دانشگاه صنعتی امیرکبیر
(پلی‌تکنیک تهران)
دانشکده مهندسی کامپیوتر

گزارش سمینار کارشناسی ارشد
مهندسی کامپیوتر- معماری سیستم‌های کامپیوتری

شتابدهی سخت افزاری پیش‌بینی عمر باقی‌مانده مفید دستگاه‌های دوار با استفاده از شبکه عصبی ترنسفرمر بر بستر FPGA

نگارش
رضا آدینه پور

استاد راهنما
جناب آقای دکتر مرتضی صاحب‌الزمانی

مرداد ۱۴۰۳

بسم الله الرحمن الرحیم

سپاس

از استاد بزرگوارم، جناب آقای دکتر مرتضی صاحب‌الزمانی، که به بنده اعتماد کردند و با کمک‌ها و راهنمایی‌های بی‌دریغ‌شان، مرا در به سرانجام رساندن این پایان‌نامه یاری دادند، سپاسگزاری و قدردانی می‌کنم. حمایت‌های مستمر و بی‌وقفه ایشان، نه تنها انگیزه و توان مضاعفی به من بخشید، بلکه مسیر پژوهشی این پایان‌نامه را با روشنایی دانش و تجربه‌شان هموار ساخت. بدون همراهی، مشورت‌ها و تشویق‌های استاد محترم، تحقق این هدف امکان‌پذیر نمی‌بود. از صمیم قلب برای ایشان آرزوی سلامتی، موفقیت و برکت دارم.

چنان مجنون شوم گویی که شهرآشوب دورانم
نه پندی و نه اندرزی به گوشم پنبه چسباندم
بماند یادگار این شعر
که من از دار این دنیا فقط این شعر می‌دانم.

چکیده

در محیط‌ها و کارخانه‌های صنعتی، همواره یکی از مهم‌ترین دغدغه‌ها، نگهداری و تعمیر ابزارآلات و دستگاه‌های صنعتی است. دستگاه‌هایی که هرکدام وظیفه‌ای مهم را در خط تولید هر شرکتی بر عهده دارند و کوچک‌ترین آسیب و خرابی می‌تواند خط تولید شرکت را مختل کند. بنابراین، نیاز است که همواره بتوانیم وضعیت فعلی سلامت دستگاه‌ها را مورد پایش قرار دهیم و بتوانیم زمان خرابی دستگاه و عمر مفید باقی‌مانده آن را پیش‌بینی نماییم.

پیش‌بینی عمر مفید باقی‌مانده مفید (Remaining Useful Life) یا به اختصار RUL وظیفه‌ای بسیار مهم در زمینه پیش‌بینی و مدیریت سلامت (PHM) ابزار و تجهیزات صنعتی است. پیش‌بینی دقیق RUL امری حیاتی و مهم است چرا که امکان تعمیر و نگهداری به‌موقع را فراهم می‌کند، مدت‌زمان خرابی دستگاه را کاهش می‌دهد و می‌توان بر اساس عمر مفید باقی‌مانده دستگاه، آن را تحت بار قرار داده و کارایی عملیاتی را بهبود بخشید.

کلیدواژه‌ها: عمر باقی‌مانده مفید، RUL، ترنسفرمر، FPGA

فهرست مطالب

۱ مقدمه ۱

۱-۱ تعریف مسئله ۱

۱-۲ اهمیت موضوع ۲

۱-۳ اهداف پژوهش ۲

۱-۴ ساختار پایان‌نامه ۲

۲ مفاهیم اولیه ۳

۲-۱ عمر باقی‌مانده مفید ۳

۲-۱-۱ اولین زمان خرابی ۴

۲-۱-۲ عمر پایانی دستگاه ۴

۲-۲ داده‌ها ۵

۲-۲-۱ مجموعه داده XJTU-SY ۶

۲-۲-۲ مجموعه داده PRONOSTIA ۸

۲-۲-۳ مجموعه داده C-MAPSS ۱۲

۲-۳ شبکه عصبی ترنسفرمر ۱۳

۲-۳-۱ ساختار کلی شبکه ۱۴

۲-۳-۲ ورودی تعبیه شده ۱۴

۲-۳-۳ تعبیه موقعیتی ۱۵

۲-۳-۴ توجه چند سر ۱۷

۳ کارهای پیشین ۱۸

۳-۱ مسائل خوشه‌بندی ۱۸

۳-۲ خوشه‌بندی k-مرکز ۲۰

۳-۳ مدل جویبار داده ۲۲

۳-۴ تقریب‌پذیری ۲۳

۴ چالش‌ها و نوآوری‌ها ۲۴

۵ نتیجه‌گیری ۲۵

مراجع ۲۶

واژه‌نامه ۲۷

آ مطالب تکمیلی ۲۹

فهرست جداول

۲-۱ پارامترهای بلبرینگ‌های آزمایش شده ۷

۲-۲ اطلاعات مجموعه‌داده XJTU-SY ۸

۲-۳ تقسیم بندی داده‌های جمع‌آوری شده در مجموعه داده PRONOSTIA ۱۱

۲-۴ مشخصات داده‌های ضبط شده در فایل‌های csv ۱۱

۲-۵ اطلاعات زیرمجموعه‌ها در مجموعه‌داده C-MAPSS ۱۳

۳-۱ نمونه‌هایی از کران پایین تقریب‌پذیری مسائل خوشه‌بندی ۲۳

فهرست تصاویر

۲-۱ تابع تقریب زننده عمر باقی مانده یک دستگاه ۳

۲-۲ سیگنال ارتعاش بلبرینگ از ابتدای فعالیت تا تخریب کامل [۱] ۴

۲-۳ سیگنال RUL شکل ۲-۲، [۱] ۵

۲-۴ بستر تهیه مجموعه‌داده XJTU-SY، [۲] ۶

۲-۵ تنظیمات نمونه‌برداری برای سیگنال‌های ارتعاشی ۷

۲-۶ سیگنال‌های ارتعاش افقی و عمودی و RUL بلبرینگ ۱ـ۲ . . . . . ۸

۲-۷ سیگنال‌های ارتعاش افقی و عمودی و RUL بلبرینگ ۲ـ۲ . . . . . ۹

۲-۸ بستر تهیه مجموعه‌داده PRONOSTIA، [۳] ۹

۲-۹ تنظیمات نمونه‌برداری سیگنال‌ها در این آزمایش ۱۰

۲-۱۰ سیگنال خام تهیه شده در این آزمایش و بلبرینگ تخریب شده، [۳] ۱۰

۲-۱۱ چند سیگنال تصادفی خام جمع‌آوری شده توسط حسگرهای در موتور از مجموعه داده آموزشی FD002، [۴] ۱۲

۲-۱۲ ساختار کلی شبکه ترنسفرمر ۱۴

۲-۱۳ تبدیل کلمات به بردار ۱۵

۲-۱۴ خروجی گرافیکی بلوک تعبیه موقعیتی به‌ازای $d = ۴۸$ و $i = ۹۶$ ۱۶

۲-۱۵ جمع بردارهای ورودی با بردارهای موقعیتی تعبیه شده ۱۶

۲-۱۶ عملیات ورودی تعبیه شده و تعبیه موقعیتی ۱۷

۳-۱ نمونه‌ای از مسئله‌ی ۲ـمرکز ۲۰

۳-۲ نمونه‌ای ازمسئله‌ی ۲ـمرکز با داده‌های پرت ۲۱

فصل ۱

مقدمه

پیش‌بینی عمر مفید باقی‌مانده[1] (یا به اختصار RUL) یکی از مباحث کلیدی در حوزه مدیریت سلامت و پیش‌بینی[2] (PHM) ابزارها و تجهیزات صنعتی است. RUL به مدت زمانی اشاره دارد که یک دستگاه یا ابزار قبل از رسیدن به نقطه خرابی و از کار افتادن نهایی، می‌تواند به طور مؤثر کار کند. این حوزه پژوهشی با استفاده از تکنیک‌های مختلف و پیشرفته در تلاش است تا به صنایع کمک کند تا بهره‌وری و کارایی خود را افزایش دهند و هزینه‌های ناشی از تعمیر و نگهداری غیرضروری را کاهش دهند.

۱-۱ تعریف مسئله

در صنایع مختلف، از جمله خودروسازی، هوافضا، نفت و گاز و تولیدات صنعتی، تجهیزات و ماشین‌آلات به طور مداوم تحت شرایط کاری سخت و پیچیده قرار دارند. هرگونه خرابی ناگهانی این تجهیزات می‌تواند به وقفه‌های غیرمنتظره در تولید منجر شود که علاوه بر خسارات مالی، ممکن است اثرات زیان‌باری بر کیفیت محصول نهایی و رضایت مشتریان داشته باشد. بنابراین، نیاز است که وضعیت فعلی سلامت دستگاه‌ها به طور مستمر پایش شود و زمان خرابی دستگاه و عمر مفید باقی‌مانده آن با دقت بالایی پیش‌بینی شود. این پیش‌بینی نیازمند استفاده از تحلیل داده‌های حسگرها، مدل‌سازی ریاضی و الگوریتم‌های یادگیری ماشین[3] و عمیق[4] است.

[1] Remaining Useful Life
[2] Prognostics and Health Management
[3] Machine Learning
[4] Deep Learning

۱-۲ اهمیت موضوع

اهمیت پیش‌بینی دقیق RUL در صنعت به دلیل تاثیر مستقیم آن بر بهره‌وری، کارایی و کاهش هزینه‌های تعمیر و نگهداری غیرضروری، به‌خوبی شناخته شده است. تکنیک‌های پیشرفته در حوزه هوش مصنوعی[۵] و تحلیل داده‌های بزرگ[۶] این امکان را فراهم کرده‌اند که داده‌های جمع‌آوری شده از تجهیزات به صورت بلادرنگ[۷] تحلیل شوند و مدل‌های پیش‌بینی RUL با دقت بالاتری ارائه شوند. این پیشرفت‌ها، به شرکت‌ها این امکان را می‌دهد که فرآیندهای نگهداری و تعمیرات خود را بهینه‌سازی کنند و تصمیم‌گیری‌های بهتری در زمینه مدیریت دارایی‌های خود انجام دهند.

۱-۳ اهداف پژوهش

این پژوهش بر توسعه یک راه‌حل شتابدهی سخت‌افزاری بر بستر FPGA پیش‌بینی RUL با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی که وظیفه آن آموزش و یادگیری توالی و درنهایت پیش‌بینی آن است تمرکز دارد. با استفاده از قابلیت پردازش موازی FPGA و همچنین توان مصرفی بسیار پایین آن، هدف ما افزایش کارایی و مقیاس‌پذیری سیستم‌های پیش‌بینی RUL به‌ویژه برای دستگاه‌های دوار است.

۱-۴ ساختار پایان‌نامه

این پایان‌نامه در پنج فصل به شرح زیر ارائه می‌شود. مفاهیم اولیه‌ی و نحوه‌ی کار شبکه عصبی ترنسفرمر در فصل «۲» اشاره شده است. فصل «۳» به مطالعه و بررسی کارهای پیشین مرتبط با پیش‌بینی عمر باقی‌مانده می‌پردازد. در فصل «۴»، چالش‌های موجود در این پژوهش و راه‌حل‌های ما برای رفع این چالش‌ها ارائه شده است. فصل «۵» به جمع‌بندی کارهای انجام شده در این پژوهش و ارائه‌ی پیشنهادهایی برای انجام کارهای آتی خواهد پرداخت.

[5] Artificial Intelligence
[6] Big Data Analytics
[7] Real Time

فصل ۲

مفاهیم اولیه

۲-۱ عمر باقی‌مانده مفید

مانند انسان‌ها، همه دستگاه‌ها و قطعات نیز عمری دارند و برای پایش سلامت دستگاه نیاز است که بتوانیم از عمر باقی‌مانده قطعه مطلع باشیم.

عمر یک قطعه را می‌توان به‌وسیله یک تابع خطی که آن را تابع RUL می‌نامیم «شکل ۲-۳» تقریب بزنیم.

شکل ۲-۱: تابع تقریب زننده عمر باقی مانده یک دستگاه

محور عمودی در شکل «۲-۳» نشان‌دهنده میزان سلامت دستگاه و محور افقی نشان‌دهنده زمان است که معمولاً برحسب دقیقه بیان می‌شود.

همه دستگاه‌ها زمانی که در آستانه بروز خطا و خرابی قرار می‌گیرند رفتار غیرعادی از خودشان نشان می‌دهند.

از جمله این رفتارها می‌توان به نوسانات غیرطبیعی، افزایش دمای دستگاه، افزایش سروصدا[1] در دستگاه اشاره نمود.

برای مثال در [۱] سیگنال ارتعاشات یک بلبرینگ به‌عنوان یکی از اصلی‌ترین قطعات صنعتی از ابتدای شروع به کار تا زمان بروز اولین تخریب[2] و تخریب کامل[3] در مدت‌زمان ۶۹ روز جمع‌آوری شده است. «شکل ۲-۲»

شکل ۲-۲: سیگنال ارتعاش بلبرینگ از ابتدای فعالیت تا تخریب کامل [۱]

۲-۱-۱ اولین زمان خرابی

اولین زمانی را که دستگاه دچار نوسانات شدید می‌شود را به‌عنوان اولین زمان شروع فرایند تخریب در نظر می‌گیریم و آن را «FPT» می‌نامیم.

۲-۱-۲ عمر پایانی دستگاه

با افزایش دامنه نوسانات ثبت شده از دستگاه، تخریب دستگاه بیشتر شده و دستگاه گرم‌تر می‌شود. از این فرایند به‌عنوان یک بازخورد[4] مثبت یاد می‌شود که افزایش گرما، نوسانات را بیشتر کرده و نوسانات بیشتر نیز گرمای دستگاه را افزایش می‌دهد. با تشدید هرچه بیشتر نوسانات، دستگاه به پایان عمر خود نزدیک‌تر شده و درنهایت

[1] Noise
[2] First Prediction Time
[3] End of Life
[4] Feedback

از کار می‌افتد. زمان از کار فتادن نهایی دستگاه را به‌عنوان زمان پایان زندگی «EOF» تعریف می‌کنیم.

و درنهایت سیگنال RUL به‌صورت تفاضل این دوزمان تعریف می‌شود:

$$T_{RUL} = T_{EOF} - T_{FPT} \tag{۱-۲}$$

این سیگنال از جنس زمان است و مقدار RUL در این باز زمانی از رابطه زیر پیروی می‌کند:

$$RUL(t) = -t \tag{۲-۲}$$

برای مثال سیگنال RUL برای شکل «۲-۲» به صورت زیر محاسبه می‌شود:

شکل ۲-۳: سیگنال **RUL** شکل ۲-۲، [۱]

۲-۲ داده‌ها

برای پیش‌بینی عمر باقی‌مانده مفید، چندین مجموعه‌داده[5] وجود دارد که در ادامه آنها را معرفی و بررسی می‌کنیم.

[5] Dataset

۲-۲-۱ مجموعه داده XJTU-SY

این مجموعه‌داده[۶] شامل داده‌های ثبت شده از ۱۵ بلبرینگ است که با انجام آزمایش‌های تخریب سریع، دچار تخریب شده‌اند. [۲]

این مجموعه‌داده توسط سیستمی که در شکل «۲-۴» نشان‌داده‌شده است، متشکل از یک موتور القایی جریان متناوب[۷]، یک کنترل‌کننده سرعت موتور، یک محور[۸] پشتیبان، دو بلبرینگ پشتیبان (بلبرینگ‌های سنگین) و یک سیستم بارگذاری هیدرولیک تشکیل شده است.

این بستر آزمون برای انجام آزمایش‌های تخریب تسریع‌شده بلبرینگ، تحت شرایط مختلف عملیاتی (نیروی شعاعی و سرعت چرخشی مختلف) طراحی شده است. نیروی شعاعی توسط سیستم بارگذاری هیدرولیک تولید شده و به محفظه بلبرینگ‌های آزمایش شده اعمال می‌شود و سرعت چرخش نیز توسط کنترلر سرعت موتور القایی AC تنظیم و نگه داشته می‌شود.

شکل ۲-۴: بستر تهیه مجموعه‌داده XJTU-SY، [۲]

بلبرینگ‌های مورداستفاده در این آزمایش از نوع LDK UER204 هستند که پارامترهای دقیق آنها در جدول «۲-۱» آورده شده است.

این آزمایش، تحت ۳ شرط عملیاتی مختلف انجام شده است و هر ۵ بلبرینگ موجود در این آزمایش تحت این سه شرط عملیاتی قرارگرفته‌اند. این شرایط عملیاتی شامل موارد زیر هستند:

- ۲۱۰۰ دور در دقیقه[۹] (۳۵ هرتز) و بار دینامیکی ۱۲ کیلونیوتن

[۶] می‌توانید این مجموعه‌داده را از اینجا دریافت کنید: biaowang.tech/xjtu-sy-bearing-datasets/
[7] Alternating Current
[8] Shaft
[9] RPM

جدول ۲-۱: پارامترهای بلبرینگ‌های آزمایش شده

پارامتر	مقدار	پارامتر	مقدار
قطر مسیر بیرونی	۳۹٫۸۰ mm	قطر مسیر داخلی	۲۹٫۳۰ mm
قطر متوسط بلبرینگ	۳۴٫۵۵ mm	قطر توپ	۷٫۹۲ mm
تعداد توپ‌ها	۸	زاویه تماس	۰°
بار استاتیک	۶٫۶۵ kN	بار دینامیک	۱۲٫۸۲ kN

- ۲۲۵۰ دور در دقیقه (۳۷٫۵ هرتز) و بار دینامیکی ۱۱ کیلونیوتن
- ۲۴۰۰ دور در دقیقه (۴۰ هرتز) و بار دینامیکی ۱۰ کیلونیوتن

برای جمع‌آوری سیگنال‌های ارتعاشی بلبرینگ‌های آزمایش شده، همان‌طورکه در شکل «۲-۴» نشان‌داده‌شده است، دو شتاب‌سنج از نوع PCB۳۵۲C۳۳ در زاویه ۹۰ درجه بر روی محفظه بلبرینگ‌های آزمایش شده قرار داده شده است، یعنی یکی بر روی محور افقی و دیگری بر روی محور عمودی نصب شده است.

همچنین فرکانس نمونه‌برداری بر روی ۲۵٫۶ کیلوهرتز تنظیم شده است. همانطورکه در شکل «۲-۵» نشان داده شده است، در مجموع ۳۲۷۶۸ نقطه داده (به مدت ۱٫۲۸ ثانیه) برای هر نمونه‌برداری ثبت می‌شوند و دوره نمونه‌برداری برابر با ۱ دقیقه است.

شکل ۲-۵: تنظیمات نمونه‌برداری برای سیگنال‌های ارتعاشی

برای هر نمونه‌برداری، داده‌های به‌دست‌آمده در یک فایل csv ذخیره شده است که در آن ستون اول، سیگنال‌های ارتعاشی افقی و ستون دوم سیگنال‌های ارتعاشی عمودی را شامل می‌شود. جدول «۲-۲» اطلاعات دقیق هر بلبرینگ آزمایش شده، شامل تعداد فایل‌های csv، عمر بلبرینگ و عنصر خرابی را فهرست می‌کند.

نقطه EOF در این مجموعه‌داده $A_H \times ۱۰$ در نظر گرفته شده است که A_H بیشینه دامنه سیگنال ارتعاش عمودی و افقی در حالت کاری طبیعی است.

جدول ۲-۲: اطلاعات مجموعه‌داده **XJTU-SY**

شرایط عملکرد	مجموعه‌داده‌های بلبرینگ	تعداد فایل‌ها	طول عمر بلبرینگ	عامل خطا
شرایط ۱ (۳۵ هرتز، ۱۲ کیلونیوتن)	بلبرینگ ۱_۱	۱۲۳	۲ ساعت و ۳ دقیقه	بیرونی
	بلبرینگ ۱_۲	۱۶۱	۲ ساعت و ۴۱ دقیقه	بیرونی
	بلبرینگ ۱_۳	۱۵۸	۲ ساعت و ۳۸ دقیقه	بیرونی
	بلبرینگ ۱_۴	۱۲۲	۲ ساعت و ۲ دقیقه	قفسه
	بلبرینگ ۱_۵	۵۲	۵۲ دقیقه	داخلی و بیرونی
شرایط ۲ (۳۷٫۵ هرتز، ۱۱ کیلونیوتن)	بلبرینگ ۲_۱	۴۹۱	۸ ساعت و ۱۱ دقیقه	داخلی
	بلبرینگ ۲_۲	۱۶۱	۲ ساعت و ۴۱ دقیقه	بیرونی
	بلبرینگ ۲_۳	۵۳۳	۸ ساعت و ۵۳ دقیقه	قفسه
	بلبرینگ ۲_۴	۴۲	۴۲ دقیقه	بیرونی
	بلبرینگ ۲_۵	۳۳۹	۵ ساعت و ۳۹ دقیقه	بیرونی
شرایط ۳ (۴۰ هرتز، ۱۰ کیلونیوتن)	بلبرینگ ۳_۱	۲۵۳۸	۴۲ ساعت و ۱۸ دقیقه	بیرونی
	بلبرینگ ۳_۲	۲۴۹۶	۴۱ ساعت و ۳۶ دقیقه	داخلی، ساچمه، قفسه و بیرونی
	بلبرینگ ۳_۳	۳۷۱	۶ ساعت و ۱۱ دقیقه	داخلی
	بلبرینگ ۳_۴	۱۵۱۵	۲۵ ساعت و ۱۵ دقیقه	داخلی
	بلبرینگ ۳_۵	۱۱۴	۱ ساعت و ۵۴ دقیقه	بیرونی

در شکل‌های «۲-۶» و «۲-۷» نمونه‌ای از داده‌های این مجموعه‌داده آورده شده است.

شکل ۲-۶: سیگنال‌های ارتعاش افقی و عمودی و **RUL** بلبرینگ ۱_۲

۲-۲-۲ مجموعه داده **PRONOSTIA**

همانند مجموعه‌داده XJTY-SY این مجموعه‌داده[۱۰] نیز، داده‌های ثبت شده از بلبرینگ توسط بستر آزمایشی نشان‌داده‌شده در شکل «۲-۸» است و امکان انجام آزمایش از ابتدای کار بلبرینگ تا زمان خرابی و شکست

[۱۰] می‌توانید این مجموعه‌داده را از اینجا دریافت کنید:
github.com/Lucky-Loek/ieee-phm-2012-data-challenge-dataset.git

شکل ۲-۷: سیگنال‌های ارتعاش افقی و عمودی و **RUL** بلبرینگ ۲-۲

کامل را فراهم می‌آورد. [۳]

شکل ۲-۸: بستر تهیه مجموعه‌داده **PRONOSTIA**، [۳]

در این آزمایش، شرایط عملیاتی با اندازه‌گیری‌های لحظه‌ای ۱) نیروی شعاعی[11] اعمال‌شده بر بلبرینگ، ۲) سرعت چرخش شفتی که بلبرینگ را جابه‌جا می‌کند و ۳) گشتاور اعمال‌شده به بلبرینگ تعیین می‌شوند. هر یک از این سه اندازه‌گیری که به‌صورت آنالوگ انجام شده است، با فرکانسی برابر با ۱۰۰ هرتز به‌دست‌آمده است.

در این مجموعه داده، از دو نوع حسگر[12] برای تشخیص و توصیف عملیات تخریب استفاده شده است. حسگرهای:

- ارتعاش
- دما

[11] Radial Force
[12] Sensor

همانند مجموعه‌داده XJTU-SY، حسگرهای ارتعاش در این مجموعه آزمایشی نیز شامل دو شتاب‌سنج هستند که با زاویه ۹۰ درجه نسبت به هم قرار دارند (اولی به صورتی عمودی و دومی به‌صورت افقی). این دو شتاب‌سنج به‌صورت شعاعی روی مسیر خارجی بلبرینگ قرار گرفته‌اند.

در این مجموعه آزمایشی علاوه بر حسگرهای ارتعاش، حسگرهای دما نیز وجود دارد. حسگر دما یک پروب RTD از جنس پلاتینیم است که در داخل سوراخی نزدیک به حلقه خارجی بلبرینگ قرار می‌گیرد.

حسگرهای شتاب، نمونه‌ها را با فرکانس ۲۵٫۶ کیلوهرتز و حسگر دما با فرکانس ۱۰ هرتز ثبت می‌کنند. یعنی سیگنال‌های ارتعاشی ۲۵۶۰ نمونه ($\frac{1}{10}$ ثانیه) در هر ۱۰ ثانیه ضبط می‌شوند و سیگنال‌های دما، ۶۰۰ نمونه هر دقیقه ضبط می‌شوند.

شکل ۲-۹: تنظیمات نمونه‌برداری سیگنال‌ها در این آزمایش

در تهیه این مجموعه داده، برای جلوگیری از انتشار آسیب به کل بستر آزمایش، آزمایش‌ها زمانی متوقف شدند که دامنه سیگنال ارتعاش از $20g$ فراتر رفت.

شکل «۲-۱۰» مثالی است از آنچه می‌توان بر روی اجزای بلبرینگ قبل و بعد از یک آزمایش مشاهده کرد و همچنین یک سیگنال خام ارتعاش جمع‌آوری‌شده در طول یک آزمایش کامل را نشان می‌دهد.

شکل ۲-۱۰: سیگنال خام تهیه شده در این آزمایش و بلبرینگ تخریب شده، [۳]

ذکر این نکته الزامی است که بلبرینگ‌ها رفتارهای بسیار متفاوتی را در زمان تخریب نشان می‌دهد که منجر به تفاوت در زمان آزمایش و تخریب می‌شود.

این آزمایش نیز تحت سه شرط عملیاتی مختلف انجام شده است:

- ۱۸۰۰ دور در دقیقه و بار دینامیکی ۴ کیلونیوتن
- ۱۶۵۰ دور در دقیقه و بار دینامیکی ۴٫۲ کیلونیوتن
- ۱۵۰۰ دور در دقیقه و بار ۵ کیلونیوتن

داده‌های جمع‌آوری شده از این آزمایش به‌صورت جدول «۲-۳» تقسیم‌بندی می‌شود

جدول ۲-۳: تقسیم بندی داده‌های جمع‌آوری شده در مجموعه داده **PRONOSTIA**

مجموعه داده‌ها	شرایط عملیاتی ۱	شرایط عملیاتی ۲	شرایط عملیاتی ۳
مجموعه آموزشی	بلبرینگ۱_۱	بلبرینگ۲_۱	بلبرینگ۳_۱
	بلبرینگ۱_۲	بلبرینگ۲_۲	بلبرینگ۳_۲
مجموعه آزمون	بلبرینگ۱_۳	بلبرینگ۲_۳	بلبرینگ۳_۳
	بلبرینگ۱_۴	بلبرینگ۲_۴	
	بلبرینگ۱_۵	بلبرینگ۲_۵	
	بلبرینگ۱_۶	بلبرینگ۲_۶	
	بلبرینگ۱_۷	بلبرینگ۲_۷	

هر دو مجموعه داده‌های آموزشی و آزمایشی حاوی فایل‌هایی csv ارتعاش به نام `acc_xxxxx.csv` و فایل‌های دما به نام `temp_xxxxx.csv` هستند.

همه فایل‌های csv ضبط شده از قالب زیر تبعیت می‌کنند:

جدول ۲-۴: مشخصات داده‌های ضبط شده در فایل‌های csv

ستون	۱	۲	۳	۴	۵	۶
سیگنال ارتعاش	ساعت	دقیقه	ثانیه	میکروثانیه	حسگر افقی	حسگر عمودی
سیگنال دما	ساعت	دقیقه	ثانیه	$x/۰$ ثانیه	حسگر RTD	

۲-۲-۳ مجموعه داده C-MAPSS

برخلاف دو مجموعه‌داده قبلی، این مجموعه‌داده[۱۳]، داده‌های تهیه شده از موتور هواپیمای جت از ابتدای کارکرد تا زمان تخریب است. [۵]

این مجموعه‌داده، شامل چندین سری زمانی چندمتغیره است. هر مجموعه‌داده به زیرمجموعه‌های آموزشی و آزمایشی تقسیم می‌شود. داده‌ها از موتورهای متفاوتی تهیه شده است. هر موتور با درجات مختلفی از سایش اولیه و تغییرات تولیدی که برای کاربر ناشناخته است، شروع به کار می‌کند. این سایش و تغییرات به‌عنوان وضعیت طبیعی در نظر گرفته می‌شوند و به‌عنوان شرایط خطا تلقی نمی‌شوند.

در این مجموعه‌داده، سه تنظیمات عملیاتی وجود دارد که تأثیر قابل‌توجهی بر عملکرد موتور دارند و جمع‌آوری داده‌ها بر اساس این تنظیمات انجام شده است. بر خلاف دو مجموعه‌داده قبلی، داده‌های این مجموعه به نویز حسگرها آلوده شده است.

شکل ۲-۱۱: چند سیگنال تصادفی خام جمع‌آوری شده توسط حسگرهای در موتور از مجموعه داده آموزشی **FD002**، [۴]

موتور در ابتدای هر سری زمانی به طور عادی عمل می‌کند و در یک نقطه از سری دچار خطا می‌شود. در مجموعه آموزشی، خطا به‌شدت افزایش می‌یابد تا زمانی که سیستم به طور کامل تخریب شود. اما در مجموعه آزمایشی، سری زمانی کمی قبل از خرابی سیستم خاتمه می‌یابد.

داده‌های جمع‌آوری شده توسط ۲۶ حسگر، به‌صورت یک فایل متنی فشرده‌شده با فرمت `txt` ارائه شده است؛ بنابراین هر فایل دارای ۲۶ ستون است که هر کدام از این ستون‌ها به‌صورت زیر معرفی می‌شود:

۱. شماره واحد

۲. زمان (برحسب تعداد چرخه[۱۴])

۳. تنظیمات عملیاتی ۱

[۱۳] می‌توانید این مجموعه‌داده را از اینجا دریافت کنید:
data.nasa.gov/Aerospace/CMAPSS-Jet-Engine-Simulated-Data/ff5v-kuh6/about_data

[14] Cycle

۴. تنظیمات عملیاتی ۲

۵. تنظیمات عملیاتی ۳

۶. مقدار اندازه‌گیری شده توسط حسگر شماره ۱

۷. مقدار اندازه‌گیری شده توسط حسگر شماره ۲

۸. مقدار اندازه‌گیری شده توسط حسگر شماره ۳

۹. ...

۱۰. مقدار اندازه‌گیری شده توسط حسگر شماره ۲۶

در جدول «۲-۵» اطلاعات دقیقی از این مجموعه‌داده آورده شده است.

جدول ۲-۵: اطلاعات زیرمجموعه‌ها در مجموعه‌داده **C-MAPSS**

	FD001	**FD002**	**FD003**	**FD004**
تعداد موتورها در مجموعه آموزش	۱۰۰	۲۶۰	۱۰۰	۲۴۹
تعداد موتورها در مجموعه آزمون	۱۰۰	۲۵۹	۱۰۰	۲۴۸
تعداد شرایط عملیاتی	۱	۶	۱	۶
تعداد حالت‌های خطا	۱	۱	۲	۲

۲-۳ شبکه عصبی ترنسفرمر

برای اولین‌بار در سال ۲۰۱۷ مفهومی به نام مکانیزم توجه[۱۵] در مقاله‌ای تحت عنوان « *"Attention is All You Need"* » توسط شرکت گوگل با کاربرد در زمینه پردازش زبان طبیعی[۱۶] معرفی شد [۶].

در این مقاله، ساختار جدیدی از یک شبکه عصبی نیز معرفی شد که بر پایه مکانیزم توجه کار می‌کند و توانست خیلی زود جایگزین مناسبی برای مدل‌های سنتی قدیمی و ساختارهای RNN شود. در ادامه به بررسی جزئی معماری این ساختار می‌پردازیم.

[15] Attention
[16] Natural Language Processin

۲-۳-۱ ساختار کلی شبکه

شبکه ترنسفرمر از یک ساختار رمزگذار[۱۷] - رمزگشا[۱۸] پیروی می‌کند. شکل «۲-۱۲»

شکل ۲-۱۲: ساختار کلی شبکه ترنسفرمر

۲-۳-۲ ورودی تعبیه شده

برای توضیح این قسمت از شبکه، فرض می‌شود که می‌خواهیم یک جمله ناقص را به‌عنوان ورودی به شبکه بدهیم و شبکه باید آن را تکمیل کند. برای مثال فرض شود که جمله ورودی ما به‌صورت زیر است:

" زمانی که شما درس می‌خوانید... "

[17] Encoder
[18] Decoder

اولین مرحله در تمامی الگوریتم‌های یادگیری ماشین که ورودی آن‌ها کلمه است، تبدیل کلمات به بردارهای عددی است. وظیفه این مرحله با بلوک ورودی تعبیه شده است. «شکل ۲-۱۳»

شکل ۲-۱۳: تبدیل کلمات به بردار

۲-۳-۳ تعبیه موقعیتی

برخلاف سایر شبکه‌ها مانند RNN و LSTM که ورودی‌ها به صورتی ترتیبی و پشت‌سرهم وارد می‌شوند، در شبکه ترنسفرمر، ورودی‌ها به‌صورت موازی باهم و هم‌زمان وارد لایه تعبیه شده می‌شوند؛ بنابراین نیاز است که ترتیب و جایگاه ورودی‌ها نسبت به یکدیگر مشخص باشد. ترتیب ورودی‌ها برحسب دو تابع سینوسی و کسینوسی برحسب رابطه‌های زیر تعیین می‌شود.

$$PE_{(pos,۲i)} = sin(\frac{pos}{۱۰۰۰^{\frac{۲i}{d}}}) \tag{۲-۳}$$

$$PE_{(pos,۲i+۱)} = cos(\frac{pos}{۱۰۰۰^{\frac{۲i}{d}}}) \tag{۲-۴}$$

ورودی‌هایی با نمایه[19] زوج، از رابطه «۲-۳» و نمایه فرد از رابطه «۲-۴» استفاده می‌کنند.

در روابط تعبیه موقعیتی، مقدار pos برابر است با جایگاه کلمه، مقدار d برابر است با طول بردار تعبیه شده (در مثال ما $d = ۵$) و مقدار i برابر است با جایگاه‌های هر بردار.

[19] Index

با رسم روابط تعبیه موقعیتی، خروجی ای مانند شکل «۲-۱۴» حاصل می‌شود.

شکل ۲-۱۴: خروجی گرافیکی بلوک تعبیه موقعیتی به‌ازای $d = ۴۸$ و $i = ۹۶$

سپس مقادیر ساخته شده توسط روابط لایه تعبیه موقعیتی، با بردارهای ورودی جمع می‌شوند. «شکل ۲-۱۵»

شکل ۲-۱۵: جمع بردارهای ورودی با بردارهای موقعیتی تعبیه شده

و درنهایت می‌توان عملکرد دو بلوک ۱) ورودی تعبیه شده و ۲) تعبیه موقعیتی را به‌صورت شکل «۲-۱۶» نمایش داد.

شکل ۲-۱۶: عملیات ورودی تعبیه شده و تعبیه موقعیتی

۲-۳-۴ توجه چند سر

مکانیزم توجه، به مدل کمک می‌کند تا به ورودی‌های مهم توجه بیشتری شود. بلوک توجه چند سر[۲۰] متشکل است از چندین لایه توجه به خود[۲۱]. وظیفه این لایه به‌دست‌آوردن و درک وابستگی‌های مهم در ورودی است. برای مثال فرض شود ورودی شبکه جمله زیر است:

" شب‌هنگام که ماه را در آسمان دیدم، به یاد ماه رویت افتادم. "

در این جمله دو بار کلمه "ماه" به‌کاررفته است که اولین آن به معنی قمر آسمانی و دومین آن به معنی زیبایی است.

[20] Multi-Head Attention
[21] Self-Attention

فصل ۳

کارهای پیشین

در فصل سوم پایان‌نامه، کارهای پیشین انجام‌شده روی مسئله به تفصیل توضیح داده می‌شود. نمونه‌ای از فصل کارهای پیشین در زیر آمده است.[۱]

۳-۱ مسائل خوشه‌بندی

مسئله‌ی خوشه‌بندی[۲] یکی از مهم‌ترین مسائل در زمینه‌ی داده‌کاوی به حساب می‌آید. در این مسئله، هدف دسته‌بندی تعدادی شیء به‌گونه‌ای است که اشیاء درون یک دسته (خوشه)، نسبت به یکدیگر در برابر دسته‌های دیگر شبیه‌تر باشند (معیارهای متفاوتی برای تشابه تعریف می‌گردد). این مسئله در حوزه‌های مختلفی از علوم کامپیوتر از جمله داده‌کاوی، جست‌وجوی الگو[۳]، پردازش تصویر[۴]، بازیابی اطلاعات[۵] و رایانش زیستی[۶] مورد استفاده قرار می‌گیرد [؟].

تا کنون راه‌حل‌های زیادی برای این مسئله ارائه شده است که از لحاظ معیار تشخیص خوشه‌ها و نحوه‌ی انتخاب یک خوشه، با یک‌دیگر تفاوت بسیاری دارند. به همین خاطر مسئله‌ی خوشه‌بندی یک مسئله‌ی بهینه‌سازی چندهدفه[۷] محسوب می‌شود.

همان طور که در مرجع [؟] ذکر شده است، خوشه در خوشه‌بندی تعریف واحدی ندارد و یکی از دلایل

[۱] مطالب این فصل نمونه از پایان‌نامه‌ی آقای بهنام حاتمی گرفته شده است.
[۲] Clustering
[۳] Pattern recognition
[۴] Image analysis
[۵] Information retrieval
[۶] Bioinformatics
[۷] Multi-objective

وجود الگوریتم‌های متفاوت، همین تفاوت تعریف‌ها از خوشه است. بنابراین با توجه به مدلی که برای خوشه‌ها ارائه می‌شود، الگوریتم متفاوتی نیز ارائه می‌گردد. در ادامه به بررسی تعدادی از معروف‌ترین مدل‌های مطرح می‌پردازیم:

- مدل‌های مرکزگرا: در این مدل‌ها، هر دسته با یک مرکز نشان داده می‌شود. از جمله معروف‌ترین روش‌های خوشه‌بندی بر اساس این مدل، خوشه‌بندی k–مرکز، خوشه‌بندی k–میانگین[۸] و خوشه‌بندی k–میانه[۹] است.

- مدل‌های مبتی بر توزیع نقاط: در این مدل، دسته‌ها با فرض پیروی از یک توزیع احتمالی مشخص می‌شوند. از جمله الگوریتم‌های معروف ارائه شده در این مدل، الگوریتم بیشینه‌سازی امید ریاضی[۱۰] است.

- مدل‌های مبتنی بر تراکم نقاط: در این مدل، خوشه‌ها متناسب با ناحیه‌های متراکم نقاط در مجموعه داده مورد استفاده قرار می‌گیرد.

- مدل‌های مبتنی بر گراف: در این مدل، هر خوشه به مجموعه از رئوس گفته می‌شود که تمام رئوس آن با یک‌دیگر همسایه باشند. از جمله الگوریتم‌های معروف این مدل، الگوریتم خوشه‌بندی HCS[۱۱] است.

الگوریتم‌های ارائه شده تنها از نظر نوع مدل با یک‌دیگر متفاوت نیستند. بلکه، می‌توان آن‌ها را از لحاظ نحوه‌ی تخصیص نقاط بین خوشه‌ها نیز تقسیم‌بندی کرد:

- تخصیص قطعی داده‌ها: در این نوع خوشه‌بندی هر داده دقیقاً به یک خوشه اختصاص داده می‌شود.

- تخصیص قطعی داده‌ها با داده‌ی پرت: در این نوع خوشه‌بندی ممکن است بعضی از داده‌ها به هیچ خوشه‌ای اختصاص نیابد، اما بقیه داده‌ها هر کدام دقیقاً به یک خوشه اختصاص می‌یابد.

- تخصیص قطعی داده: در این نوع خوشه‌بندی هر داده دقیقاً به یک خوشه اختصاص داده می‌شود.

- خوشه‌بندی هم‌پوشان: در این نوع خوشه‌بندی هر داده می‌تواند به چند خوشه اختصاص داده شود. در گونه‌ای از این مدل، می‌توان هر نقطه را با احتمالی به هر خوشه اختصاص می‌یابد. به این گونه از خوشه‌بندی، خوشه‌بندی نرم[۱۲] گفته می‌شود.

---

[۸] k-Means
[۹] k-Median
[۱۰] Expectation-maximization
[۱۱] Highly Connected Subgraphs
[۱۲] Soft clustering

شکل ۳-۱: نمونه‌ای از مسئله‌ی ۲-مرکز

- خوشه‌بندی سلسه‌مراتبی: در این نوع خوشه‌ها، داده‌ها به گونه‌ای به خوشه‌ها تخصیص داده می‌شود که دو خوشه یا اشتراک ندارند یا یکی به طور کامل دیگری را می‌پوشاند. در واقع در بین خوشه‌ها، رابطه‌ی پدر فرزندی برقرار است.

در بین دسته‌بندی‌های ذکر شده، تمرکز اصلی این پایان‌نامه بر روی مدل مرکزگرا و خوشه‌بندی قطعی با داده‌های پرت با مدل k-مرکز است. همان‌طور که ذکر شد علاوه بر مسئله‌ی k-مرکز که به تفصیل مورد بررسی قرار می‌گیرد، k-میانه و k-میانگین از جمله معروف‌ترین خوشه‌بندی‌های مدل مرکزگرا هستند. در خوشه‌بندی k-میانه، هدف افراز نقاط به k خوشه است به گونه‌ای که مجموع مربع فاصله‌ی هر نقطه از میانه‌ی نقاط آن خوشه، کمینه گردد. در خوشه‌بندی k-میانگین، هدف افراز نقاط به k خوشه است به گونه‌ای که مجموع فاصله‌ی هر نقطه از میانگین نقاط داخل خوشه (یا مرکز آن خوشه) کمینه گردد.

۳-۲ خوشه‌بندی k-مرکز

یکی از رویکردهای شناخته‌شده برای مسئله‌ی خوشه‌بندی، مسئله‌ی $\boldsymbol{k}$-مرکز است. در این مسئله هدف، پیدا کردن k نقطه به عنوان مرکز دسته‌ها است به‌طوری‌که شعاع دسته‌ها تا حد ممکن کمینه شود. مثالی از مسئله‌ی ۲-مرکز در شکل ۳-۱ نشان داده شده است. در این پژوهش، مسئله‌ی k-مرکز با متریک‌های خاص و برای kهای کوچک مورد بررسی قرار گرفته است و هر کدام از تعریف رسمی مسئله‌ی k-مرکز در زیر آمده است:

مسئله‌ی ۳-۱ **(k-مرکز)** گراف کامل بدون جهت $G = (V, E)$ با تابع فاصله‌ی d، که از نامساوی مثلثی پیروی می‌کند داده شده است. زیرمجموعه‌ی $S \subseteq V$ با اندازه‌ی k را به‌گونه‌ای انتخاب کنید که عبارت زیر را کمینه کند:

$$\max_{v \in V}\{\min_{s \in S} d(v, s)\} \tag{۳-۱}$$

گونه‌های مختلفی از مسئله‌ی k-مرکز با محدودیت‌های متفاوت توسط پژوهشگران مورد مطالعه قرار گرفته است. از جمله‌ی این گونه‌ها، می‌توان به حالتی که در بین داده‌های ورودی، داده‌های پرت وجود دارد، اشاره کرد.

شکل ۳-۲: نمونه‌ای ازمسئله‌ی ۲ـمرکز با داده‌های پرت

در واقع در این مسئله، قبل از خوشه‌بندی می‌توانیم تعدادی از نقاط ورودی را حذف نموده و سپس به خوشه‌بندی نقاط بپردازیم. سختی این مسئله از آنجاست که نه تنها باید مسئله‌ی خوشه‌بندی را حل نمود، بلکه در ابتدا باید تصمیم گرفت که کدام یک از داده‌ها را به‌عنوان داده‌ی پرت در نظر گرفت که بهترین جواب در زمان خوشه‌بندی به دست آید. در واقع اگر تعداد نقاط پرتی که مجاز به حذف است، برابر صفر باشد، مسئله به مسئله‌ی kـمرکز تبدیل می‌شود. نمونه‌ای از مسئله‌ی ۲ـمرکز با ۷ داده‌ی پرت را در شکل ۳-۲ می‌توانید ببینید. تعریف دقیق‌تر این مسئله در زیر آمده است:

مسئله‌ی ۳-۲ **(kـمرکز با داده‌های پرت)** یک گراف کامل بدون جهت $G = (V, E)$ با تابع فاصله‌ی d، که از نامساوی مثلثی پیروی می‌کند داده‌شده است. زیرمجموعه‌ی $Z \subseteq V$ با اندازه‌ی z و مجموعه‌ی $S \subseteq V - Z$ با اندازه‌ی k را انتخاب کنید به طوری که عبارت زیر را کمینه کند:

$$\max_{v \in V - Z} \{\min_{s \in S} d(v, s)\} \tag{۳-۲}$$

گونه‌ی دیگری از مسئله‌ی kـمرکز که در سال‌های اخیر مورد توجه قرار گرفته است، حالت جویبار داده‌ی آن است. در این‌گونه از مسئله‌ی kـمرکز، در ابتدا تمام نقاط در دسترس نیستند، بلکه به‌مرور زمان نقاط در دسترس قرار می‌گیرند. محدودیت دومی که وجود دارد، محدودیت حافظه است، به‌طوری‌که نمی‌توان تمام نقاط را در حافظه نگه داشت و بعضاً حتی امکان نگه‌داری در حافظه‌ی جانبی نیز وجود ندارد و به‌طور معمول باید مرتبه‌ی حافظه‌ای کم‌تر از مرتبه حافظه‌ی خطی[۱۳] متناسب با تعداد نقاط استفاده نمود. از این به بعد به چنین مرتبه‌ای، مرتبه‌ی زیرخطی[۱۴] می‌گوییم. مدلی که ما در این پژوهش بر روی آن تمرکز داریم مدل جویبار داده تک‌گذره[۱۵] [؟] است. یعنی تنها یک بار می‌توان از ابتدا تا انتهای داده‌ها را بررسی کرد و پس از عبور از یک داده، اگر آن داده در حافظه ذخیره نشده باشد، دیگر به آن دسترسی وجود ندارد. علاوه بر این، در هر لحظه باید بتوان به پرسمان (برای تمام نقاطی از جویبار داده که تاکنون به آن دسترسی داشته‌ایم) پاسخ داد.

[۱۳] Linear
[۱۴] sublinear
[۱۵] Single pass

مسئله‌ی ۳-۳ **(k-مرکز در حالت جویبار داده)** مجموعه‌ای از نقاط در فضای d-بعدی به مرور زمان داده می‌شود. در هر لحظه از زمان، به ازای مجموعه‌ی U از نقاطی که تا کنون وارد شده‌اند، زیرمجموعه‌ی $S \subseteq U$ با اندازه‌ی k را انتخاب کنید به طوری که عبارت زیر کمینه شود:

$$\max_{u \in U}\{\min_{s \in S} d(u, s)\} \tag{۳-۳}$$

از آنجایی که گونه‌ی جویبار داده و داده پرت مسئله‌ی k-مرکز به علت به‌روز بودن مبحث داده‌های حجیم[۱۶]، به تازگی مورد توجه قرار گرفته است. در این تحقیق سعی شده است که تمرکز بر روی این‌گونه‌ی خاص از مسئله باشد. همچنین در این پژوهش سعی می‌شود گونه‌های مسئله را برای انواع متریک‌ها و برای kهای کوچک نیز مورد بررسی قرار داد.

۳-۳ مدل جویبار داده

همان‌طور که ذکر شد مسئله‌ی k-مرکز در حالت داده‌های پرت و جویبار داده، گونه‌های تعمیم‌یافته از مسئله‌ی k-مرکز هستند و در حالت‌های خاص به مسئله‌ی k-مرکز کاهش پیدا می‌کنند. مسئله‌ی k-مرکز در حوزه‌ی مسائل ان‌پی-سخت[۱۷] قرار می‌گیرد و با فرض $P \neq NP$ الگوریتم دقیق با زمان چندجمله‌ای برای آن وجود ندارد [؟]. بنابراین برای حل کارای[۱۸] این مسائل از الگوریتم‌های تقریبی[۱۹] استفاده می‌شود.

برای مسئله‌ی k-مرکز، دو الگوریتم تقریبی معروف وجود دارد. در الگوریتم اول، که به روش حریصانه[۲۰] عمل می‌کند، در هر مرحله بهترین مرکز ممکن را انتخاب می‌کند به طوری تا حد ممکن از مراکز قبلی دور باشد [؟]. این الگوریتم، الگوریتم تقریبی با ضریب تقریب ۲ ارائه می‌دهد. در الگوریتم دوم، با استفاده از مسئله‌ی مجموعه‌ی غالب کمینه[۲۱]، الگوریتمی با ضریب تقریب ۲ ارائه می‌گردد [؟]. همچنین ثابت شده است، که بهتر از این ضریب تقریب، الگوریتمی نمی‌توان ارائه داد مگر آن‌که $P = NP$ باشد.

برای مسئله‌ی k-مرکز در حالت جویبار داده برای ابعاد بالا، بهترین الگوریتم موجود ضریب تقریب $۲ + \epsilon$ دارد [؟، ؟، ؟] و ثابت می‌شود الگوریتمی با ضریب تقریب بهتر از ۲ نمی‌توان ارائه داد. برای مسئله‌ی k-مرکز با داده‌ی پرت در حالت جویبار داده نیز، بهترین الگوریتم ارائه شده، الگوریتمی با ضریب تقریب $۴ + \epsilon$ است که با کران پایین ۳ هنوز اختلاف قابل توجهی دارد [؟].

---

[۱۶] Big data
[۱۷] NP-hard
[۱۸] Efficient
[۱۹] Approximation algorithm
[۲۰] Greedy
[۲۱] Dominating set

جدول ۳-۱: نمونه‌هایی از کران پایین تقریب‌پذیری مسائل خوشه‌بندی

مسئله	کران پایین تقریب‌پذیری
k-مرکز	۲[؟]
k-مرکز در فضای اقلیدسی	۱٫۸۲۲[؟]
۱-مرکز در حالت جویبار داده	$\frac{1+\sqrt{2}}{2}$ [؟]
k-مرکز با نقاط پرت و نقاط اجباری	۳[؟]

برای kهای کوچک به خصوص، $k = 1, 2$، الگوریتم‌های بهتری ارائه شده است. بهترین الگوریتم ارائه شده برای مسئله‌ی ۱-مرکز در حالت جویبار داده برای ابعاد بالا، دارای ضریب تقریب ۱٫۲۲ است و کران پایین $\frac{1+\sqrt{2}}{2}$ نیز برای این مسئله اثبات شده است [؟، ؟]. برای مسئله ۲-مرکز در حالت جویبار داده برای ابعاد بالا، اخیرا راه‌حلی با ضریب تقریب $1.8 + \epsilon$ ارائه شده است [؟]. برای مسئله‌ی ۱-مرکز با داده‌ی پرت، تنها الگوریتم موجود، الگوریتمی با ضریب تقریب ۱٫۷۳ است [؟].

۳-۴ تقریب‌پذیری

یکی از راه‌کارهایی که برای کارآمد کردن راه‌حل ارائه شده برای یک مسئله وجود دارد، استفاده از الگوریتم‌های تقریبی برای حل آن مسئله است. یکی از عمده‌ترین دغدغه‌های مطرح در الگوریتم‌های تقریبی کاهش ضریب تقریب است. در بعضی از موارد حتی امکان ارائه‌ی الگوریتم تقریبی با ضریبی ثابت نیز وجود ندارد. به طور مثال، الگوریتم تقریبی با ضریب تقریب کم‌تر از ۲، برای مسئله‌ی k-مرکز وجود ندارد مگر این‌که $P = NP$ باشد. برای مسائل مختلف، معمولاً می‌توان کران پایینی برای میزان تقریب‌پذیری آن‌ها ارائه داد. در واقع برای برخی مسائل ان‌پی-سخت، علاوه بر این که الگوریتم کارآمدی وجود ندارد، بعضاً الگوریتم تقریبی با ضریبی تقریب کم و نزدیک به یک نیز وجود ندارد. در جدول ۳-۱ میزان تقریب‌پذیری مسائل مختلفی که در این پایان‌نامه مورد استفاده قرار می‌گیرد را می‌بینید.

فصل ۴

چالش‌ها و نوآوری‌ها

در این فصل نتایج جدید به‌دست‌آمده در پایان‌نامه توضیح داده می‌شود. در صورت نیاز می‌توان نتایج جدید را در قالب چند فصل ارائه نمود. همچنین در صورت وجود پیاده‌سازی، بهتر است نتایج پیاده‌سازی را در فصل مستقلی پس از این فصل قرار داد.

فصل ۵

نتیجه‌گیری

در این فصل، ضمن جمع‌بندی نتایج جدید ارائه‌شده در پایان‌نامه یا رساله، مسائل باز باقی‌مانده و همچنین پیشنهادهایی برای ادامه‌ی کار ارائه می‌شوند.

Bibliography

[1] Y. Wei and D. Wu. Conditional variational transformer for bearing remaining useful life prediction. *Advanced Engineering Informatics*, 59:102247, 2024.

[2] B. Wang, Y. Lei, N. Li, and N. Li. A hybrid prognostics approach for estimating remaining useful life of rolling element bearings. *IEEE Transactions on Reliability*, 69(1):401–412, 2018.

[3] P. Nectoux, R. Gouriveau, K. Medjaher, E. Ramasso, B. Chebel-Morello, N. Zerhouni, and C. Varnier. Pronostia: An experimental platform for bearings accelerated degradation tests. In *IEEE International Conference on Prognostics and Health Management, PHM'12.*, pages 1–8. IEEE Catalog Number: CPF12PHM-CDR, 2012.

[4] Q. Wang, S. Zheng, A. Farahat, S. Serita, and C. Gupta. Remaining useful life estimation using functional data analysis. In *2019 ieee international conference on prognostics and health management (icphm)*, pages 1–8. IEEE, 2019.

[5] A. Saxena, K. Goebel, D. Simon, and N. Eklund. Damage propagation modeling for aircraft engine run-to-failure simulation. In *Proceedings of the 1st International Conference on Prognostics and Health Management (PHM08)*, Denver, CO, Oct 2008.

[6] A. Vaswani, N. Shazeer, N. Parmar, J. Uszkoreit, L. Jones, A. N. Gomez, Ł. Kaiser, and I. Polosukhin. Attention is all you need. *Advances in neural information processing systems*, 30, 2017.

واژه‌نامه

الف

ابتکاری ..... heuristic
ابعاد بالا ..... high dimensions
اریب ..... bias
آستانه ..... threshold
اصل لانه‌ی کبوتری ..... pigeonhole principle
ان‌پی–سخت ..... NP-Hard
انتقال ..... transition

ب

برخط ..... online
برنامه‌ریزی خطی ..... linear programming
بهینه ..... optimum
بیشینه ..... maximum

پ

پرت ..... outlier
پرسمان ..... query
پوشش ..... cover
پیچیدگی ..... complexity

ت

تجربی ..... experimental
تراکم ..... density
تقریب ..... approximation
تقسیم‌بندی ..... partition
توری ..... mesh
توزیع‌شده ..... distributed

ج

جداپذیر ..... separable
جعبه سیاه ..... black box
جویبار داده ..... data stream

ح

حدی ..... extreme
حریصانه ..... greedy

خ

خوشه ..... cluster
خطی ..... linear

د

داده ..... data
داده‌کاوی ..... data mining
داده‌ی پرت ..... outlier data
دوبرابرسازی ..... doubling
دودویی ..... binary

ر

رأس ..... vertex
رسمی ..... formal

ز

زیرخطی ..... sublinear

س

سرشکن ..... amortized
سلسه‌مراتبی ..... hierarchichal

ش

شبه کد ..... pseudocode
شیء ..... object

ص

صدق‌پذیری ..... satisfiability

غ

غلبه ..... dominate

ف

فاصله ..... distance
فضا ..... space

ق

قطعی ..... deterministic

ک

کارا ..... efficient
کاندیدا ..... candidate
کمینه ..... minimum

م

مجموعه ..... set
مجموعه هسته ..... coreset
مسطح ..... planar
موازی‌سازی ..... parallelization
میان‌گیر ..... buffer

ن

نابه‌جایی ..... inversion
ناوردا ..... invariant
نقطه‌ی مرکزی ..... center point
نیم‌فضا ..... half space

هـ

هزینه‌ی آشوب ..... price of anarchy (POA)

ی

یال ..... edge

پیوست آ

مطالب تکمیلی

پیوست‌های خود را در صورت وجود می‌توانید در این قسمت قرار دهید.

Abstract

In industrial environments and factories, one of the most important concerns is the maintenance and repair of tools and industrial equipment. Each piece of equipment plays a crucial role in the production line of any company, and the smallest damage or malfunction can disrupt the entire production process. Therefore, it is essential to continuously monitor the current health status of the equipment and predict the time of potential failures and the remaining useful life.

The prediction of Remaining Useful Life (RUL) is a critical task in the field of Prognostics and Health Management (PHM) for industrial tools and equipment. Accurate RUL prediction is vital because it enables timely maintenance and repair, reduces downtime, and allows for the optimization of operational efficiency by loading the equipment according to its remaining useful life.

Keywords: Remaining Useful Life, RUL, Transformer, FPGA

Amirkabir University of Technology
(Tehran Polytechnic)
Department of Computer Engineering

M.Sc. Seminar Report

FPGA-Based Hardware Acceleration of Remaining Useful Life Prediction of Rotating Machinary Using Transformer Neural Network

By:

Reza Adinepour

Supervisor:

Prof. Morteza Saheb Zamani

August 2024