ANALISI DELLE PRESTAZIONI DI CLASSIFICATORI NELLA PREDIZIONE DELLA DIFETTOSITÀ DEL CODICE

Enrico D'Alessandro (0306424)

A.A. 2022/2023

Università degli studi di Roma "Tor Vergata"

AGENDA

- Introduzione
- Progettazione
 - Ottenimento delle versioni dei progetti
 - Ottenimento bug relativi ai progetti
 - Proportion
 - ▶ Ottenimento dei commit effettuati sui progetti
 - Costruzione del dataset
 - Metriche
 - Evaluation
- Discussione dei risultati
 - Feature Selection
 - ▶ BookKeeper (AUC, Kappa, Precision, Recall)
 - Syncope (AUC, Kappa, Precision, Recall)
- Conclusioni
 - Balancing
 - Classificatori

INTRODUZIONE

Obiettivo: eseguire uno studio empirico finalizzato a misurare l'effetto di tecniche di **feature selection** e **balancing** sull'andamento delle prestazioni di tre classificatori nel predire la difettosità di classi Java dei progetti Apache.

- ► I classificatori sono addestrati su un dataset che rappresenta la difettosità delle classi Java nei due progetti Apache BookKeeper e Syncope.
- I classificatori considerati sono RandomForest, NaiveBayes e IBk.
- ▶ La tecnica di feature selection considerata è BestFirst.
- ► La tecniche di balancing considerate sono Oversampling, Undersampling e SMOTE.

Per la realizzazione dello studio si è fatto uso di:

- Java, come linguaggio di programmazione;
- ► GitHub API e JIRA Rest API per la costruzione dei dataset per ciascun progetto;
- WEKA come toolkit di Machine Learning.









PROGETTAZIONE - OTTENIMENTO DELLE VERSIONI DEI PROGETTI - Jira

Per ottenere la lista delle versioni rilasciate per ciascun progetto è stata utilizzata la RestAPI di JIRA.

Dal JSON restituito, per ciascuna versione, sono stati estratti:

- nome;
- data di rilascio.

Le informazioni così ottenute sono state utilizzate per popolare una lista ordinata in base alla seconda delle due informazioni estratte.

Sono state individuate:

- ► 14 versioni per BookKeeper
- ▶ 63 versioni per **Syncope**

PROGETTAZIONE - OTTENIMENTO BUG RELATIVI AI PROGETTI (1) 🕶 Jira

La lista dei **bug** relativi ai due progetti è stata ottenuta sfruttando l'API JSON di JIRA. In particolare, è stato specificato di voler unicamente gli issue di tipo:

- Bug;
- la cui risoluzione sia fixed;
- il cui stato sia resolved o closed.

Per ogni ticket restituito dall'ITS:

- come FV è stata considerata l'ultima delle fixed versions restituite in ordine temporale;
- come OV è stata considerata la prima successiva alla data di creazione del ticket;
- come IV è stata considerata la prima delle affected versions restituite in ordine temporale.

PROGETTAZIONE - OTTENIMENTO BUG RELATIVI AI PROGETTI (2) 🕶 Jirg

Una volta ottenuta la lista è stato necessario sanificarla rimuovendo tutti i bug tali per cui:

- ▶ la FV non corrisponde ad alcuna versione realmente esistente;
- l'ordinamento FV ≥ OV non è rispettato.

In questa fase i **bug** per cui l'**IV** è successiva all'**OV** vengono mantenuti non considerando l'*injected* version fornita da JIRA, al fine di impostarla in seguito con il metodo **proportion**.

In definitiva, ai fini dello studio, sono stati presi in considerazione:

- circa il 92.18% dei bug per BookKeeper;
- circa l'88.92% dei bug per Syncope.

PROGETTAZIONE - PROPORTION



Non per tutti i bug riportati in JIRA è disponibile l'insieme delle *affected versions* e questo è problematico ai fini dello studio, in quanto limita la possibilità di etichettare le classi come **buggy** in determinate versioni.

Per ovviare a ciò è stata utilizzata la tecnica **proportion** nella sua variante **incrementale**. In particolare, per ciascun bug presente nella lista ottenuta al passo precedente, in caso di assenza della **IV**:

- 1. è stato calcolato P come media dei rapporti $\frac{FV IV}{FV 0V}$ per tutti i bug *fixed* nelle versioni precedenti;
- 2. è stata calcolata la IV come IV = FV (FV OV) · P.

PROGETTAZIONE - OTTENIMENTO DEI COMMIT EFFETTUATI SUI PROGETTI



Per l'integrazione con Git è stata utilizzata la GitHub REST API:

- ▶ possibilità di effettuare al più 5000 richieste autenticate all'ora;
- ▶ implementato un meccanismo di caching in quanto i commit sono oggetti immutabili;
- ▶ per ogni commit dal JSON di risposta sono stati estratti lo SHA, l'autore, la data, il messaggio ed infine il diff:
 - ▶ Il diff non è altro che un array di oggetti JSON, ciascuno dei quali contenente il nome dell'i-esimo file toccato dal commit ed il numero di righe aggiunte e/o rimosse.

```
⇒ {} 67

■ sha: "3db4de9da1447e2a5135ac9330d4347b9d220a0d"

■ node_id: "C_kwDOHIa-DtoAKDNkYjRkZTlkYTE0NDdlMmE1MTM1YWM5MzMwZDQzNDdiOWQyMjBhMGQ"

⇒ {} commit

⇒ {} author

■ name: "Andrey Yegorov"

■ email: "8622884+dlg99@users.noreply.github.com"

■ date: "2022-02-23T21:03:11Z"

■ message: "Issue 2974: better thread selection for the Ordered Executor (#3023)"
```

PROGETTAZIONE - COSTRUZIONE DEL DATASET



Prima di procedere all'addestramento dei classificatori è necessario costruire il dataset da utilizzare. L'associazione fra le informazioni raccolte da **Git** e **JIRA** è realizzata come segue:

- ▶ per ogni bug B (key) e per ogni commit C, se il messaggio di C contiene la chiave di B, i file presenti nel diff vengono aggiunti all'insieme di quelli associati a B;
- ▶ per le **versioni** semplicemente tramite l'ordinamento temporale tra le date.

Sono state individuate:

- ▶ 884 su 4290 (21%) istanze buggy per BookKeeper;
- ▶ 6032 su 121015 (5%) istanze buggy per **Syncope**.

Una volta costruito il dataset, sono stati rimossi i dati relativi all'ultimo 50% delle release in modo da ridurre l'effetto dello snoring.

Il dataset è costituito da diverse colonne che specificano una **versione**, un file **java**, 11 **metriche** (correlate alla presenza o meno di bug nel file e nella versione considerati) e un'**etichetta** "Y/N" per specificare se il file è risultato o meno difettoso all'interno della versione.

PROGETTAZIONE - METRICHE (1)



Le principali metriche considerate sono le seguenti:

- Size: lo storico della dimensione del file in termine di LOC.
 - Un valore alto di linee di codice potrebbe significare un rischio maggiore di avere bug.
- NRev: il numero di revisioni al file nella singola versione.
 - · Maggiori sono i commit che hanno interessato quel file, maggiori sono le possibilità di introdurre bug.
- ▶ NAuth: il numero di autori totali che hanno collaborato al file nella versione considerata.
 - Con un valore elevato di autori aumentano le probabilità di generare difetti nel codice a causa di incomprensioni e delle differenti intenzioni tra i collaboratori.
- ▶ LOC added: il numero di LOC aggiunte in quella determinata versione.
 - · Simile alla Size. Più LOC sono state aggiunte al file e maggiore è la probabilità di avere introdotto un bug.
- Churn: è la somma sulle revisioni di LOC (added deleted) per la singola versione.
 - Un valore elevato rappresenta il LOC effettivo che potrebbe contribuire ad introdurre un bug nella classe.

PROGETTAZIONE - METRICHE (2)



Le principali metriche considerate sono le seguenti:

- ▶ ChgSetSize: è il numero di file che sono stati modificati da commit insieme al file specificato.
 - Più sono i file modificati insieme in un certo commit e più sarà difficile identificare la natura del bug eventualmente generato.
- ▶ Age: è l'età della classe calcolata in termini di settimane.
 - · Una classe con valore di età maggiore risulta più stabile in termini di difettosità e meno propensa ad avere bug.

Sono state considerate anche le seguenti metriche:

- MAX LOC added
- AVG LOC added
- ► MAX Churn
- ► AVG Churn

PROGETTAZIONE - EVALUATION



- ▶ Al termine della fase di costruzione del dataset, questo viene memorizzato in due formati differenti: CSV e ARFF. Quest'ultimo viene sfruttato come base di partenza per la valutazione oggetto dello studio tramite il toolkit WEKA.
- ▶ Per valutare la difettosità dei progetti nel corso delle release, è stata utilizzata la tecnica di validazione walk-forward, dal momento che i dati sono strettamente legati ad aspetti temporali.
 - Ad ogni iterazione, il dataset iniziale viene diviso in training set e testing set, considerando una release come testing e tutte le precedenti vengono incluse nel training set.
- ▶ Per ogni configurazione possibile (i.e., tecnica di selezione delle feature, tecnica di balancing) sono state eseguite N − 1 run di walk-forward, con N numero di versioni presenti nel dataset, ed è stato popolato un CSV contenente i risultati finali dello studio, sfruttato per produrre i grafici mostrati nelle slide successive.

DISCUSSIONE DEI RISULTATI



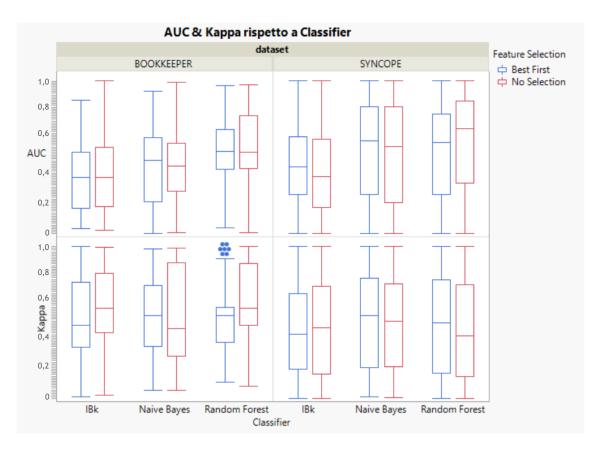
Per ogni classificatore e tecnica di feature selection e balancing sono state analizzate:

- ► AUC
- ► Kappa
- Precision
- ▶ Recall

Per confrontare le prestazioni dei classificatori, poiché il tipo di grafico adottato è il **box-plot**, sono state prese in considerazione la mediana, l'ampiezza della distribuzione e la posizione dei quantili principali (i.e., 1Q e 3Q).

DISCUSSIONE DEI RISULTATI - FEATURE SELECTION

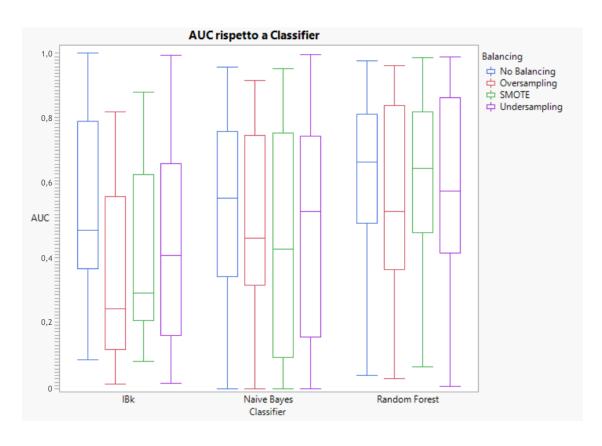




- ▶ È interessante notare come, in alcuni casi, applicare la tecnica **feature selection** migliora abbastanza le prestazioni:
 - ► Applicando **BestFirst** sul dataset di **Syncope** si ottengono miglioramenti per **NaiveBayes** e per **IBk**.
- ► Il classificatore che migliora sempre applicando BestFirst per entrambi i dataset è NaiveBayes. Questo potrebbe essere dovuto al fatto che NaiveBayes assume che gli attributi del dataset siano il più possibile scorrelati tra loro.

DISCUSSIONE DEI RISULTATI - BOOKKEEPER (AUC)

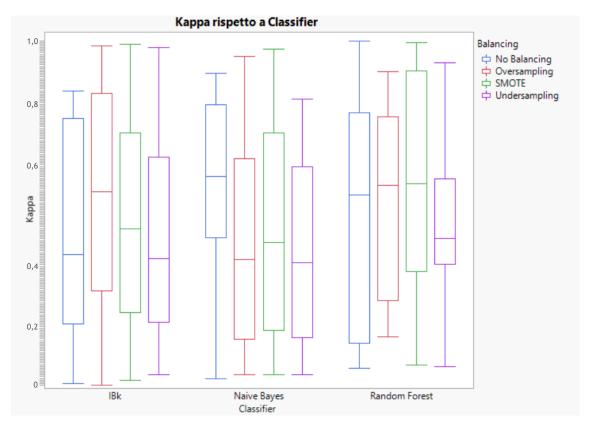




- ► Si considerano i dati del progetto BookKeeper.
- La tecnica **Undersampling** è quella che peggiora di meno le prestazioni dei classificatori **IBk** e **NaiveBayes**.
- La tecnica **Oversampling** peggiora notevolmente le prestazioni di tutti i classificatori rispetto a quando non vengono applicate tecniche di bilanciamento.
- ► La tecnica **SMOTE** peggiora le prestazioni di tutti i classificatori, maggiormente in **IBk** e **NaiveBayes**.

DISCUSSIONE DEI RISULTATI - BOOKKEEPER (KAPPA)

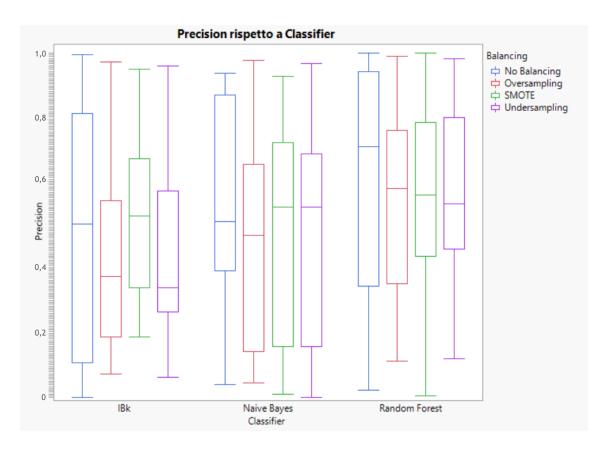




- ► Si considerano i dati del progetto **BookKeeper**.
- ▶ Le prestazioni di NaiveBayes peggiorano parecchio rispetto ad un classificatore "dummy", applicando qualsiasi tecnica di bilanciamento sul dataset in input.
- Le prestazioni di RandomForest migliorano leggermente applicando il bilanciamento con SMOTE e peggiorano applicando Undersampling.
- Nel caso di IBk applicare Oversampling migliora parecchio le prestazioni, mentre Undersampling sembra influire di meno.

DISCUSSIONE DEI RISULTATI - BOOKKEEPER (PRECISION)

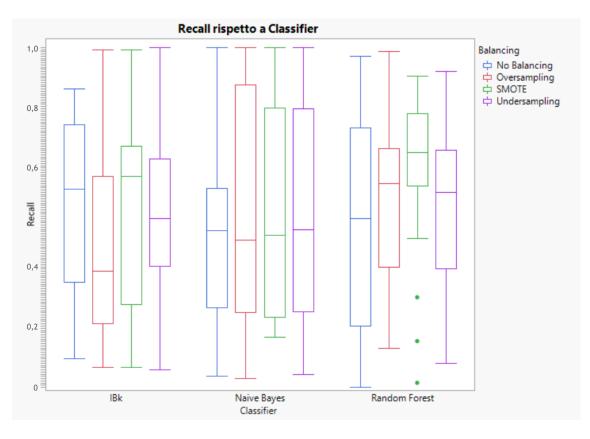




- ► Si considerano i dati del progetto **BookKeeper**.
- ► SMOTE e Undersampling aumentano leggermente la precision nel caso di NaiveBayes.
- La precision peggiora notevolmente applicando Undersampling ai classificatori RandomForest e IBk. Il maggior peggioramento si ha nel caso di IBk.
- ► Il bilanciamento ha in generale un impatto minore sulla precision valutata con NaiveBayes rispetto agli altri classificatori.
- ► SMOTE aumenta leggermente la precision nel caso di IBk.

DISCUSSIONE DEI RISULTATI - BOOKKEEPER (RECALL)

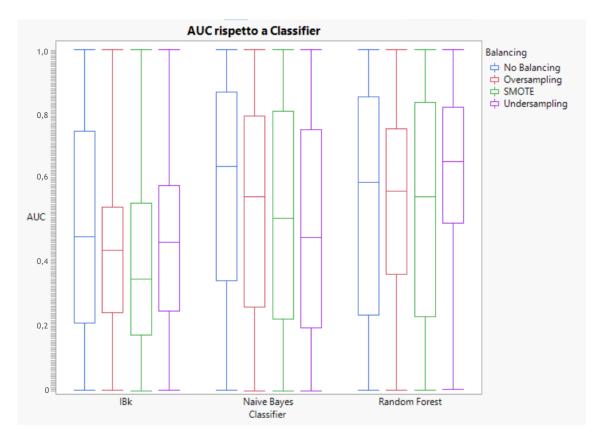




- ► Si considerano i dati del progetto **BookKeeper**.
- ▶ Nel caso di RandomForest, tutte e tre le tecniche aumentano il numero di positivi individuati e quindi la recall. Non solo si hanno valori mediani più alti, ma anche la variabilità della distribuzione è minore.
- Nel caso di IBk e RandomForest si ottengono più positivi individuati applicando SMOTE, sebbene la sua influenza sia più evidente per il secondo.
- ▶ In IBk applicare Oversampling o Undersampling riduce il numero di positivi individuati.

DISCUSSIONE DEI RISULTATI - SYNCOPE (AUC)

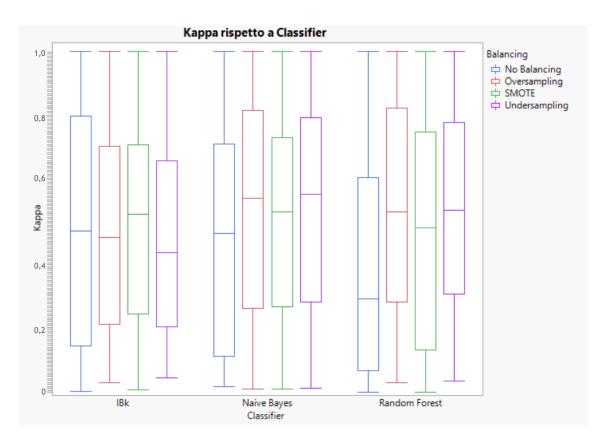




- ► Si considerano i dati del progetto **Syncope**.
- ▶ Sia per IBk che per NaiveBayes applicare tecniche di bilanciamento peggiora in tutti i casi le prestazioni.
- Per quanto riguarda RandomForest si ottiene un leggero peggioramento del valore di AUC con Oversampling e SMOTE, mentre si ottiene un miglioramento applicando Undersampling.
- ► Il peggioramento maggiore si ottiene con NaiveBayes applicando Undersampling.

DISCUSSIONE DEI RISULTATI - SYNCOPE (KAPPA)

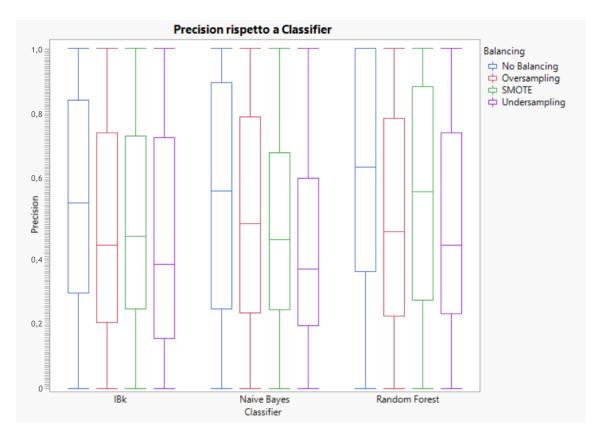




- Si considerano i dati del progetto Syncope.
- ▶ In questo caso applicando le tre tecniche di bilanciamento del dataset si ottengono aumenti delle prestazioni dei tre classificatori rispetto al classificatore "dummy". In maniera inferiore per IBk.
- ▶ Per NaiveBayes e RandomForest tutte e tre le tecniche di bilanciamento migliorano notevolmente.
- Per IBk l'unico miglioramento si ottiene applicando SMOTE.

DISCUSSIONE DEI RISULTATI - SYNCOPE (PRECISION)

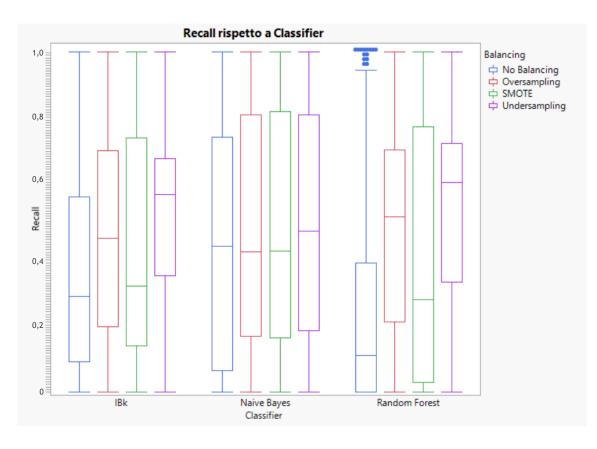




- ► Si considerano i dati del progetto **Syncope**.
- ▶ In questo caso il valore di precision diminuisce applicando qualsiasi tecnica di bilanciamento del dataset per tutti i classificatori considerati.
- ► La tecnica che provoca il peggioramento maggiore del valore della precision è Undersampling per tutti e tre i classificatori.
- ► La tecnica con la precision maggiore è SMOTE per IBk e RandomForest, Oversampling per NaiveBayes.

DISCUSSIONE DEI RISULTATI - SYNCOPE (RECALL)





- ► Si considerano i dati del progetto **Syncope**.
- ▶ Sia per RandomForest che per IBk applicare tecniche di bilanciamento aumenta notevolmente il valore di recall.
- ▶ Per NaiveBayes applicare qualsiasi tecnica di bilanciamento tende a non influire più tanto sul valore di recall.
- Per quanto riguarda la recall, le tecniche di Undersampling e Oversampling sembrano comportarsi generalmente meglio rispetto a SMOTE, per tutti e tre i classificatori.

CONCLUSIONI - BALANCING



- ► Tra le tecniche di bilanciamento non ce n'è una che è nettamente migliore delle altre, ma dipende intrinsecamente dal dataset di partenza e dal classificatore considerato.
- ► Su **Syncope** si ottiene un numero maggiore di positivi individuati applicando **Undersampling**, mentre su **BookKeeper** si ottengono più positivi applicando **SMOTE**.
- Confrontando i valori di recall senza applicare le tecniche di bilanciamento è evidente come essa sia maggiore sul dataset di BookKeeper, poiché esso è meno sbilanciato rispetto al dataset di Syncope:

▶ Buggy BookKeeper: 21%

▶ Buggy Syncope: 5%

► Per questo motivo il bilanciamento ha un impatto mediamente maggiore su **Syncope** rispetto a **BookKeeper** a prescindere dal classificatore.

CONCLUSIONI - CLASSIFICATORI



- ► Tra i diversi classificatori non ce n'è uno che ha performance migliori degli altri, ma anche in questo caso i risultati variano in base al dataset iniziale e alle varie tecniche applicate.
- ▶ Il classificatore che in generale ha le performance più basse è proprio NaiveBayes, lo stesso classificatore su cui hanno meno impatto le tecniche di bilanciamento, nonostante la sostanziale differenza di bilanciamento dei dataset iniziali.
- ▶ Performance leggermente migliori si ottengono con RandomForest.
- In conclusione, dal momento che è stato usato walk-forward come tecnica di validazione, è possibile che ci siano iterazioni particolarmente sfortunate che pesano negativamente sulle prestazioni dei vari classificatori.

GRAZIE PER L'ATTENZIONE!







https://github.com/EnricoDAlessandro97UNI/ISW2-Milestone1

ISW2-Milestone2:

https://github.com/EnricoDAlessandro97UNI/ISW2-Milestone2



Link a SonarCloud:

ISW2-Milestone1:

https://sonarcloud.io/project/overview?id=EnricoDAlessandro97 UNI_ISW2-Milestone1

ISW2-Milestone2:

https://sonarcloud.io/project/overview?id=EnricoDAlessandro97 UNI_ISW2-Milestone2