

REPORT DELIVERABLE 2

Nome : Chiacchia Matteo

Matricola : 0300177

Email : matteoch99@gmail.com

Repository **Github**: https://github.com/chiacchius/Deliverable_2

SonarCloud: https://sonarcloud.io/dashboard?id=chiacchius_Deliverable_2

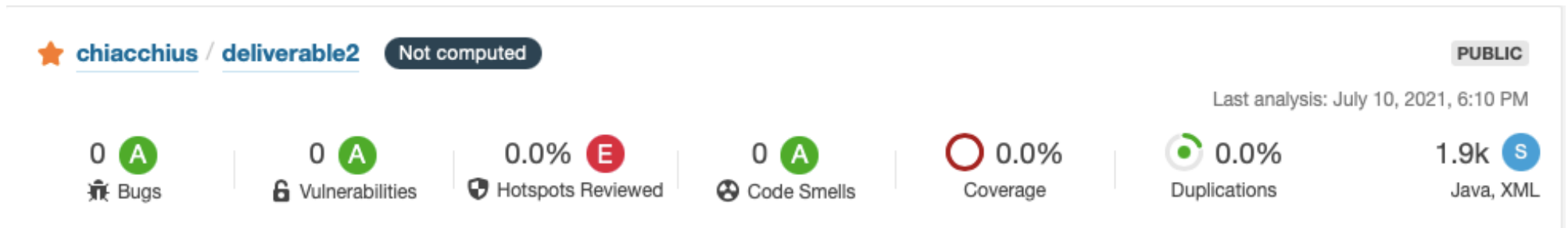
PREDIZIONE DELLA DEFECTIVENESS DI FILE SORGENTE

Note preliminari

- Descrizione del processo di *analisi* e *studio* effettuato su un progetto *open source* di **Apache**
- Risultati ottenuti tramite *automazione* fornita mediante *codice Java*, di conseguenza ottenibili per un progetto qualsiasi.
- Applicazione *hostata* sulla piattaforma di **GitHub**
- Analisi del codice effettuato tramite **SonarCloud**
- Utilizzo di strumenti di **Ticket Tracking** e **Machine Learning** per fornire risultati **quantitativi** e **statisticamente** significativi

Tecnologie e software utilizzati

- **Java 15.0.1** come *enviroment* di sviluppo
- **Eclipse IDE** come IDE
- **Github** e **Jira** per il raccoglimento di informazioni
- **Github** e **git** come sistema di **Remote Repository** e **Versioning Control**
- **SonarCloud** come strumento di analisi del codice
- Librerie **JGit.jar**, **json.jar** e **weka.jar** rispettivamente per connessione con *Github*, *parsing* di file *JSON* e per *evaluation* di modelli di **ML**
- **JMP** per la creazione dei grafici di analisi



SonarCloud values

Descrizione iniziale

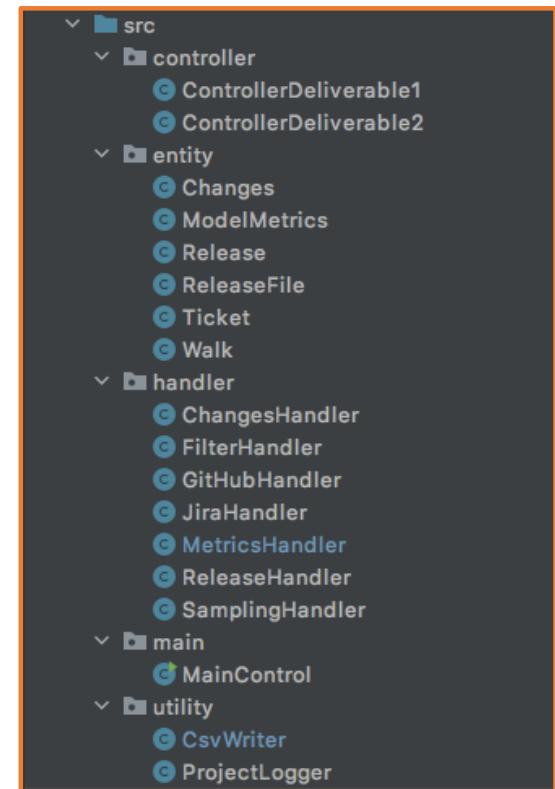
- **Eseguire uno studio empirico**, basato su modelli di **Machine Learning**, al fine di identificare le **Classi defective** di un progetto.
 - Utilizzo di tecniche come *Feature selection*, *Sampling* e *Sensitive*
 - Offerte dalle API di **WEKA**
- Determinare quale combinazione di queste tecniche produce risultati migliori per ogni classificatore
- Scopo: determinare classi potenzialmente *defective* in modo tale da utilizzarle più di altre per effettuare *testing* esaustivo.
- Progetti analizzati : **BOOKKEEPER & ZOOKEEPER**

Progettazione

- Due *Milestone*
 - **Milestone 1: Acquisizione** delle metriche e della **defectiveness** dei file .java del progetto mediante **JIRA** e **GitHub**
 - **Milestone 2: Analisi** dei dati ottenuti nel dataset creato nel primo *Milestone*, con tecniche di **Machine Learning**
- *Milestone 1*
 - Obiettivo: determinare se una specifica classe è **Defective** su una determinata **Release**
 - Acquisire metriche della classe (*size*, numero di revisioni ecc...)
 - Rimozione del **50%** delle **release** più recente.
 - Prima di poter definire un file buggy è necessario accorgersi della presenza di un bug.
 - Spesso il tempo passato tra introduzione e rivelazione del bug è non trascurabile (**class snoring**), portando a un'incertezza
 - **Missing rate** del **10%** quando si vanno ad eliminare il **50% delle releases**

Progettazione

- *Milestone 2*
 - utilizzare le informazioni ottenute nel primo *Milestone* per fare valutazioni su quale modello di *Machine Learning* produca risultati **più accurati**
 - 3 **classificatori utilizzati** : *Random Forest, Ibk, NaiveBayes*
 - Obiettivo: Confrontare tecniche di **Machine Learning** e verificare quale sia la migliore per il nostro caso
- File sorgenti **organizzati** in ***packages*** a seconda dello scopo.
- Codice pensato per avere **un'alta modularità e riusabilità**.
 - Possibilità di utilizzarlo per effettuare lo studio su qualunque progetto ***Apache***
 - Possibilità di riutilizzare le componenti.

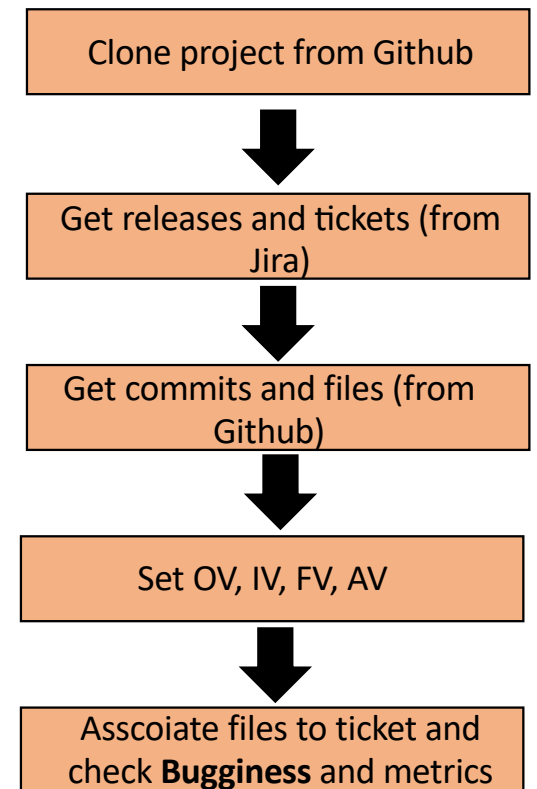


Analisi del sorgente – Milestone 1

- Ottenere le **metriche** e la **bugginess** di ogni **classe** di ogni **release**.
- **Release** raccolte da **JIRA**
 - Tramite un'interrogazione a: <https://issues.apache.org/jira/rest/api/2/project/projectName>
 - Restituzione di un file **JSON** che viene scansionato per ottenere le *Release*, con le varie informazioni, e salvarle su istanze della classe **Release.java**
- **Metriche** computate usando il *log* dei commit forniti da **Github** (tramite l'interfaccia *JGit*)
 - Si effettua inizialmente il **clone** della *repository*
 - Utilizzati unicamente i commit del **master Branch**, scartati quelli degli altri cicli di sviluppo
 - L'applicativo calcola tutte le metriche di tutte le *Release*, scartando poi, in fase di creazione dell'output, la seconda metà di queste.

Analisi del sorgente – Milestone 1

- Ottenimento dei file .java da associare ad ogni *Release*
 - Presi dall'ultimo *commit* prima del rilascio di una versione.
 - Si ottiene il *File Tree* dal *commit* e si ricavano i *path* dei file.
- Per ogni file si crea un'istanza della classe ***ReleaseFile.java***
 - **Metriche** calcolate : LOC, LOCAdded, AvgLocAdded, MaxLocAdded, LocTouched, Churn, maxChurn, avgChurn, numAuthors, numRevision

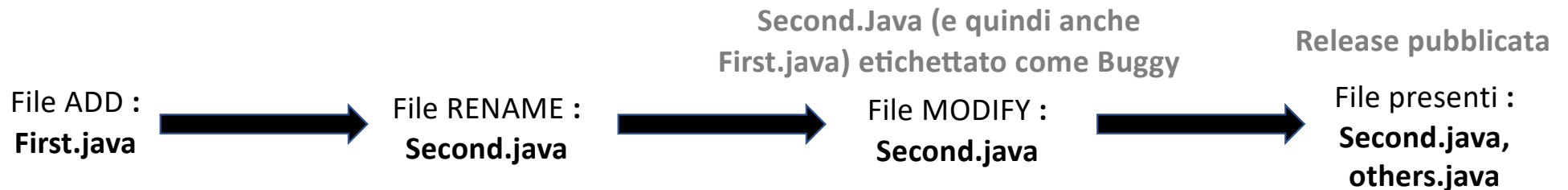


Calcolo della bugginess

- **Bugginess** calcolata mediante l'impiego di ticket su **JIRA**
- Per ogni ticket si prelevano:
 - **Id del ticket**: utilizzato per trovare i *commit* di *fix*
 - **Creation date**: per trovare la *Opening Version*
- I *commit* relativi ai ticket sono utilizzati per determinare i file '*toccati*' (grazie alle **DiffEntry** dell'interfaccia **JGit**), che saranno quindi *defective*.
 - Ogni ticket ha : OV, IV, FV, AV
- Caso particolare: **Injected Version**
 - Caso 1: Si preleva il vettore delle AV da *Jira* e, se esiste e il primo elemento ha id di versione minore o uguale alla OV, si considera questa come IV.
 - Caso 2 : **Proportion** con *Moving Window* (1% di release precedenti con IV presa da Jira)
- **Fixed Version**: Release in cui appare l'ultimo *commit* relativo al ticket
 - Si assume sempre attendibile.
 - Se non si trovano *commit* relativi a un ticket di *Jira* si scarta il ticket
- **Affected Versions**: [Injected Version, Fixed Version)

Gestione delle DiffEntry

- Le **DiffEntry** tengono traccia dei cambiamenti portati dai *commit*.
 - 5 tipi : **ADD, MODIFY, DELETE, RENAME, COPY**
- Idea alla base : ogni *DiffEntry*, di tipo **MODIFY** o **DELETE**, tiene traccia di un cambiamento effettuato per 'risolvere' il bug del ticket su cui si sta lavorando. I *Files* soggetti a questi cambiamenti sono etichettati come **defective**.
- Caso particolare : **RENAME**
 - Ogni oggetto *ReleaseFile* tiene traccia di tutti i *path* che un *file* può avere avuto (lista di alias)
 - Se un file è *buggy* con un **path**, ovviamente lo è anche col **path precedente/successivo**.



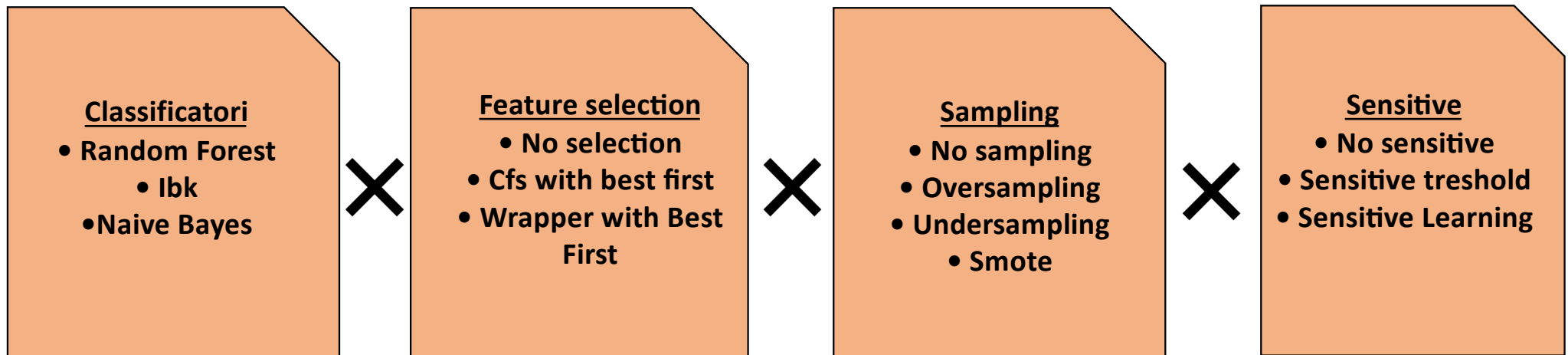
Proportion

- **Proportion** con **Moving Window** (1%).
- Si salvano, inizialmente, le *Injected Versions* di tutti i ticket per i quali sono disponibili da Jira.
 - IV utilizzate per il calcolo del *proportion* effettuato successivamente
- $P = (FV - IV) / (FV - OV)$
 - La P utilizzata sarà la mediana delle P calcolate sull'1% dei ticket precedenti.
 - Se $FV = OV$ denominatore uguale a 0 \rightarrow si assume denominatore uguale a 1
- IV predetto: $IV = FV - (FV - OV) * P$
 - Se IV compreso tra prima *Release* e OV incluse \rightarrow OK
 - Se $IV > OV \rightarrow IV = OV$
 - Se IV negativo $\rightarrow IV =$ prima *Release*

Analisi del sorgente – Milestone 2

- Più piccola e più semplice da un punto di vista algoritmico del *Milestone 1*
- ***Evaluation technique*** utilizzata : ***walk-forward***
 - Preserva l'ordine temporale dei dati
- Si divide il *dataset* in due porzioni (*training set* e *testing test*) che rappresentano il ***Walk-forward*** (classe ***Walk.java***)
 - Criterio di divisione : **versione**
 - ***Walk k-esimo*** contiene le *Instances* di ***training set*** (release [1;k]) e ***testing set*** (release k+1)
- Si crea ogni combinazione possibile tra **Classificatori**, **feature selection**, tecniche di **sampling** e tipi di **sensitive**
- Come valore positivo è stato scelto il valore di *defective*

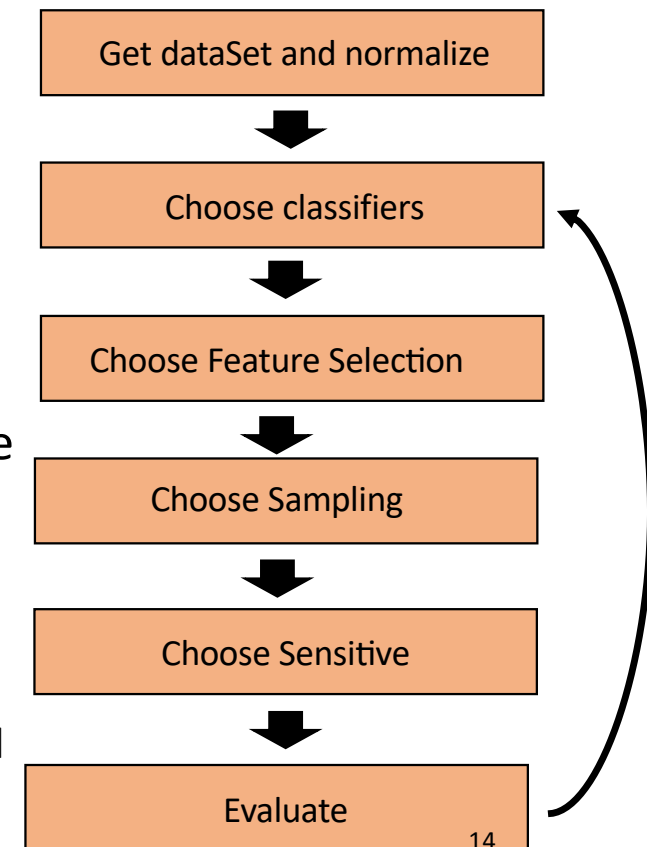
Modelli di machine learning



Prodotto cartesiano tra **classificatori**, **Feature selection**, **Sampling** e **Sensitive** per ottenere ogni tipo di combinazione

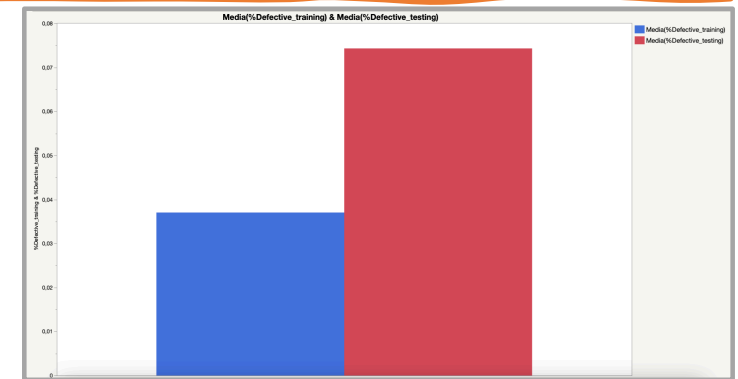
Flusso di operazioni

- Si utilizza il *dataset* creato nel *Milestone 1*
 - Esportazione del .csv in .arff per permettere a *Weka* di lavorarci
- Dati ***preprocessati*** e ***normalizzati***
 - Si imposta il *classIndex*, cioè l'attributo su cui si faranno le stime
 - Si normalizza per garantire che ogni attributo abbia lo stesso peso nella fase di *training* del modello
 - Si evita il *bias* causato dalla differenza di scala
- Per ogni ***Walk*** vengono eseguite tutte le combinazioni analizzate precedentemente
- Si effettua l'*evaluation* per ogni combinazione per poi salvare i risultati in una struttura dati (***ModelMetrics.java***) utilizzata per creare il file .csv finale
 - Se un solo valore calcolato non è rappresentabile (es. NaN) si scarta il ***Walk*** per evitare di compromettere l'analisi

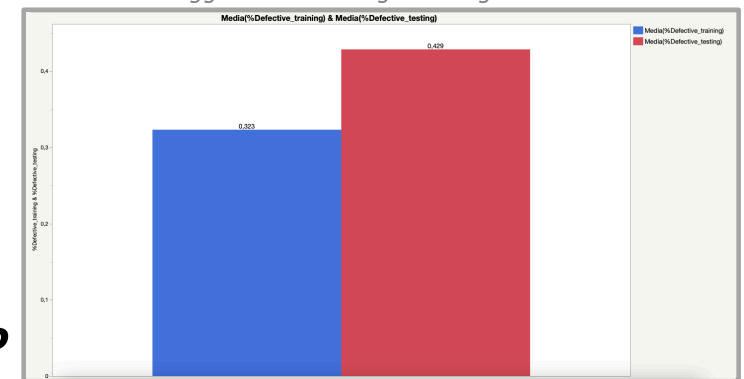


Analisi dei dati

- Studio focalizzato nel cercare la migliore combinazione delle 4 variabili del modello
 - **Precision, Recall, AUC** (o **ROC Area**) e **Kappa**
- Alcune osservazioni
 - Dati più bilanciati in *Bookkeeper* (circa 50% file *defective*) rispetto a *Zookeeper* (circa il 7%)
 - Numero di **walk** di *Zookeeper* molto più alto grazie a una maggiore grandezza del **Dataset**
 - Ma meno accurato a causa dell'enorme divario di percentuale di *bugginess*
- Comparazioni effettuate a parità di metrica (*Precision, Recall* ecc.)
- Software utilizzato per la creazione dei grafici : **JMP**



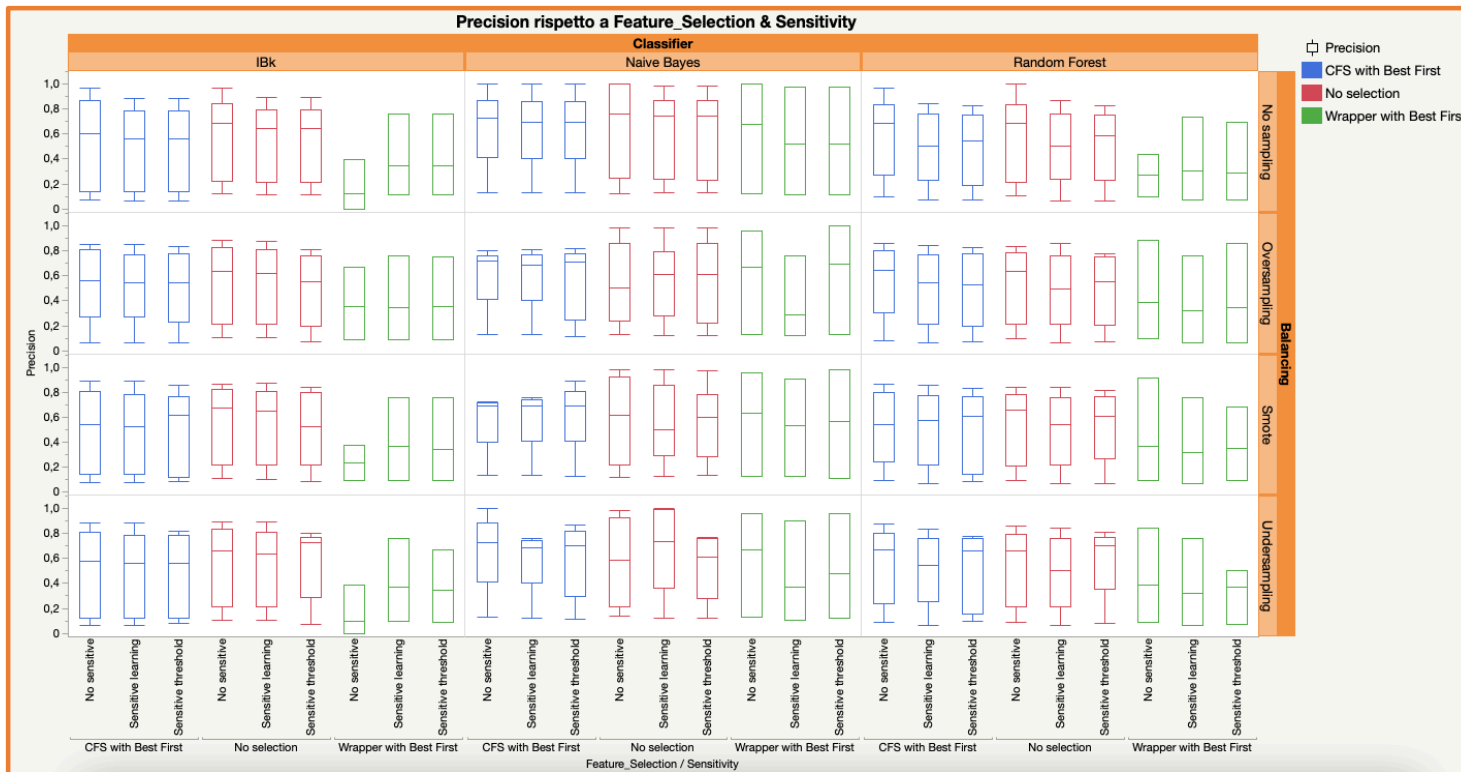
Percentuale bugginess in training e testing set BOOKKEEPER



Percentuale bugginess in training e testing set ZOOKEEPER

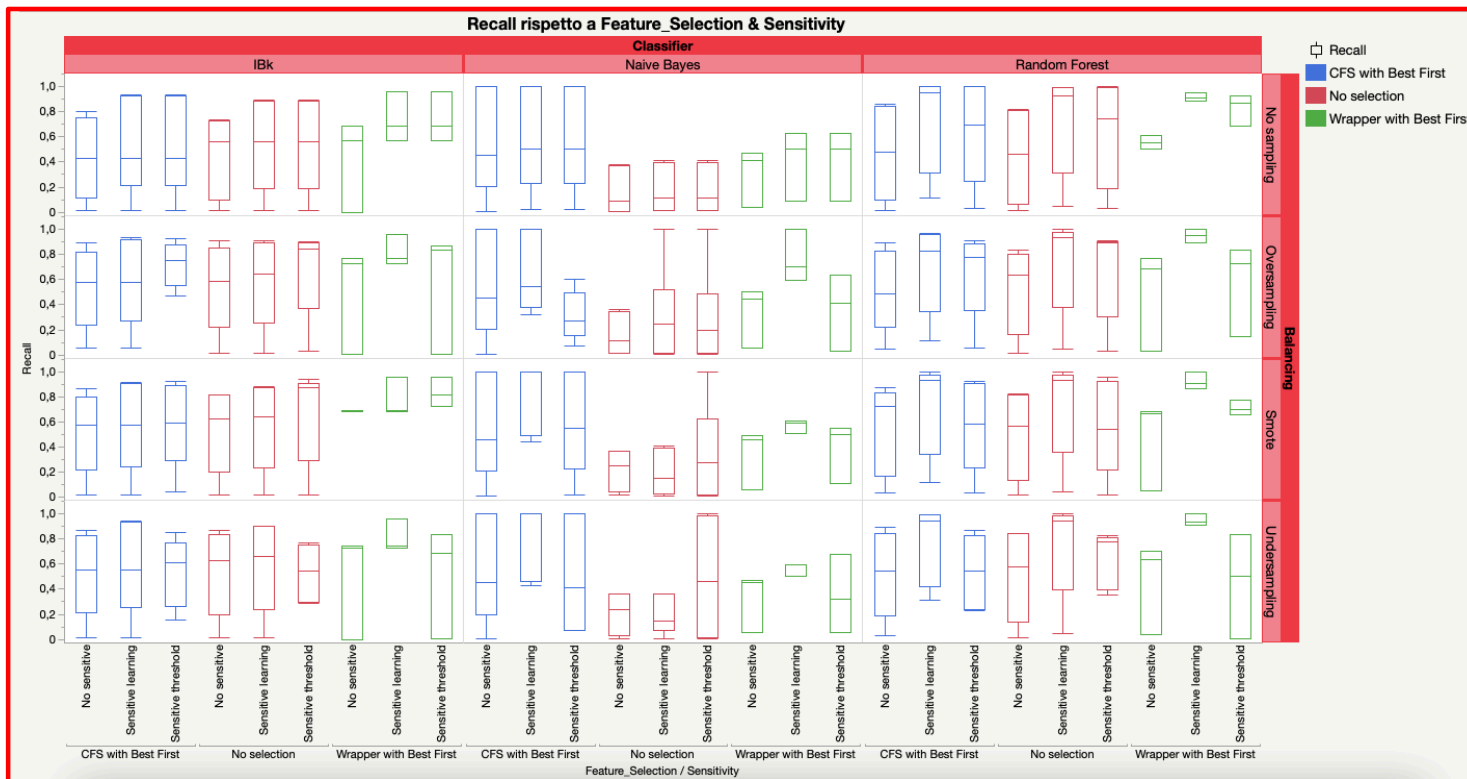
Bookkeeper Precision

- Valori con *varianza* alta
- **Mediane** più alte in **Naive Bayes** e No Sampling
 - Ma *varianza* elevata
- Varianze più basse in **Ibk**, Wrapper con BF e No Sensitive
 - Ma valori bassi



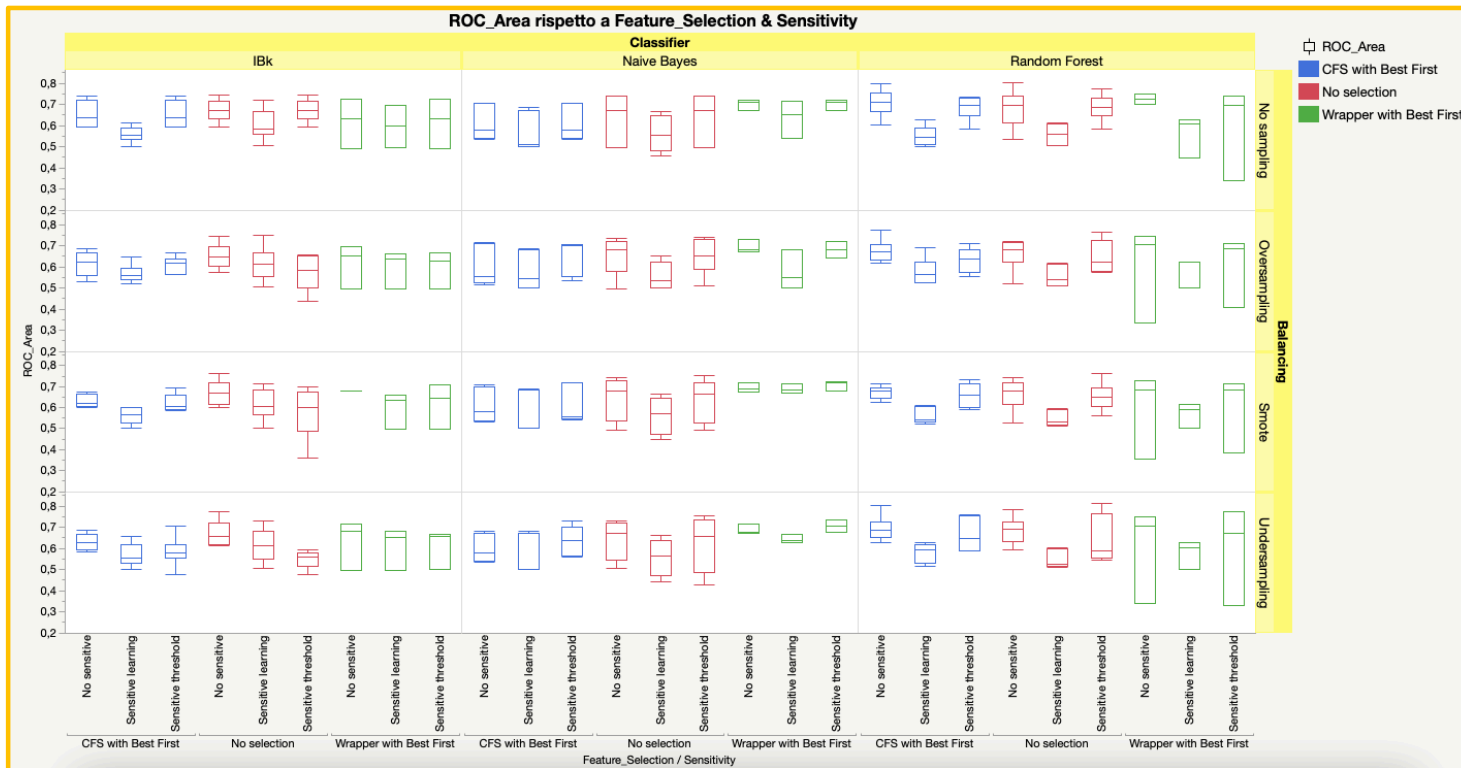
Bookkeeper Recall

- Migliori valori con **{Random forest, wrapper con BF, undersampling, Sensitive Learning}**
 - **Mediana** con valore alto e poca varianza
- Con **IBk** i migliori risultati sono con **Sensitive Learning** e **Wrapper con BF**
 - Anche **Naive Bayes** ma solo con **Smote** e **Undersampling**



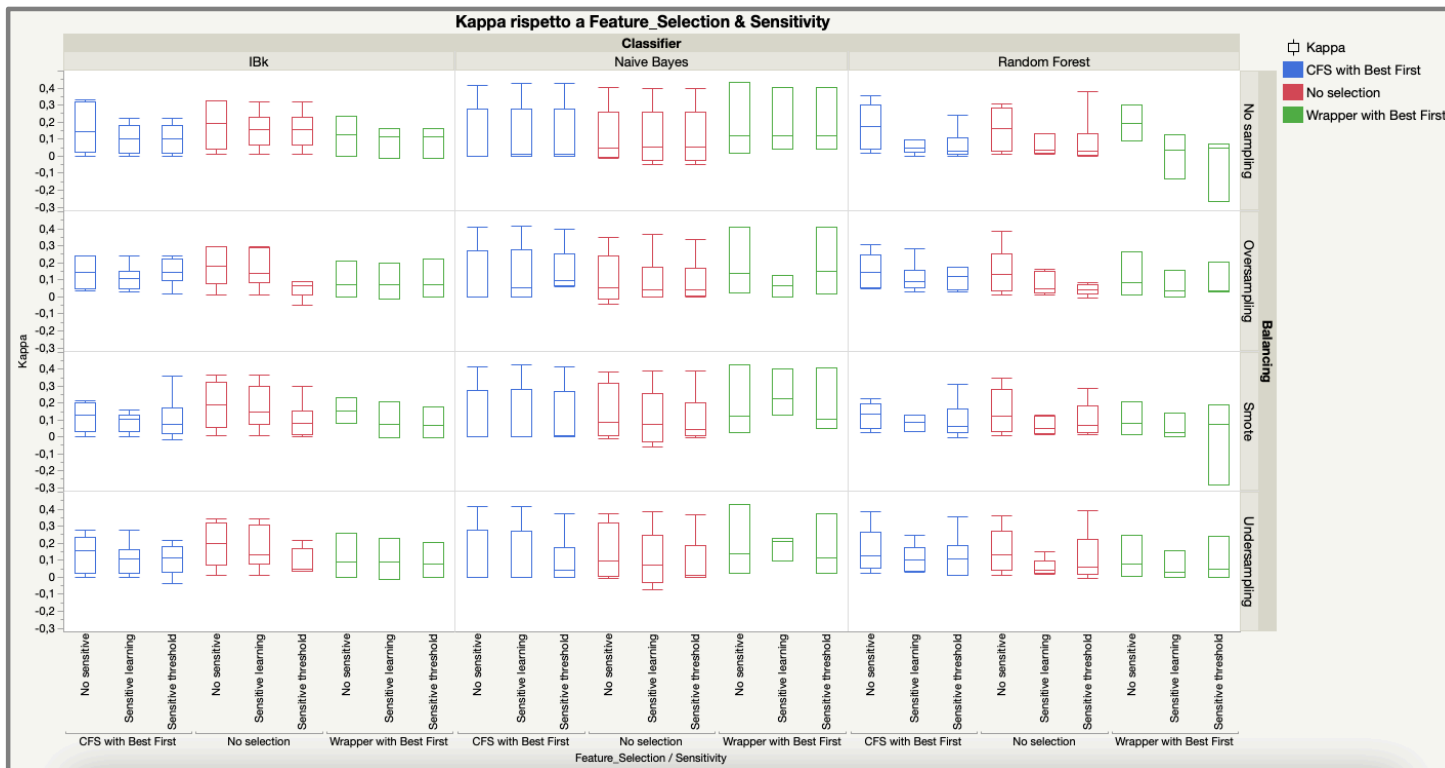
Bookkeeper ROC_Area

- Valore con, in generale, poca **varianza**
 - *Eccetto Random Forest, Wrapper con BF e No sensitive* (eccetto con *No sampling*)
- Migliori valori con {*Random Forest, Wrapper con BF, No sampling, No Sensitive*} e {*Ibk, Smote, Wrapper con BF, No Sensitive*}
 - Non sono i valori più alti ma comunque soddisfacenti e con poca varianza



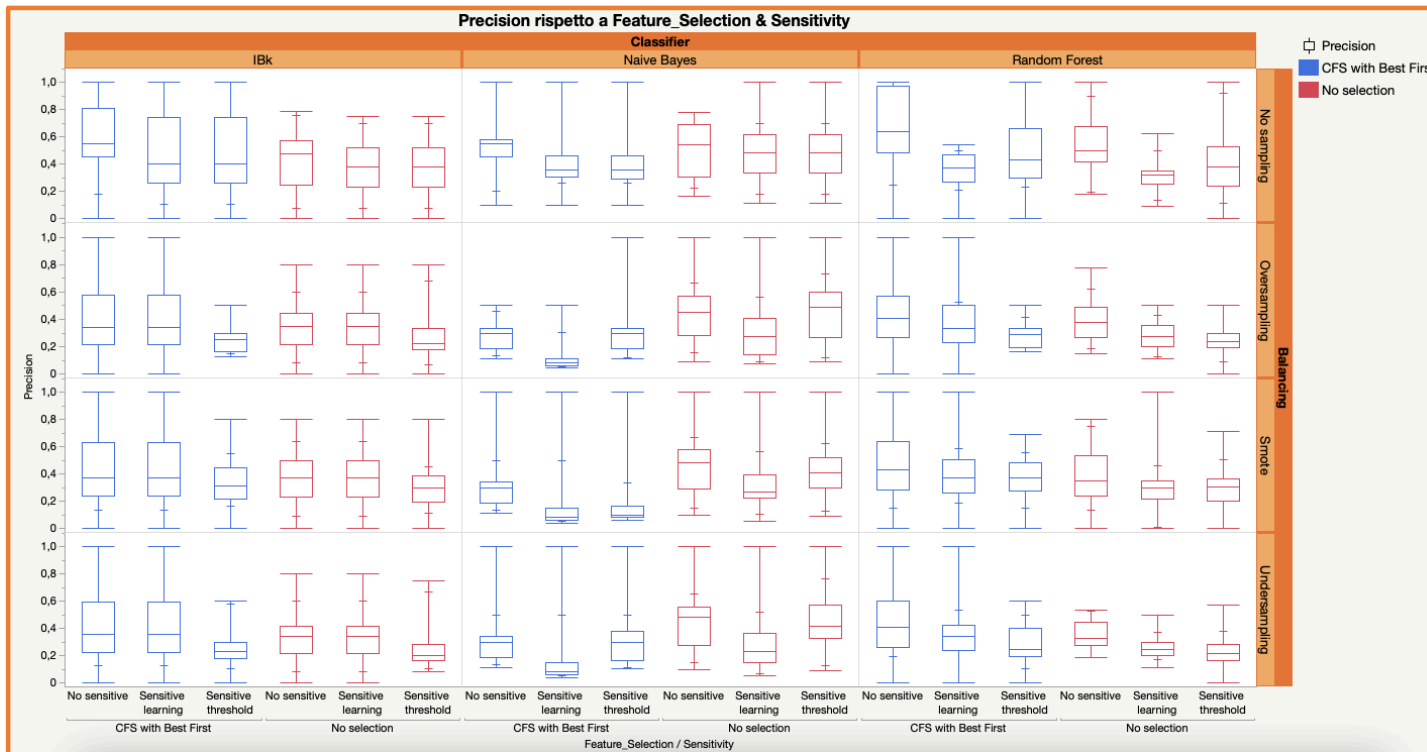
Bookkeeper Kappa

- Valori, in generale, simili tra loro
- Mediane non eccessivamente sopra lo 0
 - Poco guadagno rispetto a un classificatore *dummy*
 - Alcuni casi con valori negativi
- Migliori valori con {**Random Forest**, **No sampling**, **Wrapper con BF**, **No Sensitive**}

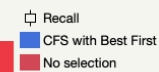


Zookeeper Precision

- Valori relativamente bassi (mediana quasi sempre sotto 0.5)
- Migliori valori con **{Random Forest, CFS con Bf, No sampling, No sensitive}**
 - Soprattutto considerando il quantile di terzo grado



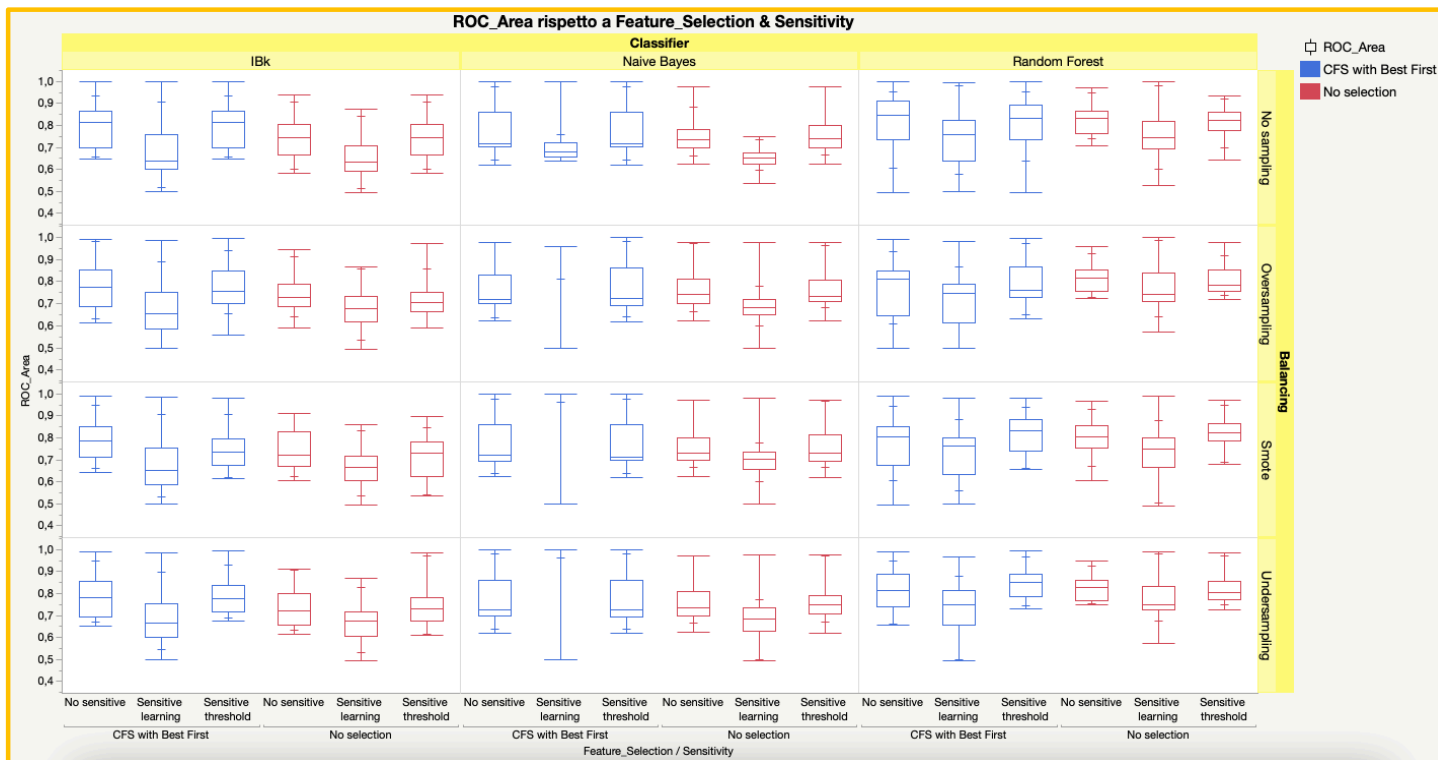
- Anche *(IDR, CJS con DR, Oversampling, Sensitive threshold)* ha buoni valori



Zookeeper

ROC_Area

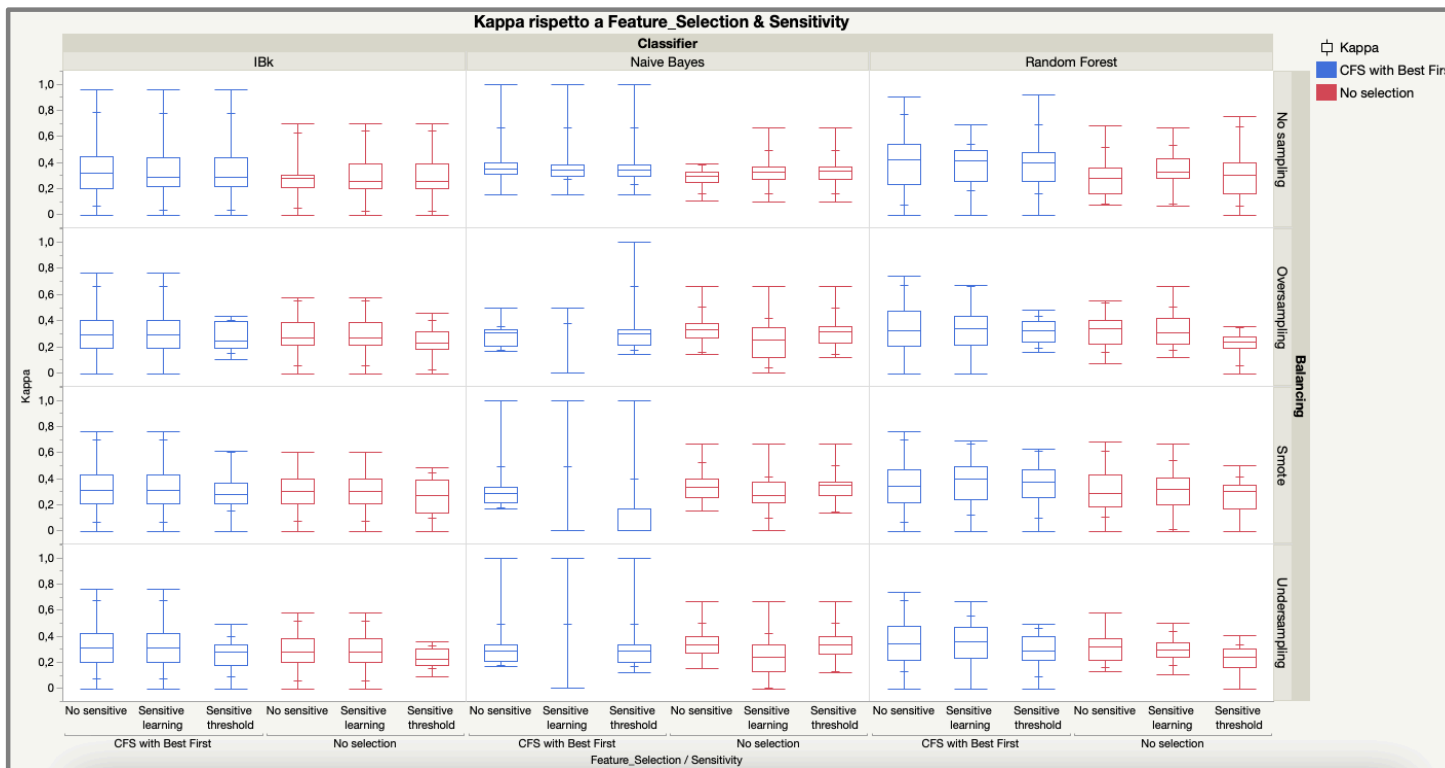
- Come **Bookkeeper** si ha una **varianza** bassa
- Miglior combinazione : {**Random forest, No feature, No sampling** , **Sensitive threshold**}
- **Ibk** e **Naive Bayes** si comportano in maniera simile



Zookeeper

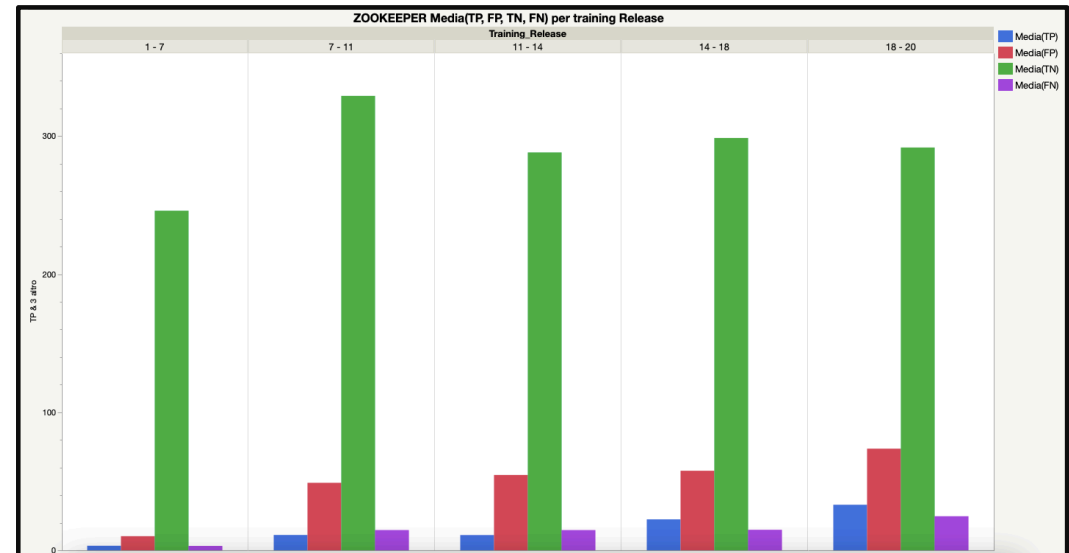
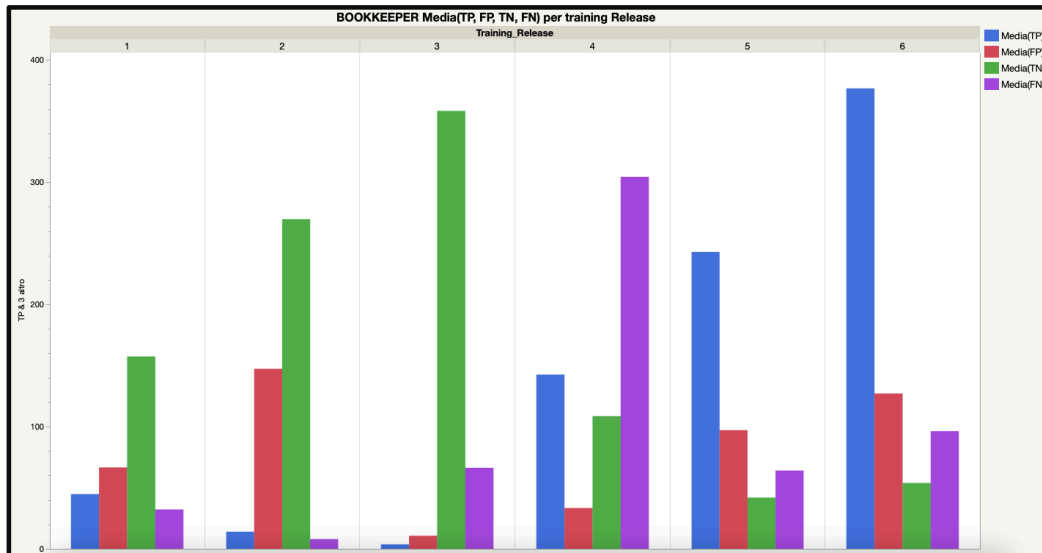
Kappa

- Valori molto simili tra loro
- Mediana più alta con **{Random Forest, CFS con Bf, No sampling, No sensitive}**
- **Naive Bayes** buono con **No Feature**
- **Varianze** migliori con **No Feature** ma valori più alti con **CFS con BF**



Altri grafici

- **Media** dei **TP, FP, TN, FN** con varie *training Release*
- *Bookkeeper* ha un numero di **TP** crescenti nel tempo
 - Elevata percentuale di classi *defective*
- *Zookeeper* ha un numero elevato di **TN**
 - Progetto con alta qualità e poche classi *defective*



Conclusioni

- Classificatore più accurato: **Random Forest** (specialmente abbinato a **CFS** o **Wrapper**)
 - **Ibk** ha risultati spesso analoghi (con **CFS**, **No Sampling** e **Sensitive Learning**)
 - **Naive Bayes** non è la scelta da considerare nella maggior parte dei casi (la **Feature selection** migliora un minimo i valori)
- L'utilizzo della **Feature Selection** migliora i dati
 - **Wrapper con BF** non presente in *Zookeeper* perché utilizza come attributi unicamente 'numero di *Release*' e '*Bugginess*' → walk scartati
- Le tecniche di **Sampling** spesso peggiorano i risultati
- La **sensitive** aiuta ad avere risultati migliori, specialmente se abbinata a **Random Forest**
- **Smote** non si è particolarmente distinto anche se ha una elevata complessità e tempi di esecuzione