

# Preparazione dei Dati in Python con Pandas (parte 2)

## Programmazione di Applicazioni Data Intensive

Laurea in Ingegneria e Scienze Informatiche  
DISI – Università di Bologna, Cesena

Proff. Gianluca Moro, Roberto Pasolini  
*nome.cognome@unibo.it*



## Outline

### Prima lezione

- Dati relazionali
  - tipi di dato
- Serie pandas
  - struttura e creazione
  - selezione di dati
  - operazioni
- DataFrame pandas
  - creazione, import da CSV
  - selezione di dati
  - statistiche
  - ordinamento

### Seconda lezione

- Operazioni avanzate sui DF
  - join
  - indici a più livelli
  - pivoting
  - raggruppamento
- Database relazionali
  - Python DB API
  - esecuzione query da pandas
- Creazione di grafici con matplotlib



## Riepilogo: Serie

- Una **serie** pandas è una sequenza di **valori** in cui ognuno ha un'**etichetta** associata, ad es.:
  - il **numero di abitanti** (in migliaia) di ciascuna **città**
  - il **numero di ordini** di ogni **utente** di un ecommerce
  - il **valore di chiusura giornaliero** di un titolo azionario
- Possiamo selezionare valori dalle serie tramite
  - selezione per etichette (singola, multiple o intervallo)
  - selezione booleana con altra serie con stesse etichette
- Le serie offrono molte operazioni, ad es.
  - conteggio, rimozione, sostituzione valori mancanti
  - riduzione (somma, media, ...)
  - ordinamento (per etichette o per valori)
  - discretizzazione da valori continui ad intervalli

1

Roma	2.617
Milano	1.242
Napoli	962
...	...

2

alice82	8
bob86	12
carlo190	7
...	...

3

2018-09-01	535,43
2018-09-02	532,12
2018-09-03	536,28
...	...

temperatura[pioggia]

Serie 'temperatura':  
 2025-06-01 25  
 2025-06-02 28  
 2025-06-03 22  
 2025-06-04 30  
 2025-06-05 26

Serie 'pioggia' (maschera booleana):  
 2025-06-01 False  
 2025-06-02 True  
 2025-06-03 False  
 2025-06-04 True  
 2025-06-05 False

Temperature nei giorni in cui ha piovuto:  
 2025-06-02 28  
 2025-06-04 30

Applicazioni Data Intensive - G. Moro, R. Pasolini - DISI, Università di Bologna, Cesena

3



## Riepilogo: DataFrame

- Un **DataFrame** rappresenta un set di dati in forma relazionale
- Può essere visto come una sequenza di colonne rappresentate da **serie** di diverso tipo **con etichette condivise**
  - le etichette sono di solito identificatori univoci delle righe
- Ogni serie (colonna) ha un **nome**, utilizzabile per accedere ad essa

**DataFrame**      **serie (colonna)**      **nomi delle colonne (indice delle colonne)**

	nome	cognome	età	sex	# acquisti	cat. preferita
1234	Mario	Rossi	42	M	8	Libri
1357	Maria	Verdi	35	F	12	Musica
...	...	...	...	...	...	...

**etichette (indice delle righe)**

Applicazioni Data Intensive - G. Moro, R. Pasolini - DISI, Università di Bologna, Cesena

4



## Merge (join) di DataFrame

- La funzione `merge` crea un DataFrame dalla combinazione di altri due con la semantica dei `join` nei database relazionali
  - il join naturale tra due tabelle contiene le coppie di righe per le quali i valori di una coppia di colonne di join delle tabelle sono uguali
- La funzione accetta come parametri i due DataFrame (`left` e `right`), seguiti dai parametri che indicano le colonne di join
- Il join più semplice è tra una coppia di colonne
  - se le colonne hanno lo stesso nome, lo si indica col parametro `on`
  - altrimenti si usano i parametri `left_on` e `right_on`
  - di default si considerano tutte le colonne omonime tra i due frame
- Viene generato un nuovo DataFrame con valori degli indici delle righe diversi dai valori iniziali (i.e. da 0 a N-1)



## Un esempio di Join (inner)

- Siano dati i seguenti DataFrame...

departments:  
elenco reparti con  
dept\_ID e nome

	dept_id	dept_name
0	31	Sales
1	33	Engineering
2	34	Clerical
3	35	Marketing

employees:  
elenco impiegati  
con nome e ID del  
reparto

	emp_name	dept_id
0	Rafferty	31
1	Jones	33
2	Heisenberg	33
3	Robinson	34
4	Smith	34
5	Williams	NaN

- Per associare gli impiegati ai nomi dei rispettivi reparti, si esegue il join (inner) sulle colonne `dept_id` dei frame

dato mancante

```
>>> pd.merge(employees, departments,
              on="dept_id")
```

- l'ultima riga di `employees` manca, in quanto è assente il relativo valore di `dept_id`

```
SQL: SELECT *
      FROM employees e JOIN departments d
      ON e.dept_id = d.dept_id
```

	emp_name	dept_id	dept_name
0	Rafferty	31	Sales
1	Jones	33	Engineering
2	Heisenberg	33	Engineering
3	Robinson	34	Clerical
4	Smith	34	Clerical



## Join: Esempio con Colonne con Nome Diverso

- Siano dati i seguenti DataFrame...

departments:  
elenco reparti con **ID\_dept** e nome

	<b>ID_dept</b>	dept_name
0	31	Sales
1	33	Engineering
2	34	Clerical
3	35	Marketing

employees:  
elenco impiegati  
con nome e ID del  
reparto

	emp_name	dept_id
0	Rafferty	31
1	Jones	33
2	Heisenberg	33
3	Robinson	34
4	Smith	34
5	Williams	NaN

- Per associare gli impiegati ai nomi dei rispettivi reparti, si esegue il join sulle colonne **ID\_dept** e **dept\_id** dei frame

```
>>> pd.merge(employees, departments,
left_on="ID_dept", right_on="dept_id")
```

- l'ultima riga di **employees** manca, in quanto è assente il relativo valore di **dept\_id**

SQL: SELECT \*  
FROM employees e JOIN departments d  
ON e.dept\_id = d.ID\_dept

	emp_name	dept_id	dept_name
0	Rafferty	31	Sales
1	Jones	33	Engineering
2	Heisenberg	33	Engineering
3	Robinson	34	Clerical
4	Smith	34	Clerical

dato  
mancante



## Altri Tipi di Join: Left, Right, Outer

- Col parametro **how** si specifica il **tipo di join** da applicare
  - "inner" (default): considera l'intersezione tra i valori di join dei 2 frame
  - "left"/"right": usa tutti i valori del primo/secondo frame, inserendo valori NA al posto di quelli assenti nel secondo/primo frame;
    - ogni riga del primo/secondo frame appare almeno una volta
  - "outer": usa tutte le chiavi di entrambi i frame
  - si tratta degli stessi tipi di join disponibili in SQL
- Ad es., per eseguire il join di prima includendo la riga con valore mancante

```
>>> pd.merge(employees, departments,
on="dept_id", how="left")
```

SQL: SELECT \*  
FROM employees e LEFT JOIN departments d  
ON e.dept\_id = d.dept\_id


	emp_name	dept_id	dept_name
0	Rafferty	31	Sales
1	Jones	33	Engineering
2	Heisenberg	33	Engineering
3	Robinson	34	Clerical
4	Smith	34	Clerical
5	Williams	NaN	NaN



## Join sugli Indici dei DataFrame

- Il join può essere eseguito anche tra etichette degli indici invece che tra colonne "standard" del DataFrame
- Per usare le etichette come join nel primo e/o secondo frame, impostare `left_index` e/o `right_index` a `True`
- Si ipotizzi ad esempio che nel frame `departments` sia l'indice a contenere gli ID dei reparti
- Per associare gli impiegati ai nomi dei rispettivi reparti in questo caso scriviamo:

```
>>> pd.merge(employees,
              departments,
              left_on="dept_id",
              right_index=True)
```



emp_name	dept_id	dept_name
0	Rafferty	31 Sales
1	Jones	33 Engineering
2	Heisenberg	33 Engineering
3	Robinson	34 Clerical
4	Smith	34 Clerical



## Indici Gerarchici

- Finora abbiamo visto indici (sia in serie che in righe e colonne di DataFrame) composti da valori semplici (es. stringhe)
- pandas supporta anche indici *gerarchici* composti da **più livelli**
  - ciascuno degli  $N$  livelli ha un nome (opzionale) e un tipo di valori
  - ogni etichetta dell'indice è una **tupla di  $N$  valori**
  - le etichette sono spesso univoche anche se i valori di ogni indice non lo sono (come in una tabella RDBMS con chiave primaria composta)
- Gli indici gerarchici sono utili per trattare dati **a più dimensioni**



## Indici Gerarchici: Esempio

- La seguente tabella rappresenta un sommario delle vendite annuali in diversi negozi di una catena

anno	negozio	categoria	clienti distinti	acquisti	fatturato
2015	Roma	carne	68	82	343 €
2015	Roma	pesce	48	74	464 €
...	...	...	...	...	...
2019	Milano	bibite	75	91	242 €
2019	Milano	birre	56	83	253 €

- I **livelli dell'indice** sono le diverse dimensioni su cui possiamo analizzare i dati
  - possiamo raggruppare dati per anno, negozio, categoria o combinazione di essi
- Le **colonne** contengono i dati effettivi che possono essere elaborati
  - selezione dati singolo negozio, medie per anno, grafici a torta per categorie, ...



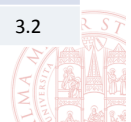
## Impostare un Indice Gerarchico

- In ciascuna riga del DataFrame d'esempio
  - il valore "pop" costituisce **un dato** (popolazione)
  - gli altri indicano **a cosa si riferisce** (stato e anno)
- Sarebbe opportuno quindi che le colonne "year" e "state" siano usate come indici
- Usando il metodo **set\_index**, si sostituisce l'indice corrente con una o più colonne
  - con un nome singolo si ha un indice semplice
  - con una lista si crea un indice gerarchico
  - come negli altri casi è creata una copia del frame, salvo specificare **inplace=True**
  - reset\_index** resetta l'indice al default
    - gli indici esistenti diventano colonne del dataframe, per evitarlo **df.reset\_index(drop=True)**

	year	state	pop
one	2000	Ohio	1.5
two	2001	Ohio	1.7
three	2002	Ohio	3.6
four	2001	Nevada	2.4
five	2002	Nevada	2.9
six	2003	Nevada	3.2

set\_index

year	state	pop
2000	Ohio	1.5
2001	Ohio	1.7
2002	Ohio	3.6
2001	Nevada	2.4
2002	Nevada	2.9
2003	Nevada	3.2



## Esempio di DataFrame con Indice Gerarchico

```
>>> dfmi = df.set_index(["state", "year"])
>>> dfmi
```

nomi dei livelli dell'indice delle righe (sono copiati i nomi delle colonne)

nei livelli più a sinistra, uno stesso valore che sarebbe ripetuto su più righe è indicato solo nella prima

- Estraendo la colonna "pop" si ottiene una serie con lo stesso indice gerarchico

```
>>> dfmi["pop"]
state  year
ohio    2000    1.5
        2001    1.7 [...]
```

state	year	pop
Ohio	2000	1.5
	2001	1.7
	2002	3.6
Nevada	2001	2.4
	2002	2.9
	2003	3.2

nomi delle colonne (in questo caso ne è rimasta una sola)



## Accesso per Etichette a Indici Gerarchici

- Usando un indice gerarchico, ciascuna riga è identificata da una **tupla** piuttosto che da un valore singolo

```
>>> dfmi.loc[("ohio", 2001), "pop"] # un valore
1.7
```

```
>>> dfmi.loc[("ohio", 2001)] # intera riga
pop    1.7
Name: (Ohio, 2001), dtype: float64
```

- È anche possibile indicare un'etichetta parziale (solo i primi x valori) per selezionare un gruppo di righe

```
>>> dfmi.loc["ohio"] # tutte le righe ("ohio", ...)
year  pop
2000  1.5
2001  1.7
2002  3.6
```

il primo livello ("state"), avendone selezionato una singola etichetta, viene rimosso dal DataFrame risultante, lasciando solamente il secondo ("year")

	state	year	pop
	Ohio	2000	1.5
		2001	1.7
		2002	3.6
	Nevada	2001	2.4
		2002	2.9
		2003	3.2



## Spostare Livelli tra Indici di Righe e Colonne (Pivoting)

- Avendo un DataFrame con indici di righe e/o colonne a più livelli, può essere utile “girare” un livello dall’uno all’altro
- Il metodo `stack` toglie un livello indicato dall’indice delle colonne e lo aggiunge come ultimo all’indice delle righe
  - “stack” perché sezioni di tabella da affiancate diventano *impilate*
- `unstack` compie l’operazione opposta (da righe a colonne)
  - questa operazione si può eseguire su una serie con indice multilivello per ottenere un DataFrame
- `pivot` invece toglie colonne dal frame per trasformarle in livelli degli indici di riga (`index`) o colonna (`columns`)
- I DataFrame ottenuti con questi metodi riportano valori NA in corrispondenza di righe o colonne mancanti



## Pivoting: Esempi (1) - unstack

- Dal dataframe d’esempio con indice gerarchico `dfmi`...
- ... prendo la colonna “pop” e sposto il livello “state” dalle righe alle colonne

```
>>> dfmi["pop"].unstack("state")
```

state	year	pop
Ohio	2000	1.5
	2001	1.7
	2002	3.6
Nevada	2001	2.4
	2002	2.9
	2003	3.2

unstack

i dati passano da essere  
“impilati” (“stack”) uno sopra l’altro ad essere affiancati

state	Nevada	Ohio
year		
2000	NaN	1.5
2001	2.4	1.7
2002	2.9	3.6
2003	3.2	NaN

poiché le righe (“Nevada”, 2000) e (“Ohio”, 2003) non esistono in “pop”, otteniamo valori NA





## Pivoting: Esempi (1) - stack

- Dal dataframe della slide precedente con indice gerarchico `dfmi`...

- ... (i) applichiamo questa volta `stack`

```
dfmi=pd.DataFrame(dfmi.stack())
```

↓

year	state	
2000	Ohio	1.5
2001	Nevada	2.4
	Ohio	1.7
2002	Nevada	2.9
	Ohio	3.6
2003	Nevada	3.2

(ii) riordiniamo i livelli gerarchici

```
dfmi.reorder_levels(["state", "year"])
```

(iii) riassegniamo il nome `pop` alla colonna e riordiniamo le righe

```
dfmi.rename(
    columns={ dfmi.columns[0]: "pop"},
    inplace = True)
dfmi.sort_index(ascending=False)
```

e riotteniamo il dataframe iniziale

state	Nevada	Ohio
year		
2000	NaN	1.5
2001	2.4	1.7
2002	2.9	3.6
2003	3.2	NaN

state	year	pop
Ohio	2002	3.6
	2001	1.7
	2000	1.5
Nevada	2003	3.2
	2002	2.9
	2001	2.4



## Pivoting: Esempi (2)

- Dalla tabella iniziale `df` (senza indici) uso `pivot` per ottenere una tabella con una riga per stato e una colonna per anno

```
>>> df.pivot(index="state", columns="year")
```

	year	state	pop
one	2000	Ohio	1.5
two	2001	Ohio	1.7
three	2002	Ohio	3.6
four	2001	Nevada	2.4
five	2002	Nevada	2.9
six	2003	Nevada	3.2

l'indice delle righe esistente viene scartato

pivot

	year	2000	2001	2002	2003
state					
Nevada		NaN	2.4	2.9	3.2
Ohio		1.5	1.7	3.6	NaN

di nuovo, otteniamo valori mancanti per le combinazioni stato+anno assenti nel DataFrame originale



## Divisione di un DataFrame in Gruppi

- In molti casi è utile suddividere i dati di un DataFrame in gruppi per eseguire calcoli separati su ciascuno
  - calcolare statistiche aggregate (es. media, devstd, ..) divise per gruppi
  - trasformare dati in modo differenziato per ciascun gruppo
- Il metodo `groupby` crea una **partizione in gruppi delle righe** di un frame, con logica simile alla clausola GROUP BY di SQL
  - sono definite **una o più chiavi**, ciascuna corrispondente ad una colonna o ad un'espressione calcolata su una o più colonne
  - tutte le righe con stessi valori sulle rispettive **colonne di groupby** sono inserite in uno stesso gruppo
- L'oggetto restituito contiene i dati sui gruppi creati e fornisce diversi metodi per lavorare con essi



## Estrarre i Gruppi da un DataFrame

- Raggruppiamo ad esempio il frame `df` in base al valore della colonna "state"

```
>>> bystate = df.groupby("state")
```

- Otteniamo una partizione di `df` in due gruppi, chiamati "Ohio" e "Nevada"

- L'attributo `ngroups` indica il numero di gruppi ottenuti

```
>>> bystate.ngroups
2
```

- Gli attributi `groups` e `indices` sono dizionari che associano ai nomi dei gruppi le etichette e le posizioni delle righe relative

```
>>> list(bystate.groups)
['Nevada', 'Ohio']
```

	year	state	pop
one	2000	Ohio	1.5
two	2001	Ohio	1.7
three	2002	Ohio	3.6
four	2001	Nevada	2.4
five	2002	Nevada	2.9
six	2003	Nevada	3.2



## Accedere ai Dati dei Gruppi

- Iterando (es. con `for`) sull'oggetto dato da `groupby` si ottiene per ogni gruppo creato una tupla con
  - il nome del gruppo (i.e. medesimo valore di raggruppamento)
  - DataFrame con le righe contenute nel gruppo

```
for group, data in bystate:
    [...]
```

- Col metodo `get_group` si può ottenere un DataFrame con le righe di un gruppo dato il suo nome
  - in questo caso il frame non riporta le colonne di raggruppamento

```
>>> bystate.get_group("Ohio")
      year  pop
one    2000  1.5
two    2001  1.7
three  2002  3.6
```

Applicazioni Data Intensive - G. Moro, R. Pasolini - DISI, Università di Bologna, Cesena

21



## Funzioni di Aggregazione per Gruppi

- Gli oggetti “groupby” hanno analoghi metodi di riduzione (i.e. aggregazione) di serie e DataFrame (`min`, `max`, `sum`, `mean`)
- Utilizzandoli, si ottiene un DataFrame con l’aggregazione richiesta calcolata **separatamente su ciascun gruppo**
  - ad ogni riga corrisponde un gruppo, ad ogni colonna corrisponde una colonna del frame su cui è calcolata la funzione di aggregazione

```
>>> df.mean()
year    2001.50
pop      2.55
# medie globali

SQL:
SELECT MEAN(year), MEAN(pop)
FROM df

>>> bystate.mean()
      year  pop
state
Nevada  2002  2.833333
Ohio    2001  2.266667
# medie per gruppo

SQL:
SELECT state, MEAN(year),
        MEAN(pop)
FROM df
GROUP BY state
```

la colonna di raggruppamento è usata come nome del livello (unico in questo caso) dell'indice



## Raggruppamento di Risultati Derivati

- Oltre a nomi di colonne, `groupby` accetta array o serie con indici che combaciano: i gruppi si basano sui valori in esso

```
>>> df.groupby(df.year >= 2002)
```

gruppo  
False

	year	state	pop
one	2000	Ohio	1.5
two	2001	Ohio	1.7
four	2001	Nevada	2.4

gruppo  
True

	year	state	pop
three	2002	Ohio	3.6
five	2002	Nevada	2.9
six	2003	Nevada	3.2

- Si può dare un nome alla serie con `rename`
  - utile per distinguere le colonne nel risultato, vedi dopo

```
>>> group_key = (df.year >= 2002).rename("since_02")
```

```
>>> df.groupby(group_key).mean()
```

	year	pop
since_02		
False	2000.666667	1.866667
True	2002.333333	3.233333



## Raggruppamento con Colonne Multiple

- Usando molteplici colonne di raggruppamento, si generano tanti gruppi quante le combinazioni distinte dei loro valori
- Ogni gruppo è identificato da una tupla con i medesimi valori

```
>>> since_02 = (df.year >= 2002).rename("since_02")
```

```
>>> mg = df.groupby(["state", since_02])
```

("Nevada", False)

	year	state	pop
four	2001	Nevada	2.4

("Nevada", True)

	year	state	pop
five	2002	Nevada	2.9
six	2003	Nevada	3.2

("Ohio", False)

	year	state	pop
one	2000	Ohio	1.5
two	2001	Ohio	1.7

("Ohio", True)

	year	state	pop
three	2002	Ohio	3.6

- Applicando funzioni di aggregazione, si ottiene un frame il cui indice delle righe ha un livello per ogni valore

```
>>> mg.mean()
```

		year	pop
Nevada	since_02		
	False	2001.0	2.40
Ohio	True	2002.5	3.05
	False	2000.5	1.60
	True	2002.0	3.60



## Esecuzione di Statement SQL su DataFrame

- Con **Pandasql** si eseguono statement SQL su DataFrame
- e.g.

```
>>> import pandasql as ps
>>> query = \
    """SELECT state, avg(pop), min(pop), max(pop)
        FROM df
        WHERE year >= 2002
        GROUP BY state"""
>>> print(ps.sqldf(query))
state avg(pop) min(pop) max(pop)
0 Nevada  3.05    2.9    3.2
1 Ohio    3.60    3.6    3.6
```

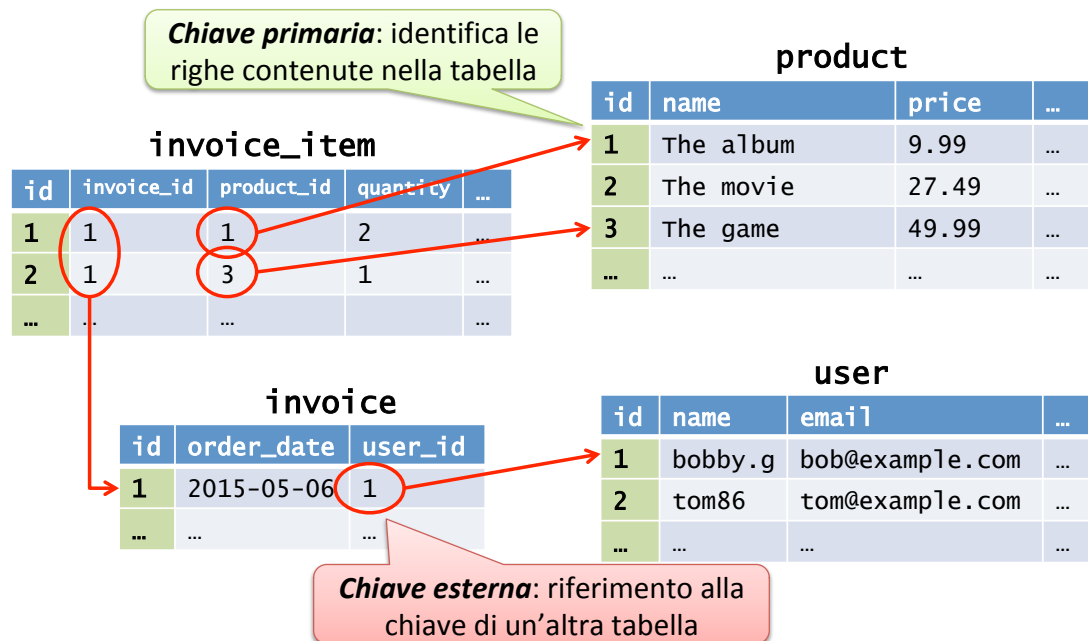


## Database Relazionali

- I **database relazionali** sono tutt'ora la soluzione più usata per la gestione di grandi volumi di dati
  - interrogazione, manipolazione dei dati e definizione della loro struttura tramite linguaggio standard SQL (*Structured Query Language*)
  - supporto di transazioni atomiche concorrenti (*ACID*), importante in applicazioni multi-utente, incluse le applicazioni Web
- Ogni database è costituito da una collezione di tabelle
  - ogni colonna è di un tipo specifico, non sono accettati dati di altri tipi
- In ogni tabella una o più colonne costituiscono la **chiave primaria**, il cui valore identifica univocamente ciascuna riga
- Tabelle diverse sono messe in relazioni tramite **chiavi esterne**, ovvero riferimenti a chiavi primarie di altre tabelle



## Esempio di Database Relazionale



## RDBMS (Relational DataBase Management System)

- Un **RDBMS** è un software che gestisce uno o più database relazionali, risolvendo diversi problemi complessi
  - **ottimizzazione** dei tempi di risposta delle operazioni, in particolare tramite l'uso di **indici** per individuare rapidamente specifiche righe
  - gestione di operazioni **concorrenti** sui dati con transazioni **ACID** (atomiche, consistenti, isolate, persistenti)
  - **controllo degli accessi** (gestione utenti con diversi diritti d'accesso)
- Un RDBMS è costituito in genere da **processi dedicati** (*server*), a cui altri processi (*client*) si interfacciano con driver appositi
- Come RDBMS di riferimento consideriamo **PostgreSQL**
  - software open source affidabile con 20+ anni di sviluppo
  - alta compatibilità con lo standard SQL
  - altamente estendibile con nuovi tipi di dati, indici, funzioni, ...



## SQLite

- Al contrario di PostgreSQL e altri RDBMS, **SQLite** è un RDBMS *incorporato*: **non** usa un'architettura client-server
- Per usare SQLite, un'applicazione ne deve includere la libreria ed utilizzare la relativa API direttamente nel codice
- Le operazioni sul database sono eseguite nello **stesso processo dell'applicazione**
- Il database risiede in un **singolo file** (eventualmente in RAM)
  - per fare una copia/backup del database è sufficiente copiare il file
- SQLite è usato per dati in quantità non elevate e gestiti da una singola applicazione mono-utente, ad es.:
  - dati delle app Android (ad es. tutti i messaggi di testo di WhatsApp!)
  - configurazione di Firefox e Thunderbird



## Python DB API e Modulo `sqlite3`

- Pur con implementazioni diverse, i vari RDBMS si basano su concetti comuni ed usano lo stesso linguaggio (SQL)
- Il documento **PEP 249** propone un'**interfaccia standard** seguita da molte librerie Python che si interfacciano a diversi RDBMS
  - <https://www.python.org/dev/peps/pep-0249/>  
(**Python DB API Specification 2.0**, da qui in breve **DB API**)
  - simile all'API JDBC (*Java DataBase Connectivity*) in Java
  - Analogamente la stringa di connessione al db, dipende dal RDBMS prescelto
- Sullo standard si basano anche vari framework che lavorano con RDBMS, ad esempio per l'*Object Relational Mapping*
- `sqlite3` è un modulo della libreria standard Python per gestire database SQLite conforme alla DB API



## DB API / sqlite3: Connessione al Database

- La DB API prevede che il modulo che la implementa dichiari una funzione `connect` per connettersi al RDBMS supportato
- A `connect` vanno passati i parametri della connessione
  - in generale: indirizzo del database, nome utente, password, ...
- Nel caso di `sqlite3`, alla funzione `connect` passiamo il nome di un file SQLite da aprire, che viene creato se non esiste
  - E.g. `connect(dsn='myhost:MYDB', user='myuser', password='234$')`
  - per un db temporaneo in RAM si passa `dsn=':memory:'`
- Viene restituito un oggetto che rappresenta la connessione, che va chiuso col metodo `close` al termine dell'utilizzo
  - si può utilizzare il costrutto `with` per chiuderla automaticamente

```
>>> with sqlite.connect("stuff.db") as conn:
...     ... # do something with conn
```

Applicazioni Data Intensive - G. Moro, R. Pasolini - DISI, Università di Bologna, Cesena

31



## DB API / sqlite3: Operazioni sul Database

- Un  *cursore*  permette di eseguire operazioni sul database
  - Per creare un cursore, chiamare `cursor()` sulla connessione
- ```
>>> cur = conn.cursor()
```
- Per **eseguire un comando SQL**, si invoca il metodo `execute`
- ```
>>> cur.execute("DELETE FROM product WHERE id=42")
```
- Un comando può contenere dei **parametri** passati da codice
    - usando dei segnaposto `"?"` e passando i parametri **in una tupla**

```
cur.execute("UPDATE product SET price=? WHERE id=?",
            (new_price, id))
```
    - usando segnaposto `":nome"` e passando i parametri **in un dizionario**

```
cur.execute("UPDATE product SET name=:n WHERE id=:id",
            {"id": id, "n": new_id})
```
    - librerie diverse da `sqlite3` possono usare formati di parametri diversi





## DB API / sqlite3: Interrogazioni

- Se si usa il  **cursore**  per eseguire un'  **interrogazione** ...  

```
>>> cur.execute("SELECT name, price FROM product")
```
- ... si può  **iterare**  su di esso (es. con  **for** ) per  **reperire le righe una alla volta** 
  - ogni  **riga**  è restituita di default in forma di  **una tupla** : con l'  **unpacking**  è possibile assegnare i valori delle singole colonne a diverse variabili

```
>>> for name, price in cur:
...     print("- {}: $ {}".format(name, price))
```
- In alternativa ad iterare col cursore, si può
  - ottenere una  **singola riga**  col metodo  **fetchone**  (può essere chiamato più volte per reperire righe successive)  **cur.fetchone()**
  - ottenere  **tutte le righe in blocco**  in una lista col metodo  **cur.fetchall()**
  - ottenere  **blocchi di k righe**  (k intero > 0) con  **cur.fetchmany(k)**

Applicazioni Data Intensive - G. Moro, R. Pasolini - DISI, Università di Bologna, Cesena

33



## DB API / sqlite3: Transazioni

- Di default i comandi di scrittura dei dati  **non hanno effetto immediato**  sul database
  - al contrario ad es. di JDBC, dove di default è attivo l'  **auto-commit**
- Per le transazioni, l'oggetto connessione fornisce i metodi
  - **commit**  per  **confermare**  e chiudere la transazione corrente
  - **rollback**  per  **annullare**  le modifiche
  - NB: la chiusura della connessione al database  **non**  comporta un commit automatico, va effettuato deliberatamente!
- Nel caso di sqlite3, le transazioni sono implementate ponendo un  **lock sull'intero file**  del database
  - questo è accettabile se il DB è utilizzato da un singolo processo
  - in altri casi (es. PostgreSQL) la gestione è a carico del RDBMS sottostante, che supporta transazioni concorrenti

Applicazioni Data Intensive - G. Moro, R. Pasolini - DISI, Università di Bologna, Cesena

34



## Importare un DataFrame da un Database Relazionale

- La funzione `read_sql` di pandas crea un DataFrame dal risultato di una **query SQL** su un database relazionale
  - i parametri necessari sono la **query** e la **connessione** al database
- Come in `read_csv`, si può specificare con `index_col` una colonna da usare come indice, di solito la chiave primaria
- La query può contenere **parametri** come in `execute` nella DB API, in tal caso i loro valori vanno passati con l'opzione `params`

```
>>> with sqlite3.connect("stuff.db") as conn:
...   data = pd.read_sql("SELECT * FROM items", conn)

pd.read_sql("SELECT * FROM items WHERE price < ?",
            params = (10, ))
```

la virgola è necessaria per indicare che si tratta di una tupla di un elemento



## SQL e pandas

- Con `read_sql` si può eseguire facilmente **una parte di elaborazione dei dati in SQL** prima di passarli a pandas
- Quali operazioni conviene eseguire in SQL e quali in pandas ?*
- pandas lavora in RAM, per cui conviene effettuare in SQL **operazioni che riducano a monte il volume di dati** importati
  - effettuare join tra tabelle, selezionare colonne specifiche, creare nuove feature per fare previsioni, classificazioni con attributi calcolati
  - un RDBMS esegue queste operazioni con grande efficienza
- Una volta importati i dati d'interesse, si usano pandas e altre librerie Python per eseguire **elaborazioni più complesse**
  - applicare trasformazioni arbitrarie ai valori, estrarre parole dai testi, ...
  - alcune operazioni sono possibili anche in SQL, tramite estensioni specifiche dei vari RDBMS



# matplotlib

- **matplotlib** è una libreria Python di uso comune per la creazione di grafici dai dati
  - istogrammi, andamento di una serie, grafici a dispersione, grafici a torta, box plot, ...
- Legge dati da vettori in forma di oggetti “array-like”, quali liste Python, array NumPy e serie pandas
- Permette di personalizzare molti aspetti dei grafici
  - stile di linee e punti, titoli, valori sugli assi, linee guida, legenda, ...
- Serie e DataFrame pandas forniscono metodi per generare rapidamente grafici matplotlib dai dati contenuti



## Uso di matplotlib

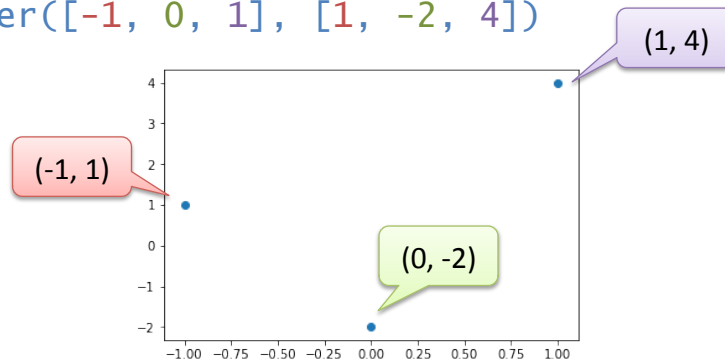
- matplotlib è spesso usato tramite la API `pyplot`, con cui si creano grafici aggiungendo progressivamente elementi
  - imita le istruzioni per creare grafici usate in Matlab
  - esiste anche un’API object-oriented, consigliata per grafici complessi
- La API `pyplot` è importata convenzionalmente come “`plt`”  
`import matplotlib.pyplot as plt`
- I grafici si possono mostrare in una finestra o esportare su file
- In Jupyter è inoltre possibile **integrare grafici nel notebook**, inserendo in una cella tutti i comandi per costruire una figura
  - per abilitare l'integrazione di matplotlib in Jupyter eseguiamo una cella a inizio documento col comando `%matplotlib inline`
  - Altri comandi “magici”: `%who` elenca variabili/funzioni, `%system comando` (e.g. `pwd`) esegue comandi shell, `%load_ext autoreload` `%autoreload 2` ricarica in automatico file di codice modificati referenziati, `%%time` tempo di run di una cella Jupyter, `%run myfile.py` esegue file python e carica le relative funzioni/metodi nel file jupyter



## Grafico a Dispersione

- Un grafico a dispersione (*scatter plot*) mostra un insieme di dati su un piano 2D in base ai valori di due attributi X e Y
  - si può usare per valutare visivamente la correlazione tra due variabili
- Si genera con la funzione `scatter`, passando due vettori di pari lunghezza con i valori X e Y

```
plt.scatter([-1, 0, 1], [1, -2, 4])
```



## Grafico a Dispersione: Dimensione e Colore dei Punti

- Con gli attributi `s` e `c` di `scatter` è possibile determinare dimensione (`size`) e colore dei punti
  - il colore è dato per nome (es. `"red"`) o in RGB (es. `"#FF0000"`)
- Sia dimensione che colore possono essere differenziate per i vari punti passando vettori di valori
  - per il colore si può passare un vettore di numeri, che sono convertiti in colori in base ad una colormap specificabile

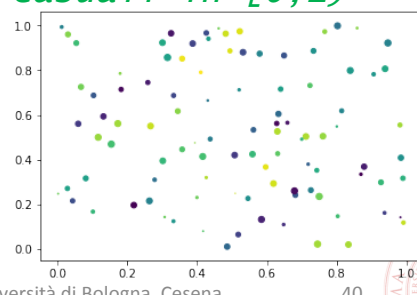
*# genera 4 sequenze di 100 float casuali in [0,1)*

```
x, y, size, col = \
    np.random.random((4, 100))
```

*# scala dimensioni da 0-1 a 0-30*

```
size *= 30
```

```
plt.scatter(x, y, s=size, c=col)
```



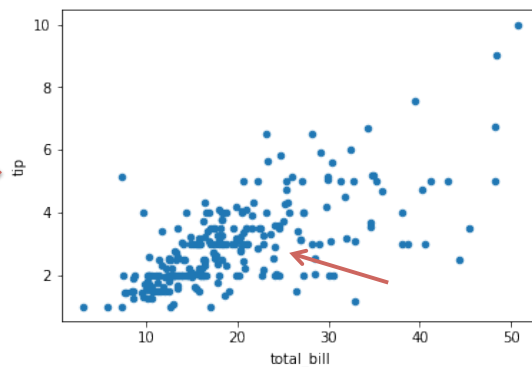
## Grafico a Dispersione da un DataFrame

- Il metodo `plot.scatter` dei DataFrame crea un grafico con un punto per riga con valori X e Y da due colonne indicate

`tips.head()` →  
`tips.plot.scatter("total_bill", "tip")`

	total_bill	tip	sex	smoker	day	time	size
0	16.99	1.01	Female	No	Sun	Dinner	2
1	10.34	1.66	Male	No	Sun	Dinner	3
2	21.01	3.50	Male	No	Sun	Dinner	3
3	23.68	3.31	Male	No	Sun	Dinner	2
4	24.59	3.61	Female	No	Sun	Dinner	4

i nomi delle colonne sono automaticamente indicati lungo gli assi



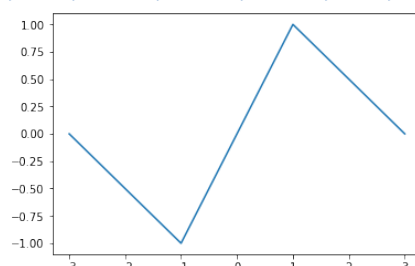
questo dataset d'esempio riporta gli importi totali ("total\_bill") di alcuni conti di un ristorante e la mancia lasciata ("tip")



## Grafico a Linea

- Un grafico a linea mostra l'andamento di una variabile Y rispetto ad una X in modo simile al grafico di una funzione
  - molto usato per serie temporali (es. l'andamento di un titolo di Borsa)
- Si genera con la funzione `plot`, sempre passando vettori di pari lunghezza delle coordinate X e Y
  - passando solo un vettore con le Y, le X default sono gli interi da 0 a N-1

`plt.plot([-3, -1, 1, 3], [0, -1, 1, 0])`

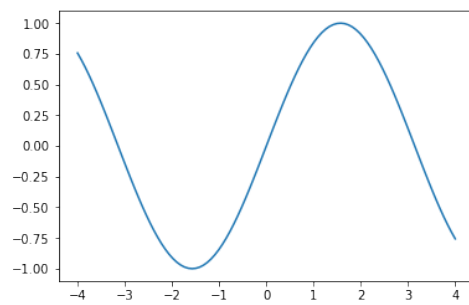


## Grafico di una Funzione

- Data una funzione ed un vettore di  $N$  valori di input, si ha il vettore degli  $N$  output corrispondenti
  - esempio: le funzioni universali di NumPy
- Si può creare un grafico della funzione definendo un vettore di  $X$  e applicando ad esso la funzione per ottenere le  $Y$ 
  - è comune usare `linspace` per generare il vettore di  $X$

```
x = np.linspace(-4, 4, 100)
y = np.sin(x)
plt.plot(x, y)
```

maggiore è il numero di valori usati come campioni, maggiore è la qualità del grafico



Applicazioni Data Intensive - G. Moro, R. Pasolini - DISI, Università di Bologna, Cesena

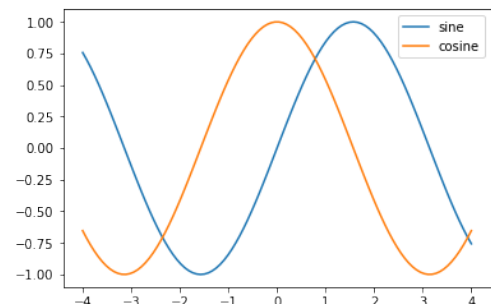
43



## Grafico con Linee Multiple e Legenda

- Chiamando più volte `plot` è possibile tracciare diverse serie di valori nello stesso grafico
  - sono automaticamente scelti colori differenti
- Con `legend` è possibile aggiungere una legenda, indicando le etichette nell'ordine in cui sono aggiunte le serie
  - la posizione della legenda è scelta in automatico, ma si può impostare con un parametro `loc`

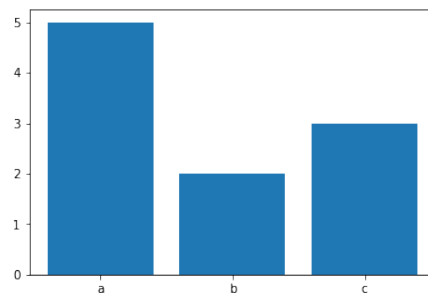
```
x = np.linspace(-4, 4, 100)
plt.plot(x, np.sin(x))
plt.plot(x, np.cos(x))
posizione = "upper left"
plt.legend(loc = posizione, ["sine", "cosine"])
```



## Grafico a Barre

- Un grafico a barre mostra una sequenza di valori tramite barre di altezza (o larghezza) proporzionale
  - usato per mostrare distribuzioni di valori, si veda slide dopo
- Si può creare con `bar`, passando una sequenza di etichette ed una di valori corrispondenti

```
plt.bar(["a", "b", "c"], [5, 2, 3])
```



## Istogramma di una Serie di Valori

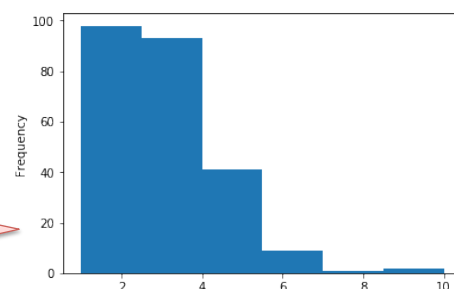
- Un istogramma visualizza tramite un grafico a barre la distribuzione di un insieme di valori in una scala continua
- Il metodo `plot.hist` genera un istogramma dai valori di una serie
  - i valori sono suddivisi in un numero specificato (default: 10) di intervalli di pari ampiezza, `hist(6)` -> 6 istogrammi

nella colonna "tip" ad es. il valore massimo è 10, ma valori superiori a 4 sono poco comuni

```
tips.head()
```

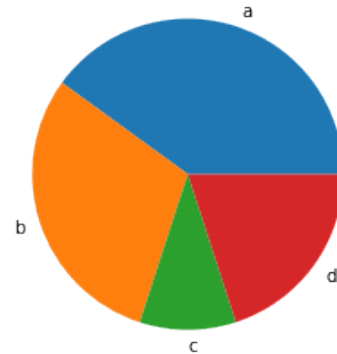
	total_bill	tip	sex	smoker	day	time	size
0	16.99	1.01	Female	No	Sun	Dinner	2
1	10.34	1.66	Male	No	Sun	Dinner	3
2	21.01	3.50	Male	No	Sun	Dinner	3
3	23.68	3.31	Male	No	Sun	Dinner	2
4	24.59	3.61	Female	No	Sun	Dinner	4

```
tips["tip"].plot.hist(6)
```



## Grafico a Torta

- Un grafico a torta è impiegato per mostrare la distribuzione di valori di variabili categoriche (nominali oppure ordinali)
- Si può ottenere con la funzione `pie`, passando una sequenza di  $N$  valori per generare  $N$  spicchi di dimensioni proporzionate
  - con `labels` si indica un vettore di  $N$  etichette associate agli spicchi



```
plt.pie([40, 30, 10, 20], labels=["a","b","c","d"])
```



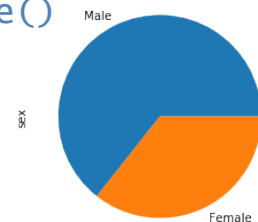
## Grafico a Torta di Frequenze di Valori

- Il metodo `plot.pie` crea un grafico a torta con dati e etichette di una serie
- Si può applicare ad una serie ottenuta da `value_counts` per visualizzare la distribuzione di valori in una serie o colonna
  - se la serie è di valori continui, la si può discretizzare con `(q)cut`
  - `pd.qcut` crea un num. prefissato di intervalli equamente frequenti
  - `pd.cut` crea un numero prefissato di intervalli equamente spazati

```
tips.head()
```

	total_bill	tip	sex	smoker	day	time	size
0	16.99	1.01	Female	No	Sun	Dinner	2
1	10.34	1.66	Male	No	Sun	Dinner	3
2	21.01	3.50	Male	No	Sun	Dinner	3
3	23.68	3.31	Male	No	Sun	Dinner	2
4	24.59	3.61	Female	No	Sun	Dinner	4

```
tips["sex"] \
.value_counts() \
.plot.pie()
```





## Box Plot

- E.g.: i punti blu sono una serie di pagamenti in un ristorante che dividiamo in 4 fasce di pari frequenza
- Qual è il valore delle 4 Fasce ? Ed il pagamento min e max ? Outliers ?
- Box plot mostra tutto ciò
  - **mediana**, e.g. 17.795 è il pagamento che cade a metà tra tutti i pagamenti
  - **primo e terzo quartile: q1 e q3**, primo e ultimo 25% dei pagamenti
    - e.g.  $\frac{1}{4}$  dei pagamenti è inferiore a q1: 13.325,  $\frac{1}{4}$  è superiore a q3: 24.175
  - il 50% è compreso tra q1 e q2, **InterQuantile Range (IQR)** =  $q1 - q2 = 10.85$ ,
  - i **baffi** sono il min e max nell'intervallo  $[q1 - 1.5 \times IQR, q3 + 1.5 \times IQR]$  e.g. 3.07 e 40.17, **gli outliers o valori estremi** sono i punti sopra e sotto i baffi



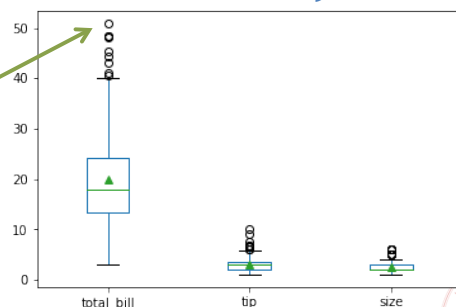
## Box Plot di Serie e DataFrame

- Il metodo `plot.box` di una serie ne visualizza un box plot
- Chiamato sui DataFrame, visualizza un grafico unico con i box plot di **tutte le colonne numeriche**
- Di default in tali box plot valori molto piccoli o grandi rispetto agli altri (*outlier*) sono visualizzati separatamente come cerchi

`tips.head()`

	total_bill	tip	sex	smoker	day	time	size
0	16.99	1.01	Female	No	Sun	Dinner	2
1	10.34	1.66	Male	No	Sun	Dinner	3
2	21.01	3.50	Male	No	Sun	Dinner	3
3	23.68	3.31	Male	No	Sun	Dinner	2
4	24.59	3.61	Female	No	Sun	Dinner	4

`tips.plot.box(showmeans=True)`



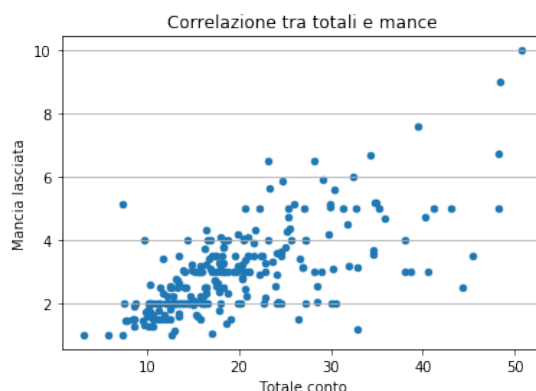
## Personalizzazione dei Grafici

- pyplot fornisce funzioni per personalizzare un grafico dopo averlo creato, aggiungendo o modificando dettagli
  - lavorando in Jupyter, tutte le funzioni relative allo stesso grafico si invocano in un'unica cella
- `title` imposta un titolo generale, mostrato in alto
- `xlabel` e `ylabel` impostano le etichette degli assi X e Y
- `grid` aggiunge linee guida all'interno del grafico per agevolarne la lettura
  - si possono aggiungere per entrambi gli assi (default) o ad uno solo (specificando `axis="x"` o `axis="y"`)



## Esempio di Grafico Personalizzato

```
tips.plot.scatter("total_bill", "tip")  
plt.title("Correlazione tra totali e mance")  
plt.xlabel("Totale conto")  
plt.ylabel("Mancia lasciata")  
plt.grid(axis="y")
```



## Easter Egg: Grafici in stile XKCD

with plt.xkcd():

```
tips.plot.scatter("total_bill", "tip")  
plt.title("Correlazione tra totali e mance")  
plt.xlabel("Totale conto")  
plt.ylabel("Mancia lasciata")
```

