پایش سلامت سازه با هوش مصنوعی و داده ساختمان های قدیمی

پایش سلامت سازه (SHM) با رویکرد **«یادگیری مبتنی بر داده‌های تاریخی»** یا **«انتقال یادگیری « **(Transfer Learning)**، یکی از پیشرفته‌ترین روش‌های هوشمند است. در این روش، ما از «دانش انباشته‌شده» در مورد ساختمان‌های قدیمی که آسیب دیده‌اند، استفاده می‌کنیم تا ساختمان‌های جدید یا مشابه را پایش کنیم.

در اینجا یک راهنمای کامل و گام‌به‌گام از این فرآیند آورده شده است:

###۱ .فلسفه اصلی: چرا این روش کار می‌کند؟

آسیب‌دیدگی سازه‌ها (مثل ترک خوردن، خوردگی، یا شل شدن اتصالات) قوانین فیزیکی مشترکی دارد. یک ترک در ستون یک ساختمان ۱۰ طبقه در تهران، از نظر فیزیکی شبیه به ترک در یک ساختمان ۵ طبقه در شیراز است.

** *هدف:** استخراج «الگوی ذاتی آسیب» از داده‌های ساختمان‌های قدیمی و اعمال آن بر ساختمان‌های جدید.

###۲ .فاز اول: جمع‌آوری و آماده‌سازی داده‌های تاریخی(The Historical Dataset)

این مهم‌ترین بخش است. شما به داده‌هایی از ساختمان‌هایی نیاز دارید که **قبلاً** آسیب دیده‌اند و وضعیت آن‌ها بررسی شده است.

** *منابع داده**:

* گزارش‌های بازرسی مهندسی ساختمان‌های قدیمی.
* داده‌های سنسورهای نصب‌شده روی سازه‌های آسیب‌دیده (قبل، حین و بعد از تعمیر).
* داده‌های آزمایشگاهی (تست روی المان‌های سازه‌ای آسیب‌دیده).

** *انواع داده‌ها**:

** * داده‌های پاسخ **:(Output) شتاب، سرعت، جابجایی، کرنش.

** * داده‌های وضعیت **:(Label) نوع آسیب (ترک، خوردگی)، شدت آسیب (کم، متوسط، زیاد)، مکان آسیب.

###۳ .فاز دوم: استخراج ویژگی‌های ناوردا(Invariant Feature Extraction)

داده‌های خام (مثل سیگنال شتاب) مستقیماً به شبکه داده نمی‌شوند، چون به اندازه و شکل ساختمان وابسته‌اند. باید ویژگی‌هایی استخراج کنید که **مشترک** باشند.

** *ویژگی‌های حوزه زمان:** میانگین، واریانس، ریشه میانگین مربعات.(RMS)

** *ویژگی‌های حوزه فرکانس (بسیار مهم)**:

** * تغییرات فرکانس‌های طبیعی **:(Δf) کاهش فرکانس طبیعی نشانه کاهش سختی است.

** * تغییرات شکل‌مدهای ارتعاشی **:($\Delta \phi$) تغییر در الگوی لرزش سازه.

** * ضریب میرایی **:(ζ) افزایش میرایی معمولاً نشانه وجود ترک یا اتصالات سست است.

** *نرمال‌سازی:** داده‌ها را طوری مقیاس‌دهی کنید که وابسته به ابعاد ساختمان نباشند (مثلاً نسبت تغییرات فرکانس به فرکانس اولیه).

###۴ .فاز سوم: آموزش شبکه عصبی روی داده‌های تاریخی(Pre-training)

در این مرحله، یک شبکه عصبی عمیق (Deep Neural Network) را روی داده‌های ساختمان‌های قدیمی آموزش می‌دهیم.

** *معماری پیشنهادی**:

CNN** * (شبکه کانولوشنی):** اگر داده‌ها به صورت طیف فرکانسی یا تصویر شکل‌مدها باشند.

LSTM/GRU** * (شبکه‌های حافظه‌دار):** اگر داده‌ها سری‌های زمانی باشند (برای تشخیص روند تخریب در طول زمان).

:Autoencoder * برای تشخیص ناهنجاری .(Anomaly Detection) شبکه یاد می‌گیرد رفتار «سالم» را، و هر انحرافی از آن را به عنوان آسیب شناسایی کند.

** *خروجی شبکه:** یک مدل که می‌داند «اگر این الگوی ویژگی‌ها را دیدی، یعنی سازه دچار این نوع آسیب شده است.«

###۵ .فاز چهارم: تطبیق با ساختمان جدید(Domain Adaptation / Fine-tuning)

حالا می‌خواهیم این مدل را روی یک ساختمان جدید (که داده تاریخی کمی دارد) اعمال کنیم.

####سناریو الف: ساختمان جدید داده‌های واقعی کمی دارد

** .1شبیه‌سازی **:FEM یک مدل المان محدود از ساختمان جدید بسازید.

** .2تولید داده مصنوعی:** با استفاده از مدلFEM ، سناریوهای مختلف آسیب را برای ساختمان جدید شبیه‌سازی کنید.

** .3تطبیح حوزه **:(Domain Alignment) از تکنیک‌هایی مثل DANN (Domain-Adversarial Neural Network)** استفاده کنید. این شبکه سعی می‌کند ویژگی‌های استخراج‌شده از ساختمان قدیمی (واقعیت) و ساختمان جدید (شبیه‌سازی) را در یک فضای ریاضی همسان کند.

** .4نتیجه:** شبکه عصبی یاد می‌گیرد که چگونه «الگوی آسیب قدیمی» را به «زبان ساختمان جدید» ترجمه کند.

####سناریو ب: ساختمان جدید داده‌های واقعی دارد (حتی اندک)

Fine-tuning** .1(بازآموزی جزئی):** مدل آموزش‌دیده از ساختمان‌های قدیمی را بردارید.

** .2آموزش مجدد:** لایه‌های آخر شبکه را با داده‌های واقعی ساختمان جدید برای چند مرحله (Epoch) آموزش دهید.

** .3مزیت:** شبکه دانش عمومی آسیب را حفظ می‌کند، اما خود را با شرایط خاص ساختمان جدید (مثل نوع خاک، یا مصالح خاص) تطبیق می‌دهد.

###۶ .فاز پنجم: پایش و تشخیص در زمان واقعی(Real-time Monitoring)

حالا سیستم آماده است:

.1سنسورها روی ساختمان جدید داده می‌گیرند.

.2ویژگی‌ها (فرکانس، میرایی و...) به صورت لحظه‌ای استخراج می‌شوند.

.3شبکه عصبی (که با دانش ساختمان‌های قدیمی آموزش دیده) این ویژگی‌ها را تحلیل می‌کند.

** .4خروجی**:

* کلاس‌بندی: سالم / آسیب‌دیده.

* شدت آسیب: ٪۱۰ / ٪۵۰ / ٪۹۰.

* مکان تقریبی آسیب.

###۷. چالش‌ها و راه‌حل‌ها

|چالش | راه‌حل|

| ---: | :---: |

** |کمبود داده واقعی از آسیب** | استفاده از داده‌های FEM برای پر کردن خلأها| .(Hybrid Data)

** |تفاوت شرایط محیطی** | استفاده از ویژگی‌های نرمال‌شده که تحت تأثیر دما و رطوبت نباشند| .

** |تفاوت نوع سازه** | استفاده از معماری‌های چندگانه (Multi-task Learning) که همزمان روی انواع سازه‌ها آموزش دیده‌اند| .

** |نویز سنسورها** | استفاده از فیلترهای پیشرفته و شبکه‌های مقاوم به نویز| .(Robust NN)

###۸. مثال عملی(Case Study)

فرض کنید می‌خواهید یک **پل بتنی جدید** را پایش کنید، اما داده‌ای از پل جدید ندارید.

** .1داده‌های تاریخی:** داده‌های ۵ پل بتنی قدیمی که دچار ترک‌خوردگی شده‌اند را جمع‌آوری می‌کنید.

** .2ویژگی‌ها:** تغییرات فرکانس طبیعی و شکل‌مدها را استخراج می‌کنید.

** .3آموزش:** یک شبکه LSTM را روی این داده‌ها آموزش می‌دهید تا یاد بگیرد «الگوی تغییر فرکانس قبل از شکست» چیست.

** .4تطبیق:** برای پل جدید، یک مدل FEM می‌سازید و با استفاده از تکنیکDomain Adaptation ، مدل LSTM را با هندسه پل جدید هماهنگ می‌کنید.

** .5پایش:** وقتی سنسورهای پل جدید تغییر فرکانسی مشابه الگوی تاریخی نشان دهند، سیستم هشدار می‌دهد.

###جمع‌بندی

این روش قدرتمندترین راه برای غلبه بر کمبود داده در پایش سلامت سازه است. به جای اینکه برای هر ساختمان جدید از صفر شروع کنید، از **«خرد جمعی» ساختمان‌های گذشته** استفاده می‌کنید. کلید موفقیت در این روش، **استخراج ویژگی‌های درست** و **تکنیک‌های تطبیق حوزه **(Domain Adaptation) است.