



دانشگاه صنعتی شریف

دانشکده مهندسی برق

پایان نامه کارشناسی ارشد  
گرایش سیستم های الکترونیک دیجیتال

# پیاده سازی یک پلتفرم MLOps به صورت ابری روی GPU

نگارنده

ابوالفضل یاریان

استاد راهنما

دکتر متین هاشمی

خردادماه ۱۴۰۳



### توجه

این پروژه بر اساس قرارداد شماره (.....) از حمایت مالی  
مرکز تحقیقات مخابرات ایران برخوردار شده است.

بسمه تعالی

دانشگاه صنعتی شریف  
دانشکده مهندسی برق

پایان نامه کارشناسی ارشد

عنوان: مدلسازی نهان نگاری تصویر بر اساس تئوری اطلاعات

نگارش: «نام و نام خانوادگی دانشجو»

اعضا هیات داوران:

.....امضاء:	دکتر ...
.....امضاء:	دکتر ...
.....امضاء:	دکتر ...
.....امضاء:	دکتر ...
.....امضاء:	دکتر ...

تاریخ: ۶ شهریور ۱۳۸۴.

## تقدیم و قدردانی

در این صفحه از کسانی که مایلید تشکر می‌کنید.

## چکیده:

در دنیای دیجیتال امروزه، نهان نگاری مقاوم تصویر که در آن یک سیگنال حامل داده به صورت نامرئی و مقاوم در برابر حملات در تصویر تعبیه می‌شود، به عنوان یک راهکار برای حل مساله حفاظت از حق تالیف محصولات تصویری معرفی شده است. برای این منظور تاکنون جهت نهان نگاری روشهای متعددی به کار گرفته شده است که از آن جمله می‌توان به استفاده از مدل‌های بینایی جهت یافتن میزان بیشینه انرژی نهان نگاره برای تعبیه در تصویر و استفاده از حوزه های مقاوم در برابر حملات، اشاره نمود. در همین راستا در این پایان نامه به استفاده از مفاهیم حوزه تئوری اطلاعات به عنوان یک راهنما در توسعه الگوریتم‌های موجود، جهت قرار دادن بهینه نهان نگاره پرداخته شده است. همچنین در ساختار پیشنهادی که برای افزایش مقاومت در حوزه تبدیل تصویر پیاده می‌شود، از تبدیلات چنددقتی مانند تبدیل موجک گسسته و تبدیل MR-SVD که به سیستم بینایی انسان نزدیک‌ترند، استفاده می‌شود. به طوریکه در حوزه تبدیل موجک، با استفاده از آنتروپی و تاثیر پدیده پوشش آنتروپی به اصلاح مدل‌های بینایی مرتبط با این حوزه پرداخته و بدین ترتیب نهان نگاره با قدرت و مقاومت بالاتر در تصویر تعبیه نموده و همچنین کیفیت بهتر برای تصویر نهان نگاری شده بدست آمد. همچنین در حوزه تبدیل MR-SVD ابتدا این تبدیل که تاکنون برای نهان نگاری استفاده نشده بود، جهت نهان نگاری بکار گرفته شد و سپس مشابه ساختار پیشنهادی مبتنی بر آنتروپی در حوزه تبدیل موجک، در حوزه این تبدیل نیز بکار رفت و نتایج شبیه‌سازیها مقاوم‌تر بودن ساختار پیشنهادی و کیفیت بالاتر تصویر نهان نگاری شده در این حوزه را نتیجه داد.

## کلمات کلیدی:

- |                       |                                    |
|-----------------------|------------------------------------|
| ۱- نهان نگاری تصویر   | Image Watermarking                 |
| ۲- تبدیل چنددقتی      | Multi-Resolution Transform         |
| ۳- سیستم بینایی انسان | Human Visual System (HVS)          |
| ۴- تبدیل موجک         | Wavelet Transform                  |
| ۵- تجزیه مقادیر تکین  | Singular Value Decomposition (SVD) |
| ۶- آنتروپی            | Entropy                            |
| ۷- پوشش آنتروپی       | Entropy Masking                    |

# فهرست مطالب

۱	مقدمه	۱
۲	مرور مفاهیم پایه	۲
۲	۱-۲ DevOps	۲
۲	۱-۱-۲ تعریف	۲
۳	۲-۱-۲ چرخه کاری DevOps	۳
۴	۳-۱-۲ خط لوله CI/CD	۴
۷	۴-۱-۲ مزایای متدولوژی DevOps	۷
۹	۲-۲ مجازی سازی و کانتینرها	۹
۹	۱-۲-۲ مجازی سازی	۹
۱۱	۲-۲-۲ کانتینرها	۱۱
۱۳	۳-۲-۲ هماهنگ سازی کانتینرها (کوپرنیتیز)	۱۳
۱۶	MLOps	۳
۱۶	۱-۳ مقدمه	۱۶
۱۶	۲-۳ تعریف مفاهیم اولیه	۱۶
۱۷	۱-۲-۳ اصول	۱۷
۱۹	۲-۲-۳ اجزاء	۱۹
۲۵	۳-۲-۳ نقش ها	۲۵
۲۶	۳-۳ معماری کلی	۲۶
۳۴	۴ آنتروپی و استفاده از آن در نهان نگاری	۳۴

۱-۴ مقدمه ..... ۳۴

۲-۴ آنتروپی ..... ۳۴

۵ نتیجه‌گیری و پیشنهادات ..... ۳۵



# فهرست جداول

۱-۲	نمونه هایی از ابزار برای مراحل خاص اتوماسیون خط لوله CI/CD	۵
-----	--	---

## فهرست تصاویر

۴	.....	مراحل DevOps	۱-۲
۱۰	.....	انواع هایپروایزر [۱]	۲-۲
۱۱	.....	تفاوت ماشین مجازی و کانتینر	۳-۲
۱۳	.....	معماری لایه ای تصویر داکر	۴-۲
۱۴	.....	مولفه های یک خوشه کوبرنتیز	۵-۲
۲۰	.....	خط لوله در Apache Airflow	۱-۳
۲۱	.....	انباره ویژگی	۲-۳
۲۵	.....	نقش ها و اشتراکات آنها در پارادایم MLOps	۳-۳
۲۶	.....	معماری جامع MLOps	۴-۳

# فهرست کلمات اختصاری

2D-DWT	2-Dimensional Discrete Wavelet Transform
CPD	Cycle Per Degree
CSF	Contrast Sensitivity Function
⋮	⋮

## فصل ۱

### مقدمه

گسترش روز افزون شبکه جهانی اینترنت و توسعه فناوری اطلاعات، نیاز فزاینده‌ای را به استفاده از سرویسهای چندرسانه‌ای دیجیتال، در پی داشته به طوریکه کاربردهای دیجیتال شاهد رشد شگرفی در طول دهه گذشته بوده است که نتیجه آن ایجاد سیستمهای کارآمد در ذخیره، انتقال و بازیابی اطلاعات است. مزایای فراوان فناوری دیجیتال، باعث محبوبیت و کاربرد هر چه بیشتر آن توسط اشخاص شده تا جاییکه حتی وسایل ضبط و پخش صدا و تصویر آنالوگ خانگی هم به سرعت با نمونه‌های دیجیتال جایگزین شده‌اند. اما این موضوع مسائل حاشیه‌ای دیگری برای بشر ایجاد نموده است. به طوریکه امکان تهیه کپی‌های متعدد از روی نسخه اصلی بدون کاهش کیفیت آن و یا سادگی جعل و تغییر محتوای اطلاعاتی نسخه اصلی، باعث شده که مالکیت معنوی<sup>۱</sup> صاحبان اثر به خطر افتاده و در نتیجه بسیاری از ارائه دهندگان سرویسهای چندرسانه‌ای (از جمله شرکتهای فیلم‌سازی) از ارائه نمونه دیجیتال محصولاتشان خودداری نمایند. لذا برطرف نمودن این مشکلات، یکی از زمینه‌های پژوهشی مهم در عرصه مخابرات و بخصوص پردازش سیگنال است.

---

<sup>۱</sup> Intellectual Property

## فصل ۲

# مرور مفاهیم پایه

## ۱-۲ DevOps

### ۱-۱-۲ تعریف

دِوایس که از اتحاد واژگان Development و Operation به وجود آمده است؛ ترکیبی از ابزارها، کنش‌ها و فرهنگ کاری است که تیم‌های توسعه<sup>۱</sup> و عملیات<sup>۲</sup> را به همکاری موثرتر نزدیک می‌کند و کسب و کارها با استفاده از می‌توانند اپلیکیشن‌ها و سرویس‌هایشان را با سرعت بالاتری نسبت به روش‌های سنتی تحویل دهند. همین سریع‌تر شدن سرعت توسعه و انتشار نرم‌افزار، سازمان‌ها را قادر می‌سازد تا در مقایسه با کسب‌وکارهایی که هنوز از روش‌های سنتی توسعه نرم‌افزار استفاده می‌کنند خدمات بهتری به مشتریان ارائه دهند. در واقع دِوایس سعی دارد تا مشکل جدایی تیم‌های مختلف را رفع کرده و یک فرهنگ سازمانی یکپارچه را میان تیم‌های مختلفی که در حال توسعه یک نرم‌افزار هستند ایجاد کند. از این جهت بسیاری از کارها می‌تواند به صورت خودکار پیش رفته و در نهایت همه چیز با سرعت بیشتری صورت بگیرد [۲، ۳]. این خودکار سازی با استفاده از خط لوله CI/CD از منبع کد شروع می‌شود و تا مانیتورینگ محصول ادامه میابد [۴].

تا قبل از تشکیل دِوایس، تیم‌های توسعه نرم‌افزار یا تیم عملیاتی در محیط‌های جداگانه کار می‌کردند. هدف تیم توسعه تولید محصول جدید و با افزودن ویژگی‌های جدیدی روی محصولات قبلی بود. هدف تیم عملیاتی نیز ثابت نگه داشتن وضعیت موجود سرویس‌ها برای پایداری بیشتر بود. به مرور زمان در فرآیند توسعه نرم‌افزار، روش‌های چابک<sup>۳</sup> ایجاد شد تا با مشتری تعامل بهتری برقرار شود و نیازهایی که دارد به محصول اضافه شود [۵]. جدایی دو تیم توسعه و عملیات از هم باعث

---

Development<sup>۱</sup>  
Operation<sup>۲</sup>  
Agile<sup>۳</sup>

می‌شد که در فرآیند تولید محصول و استقرار<sup>۴</sup> آن، اتلاف وقت ایجاد شود و محصول دیرتر به دست مشتری برسد [۶].

## ۲-۱-۲ چرخه کاری DevOps

همانطور که در شکل ۲-۱ مشاهده می‌کنید، DevOps قصد دارد از ابزار و جریان‌های کاری<sup>۵</sup> برای خودکارسازی یک یا چند مورد از موارد زیر استفاده کند:

۱. کدنویسی: شامل توسعه، بازبینی کد و ابزارهای کنترل نسخه است. مثلاً، یک تیم تصمیم می‌گیرد از گیت<sup>۶</sup> به عنوان ابزار کنترل نسخه و از گیت هاب<sup>۷</sup> نیز به عنوان یک مخزن راه دور استفاده کند. این تیم مجموعه‌ای از دستورالعمل‌های سبک کدنویسی را با استفاده از ابزاری نظیر Linter به همراه حداقل درصد پوشش تست تعریف کرده و با تعیین استراتژی انشعاب مبتنی بر تنه<sup>۸</sup> تغییرات خود را به منظور بازبینی برای ادغام با انشعاب اصلی<sup>۹</sup> برای توسعه دهنده ارشد ارسال می‌کند [۷].

۲. ساخت: شامل ایجاد و ذخیره خودکار مولفه<sup>۱۰</sup>ها می‌باشد. به طور مثال یک تیم تصمیم می‌گیرد یک Container image قابل اجرا از محصول خود ایجاد کند.

۳. تست: شامل ابزارهایی برای تست محصول می‌باشد. تیم محیطی را به منظور تست هر تغییر جدید راه اندازی می‌کند که در آن مجموعه‌ای از آزمایش‌ها مانند آزمون واحد<sup>۱۱</sup>، آزمون یکپارچگی<sup>۱۲</sup> و ... به طور خودکار در برابر هر ویرایش کد اجرا می‌شود. ادغام و تست کد به طور مکرر، به تیم‌های توسعه کمک می‌کند تا از کیفیت کدشان اطمینان حاصل کرده و جلوی خطاهای احتمالی را بگیرند.

۴. پیکربندی: شامل پیکربندی و مدیریت خودکار زیرساخت می‌باشد. این مورد شامل مجموعه‌ای از اسکریپت‌هایی برای بازتولید محیط در حال اجرا و زیرساخت نرم افزاری شامل سیستم عامل تا پایگاه داده و سرویس‌های خاص و پیکربندی شبکه آنها می‌باشد [۸، ۹].

۵. استقرار: این مرحله شامل استراتژی استقرار است. به طور مثال تیم می‌تواند تصمیم بگیرد که یک محصول به طور

---

<sup>۴</sup> Deploy

<sup>۵</sup> Workflow

<sup>۶</sup> Git

<sup>۷</sup> Github

<sup>۸</sup> Trunk-Based

<sup>۹</sup> Merge request

<sup>۱۰</sup> Artifact

<sup>۱۱</sup> Unit test

<sup>۱۲</sup> Integration test



شکل ۲-۱: مراحل DevOps

مستقیم منتشر شود یا ابتدا در یک محیط آزمایشی مورد ارزیابی قرار گیرد. هم چنین در مواقعی که مشکلی در استقرار وجود دارد چه کاری انجام دهند و استراتژی بازگشت<sup>۱۳</sup> خود را پیاده سازی کنند.

۶. نظارت: از عملکرد محصول تا نظارت بر تجربه کاربر نهایی را شامل می شود. به عنوان مثال، می تواند مدت زمان درخواست های پایگاه داده یا بارگذاری وبسایت یا تعداد کاربرانی که از ویژگی های خاص محصول استفاده می کنند یا تعداد بازدیدکنندگان از یک وبسایت که به ثبت نام ختم می شود یا تعداد کاربران جدید در یک مجموعه زمانی خاص را پوشش دهد. مرحله نظارت هم چنین شامل هشدار خودکار خرابی ها نیز می باشد (به عنوان مثال، آستانه استفاده از CPU [۱۰]). در نهایت نظارت بر محیط تولید به منظور اطمینان از صحت کارکرد صحیح محصول ضروری است.

## ۳-۱-۲ خط لوله CI/CD

در دنیای توسعه نرم افزار دستیابی به بهره وری بالا، کیفیت مطلوب محصول و رضایت مشتری از اهداف اصلی هر سازمانی است. در متدولوژی DevOps و رویکردهای مرتبط با آن مانند ادغام مداوم<sup>۱۴</sup>، تحویل مداوم<sup>۱۵</sup> و استقرار مداوم<sup>۱۶</sup> به طور فزاینده ای محبوب شده اند زیرا به سازمان ها کمک می کنند تا با سرعت و کارآمدی بیشتری به این اهداف دست یابند [۶].

ادغام مداوم به فرآیندی اطلاق می شود که در آن توسعه دهندگان برنامه های خود را به طور مداوم (معمولاً چندین بار در روز) در یک مخزن مشترک ادغام می کنند. به محض ادغام کد، یک سری از تست های خودکار اجرا می شود تا اطمینان حاصل شود که این تغییرات جدید باعث بروز مشکل در نرم افزار نشده اند [۱۱]. این تست ها شامل تست های واحد، تست های یکپارچگی و تست های کارکردی می باشند. از آنجایی که برنامه های کاربردی پیشرفته کنونی در چندین پلتفرم و ابزار های مختلف اقدام به توسعه می کنند، لذا نیاز به مکانیزمی برای ادغام و تایید تغییرات مختلف، اهمیت بالاتری پیدا می کند.

<sup>۱۳</sup>Rollback

<sup>۱۴</sup>Continuous Integration (CI)

<sup>۱۵</sup>Continuos Delivery (CD)

<sup>۱۶</sup>Continuous Deployment (CD)

جدول ۱-۲: نمونه هایی از ابزار برای مراحل خاص اتوماسیون خط لوله CI/CD

Phase	Tools
Build	Gradle, Bazel, Docker
Test	Selenium, pytest
Configure	Ansible, Terraform
Deploy	ArgoCD, Jenkins
Monitor	Prometheus, Sentry

**تحويل مداوم** ادامه ای بر ادغام مداوم است و به تیم‌ها این امکان را می‌دهد تا نرم‌افزار را پس هر تغییر مهم در کد به مرحله تولید برسانند. در این مدل، هر خروجی که از فرایند CI عبور کرده و تست‌های لازم را با موفقیت پشت سر گذاشته باشد، به صورت خودکار آماده انتشار می‌شود [۱۱]. به عبارتی دیگر، هدف از تحويل مداوم، داشتن پایگاه کدی است که همیشه آماده استقرار در محیط تولید باشد. این فرایند ممکن است شامل تست‌های اضافی برای ارزیابی عملکرد، امنیت و سازگاری با محیط‌های تولید نیز باشد.

**استقرار مداوم** که گاهی با تحويل مداوم اشتباه گرفته می‌شود، به فرآیندی اطلاق می‌شود که در آن هر تغییر در کد که تمام مراحل تست و تأیید را با موفقیت پشت سر می‌گذارد، به صورت خودکار در محیط تولید قرار می‌گیرد [۱۱]. این به معنای آن است که نسخه‌های جدید نرم‌افزار می‌توانند به طور مداوم و بدون دخالت دستی به کاربران نهایی تحويل داده شوند. این رویکرد به تیم‌ها کمک می‌کند تا سریعتر به بازخوردها پاسخ دهند و بهبودهای مستمری را در محصول خود اعمال کنند، اما نیازمند یک فرآیند آزمایشی بسیار قوی و اطمینان از کیفیت کد است.

فرآیند کامل CI/CD که در شکل ۱-۲ هم به عنوان بخشی از چرخه کاری توضیح داده شد [۶]، با یک فرآیند ساخت شروع می‌شود. در این مرحله کد توسط ابزارهای مرتبط که در جدول ۱-۲ ذکر شده است، تبدیل به نرم‌افزار قابل اجرا می‌شوند. پس از این مرحله، تست‌های خودکار که شامل تست‌های واحد، تست‌های یکپارچه‌سازی و تست‌های رابط کاربری هستند، اجرا می‌شوند تا اطمینان حاصل شود که تغییرات جدید باعث بروز خطا در نرم‌افزار نمی‌شوند. در صورت موفقیت‌آمیز بودن تست‌ها، یک نسخه قابل اجرا از کد نسخه گذاری شده و در مخازنی همانند Nexus نگه داری می‌شوند. در مرحله پیکربندی تنظیم محیط لازم برای نصب و استفاده از نرم‌افزار انجام می‌شود. دو رویکرد اصلی برای این کار وجود دارد: مرحله به مرحله<sup>۱۷</sup> و اعلامی<sup>۱۸</sup>. در رویکرد اول، پیش‌نیازها به ترتیب آماده‌سازی می‌شوند و شکست در هر مرحله می‌تواند به عدم انجام دادن مراحل بعدی منجر شود. این رویکرد، که اغلب با استفاده از ابزارهایی مانند Ansible پیاده‌سازی می‌شود، زمانی مفید است که نیاز به اعمال تغییرات جزئی بر محیط باشد. در مقابل، رویکرد اعلامی به طور همزمان کل محیط را بر اساس یک حالت نهایی

Procedural<sup>۱۷</sup>Declarative<sup>۱۸</sup>



تعریف شده آماده می‌کند. این رویکرد باعث می‌شود که در صورت بروز خطا در یک بخش، سایر بخش‌ها تحت تأثیر قرار نگیرند. برای اجرای این رویکرد، می‌توان از ابزارهایی مثل Terraform استفاده کرد [۱۲]. پس از این، مرحله‌ی استقرار آغاز می‌شود که در آن نرم‌افزار به محیط‌های تست، توسعه یا تولید منتقل می‌شود. این فرایند اغلب شامل مکانیزم‌هایی برای پشتیبانی و بازگرداندن نسخه‌های قبلی در صورت بروز مشکل است. یکی از قسمت‌های فرآیند کامل این خط لوله نیز با استفاده از ابزاری مانند Gitlab CI، CircleCI و Jenkins می‌تواند انجام گردد. در آخر نیز مرحله نظارت انجام می‌شود. ابزارهای نظارتی نظیر Prometheus و Grafana معمولاً شامل نمودارها، گزارش‌ها، و آمارهایی هستند که به شما اطلاعاتی در مورد وضعیت فعلی خط لوله و عملکرد برنامه‌های آزمایشی و انتشارات را ارائه می‌دهند. هم چنین اطلاعاتی مانند زمان طول کشیده برای هر مرحله، تعداد خطاها و متوسط زمان بین خرابی‌ها<sup>۱۹</sup> از جمله آمارهایی هستند که ممکن است در این مرحله نمایش داده شوند. لازم به ذکر است که می‌توان به منظور بررسی سبک کدنویسی و اعمال استاندارد های تیم توسعه در ابتدا خط لوله بخشی را قرار داد تا از استاندارد بودن کد اطمینان یابد. در این بخش می‌توان از Linter ها یا pre-commit hooks استفاده کرد. معروف ترین ابزار برای هر مرحله را در جدول ۲-۱ نیز مشاهده می‌کنید.

به هنگام طراحی و پیاده سازی یک خط لوله CI/CD باید به نکات زیر توجه کرد [۶، ۱۲، ۱۱]:

- قابلیت بازگشت به حالت قبل<sup>۲۰</sup>

- قابلیت مشاهده<sup>۲۱</sup> و هشدار دادن<sup>۲۲</sup>

- امنیت

- مدت زمان اجرای خط لوله

برای هر نسخه از کد باید یک استراتژی بازگشت وجود داشته باشد تا اگر مشکلی پیش آمد، به نسخه قبلی بازگردانده شود. یک راه حل آسان برای بازگشت می‌تواند اجرای نسخه قدیمی تر از طریق همان خط لوله CI/CD باشد. بازگشت به ورژن قبلی همیشه ساده نیست، چراکه اگر سرویس در حال اجرا قابل بازگشت باشد، باید به بازگرداندن داده‌ها قبلی و زمان توقف هنگام استقرار نسخه جدید نیز توجه کرد.

هر انتشار باید شفاف باشد که چه تغییراتی اعمال شده و چه کسی تغییرات را تأیید کرده است. هم چنین تیم توسعه باید بداند که استقرار موفقیت‌آمیز بوده و چه زمانی انجام شده است. در نهایت باید هشدارهای واضحی از کد خراب در خط لوله و

<sup>۱۹</sup> Mean time between failures (MTBF)

<sup>۲۰</sup> Rollback

<sup>۲۱</sup> Observability

<sup>۲۲</sup> Alerting

خطای احتمالی در انتشار وجود داشته باشد. اگر مشکلی در استقرار پیش آید و هیچ سابقه واضحی از تغییرات وجود نداشته باشد، بازگشت به حالت قبل دشوار خواهد بود. علاوه بر این دلیل بروز این مشکل در استقرار نیز برای تیم نامعلوم است. تصور کنید که یک توسعه‌دهنده به صورت دستی به یک ماشین محیط تولید دسترسی پیدا کرده و به طور تصادفی یک فایل کلیدی را حذف می‌کند که پس از چند روز باعث خرابی‌های سیستم می‌شود. هیچ ردی از این تغییرات وجود ندارد، هیچکس نمی‌داند کجا را باید به حالت قبلی برگرداند و حتی بازگشت به کد قبلی ممکن است کمی نکند زیرا فایل گمشده ممکن است در ورژن قبلی بازتولید نشود.

توجه به امنیت در فرآیندهای CI/CD بسیار حیاتی است تا سلامت و امنیت فرآیندهای توسعه و ارسال نرم‌افزار حفظ شود. اجرای کنترل دسترسی بر اساس نقش<sup>۲۳</sup> ضروری است تا فقط افراد مجاز بتوانند تغییراتی در فرآیند CI/CD اعمال کرده و کد را ارسال کنند. این شامل کنترل دسترسی به ابزارهای CI/CD نظیر Jenkins و همچنین به هر سیستم متمرکز مانند مخازن کد منبع است. هم چنین مدیریت اسرار<sup>۲۴</sup> جنبه اساسی امنیت خط لوله است. اسراری مانند کلیدهای API، رمزعبورها و گواهی‌نامه‌ها باید به طور امن ذخیره و دسترسی‌پذیر باشند. استفاده از ابزارهایی مانند HashiCorp Vault می‌تواند به مدیریت امنیت اسرار کمک کند.

مدت زمان اجرای کامل یک خط لوله از ساخت تا استقرار برای حفظ چابکی بسیار مهم است. تست‌ها و ساخت‌های طولانی مدت می‌توانند منجر به تداخل با خط لوله‌های دیگر باشد. بهبود و بهینه‌سازی این فرآیند از طریق اجرای موازی تست‌ها، بهبود قابلیت مقیاس‌پذیری زیرساخت و بهینه‌سازی کد می‌تواند به کاهش زمان مورد نیاز برای تست و ساخت و بهبود جریان کار توسعه کمک کند.

در محصولاتی که از یادگیری ماشین استفاده می‌کنند نیز مراحل خط لوله برای رسیدگی به چرخه عمر مدل و داده‌ها افزایش می‌یابد، اما عناصر، مزایا و اهداف یکسان هستند.

## ۴-۱-۲ مزایای متدولوژی DevOps

این متدولوژی یک رویکرد نوآورانه در توسعه نرم‌افزار و عملیات است که مزایای بسیاری برای بهبود عملکرد سازمانی<sup>۲۵</sup> ارائه می‌دهد [۱۳]. ادغام این روش‌ها می‌تواند نحوه مواجهه تیم‌ها با چالش‌های پروژه و تعامل با فناوری را تغییر داده و منجر به افزایش کارایی، قابلیت اطمینان و رضایت شود [۳].

۱. افزایش سرعت و کارایی: با خودکارسازی فرایند انتشار نرم‌افزار از طریق CI/CD، تیم‌ها می‌توانند فرکانس و سرعت

<sup>۲۳</sup> Role-Based Access Control (RBAC)

<sup>۲۴</sup> Secrets

<sup>۲۵</sup> Organization performance

انتشارها را افزایش داده که منجر افزایش سرعت پاسخ دهی به مشتری شده و مزیت رقابتی ایجاد می کند [۴].

۲. ایجاد محیط‌های عملیاتی پایدارتر: تضمین قابلیت اطمینان به‌روزرسانی‌های برنامه و تغییرات زیرساخت یکی از مزایای مهم این متدلوژی می باشد. از طریق خط لوله CI/CD، هر تغییری برای اطمینان از کارایی و ایمنی ادغام با محیط تولید آزمایش می‌شود تا از انتشار نسخه‌های معیوب جلوگیری کند. یکی از شاخص‌های اصلی پایداری، انتشارهای متناوب و مکرر است. با استفاده از این متدلوژی توسعه‌دهندگان می‌توانند خطاها را سریع‌تر شناسایی و رفع کنند. این موضوع باعث کاهش شاخص  $MTTR^{26}$  می‌شود. این شاخص مدت زمان برگشت به وضعیت پایدار بعد از وقوع خطا یا اشکال را نشان می‌دهد و هرچه مقدار آن کمتر باشد، پایداری سیستم بیشتر است [۶]. علاوه بر انتشار پیوسته و مستمر، نرم‌افزارهای مانیتورینگ هم با پایش مداوم نرم‌افزار و سرورها و ایجاد دسترسی به اطلاعات حیاتی نرم‌افزار و محیط عملیاتی برای مهندسان، نقش مهمی در شناسایی و رفع خطاها و در نتیجه حفظ پایداری دارند.

۳. مقیاس پذیری: تسهیل‌کننده مدیریت مقیاس‌پذیر زیرساخت‌ها و فرآیندهای توسعه است. تکنیک‌هایی مانند زیرساخت به عنوان کد<sup>۲۷</sup> مدیریت محیط‌های توسعه، آزمایش و تولید را به شکلی تکرارپذیر و کارآمد ساده‌سازی می‌کنند [۳].

۴. صرفه‌جویی در هزینه‌ها و منابع: علاوه بر مدیریت بهتر عملکرد و ارتباطات، هزینه‌ها و منابع را هم به نسبت روش‌های قدیمی کاهش می‌دهد. با استفاده از این متدلوژی و خط لوله CI/CD طول چرخه‌ها کوتاه‌تر و نتایج کمی و کیفی بهتر می‌شوند و در نتیجه هزینه‌ها نیز کاهش پیدا می‌کنند. این فرآیند حتی نیاز به منابع سخت‌افزاری و منابع انسانی را هم کاهش می‌دهد. با استفاده از معماری ماژولار، اجزا و منابع به خوبی دسته‌بندی شده و سازمان‌ها می‌توانند به راحتی از فضا و رایانش ابری برای انجام کارها استفاده کنند. چابکی در این متدلوژی اهمیت زیادی دارد لذا فناوری ابری نیز این چابکی را به تیم‌ها ارائه و سرعت و هماهنگی بین تیم‌ها را افزایش می‌دهد. با کمک این فناوری، حتی اگر در فرایند توسعه و عملیات نیاز به منابع جدید و بیشتر بود، با ثبت یک درخواست ساده در عرض چند دقیقه منابع جدید در اختیار سازمان قرار می‌گیرد. از مزایای دیگر استفاده از رایانش ابری می‌توان به حداقل شدن هزینه‌های شروع و عملیاتی پروژه، بهبود امنیت، افزایش مشارکت و بهبود دسترسی و کاربری داده‌ها اشاره کرد.

۵. تجزیه ایزوله‌گرایی: در بسیاری از سازمان‌ها، به دلایل امنیتی و مدیریتی، اطلاعات در تیم‌ها به طور جداگانه نگهداری می‌شوند و این باعث ایجاد سیلوهای سازمانی شده که مانع از گردش منظم داده و اطلاعات در سازمان می‌شود. با این حال، با بهره‌گیری از این متدلوژی و وجود همکاری فعال در تیم‌ها، ارتباطات بهبود می‌یابد. این امر باعث می‌شود که

<sup>26</sup>Mean Time To Recover  
<sup>27</sup>infrastructure as a code

اطلاعات به طور موثرتر جریان یابد، کارایی تیم‌ها افزایش یابد و در نتیجه، کارایی کلی سازمان بهبود پیدا کند.

## ۲-۲ مجازی سازی و کانتینرها

### ۱-۲-۲ مجازی سازی

تکنولوژی مجازی سازی<sup>۲۸</sup> به روشی اشاره دارد که در آن منابع سخت افزاری یک سیستم فیزیکی به چندین محیط مجازی تقسیم می‌شوند. این تکنولوژی به سازمان‌ها این امکان را می‌دهد تا منابع خود را به شیوه‌ای کارآمدتر استفاده کنند، زیرا می‌توانند چندین سیستم عامل و برنامه را روی یک سرور فیزیکی اجرا کنند. مجازی سازی انواع مختلفی دارد، از جمله مجازی سازی سرور، دسکتاپ، نرم افزار و شبکه، که هر کدام کاربردهای خاص خود را دارند [۱، ۱۴].

مجازی سازی سرور یکی از تکنولوژی‌های کلیدی در مدیریت و بهره‌برداری از داده‌ها و منابع سخت افزاری در مراکز داده است. این فناوری امکان تقسیم یک سرور فیزیکی<sup>۲۹</sup> به چندین سرور مجازی را می‌دهد، به طوری که هر سرور مجازی می‌تواند به صورت مستقل عمل کرده و سیستم عامل و برنامه‌های کاربردی خود را اجرا کند. مجازی سازی سرور معمولاً شامل سه جزء اصلی است [۱]:

- هایپروایزر<sup>۳۰</sup>
- ماشین مجازی
- سیستم مدیریت مرکزی

هایپروایزر، که گاهی اوقات به عنوان مدیر ماشین مجازی<sup>۳۱</sup> شناخته می‌شود، نقش محوری در مجازی سازی سرور دارد. این نرم افزار بر روی سخت افزار سرور نصب می‌شود و وظیفه آن تقسیم منابع سرور فیزیکی، مانند CPU، حافظه، فضای دیسک و شبکه به چندین ماشین مجازی است. هایپروایزرها به دو دسته تقسیم می‌شوند.

هایپروایزر نوع<sup>۳۲</sup> مستقیماً بر روی سخت افزار نصب می‌شود و به طور مستقل از سیستم عامل فیزیکی عمل می‌کند. می‌توان از هایپروایزرهای نوع ۱ معروف به VMware ESXi، Microsoft Hyper-V و KVM اشاره کرد که برای بهینه سازی عملکرد و امنیت طراحی شده‌اند.

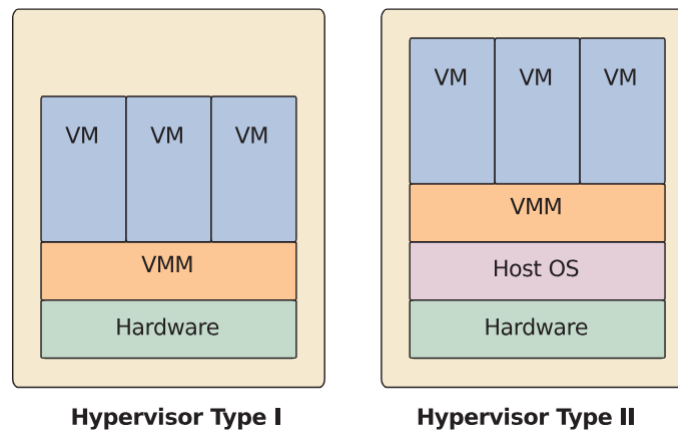
<sup>۲۸</sup>Virtualization

<sup>۲۹</sup>Bare-metal

<sup>۳۰</sup>Hypervisor

<sup>۳۱</sup>Virtual Machine Manager (VMM)

<sup>۳۲</sup>Bare-metal



شکل ۲-۲: انواع هایپروایزر [۱]

هایپروایزر نوع ۳۳ روی یک سیستم عامل میزبان نصب می‌شود و به عنوان یک برنامه درون سیستم عامل عمل می‌کند. از هایپروایزر نوع ۲ نیز می‌توان به VMware Workstation و Oracle VirtualBox اشاره کرد. این هایپروایزرها اغلب برای تست و توسعه مورد استفاده قرار می‌گیرند. در شکل ۲-۲ ساختار آن را مشاهده می‌کنید.

هایپروایزرها به لحاظ انعطاف پذیری و امکان پیکربندی متنوع، قابلیت‌های قدرتمندی را برای مدیریت سرورهای مجازی فراهم می‌کنند. آنها می‌توانند به طور خودکار منابع را بین ماشین‌های مجازی تخصیص دهند و امکاناتی مانند تکثیر<sup>۳۴</sup> و بازیابی فاجعه<sup>۳۵</sup> را ارائه دهند.

ماشین مجازی<sup>۳۶</sup> واحدی از منابع مجازی است که شبیه‌سازی یک سرور فیزیکی را انجام می‌دهد. هر VM می‌تواند سیستم عامل خود را داشته باشد و مستقل از دیگر VMها عمل کند. این امر به کاربران اجازه می‌دهد که برنامه‌های متعدد را بدون تداخل با یکدیگر اجرا کنند. VMها از منابع سخت‌افزاری تخصیص داده شده توسط هایپروایزر استفاده می‌کنند و می‌توانند به راحتی از یک سرور فیزیکی به دیگری با استفاده از تکنیک‌هایی نظیر Snapshot منتقل شوند. استفاده از تکنولوژی مجازی‌سازی نقش بسیار مهمی در فرآیندهای DevOps دارد. با امکان ایجاد و حذف سریع ماشین‌های مجازی، مجازی‌سازی به تیم‌های توسعه این امکان را می‌دهد که به سرعت محیط‌های نرم‌افزاری مورد نیاز خود را راه‌اندازی و پس از اتمام کار، آنها را به راحتی حذف کنند، که این امر منجر به صرفه‌جویی در هزینه‌ها و منابع می‌شود. علاوه بر این، مجازی‌سازی ریسک‌های مرتبط با استقرار نهایی در محیط تولید را کاهش داده و با ایجاد محیط‌های شبیه‌سازی شده برای آزمایش‌های پیش از استقرار، اطمینان حاصل می‌کند که نرم‌افزار قبل از راه‌اندازی به درستی کار می‌کند.

<sup>۳۳</sup>Hosted

<sup>۳۴</sup>Replication

<sup>۳۵</sup>Disaster Recovery

<sup>۳۶</sup>Virtual Machine (VM)



شکل ۲-۳: تفاوت ماشین مجازی و کانتینر

## ۲-۲-۲ کانتینرها

کانتینرها محیط‌هایی هستند که به برنامه‌های نرم‌افزاری امکان می‌دهند تا با تمام وابستگی‌های خود در یک بسته واحد جمع‌آوری شوند. آن‌ها همانند برنامه‌های نرم‌افزاری سنتی که به شما اجازه می‌دهند مستقل از نرم‌افزارهای دیگر و خود سیستم عامل کار کنید، نصب نمی‌شوند. مهمترین دغدغه کانتینرها این است که چگونه محیطی فراهم کنند تا نرم‌افزارهایی که در یک محیط پردازشی اجرا می‌شوند با انتقال به محیط دیگر، بدون ایراد و مشکل اجرا شوند. این تکنولوژی از معماری میزبان بهره می‌برد تا از منابع سخت‌افزاری مشترک استفاده کند، اما اجرای برنامه‌ها را در یک محیط ایزوله و مستقل فراهم می‌کند. تمام اجزای ضروری مورد نیاز یک برنامه به صورت یک Image بسته‌بندی می‌شود. Image مربوطه در یک محیط ایزوله اجرا شده و فضای حافظه، CPU و فضای ذخیره‌سازی خود را با سیستم عامل به اشتراک نخواهد گذاشت. این عمل موجب می‌شود که فرآیندهای موجود در کانتینر، قادر به مشاهده سایر فرآیندها در خارج از آن نباشند.

کانتینرها و ماشین‌های مجازی هر دو ابزارهایی برای ایزوله‌سازی منابع نرم‌افزاری هستند، اما تفاوت‌های اساسی در معماری و کاربرد آن‌ها وجود دارد که در شکل ۲-۳ نشان داده شده است. ماشین‌های مجازی با ایجاد یک لایه انتزاعی کامل بر روی سخت‌افزار فیزیکی کار می‌کنند که به آن‌ها اجازه می‌دهد سیستم‌عامل‌های مستقل را بر روی هر VM اجرا کنند. این امر به هر ماشین مجازی امکان می‌دهد منابع سخت‌افزاری را به صورت مجزا استفاده کند، اما باعث می‌شود VM‌ها نسبت به کانتینرها سنگین‌تر و کم استفاده‌تر باشند. در مقابل، کانتینرها به جای سیستم‌عامل‌های کامل، تنها برنامه‌ها و وابستگی‌های خود را ایزوله می‌کنند و همگی بر روی هسته سیستم‌عامل میزبان اشتراکی اجرا می‌شوند، که این امر باعث سبک‌تر، سریع‌تر و مقیاس‌پذیرتر شدن کانتینرها نسبت به ماشین‌های مجازی باشند. از این رو، کانتینرها برای محیط‌هایی که نیازمند راه‌اندازی

سریع و مدیریت منابع مانند میکروسرویس‌ها و برنامه‌های کاربردی مبتنی بر Cloud هستند ایده‌آل می‌باشند [۱۵]. در کنار مزایای فراوان کانتینرها، برخلاف ماشین‌های مجازی در امنیت و ایزولاسیون داده‌ها محدودیت‌هایی دارند و ممکن است نیازمند ابزارهای پیچیده‌تر برای مدیریت لاگ‌ها و نظارت باشند، که می‌تواند پیاده‌سازی و نگهداری آنها را چالش برانگیز سازد. تکنولوژی کانتینر ریشه در مفهوم چارچوب‌های Unix مانند chroot دارد که در دهه ۱۹۷۰ معرفی شد. اما، پیشرفت‌های اصلی در این زمینه با ظهور Docker در سال ۲۰۱۳ آغاز شد. داکر یک پلتفرم متن باز است که استانداردسازی ایجاد، اجرا و مدیریت کانتینرها را فراهم کرد و به سرعت به یکی از مهم‌ترین ابزارها در این حوزه تبدیل شد.

اجزای کلیدی مورد استفاده در پیاده‌سازی کانتینرها شامل موارد زیر است [۱۶]:

- موتورهای کانتینر<sup>۳۷</sup>

- هماهنگ سازی کانتینر<sup>۳۸</sup>

موتورهای کانتینری مانند Docker Engine و Containerd ابزارهایی هستند که کانتینرها را ایجاد، اجرا و مدیریت می‌کنند. این موتورها از فناوری‌های موجود در هسته لینوکس مانند Namespaces و Control groups (cgroups) برای ایزوله‌سازی کانتینرها استفاده می‌کنند و به آنها امکان می‌دهند که فرایندها و منابع سیستمی را به صورت مستقل از یکدیگر مدیریت کنند. Namespaces بخشی از هسته لینوکس که امکان جداسازی عناصری مثل شبکه، فرایندها و فضای فایل سیستم را فراهم می‌کند. هر کانتینر در یک namespace جداگانه اجرا می‌شود که استقلال آن را نسبت به دیگر برنامه‌ها تضمین می‌کند. cgroups نیز به مدیریت استفاده از منابع سخت‌افزاری مانند CPU و حافظه توسط فرایندها کمک می‌کند. این فناوری امکان اختصاص دقیق منابع به کانتینرها را می‌دهد و از مصرف بیش از حد منابع توسط یک کانتینر جلوگیری می‌کند.

برای مدیریت و مقیاس‌بندی کانتینرها در محیط‌های تولید، ابزارهای هماهنگ سازی مانند Kubernetes و Docker Swarm کاربرد دارند. این ابزارها به توسعه‌دهندگان این امکان را می‌دهند که خوشه<sup>۳۹</sup> های بزرگ کانتینری را مدیریت کنند و برنامه‌ها را با انعطاف‌پذیری و دقت بالا مقیاس بندی نمایند. راجع به این موضوع در قسمت بعدی بیشتر صحبت خواهد شد.

Docker Image به عنوان اساسی‌ترین بخش در اکوسیستم داکر نقش کلیدی در پیاده‌سازی و توزیع برنامه‌های نرم‌افزاری دارد. تصاویر داکر از یک معماری لایه‌ای بهره می‌برند. معماری لایه این امکان را فراهم می‌کند که تغییرات نسبت به یک تصویر پایه به صورت دیفرانسیلی اعمال شود. هر لایه در تصویر داکر، تغییراتی را نسبت به لایه قبلی اضافه می‌کند. این رویکرد باعث می‌شود که بازسازی و به‌روزرسانی تصاویر کانتینری فقط بر روی لایه‌هایی که تغییر کرده‌اند انجام شود، که به

<sup>۳۷</sup> Container Engine

<sup>۳۸</sup> Container Orchestration

<sup>۳۹</sup> Cluster



شکل ۲-۴: معماری لایه ای تصویر داکر

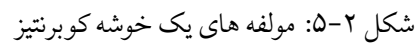
نوبه خود باعث کاهش حجم داده‌های مورد نیاز برای ذخیره‌سازی و انتقال می‌شود. زمانی که Dockerfile نوشته می‌شود، هر دستور (مانند RUN، COPY و FROM) یک لایه جدید در تصویر داکر ایجاد می‌کند. این لایه‌ها به ترتیبی که در داکر فایل آمده‌اند، روی هم اضافه می‌شوند. داکر از یک فایل سیستم Union استفاده می‌کند که به آن این اجازه را می‌دهد تا لایه‌های مختلف را به گونه‌ای ترکیب کند که به نظر یک فایل سیستم یکپارچه است [۱۷]. ساختار لایه ای تصویر داکر را در شکل ۲-۴ مشاهده می‌کنید.

## ۳-۲-۲ هماهنگ سازی کانتینرها (کوبرنتیز)

در دنیای توسعه نرم‌افزار، استفاده از معماری‌های مبتنی بر میکروسرویس‌ها و کانتینرها افزایش یافته است که هر دو نیازمند مدیریت دقیق و خودکار سرویس‌ها در محیط‌های تولید هستند. در محیط‌های پویا و با مقیاس بزرگ که دستگاه‌ها و خدمات به طور مکرر تغییر می‌کنند، تقریباً غیرممکن است که با نیروی کار دستی، سرویسی با دسترسی بالا ارائه داد. در چنین شرایطی، ابزارهای هماهنگ سازی نقش حیاتی ایفا می‌کنند. آنها به خودکارسازی مدیریت کانتینرها، مدیریت شبکه و نظارت بر سلامت سیستم کمک می‌کنند. بدون هماهنگ سازی تیم‌های توسعه و عملیات با چالش‌های عدیده‌ای از جمله کنترل ناموفق بر پیکربندی‌ها، مشکلات مربوط به برقراری ارتباط بین سرویس‌ها، دشواری‌های مربوط به مقیاس‌پذیری و برقراری تعادل بار مواجه می‌شوند. در میان ابزارهای هماهنگ سازی Kubernetes به عنوان یکی از پیشروان بازار شناخته می‌شود که امکان مدیریت خودکار مجموعه‌های بزرگی از کانتینرها را فراهم می‌آورد. کوبرنتیز یک پلتفرم هماهنگ‌سازی کانتینر است که فرایند زمان‌بندی<sup>۴۰</sup>، خودکارسازی استقرار، مدیریت و مقیاس‌گذاری اپلیکیشن‌های کانتینری را تسهیل می‌کند.

<sup>۴۰</sup>Scheduling





یک سیستم کوبرنتیز با تمام اجزای آن را یک خوشه<sup>۴۱</sup> می‌گویند. هر خوشه شامل یک یا چند گره<sup>۴۲</sup> است که می‌توانند فیزیکی<sup>۴۳</sup> یا مجازی باشند. این گره‌ها به دو دسته اصلی یا همان سطح کنترل<sup>۴۴</sup> و کارگر<sup>۴۵</sup> تقسیم می‌شوند. گره اصلی به عنوان مغز متفکر کوبرنتیز عمل می‌کند و وظایف مدیریتی خوشه را بر عهده دارد. این گره شامل مولفه‌های اصلی زیر است:

- **API Server:** نقطه اصلی دریافت فرمان‌های کوبرنتیز به صورت REST<sup>۴۶</sup> است و آن را پردازش می‌کند. این سرور مسئول اعتبارسنجی درخواست‌ها و اجرای آن‌ها بر روی خوشه است. همچنین، این مولفه به عنوان بخشی از مولفه‌های دیگر گره اصلی عمل می‌کند تا اطمینان حاصل شود که دستورات به درستی اجرا می‌شوند.
- **Scheduler:** مولفه‌ای است که تصمیم می‌گیرد کدام پادها بر روی کدام گره‌های کاری قرار گیرند. این فرایند بر اساس منابع موجود و الزامات مشخص شده برای پادها صورت می‌گیرد. علاوه بر این، به طور مداوم وضعیت خوشه را رصد می‌کند تا بهترین تصمیم‌ها را برای مکان‌یابی پادها بگیرد.
- **Controller Managers:** مجموعه‌ای از فرآیندهایی است که حلقه‌های نظارتی را اجرا می‌کنند. این کنترل کننده‌ها وضعیت خوشه را با حالت مطلوب مطابقت می‌دهند. به عنوان مثال، اگر یک پاد از کار افتاده باشد، یک کنترل کننده وظیفه دارد تا یک پاد جدید را برای جایگزینی ایجاد کند.

- Cluster<sup>¶1</sup>
- Node<sup>¶2</sup>
- Bare-metal<sup>¶3</sup>
- Control plane<sup>¶4</sup>
- Worker<sup>¶5</sup>
- Representational State Transfer<sup>¶6</sup>

- etcd: یک پایگاه داده توزیع شده است که تمام داده‌های مهم از جمله وضعیت خوشه در هر لحظه، پیکربندی خوشه، اطلاعات مربوط به هر گره و کانتینرهای درون آن را در خود ذخیره می‌کند.  
گره‌های کاری نیز پادهای اپلیکیشن‌های کاربر را بر عهده دارند. این نودها شامل مولفه‌های زیر هستند:
- Kubelet: این مولفه وظیفه مدیریت سلامت پادها را بر عهده دارد. علاوه بر این اطمینان حاصل می‌کند که کانتینرها در پادها بر اساس تنظیمات مشخص شده اجرا شوند و با API Server ارتباط برقرار کند تا وضعیت را به روز رسانی کند.
- Kube-proxy: وظیفه مدیریت ترافیک شبکه درون خوشه را بر عهده دارند. این مولفه ارتباطات شبکه بین کانتینرها را تسهیل می‌کند و از قوانین IPTables برای مسیریابی ترافیک استفاده می‌کند.

## فصل ۳

# MLOps

### ۱-۳ مقدمه

در حالی که مدل‌های یادگیری ماشین به طور گسترده توسعه یافته‌اند، انتقال آن‌ها از مفهوم آزمایشی به محیط تولید اغلب با شکست مواجه می‌شود. این فاصله بیشتر به خاطر این است که تاکنون توجه اصلی روی ساخت مدل‌ها بوده است، نه روی تولید محصولات یادگیری ماشین که قابلیت استفاده در محیط تولید را دارند. علاوه بر آن، مدیریت بخش‌ها و زیرساخت‌های پیچیده‌ای که برای یک استقرار موثر ضروری هستند نیز در این امر مغفول مانده‌اند. برای رفع این مسئله، مفهوم عملیات یادگیری ماشین یا MLOps معرفی شده است. MLOps بر روی خودکارسازی و عملیاتی کردن فرآیندهای یادگیری ماشین تمرکز دارد تا انتقال پروژه‌های یادگیری ماشین از مفهوم به تولید را تسهیل کند. این رویکرد شامل دیدگاه جامعی از طراحی سیستم، هماهنگی اجزا، تعریف نقش‌ها و مسئولیت‌ها می‌باشد. هدف کاهش خطا به منظور افزایش قابلیت اطمینان و کارایی سیستم‌های یادگیری ماشین در کاربردهای واقعی می‌باشد. این فصل به بررسی تعریف، اصول، ابزار و معماری جامعی از یک پلتفرم MLOps پرداخته و در نهایت، محصولات و رقبا این حوزه را بررسی می‌کنیم.

### ۲-۳ تعریف مفاهیم اولیه

MLOps یا عملیات یادگیری ماشین به مجموعه‌ای از فرایندها، ابزارها و شیوه‌ها جهت مدیریت چرخه توسعه مدل‌های یادگیری ماشین در یک محیط عملیاتی اشاره دارد. همچنین این چرخه شامل همکاری بین دانشمندان داده و مهندسان DevOps است به گونه‌ای که این اطمینان حاصل شود که مدل‌ها به طور مؤثر توسعه، استقرار، پایش و به‌روزرسانی می‌شوند. هدف MLOps افزایش سرعت، قابلیت اطمینان و مقیاس‌پذیری مدل‌های یادگیری ماشین و فرایند توسعه این مدل‌ها در تولید است؛

درحالی که خطرات ناشی از ریسک عدم موفقیت را نیز کاهش می دهد. همچنین به کارگیری MLOps فرایند مدیریت را ساده تر کرده، کیفیت را افزایش می دهد و استقرار مدل های یادگیری عمیق و یادگیری ماشین در محیط های تولید با مقیاس بزرگ را خودکار می کند. لذا می توان گفت یکی از اهداف MLOps، بهبود خودکارسازی و ارتقای کیفیت مدل های تولید و درعین حال توجه به الزامات تجاری و نظارتی است.

استقرار مدل های یادگیری ماشین روی محیط عملیاتی در MLOps اهمیت زیادی دارد، زیرا به سازمان ها کمک می کند تا مطمئن شوند که مدل هایشان در طول زمان دقیق، قابل اعتماد و کارآمد هستند. به طور کلی، MLOps با خودکار کردن بسیاری از مراحل مربوط به استقرار و مدیریت مدل های یادگیری ماشین، به دانشمندان و مهندسان داده اجازه می دهد تا با همکاری یکدیگر به ارائه سریع تر و کارآمدتر مدل های یادگیری ماشین دست یابند.

## ۳-۲-۱ اصول

برای تسهیل در رسیدن به اهداف فوق، تیم های MLOps از اصول زیر استفاده می کنند:

۱. خط لوله خودکار CI/CD و هماهنگ سازی جریان کار<sup>۱</sup>: خودکارسازی CI/CD شامل مراحل ساخت، آزمایش، تحویل و استقرار است که به توسعه دهندگان نسبت به موفقیت یا شکست مراحل مختلف بازخورد سریعی را ارائه داده و بهره وری کلی را افزایش می دهد [۱۸]. در همین حال، هماهنگ سازی جریان کاری وظایف یک خط لوله یادگیری ماشین را با استفاده از گراف های بدون حلقه ی جهت دار<sup>۲</sup> هماهنگ می کند، که ترتیب اجرای وظایف را با توجه به روابط و وابستگی ها تعیین می کند. ترکیب این دو رویکرد می تواند به بهبود عملکرد و کارایی تیم های توسعه و داده کاوی کمک کند [۱۹، ۲۰].

۲. کنترل نسخه مدل های یادگیری ماشین، مجموعه داده ها و کد منبع: با استفاده از نسخه بندی مدل، داده و کد منبع، می توان هر تغییر و اصلاحی را در طول زمان دنبال کرد، که این امر به توسعه دهندگان و محققان اجازه می دهد تا به راحتی به نسخه های قبلی بازگردند و نتایج را بازبینی کنند. این قابلیت برای حفظ یکپارچگی و شفافیت در پروژه های نرم افزاری و علمی بسیار حیاتی است [۱۸].

۳. نظارت و آموزش مداوم مدل یادگیری ماشین: آموزش مداوم<sup>۳</sup> در یادگیری ماشین به معنای آموزش دوره ای مدل های یادگیری ماشین بر اساس داده های جدید است. این فرآیند همیشه شامل یک مرحله ارزیابی برای سنجش تغییرات

<sup>۱</sup> Workflow

<sup>۲</sup> Directed Acyclic Graph (DAG)

<sup>۳</sup> Continuous Training (CT)

کیفیت مدل است [۲۱]. نظارت مداوم به معنای ارزیابی دوره‌ای داده‌ها، مدل‌ها (مانند دقت پیش‌بینی)، کد منبع و منابع زیرساختی است تا خطاها یا تغییرات احتمالی که بر کیفیت محصول تاثیر می‌گذارند، شناسایی شوند. این فرآیند به توسعه‌دهندگان امکان می‌دهد تا به سرعت مشکلات را شناسایی و برطرف کنند و از افت عملکرد مدل جلوگیری کنند. یکی از دلایل لزوم آموزش مداوم، رانش داده یا مدل<sup>۴</sup> است، که به تغییرات تدریجی در داده‌ها یا عملکرد مدل در طول زمان اشاره دارد و می‌تواند باعث کاهش دقت پیش‌بینی‌ها شود [۲۲]. این اصل در MLOps برای اطمینان از عملکرد بهینه مدل‌ها و واکنش سریع به تغییرات محیطی و داده‌ها ضروری است. این فرآیند بهره‌وری را افزایش می‌دهد و کیفیت کلی سیستم‌های یادگیری ماشین را بهبود می‌بخشد. در نهایت، ترکیب آموزش و نظارت مداوم به توسعه‌دهندگان کمک می‌کند تا مدل‌ها را به‌روز نگه داشته و از تاثیرات منفی رانش داده یا مدل جلوگیری کنند [۲۳].

۴. ثبت فراداده<sup>۵</sup> یادگیری ماشین: ثبت فراداده برای هر مرحله در جریان کار یادگیری ماشین شامل ثبت جزئیات هر دوره آموزش مدل، مانند تاریخ و زمان آموزش، مدت زمان، پارامترهای استفاده شده و معیارهای عملکرد مدل می‌باشد [۲۰]. علاوه بر این، جزئیات مدل که شامل داده‌ها و کدهای استفاده شده است، باید ثبت شود تا قابلیت پیگیری کامل آزمایشات فراهم گردد. این امر به توسعه‌دهندگان کمک می‌کند تا تغییرات و نتایج را به دقت مستند کرده و در صورت نیاز به نسخه‌های قبلی بازگردند [۲۴].

۵. حلقه‌های بازخورد<sup>۶</sup>: حلقه‌های بازخورد به توسعه‌دهندگان اجازه می‌دهند تا به‌طور مداوم مدل‌ها را بهبود بخشند، مشکلات را شناسایی و رفع کنند و از افت کیفیت جلوگیری کنند. این رویکرد به تضمین کیفیت و کارایی مدل‌های یادگیری ماشین کمک می‌کند و فرآیند توسعه را به یک چرخه تکراری و قابل بهبود تبدیل می‌کند که به سرعت به تغییرات و نیازهای جدید پاسخ می‌دهد [۲۴]. به عنوان مثال، یک حلقه بازخورد از مرحله مهندسی مدل آزمایشی به مرحله قبلی مهندسی ویژگی می‌تواند بسیار مفید باشد.

می‌توان اضافه کرد که یکی از اصول مهم که کمتر جنبه فنی دارد و در روح فرهنگی DevOps نیز جایگاه ویژه‌ای دارد، اصل همکاری<sup>۷</sup> است. این اصل بر امکان همکاری مشترک افراد بر روی داده‌ها، مدل‌ها و کدها تاکید دارد. علاوه بر جنبه‌های فنی، اصل همکاری به ایجاد فرهنگ کاری مشارکتی توجه دارد که هدف آن کاهش ایزوله سازی‌های حوزه‌ای بین نقش‌های مختلف است. چنین رویکردی باعث می‌شود تا افراد با تخصص‌های گوناگون به‌طور هم‌افزا با یکدیگر کار کنند، دانش خود را به اشتراک بگذارند و از هم بیاموزند.

---

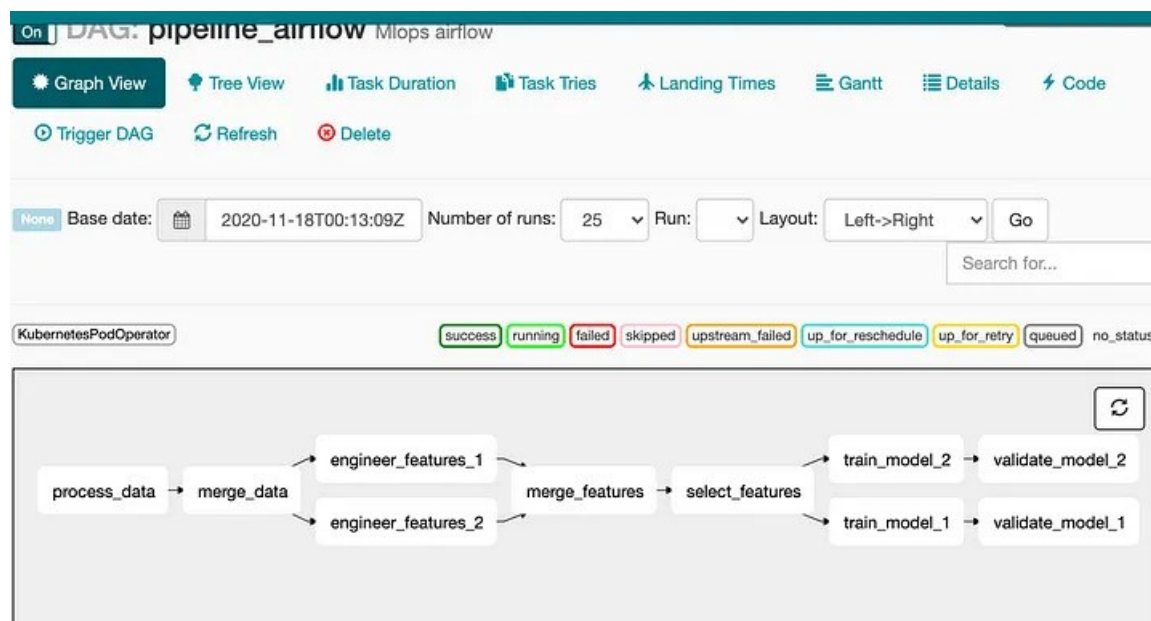
<sup>۴</sup>Data or Model Drift

<sup>۵</sup>Metadata

<sup>۶</sup>feedback loops

<sup>۷</sup>Collaboration

Workflow Orchestration<sup>^</sup>  
Extract, Transform, Load (ETL)<sup>q</sup>  
Feature Store<sup>o</sup>

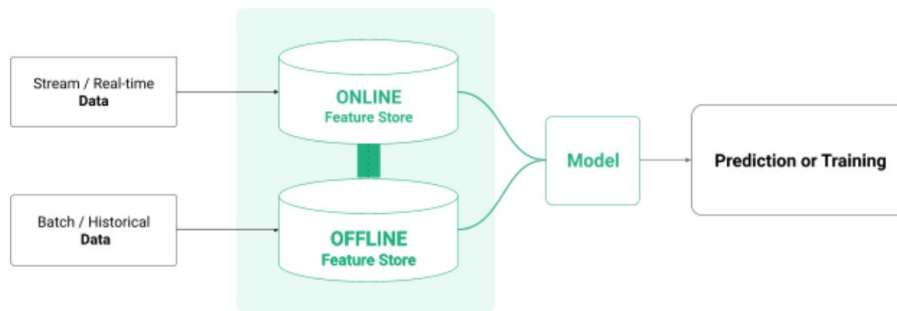


شکل ۳-۱: خط لوله در Apache Airflow

که نیاز به پردازش حجم زیادی از داده‌ها در مدت زمان طولانی تر دارند. ویژگی‌هایی که در این پایگاه داده ذخیره می‌شوند، اغلب در فرآیندهای آموزش مدل‌های یادگیری ماشین مورد استفاده قرار می‌گیرند.

**پایگاه داده آنلاین** برای ارائه ویژگی‌ها به صورت بلادرنگ استفاده می‌شود و تأخیر کمی دارد. این پایگاه داده‌ها برای سیستم‌هایی مناسب هستند که نیاز به پاسخگویی سریع دارند. زمانی که یک مدل یادگیری ماشین نیاز به استفاده از ویژگی‌ها برای انجام پیش‌بینی‌های فوری دارد، داده‌ها از این پایگاه داده آنلاین بازیابی می‌شوند. این نوع پایگاه داده‌ها باید توانایی پشتیبانی از حجم بالای درخواست‌ها را داشته باشند تا بتوانند عملکرد مطلوبی را در شرایط عملیاتی فراهم کنند. ویژگی‌هایی که در این پایگاه داده ذخیره می‌شوند، اغلب در فرآیندهای استنتاج مدل‌های یادگیری ماشین مورد استفاده قرار می‌گیرند.

با استفاده از انباره ویژگی توسعه‌دهندگان می‌توانند ویژگی‌های از پیش پردازش شده را به صورت متمرکز ذخیره کرده و به راحتی در پروژه‌های مختلف به اشتراک بگذارند، که این امر به تسریع فرآیند توسعه مدل‌ها و بهبود دقت پیش‌بینی‌ها کمک می‌کند. این سیستم‌ها معمولاً بر روی زیرساخت‌های ابری اجرا می‌شوند تا مقیاس‌پذیری بالا و کارایی مورد نیاز برای پردازش داده‌های کلان را فراهم کنند [۲۳]. از ابزار معروف متن باز برای می‌توان به Feast [۲۸] اشاره نمود.



شکل ۳-۲: انبار ویژگی

### بانک مدل

بانک مدل<sup>۱۱</sup> یکی از ابزارهای بسیار مهم در مدیریت مدل‌های یادگیری ماشین است که به تیم‌ها کمک می‌کند تا مدل‌های خود را به صورت سازماندهی شده ذخیره، مدیریت و ردیابی کنند. هم چنین اطلاعات مربوط به هر مدل را از جمله نسخه، تاریخ آخرین آموزش، معیارهای ارزیابی و مستندات مربوطه را نگهداری می‌کند. این امر به تیم‌ها کمک می‌کند تا با استفاده از نسخه‌های مختلف مدل‌ها، آزمایش‌های مختلفی انجام دهند و بهترین مدل را انتخاب کنند. هم چنین به هنگام بروز مشکل در مدل‌های جدید، می‌توان از مدل‌های قابل قبول قبلی برای محیط عملیاتی استفاده کرد [۲۹]. از ابزار معرفی متن باز می‌توان به MLflow [۳۰] اشاره کرد.

### انبار فراداده

انبار فراداده یادگیری ماشین<sup>۱۲</sup> برای پیگیری و ذخیره‌سازی اطلاعات مربوط به هر مرحله از جریان کاری یادگیری ماشین استفاده می‌شوند. فراداده‌ها می‌توانند شامل جزئیاتی نظیر تاریخ و زمان آموزش مدل، مدت زمان هر مرحله از آموزش، پارامترهای استفاده شده، معیارهای عملکرد مدل، و سلسله‌مراتب مدل (مثل داده‌ها و کدهای استفاده شده) باشند. یکی از کاربردهای اصلی انبار فراداده‌ها، مدیریت کارآمد پروژه‌های پیچیده یادگیری ماشین است [۲۴]. به عنوان مثال، در پروژه‌های بزرگ که شامل آزمایش‌ها و مدل‌های متعددی هستند، پیگیری دقیق و منظم فراداده‌ها می‌تواند به تیم‌ها کمک کند تا نتایج قبلی را به راحتی بازبینی کنند، مشکلات را شناسایی کنند و بهینه‌سازی‌های لازم را انجام دهند. MLflow یک ابزار معروف برای یک سیستم پیشرفته مدیریت فراداده است که همراه با بانک مدل امکان مدیریت یکپارچه مدل‌ها و فراداده‌ها را فراهم می‌کند.

<sup>۱۱</sup> Model Registry

<sup>۱۲</sup> ML Metadata Store



## استقرار مدل

استقرارکردن مدل<sup>۱۳</sup> به فرآیندی اشاره دارد که در آن مدل‌های یادگیری ماشین آماده برای استفاده، به کار گرفته می‌شوند تا به صورت عملیاتی به پیش‌بینی‌ها و استنتاج‌ها پردازند. این فرآیند برای تبدیل مدل‌های آموزشی به ابزارهای قابل استفاده در محیط‌های تولیدی ضروری است و می‌تواند به صورت آنلاین برای پیش‌بینی‌های بلادرنگ یا به صورت دسته‌ای<sup>۱۴</sup> برای پردازش حجم بالای داده‌ها پیاده‌سازی شود. در محیط‌های عملیاتی، فرآیند استقرار مدل به سه شکل اصلی بلادرنگ، دسته‌ای و بدون سرور پیاده‌سازی می‌شود [۲۹].

در استنتاج بلادرنگ<sup>۱۵</sup>، مدل‌های یادگیری ماشین به گونه‌ای پیاده‌سازی می‌شوند که بتوانند به سرعت و با کمترین تأخیر ممکن پیش‌بینی‌ها را انجام دهند. این نوع استنتاج برای کاربردهایی نظیر سیستم‌های توصیه‌گر، تحلیل داده‌های حسگرها و برنامه‌های کاربردی که نیاز به پاسخ‌های سریع دارند، مناسب است. به عنوان مثال، در سیستم‌های پیشنهاددهی محتوا مانند نتفلیکس یا آمازون، مدل‌ها باید به صورت بلادرنگ تحلیل کنند و پیشنهادهای شخصی‌سازی شده را ارائه دهند. تکنولوژی‌های مانند RESTful APIs و gRPC معمولاً برای پیاده‌سازی این نوع سرویس‌دهی استفاده می‌شوند.

استنتاج دسته‌ای<sup>۱۶</sup> برای پردازش حجم وسیعی از داده‌ها به کار می‌رود که معمولاً به صورت زمان‌بندی شده انجام می‌شود. این روش برای تحلیل داده‌های کلان و پردازش‌های بزرگ مناسب است. به عنوان مثال، در تجزیه و تحلیل رفتار مشتریان یک فروشگاه آنلاین، داده‌های خریدهای گذشته می‌تواند به صورت دسته‌ای پردازش شود تا الگوهای مختلف شناسایی شود. ابزارهایی مانند Apache Spark [۳۱] و Hadoop MapReduce معمولاً برای پیاده‌سازی استنتاج دسته‌ای استفاده می‌شوند.

در استنتاج بدون سرور<sup>۱۷</sup>، مدل‌ها به صورت پویا و بر اساس تقاضا اجرا می‌شوند که هزینه و مقیاس‌پذیری را بهینه می‌کند. این نوع استنتاج زمانی مورد استفاده قرار می‌گیرد که نیاز به سرویس‌دهی مقیاس‌پذیر و مقرون‌به‌صرفه باشد. در استنتاج بدون سرور، مدل‌ها فقط زمانی که لازم است اجرا می‌شوند و بنابراین منابع بهینه‌سازی می‌شوند. سرویس‌های ابری مانند AWS Lambda و Google Cloud Functions معمولاً برای پیاده‌سازی این نوع استنتاج استفاده می‌شوند. از ابزارهای معروف متن باز برای استقرار مدل می‌توان به Knative [۳۲] اشاره کرد.

<sup>۱۳</sup> Model Serving

<sup>۱۴</sup> Batch

<sup>۱۵</sup> Real-time Inference

<sup>۱۶</sup> Batch Inference

<sup>۱۷</sup> Serverless Inference

## نظارت

نظارت<sup>۱۸</sup> در یادگیری ماشین یکی از مولفه‌های حیاتی برای تضمین عملکرد بهینه مدل‌ها و زیرساخت‌های مرتبط است. نظارت مداوم بر مدل‌های یادگیری ماشین به دلایلی از جمله اطمینان از دقت پیش‌بینی‌ها، شناسایی ناهنجاری‌ها و بهبود مداوم عملکرد مدل‌ها ضروری است [۳۳]. ابزارهایی مانند TensorBoard، KubeFlow و MLflow نیز نقش مهمی در نظارت بر مدل‌های یادگیری ماشین ایفا می‌کنند. TensorBoard به ویژه برای مصورسازی و تحلیل مراحل مختلف آموزش مدل‌ها مفید است.

نظارت در یادگیری ماشین تنها به مدل‌ها محدود نمی‌شود؛ بلکه زیرساخت‌های مرتبط با یادگیری ماشین نیز نیاز به نظارت دارند. این نظارت شامل نظارت بر فرآیندهای CI/CD، هماهنگی سرویس‌ها، خوشه‌های عملیاتی کوبرنتیز و گره‌های محاسباتی می‌شود [۲۴]. یکی از ابزارهای رایج برای نظارت، Prometheus است که به همراه Grafana برای مصورسازی داده‌ها استفاده می‌شود. علاوه بر این پشته ELK (Elasticsearch، Logstash، Kibana) نیز یک مجموعه قدرتمند برای جستجو، تحلیل و مصورسازی لاگ‌های سیستم است که می‌تواند به شناسایی و رفع سریع مشکلات کمک کند. ابزارهای نظارتی به مهندسان اجازه می‌دهند تا هر گونه ناهنجاری در زیرساخت‌ها را به سرعت شناسایی و رفع کنند، که این امر موجب کاهش زمان از کار افتادگی سیستم و افزایش بهره‌وری می‌شود.

## زیرساخت آموزش و استقرار مدل

این زیرساخت شامل منابع محاسباتی اصلی مانند واحد پردازش مرکزی، حافظه واحد پردازش گرافیکی<sup>۱۹</sup> است که برای پردازش داده‌ها و اجرای الگوریتم‌های پیچیده می‌باشد. زیرساخت‌ها می‌توانند به دو شکل توزیع شده<sup>۲۰</sup> و غیرتوزیع شده پیاده‌سازی شوند. زیرساخت‌های غیرتوزیع شده معمولاً شامل ماشین‌های محلی هستند که با وجود سادگی در پیاده‌سازی، محدودیت‌هایی در مقیاس‌پذیری دارند. از سوی دیگر، زیرساخت‌های توزیع شده که معمولاً در بستر محاسبات ابری اجرا می‌شوند، امکان توزیع بار کاری بین چندین گره محاسباتی را فراهم می‌کنند و از این طریق مقیاس‌پذیری و کارایی بالاتری ارائه می‌دهند. یکی از ابزار محبوب برای مدیریت و سازآرایی محاسبات توزیع شده، کوبرنتیز است که امکان مدیریت کانتینرها و توزیع بار کاری بین گره‌ها را فراهم می‌کند. هم چنین، Red Hat OpenShift نیز به عنوان یک پلتفرم دیگر شناخته می‌شود که قابلیت‌های مشابهی ارائه می‌دهد [۲۹].

برای بهینه‌سازی عملکرد مدل‌های یادگیری عمیق، استفاده از واحد پردازش گرافیکی که برای ضرب ماتریسی

<sup>۱۸</sup>Monitoring

<sup>۱۹</sup>GPU

<sup>۲۰</sup>Distributed

بهینه‌سازی شده‌اند، استفاده می‌شوند. در دستگاه‌های لبه<sup>۲۱</sup> به دلیل محدودیت‌های فضا، توان محاسباتی و مصرف انرژی، اجرای مدل‌های یادگیری عمیق پیچیده به چالش‌های خاصی مواجه است. برای غلبه بر این محدودیت‌ها و بهینه‌سازی عملکرد مدل‌ها در این دستگاه‌ها، تکنیک‌های مختلفی مورد استفاده قرار می‌گیرد. یکی از این تکنیک‌ها، استفاده از شبکه‌های عصبی کوانتیزه شده است. در کوانتیزاسیون، وزن‌ها و محاسبات شبکه عصبی از دقت کامل (به عنوان مثال، اعداد با دقت ۳۲ بیت) به اعداد با دقت پایین‌تر (مانند ۸ بیت یا حتی کمتر) کاهش می‌یابند. این کاهش دقت باعث کاهش حجم مدل و کاهش نیاز به منابع محاسباتی می‌شود. علاوه بر این، با استفاده از عملیات نقطه شناور کم‌دقت، می‌توان محاسبات را سریع‌تر و با مصرف انرژی کمتری انجام داد. تکنیک دیگر، هرس کردن<sup>۲۲</sup> است که شامل حذف اتصالات غیرضروری و وزن‌های کوچک در شبکه عصبی می‌شود. این فرآیند باعث کاهش تعداد پارامترهای مدل می‌شود، بدون آنکه تاثیر قابل توجهی بر دقت مدل بگذارد. هرس کردن مدل را سبک‌تر و اجرای آن را سریع‌تر می‌کند، که این امر برای دستگاه‌های لبه با منابع محدود بسیار مفید است.

### مخزن کد منبع

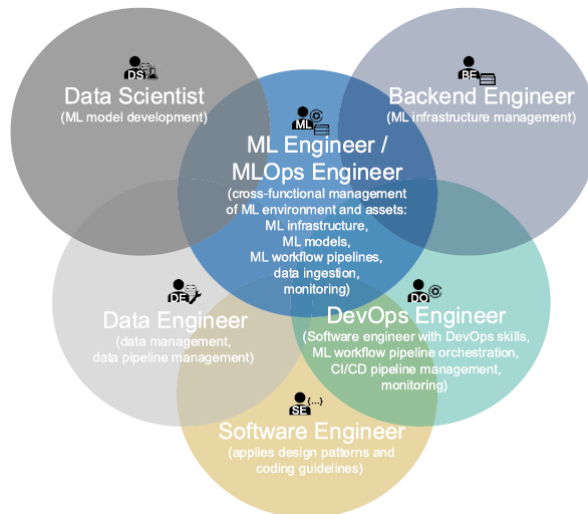
مخزن کد منبع به عنوان یک نقطه مشترک برای نگهداری و مدیریت کدهای مربوط به مدل‌های یادگیری ماشین یک سازمان عمل می‌کند. با استفاده از سیستم‌های مدیریت نسخه مانند گیت، تیم‌ها می‌توانند به راحتی تغییرات کد را پیگیری کرده و در صورت لزوم به نسخه‌های قبلی کد بازگردند. این مخزن همچنین به خودکارسازی فرآیند CI/CD کمک می‌کند، به طوری که هرگونه تغییر در کد به طور خودکار خط لوله را فعال کرده و تغییرات تست، ارزیابی و در محیط‌های مختلف مستقر می‌شوند. می‌توان از ابزار متن باز برای پیاده‌سازی آن به GitLab [۳۴] و Gerrit [۳۵] اشاره نمود.

### خط لوله CI/CD

همان‌طور که در گذشته نیز راجع به آن صحبت کردیم، خط لوله CI/CD به تیم‌ها اجازه می‌دهد تا کدهای مدل و داده‌ها را به صورت مداوم تست، تأیید و استقرار دهند. در این فرآیند، مدل‌ها به طور خودکار بازآموزی و بهبود می‌یابند و در محیط‌های مختلف (توسعه، تست، تولید) به صورت پیوسته به‌روزرسانی می‌شوند. این کار نه تنها باعث افزایش کیفیت و دقت مدل‌ها می‌شود بلکه زمان توسعه و عرضه را نیز به طرز قابل توجهی کاهش می‌دهد. در MLOps این خط لوله‌ها در مراحل مختلف از جمله آموزش مدل، ارزیابی، استقرار و نظارت بر عملکرد مدل‌ها و هم چنین داده‌ها استفاده می‌شوند [۲۴]. از ابزارهای مناسب برای این کار می‌توان به Jenkins [۳۶] و GitLab CI [۳۴] نام برد.

<sup>۲۱</sup> Edge Devices

<sup>۲۲</sup> Pruning



شکل ۳-۳: نقش ها و اشتراکات آنها در پارادایم MLOps

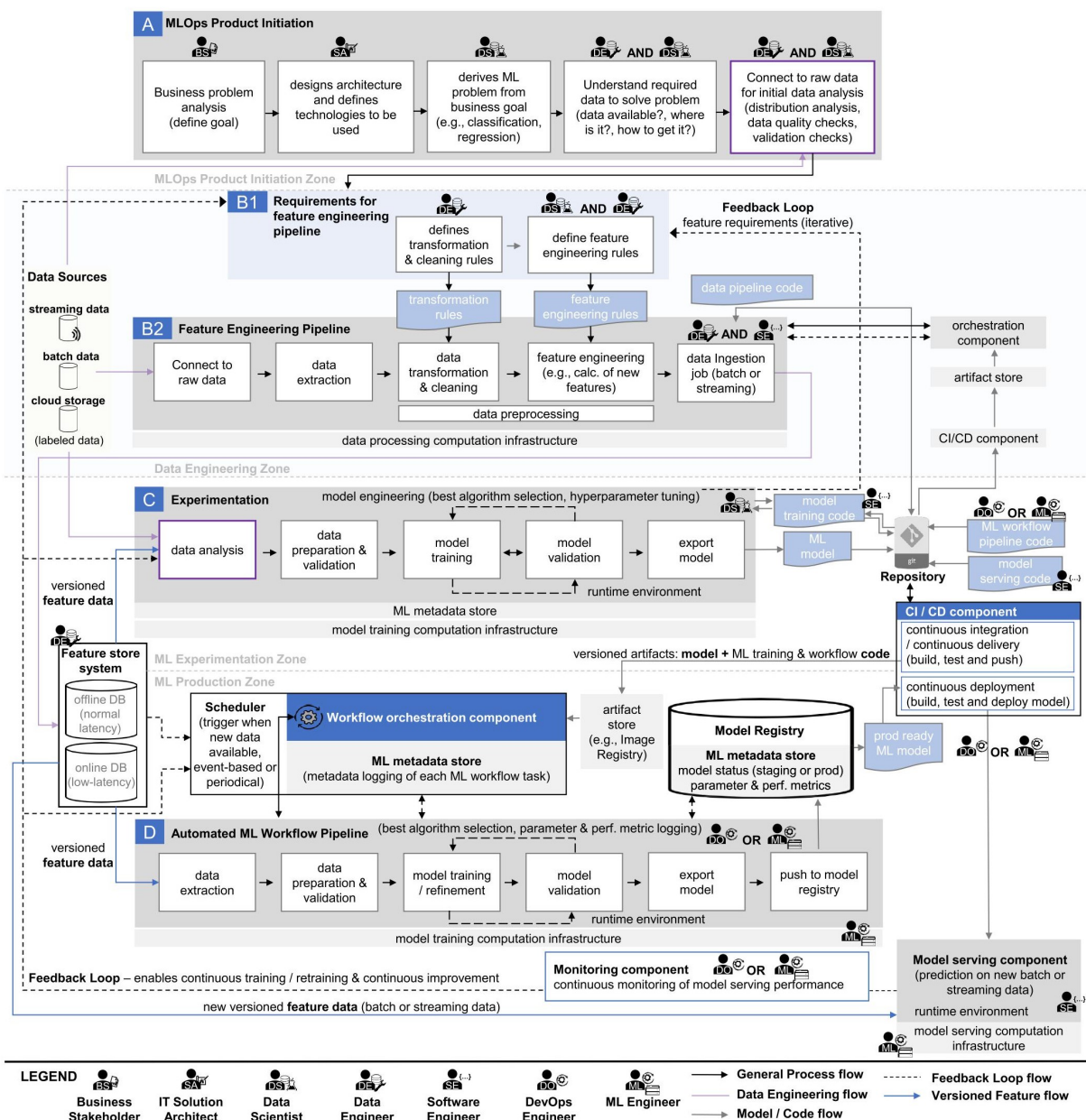
### ۳-۲-۳ نقش ها

در تولید یک پلتفرم MLOps، نقش های متعددی وجود دارد که همکاری آن ها برای طراحی، مدیریت، اتوماسیون و بهره برداری از سیستم های یادگیری ماشین در محیط تولید بسیار حیاتی است. در ابتدا سهام دار کسب و کار<sup>۲۳</sup> وظیفه تعیین اهداف کسب و کار و استراتژی بازگشت سرمایه محصول یادگیری ماشین را بر عهده دارد. معمار، معماری سیستم را طراحی کرده و فناوری های مناسب را انتخاب می کند. دانشمند داده مسئله کسب و کار را به مسئله یادگیری ماشین ترجمه کرده و مدل ها را مهندسی می کند. مهندس داده خط لوله های داده و ویژگی را ایجاد و مدیریت می کند و داده ها را به درستی به سیستم های پایگاه داده و انبار ویژگی ها تزریق می کند. مهندس نرم افزار با استفاده از الگوهای طراحی، مسئله یادگیری ماشین را به یک محصول مهندسی شده تبدیل می کند. مهندس DevOps خودکارسازی CI/CD، ساز آرای جریانی یادگیری ماشین و استقرار مدل در تولید را تضمین می کند. در نهایت، مهندس MLOps نقش ترکیبی از مهارت های چندگانه را دارد و زیرساخت یادگیری ماشین را ایجاد و مدیریت کرده، خط لوله های جریان کاری را خودکار می کند و مدل ها و زیرساخت را در تولید نظارت می کند. این نقش ها که در شکل ۳-۳ نشان داده شده است، با همکاری و هماهنگی نزدیک می توانند MLOps را به شکلی مؤثر و کارآمد پیاده سازی کنند، که نتیجه آن یک سیستم یادگیری ماشین پایدار و قابل اعتماد در محیط تولید خواهد بود. همکاری میان این نقش ها تضمین می کند که تمام جنبه های مربوط به توسعه، استقرار و نگهداری مدل های یادگیری ماشین به درستی مدیریت شود و به اهداف کسب و کار دست یابند.

<sup>۲۳</sup> Business Stakeholder

### ۳-۳ معماری کلی

بر اساس اصول، اجزا و نقش‌های بیان شده، یک معماری جامع از یک پلتفرم MLOps طراحی شده است. این معماری که در شکل ۳-۴ نشان داده شده جریان کارها و ترتیب وظایف در مراحل مختلف را ترسیم می‌کند. این معماری به‌گونه‌ای طراحی شده که کاربران می‌توانند مناسب‌ترین فناوری‌ها و چارچوب‌ها را بر اساس نیازهای خود انتخاب کنند. این انعطاف‌پذیری به کاربران این امکان را می‌دهد که پلتفرم MLOps را با استفاده از ترکیبی از ابزارهای متن‌باز، استفاده از سرویس‌های ابری یا



شکل ۳-۴: معماری جامع MLOps

رویکردهای ترکیبی پیاده‌سازی کنند. نرم‌افزارهای سازمانی و خدمات ابری اغلب از طریق API ها با ابزارهای متن‌باز یکپارچه می‌شوند و امکان ترکیب بی‌دردسر فناوری‌های مختلف را فراهم می‌کنند. این معماری یک معماری جامع بوده و هر سازمان می‌تواند برحسب نیاز و هدف خود در حل مسئله یادگیری ماشین، این معماری را شخصی سازی کرده و از پیاده سازی قسمت هایی از آن صرف نظر کند.

### مرحله اولیه

در فرآیند شروع محصول MLOps، اولین مرحله با تحلیل کسب‌وکار آغاز می‌شود. کارشناس مربوط وظیفه دارد تا مشکلاتی را شناسایی کند که با استفاده از یادگیری ماشین قابل حل باشند. پس از شناسایی مشکل، معمار وارد عمل می‌شود. او طراحی معماری کلی سیستم یادگیری ماشین را تعریف کرده و پس از ارزیابی دقیق، تکنولوژی‌های مورد نیاز را انتخاب می‌کند. در مرحله بعدی، دانشمند داده وارد فرآیند می‌شود. دانشمند داده باید از هدف کسب‌وکار، یک مسئله یادگیری ماشین استخراج کند. این مسئله بسته به ماهیت مشکل کسب‌وکار می‌تواند شامل طبقه‌بندی، رگرسیون یا دیگر روش‌های یادگیری ماشین باشد. برای این منظور، دانشمند داده با همکاری مهندس داده باید داده‌های موجود را تجزیه و تحلیل کند تا بهترین رویکرد برای حل مسئله را انتخاب کند. این مرحله نیازمند دانش عمیق از روش‌های مختلف یادگیری ماشین و توانایی تطبیق آن‌ها با نیازهای خاص پروژه است. نکته مهم در این فرآیند، نیاز به داده‌های برجسته‌گذاری شده است که برای الگوریتم‌های نظارت‌شده ضروری هستند. در این معماری منابع داده از قبل دارای داده‌های برجسته‌گذاری شده بوده‌اند، زیرا فرآیند برجسته‌گذاری در مراحل قبلی انجام شده است.

### خط لوله مهندسی ویژگی

در فرآیند توسعه مدل‌های یادگیری ماشین، مهندسی ویژگی‌ها<sup>۲۴</sup> به عنوان یکی از گام‌های حیاتی شناخته می‌شود که مستلزم تعیین نیازمندی‌های اساسی و پیاده سازی خط لوله مهندسی ویژگی‌ها است. این مرحله شامل تعریف و پیاده‌سازی قواعد تبدیل و پاک‌سازی داده‌ها، و همچنین ایجاد ویژگی‌های جدید و پیشرفته بر اساس ویژگی‌های موجود است. ابتدا نیازمندی‌های مهندسی ویژگی‌ها توسط متخصص داده و مهندس داده تعریف می‌شوند. در این مرحله، قواعد تبدیل داده‌ها<sup>۲۵</sup> مانند نرمال‌سازی و تجمیع، و همچنین قواعد پاک‌سازی داده‌ها<sup>۲۶</sup> تعیین می‌شوند تا داده‌ها به فرمت قابل استفاده تبدیل شوند. این قواعد اولیه، به صورت تکراری و بر اساس بازخوردهای حاصل از مراحل آزمایشی مهندسی مدل و یا از طریق نظارت بر

<sup>۲۴</sup> Feature Engineering

<sup>۲۵</sup> Data Transformation

<sup>۲۶</sup> Data Cleaning

عملکرد مدل، تنظیم و بهبود می‌یابند.

با تعریف نیازمندی‌های اولیه، مهندس داده و مهندس نرم‌افزار اقدام به ساخت نمونه اولیه خط لوله تولید ویژگی‌ها می‌کنند. این خط لوله باید به صورت مداوم و بر اساس بازخوردهای دریافتی از مراحل مختلف، به‌روزرسانی و بهبود یابد. مراحل کلیدی پیاده‌سازی خط لوله تولید ویژگی‌ها به صورت زیر است:

- اتصال به داده‌های خام: اولین مرحله در پیاده‌سازی خط لوله تولید ویژگی‌ها، اتصال به منابع داده خام است. این داده‌ها می‌توانند از منابع مختلفی مانند داده‌های جریانی<sup>۲۷</sup>، داده‌های دسته‌ای<sup>۲۸</sup> یا داده‌های ذخیره شده در ابر<sup>۲۹</sup> باشند. داده‌های جریانی به صورت پیوسته و بلادرنگ دریافت می‌شوند، داده‌های دسته‌ای ثابت به صورت دوره‌ای و در حجم بالا جمع‌آوری و پردازش می‌شوند و داده‌های ذخیره شده در ابر از طریق سیستم‌های ابری مقیاس پذیر و انعطاف پذیر ذخیره می‌شوند. اتصال به منابع داده باید به گونه‌ای انجام شود که داده‌ها به راحتی قابل استخراج و پردازش باشند.
- استخراج داده‌ها: پس از اتصال به منابع داده، مرحله بعدی استخراج داده‌ها از این منابع است. این مرحله شامل خواندن داده‌ها از پایگاه‌های داده، فایل‌های CSV یا دیگر منابع داده است.
- پیش پردازش داده‌ها: در این مرحله، داده‌های استخراج شده برای تبدیل به فرم قابل استفاده، پیش پردازش می‌شوند. پیش پردازش شامل مراحل مختلفی مانند پاکسازی داده‌ها، مدیریت مقادیر مفقود، حذف نویز، و نرمال‌سازی مقادیر است. هدف اصلی این مرحله، آماده‌سازی داده‌ها به گونه‌ای است که بتوانند به عنوان ورودی‌های مدل یادگیری ماشین استفاده شوند.
- استخراج ویژگی‌های جدید و پیشرفته: یکی از مهم‌ترین مراحل در خط لوله تولید ویژگی‌ها، استخراج ویژگی‌های جدید و پیشرفته است. این ویژگی‌ها بر اساس ویژگی‌های موجود و با استفاده از تکنیک‌های مختلفی مانند ترکیب ویژگی‌ها، اعمال توابع ریاضی، و بهره‌گیری از روش‌های آماری ایجاد می‌شوند. این مرحله به مدل یادگیری ماشین کمک می‌کند تا الگوهای پیچیده‌تری را در داده‌ها شناسایی کند و دقت پیش‌بینی‌های خود را افزایش دهد.
- انتقال ویژگی‌ها به انبار ویژگی‌ها: در نهایت، داده‌های پردازش شده و ویژگی‌های محاسبه شده به انبار ویژگی‌ها وارد می‌شوند. این انبار می‌تواند شامل پایگاه‌های داده آنلاین یا آفلاین باشد. این بارگذاری باید به گونه‌ای انجام شود که دسترسی سریع و کارآمد به داده‌ها برای مراحل بعدی آموزش مدل فراهم شود.

<sup>۲۷</sup> Streaming Data

<sup>۲۸</sup> batch data

<sup>۲۹</sup> Cloud Storage

در خط تولید ویژگی‌ها، مهندس نرم افزار به کمک مهندس داده کدهای مورد نیاز برای CI/CD و سازآرایی را تعریف می‌کند تا وظایف خط تولید ویژگی‌ها به درستی هماهنگ شوند. این نقش شامل تنظیم منابع زیرساختی برای اطمینان از مقیاس پذیری و عملکرد بهینه خط تولید است. با این تنظیمات، خط تولید ویژگی‌ها می‌تواند به طور مداوم به روزرسانی شده و بر اساس بازخوردها بهبود یابد، که این امر بهبود عملکرد مدل‌های یادگیری ماشین را تضمین می‌کند.

برای پیاده‌سازی خطوط تولید ویژگی‌ها، از ابزارها و فناوری‌های مختلفی استفاده می‌شود. برخی از این ابزارها شامل Apache Spark، Apache Kafka و ابزارهای ETL سنتی مانند Apache Airflow هستند. Apache Spark به دلیل توانایی بالای آن در پردازش موازی و تحلیل داده‌های بزرگ بسیار محبوب است. به عنوان مثال، در یک پروژه پردازش زبان طبیعی<sup>۳۰</sup> با استفاده از اسپارک، داده‌های متنی بزرگ پردازش و ویژگی‌های متنی جدید محاسبه شدند [۳۷]. در پروژه دیگری در یک موسسه مالی، داده‌های اعتباری مشتریان با استفاده از اسپارک پردازش و ویژگی‌های مرتبط برای مدل ریسک اعتباری ایجاد شدند [۳۸]. Apache Kafka [۳۹] نیز برای بارگذاری داده‌های جریانی بلادرنگ به کار گرفته می‌شود. هم چنین از Feast به همراه پایگاه داده‌های معروف مانند PostgreSQL و Redis نیز برای انبار ویژگی‌ها استفاده می‌شود.

## بررسی و آزمایش

مرحله آزمایش مدل در فرآیند یادگیری ماشین یک بخش حیاتی است که بیشتر توسط دانشمند داده به همراه مهندس نرم افزار انجام می‌شود. قبل از شروع به کار، مهندس داده به همراه مهندس نرم افزار برای اطمینان از عملکرد درست ابزار و منابع، محیط و سخت افزار را پیکربندی می‌کنند. حال فرآیند آزمایش مدل شروع می‌شود:

- اتصال به انبار ویژگی: دانشمند داده به سیستم انبار ویژگی‌ها متصل می‌شود تا داده‌ها را برای تجزیه و تحلیل دریافت کند. در صورت نیاز، داده خام نیز می‌تواند برای تحلیل‌های اولیه مورد استفاده قرار گیرد. اگر تغییراتی در داده‌ها لازم باشد، این تغییرات به تیم مهندسی داده گزارش می‌شود، که نتیجه آن می‌تواند منجر به تغییر قواعد تبدیل، پاک سازی داده‌ها و خط تولید ویژگی‌ها شود.

- آماده‌سازی و اعتبارسنجی داده‌ها: داده‌ها از سیستم انبار ویژگی‌ها جمع‌آوری و اعتبارسنجی می‌شوند. این مرحله شامل آماده‌سازی داده‌ها و تقسیم آنها به مجموعه‌های آموزش و تست و ارزیابی است تا مدل‌ها بتوانند به طور موثری آموزش داده شوند.

- آموزش و اعتبارسنجی مدل: در این مرحله، دانشمند داده الگوریتم‌های مختلف و پارامترهای آنها را ارزیابی می‌کند تا

<sup>۳۰</sup> Natural Language Processing



بهترین ترکیب را پیدا کند. آموزش مدل با استفاده از داده‌های آموزشی شروع می‌شود و مهندس نرم‌افزار در ایجاد کدهای آموزشی بهینه کمک می‌کند. مدل‌ها با استفاده از پارامترهای مختلف به صورت تعاملی آموزش و اعتبارسنجی می‌شوند. این فرآیند تکراری است و تا زمانی که مدل به عملکرد مطلوبی برسد، ادامه می‌یابد. هدف این مرحله شناسایی بهترین الگوریتم و پارامترهای بهینه است.

- استخراج مدل و ثبت کد: پس از شناسایی و انتخاب بهترین مدل، دانشمند داده مدل نهایی را استخراج کرده و کدهای مربوطه را در مخزن کد منبع قرار می‌دهد. این کدها شامل تمامی اسکریپت‌ها و مستندات است که برای تولید، آموزش و ارزیابی مدل استفاده شده‌اند. در همین زمان، مهندس DevOps یا مهندس یادگیری ماشین کدهای مربوط به خط لوله یادگیری ماشین را آماده و در مخزن قرار می‌دهد. این خط لوله شامل اسکریپت‌ها و تنظیماتی است که برای خودکارسازی فرآیندهای مختلف یادگیری ماشین مانند آموزش، ارزیابی و استقرار مدل مورد نیاز است. با انجام این کار، سیستم CI/CD به صورت خودکار تغییرات را تشخیص داده و فرآیند ساخت، آزمون و تحویل مدل را آغاز می‌کند. در مرحله ساخت، مصنوعات مدل<sup>۳۱</sup> و کدهای مرتبط ایجاد می‌شوند. در مرحله آزمون، صحت و عملکرد مدل بررسی می‌شود و در نهایت، در مرحله تحویل مدل نهایی به مخزن مصنوعات ارسال می‌شود تا برای استفاده در محیط عملیاتی آماده باشد.

در مرحله آزمایش، ابزارهای مبتنی بر Notebook مانند Jupyter [۴۰] به طور گسترده استفاده می‌شوند. این ابزارها به دانشمندان داده اجازه می‌دهند تا داده‌ها را آماده، مدل‌ها را آموزش، ارزیابی و بهینه‌سازی کنند. همچنین برای پیگیری و مدیریت آزمایش‌ها از ابزارهایی مانند MLflow و TensorBoard استفاده می‌شود.

### خودکارسازی جریان کاری یادگیری ماشین

خودکارسازی جریان کاری یادگیری ماشین شامل مجموعه‌ای از فرآیندهای پیچیده و حیاتی است که توسط مهندس DevOps و مهندس یادگیری ماشین مدیریت می‌شود. این فرآیندها شامل مدیریت محیط‌های اجرایی و زیرساخت‌های لازم برای آموزش مدل‌ها است که از منابع سخت‌افزاری و فریم‌ورک‌های محاسباتی نظیر کوبرنتیز استفاده می‌کنند. در این سیستم، یک مولفه ارکستراسیون وظایف مختلف را در جریان کاری خودکار یادگیری ماشین هماهنگ می‌کند. این مولفه وظایف را به محیط‌های مجزا (مانند کانتینرها) تخصیص داده و فراداده‌های هر وظیفه را در قالب لاگ‌ها، و سایر اطلاعات جمع‌آوری می‌کند. مراحل اجرای این فرآیند که به قسمت قبل خیلی شباهت دارد به صورت زیر است:

<sup>۳۱</sup> Model Artifacts

- استخراج داده‌ها: اولین مرحله در این فرآیند، استخراج داده‌ها از سیستم‌های انبار و ویژگی‌ها است. این داده‌ها می‌توانند از پایگاه‌های داده آنلاین یا آفلاین استخراج شوند. بسته به نیاز مورد استفاده، داده‌ها از منابع مختلفی استخراج شده و برای مراحل بعدی آماده می‌شوند.
  - آماده‌سازی و اعتبارسنجی داده‌ها: در این مرحله، داده‌ها به صورت خودکار آماده‌سازی و اعتبارسنجی می‌شوند. همچنین، تقسیم‌بندی داده‌ها به مجموعه‌های آموزش و تست نیز به صورت خودکار انجام می‌گیرد. این فرآیند تضمین می‌کند که داده‌های ورودی به مدل‌ها با کیفیت و قابل اعتماد باشند.
  - آموزش مدل نهایی: پس از آماده‌سازی داده‌ها، مدل نهایی بر روی داده‌های جدید و نادیده آموزش داده می‌شود. الگوریتم‌ها و ابرپارامترها بر اساس تنظیمات مراحل آزمایشی قبلی از پیش تعریف شده‌اند. در این مرحله، مدل آموزش داده شده و بهینه‌سازی می‌شود تا بهترین عملکرد ممکن را ارائه دهد.
  - ارزیابی و تنظیم مدل: مدل آموزش دیده شده به صورت خودکار ارزیابی می‌شود و در صورت نیاز، ابرپارامترها تغییر می‌کنند. این فرآیند به صورت تکراری انجام می‌شود تا زمانی که معیارهای عملکرد نشان‌دهنده نتایج مطلوب باشند. این تکرارها تا دستیابی به یک مدل با عملکرد بهینه ادامه می‌یابند.
  - ثبت و ذخیره مدل: مدل نهایی آموزش دیده شده سپس ذخیره شده و به یک مخزن مدل منتقل می‌شود. این مخزن مدل، مدل‌ها را به صورت کد یا کانتینر همراه با فایل‌های تنظیمات و محیط ذخیره می‌کند. این امر تضمین می‌کند که مدل‌ها به راحتی قابل دسترسی و استفاده مجدد باشند.
- برای هر بار آموزش مدل، مخزن فراداده‌ها پارامترهای مورد نیاز برای آموزش مدل و معیارهای عملکرد حاصل را ثبت می‌کند. این شامل ثبت جزئیات هر دوره آموزش مدل، مانند تاریخ و زمان آموزش، مدت زمان، پارامترهای استفاده شده و معیارهای عملکرد مدل می‌باشد. همچنین نسخه و وضعیت مدل (مثلاً آماده برای تولید یا در حال توسعه) نیز ثبت می‌شود.
- پس از انتقال مدل با عملکرد بالا از مرحله آزمایش به تولید، این مدل به طور خودکار به مهندس DevOps یا مهندس یادگیری ماشین برای استقرار مدل تحویل داده می‌شود. در این مرحله، ابزار مدیریت CI/CD مانند ArgoCD، خط لوله CD را اجرا می‌کند. مدل آماده و کدهای استقرار مدل که توسط مهندس نرم‌افزار تهیه شده‌اند، فراخوانی می‌شوند. خط لوله CD وظیفه ساخت و آزمایش مدل و کدهای استقرار مدل برای استقرار در محیط عملیاتی را بر عهده دارد. مؤلفه استقرار مدل مانند Knative پیش‌بینی‌ها را بر اساس داده‌های جدید و دیده نشده از سیستم انبار و ویژگی‌ها انجام می‌دهد. این مؤلفه می‌تواند توسط مهندس نرم‌افزار به صورت آنلاین برای پیش‌بینی‌های زمان واقعی یا دسته‌ای برای داده‌های کلان طراحی شود. برای پیش

بینی‌های زمان واقعی، ویژگی‌ها باید از پایگاه داده آنلاین با تأخیر کم دریافت شوند، در حالی که برای پیش‌بینی‌های دسته‌ای، ویژگی‌ها می‌توانند از پایگاه داده آفلاین با تأخیر معمولی دریافت شوند. برنامه‌های استقرار مدل اغلب با استفاده از یک کانتینر پیاده‌سازی و تنظیم می‌شوند و درخواست‌های پیش‌بینی را از طریق REST API پاسخ می‌دهند. هنگام استقرار یک برنامه یادگیری ماشین، استفاده از آزمایش A/B به عنوان یک استراتژی تست خوب توصیه می‌شود تا در یک سناریوی واقعی مشخص شود که کدام مدل بهتر عمل می‌کند.

مؤلفه نظارتی به صورت پیوسته عملکرد مدل و زیرساخت‌ها را پایش می‌کند. زمانی که یک آستانه خاص مانند کاهش دقت پیش‌بینی‌ها تشخیص داده شود، اطلاعات از طریق حلقه بازخورد ارسال می‌شود. این حلقه امکان آموزش و بازآموزی مداوم<sup>۳۲</sup> و بهبود مستمر را فراهم می‌کند. اطلاعات از مؤلفه نظارتی مدل به چندین نقطه مانند مرحله آزمایش، مرحله تولید ویژگی و مهندسی داده منتقل می‌شود. بازخورد به مرحله آزمایش توسط دانشمند داده برای بهبود بیشتر مدل‌ها مورد استفاده قرار می‌گیرد. بازخورد به مرحله تولید ویژگی نیز امکان تغییر در تولید ویژگی‌های برای سیستم انبار ویژگی‌ها را فراهم می‌کند. تشخیص رانش داده به عنوان یک مکانیزم بازخورد نیز می‌تواند آموزش مستمر را فعال کند. رانش داده به تغییرات تدریجی یا ناگهانی در توزیع داده‌های ورودی مدل‌های یادگیری ماشین گفته می‌شود که می‌تواند باعث کاهش دقت و کارایی مدل‌ها شود. این تغییرات ممکن است به دلیل عوامل مختلفی مانند تغییر در رفتار کاربران، تغییر در شرایط محیطی، خرابی سنسورها و یا تغییرات سیستمی رخ دهند. رانش داده به دو نوع اصلی تقسیم می‌شود:

**رانش مفهوم<sup>۳۳</sup>:** تغییر در توزیع برجسب‌ها یا خروجی‌ها که نشان دهنده تغییر در الگوهای زیرین داده‌هاست.

**رانش ویژگی<sup>۳۴</sup>:** تغییر در توزیع ویژگی‌ها یا ورودی‌های مدل که می‌تواند به دلیل تغییر در محیط یا منابع داده‌ها باشد.

تشخیص رانش داده اهمیت زیادی دارد زیرا به مدل‌ها کمک می‌کند تا با تغییرات جدید سازگار شوند و از کاهش کارایی جلوگیری کنند. این تشخیص می‌تواند از طریق مقایسه توزیع‌های آماری قدیم و جدید داده‌ها و استفاده از الگوریتم‌های مختلف انجام شود. هنگامی که رانش داده تشخیص داده شود، مدل‌ها می‌توانند مجدداً آموزش داده شوند تا با شرایط جدید سازگار شوند و کارایی مطلوب خود را حفظ کنند.

تکنولوژی‌ها و ابزار برای پیاده‌سازی خط لوله خودکار یادگیری شامل Apache Airflow، Kubeflow Pipelines و AWS SageMaker هستند. یک مثال از کاربرد صنعتی یک خط لوله خودکار یادگیری ماشین با استفاده از Airflow در زمینه تبلیغات آنلاین است [۴۱]. یک شرکت ممکن است از Airflow برای خودکارسازی فرآیند آموزش و استقرار مدل‌های یادگیری ماشین برای هدف‌گذاری و بهینه‌سازی تبلیغات استفاده کند. در این خط لوله، داده‌های بزرگی از منابع مختلف مانند داده‌های

<sup>۳۲</sup>Continuous Training (CT)

<sup>۳۳</sup>Concept Drift

<sup>۳۴</sup>Feature Drift

کلیک استریم و بسایت، جمعیت‌شناسی کاربران و داده‌های عملکرد کمپین استخراج، تبدیل و بارگذاری می‌شوند. این داده‌ها سپس از یک سری مراحل پیش‌پردازش و مهندسی ویژگی عبور می‌کنند که به‌عنوان اپراتورهای Airflow پیاده‌سازی شده‌اند. در مرحله بعد، مدل‌های مختلف یادگیری ماشین بر روی داده‌های پردازش شده آموزش داده و ارزیابی می‌شوند. در نهایت، مدل با بهترین عملکرد برای تصمیم‌گیری‌های هدف‌گذاری تبلیغات بی‌درنگ به محیط تولید منتقل می‌شود. در این مثال، برای خودکارسازی کل فرآیند از جمله زمان‌بندی، نظارت و اجرای مجدد وظایف شکست‌خورده از Airflow استفاده می‌شود.

## فصل ۴

# آنتروپی و استفاده از آن در نهان نگاری

### ۴-۱ مقدمه

در فصل گذشته سیستم بینایی انسان و ویژگی‌های آن را مورد بررسی قرار دادیم. در حوزه تبدیل DCT و تبدیل موجک، دو مدل معروف و موجود برای سیستم بینایی معرفی کردیم. همچنین چارچوب کلی استفاده از مدل‌های بینایی را برای کاربرد نهان نگاری، مطرح نمودیم و دو طرح مرجع P&Z و K&R را نیز مورد بررسی قرار دادیم. در این فصل به بیان هدف اصلی این پایان نامه که بررسی اثر آنتروپی در نهان نگاری است، می‌پردازیم. لذا ابتدا در بخش ۴-۲ به بیان مفهوم آنتروپی پرداخته، سپس در بخش ...

### ۴-۲ آنتروپی

در این قسمت ابتدا توضیح مختصری در باره مفهوم آنتروپی داده خواهد شد.

## فصل ۵

# نتیجه‌گیری و پیشنهادات

با پیشرفت فن‌آوری دیجیتال و گسترش هرچه بیشتر کاربردهای سرویسهای چندرسانه‌ای دیجیتال، نیازهای امنیتی جدیدی در سطح جهان مطرح گردیده است و لذا با نفوذ دنیای دیجیتال به زندگی مردم، طراحی سیستمهای امنیتی مرتبط به آن اهمیت فراوانی در سالهای اخیر پیدا کرده‌اند. به دنبال این نیاز، نهان‌نگاری به عنوان روشی مؤثر جهت تأمین برخی از این نیازها مورد توجه قرار گرفته و پیشرفت سریعی داشته است.

در این پایان‌نامه جهت آشنایی و نیل به یک دیدگاه کلی از سیستمهای نهان‌نگاری ابتدا به بیان کاربردهای نهان‌نگاری

پرداختیم. ...

# مراجع

- [1] L Navarro E Hernandez-sanchez F Rodriguez-Haro, F Freitag, “A summary of virtualization techniques,” .
- [2] Ramtin Jabbari, Nauman bin Ali, Kai Petersen, and Binish Tanveer, “What is devops? a systematic mapping study on definitions and practices,” in *Proceedings of the Scientific Workshop Proceedings of XP2016*. 2016, Association for Computing Machinery.
- [3] “What is devops?,” URL: <https://aws.amazon.com/devops/what-is-devops/> [Accessed: 2024-05-07].
- [4] Manish Virmani, “Understanding devops and bridging the gap from continuous integration to continuous delivery,” in *Fifth International Conference on the Innovative Computing Technology (INTECH 2015)*, 2015, pp. 78–82.
- [5] A. Van Bennekum A. Cockburn-W. Cunningham M. Fowler J. Grenning J. Highsmith A. Hunt R. Jeffries K. Beck, M. Beedle, “Manifesto for agile software development,” 2001, URL: <https://agilemanifesto.org/> [Accessed: 2024-02-17].
- [6] Jez Humble and David Farley, *Continuous Delivery: Reliable Software Releases through Build, Test, and Deployment Automation*, Addison-Wesley Professional, 2010.
- [7] paul hammant, “Trunk based development,” URL: <https://trunkbaseddevelopment.com/> [Accessed: 2023-11-01].
- [8] M. Huttermann, *DevOps for Developers*, chapter Infrastructure as Code, 2012.
- [9] Matej Artac, Tadej Borovssak, Elisabetta Di Nitto, Michele Guerriero, and Damian Andrew Tamburri, “Devops: introducing infrastructure-as-code,” in *2017 IEEE/ACM 39th International Conference on Software Engineering Companion (ICSE-C)*, May 2017, pp. 497–498.
- [10] Nelly Delgado, Ann Q Gates, and Steve Roach, “A taxonomy and catalog of runtime software-fault monitoring tools,” *IEEE Transactions on software Engineering*, vol. 30, no. 12, pp. 859–872, 2004.
- [11] SAIBS Arachchi and Indika Perera, “Continuous integration and continuous delivery pipeline automation for agile software project management,” in *Moratuwa Engineering Research Conference (MERCon)*, May 2018, pp. 156–161.
- [12] Anja Kammer Florian Beetz and Dr. Simon Harrer, *GitOps Cloud-native Continuous Deployment*, 2021.
- [13] N. Forsgren and J. Humble, “The role of continuous delivery in it and organizational performance,” March 2016.
- [14] “What is virtualization?,” URL: <https://aws.amazon.com/what-is/virtualization/> [Accessed: 2024-05-08].
- [15] Amit M Potdar, DG Narayan, Shivaraj Kengond, and Mohammed Moin Mulla, “Performance evaluation of docker container and virtual machine,” *Procedia Computer Science*, vol. 171, pp. 1419–1428, 2020.
- [16] “Containerization,” URL: <https://www.ibm.com/topics/containerization> [Accessed: 2023-05-21].

- [17] “Docker,” URL: <https://docs.docker.com/> [Accessed: 2023-05-18].
- [18] Y. Yu Y. Zhou and B. Ding, “Towards mlops: A case study of ml pipeline platform,” October 2020.
- [19] Damian A. Tamburri, “Sustainable mlops: Trends and challenges,” in *2020 22nd International Symposium on Symbolic and Numeric Algorithms for Scientific Computing (SYNAS)*, 2020, pp. 17–23.
- [20] Lucy Ellen Lwakatare, Ivica Crnkovic, Ellinor Rånge, and Jan Bosch, “From a data science driven process to a continuous delivery process for machine learning systems,” in *Product-Focused Software Process Improvement*, Maurizio Morisio, Marco Torchiano, and Andreas Jedlitschka, Eds., Cham, 2020, pp. 185–201, Springer International Publishing.
- [21] Ioannis Karamitsos, Saeed Albarhami, and Charalampos Apostolopoulos, “Applying devops practices of continuous automation for machine learning,” *Information*, vol. 11, no. 7, 2020.
- [22] Lucas Cardoso Silva, Fernando Rezende Zagatti, Bruno Silva Sette, Lucas Nildaimon dos Santos Silva, Daniel Lucrédio, Diego Furtado Silva, and Helena de Medeiros Caseli, “Benchmarking machine learning solutions in production,” in *2020 19th IEEE International Conference on Machine Learning and Applications (ICMLA)*, 2020, pp. 626–633.
- [23] Behrouz Derakhshan, Alireza Rezaei Mahdiraji, Tilmann Rabl, and Volker Markl, “Continuous deployment of machine learning pipelines,” in *EDBT*, March 2019, pp. 397–408.
- [24] Alexandra Posoldova, “Machine learning pipelines: From research to production,” *IEEE Potentials*, vol. 39, no. 6, pp. 38–42, 2020.
- [25] “Apache airflow,” URL: <https://airflow.apache.org/> [Accessed: 2023-11-02].
- [26] “Kubeflow,” URL: <https://www.kubeflow.org/> [Accessed: 2023-11-02].
- [27] M. Schmitt, “Airflow vs. luigi vs. argo vs. mlflow vs. kubeflow,” URL: <https://www.datarevenue.com/en-blog/airflow-vs-luigi-vs-argo-vs-mlflow-vs-kubeflow> [Accessed: 2023-11-02].
- [28] “Feast,” URL: <https://feast.dev/> [Accessed: 2023-11-05].
- [29] Álvaro López García, Jesús Marco De Lucas, Marica Antonacci, Wolfgang Zu Castell, Mario David, Marcus Hardt, Lara Lloret Iglesias, Germán Moltó, Marcin Plociennik, Viet Tran, Andy S. Alic, Miguel Caballer, Isabel Campos Plasencia, Alessandro Costantini, Stefan Dlugolinsky, Doina Cristina Duma, Giacinto Donvito, Jorge Gomes, Ignacio Heredia Cacha, Keiichi Ito, Valentin Y. Kozlov, Giang Nguyen, Pablo Orviz Fernández, Zdeněk Šustr, and Pawel Wolniewicz, “A cloud-based framework for machine learning workloads and applications,” *IEEE Access*, vol. 8, pp. 18681–18692, 2020.
- [30] “Mlflow,” URL: <https://mlflow.org/> [Accessed: 2023-11-21].
- [31] “Apache spark,” URL: <https://spark.apache.org/> [Accessed: 2023-11-29].
- [32] “Knative,” URL: <https://knative.dev/docs/> [Accessed: 2023-11-29].
- [33] Cédric Renggli, Luka Rimanic, Nezihe Merve Gürel, Bojan Karlas, Wentao Wu, and Ce Zhang, “A data quality-driven view of mlops,” *CoRR*, vol. abs/2102.07750, 2021, URL: <https://arxiv.org/abs/2102.07750> [Accessed: 2023-11-30].
- [34] “Gitlab,” URL: <https://about.gitlab.com/> [Accessed: 2024-05-16].
- [35] “Gerritcodereview,” URL: <https://www.gerritcodereview.com/> [Accessed: 2024-05-16].
- [36] “Jenkins,” URL: <https://www.jenkins.io/> [Accessed: 2023-11-01].
- [37] Armin Esmailzadeh, Maryam Heidari, Reyhaneh Abdolazimi, Parisa Hajibabaei, and Masoud Malekzadeh, “Efficient large scale nlp feature engineering with apache spark,” in *2022 IEEE 12th Annual Computing and Communication Workshop and Conference (CCWC)*, 2022, pp. 0274–0280.
- [38] Jun Xu, “Mlops in the financial industry: Philosophy, practices, and tools,” in *Future and Fintech, the, Abcdi and Beyond*, p. 451. World Scientific, 2022.
- [39] “Kafka,” URL: <https://kafka.apache.org/> [Accessed: 2023-11-31].



- 
- [40] “Jupyter,” URL: <https://jupyter.org/> [Accessed: 2023-11-31].
- [41] Tao Cui, Ye Wang, and Bassel Namih, “Build an intelligent online marketing system: An overview,” *IEEE Internet Computing*, vol. 23, no. 4, pp. 53–60, 2019.

## **ABSTRACT**

In the digital world today, invisible and robust image watermarking which embeds invisible signals in to the digital images has been proposed as a major solution to the problem of copyright protection of digital images. Several approaches such as exploiting Human Visual System (HVS) and invariant domain watermarking have been proposed to achieve this goal. In this thesis we use the information-theoretic concepts as tools to develop methods for embedding watermark in an optimized way. Also multi-resolution transforms such as wavelet transform and MR-SVD (Multi-Resolution form of the Singular Value Decomposition) are used in the proposed structure, because theses transforms resemble the HVS characteristics for an optimized watermarking structure. Entropy concept and entropy masking effects were proposed to use to develop a model in DWT domain to increase the strength and robustness of the watermark, while perceived quality of the electronic image is not altered. Then, the structure similar to the entropy-based proposed structure in DWT domain, is used for watermarking in the MR-SVD transform domain, which is found a new approach to robust image watermarking. Simulation results show that the proposed methods outperform conventional methods in terms of both invisibility and robustness.

## **KEYWORDS**

1. Image Watermarking.
2. Multi-Resolution Transform.
3. Human Visual System (HVS).
4. Wavelet Transform.
5. Singular Value Decomposition (SVD).
6. Entropy.
7. Entropy Masking.



SHARIF UNIVERSITY OF TECHNOLOGY  
ELECTRICAL ENGINEERING DEPARTMENT

M.Sc. THESIS

*Title:*

# An Information-Theoretic Model for Image Watermarking

by:

AAAAA BBBB

*Supervisor:*

Dr. ...

August 2005