



دانشگاه صنعتی امیرکبیر  
(پلی تکنیک 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



## 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 شهر آشوب دورانم  
نه پندی و نه اندرزی به گوشتم 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
۲-۱	اهمیت موضوع	۲
۳-۱	اهداف پژوهش	۲
۴-۱	ساختار پایان نامه	۲
۲	مفاهیم اولیه	۳
۱-۲	عمر باقی مانده مفید	۳
۱-۱-۲	اولین زمان خرابی	۴
۲-۱-۲	عمر پایانی دستگاه	۴
۲-۲	داده ها	۵
۱-۲-۲	مجموعه داده XJTU-SY	۶
۲-۲-۲	مجموعه داده PRONOSTIA	۸
۳-۲-۲	مجموعه داده C-MAPSS	۸
۳	کارهای پیشین	۹
۱-۳	مسائل خوشه بندی	۹
۲-۳	خوشه بندی $k$ -مرکز	۱۱
۳-۳	مدل جویبار داده	۱۳

۱۴	۳-۴ تقریب پذیری .....
۱۵	۴ چالش ها و نوآوری ها
۱۶	۵ نتیجه گیری
۱۷	مراجع
۱۸	واژه نامه
۲۰	آ مطالب تکمیلی

## فهرست جداول

۷	۱-۲ پارامترهای بلبرینگ‌های آزمایش شده
۸	۲-۲ اطلاعات مجموعه داده XJTU-SY
۱۴	۱-۳ نمونه‌هایی از کران پایین تقریب‌پذیری مسائل خوشه‌بندی

## فهرست تصاویر

۳	۱-۲ تابع تقریب زننده عمر باقی مانده یک دستگاه . . . . .
۴	۲-۲ سیگنال ارتعاش بلبرینگ از ابتدای فعالیت تا تخریب کامل [۱] . . . . .
۵	۳-۲ سیگنال RUL شکل ۲-۲، [۱] . . . . .
۶	۴-۲ بستر تهیه مجموعه داده XJTU-SY، [۲] . . . . .
۷	۵-۲ تنظیمات نمونه برداری برای سیگنال های ارتعاشی، [۲] . . . . .
۱۱	۱-۳ نمونه ای از مسئله ۲- مرکز . . . . .
۱۲	۲-۳ نمونه ای از مسئله ۲- مرکز با داده های پرت . . . . .



# فصل ۱

## مقدمه

پیش‌بینی عمر مفید باقی‌مانده<sup>۱</sup> (یا به اختصار RUL) یکی از مباحث کلیدی در حوزه مدیریت سلامت و پیش‌بینی<sup>۲</sup> (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<sup>۳</sup> و عمیق<sup>۴</sup> است.

---

<sup>1</sup>Remaining Useful Life

<sup>2</sup>Prognostics and Health Management

<sup>3</sup>Machine Learning

<sup>4</sup>Deep 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، به‌خوبی شناخته شده است. تکنیک‌های پیشرفته در حوزه هوش مصنوعی<sup>۵</sup> و تحلیل داده‌های بزرگ<sup>۶</sup> این امکان را فراهم کرده‌اند که داده‌های جمع‌آوری شده از تجهیزات به صورت بلادرنگ<sup>۷</sup> 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.

## ۳-۱ 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.

## ۴-۱ 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.

---

<sup>۵</sup>Artificial Intelligence

<sup>۶</sup>Big Data Analytics

<sup>۷</sup>Real Time

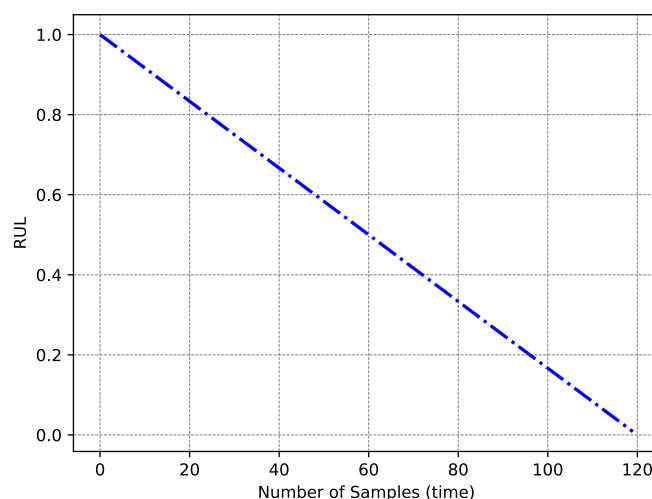
## فصل ۲

### مفاهیم اولیه

#### ۱-۲ عمر باقی مانده مفید

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

عمر یک قطعه را می‌توان به وسیله یک تابع خطی که آن را تابع RUL می‌نامیم «شکل ۲-۳» تقریب بزیم.



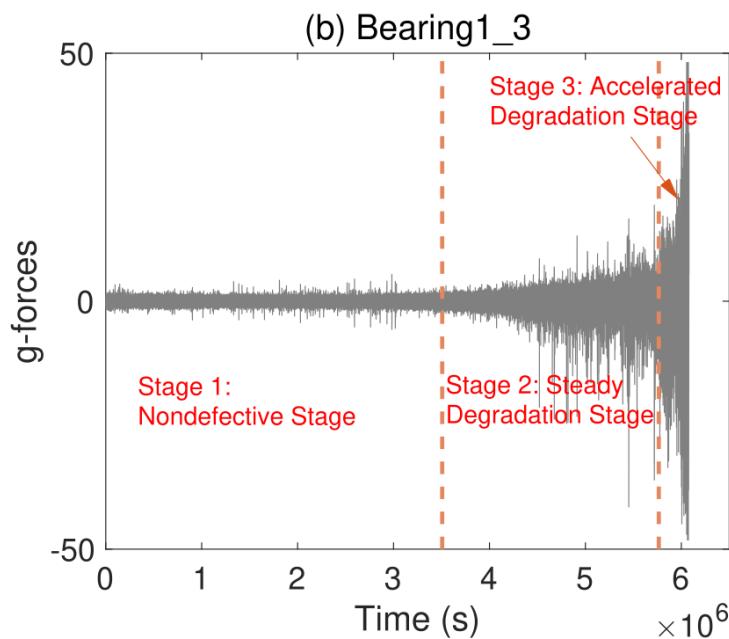
شکل ۲-۱: تابع تقریب زننده عمر باقی مانده یک دستگاه

محور عمودی در شکل «۲-۳» نشان دهنده میزان سلامت دستگاه و محور افقی نشان دهنده 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<sup>۱</sup> 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<sup>۲</sup> و تخریب کامل<sup>۳</sup> 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 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<sup>۴</sup> 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 در نهایت

<sup>1</sup>Noise

<sup>2</sup>First Prediction Time

<sup>3</sup>End of Life

<sup>4</sup>Feedback

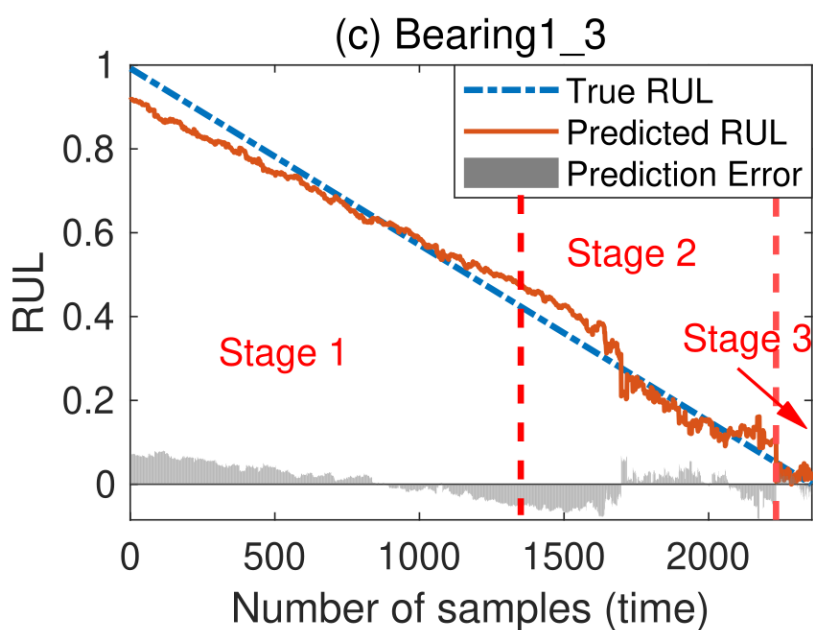
از کار می‌افتد. زمان از کار افتادن نهایی دستگاه را به‌عنوان زمان پایان زندگی «EOF» تعریف می‌کنیم. و در نهایت سیگنال RUL به‌صورت تفاضل این دو زمان تعریف می‌شود:

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

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

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

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 مجموعه داده<sup>۵</sup> وجود دارد که در ادامه آنها را معرفی و بررسی می‌کنیم.

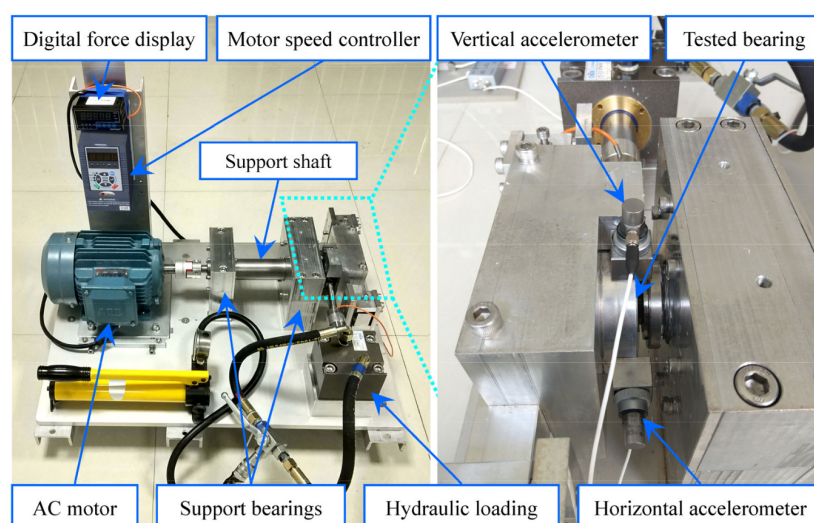
<sup>5</sup>Dataset

## ۱-۲-۲ مجموعه داده XJTU-SY

این مجموعه داده<sup>۶</sup> شامل داده‌های ثبت شده از ۱۵ بلبرینگ است که با انجام آزمایش‌های تخریب سریع، دچار تخریب شده‌اند. [۲]

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

این بستر آزمون برای انجام آزمایش‌های تخریب تسریع 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 بلبرینگ‌های آزمایش شده اعمال می‌شود و سرعت چرخش نیز توسط کنترلر سرعت موتور القایی AC تنظیم و نگه داشته می‌شود.



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

بلبرینگ‌های 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 گرفته‌اند. این شرایط عملیاتی شامل موارد زیر هستند:

• ۲۱۰۰ دور در دقیقه<sup>۹</sup> (۳۵ هرتز) و بار دینامیکی ۱۲ کیلو نیوتون

<sup>۶</sup>می‌توانید این مجموعه داده را از اینجا دانلود کنید: [biaowang.tech/xjtu-sy-bearing-datasets/](http://biaowang.tech/xjtu-sy-bearing-datasets/)

<sup>7</sup> Alternating Current

<sup>8</sup> Shaft

<sup>9</sup> RPM

جدول ۱-۲: پارامترهای بلبرینگ‌های آزمایش شده

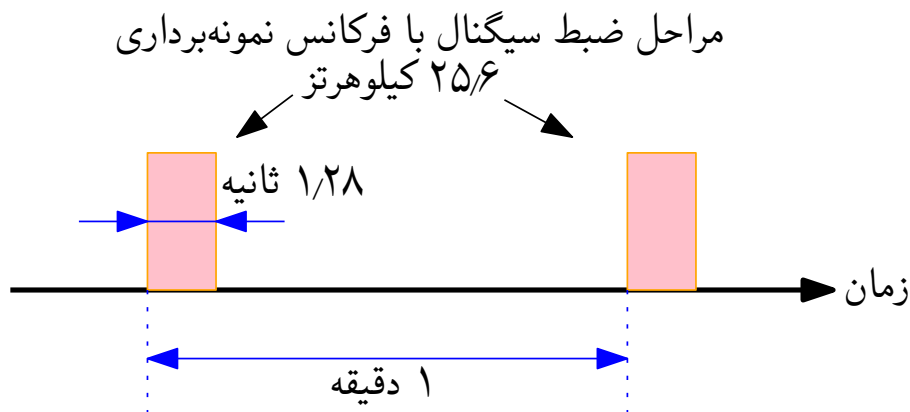
پارامتر	مقدار	پارامتر	مقدار
قطر مسیر بیرونی	۳۹/۸۰ mm	قطر مسیر داخلی	۲۹/۳۰ mm
قطر متوسط بلبرینگ	۳۴/۵۵ mm	قطر توپ	۷/۹۲ mm
تعداد توپ‌ها	۸	زاویه تماس	۰°
بار استاتیک	۶/۶۵ kN	بار دینامیک	۱۲/۸۲ kN

• ۲۲۵۰ دور در دقیقه (۳۷/۵ هرتز) و بار دینامیکی ۱۱ کیلو نیوتون

• ۲۴۰۰ دور در دقیقه (۴۰ هرتز) و بار دینامیکی ۱۰ کیلو نیوتون

برای جمع‌آوری سیگنال‌های ارتعاشی بلبرینگ‌های آزمایش شده، همان‌طور که در شکل «۲-۴» نشان داده شده 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. همان‌طور که 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، [۲]

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 مجموعه داده  $10^\circ \times A_H$  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

شرایط عملکرد	مجموعه داده های بلبرینگ	تعداد فایل ها	طول عمر بلبرینگ	عنصر خطا
شرایط ۱ (۳۵ هرتز، ۱۲ کیلو نیوتن)	بلبرینگ ۱_۱	۱۲۳	۲ ساعت و ۳ دقیقه	بیرونی
	بلبرینگ ۲_۱	۱۶۱	۲ ساعت و ۴۱ دقیقه	بیرونی
	بلبرینگ ۳_۱	۱۵۸	۲ ساعت و ۳۸ دقیقه	بیرونی
	بلبرینگ ۴_۱	۱۲۲	۲ ساعت و ۲ دقیقه	قفسه
	بلبرینگ ۵_۱	۵۲	۵۲ دقیقه	داخلی و بیرونی
شرایط ۲ (۳۷/۵ هرتز، ۱۱ کیلو نیوتن)	بلبرینگ ۱_۲	۴۹۱	۸ ساعت و ۱۱ دقیقه	داخلی
	بلبرینگ ۲_۲	۱۶۱	۲ ساعت و ۴۱ دقیقه	بیرونی
	بلبرینگ ۳_۲	۵۳۳	۸ ساعت و ۵۳ دقیقه	قفسه
	بلبرینگ ۴_۲	۴۲	۴۲ دقیقه	بیرونی
	بلبرینگ ۵_۲	۳۳۹	۵ ساعت و ۳۹ دقیقه	بیرونی
شرایط ۳ (۴۰ هرتز، ۱۰ کیلو نیوتن)	بلبرینگ ۱_۳	۲۵۳۸	۴۲ ساعت و ۱۸ دقیقه	بیرونی
	بلبرینگ ۲_۳	۲۴۹۶	۴۱ ساعت و ۳۶ دقیقه	داخلی، ساچمه، قفسه و بیرونی
	بلبرینگ ۳_۳	۳۷۱	۶ ساعت و ۱۱ دقیقه	داخلی
	بلبرینگ ۴_۳	۱۵۱۵	۲۵ ساعت و ۱۵ دقیقه	داخلی
	بلبرینگ ۵_۳	۱۱۴	۱ ساعت و ۵۴ دقیقه	بیرونی

۲-۲-۲ مجموعه داده PRONOSTIA

۳-۲-۲ مجموعه داده C-MAPSS



## فصل ۳

# کارهای پیشین

در فصل سوم پایان نامه، کارهای پیشین انجام شده روی مسئله به تفصیل توضیح داده می شود. نمونه ای از فصل کارهای پیشین در زیر آمده است.<sup>۱</sup>

### ۱-۳ مسائل خوشه بندی

مسئله ی خوشه بندی<sup>۲</sup> یکی از مهم ترین مسائل در زمینه ی داده کاوی به حساب می آید. در این مسئله، هدف دسته بندی تعدادی شیء به گونه ای است که اشیاء درون یک دسته (خوشه)، نسبت به یکدیگر در برابر دسته های دیگر شبیه تر باشند (معیارهای متفاوتی برای تشابه تعریف می گردد). این مسئله در حوزه های مختلفی از علوم کامپیوتر از جمله داده کاوی، جست و جوی الگو<sup>۳</sup>، پردازش تصویر<sup>۴</sup>، بازیابی اطلاعات<sup>۵</sup> و رایانش زیستی<sup>۶</sup> مورد استفاده قرار می گیرد [۷].

تا کنون راه حل های زیادی برای این مسئله ارائه شده است که از لحاظ معیار تشخیص خوشه ها و نحوه انتخاب یک خوشه، با یکدیگر تفاوت بسیاری دارند. به همین خاطر مسئله ی خوشه بندی یک مسئله ی بهینه سازی چندهدفه<sup>۷</sup> محسوب می شود.

همان طور که در مرجع [۷] ذکر شده است، خوشه در خوشه بندی تعریف واحدی ندارد و یکی از دلایل

---

<sup>۱</sup> مطالب این فصل نمونه از پایان نامه ی آقای بهنام حاتمی گرفته شده است.

<sup>۲</sup> Clustering

<sup>۳</sup> Pattern recognition

<sup>۴</sup> Image analysis

<sup>۵</sup> Information retrieval

<sup>۶</sup> Bioinformatics

<sup>۷</sup> 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<sup>۸</sup> و خوشه‌بندی  $k$ -میان<sup>۹</sup> 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<sup>۱۰</sup> 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<sup>۱۱</sup> 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<sup>۱۲</sup> گفته می‌شود.

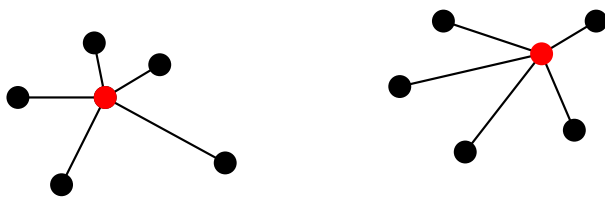
<sup>۸</sup> $k$ -Means

<sup>۹</sup> $k$ -Median

<sup>۱۰</sup>Expectation-maximization

<sup>۱۱</sup>Highly Connected Subgraphs

<sup>۱۲</sup>Soft clustering



شکل ۱-۳: 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.

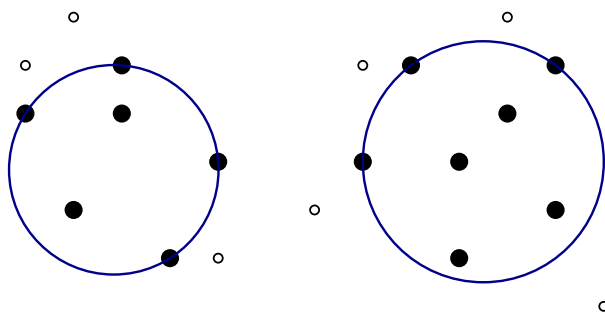
### ۲-۳ خوشه‌بندی $k$ -مرکز

یکی از رویکردهای شناخته‌شده برای مسئله‌ی خوشه‌بندی، 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 متریک‌های خاص و برای  $k$ های کوچک مورد بررسی قرار گرفته است و هر کدام از تعریف رسمی 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  $S \subseteq V$  با اندازه‌ی  $k$  را به‌گونه‌ای انتخاب کنید که عبارت زیر را کمینه کند:

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

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 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  $k$ -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 ( $k$ -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:

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

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 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<sup>۱۳</sup> متناسب با تعداد نقاط استفاده نمود. از این به بعد به چنین مرتبه‌ای، مرتبه‌ی زیرخطی<sup>۱۴</sup> می‌گوییم. مدلی که ما در این پژوهش بر روی آن تمرکز داریم مدل جویبار داده تک‌گذره<sup>۱۵</sup> [۹] 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<sup>۱۳</sup>  
sublinear<sup>۱۴</sup>  
Single pass<sup>۱۵</sup>

مسئله 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:

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

از آنجایی که گونه‌ی جویبار داده و داده پرت مسئله‌ی  $k$ -مرکز به علت به‌روز بودن مبحث داده‌های حجیم<sup>۱۶</sup>، 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 متریک‌ها و برای  $k$ های 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<sup>۱۷</sup> قرار می‌گیرد و با فرض  $P \neq NP$  الگوریتم دقیق با زمان چندجمله‌ای برای آن وجود ندارد [؟]. بنابراین برای حل کارای<sup>۱۸</sup> این مسائل از الگوریتم‌های تقریبی<sup>۱۹</sup> استفاده می‌شود.

برای مسئله‌ی  $k$ -مرکز، دو الگوریتم تقریبی معروف وجود دارد. در الگوریتم اول، که به روش حریصانه<sup>۲۰</sup> 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<sup>۲۱</sup>، 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  $2 + \epsilon$  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  $4 + \epsilon$  است که با کران پایین ۳ هنوز اختلاف قابل توجهی دارد [؟].

<sup>۱۶</sup>Big data

<sup>۱۷</sup>NP-hard

<sup>۱۸</sup>Efficient

<sup>۱۹</sup>Approximation algorithm

<sup>۲۰</sup>Greedy

<sup>۲۱</sup>Dominating set

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

مسئله	کران پایین تقریب‌پذیری
$k$ -مرکز	$2[?]$
$k$ -مرکز در فضای اقلیدسی	$1.822[?]$
۱-مرکز در حالت جویبار داده	$\frac{1+\sqrt{2}}{4}[?]$
$k$ -مرکز با نقاط پرت و نقاط اجباری	$3[?]$

برای  $k$  های 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  $1.822$  است و کران پایین  $\frac{1+\sqrt{2}}{4}$  نیز برای این مسئله اثبات شده است [؟، ؟]. برای مسئله ۲-مرکز در حالت جویبار داده برای ابعاد بالا، اخیراً راه‌حلی با ضریب تقریب  $1.8 + \epsilon$  ارائه شده است [؟]. برای مسئله‌ی ۱-مرکز با داده‌ی پرت، تنها الگوریتم موجود، الگوریتمی با ضریب تقریب  $1.73$  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 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 به دست آمده در پایان نامه 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.

# واژه‌نامه

ت	الف
experimental..... تجربی	heuristic..... ابتکاری
density..... تراکم	high dimensions..... ابعاد بالا
approximation..... تقریب	bias..... اریب
partition..... تقسیم‌بندی	threshold..... آستانه
mesh..... توری	pigeonhole principle..... اصل لانه‌ی کبوتری
distributed..... توزیع‌شده	NP-Hard..... ان‌پی-سخت
	transition..... انتقال
ج	ب
separable..... جداپذیر	online..... برخط
black box..... جعبه سیاه	linear programming..... برنامه‌ریزی خطی
data stream..... جویبار داده	optimum..... بهینه
	maximum..... بیشینه
ح	پ
extreme..... حدی	outlier..... پرت
greedy..... حریصانه	query..... پرس‌مان
	cover..... پوشش
خ	complexity..... پیچیدگی
cluster..... خوشه	
linear..... خطی	

## د

داده ..... data  
 داده‌کاوی ..... data mining  
 داده‌ی پرت ..... outlier data  
 دو برابر سازی ..... doubling  
 دودویی ..... binary

## ف

فاصله ..... distance  
 فضا ..... space

## ق

قطعی ..... deterministic

## ر

رأس ..... vertex  
 رسمی ..... formal

## ک

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

## ز

زیرخطی ..... sublinear

## م

مجموعه ..... set  
 مجموعه هسته ..... coreset  
 مسطح ..... planar  
 موازی سازی ..... parallelization  
 میان گیر ..... buffer

## س

سرشکن ..... amortized  
 سلسه مراتبی ..... hierarchichal

## ش

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

## ن

نابه جایی ..... inversion  
 ناورد ..... invariant  
 نقطه‌ی مرکزی ..... center point  
 نیم فضا ..... half space

## ص

صدق پذیری ..... satisfiability

## ه

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

## غ

غلبه ..... dominate

## ی

یال ..... edge

پیوست آ

مطالب تکمیلی

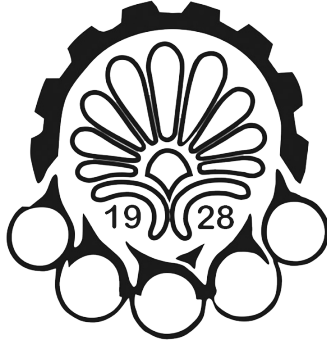
پیوست‌های خود را در صورت وجود می‌توانید در این قسمت قرار دهید.

## **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 Machinery Using Transformer Neural Network**

By:

**Reza Adinepour**

Supervisor:

**Prof. Morteza Saheb Zamani**

August 2024