



UNIVERSITÀ DEGLI STUDI DI FIRENZE
SCUOLA DI INGEGNERIA - DIPARTIMENTO DI INGEGNERIA
DELL'INFORMAZIONE

Tesi di Laurea Magistrale in Ingegneria Informatica

**PROGETTAZIONE E SVILUPPO DI COMPONENTI
PER LA PIATTAFORMA AIRQINO DEDICATA AL
MONITORAGGIO DELLA QUALITÀ DELL'ARIA**

Candidato

Edoardo D'Angelis

Relatori

Prof. Andrew D. Bagdanov
Prof. Pietro Pala

Correlatori

Dott. Walter Nunziati
Dott. Alice Cavaliere

Anno Accademico 2020/2021

Abstract

...

Indice

Abstract	i
1 Introduzione	1
1.1 Contesto	1
1.1.1 Descrizione del problema	1
1.1.2 Progetti simili	2
1.2 La piattaforma AirQino	3
1.2.1 Hardware dei sensori	3
1.2.2 Architettura e tecnologie	4
1.2.3 Progetti correlati	4
2 Sviluppi tecnologici	5
2.1 Replica del database di produzione	5
2.1.1 Motivazioni	5
2.1.2 Streaming Replication	5
2.1.2.1 Preparazione del database primario	6
2.2 Ottimizzazione di query temporali	7
2.2.1 Motivazioni	7
2.2.2 Continuous Aggregates	7
2.2.3 Risultati ottenuti	7

3	Calibrazione	8
3.1	I dati a disposizione	8
3.1.1	Dataset NO2	8
3.1.2	Dataset PM2.5 e PM10	8
3.1.3	Preprocessamento	8
3.2	Regressione	9
3.2.1	Introduzione	9
3.2.2	Correlazione e coefficiente di determinazione	11
3.2.3	Analisi dei residui	14
3.2.3.1	Distribuzione degli errori	15
3.2.3.2	Correlazione tra errore e variabili	16
3.2.3.3	Omogeneità della varianza dei residui	16
3.2.3.4	Influenza di outliers	17
3.2.4	Modelli di regressione	18
3.2.4.1	Regressione lineare	18
3.2.4.2	Regressione lineare robusta (Huber)	20
3.2.4.3	Regressione lineare avanzata (con rimozione di outlier)	21
3.2.4.4	Regressione Lasso	23
3.2.4.5	Regressione Ridge	24
3.2.4.6	Regressione con KernelRidge	24
3.2.4.7	Regressione polinomiale	24
3.2.4.8	Regressione con Random Forest	26
3.2.4.9	Regressione con Gradient Boosting	26
3.2.4.10	Regressione con SVR	26
3.3	Esperimenti e risultati ottenuti	26
3.3.1	NO2	26

3.3.2	PM2.5	26
3.3.3	PM10	26
3.4	Validazione	26
3.4.1	PM2.5	27
3.4.2	PM10	27
3.5	Discussione	27
4	Interfaccia di calibrazione	28
4.1	Motivazioni	28
4.2	Tecnologie	28
4.2.1	Backend	28
4.2.2	Frontend	28
4.3	Funzionamento	28
4.4	Autenticazione	29
4.5	CI e deploy automatico	29
	Conclusioni e sviluppi futuri	31
	Bibliografia	32

Capitolo 1

Introduzione

tesi realizzata in collaborazione con magenta e ibe cnr + foto ecc

1.1 Contesto

Il monitoraggio della qualità dell'aria è una delle attività più importanti per la tutela della salute pubblica. La qualità dell'aria può essere influenzata da molte sorgenti di emissione, tra cui le automobili, le centrali elettriche, gli impianti di riscaldamento e le fabbriche. I principali inquinanti atmosferici sono il biossido di zolfo, gli idrocarburi policiclici aromatici, il monossido di carbonio e gli ozono. Gli effetti dell'inquinamento atmosferico sulla salute sono molteplici e possono essere a breve o a lungo termine. I principali rischi sono l'asma, le malattie cardiovascolari, il cancro e le malattie respiratorie. Il monitoraggio della qualità dell'aria permette di individuare le sorgenti di emissione e di intervenire per ridurre l'inquinamento atmosferico.

1.1.1 Descrizione del problema

...

1.1.2 Progetti simili

- **Airly** (<https://airly.org/>) è una piattaforma che consente di condividere informazioni ambientali in tempo reale, grazie alla quale è possibile monitorare la qualità dell'aria e i livelli di inquinamento;
- **Aqicn** (<https://aqicn.org>) è un progetto open source lanciato nel 2010 che consente di monitorare l'inquinamento atmosferico in tempo reale;
- **IQAir** (<https://aqicn.org>) è una società svizzera che produce e vende purificatori d'aria per uso residenziale e commerciale. La loro applicazione fornisce un rapporto in tempo reale sulla qualità dell'aria e previsione dell'inquinamento atmosferico;
- **Decentlab** (<https://decentlab.com>) è un'azienda svizzera che fornisce dispositivi e servizi di sensori wireless per soluzioni di monitoraggio distribuite ed economiche;
- **SMART Treedom** (<https://smart.treedom.net>) è il frutto dalla collaborazione tra Treedom e l'Istituto di Biometeorologia del Consiglio Nazionale delle Ricerche. La finalità del progetto è stata quella di prototipare un sistema integrato che possa essere modulato con diversi sensori in base al tipo di grandezza fisica che si vuole misurare e una tecnologia laser per la misura delle polveri sottili;
- **PlanetWatch** (<https://planetwatch.io>) è una piattaforma decentralizzata che consente di monitorare e proteggere il pianeta attraverso la condivisione di informazioni. Gli utenti possono condividere informazioni sull'ambiente, la sostenibilità e la responsabilità sociale;

- **HackAIR** (<https://hackair.eu>) è una piattaforma open source che consente ai cittadini di monitorare la qualità dell'aria nei propri quartieri. Gli utenti possono interagire con la piattaforma per segnalare la qualità dell'aria nel proprio quartiere, visualizzare i dati relativi alla qualità dell'aria e condividere informazioni e dati con altri utenti.

1.2 La piattaforma AirQino

AirQino è una piattaforma di monitoraggio ambientale ad alta precisione, realizzata dal Consiglio Nazionale delle Ricerche (CNR) in collaborazione con TEA Group e Quanta Srl. Il progetto nasce dall'esigenza di realizzare una rete di stazioni mobile per un monitoraggio più completo della qualità dell'aria in ambito urbano, in linea con la Direttiva 2008/50/EC, che riconosce e regola l'importanza di misure aggiuntive rispetto a quelle delle stazioni fisse.

Nonostante infatti l'attività svolta da ARPA, a causa del numero limitato di stazioni e/o di sorgenti monitorate, ad oggi, la conoscenza sullo stato dell'inquinamento dell'aria da parte degli Enti Locali rimane molto limitata.

1.2.1 Hardware dei sensori

Per quanto riguarda le caratteristiche dei sensori, i sensori di tipo MOS sono costituiti da un film (credo allumina? Per fabbricare gli strati sensibili del film, si prepara una pasta viscosa: al materiale funzionale, sotto forma di polvere, viene aggiunta una miscela di agenti reologici in solventi volatili) depositato su una piastra di elementi riscaldanti la cui temperatura operativa è generalmente compresa tra 300 e 500°C. Di solito il materiale funzionale del film più adatto per la rilevazione di biossido di azoto è l'ossido di ferro

e lantanio (LaFeO_3) che oltre ad avere una buona sensibilità agli ossidi di azoto ha una bassa sensibilità al monossido di carbonio. Per la rilevazione dell'ozono viene invece utilizzato triossido di tungsteno (WO_3). Questo tipo di materiale funzionale risulta molto sensibile ai gas ossidanti come O_3 e NO_2 . Qualsiasi sia il materiale funzionale, il principio di funzionamento per tutti i MOS nella rilevazione di gas è quello di interagire con il gas presente all'interno dell'atmosfera tramite reazioni di ossidoriduzione, portando a un cambiamento di conduttività, che viene rilevato da un circuito apposito. Le variazioni della conduttività dei sensori è fortemente influenzata dalle variazioni di umidità e temperatura, come rilevato dalla letteratura sull'argomento [ref]. Nel caso dei sensori Mics che noi utilizziamo, il produttore non rilascia informazioni sull'influenza nella lettura dovuto alla temperatura/umidità ma che queste influiscono può essere ipotizzato come può essere ipotizzato che ci sia una influenza introdotta dalla temperatura nel circuito ADC del microcontrollore.

Questo segnale viene passato al convertitore analogico digitale del controllore che lo trasforma in counts (10 bit da 0 a 2 alla 10).

ossidoriduzione \rightarrow piastra che si scalda a seconda dell'inquinante genera corrente

il segnale viene passato attraverso un convertitore analogico digitale e l'uscita è a 10 bit (questa unità la chiamo counts)

1.2.2 Architettura e tecnologie

...

1.2.3 Progetti correlati

...

Capitolo 2

Sviluppi tecnologici

2.1 Replica del database di produzione

...

2.1.1 Motivazioni

...

2.1.2 Streaming Replication

La streaming replication di PostgreSQL è una funzionalità che consente di replicare i dati in tempo reale da una istanza di PostgreSQL a un'altra. Questo significa che, se si modificano i dati in una delle istanze, questi saranno immediatamente replicati anche nell'altra istanza. La streaming replication di PostgreSQL offre diversi vantaggi:

- maggiore disponibilità dei dati: se una delle istanze di PostgreSQL viene a mancare, i dati saranno comunque disponibili nell'altra istanza;

- maggiore velocità di replica: i dati vengono replicati in tempo reale, senza dover attendere il completamento delle operazioni di replica;
- riduzione del carico sulle risorse: la replica in tempo reale riduce il carico sulle risorse della infrastruttura di storage.

La replica si basa sulle transazioni WAL (Write Ahead Log) e utilizza il protocollo TCP per garantire una connessione sicura tra i server. —

TimescaleDB può gestire la replica utilizzando la streaming replication integrata di PostgreSQL (vedi docs ufficiali: <https://docs.timescale.com/timescaledb/latest/how-to-guides/replication-and-ha/replication/>).

2.1.2.1 Preparazione del database primario

- Creare un utente PostgreSQL con un ruolo adatto ad avviare la streaming replication:

```
1 SET password_encryption = 'scram-sha-256';
2 CREATE ROLE repuser WITH REPLICATION PASSWORD '
  SOME_SECURE_PASSWORD' LOGIN;
```

Estratto 2.1: TODO

- Aggiungere i seguenti parametri al file `/var/lib/postgresql/data/postgresql.conf`:

```
1 listen_addresses = '*'
2 wal_level = replica
3 max_wal_senders = 2
4 max_replication_slots = 2
5 synchronous_commit = off
```

Estratto 2.2: TODO

2.2 Ottimizzazione di query temporali

...

2.2.1 Motivazioni

...

2.2.2 Continuous Aggregates

I continuous aggregate sono una funzionalità integrata in TimescaleDB che consente di aggregare i dati in tempo reale, senza la necessità di eseguire query aggiuntive. Questa funzionalità utilizza i contatori per tenere traccia dei dati aggregati in tempo reale e fornisce una rappresentazione dei dati aggregati in tempo reale.

I continuous aggregate offrono numerosi vantaggi, tra cui:

- Flessibilità: è possibile aggregare dati in tempo reale in base a qualsiasi criterio desiderato.
- Risparmio di tempo: non è necessario eseguire query aggiuntive per ottenere informazioni aggregate in tempo reale.
- Risparmio di spazio: i dati aggregati in tempo reale occupano meno spazio rispetto ai dati non aggregati.
- Maggiore efficienza: i continuous aggregate sono più efficienti dei query batch per l'aggregazione dei dati in tempo reale.

2.2.3 Risultati ottenuti

...

Capitolo 3

Calibrazione

3.1 I dati a disposizione

...

3.1.1 Dataset NO₂

...

3.1.2 Dataset PM_{2.5} e PM₁₀

...

3.1.3 Preprocessamento

...

3.2 Regressione

Nella statistica applicata come nelle scienze sperimentali si osserva (o si ipotizza) l'esistenza di relazioni fra due o più grandezze.

Sorge allora il problema di determinare una funzione che, in base ai dati ricavati mediante esperimenti o rilevazioni statistiche, rappresenti queste relazioni permettendo, in questo modo, di analizzare meglio i fenomeni osservati.

3.2.1 Introduzione

Limitando lo studio a problemi che stabiliscono relazioni fra due sole variabili, si tratta, partendo dalle coppie (x_i, y_i) di dati corrispondenti rilevati, di determinare una funzione $y = f(x)$ che rappresenti il fenomeno.

Per trovare una funzione che rappresenti il fenomeno si può procedere in due modi:

- determinare una funzione che assuma esattamente i valori (x_i, y_i) rilevati; questo procedimento viene detto interpolazione per punti noti;
- determinare una funzione che si accosti il più possibile ai punti (x_i, y_i) ; questo procedimento viene detto interpolazione fra punti noti.

La ricerca di una funzione, generalmente espressa da un polinomio, che passi esattamente per i punti (x_i, y_i) è piuttosto laboriosa; nelle applicazioni statistiche si preferisce determinare una funzione il cui grafico si avvicini ai punti rilevati.

Osservando l'andamento del fenomeno si sceglie il tipo di funzione interpolatrice: lineare, quadratica, esponenziale, ecc. e quindi si procede alla de-

terminazione dei parametri, ossia delle costanti che compaiono nella funzione scelta in modo che sia soddisfatta una condizione di accostamento prefissata.

Per conseguire questo scopo il metodo più utilizzato è il metodo dei **mini-mi quadrati** che costituisce un'applicazione della ricerca del minimo di una funzione di più variabili mediante gli strumenti dell'analisi infinitesimale.

Si considerino due variabili X e Y sulle quali si sono effettuate n rilevazioni:

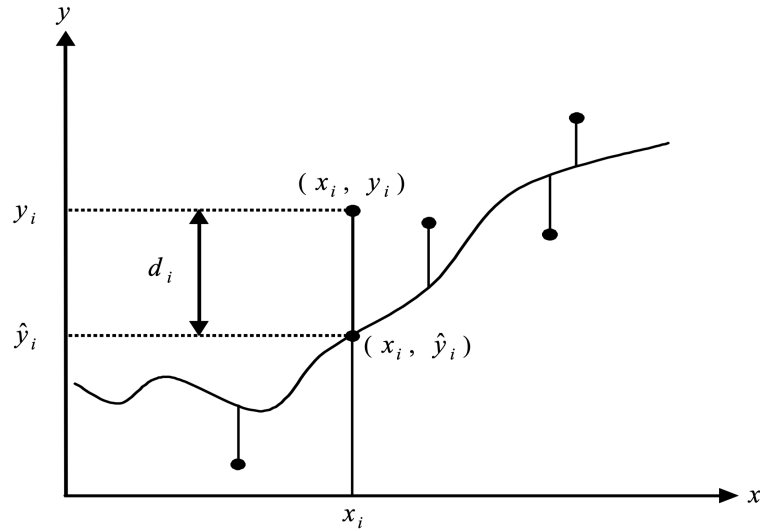
$$(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_i, y_i), \dots, (x_n, y_n)$$

Sia $y = f(x; a, b, c, \dots, k)$ la funzione interpolatrice scelta. Siano inoltre \hat{y}_i valori teorici sulla curva corrispondenti ai valori x_i rilevati.

La condizione di accostamento data dal metodo dei minimi quadrati è quella di determinare i valori dei parametri in modo che sia minima la somma dei quadrati delle differenze fra i valori osservati y_i e i valori teorici \hat{y}_i (figura 3.1), ovvero:

$$\varphi(a, b, c, \dots, k) = \sum_{i=1}^n [y_i - f(x_i; a, b, c, \dots, k)]^2$$

dove i valori x_i e y_i sono noti, mentre sono incogniti i parametri a, b, c, \dots, k della funzione. [1]

Figura 3.1: Condizione dei *minimi quadrati* [1]

3.2.2 Correlazione e coefficiente di determinazione

Quando la dipendenza tra le due variabili è lineare, si parla di correlazione lineare, che può essere valutata mediante il coefficiente di correlazione lineare (r):

$$r = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}}$$

dove il termine al numeratore rappresenta la *covarianza* di X ed Y cioè la variabilità congiunta delle coppie (x_i, y_i) di valori corrispondenti rispetto al proprio valor medio; mentre il denominatore rappresenta il prodotto delle deviazioni standard di X ed Y .

Il coefficiente di correlazione lineare gode di importanti proprietà:

- $-1 \leq r \leq 1$;

- si ha $r = 1$ quando tutti i dati sono allineati lungo una retta crescente (figura 3.2);

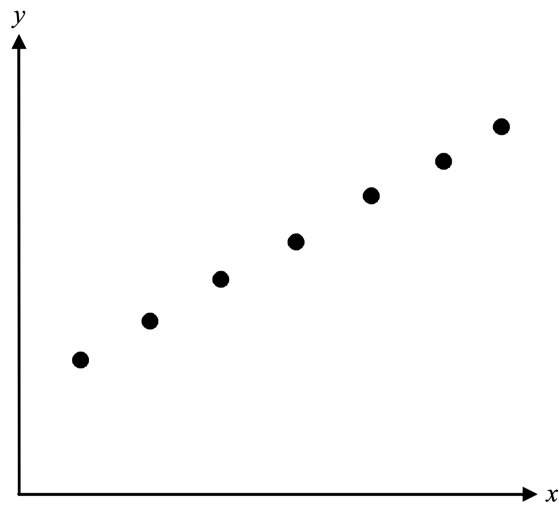


Figura 3.2: Correlazione lineare positiva

- si ha $r = -1$ quando tutti i dati sono allineati lungo una retta decrescente (figura 3.3);

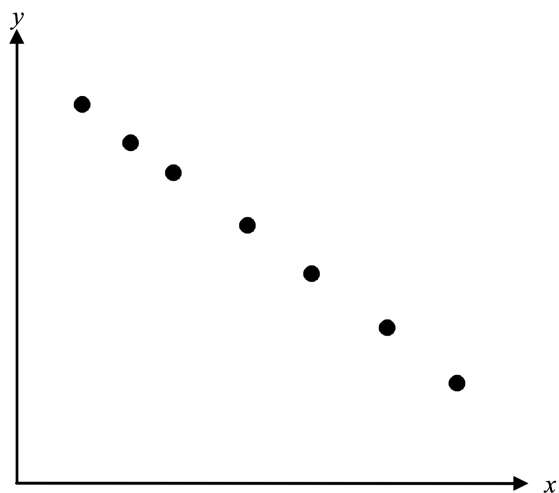


Figura 3.3: Correlazione lineare negativa

- si ha $r = 0$ quando non esiste una relazione lineare tra i dati (figura 3.4).

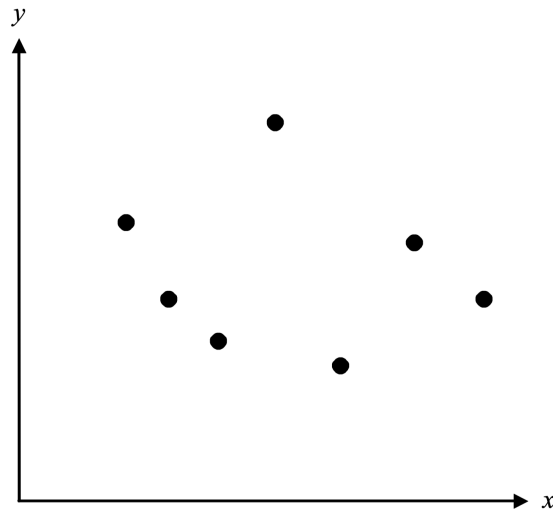


Figura 3.4: Nessuna correlazione

Sapendo che la varianza (σ_y^2) della variabile Y si può scomporre in una parte ($\sigma_{\hat{y}}^2$), detta varianza spiegata, in quanto la variabilità della Y è dovuta alla dipendenza di Y dalla variabile X , e in una parte (σ_e^2), detta varianza non spiegata, in quanto la variabilità della Y non dipende dalla variabile X , ma da altri fattori; si può introdurre un secondo indicatore, dato dal rapporto tra la varianza spiegata e la varianza totale, chiamato coefficiente di determinazione:

$$r^2 = \frac{\sigma_{\hat{y}}^2}{\sigma_y^2}$$

che indica quale frazione di varianza totale è dovuta alla dipendenza fra le variabili Y e X , ossia quale frazione della variazione della variabile Y è spiegata dalle variazioni della variabile X .

Sapendo che:

$$\sigma_y^2 = \sigma_{\hat{y}}^2 + \sigma_e^2$$

allora:

$$r^2 = \frac{\sigma_{\hat{y}}^2}{\sigma_{\hat{y}}^2 + \sigma_e^2}$$

è evidente, quindi, che se la variabilità non spiegata è trascurabile, σ_e^2 tende ad annullarsi ed r^2 avrà un valore prossimo ad 1, mentre diverrà via via minore di 1 al diminuire dell'accordo tra la funzione calcolata e le osservazioni sperimentali.

Minore è la somma residua rispetto alla somma totale dei quadrati, maggiore sarà il valore del coefficiente di determinazione, r^2 , il quale è un indicatore del livello di precisione con cui l'equazione ottenuta dall'analisi di regressione spiega la relazione tra le variabili. [2]

3.2.3 Analisi dei residui

Esistono metodi utili per diagnosticare le violazioni delle ipotesi di regressione di base: questi si basano principalmente sullo studio dei residui del modello. Spesso infatti la retta di regressione è infatti una semplificazione della realtà e non coglie tutta la variabilità presente in un insieme di dati. [3]

Si definiscono i residui come:

$$e_i = y_i - \hat{y}_i, \quad i = 1, 2, \dots, n$$

dove y_i è il valore osservato e \hat{y}_i è il valore teorico.

Poiché un residuo può essere visto come la deviazione tra i dati e l'adattamento, è anche una misura della variabilità nella variabile di risposta non spiegata dal modello di regressione. [4]

Eventuali scostamenti dalle ipotesi sugli errori dovrebbero quindi manifestarsi nei residui. L'analisi grafica dei residui è un modo efficace per scoprire diversi tipi di inadeguatezze del modello, tra cui:

- se i residui hanno distribuzione normale (3.2.3.1);
- se le variabili indipendenti sono correlate con l'errore (3.2.3.2);
- se la varianza dei residui è omogenea (3.2.3.3);
- se ci sono degli outliers che influenzano la pendenza della retta (3.2.3.4).

3.2.3.1 Distribuzione degli errori

La distribuzione normale degli errori può essere verificata attraverso un grafico dei quantili, detto anche q-q plot. In questa tipologia di grafico, i quantili teorici di una distribuzione Normale sono riportati sull'asse orizzontale. I quantili dei residui standardizzati sono invece riportati sull'asse verticale. L'idea è che se i residui hanno una distribuzione normale, i loro quantili dovrebbero coincidere con quelli della distribuzione normale. A livello visivo, questo significa che i punti dovrebbero disporsi lungo la *bisettrice*, indicata dalla retta presente nel grafico (figura TODO).

Nella pratica, non capita quasi mai che i punti si dispongano esattamente lungo la bisettrice. Per poter dire che gli errori hanno una distribuzione normale ci si accontenta quindi che i punti siano vicino alla linea presente nel grafico. Tuttavia in generale le stime sui coefficienti di regressione sono abbastanza robuste a violazioni della normalità distributiva dei residui.

3.2.3.2 Correlazione tra errore e variabili

Se una variabile esplicativa è correlata con il termine d'errore, è possibile utilizzare questa variabile esplicativa per predire quale sarà l'errore del modello di regressione. Questo in generale non è un buon segno, perché la componente di errore di un modello di previsione deve essere imprevedibile.

Per verificare la non correlazione tra la variabile indipendente (x) e i residui è utile osservare un grafico di dispersione come quello riportato in figura TODO, in sull'asse orizzontale si mettono i valori della x , mentre sull'asse verticale i valori dei residui.

L'ipotesi è confermata se non è individuabile nessuna relazione tra le due variabili.

3.2.3.3 Omogeneità della varianza dei residui

Per verificare l'ipotesi di omogeneità delle varianze dei residui, è necessario creare un grafico a dispersione. I valori stimati della y si riportano sull'asse orizzontale delle x . Sull'asse verticale delle y invece si indicano i valori dei residui (figura 3.5).

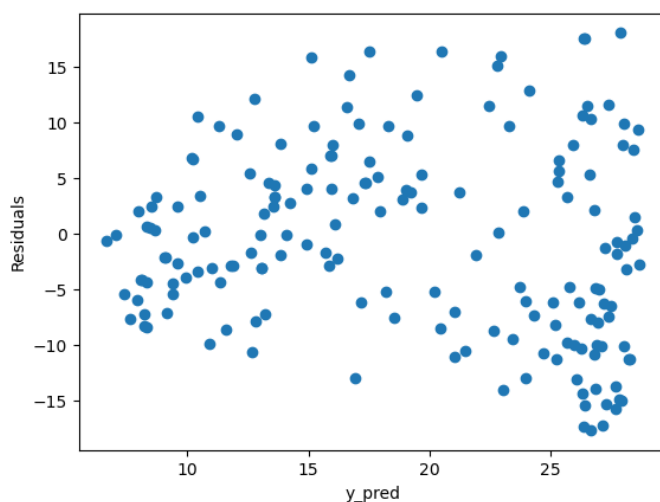


Figura 3.5: Esempio di distribuzione dei residui

Se c'è omogeneità della varianza dei residui, i punti saranno dispersi in modo simile sia nella parte sinistra che in quella destra del grafico. Questa proprietà se verificata prende il nome di **omoschedasticità**.

3.2.3.4 Influenza di outliers

Il grafico a dispersione tra valori predetti e residui permette di individuare anche i possibili outliers, ovvero i punti isolati nel grafico (quelli con residui maggiori). Tuttavia, per verificare se ci sono outliers in un modello di regressione, spesso si utilizzano altre tecniche (ad esempio eliminando i punti problematici tramite la distanza di Cook, descritta in 3.2.4.3, oppure applicando stime robuste meno sensibili alle osservazioni problematiche, ad esempio con la funzione peso di Huber descritta in 3.2.4.2). Nel primo caso è utile anche provare a rifare le analisi di regressione escludendo le osservazioni potenzialmente problematiche e vedere se ci sono differenze nei coefficienti del modello.

Nei modelli di regressione infatti anche un singolo outlier può influenzare in maniera sostanziale la capacità di adattamento del modello ai dati, soprattutto se il campione non è molto numeroso.

3.2.4 Modelli di regressione

I modelli di regressione sono ampiamente utilizzati sia per la previsione o la descrizione dei dati che la stima e il controllo dei parametri.

3.2.4.1 Regressione lineare

Si considera una funzione lineare a due variabili:

$$y = a + b * x$$

In questo caso si deve rendere minima la funzione:

$$\varphi(a, b) = \sum_{i=1}^n [y_i - (a + bx_i)]^2$$

Annullando le derivate parziali prime rispetto ad a e b si ha il sistema:

$$\begin{cases} \sum_{i=1}^n 2 [y_i - (a + bx_i)] (-1) = 0 \\ \sum_{i=1}^n 2 [y_i - (a + bx_i)] (-x_i) = 0 \end{cases}$$

che risolto, fornisce i valori dei parametri:

$$\begin{cases} \hat{a} = \bar{y} - b\bar{x} \\ \hat{b} = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2} \end{cases}$$

dove \bar{x} e \bar{y} indicano le *medie aritmetiche*, rispettivamente di x_i e y_i .

La stima del parametro b , *coefficiente angolare* della funzione lineare, può essere rappresentato nella forma:

$$\hat{b} = \frac{\sum_{i=1}^n \frac{(x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{n}}{\sum_{i=1}^n \frac{(x_i - \bar{x})^2}{n}}$$

dove il denominatore è la *varianza* di X (σ_X^2), mentre il numeratore è detto *covarianza* di X e Y (σ_{XY}) e misura la variabilità congiunta delle coppie (x_i, y_i) di valori corrispondenti rispetto al proprio valor medio; quindi, il coefficiente b della retta interpolante esprime la variabilità congiunta di X e Y rapportata alla variabilità della sola X .

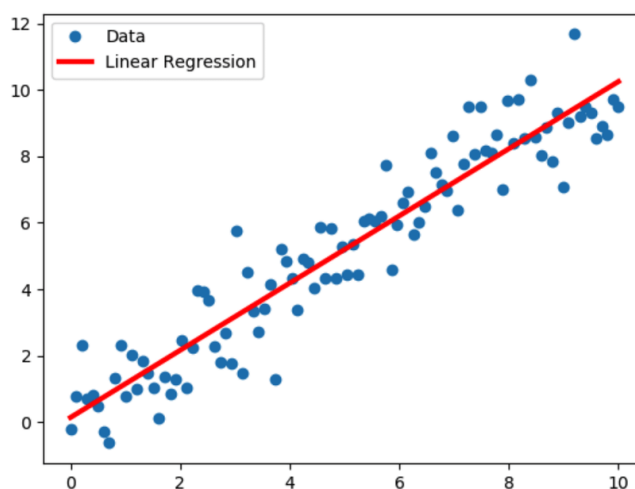


Figura 3.6: Esempio di regressione lineare

La precisione della retta calcolata dalla regressione lineare dipende dal grado di dispersione nei dati. Più i dati sono lineari, più il modello risulterà accurato.

3.2.4.2 Regressione lineare robusta (Huber)

La regressione Huber (in inglese Huber regression, anche detta regressione robusta) è una metodologia statistica per la stima dei parametri di un modello lineare in presenza di *outliers*.

Ci sono situazioni in cui si verifica presenza di valori anomali che influenzano sul modello di regressione, nel senso che possono avere una forte influenza sul metodo dei minimi quadrati, di fatto *deviando* troppo l'equazione di regressione nella loro direzione. Il metodo dei minimi quadrati, infatti, in questi casi ha lo svantaggio di avere la tendenza a essere dominato da questi valori — infatti sommando il quadrato dei residui ($\sum_{i=1}^n a_i^2$ dove a_i è il residuo i -esimo), la media risulta troppo influenzata da pochi valori a_i particolarmente grandi.

Ci sono due modi per affrontare questa situazione:

- Scartare le osservazioni *scomode* (vedi regressione lineare avanzata 3.2.4.3);
- Applicare procedure di stime robuste in modo che siano meno sensibili alle osservazioni troppo influenti (figura 3.7).

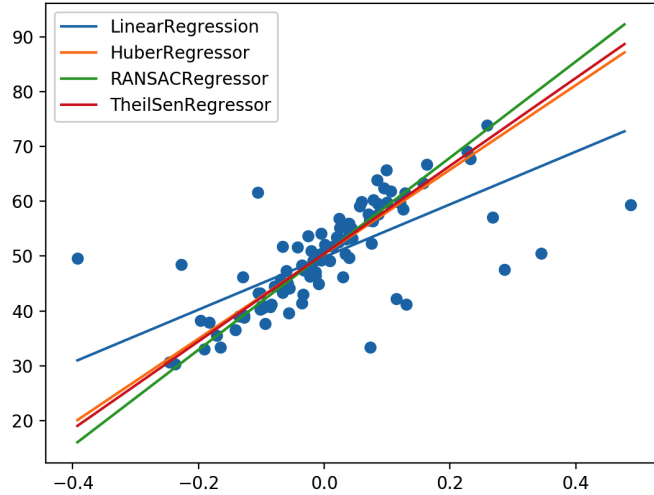


Figura 3.7: Comportamento di modelli di regressione robusta in presenza di outliers

Una delle funzioni di stima robusta, comunemente usata in diversi metodi di regressione per ridurre la sensibilità dei parametri alla presenza di outliers, è la **funzione di Huber**, che risulta quadratica per piccoli valori di x , e lineare per valori più grandi. È definita come:

$$L_{\delta}(a) = \begin{cases} \frac{1}{2}a^2 & \text{per } |a| \leq \delta \\ \delta \left(|a| - \frac{1}{2}\delta \right), & \text{altrimenti} \end{cases}$$

Dove la variabile a fa riferimento al residuo, cioè la differenza tra valore osservato e valore predetto ($a = y - f(x)$).

3.2.4.3 Regressione lineare avanzata (con rimozione di outlier)

Esistono molte tecniche per rimuovere i valori anomali da un set di dati. Un metodo che viene spesso utilizzato nelle impostazioni di regressione è la **distanza di Cook**.

La distanza di Cook è una stima dell'*influenza* di una osservazione in un dataset, in termini di residuo (outlier) o di elevato *leverage*: è un riepilogo di

quanto cambierebbe un modello di regressione nel caso in cui venga rimossa l' i -esima osservazione.

In presenza di outliers la distanza di Cook aumenta, e quindi questi dati ad alta influenza hanno un maggiore impatto sulle stime dei parametri della regressione. La distanza di Cook può anche essere utilizzata per individuare regioni dello spazio nelle quali sarebbe necessario effettuare una validazione acquisendo più dati.

La distanza di Cook [5] dell'osservazione i ($\forall i = 1, \dots, n$) è definita come:

$$D_i = \frac{\sum_{j=1}^n (\hat{y}_j - \hat{y}_{j(i)})^2}{ps^2}$$

dove:

- n è il numero di osservazioni;
- \hat{y}_j è il valore predetto;
- $\hat{y}_{j(i)}$ è la risposta ottenuta escludendo l' i -esima osservazione;

Oppure, in modo equivalente:

$$D_i = \frac{e_i^2}{ps^2} \left[\frac{h_i}{(1 - h_i)^2} \right]$$

dove:

- $e_i = y_i - \hat{y}_i$ è l' i -esimo residuo;
- p è il numero di coefficienti della regressione;
- s^2 è l'errore quadratico medio (MSE);

- h_i è il peso che l' i -esimo osservazione ha sul valore della regressione (*leverage*).

Un esempio di rilevazione grafica di outlier tramite distanza di Cook è riportato in figura 3.8.

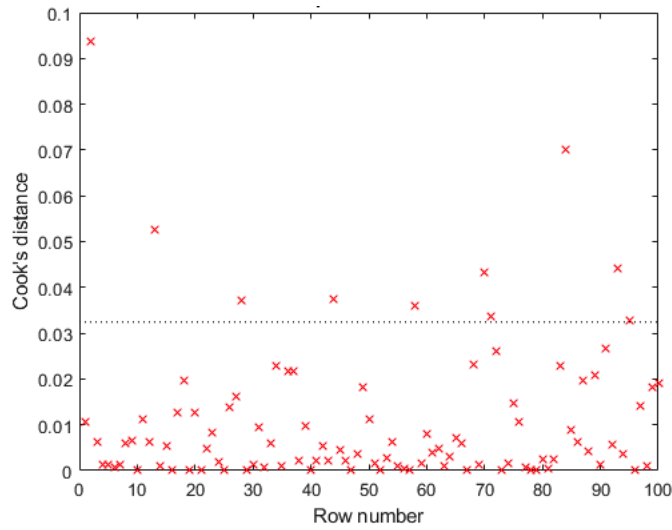


Figura 3.8: Riconoscimento di outlier tramite distanza di Cook

Vi sono diverse opinioni riguardo al valore di soglia di *cut-off*, oltre la quale un dato può essere considerato un outlier. In [6] viene proposta:

$$D_i > \frac{4}{n}$$

dove n è il numero di osservazioni.

3.2.4.4 Regressione Lasso

La regressione Lasso (in inglese Lasso regression) è una metodologia statistica per la stima dei parametri di un modello lineare, in presenza di outliers.

Il metodo Lasso si basa sul principio della massima verosimiglianza, e si propone di ridurre la sensibilità dei parametri alla presenza di outliers. In particolare, la regressione Lasso utilizza una funzione di peso, detta funzione di Lasso, che tiene conto della variabilità dei dati intorno ai valori centrali.

3.2.4.5 Regressione Ridge

...

3.2.4.6 Regressione con KernelRidge

...

3.2.4.7 Regressione polinomiale

La regressione polinomiale è una generalizzazione della regressione lineare. In questo caso il metodo dei minimi quadrati può essere utilizzato anche per adattare una funzione polinomiale a un insieme di dati. Considerato un polinomio di grado k :

$$y = a_0 + a_1x + a_2x^2 + a_3x^3 + \dots + a_kx^k$$

In questo caso il sistema di equazioni da risolvere è:

$$\left\{ \begin{array}{l} na_0 + a_1 \sum_{i=1}^n x_i + a_2 \sum_{i=1}^n x_i^2 + \dots + a_k \sum_{i=1}^n x_i^k = \sum_{i=1}^n y_i \\ a_1 \sum_{i=1}^n x_i + a_2 \sum_{i=1}^n x_i^2 + \dots + a_k \sum_{i=1}^n x_i^k = \sum_{i=1}^n x_i y_i \\ \dots \\ a_1 \sum_{i=1}^n x_i^k + a_2 \sum_{i=1}^n x_i^{k+1} + \dots + a_k \sum_{i=1}^n x_i^{2k} = \sum_{i=1}^n x_i^k y_i \end{array} \right.$$

che, risolto, permette di ricavare i parametri $a_0, a_1, a_2, \dots, a_k$.

I polinomi sono ampiamente utilizzati in situazioni in cui la risposta è curvilinea, poiché anche relazioni non lineari complesse possono essere adeguatamente modellate da polinomi su intervalli ragionevolmente piccoli delle x .

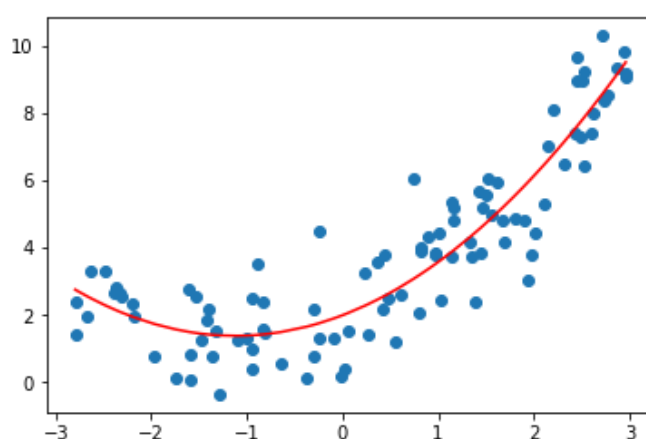


Figura 3.9: Esempio di regressione polinomiale

Ci sono diverse considerazioni importanti che emergono quando si adatta un polinomio in una variabile: una di queste riguarda la scelta dell'ordine del modello. Come regola generale, l'uso di polinomi di ordine elevato ($k > 2$) dovrebbe essere evitato: un modello di ordine basso è quasi sempre preferibile a un modello di ordine elevato per ragioni di minore complessità, di coerenza con i dati e per evitare *overfitting*.

Come caso estremo, è sempre possibile trovare un polinomio di grado $n-1$ ad n punti che risulti in un buon adattamento dei dati. Nella maggior parte dei casi, però, questo non farebbe nulla per migliorare la comprensione della funzione sconosciuta, né sarà probabilmente un buon predittore.

3.2.4.8 Regressione con Random Forest

...

3.2.4.9 Regressione con Gradient Boosting

...

3.2.4.10 Regressione con SVR

...

3.3 Esperimenti e risultati ottenuti

...

3.3.1 NO₂

...

3.3.2 PM_{2.5}

...

3.3.3 PM₁₀

...

3.4 Validazione

Poiché l'adattamento del modello ai dati disponibili costituisce la base per molte delle tecniche utilizzate nel processo di sviluppo del modello (come

la selezione delle variabili), si è tentati di concludere che un modello che si adatta bene ai dati avrà successo anche nell'applicazione finale. Non è necessariamente così. Ad esempio, un modello potrebbe essere stato sviluppato principalmente per prevedere nuove osservazioni.

Non vi è alcuna garanzia che l'equazione che fornisce il miglior adattamento ai dati esistenti sarà un predittore di successo. Fattori influenti che erano sconosciuti durante la fase di costruzione del modello possono influenzare in modo significativo le nuove osservazioni, rendendo le previsioni quasi inutili.

La corretta convalida di un modello sviluppato per prevedere nuove osservazioni dovrebbe implicare una fase di validazione fatta sul campo prima di rilasciare il modello.

3.4.1 PM2.5

...

3.4.2 PM10

...

3.5 Discussione

...

Capitolo 4

Interfaccia di calibrazione

4.1 Motivazioni

...

4.2 Tecnologie

...

4.2.1 Backend

...

4.2.2 Frontend

...

4.3 Funzionamento

...

4.4 Autenticazione

Keycloak è un'identità federata open source, sviluppata da Red Hat. Può essere utilizzata per gestire l'autenticazione di utenti e servizi in ambienti cloud e on-premise. I principali vantaggi di Keycloak sono la scalabilità, l'affidabilità e la flessibilità.

Keycloak include un server e un agente. L'agente è installato sulle applicazioni che richiedono l'autenticazione, mentre il server gestisce tutte le richieste di autenticazione. Quando un utente tenta di accedere a una applicazione protetta da Keycloak, l'agente verifica se l'utente è autenticato e, in caso affermativo, fornisce le credenziali appropriate all'applicazione.

4.5 CI e deploy automatico

Continuous integration è una metodologia di sviluppo software che prevede il continuo e costante integrazione dei cambiamenti effettuati dai developer all'interno di un codice sorgente.

La continuous integration ha lo scopo di evitare problemi di sincronizzazione tra gli sviluppatori, riducendo il numero di bug rilevati in fase di testing e aumentando la qualità del codice prodotto.

I principali vantaggi della continuous integration sono:

- riduzione del numero di bug rilevati in fase di testing;
- aumento della qualità del codice prodotto;
- maggiore sincronizzazione tra gli sviluppatori;
- minor rischio di collisioni tra i cambiamenti effettuati dagli sviluppatori.

Jenkins è uno strumento open source di continuous integration. Jenkins permette di automatizzare il processo di integrazione dei cambiamenti effet-

tuati dai developer all'interno di un codice sorgente, eseguendo una serie di controlli per verificarne la correttezza.

Jenkins può essere utilizzato per gestire una varietà di progetti, tra cui sviluppo software, testing, build, deployment e automazione dei processi.

Conclusioni e sviluppi futuri

...

Bibliografia

- [1] E. Belluco, *Excel per la statistica*. Franco Angeli, 2005.
- [2] M. S. Paoletta, *Linear Models and Time-Series Analysis*. Wiley, 2019.
- [3] P. Pozzolo, *Analisi dei residui del modello di regressione lineare*. <https://paolapozzolo.it/analisi-dei-residui-regressione/>, 2020.
- [4] D. Montgomery, E. A. Peck, and G. G. Vining, *Introduction to Linear Regression Analysis*. Wiley, 2012.
- [5] R. D. Cook, *Detection of Influential Observation in Linear Regression*. Taylor and Francis, Ltd., 1977.
- [6] J. Fox, *Applied Regression Analysis and Generalized Linear Models*. Sage Publications, 2015.