

Chapter 1

Znalezienie

- <http://www.slideshare.net/marcodambros/bug-prediction-and-analysis>
- "Predicting defects for Eclipse" - Thomas Zimmerman. Rahul Premraj, Andreas Zeller.
 - McCabe complexity
 - Method LOC
 - Total LOC
 - Total LOC
 - Linear regression model
 - Pre-release defects
- "Mining metrics to predict component failures" - Nachiappan Nagappan
- "Improving defect prediction Using temporal features and Non Linear Models" - Abraham Bernstein
- "Predicting Faults Using the Complexity of Code Changes" - Ahmed E. Hassan
- "A Bug's Life" Visualizing a Bug Database - Marco D'Ambros
- Jak to si robi w google:
 - <http://google-engtools.blogspot.com/2011/12/bug-prediction-at-google.html>
 - BugCache for Inspections : Hit or Miss? - Rahman

Chapter 2

Klasteryzacja

Pomysł polega na tym, aby używając istniejących miar w repozytoriach projektu stworzyć model predykcji za pomocą klasteryzacji oraz zbiorów przybliżonych (Rough Sets).

2.1 Badanie

W tym rozdziale prezentujemy krótkie podsumowanie prowadzonych badań.

Dane

Dane, za pomocą których przeprowadzamy wstępne badania, pochodzą ze strony [3]. Jest to repozytorium użyte w artykule [2], dla porównania wielu modeli predykcji defektów. Dlatego, one jak i sam artykuł stanowi wspaniałą wzorcówkę i porównanie dla naszych własnych badań. Oczywiście repozytorium to zawiera drobny błąd, ale przetworzenie ich daje nam 697 klas z opisującymi ich metrykami oraz ilościami defektów przed i po dacie “release”.

Modele

Do powyższych danych zastosowano 4 modele określające grupy klas.

Klasteryzacja

Używając początkowych metryk CK oraz OO wylistowanych klas, poddano w tren sposób otrzymany zbiór klasteryzacji. W tym celu użyto narzędzia “Rattle” i algorytmu Klasteryzacji Hierarchicznej. Wynikiem było 20 klastrów, którym następnie określono poziom defektywności według ilości defektów wykrytych przed zamknięciem projektu.

Ilo defektów

Tutaj take podzieleno klasy na 20 grup ale cakiem innym sposobem. Podziau dokokonoano dokadnie na podstawie iloci defektów odnalezionych w klasie przed zamkniciem projektu. Przy czym biorc pod uwag fakt, e klass, w ktrych nie wykryto adnych defektów, jest znacznie wiecej, podzielono dodatkowo t grup na 12 grup. Podobnie jak poprzedni model, i ten poddano treningowi, okrelajc poziom defektywnoci dziki redniej iloci defektów w klasie danej grupy.

Rwne grupy

Wszystkie klasy podzielono rwno na 20 grup. Podziau dokonano wedug kolejnoci alfabetyczne. Czyli mniej wiecej losowo. Podobnie jak poprzednie modele, i ten poddano treningowi za pomoc redniej iloci bugów wykrytych przed zamkniciem projektu wykrytych w klasach grupy.

Rwne grupy - defekty

W tym modelu, klasy take podzielono na 20 rwnych grup. Ale tym razem wedug kolejnoci wzgldem iloci defektów wykrytych przed zamkniciem projektu.

Wyniki

Jak to zostao ju odkryte w artykule [1] Zimmermana. Ilo defektów, odkrytych przed zamkniciem projektu, mocno wpywa na ich ilo znalezionych po. Dlatego widoczna jest wysoka jako predykcji niezalenie jaki model podziau na grupy zastosowalimy

TODO: wklei wyniki stworzonych modeli

TODO: porwna ich wyniki w miar sensowny sposb, tak aby dao to si jako porwna z Dambrosem.

Pewne symbole: DMC, LZ77, LZ78.

Bibliography

- [1]
- [2] M. D'Ambros, M. Lanza, and R. Robbes. An extensive comparison of bug prediction approaches. In *Mining Software Repositories (MSR), 2010 7th IEEE Working Conference on*, pages 31 –41, may 2010.
- [3] Marco D'Ambros, Michele Lanza, and Romain Robbes. Bug prediction dataset.