Universiteit
Leiden
The Netherlands

Data-driven predictive maintenance and time-series applications

Kefalas, M.

Citation
Kefalas, M. (2023, January 19). *Data-driven predictive maintenance and time-series applications*. Retrieved from https://hdl.handle.net/1887/3511983

Version:	Publisher's Version
License:	Licence agreement concerning inclusion of doctoral thesis in the Institutional Repository of the University of Leiden
Downloaded from:	https://hdl.handle.net/1887/3511983

Note: To cite this publication please use the final published version (if applicable).

Nederlandse Samenvatting

Prognose en Gezondheid Beheer (PHM) systemen spelen een significante rol in industrie 4.0. PHM richt zich op het maximaliseren van de operationele beschikbaarheid van bedrijfsmiddelen, het reduceren van onderhoudskosten en het verbeteren van de betrouwbaarheid en veiligheid door middel van monitoring en voorspellen (prognose) van de toekomstige staat van de bedrijfsmiddelen. Op deze manier functioneert PHM als een beslissingsondersteunende tool die er op gericht is om tijdige en beter geïnformeerde onderhoudsbeslissingen te kunnen maken. Dit maakt een verschuiving mogelijk van traditionele onderhoudsstrategieën zoals reactief onderhoud (RM) en preventief onderhoud (PM) naar voorspellend onderhoud (PdM). PdM schat in wanneer onderhoud plaats zou moeten vinden en dus verhoogt het de veiligheid, en maximaliseert het de bruikbaarheid door het voorkomen van te vroege onderhoudswerkzaamheden. Een essentiële taak van PHM en dus PdM is storing prognose en het inschatten van de resterende nuttige levensduur (RUL) van een bedrijfsmiddel. Zoals de naam al suggereert, kan het schatten en beheren van de RUL er voor zorgen dat er voldoende doorlooptijd is voor het maken van beslissingen, verzamelen van reserveonderdelen en benodigde apparatuur, het inzetten van personeel en het organiseren van de logistiek. PdM minimaliseert dus stilstand van bedrijfsmiddelen en reparatiekosten. In het algemeen zijn er drie belangrijke methoden voor het inschatten van de RUL. Namelijk, model gedreven, data gedreven en hybride methoden. Model gedreven methoden (ook wel fysica gebaseerde methoden genoemd) bouwen op bestaande wiskundige/fysische modellen van het bedrijfsmiddel en vereisen daarom diepgaande kennis van de fysica en de processen van het bedrijfsmiddel. Dit kan in sommige gevallen te kostbaar zijn in termen van tijd en geld, vooral voor zeer complexe systemen. Data gedreven methoden daarentegen zijn relatief makkelijker op te zetten omdat er geen (of weinig) expertise of domein kennis nodig is om deze te ontwikkelen. Bovendien zijn data gedreven methoden vaak domein onafhankelijk, makkelijk overdraagbaar tussen domeinen, en in overvloede beschikbaar. Ze vereisen echter wel grote hoeveelheden (onderhouds) data, die door de aard van sommige toepassingen niet altijd beschikbaar is. Machine learning (ML) en deep learning (DL) vallen in de data gedreven categorie. Tenslotte proberen hybride (of fusie) methoden de voordelen van beide eerder genoemde methoden te benutten, terwijl de nadelen gelimiteerd worden door model gedreven aanpakken te combineren (of fuseren), en aan te vullen met data gedreven methoden en vice versa.

Door het relatieve gemak, de (overwegend) domein onafhankelijkheid, en brede toepasbaarheid van de data gedreven methoden is het schatten van RUL (en PdM op basis ervan) beschikbaar geworden voor iedereen. Desondanks zijn er verschillende uitdagingen die in acht genomen moeten worden met de data gedreven methoden. Het voldoende voorbewerken van de (ruwe) data, de selectie van een lerend algoritme en de optimalisatie van diens hyperparameters zijn niet-triviale vragen die onderzoekers en eindgebruikers moeten adresseren. Daarom onderzoeken we het gebruik van geautomatiseerde machine learning (AutoML) voor RUL inschattingen. Verder stellen we een raamwerk voor die automatisch van begin tot het einde RUL voorspellende modellen kan configureren.

De inschatting van de RUL (en andere prognose metrieken) ligt nauw aan het hart van PHM en PdM. Echter is het bepalen van de RUL maar een onderdeel van de belofte van PdM (wel een cruciale). Zoals de naam al suggereert maakt PdM gebruik van voorspellingen voor onderhoud planningen. In principe zou gegeven de geschatte RUL waardes een onderhoudsplanning voor de bedrijfsmiddelen gemaakt kunnen worden. Het optimaliseren van de onderhoudsplanning is de volgende uitdaging waar mee omgegaan moet worden. Wij illustreren dit door middel van het flexibele job-shop planning probleem (FJSSP), omdat het erg veel lijkt op de dynamische omgeving uit de echte wereld waar taken op verschillende machines gedaan kunnen worden. Bovendien laten we zien hoe heuristieken het optimalisatieproces kunnen ondersteunen.

Het begrijpen van het proces dat data genereert is een ander belangrijk onderwerp in data gedreven PdM. Het blootleggen van de relaties tussen verschillende attributen van de data stelt iemand in staat om bijvoorbeeld modellen te maken die daadwerkelijke processen nabootsen zodat de verschillen tussen de voorspelde en geobserveerde data gemonitord kan worden. Vervolgens kan dit weer gebruikt worden als tool om vroegtijdige fouten of storingen op te sporen. We laten met behulp van een voorbeeld uit de luchtvaartindustrie zien dat uitlegbare kunstmatige intelligentie gebruikt kan worden om meer inzicht te krijgen in het data genereer proces.

Tot slot laten we zien hoe een methode die origineel ontwikkeld is voor PdM in de autoindustrie zich kan lenen voor het medisch domein. Dit laat zien hoe waardevol interdisciplinaire kennisoverdracht is en wat de invloed daarvan kan zijn in verschillende andere wetenschappelijke onderzoek velden. We onderzoeken dit door middel van een voorbeeld uit de neurologie.