



دانشگاه صنعتی شریف

دانشکده‌ی مهندسی کامپیوتر

پایان نامه به عنوان تحقق بخشی از شرایط دریافت درجه‌ی کارشناسی ارشد
گرایش مهندسی نرم افزار

مدل پیش بینی خطا مبتنی بر معیارهای جهش

نگارش

علی محبی

استاد راهنما

دکتر حسن میریان

شهریور ۱۳۹۷

بِسْمِ اللَّهِ الرَّحْمَنِ الرَّحِيمِ

[این صفحه آگاهانه خالی گذاشته شده است.]

تصویب نامه

به نام خدا
دانشگاه صنعتی شریف
دانشکده‌ی مهندسی کامپیوتر

پایان نامه‌ی کارشناسی ارشد

عنوان: مدل پیش بینی خطا مبتنی بر معیارهای جهش
نگارش: علی محبی

کمیته‌ی ممتحنین:

| | | |
|--------------|-------------------------|---------------|
| امضاء..... | دکتر حسن میریان | استاد راهنما: |
| امضاء..... | دکتر <نام استاد مدعو ۱> | استاد مدعو: |
| امضاء..... | دکتر <نام استاد مدعو ۲> | استاد مدعو: |
| تاریخ: | | |



اظهاری نامه (اصالت متن و محتوای رساله‌ی دکتری)

عنوان رساله: _____

نام استاد راهنما: _____ نام استاد راهنمای هم‌کار: _____ نام استاد مشاور: _____
این جانب _____ اظهار می‌دارم:

۱. متن و نتایج علمی ارایه‌شده در این رساله اصیل بوده و منحصرأً توسط این جانب و زیر نظر استادان (راهنما، هم‌کار و مشاور) نام‌برده‌شده در بالا تهیه شده است.

۲. متن رساله به این صورت در هیچ جای دیگری منتشر نشده است.

۳. متن و نتایج مندرج در این رساله، حاصل تحقیقات این جانب به عنوان دانشجوی دکتری دانشگاه صنعتی شریف است.

۴. کلیه‌ی مطالبی که از منابع دیگر در این رساله مورد استفاده قرار گرفته، با ذکر مرجع مشخص شده است.

نام دانشجو: _____

تاریخ:

امضاء:

نتایج تحقیقات مندرج در این رساله و دستاوردهای مادی و معنوی ناشی از آن (شامل فرمول‌ها، نرم‌افزارها، سخت‌افزارها و مواردی که قابلیت ثبت اختراع دارد) متعلق به دانشگاه صنعتی شریف است. هیچ شخصیت حقیقی یا حقوقی بدون کسب اجازه از دانشگاه صنعتی شریف حق فروش و ادعای مالکیت مادی یا معنوی بر آن یا ثبت اختراع از آن را ندارد. همچنین کلیه‌ی حقوق مربوط به چاپ، تکثیر، نسخه‌برداری، ترجمه، اقتباس و نظایر آن در محیط‌های مختلف اعم از الکترونیکی، مجازی یا فیزیکی برای دانشگاه صنعتی شریف محفوظ است. نقل مطالب با ذکر ماخذ بلامانع است.

نام استادان راهنما: _____ نام دانشجو: _____

تاریخ:

امضاء:

تاریخ:

امضاء:

تقديم به ...؛ صفحه‌ی تقديم اختياري است.

[این صفحه آگاهانه خالی گذاشته شده است.]

قدردانی

صفحه‌ی قدردانی. این صفحه اختیاری بوده و می‌توانید آن را حذف کنید. برای این کار کافی است محیط قدردانی در پرونده‌ی تِک را حذف کنید. متداول است که در این صفحه از خانواده، استادها و همکارهای خود قدردانی نمایید.

[این صفحه آگاهانه خالی گذاشته شده است.]

مدل پیش بینی خطا مبتنی بر معیارهای جهش

چکیده

چکیده‌ی پایان‌نامه به زبان پارسی را پس از نگارش کامل پایان‌نامه آماده کنید. چکیده از ۳۰۰ واژه (یا کمتر) تشکیل شده و در ادامه‌ی آن ۴ تا ۷ واژه‌ی کلیدی بیان می‌شود. واژه‌های کلیدی در پرونده‌ی اصلی (به زبان پارسی و انگلیسی) نوشته می‌شوند و چکیده بسته به زبان در دو پرونده‌ی جداگانه در پوشه‌ی عمومی نوشته می‌شود.

کلیدواژه‌ها: واژه‌ی کلیدی نخست، واژه‌ی کلیدی دوم، واژه‌ی کلیدی پایانی.

[این صفحه آگاهانه خالی گذاشته شده است.]

سرخ‌ها

| | | |
|----|-------|--------------------------------|
| ۱ | ۱ | سرآغاز |
| ۳ | ۲ | مرور مطالعات پیشین |
| ۳ | ۱.۲ | پیش‌بینی خطا |
| ۳ | ۱.۱.۲ | فرآیند پیش‌بینی خطا |
| ۴ | ۲.۱.۲ | معیارهای ارزیابی |
| ۷ | ۳.۱.۲ | معیارهای پیش‌بینی خطا |
| ۱۰ | ۴.۱.۲ | مدل‌های پیش‌بینی خطا |
| ۱۱ | ۲.۲ | آزمون جهش و کاربردهای آن |
| ۱۳ | ۱.۲.۲ | مکان‌یابی خطا |
| ۱۵ | ۲.۲.۲ | مدل‌های یادگیری و جهش‌یافته‌ها |
| ۱۶ | ۳.۲ | جمع‌بندی مطالعات پیشین |
| ۱۹ | ۳ | فرآیند |
| ۲۱ | ۴ | ارزیابی |
| ۲۳ | ۵ | نتیجه‌گیری و کارهای آتی |
| ۲۵ | | کتاب‌نامه |
| ۲۸ | | واژه‌نامه انگلیسی به فارسی |
| ۳۰ | | واژه‌نامه فارسی به انگلیسی |

[این صفحه آگاهانه خالی گذاشته شده است.]

فهرست جدول‌ها

| | | |
|-----|---|----|
| ۱.۲ | فرمول‌های محاسبه‌ی معیارهای ارزیابی | ۵ |
| ۲.۲ | جدول مشخصات پژوهش‌های مرور شده در حوزه‌ی پیش‌بینی خطا | ۱۷ |

[این صفحه آگاهانه خالی گذاشته شده است.]

فهرست شکل‌ها

| | | | |
|----|-------|--|-----|
| ۴ | | فرآیند پیش‌بینی خطا [۱] | ۱.۲ |
| ۶ | | نمونه‌ای از نمودار ROC [۲] | ۲.۲ |
| ۶ | | نمودار موثر بودن از نظر هزینه [۴] | ۳.۲ |
| ۱۳ | | نمونه‌ای از جهش‌یافته‌های یک برنامه [۲۴] | ۴.۲ |

[این صفحه آگاهانه خالی گذاشته شده است.]

فصل ۱

سرآغاز

[این صفحه آگاهانه خالی گذاشته شده است.]

فصل ۲

مرور مطالعات پیشین

۱.۲ پیش بینی خطا

۱.۱.۲ فرآیند پیش بینی خطا

اکثریت پژوهش‌های پیش‌بینی خطا از روش‌های یادگیری ماشین استفاده کرده‌اند. اولین گام در ساخت مدل پیش‌بینی تولید داده‌هایی با استفاده از آرشیوهای نرم‌افزاری همانند سیستم‌های کنترل نسخه^۱ مانند گیت^۲، سیستم‌های ردگیری مشکلات مانند جیرا و آرشیو ایمیل‌ها است. هر یک از این داده‌ها بر اساس درشت‌دانی پیش‌بینی می‌توانند نمایانگر یک سیستم، یک قطعه‌ی^۳ نرم‌افزاری، بسته^۴، فایل کد منبع، کلاس و یا تابع باشد. مقصود از داده یک بردار ویژگی حاوی چندین معیار (یا ویژگی) می‌باشد که از آرشیوهای نرم‌افزاری استخراج شده و دارای برچسب سالم و خطا/دار و یا تعداد خطاها است. پس از تولید داده‌ها با استفاده از معیارها و برچسب‌ها می‌توان به پیش پردازش داده‌ها پرداخت (مانند انتخاب معیار) که البته این امر اختیاری می‌باشد. پس از بدست آوردن مجموعه‌ی نهایی داده‌ها یک مدل پیش‌بینی را آموزش می‌دهیم که می‌تواند پیش‌بینی کند یک داده‌ی جدید حاوی خطا است یا خیر. تشخیص خطا/خیز^۵ بودن داده معادل دسته بندی دودویی است و پیش‌بینی تعداد خطاها معادل رگرسیون می‌باشد. در شکل ۱.۲ فرآیند پیش‌بینی خطا نشان داده شده است. داده‌ها نمونه‌هایی هستند که می‌توانند خطا/دار و بدون خطا بودن (B = buggy یا C = clean) و یا تعداد خطا را نشان دهند. لازم به ذکر است که در یک مدل پیش‌بینی تنها از یک نوع از این داده‌ها استفاده می‌شود.

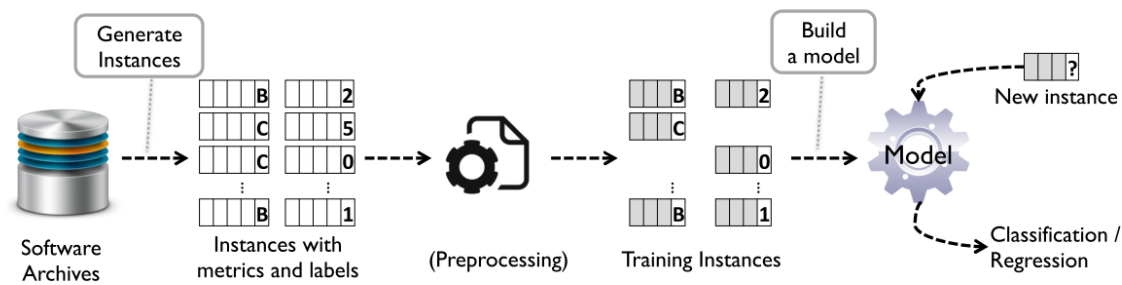
¹Version Control System

²Git

³Component

⁴Package

⁵Bug-proneness



شکل ۱.۲: فرآیند پیش‌بینی خطا [۱]

۲.۱.۲ معیارهای ارزیابی

معیارهای ارزیابی را می‌توان به دسته‌ی کلی معیارهای دسته‌بندی و رگرسیون تقسیم کرد. معیارهای دسته‌بندی را می‌توان با استفاده از ماتریس درهم‌ریختگی^۶ محاسبه نمود. در ماتریس درهم‌ریختگی پیش‌بینی خطا، عناصر به صورت زیر تعریف می‌شوند. همچنین نحوه‌ی محاسبه‌ی معیارها در جدول ۱.۲ آمده است.

• TP : تعداد داده‌های حاوی خطا که به درستی تشخیص داده شدند

• FP: تعداد داده‌های سالم که به عنوان خطا دار پیش‌بینی شدند

• TN: تعداد داده‌های سالم که به درستی تشخیص داده شدند

• FN: تعداد داده‌های حاوی خطا که به عنوان داده‌ی سالم پیش‌بینی شدند

^۶Confusion Matrix

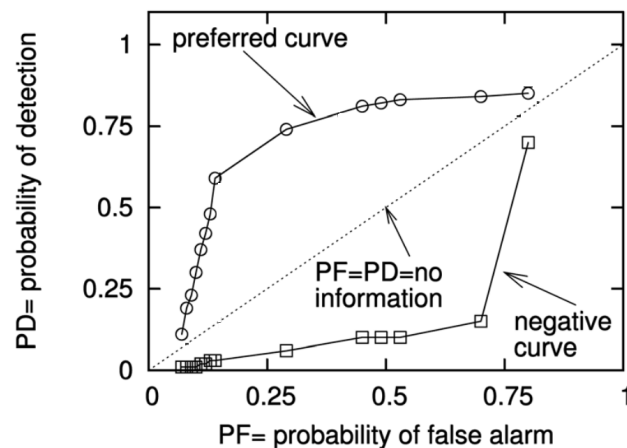
جدول ۱.۲: فرمول‌های محاسبه‌ی معیارهای ارزیابی

| نام معیار | نام لاتین | نحوه‌ی محاسبه | توضیح |
|---------------|--------------------------|---|---|
| نرخ مثبت کاذب | False Positive Rate (PF) | $\frac{FP}{TN + FP}$ | نسبت تعداد داده‌هایی که به اشتباه خطادار پیش‌بینی شده‌اند به تعداد کل داده‌های بدون خطا |
| صحت | Accuracy | $\frac{TP + TN}{TP + FP + TN + FN}$ | نسبت تعداد پیش‌بینی‌های درست به تعداد کل پیش‌بینی‌ها |
| دقت | Precision | $\frac{TP}{TP + FP}$ | نسبت تعداد داده‌هایی که به درستی خطادار پیش‌بینی شده‌اند به تعداد کل داده‌هایی که خطادار پیش‌بینی شده‌اند |
| بازخوانی | Recall (PD) | $\frac{TP}{TP + FN}$ | نسبت تعداد داده‌هایی که به درستی خطادار پیش‌بینی شده‌اند به تعداد کل داده‌های خطادار |
| معیار اف | F-Measure | $\frac{2 \times Precision \times Recall}{Precision + Recall}$ | از آنجا که در بین معیارهای دقت و بازخوانی مصالحه وجود دارد معیار اف ترکیبی از آن دو را در نظر می‌گیرد |

دو معیار دیگر نیز که در پژوهش‌ها کاربرد دارند عبارتند از AUC ^۷ و $AUCEC$ ^۸ که هر دو به مساحت زیر یک منحنی اشاره می‌کنند. AUC مساحت زیر نمودار ROC ^۹ را اندازه‌گیری می‌کند. در نمودار ROC ، محورهای عمودی و افقی را به ترتیب بازخوانی و نرخ مثبت کاذب تشکیل می‌دهد. با تغییر آستانه پیش‌بینی برای یک مدل می‌توان میزان بازخوانی و نرخ مثبت کاذب را تغییر داده و بدین ترتیب منحنی ROC را رسم نمود. یک مدل بی‌نقص دارای مساحت زیر نمودار ۱ است. برای یک مدل تصادفی منحنی از مبدا به نقطه‌ی (۱,۱) رسم خواهد شد. یک نمونه از منحنی ROC در شکل ۲.۲ آمده است.

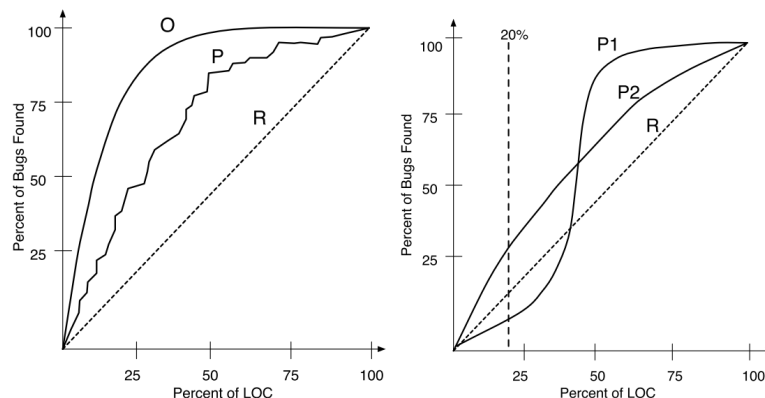
معیار $AUCEC$ معیاری است که تعداد خطوطی از برنامه که توسط تیم تضمین کیفیت و یا توسعه دهندگان نیاز است بررسی و آزموده شود را در نظر می‌گیرد. ایده‌ی موثر بودن از نظر هزینه^{۱۰} برای مدل‌های خطا برای اولین بار توسط آریشلم و همکاران [۳] ارائه گردید. موثر بودن از نظر هزینه به این معنا است که چه تعداد خطا با بررسی و یا تست $n\%$ اول خطوط می‌توان یافت. به عبارت دیگر اگر یک مدل پیش‌بینی خطا بتواند تعداد

^۷Area under curve^۸Area under cost-effectiveness curve^۹Receiver operating characteristic^{۱۰}Cost-effectiveness



شکل ۲.۲: نمونه‌ای از نمودار ROC [۲]

خطای بیشتری را با بررسی و تلاش در آزمون کمتر، نسبت به باقی مدل‌ها بیابد می‌توان گفت که تاثیر آن از نظر هزینه بیشتر است. دو منحنی در قسمت راست شکل ۳.۲ برای دو مدل پیش‌بینی مختلف آمده است. هر دو مدل دارای سطح زیر نمودار یکسانی هستند اما زمانی که ۲۰٪ اول محور افقی در نظر گرفته می‌شود مدل P_2 کارایی بهتری دارد. نمودار سمت چپ مدل‌های تصادفی، عملی^{۱۱} و بهینه را نشان می‌دهد.



R = random P = practical O = optimal

شکل ۳.۲: نمودار موثر بودن از نظر هزینه [۴]

معیارهایی که برای ارزیابی نتایج حاصل از روش رگرسیون به کار گرفته می‌شوند بر اساس همبستگی^{۱۲} میان تعداد خطاهای پیش‌بینی شده و خطاهای واقعی محاسبه می‌شوند. نماینده‌ی این معیارها را می‌توان همبستگی اسپیرمن، پیرسون و R^2 دانست [۱].

^{۱۱}Practical

^{۱۲}Correlation

۳.۱.۲ معیارهای پیش‌بینی خطا

معیارهای پیش‌بینی خطا نقش مهمی را در ساخت مدل پیش‌بینی ایفا می‌کنند. اکثریت معیارهای پیش‌بینی خطا را می‌توان به دو دسته‌ی کلی تقسیم کرد: معیارهای کد و معیارهای فرآیند. معیارهای کد می‌توانند به طور مستقیم از کدهای منبع موجود جمع‌آوری شوند در حالی که معیارهای فرآیند از اطلاعات تاریخی که در مخازن نرم‌افزاری مختلف آرشیو شده‌اند استخراج می‌گردند. نمونه‌ای از این مخازن نرم‌افزاری سیستم‌های کنترل نسخه و سیستم‌های ردگیری خطا است. معیارهای فرآیند از نظر هزینه موثرتر از سایر معیارها هستند [۵]. در برخی از مقالات نیز معیارهای پیش‌بینی خطا به سه دسته‌ی: معیارهای کد منبع سستی، معیارهای شیء‌گرایی و معیارهای فرآیند تقسیم شده‌اند [۶].

معیارهای کد

معیارهای کد تحت عنوان *معیارهای محصول*^{۱۳} نیز شناخته می‌شوند و میزان پیچیدگی کد را می‌سنجند. فرض زمینه‌ی^{۱۴} آنها این است که هرچه کد پیچیده‌تر باشد خطاخیزتر است. برای اندازه‌گیری پیچیدگی کد پژوهش‌گران معیارهای مختلفی را ارائه داده‌اند که در ادامه مهم‌ترین آنها معرفی خواهند شد.

- **معیار اندازه:** معیارهای "اندازه" اندازه‌ی کلی و حجم کد را می‌سنجند. نماینده‌ی این معیارها "تعداد خطوط" می‌باشد و اولین بار توسط *آکیاما*^{۱۵} [۷] ارائه شد. *هالستد*^{۱۶} [۸] چندین معیار اندازه بر اساس تعداد عملگرها و عملوندها ارائه داده است و در مقاله‌ی [۹] مورد بازنگری قرار گرفته است.

- **معیار پیچیدگی حلقوی:** مک‌کیب^{۱۷} معیارهای پیچیدگی حلقوی^{۱۸} را پیشنهاد داد که این معیار با استفاده از تعداد گره‌ها، یالها و قطعات متصل در گراف جریان کنترلی^{۱۹} کد منبع محاسبه می‌گردد [۱۰]. این معیارها نشان می‌دهند که راه‌های کنترلی به چه میزان پیچیده هستند. با وجود اینکه جز اولین معیارها بوده است همچنان در پیش‌بینی خطا کاربرد دارد [۱۱].

- **معیار شیء‌گرایی:** با ظهور زبان‌های شیء‌گرایی و محبوبیت آنها معیارهای کد برای این زبان‌ها ارائه شد

¹³Product Metrics

¹⁴Ground Assumption

¹⁵Akiyama

¹⁶Halstead

¹⁷McCabe

¹⁸Cyclomatic Complexity

¹⁹Control Flow

تا فرآیند توسعه بهبود یابد. نماینده‌ی معیارهای شیء‌گرایی چد/مبر و کمرر^{۲۰} می‌باشند [۱۲]. این معیارها با توجه به خصیصه‌های زبان‌های شیء‌گرا مانند وراثت، زوجیت^{۲۱}، همبستگی^{۲۲} طراحی شده‌اند. بجز معیارهای معیارهای شیء‌گرایی دیگری نیز بر اساس حجم و کمیت کد منبع پیشنهاد داده شده‌اند. مشابه معیارهای اند/زه، معیارهای شیء‌گرایی تعداد نمونه‌های یک کلاس، توابع را می‌شمارند.

معیارهای فرآیند

در ادامه تعدادی از معیارهای فرآیند بررسی می‌شوند که در این دسته شاخص محسوب می‌شوند.

- **تغییر نسبی کد:** ناگاپان و بال^{۲۳} هشت معیار تغییر نسبی کد را ارائه داده‌اند [۱۳]. به عنوان مثال یکی از معیارهای آنها تعداد تجمعی خطوط اضافه و حذف شده بین دو نسخه از برنامه را می‌شمارد و بر تعداد خطوط برنامه تقسیم می‌کند. معیار دیگر تعداد فایل‌های تغییر یافته از یک قطعه برنامه را بر تعداد کل فایل‌ها تقسیم می‌کند.
- **تغییر کد:** این معیارها به عنوان مثال تعداد رفع خطاها، تعداد بازرایی کد^{۲۴} و یا تعداد نویسندگان یک فایل را می‌شمارند. موزر^{۲۵} و همکاران معیارهایی را ارائه داده‌اند که تعداد خطوط اضافه و کم شده را بدون در نظر گرفتن تعداد کل خطوط می‌شمارد. در عوض سن فایل‌ها و تعداد فایل‌هایی که در سیستم کنترل نسخه ثبت^{۲۶} می‌شوند در نظر گرفته می‌شود [۱۴].
- **معیار شهرت:** بکچلی^{۲۷} و همکاران معیارهای شهرت^{۲۸} را بر اساس تحلیل ایمیل‌های آرشیو شده‌ی نویسندگان ارائه داده‌اند. ایده‌ی اصلی این معیارها این است که یک قطعه‌ی نرم‌افزاری که در ایمیل‌ها درباره‌ی آن بیشتر صحبت شده است خطاخیزتر می‌باشد [۱۵]. برد و همکاران چهار معیار مالکیت بر اساس نویسندگان یک قطعه ارائه داده‌اند. مالکیت یک قطعه بر اساس نسبت تعداد ثبت‌های افراد در سیستم کنترل نسخه برای یک قطعه (مشارکت آنها) تعریف می‌شود.

²⁰Chidamber and Kemerer (CK)

²¹Coupling

²²Cohesion

²³Nagappan and Ball

²⁴Refactoring

²⁵Moser

²⁶Commit

²⁷Bacchelli

²⁸Popularity

راجنویک^{۲۹} و همکاران در پژوهش خود به بررسی قاعده‌مند^{۳۰} معیارهای پیش‌بینی خطا در مطالعات پیشین پرداخته‌اند. طبق این پژوهش در ۴۹٪ مطالعات از معیارهای شی‌گرایی، در ۲۷٪ معیارهای سنتی کد و در ۲۶٪ از معیارهای فرآیند استفاده شده است. با توجه به مطالعات بررسی شده دقت پیش‌بینی خطا با انتخاب معیارهای مختلف، تفاوت قابل توجهی پیدا می‌کند. معیارهای شی‌گرایی و فرآیند موفق‌تر از معیارهای سنتی هستند. معیارهای سنتی پیچیدگی کد، قویا با معیارهای اندازه مانند تعداد خطوط کد همبستگی دارند و این دو توانایی پیش‌بینی خطا دارند اما جز بهترین معیارها نیستند. معیارهای شی‌گرایی بهتر از اندازه و پیچیدگی عمل می‌کنند و با این که با معیارهای اندازه همبستگی دارند اما ویژگی‌های بیشتری علاوه بر اندازه را دارند. معیارهای ایستای کد همانند اندازه، پیچیدگی و شی‌گرایی به منظور بررسی یک نسخه از برنامه مفید هستند اما با هر تکرار^{۳۱} در فرآیند توسعه نرم‌افزار دقت پیش‌بینی آنها کاسته می‌شوند و معیارهای فرآیند در چنین شرایطی بهتر عمل می‌کنند. با این وجود که معیارهای فرآیند دارای توانمندی بالقوه‌ای هستند، اما در تعداد کمتری از پژوهش‌ها مورد استفاده قرار گرفته‌اند[۶].

آسترند^{۳۲} و همکاران به بررسی این موضوع پرداخته‌اند که آیا اطلاعاتی درباره‌ی اینکه کدام توسعه‌دهنده یک فایل را اصلاح می‌کند قادر است که پیش‌بینی خطا را بهبود بخشد. در پژوهش قبلی آنها[۱۶] مشخص شده بود که تعداد کلی افراد توسعه‌دهنده در یک فایل می‌تواند در پیش‌بینی خطا تاثیر متوسطی داشته باشد. در مقاله‌ی [۱۷] تعدادی از متغیرهای کد منبع و فرآیند به همراه معیار مرتبط به توسعه‌دهنده در نظر گرفته شده است. در این پژوهش مشخص شد که تعداد خطاهایی که یک توسعه‌دهنده تولید می‌کند ثابت است و با سایر توسعه‌دهندگان فرق دارد. این تفاوت با حجم کدی که یک توسعه‌دهنده اصلاح می‌کند مرتبط است و در نتیجه در نظر گرفتن یک نویسنده خاص نمی‌تواند به بهبود پیش‌بینی خطا کمک کند[۱۷].

رحمان و دونبو^{۳۳} از جنبه‌های مختلف معیارهای فرآیند را با سایر معیارها مقایسه کرده‌اند[۱۸]. نتایج نشان می‌دهد زمانی که مدل پیش‌بینی بر روی یک نسخه آموزش می‌بیند و در نسخه‌ی بعدی آزموده می‌شود معیارهای کد، AUC قابل قبولی دارند اما AUC آنها کمتر از معیارهای فرآیند است و از نظر معیار ۲۰٪ AUCEC بهتر از

²⁹Radjenovic³⁰Systematic Review³¹Iteration³²Ostrand³³Rahman and Devanbu

یک مدل تصادفی عمل نمی‌کنند و به آن معنی است که این معیارها از نظر هزینه چندان موثر نیستند. همچنین معیارهای کد ایستار هستند، یعنی با تغییرات پروژه و تغییر در توزیع خطاها همچنان معیارها بدون تغییر باقی می‌مانند. معیار ایستا تمایل دارد یک فایل را در انتشارهای^{۳۴} متوالی همچنان حاوی خطا معرفی کند. معیارهای ایستا به مدل‌های راکد منجر می‌شوند که این مدل‌ها به سمت فایل‌های بزرگ با تراکم خطای کمتر جهت‌گیری^{۳۵} دارند. به عنوان مثال حالتی را در نظر بگیرید که در یک پروژه فایل‌های بزرگ و پیچیده‌ای وجود دارد که پس از چندین انتشار خطاهای آنها برطرف می‌شود اما مدل‌هایی که بر اساس معیارهای کد ساخته شده‌اند همچنان این فایل‌ها را به عنوان خطاخیز معرفی می‌کنند. از طرف دیگر حالتی را در نظر بگیرید که یک فایل با اندازه و پیچیدگی کم به تازگی به وجود آمده و یا تغییرات فراوان یافته است. مدل‌های مبتنی بر کد به این فایل‌ها توجه چندانی نخواهند کرد در حالیکه که این فایل‌ها مستعد وجود خطا هستند. بدین ترتیب معیارهای فرآیند بهتر از معیارهای کد عمل می‌کنند.

۴.۱.۲ مدل‌های پیش‌بینی خطا

اکثریت مدل‌های پیش‌بینی خطا بر اساس یادگیری ماشین می‌باشند. بر اساس اینکه چه چیزی پیش‌بینی شود (خطاخیز بودن یا تعداد خطا)، مدل‌ها به دو دسته‌ی کلی تقسیم می‌شوند، که عبارتند از دسته‌بندی و رگرسیون. با توسعه‌ی روش‌های جدیدتر یادگیری ماشین تکنیک‌های فعال و نیمه-نظارتی^{۳۶} برای ساخت مدل‌های پیش‌بینی خطای کاراتر به کار گرفته شده است [۱۹]. علاوه بر مدل‌های یادگیری ماشین، مدل‌های غیر آماری مانند باگ‌کش^{۳۷} پیشنهاد داده شده است [۲۰]. در میان روش‌های دسته‌بندی، Logistic Regression، Naive Bayes و Decision Tree بیش از سایرین در پژوهش‌ها مورد استفاده قرار گرفته‌اند. همچنین در میان روش‌های رگرسیون Linear Regression و Negative Binomial Regression به طور گسترده به کار گرفته شده‌اند [۱].

کیم^{۳۸} و همکاران باگ‌کش را ارائه داده‌اند که اولویت موجودیت‌های خطاخیز در کش را نگهداری می‌کند. این روش از اطلاعات محلی خطاها مانند اطلاعات زمانی و مکانی بهره می‌گیرد. به عنوان مثال اگر خطا در یک موجودیت به تازگی به وجود آمده یا همراه با سایر موجودیت‌ها تغییر کرده است، آن موجودیت با احتمال بیشتری حاوی خطا خواهد بود.

اگرچه مدل‌های یادگیری مختلف می‌تواند با توجه به داده‌های ورودی یکسان، متفاوت عمل کنند و کارایی یک

³⁴Release

³⁵Bias

³⁶Semi-Supervised

³⁷BugCache

³⁸Kim

روش نسبت به دیگری متفاوت باشد، با این حال پژوهشی که توسط آریشلم و همکاران [۵] انجام شده است نشان می‌دهد که تاثیر تکنیک یادگیری در حد متوسطی است و کمتر از انتخاب معیار بر روی کارایی تاثیر گذار است.

مالهوتر^{۳۹} با بکارگیری معیارهای سنتی کد، عملکرد تکنیک‌های یادگیری ماشین و رگرسیون را مقایسه کرده است [۱۱]. وی به منظور پیش پردازش نیز از آماره‌های توصیفی^{۴۰} استفاده کرده است و داده‌های نامناسب را شناسایی نموده است. آماره‌های توصیفی می‌توانند شامل میانگین، کمینه، بیشینه و واریانس باشد. متغیرهای مستقلی که واریانس کمی دارند مازول‌ها را به خوبی متمایز نمی‌کنند و بعید است که مفید باشند و می‌توانند حذف شوند. یک روش رگرسیون و شش روش دسته‌بندی مورد آزمایش قرار گرفته‌اند که در میان آنها سه روش رایج و سه روش که کمتر مورد استفاده قرار می‌گیرند انتخاب شده‌اند. Logistic Regression به عنوان روش رگرسیون انتخاب شده و نتایج نشان می‌دهد که روش‌های دسته‌بندی بهتر از روش رگرسیون عمل می‌کند. در میان روش‌های دسته‌بندی درخت تصمیم^{۴۱} بهتر از سایرین عمل کرده است.

۱.۴.۱.۲ درشت‌دانگی پیش‌بینی

در پژوهش‌های انجام شده مدل‌های پیش‌بینی در سطوح مختلفی از ریزدانگی ساخته شده‌اند از جمله: زیر سیستم، قطعه یا بسته، فایل یا کلاس، تابع و تغییر. هتا^{۴۲} و همکاران پیش‌بینی در سطح تابع را ارائه داده‌اند و به این نتیجه رسیده‌اند که پیش‌بینی خطا در سطح تابع نسبت به سطوح درشت‌دانه‌تر از نظر هزینه موثرتر است [۲۱]. کیم و همکاران نیز مدل جدیدی ارائه داده‌اند که دسته‌بندی تغییر^{۴۳} نام دارد. بر خلاف سایر مدل‌های پیش‌بینی، ”دسته‌بندی تغییر می‌تواند به طور مستقیم به توسعه دهنده کمک کند. این مدل می‌تواند زمانی که توسعه دهنده تغییری در کد منبع ایجاد می‌کند و آنرا در سیستم کنترل نسخه ثبت می‌کند، نتایج آنی را فراهم کند. از آنجا که این مدل بر اساس بیش از ده هزار ویژگی ساخته می‌شود، سنگین‌تر از آن است که در عمل مورد استفاده قرار گیرد [۲۲].

۲.۲ آزمون جهش و کاربردهای آن

توسعه‌دهندگان و پژوهش‌گران حوزه‌ی نرم‌افزار علاقه‌مند به اندازه‌گیری موثر بودن مجموعه‌های آزمون می‌باشند. توسعه‌دهندگان به دنبال آن هستند که بدانند مجموعه آزمون‌های آنها می‌تواند به خوبی خطاها را تشخیص دهد

³⁹ Malhotra

⁴⁰ Descriptive Statistics

⁴¹ Decision Tree

⁴² Hata

⁴³ Change Classification

و پژوهشگران به دنبال مقایسه‌ی روش‌های مختلف آزمون و *اشکال زدایی*^{۴۴} هستند. به طور ایده آل افراد تمایل دارند که بدانند تعداد خطاهایی که یک مجموعه آزمون می‌تواند شناسایی کند چه مقدار است اما از آنجا که خطاها ناشناخته هستند باید از *اندازه‌گیری وکالتی*^{۴۵} استفاده شود. یکی از اندازه‌گیری‌های شناخته شده *امتیاز جهش*^{۴۶} می‌باشد که توانایی مجموعه آزمون در تمیز دادن نسخه‌ی اصلی برنامه از تعداد زیادی نسخه‌های متفاوت را اندازه‌گیری می‌کند. این نسخه‌های متفاوت که تنها یک تفاوت کوچک نحوی نسبت به برنامه‌ی اصلی دارند *جهش‌یافته*^{۴۷} نامیده می‌شوند. امتیاز جهش درصد جهش‌یافته‌هایی است که توسط مجموعه آزمون از برنامه‌ی اصلی تمیز داده می‌شوند. به این صورت که این جهش‌یافته‌ها باعث شکست یک مورد آزمون می‌شوند در حالی که در نسخه‌ی اصلی مجموعه‌ی آزمون با موفقیت اجرا می‌گردد. جهش‌یافته‌ها با تزریق خطاهای ساختگی به برنامه‌ی تحت آزمون ساخته می‌شوند. نمونه‌ای از جهش‌یافته‌ها برای یک قطعه کد در شکل ۴.۲ آمده است. این خطاهای ساختگی با استفاده از عملگرهای جهش که از پیش تعریف شده‌اند ساخته می‌شود. نمونه‌ی این عملگرها جایگزینی عملگرهای ریاضی یا رابطه‌ای، تغییر شرط شاخه^{۴۸} و یا حذف یک عبارت است [۲۳].

تحلیل آزمون در موارد زیر کاربرد دارد:

- ارزیابی مجموعه آزمون
- انتخاب مجموعه آزمون
- کمینه سازی مجموعه آزمون
- تولید مجموعه آزمون
- مکان‌یابی خطا
- پیش‌بینی خطا

⁴⁴Debugging

⁴⁵Proxy Measurement

⁴⁶Mutation Score

⁴⁷Mutant

⁴⁸Branch Condition

| Statements | Mutants |
|---------------------------------------|--|
| s ₁ : max = -x; | m1: max -= x-1; m2: max=x; |
| s ₂ : if(max < y) { | m3: if(!(max<y)) { m4: if(max==y) { |
| s ₃ : max = y; | m5: max = -y; m6: max = y+1; |
| s ₄ : if(x*y<0) { | m7: if(!(x*y<0)) m8: if(x/y<0) |
| s ₅ : print(`diff.sign`);} | m9: return; m10:; |
| s ₆ : print(max); } | m11: printf(0);} m12:; |

شکل ۴.۲: نمونه‌ای از جهش‌یافته‌های یک برنامه [۲۴]

جاست^{۴۹} و همکاران در پژوهش خود به بررسی این موضوع پرداخته‌اند که آیا جهش‌یافته‌ها می‌توانند جایگزین مناسبی برای خطاهای واقعی باشند یا خیر [۲۳]. در پژوهش‌های گذشته بررسی شده بود که میان جهش‌یافته‌های ساده و پیچیده وابستگی وجود دارد ولی وابستگی میان جهش‌یافته‌های ساده و خطاهای واقعی مشخص نیست. جاست و همکاران دو مجموعه‌ی آزمون برای هر خطا در نظر گرفتند که مجموعه‌ی اول در نسخه‌ی حاوی خطا با موفقیت گذرانده می‌شود. مجموعه‌ی دوم در نسخه‌ی حاوی خطا شکست می‌خورد و در نسخه‌ی رفع خطا با موفقیت اجرا می‌شود. نتایج نشان می‌دهد که مجموعه‌ی آزمون دوم دارای امتیاز جهش بالاتری می‌باشد که نشان می‌دهد هر خطا به یک جهش‌یافته وابستگی دارد. لازم به ذکر است که سعی شده دو مجموعه‌ی آزمون دارای پوشش یکسانی باشند زیرا پوشش بیشتر می‌تواند امتیاز جهش بیشتر بیانجامد. همچنین مشخص شد که ۷۳٪ خطاهای واقعی با جهش‌یافته‌هایی که با عملگرهای متوال تولید شده‌اند وابستگی دارند. در این پژوهش خطاهایی که با جهش‌یافته‌ها وابستگی ندارند در سه دسته قرار می‌گیرند: دسته اول نیازمند عملگرهای قوی‌تری هستند، دسته دوم نیازمند عملگرهای جدیدی هستند و دسته سوم با جهش‌یافته‌ها وابستگی ندارند.

۱.۲.۲ مکان‌یابی خطا

روش‌هایی که از جهش‌یافته‌ها به منظور مکان‌یابی خطا استفاده می‌کنند دارای شباهت‌هایی با روش‌های پیش‌بینی خطا هستند. در هر دوی این روش‌ها از معیارهایی که منبع استفاده می‌شود تا احتمال وجود خطا

⁴⁹Just

محاسبه شود. دو تفاوت عمده‌ی این دو حوزه این است که اولاً در مکان‌یابی خطا از روش‌های یادگیری ماشین استفاده‌ی چندانی نمی‌شود، ثانیاً در مکان‌یابی خطا وجود خطا به وسیله شکست مورد آزمون یا گزارش خطا محرز شده است. با توجه به شباهت‌های موجود میان این دو حوزه در ادامه چند مقاله که با استفاده از آزمون جهش خطا را مکان‌یابی کرده‌اند، بررسی می‌کنیم.

موون^{۵۰} و همکاران در مقاله‌ی خود بر اساس دو فرض روشی به منظور مکان‌یابی خطا ارائه داده‌اند. فرض اول بیان می‌کند که در یک برنامه‌ی حاوی خطا جهش و یا اصلاح یک عبارت خطا دار نسبت به جهش یک عبارت درست می‌تواند موارد آزمون بیشتری را با موفقیت بگذرانند. فرض دوم بیان می‌کند که جهش عبارات صحیح نسبت به جهش یک عبارت غلط موجب می‌شود موارد آزمون بیشتری شکست بخورند. بر اساس این دو فرض معیاری به نام مشکوک بودن^{۵۱} ارائه گردیده است که دو فرض را فرموله می‌کند. این معیار بر اساس تعداد شکست و موفقیت موارد آزمون در نسخه‌ی اصلی و جهش‌یافته عمل می‌کند. سپس با رتبه‌بندی عبارات بر اساس این معیار عبارت حاوی خطا مشخص می‌گردد. در این پژوهش روش جدیدی نیز به منظور ارزیابی روش پیشنهادی ارائه شده است که برخی از مشکلات روش پیشین را بر طرف نموده است. در نهایت روش مکان‌یابی ارائه شده با دو روش ارزیابی شده و نتایج نشان می‌دهد فرضیات پژوهش درست بوده‌اند [۲۴].

پاپاداکیس و تراون^{۵۲} در مقاله‌ی خود به این نکته اشاره کرده‌اند که استفاده از تحلیل جهش در گذشته به دلیل پرهزینه بودن چندان مورد توجه قرار نمی‌گرفته است اما امروزه با وجود ابزارهای مقیاس پذیر، نمونه‌گیری و انتخاب جهش می‌توان به خوبی از تحلیل جهش در انجام پژوهش‌های مختلف استفاده کرد [۲۵]. آنها روشی را برای مکان‌یابی خطا بر اساس دو مشاهده ارائه کرده‌اند. در مشاهده‌ی اول دیده می‌شود که خطای موجود در یک عبارت رفتار مشابهی با جهش در همان عبارت نشان می‌دهد. در مشاهده‌ی دیگر دیده می‌شود که اگر خطا و جهش در دو عبارت متفاوت باشند رفتار متفاوتی خواهند داشت. منظور از رفتار مشابه موفقیت یا شکست در یک آزمون است. بر اساس این دو مشاهده معیاری برای مشکوک بودن عبارات تعیین می‌گردد. این پژوهش بیان می‌کند که مناسب بودن موارد آزمون تاثیر مستقیمی بر عملکرد روش مکان‌یابی خطا دارد. همچنین یک مجموعه‌ی کوچک از جهش‌یافته‌ها می‌تواند به اندازه‌ی مجموعه‌ای کامل تاثیر گذار باشد.

⁵⁰Moon⁵¹Suspiciousness⁵²Papadakis and Traon

۲.۲.۲ مدل‌های یادگیری و جهش‌یافته‌ها

ها/و^{۵۳} و همکاران با ارایه‌ی مجموعه‌ای از معیارها و استفاده از یادگیری ماشین مدلی را ارائه داده‌اند که به وسیله‌ی آن بتوان تشخیص داد علت شکست در آزمون رگرسیون وجود خطا است یا منسوخ^{۵۴} شدن یک مورد آزمون [۲۶]. هفت معیار ارائه شده در این پژوهش مرتبط با گراف فراخوانی، تغییر در فایل‌ها و تعداد شکست در آزمون‌ها بوده است. هاو و همکاران به منظور به دست آوردن مجموعه داده‌ی حاوی خطا، به صورت دستی بر اساس استانداردهایی از پیش تعریف شده خطاهایی را در کد قرار داده‌اند. بدین منظور عباراتی به صورت تصادفی که در سراسر کد محصول قرار دارند انتخاب شدند و به وسیله‌ی عملگرهای جهش خطاهایی تولید شده است. به منظور بدست آوردن آزمون‌های منسوخ شده، مجموعه آزمون‌هایی از نسخه‌ی قبلی برنامه بر روی کد نسخه‌ی بعدی به کار گرفته شده است. سپس با استفاده از روش ارزیابی میان دسته‌ی^{۵۵} به آموزش و آزمایش مدل ساخته شده پرداخته می‌شود. نتایج پژوهش نشان می‌دهد که روش پیشنهادی زمانی که بر روی یک نسخه یا نسخه‌های مختلف از یک برنامه اعمال شود نتایج خوبی دارد (۸۰٪ دقت) اما زمانی که بر روی برنامه‌های مختلف اعمال شود (مجموعه آموزش از یک برنامه و آزمون بر روی برنامه‌ای دیگر) موثر نیست. نتایج نشان می‌دهد تکنیک‌ها مکان‌یابی خطا نتیجه‌ی مثبتی بر تشخیص نوع خطا که مربوط به محصول است یا آزمون، ندارد.

بوئر^{۵۶} و همکاران معیارهایی را مبتنی بر جهش معرفی کردند و از ترکیب آنها با معیارهای سنتی و شی‌گرایی، یک مدل پیش‌بینی ساخته شده است [۲۷]. ۸ عملگر جهش در نظر گرفته شده و برای هر یک از آنها یک معیار ایستا (بدون اجرای کد) و چهار معیار پویا ساخته شده و در مجموع ۴۰ معیار جهش ارائه شده است. به این دلیل میان معیار ایستا و پویا تمایز قائل شده‌اند که اگر معیارهای ایستا به تنهایی پیش‌بینی را بهبود بخشند بدون نیاز به موارد آزمون می‌توان از آنها استفاده کرد، در واقع دامنه‌ی کاربرد روش گسترده‌تر می‌گردد. نتایج پژوهش نشان می‌دهد که استفاده از معیارهای جهش بهبود قابل توجهی را در پیش‌بینی خطا به وجود می‌آورد. همچنین معیارهای پویا و ایستا در کنار یکدیگر توانایی پیش‌بینی مناسبی دارند ولی استفاده‌ی جداگانه از آنها تاثیر چندان مثبتی نخواهد داشت. این پژوهش از دو جنبه حائز اهمیت می‌باشد. یکی اینکه اولین پژوهش در زمینه‌ی پیش‌بینی خطاست که از تحلیل جهش استفاده کرده است. دوم آنکه مشابه‌ترین پژوهش به پژوهش کنونی می‌باشد.

⁵³Hao

⁵⁴Obsolete

⁵⁵Cross-validation

⁵⁶Bowes

۳.۲ جمع بندی مطالعات پیشین

هدف از پیش‌بینی خطا کمک به توسعه‌دهندگان نرم‌افزار و کاهش هزینه‌های نرم‌افزاری می‌باشد. روند پیش‌بینی خطا به این صورت است که با استفاده از مخازن نرم‌افزاری همانند سیستم کنترل نسخه و سیستم ردگیری خطا، اطلاعات کد منبع، خطا و اطلاعات تاریخی پروژه جمع‌آوری می‌شود. با توجه به معیارهای مختلف داده‌هایی استخراج می‌شود که هر داده دارای برجسته‌ترین "سالم" یا "حاوی خطا" می‌باشد. قسمتی از این داده‌ها با استفاده از روش‌های یادگیری ماشین، مدل‌های پیش‌بینی خطا را تولید می‌کنند و قسمت دیگر جهت آزمایش مدل به کار گرفته می‌شود.

معیارهای متداول در ارزیابی پیش‌بینی دقت و فراخوانی می‌باشند. این معیارها دارای نواقصی هستند. به عنوان مثال مدلی که همه‌ی داده‌ها را خطا دار معرفی می‌کند دارای فراخوانی برابر یک است و مسلماً این مدل کارایی مناسبی ندارد. معیار اف میانگین هارمونیک دو معیار قبلی است و نواقص آنها را بر طرف می‌کند. یکی از معیارهای رایج برای مقایسه‌ی مدل‌های یادگیری ماشین AUC می‌باشد. هرچه این مساحت بیشتر باشد و منحنی مربوطه سریعتر در راستای محور عمودی به یک برسد مدل کارایی بهتری دارد. با استفاده از معیار AUCEC می‌توان موثر بودن مدل از نظر هزینه را سنجید. معمولاً چند درصد اول از منحنی مربوطه در نظر گرفته می‌شود و مساحت آن محاسبه می‌شود.

معیارهای مورد استفاده را می‌توان به سه دسته‌ی معیار سنتی کد، معیار شیء گرایی و معیار فرآیند تقسیم کرد. در برخی از منابع نیز به دو دسته‌ی کلی معیار کد و معیار فرآیند تقسیم شده‌اند. معیارهای اندازه جزء معیارهای ابتدایی و موثر هستند و معیارهای پیچیدگی و شیء گرایی همبستگی فراوانی با معیارهای اندازه دارند. معیارهای شیء گرایی دارای وابستگی فراوانی با معیارهای اندازه هستند. با این حال معیارهای شیء گرایی دارای توانایی بیشتری هستند. معیارهای فرآیند از جنبه‌های مختلفی مانند عدم رکود در تکرارهای چرخه‌ی تولید نرم‌افزار و موثر بودن از نظر هزینه از سایر معیارها برتری دارد. علی‌رغم توانمندی بالقوه‌ی معیارهای فرآیند در پیش‌بینی خطا، این معیارها در پژوهش‌های کمتری مورد تحقیق قرار گرفته‌اند.

در پژوهش‌های مختلف از روش‌های یادگیری ماشین متفاوتی استفاده شده است. در صورتی که هدف پیش‌بینی تعداد خطاها باشد از رگرسیون و در صورتی که هدف پیش‌بینی حاوی خطا بودن باشد از دسته‌بندی

استفاده می‌شود. پژوهش [۵] نشان داده است که روش دسته‌بندی تاثیر متوسطی بر کارایی پیش‌بینی خطا دارد و انتخاب معیار مهم‌تر است.

در ابتدا از امتیاز جهش برای میزان موثر بودن مجموعه آزمون استفاده می‌شد و سپس کاربردهای دیگری همچون انتخاب، رتبه‌بندی و کمینه کردن مجموعه آزمون پیدا کرده است. همچنین در پژوهش‌های اخیر جهت مکان‌یابی خطا و پیش‌بینی خطا مورد استفاده قرار گرفته است. در پژوهش [۲۳] نشان داده شده است که جهش‌یافته‌هایی که با عملگرهای جهش ساده تولید شده‌اند می‌توانند تا ۷۳٪ خطاهای واقعی را شبیه‌سازی کنند و ازین جهت جایگزین مناسبی برای خطاهای واقعی باشند.

جدول ۲.۲: جدول مشخصات پژوهش‌های مرور شده در حوزه‌ی پیش‌بینی خطا

| مقاله | معیار | تکنیک یادگیری | ریزدانگی | روش ارزیابی | نوع پروژه‌ها | زبان پروژه‌ها |
|-------|-----------------------------|---|----------|---|--------------|---------------|
| [۱۷] | فرآیند - سنتی | NBR | فایل | مشابه AUCEC | خصوصی | جاوا |
| [۱۸] | فرآیند - سنتی - شی‌گرایی | Naive Bayes - Logestic Regression - SMV - J48 | فایل | AUC - AUCEC - F-Measure | متن باز | جاوا |
| [۲۷] | سنتی - شی‌گرایی | Naive Bayes - Logestic Regression - Random Forest - J48 | کلاس | غیره | متن باز | جاوا |
| [۱۱] | سنتی | LR - ANN - DT - SVM - CCN - GMDH - GEP | NA | AUC - Precision | متن باز | سی |
| [۲۸] | سنتی - فرآیند | Naive Bayes - DT - kNN - RF | سیستم | AUC - Precision - Recall - F-Measure | متن باز | اندروید |
| [۲۹] | سنتی - شی‌گرایی | LR - ANN - RBFN | کلاس | Accuracy - F-Measure | متن باز | جاوا |

[این صفحه آگاهانه خالی گذاشته شده است.]

فصل ۳

فرآیند

[این صفحه آگاهانه خالی گذاشته شده است.]

فصل ۴

ارزیابی

[این صفحه آگاهانه خالی گذاشته شده است.]

فصل ۵

نتیجه‌گیری و کارهای آتی

این فصل به جمع‌بندی کارهای انجام شده در پایان‌نامه و بیان نقاط قوت و کاستی‌ها به طور خلاصه اختصاص می‌یابد. در این فصل هم می‌توان از بخش‌های مختلف برای سازمان‌دهی متن بهره برد. ولی نگارش همه‌ی این فصل بدون هیچ بخشی نیز متداول است.

[این صفحه آگاهانه خالی گذاشته شده است.]

کتابنامه

- [1] J. Nam, "Survey on software defect prediction," *Department of Computer Science and Engineering, The Hong Kong University of Science and Technology, Tech. Rep*, 2014.
- [2] T. Menzies, J. Greenwald, and A. Frank, "Data mining static code attributes to learn defect predictors," *IEEE transactions on software engineering*, vol. 33, no. 1, pp. 2–13, 2007.
- [3] E. Arisholm, L. C. Briand, and M. Fuglerud, "Data mining techniques for building fault-proneness models in telecom java software," in *Software Reliability, 2007. IS-SRE'07. The 18th IEEE International Symposium on*, IEEE, 2007, pp. 215–224.
- [4] F. Rahman, D. Posnett, A. Hindle, E. Barr, and P. Devanbu, "Bugcache for inspections: Hit or miss?" In *Proceedings of the 19th ACM SIGSOFT symposium and the 13th European conference on Foundations of software engineering*, ACM, 2011, pp. 322–331.
- [5] E. Arisholm, L. C. Briand, and E. B. Johannessen, "A systematic and comprehensive investigation of methods to build and evaluate fault prediction models," *Journal of Systems and Software*, vol. 83, no. 1, pp. 2–17, 2010.
- [6] D. Radjenović, M. Heričko, R. Torkar, and A. Živković, "Software fault prediction metrics: A systematic literature review," *Information and Software Technology*, vol. 55, no. 8, pp. 1397–1418, 2013.
- [7] F. Akiyama, "An example of software system debugging,," in *IFIP Congress (1)*, vol. 71, 1971, pp. 353–359.
- [8] M. H. Halstead, *Elements of software science*. Elsevier New York, 1977, vol. 7.
- [9] D. Pawade, D. J. Dave, and A. Kamath, "Exploring software complexity metric from procedure oriented to object oriented," in *Cloud System and Big Data Engineering (Confluence), 2016 6th International Conference*, IEEE, 2016, pp. 630–634.
- [10] T. J. McCabe, "A complexity measure," *IEEE Transactions on software Engineering*, no. 4, pp. 308–320, 1976.
- [11] R. Malhotra, "Comparative analysis of statistical and machine learning methods for predicting faulty modules," *Applied Soft Computing*, vol. 21, pp. 286–297, 2014.
- [12] S. R. Chidamber and C. F. Kemerer, "A metrics suite for object oriented design," *IEEE Transactions on software engineering*, vol. 20, no. 6, pp. 476–493, 1994.
- [13] N. Nagappan and T. Ball, "Use of relative code churn measures to predict system defect density," in *Software Engineering, 2005. ICSE 2005. Proceedings. 27th International Conference on*, IEEE, 2005, pp. 284–292.

- [14] R. Moser, W. Pedrycz, and G. Succi, “A comparative analysis of the efficiency of change metrics and static code attributes for defect prediction,” in *Proceedings of the 30th international conference on Software engineering*, ACM, 2008, pp. 181–190.
- [15] A. Bacchelli, M. D’Ambros, and M. Lanza, “Are popular classes more defect prone?” In *International Conference on Fundamental Approaches to Software Engineering*, Springer, 2010, pp. 59–73.
- [16] E. J. Weyuker, T. J. Ostrand, and R. M. Bell, “Do too many cooks spoil the broth? using the number of developers to enhance defect prediction models,” *Empirical Software Engineering*, vol. 13, no. 5, pp. 539–559, 2008.
- [17] T. J. Ostrand, E. J. Weyuker, and R. M. Bell, “Programmer-based fault prediction,” in *Proceedings of the 6th International Conference on Predictive Models in Software Engineering*, ACM, 2010, p. 19.
- [18] F. Rahman and P. Devanbu, “How, and why, process metrics are better,” in *Proceedings of the 2013 International Conference on Software Engineering*, IEEE Press, 2013, pp. 432–441.
- [19] M. Li, H. Zhang, R. Wu, and Z.-H. Zhou, “Sample-based software defect prediction with active and semi-supervised learning,” *Automated Software Engineering*, vol. 19, no. 2, pp. 201–230, 2012.
- [20] S. Kim, T. Zimmermann, E. J. Whitehead Jr, and A. Zeller, “Predicting faults from cached history,” in *Proceedings of the 29th international conference on Software Engineering*, IEEE Computer Society, 2007, pp. 489–498.
- [21] H. Hata, O. Mizuno, and T. Kikuno, “Bug prediction based on fine-grained module histories,” in *Proceedings of the 34th International Conference on Software Engineering*, IEEE Press, 2012, pp. 200–210.
- [22] S. Kim, E. J. Whitehead Jr, and Y. Zhang, “Classifying software changes: Clean or buggy?” *IEEE Transactions on Software Engineering*, vol. 34, no. 2, pp. 181–196, 2008.
- [23] R. Just, D. Jalali, L. Inozemtseva, M. D. Ernst, R. Holmes, and G. Fraser, “Are mutants a valid substitute for real faults in software testing?” In *Proceedings of the 22nd ACM SIGSOFT International Symposium on Foundations of Software Engineering*, ACM, 2014, pp. 654–665.
- [24] S. Moon, Y. Kim, M. Kim, and S. Yoo, “Ask the mutants: Mutating faulty programs for fault localization,” in *Software Testing, Verification and Validation (ICST), 2014 IEEE Seventh International Conference on*, IEEE, 2014, pp. 153–162.
- [25] M. Papadakis and Y. Le Traon, “Metallaxis-fl: Mutation-based fault localization,” *Software Testing, Verification and Reliability*, vol. 25, no. 5-7, pp. 605–628, 2015.
- [26] D. Hao, T. Lan, H. Zhang, C. Guo, and L. Zhang, “Is this a bug or an obsolete test?” In *European Conference on Object-Oriented Programming*, Springer, 2013, pp. 602–628.
- [27] D. Bowes, T. Hall, M. Harman, Y. Jia, F. Sarro, and F. Wu, “Mutation-aware fault prediction,” in *Proceedings of the 25th International Symposium on Software Testing and Analysis*, ACM, 2016, pp. 330–341.

- [28] X. Xia, E. Shihab, Y. Kamei, D. Lo, and X. Wang, “Predicting crashing releases of mobile applications,” in *Proceedings of the 10th ACM/IEEE International Symposium on Empirical Software Engineering and Measurement*, ACM, 2016, p. 29.
- [29] L. Kumar, S. Rath, and A. Sureka, “An empirical analysis on effective fault prediction model developed using ensemble methods,” in *2017 IEEE 41st Annual Computer Software and Applications Conference (COMPSAC)*, vol. 1, Jul. 2017, pp. 244–249. DOI: [10.1109/COMPSAC.2017.53](https://doi.org/10.1109/COMPSAC.2017.53).

[این صفحه آگاهانه خالی گذاشته شده است.]

واژه‌نامه انگلیسی به فارسی

B آماره‌های توصیفی Descriptive Statistics

G

Bias جهت‌گیری

Ground Assumption فرض زمینه‌ای

Branch Condition شرط شاخه

I

Bug-proneness خطاخیزی

Iteration تکرار

M

C

Mutant جهش‌یافته

Change Classification دسته‌بندی تغییر

Mutation Score امتیاز جهش

Cohesion همبستگی

O

Commit ثبت

Obsolete منسوخ

Component قطعه

Confusion Matrix ماتریس درهم‌ریختگی

P

Control Flow جریان کنترلی

Package بسته

Coupling زوجیت

Popularity شهرت

Cross-validation ارزیابی میان دسته‌ای

Product Metrics معیارهای محصول

Cyclomatic Complexity پیچیدگی حلقوی

Proxy Measurement اندازه‌گیری وکالتی

D

R

Debugging اشکال زدایی

Refactoring بازآرایی کد

Decision Tree درخت تصمیم

انتشار Release

S

نیمه- نظارتی Semi-Supervised

مشکوک بودن Suspiciousness

بررسی قاعده‌مند Systematic Review

V

سیستم کنترل نسخه .. Version Control System

واژه‌نامه فارسی به انگلیسی

ت

۱

| | | | |
|-----------|-------|------------------------|----------------------|
| Iteration | تکرار | Descriptive Statistics | آماره‌های توصیفی |
| | | Cross-validation | ارزیابی میان دسته‌ای |
| | | Debugging | اشکال زدایی |
| | | Mutation Score | امتیاز جهش |
| Commit | ثبت | Release | انتشار |
| | | Proxy Measurement | اندازه‌گیری وکالتی |

ج

| | | | |
|---------------|--------------|-------------------|-----------------|
| Control Flow | جریان کنترلی | | |
| Bias | جهت‌گیری | | ب |
| Mutant | جهش یافته | Refactoring | بازآرایی کد |
| | | Systematic Review | بررسی قاعده‌مند |
| | | Package | بسته |
| | | | خ |
| Bug-proneness | خطاخیزی | | |

پ

د

| | | | |
|-----------------------|-----------------|-----------------------|---------------|
| Decision Tree | درخت تصمیم | Cyclomatic Complexity | پیچیدگی حلقوی |
| Change Classification | دسته‌بندی تغییر | | |

م

Confusion Matrix ماتریس درهم‌ریختگی

Suspiciousness مشکوک بودن

Product Metrics معیارهای محصول

Obsolete منسوخ

Coupling زوجیت

ز

ن

Semi-Supervised نیمه-نظارتی

Version Control System .. سیستم کنترل نسخه

س

ه

Cohesion همبستگی

ش

Branch Condition شرط شاخه

Popularity شهرت

ف

Ground Assumption فرض زمینه‌ای

ق

Component قطعه

Title of thesis

Abstract

The abstract of thesis in English language should be written after completing this document. The abstract is consisted of 300 words (or less) and is followed with 4 to 7 keywords. The keywords are written (in both Persian and English) within the main file and the abstract itself, based on its language, is written in two distinct files within the general folder.

Keywords: First Key Word, Second Key Word, Final Key Word.

[این صفحه آگاهانه خالی گذاشته شده است.]



Sharif University of Technology
Computer Engineering Department

A thesis submitted in partial fulfillment of the requirements
for the M.Sc. degree
Your Major in English Language

Title of thesis

By:

Behnam Momeni

Supervisor:

Dr. <name of your supervisor prof.>

August 2017

