



دانشگاه صنعتی امیرکبیر
(پلی تکنیک تهران)
دانشکده مهندسی کامپیوتر

پروژه کارشناسی
گرایش معماری سیستم‌های کامپیوتری

پیاده‌سازی سیستم نگهداری و تعمیرات پیش‌بینانه
تجهیزات بر بستر اینترنت اشیاء مبتنی بر تحلیل لرزش

نگارنده

آریان بوکانی

استاد راهنما

حمیدرضا زرنندی

مرداد ۱۴۰۲

بِسْمِ اللَّهِ الرَّحْمَنِ الرَّحِيمِ

صفحه فرم ارزیابی و تصویب پایان نامه - فرم تأیید اعضاء کمیته دفاع

در این صفحه فرم دفاع یا تأیید و تصویب پایان نامه موسوم به فرم کمیته دفاع - موجود در پرونده آموزشی - را قرار دهید.

نکات مهم:

- نگارش پایان نامه/رساله باید به **زبان فارسی** و بر اساس آخرین نسخه دستورالعمل و راهنمای تدوین پایان نامه های دانشگاه صنعتی امیرکبیر باشد.(دستورالعمل و راهنمای حاضر)
- رنگ جلد پایان نامه/رساله چاپی کارشناسی، کارشناسی ارشد و دکترا باید به ترتیب مشکی، طوسی و سفید رنگ باشد.
- چاپ و صحافی پایان نامه/رساله بصورت **پشت و رو(دورو)** بلامانع است و انجام آن توصیه می شود.



دانشگاه صنعتی امیرکبیر
(پلی تکنیک تهران)

به نام خدا

تعهدنامه اصالت اثر

تاریخ: مرداد ۱۴۰۲

اینجانب **آریان بوکانی** متعهد می‌شوم که مطالب مندرج در این پایان‌نامه حاصل کار پژوهشی اینجانب تحت نظارت و راهنمایی اساتید دانشگاه صنعتی امیرکبیر بوده و به دستاوردهای دیگران که در این پژوهش از آنها استفاده شده است مطابق مقررات و روال متعارف ارجاع و در فهرست منابع و مآخذ ذکر گردیده است. این پایان‌نامه قبلاً برای احراز هیچ مدرک هم‌سطح یا بالاتر ارائه نگردیده است. در صورت اثبات تخلف در هر زمان، مدرک تحصیلی صادر شده توسط دانشگاه از درجه اعتبار ساقط بوده و دانشگاه حق پیگیری قانونی خواهد داشت.

کلیه نتایج و حقوق حاصل از این پایان‌نامه متعلق به دانشگاه صنعتی امیرکبیر می‌باشد. هرگونه استفاده از نتایج علمی و عملی، واگذاری اطلاعات به دیگران یا چاپ و تکثیر، نسخه‌برداری، ترجمه و اقتباس از این پایان‌نامه بدون موافقت کتبی دانشگاه صنعتی امیرکبیر ممنوع است. نقل مطالب با ذکر مآخذ بلامانع است.

آریان بوکانی

امضا

تقدیم بہ مادر و پدر عزیزم

سپاس‌گزاری

از استاد بزرگوارم جناب آقای دکتر حمیدرضا زرندی که با حسن خلق و گشاده‌رویی، رهنمودهای روشنگر خود را برای انجام این پروژه از من دریغ نکرده‌اند، از استاد مشاورم جناب آقای دکتر حامد فربه که راهنمایی‌های ایشان از بدو ورود به دانشگاه کمک بسیاری به من در طی کردن مسیر تحصیل بوده‌اند، از مادر و پدرم که همواره در مواجهه با سختی‌های این دنیا دلسوزانه همراهم بوده‌اند، و از سایر عزیزانی که در کنارشان این نتیجه حاصل آمد کمال تشکر و قدردانی را دارم.

آریان بوکانی
مرداد ۱۴۰۲

چکیده

در این قسمت چکیده پایان نامه نوشته می‌شود. چکیده باید جامع و بیان‌کننده خلاصه‌ای از اقدامات انجام‌شده باشد. در چکیده باید از ارجاع به مرجع و ذکر روابط ریاضی، بیان تاریخچه و تعریف مسئله خودداری شود.

واژه‌های کلیدی:

نگهداری پیش‌بینانه، تحلیل لرزش، یادگیری ماشین، اینترنت اشیاء

فهرست مطالب

صفحه

عنوان

۱	مقدمه	۱
۲	۱-۱ مقدمه	۲
۳	۲-۱ تعریف مسئله	۳
۴	۳-۱ کارهای مشابه	۴
۵	۲ تکنولوژی‌های استفاده‌شده	۵
۶	۱-۲ زبان برنامه‌نویسی	۶
۶	۱-۱-۲ زبان برنامه‌نویسی پایتون	۶
۸	۲-۲ چارچوب‌ها و کتابخانه‌ها	۸
۸	۱-۲-۲ چارچوب FastAPI	۸
۹	۲-۲-۲ کتابخانه‌ی NumPy	۹
۹	۳-۲-۲ کتابخانه‌ی Scikit-Learn	۹
۱۰	۴-۲-۲ کتابخانه‌های جانبی	۱۰
۱۱	۳-۲ پایگاه داده‌ی رابطه‌ای	۱۱
۱۱	۴-۲ داکر	۱۱
۱۳	۵-۲ جمع‌بندی و نتیجه‌گیری	۱۳
۱۴	۳ استقرار مدل یادگیری ماشین	۱۴
۱۵	۱-۳ زیرساخت به عنوان خدمت	۱۵
۱۵	۲-۳ روش استقرار مدل	۱۵
۱۸	۳-۳ جمع‌بندی و نتیجه‌گیری	۱۸
۱۹	۴ پیاده‌سازی کارگزار اصلی	۱۹
۲۰	۵ پیاده‌سازی و توسعه مدل یادگیری ماشین	۲۰
۲۱	۱-۵ توضیح مسئله	۲۱
۲۲	۲-۵ پیش‌پردازش	۲۲

۲۲ ۱-۲-۵ از بین بردن انحرافات
۲۲ ۲-۲-۵ از بین بردن داده‌های پرت
۲۲ ۳-۲-۵ استخراج ویژگی‌ها
۲۲ ۳-۵ نحوه‌ی یادگیری مدل
۲۲ ۴-۵ جمع‌بندی و نتیجه‌گیری
۲۳ منابع و مراجع
۲۶ پیوست

فهرست اشکال

صفحه

شکل

۳	۱-۱ مقایسه‌ی هزینه‌های انواع نگهداری‌ها
۴	۲-۱ نمودار جریان کار
۸	۱-۲ لوگوی FastAPI [۸]
۱۰	۲-۲ گراف وابستگی کتابخانه‌های پایتون به NumPy [۹]
۱۲	۳-۲ معماری داکر [۱۴]
۱۳	۴-۲ ماشین‌های مجازی در برابر کانتینرهای داکری [۱۵]
۱۶	۱-۳ انواع سرویس‌های ارائه‌شده توسط شرکت‌های خدمات ابری [۱۷]
۱۷	۲-۳ انواع روش‌های استقرار مدل‌های یادگیری ماشین [۱۸]

فهرست جداول

صفحه

جدول

۱-۵ توضیحات نشانه‌گذاری داده‌ها ۲۱

فهرست نمادها

نماد	مفهوم
N	تعداد گره‌های موجود
M	تعداد اندازه‌گیری‌های لرزش مربوط به گره‌ها
K	تعداد همه‌ی نمونه‌های موجود در یک اندازه‌گیری
n	گره n ام
m	اندازه‌گیری m ام
k	نمونه‌ی k ام در یک اندازه‌گیری
a_{nmk}	بردار سه‌بعدی مربوط به اندازه‌گیری لرزش
\hat{a}	بردار هنجارشده a

فصل اول

مقدمه

۱-۱ مقدمه

در صنعت، نگهداری و تعمیرات^۱ به تمام فعالیت‌هایی اطلاق می‌شود که بر روی ابزارهای صنعتی انجام می‌شود تا بهره‌وری و عمر این ابزارها افزایش یابد. در سال‌های اخیر، رویکردهای مختلفی برای انجام نگهداری مورد استفاده قرار گرفته است. روش‌های نگهداری زیر، از میان همه‌ی این رویکردها، بیشترین فراوانی استفاده در صنعت را دارند [۱]:

- **نگهداری و تعمیرات اصلاحی^۲**: به جایگزینی قطعه خراب شده در سیستم می‌پردازد. در این رویکرد، تا زمانی که فرایند جایگزینی قطعه معیوب به اتمام نرسد، سیستم غیرقابل بهره‌برداری است و تعمیر قطعات بعد از خرابی هزینه‌های قابل توجهی برای صاحبان صنعت به همراه دارد [۲].
- **نگهداری و تعمیرات جلوگیریانه^۳**: سعی در پیش‌گیری از اتلاف زمان ناشی از توقف اضطراری دارد، اما در عوض ممکن است تعدادی از قطعاتی که هنوز عمر مفید دارند، دور ریخته شوند و اسراف در هزینه و قطعات مصرفی صورت گیرد [۲].
- **نگهداری و تعمیرات پیش‌بینانه^۴**: سعی می‌کند مشکلات دو نوع نگهداری و تعمیرات مذکور را حل کند. با استفاده از این روش، زمان عملیاتی هر قسمت دستگاه تخمین زده می‌شود و قطعاتی که توسط سیستم مشکوک به خرابی در آینده هستند تعویض می‌گردند و بنابراین ابزارهای موجود در سیستم به صورت بهینه مورد استفاده قرار می‌گیرند و هزینه‌های تعمیرات بشدت کاهش می‌یابد [۲، ۳].

بدلیل اینکه در نگهداری پیش‌بینانه قطعات در حال خرابی، پیش از وقوع خرابی شناسایی می‌شوند و ناکارآمدی آن بخش به کل سیستم آسیب نمی‌رساند، همانطور که در شکل ۱-۱ مشخص است، با استفاده از این نوع نگهداری، می‌توان مجموع هزینه‌های نگهداری و تعمیرات را به حداقل میزان ممکن رساند [۳].

¹Maintenance

²Corrective Maintenance

³Preventive Maintenance

⁴Predictive Maintenance



شکل ۱-۱: مقایسه‌ی هزینه‌های انواع نگهداری‌ها

۲-۱ تعریف مسئله

هدف از انجام این پروژه، پیاده‌سازی سیستمی برای اجرا کردن نگهداری پیش‌بینانه بر روی گره‌های موجود در یک اینترنت اشیاء^۵ به هم پیوسته است. رویکردهای مختلفی برای این منظور تا کنون توسط محققان ابداع و مورد استفاده قرار گرفته شده است. از جمله‌ی این موارد می‌توان به تحلیل لرزش^۶ اشاره کرد. برای پیاده‌سازی این سیستم همانطور که در شکل ۲-۱ به تصویر آمده است، نیازمند آنیم که داده‌های لرزش مربوط به گره‌ها را که توسط یک سیستم قابل اتکا^۷ جمع‌آوری شده است، دریافت کرده و با جدا کردن داده‌های پرت^۸، از بین بردن تاثیر اختلال^۹ ایجاد شده توسط گرانس و خرابی یا درست کار نکردن حسگر^{۱۰} اندازه‌گیری لرزش، استخراج ویژگی^{۱۱}‌های مناسب برای انجام تحلیل روی داده و

^۵Internet of Things

^۶Vibration Analysis

^۷Reliable

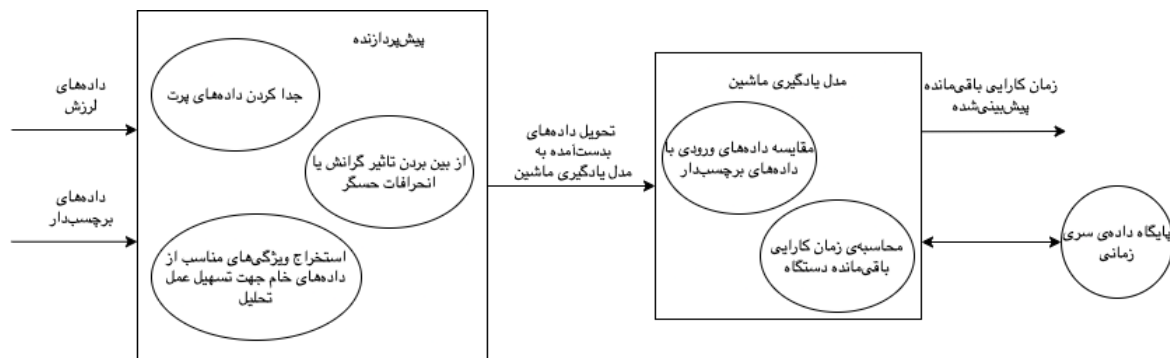
^۸Outlier Data

^۹Noise

^{۱۰}Sensor

^{۱۱}Feature Extraction

در نهایت پیشنهاد دادن مدلی برای نحوه‌ی یادگیری ماشین^{۱۲} و تحلیل و مقایسه‌ی داده‌های بدست‌آمده با داده‌های برچسب‌دار^{۱۳}، عمر باقی‌مانده^{۱۴}ی دستگاه‌های مختلف را پیش‌بینی کنیم و بر اساس اعداد بدست‌آمده، اقدامات مناسب را برای انجام مراقبت‌های دوره‌ای انجام دهیم و از تحمیل شدن هزینه‌های جانبی در آینده جلوگیری کنیم^[۴]. برای راحتی استفاده از سیستم طراحی‌شده، مستقر ساختن^{۱۵} سرویس توسعه‌یافته‌شده روی ابر^{۱۶} و همچنین احراز هویت مدیر^{۱۷}ان و دروازه^{۱۸}های ارسال‌کننده داده‌ی لرزش کارگزار^{۱۹}ی نیز پیاده خواهد شد.



شکل ۱-۲: نمودار جریان کار

۳-۱ کارهای مشابه

¹²Machine Learning

¹³Labeled Data

¹⁴Remaining Useful Lifetime

¹⁵Deploy

¹⁶Cloud

¹⁷Admin

¹⁸Gateway

¹⁹Server

فصل دوم

تکنولوژی‌های استفاده‌شده

در این فصل تکنولوژی‌ها و چارچوب^۱های اصلی دخیل در توسعه این دستگاه را به طور دقیق مورد بررسی قرار می‌دهیم.

۱-۲ زبان برنامه‌نویسی

برای انتخاب زبان برنامه‌نویسی مناسب برای توسعه مدل یادگیری ماشین شرح داده شده، باید معیارهای متفاوتی را در نظر گرفت. برای این منظور زبان پایتون^۲ را برگزیدیم. مواردی همچون داشتن چارچوب‌ها و کتابخانه‌های قدرتمند یادگیری ماشین، توسعه‌ی آسان و سریع و محبوبیت بالا از دلایل اصلی انتخاب پایتون به عنوان زبان اصلی برای توسعه‌ی سرویس یادگیری ماشین می‌باشد. همچنین شایان ذکر است که چون کارگزار اصلی جمع‌آوری اطلاعات لرزش به زبان پایتون نوشته شده است، استفاده از این زبان برای توسعه مدل یادگیری ماشین، باعث بهبود توسعه‌پذیری نیز می‌گردد.

۱-۱-۲ زبان برنامه‌نویسی پایتون

یک زبان برنامه‌نویسی عمومی و سطح بالا است که فلسفه طراحی آن بر روی خوانایی کد تأکید دارد. نحو^۳ پایتون به برنامه‌نویسان امکان می‌دهد تا مفاهیم را با تعداد کمتری خط کد نسبت به زبان‌هایی مانند سی^۴ بیان کنند و این زبان ساختارهایی را فراهم می‌کند که برنامه‌های واضح و قابل فهم را در هر دو مقیاس کوچک و بزرگ فراهم می‌سازد^[۵]. یکی از مشخصه‌های مهم پایتون این است که از چندین الگو^۵ی برنامه‌نویسی، از جمله شیء‌گرا^۶ و تابعی یا روش‌های رویه‌ای، پشتیبانی می‌کند. پایتون سیستم نوع پویا و مدیریت خودکار حافظه را پشتیبانی می‌کند و کتابخانه‌های استاندارد و جانبی بزرگ و جامع دارد. مفسرهای پایتون برای بسیاری از سیستم‌عامل‌ها در دسترس هستند^[۶]. از جمله مهم‌ترین ویژگی‌های پایتون می‌توان به موارد زیر اشاره کرد.

- **سادگی:** پایتون یک زبان برنامه‌نویسی بسیار سطح بالا است که منابع زیادی برای یادگیری آن وجود دارد. پایتون از ابزارهای شخص ثالث متنوعی پشتیبانی می‌کند که استفاده از آن را بسیار آسانتر می‌کند و کاربران را ترغیب می‌کند تا ادامه دهند^[۶، ۷].

¹Framework

²Python

³Syntax

⁴C Programming Language

⁵Paradigm

⁶Object Oriented Programming (OOP)

• **متن‌باز بودن^۷**: اگرچه تمام حقوق این زبان برنامه‌نویسی متعلق به سازمان پایتون است، اما در حال حاضر به عنوان یک نرم‌افزار متن‌باز وجود دارد و هیچ محدودیتی در استفاده، تغییر و توزیع آن وجود ندارد. می‌توان به آزادی از پایتون استفاده کرد و آن را برای استفاده شخصی و یا تجاری توزیع کرد. نه تنها می‌توان نرم‌افزاری که با آن نوشته شده است را استفاده و توزیع کرد، بلکه حتی می‌توان تغییراتی در خود کد منبع پایتون اعمال کرد. همچنین شایان ذکر است که پایتون یک جامعه بزرگ و پویا دارد که در هر نسخه آن را بهبود می‌بخشد [۶، ۷].

• **کتابخانه‌ها و چارچوب‌ها**: پایتون دارای یک سری کتابخانه‌های استاندارد و چارچوب‌های متنوع است که کار برنامه‌نویسان را بشدت راحت می‌کند، زیرا نیازی نیست تمام کدنویسی را خود برنامه‌نویس انجام دهد. کتابخانه‌های استاندارد در پایتون به خوبی تست شده‌اند و توسط هزاران نفر استفاده می‌شوند. بنابراین، می‌توان اطمینان داشت که استفاده از این کتابخانه‌ها توانایی ایجاد خرابی در برنامه‌های شما را ندارند [۶، ۷].

حال به بررسی معایب پایتون می‌پردازیم. نکته‌ی قابل توجه در این قسمت این است که اگر معایب نام‌برده شده تاثیر زیادی در کیفیت خدمت ارائه‌شده به کاربر بگذارند، استفاده از پایتون اصلا توصیه نمی‌شود و باید به دنبال جایگزینی مناسب گشت. از جمله کاستی‌های پایتون عبارت‌اند از:

• **کندی**: به عنوان یک زبان با نوع پویا، پایتون به دلیل انعطاف‌پذیری بالا، کند عمل می‌کند، زیرا ماشین باید بسیاری از مراجعات را انجام دهد تا از تعریف چیزی مطمئن شود و این باعث کاهش عملکرد پایتون می‌شود [۶، ۷].

• **دشواری فرایند نگهداری^۸**: به دلیل اینکه پایتون یک زبان با نوع پویا است، یک چیز ممکن است به راحتی به معنای متفاوتی در تک‌نمایی متفاوت تفسیر شود. با افزایش اندازه و پیچیدگی یک برنامه پایتون، نگهداری آن ممکن است دشوار شود. با کمک تست‌های واحد^۹ می‌توان تا حدی این از وقوع این مشکل جلوگیری کرد [۶، ۷].

⁷Open Source

⁸Maintaining

⁹Unit Tests

۲-۲ چارچوب‌ها و کتاب‌خانه‌ها

در این پروژه از چارچوب فست‌ای‌پی‌آی^{۱۰} برای دریافت درخواست‌ها و ارسال نتایج پیش‌بینی استفاده‌شده است (لوگوی مربوط به این چارچوب در شکل ۱-۲-۸^۸ آورده‌شده است). این سرویس به عنوان یک بسته^{۱۱}ی پایتونی به کارگزار اصلی اضافه شده است. همچنین برای پیاده‌سازی مدل و انجام محاسبات ریاضی و ماتریسی از کتابخانه‌های نام‌پای^{۱۲} و سایکیت^{۱۳} بهره برده شده است. در بخش‌های بعد به معرفی مختصر هر کدام از این موارد خواهیم پرداخت. لازم به ذکر است که جهت خوانایی بیشتر، از معادل انگلیسی این کتابخانه‌ها برای اشاره به اسم آنها استفاده خواهیم کرد.

۱-۲-۲ چارچوب FastAPI

یک چارچوب مدرن با عملکرد عالی برای طراحی وب است که برای پایتون توسعه داده‌شده است. از ویژگی‌های کلیدی FastAPI می‌توان به موارد زیر اشاره کرد^۸.



شکل ۱-۲: لوگوی FastAPI^۸

- **سریع بودن:** همانطور که در قسمت‌های قبل بدان اشاره شده، یکی از معایب پایتون کند بودن می‌باشد. نکته‌ی قابل توجه در اینجا این است که با وجود اینکه یکی از چارچوب‌های پایتون است، اما FastAPI بسیار سریع است و کارایی و عملکرد بسیار بالایی را در اختیار می‌گذارد.

¹⁰FastAPI

¹¹Package

¹²NumPy

¹³Scikit-Learn

- **سادگی توسعه:** بدلیل اینکه این زبان از نحو پایتون برای توسعه بهره می‌برد، سرعت توسعه‌دهنده برای ایجاد برنامه را دو تا سه برابر نسبت به چارچوب‌های دیگر برای توسعه برنامه‌ی تحت وب افزایش می‌دهد.
- **کوتاه‌بودن:** این ویژگی باعث می‌شود که تکرار کد به حداقل میزان ممکن برسد و این خود منجر به این می‌شود که اشکالات^{۱۴} کمتری که منشاء آن برنامه‌نویس هستند پیش بیایند.

۲-۲-۲ کتابخانه‌ی NumPy

NumPy یکی از معروف‌ترین کتابخانه‌های زبان پایتون برای پردازش علمی و عددی است و اکنون، ۱۸ سال پس از عرضه، همانطور که در [شکل ۲-۲](#) [۹] مشخص است، مبنای بسیاری از کتابخانه‌های دیگر پایتون است. این کتابخانه‌ی متن‌باز توسط جامعه‌ی پایتونی توسعه‌یافته است و یک شیء آرایه چندبعدی پایتون به همراه تابع‌هایی که روی آن عمل می‌کنند، ارائه می‌دهد. NumPy بدلیل سادگی ذاتی، به عنوان ساختار اصلی مبادله اطلاعات آرایه‌ای در پایتون مورد استفاده قرار می‌گیرد [۱۰]. آرایه‌ی نام‌پای در واقع یک ساختمان داده است که به صورت بهینه آرایه‌های چندبعدی پایتون را ذخیره می‌کند و به آن‌ها دسترسی پیدا می‌کند. همچنین توانایی انجام محاسبات علمی مختلف را بر روی این آرایه‌ها برای ما فراهم می‌کند. این ساختمان داده شامل یک اشاره‌گر^{۱۵} به حافظه و تعدادی فراداده^{۱۶} برای تفسیر داده‌های موجود در آرایه است [۹، ۱۰].

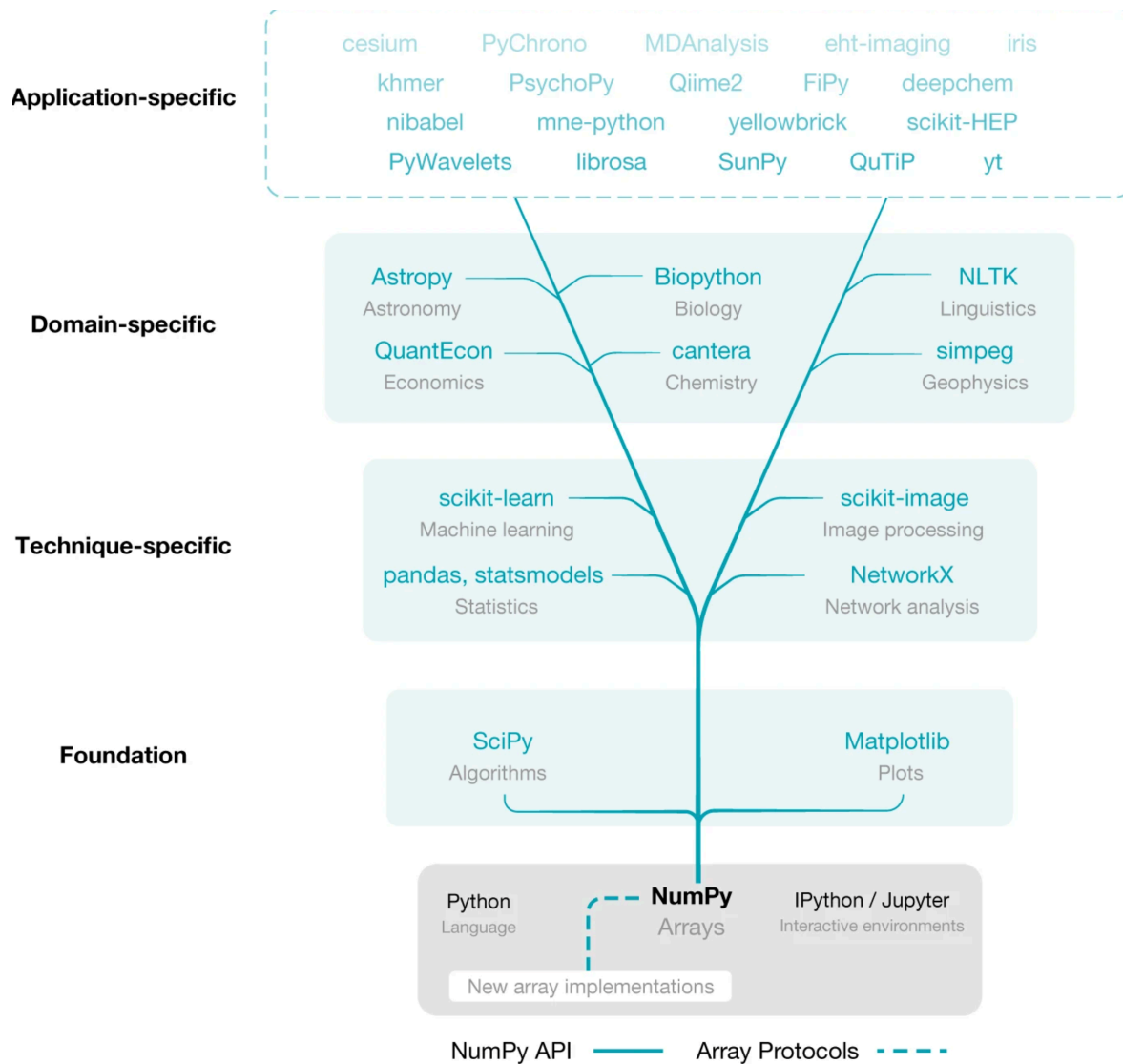
۳-۲-۲ کتابخانه‌ی Scikit-Learn

Scikit-Learn، جامع‌ترین و بزرگ‌ترین بسته یادگیری ماشین منبع‌باز در پایتون است. چون یادگیری ماشین اغلب به عنوان یک جزء از یک برنامه عمومی‌تر (همانند پروژه‌ی کنونی که به عنوان یک سرویس در وب توسعه داده شده است) استفاده می‌شود، ایده‌آل است که از همان زبان برنامه‌نویسی استفاده شود تا به صورت یکپارچه با سایر بخش‌های برنامه هماهنگ شود. با استفاده از قابلیت‌های گسترده پایتون، Scikit-Learn به عنوان یک بسته محبوب برای برنامه‌های مرتبط با یادگیری ماشین در حال رشد است [۱۱]. این کتابخانه شامل توابع و اشیاء فراوانی برای مسائل طبقه‌بندی، رگرسیون، تقریب ماتریس کوواریانس، کاهش بعد و پیش‌پردازش داده‌ی خام می‌باشد [۱۲]. اگرچه پایتون یک زبان برنامه‌نویسی

¹⁴Bugs

¹⁵Pointer

¹⁶Metadata



شکل ۲-۲: گراف وابستگی کتابخانه‌های پایتون به NumPy [۹]

تفسیری است، اما بیشتر روش‌های یادگیری ماشین در Scikit-Learn بر پایه کتابخانه‌های دودویی کامپایل شده است که در ابتدا با زبان‌های فورتران^{۱۷}، سی یا سی پلاس پلاس^{۱۸} برنامه‌نویسی شده‌اند. این پیاده‌سازی‌های مبتنی بر دودویی‌ها به طور قابل توجهی کارایی محاسبات را بهبود می‌بخشند [۱۱، ۱۲].

۴-۲-۲ کتابخانه‌های جانبی

در این پروژه برای توسعه‌ی بدون خطای سرویس‌های مختلف، از کتابخانه‌های جانبی دیگری نیز استفاده‌شده است که در اینجا به آنها و موارد کاربردشان اشاره می‌کنیم.

^{۱۷}Fortran

^{۱۸}C++

- **PyJWT و Werkzeug:** از این دو کتابخانه برای توسعه‌ی سرویس احراز هویت مدیران و دروازه‌های ارسال‌کننده‌ی داده‌های مربوط به لרزش با کمک استاندارد JWT استفاده کرده‌ایم.
- **Pandas:** برای کارهایی همانند خواندن مجموعه‌ی داده^{۱۹} و پردازش روی آنها از این کتابخانه کمک گرفته شد.
- **SQLAlchemy:** این کتابخانه به دلیل در اختیار گذاشتن رابط‌های کاربری برنامه‌نویسی مناسب برای ارتباط با پایگاه‌داده‌های رابط‌های بسیار محبوب است و در این پروژه نیز از آن استفاده کرده‌ایم.

۳-۲ پایگاه داده‌ی رابط‌های

۴-۲ داکر

داکر^{۲۰} در حال حاضر معروف‌ترین و پراستفاده‌ترین ابزار برای پیاده‌سازی معماری سرویس‌های کوچک^{۲۱} و استقرار آنها روی ابر است. وظیفه‌ی اصلی و واحد داکر این است که با بسته‌بندی برنامه‌ها و متعلقات آن بصورت واحدی به نام کانتینر^{۲۲}، امکان استفاده و کار کردن آنها را روی هر ماشینی که موتور داکر روی آن نصب شده است را تضمین کند. هر یک از کانتینرهای داکر در یک محیط مجزا و با منابع متفاوت تخصیص داده‌شده توسط موتور داکر، اجرا می‌شوند. این مدل اجرای ایزوله‌ی کانتینرهای داکر سبب قابل حمل بودن واحدهای مختلف اجرایی برنامه، مقیاس‌پذیری راحت برنامه‌های مختلف و همچنین انعطاف‌پذیری بالا نسبت به محیط اجرایی و شرایط وابسته به آن خواهد شد [۱۳، ۱۴].

سرویس داکر همانطور که در شکل ۳-۲ مشخص است، خود از چندین بخش مجزا تشکیل شده است که در این قسمت آنها را شرح خواهیم داد. داکر از معماری مشتری-کارگزار^{۲۳} استفاده می‌کند. Docker Client با Docker Daemon صحبت می‌کند، که کارهایی همانند ساخت، اجرا و توزیع کانتینرهای داکر را انجام می‌دهد. سرویس‌های Docker Client و Docker Daemon می‌توانند روی یک سیستم اجرا شوند، ی می‌توانند روی دوی ماشین متفاوت باشند و با یکدیگر ارتباط برقرار کنند. این دو سرویس

¹⁹Dataset

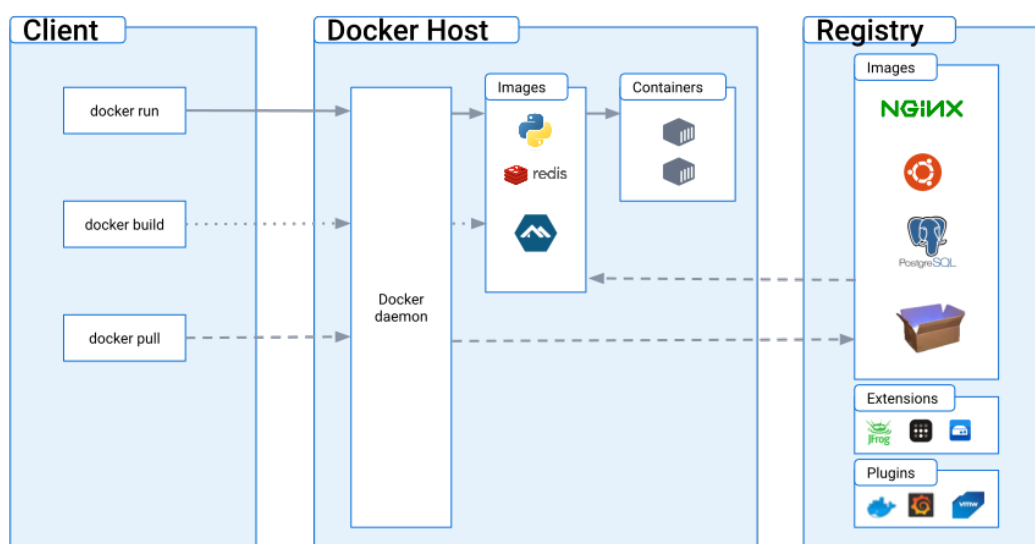
²⁰Docker

²¹Microservices

²²Container

²³Client-Server

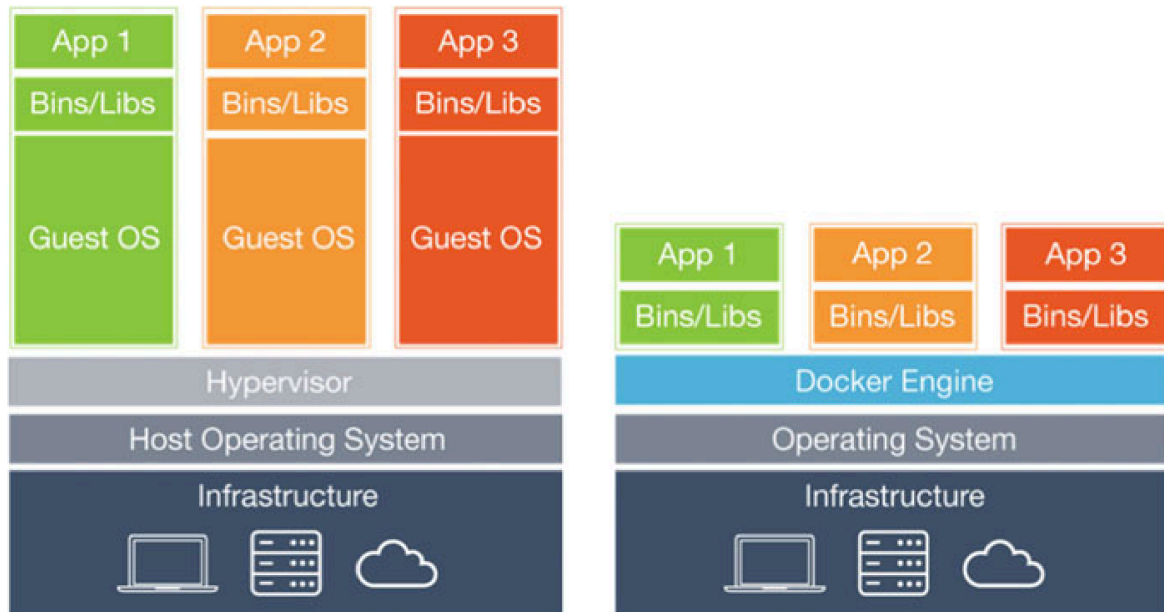
با استفاده از رابط کاربری برنامه‌نویسی، با همدیگر تعامل می‌کنند. یکی دیگر از سرویس‌گیرندگان معروف داکر، Docker Compose است که امکان ایجاد و اجرای چند کانتینر داکری را به صورت همزمان را برقرار می‌کند. همانطور که فهمیدیم، واحدهای اجرایی در داکر، کانتینر نامیده می‌شوند. نکته‌ی قابل توجه در اینجا این است که این واحدهای اجرایی از واحدهایی به نام ایمج ساخته و اجرا می‌شوند. هنگامی که Docker Daemon درخواست جدیدی برای بالا آوردن یک کانتینر از Docker Client دریافت می‌کند، در صورتی که ایمج داکری روی سیستم میزبان قرار داشت بلافاصله شروع به تخصیص منابع و شروع کانتینر مربوطه می‌کند. در غیر این صورت، از واحدی به نام Docker Registry ایمج مربوطه را دریافت و سپس همان روند قبلی را طی می‌کند [۱۴].



شکل ۲-۳: معماری داکر [۱۴]

توسعه‌ی داکر در واقع تلاشی برای رفع مشکلات استفاده از ماشین‌های مجازی^{۲۴} بود. کانتینرهای داکر و ماشین‌های مجازی مطابق شکل ۲-۴ در نحوه‌ی مجازی‌سازی و استفاده از منابع کامپیوتر با همدیگر متفاوت‌اند. ماشین‌های مجازی منابع سخت‌افزاری سیستم را بین خود تقسیم می‌کنند و بدلیل وجود لایه‌ای اضافی برای ایجاد دستورات قابل فهم برای لایه‌ی سخت افزار، نسبت به کانتینرهای داکر که منابع سیستم عامل را بین خود تقسیم می‌کنند و یک لایه کمتر دارند، کندتر اجرا می‌شوند و سربار بشدت بالاتری را متحمل می‌شوند [۱۳، ۱۵].

²⁴Virtual Machines



شکل ۲-۴: ماشین‌های مجازی در برابر کانتینرهای داکری [۱۵]

۵-۲ جمع‌بندی و نتیجه‌گیری

در این بخش، به تکنولوژی‌ها و چارچوب‌های اصلی استفاده‌شده برای توسعه‌ی مدل یادگیری ماشین اشاره کردیم. همانطور که در طول فصل بدان اشاره شد، زبان پایتون بدلیل دارا بودن غنی‌ترین کتابخانه‌های مربوط به محاسبات و یادگیری ماشین منطقی‌ترین انتخاب ممکن برای برگزیدن زبان توسعه‌ی مدل و سرویس هوش مصنوعی بود. دارا بودن چارچوب‌های با کارایی بالا برای توسعه برنامه‌ی وب نیز دیگر دلیل مهم برای انتخاب پایتون است. در انتهای این بخش نیز ابزار داکر را معرفی کردیم و اجزا و قسمت‌های متفاوت آن را بررسی کردیم و همچنین مزایای آن نسبت به ماشین‌های مجازی که روش سنتی استقرار برنامه‌ها روی ابر بود را بر شمردیم.

فصل سوم

استقرار مدل یادگیری ماشین

پس از پیاده‌سازی مدل یادگیری ماشین، نیاز است که به طریقی سیستم را در دسترس همگان قرار داد تا بتوان از مزایای آن استفاده کرد. شرکت‌های ارائه‌دهنده‌ی خدمات ابری^۱ یا به اختصار CSP، گزینه‌ی مناسبی برای این نیاز می‌باشد. برای این منظور، ما این پروژه را پس از پیاده‌سازی، توسط سرویس زیرساخت به عنوان خدمت^۲ مستقر کردیم.

۱-۳ زیرساخت به عنوان خدمت

در این مدل، سرویس‌دهنده ابر یا CSP مجموعه‌ای از منابع محاسباتی مجازی شده را در ابر فراهم می‌کند (مانند پهنای باند شبکه، ظرفیت ذخیره‌سازی، حافظه، قدرت پردازش). مسئولیت مشتری در این حالت این است که سیستم‌عامل و برنامه‌های نرم‌افزاری را روی این منابع مجازی اجرا و نگهداری کند. زیرساخت به عنوان خدمت یا IaaS از فناوری مجازی‌سازی استفاده می‌کند تا منابع فیزیکی را به منابع منطقی تبدیل کند که مشتریان می‌توانند به صورت پویا از آنها استفاده کنند و آنها را هنگام نیاز ایجاد و آزاد کنند[۱۶]. در شکل ۱-۳[۱۷] نمای کلی سرویس‌های مختلف موجود در یک سیستم ابری را مشاهده می‌کنیم. همانطور که مشخص است در IaaS، کاربر بیشترین کنترل را بر روی منابع در اختیار گذاشته‌شده دارد[۱۷].

۲-۳ روش استقرار مدل

روش‌های مختلفی برای استقرار و استفاده از مدل‌های یادگیری هوش مصنوعی مورد استفاده قرار می‌گیرند که از بین اینها چهار روش نشان داده شده در شکل ۲-۳[۱۸] مرسوم‌تر هستند:

- پیاده‌سازی دسته‌ای^۳: پیش‌بینی‌ها به فاصله‌های زمانی مشخص محاسبه می‌شوند و پیش‌بینی‌های حاصل در پایگاه داده ذخیره می‌شوند و به راحتی می‌توان آنها را در صورت نیاز بازیابی کرد. با این حال، نمی‌توان از داده‌های بروزتر استفاده کرد و پیش‌بینی‌ها می‌توانند به سرعت منسوخ شوند[۱۹، ۲۰].

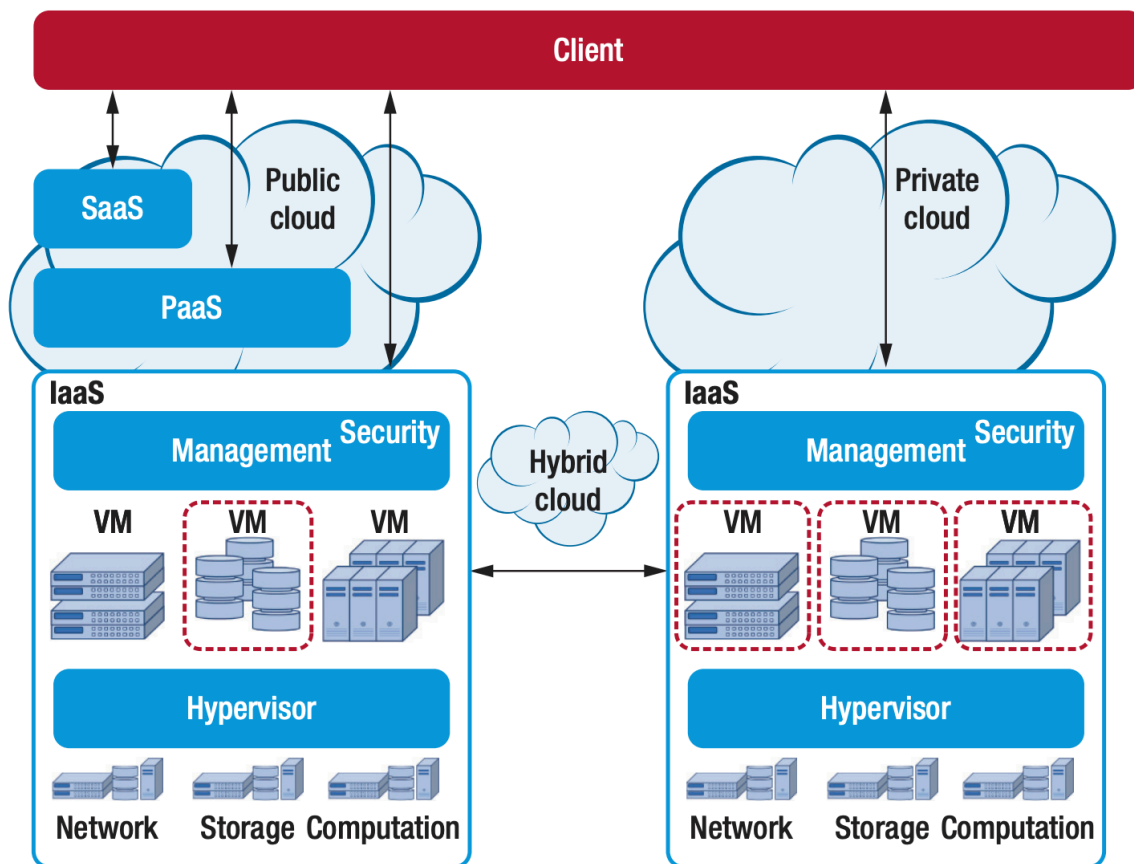
- پیاده‌سازی بی‌درنگ^۴: در این نوع از استقرار، درخواست کاربر برای گرفتن جدیدترین پیش‌بینی‌ها

¹Cloud Services Providers

²Infrastructure as a Service (IaaS)

³Batch Deployment

⁴Real-Time Deployment



شکل ۳-۱: انواع سرویس‌های ارائه‌شده توسط شرکت‌های خدمات ابری [۱۷]

به عنوان یک راه‌انداز^۵ توسط رابط برنامه‌نویسی^۶ اچ‌تی‌تی‌پی^۷ به کارگزار ارسال می‌شود. سپس سرویس یادگیری ماشین که به عنوان افزونه‌ای در سمت کارگزار توسعه یافته است، شروع به کار می‌کند و جدیدترین نتایج پیش‌بینی را تولید و ذخیره می‌کند و به سمت کاربر به عنوان نتیجه ارسال می‌کند. مشکل اصلی این روش قرارگیری مدل یادگیری ماشین، کند بودن روند یادگیری و پیش‌بینی است که منجر به منتظر ماندن کاربر می‌گردد. می‌توان با بهره‌گیری از فرآیندهای^۸ چندرسمانی^۹ برای دریافت درخواست‌های کاربر و انجام مرحله‌ی یادگیری و پیش‌بینی مدل، تا حد زیادی این مشکل را برطرف کرد [۱۹، ۲۰].

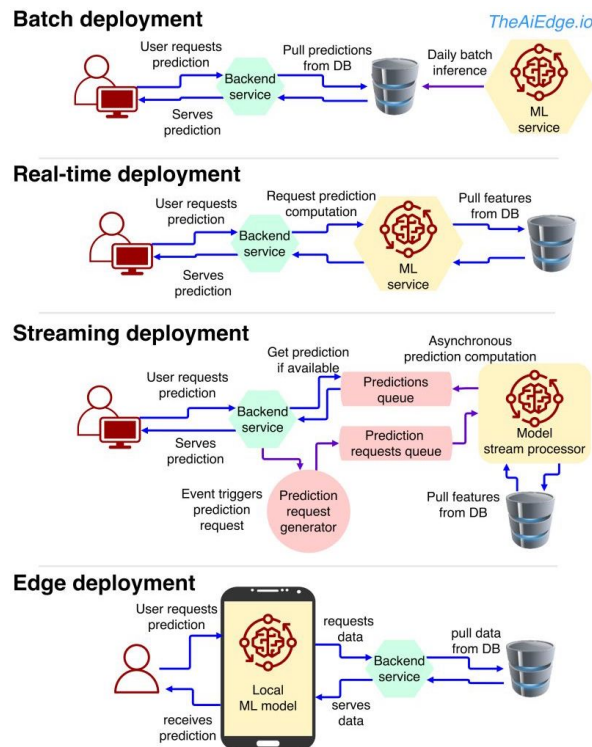
^۵Trigger

^۶Application Programming Interface (API)

^۷Hypertext Transfer Protocol (HTTP)

^۸Process

^۹Multi-Threaded



شکل ۳-۲: انواع روش‌های استقرار مدل‌های یادگیری ماشین [۱۸]

• **پیاده‌سازی جریانی^{۱۰}:** این امکان را می‌دهد تا فرآیند ناهمزمان^{۱۱} تری ایجاد شود. یک رویداد می‌تواند شروع فرآیند استنتاج را فراهم کند. این فرآیند در صف یک واسط پیام^{۱۲} مانند کافکا^{۱۳} قرار داده می‌شود و مدل یادگیری ماشینی در هنگام آماده شدن برای انجام درخواست، آن را انجام می‌دهد. این کار به سرویس پشتیبانی فرصت می‌دهد و با فرآیند صف بهینه، قدرت محاسباتی بسیاری را صرفه‌جویی می‌کند. پیش‌بینی‌های حاصل شده نیز در صف قرار گرفته و در صورت نیاز توسط سرویس‌های پشتیبانی مصرف می‌شوند. از مزیت‌های این روش نسبت به روش بی‌درنگ، می‌توان به کم‌شدن تاخیر پاسخ‌دهی به کاربران اشاره کرد [۱۹، ۲۰].

• **پیاده‌سازی لبه‌ای^{۱۴}:** در این روش استقرار، مدل مستقیماً بر روی کلاینت نصب می‌شود، مانند مرورگر وب، یک تلفن همراه یا محصولات اینترنت اشیا. این کار باعث رسیدن به سریع‌ترین استنتاج می‌شود، اما معمولاً مدل‌ها باید به اندازه کافی کوچک باشند تا بتوانند در سخت‌افزارهای

¹⁰Streaming Deployment

¹¹Asynchronous

¹²Message Broker

¹³Apache Kafka

¹⁴Edge Deployment

کوچکتر نصب شوند [۱۸].

بدلیل اینکه گره‌های موجود در شبکه‌ی اشیاء دارای توان پردازشی محدود هستند و اینکه ماهیت مدل هوش مصنوعی مربوط به حوزه‌ی کاری پیش‌بینی عمر دستگاه‌ها بدین‌گونه است که حتما باید از داده‌های مربوط به همه‌ی گره‌های موجود استفاده کرد، با توجه به گزینه‌های مطرح‌شده برای استقرار مدل هوش مصنوعی توسعه‌داده شده و همچنین مزایا و معایب هر کدام، از روش استقرار بی‌درنگ برای ارائه و بکارگیری مدل هوش مصنوعی در این پروژه استفاده شده است. به طور دقیق‌تر، مدل هوش مصنوعی به عنوان یک سرویس اضافی برای کارگزار اصلی توسعه داده‌شده، تعبیه شده است.

۳-۳ جمع‌بندی و نتیجه‌گیری

در این فصل نحوه‌ی استقرار مدل یادگیری ماشین را به صورت دقیق بررسی کردیم. همانطور که گفته شد، از میان سرویس‌های مختلف ارائه‌شده توسط شرکت‌های ارائه‌دهنده‌ی سرویس‌های ابری، از زیرساخت به عنوان خدمت برای مستقر کردن سرویس استفاده شد. این سرویس به عنوان یک کارگزار برای دریافت درخواست‌های کاربر و همچنین انجام فرایند یادگیری و ارسال نتایج پیش‌بینی به کاربر عمل می‌کند و از میان روش‌های مختلف برای استقرار و یادگیری مدل، روش استقرار بی‌درنگ بدلیل ماهیت اصلی مدل، پیچیده نبودن فرایند یادگیری در این مورد بخصوص و همچنین نیاز به بررسی همه‌ی داده‌های ارسال‌شده توسط گره‌های مختلف برای داشتن دقیق‌ترین پیش‌بینی‌ها انتخاب شد.

فصل چهارم

پیاده‌سازی کارگزار اصلی

فصل پنجم

پیاده‌سازی و توسعه مدل یادگیری ماشین

در این فصل روش پیاده‌سازی مدل هوش مصنوعی را به تفصیل شرح خواهیم داد. ابتدا فرضیات و داده‌های ورودی و آماده‌ی تحلیل را مشخص کرده و نماد هر کدام را که تا انتهای این نوشته از آنها استفاده خواهیم کرد، مشخص می‌کنیم. در قسمت بعد مراحل پیش‌پردازش^۱ را که روی این داده‌ها انجام می‌شود به ترتیب توضیح می‌دهیم و سپس ویژگی‌هایی که نیاز داریم از این داده‌های خام دریاوریم را توضیح می‌دهیم و نحوه‌ی استخراج این ویژگی‌ها را نمایان می‌کنیم. در مرحله‌ی نهایی روش آموزش و یادگیری مدل هوش مصنوعی را بر اساس این ویژگی‌ها شرح می‌دهیم.

۱-۵ توضیح مسئله

با توجه به اینکه سیستم یادگیری ماشین بر اساس اطلاعات حسگرهای لرزش عمل می‌کند، برای داشتن کمترین خطا در عملیات پیش‌بینی باید فرضیاتی را پیش از طراحی و پیاده‌سازی سیستم در نظر داشته باشیم. اولاً نمونه‌های بدست‌آمده برای حسگرهای متفاوت بازه‌های زمانی مختلف را در بر می‌گیرند و همگن نیستند. ثانیاً این داده‌های دارای انحرافات در اندازه‌گیری بدلیل وجود گرانش یا خرابی حسگر هستند. ثالثاً وضعیت ابتدایی هر یک از گره‌هایی که می‌خواهیم اطلاعات لرزش آنها را جمع‌آوری و تحلیل کنیم یکی نیستند [۴]. با توجه به نکاتی که مطرح کردیم، پیاده‌کردن یک سیستم پیش‌پردازش و استخراج‌کننده‌ی ویژگی‌های مناسب، الزامی است. در **جدول ۱-۵** توضیحات نشانه‌گذاری داده‌ی مربوط به این مسئله را می‌بینیم.

جدول ۱-۵: توضیحات نشانه‌گذاری داده‌ها

N	تعداد کل گره‌ها
M	تعداد کل اندازه‌گیری‌ها
K	تعداد کل نمونه‌های یک اندازه‌گیری
n	گره n ام
m	اندازه‌گیری m ام
k	نمونه‌ی k ام یک اندازه‌گیری
a_{nmk}	بردار سه‌بعدی مربوط به اندازه‌گیری لرزش
a_{nm}^l	بردار k بعدی مربوط به لرزش در محور $l \in \{x, y, z\}$

¹Preprocess

۲-۵ پیش‌پردازش

این بخش وظیفه دارد قبل از انجام تحلیل داده، در ابتدا انحرافات و داده‌های پرت^۲ را از داده‌ی خام جدا کرده و داده‌ی قابل پردازش را به لایه‌ی بعد که لایه‌ی استخراج ویژگی است تحویل دهد. در نهایت خروجی بخش پیش‌پردازنده، ویژگی‌هایی هستند که دستگاه یادگیری ماشین با تحلیل و بررسی آنها عملیات یادگیری و پیش‌بینی را انجام خواهد داد.

۱-۲-۵ از بین بردن انحرافات

حسگرهای کم‌هزینه MEMS، که داده‌های جمع‌آوری شده برای این پروژه توسط این نوع از حسگرها تأمین شده است، غالباً با گذشت زمان دچار انحرافات در اندازه‌گیری خواهند شد که منجر به اضافه یا کم شدن یک مقدار شتاب غیر صفر در اندازه‌گیری‌هایشان خواهد شد. از طرفی وجود گرانش، تاثیراتی روی اندازه‌گیری‌ها خواهد داشت و موجب ایجاد انحرافات رو به بالا یا پایین در این مقادیر خواهد شد [۴]. برای از بین بردن این مشکل همانطور که در **برابری (۱-۵)** آورده شده است [۲۱]، از هنجار کردن^۳ داده با کم کردن میانگین مقادیر شتاب اندازه‌گیری شده در هر کدام از سه محور از مقادیر اندازه‌گیری شده استفاده کرده‌ایم. لازم به ذکر است همانطور که مشخص است، نماد \hat{a}_{nm}^l ماتریس هنجار شده است.

$$\hat{a}_{nm}^l = a_{nm}^l - \sum_{k=1}^K \frac{a_{nmk}^l}{K} \quad (۱-۵)$$

۲-۲-۵ از بین بردن داده‌های پرت

۳-۲-۵ استخراج ویژگی‌ها

۳-۵ نحوه‌ی یادگیری مدل

۴-۵ جمع‌بندی و نتیجه‌گیری

^۲Outlier Data

^۳Normalizing

منابع و مراجع

- [1] Zhao, Jingyi, Gao, Chunhai, and Tang, Tao. A review of sustainable maintenance strategies for single component and multicomponent equipment. *Sustainability*, 14(5):2992, 2022.
- [2] Ran, Yongyi, Zhou, Xin, Lin, Pengfeng, Wen, Yonggang, and Deng, Ruilong. A survey of predictive maintenance: Systems, purposes and approaches. *arXiv preprint arXiv:1912.07383*, 2019.
- [3] Zonta, Tiago, Da Costa, Cristiano André, da Rosa Righi, Rodrigo, de Lima, Miromar Jose, da Trindade, Eduardo Silveira, and Li, Guann Pyng. Predictive maintenance in the industry 4.0: A systematic literature review. *Computers & Industrial Engineering*, 150:106889, 2020.
- [4] Jung, Deokwoo, Zhang, Zhenjie, and Winslett, Marianne. Vibration analysis for iot enabled predictive maintenance. in *2017 ieee 33rd international conference on data engineering (icde)*, pp. 1271–1282. IEEE, 2017.
- [5] Van Rossum, Guido et al. Python programming language. in *USENIX annual technical conference*, vol. 41, pp. 1–36. Santa Clara, CA, 2007.
- [6] Srinath, KR. Python—the fastest growing programming language. *International Research Journal of Engineering and Technology*, 4(12):354–357, 2017.

- [7] Sharma, Akshansh, Khan, Firoj, Sharma, Deepak, Gupta, Sunil, and Student, FY. Python: the programming language of future. *Int. J. Innovative Res. Technol*, 6(2):115–118, 2020.
- [8] FastAPI — fastapi.tiangolo.com. <https://fastapi.tiangolo.com/>. [Accessed 07-Apr-2023].
- [9] Van Der Walt, Stefan, Colbert, S Chris, and Varoquaux, Gael. The numpy array: a structure for efficient numerical computation. *Computing in science & engineering*, 13(2):22–30, 2011.
- [10] Harris, Charles R, Millman, K Jarrod, Van Der Walt, Stéfan J, Gommers, Ralf, Virtanen, Pauli, Cournapeau, David, Wieser, Eric, Taylor, Julian, Berg, Sebastian, Smith, Nathaniel J, et al. Array programming with numpy. *Nature*, 585(7825):357–362, 2020.
- [11] Hao, Jiangang and Ho, Tin Kam. Machine learning made easy: a review of scikit-learn package in python programming language. *Journal of Educational and Behavioral Statistics*, 44(3):348–361, 2019.
- [12] Kramer, Oliver and Kramer, Oliver. Scikit-learn. *Machine learning for evolution strategies*, pp. 45–53, 2016.
- [13] Anderson, Charles. Docker [software engineering]. *Ieee Software*, 32(3):102–c3, 2015.
- [14] Docker overview — docs.docker.com. <https://docs.docker.com/get-started/overview/>. [Accessed 12-Apr-2023].
- [15] Yadav, Anuj Kumar, Garg, ML, and Ritika. Docker containers versus virtual machine-based virtualization. in *Emerging Technologies in Data Mining and Information Security: Proceedings of IEMIS 2018, Volume 3*, pp. 141–150. Springer, 2019.

- [16] Youssef, Ahmed E. Exploring cloud computing services and applications. *Journal of Emerging Trends in Computing and Information Sciences*, 3(6):838–847, 2012.
- [17] Serrano, Nicolas, Gallardo, Gorka, and Hernantes, Josune. Infrastructure as a service and cloud technologies. *IEEE Software*, 32(2):30–36, 2015.
- [18] Deploying your Machine Learning models | Kaggle — kaggle.com. <https://www.kaggle.com/discussions/getting-started/382794>. [Accessed 03-Apr-2023].
- [19] Singh, Pramod. Deploy machine learning models to production. *Cham, Switzerland: Springer*, 2021.
- [20] Pacheco, Fannia, Exposito, Ernesto, Gineste, Mathieu, Baudoin, Cedric, and Aguilar, Jose. Towards the deployment of machine learning solutions in network traffic classification: A systematic survey. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 21(2):1988–2014, 2018.
- [21] García, Salvador, Luengo, Julián, and Herrera, Francisco. *Data preprocessing in data mining*, vol. 72. Springer, 2015.

پیوست

موضوعات مرتبط با متن گزارش پایان نامه که در یکی از گروه‌های زیر قرار می‌گیرد، در بخش پیوست‌ها آورده شوند:

۱. اثبات‌های ریاضی یا عملیات ریاضی طولانی.
۲. داده و اطلاعات نمونه (های) مورد مطالعه (Case Study) چنانچه طولانی باشد.
۳. نتایج کارهای دیگران چنانچه نیاز به تفصیل باشد.
۴. مجموعه تعاریف متغیرها و پارامترها، چنانچه طولانی بوده و در متن به انجام نرسیده باشد.

کد میپل

```
with(DifferentialGeometry):  
with(Tensor):  
DGsetup([x, y, z], M)  
frame name: M  
a := evalDG(D_x)  
D_x  
b := evalDG(-2 y z D_x+2 x D_y/z^3-D_z/z^2)
```

Abstract

This page is accurate translation from Persian abstract into English.

Key Words:

Write a 3 to 5 KeyWords is essential. Example: AUT, M.Sc., Ph. D, ..



Amirkabir University of Technology
(Tehran Polytechnic)

Department of Computer Engineering

B. Sc. Thesis

IoT-Enabled Predictive Maintenance System Based on Vibration Analysis

Author

Arian Boukani

Supervisor

Dr. Hamidreza Zarandi

July 2023