

دریافت مقاله: ۱۴۰۴/۱۰/۰۹

پذیرش مقاله: ۱۴۰۴/۱۱/۲۵

نوع مقاله: پژوهشی

پیش‌بینی بیدرنگ نقص نرم‌افزار با یادگیری چندوجهی مبتنی بر مبدل‌ها

سمیرا کرامت طلایه

گروه کامپیوتر، واحد میانه، دانشگاه آزاد اسلامی، میانه، ایران.

پست الکترونیکی: s.keramat@iau.ac.ir

محمدرضا ابراهیمی دیشابی*

گروه کامپیوتر، واحد میانه، دانشگاه آزاد اسلامی، میانه، ایران.

پست الکترونیکی: mrebrahimi@iau.ac.ir

حامد پزشکی

گروه کامپیوتر، واحد میانه، دانشگاه آزاد اسلامی، میانه، ایران.

پست الکترونیکی: h.pezeshki@iau.ac.ir

حلیمه مددی

گروه کامپیوتر، واحد میانه، دانشگاه آزاد اسلامی، میانه، ایران.

پست الکترونیکی: halime_madadi@iau.ac.ir

چکیده

به‌صورت برون‌خط عمل می‌کنند و در نتیجه تشخیص زودهنگام نقص‌ها با محدودیت مواجه می‌شود. این پژوهش روشی مبتنی بر یادگیری چندوجهی با معماری مبدل ارائه می‌دهد که پیش‌بینی بیدرنگ نقص‌های نرم‌افزاری را بهبود می‌بخشد. روش پیشنهادی با بهره‌گیری از داده‌های ناهمگن شامل کد منبع، تاریخچه تغییرات، پیام‌های کامیت، معیارهای کد و رخدادهای اجرایی و با استفاده از رمزگذارهای تخصصی و همجوشی تطبیقی مبتنی بر توجه، الگوهای پیچیده را استخراج می‌کند. نتایج آزمایش‌های تجربی روی مخازن کد واقعی نشان‌دهنده کاهش تأخیر زمانی به ۲۳ میلی‌ثانیه می‌باشد که با نیازمندی سیستم بیدرنگ (کاهش تأخیر و کاهش مصرف انرژی) سازگار می‌باشد. همچنین میزان فراخوانی ۰/۷۵ که بیانگر افزایش سه درصدی معیار فراخوانی نسبت به مدل‌های تکوجهی و پنج درصدی آن نسبت به مدل‌های شبکه‌های عصبی

در دنیای توسعه نرم‌افزار، که سامانه‌های پیچیده در چرخه‌های «یکپارچه‌سازی مداوم/استقرار مداوم» تکامل می‌یابند، پیش‌بینی بیدرنگ نقص‌ها به چالشی اساسی بدل شده است. این توانمندی افزون بر کاهش هزینه‌های نگهداری، ریسک‌های عملیاتی را کاهش داده و کیفیت نرم‌افزار را بهبود می‌دهد. رویکردهای سنتی پیش‌بینی نقص عموماً بر روش‌های آماری ساده یا شبکه‌های عصبی پیشرفته و تخصصی مانند CNN و LSTM متکی هستند و با محدودیت‌هایی چون تأخیر پردازشی، ناتوانی در پردازش داده‌های بیدرنگ و تمرکز بیشتر بر داده‌های تکوجهی به جای ساختارهای چندوجهی مواجه هستند. در محیط‌های پویای CI/CD، این رویکردها کارایی کافی نداشته و غالباً

* نویسنده مسئول

1- Continuous Integration/Continuous Deployment (CI/CD)

پیشرفته می‌باشد، نشان‌دهنده بهبود مناسبی در عملکرد مدل پیش‌بینی نقص نرم‌افزار می‌باشد.

کلید واژه‌ها: نقص نرم‌افزار، یادگیری چندوجهی، مبدل، یکپارچه‌سازی مداوم/استقرار مداوم

۱- مقدمه

در سال‌های اخیر، پیش‌بینی نقص نرم‌افزاری^۲ به عنوان یک مؤلفه حیاتی در تضمین کیفیت و پایداری نرم‌افزار در چرخه‌های توسعه مدرن مطرح شده است. زیرا نقص‌های زود هنگام می‌توانند هزینه‌های نگهداری را افزایش دهند و ریسک‌های عملیاتی را تشدید کنند [۱]. با گسترش مدل‌های توسعه پیوسته مانند CI/CD و فشار صنعت برای تحویل سریع‌تر، پیش‌بینی بیدرنگ نقص‌ها نیازمند سازوکارهایی با تأخیر کمتر، پردازش جریانی و مقیاس‌پذیری بالا است. با ظهور معماری مبدل^۳ و پیشرفت سریع آن در حوزه‌های پردازش زبان طبیعی و نمایش معنایی پیچیده، پژوهش‌های اخیر به توانایی این ساختارها در مدل‌سازی وابستگی‌های طولانی و رابطه‌های پیچیده در داده‌های نرم‌افزاری توجه نشان داده‌اند. برای نمونه، مدل‌های مبدل به دلیل سازوکار توجه توانسته‌اند وابستگی‌های معنایی را در کدهای منبع و فراداده بهتر از روش‌های پیشین بیاموزند. این امر منجر به بهبود عملکرد در وظایف طبقه‌بندی و تشخیص می‌شود [۲]. اگرچه تلاش‌های پیشین در زمینه پیش‌بینی نقص نرم‌افزاری بهبودهای قابل توجهی در دقت و قابلیت تعمیم فراهم ساخته‌اند، اغلب این رویکردها محدود به پیش‌بینی غیر زمان واقعی یا خارج از خط بوده‌اند. این رویکردها در مقیاس داده‌های CI/CD یا جریان‌های ثبت عملیاتی با تأخیر کم مورد آزمون جدی قرار نگرفته‌اند. این کمبود با ظهور مدل‌های افزایشی و یادگیری مداوم برای پیش‌بینی نقص نرم‌افزاری به تدریج کاهش یافته است. این مدل‌ها به صورت پویا تغییرات داده‌ها و مفاهیم در حال تحول را دنبال می‌کنند و از افت کارایی در محیط‌های اجرایی جلوگیری می‌کنند [۳]. همچنین اخیراً ترکیب مدل‌های موضوعی مبدل

با طبقه‌بندی‌های چندخروجی به منظور همزمان نه فقط شناسایی وجود نقص بلکه تعیین ریشه‌یابی علت نیز مورد توجه قرار گرفته است [۴]. در همین راستا، ادبیات فعلی نشان می‌دهد که یادگیری چندوجهی که داده‌های مختلفی مانند کد منبع، تاریخچه کامیت، معیارهای مخزن و ثبت‌های اجرا را با هم ترکیب می‌کند، پتانسیل بالاتری نسبت به روش‌های تک‌منبع در درک زمینه‌های پیچیده نرم‌افزاری دارد [۵]. با ترکیب این رویکرد با توان مبدل‌ها در مدل‌سازی ارتباطات پیچیده، امکان ایجاد سامانه‌های پیش‌بینی نقص زمان واقعی فراهم می‌شود. این سامانه‌ها می‌توانند در چرخه‌های CI/CD مستقر شوند و با داده‌های در حال حرکت هم‌زمان تعامل کنند. بنابراین، این پژوهش به بررسی و توسعه روشی مبتنی بر یادگیری چندوجهی با معماری مبدل می‌پردازد که هدف آن بهبود عملکرد پیش‌بینی نقص در زمان واقعی در محیط‌های نرم‌افزاری امروزی است. روش ارائه شده، یک روش انتها به انتها با عنوان مبدل ماژولار چندوجهی بیدرنگ بوده و ذاتاً برای پیش‌بینی نقص در زمان واقعی، با تأخیر کم و مبتنی بر پردازش جریانی توسعه یافته است. این رویکرد نه تنها از توانایی‌های مدل‌های پیشرفته در استخراج نمایش‌های معنایی از داده‌های مختلف بهره می‌گیرد، بلکه با طراحی مناسب برای پردازش جریانی و استقرار در خط لوله‌های صنعتی، گامی به سوی پاسخ‌گویی به چالش‌های عملی و نظری در حیطه پیش‌بینی نقص نرم‌افزاری برداشته است. ادامه ساختار این پژوهش به شرح ذیل می‌باشد. در بخش دوم، کارهای مرتبط ارائه می‌شود که روش‌های پیشین در زمینه پیش‌بینی نقص نرم‌افزاری در سال‌های اخیر را مورد بررسی قرار می‌دهد. بخش سوم به روش پیشنهادی تحقیق اختصاص دارد که در آن یک روش انتها به انتها با عنوان مبدل ماژولار چندوجهی بیدرنگ معرفی می‌گردد که با ادغام یادگیری چندوجهی، معماری‌های مبدل و طراحی سیستم‌محور زمان واقعی، گذار مفهومی از مدل‌های آفلاین به سامانه‌های هوشمند پیش‌بینی نقص را محقق می‌سازد. تنظیم آزمایش‌ها و معیارهای ارزیابی در

2- Software Defect Prediction

3- Transformer

بخش چهارم ارائه می‌شود و در ارزیابی عملکرد پیش‌بینی، از مجموعه‌ای از معیارهای مکمل و متوازن استفاده شده است تا جنبه‌های مختلف کیفیت پیش‌بینی به‌طور هم‌زمان سنجیده شود. نتایج تجربی و تحلیل‌های آماری با عنوان نتایج و بحث در بخش پنجم ارائه می‌شود و بخش ششم به نتیجه‌گیری و کارهای آینده اختصاص دارد.

۲- کارهای مرتبط

پژوهش در زمینه پیش‌بینی نقص نرم‌افزاری در یک دهه گذشته از روش‌های ساده آماری و درختی به سوی مدل‌های پیچیده یادگیری عمیق^۴ و مدل‌های زبانی پیش‌آماده حرکت کرده است. پژوهش‌های اخیر [۶،۵] شواهد مطالعاتی و تجربی متعددی ارائه کرده‌اند که استخراج ویژگی‌های معنایی و ساختاری از کد منبع همراه با اطلاعات فرایندی (تاریخچه کامیت، معیارهای توسعه و ثبت‌ها) می‌تواند عملکرد پیش‌بینی را ارتقا دهد. برای نمونه، شیوه‌های ترکیبی مانند PM2-CNN که از ترکیب مبدل و هم‌آمیختگی چندکاناله استفاده می‌کنند، بهبودهای معنی‌داری در دقت تشخیص نشان داده‌اند [۶]. در حوزه روش‌های مبتنی بر مبدل، پژوهش‌های متعددی [۵،۴،۱] نشان داده‌اند که سازوکار توجه^۵ این معماری‌ها امکان مدل‌سازی وابستگی‌های بلندبرد و روابط پیچیده بین نشانه‌های کدی و فراداده توسعه را فراهم می‌آورد. به همین دلیل، پژوهش‌های جدید به توسعه روش‌های مبتنی بر مبدل برای پیش‌بینی نقص نرم‌افزاری پرداخته‌اند. این روش‌ها توانایی تعمیم‌پذیری و استخراج نمایش‌های معنایی عمیق‌تر را دارند. این آثار اغلب بر بهینه‌سازی نمایش‌های مبتنی بر کد و فراداده تمرکز داشته‌اند. اما به‌ندرت جنبه‌های زمان واقعی، پردازش جریانی و ملاحظات استقرار در CI/CD را پوشش داده‌اند. هم‌زمان، حوزه پیش‌بینی بیدرنگ نقص‌های نرم‌افزاری هدف آن شناسایی زود هنگام کمیت احتمال‌دار بودن کامیت‌های معیوب است. این حوزه از معیارهای فرایندی و اطلاعات تاریخی توسعه بهره می‌برد

تا پیش‌بینی‌هایی با تأخیر کوتاه تولید کند. تلاش‌های اخیر برای کاهش تأخیر استنتاج و پشتیبانی از جریان داده‌ها شامل کارهایی است که همگام با خط لوله‌های CI/CD طراحی شده‌اند. این کارها [۷،۵،۴] نشان می‌دهد تلفیق تحلیل فرایند و سیگنال‌های ثبت می‌تواند تشخیص زود هنگام نقص را بهبود دهد. با این حال، بسیاری از روش‌های^۶ JIT-SDP هنوز محدود به چهارچوب‌های بچ لایک یا بازآموزی کامل مدل پس از تغییر مفاهیم هستند. یک خط توسعه مهم در سال‌های ۲۰۲۳-۲۰۲۵، توسعه یادگیری چندوجهی^۷ برای مسائل مهندسی نرم‌افزار است. این رویکردها [۷،۴] به‌صورت هم‌زمان نمایه‌های متنی (پیام‌های کامیت، توصیف مشکل)، ساختار کد و سیگنال‌های زمانی/اجرایی (ثبت ایجاد، خروجی آزمون) را مدل می‌کنند. پژوهش‌های اولیه اخیر [۸،۷] نشان می‌دهند که همجوشی ناهمگن این وجوه می‌تواند عملکرد کلی سیستم‌های پیش‌بینی نقص نرم‌افزاری را در سناریوهای پیچیده بهبود دهد. این بهبود به‌ویژه در شرایط نوفه‌ای و عدم توازن کلاس‌ها مفید است [۸]. با این وجود، طراحی کارآمد سازوکارهای همجوشی که هم‌زمان کمینه‌سازی تأخیر و حداکثرسازی اطلاعات نمایشی را تأمین کنند، هنوز یک چالش اساسی است. از منظر داده و معیارهای آزمایشی، مطالعات جدید [۵،۴] بر اهمیت مجموعه داده‌های استاندارد و متنوع تأکید دارند. در حال حاضر اغلب پژوهش‌ها [۹،۸] بر چند مجموعه مشهور (پرومایز^۸، ناسا^۹، برخی مخازن گیت‌هاب) تمرکز داشته‌اند. اخیراً تلاش‌هایی برای گردآوری و بررسی ساختارمند مجموعه داده‌های نقص و فراداده صورت گرفته است. این تلاش‌ها می‌تواند زیرساخت محک‌زدن مدل‌های زمان واقعی و چندوجهی را بهبود دهد [۹]. این منابع به محققان اجازه می‌دهند رفتار مدل‌ها را تحت اثراتی مانند تغییر مفهوم^{۱۰} و عدم توازن داده بررسی کنند. در زمینه استقرار در محیط‌های صنعتی و ملاحظات عملی CI/CD، پژوهش‌هایی به بررسی شیوه‌های

6- Just-In-Time Software Defect Prediction

7- Multimodal Learning

8- PROMISE

9- NASA

10- Concept Drift

4- Deep Learning

5- Attention Mechanism

تطبیقی طراحی شده برای پردازش جریانی با تأخیر کم است، را توجیه می‌کنند. جدول ۱ خلاصه ای از کارهای پیشین در پیش‌بینی نقص نرم‌افزار را نشان می‌دهد.

۳- روش پیشنهادی تحقیق

در این پژوهش، یک روش انتهابه‌انتها با عنوان مبدل ماژولار چندوجهی بیدرنگ ^{۱۱} RT-M³T معرفی می‌شود. این روش برای غلبه بر محدودیت‌های روش‌های موجود در پیش‌بینی نقص نرم‌افزاری طراحی شده است. تمرکز آن بر محیط‌های توسعه مبتنی بر یکپارچه‌سازی و استقرار پیوسته (CI/CD) است. برخلاف رویکردهای پیشین که اغلب برون‌خط یا شبه‌برخط عمل می‌کنند، این روش ذاتاً برای پیش‌بینی نقص در زمان واقعی، با تأخیر کم و مبتنی بر پردازش جریانی توسعه یافته است. این طراحی با قیود عملیاتی سامانه‌های صنعتی هم‌راستا است [۷]. هسته مفهومی مبدل ماژولار چندوجهی بیدرنگ RT-M³T بر این فرض استوار است که مسئله پیش‌بینی نقص نباید به‌عنوان طبقه‌بندی ایستا دیده شود. بلکه باید آن را به‌صورت مدل‌سازی رویدادهای زمانی چندوجهی^{۱۲} صورت‌بندی کرد. مصنوعات توسعه نرم‌افزار شامل تغییرات کد منبع، فراداده فرایندی، مصنوعات متنی (مانند پیام‌های کامیت و توضیحات مسئله) و ثبت‌های اجرایی هستند. این‌ها جریان‌های داده‌ای ناهمگن اما وابسته به زمان را نشان می‌دهند. این جریان‌ها به‌صورت پیوسته تکامل می‌یابند. روش پیشنهادی این جریان‌ها را به‌عنوان سیگنال‌های هم‌بسته در نظر می‌گیرد. درک عمیق‌تر از الگوهای بروز نقص تنها از طریق یادگیری مشترک و هم‌زمان ممکن است [۳].

از منظر معماری، RT-M³T مبتنی بر طراحی ماژولار و چندلایه است. در آن، هر وجه داده‌ای توسط یک رمزگذار مبدل سبک و تخصصی پردازش می‌شود. این رمزگذارها متناسب با ویژگی‌های ساختاری و زمانی هر نوع داده طراحی شده‌اند. آنها از سازوکارهای توجه بهینه‌شده

پیش‌بینی و بهینه‌سازی جریان‌های ساخت و راهبردهای بازآموزی مدل پرداخته‌اند. این پژوهش‌ها [۹، ۱۰] تعادل مناسبی بین دقت پیش‌بینی و سربار محاسباتی برقرار می‌کنند و نشان می‌دهند که معماری‌هایی که برای استنتاج با تأخیر کم طراحی شده‌اند و از به‌روزرسانی‌های تدریجی پشتیبانی می‌کنند، برای کاربرد در محیط‌های تولیدی مناسب‌ترند. با این وجود، بررسی سیستماتیک این روش‌ها در سناریوهای گسترده صنعتی (چند مخزن، سرویس‌های توزیع‌شده) هنوز محدود است. مطالعات مقایسه‌ای جامعی که بهره‌وری، تأخیر و قابلیت اعتماد را هم‌زمان ارزیابی کنند، نیاز است. در نهایت، چندین کار بدیع بر تحلیل‌های جانبی مانند رتبه‌بندی ماژول‌ها بر اساس احتمال معیوب بودن و پیش‌بینی شکست‌های آزمون تمرکز داشته‌اند. این کارها نشان می‌دهد ادغام خروجی‌های پیش‌بینی نقص نرم‌افزاری با سازوکارهای اولویت‌بندی آزمون و مدیریت منابع CI می‌تواند کارایی عملی توسعه را بهبود دهد. چنین کارهایی [۱۱] نشان می‌دهند که خروجی مدل‌های پیش‌بینی باید بیش از یک برچسب دودویی صرف باشد. این خروجی می‌تواند سیگنال‌هایی برای تصمیم‌گیری عملیاتی (مثل ترتیب‌بندی آزمون‌ها، مسیریابی بازبینی کد) فراهم آورد. به‌صورت خلاصه، از بررسی کارهای مرتبط و بازخوانی بخشی از ادبیات تحقیق توسط نویسندگان در بازه زمانی ۲۰۲۳-۲۰۲۵ چند نکته کلیدی به‌دست می‌آید: (۱) مبدل‌ها و معماری‌های مبتنی بر توجه پتانسیل قوی برای استخراج نمایش‌های غنی از کد و فراداده دارند؛ (۲) یادگیری چندوجهی مسیر امیدوارکننده‌ای برای نزدیک‌تر کردن مدل‌ها به واقعیت‌های پیچیده توسعه نرم‌افزار است؛ (۳) ملاحظات زمان واقعی، پردازش جریانی و استقرار در خطوط CI/CD چالش‌های عملی و تحقیقاتی قابل‌توجهی هستند که هنوز کاملاً حل نشده‌اند؛ و (۴) نیاز به مجموعه داده‌ها و مطالعات تجربی گسترده برای محک سناریوهای صنعتی وجود دارد. این خلأها انگیزه توسعه روش پیشنهادی این مقاله که ترکیبی از رمزگذاری‌های مبدل تخصصی برای هر وجه داده و سازوکار همجوشی

11- Real-Time Multimodal Modular Transformer

12- Multimodal Temporal Event Modeling

جدول ۱. خلاصه ای از کارهای پیشین در پیش‌بینی نقص نرم‌افزار

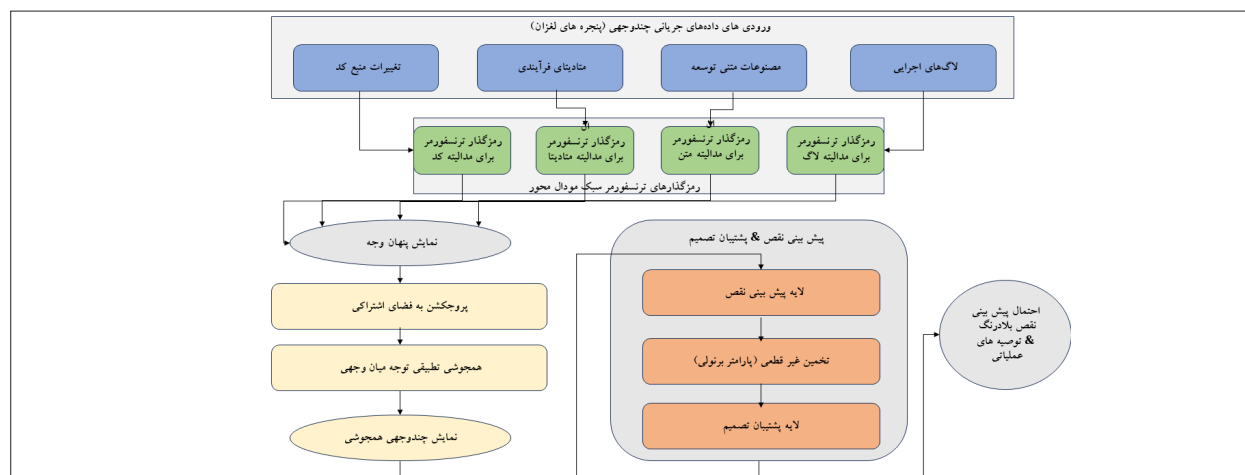
ردیف	عنوان مقاله	نویسندگان و سال انتشار	روش مورد استفاده	مزایا	معایب
۱	یادگیری ویژگی معنایی برای پیش‌بینی نقص نرم‌افزار از کد منبع و دانش خارجی [۶].	Liu, J., Ai, J., Lu, M., Wang, J., & Shi, H. (2023)	یادگیری ویژگی معنایی، یادگیری ماشین	بهبود دقت پیش‌بینی، استفاده از دانش خارجی، یادگیری ویژگی معنایی	نیاز به داده‌های آموزشی بزرگ، پیچیدگی مدل
۲	پیش‌بینی نقص نرم‌افزار در زمان واقعی با استفاده از یادگیری تغییر دوجوهی [۷].	Jiang, Y., Shen, B., & Gu, X. (2025)	یادگیری تغییر دوجوهی، یادگیری ماشین	یادگیری تغییر دوجوهی، پیش‌بینی نقص نرم‌افزار در زمان واقعی	نیاز به داده‌های آموزشی بزرگ، پیچیدگی مدل
۳	یادگیری چندوجهی برای پیش‌بینی نقص نرم‌افزار در زمان واقعی در سیستم‌های رانندگی خودکار [۸].	Mohammad, F., & Ryu, D. (2025)	یادگیری چندوجهی، یادگیری ماشین	بهبود دقت پیش‌بینی، استفاده از داده‌های چندوجهی، پیش‌بینی نقص نرم‌افزار در زمان واقعی	نیاز به داده‌های آموزشی بزرگ، پیچیدگی مدل
۴	بررسی جامع مجموعه داده‌های نقص نرم‌افزار از خطاها تا معیارها [۹].	Zhu, H. N., Furth, R. M., Pradel, M., & Rubio-González, C. (2025)	بررسی جامع، تحلیل داده‌ها	ارائه یک بررسی جامع از مجموعه داده‌های نقص نرم‌افزار، شناسایی کاستی‌ها	عدم ارائه یک راه حل مشخص برای پیش‌بینی نقص نرم‌افزار، نیاز به تحقیقات بیشتر
۵	یادگیری چندوجهی عمیق برای پیش‌بینی نقص برنامه‌های موبایل با استفاده از کد و معیارهای فرایند [۱۰].	bdu, A., Abdo, H. A., Ullah, I., Khan, J., Gu, Y. H., & Algabri, R., (2025)	یادگیری چندوجهی عمیق، یادگیری ماشین	بهبود دقت پیش‌بینی، استفاده از داده‌های چندوجهی	نیاز به داده‌های آموزشی بزرگ، پیچیدگی مدل
۶	پیش‌بینی نقص نرم‌افزار با استفاده از تکنیک‌های یادگیری ماشین [۱۱].	Prabha, C. L., & Shivakumar, N. (2020)	طبقه بندی، یادگیری ماشین	سادگی مدل، استفاده از تکنیک‌های یادگیری ماشین	عدم استفاده از داده‌های خارجی، دقت پیش‌بینی پایین

برای کاهش سربار محاسباتی بهره می‌گیرند. این رویکرد برخلاف استفاده از مبدل‌های یکپارچه و پرهزینه، امکان استقرار مقیاس‌پذیر و انعطاف‌پذیر را فراهم می‌کند. همچنین، هر مودال می‌تواند مستقل به‌روزرسانی یا جایگزین شود [۱۳]. شکل (۱) روش پیشنهادی تحقیق با نام مبدل ماژولار چندوجهی بیدرنگ RT-M³T را نشان می‌دهد.

برای یکپارچه‌سازی اطلاعات از مودال‌های مختلف، روش از لایه همجوشی تطبیقی مبتنی بر توجه میان‌وجهی^{۱۳} استفاده می‌کند. این لایه به‌صورت پویا و وابسته به زمینه توسعه، اهمیت نسبی هر جریان داده را تنظیم می‌کند. مدل می‌آموزد که در مراحل مختلف چرخه توسعه، به کدام منبع وزن بیشتری دهد. برای مثال، در فازهای اولیه، سیگنال‌های تغییرات کد اهمیت بیشتری دارند. در مراحل نزدیک به استقرار، ثبت‌های اجرایی و نتایج آزمون نقش پررنگ‌تری ایفا می‌کنند. این قابلیت تطبیقی، مقاومت مدل در برابر نوفه داده و عدم توازن اطلاعاتی را افزایش می‌دهد [۱۳].

یکی از ویژگی‌های متمایز RT-M³T، توجه صریح به پویایی زمانی و تغییر مفهوم^{۱۴} در پروژه‌های نرم‌افزاری است. الگوهای توسعه، ابزارها و رفتار توسعه‌دهندگان در طول زمان تغییر می‌کنند. مدل‌های ایستا معمولاً در مواجهه با این تغییرات دچار افت عملکرد می‌شوند. روش پیشنهادی با بهره‌گیری از راهبرد یادگیری تدریجی، امکان به‌روزرسانی نمایش‌های نهفته و لایه‌های تصمیم‌گیری را انجام می‌شود. این طراحی پایداری عملکرد را در بازه‌های طولانی تضمین می‌کند. همچنین، هزینه‌های محاسباتی و اختلال در خط لوله CI/CD را کاهش می‌دهد [۳].

فراتر از پیش‌بینی صرف، RT-M³T دارای لایه پشتیبان تصمیم‌گیری است. این لایه خروجی‌های مدل را به دانش عملی در مهندسی نرم‌افزار تبدیل می‌کند. آن احتمال بروز نقص را همراه با سطح اطمینان و توصیه‌های عملیاتی ارائه می‌دهد. این لایه می‌تواند در فرایندهایی مانند اولویت‌بندی آزمون‌ها، تخصیص منابع محاسباتی CI و هدایت



شکل ۱. روش پیشنهادی مبدل مازولار چندوجهی بیدرنگ (RT-M³T)

رخداد^{۱۵} مدل می‌شوند و به چهار وجه اصلی تقسیم می‌گردند (جدول ۲):

برای حفظ خاصیت زمان‌واقعی، داده‌ها در قالب پنجره‌های لغزان تطبیقی^{۱۶} پردازش می‌شوند که اندازه آنها بر اساس نرخ تغییر پروژه و حجم جریان تنظیم می‌شود.

۳-۲ رمزگذارهای مبدل سبک مودال محور

به منظور استخراج نمایش‌های غنی و زمان‌محور از داده‌های جریانی ناهمگون، روش پیشنهادی از مجموعه‌ای از رمزگذارهای مبدل سبک و اختصاصی برای هر وجه داده‌ای استفاده می‌کند. برخلاف معماری‌های مبدل متداول که برای پردازش آفلاین و توالی‌های بلند طراحی شده‌اند، در این پژوهش رمزگذارها به صورت کم‌عمق، کم‌پارامتر و با پیچیدگی محاسباتی کنترل‌شده طراحی شده‌اند تا الزامات پیش‌بینی نقص در زمان واقعی را برآورده سازند. هر رمزگذار به طور مستقل بر یک وجه داده‌ای خاص مانند تغییرات کد منبع، پیام‌های کامیت، شاخص‌های فرایندی یا ثبت‌های اجرایی عمل کرده و با در نظر گرفتن ویژگی‌های آماری و ساختاری همان وجه، نمایش‌های زمینه‌مند تولید می‌کند. در سطح معماری، هر رمزگذار شامل تعداد محدودی لایه خود توجه^{۱۷}، لایه چندوجهی^{۱۸}

جدول ۲. انواع داده‌های ورودی

وجه داده	منبع	نمایش
کد منبع	commit-level code	Token sequence + structural embeddings
فراداده فرایندی	Git/JIRA	Time-aware numerical vectors
متن توسعه	commit message / issue	Contextual text embeddings
ثبت اجرایی	CI/test logs	Event-sequence embeddings

بازبینی کد استفاده شود. بدین ترتیب، فاصله میان تحلیل پیش‌بینی محور و تصمیم‌گیری عملیاتی کاهش می‌یابد [۱۴] از دیدگاه سیستمی، RT-M³T به عنوان سرویس تحلیلی زمان واقعی قابل استقرار در زیرساخت‌های CI/CD طراحی شده است. ترکیب پردازش جریانی، رمزگذارهای سبک و سازوکارهای همجوشی تطبیقی، الزامات صنعتی مانند تأخیر کم، توان عملیاتی بالا و مقیاس‌پذیری را برآورده می‌سازد. به طور کلی، این روش با ادغام یادگیری چندوجهی، معماری‌های مبدل و طراحی سیستم‌محور زمان واقعی، گذار مفهومی از مدل‌های آفلاین به سامانه‌های هوشمند پیش‌بینی نقص را محقق می‌سازد [۱۵].

۳-۱ نمایش داده‌های جریانی چندوجهی

در این روش، داده‌های ورودی به صورت جریان‌های

15- Event Streams
16- Adaptive Sliding Windows
17- Self-Attention
18- Multi-Head Self-Attention

خطوط CI/CD با محدودیت تأخیر و منابع محاسباتی محسوب می‌شود [۱۶]. به‌منظور غلبه بر این محدودیت‌ها، روش RT-M³T از مجموعه‌ای از رمزگذارهای مبدل سبک، مودال‌محور و ماژولار بهره می‌گیرد که به‌طور خاص برای پردازش جریان‌های داده نرم‌افزاری طراحی شده‌اند.

۳-۳ همجوشی تطبیقی میان‌وجهی^{۲۰}

پس از استخراج نمایش‌های نهفته‌ی تخصصی برای هر وجه داده‌ای توسط رمزگذارهای مبدل سبک، چالش اصلی در روش پیشنهادی، ادغام مؤثر و پویای این نمایش‌های ناهمگون به‌منظور دستیابی به یک نمایش جامع و تصمیم‌پذیر برای پیش‌بینی نقص است. از آنجا که میزان اهمیت، کیفیت اطلاعات و پایداری آماری هر وجه در طول زمان ثابت نیست، استفاده از راهبردهای همجوشی ایستا یا مبتنی بر الحاق ساده بردارها قادر به بازتاب پویایی محیط‌های توسعه نرم‌افزار نیست. به همین دلیل، در این پژوهش یک سازوکار همجوشی تطبیقی میان‌وجهی مبتنی بر توجه طراحی شده است که به‌صورت داده‌محور وزن مشارکت هر وجه را در هر گام زمانی تنظیم می‌کند. در این سازوکار، نمایش نهفته هر وجه به‌عنوان منبع اطلاعاتی مستقل در نظر گرفته شده و تعاملات میان وجوه از طریق نگاشت‌های توجه دوسویه مدل‌سازی می‌شود. به‌طور مشخص، برای هر وجه، بردارهای پرسش از همان وجه و بردارهای کلید و مقدار^{۲۱} از سایر وجوه استخراج می‌شوند تا وابستگی‌های مکمل و تقویتی میان منابع مختلف داده آشکار گردد. این طراحی سبب می‌شود که روش پیشنهادی نه تنها همبستگی‌های صریح میان وجوه را بیاموزد، بلکه الگوهای پنهان و غیرخطی بین رفتارهای کدنویسی، پیام‌های توسعه‌دهندگان و شاخص‌های فرایندی را نیز به‌صورت پویا شناسایی کند. ویژگی متمایز همجوشی پیشنهادی، سازوکار تطبیق‌پذیری زمانی آن است. در هر پنجره زمانی، وزن توجه اختصاص‌یافته به هر وجه بر اساس محتوای اطلاعاتی و میزان اطمینان مدل

و یک شبکه پیش‌خور سبک^{۱۹} است. این طراحی ماژولار موجب می‌شود که هر رمزگذار بتواند وابستگی‌های زمانی و معنایی درون‌وجهی را بدون تحمیل سربار محاسباتی زیاد مدل‌سازی کند. علاوه‌بر این، با حذف لایه‌های غیرضروری و کاهش بُعدهای تعبیه شده، زمان استنتاج به‌طور معناداری کاهش یافته و امکان استقرار مدل در خطوط CI/CD فراهم می‌شود. نکته کلیدی در طراحی رمزگذارهای پیشنهادی، استقلال پارامتری میان وجوه مختلف است. این استقلال سبب می‌شود که هر رمزگذار به‌صورت تخصصی برای توزیع داده و الگوهای رفتاری همان وجه تنظیم شود و از تداخل نوفه‌ای میان وجوه جلوگیری گردد. به عبارت دیگر، به‌جای تحمیل یک نمایش مشترک زود هنگام، روش پیشنهادی ابتدا یادگیری عمیق درون‌وجهی را تقویت کرده و سپس همجوشی میان‌وجهی را در لایه‌های بالاتر انجام می‌دهد. این راهبرد، به‌ویژه در محیط‌های پویای توسعه نرم‌افزار که نرخ تغییر و میزان عدم قطعیت در هر وجه متفاوت است، نقش مهمی در پایداری مدل ایفا می‌کند. از منظر محاسباتی، رمزگذارهای مبدل سبک با پیچیدگی زمانی شبه‌خطی نسبت به طول پنجره زمانی عمل می‌کنند و برای پردازش جریان‌های داده با نرخ بالا مناسب هستند. این ویژگی، روش پیشنهادی را از مدل‌های مبدل سنگین متمایز می‌سازد که معمولاً برای تحلیل‌های پس‌نگر طراحی شده‌اند و در سناریوهای بیدرنگ با محدودیت تأخیر قابل استفاده نیستند. در مجموع، رمزگذارهای مبدل سبک ویژه هر وجه، هسته اصلی استخراج ویژگی در روش RT-M³T را تشکیل داده و بستری مؤثر برای همجوشی تطبیقی میان‌وجهی و پیش‌بینی دقیق نقص‌های نرم‌افزاری در زمان واقعی فراهم می‌کنند.

با وجود موفقیت گسترده معماری‌های مبدل در مدل‌سازی توالی‌ها، استفاده مستقیم از مبدل‌های استاندارد در سناریوهای پیش‌بینی نقص نرم‌افزاری زمان‌واقعی با چالش‌های جدی محاسباتی مواجه است. پیچیدگی درجه دوم سازوکار توجه، مانع اصلی استقرار این مدل‌ها در

20- Cross-Modal Attention Fusion

21- (Key, Value)

19- Lightweight Feed-Forward Network

تنظیم می‌شود. در نتیجه، در شرایطی که یک وجه دچار نوفه، کمبود داده یا تغییر توزیع شود، تأثیر آن به صورت خودکار کاهش یافته و وجوه پایدارتر نقش غالب‌تری در تصمیم‌گیری ایفا می‌کنند. این خاصیت، روش RT-M³T را در برابر پدیده تغییر مفهوم مقاوم ساخته و از فروپاشی عملکرد در جریان‌های داده بلندمدت جلوگیری می‌کند. از منظر معماری، همجوشی تطبیقی میان‌وجهی به صورت یک لایه مستقل و ماژولار طراحی شده است که پس از رمزگذارهای درون‌وجهی و پیش از لایه پیش‌بینی نقص قرار می‌گیرد. این جداسازی ساختاری نه تنها تفسیرپذیری مدل را افزایش می‌دهد، بلکه امکان انجام مطالعات حذف مؤلفه^{۲۲} و تحلیل سهم هر وجه در تصمیم نهایی را نیز فراهم می‌سازد. در مجموع، سازوکار همجوشی تطبیقی میان‌وجهی، نقش کلیدی در تبدیل نمایش‌های تخصصی پراکنده به یک نمایش یکپارچه، پایدار و تصمیم‌ساز ایفا کرده و زیربنای اصلی بهبود دقت و قابلیت اعتماد پیش‌بینی نقص در زمان واقعی محسوب می‌شود.

۳-۴ لایه پیش‌بینی نقص و تابع هزینه^{۲۳}

پس از انجام همجوشی تطبیقی میان‌وجهی و دستیابی به یک نمایش نهفته یکپارچه از وضعیت لحظه‌ای مصنوعات نرم‌افزاری، مرحله نهایی روش پیشنهادی به پیش‌بینی احتمال وقوع نقص اختصاص می‌یابد. در این مرحله، نمایش تجمیع‌شده به عنوان یک بردار ویژگی تصمیم‌ساز به لایه پیش‌بینی منتقل می‌شود که به گونه‌ای طراحی شده است تا ضمن حفظ توان تفکیک‌پذیری بالا، سربار محاسباتی اندکی داشته باشد و با الزامات پیش‌بینی در زمان واقعی سازگار باشد. لایه پیش‌بینی نقص از یک یا چند لایه کاملاً متصل سبک تشکیل شده است که خروجی آنها یک مقدار عددی تفسیرپذیر به عنوان احتمال نقص‌دار بودن نمونه نرم‌افزاری تولید می‌کند. به منظور نگاشت این خروجی به فضای احتمالاتی، از تابع فعال‌سازی سیگموید استفاده می‌شود که امکان تفسیر مستقیم خروجی مدل به صورت

احتمال وقوع نقص را فراهم می‌سازد. این طراحی نه تنها برای تصمیم‌گیری دودویی (نقص‌دار/ سالم) مناسب است، بلکه می‌تواند به سادگی در سناریوهای اولویت‌بندی ریسک یا آستانه‌گذاری پویا در خطوط CI/CD به کار گرفته شود. از آنجا که داده‌های پیش‌بینی نقص نرم‌افزار به طور ذاتی با عدم توازن کلاسی شدید مواجه هستند، انتخاب تابع هزینه نقشی تعیین‌کننده در پایداری و دقت مدل ایفا می‌کند. در روش پیشنهادی، از یک تابع هزینه مبتنی بر آنتروپی متقاطع وزن‌دار استفاده می‌شود تا تأثیر نمونه‌های اقلیت (نقص‌دار) در فرایند یادگیری تقویت شود. این راهبرد از سوگیری مدل به سمت کلاس غالب جلوگیری کرده و حساسیت پیش‌بینی نسبت به نقص‌های واقعی را افزایش می‌دهد. در محیط‌های جریانی که توزیع داده‌ها ممکن است در طول زمان تغییر کند، این وزن‌دهی می‌تواند به صورت پویا و مبتنی بر آمار پنجره‌های اخیر به روزرسانی شود. علاوه بر این، برای افزایش پایداری یادگیری و کاهش حساسیت به نوفه، تابع هزینه به گونه‌ای طراحی شده است که امکان ترکیب با قیود منظم‌سازی^{۲۴} را داشته باشد. این قیود از بیش‌برازش جلوگیری کرده و به ویژه در شرایطی که داده‌های آموزشی به صورت تدریجی و محدود در دسترس قرار می‌گیرند، نقش مهمی در حفظ تعمیم‌پذیری مدل ایفا می‌کنند. در مجموع، لایه پیش‌بینی نقص و تابع هزینه پیشنهادی، آخرین حلقه تصمیم‌گیری در روش RT-M³T را تشکیل داده و با ایجاد توازن میان دقت، پایداری و کارایی محاسباتی، امکان استقرار عملی مدل در سناریوهای واقعی توسعه نرم‌افزار را فراهم می‌سازد.

۴- تنظیم آزمایش‌ها و معیارهای ارزیابی

به منظور ارزیابی جامع و منصفانه روش پیشنهادی در شرایطی نزدیک به محیط‌های واقعی توسعه نرم‌افزار، آزمایش‌ها به گونه‌ای طراحی شده‌اند که هم الزامات یادگیری جریانی و زمان واقعی و هم چالش‌های ذاتی داده‌های پیش‌بینی نقص، از جمله عدم توازن کلاسی و تغییر توزیع

22- Ablation Study

23- Defect Prediction Layer and Loss Function

همچنین، نرخ هشدار کاذب به‌عنوان یک معیار عملیاتی مهم در نظر گرفته شده است تا هزینه‌های ناشی از هشدارهای غیرضروری در محیط‌های واقعی توسعه نرم‌افزار مورد توجه قرار گیرد. علاوه‌بر معیارهای دقت، شاخص‌های کارایی عملیاتی نظیر زمان استنتاج و توان عملیاتی نیز اندازه‌گیری شده‌اند تا قابلیت استفاده روش پیشنهادی در سناریوهای زمان واقعی مورد ارزیابی قرار گیرد. این ترکیب از معیارهای پیش‌بینی و عملیاتی، دیدگاهی جامع از کارایی، پایداری و قابلیت استقرار روش RT-M³T ارائه داده و امکان تحلیل متوازن میان دقت علمی و کاربردیپذیری صنعتی را فراهم می‌سازد.

به‌منظور ارزیابی منصفانه و جامع کارایی روش پیشنهادی RT-M³T، مجموعه‌ای متنوع از روش‌های مبنا انتخاب شده‌اند که نمایانگر تکامل تاریخی پیش‌بینی نقص نرم‌افزار از مدل‌های سنتی تا معماری‌های عمیق و چندوجهی پیشرفته هستند. تمامی روش‌ها تحت شرایط زمانی یکسان، داده‌های ورودی مشابه و معیارهای ارزیابی یکسان اجرا شده‌اند.

۴-۱ مقایسه با روش‌های سنتی

جدول (۳) عملکرد روش پیشنهادی RT-M³T را در مقایسه با روش‌های سنتی یادگیری ماشین نشان می‌دهد.

جدول ۳. مقایسه RT-M³T با روش‌های سنتی بر روی مجموعه داده NASA MDP و PROMISE

مدل	دقت	فراخوانی (Recall)	F1-score	AUC	نرخ هشدار کاذب (FAR)
رگرسیون خطی (LR)	۰/۶۲	۰/۵۵	۰/۵۸	۰/۶۶	۰/۳۴
بیز ساده (NB)	۰/۵۹	۰/۵۷	۰/۵۸	۰/۶۴	۰/۳۷
ماشین بردار پشتیبان (SVM)	۰/۶۵	۰/۶۰	۰/۶۲	۰/۶۹	۰/۳۱
جنگل تصادفی (RF)	۰/۶۸	۰/۶۳	۰/۶۵	۰/۷۲	۰/۲۸
RT-M ³ T	۰/۸۰	۰/۷۵	۰/۸۰	۰/۸۵	۰/۲۰

داده‌ها در طول زمان، را به‌طور هم‌زمان در نظر بگیرند. بدین‌منظور، از مجموعه‌داده‌های معتبر و پرکاربرد حوزه پیش‌بینی نقص نرم‌افزار PROMISE و NASA MDP استفاده شده است که شامل توالی‌های زمانی از مصنوعات مختلف توسعه نرم‌افزار بوده و امکان بازسازی سناریوهای واقعی استقرار در خطوط CI/CD را فراهم می‌سازند.

تمامی مدل‌ها تحت یک پروتکل ارزیابی یکسان و مبتنی بر ارزیابی پیش‌دنباله‌ای^{۲۵} مورد بررسی قرار گرفته‌اند. در این روش، مدل در هر گام زمانی ابتدا با استفاده از اطلاعات گذشته اقدام به پیش‌بینی وضعیت نمونه جاری کرده و سپس، پس از آشکار شدن برچسب واقعی، به‌صورت تدریجی به‌روزرسانی می‌شود. این راهبرد از نشت اطلاعات آینده جلوگیری کرده و برآوردی واقع‌گرایانه از عملکرد مدل در شرایط استقرار عملی ارائه می‌دهد. علاوه‌بر این، به‌منظور کاهش اثرات تصادفی ناشی از مقداردی‌اولیه پارامترها و فرایند بهینه‌سازی، هر آزمایش در چندین اجرای مستقل تکرار شده و نتایج نهایی به‌صورت میانگین گزارش شده‌اند. برای مقایسه منصفانه، مجموعه‌ای متنوع از روش‌های مبنا شامل مدل‌های کلاسیک یادگیری ماشین، روش‌های عمیق مبتنی بر توالی، و مدل‌های مبدل تک‌وجهی و چندوجهی انتخاب شده‌اند. تمامی روش‌ها با تنظیمات زمانی، پنجره‌های داده‌ای و محدودیت‌های محاسباتی یکسان اجرا شده‌اند تا هرگونه سوگیری ناشی از تفاوت در شرایط آزمایشی حذف شود. این طراحی امکان تحلیل دقیق مزایا و محدودیت‌های روش پیشنهادی نسبت به رویکردهای موجود را فراهم می‌سازد.

در ارزیابی عملکرد پیش‌بینی، از مجموعه‌ای از معیارهای مکمل و متوازن استفاده شده است تا جنبه‌های مختلف کیفیت پیش‌بینی به‌طور هم‌زمان سنجیده شود. معیارهایی نظیر دقت، فراخوانی و معیار F1 برای سنجش توان تشخیص نقص‌ها به‌کار رفته‌اند، در حالی که مساحت زیر منحنی ROC به‌عنوان معیاری مستقل از آستانه تصمیم، قدرت تفکیک‌پذیری مدل را ارزیابی می‌کند.

۴-۲ مقایسه با روش‌های یادگیری عمیق

نتایج جدول (۴) نشان می‌دهد که روش پیشنهادی RT-M³T همچنان عملکرد برتری نسبت به مدل‌های یادگیری عمیق متداول شامل CNN، LSTM، GRU و Transformer تک‌وجهی ارائه می‌دهد.

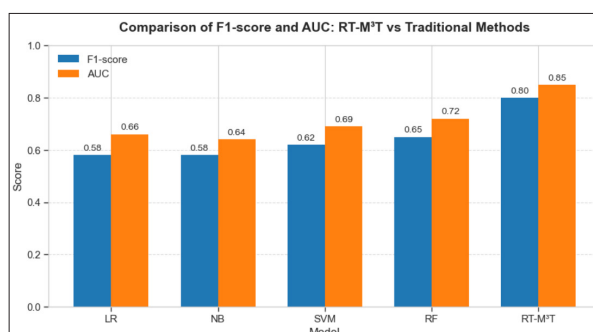
جدول ۴. مقایسه RT-M³T با روش‌های یادگیری عمیق بر روی مجموعه داده PROMISE و NASA MDP

مدل	دقت	فراخوانی (Recall)	F1-score	AUC	تاخیر (میلی ثانیه)
شبکه عصبی هم‌آمیختگی (CNN)	۰/۷۱	۰/۶۶	۰/۶۸	۰/۷۵	۲۲
شبکه عصبی حافظه طولانی کوتاه مدت (LSTM)	۰/۷۳	۰/۶۹	۰/۷۱	۰/۷۸	۳۵
شبکه عصبی واحد بازگشتی گیتی (GRU)	۰/۷۴	۰/۷۰	۰/۷۲	۰/۷۹	۳۱
مدل تک‌وجهی	۰/۷۶	۰/۷۲	۰/۷۴	۰/۸۱	۴۸
RT-M ³ T	۰/۸۰	۰/۷۵	۰/۸۰	۰/۸۵	۲۳

دستیابی به F1-score برابر با ۰/۸۰ و AUC معادل ۰/۸۵ بیانگر اثربخشی همجوشی چندوجهی تطبیقی در کنار مدل‌سازی وابستگی‌های زمانی است، در حالی که زمان استنتاج مدل در محدوده قابل قبول برای کاربردهای بیدرنگ باقی‌مانده است. این یافته‌ها با مطالعات [۱۵، ۱۴، ۷ و ۵] مطابقت دارند.

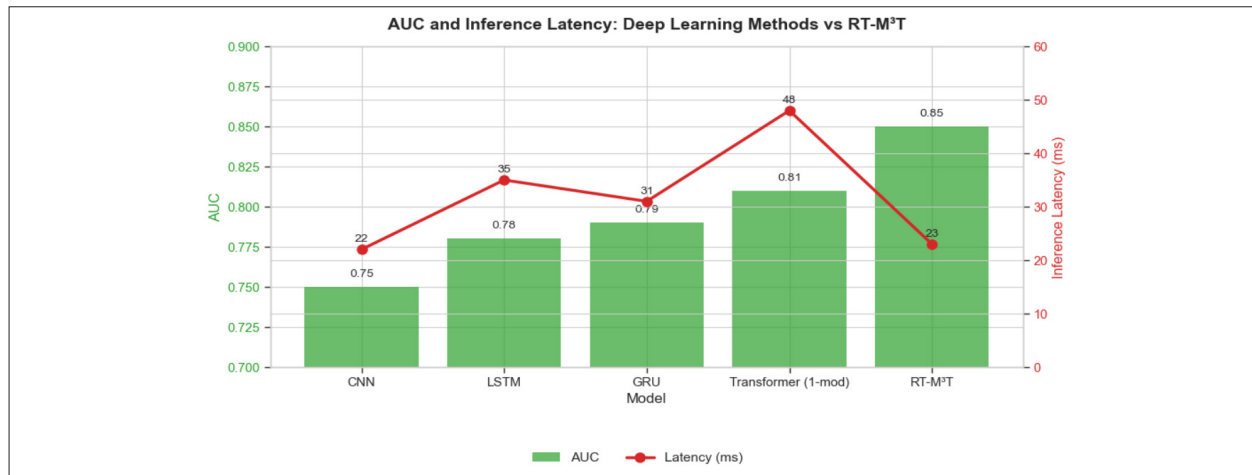
ضمن این که نمودار شکل (۳) عملکرد پیش‌بینی (AUC) و کارایی محاسباتی (تأخیر استنتاج) مدل‌های پیشرفته یادگیری عمیق را در مقایسه با RT-M³T نشان می‌دهد. در حالی که مدل‌های یادگیری عمیق مقادیر AUC در محدوده ۰/۷۵ تا ۰/۸۱ را به دست می‌آورند، تأخیر استنتاج آنها به طور قابل‌توجهی بالاتر (۲۲ تا ۴۸ میلی‌ثانیه) است. در مقابل، RT-M³T با بالاترین AUC (۰/۸۵) و پایین‌ترین تأخیر (۲۳ میلی‌ثانیه)، مناسب‌ترین گزینه برای پیش‌بینی نقص نرم‌افزاری بیدرنگ در خطوط لوله یکپارچه‌سازی

نتایج حاکی از آن است که مدل پیشنهادی با دستیابی به F1-score برابر با ۰/۸۰ و AUC معادل ۰/۸۵، بهبود معناداری نسبت به بهترین روش سنتی (جنگل تصادفی) ارائه می‌دهد. این بهبود عمدتاً ناشی از بهره‌گیری هم‌زمان از وابستگی‌های زمانی و همجوشی چندوجهی داده‌هاست که منجر به کاهش نرخ هشدار کاذب (FAR) تا ۰/۲۰ شده است. چنین رفتاری با یافته‌های مطالعات اخیر در حوزه پیش‌بینی بیدرنگ نقص نرم‌افزار هم‌راستا بوده و نشان‌دهنده کارایی عملی مدل پیشنهادی در محیط‌های CI/CD است. این یافته‌ها با مطالعات [۵، ۱۴ و ۱۷] مطابقت دارند.



شکل ۲. مقایسه امتیاز F1 و AUC بین روش پیشنهادی RT-M³T و روش‌های یادگیری ماشین سنتی

همچنین نمودار شکل (۲) عملکرد برتر روش پیشنهادی RT-M³T را در مقایسه با روش‌های آماری و یادگیری ماشین سنتی در دو معیار کلیدی ارزیابی، یعنی امتیاز F1 و مساحت زیر منحنی (AUC) ROC، به نمایش می‌گذارد. مدل RT-M³T با دستیابی به امتیاز F1 برابر با ۰/۸۰ و AUC برابر با ۰/۸۵، بهبود قابل‌توجهی نسبت به بهترین روش پایه سنتی (جنگل تصادفی) به ترتیب ۱۸/۷۵ درصد در F1-score و ۱۵/۳۰ درصد در AUC نشان می‌دهد. این نتایج بر اثربخشی معماری مبتنی بر مدل چندوجهی با سازوکار همجوشی تطبیقی میان‌وجهی در مدل‌سازی وابستگی‌های پیچیده در مصنوعات توسعه نرم‌افزار تأکید دارد و منجر به پیش‌بینی دقیق‌تر و متعادل‌تر نقص‌ها در محیط‌های بیدرنگ CI/CD می‌شود.



شکل ۳. مقایسه امتیاز AUC و تأخیر استنتاج (به میلی‌ثانیه) برای مدل‌های پایه یادگیری عمیق و روش پیشنهادی RT-M³T

جدول ۵. مقایسه RT-M³T با روش‌های چندوجهی

مدل	نوع همجوشی (فیوژن)	F1-score	AUC	FAR نرخ هشدار کاذب
Early Fusion DL	Static	۰/۷۳	۰/۷۸	۰/۲۹
Late Fusion DL	Static	۰/۷۵	۰/۸۰	۰/۲۶
CodeBERT SDP	Text+Code	۰/۷۶	۰/۸۲	۰/۲۴
MM-Transformer (Offline)	Attention	۰/۷۸	۰/۸۴	۰/۲۲
RT-M³T	Adaptive Cross-Modal	۰/۸۰	۰/۸۵	۰/۲۰

همجوشی زود هنگام و دیر هنگام، رویکردهای مبتنی بر CodeBERT و مدل‌های چندوجهی برون خط نشان می‌دهد RT-M³T با دستیابی به بالاترین امتیاز F1 (۰/۸۰) و AUC (۰/۸۵) و همزمان پایین‌ترین نرخ هشدار کاذب (۰/۲۰)، نسبت به بهترین روش رقیب (مدل چند وجهی برون خط) بهبود ۲/۵ درصد در F1-score، ۲/۲ درصد در AUC و کاهش ۹/۱ درصد در نرخ هشدار کاذب FAR را به ثبت رسانده است. این برتری به سازوکار همجوشی تطبیقی میان‌وجهی مبتنی بر توجه نسبت داده می‌شود که با تنظیم پویای وزن هر وجه داده بر اساس زمینه، دقت پیش‌بینی را افزایش داده و مقاومت مدل را در برابر نویز و تغییر مفهوم در جریان‌های واقعی توسعه نرم‌افزار تقویت می‌کند.

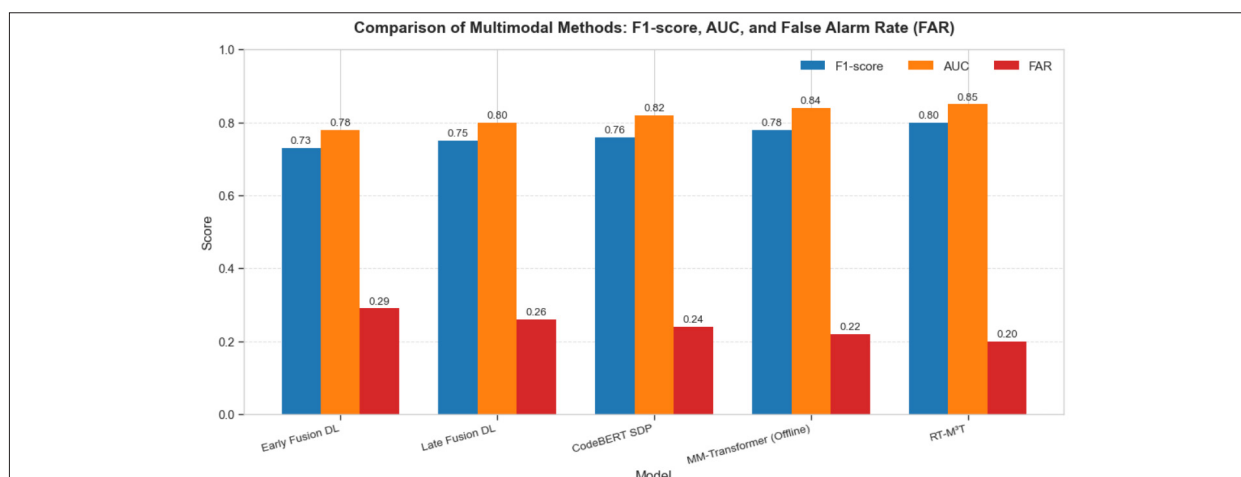
و استقرار پیوسته را ارائه می‌دهد. استفاده از مدل‌های سبک و اختصاصی برای هر وجه داده همراه با سازوکار همجوشی تطبیقی، دقت برتر را بدون کاهش کارایی عملیاتی فراهم آورده است.

اگرچه مدل‌های عمیق مبتنی بر توالی عملکرد بهتری نسبت به روش‌های سنتی دارند، اما اغلب با هزینه محاسباتی بالا و عدم تطابق با سناریوهای بیدرنگ مواجه‌اند. RT-M³T با استفاده از مدل‌های سبک و طراحی ماژولار، نه تنها دقت بالاتری ارائه می‌دهد، بلکه زمان استنتاج کمتری نیز دارد؛ ویژگی‌ای که برای استقرار در CI/CD حیاتی است.

۴-۳ مقایسه با روش‌های چندوجهی

نتایج جدول (۵) و مقایسه RT-M³T با روش‌های چندوجهی نشان می‌دهد که اگرچه روش‌های چندوجهی نسبت به تک‌وجهی‌ها برتری دارند، اما استفاده از همجوشی ایستا یا معماری‌های برون خط باعث کاهش انعطاف‌پذیری آن‌ها در محیط‌های پویا می‌شود. RT-M³T با بهره‌گیری از همجوشی تطبیقی مبتنی بر توجه میان‌وجهی، قادر است اهمیت هر وجه را به صورت پویا تنظیم کند و در نتیجه، در برابر تغییر توزیع داده‌ها مقاوم‌تر عمل نماید. نتایج این جدول با مطالعات [۱۴، ۱۱] همخوانی دارند.

نمودار شکل (۴) عملکرد روش پیشنهادی RT-M³T را در مقایسه با روش‌های موجود چندوجهی شامل راهبردهای



شکل ۴. مقایسه عملکرد روش‌های چندوجهی پیش‌بینی نقص نرم‌افزار بر اساس امتیاز F1، AUC و نرخ هشدار کاذب (FAR)

جدول ۶. نتایج آزمون رتبه علامت دار ویلکاکسون (RT-M³T) در برابر روش‌های مبنا

سطح معناداری	مقدار P	متریک	مدل پایه
✓	۰/۰۰۴	F1	جنگل تصادفی
✓	۰/۰۰۶	AUC	جنگل تصادفی
✓	۰/۰۰۹	F1	شبکه عصبی حافظه طولانی کوتاه مدت (LSTM)
✓	۰/۰۱۲	AUC	مبدل تک وجهی
✓	۰/۰۳۱	F1	مبدل چند وجهی برون خط
✓	۰/۰۲۸	AUC	CodeBERT-based SDP

RT-M³T نسبت به روش‌های سنتی، عمیق و چندوجهی از نظر آماری معنادار است. این یافته تأیید می‌کند که برتری مدل پیشنهادی تصادفی نبوده و ناشی از طراحی معماری و راهبرد یادگیری آن است.

۴-۴-۲ آزمون تحلیل Cliff's Delta

اگرچه آزمون‌های معناداری آماری نشان می‌دهند که تفاوت‌ها واقعی هستند، اما شدت و اهمیت عملی این تفاوت‌ها از طریق معیار Cliff's Delta ارزیابی شده است. این معیار احتمال برتری یک روش نسبت به روش دیگر را بدون فرض نرمال بودن توزیع‌ها اندازه‌گیری می‌کند.

نتایج جدول (۷) نشان می‌دهد که RT-M³T در اغلب مقایسه‌ها دارای اندازه اثر متوسط تا بزرگ است. این موضوع بیانگر آن است که بهبود عملکرد مدل پیشنهادی

۴-۴-۱ تحلیل آماری معناداری و اندازه اثر

به‌منظور اطمینان از این‌که بهبود عملکرد روش پیشنهادی RT-M³T نسبت به روش‌های مبنا صرفاً ناشی از نوسانات تصادفی یا انتخاب داده نیست، تحلیل آماری دقیق بر روی نتایج تجربی انجام شده است. در این راستا، از ترکیب آزمون ناپارامتریک رتبه علامت دار ویلکاکسون^{۲۶} و معیار اندازه اثر Cliff's Delta استفاده شده است.

۴-۴-۱-۱ آزمون رتبه علامت دار ویلکاکسون

فرضیات آماری به‌صورت زیر تعریف می‌شوند:

● فرض صفر H0: تفاوت معناداری بین عملکرد RT-M³T و روش مبنا وجود ندارد.

● فرض مقابل H1: تفاوت عملکرد مشاهده شده از نظر آماری معنادار است.

سطح معناداری $\alpha=0.05$ در تمامی آزمایش‌ها در نظر گرفته شده است. آزمون‌ها به‌طور مستقل برای معیارهای F1-score و AUC انجام شده‌اند، زیرا این دو معیار به‌ترتیب نمایانگر تعادل دقت-بازخوانی و قدرت تفکیک مدل هستند. نتایج آزمون رتبه علامت دار ویلکاکسون نشان‌دهنده در جدول (۶)، رد فرض صفر در سطح معناداری ۰/۰۵ بوده و نشان می‌دهد که در تمامی مقایسه‌های کلیدی، مقدار p-value کمتر از ۰/۰۵ بوده و بنابراین، بهبود عملکرد

می‌کند. برخلاف رویکردهای پیشین که عمدتاً برون‌خط، تک‌وجهی یا مبتنی بر همجوشی ایستا هستند، روش پیشنهادی با بهره‌گیری از رمزگذارهای مبدل سبک و ویژه هر وجه و یک سازوکار همجوشی تطبیقی میان‌وجهی، قادر است وابستگی‌های زمانی و بین‌منبعی را به‌صورت پویا و کم‌هزینه مدل‌سازی کند. این طراحی امکان ارائه پیش‌بینی‌های دقیق، پایدار و کم‌تأخیر را در محیط‌های پویای توسعه نرم‌افزار فراهم می‌سازد. نتایج تجربی گسترده، که تحت پروتکل ارزیابی پیش‌دنباله‌ای و با استفاده از آزمون‌های آماری ناپارامتریک و تحلیل اندازه اثر انجام شدند، نشان دادند که RT-M³T به‌طور معناداری از روش‌های سنتی، مدل‌های عمیق توالی‌محور و حتی روش‌های چندوجهی پیشرفته موجود برتر است. این برتری نه‌تنها در معیارهای کلاسیک دقت پیش‌بینی، بلکه در شاخص‌های عملیاتی نظیر نرخ هشدار کاذب و زمان استنتاج نیز مشاهده شد. تحلیل آماری نتایج نشان داد که این بهبودها هم از نظر آماری معنادار و هم از نظر کاربردی قابل توجه هستند، که اعتبار علمی و عملی روش پیشنهادی را تقویت می‌کند.

از منظر چالش‌های صنعتی، روش RT-M³T به‌گونه‌ای طراحی شده است که بتواند به‌عنوان یک مؤلفه تصمیم‌یار در خطوط CI/CD، سامانه‌های بازبینی کد و فرایندهای تضمین کیفیت نرم‌افزار مورد استفاده قرار گیرد. توانایی مدل در ارائه پیش‌بینی‌های بیدرنگ با سربار محاسباتی پایین، امکان شناسایی زود هنگام ماژول‌های پرریسک را فراهم کرده و به تیم‌های توسعه کمک می‌کند تا منابع آزمون و بازبینی را به‌صورت هدفمند تخصیص دهند. در نتیجه، استفاده از این روش می‌تواند منجر به کاهش هزینه‌های نگهداشت، بهبود کیفیت محصول نهایی و افزایش اعتمادپذیری چرخه‌های توسعه نرم‌افزار در مقیاس صنعتی شود.

با وجود نتایج امیدوارکننده، این پژوهش مسیرهای متعددی را برای کارهای آینده باز می‌گذارد. یکی از

جدول ۷. نتایج آزمون Cliff's Delta (RT-M³T) در برابر روش‌های مبنا

مدل پایه	متریک	Cliff's Δ	اندازه اثر
جنگل تصادفی	F1	۰/۵۲	بزرگ
شبکه عصبی حافظه طولانی کوتاه مدت (LSTM)	F1	۰/۴۶	متوسط
مبدل تک وجهی	AUC	۰/۴۹	بزرگ
CodeBERT SDP	F1	۰/۴۱	متوسط
مبدل چند وجهی برون خط	AUC	۰/۵۵	بزرگ

نه‌تنها از نظر آماری معنادار است، بلکه از منظر کاربردی و عملی نیز قابل توجه بوده و می‌تواند تأثیر مستقیمی بر کیفیت فرایندهای تضمین کیفیت نرم‌افزار داشته باشد.

۵- نتایج و بحث

در مجموع، نتایج تجربی و تحلیل‌های آماری ارائه شده نشان می‌دهند که RT-M³T نه‌تنها از نظر دقت پیش‌بینی، بلکه از نظر پایداری، کارایی محاسباتی و قابلیت استقرار عملی نیز برتری معناداری نسبت به روش‌های موجود دارد. ترکیب ارزیابی پیش‌دنباله‌ای، آزمون‌های آماری ناپارامتریک و تحلیل اندازه اثر پشتوانه‌ای قوی برای ادعاهای مطرح‌شده در این مقاله فراهم می‌کند و احتمال تفسیر بیش‌ازحد نتایج را به حداقل می‌رساند. از منظر کاربردی، این نتایج نشان می‌دهند که روش پیشنهادی می‌تواند به‌عنوان یک مؤلفه تصمیم‌یار مؤثر در سیستم‌های تضمین کیفیت نرم‌افزار و خطوط CI/CD مورد استفاده قرار گیرد و با کاهش هشدارهای کاذب و افزایش شناسایی به‌موقع نقص‌ها، هزینه‌های نگهداشت نرم‌افزار را به‌طور معناداری کاهش دهد.

۶- نتیجه‌گیری و کارهای آینده

در این پژوهش، یک روش نوین با عنوان RT-M³T برای پیش‌بینی نقص نرم‌افزار در زمان واقعی ارائه شد که مسئله پیش‌بینی نقص را به‌صورت یک مسئله یادگیری جریانی چندوجهی مبتنی بر مبدل فرمول‌بندی

8. Mohammad, F., & Ryu, D. (2025, February). Multimodal Learning for Just-In-Time Software Defect Prediction in Autonomous Driving Systems. In 2025 IEEE International Conference on Big Data and Smart Computing (Big-Comp) (pp. 88-89). IEEE.
9. Zhu, H. N., Furth, R. M., Pradel, M., & Rubio-González, C. (2025). From Bugs to Benchmarks: A Comprehensive Survey of Software Defect Datasets. arXiv preprint arXiv:2504.17977.
10. Abdu, A., Abdo, H. A., Ullah, I., Khan, J., Gu, Y. H., & Algabri, R. (2025). Deep multi-metrics learning for mobile app defect prediction using code and process metrics. *Scientific Reports*, 15(1), 38620.
11. Prabha, C. L., & Shivakumar, N. (2020, June). Software defect prediction using machine learning techniques. In 2020 4th International conference on trends in electronics and informatics (ICOEI) (48184) (pp. 728-733). IEEE.
12. Vaswani, A., Shazeer, N., Parmar, N., Uszkoreit, J., Jones, L., Gomez, A. N., ... & Polosukhin, I. (2017). Attention is all you need. *Advances in neural information processing systems*, 30.
13. Tsai, Y. H. H., Bai, S., Liang, P. P., Kolter, J. Z., Morency, L. P., & Salakhutdinov, R. (2019, July). Multimodal transformer for unaligned multimodal language sequences. In *Proceedings of the conference. Association for computational linguistics. Meeting* (Vol. 2019, p. 6558).
14. Nassif, A. B., Talib, M. A., Azzeh, M., Alzaabi, S., Khanfar, R., Kharsa, R., & Angelis, L. (2023). Software defect prediction using learning to rank approach. *Scientific Reports*, 13(1), 18885.
15. Giorgio, L., Nicola, M., Fabio, S., & Andrea, S. (2021, December). Continuous defect prediction in CI/CD pipelines: A machine learning-based framework. In *International Conference of the Italian Association for Artificial Intelligence* (pp. 591-606). Cham: Springer International Publishing.
16. Dao, P. Q., Roantree, M., & Ngo, V. M. (2025). An Enhanced Dual Transformer Contrastive Network for Multimodal Sentiment Analysis. arXiv preprint arXiv:2510.23617.
17. Prabha, C. L., & Shivakumar, N. (2020, June). Software defect prediction using machine learning techniques. In 2020 4th International conference on trends in electronics and informatics (ICOEI) (48184) (pp. 728-733). IEEE.

جهت‌گیری‌های مهم، توسعه سازوکارهای تطبیق‌پذیری پیش‌رفته‌تر برای مقابله صریح‌تر با انواع مختلف تغییر مفهوم در جریان‌های داده بلندمدت است. علاوه بر این، گسترش روش به سناریوهای پیش‌بینی چندکلاسه یا رتبه‌بندی شدت نقص‌ها می‌تواند ارزش عملی آن را در محیط‌های صنعتی افزایش دهد. از منظر کاربردی، ادغام RT-M³T با ابزارهای واقعی CI/CD و انجام مطالعات میدانی در پروژه‌های نرم‌افزاری بزرگ‌مقیاس می‌تواند شواهد تجربی بیشتری از اثربخشی صنعتی این رویکرد فراهم آورد. در نهایت، بررسی ابعاد تفسیرپذیری تصمیم‌ها و ارائه توضیحات قابل فهم برای مهندسان نرم‌افزار، می‌تواند پذیرش این روش را در محیط‌های عملی تسهیل کند.

مراجع

1. Sahatiya, P., & Shah, H. (2025). "Transformer-Based Framework for Enhancing Software Defect Prediction: Integration with LSTM and Hybrid Learning", *Journal of Information Systems Engineering and Management*, Vol. 10. No. 38s (2025), DOI: <https://doi.org/10.52783/jisem.v10i38s.6837>
2. Gottumukkala, D. P., PVGD, P. R., & Rao, S. K. (2025). Topic modeling-based prediction of software defects and root cause using BERTopic, and multioutput classifier. *Scientific Reports*, 15(1), 25428.
3. Monteiro, M. L., Cabral, G. G., & OLiveira, A. L. (2025). CodeFlowLM: Incremental Just-In-Time Defect Prediction with Pretrained Language Models and Exploratory Insights into Defect Localization. arXiv preprint arXiv:2512.00231.
4. Mohammad, F., & Ryu, D. (2025, February). Multimodal Learning for Just-In-Time Software Defect Prediction in Autonomous Driving Systems. In 2025 IEEE International Conference on Big Data and Smart Computing (Big-Comp) (pp. 88-89). IEEE.
5. Alnagi, E., & Azzeh, M. (2024, August). Just-in-time software defect prediction techniques: A survey. In 2024 15th International Conference on Information and Communication Systems (ICICS) (pp. 1-6). IEEE.
6. Liu, J., Ai, J., Lu, M., Wang, J., & Shi, H. (2023). Semantic feature learning for software defect prediction from source code and external knowledge. *Journal of Systems and Software*, 204, 111753.
7. Jiang, Y., Shen, B., & Gu, X. (2025). Just-in-time software defect prediction via bi-modal change representation learning. *Journal of Systems and Software*, 219, 112253.