

دانشگاه صنعتی امیرکبیر

(پلی‌تکنیک تهران)

دانشکده مهندسی کامپیوتر

گزارش سمینار کارشناسی ارشد

مهندسی کامپیوتر-معماری سیستم‌های کامپیوتری

شتا بدھی سخت افزاری پیش‌بینی عمر باقی‌مانده مفید
دستگاه‌های دوار با استفاده از شبکه عصبی ترانسفورمر بر بستر
FPGA

نگارش

رضا آدینه پور

استاد راهنما

جناب آقای دکتر مرتضی صاحب‌الزمانی

۱۴۰۳ مرداد



اول

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 به موقع را فراهم می‌کند، مدت زمان خرابی دستگاه را کاهش می‌دهد و می‌توان بر اساس عمر مفید باقی‌مانده دستگاه، آن را تحت بار قرار داده و کارایی عملیاتی را بهبود بخشد.

کلیدواژه‌ها: عمر باقی‌مانده مفید، RUL، ترانسفرمر، FPGA

فهرست مطالب

۱	۱	مقدمه
۱	۱-۱	تعريف مسئله
۲	۲-۱	اهمیت موضوع
۲	۳-۱	اهداف پژوهش
۲	۴-۱	ساختار پایان نامه
۳	۲	مفاهیم اولیه
۳	۱-۲	عمر باقی مانده مفید
۴	۱-۱-۲	اولین زمان خرابی
۴	۲-۱-۲	عمر پایانی دستگاه
۵	۲-۲	داده ها
۶	۱-۲-۲	XJTU-SY مجموعه داده
۸	۲-۲-۲	PRONOSTIA مجموعه داده
۱۲	۳-۲-۲	C-MAPSS مجموعه داده
۱۳	۳-۲	شبکه عصبی ترانسفرمر
۱۴	۱-۳-۲	ساختار کلی شبکه
۱۴	۲-۳-۲	ورودی تعبیه شده
۱۵	۳-۳-۲	تعبیه موقعیتی

۱۷	کارهای پیشین	۳
۱۷	۱-۳ مسائل خوشبندی	
۱۹	۲-۳ خوشبندی k -مرکز	
۲۱	۳-۲ مدل جویبار داده	
۲۲	۴-۳ تقریب‌پذیری	
۲۳	چالش‌ها و نوآوری‌ها	۴
۲۴	نتیجه‌گیری	۵
۲۵	مراجع	
۲۶	واژه‌نامه	
۲۸	آ مطالب تکمیلی	

فهرست جداول

۱-۲	پارامترهای بلبرینگ‌های آزمایش شده	۷
۲-۲	اطلاعات مجموعه‌داده XJTU-SY	۸
۳-۲	تقسیم بندی داده‌های جمع‌آوری شده در مجموعه داده PRONOSTIA	۱۱
۴-۲	مشخصات داده‌های ضبط شده در فایل‌های csv	۱۱
۵-۲	اطلاعات زیرمجموعه‌ها در مجموعه‌داده C-MAPSS	۱۳
۱-۳	نمونه‌هایی از کران پایین تقریب‌پذیری مسائل خوشبندی	۲۲

فهرست تصاویر

۱-۲	تابع تقریب زننده عمر باقی مانده یک دستگاه	۳
۲-۲	سیگنال ارتعاش بلبرینگ از ابتدای فعالیت تا تخریب کامل [۱]	۴
۳-۲	سیگنال RUL شکل [۱]، ۲-۲	۵
۴-۲	بستر تهیه مجموعه داده XJTU-SY [۲]	۶
۵-۲	تنظیمات نمونه برداری برای سیگنال های ارتعاشی	۷
۶-۲	سیگنال های ارتعاش افقی و عمودی و RUL بلبرینگ ۲-۱	۸
۷-۲	سیگنال های ارتعاش افقی و عمودی و RUL بلبرینگ ۲-۲	۹
۸-۲	بستر تهیه مجموعه داده PRONOSTIA [۳]	۹
۹-۲	تنظیمات نمونه برداری سیگنال ها در این آزمایش	۱۰
۱۰-۲	سیگنال خام تهیه شده در این آزمایش و بلبرینگ تخریب شده، [۳]	۱۰
۱۱-۲	چند سیگنال تصادفی خام جمع آوری شده توسط حسگرهای در موتور از مجموعه داده آموزشی	۱۱
۱۲	[۴]، FD002	۱۲
۱۲-۲	ساختار کلی شبکه ترانسفرمر	۱۴
۱۳-۲	تبديل کلمات به بردار	۱۵
۱۴-۲	خروجی گرافیکی بلوک تعییه موقعیتی به ازای $d = 48$ و $i = 96$	۱۶
۱-۳	نمونه ای از مسئله ۲- مرکز	۱۹
۲-۳	نمونه ای از مسئله ۲- مرکز با داده های پرت	۲۰

فصل ۱

مقدمه

پیش‌بینی عمر مفید باقی‌مانده^۱ (یا به اختصار RUL) یکی از مباحث کلیدی در حوزه مدیریت سلامت و پیش‌بینی^۲ (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، هواپما، 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^۳ و عمیق^۴ است.

¹Remaining Useful Life

²Prognostics and Health Management

³Machine Learning

⁴Deep Learning

۲-۱ اهمیت موضوع

اهمیت پیش‌بینی دقیق RUL در صنعت به دلیل تاثیر مستقیم آن بر بهره‌وری، کارایی و کاهش هزینه‌های تعمیر و نگهداری غیرضروری، به خوبی 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 پیشرفتهای، 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.

۳-۱ اهداف پژوهش

این پژوهش بر توسعه یک راه حل 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 به ویژه برای دستگاه‌های دور است.

۴-۱ ساختار پایان‌نامه

این پایان‌نامه در پنج فصل به شرح زیر ارائه می‌شود. مفاهیم اولیه‌ی و نحوه‌ی کار شبکه عصبی ترانسفرمر در فصل «۲»^۸ اشاره شده است. فصل «۳»^۹ به مطالعه و بررسی کارهای پیشین مرتبط با پیش‌بینی عمر باقی‌مانده می‌پردازد. در فصل «۴»^{۱۰}، چالش‌های موجود در این پژوهش و راه حل‌های ما برای رفع این چالش‌ها ارائه شده است. فصل «۵»^{۱۱} 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

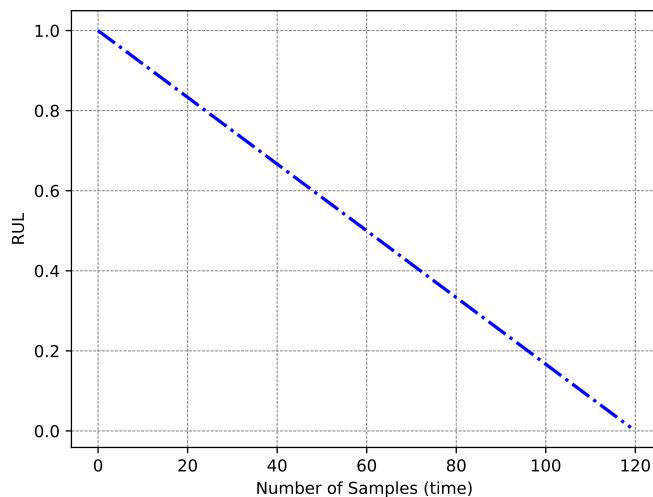
فصل ۲

مفاهیم اولیه

۱-۲ 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 ۳-۲» تقریب بزنیم.



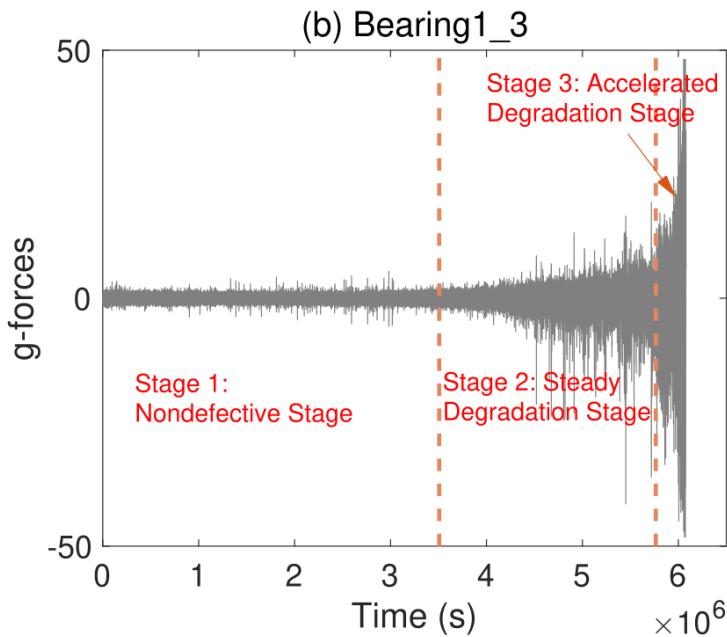
شکل ۱-۲: تابع تقریب زننده عمر باقی‌مانده یک دستگاه

محور عمودی در شکل «۳-۲» نشان‌دهنده میزان سلامت دستگاه و محور افقی نشان‌دهنده زمان است که معمولاً بر حسب 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 سرعت^۱ در دستگاه اشاره نمود.

برای مثال در [۱] سیگنال ارتعاشات یک بلبرینگ به عنوان یکی از اصلی‌ترین قطعات صنعتی از ابتدای شروع به کار تا زمان بروز اولین تخریب^۲ و تخریب کامل^۳ در مدت زمان ۶۹ روز جمع‌آوری شده است. «شکل ۲-۲»



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

۱-۱-۲ اولین زمان خرابی

اولین زمانی را که دستگاه دچار نوسانات شدید می‌شود را به عنوان 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 به عنوان یک بازخورد^۴ 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

¹Noise

²First Prediction Time

³End of Life

⁴Feedback

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

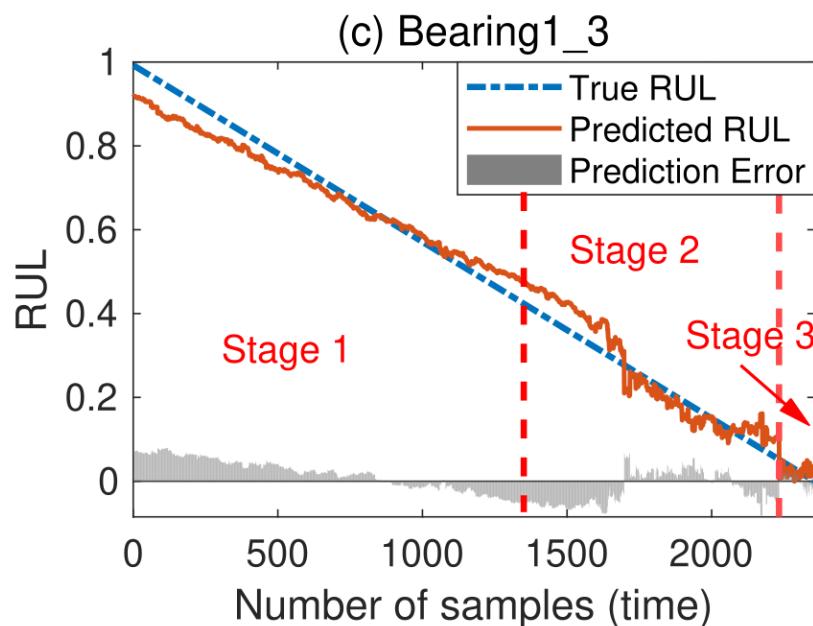
و درنهایت سیگнал RUL به صورت تفاضل این دوزمان تعریف می‌شود:

$$T_{RUL} = T_{EOF} - T_{FPT} \quad (1-2)$$

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

$$RUL(t) = -t \quad (2-2)$$

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



شکل ۲-۳: سیگнал RUL شکل ۲-۲ [۱]

۲-۲ داده‌ها

برای پیش‌بینی عمر باقی‌مانده مفید، چندین مجموعه داده^۵ وجود دارد که در ادامه آنها را معرفی و بررسی می‌کنیم.

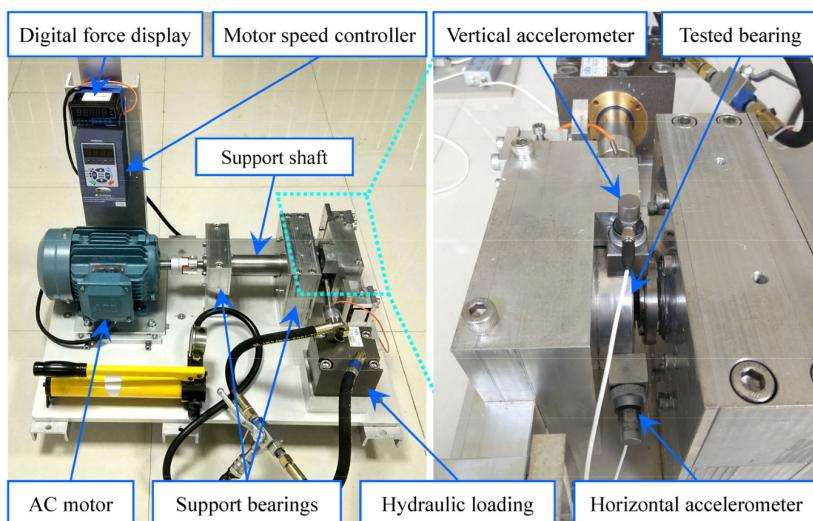
⁵Dataset

۱-۲-۲ مجموعه داده XJTU-SY

این مجموعه داده^۶ شامل داده های ثبت شده از ۱۵ بلبرینگ است که با انجام آزمایش های تخریب سریع، دچار تخریب شده اند. [۲]

این مجموعه داده توسط سیستمی که در شکل «۴-۲» نشان داده شده است، مشکل از یک موتور القایی جریان متناوب^۷، یک کنترل کننده سرعت موتور، یک محور^۸ پشتیبان، دو بلبرینگ پشتیبان (بلبرینگ های سنگین) و یک سیستم بارگذاری هیدرولیک تشکیل شده است.

این بستر آزمون برای انجام آزمایش های تخریب تسربی شده 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 بلبرینگ های آزمایش شده اعمال می شود و سرعت چرخش نیز توسط کنترلر سرعت موتور القایی AC تنظیم و نگه داشته می شود.



شکل ۴-۲: بستر تهیه مجموعه داده XJTU-SY [۲]

بلبرینگ های مورد استفاده در این آزمایش از نوع LDK UER204 هستند که پارامترهای دقیق آنها در جدول «۱-۲» 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 قرار گرفته اند. این شرایط عملیاتی شامل موارد زیر هستند:

• ۲۱۰۰ دور در دقیقه^۹ (۳۵ هرتز) و بار دینامیکی ۱۲ کیلونیوتن

^۶ می توانید این مجموعه داده را از اینجا دریافت کنید: biaowang.tech/xjtu-sy-bearing-datasets/

⁷ Alternating Current

⁸ Shaft

⁹ RPM

جدول ۱-۲: پارامترهای بلبرینگ‌های آزمایش شده

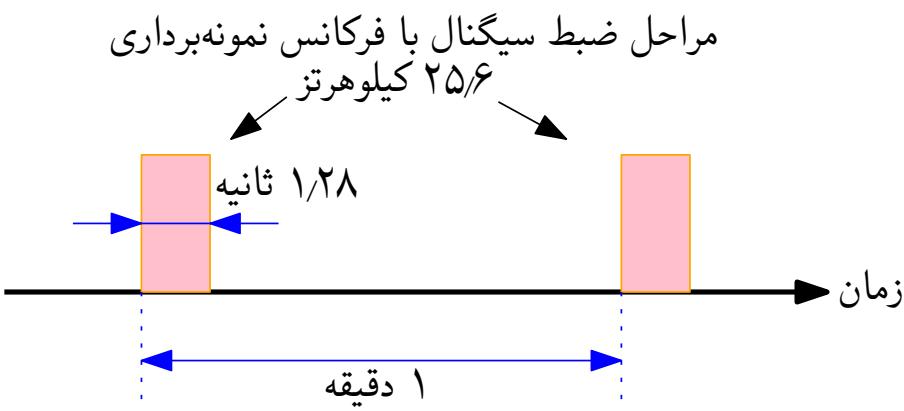
پارامتر	مقدار	پارامتر	مقدار	مقدار
قطر مسیر بیرونی	۳۹/۸۰ mm	قطر مسیر داخلی	۲۹/۳۰ mm	۷۹۲ mm
قطر متوسط بلبرینگ	۳۴/۵۵ mm	قطر توب	۷۹۲ mm	۰°
تعداد توب‌ها	۸	زاویه تماس	۸	۱۲۸۲ kN
بار استاتیک	۶,۶۵ kN	بار دینامیک	۱۲۸۲ kN	

- ۲۲۵° دور در دقیقه (۳۷/۵ هرتز) و بار دینامیکی ۱۱ کیلونیوتون

- ۲۴۰° دور در دقیقه (۴۰ هرتز) و بار دینامیکی ۱۰ کیلونیوتون

برای جمع‌آوری سیگنال‌های ارتعاشی بلبرینگ‌های آزمایش شده، همان‌طور که در شکل «۴-۲» نشان داده شده است، دو شتاب‌سنج از نوع PCB۳۵۲۰۳۳ 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. همان‌طور که در شکل «۵-۲» 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

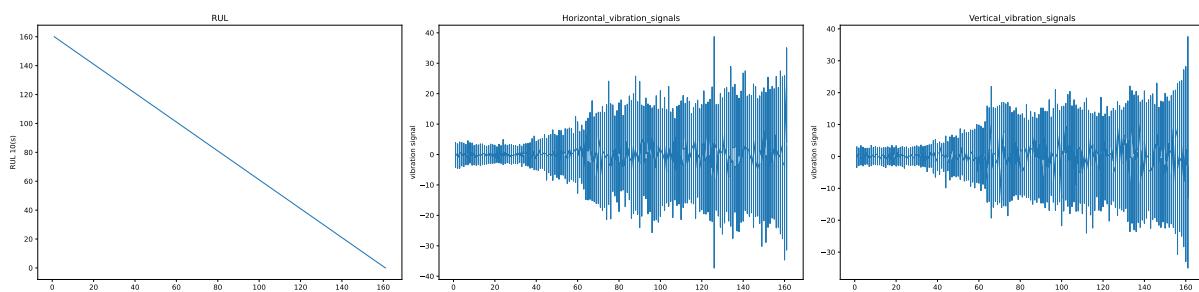
برای هر نمونه‌برداری، داده‌های به‌دست‌آمده در یک فایل csv ذخیره شده است که در آن ستون اول، سیگنال‌های ارتعاشی افقی و ستون دوم سیگنال‌های ارتعاشی عمودی را شامل می‌شود. جدول «۲-۲» اطلاعات دقیق هر بلبرینگ آزمایش شده، شامل تعداد فایل‌های csv، عمر بلبرینگ و عنصر خواری را فهرست می‌کند.

نقشه EOF در این مجموعه داده $A_H \times 10^\circ$ در نظر گرفته شده است که A_H بیشینه دامنه سیگنال ارتعاش عمودی و افقی در حالت کاری طبیعی است.

جدول ۲-۲: اطلاعات مجموعه داده XJTU-SY

عامل خطا	مجموعه داده های بلبرینگ	طول عمر بلبرینگ	تعداد فایل ها	شرایط عملکرد
بیرونی	بلبرینگ ۱	۲ ساعت و ۳ دقیقه	۱۲۳	شایط ۱ ۳۵ هرتز، ۱۲ کیلونیوتون)
بیرونی	بلبرینگ ۲	۲ ساعت و ۴۱ دقیقه	۱۶۱	
بیرونی	بلبرینگ ۳	۲ ساعت و ۳۸ دقیقه	۱۵۸	
قفسه	بلبرینگ ۴	۲ ساعت و ۲ دقیقه	۱۲۲	
داخلی و بیرونی	بلبرینگ ۵	۵ دقیقه	۵۲	۱
داخلی	بلبرینگ ۱_۲	۸ ساعت و ۱۱ دقیقه	۴۹۱	شایط ۲ ۳۷/۵ هرتز، ۱۱ کیلونیوتون)
بیرونی	بلبرینگ ۲_۲	۲ ساعت و ۴۱ دقیقه	۱۶۱	
قفسه	بلبرینگ ۳_۲	۸ ساعت و ۵۳ دقیقه	۵۳۳	
بیرونی	بلبرینگ ۴_۲	۴۲ دقیقه	۴۲	
بیرونی	بلبرینگ ۵_۲	۵ ساعت و ۳۹ دقیقه	۳۳۹	
بیرونی	بلبرینگ ۱_۳	۴۲ ساعت و ۱۸ دقیقه	۲۵۳۸	شایط ۳ ۴۰ هرتز، ۱۰ کیلونیوتون)
داخلی، ساچمه، قفسه و بیرونی	بلبرینگ ۲_۳	۴۱ ساعت و ۳۶ دقیقه	۲۴۹۶	
داخلی	بلبرینگ ۳_۳	۶ ساعت و ۱۱ دقیقه	۳۷۱	
داخلی	بلبرینگ ۴_۳	۲۵ ساعت و ۱۵ دقیقه	۱۵۱۵	
بیرونی	بلبرینگ ۵_۳	۱ ساعت و ۵۴ دقیقه	۱۱۴	

در شکل های «۶-۲» و «۷-۲» نمونه ای از داده های این مجموعه داده آورده شده است.



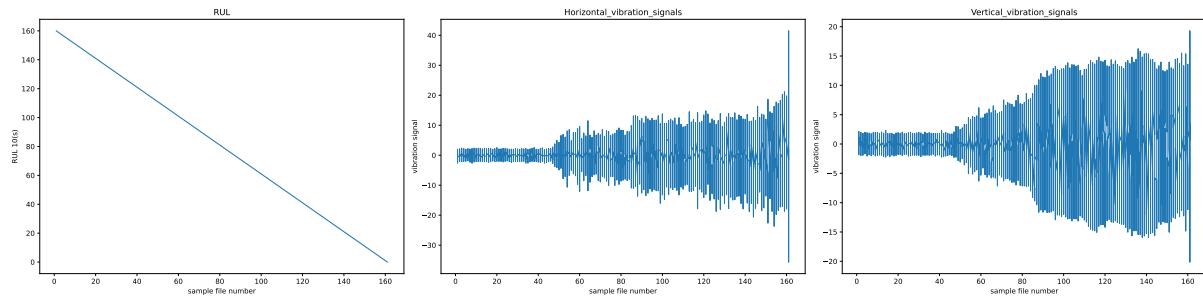
شکل ۲-۶: سیگنال های ارتعاش افقی و عمودی و RUL بلبرینگ ۱

۲-۲-۲ مجموعه داده PRONOSTIA

همانند مجموعه داده XJTY-SY این مجموعه داده^{۱۰} نیز، داده های ثبت شده از بلبرینگ توسط بستر آزمایشی نشان داده شده در شکل «۸-۲» است و امکان انجام آزمایش از ابتدای کار بلبرینگ تا زمان خرابی و شکست

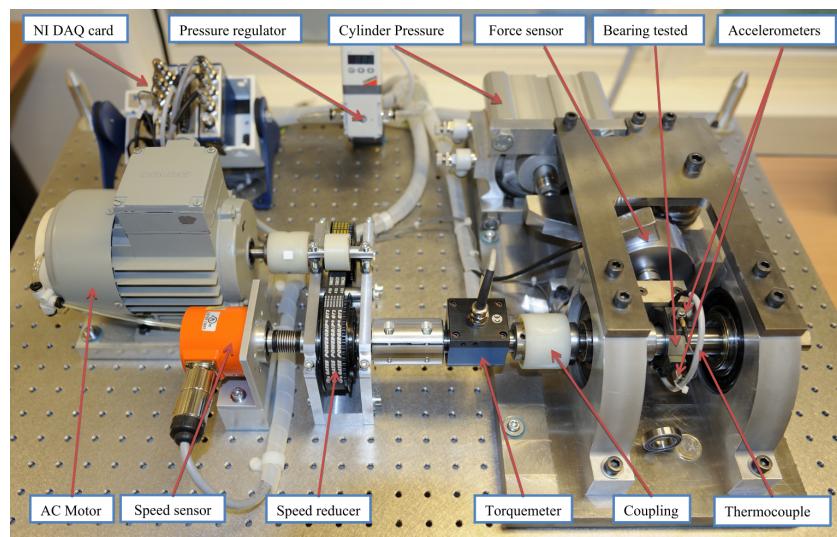
^{۱۰} می توانید این مجموعه داده را از اینجا دریافت کنید:

github.com/Lucky-Loek/ieee-phm-2012-data-challenge-dataset.git



شکل ۷-۲: سیگنال‌های ارتعاش افقی و عمودی و RUL ببلبرینگ ۲-۲

کامل را فراهم می‌آورد. [۳]



شکل ۸-۲: بستر تهیه مجموعه داده [۳]، PRONOSTIA

در این آزمایش، شرایط عملیاتی با اندازه‌گیری‌های لحظه‌ای ۱) نیروی شعاعی^{۱۱} اعمال شده بر ببلبرینگ، ۲) سرعت چرخش شفتی که ببلبرینگ را جایه‌جا می‌کند و ۳) گشتاور اعمال شده به ببلبرینگ تعیین می‌شوند. هر یک از این سه اندازه‌گیری که به صورت آنالوگ انجام شده است، با فرکانسی برابر با ۱۰۰ هرتز به دست آمده است.

در این مجموعه داده، از دو نوع حسگر^{۱۲} برای تشخیص و توصیف عملیات تخریب استفاده شده است. حسگرهای:

- ارتعاش

- دما

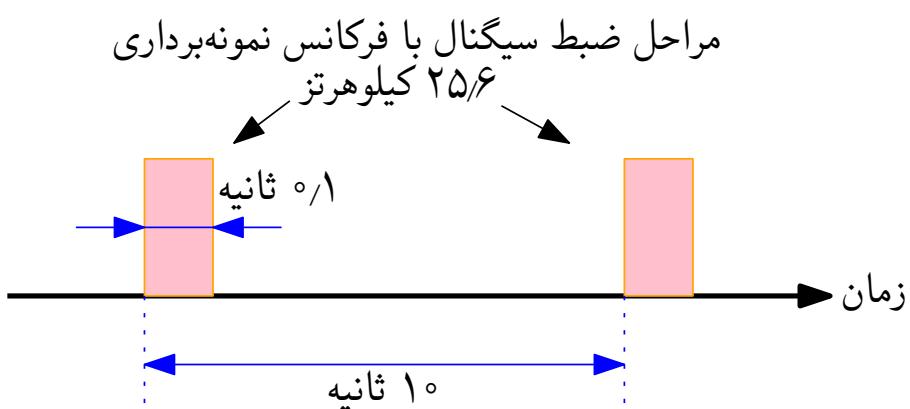
¹¹Radial Force

¹²Sensor

همانند مجموعه‌داده XJTU-SY، حسگرهای ارتعاش در این مجموعه آزمایشی نیز شامل دو شتاب‌سنج هستند که با زاویه 90° درجه نسبت به هم قرار دارند (اولی به صورتی عمودی و دومی به صورت افقی). این دو شتاب‌سنج به صورت شعاعی روی مسیر خارجی بلبرینگ قرار گرفته‌اند.

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

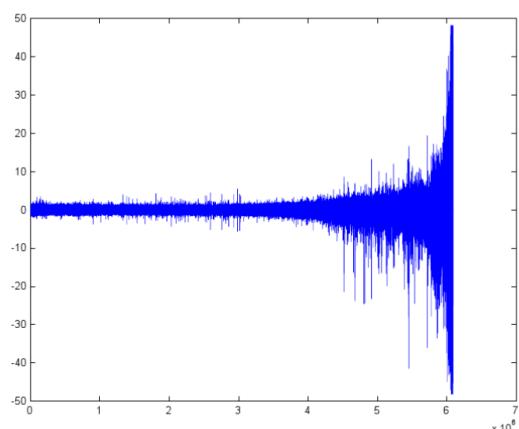
حسگرهای شتاب، نمونه‌ها را با فرکانس $25/6$ کیلوهرتز و حسگر دما با فرکانس 1° هرتز ثبت می‌کنند. یعنی سیگنال‌های ارتعاشی 256° نمونه ($\frac{1}{10}$ ثانیه) در هر 1° ثانیه ضبط می‌شوند و سیگنال‌های دما، 600° نمونه هر دقیقه ضبط می‌شوند.



شکل ۹-۲: 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 20° فراتر رفت.

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



شکل ۱۰-۲: 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:

- ۱۸۰° دور در دقیقه و بار دینامیکی ۴ کیلونیوتن

- ۱۶۵° دور در دقیقه و بار دینامیکی ۴/۲ کیلونیوتن

- ۱۵۰° دور در دقیقه و بار ۵ کیلونیوتن

داده‌های جمع‌آوری شده از این آزمایش به صورت جدول «۳-۲» تقسیم‌بندی می‌شود
جدول ۳-۲: تقسیم‌بندی داده‌های جمع‌آوری شده در مجموعه داده PRONOSTIA

مجموعه داده‌ها	شرایط عملیاتی ۱	شرایط عملیاتی ۲	مجموعه داده‌ها
مجموعه آموزشی	بلبرینگ ۱_۳	بلبرینگ ۱_۲	بلبرینگ ۱_۱
	بلبرینگ ۲_۳	بلبرینگ ۲_۲	بلبرینگ ۲_۱
مجموعه آزمون	بلبرینگ ۳_۳	بلبرینگ ۳_۲	بلبرینگ ۳_۱
		بلبرینگ ۴_۲	بلبرینگ ۴_۱
		بلبرینگ ۵_۲	بلبرینگ ۵_۱
		بلبرینگ ۶_۲	بلبرینگ ۶_۱
		بلبرینگ ۷_۲	بلبرینگ ۷_۱

هر دو مجموعه داده‌های آموزشی و آزمایشی حاوی فایل‌هایی csv ارتعاش به نام acc_xxxxxx.csv و فایل‌های دما به نام temp_xxxxxx.csv هستند.

همه فایل‌های csv ضبط شده از قالب زیر تبعیت می‌کنند:

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

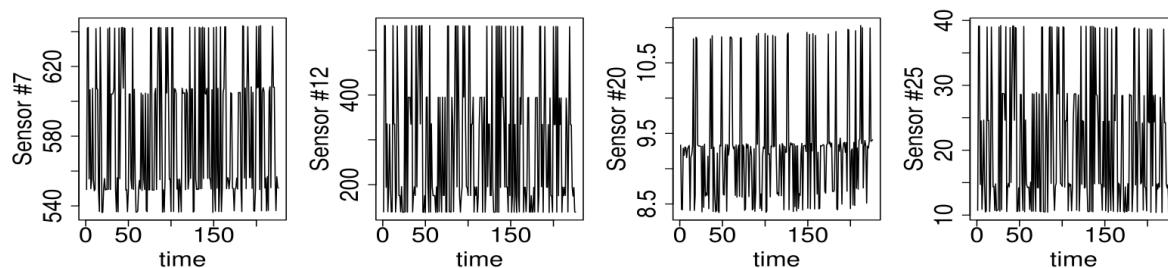
ستون	۱	۲	۳	۴	۵	۶
سیگنال ارتعاش	ساعت	دقیقه	ثانیه	میکروثانیه	حسگر افقی	حسگر عمودی
سیگنال دما	ساعت	دقیقه	ثانیه	x/۰	حسگر RTD	

۳-۲-۲ مجموعه داده C-MAPSS

برخلاف دو مجموعه داده قبلی، این مجموعه داده^{۱۲}، داده‌های تهیه شده از موتور هوایی جت از ابتدای کارکرد تا زمان تخریب است. [۵]

این مجموعه داده، شامل چندین سری زمانی چندمتغیره است. هر مجموعه داده به زیرمجموعه‌های آموزشی و آزمایشی تقسیم می‌شود. داده‌ها از موتورهای مختلفی 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 به عنوان وضعیت طبیعی در نظر گرفته می‌شوند و به عنوان شرایط خطا تلقی نمی‌شوند.

در این مجموعه داده، سه تنظیمات عملیاتی وجود دارد که تأثیر قابل توجهی بر عملکرد موتور دارند و جمع‌آوری داده‌ها بر اساس این تنظیمات انجام شده است. برخلاف دو مجموعه داده قبلی، داده‌های این مجموعه به نویز حسگرهای آلوود شده است.



شکل ۱۱-۲: چند سیگنال تصادفی خام جمع‌آوری شده توسط حسگرهای در موتور از مجموعه داده آموزشی FD002 [۶]

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، به صورت یک فایل متنه فشرده شده با فرمت txt ارائه شده است؛ بنابراین هر فایل دارای ۲۶ ستون است که هر کدام از این ستون‌ها به صورت زیر معرفی می‌شود:

۱. شماره واحد

۲. زمان (برحسب تعداد چرخه^{۱۴})

۳. تنظیمات عملیاتی

^{۱۳} می‌توانید این مجموعه داده را از اینجا دریافت کنید:

data.nasa.gov/Aerospace/CMAPSS-Jet-Engine-Simulated-Data/ff5v-kuh6/about_data

¹⁴Cycle

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

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

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

۳-۲ شبکه عصبی ترانسفرمر

برای اولین بار در سال ۲۰۱۷ مفهومی به نام مکانیزم توجه^{۱۵} در مقاله‌ای تحت عنوان «Attention is All»^{۱۵} در مقاله‌ای تحت عنوان «Attention is All» در مقاله‌ای تحت عنوان «You Need»^{۱۶} معرفی شد [۲۶].

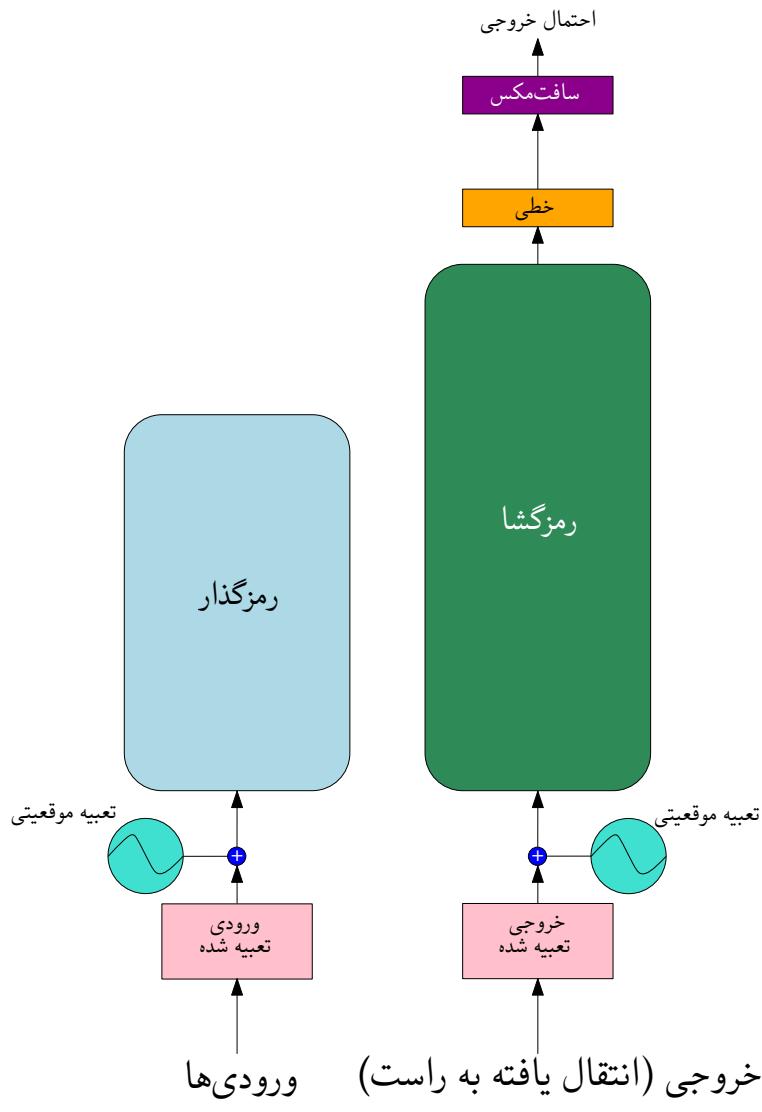
در این مقاله، ساختار جدیدی از یک شبکه عصبی نیز معرفی شد که بر پایه مکانیزم توجه کار می‌کند و توانست خیلی زود جایگزین مناسبی برای مدل‌های سنتی قدیمی و ساختارهای RNN شود. در ادامه به بررسی جزئی معماری این ساختار می‌پردازیم.

¹⁵Attention

¹⁶Natural Language Processing

۱-۳-۲ ساختار کلی شبکه

شبکه ترانسفرمر از یک ساختار رمزگذار^{۱۷} - رمزگشا^{۱۸} پیروی می‌کند. شکل ۱۲-۲



شکل ۱۲-۲: ساختار کلی شبکه ترانسفرمر

۲-۳-۲ ورودی تعییه شده

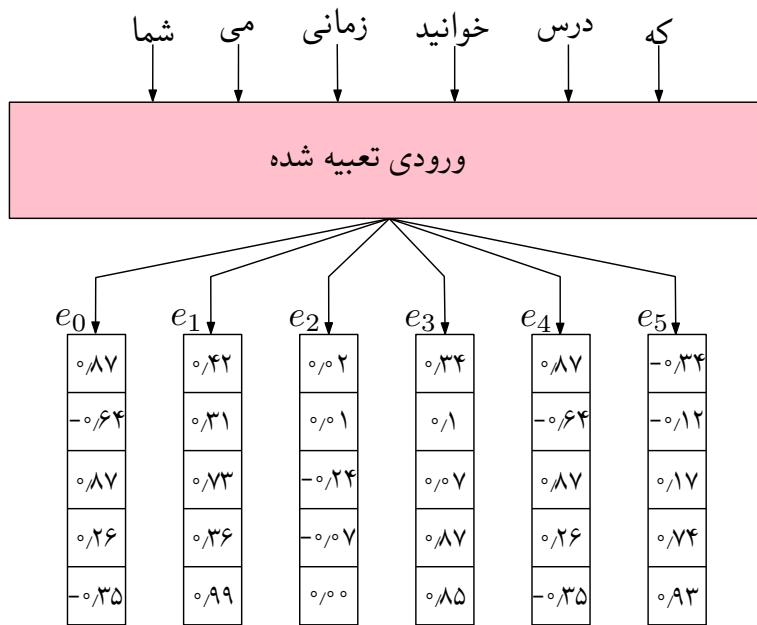
برای توضیح این قسمت از شبکه، فرض می‌شود که می‌خواهیم یک جمله ناقص را بعنوان ورودی به شبکه بدھیم و شبکه باید آن را تکمیل کند. برای مثال فرض شود که جمله ورودی ما به صورت زیر است:

”زمانی که شما درس می‌خوانید...“

¹⁷Encoder

¹⁸Decoder

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



شکل ۱۳-۲: تبدیل کلمات به بردار

۳-۳-۲ تعییه موقعیتی

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

$$PE_{(pos, 2i)} = \sin\left(\frac{pos}{1000 \frac{2i}{d}}\right) \quad (3-2)$$

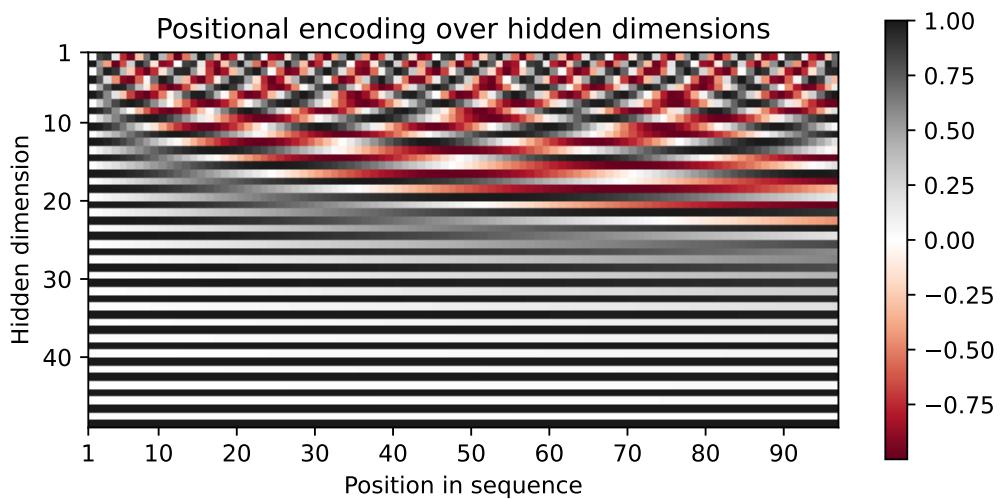
$$PE_{(pos, 2i+1)} = \cos\left(\frac{pos}{1000 \frac{2i+1}{d}}\right) \quad (4-2)$$

ورودی‌هایی با نمایه^{۱۹} «زوج، از رابطه ۳-۲» و نمایه فرد از رابطه «۴-۲» استفاده می‌کنند.

در روابط تعییه موقعیتی، مقدار pos برابر است با جایگاه کلمه، مقدار d برابر است با طول بردار تعییه شده (در مثال ما $d = 5$) و مقدار i برابر است با جایگاه‌های هر بردار.

¹⁹Index

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



شکل ۱۴-۲: خروجی گرافیکی بلوک تعییه موقعیتی به ازای $d = 48$ و $i = 96$

فصل ۳

کارهای پیشین

در فصل سوم پایان نامه، کارهای پیشین انجام شده روی مسئله به تفصیل توضیح داده می‌شود. نمونه‌ای از فصل کارهای پیشین در زیر آمده است.^۱

۱-۳ مسائل خوشبندی

مسئله‌ی خوشبندی^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 (خوش)، 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، جستجوی الگو^۳، پردازش تصویر^۴، بازیابی اطلاعات^۵ و رایانش زیستی^۶ مورد استفاده قرار می‌گیرد [؟].

تا کنون راه حل‌های زیادی برای این مسئله ارائه شده است که از لحاظ معیار تشخیص خوشها و نحوه انتخاب یک خوش، با یکدیگر تفاوت بسیاری دارند. به همین خاطر مسئله‌ی خوشبندی یک مسئله‌ی بهینه‌سازی چندهدفه^۷ محسوب می‌شود.

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

^۱ مطالب این فصل نمونه از پایان نامه‌ی آقای بهنام حاتمی گرفته شده است.

Clustering^۸
Pattern recognition^۹
Image analysis^{۱۰}
Information retrieval^{۱۱}
Bioinformatics^{۱۲}
Multi-objective^{۱۳}

وجود الگوریتم‌های متفاوت، همین تفاوت تعریف‌ها از خوش‌های است. بنابراین با توجه به مدلی که برای خوش‌های 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 خوش‌بندی بر اساس این مدل، خوش‌بندی k -مرکز، خوش‌بندی k -میانگین^۸ و خوش‌بندی k -میانه^۹ است.

- مدل‌های مبتنی 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.

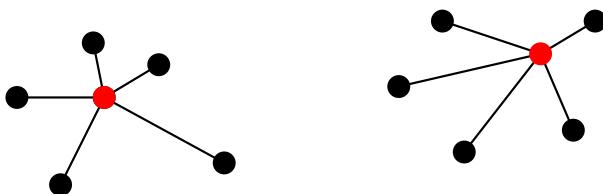
- مدل‌های مبتنی بر تراکم نقاط: در این مدل، خوش‌های متناسب با ناحیه‌های متراکم نقاط در مجموعه داده مورد استفاده قرار می‌گیرد.

- مدل‌های مبتنی بر گراف: در این مدل، هر خوش‌های مجموعه از رئوس گفته می‌شود که تمام رئوس آن با یک دیگر همسایه باشند. از جمله الگوریتم‌های معروف این مدل، الگوریتم خوش‌بندی HCS^{۱۱} است.

الگوریتم‌های ارائه شده تنها از نظر نوع مدل با یک دیگر متفاوت نیستند. بلکه، می‌توان آن‌ها را از لحاظ نحوی تخصیص نقاط بین خوش‌های نیز تقسیم‌بندی کرد:

- تخصیص قطعی داده‌ها: در این نوع خوش‌بندی هر داده دقیقاً به یک خوش‌های اختصاص داده می‌شود.
- تخصیص قطعی داده‌ها با داده‌ی پرت: در این نوع خوش‌بندی ممکن است بعضی از داده‌ها به هیچ خوش‌های اختصاص نیابد، اما بقیه داده‌ها هر کدام دقیقاً به یک خوش‌های اختصاص می‌یابد.
- تخصیص قطعی داده: در این نوع خوش‌بندی هر داده دقیقاً به یک خوش‌های اختصاص داده می‌شود.
- خوش‌بندی همپوشان: در این نوع خوش‌بندی هر داده می‌تواند به چند خوش‌های اختصاص داده شود. در گونه‌ای از این مدل، می‌توان هر نقطه را با احتمالی به هر خوش‌های اختصاص می‌یابد. به این گونه از خوش‌بندی، خوش‌بندی نرم^{۱۲} گفته می‌شود.

k-Means ^۸	
k-Median ^۹	
Expectation-maximization ^{۱۰}	
Highly Connected Subgraphs ^{۱۱}	
Soft clustering ^{۱۲}	



شکل ۱-۳: نمونه‌ای از مسئله‌ی ۲-مرکز

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

در بین دسته‌بندی‌های ذکر شده، تمرکز اصلی این پایان‌نامه بر روی مدل مرکزگرا و خوشبندی 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 -میانگین از جمله معروف‌ترین خوشبندی‌های مدل مرکزگرا هستند. در خوشبندی k -میانه، هدف افزایش نقاط به k خوش است به گونه‌ای که مجموع مربع فاصله‌ی هر نقطه از میانه نقاط آن خوش، کمینه گردد. در خوشبندی k -میانگین، هدف افزایش نقاط به k خوش است به گونه‌ای که مجموع فاصله‌ی هر نقطه از میانگین نقاط داخل خوش (یا مرکز آن خوش) کمینه گردد.

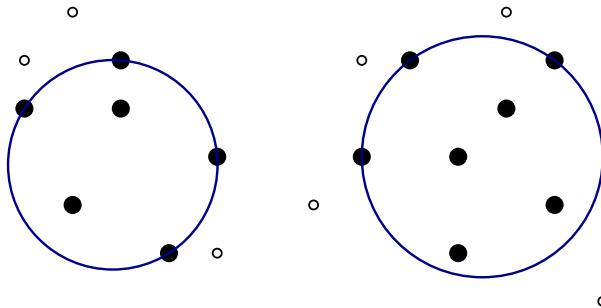
۲-۳ خوشبندی k -مرکز

یکی از رویکردهای شناخته‌شده برای مسئله‌ی خوشبندی، مسئله‌ی 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 ۱-۳ نشان داده شده است. در این پژوهش، مسئله‌ی k -مرکز با متريک‌های خاص و برای k -های کوچک مورد بررسی قرار گرفته است و هر کدام از تعریف‌ رسمي مسئله‌ی k -مرکز در زیر آمده است:

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

$$\max_{v \in V} \left\{ \min_{s \in S} d(v, s) \right\} \quad (1-3)$$

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 ۲-۳: نمونه‌ای از مسئله‌ی ۲-مرکز با داده‌های پرت

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

مسئله‌ی ۲-۳ (۲-۳ مرکز 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:

$$\max_{v \in V - Z} \left\{ \min_{s \in S} d(v, s) \right\} \quad (2-3)$$

گونه‌ی دیگری از مسئله‌ی k -مرکز که در سال‌های اخیر مورد توجه قرار گرفته است، حالت جویبار داده‌ی آن است. در این گونه از مسئله‌ی k -مرکز، در ابتدا تمام نقاط در دسترس نیستند، بلکه به مرور زمان نقاط در دسترس قرار می‌گیرند. محدودیت دومی که وجود دارد، محدودیت حافظه است، به طوری که نمی‌توان تمام نقاط را در حافظه نگه داشت و بعضی حتی امکان نگه‌داری در حافظه‌ی جانبی نیز وجود ندارد و به طور معمول باید مرتبه‌ی حافظه‌ای کمتر از مرتبه‌ی 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 مرکز 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.

Linear^{۱۳}

sublinear^{۱۴}

Single pass^{۱۵}

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:

$$\max_{u \in U} \left\{ \min_{s \in S} d(u, s) \right\} \quad (3-3)$$

از آنجایی که گونه‌ی جویبار داده و داده پرت مسئله‌ی k -مرکز به علت بهروز بودن مبحث داده‌های حجیم^{۱۵}، به تازگی مورد توجه قرار گرفته است. در این تحقیق سعی شده است که تمرکز بر روی این گونه‌ی خاص از مسئله باشد. همچنین در این پژوهش سعی می‌شود گونه‌های مسئله را برای انواع متريک‌ها و برای n ‌هاي کوچک نيز 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^{۱۶} قرار می‌گیرد و با فرض $P \neq NP$ الگوریتم دقیق با زمان چندجمله‌ای برای آن وجود ندارد [؟]. بنابراین برای حل کارای^{۱۷} این مسائل از الگوریتم‌های تقریبی^{۱۸} استفاده می‌شود.

برای مسئله‌ی k -مرکز، دو الگوریتم تقریبی معروف وجود دارد. در الگوریتم اول، که به روش حریصانه^{۱۹} عمل می‌کند، در هر مرحله بهترین مرکز ممکن را انتخاب می‌کند به طوری تا حد ممکن از مراکز قبلی دور باشد [؟]. این الگوریتم تقریبی با ضریب تقریب ۲ ارائه می‌دهد. در الگوریتم دوم، با استفاده از مسئله‌ی مجموعه‌ی غالب کمینه^{۲۰}، 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 $\epsilon + 2$ 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 $\epsilon + 4$ است که با کران پایین ۳ هنوز اختلاف قابل توجهی دارد [？].

Big data^{۱۶}

NP-hard^{۱۷}

Efficient^{۱۸}

Approximation algorithm^{۱۹}

Greedy^{۲۰}

Dominating set^{۲۱}

جدول ۱-۳: نمونهایی از کران پایین تقریب‌پذیری مسائل خوشبندی

مسئله	کران پایین تقریب‌پذیری
k - مرکز	$[?] 2$
k - مرکز در فضای اقلیدسی	$[?] 1/822$
۱- مرکز در حالت جویبار داده	$\frac{1+\sqrt{2}}{2}$
k - مرکز با نقاط پرت و نقاط اجباری	$[?] 3$

برای k ‌های کوچک به خصوص، $1, 2 = k$ ، الگوریتم‌های بهتری ارائه شده است. بهترین الگوریتم ارائه شده برای مسئله ۱- مرکز در حالت جویبار داده برای ابعاد بالا، دارای ضریب تقریب $1/22$ 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 راه حلی با ضریب تقریب $\epsilon + 1/8$ ارائه شده است [؟]. برای مسئله ۱- مرکز با داده‌ی پرت، تنها الگوریتم موجود، الگوریتمی با ضریب تقریب $1/73$ است [？].

۴-۳ تقریب‌پذیری

یکی از راهکارهایی که برای کارآمد کردن راه حل ارائه شده برای یک مسئله وجود دارد، استفاده از الگوریتم‌های تقریبی برای حل آن مسئله است. یکی از عمدترين دغدغه‌های مطرح در الگوریتم‌های تقریبی کاهش ضریب تقریب است. در بعضی از موارد حتی امکان ارائه الگوریتم تقریبی با ضریبی ثابت نیز وجود ندارد. به طور مثال، الگوریتم تقریبی با ضریب تقریب کمتر از ۲، برای مسئله 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، بعضًا الگوریتم تقریبی با ضریبی تقریب کم و نزدیک به یک نیز وجود ندارد. در جدول ۱-۳ میزان تقریب‌پذیری مسائل مختلفی که در این پایان‌نامه مورد استفاده قرار می‌گیرد را می‌بینید.

فصل ۴

چالش‌ها و نوآوری‌ها

در این فصل نتایج جدید به دست آمده 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 ارائه شده 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

ت

experimental	تجربی	الف
density	تراکم	ابعاد بالا
approximation	تقريب	اریب
partition	تقسیم‌بندی	آستانه
mesh	توری	اصل لانه‌ی کبوتری
distributed	توزيع شده	ان‌پی-سخت
		NP-Hard
		انتقال

ج

separable	جداپذیر	ب
black box	جعبه سیاه	برخط
data stream	جویبار داده	برنامه‌ریزی خطی
		بهینه
		maximum

ح

extreme	حدی	پ
greedy	حریصانه	پرت
		پرسمان
		پوشش
cluster	خوشه	پیچیدگی
linear	خطی	complexity

ف

distance	فاصله
space	فضا

ق

deterministic	قطعی
---------------------	------

د

داده	داده
داده‌کاوی	داده‌کاوی
داده‌پرت	داده‌پرت
دوبابرازی	دوبابرازی
دودویی	دودویی

ک

efficient	کارا
candidate	کاندیدا
minimum	کمینه

ر

vertex	رأس
formal	رسمی

ز

sublinear	زیرخطی
-----------------	--------

م

set	مجموعه
coreset	مجموعه هسته
planar	مسطح
parallelization	موازی‌سازی
buffer	میانگیر

س

amortized	سرشکن
hierarchichal	سلسه‌مراتبی

ش

pseudocode	شبه کد
object	شیء
center point	نقطه‌ی مرکزی
half space	نیم‌فضا
satisfiability	صدق‌پذیری

ن

inversion	نابه‌جایی
invariant	ناوردا

ص

dominate	غلبه
----------------	------

ه

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

غ

dominate	غلبه
----------------	------

ی

edge	یال
------------	-----

آپیوست

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 Machinery Using Transformer Neural Network

By:

Reza Adinepour

Supervisor:

Prof. Morteza Saheb Zamani

August 2024