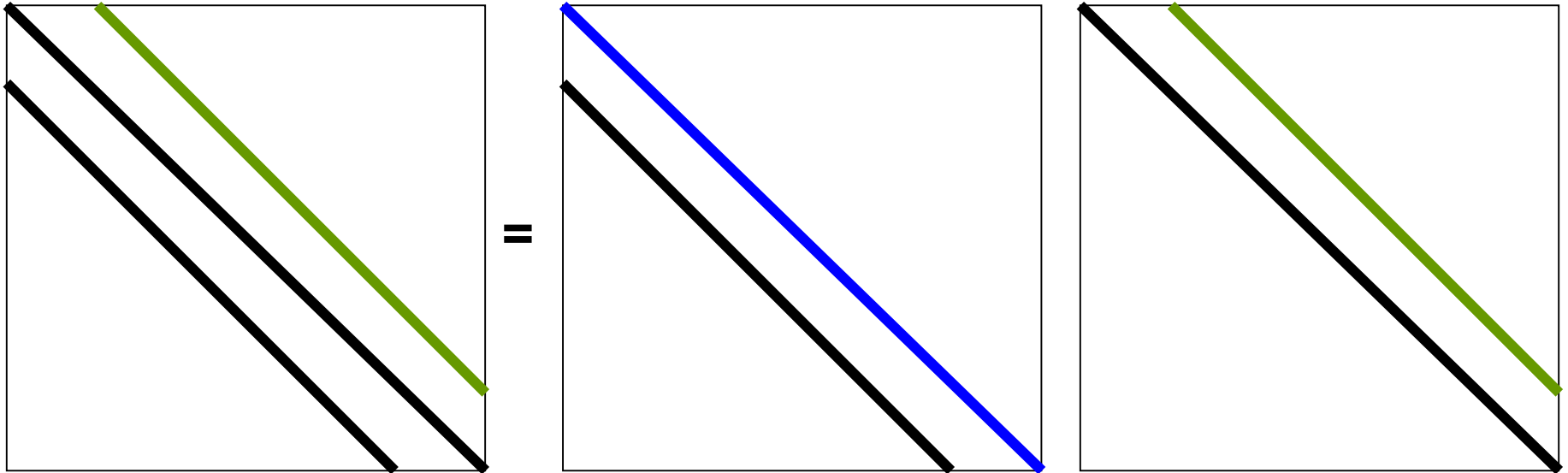
# tridiagonal matrix

# LU factorization

$$T = LU$$

Queste matrici tridiagonali possono essere fattorizzate nel prodotto di due matrici bidiagonali.  
E infatti thoms è l'algoritmo che risolve il sistema di matrici tridiagonali.

NON MOSTRA L'ALGORITMO. Quindi devo saltare un po di slide.



tridiagonal matrix

$$T = LU$$

$$T = \begin{pmatrix} d_1 & f_1 & 0 & 0 \\ c_1 & d_2 & \ddots & \ddots \\ \ddots & \ddots & \ddots & f_{n-1} \\ 0 & 0 & c_{n-1} & d_n \end{pmatrix}$$

$$L = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ \ell_1 & 1 & \ddots & \ddots \\ \ddots & \ddots & \ddots & 0 \\ 0 & 0 & \ell_{n-1} & 1 \end{pmatrix}$$

$$U = \begin{pmatrix} u_1 & f_1 & 0 & 0 \\ 0 & u_2 & \ddots & \ddots \\ \ddots & \ddots & \ddots & f_{n-1} \\ 0 & 0 & 0 & u_n \end{pmatrix}$$

tridiagonal matrix

$$T = LU$$

$$T = \begin{pmatrix} d_1 & f_1 & 0 & 0 \\ c_1 & d_2 & \ddots & \ddots \\ \ddots & \ddots & \ddots & f_{n-1} \\ 0 & 0 & c_{n-1} & d_n \end{pmatrix}$$

at step  $\mathbf{k}$  compute

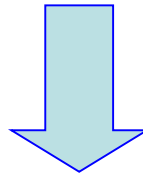
- ✓ the  $\mathbf{k}$ -th component of the subdiagonal of  $L$
- ✓ the  $\mathbf{k}$ -th component of the diagonal of  $U$

# Thomas factorization algorithm

not in place

```
function [linf,udiag] = ...  
    Fatt_LU_tridia(c,d,f)  
linf=c; udiag=d; n=length(d);  
for j=1:n-1  
    linf(j)=c(j)/udiag(j);  
    udiag(j+1)= udiag(j+1)-linf(j)*f(j)  
end
```

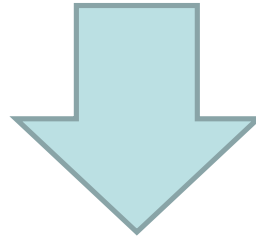
$O(2n)$



solver of bidiagonal ststems

**tridisolve(c,d,f,b)**

BUT  
a tridiagonal matrix is a **sparse  
structured** matrix



use Matlab's **sparse matrices**  
tools

# Matrices : structure

Esistono diversi tipi di matrici. Le matrici piene sono le classiche che conosciamo e hanno la maggior parte degli elementi diversi da 0. Le matrici sparse invece hanno la maggior parte degli elementi a 0, un tipico esempio è la matrice diagonale.

full matrices

most entries  
are **non zero**

sparse matrices

most entries  
are **zero**

# sparsity indices

Possiamo definire due tipi di indici, di densità = al rapporto tra il numero di elementi non nulli e il numero degli elementi della matrice. L'indice di sparsità invece è il rapporto tra gli elementi nulli fratto gli elementi della matrice. Indice di sparsità = 1 vuol dire che tutti gli elementi sono 0.

density

sparsity

$$d = \frac{nnz}{m \cdot n}$$

$$s = 1 - d = \frac{m \cdot n - nnz}{m \cdot n}$$

$m \times n$  matrix

$nnz$  = number of  
non zero elements

a seguire mostra un po di matrici sparse con una struttura.

## structure

Si parla di struttura quando è possibile definire una regola per la quale sappiamo dove sono gli elementi nulli.

$$D = \begin{pmatrix} x & 0 & 0 & 0 \\ 0 & x & 0 & 0 \\ 0 & 0 & x & 0 \\ 0 & 0 & 0 & x \end{pmatrix}$$

diagonal  
matrix

Questa è una matrice diagonale e questa è la sua struttura.

$$a_{ij} = 0 \quad , \quad i \neq j$$



structure

$$T = \begin{pmatrix} x & x & 0 & 0 \\ x & x & x & 0 \\ 0 & x & x & x \\ 0 & 0 & x & x \end{pmatrix}$$

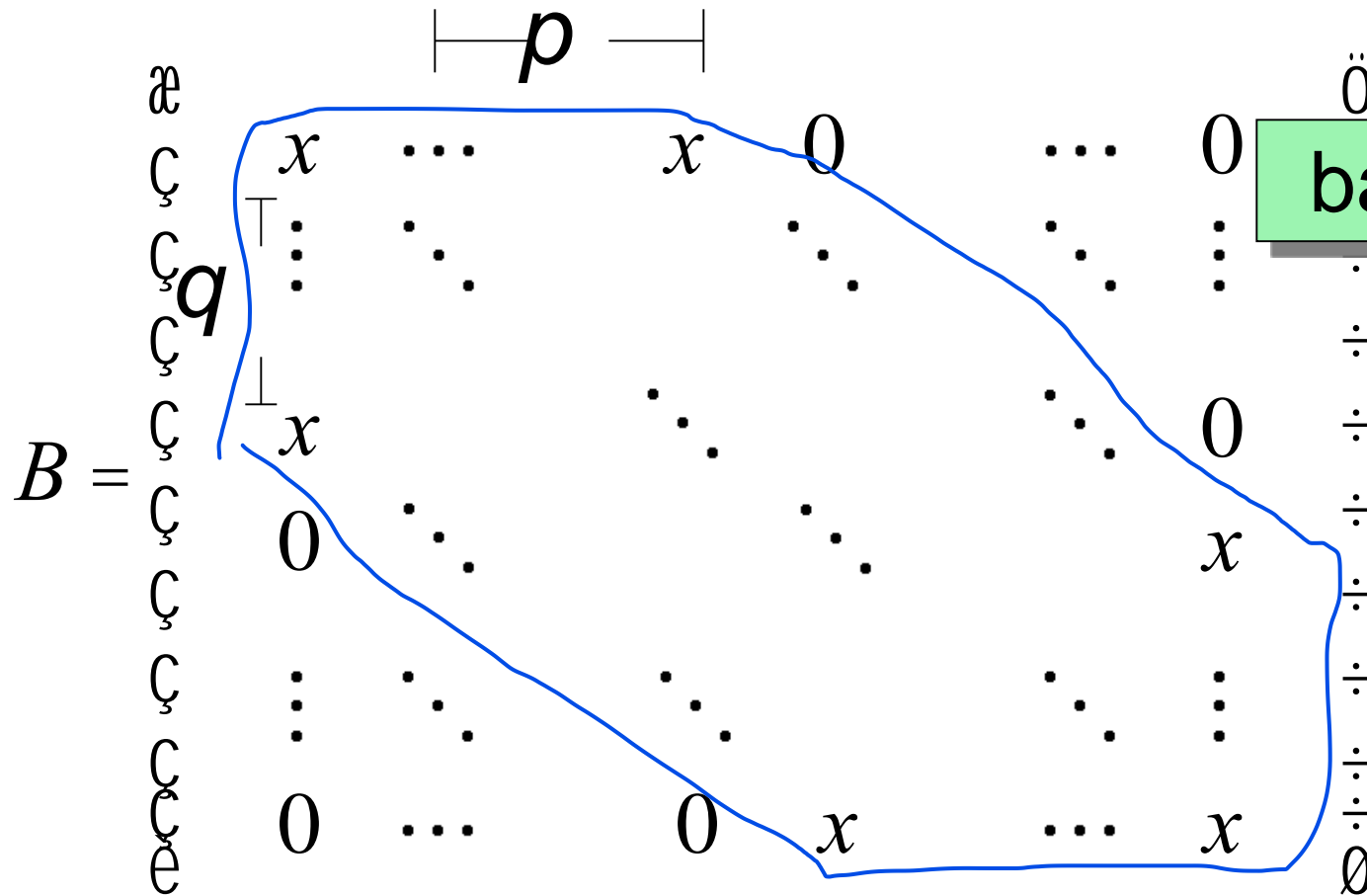
tridiagonale  
matriz

Questa è tridiagonale.

$$a_{ij} = 0 \quad , \quad |i - j| > 1$$

# structure

matrice a banda e quella è la regola.



$$a_{ij} = 0 \quad , \quad j - i > p, i - j > q$$

structure

Questa è una piena, però ha sulle diagonali gli stessi valori.

$$V = \begin{pmatrix} d & e & f & g \\ c & d & e & f \\ b & c & d & e \\ a & b & c & d \end{pmatrix}$$

Toeplitz  
matrix

**equal** entries along diagonals

**structure**

Questa è una matrice di toeplitz come vista prima, ma è anche tridiagonale quindi tridiagonale di toeplitz.

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

Toeplitz  
Tridiagonal  
matrix

quindi possiamo combinare più  
strutture.

**combination of structures**

## structure

Qui abbiamo molti zero ma senza un regola in particolare quindi la chiamo sparsa non strutturata.

$$A = \begin{pmatrix} 6. & 0. & 0. & 3. & 0. \\ 4. & 1. & 0. & 0. & 2. \\ 7. & 0. & 6. & 0. & 8. \\ 0. & 0. & 9. & 5. & 0. \\ 0. & 0. & 0. & 0. & 3. \end{pmatrix}$$

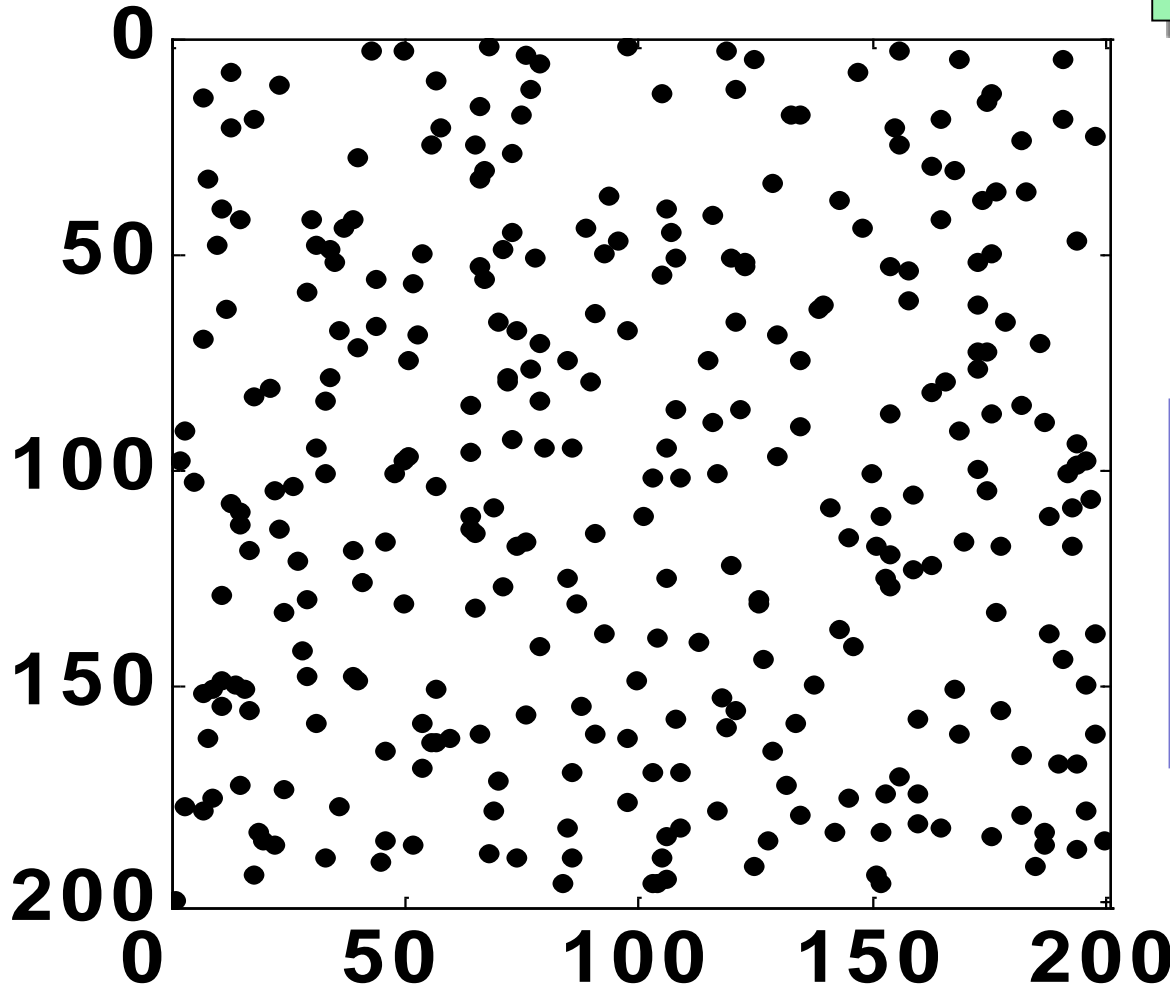
**sparse un-  
structured  
matrix**

Facciamo tutto questo perché il nostro obiettivo è memorizzare le matrici senza gli zeri, per risparmiare memoria e riscrivere gli algoritmi in modo che ignorino le entries degli zeri e quindi più efficienti.

structure

Questo è un es. di matrice senza struttura.  
Il bianco è 0 il nero è qualcosa di pieno.  
Si nota come solo 1,6% è non nullo e l'indice di sparsità è s.

sparse un-structured matrix



$$s = 0.984$$



98.4% of  
entries are  
zero

1.6% non zeros

$$nnz = 40000 * 0.016$$

## structure

Questa è una matrice diagonale a blocchi.

Quando vediamo una matrice sparsa dobbiamo trovare la sua struttura, che può essere anche più complessa delle strutture viste

2	4	9	0	0	0
3	0	6	0	0	0
0	0	0	9	7	0
0	0	0	7	5	0
0	0	0	0	0	4
0	0	0	0	0	5
0	0	0	0	0	6

block-  
diagonal  
matrix

$$\begin{pmatrix} A_{11} & 0 & 0 \\ 0 & A_{22} & 0 \\ 0 & 0 & A_{33} \end{pmatrix}$$

Come memorizziamo le matrici sparse strutturata o non strutturata?

## data structure for storing matrices

**full** and **structured**, **sparse**  
**strutturata** or **sparse un-structured**

per farlo possiamo usare una piena di toeplitz che contiene l'array di tutti gli elementi che stanno sulle diagonali.



non standard storing (different from 2D arrays)

Exemple:

full Toeplitz



1D array of size  
 $m+n-1$   
(number of diagonals)



Example:

$$T = \begin{pmatrix} 7 & -8 & 0 & 2 \\ 1 & 7 & -8 & 0 \\ 4 & 1 & 7 & -8 \\ 9 & 4 & 1 & 7 \end{pmatrix}$$

Toeplitz  
(4x4)

one 1D array of size **7**

**T** [9, 4, 1, 7, -8, 0, 2]

Example:

$$T = \begin{pmatrix} 7 & 5 & 0 & 0 \\ 1 & 3 & 2 & 0 \\ 0 & 2 & 4 & 8 \\ 0 & 0 & 6 & 1 \end{pmatrix}$$

tridiagonal

questi sono diversi modi di memorizzare.

three 1D arrays

2D array 3x4

2D array 4x3

c	[1, 2, 6]
d	[7, 3, 4, 1]
f	[5, 2, 8]

0	5	2	8
7	3	4	1
1	2	6	0

0	7	5
1	3	2
2	4	8
6	1	0

gli 0 per avere le stesse dimensioni

Example:

$$A = \begin{pmatrix} 2 & 0 & 3 & 0 & 0 \\ 1 & 5 & 0 & 4 & 0 \\ 0 & 2 & 6 & 0 & 5 \\ 0 & 0 & 1 & 2 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 3 & 4 \end{pmatrix}$$

5x5 band

storing **diagonal**  
**with offset**

questa è una matrice a banda

2D array 5x3

OFFSET

-1 0 2

0	2	3
1	5	4
2	6	5
1	2	0
3	4	0

0 è la diagonale princ, sotto è -1 -2 etc.

Quindi possiamo creare un vettore degli offset, oppure direttamente una matrice con le bande

# sparse un-structured matrix

$$A = \begin{pmatrix} 6. & 0. & 0. & 3. & 0. \\ 4. & 1. & 0. & 0. & 2. \\ 7. & 0. & 6. & 0. & 8. \\ 0. & 0. & 9. & 5. & 0. \\ 0. & 0. & 0. & 0. & 3. \end{pmatrix}$$

**co-ordinate  
format**

Questo è il modo con cui matlab lavora, cioè formato a coordinate. Considera il vettore formato da tutti gli elementi non nulli della matrice, si scegliono tipicamente muovendosi per riga, ma anche per colonna. Nelle colonne sotto al numero troviamo l'indice di riga e di colonna. Quindi prima riga tutti i valori non nulli, 2 riga i rispettivi indici di col e 3 riga i rispettivi indici di riga.

**A\_nonzero** [6. 3. 4. 1. 2. 7. 6. 8. 9. 5. 3.]  
**ind\_col** [1 4 1 2 5 1 3 5 3 4 5]  
**ind\_riga** [1 1 2 2 2 3 3 3 4 4 5]

nnz

La lunghezza di questi vettori è nnz cioè il numero di elementi non nulli.

Lavorare con queste matrici ci permette di ridurre la complessità di spazio e ridurre il tempo degli algoritmi che lavorano solo sugli elementi non nulli.

## sparse un-structured matrix

store **only non-zero entries**

reduce space complexity

algorithms that act **only on non-zero entries**

reduce time complexity

Matlab ridefinisce poi gli operatori per lavorare su matrici sparse ed ha function per creare matrici sparse, visualizzare e estrarre informazioni

# sparse matrices in Matlab

**co-ordinate  
format**

elementary operators (+, -, \*, \) e **function** di ALN acting on sparse matrices

**function** for building sparse matrices

**function** for extracting information and visualize sparse matrices