# Machine Learning For Software Engineering

Marco Lorenzini - 0353515

### **Agenda**

01

Introduzione

04

**Risultati** 

02

**Obiettivo** 

05

Assunzioni & Minacce alla validità

03

**Progettazione** 

06

Conclusioni

### o1 Introduzione - cosa è il testing?

Il testing è un processo di convalida del software effettuato attraverso metodi sistematici (white-box, black-box) per individuare incongruenze tra specifica formale, implementazione e comportamento atteso.

Ma quanto costa?

#### Tempo di sviluppo



20-40% del tempo di sviluppo è dedicato al testing

#### Costo medio annuo



23% del budget annuale IT di un'organizzazione è dedicato al testing

# 02 Obiettivo

Ottimizzare il testing identificando classi ad alto rischio di bug tramite l'utilizzo di Modelli di **Machine Learning**.

Questo ci permette di capire come è meglio indirizzare budget e tempo per lo sviluppo di casi di testing.

Lo studio si concentra sull'analisi dei risultati ottenuti su due progetti open-source della Apache Software Foundation: **BookKeeper** e **Avro**.

# o3 Progettazione – Raccolta dei Dati

Assunzione principale: il **futuro** è simile al passato.



Tramite **Jira** estraiamo i **ticket** riferiti a **bug** risolti.



Tramite **Git** estraiamo i **commit** relativi ai **ticket** estratti.

Ora sappiamo quali **classi** sono state toccate.

## 03 Progettazione – Individuare i bug

Idea principale: ogni **bug** ha un ciclo di vita rappresentabile come:



Injected Version (IV): versione in cui il bug viene introdotto in una classe

Opening Version (OV): versione in cui il bug viene individuato

Fixed Version (FV): versione in cui il bug viene risolto

# 03 Progettazione - Proportion

Punto di partenza: una classe è difettosa dalla IV fino alla FV (esclusa).

Mentre la OV e la FV sono facilmente individuabili dai ticket di Jira, questo non vale per l'IV che spesso non è definita, come comportarci?

Idea: il tempo che intercorre tra FV e OV è proporzionale al tempo tra FV e IV.

#### **Proportion:**

$$p = \frac{FV - IV}{FV - OV} \Rightarrow IV = FV - p * (FV - OV)$$

# 03 Progettazione – Proportion

Utilizziamo, in base alla situazione, due diverse tecniche:

#### **Proportion Increment**

- Quando?
   La usiamo se il numero di ticket con IV a nostra disposizione è ≥ 5.
- Come?
   Calcolo p sfruttando i ticket raccolti fino a quel momento.

#### **Proportion Cold Start:**

- Quando?
   La usiamo se il numero di
   Ticket con IV a nostra
   disposizione è < 5.</li>
- Come?
  Calcolo p basandomi su
  altri progetti Apache e
  lo imposto pari alla mediana
  dei valori.

### o3 Progettazione - Metriche

LOC: Numero di righe di codice.

Authors Number: Numero di autori della classe.

Number of Revisions: Numero di revisioni.

Touched Loc: Somma di righe aggiunte e rimosse nelle revisioni.

Total Added Lines: Numero di righe aggiunte nelle revisioni.

Average Added Lines: Numero medio di righe aggiunte nelle revisioni.

Max Added Lines: Numero massimo di righe aggiunte nelle revisioni.

Churn: Valore assoluto della differenza tra linee aggiunte e rimosse.

Max Churn: Churn massimo nelle revisioni.

Number Fix: Numero di bug fixati.

Cyclomatic Complexity\*: Numero di cammini indipendenti nella classe.

Average Churn: Churn medio nelle revisioni.

Days Between Commits\*: Numero di giorni tra un commit e l'altro.

<sup>\* =</sup> Metriche Personalizzate

### o3 Progettazione – Training e Testing Set

Nel **training set** la buggyness delle classi viene determinata utilizzando solo i ticket fino alla release considerata. Le classi vengono etichettate come buggy se sono state modificate in commit associati a bug con una **injected version** precedente. Più **realistico** possibile, affetto da **snoring**.

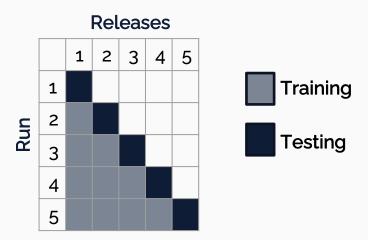
Nel **testing**, invece, considero tutti i ticket disponibili, includendo anche informazioni su bug corretti in futuro. Più **preciso** possibile, non affetto da **snoring**.

# o3 Progettazione – Walk Forward

All'interno dei dati è presente la componente temporale, vogliamo quindi preservare il loro ordine cronologico. Come?

Walk Forward: tecnica time-series.

Per minimizzare lo **snoring**, utilizziamo la prima metà del dataset.



### Progettazione - Modelli e tecniche

#### I **modelli** utilizzati sono:

- Naive Bayes
- lbk
- Random Forest

#### Le **tecniche** applicate sono:

- Cost Sensitive Classifier
- Feature Selection con Best First Backward
- Balancing con SMOTE

#### Le **metriche** utilizzate per la valutazione dei **modelli** sono:

- Precision
- Recall
- Npofb20
- AUC
- Kappa



# 04 Risultati – Feature Selection

Vediamo gli **attributi** selezionati per entrambi i progetti:

#### Bookkeeper

```
Selected attributes: 1,2,11,13 : 4

LOC
authors_number
cyclomatic_complexity
days_between_commits
```

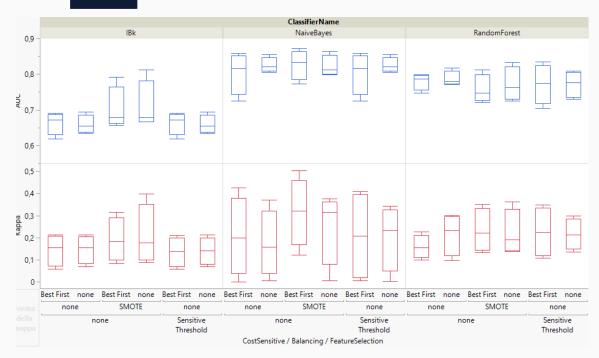
#### Avro

```
Selected attributes: 1,3,10,11,13 : 5

LOC
revisions_number
number_fix
cyclomatic_complexity
days_between_commits
```

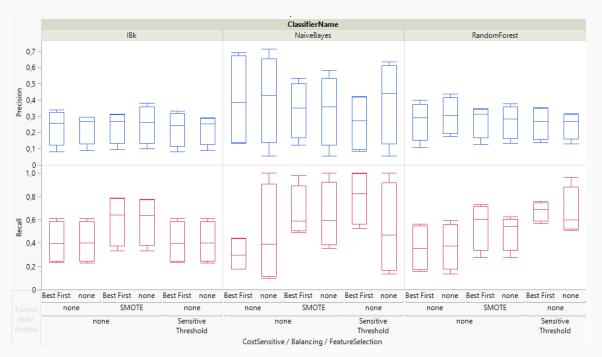
In entrambi i casi, le metriche personalizzate **Complessità Ciclomatica** e **Days Between Commit** vengono selezionate.

### 04 Risultati Bookkeeper - AUC & Kappa



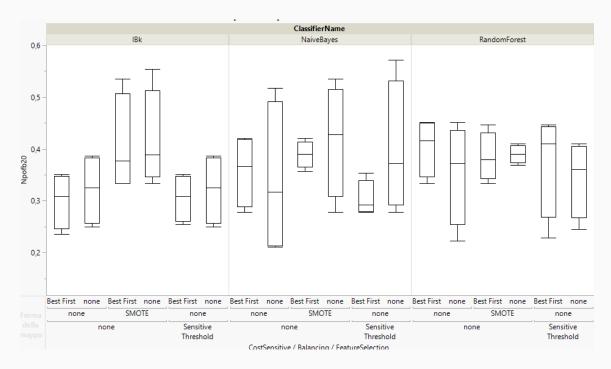
Sia per AUC che per Kappa, Naive Bayes risulta essere il modello con i risultati migliori, Random Forest e Ibk, soprattutto per Kappa risultano però più stabile.

### Risultati Bookkeeper - Precision & Recall



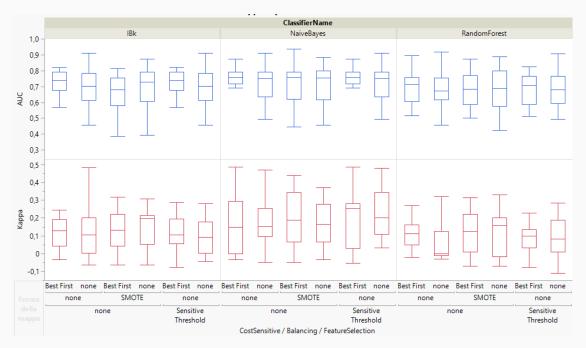
Sia per la **Precision** che per la **Recall** il miglior modello risulta essere **Naive Bayes**.

### Risultati Bookkeeper – nPofB20



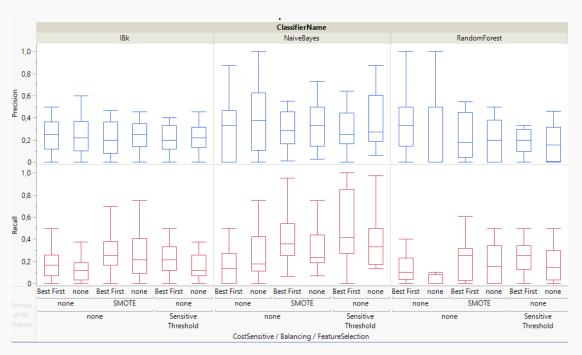
I risultati migliori vengono raggiunti da **Naive Bayes** soprattutto con l'utilizzo di **SMOTE**.

### 04 Risultati Avro – AUC & Kappa



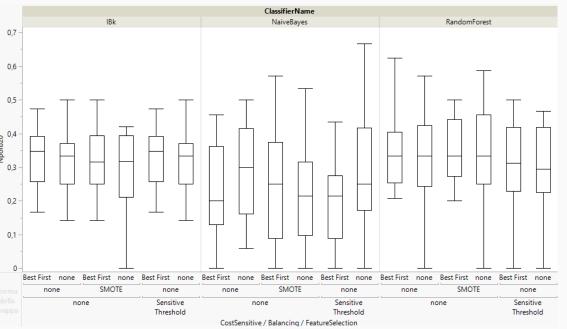
I risultati migliori vengono raggiunti, sia per AUC che per Kappa, da Naive Bayes.

### Risultati Avro - Precision & Recall



I risultati migliori, sia per Precision che per Recall, vengono raggiunti da Naive Bayes.

### 04 Risultati Avro – nPofB20



Il picco massimo viene raggiunto da **Naive Bayes**, a livello di mediana invece **Random Forest** mostra i risultati migliori

# 04 Risultati – Conclusioni

Sia per Bookkeeper che per Avro, **Naive Bayes** risulta essere il modello migliore, non è possibile stabilire la migliore configurazione in assoluto ma spicca la combinazione **Feature Selection** e **Sensitive Threshold** per il valore della Recall

### Assunzioni & Minacce alla validità

- La data di apertura e chiusura del ticket, prelevata da Jira, potrebbe non essere accurata.
- I ticket che etichettiamo come buggy, potrebbero non esserlo.
- Le varie tecniche di proportion sono tecniche **conservative**, possono quindi sottostimare quelle che sono le performance dei vari classificatori.
- Ipotizziamo per il calcolo di Cold Start che i progetti Apache considerati siano simili a quelli studiati.
- La threshold considerata per il Cold Start.
- I ticket senza commit associati non sono stati considerati.

# 06 Conclusioni - Fonti

- 1. <u>Paper Proportion</u>: Leveraging the Defects Life Cycle to Label Affected Versions and Defective Classes, *Bailey Vandehei, Daniel Alencar Da Costa, Davide Falessi.*
- 2. <u>Paper Snoring</u>: The Impact of Dormant Defects on Defect Prediction: A Study of 19 Apache Projects, *Davide Falessi, AalokAhluwalia, Massimiliano Di Penta.*
- 3. Tempo di sviluppo testing: <a href="https://intersog.com/blog/development/software-testing-percent-of-software-development-costs/">https://intersog.com/blog/development/software-testing-percent-of-software-development-costs/</a>
- 4. Costo medio annuo testing: <a href="https://www.globalapptesting.com/blog/software-testing-cost">https://www.globalapptesting.com/blog/software-testing-cost</a>

# 06 Conclusioni - Link



https://sonarcloud.io/project/overview?id=MarcoLor01\_DatasetBuilderISW2



https://github.com/MarcoLoro1/DatasetBuilderISW2

# Grazie per l'attenzione!