



UNIVERSITA' DEGLI STUDI DI
NAPOLI FEDERICO II

Scuola Politecnica e delle Scienze di Base
Corso di Laurea in Ingegneria Informatica

Elaborato finale in **Ingegneria del Software**

Studio di tecniche di predizione 'Just-in-Time' di commit difettosi nello sviluppo software in contesti di Continuous Integration

Anno Accademico 2020-2021

Candidato:

Giuseppe Riccio

matr. N46004297

Relatore:

Prof. Ing. Roberto Pietrantuono

*Alla mia famiglia che mi ha
sostenuto ed incoraggiato
durante questo percorso
accademico*

Indice

Indice.....	III
Introduzione	4
Glossario dei termini.....	6
Capitolo 1: Sviluppo del software.....	8
1.1 Metodologie agili	8
1.1.1 eXtreme Programming	10
1.1.2 DevOps.....	11
Capitolo 2: Continuous practices	13
2.1 Continuous Integration / Continuous Delivery / Continuous Deployment.....	14
2.1.1 Versioning Control System : Git e GitHub	15
2.1.2 Come usare GitHub a supporto della Continuous Integration	17
2.2 Problemi legati all'uso delle Continuous Practices.....	18
Capitolo 3: Tecniche di predizione dei commit difettosi.....	20
3.1 Just-in-Time Prediction.....	20
3.2 Processo di costruzione e validazione del modello predittivo	22
3.2.1 Estrazione delle metriche tramite Commit Guru	26
3.2.2 Costruzione del modello con Weka	31
3.2.3 Misurazione delle performance delle metriche	33
3.2.4 Validazione del modello tramite cross-validation	36
Capitolo 4: Caso di studio: Immuni App, Android vs. iOS	38
4.1 Progettazione del caso di studio.....	39
4.1.1 Estrazione delle metriche	39
4.1.2 Definizione dei parametri dell'Online Change Classification	42
4.1.3 Costruzione e validazione dei modelli	45
4.1.4 Testing dei modelli.....	50
4.1.5 Risultati ed osservazioni	54
Conclusioni	62
Bibliografia	64

Introduzione

All'interno di questa tesi di Laurea verranno trattate le tecniche di predizione di commit difettosi nell'ambito dello sviluppo del software con modello Continuous Integration.

Innanzitutto, occorre definire cosa si intende con il termine 'commit', esso indica quell'operazione di aggiunta, modifica e/o rimozione di file all'interno di una cartella di lavoro, che può essere locale o distribuita; nel caso di directory distribuite ci si avvale del supporto di strumenti per il controllo di versione come GitHub.

In particolare, si affronta attraverso l'uso della metodologia del 'Just-in-Time Prediction', il problema dell'estrazione delle metriche a partire da un log di commit e la conseguente creazione di un file .csv. Il file con le metriche estratte viene diviso in tre sottoinsiemi, in particolare si avrà *training set*, *validation set* e *testing set*; il *training set* viene usato per costruire un modello predittivo in grado di etichettare ogni commit come difettoso o meno con l'uso di particolari algoritmi di *Machine Learning*.

Poi ci si preoccupa di validare questo modello sottoponendogli il secondo insieme di commit, ovvero il *validation set*, che permette di verificare le prestazioni relative di un dato modello rispetto ad un altro al fine di scegliere il modello più opportuno per la predizione.

Il terzo insieme di dati, non utilizzati nei passaggi precedenti, permette di testare il modello scelto, da cui il nome *testing set*; con la fase di test del modello si ottengono le prestazioni in *operation*, ovvero si osserva come il modello si comporta nella predizione di nuovi commit rappresentativi di rilasci successivi.

Infine, si tratta un caso di studio particolare, quello dall'app Immuni nelle due versioni per sistemi operativi mobile, ovvero Android e iOS, al fine di mettere in pratica il processo di predizione 'Just-in-Time' e confrontare le prestazioni ed i risultati di alcuni modelli predittivi di particolare interesse.

Glossario dei termini

- **ECU:** Electronic Control Unit è: *“un sistema di controllo software cosiddetto embedded, cioè incorporato direttamente nel componente (o sottosistema) elettrico che controlla.”*, Wikipedia, Capitolo 1: Introduzione pag. 7
- **IT:** Information Technology è *“l'insieme dei metodi e delle tecnologie che vengono utilizzate in ambito pubblico, privato o aziendale per l'archiviazione, la trasmissione e l'elaborazione di dati e informazioni attraverso l'uso di reti (reti aziendali, internet ecc.), elaboratori (PC, server, mainframe ecc.) e attrezzature di telecomunicazione (datacenter, router, smartphone, tablet, GPS ecc.).”*, Wikipedia, Capitolo 1: 1.1.2 DevOps pag. 10
- **BUG:** è *“un'anomalia che porta al malfunzionamento del software, per esempio producendo un risultato inatteso o errato, tipicamente dovuto a un errore nella scrittura del codice sorgente di un programma. Un bug, in sostanza, è un difetto software di tipo funzionale.”*, Wikipedia, Capitolo 2: 2.2 Problemi legati all'uso delle Continuous Practices pag. 18
- **URL:** Uniform Resource Locator è *“una sequenza di caratteri che identifica univocamente l'indirizzo di una risorsa su una rete di computer, come ad esempio un documento, un'immagine, un video, tipicamente presente su un host server e resa accessibile a un client. È perlopiù utilizzato per indicare risorse web (http), risorse recuperabili tramite protocolli di trasferimento file (ftp), condivisioni remote (smb) o accessi a sistemi esterni (ssh).”*, Wikipedia, Capitolo 3: 3.2.1 Estrazione delle

metriche tramite Commit Guru pag. 25

- **QR code:** Quick Response code è *“un codice a barre bidimensionale (o codice 2D), ossia a matrice, composto da moduli neri disposti all'interno di uno schema bianco di forma quadrata, impiegato in genere per memorizzare informazioni destinate a essere lette tramite un apposito lettore ottico o anche smartphone. In un solo crittogramma possono essere contenuti fino a 7.089 caratteri numerici o 4.296 alfanumerici. Genericamente il formato matriciale è di 29x29 quadratini e contiene 48 alfanumerici. Il nome "QR" è l'abbreviazione dell'inglese Quick Response ("risposta rapida"), in virtù del fatto che il codice fu sviluppato per permettere una rapida decodifica del suo contenuto.”*, Wikipedia, Capitolo 4: Caso di studio: Immuni App, Android vs. iOS pag. 38

Capitolo 1: Sviluppo del software

La componente software nei sistemi odierni ha ormai raggiunto un'importanza molto alta, quasi alla pari se non anche superiore rispetto alla componente hardware. I primi calcolatori programmabili risalgono agli anni '40-'50 usati principalmente in ambito militare e costituiti da software molto semplici. Ai nostri giorni, il software è presente in ogni aspetto della nostra vita, basti pensare alle ECU delle automobili (centraline), agli elettrodomestici, ai sistemi industriali, ai sistemi informativi di aziende e Pubblica Amministrazione, etc.

Ciò ha portato alla definizione di nuovi standard e metodologie per lo sviluppo del software, ma come accade per ogni processo industriale insieme alla nascita di nuove tecniche nascono anche alcuni problemi legati ad esempio, a tempi di sviluppo più ampi o costi maggiori di quanto preventivato a fronte di richieste da parte dei clienti sempre più esigenti. Inoltre, il software non è un prodotto “statico” che, una volta completato rimane costante ma, nella maggior parte dei casi, richiede continui aggiornamenti sia di tipo manutentivo che di tipo incrementativo, per aggiungere nuove funzionalità, ciò significa che anche le fasi di sviluppo di un software non devono essere “statiche” ma bensì “dinamiche” al fine di permettere il suo continuo aggiornamento.

1.1 Metodologie agili

Per risolvere i problemi dei modelli tradizionali di sviluppo del software, tra cui ad esempio il modello “a cascata”, negli anni '90 nasce un nuovo movimento che porta alla proposta delle cosiddette *metodologie agili*.

Tali metodologie, presentano come caratteristiche fondamentali quelle di:

- Concentrarsi sul codice, piuttosto che sulla progettazione.
- Basarsi su un approccio iterativo allo sviluppo software, con continui rilasci.
- Rilasciare software funzionante rapidamente, al fine di ricevere feedback rapidi da parte dei clienti.

Il movimento dell'*Agile Software Development*, formalizzato nel febbraio 2001, propone dei modelli di sviluppo “leggeri” in alternativa alle metodologie tradizionali, la peculiarità di questi modelli è che essi sono *adattivi* più che *predittivi* perché non cercano di programmare lo sviluppo nel dettaglio e in modo da soddisfare tutte le specifiche, ma progettano programmi pensati per cambiare nel tempo.

Al fine di rendere lo sviluppo più rapido si cerca di aumentare il coinvolgimento delle persone all'interno del processo produttivo, rendendo quest'ultimo *people-oriented* anziché *process-oriented* tramite l'adattamento del processo alla natura dell'uomo per rendere lo sviluppo software un'attività piacevole per chi lo opera.

Questo tipo di metodologia è particolarmente conveniente in tutti quei progetti caratterizzati da un obiettivo non sufficientemente chiaro ed in cui i requisiti sono ambigui, instabili e variabili nel tempo. Inoltre, le metodologie agili non hanno una struttura rigida e fissa nel tempo, questo permette di usarle in tutte quelle aziende in cui il processo di sviluppo software è ancora acerbo e/o ignoto, come ad esempio per nuove start-up.

Le caratteristiche spiegate in precedenza sono state riassunte dai membri fondatori del movimento dell'*Agile Software Development* in un manifesto, in particolare, sono stati stilati 12 principi [\[1\]](#) che ogni metodologia agile deve rispettare:

1. La nostra massima priorità è soddisfare il cliente rilasciando software di valore, fin da subito e in maniera continua.
2. Accogliamo i cambiamenti nei requisiti, anche a stadi avanzati dello sviluppo. I processi agili sfruttano il cambiamento a favore del vantaggio competitivo del cliente.
3. Consegniamo frequentemente software funzionante, con cadenza variabile da un paio di settimane a un paio di mesi, preferendo i periodi brevi.

4. Committenti e sviluppatori devono lavorare insieme quotidianamente per tutta la durata del progetto.
5. Fondiamo i progetti su individui motivati. Diamo loro l'ambiente e il supporto di cui hanno bisogno e confidiamo nella loro capacità di portare il lavoro a termine.
6. Una conversazione faccia a faccia è il modo più efficiente e più efficace per comunicare con il team ed all'interno del team.
7. Il software funzionante è il principale metro di misura di progresso.
8. I processi agili promuovono uno sviluppo sostenibile. Gli sponsor, gli sviluppatori e gli utenti dovrebbero essere in grado di mantenere indefinitamente un ritmo costante.
9. La continua attenzione all'eccellenza tecnica e alla buona progettazione esaltano l'agilità.
10. La semplicità - l'arte di massimizzare la quantità di lavoro non svolto - è essenziale.
11. Le architetture, i requisiti e la progettazione migliori emergono da team che si auto-organizzano.
12. A intervalli regolari il team riflette su come diventare più efficace, dopodiché regola e adatta il proprio comportamento di conseguenza.

1.1.1 eXtreme Programming

L'eXtreme Programming, o XP, è una delle metodologie agili più diffuse, l'approccio usato in questa metodologia è basato su iterazioni veloci che rilasciano piccoli incrementi delle funzionalità molto frequentemente.

La progettazione è incentrata sull'iterazione attuale, lasciando tutti i dettagli relativi ai requisiti implementati in futuro alle iterazioni successive.

Ad ogni iterazione si effettua un'operazione di *refactoring* che permette di integrare al meglio le nuove funzionalità con quelle già presenti, in questo modo si ottiene un codice in continuo e costante miglioramento.

Questo modello di sviluppo prevede, inoltre, la partecipazione attiva del committente alla progettazione del prodotto software al fine di ridurre al minimo le possibili interpretazioni errate circa le richieste e le caratteristiche che il sistema deve rispettare.

L'eXtreme Programming, prevede una serie di best practices al fine di applicare al meglio questa metodologia di sviluppo:

- **Planning game:** Determina obiettivo e tempi della prossima release.
- **Small releases:** Rilasciare velocemente un piccolo incremento.
- **Metaphor:** Guida lo sviluppo attraverso una “storia” condivisa che descrive l'intero sistema.
- **Simple design:** Il sistema è concepito nel modo più semplice possibile.
- **Refactoring:** Ristrutturare il sistema senza cambiarne il comportamento.
- **Testing:** Da effettuare costantemente durante lo sviluppo (*Test Driven Development, TDD*).
- **Pair programming:** il codice è scritto da due programmatori in coppia sulla stessa macchina.
- **Collective ownership:** Chiunque può cambiare qualsiasi parte del codice quando vuole.
- **Continuous integration:** l'integrazione viene effettuata anche più volte al giorno.
- **40-hour week:** È sconsigliato lavorare più di 40 ore la settimana.
- **On-site customer:** Un rappresentante del cliente deve essere sempre a disposizione.
- **Coding standards:** Supportano la comunicazione durante la produzione del codice.

1.1.2 DevOps

Questa metodologia è costituita da un insieme di pratiche per colmare il divario tra la fase di sviluppo (agile) del software e la fase operativa (IT operations).

L'idea di base è che i team di sviluppo e quelli di IT operations, che si preoccupano cioè di garantire il corretto funzionamento del software dopo il rilascio, collaborino durante tutto il ciclo di vita, dalla pianificazione del processo di sviluppo fino alla fase di monitoraggio, creando una sorta di ciclo infinito come mostrato in Figura 1.

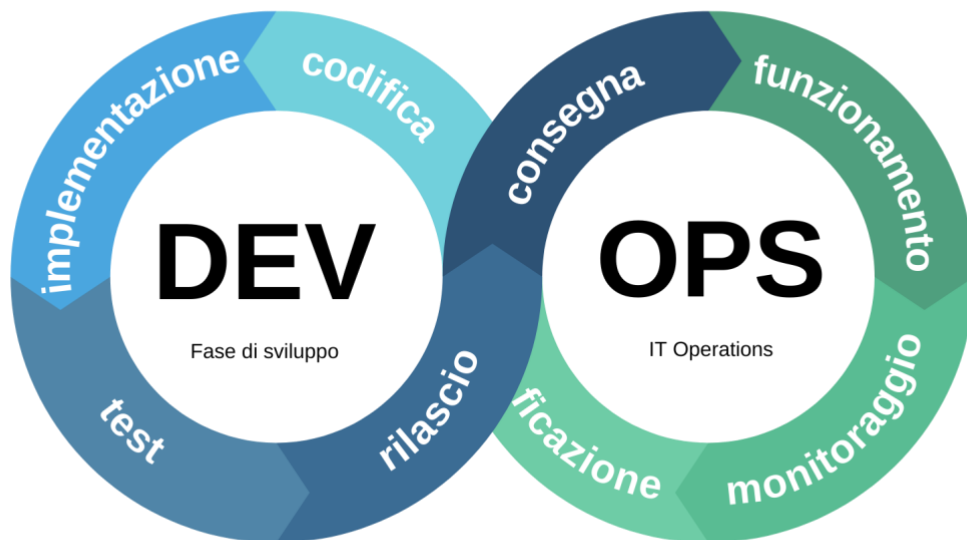


Figura 1: Ciclo DevOps

I principi su cui si basa il DevOps sono:

1. **Systems thinking**, ovvero un sistema in grado di fornire una soluzione ad un problema complesso.
2. **Enfasi sul feedback** dato dalla fase operativa, ovvero dalla fase dopo il rilascio.
3. Cultura di una “**sperimentazione**” **continua** al fine di alleggerire lo sviluppo.
4. **CAMS**:
 - **Culture**: Enfasi sulle persone, comunicazione, cooperazione.
 - **Automation**: Automatic Build, Integrate/Test, Deploy, Monitor.
 - **Measurement**: Supporto alla pianificazione, all'analisi dei trend ed alla qualità del prodotto finale.
 - **Sharing**: Collaborazione, feedback.

Mentre, le best practices DevOps più utilizzate sono:

- **Test automatico** (tramite opportuni framework, ad esempio JUnit).
- **Monitoraggio proattivo**.
- **Continuous Integration/Delivery/Deployment**.
- **Virtualisation/Cloud/Containers**.
- **Processi (Dev e Ops) “visibili”**.
- **Toolchain per l'automazione**.
- **Version control per ogni artefatto** (con l'uso di strumenti, quali GitHub).

Capitolo 2: Continuous practices

Con l'aumento della richiesta di produzione di software, le aziende stanno cercando tecniche semplici ed affidabili per lo sviluppo rapido del software, in questo contesto trovano particolarmente spazio le “*Continuous practices*”, ovvero l'insieme di Continuous Integration (CI), Continuous Delivery (CDE) e Continuous Deployment (CD) [\[2\]](#). Queste pratiche si prefiggono come scopo quello di favorire lo sviluppo ed il rilascio frequente di software senza andare a compromettere la qualità del software stesso, con tecniche di prevenzione da errori che si affronteranno più avanti.

Mentre, la Continuous Integration si occupa di implementare ed integrare nuove funzionalità nel sistema, anche più volte al giorno, il Continuous Delivery ed il Continuous Deployment si occupano di rilasciare e consegnare in maniera sicura al cliente il software aggiornato.

L'applicazione delle *Continuous practices* permette di ottenere una lunga serie di vantaggi, tuttavia, i principali benefici sono fondamentalmente tre:

1. Ricevere più feedback in maniera rapida da parte dei clienti, al fine di supportare lo sviluppo software con continui suggerimenti.
2. Rilasciare subito il prodotto software porta il cliente ad uno stato di maggior soddisfazione, rispetto ad un'attesa più lunga.
3. Grazie alla CD, ed in particolare all'uso di particolari tool la fase di rilascio e monitoraggio di un software in vita vengono totalmente automatizzati con un notevole beneficio economico.

2.1 Continuous Integration / Continuous Delivery / Continuous Deployment



Figura 2: CI/CDE/CD Pipeline;
<https://www.redhat.com/it/topics/devops/what-is-continuous-delivery>

Continuous Integration (CI), in questa fase avviene la codifica del sistema software, ci sono vari team di lavoro ognuno dei quali si occupa di implementare una specifica funzione del software in un linguaggio di programmazione (ad esempio, C++, Java, Python, etc.). Il codice sorgente di ogni funzione viene poi compilato e testato con strumenti completamente automatizzati, come si può evincere dalla Figura 3, infatti esistono tool quali quelli di *Code Management and Analysis* e quelli di *Testing* che ci permettono di verificare il corretto funzionamento del software. I test sono effettuati sia sul rilascio attuale sia sul sistema integrato con il nuovo rilascio, quest'ultimo viene spesso chiamato *Regression Test*, proprio perché verifica che la nuova release non aggiunga dei bug che prima non esistevano, ovvero garantisce che il nuovo sistema non regredisca. Oltre ai test funzionali, si effettuano anche dei test di qualità, come ad esempio, in caso di software real-time si effettuano dei test sulla latenza dei risultati al fine di garantire che il programma produca i suoi risultati con un ritardo prefissato non troppo elevato.

Continuous Delivery (CDE), una volta che il software ha passato i test funzionali e di qualità, esso può essere rilasciato su un repository, ovvero una directory (locale e/o distribuita), al cui interno sono presenti tutti i file del sistema software. Questo passaggio viene spesso eseguito manualmente nel caso di CDE, tuttavia anche questa fase fa largamente uso di tool automatizzati, quali ad esempio, quelli di *Versioning Control System* come descritti in Figura 3. La fase di Delivery rappresenta uno step intermedio necessario per ridurre i rischi della fase di Deployment, nonché permettere una maggiore collaborazione tra i vari team di lavoro.

Continuous Deployment (CD), questa fase rappresenta il passo finale attraverso cui avviene il rilascio sul mercato del prodotto software ed allo stesso tempo, essa permette il monitoraggio del software stesso per garantirne il corretto funzionamento durante la sua vita operativa. Gli strumenti a supporto di questa fase prevedono l'uso di *CD Server*, che permettono di distribuire il software in maniera sicura ed affidabile attraverso delle soluzioni “commerciali”, con costi notevolmente inferiori rispetto a soluzioni “proprietarie”.

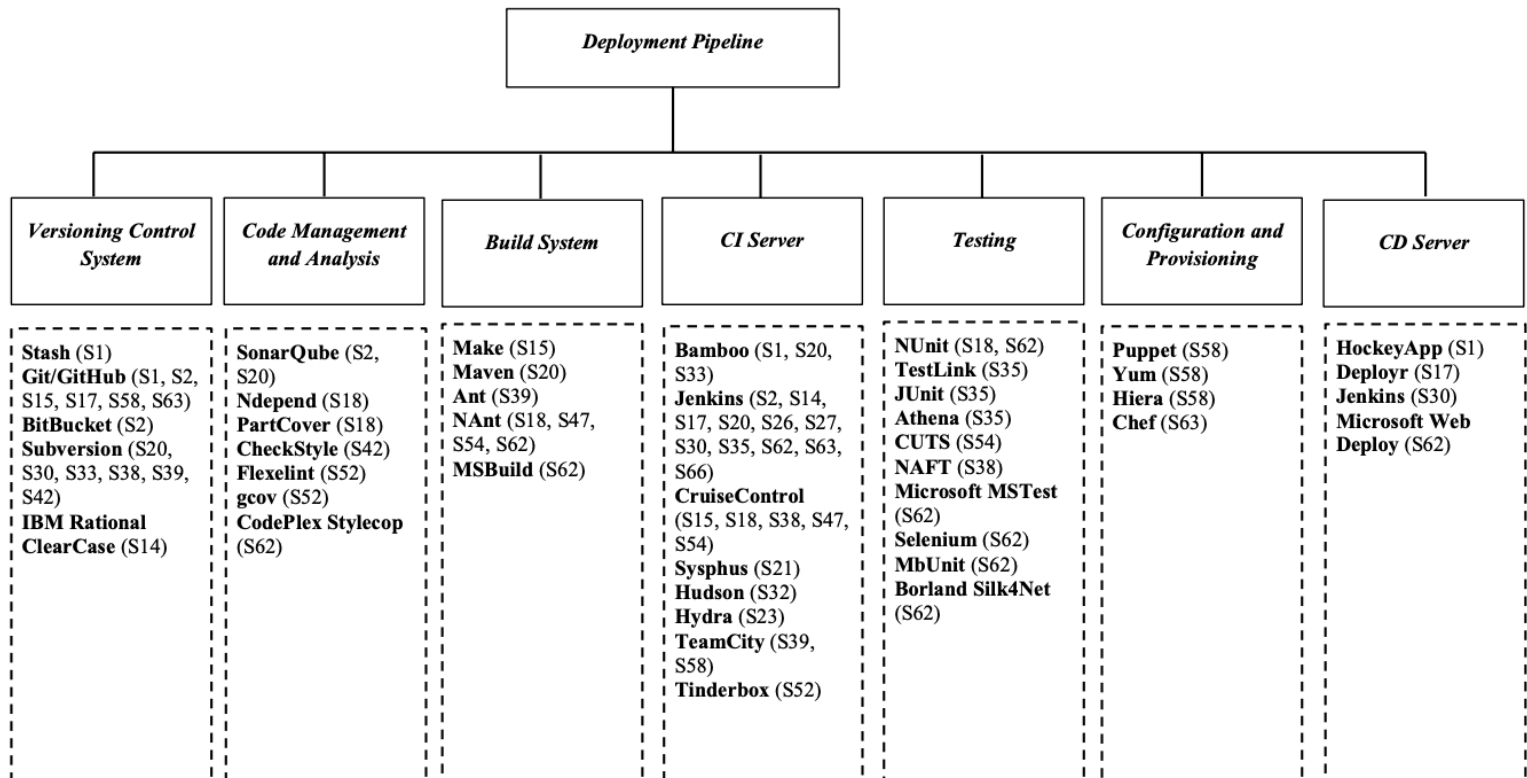


Figura 3: Strumenti a supporto della CI/CDE/CD Pipeline;

M. Shahina, M. Ali Babara, L. Zhub; “Continuous Integration, Delivery and Deployment: A Systematic Review on Approaches, Tools, Challenges and Practices”

2.1.1 Versioning Control System : Git e GitHub

Anche se spesso usati insieme in maniera del tutto trasparente all'utente finale, Git e GitHub sono due strumenti separati tra loro. Il primo è un software di controllo di versione per sviluppatori, questo vuol dire che tramite il suo uso è possibile salvare non solo diversi file che compongono un progetto, ma anche le diverse versioni di un file stesso. Questa funzionalità è molto utile nel momento in cui l'ultima versione di un file, ad esempio, viene corrotta o persa irreparabilmente, infatti in questo modo è possibile ripartire dall'ultima versione salvata. Ma cosa ancora più importante nell'ambito dello sviluppo software, questo

sistema di controllo di versione permette di tenere traccia di tutte le versioni di un prodotto software con la possibilità di effettuare delle comparative tra differenti versioni alla ricerca di eventuali difetti introdotti.

Git permette anche di creare dei *branch*, ovvero dei rami, che a partire da una radice comune (*master*) si sviluppano in maniera indipendente ed in parallelo tra di loro, questo meccanismo risulta particolarmente utile quando il software è composto da funzionalità che operano indipendentemente l'una dalle altre e permette, quindi, di lavorarci isolatamente riducendo anche il rischio di interferenze.

Con Git, inoltre, è disponibile un meccanismo di *Push* e *Pull*, con cui uno sviluppatore può inoltrare/ricevere le modifiche effettuate su un file verso/da altri sviluppatori, in modo da rendere più facile la collaborazione ed aumentare allo stesso tempo la produttività.

A supporto proprio di quest'ultima funzione ci viene in aiuto GitHub, una piattaforma che permette di creare dei repository di codice condiviso con altri utenti e basata su un'architettura cloud. Oltre a fornire un servizio di storage, GitHub fornisce tutta una serie di strumenti che permettono di gestire al meglio il lavoro di gruppo definendo ruoli e permessi per ciascun collaboratore. Le principali azioni che si possono intraprendere su GitHub sono tre:

- **Fork:** con questa operazione si può copiare il codice da un repository e modificarlo.
- **Pull:** permette di sincronizzare il codice modificato in locale sul repository al quale il file è collegato.
- **Merge:** permette di unire le modifiche fatte da due o più persone su un codice in un unico file.

A questo punto, risulta chiaro che Git viene usato in locale mentre GitHub è usato in remoto, integrare questi due strumenti è piuttosto semplice, infatti, i repository possono essere clonate in locale con il comando *git clone urlrepository*, dal momento in cui facciamo questo tramite un terminale Linux/MacOS o tramite la bash di Git per Windows, si potrà usare i comandi *git pull/push* per sincronizzare il codice scritto in locale con quello presente in remoto su GitHub.

2.1.2 Come usare GitHub a supporto della Continuous Integration

GitHub permette di gestire la build ed il test di un nuovo rilascio all'interno di un repository, infatti, tramite un'opportuna configurazione è possibile automatizzare queste attività ogni qualvolta si integri una modifica al codice.

In particolare, è possibile settare tramite la sezione “*Actions*”, Figura 4, un workflow che permette di eseguire la build ed il test del codice all'interno del repository per verificarne la corretta integrazione. Questo Continuous Integration workflow si innesca al verificarsi di un evento (*trigger*), questo evento può essere ad esempio dato dal comando “*git push*”, una volta innescato, il workflow inizia la build ed il test del software presente nel repository; alla fine di queste operazioni i risultati vengono posti all'interno di una “*pull request*”. In caso di esito positivo della build e del test, la pull request viene accettata e le modifiche vengono unite con un *merge* al repository, in caso di esito negativo vengono segnalati uno o più errori che devono essere risolti all'interno del codice.

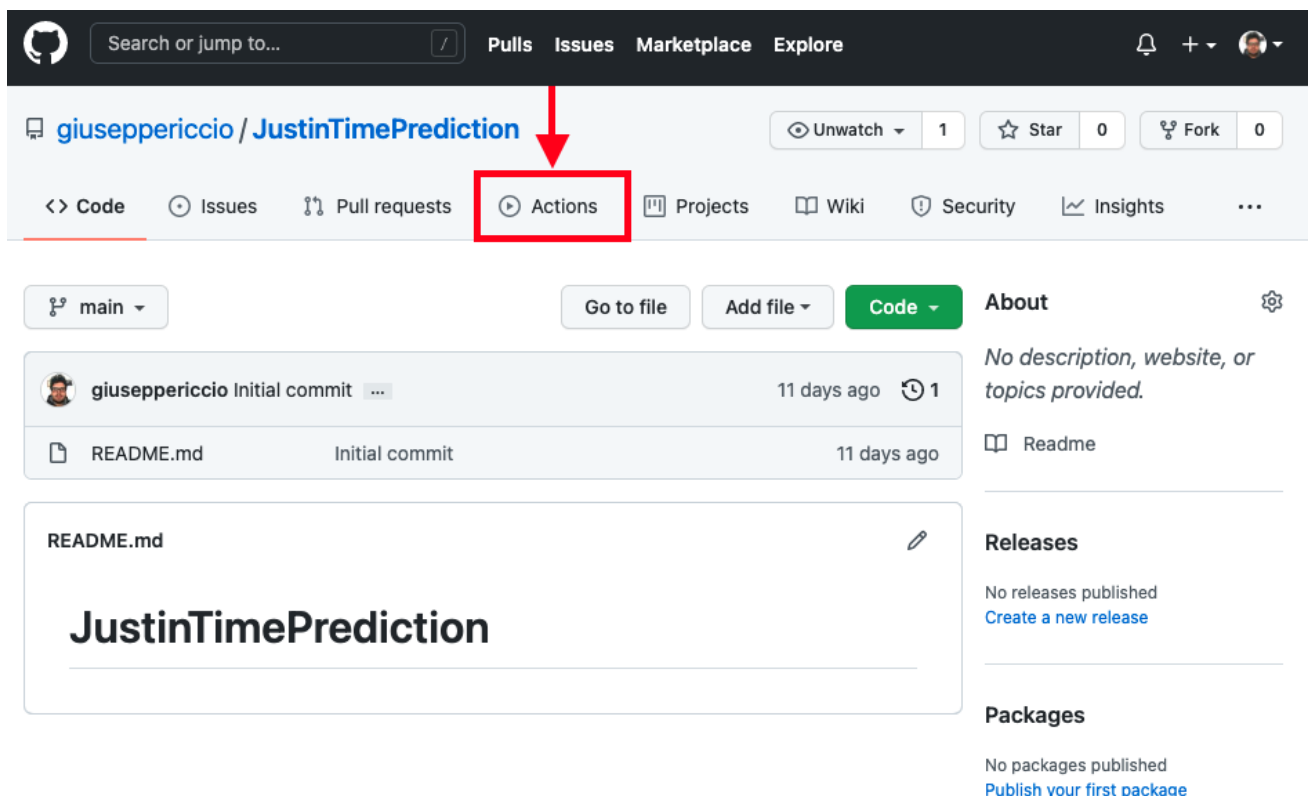


Figura 4: GitHub Actions

I workflow forniscono il supporto ad una grande varietà di linguaggi e per ognuno di essi fornisce alcuni modelli di workflow di base da poter usare, al cui interno sono specificati i trigger d'attivazione ed i test da effettuare, Figura 5.

Continuous integration workflows

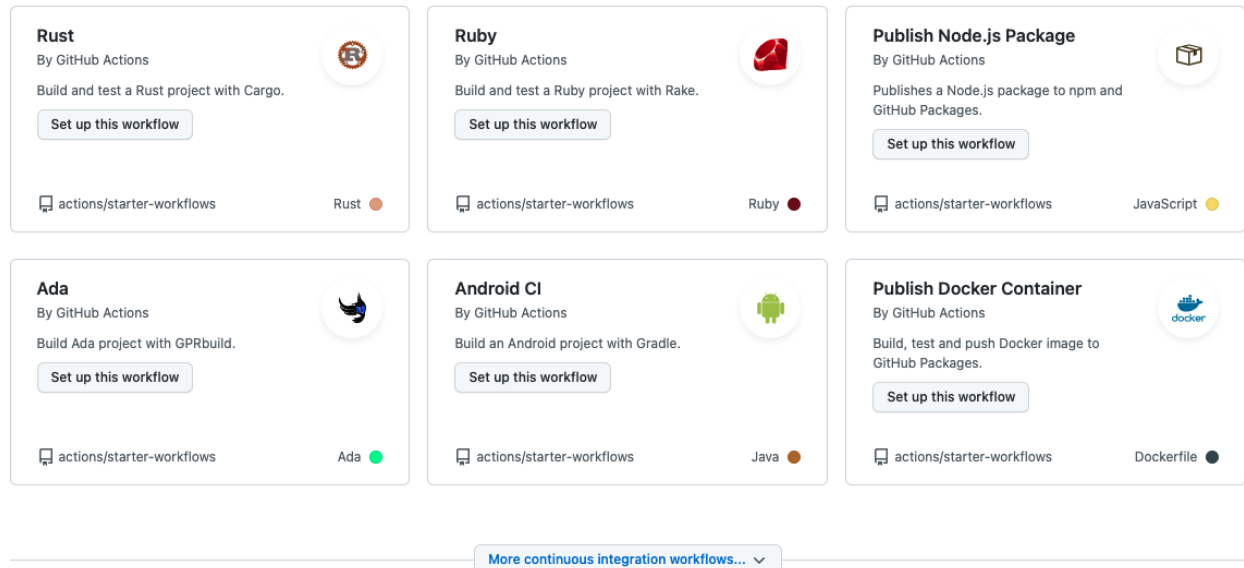


Figura 5: Continuous Integration workflows su GitHub

2.2 Problemi legati all'uso delle Continuous Practices

L'uso delle Continuous Practices, se da una parte permette di velocizzare e semplificare il processo di sviluppo, dall'altra parte aumenta la probabilità di introdurre dei commit difettosi che corrompono il sistema.

L'introduzione di bug all'interno del sistema è una situazione frequente quando l'integrazione di nuove funzionalità avviene rapidamente e diverse volte al giorno, situazione tipica nei contesti di Continuous Integration.

Inoltre, dal momento che l'uso di GitHub su uno stesso repository possono lavorare diversi team di lavoro contemporaneamente, la condizione di fallimento può diventare ancora più grave dato che possono essere fatti dei commit su build rotte, in questo modo si accumulano sempre più errori sul software.

Esistono diversi accorgimenti [3] che permettono di ridurre il verificarsi di questi problemi, che devono essere tenuti durante il processo di sviluppo del software nell'ambito

Continuous Integration. Il primo accorgimento è quello di ***non andare a casa se la build è rotta***, infatti, è più semplice correggere il commit difettoso subito dopo averlo individuato perché può essere ridotto il numero di linee di codice che avrebbero potuto corrompere la build limitandoci a quelle dove è stata messa mano recentemente.

Se invece, passano alcuni giorni prima di correggere il commit difettoso diventa più difficile capire dove sia l'errore, perché magari nel frattempo anche altri sviluppatori hanno messo mano al codice. Al fine di evitare queste situazioni, quindi, è preferibile non effettuare commit in prossimità della fine della giornata lavorativa, ma effettuarli il prima possibile durante l'orario di lavoro.

Talvolta, i bug introdotti in un sistema sono così ampi e difficili da risolvere che l'unico modo per tornare ad una situazione di regolare funzionamento del sistema software è quello di **ripristinare l'ultima versione del sistema** prima che venisse effettuato il commit difettoso. Successivamente, si implementano di nuovo le funzionalità eliminate con il commit corrotto, prestando questa volta particolare attenzione nella scrittura del codice. Questa soluzione viene presa anche quando il sistema è *safety critical*, ovvero ha un tempo massimo entro il quale deve essere risolto il problema, perché un suo prolungato malfunzionamento provoca gravi danni sia a cose che a persone.

Anche se questi accorgimenti sono molto utili nella gestione di commit difettosi, è meglio prevenire delle situazioni del genere perché correggere un commit difettoso integrato nel sistema software presenta un costo sicuramente maggiore di risolvere lo stesso errore isolatamente.

Capitolo 3: Tecniche di predizione dei commit difettosi

Al fine di evitare le condizioni di fallimento enunciate nel [paragrafo 2.2](#) del precedente capitolo, sono state introdotte diverse tecniche di predizione che permettono di individuare in maniera preventiva dei commit difettosi, ancora prima che questi siano integrati nel sistema software.

Le tecniche di predizione tradizionali hanno come obiettivo quello di predire quali file sono difettosi, ovvero introducono bug che intaccano il corretto funzionamento del programma. Tuttavia, risulta dispendioso, nonché inutile controllare ogni qualvolta ci sia un cambiamento nel codice l'intero sistema e quindi, tutti i file che lo compongono.

Per questo sono nate tecniche, come la Just-in-Time Prediction che effettuano la predizione di difetti nei singoli commit, invece, che in un intero file. Per fare ciò, la JIT si focalizza su una serie di caratteristiche (*metriche*) che contraddistinguono un commit in base alle modifiche che esso apporta al sistema.

Inoltre, al fine di valutare le tecniche di predizione, studiate in questo elaborato, si farà uso di alcuni indici di performance che permettono di valutare la bontà di un modello predittivo e dei suoi risultati.

3.1 Just-in-Time Prediction

La Just-in-Time Prediction [\[4\]](#) prevede l'uso di un insieme di metriche che permettono di classificare i commit di un progetto software sulla base di alcune caratteristiche del codice che stanno modificando. In particolare, in alcuni casi vengono prese come riferimento le linee di codice modificate, aggiunte e/o eliminate dal commit preso in esame, queste

metriche vengono dette *Change Metrics* e possono essere raggruppate nella Tabella 1.

Tabella 1: Change Metrics

Classe	Nome	Definizione
Diffusion Metrics	NS	Numero di sottosistemi modificati
	ND	Numero di directory modificate
	NF	Numero di file modificati
	Entropy	Distribuzione del codice modificato lungo il file
Size Metrics	LA	Numero di linee di codice aggiunte
	LD	Numero di linee di codice rimosse
	LT	Numero di linee di codice nel file prima della modifica
Purpose Metrics	FIX	Classifica se la modifica è oppure no una correzione di un difetto
History Metrics	NDEV	Numero di sviluppatori che hanno modificato il file
	AGE	Intervallo di tempo medio tra l'ultima e l'attuale modifica
	NUC	Numero di modifiche uniche al file modificato
Experience	EXP	Esperienza dello sviluppatore
Metrics	REXP	Esperienza recente dello sviluppatore
	SEXP	Esperienza dello sviluppatore sul sottosistema d'interesse

Una volta estratte le metriche dal commit, esse possono essere usate come strumento di apprendimento per la costruzione di un modello predittivo. Ovviamente affinché il modello sia il più preciso possibile occorre avere a disposizione una grande quantità di commit ognuno con le proprie metriche.

I dati usati per costruire il modello vengono chiamati *Training data*, questi dati sono formati da un insieme di commit passati; dopo che il modello è stato appreso occorre validarlo con un secondo insieme di dati chiamati *Validation data*. Infine, il modello così costruito e validato viene testato con dei nuovi commit, questi dati totalmente disgiunti dai precedenti vengono chiamati *Testing data*.

I passaggi del Just-in-Time Prediction possono essere, quindi, riassunti in Figura 6.

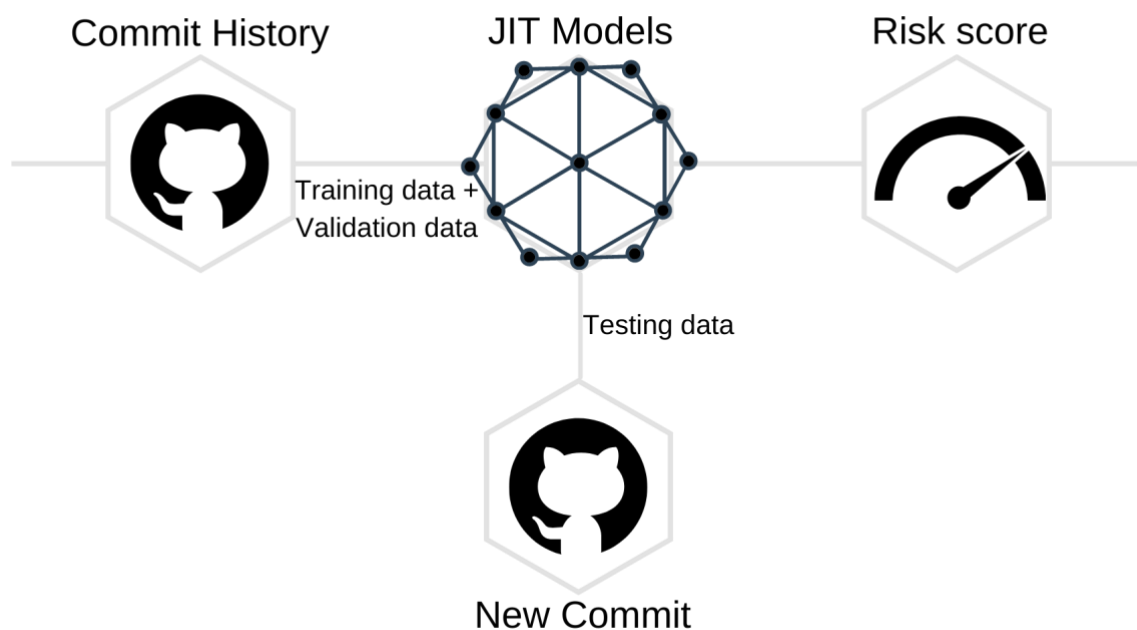


Figura 6: Processo del Just in Time Prediction

3.2 Processo di costruzione e validazione del modello predittivo

Un primo problema da affrontare nella costruzione di un modello predittivo con la tecnica del Just-in-Time Prediction è quello di scegliere quali commit usare per fare il *training+validation* e quali usare per il *testing*, e soprattutto, come usarli senza perdere precisione nei risultati. Per risolvere questo problema possiamo utilizzare due strategie diverse [4], la prima è la seguente:

Time Sensitive Change Classification

Spesso capita di usare commit futuri per prevedere i commit passati, tuttavia, l'utilizzo di una tale strategia porta ad ottenere risultati “artificialmente” buoni in termini di precisione, ma che risultano sbagliati concettualmente nonché temporalmente. Infatti, durante l'estrazione delle metriche e la classificazione dei commit all'interno del *training set* e del *validation set*, si etichettano come difettosi o non i commit utilizzando tutte le loro informazioni, a volte anche quelle future.

Ecco che sorge, dunque, l'esigenza di portare in conto anche il concetto di tempo nella classificazione dei commit, motivo per cui questa tecnica prende il nome di **Time Sensitive Change Classification**, essa utilizza solo informazione sui commit passati per etichettare i

commit passati stessi, al fine di creare modelli predittivi per i commit futuri, totalmente indipendenti da informazioni future.

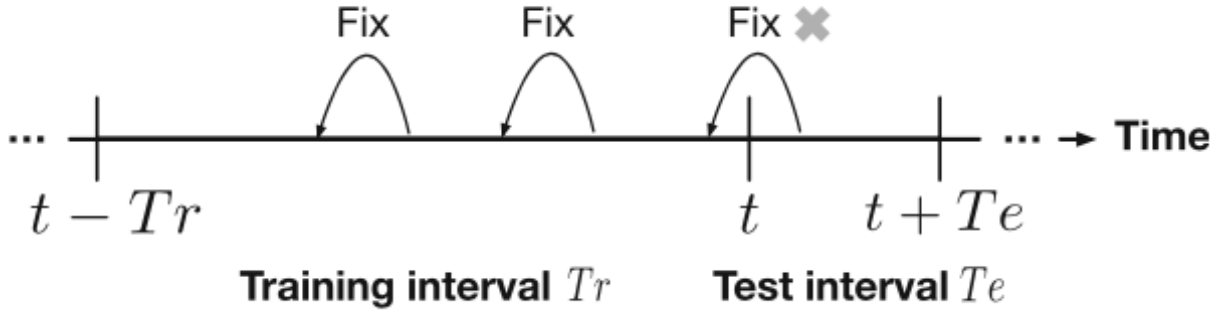


Figura 7: Un esempio di Time Sensitive Change Classification;
M. Kondo, D. M. German, O. Mizuno, Eun-Hye Choi; "The impact of context metrics on just-in-time defect prediction"

La Figura 7 mostra un esempio di Time Sensitive Change Classification, in cui il tempo corrente è rappresentato dalla t , l'intervallo di tempo dedicato all'operazione di *training+validation* è rappresentato con Tr , infine, l'intervallo di tempo dedicato al *testing* è rappresentato con Te . In questo esempio, quindi, usiamo i commit passati per effettuare la costruzione e la validazione di un modello predittivo per poi effettuare il testing con i commit futuri.

Tuttavia, può capitare che i commit usati nel training+validation siano erroneamente etichettati come non difettosi quando, invece, lo sono perché il tempo impiegato per individuare dei problemi nei commit può essere più lungo di Tr . Un ulteriore grosso problema di questo tipo di classificazione sorge se si prende un intervallo di training+validation Tr molto distante dall'intervallo di testing Te , infatti, in questo lasso di tempo le funzionalità, gli sviluppatori e gli stili di programmazione potrebbero essere cambiati sostanzialmente portando ad avere un modello non coerente con la tipologia di dati usati nella fase di test. Per rimediare ai problemi del Time Sensitive Change Classification, si usa come tecnica di classificazione la seguente:

Online Change Classification

Questa strategia di classificazione affronta i problemi del Time Sensitive Change Classification, utilizzando alcuni parametri aggiuntivi rispetto a quest'ultima. In primo luogo, utilizza un *gap* tra l'intervallo di training+validation e l'intervallo di testing, come si

può notare dalla Figura 8. Il gap viene utilizzato solo durante l'etichettatura dei commit per consentire di avere più tempo per rilevare i commit difettosi nell'intervallo di training+validation e per rendere più preciso il risultato dell'etichettatura. Questo valore dipende dal tempo impiegato mediamente per correggere un commit difettoso, e quindi, cambia in maniera dinamica in base al programma software analizzato.

Per risolvere il problema legato alla distanza tra intervallo di training+validation ed intervallo di testing, l'operazione di Time Sensitive Change Classification dei commit viene eseguita più volte durante l'aggiornamento dell'intervallo di training+validation; ad ogni iterazione *l'intervallo di training+validation, il gap e l'intervallo di testing* vengono spostati in avanti nel futuro di un certo lasso di tempo.

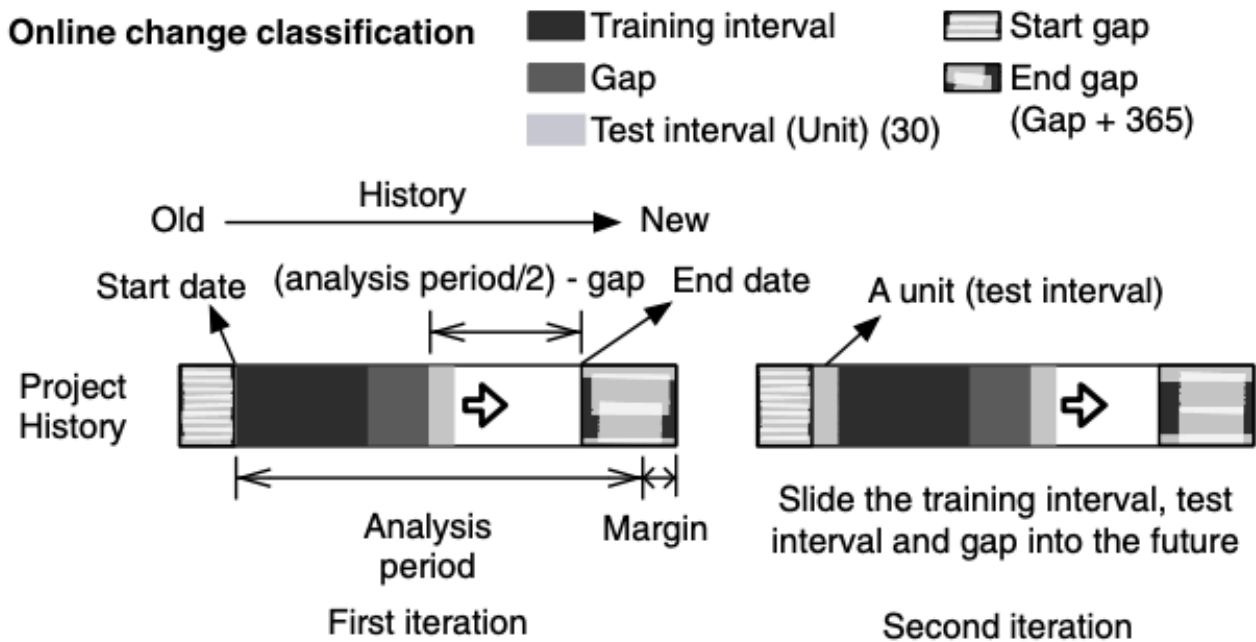


Figura 8: Panoramica dell'Online Change Classification;
M. Kondo, D. M. German, O. Mizuno, Eun-Hye Choi; "The impact of context metrics on just-in-time defect prediction"

Questo certo lasso di tempo è chiamato *unit*. Sia l'*unit* che l'intervallo di testing sono parametri che impattano in maniera minore sul risultato degli esperimenti, e per convenienza vengono posti a 30 giorni in entrambi i casi.

Vengono introdotti anche altri parametri come lo *start gap* e l'*end gap* che sono intervalli di tempo che non vengono usati come intervallo di training+validation e intervallo di testing, bensì vengono ignorati perché rappresentano dei dati di non particolare interesse e/o

incidenza. Infatti, all'inizio di un progetto software i commit generati sono spesso incoerenti e/o instabili, mentre, alla fine di un progetto software i commit generati sono spesso etichettati come non difettosi, perché non sono stati ancora rilevati eventuali difetti.

Per definire i valori dei parametri, occorre iniziare con la scelta di una data di inizio (*start date*) che viene spesso presa in coincidenza di una situazione in cui i commit divengono regolari, e quindi dopo la fase transitoria iniziale. Lo *start gap* è l'intervallo tra la data del primo commit e la data di inizio, scelta in precedenza.

Per decidere l'*end gap*, dobbiamo calcolare l'*analysis period*, l'*iteration step size* e l'intervallo di training+validation *Tr*. Questi tre parametri vengono calcolati nel modo seguente:

$$analysis\ period = (CommDate_{latest} - start\ date) - margin,$$

$$iteration\ step\ size = (analysis\ period / 2 - gap) / unit,$$

$$Tr = iteration\ step\ size \cdot unit,$$

dove:

- *CommDate_{latest}* è la data dell'ultimo commit
- *margin* è un margine che tiene in considerazione eventuali commit difettosi non ancora rilevati
- *Tr* è l'intervallo di training+validation

Attraverso il calcolo dell'*analysis period* si rimuovono i commit difettosi che non vengono rilevati durante l'intervallo di training+validation *Tr*. Invece, per calcolare l'*iteration step size* usiamo il *gap*, il che ci permette di evitare i commit che si trovano negli ultimi giorni di margine e ci assicura di considerare un numero di commit sufficienti per costruire un modello predittivo capace di classificare i commit nell'intervallo di testing *Te*. Infine, l'intervallo di training+validation *Tr* viene deciso in base all'*iteration step size* ed in base all'*unit*. L'*end date* e l'*end gap* vengono, invece, calcolati come segue:

$$end\ date = start\ date + (Tr + gap + (iteration\ step\ size \cdot unit)),$$

$$end\ gap = CommDate_{latest} - end\ date.$$

Tuttavia, spesso l'*end gap* viene scelto con un margine di 365 sul *gap*, ciò vuol dire che per il suo calcolo basta prendere il *gap* e sommare a quest'ultimo proprio 365, senza usare la formula precedente.

3.2.1 Estrazione delle metriche tramite Commit Guru

Per l'estrazione delle change metrics illustrate nella Tabella 1, si userà il tool Commit Guru [5], il cui scopo è quello di analizzare i commit di un repository GitHub al fine di individuare i commit che hanno introdotto bug. La homepage di Commit Guru si presenta come in Figura 9, ci viene fornita subito la possibilità di analizzare un nuovo repository (1) inserendo il suo URL, ci viene anche data la possibilità di analizzare un particolare branch (cfr. [paragrafo 2.1.1](#)) del repository.

Figura 9: Homepage di Commit Guru

Commit Guru è composto da due componenti che lavorano a diversi livelli di astrazione, la prima componente è il back-end, il cui codice è disponibile all'indirizzo

https://github.com/CommitAnalyzingService/CAS_CodeRepoAnalyzer, il compito di questa componente è quello di analizzare i commit ed estrarre da essi le metriche.

La seconda componente è il front-end, anch'esso disponibile gratuitamente all'indirizzo https://github.com/CommitAnalyzingService/CAS_Web, la quale è responsabile della visualizzazione dei dati analizzati fornendo statistiche e previsioni sui commit difettosi.

Una volta fornita una panoramica generale sul funzionamento di Commit Guru, ci si focalizzi su come visualizzare ed interpretare i dati che il tool ci mette a disposizione. Innanzitutto, andiamo nella pagina in cui sono contenuti tutti i repositories analizzati da Commit Guru, Figura 10 (2), all'interno di questa pagina ci vengono fornite subito alcune informazioni riguardo i repositories. Ad esempio, in Figura 10 (3) possiamo vedere che del repository “jackrabbit” è stato analizzato il branch “trunk” al cui interno sono stati effettuati 8900 commit dei quali è stato riscontrato che il 20% sono rischiosi perché introducono dei bug.

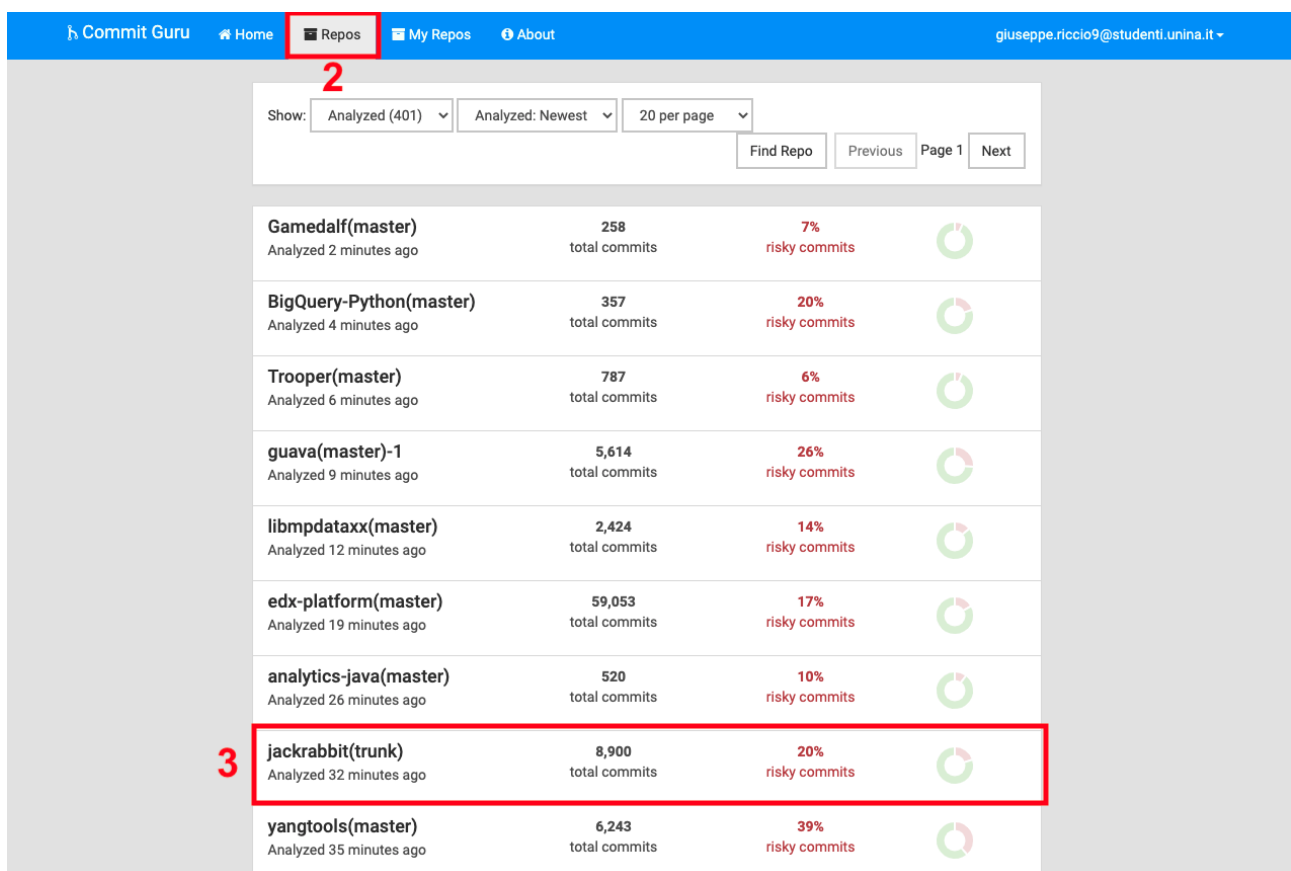


Figura 10: Repositories analizzate da Commit Guru

Cliccando sul repository è possibile ottenere maggiori informazioni, in particolare nella Figura 11 si può notare come vengano riportati tutti i valori in media delle metriche estratte dai commit, sia nel caso appartengano a commit che introducono bug (colorati in rosso) che nel caso appartengano a commit che non introducono bug (colorati in verde). Inoltre, sempre dalla Figura 11, si può notare come ci siano alcune metriche contrassegnate con l'asterisco (*), quest'ultime sono le metriche che statisticamente sono rilevanti nella classificazione di un commit come difettoso o meno, quindi, nell'esempio in questione per costruire il modello predittivo potrebbero essere prese in considerazione solo le 11 metriche con l'asterisco.

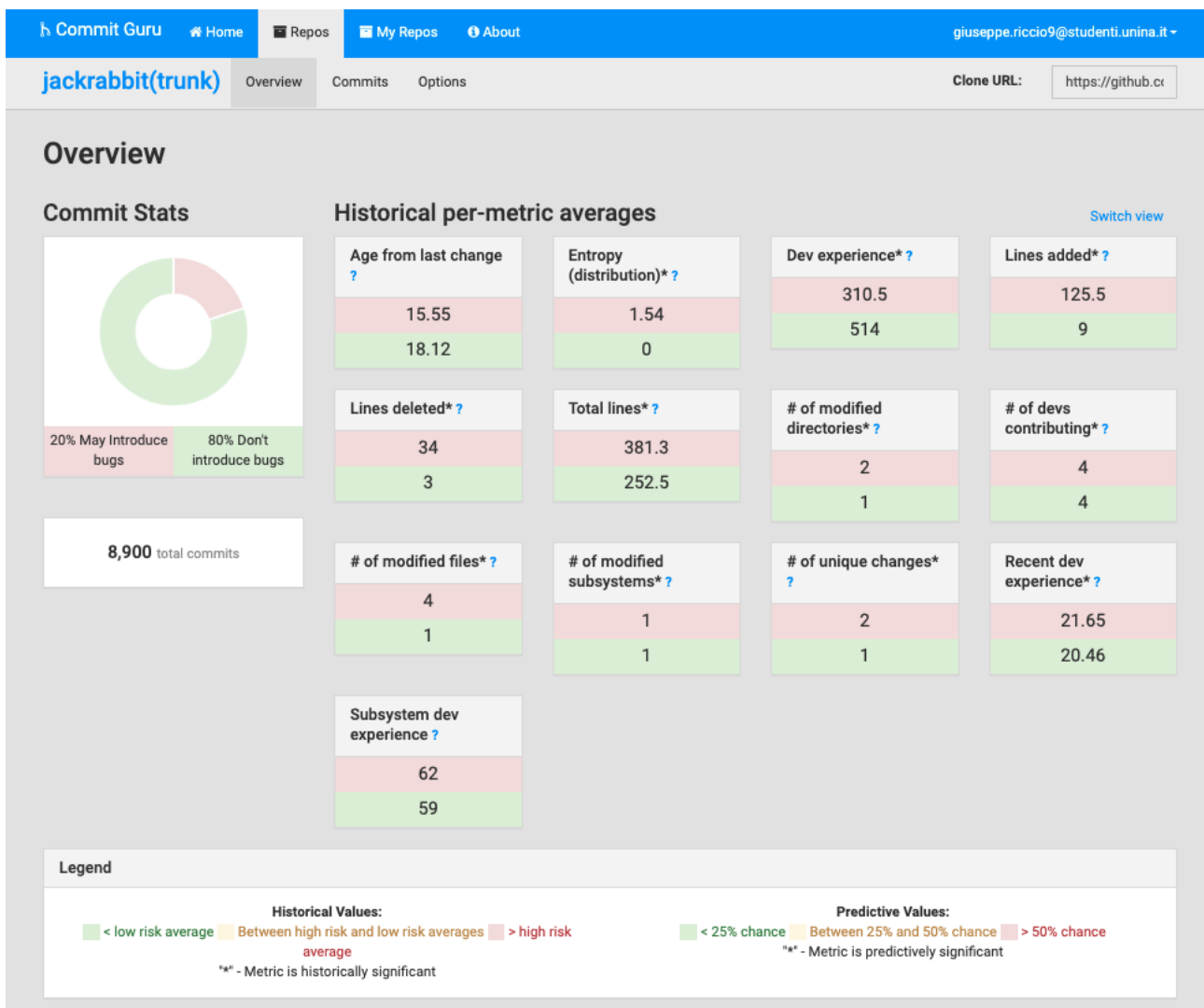


Figura 11: Metriche estratte da Commit Guru

Spostandoci nella sezione *Commits*, come si evince dalla Figura 12 (4), possiamo andare a vedere nel dettaglio i valori delle metriche per ogni singolo commit, nonché vedere la classificazione (5) assegnata a ciascun commit sulla base delle analisi effettuate da Commit Guru.

The screenshot shows the Commit Guru interface. The top navigation bar includes 'Commit Guru', 'Home', 'Repos', 'My Repos', and 'About'. The user is logged in as 'giuseppe.riccio9@studenti.unina.it'. The repository 'jackrabbit(trunk)' is selected, and the 'Commits' tab is active. The 'Commits' section displays a table of commits. A dropdown menu is open, showing the following classification categories: 'Classification' (checked), 'Corrective', 'Feature addition', 'Non-functional', 'Merge', 'Perfective', and 'Preventative'. The table lists commits with their hashes, messages, and authors.

Commit Hash	Commit Message	Author	Date
9ceb432501	JCR-4721: Update Logback version to 1.2.3	Julian Reschke	August 19th 2021, 2:00 pm
95386e1092	JCR-4715: Update slf4j dependency to 1.7.32	Julian Reschke	August 19th 2021, 1:26 pm
7ec32abb00	JCR-4720: webapp: update htmlunit dependency to 2.33.0	Julian Reschke	August 19th 2021, 12:49 pm
99c85e305a	JCR-4719: it-osi: update felix.framework to 7.0.1 git-svn-id: https://svn.apache.org/repos/asf/jackrabbit/trunk	Julian Reschke	August 18th 2021, 10:09 pm
ab34e6edf2	JCR-4718: Upgrade Commons VFS to 2.9.0 git-svn-id: https://svn.apache.org/repos/asf/jackrabbit/trunk	Julian Reschke	August 18th 2021, 9:23 pm
3825a599d4	JCR-4717: Update commons-io dependency to 2.11.0 git-svn-id: https://svn.apache.org/repos/asf/jackrabbit/trunk	Julian Reschke	August 18th 2021, 8:12 pm
cd652325aa	JCR-4716: Update tomcat dependency to 8.5.70 git-svn-id: https://svn.apache.org/repos/asf/jackrabbit/trunk	Julian Reschke	August 18th 2021, 4:30 pm
3985e79f45	JCR-4715: Update slf4j dependency to 1.7.32 git-svn-id: https://svn.apache.org/repos/asf/jackrabbit/trunk	Julian Reschke	August 18th 2021, 2:57 pm
d48ca6b85f	JCR-4712: Update Tika dependency to 2.0.0 git-svn-id: https://svn.apache.org/repos/asf/jackrabbit/trunk	Julian Reschke	August 18th 2021, 5:22 am
35d5732bc1	JCR-4713: avoid use of deprecated tika IOExceptionWithCause ...	Julian Reschke	August 10th 2021, 4:39 pm
6ed753e4dc	JCR-4704: Update Tika dependency to 1.27 git-svn-id: https://svn.apache.org/repos/asf/jackrabbit/trunk	Julian Reschke	July 9th 2021, 2:55 pm
60b688841b	[maven-release-plugin] prepare for next development iteration	Julian Reschke	July 6th 2021, 5:25 am
ebfd5a6212	[maven-release-plugin] prepare release jackrabbit-2.21.7 git-svn-id: https://svn.apache.org/repos/asf/jackrabbit/trunk	Julian Reschke	July 6th 2021, 5:25 am
a2c08f49de	JCR-4703: Release Jackrabbit 2.21.7 - Candidate Release Note...	Julian Reschke	July 5th 2021, 11:04 am

Figura 12: Analisi e classificazione dei singoli commit

In particolare, ogni commit può appartenere ad una tra le sei classi che il tool riesce a rilevare, questo tipo di classificazione si basa sulla ricerca all'interno del *commit message*, ovvero della descrizione data dagli sviluppatori al commit, di alcune parole chiavi che permettono di associarlo ad una specifica classe. Questa funzione di classificazione può essere riassunta tramite la Tabella 2, in cui è riportata per ogni classe a cui può appartenere un commit le parole chiave ad essa associate:

Tabella 2: Parole chiave usate da Commit Guru per classificare un commit

Classe	Parole chiave	Spiegazione
Corrective	bug, fix, wrong, error, fail, problem, patch	Correzione di bug rilevati
Feature Addition	new, add, requirement, initial, create	Aggiunta di nuove funzionalità al software
Merge	merge	Fusione con altre parti del sistema
Non Functional	doc	Aggiunta di documentazione senza toccare il codice
Perfective	clean, better	Ottimizzazione di una parte e/o funzionalità del codice
Preventive	test, junit, coverage, asset	Azioni di test e prevenzione da eventuali malfunzionamenti

Infine, è possibile scaricare tutti i commit con le relative metriche in un file formato .csv, tramite la sezione *Options*, come illustrato in Figura 13 (6), questo file prevede i seguenti 31 attributi: *commit_hash*, *author_name*, *author_date_unix_timestamp*, *author_email*, *author_date*, *commit_message*, *fix*, *classification*, *linked*, *contains_bug*, *fixes*, *ns*, *nd*, *nf*, *entropy*, *la*, *ld*, *fileschanged*, *lt*, *ndev*, *age*, *nuc*, *exp*, *rexp*, *sexp*, *glm_probability*, *rf_probability*, *repository_id*, *issue_id*, *issue_date* e *issue_type*.

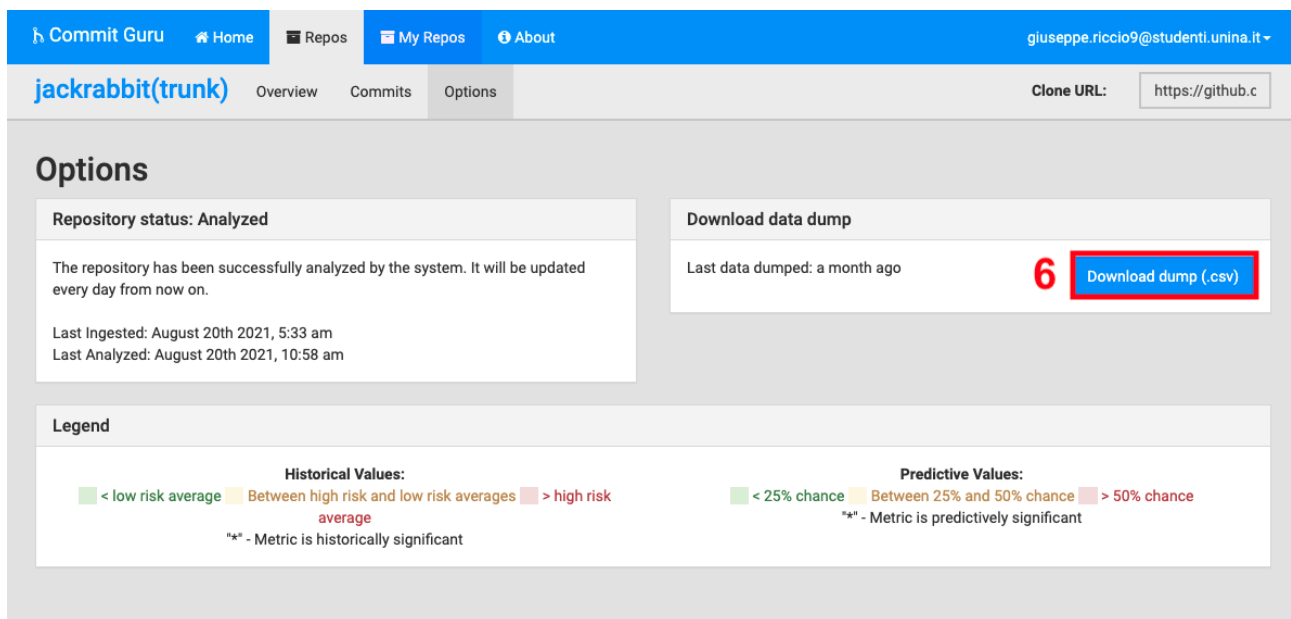


Figura 13: Download del file con le metriche in formato .csv

3.2.2 Costruzione del modello con Weka

Come modelli predittivi dei commit difettosi si userà il modello di Logistic Regression (LR) e il modello di Random Forest (RF). I concetti che stanno alla base di questi due modelli sono le seguenti:

- **Logistic Regression (LR):** LR è un modello predittivo molto usato nell'ambito della predizione di commit difettosi, in quanto funziona molto bene quando si trattano variabili di tipo dicotomiche (ovvero, che assumono solo due valori) e/o continue. In questo caso si costruisce un modello lineare che tiene conto di tutte le metriche come variabili di interesse. LR pone l'output di questo modello lineare in ingresso ad una funzione sigmoide (*logistica*). L'output della funzione sigmoide corrisponde alla probabilità che un certo commit sia difettoso o meno.
- **Random Forest (RF):** RF è un modello di apprendimento integrato, ovvero costituito da un complesso di diversi modelli. RF, infatti, costruisce vari alberi decisionali basati su dei sottoinsiemi delle metriche. Infine, RF unisce tutti i risultati degli alberi decisionali e fornisce la probabilità che il commit sia difettoso o meno. Questo modello essendo basato sugli alberi decisionali, dipende fortemente dagli attributi, in questo caso le metriche, che si adoperano e cerca, dunque, di ottimizzare questi parametri. Ad esempio, una metrica viene preferita alle altre se presenta un

grado di entropia minore, perché ciò vuol dire che è in grado di ottenere dei risultati più precisi.

Per il caso di studio presente in questo elaborato verrà usato un software di machine learning che racchiude una collezione di algoritmi che permettono di manipolare dati, effettuare classificazioni, regression test e visualizzazione dei dati; tra questi algoritmi troviamo anche il Logistic Regression ed il Random Forest. Il software in questione è Weka, scritto in Java, è un tool open source [6] sviluppato da un gruppo di ricerca della Waikato University in Nuova Zelanda. Il programma all'avvio si presenta come in Figura 14, la sezione di interesse è quella di “*Explorer*”.

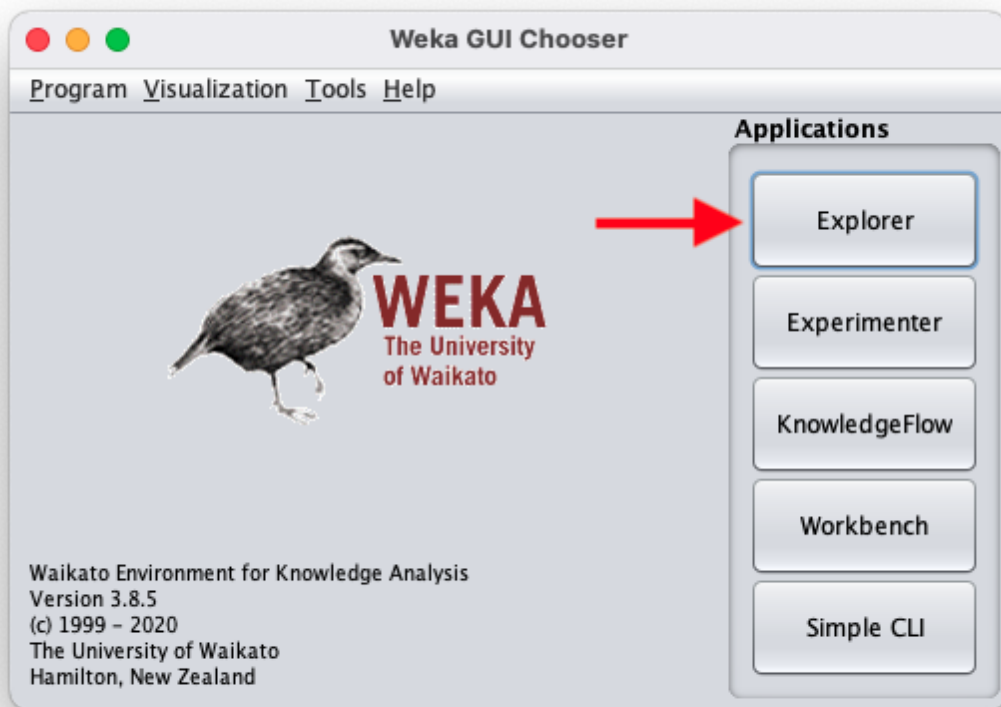


Figura 14: Menù del software Weka

Per costruire i modelli illustrati in precedenza, all'interno della finestra che si è aperta dopo aver cliccato su “*Explorer*” dobbiamo andare nella sezione “*Classify*” così come mostrato in Figura 15. A questo punto dobbiamo scegliere all'interno dei vari *classifier* messi a disposizione da Weka, uno dei due modelli che ci interessano ovvero, Logistic o Random Forest, il tool a questo punto costruirà il modello scelto fornendo anche alcune informazioni

essenziali, che possono essere utili ai fini della valutazione della bontà del modello stesso.

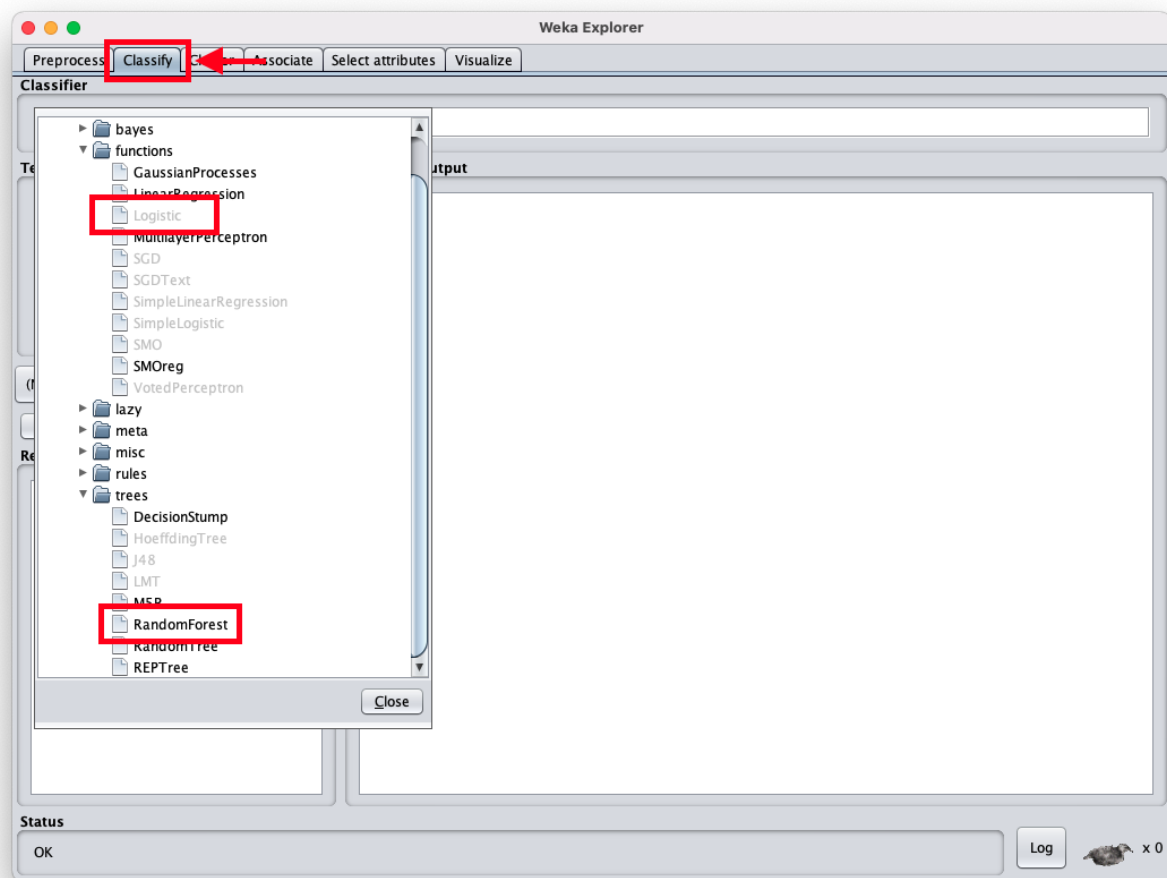


Figura 15: Scelta del modello su Weka

3.2.3 Misurazione delle performance delle metriche

Per misurare l'impatto delle metriche sulla previsione dei commit difettosi, utilizziamo tre misure di valutazione [4]: l'area sotto la curva caratteristica di funzionamento del ricevitore (Area Under the receiver operating characteristic Curve, AUC), il coefficiente di correlazione di Matthews (Matthews Correlation Coefficient, MCC) ed il punteggio Brier (Brier score).

La curva ROC [7] viene disegnata tracciando il valore del True Positive Rate (TPR), anche detto *sensibilità*, rispetto al valore del False Positive Rate (FPR), anche detto *fall-out* (può essere calcolato come $1 - \text{specificità}$). Questi valori per essere calcolati hanno bisogno di conoscere le distribuzioni di probabilità delle predizioni ottenute, in particolare si avrà che:

- se il valore predetto è positivo p' ed il valore vero è anch'esso positivo p , viene chiamato vero positivo (*true positive* - TP);
- se il valore predetto è positivo p' ed il valore vero è negativo n , viene chiamato falso positivo (*false positive* - FP);
- se il valore predetto è negativo n' ed il valore vero è negativo n , viene chiamato vero negativo (*true negative* - TN);
- se il valore predetto è negativo n' ed il valore vero è positivo p , viene chiamato falso negativo (*false negative* - FN).

Spesso, i suddetti valori vengono rappresentati in forma matriciale tramite la cosiddetta “*Confusion Matrix*”, che permette di leggere in maniera più rapida ed intuitiva i risultati di una predizione, di seguito viene illustrata una possibile raffigurazione della matrice:

		valore vero		
		p	n	totale
predizione risultato	p'	Vero Positivo (TP)	Falso Positivo (FP)	P'
	n'	Falso Negativo (FN)	Vero Negativo (TN)	N'
totale		P	N	

Una volta a conoscenza di questi parametri, è possibile calcolare il TPR ed il FPR, in maniera molto semplice, tramite le seguenti formule:

$$TPR = TP/P = TP/(TP + FN)$$

$$FPR = FP/N = FP/(FP + TN)$$

Una volta calcolati questi valori è facile disegnare la curva ROC, da cui può essere calcolata l'area sottesa, in Figura 16 vengono rappresentate alcune curve ROC tipiche di cui è già stato calcolato il valore di AUC (che è compreso sempre tra 0 e 1).

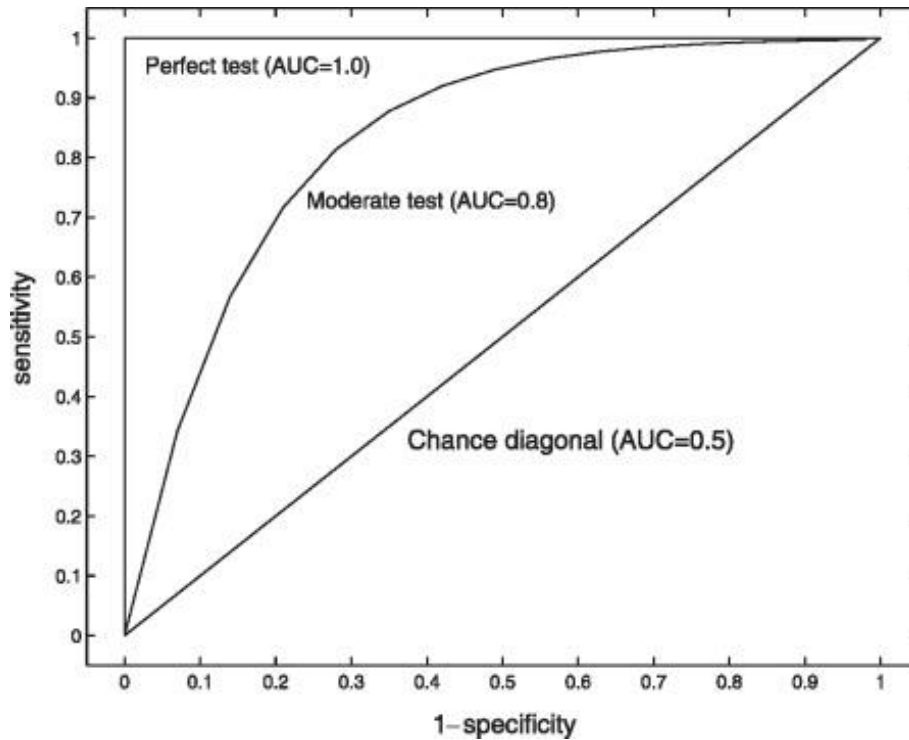


Figura 16: Valori di AUC per particolari curve ROC;
Wikipedia; "Receiver operating characteristic"

Il coefficiente di correlazione di Matthews [\[8\]](#) è molto usato nell'ambito del machine learning per misurare la qualità di classificazioni binarie. Per il suo calcolo vengono presi in considerazione come nel caso del AUC, i valori di veri e falsi positivi/negativi, tuttavia, in questo caso il valore del MCC varia tra -1 ed 1. Il MCC è 1 quando la predizione è perfetta ovvero i valori predetti corrispondono ai valori veri, il valore è 0 quando non si può dire nulla sulla predizione che è del tutto incerta, infine, il valore è -1 quando i valori predetti sono diversi dai valori veri. La formula per il calcolo del MCC è la seguente:

$$MCC = \frac{TP \times TN - FP \times FN}{\sqrt{(TP + FP)(TP + FN)(TN + FP)(TN + FN)}}$$

Equazione 1: Calcolo del MCC;
Wikipedia; "Matthews correlation coefficient"

Il punteggio Brier [\[9\]](#) è una funzione che misura l'accuratezza delle previsioni probabilistiche, esso in caso di stime unidimensionali, è strettamente equivalente all'errore quadratico medio applicato alle probabilità previste.

Il punteggio Brier è applicabile alle classificazioni di natura binaria o categorica, di cui è possibile cioè effettuare una previsione del valore con una certa probabilità. Più precisamente, per tutti gli elementi in un insieme di N previsioni, il punteggio Brier misura

la differenza quadratica media tra:

- Il valore predetto con una certa probabilità f_t
- Il valore effettivo o_t

Traducendo questo in formule, si avrà che:

$$BS = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N (f_t - o_t)^2$$

Equazione 2: Calcolo del Brier score
Wikipedia; "Brier score"

Pertanto, più basso è il punteggio Brier per una serie di previsioni, migliori sono le previsioni effettuate perché ciò vuol dire che il valore predetto si discosta di poco rispetto al valore effettivo. Si noti che il punteggio di Brier, sempre nell'ipotesi di classificazioni binarie, assume un valore compreso tra 0 ed 1, poiché questo è il quadrato della più grande differenza possibile tra una probabilità prevista (che deve essere tra 0 ed 1) e il risultato effettivo (che può assumere solo valori di 0 o 1).

3.2.4 Validazione del modello tramite cross-validation

Per validare il modello costruito da Weka, sulla base dei *training data* dei commit passati, si possono utilizzare diverse tecniche, la prima è quella di usare una *cross-validation*. La *cross-validation* prevede la suddivisione dell'insieme di dati forniti in ingresso in k-parti, chiamate *folds*, il valore di k viene deciso sulla base di analisi e stime sul particolare caso di studio. Le k-parti dell'insieme di dati hanno uguale dimensione e ad ogni passo viene scelta la k^a parte come *validation data* per validare il modello scelto; le restanti parti sono i *training data* per costruire il modello.

Una seconda tecnica di validazione del modello prevede la suddivisione statica dell'insieme di dati in due parti, la prima è proprio quella dei *training+validation data* che forniscono il supporto per l'apprendimento e la validazione del modello tramite un insieme di commit, e delle loro metriche, la cui classificazione è già ben nota. La seconda parte dei dati viene usata come *testing data*, ovvero si prendono una certa quantità di commit, la cui classificazione è sconosciuta e si cerca tramite il modello predittivo appreso di effettuare una predizione sulla loro natura.

La percentuale di dati usati per il training+validation e quella usata per il testing viene scelta manualmente.

Nel caso di studio trattato in questo elaborato verrà usata la *cross-validation* con $k=10$, ciò significa che ad ogni iterazione il set di commit fornito sarà diviso per 9/10 in *training set* e per il restante 1/10 in *validation set*; il numero di commit presente in ogni insieme sarà scelto sulla base dei valori dei parametri dell'Online Change Classification calcolati come enunciato nel [paragrafo 3.2](#).

Capitolo 4: Caso di studio: Immuni App, Android vs. iOS

Per l'applicazione delle tecniche di predizione, ed in particolare del Just-in-Time Prediction, si prenderà come caso di studio quello di Immuni, un'app per Android ed iOS, che serve al tracciamento delle persone positive al Covid-19. Inoltre, dall'introduzione del *green pass* l'app di Immuni è diventata anche un metodo per scaricare e salvare in modalità offline il proprio certificato verde rappresentato con un codice QR. In Figura 17, possiamo vedere l'interfaccia grafica dell'applicazione, in cui viene mostrato che il servizio per la notifica delle esposizioni è attivo (1), poi è possibile scaricare e visualizzare il EU Digital Covid Certificate (2) oppure segnalare la propria positività in maniera tale da informare tutti coloro che sono stati a contatto con il soggetto in questione (3).

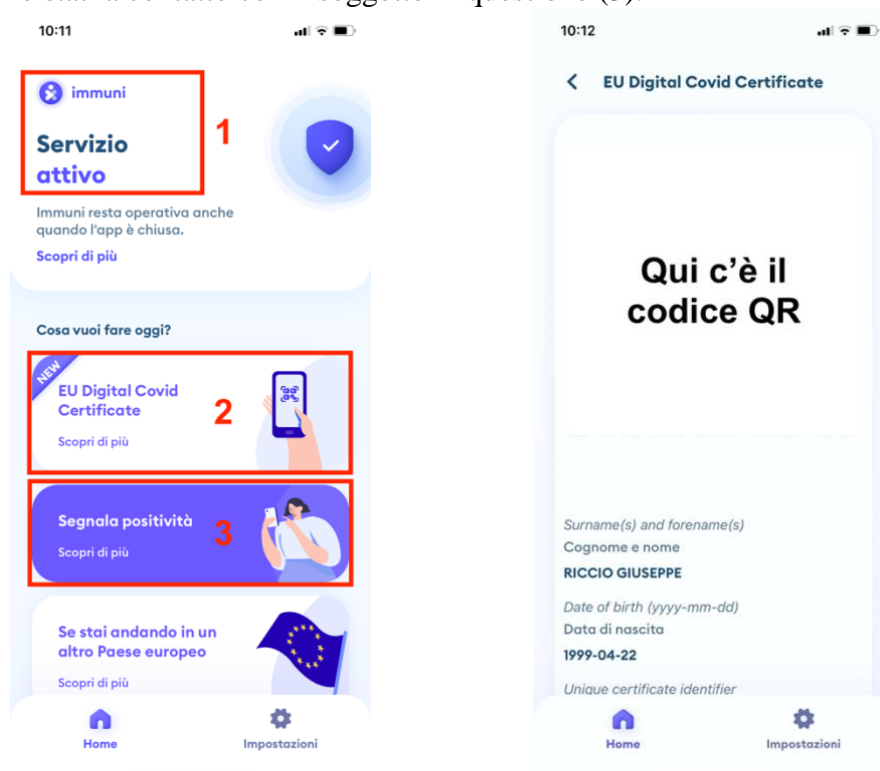


Figura 17: Panoramica app Immuni

4.1 Progettazione del caso di studio

Al fine dell'uso delle tecniche di predizione, ci serviamo dei repositories GitHub di Immuni, infatti i file ed i codici sorgente dell'app sono disponibili in maniera open source ai seguenti link:

- Android: <https://github.com/immuni-app/immuni-app-android>
- iOS: <https://github.com/immuni-app/immuni-app-ios>

Come è possibile notare aprendo i link forniti, il codice per l'app Android è scritto con **Kotlin** [10], un linguaggio di programmazione object-oriented sviluppato dall'azienda di software JetBrains. Questo linguaggio si basa sulla Java Virtual Machine (JVM), la sua sintassi è simile a quella di Java e per questo è molto facile convertire un programma da Java a Kotlin, tuttavia, esso si ispira anche a Go (linguaggio di programmazione di Google). Kotlin ha preso particolarmente piede in ambito Android, in quanto integrato all'interno dell'ambiente di sviluppo Android Studio a partire dalla versione 3.0, ed è addirittura consigliato da Google stessa per lo sviluppo di app Android.

Per quanto riguarda, invece, l'app iOS essa è scritta con **Swift** [11], un linguaggio di programmazione creato da Apple stessa per scrivere in maniera intuitiva app per tutti i suoi dispositivi, dagli iPhone ai MacBook passando per le Apple TV, nonché sviluppare app per Linux. Questo linguaggio è open source e permette la perfetta integrazione con il codice Objective-C, il che permette di sfruttare funzioni già sviluppate integrandole in maniera rapida nell'app, inoltre, questo linguaggio presenta delle prestazioni notevolmente superiori rispetto a linguaggi tradizionali. Ad esempio, come riportato nella pagina ufficiale di Apple, Swift è circa 2,6 volte più veloce di Objective-C ed addirittura 8,4 volte più veloce di Python 2.7 nell'esecuzione di algoritmi di ricerca.

4.1.1 Estrazione delle metriche

Come illustrato nel [paragrafo 3.2.1](#), per l'estrazione delle metriche utili alla costruzione di un modello predittivo per l'individuazione dei commit difettosi si utilizza il tool Commit Guru. Innanzitutto, si va a caricare sul sito di Commit Guru, l'URL del repository dove è contenuto il codice dell'app Immuni, questo passaggio viene ripetuto due volte una volta

per la versione Android l'altra per la versione iOS, al termine di questa operazione nella sezione “*My Repos*” è possibile trovare i due repositories analizzati, come si può notare anche dalla Figura 18 (1).

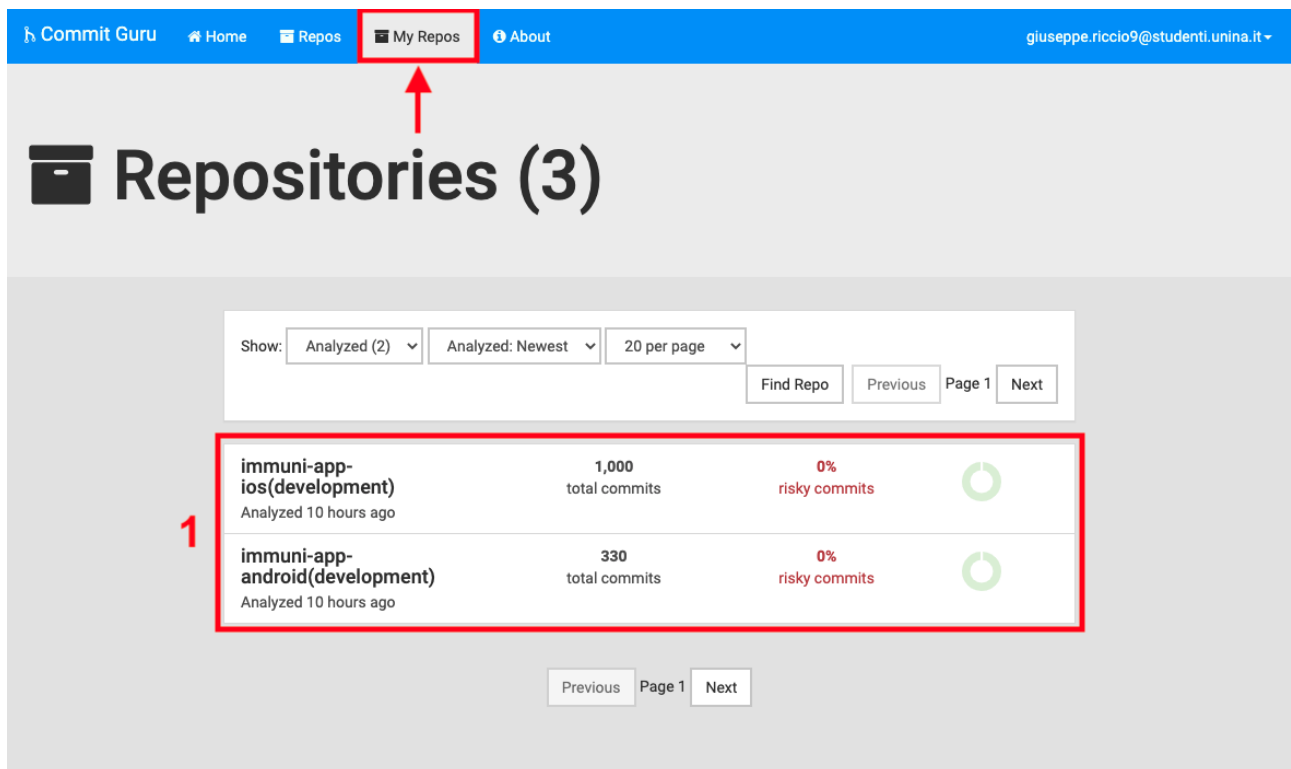


Figura 18: Repositories analizzati da Commit Guru

Cliccando sui due repositories è possibile ottenere i valori medi delle metriche, nonché individuare quali sono le metriche che maggiormente impattano sulla classificazione dei commit come difettosi o meno. Per quanto riguarda la versione iOS di Immuni, come si evince dalla Figura 19, possiamo notare che essa presenta un rischio dello 0% di commit difettosi e nessuna metrica prevale sulle altre nell’impatto sulla classificazione. Invece, nella Figura 20, si può notare come anche la versione Android presenti un rischio dello 0% nella presenza di commit difettosi, tuttavia, in questo caso la metrica che individua il numero di sottosistemi modificati (NS, diffusion metrics) è significativa rispetto alle altre nella predizione.

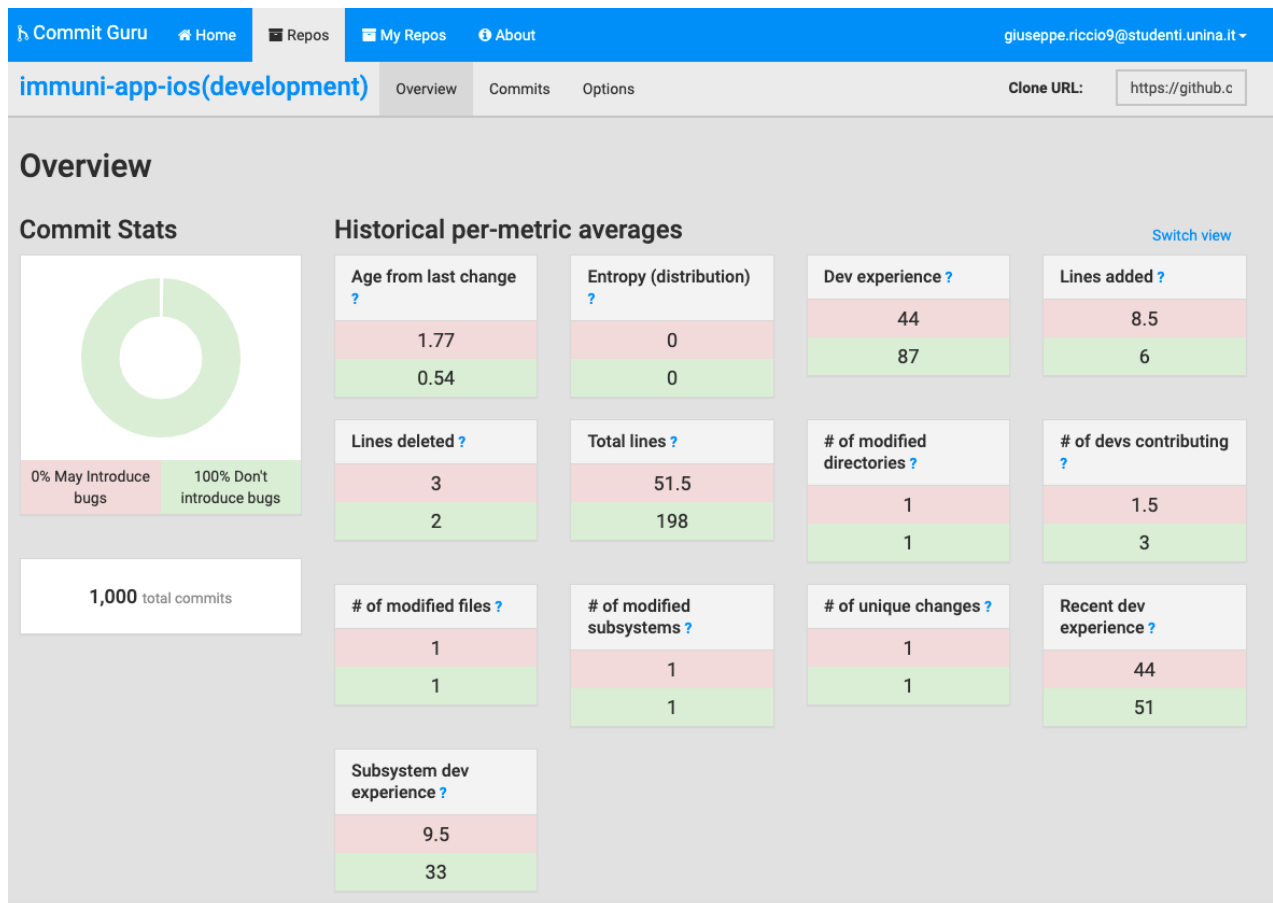


Figura 19: Valori medi delle metriche per Immuni versione iOS

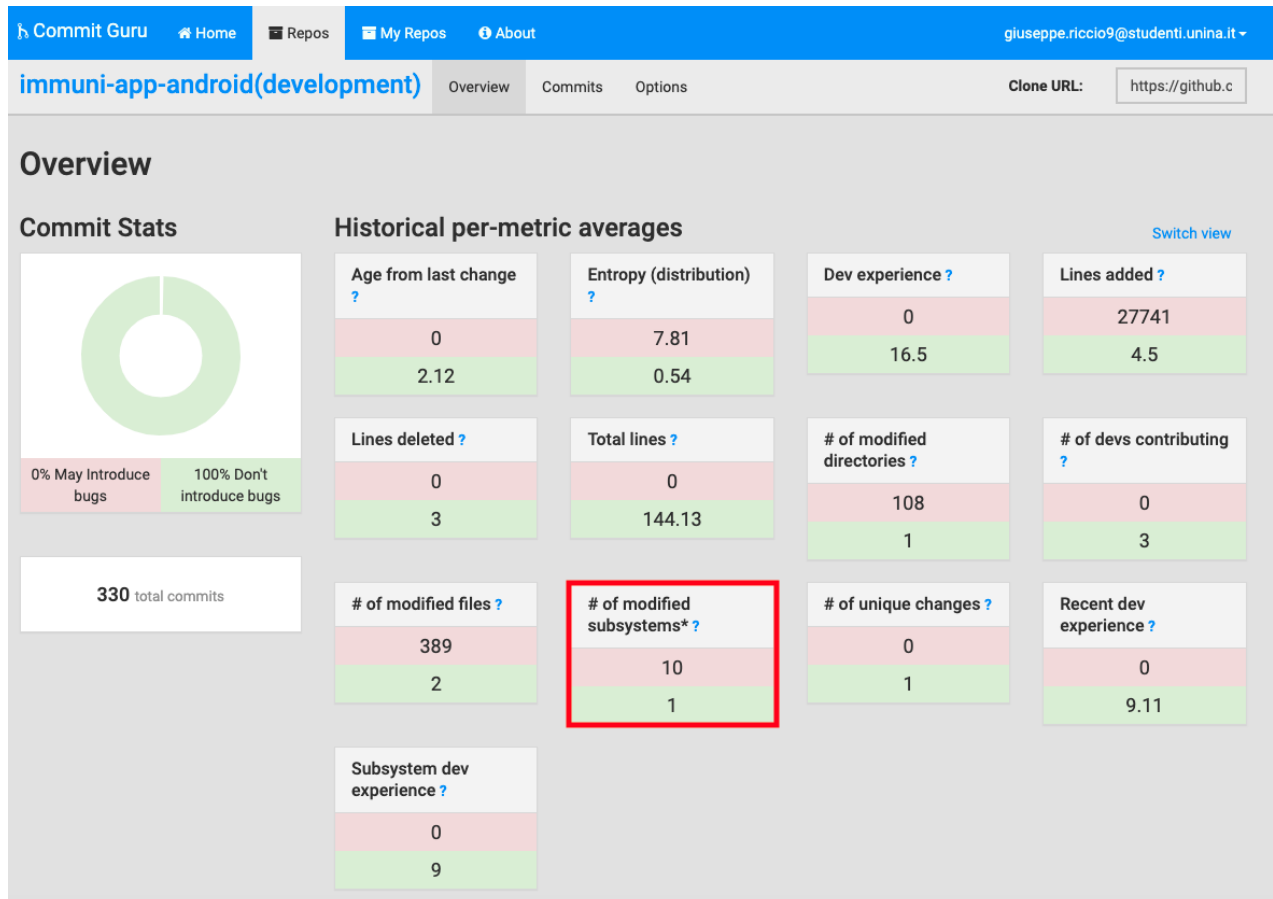


Figura 20: Valori medi delle metriche per Immuni versione Android

Dopo la panoramica sui valori medi delle metriche e l'individuazione di quelle più significative, possiamo a questo punto scaricare i due file in formato .csv, sia per la versione iOS che per quella Android, in cui sono presenti i valori in dettaglio per ogni singolo commit, come mostrato in Figura 21.

ns	nd	nf	entropy	la	ld	lt	fix	ndev	age	nuc	exp	rexp	sexp
0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0		0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
3.0	3.0	3.0	14.854.752.972.273.300	4.0	6.0	19.166.666.666.666.600	True	7.0	2.677.977.237.654.320	2.0	45.0	4.289.070.319.658.550	19.666.666.666.666.600
0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0		0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
2.0	2.0	2.0	0.5435644431995964	10.0	6.0	182.5	True	7.0	2.193.240.162.037.030	2.0	44.0	4.701.033.169.187.190	7.0
0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0		0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
2.0	2.0	2.0	0.41381685030363374	17.0	7.0	144.0	True	6.0	2.274.451.388.888.880	2.0	43.0	73.272.591.168.128.600	26.0
0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0		0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0		0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
1.0	1.0	2.0	0.8112781244591328	4.0	4.0	301.0	True	2.0	0.0010763888888888889	1.0	42.0	12.018.456.494.772.200	41.0
1.0	3.0	4.0	19.503.749.903.792.700	50.0	24.0	319.5	True	7.0	602.984.375	3.0	41.0	11.018.456.494.772.200	40.0
0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0		0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
1.0	1.0	1.0	0.0	2.0	0.0	186.0	True	6.0	9.924.328.703.703.700	1.0	2.0	0.13392857142857142	1.0
0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0		0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0		0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
1.0	7.0	7.0	27.309.641.009.918.600	27.0	61.0	431.0	True	7.0	3.662.627.314.814.810	4.0	40.0	15.371.470.915.278.900	39.0
1.0	2.0	2.0	0.8224042259549891	0.0	35.0	239.0	True	2.0	5.683.310.185.185.180	2.0	39.0	14.876.951.497.075.300	38.0
1.0	1.0	1.0	0.0	1.0	1.0	567.0	True	7.0	4.926.620.370.370.370	1.0	38.0	14.379.583.076.022.700	37.0
1.0	1.0	1.0	0.0	1.0	1.0	502.0	True	6.0	12.732.060.185.185.100	1.0	37.0	1.613.325.954.661.090	36.0
3.0	3.0	3.0	0.9737837298712213	40.0	8.0	13.933.333.333.333.300	True	7.0	14.338.001.543.209.800	3.0	36.0	15.299.926.213.277.600	15.333.333.333.333.300
1.0	9.0	10.0	28.818.665.431.825.200	24.0	24.0	362.1	True	8.0	10.214.479.166.666.600	3.0	2.0	2.0	0.0

Figura 21: Metriche estratte da Commit Guru

4.1.2 Definizione dei parametri dell'Online Change Classification

A questo punto ci rimane da definire i parametri per la **Online Change Classification** come definiti nel [paragrafo 3.2](#), calcolare questi parametri è molto importante in quanto ci permette di **considerare solo i commit passati** per la costruzione e la validazione del modello predittivo. Quindi, si procede nel seguente modo:

Immuni App Android

La data del primo commit è 25 maggio 2020, definiamo questo valore come *CommDateoldest*, come *start date* scegliamo il 1° giugno 2020, in quanto a partire da quella data i commit diventano più costanti e regolari. Quindi, possiamo calcolare lo *start gap* come segue:

$$start\ gap = start\ date - CommDateoldest = 7\ (giorni)$$

Definendo un *margin* di 14 giorni, che ci permette di escludere gli ultimi commit che ancora non sono stati classificati come difettosi o meno, ed osservando la storia dei commit risulta che la data dell'ultimo commit effettuato è il 3 agosto 2021. È possibile, quindi, calcolare

anche gli altri seguenti parametri:

$$analysis\ period = (CommDate_{latest} - start\ date) - margin = 428 - 14 = 414$$

$$iteration\ step\ size = (analysis\ period / 2 - gap) / unit = (207 - 7) / 30 = 6,67$$

Nel calcolo dell'*iteration step size* si è scelto come lasso di tempo (*gap*) impiegato dagli sviluppatori per correggere un bug pari a 7 giorni. Il valore di *iteration step size* lo arrotondiamo per eccesso e lo prendiamo proprio uguale a 7 giorni, il che ci permette di calcolare l'*intervallo di training+validation Tr* in questo modo:

$$Tr = iteration\ step\ size \cdot unit = 7 \cdot 30 = 210$$

Infine, ci rimangono da calcolare solo i valori di *end date* ed *end gap*, il che risulta automatico avendo già calcolato tutti gli altri parametri, infatti, risulta:

$$end\ date = start\ date + (Tr + gap + (iteration\ step\ size \cdot unit)) = 2\ agosto\ 2021$$

$$end\ gap = CommDate_{latest} - end\ date = 1$$

Tramite i parametri appena calcolati è possibile costruire il modello predittivo per l'app Immuni versione Android, non resta che eseguire lo stesso procedimento di calcolo per trovare i parametri per l'app Immuni versione iOS:

Immuni App iOS

Anche in questo caso la data del primo commit è 25 maggio 2020, definiamo questo valore come *CommDateoldest*, come *start date* scegliamo il 3 giugno 2020, in quanto a partire da quella data viene rilasciata la release stabile dell'applicazione. Quindi, possiamo calcolare lo *start gap* come segue:

$$start\ gap = start\ date - CommDateoldest = 9\ (giorni)$$

Definendo un *margin* di 14 giorni, che ci permette di escludere gli ultimi commit che ancora non sono stati classificati come difettosi o meno, ed osservando la storia dei commit risulta che la data dell'ultimo commit effettuato è il 2 luglio 2021. È possibile, quindi, calcolare anche gli altri seguenti parametri:

$$analysis\ period = (CommDate_{latest} - start\ date) - margin = 394 - 14 = 380$$

$$iteration\ step\ size = (analysis\ period / 2 - gap) / unit = (190 - 10) / 30 = 6$$

Nel calcolo dell'*iteration step size* si è scelto come lasso di tempo (*gap*) impiegato dagli sviluppatori per correggere un bug pari a 10 giorni. Il valore di *iteration step size* ci permette di calcolare l'intervallo di *training+validation* *Tr* in questo modo:

$$Tr = iteration\ step\ size \cdot unit = 6 \cdot 30 = 180$$

Infine, ci rimangono da calcolare solo i valori di *end date* ed *end gap*, il che risulta automatico avendo già calcolato tutti gli altri parametri, infatti, risulta:

$$end\ date = start\ date + (Tr + gap + (iteration\ step\ size \cdot unit)) = 8\ giugno\ 2021$$

$$end\ gap = CommDate_{latest} - end\ date = 24$$

I parametri calcolati precedentemente per le due versioni dell'app Immuni, possono essere riassunti nella Tabella 3.

Tabella 3: Parametri dell'Online Change Classification per le versioni di Immuni (valori espressi in giorni)

Progetto	Start gap	End gap	Gap	Unit (Intervallo di Testing)	Intervallo Training+Validation	di Iteration step size
Immuni App Android	7	1	7	30	210	7
Immuni App iOS	9	24	10	30	180	6

4.1.3 Costruzione e validazione dei modelli

Con i parametri calcolati nel paragrafo precedente possiamo dividere il dataset scaricato da Commit Guru, in formato .csv, in due sottoinsiemi uno per il *training+validation* ed un altro per il *testing*. Nella Tabella 4, sono riassunti le informazioni principali riguardo la composizione dei sottoinsiemi:

Tabella 4: Numero di commit usati nel caso di studio

Progetto	Intervallo di date per il training +validation	Numero di commit per il training +validation	Intervallo di date per il testing	Numero di commit per il testing
Immuni App Android	1° giugno 2020 – 28 dicembre 2020	195	15 gennaio 2021 – 15 febbraio 2021	9
Immuni App iOS	3 giugno 2020 – 30 novembre 2020	505	14 dicembre 2020 – 14 gennaio 2021	13

I commit del *training+validation set* ci serviranno per costruire e validare il modello su Weka, sia nel caso di modello di tipo Random Forest sia nel modello di tipo Logistic Regression; i commit del *testing set* non vengono usati in questa fase.

Di seguito si vedrà la costruzione e la validazione dei modelli, sia per la versione Android che per quella iOS, e si analizzerà le informazioni ottenute da questo passaggio iniziale:

Immuni App Android

1. Random Forest

Il primo modello costruito per la versione Android dell'app Immuni è quello di Random Forest, come è possibile notare dalla Figura 22, questo modello ha una percentuale di istanze correttamente classificate di circa il 70% (1). Inoltre, la validazione del modello ci fornisce anche altri indicatori, (2) e (3), che permettono di misurare la performance delle metriche usate con riferimento al modello scelto; i valori di TP e FP ci consentono di comparare diversi modelli al fine di scegliere il migliore. Inoltre, questi valori come visto nel [paragrafo 3.2.3](#) ci permettono di costruire i grafici di ROC e MCC.

```

=== Classifier model (full training set) ===

RandomForest

Bagging with 100 iterations and base learner

weka.classifiers.trees.RandomTree -K 0 -M 1.0 -V 0.001 -S 1 -do-not-check-capabilities

Time taken to build model: 0.29 seconds

=== Stratified cross-validation ===
=== Summary ===
Correctly Classified Instances      110           69.6203 %
Incorrectly Classified Instances    48           30.3797 %
Kappa statistic                    0.3728
Mean absolute error                 0.3682
Root mean squared error             0.4403
Relative absolute error             75.6309 %
Root relative squared error        89.2448 %
Total Number of Instances         158
Ignored Class Unknown Instances     37

=== Detailed Accuracy By Class ===
               TP Rate  FP Rate  Precision  Recall  F-Measure  MCC      ROC Area  PRC Area  Class
               0,750   0,379   0,734     0,750   0,742     0,373   0,527   0,457   False
               0,621   0,250   0,641     0,621   0,631     0,373   0,832   0,695   True
Weighted Avg.   0,696   0,325   0,695     0,696   0,695     0,373   0,654   0,556

=== Confusion Matrix ===
  a  b  <-- classified as
69 23 | a = False
25 41 | b = True

```

Figura 22: Modello predittivo Random Forest di Immuni versione Android

2. Logistic Regression

Il secondo modello predittivo costruito è quello di Logistic Regression, questo modello ha prestazioni simili al modello Random Forest, infatti, si ha che la percentuale di istanze classificate correttamente è di circa il 72%; la differenza di precisione con il modello precedente si attesta intorno al 2%. Questo significa che, come si evince dalla Figura 23 (3) e (4), si ha una minore probabilità di ottenere dei falsi positivi e/o dei falsi negativi il che influisce sulla bontà delle predizioni effettuate da un modello di questo tipo; si evince che in questo caso il modello di Logistic Regression è migliore del Random Forest.

Nel modello Logistic Regression oltre alle informazioni riguardo alla classificazione delle istanze, si ha anche delle informazioni (1) e (2) riguardo al peso delle metriche sui risultati della classificazione. In particolare, si ha che ad esempio, la metrica NS ha un coefficiente di -1.8249, analizzando nel dettaglio il significato di questo valore, il segno negativo sta ad indicare che quella metrica impatta in maniera minore sul risultato, mentre, il valore di 1.8249 indica che quella metrica ha un'importanza maggiore rispetto ad una metrica con valore minore, quindi, NS ha maggiore importanza rispetto a tutte le altre metriche. Per

quanto riguarda, l' "Odds Ratios", questo valore è ottenuto a partire dai coefficienti utilizzandoli come argomento della funzione esponenziale $e(x)$.

```

=== Classifier model (full training set) ===
Logistic Regression with ridge parameter of 1.0E-8
Coefficients...

```

Variable	Class False
ns	-1.8249
nd	1.0859
nf	-0.8956
entropy	1.1571
la	0.0016
ld	-0.0024
lt	-0.0056
ndev	0.0633
age	-0.0015
nuc	-0.207
exp	0.0278
rexp	0.0175
sexp	-0.0441
Intercept	2.3962

1

```

Odds Ratios...

```

Variable	Class False
ns	0.1612
nd	2.9621
nf	0.4084
entropy	3.1808
la	1.0016
ld	0.9976
lt	0.9944
ndev	1.0654
age	0.9985
nuc	0.813
exp	1.0282
rexp	1.0176
sexp	0.9569

2

```

Time taken to build model: 0.04 seconds

=== Stratified cross-validation ===
=== Summary ===

```

Correctly Classified Instances	113	71.519 %
Incorrectly Classified Instances	45	28.481 %
Kappa statistic	0.4082	
Mean absolute error	0.3641	
Root mean squared error	0.4558	
Relative absolute error	74.7874 %	
Root relative squared error	92.3844 %	
Total Number of Instances	158	
Ignored Class Unknown Instances	37	

3

4

```

=== Detailed Accuracy By Class ===

```

	TP Rate	FP Rate	Precision	Recall	F-Measure	MCC	ROC Area	PRC Area	Class
	0,783	0,379	0,742	0,783	0,762	0,409	0,551	0,494	False
	0,621	0,217	0,672	0,621	0,646	0,409	0,803	0,624	True
Weighted Avg.	0,715	0,311	0,713	0,715	0,713	0,409	0,656	0,548	

```

=== Confusion Matrix ===
a b  <-- classified as
72 20 | a = False
25 41 | b = True

```

Figura 23: Modello predittivo Logistic Regression di Immuni versione Android

Immuni App iOS

1. Random Forest

Come nel caso precedente, costruiamo il modello Random Forest della versione iOS dell'app Immuni, come è possibile notare dalla Figura 24, questo modello è abbastanza preciso in quanto classifica correttamente circa l'80% delle istanze (1). Inoltre, i valori di FP e TP (2) e (3) hanno dei valori molto elevati, ciò dimostra come questo modello sembri funzionare molto bene per la classificazione binaria (*vera o falsa*) nel caso di studio usato.

```
== Classifier model (full training set) ==
RandomForest
Bagging with 100 iterations and base learner
weka.classifiers.trees.RandomTree -K 0 -M 1.0 -V 0.001 -S 1 -do-not-check-capabilities
Time taken to build model: 0.26 seconds

== Stratified cross-validation ==
== Summary ==
Correctly Classified Instances      317      80.0505 %
Incorrectly Classified Instances    79      19.9495 %
Kappa statistic                    0.3915
Mean absolute error                 0.2608
Root mean squared error             0.3553
Relative absolute error             69.8843 %
Root relative squared error         82.3234 %
Total Number of Instances          396
Ignored Class Unknown Instances     109

== Detailed Accuracy By Class ==
               TP Rate  FP Rate  Precision  Recall  F-Measure  MCC      ROC Area  PRC Area  Class
               0,926   0,582   0,829      0,926   0,875     0,407   0,533    0,619   False
               0,418   0,074   0,651      0,418   0,509     0,407   0,894    0,651   True
Weighted Avg.   0,801   0,456   0,785      0,801   0,784     0,407   0,622    0,627

== Confusion Matrix ==
  a  b  <-- classified as
276 22 | a = False
 57 41 | b = True
```

Figura 24: Modello predittivo Random Forest di Immuni versione iOS

2. Logistic Regression

Il secondo modello costruito per Immuni versione iOS è quello di Logistic Regression, in questo caso il modello risulta meno preciso del Random Forest, infatti, si ha che le istanze classificate correttamente sono circa il 75%; con una differenza negativa sulle prestazioni del 5%. Questo significa che, come si evince dalla Figura 25 (3) e (4), si ha dei valori di falsi positivi e/o di falsi negativi più bassi del modello precedente, il che ci porta verso la scelta di un modello di tipo Random Forest per la classificazione dei commit nel caso della versione iOS.

Dopo aver analizzato le informazioni che permettono di valutare e classificare le istanze del dataset, possiamo osservare le informazioni (1) e (2) che riguardano il peso delle metriche sui risultati della classificazione. Ad esempio, la metrica ENTROPY ha un coefficiente di 1.4721, analizzando nel dettaglio il significato di questo valore, si ha che il segno positivo sta ad indicare che quella metrica impatta in maniera maggiore sul risultato, mentre, l'ampiezza di questa metrica indica che essa ha un'importanza maggiore rispetto a tutte le altre metriche, ma non prevale in maniera netta su quest'ultime a differenza della versione Android, in cui NS prevaleva sulle altre metriche.

```
=== Classifier model (full training set) ===
```

```
Logistic Regression with ridge parameter of 1.0E-8
```

```
Coefficients...
```

Variable	Class False
ns	-0.5904
nd	-1.1211
nf	0.4102
entropy	1.4721
la	0.0007
ld	0.0108
lt	-0.0009
ndev	-0.1633
age	-0.0026
nuc	0.2059
exp	-0.0026
rexp	0.0087
sexp	-0.0012
Intercept	2.3906

1

```
Odds Ratios...
```

Variable	Class False
ns	0.5541
nd	0.3259
nf	1.5072
entropy	4.3586
la	1.0007
ld	1.0109
lt	0.9991
ndev	0.8494
age	0.9974
nuc	1.2287
exp	0.9974
rexp	1.0088
sexp	0.9988

2

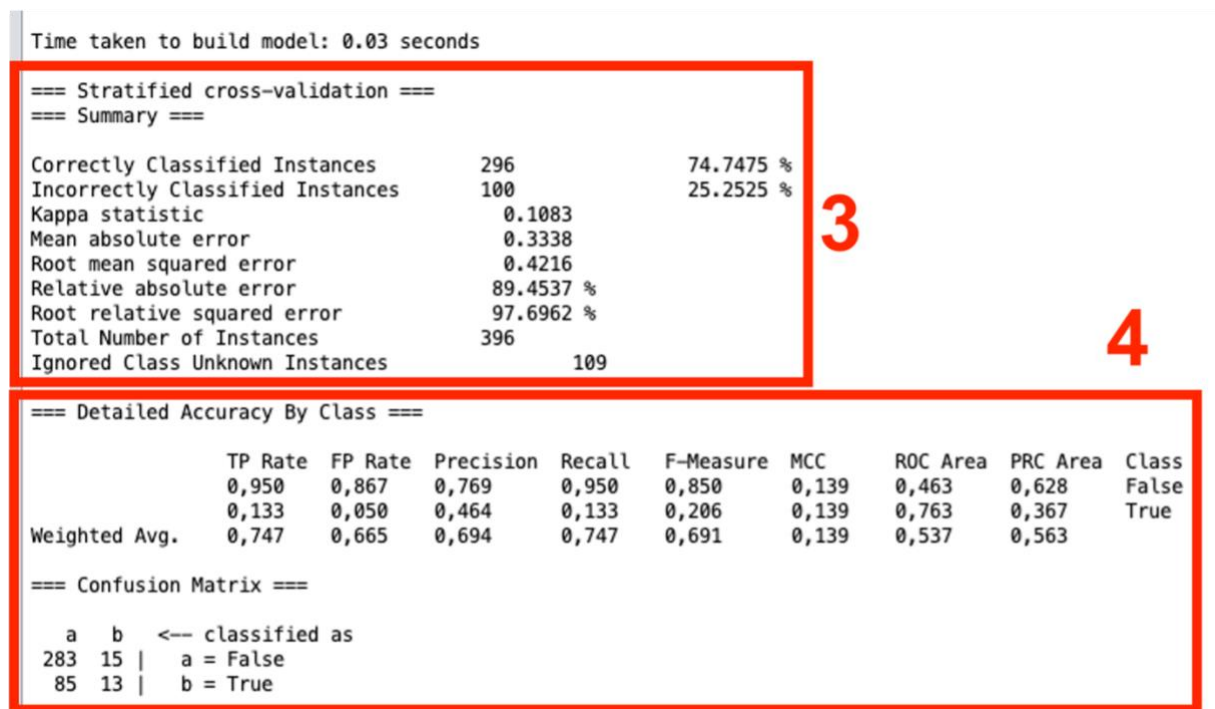


Figura 25: Modello predittivo Logistic Regression di Immuni versione iOS

4.1.4 Testing dei modelli

Per il testing dei modelli costruiti nel paragrafo precedente, si utilizzano i *testing set* definiti come in Tabella 4; questi dati sono presi nell'arco temporale di 30 giorni come da calcoli effettuati nel [paragrafo 4.1.1](#).

I commit che formano il *testing set* rappresentano dei commit totalmente nuovi, che permettono di valutare la precisione nelle predizioni di un determinato modello, attraverso l'etichettatura dei commit come difettosi o meno; e misurando gli indici di performance che forniscono le prestazioni del modello in condizioni non previste.

Di seguito si propongono i risultati del testing dei modelli, per le due versioni dell'app Immuni:

Immuni App Android

1. Random Forest

Come è possibile notare dalla Figura 26 (1), il modello predittivo Random Forest riesce a predire in maniera corretta circa il 78% delle istanze all'interno del *testing set*, il che ci fornisce delle buone performance in termini di *errore assoluto medio* che è pari a 0.3667, ricordando che tale valore è tanto migliore quanto più si avvicina allo zero.

```

=== Classifier model (full training set) ===

RandomForest

Bagging with 100 iterations and base learner

weka.classifiers.trees.RandomTree -K 0 -M 1.0 -V 0.001 -S 1 -do-not-check-capabilities

Time taken to build model: 0.06 seconds

=== Evaluation on test set ===

Time taken to test model on supplied test set: 0 seconds

=== Summary ===
Correctly Classified Instances      7      77.7778 %
Incorrectly Classified Instances    2      22.2222 %
Kappa statistic                    0.3571
Mean absolute error                 0.3667
Root mean squared error             0.4027
Relative absolute error             80.6107 %
Root relative squared error         87.5747 %
Total Number of Instances          9

=== Detailed Accuracy By Class ===
               TP Rate  FP Rate  Precision  Recall   F-Measure  MCC      ROC Area  PRC Area  Class
               0,857    0,500    0,857     0,857    0,857     0,357    0,571     0,826     False
               0,500    0,143    0,500     0,500    0,500     0,357    0,571     0,625     True
Weighted Avg.   0,778    0,421    0,778     0,778    0,778     0,357    0,571     0,781

=== Confusion Matrix ===
 a b  <-- classified as
 6 1 | a = False
 1 1 | b = True

```

Figura 26: Testing del modello predittivo Random Forest di Immuni versione Android

2. Logistic Regression

Per quanto riguarda il modello predittivo Logistic Regression, a differenza di quanto notato durante la sua costruzione, esso è leggermente migliore come correttezza nella predizione, infatti, come si evince dalla Figura 27 (1) si ha una percentuale di istanze correttamente predette pari circa all'89%.

Conseguentemente anche il valore dell'*errore assoluto medio* è più basso del caso precedente, ed in particolare, pari a 0.2221 che rappresenta un valore molto buono.

```

=== Classifier model (full training set) ===

Logistic Regression with ridge parameter of 1.0E-8

Time taken to build model: 0.02 seconds

=== Evaluation on test set ===

Time taken to test model on supplied test set: 0 seconds

=== Summary ===
Correctly Classified Instances      8      88.8889 %
Incorrectly Classified Instances    1      11.1111 %
Kappa statistic                    0.6087
Mean absolute error                 0.2221
Root mean squared error             0.28
Relative absolute error             48.8359 %
Root relative squared error         60.8977 %
Total Number of Instances          9

=== Detailed Accuracy By Class ===

```

	TP Rate	FP Rate	Precision	Recall	F-Measure	MCC	ROC Area	PRC Area	Class
	1,000	0,500	0,875	1,000	0,933	0,661	0,929	0,982	False
	0,500	0,000	1,000	0,500	0,667	0,661	0,929	0,833	True
Weighted Avg.	0,889	0,389	0,903	0,889	0,874	0,661	0,929	0,949	

```

=== Confusion Matrix ===
a b  <-- classified as
7 0 | a = False
1 1 | b = True

```

Figura 27: Testing del modello predittivo Logistic Regression di Immuni versione Android

Immuni App iOS

1. Random Forest

Il modello predittivo Random Forest per la versione iOS dell'app Immuni, come si nota nella Figura 28, ha delle prestazioni molto basse ed una percentuale di istanze correttamente predette solo del 33% (a fronte della controparte Android che aveva una percentuale del 78%). Ciò impatta anche sul valore dell'*errore assoluto medio* che è pari a 0.4926, quindi è quasi equamente probabile che il valore predetto sia errato o meno.

```

=== Classifier model (full training set) ===

RandomForest

Bagging with 100 iterations and base learner

weka.classifiers.trees.RandomTree -K 0 -M 1.0 -V 0.001 -S 1 -do-not-check-capabilities

Time taken to build model: 0.18 seconds

=== Evaluation on test set ===

Time taken to test model on supplied test set: 0 seconds

=== Summary ===
Correctly Classified Instances      3      33.3333 %
Incorrectly Classified Instances    6      66.6667 %
Kappa statistic                    -0.2857
Mean absolute error                 0.4926
Root mean squared error             0.543
Relative absolute error             93.3154 %
Root relative squared error         92.9825 %
Total Number of Instances          9
Ignored Class Unknown Instances     4

=== Detailed Accuracy By Class ===
               TP Rate  FP Rate  Precision  Recall  F-Measure  MCC      ROC Area  PRC Area  Class
               0,500    0,800    0,333     0,500    0,400     -0,316    0,333    0,267    False
               0,200    0,500    0,333     0,200    0,250     -0,316    0,750    0,578    True
Weighted Avg.   0,333    0,633    0,333     0,333    0,317     -0,316    0,565    0,440

=== Confusion Matrix ===
 a b  <-- classified as
 2 2 | a = False
 4 1 | b = True

```

Figura 28: Testing del modello predittivo Random Forest di Immuni versione iOS

2. Logistic Regression

Come nel modello precedente, anche nel Logistic Regression per la versione iOS dell'app Immuni otteniamo dei risultati poco soddisfacenti in termini di predizione, ottenendo nuovamente una percentuale del solo 33% di istanze predette in maniera corretta (a differenza dell'89% ottenuto nella versione Android). Il valore di *errore assoluto medio* è di 0.499, quindi, anche in questo caso regna la totale incertezza sulle predizioni effettuate.

```

=== Classifier model (full training set) ===

Logistic Regression with ridge parameter of 1.0E-8

```

```

Time taken to build model: 0.04 seconds

=== Evaluation on test set ===

Time taken to test model on supplied test set: 0 seconds

=== Summary ===
Correctly Classified Instances      3      33.3333 %
Incorrectly Classified Instances    6      66.6667 %
Kappa statistic                    -0.2273
Mean absolute error                 0.499
Root mean squared error             0.5635
Relative absolute error             94.5274 %
Root relative squared error         96.4869 %
Total Number of Instances          9
Ignored Class Unknown Instances     4

=== Detailed Accuracy By Class ===
                TP Rate  FP Rate  Precision  Recall  F-Measure  MCC      ROC Area  PRC Area  Class
                0,750    1,000    0,375     0,750    0,500     -0,395    0,417    0,294    False
                0,000    0,250    0,000     0,000    0,000     -0,395    0,825    0,660    True
Weighted Avg.   0,333    0,583    0,167     0,333    0,222     -0,395    0,644    0,497

=== Confusion Matrix ===
a b  <-- classified as
3 1 | a = False
5 0 | b = True

```

Figura 29: Testing del modello predittivo Logistic Regression di Immuni versione iOS

4.1.5 Risultati ed osservazioni

Etichettatura dei commit

Attraverso il testing dei modelli è possibile etichettare i commit presenti nel *testing set* come difettosi o meno; in particolare nel caso di studio otteniamo come risultato la colonna ‘predicted bugs’, il cui valore è True nel caso il commit sia difettoso, invece, otteniamo False se il commit non è difettoso.

Inoltre, viene fornita anche un’ulteriore colonna ‘prediction margin’ che ci fornisce l’incertezza standard sulla predizione, più il valore è vicino allo zero minore è l’incertezza del risultato; ad esempio, con un margin di 0.06 si può affermare che la predizione ottenuta ha un basso grado di incertezza e, quindi, risulta più affidabile.

Di seguito, vengono mostrati tutti i risultati ottenuti nel caso di studio particolare:

- Immuni versione Android:

Modello Random Forest

'prediction margin'	'predicted bugs'	contains_bug	ns	nd	nf	entropy	la	ld	lt	fix	ndev	age	nuc	exp	rexp	sexp	glm_probability	rf_probability
0.18	False	False	1	5	5	2.321.928	5	5	423.4	False	5	6.257.616	1	12	3.625	11	0	0
0.38	False	False	1	5	5	2.321.928	10	10	423.4	False	5	1.112.968	2	11	4.375	10	0	0
0.36	False	False	1	4	4	1.950.481	12	7	422	False	5	1.436.377	2	10	3.428.571	9	0	0
0.52	False	False	1	5	5	2.068.145	5	19	234.2	False	6	1.148.495	1	9	2.464.286	8	0	0
0.34	False	False	1	5	6	1.771.645	57	5	242.833.333	False	6	12.879.495	2	8	1.5	7	0	0
-0.06	True	False	1	8	10	2.345.097	68	40	255.8	False	6	4.763.315	1	7	1.166.667	6	0	0
0.72	True	False	2	25	43	4.357.167	2119	83	122.813.953	True	7	59.711.271	12	4	2.160.256	2	0	0
-0.48	False	False	1	1	1	0	2	2	5	True	1	235.705.556	1	3	1.160.256	2	0	0
0.44	False	False	1	1	1	0	0	11	13	False	1	235.704.479	1	2	0.160256	1	0	0

Figura 30: Commit difettosi Immuni versione Android con modello Random Forest

Modello Logistic Regression

'prediction margin'	'predicted bugs'	contains_bug	ns	nd	nf	entropy	la	ld	lt	fix	ndev	age	nuc	exp	rexp	sexp	glm_probability	rf_probability
0.729812	False	False	1	5	5	2.321.928	5	5	423.4	False	5	6.257.616	1	12	3.625	11	0	0
0.686609	False	False	1	5	5	2.321.928	10	10	423.4	False	5	1.112.968	2	11	4.375	10	0	0
0.485563	False	False	1	4	4	1.950.481	12	7	422	False	5	1.436.377	2	10	3.428.571	9	0	0
0.872215	False	False	1	5	5	2.068.145	5	19	234.2	False	6	1.148.495	1	9	2.464.286	8	0	0
0.567707	False	False	1	5	6	1.771.645	57	5	242.833.333	False	6	12.879.495	2	8	1.5	7	0	0
0.696027	False	False	1	8	10	2.345.097	68	40	255.8	False	6	4.763.315	1	7	1.166.667	6	0	0
0.998436	True	False	2	25	43	4.357.167	2119	83	122.813.953	True	7	59.711.271	12	4	2.160.256	2	0	0
-0.121057	False	False	1	1	1	0	2	2	5	True	1	235.705.556	1	3	1.160.256	2	0	0
0.086251	False	False	1	1	1	0	0	11	13	False	1	235.704.479	1	2	0.160256	1	0	0

Figura 31: Commit difettosi Immuni versione Android con modello Logistic Regression

- Immuni versione iOS:

Modello Random Forest

'prediction margin'	'predicted bugs'	contains_bug	ns	nd	nf	entropy	la	ld	lt	fix	ndev	age	nuc	exp	rexp	sexp	glm_probability	rf_probability
0.932091	False	False	0	0	0	0	0	0	0	False	0	0	0	0	0	0	0	0
0.932091	False	False	0	0	0	0	0	0	0	?	0	0	0	0	0	0	0	0
0.932091	False	False	0	0	0	0	0	0	0	?	0	0	0	0	0	0	0	0
0.932091	False	False	0	0	0	0	0	0	0	?	0	0	0	0	0	0	0	0
0.14	True	False	1	1	1	0	6	1	411	True	5	47.717.708	1	7	7	0	0	0
0.932091	False	False	0	0	0	0	0	0	0	?	0	0	0	0	0	0	0	0
0.58	False	False	1	1	2	1	2	2	95.5	False	4	43.158.553	1	6	6	0	0	0
-0.06	False	False	1	2	2	1	8	8	338	True	6	1.884.317	1	5	5	4	0	0
-0.04	False	False	1	2	2	1	8	8	337	True	5	1.872.627	1	4	4	3	0	0
-0.339394	False	False	1	1	1	0	0	18	235	True	4	1.037.338	1	3	3	2	0	0
-0.64	False	False	1	1	1	0	4	10	21	True	1	0.709063	1	2	2	1	0	0
-0.34	True	False	1	4	4	2	8	4	336.5	False	5	42.008.831	1	1	1	0	0	0
-0.1	True	False	1	10	11	2.877.875	94	7	195.727.273	False	5	61.444.349	5	0	0	0	0	0

Figura 32: Commit difettosi Immuni versione iOS con modello Random Forest

Modello Logistic Regression

'prediction margin'	'predicted bugs'	contains_bug	ns	nd	nf	entropy	la	ld	lt	fix	ndev	age	nuc	exp	rexp	sexp	glm_probability	rf_probability
0.832208	False	False	0	0	0	0	0	0	0	False	0	0	0	0	0	0	0	0
0.832208	False	False	0	0	0	0	0	0	0	?	0	0	0	0	0	0	0	0
0.832208	False	False	0	0	0	0	0	0	0	?	0	0	0	0	0	0	0	0
0.832208	False	False	0	0	0	0	0	0	0	?	0	0	0	0	0	0	0	0
-0.018409	False	False	1	1	1	0	6	1	411	True	5	47.717.708	1	7	7	0	0	0
0.832208	False	False	0	0	0	0	0	0	0	?	0	0	0	0	0	0	0	0
0.831316	False	False	1	1	2	1	2	2	95.5	False	4	43.158.553	1	6	6	0	0	0
-0.414094	False	False	1	2	2	1	8	8	338	True	6	1.884.317	1	5	5	4	0	0
-0.477821	False	False	1	2	2	1	8	8	337	True	5	1.872.627	1	4	4	3	0	0
-0.307475	False	False	1	1	1	0	0	18	235	True	4	1.037.338	1	3	3	2	0	0
-0.5487	False	False	1	1	1	0	4	10	21	True	1	0.709063	1	2	2	1	0	0
0.433455	False	False	1	4	4	2	8	4	336.5	False	5	42.008.831	1	1	1	0	0	0
-0.312962	True	False	1	10	11	2.877.875	94	7	195.727.273	False	5	61.444.349	5	0	0	0	0	0

Figura 33: Commit difettosi Immuni versione iOS con modello Logistic Regression

Misurazione delle prestazioni nella costruzione e validazione dei modelli

1. Curva ROC (Receiver Operating Characteristic) e AUC (Area Under the Curve)

Utilizzando i dati forniti da Weka nella costruzione e validazione dei due modelli per l'app Immuni versione Android (Figura 22 e 23), si può notare come il Logistic Regression sia il modello migliore per questo tipo di classificazione, infatti si ha che il suo TP Rate, ovvero il tasso di veri positivi, raggiunge un valore più elevato di quello del Random Forest; ciò corrisponde alla situazione in cui un gran numero di istanze contenute nel *training+validation set* viene classificato in maniera corretta. Nella situazione mostrata nel Grafico 1, quindi, si ha che la curva caratteristica ROC del modello RF raggiunge il valore di 0.78 e l'area AUC sottesa è pari a 0.527, mentre, il modello Logistic Regression presenta una curva caratteristica ROC che raggiunge un valore massimo di 0.8 con un'area AUC sottesa dalla curva di 0.551.

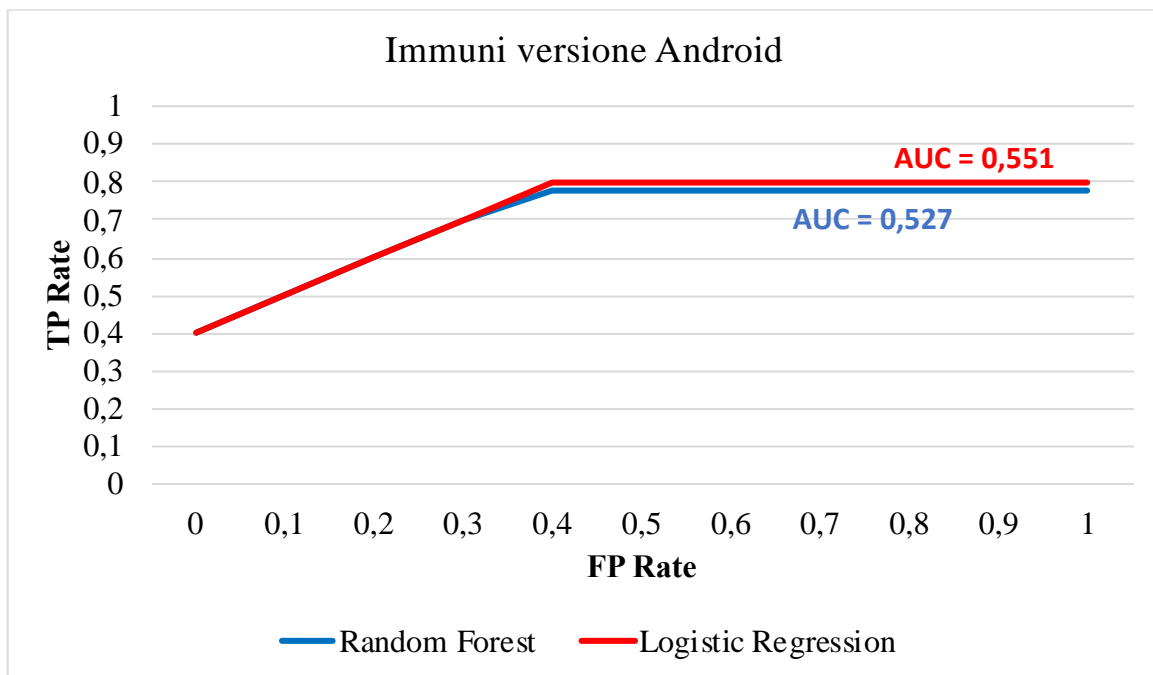


Grafico 1: Curva ROC e AUC per la costruzione del modello (versione Android)

Nel caso della versione iOS (Figura 24 e 25), il modello Logistic Regression ottiene dei risultati peggiori rispetto al caso precedente, mentre, il Random Forest risulta migliore in questo tipo di classificazione come si evince dal Grafico 2. Infatti, si ha che il modello RF raggiunge il valore massimo nella curva ROC di 0.93, ottenendo un'area AUC di 0.533; mentre, per il modello LR si ha un valore a regime di circa 0.96 ed un'area AUC di 0.463.

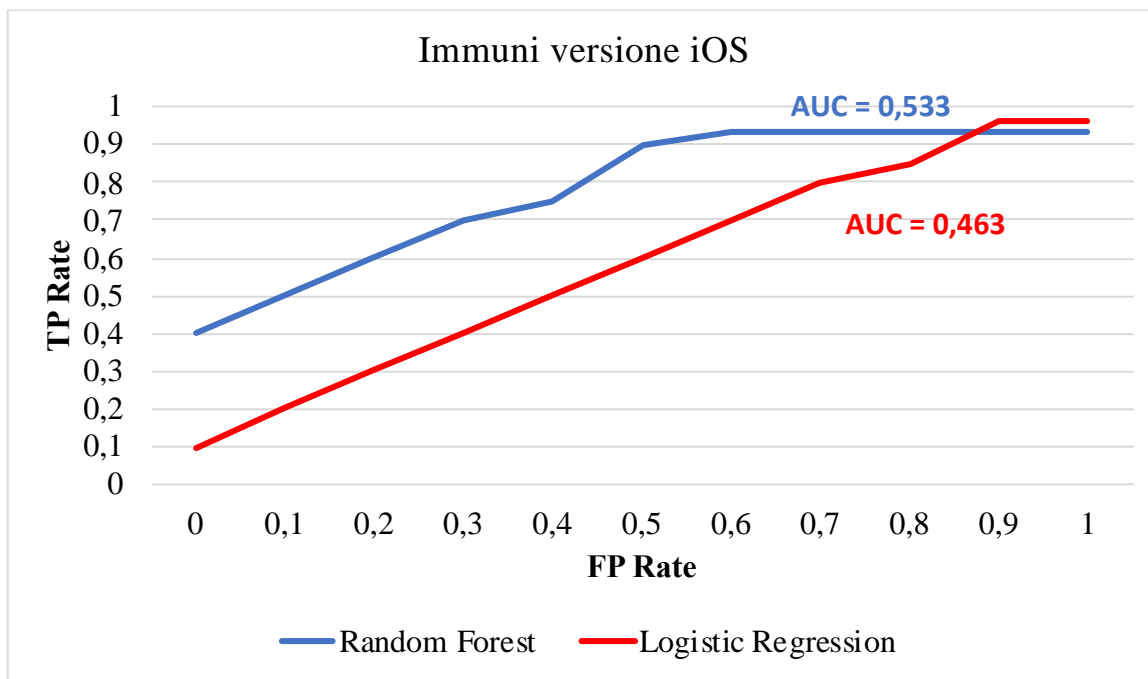


Grafico 2: Curva ROC e AUC per la costruzione del modello (versione iOS)

2. Matthews Correlation Coefficient

Il valore di MCC per entrambe le versioni (iOS e Android) di Immuni è calcolato direttamente da Weka, infatti, si ha che:

- **versione Android:** per il modello RF si ha un valore di MCC pari ad 0.373, che non è un valore ottimale in quanto rappresenta una condizione d'incertezza sulla classificazione delle istanze del dataset. Nel caso, invece, del modello LR il valore di MCC è di 0.409 il che indica una minore incertezza sulla precisione dei risultati ottenuti dalla classificazione fornita da tale modello.
- **versione iOS:** per il modello RF si ha un valore di MCC pari a 0.407, che è un risultato migliore del precedente e che permette di ottenere dei risultati con un buon grado di precisione nella classificazione del dataset. Altresì, il modello LR ha un valore di MCC pari solo a 0.139, in questo caso, si ha un alto grado di incertezza che non ci permette di essere precisi nei risultati.

3. Brier score

Il Brier score rappresenta l'errore quadratico medio e ci permette di capire quanto è grande la differenza tra il valore predetto ed il valore vero, ovviamente minore è questo numero migliore sono i risultati che otteniamo. Nel nostro caso si avrà che:

- **versione Android:** per il modello RF si ha un Brier score di 0.4403 e, quindi, in questo caso si avrà una classificazione non molto precisa. Mentre, nel modello LR il Brier score è di 0.4558, un valore più alto del precedente e questo comporta una minore precisione, anche se, tale valore è ancora accettabile.
- **versione iOS:** per il modello RF si ha un Brier score di 0.3553 il che ci permette di affermare che i valori predetti differiscono, seppur di poco, ai valori veri. Al contrario, nel modello LR il Brier score è di 0.4216, questo valore introduce una maggiore incertezza nei valori predetti e non ci permette, quindi, di effettuare delle affermazioni preventive sui risultati.

Misurazione delle prestazioni nel testing dei modelli

1. Curva ROC (Receiver Operating Characteristic) e AUC (Area Under the Curve)

Utilizzando i dati forniti da Weka nel testing dei due modelli per l'app Immuni versione Android (Figura 26 e 27), possiamo subito notare come il Logistic Regression, come già visto durante la sua costruzione e validazione, rappresenti il modello migliore in termini di precisione, infatti si ha che il TP Rate, ovvero il tasso di veri positivi, raggiunge il massimo in corrispondenza di un FP Rate di 0.5 e, quindi, da questo punto in poi permette di classificare correttamente tutte le istanze contenute nel *testing set*. Questa condizione è mostrata nel Grafico 3, che ci permette anche di determinare l'area AUC sottesa dalla curva del modello LR che è pari a 0.929, invece, il modello Random Forest presenta una curva caratteristica ROC che non raggiunge il massimo, ma raggiunge un valore max di circa 0.89 con un'area sottesa dalla curva di soli 0.571.

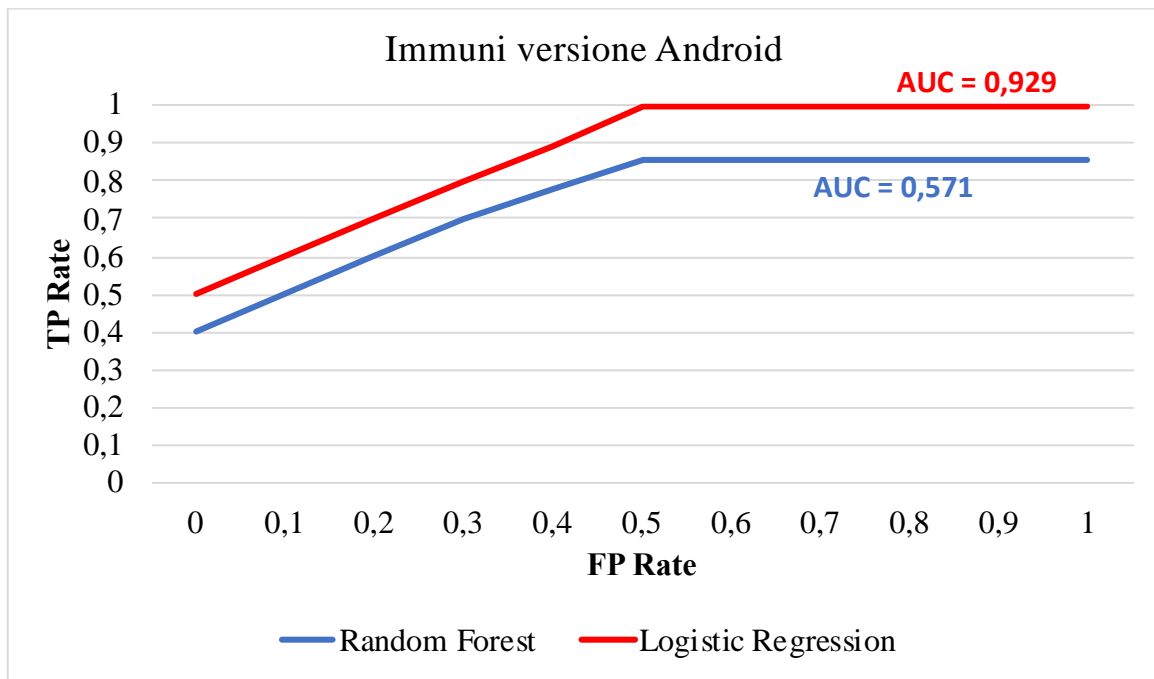


Grafico 3: Curva ROC e AUC per la validazione del modello (versione Android)

Nel caso della versione iOS (Figura 28 e 29), per entrambi i modelli si ottengono dei risultati molto bassi, il che è sintomo o di un'errata scelta dei modelli predittivi oppure di un problema di classificazione troppo complesso; tutto ciò influisce sicuramente sui risultati delle predizioni che risultano poco precisi. Infatti, si ha che il modello RF in questo caso non supera il valore di 0.5, ottenendo un'area AUC di 0.333, mentre, per il modello LR si ha un valore in corrispondenza del FP Rate pari ad 1 di 0.75 con un'area AUC pari a 0.417. Questi valori di AUC sono addirittura inferiori alla *chance diagonal* che individua un'area AUC di 0.5 e rappresenta la condizione necessaria e sufficiente affinché le predizioni effettuate siano accettabili.

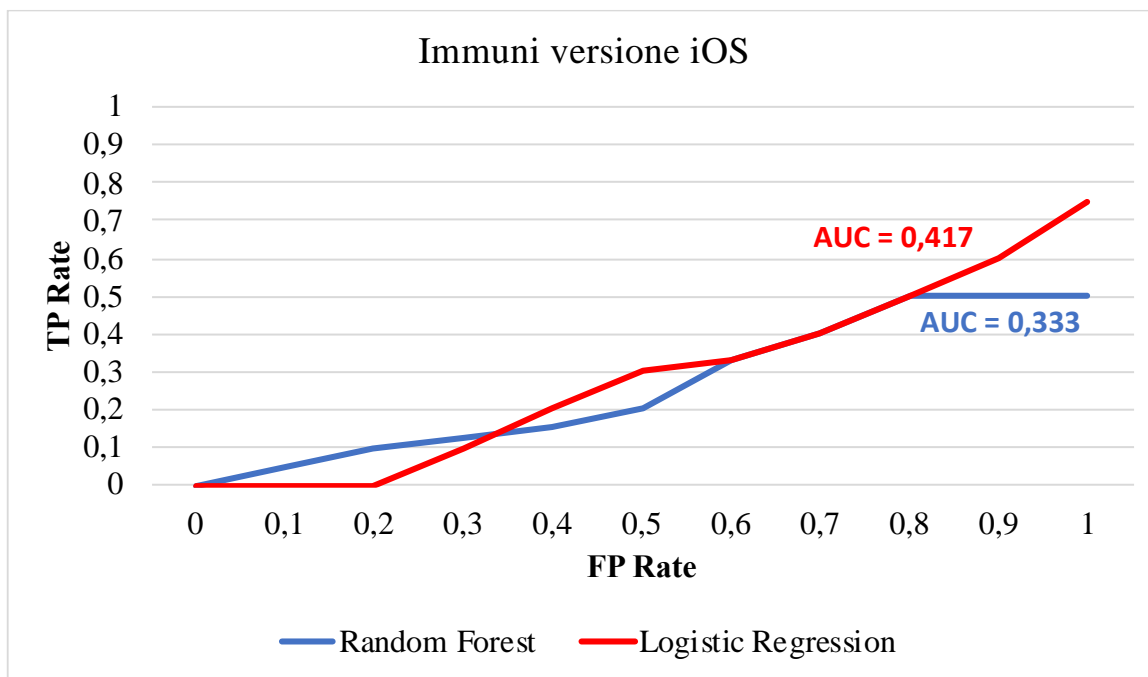


Grafico 4: Curva ROC e AUC per la validazione del modello (versione iOS)

2. Matthews Correlation Coefficient

Il valore di MCC, riguardo alla validazione dei modelli, per entrambe le versioni (iOS e Android) di Immuni calcolati da Weka sono riportati di seguito:

- **versione Android:** per il modello RF si ha un valore di MCC pari a 0.357, che è un valore piuttosto basso e rappresenta una condizione in cui i valori predetti sono affetti da un alto grado di incertezza. Nel caso, invece, del modello LR il valore di MCC è di 0.661 il che indica una maggiore precisione nei risultati ottenuti dalla predizione effettuata con tale modello.
- **versione iOS:** per il modello RF si ha un valore di MCC pari a -0.316, ricordando che il valore di MCC può variare tra -1 ed 1, questo valore è diretta conseguenza delle cattive prestazioni che questo modello ottiene nella predizione sul nostro *testing set*. Allo stesso modo, il modello LR ha un valore di MCC pari solo a -0.395, ed anche in questo caso, si ha un alto grado di incertezza sui risultati.

3. Brier score

Il Brier score che, come detto in precedenza, rappresenta l'errore quadratico medio nella validazione dei modelli predittivi creati con Weka, assume i seguenti valori:

- **versione Android:** per il modello RF si ha un Brier score di 0.4027 e, quindi, come si ha avuto già modo di dire con tale modello otteniamo dei risultati meno precisi. Mentre, nel modello LR il Brier score è di 0.28, un valore più basso del precedente, il che ci permette di ricavare delle predizioni più corrette e con minore incertezza.
- **versione iOS:** per il modello RF si ha un Brier score di 0.543, tale valore rappresenta una condizione di totale indeterminatezza sulla correttezza delle predizioni. In modo del tutto speculare, anche il modello LR presenta un Brier score molto basso e pari a solo 0.5635, questo valore non permette di ottenere dei risultati accettabili, in quanto essi assumono dei valori completamente aleatori.

Conclusioni

Come si ha avuto modo di capire durante la trattazione di questo elaborato, lo sviluppo software è diventata un'attività cruciale per molte aziende e per questo occorre garantire durante tale processo un certo grado di qualità e sicurezza.

Inoltre, con l'evoluzione dei cicli di vita del software con particolare interesse verso le cosiddette *metodologie agili* che permettono di focalizzare lo sviluppo sulla parte implementativa piuttosto che quella progettuale, che viene svolta in maniera ristretta sulla particolare funzionalità oggetto di rilascio, quest'ultima casistica rientra in pieno in un contesto di sviluppo *Continuous Integration*.

Si ha visto che, proprio con l'uso delle *Continuous Practices*, nasce l'esigenza di avere delle tecniche per prevedere quando un particolare rilascio (*commit*) è difettoso o meno, perché essendo questi rilasci sempre più frequenti è più facile introdurre dei bug all'interno del codice, ma correggendoli in maniera preventiva rispetto al rilascio permette di contenere i danni economici sul sistema software stesso.

In questo contesto, si ha studiato le tecniche di predizione 'Just-in-Time' che attraverso l'estrazione di particolari metriche da un log di commit, presi in particolari intervalli temporali da questo deriva il termine "time" nella tecnica studiata, permette di costruire dei modelli predittivi che permettono di classificare i commit come difettosi o meno.

In particolare, si ha preso in considerazione due modelli predittivi, il primo è il Random Forest che attraverso il Machine Learning permette di costruire degli alberi di apprendimento, che vengono poi usati per effettuare la predizione dei commit. Il secondo

modello è quello del Logistic Regression, anch'esso sfrutta tecniche dell'Intelligenza Artificiale, in cui le probabilità che un determinato evento accada vengono usate come input di attivazione della funzione logistica (*sigmoide*).

Applicando questi due modelli al caso di studio d'interesse, come si è evinto dai risultati mostrati nel [paragrafo 4.1.5](#), il modello di Logistic Regression è risultato molto preciso nella sua costruzione e validazione con valori di AUC, MCC e Brier score molto buoni, il che ci ha permesso di dire che tale modello fosse quello migliore per effettuare le predizioni dei commit difettosi.

Quest'ultima affermazione è stata confermata nella versione Android dell'app Immuni, in cui si è avuto modo di capire che il modello migliore per effettuare la predizione è proprio quello del Logistic Regression; nella versione iOS, tuttavia, entrambi i modelli sono risultati insufficienti ad ottenere dei risultati accettabili nella classificazione dei commit.

Quindi, in definitiva, la tecnica di predizione del 'Just-in-Time' si è mostrata come uno strumento molto potente in grado di prevenire situazioni di malfunzionamento del software, ma che allo stesso tempo richiede particolare attenzione nella scelta del modello predittivo usato. Infatti, si ha potuto vedere come nel nostro caso lo stesso modello, Logistic Regression, abbia prestazioni diverse sulla medesima app scritta per due sistemi operativi differenti.

**TUTTO IL MATERIALE USATO IN
QUESTO ELABORATO LO TROVATE
SUL MIO GITHUB**



SE IL QR CODE NON FUNZIONA, IL LINK AL REPOSITORY È IL SEGUENTE:
<https://github.com/giuseppericchio/JustinTimePrediction>

Bibliografia

- [1] “*Manifesto per lo sviluppo agile di software*”; <https://agilemanifesto.org/iso/it/principles.html>; Consultato: 3 agosto 2021
- [2] Mojtaba Shahina, Muhammad Ali Babara, Liming Zhuh; “*Continuous Integration, Delivery and Deployment: A Systematic Review on Approaches, Tools, Challenges and Practices*”; https://www.researchgate.net/publication/315381994_Continuous_Integration-Delivery_and_Deployment_A_Systematic_Review_on_Approaches_Tools_Challenges_and_Practices; Consultato: 5 agosto 2021
- [3] Corrado Lombardi, Giulio Destri; “*I processi di sviluppo software: L’evoluzione agile ed il DevOps*”; http://www.giuliodestri.it/doc/D07_SviluppoSoftwareAgile.pdf; Consultato: 18 agosto 2021
- [4] Masanari Kondo, Daniel M. German, Osamu Mizuno, Eun-Hye Choi; “*The impact of context metrics on just-in-time defect prediction*”; <https://link.springer.com/article/10.1007/s10664-019-09736-3>; Consultato: 18 agosto 2021
- [5] Rosen Christoffer, Grawi Ben, Shihab Emad; “*Commit Guru: Analytics and Risk Prediction of Software Commits*”; http://das.encs.concordia.ca/uploads/2016/01/Rosen_FSE2015Tool.pdf; Consultato: 19 agosto 2021
- [6] Waikato University; “*Weka 3: Machine Learning Software in Java*”; <https://www.cs.waikato.ac.nz/ml/weka/>; Consultato: 19 agosto 2021
- [7] Wikipedia; “*Receiver operating characteristic*”; https://it.wikipedia.org/wiki/Receiver_operating_characteristic; Consultato: 20 agosto 2021
- [8] Wikipedia; “*Matthews correlation coefficient*”; https://en.wikipedia.org/wiki/Matthews_correlation_coefficient; Consultato: 20 agosto

2021

[9] Wikipedia; “*Brier score*”; https://en.wikipedia.org/wiki/Brier_score; Consultato: 20 agosto 2021

[10] Wikipedia; “*Kotlin (linguaggio di programmazione)*”; [https://it.wikipedia.org/wiki/Kotlin_\(linguaggio_di_programmazione\)](https://it.wikipedia.org/wiki/Kotlin_(linguaggio_di_programmazione)); Consultato: 23 agosto 2021

[11] Apple; “*Swift. Un linguaggio potente e aperto a tutti per creare fantastiche app.*”; <https://www.apple.com/it/swift/>; Consultato: 23 agosto 2021