

De komst van predictief onderhoud in de maakindustrie

28 augustus 2020, 02:00

Pascal Pollet

Bij predictief onderhoud wordt op voorhand de levensduur van machines of onderdelen en toekomstig onderhoud bepaald. Zo kan worden ingepland wanneer een machine of machine-onderdelen aan vervanging toe zijn. Predictief onderhoud biedt meerdere voordelen in de maakindustrie, zoals het herleiden van stilstanden en de bijkomende herstelkosten tot een minimum.

End-to-end digitalisatie van fysieke activa binnen een waardeketen en de integratie ervan in een digitaal ecosysteem behoren tot de focus van Industrie 4.0. Alomtegenwoordige sensoren en microprocessoren geïnstalleerd op machines, embedded systems en slimme toestellen, samen met de uitbreiding in horizontale en verticale netwerken van waardeketens, resulteren in nooit geziene hoeveelheden aan data.

De toepassing van analysetechnieken op deze groeiende datastroom kan zorgen voor substantiële voordelen, aangezien waardevolle informatie snel kan worden geëxtraheerd en gebruikt om diepgaand begrip te krijgen, inzicht te winnen en ontdekkingen te doen voor accurate, op feiten gebaseerde en mogelijk autonome beslissingen in complexe industriële processen. In de maakindustrie hebben de meest genoemde voordelen via analyse te maken met onderhoud. Onderhoud wordt niet langer aanzien als een functie die geen waarde toevoegt en slechts de beschikbaarheid van machines verkleint, maar als een bron van toegevoegde waarde, met het potentieel om performantieverbeteringen aan te zwengelen.

Verschillende onderhoudsstrategieën zijn beschikbaar om geïmplementeerd te worden in productiesystemen. Typisch worden vier grote categorieën onderscheiden:



[\(Klik om te vergroten\)](#)

Typische classificatie van onderhoudsstrategieën

Predictief of voorspellend onderhoud heeft zonder twijfel de laatste jaren het meest aandacht getrokken en wordt beschouwd als een van de 'killer apps' van Industrie 4.0. Het combineert veel van de technologieën die de nieuwe golf in industriële digitalisatie onderbouwen, zoals genetwerkte sensoren, big data, geavanceerde analyse en machine learning.

Hoewel het concept van predictief onderhoud sinds kort ondersteund kan worden met de kracht van data en geavanceerde analyse, is het zeker nog geen dagelijkse praktijk. Als een technicus

bijvoorbeeld een visuele inspectie uitvoert en op basis van zijn kennis, ervaring en intuïtie het beste ogenblik selecteert om een machine af te zetten, dan doet hij eigenlijk aan predictief onderhoud. Daarnaast gebruiken operatoren vaak instrumenten om aan predictieve inspectie te doen en meer specifieke en objectieve informatie te vergaren over de toestand van activa. Wanneer de continue datastroom van sensoren gebruikt wordt om de staat van de activa te monitoren en afwijkend gedrag te identificeren, wordt in feite aan condition-based monitoring, wat een voorloper is van predictief onderhoud, gedaan.

Condition-based monitoring (CBM)

CBM is een soort van onderhoudsstrategie die het gebruik van sensoren omvat, om de status van activa te meten over tijd terwijl deze in werking zijn. Bij het volgen van deze strategie wordt de mechanische en operationele toestand gemonitord, periodiek of in real-time via sensoren en procesdata. Drempels voor alarmen worden gespecificeerd voor elk van de gemonitorde variabelen. Wanneer de waarde van een variabele zijn drempel overschrijdt, wordt een alarm verzonden en wordt de haperende component geïdentificeerd en onderhoud ingepland.

Deze benadering kan ook uitgebreid worden met de introductie van meer gesofistikeerde regels die alarmen doen afgaan op basis van historische datapatronen en afwijkend gedrag (d.i. patroonherkenning). In dit geval wordt een predictief element geïntroduceerd in de strategie, hoewel algemeen genomen niet gebruikt om de overblijvende levensduur van een component te evalueren (en dus een overeenkomstige onderhoudsactie te plannen), maar te anticiperen op aankomende defecten en op korte termijn een herstellingsinterventie te plannen. Aangezien het gebruik van AI ook kan gebruikt worden om afwijkende patronen te onthullen en te anticiperen op storingen, is het verschil tussen condition-based onderhoud en predictief onderhoud zeer klein.

Het type sensoren dat kan gebruikt worden om de onderhoudsstrategie te volgen, gaat van trillings- tot infraroodsensoren, van ultrasone tot akoestische, van olieanalyse tot monitoring van elektrische parameters.

De opportuniteit om een CBM-strategie op activa in productie op te nemen zou gebaseerd moeten zijn op meerdere praktische observaties en analyses van de performantiedata van de machines, uitgevoerd door het onderhoudspersoneel. Frequentie in en toeval van stilstanden, nood aan repetitieve herstellingen en de impact op kwaliteit zijn typische factoren waarmee rekening moet gehouden worden in de beoordeling van opportuniteiten.

Predictief onderhoud

Predictief onderhoud is een onderhoudsstrategie op basis van de mogelijkheid toekomstige punten van falen bij een machinecomponent te voorspellen via relevante inputvariabelen, zodat de component kan vervangen worden juist voor hij het begeeft. Resultaat van deze strategie is dat stilstanden van de apparatuur tot een minimum worden beperkt en de levensduur van de componenten gemaximaliseerd, met een overduidelijk positieve impact op de productiviteit, onderhoudskosten en beheer van de inventaris van reserveonderdelen.

Predictief onderhoud heeft betrekking op prognose en diagnoseprocessen:

- Prognose mikt op het voorspellen van fouten veroorzaakt door normale slijtage
- Diagnose analyseert het verschil tussen geobserveerde en verwachte parameters, zodat het effect van de werkingsomstandigheden onder bepaalde storingen kan geëvalueerd worden.

Typische benaderingen die ingezet worden voor prognostisch en diagnostisch predictief onderhoud zijn te vinden in onderstaande figuur. AI-benaderingen, en meer bepaald machine learning (ML), komen op als krachtige hulpmiddelen voor de ontwikkeling van intelligente predictieve algoritmen. ML is een onderdeel van AI dat focust op algoritmen die machines toelaten te leren via data. Op een volgend, meer gesofisticeerd niveau van analyse kunnen deep learning-methoden ook gebruikt worden om predictieve onderhoudsmethoden te ontwikkelen. Deep learning is een onderzoeksonderdeel binnen ML, dat gebruik maakt van neurale netwerken met meerdere lagen om de grenzen aan machinecapaciteit te verleggen. Traditionele ML-methoden vereisen nauwkeurige constructie en aanzienlijke domeinexpertise, om relevante features (d.i. parameters/variabelen) te identificeren, om deze op te nemen in het foutvoorspellingsmodel en kenmerkextractie die ruwe data transformeert tot een kenmerkvector. Deze vector wordt door het leersysteem gebruikt om patronen te extraheren. Met deep learning kan ruwe data direct in het leersysteem worden ingebracht en de omzetting die nodig is voor de classificatie van fouten of de patroondetectie wordt automatisch geïdentificeerd door meerdere transformatielagen.



[\(Klik om te vergroten\)](#)

Typische benaderingen voor predictief onderhoud

Toepassingen

Predictieve onderhoudssystemen kunnen worden toegepast op alle activa of componenten in productie, onderhevig aan falen. Om deze reden is de toepassing ervan potentieel haalbaar over alle maaksectoren heen. Het is evident dat de digitale ruggengraat die vereist is voor de effectieve implementatie geleid heeft tot een wijdverspreide adoptie van deze systemen in sectoren die typisch meer geautomatiseerd en gedigitaliseerd zijn, zoals de olie- en gasindustrie, de halfgeleiderindustrie en de automotive.

In de halfgeleidersector wordt big data ingezet om een meer predictieve of zelfs proactieve benadering aan te nemen tot het beheer van de fabriek via oplossingen voor geavanceerde procescontrole. Dit omvat ook benaderingen om de detectie van storingen te verhogen via de voorspelling ervan. Dankzij vooruitgang in data- en modelintegratie is het landschap van predictief onderhoud in de productie van halfgeleiders snel geëvolueerd tot op het punt dat fab-wide oplossingen nu beschikbaar zijn.

Toepassing in bewerking

In de maakindustrie is aanzienlijke vooruitgang geboekt in de interpretatie, detectie en voorspelling van fouten voor bewerkingscenters. Dit door gebruik te maken van AI-benaderingen. Algemeen genomen focussen deze predictieve onderhoudssystemen op het voorspellen van slijtage van specifieke componenten, zoals de tandwielkast of rollagers. Online sensing-methodes kunnen gebruikt worden om de status van slijtage en afwijkend gedrag te identificeren of de resterende levensduur te voorspellen. Als resultaat kunnen aanzienlijke voordelen in termen van bewerkingskwaliteit en kosten worden bereikt. De eerste stap om een meer proactieve onderhoudsstrategie aan te nemen zou de identificatie van geschikte sensoren zijn, door een link te leggen tussen de toestand van het gereedschap en de meetgegevens geregistreerd via de sensoren. In freesoperaties bijvoorbeeld is akoestische uitstoot zeer effectief om het breken van gereedschap te detecteren, eerder dan slijtage, aangezien typische akoestische signaalpieken

uitgestoten worden wanneer het gereedschap breekt. Anderzijds hebben mechanische trilling, oppervlakteruwheid, snijkrachten, spindelmotorstroom bewezen te correleren met gereedschapsslijtage en deze zijn factoren die gelijktijdig in acht genomen worden in voorspellingsmodellen van storingen op basis van meerdere sensoren.

E-maintenance-platformen die gebruik maken van standaard communicatieprotocollen kunnen door machinefabrikanten worden ingezet als technologische ondersteuning om het onderhoudsserviceaanbod uit te breiden. Toegankelijkheid tot grote datasets afkomstig van netwerken van geconnecteerde machines die operatief zijn in verschillende fabrieken onder verschillende omstandigheden laat ook toe de prestaties van predictieve modellen aanzienlijk te verbeteren en kan zo gebruikt worden om kansen tot optimalisatie voor machineontwerp en productie af te leiden. Vanuit het perspectief van een machinegebruiker is de meest recente tendens de integratie van foutendiagnose en prognosesystemen van specifieke componenten in volledige beslissingsondersteuningstools, die gebruik maken van Industrie 4.0-technologieën, zoals IoT, Internet of Services en Cyber Physical-systemen om de detectie van storingen uit te breiden en onderhoudsschema's en de implementatie ervan te optimaliseren.

Machining4.0

Het Interreg project Machining4.0 biedt kmo's die meer willen leren over de toepassing van nieuwe technologieën (Industrie 4.0) in de verspanende industrie gratis toegang tot expertise en begeleiding van Europese kenniscentra, waaronder Sirris.

Bron

- <http://www.machining4.eu>



Auteurs



Pascal Pollet