Il modello vs il processo di modellizzazione

Data Mining

CLAMSES - University of Milano-Bicocca

Aldo Solari

Riferimenti bibliografici

- KJ §1.2.3 §1.2.4 §1.2.6 §1.2.7
- KS § 1.5

Il processo di analisi dei dati

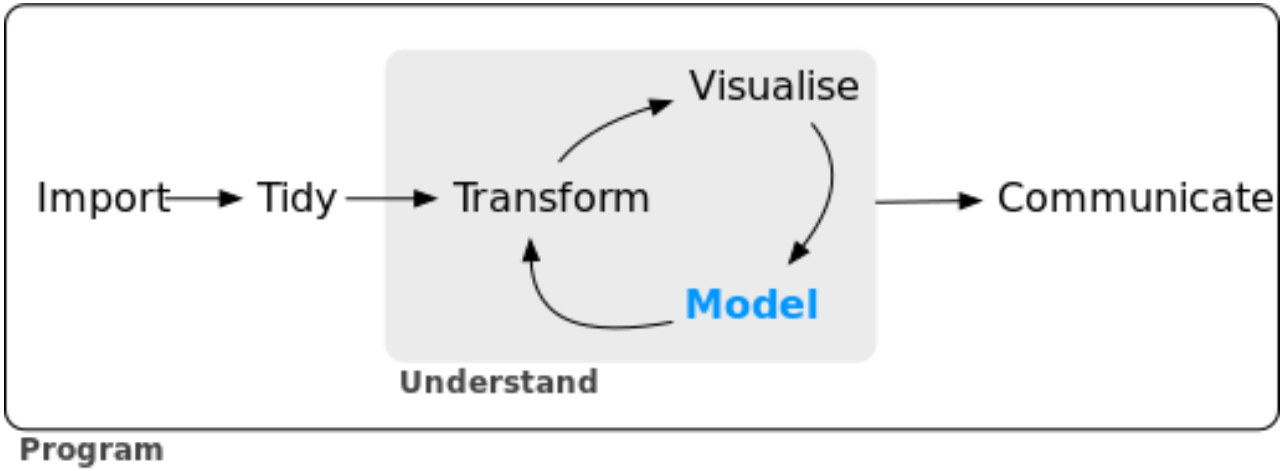
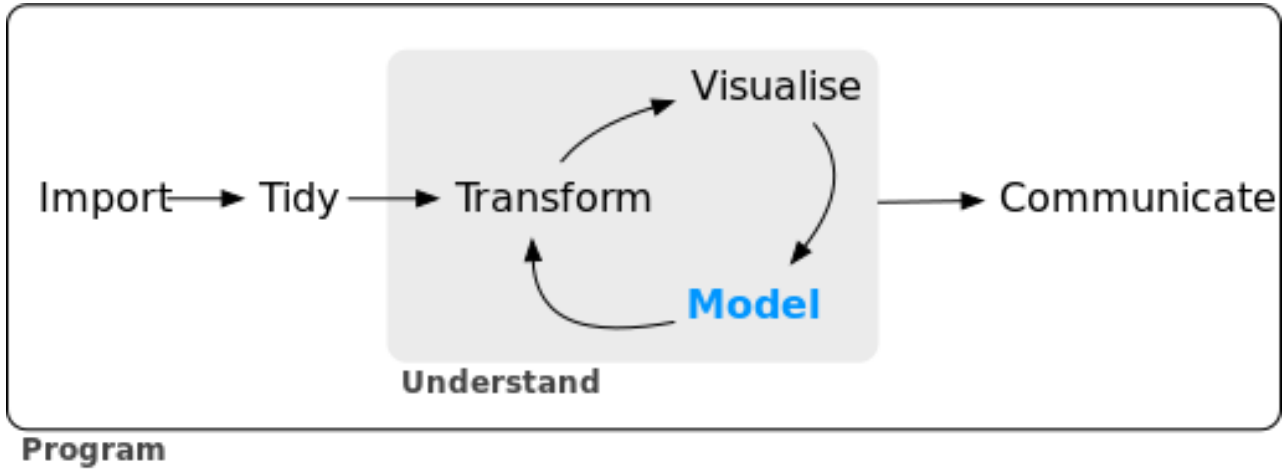


Figure 1.2 del libro KS

Prima di tutto, bisogna considerare il processo (spesso sottovalutato) di pulizia dei dati

Successivamente bisogna capire i dati. Questa fase viene chiamata analisi esplorativa dei dati.



Exploratory Data Analysis (termine coniato da J. Tukey, abbreviato in EDA) comprende le operazioni di

- visualizzazione
- trasformazione
- modellizzazione

Tuttavia non ci sono regole ben definite. EDA è fondamentalmente un processo creativo

Visualizzazione, trasformazione e modellizzazione dei dati

Il libro di Wickham e Grolemund (2016) (WG) illustra queste operazioni

La visualizzazione dei dati è un ottimo punto di partenza: ci consente di costruire grafici informativi che aiutano a comprendere i dati (WG, sezione 3)

La trasformazione dei dati ci consente di creare nuove variabili (*feature engineering*), di escludere le osservazioni anomale, etc. (WG, sezione 5)

La modellizzazione dei dati rende (matematicamente) precisa la relazione tra le variabili (WG, sezioni 22-25)

EDA

EDA (WG, section 7) è un processo iterativo

- Poniti delle domande sui tuoi dati.
- Cerca le risposte visualizzando, trasformando e modellando i tuoi dati.
- Usa ciò che impari per perfezionare le tue domande e/o generare nuove domande.

Il processo di modellizzazione

Il processo di modellizzazione è anch'esso un processo iterativo

Il modello per sé rappresenta una minima parte del processo di modellizzazione.

Le fasi principali comprendono:

- *Exploratory data analysis*
- *Feature engineering*
- *Model fitting / tuning*
- *Model evaluation*

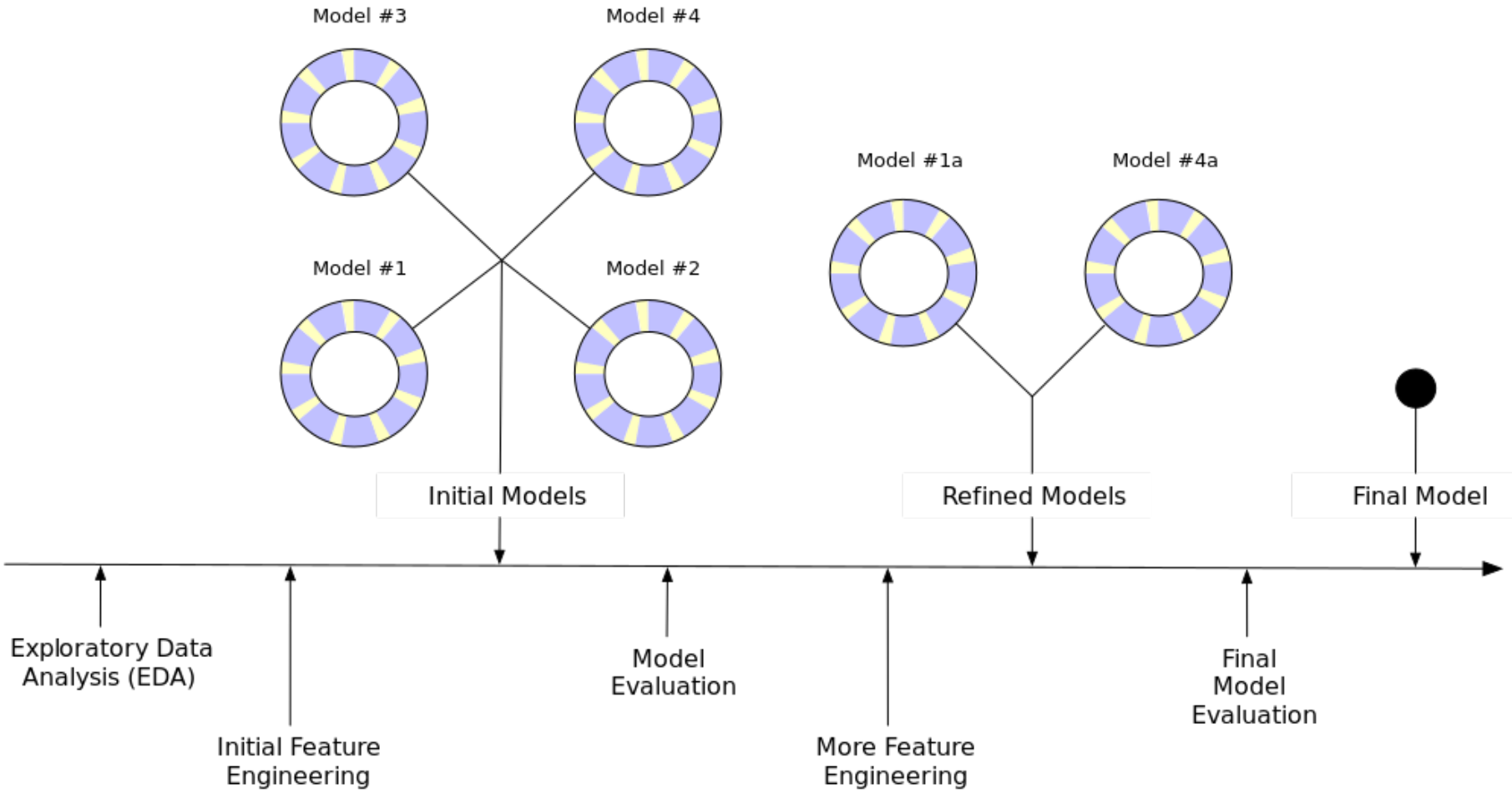


Figure 1.3 del libro KS

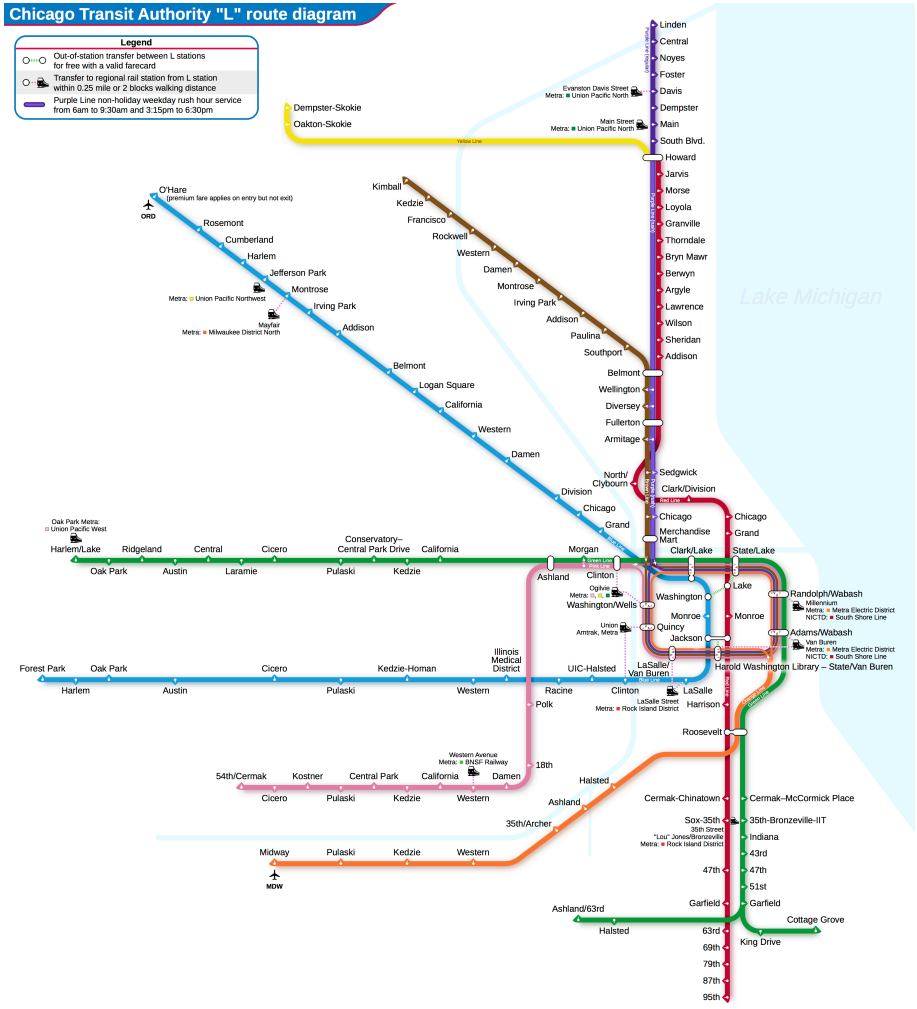


Figure 4.1: Chicago Transit Authority 'L' map. For this illustration, we are interesting in predicting the ridership at the Clark/Lake station in the Chicago Loop.

Chicago Train Ridership Data

Nel capitolo 4 di KJ (e capitoli successivi), viene discussa la modellizzazione del il numero di utenti giornalieri alla stazione di Clark/Lake del sistema ferroviario pubblico di Chicago

I predittori utilizzati sono le date del calendario, la serie storica del numero di utenti nelle varie stazioni, il tempo atmosferico e altri fattori

Il processo di modellizzazione può essere esemplificato con il seguente monologo interiore

EDA I valori del numero di utenti nelle diverse stazioni sono estremamente correlati.

EDA I valori del numero di utenti nei giorni feriali e nel fine settimana sono molto diversi.

EDA Il giorno 11 Giugno 2010 ha un valore estremamente elevato di utenze.

EDA Quali stazioni presentano i valori più bassi?

Feat.eng. Le date dovrebbero essere codificate come giorno della settimana e anno.

Feat.eng. Forse i predittori fortemente correlati potrebbero essere rappresentati con una PCA.

Feat.eng. Le registrazioni meteorologiche orarie potrebbero essere riassunte in misurazioni giornaliere.

Mod.fit. Iniziamo con una regressione lineare, k-vicini più vicini e un boosting di alberi decisionali.

Mod.tun.	Quanti vicini k usare?
Mod.tun.	Quante iterazioni di boosting? Poche o tante?
Mod.eval.	Quali modelli hanno il MSE più basso?
EDA	Quali giorni sono stati previsti in modo non soddisfacente?
Mod.eval.	I punteggi di importanza delle variabili indicano che le informazioni meteorologiche non sono predittive. Li scarteremo dalla prossima serie di modelli.
Feat.eng.	Le registrazioni meteorologiche orarie potrebbero essere riassunte in misurazioni giornaliere.
Mod.eval.	Sembra che dovremmo concentrarci su molte iterazioni di boosting
Feat.eng.	Abbiamo bisogno di codificare le festività per migliorare le previsioni su (e intorno a) quelle date
Mod.eval.	Eliminiamo k-NN dall'elenco dei modelli

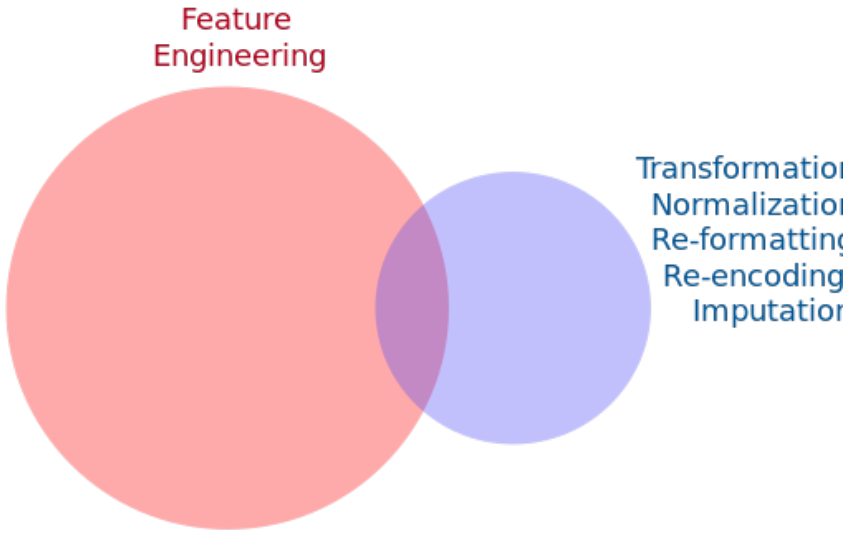
Pre-processamento dei dati

- dummy : i predittori qualitativi richiedono una codifica numerica?
- zv : le colonne a varianza (quasi) zero devono essere rimosse?
- impute : se mancano alcuni valori, dovrebbero essere imputati?
- decorrelate : se ci sono predittori correlati, questa correlazione dovrebbe essere mitigata? Ciò potrebbe significare filtrare i predittori, utilizzare l'analisi delle componenti principali o una tecnica basata su modelli (ad esempio la regolarizzazione)
- normalize : i predittori devono essere centrati e riscalati?
- trasform : è utile trasformare i predittori in modo che siano più simmetrici?

Si veda l'Appendice del libro KS

model	dummy	zv	impute	decorrelate	normalize	transform
bag_mars()	✔	×	✔	◌	×	◌
bag_tree()	×	×	×	◌[1]	×	×
boost_tree()	×[+]	◌	✔[+]	◌[1]	×	×
C5_rules()	×	×	×	×	×	×
cubist_rules()	×	×	×	×	×	×
decision_tree()	×	×	×	◌[1]	×	×
discrim_flexible()	✔	✔	✔	✔	×	◌
discrim_linear()	✔	✔	✔	✔	×	◌
discrim_regularized()	✔	✔	✔	✔	×	◌
linear_reg()	✔	✔	✔	✔	×	◌

Pre-processamento dei dati e feature engineering



Si veda `https://topepo.github.io/2021_11_HDSI_RUG/#1`