

# Conditie monitoring en kunstmatige intelligentie

**De aanpak van conditiemonitoring gaat door innovatieve ontwikkelingen fundamenteel veranderen. De grootschalige toepassing van geavanceerde kunstmatige intelligentie zorgt voor een transitie van preventieve naar predictieve monitoring.**

(Deel 2\*)

Arie Mol

Predictieve of voorspellende monitoring wordt gekenmerkt door het detecteren van afwijkend-van-normaal gedrag van een technisch systeem, zoals een pompinstallatie, pijpleidingsysteem of warmtewisselaar. Essentiële parameters als de lagertemperatuur of het trillingsniveau worden niet meer bewaakt door statische alarmwaarde-settings; het gedrag is nu bepalend. De conditie wordt ingeschat door de context te beschouwen: hoe gedraagt lagertemperatuur zich als functie van procesparameters die in meerdere of mindere mate van invloed zijn op deze lagertemperatuur. Bij een dergelijke holistische, het systeem als geheel nemende, benadering kan een verhoogde temperatuur bij relatief lage lagerbelasting al een alarm geven, terwijl een statische alarmsetting nog lang niet zou worden geactiveerd. Om afwijkend gedrag te kunnen detecteren, moet eerst normaal gedrag bekend zijn. Hiervoor wordt kunstmatige intelligentiesoftware

gebruikt. Gedurende een 'inwerkperiode' wordt de software gevoed met alle contextueel relevante procesparameters onder alle mogelijke bedrijfsomstandigheden. Er ontstaat een model van de werkelijkheid doordat de software de correlatie leert tussen te bewaken parameters en de procesparameters.

## MENSELIJKE HERSENEN

Het is in dit stadium van groot belang dat wordt verzekerd dat het proces zich normaal gedraagt en dat alle contextuele parameters worden meegenomen. De hersenen van de mens zijn in dit stadium nog noodzakelijk. De softwareontwikkelaar moet goed begrijpen hoe het technische systeem in elkaar zit. Tijdens de periode van online monitoring wordt voor elk werkpunt en toerental van een pomp berekend wat de verwachte lagertemperatuur of het trillingsniveau zou moeten zijn, uitgaande van normale bedrijfsomstandigheden. Wijkt de werkelijke waarde af dan

is kennelijk de correlatie verbroken en volgt een alarm. Op deze manier worden nu dynamische alarmsettings gehanteerd die veel eerder reageren dan conventionele statische alarmsettings.

## POMPLAGERING TEMPERATUURBEWAKING

In het voorbeeld van toepassing 1 toont de bovenste afbeelding de input van de software; een dataset met de operationele karakteristieken van een centrifugaalpomp. Het pomptoerental (blauw), de pompdruk (rood) en de pompflow (groen) variëren als functie van de tijd in een bepaald (normaal) patroon. Ook varieert de te bewaken parameter, de pomplageringtemperatuur (roze). De temperatuur is afhankelijk van het pomptoerental en in mindere mate van het werkpunt van de pomp. Tot tijdstip  $t = 120$  [-] krijgt de kunstmatige intelligentiesoftware de gelegenheid om autonoom via een statistisch algoritme een model op te bouwen dat de onderlinge relatie beschrijft tussen de vier parameters, onder voorkomende normale en dus gezonde bedrijfscondities.

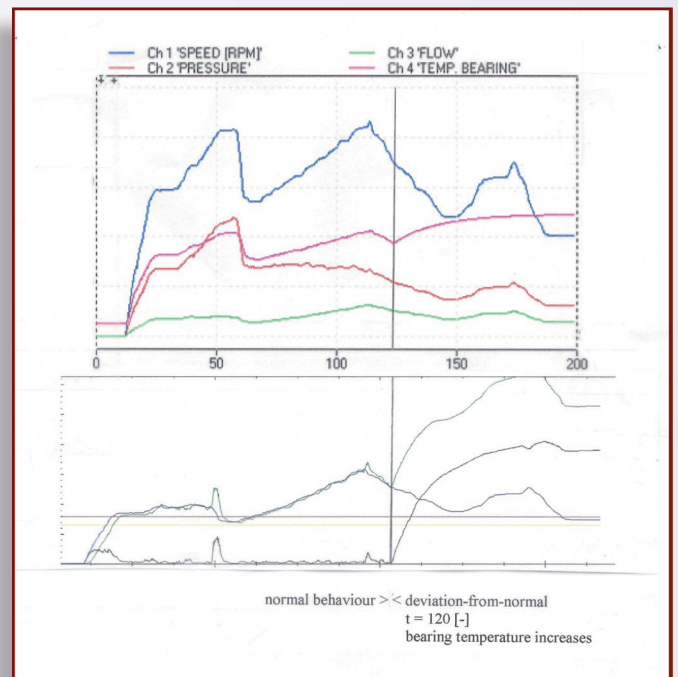
De onderste afbeelding toont de output van de software. Met het model wordt berekend wat, als functie van de procesparameters, de lagertemperatuur zou moeten zijn (blauw). Dit wordt vergeleken met de werkelijke lagertemperatuur (groen). Al snel liggen in de 'self-learning' periode deze

Artificial intelligence met statistisch rekenmodel

$$y = \sum_{i=1}^k \beta_i * x_i + \varepsilon \quad \text{Where} \quad E(\varepsilon) = 0$$

$$E(y) = E\left(\sum_{i=1}^k \beta_i * x_i + \varepsilon\right) = \sum_{i=1}^k \beta_i * x_i$$

Toepassing 1: Pomplagering temperatuurbewaking



waarden dicht bij elkaar en de output is 'low' (het verschil, zwart) en ruim onder statistisch bepaalde alarmwaarden (geel en rood). Bij  $t = 120$  begint ineens de lagentemperatuur gestaag toe te nemen (groen). Dit terwijl het toerental juist aan het afnemen is en er een afnemende temperatuur wordt verwacht (blauw). De software heeft onmiddellijk in de gaten dat de correlatie tussen de vier parameters is verbroken. De output wordt 'high' (zwart) en gaat vrij snel daarna door de alarmwaarden. Er komt een alarm/alert,

veel eerder dan bij conventionele statische alarmwaarden.

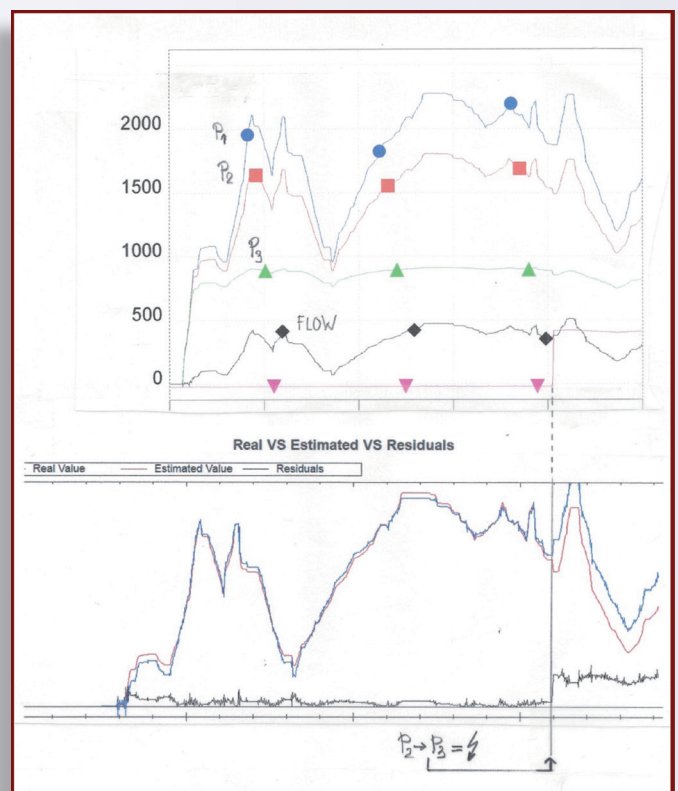
**DETECTIE LEKKAGE LEIDINGNETWERK**

In het voorbeeld van toepassing 2 toont de bovenste afbeelding de input van de software; een dataset met de operationele karakteristieken van een lange vloeistoftransportleiding. P1 (blauw) is de pompdruk aan het begin van de leiding. P3 (groen) is de druk aan het eind van de leiding bij de opslagtank. P2 (rood) is de druk halverwege de leiding. De pompflow wordt gemeten aan het begin van de leiding (zwart). Druk en flow variëren in de tijd volgens een normaal patroon. De onderste afbeelding toont de output van de software. Met het model wordt berekend wat, als functie van de procesparameters, de pompdruk P1 zou moeten zijn (blauw). Dit wordt vergeleken met wat de pompdruk P1 in werkelijkheid is (rood). Al snel liggen in de 'self-learning' periode deze waarden dicht bij elkaar en de output is 'laag' (het

verschil, zwart) en ruim onder statistisch bepaalde alarmwaarden. Wanneer er tussen meetpunt P2 en P3 een lekkage ontstaat, wordt dit onmiddellijk gedetecteerd en wordt de software output 'hoog'.

\* *Het eerste deel van dit artikel is verschenen in Pomp NL nr. 4, september 2015, pagina 28–29.*

Toepassing 2: Detectie lekkage leidingnetwerk



**DATA TRANSPARANTIE OF DATA MONOPOLY?**

Een nauwe samenwerking tussen systeembeheerders, rotating equipment professionals, operators, software ontwikkelaars en ontwerpspecialisten van het technische systeem is noodzakelijk. Data-analyse, -context en -interpretatie zijn onlosmakelijk verbonden. Hier spelen mogelijk tegengestelde belangen. Wie beheert en controleert de datastroom? Tot op heden is dat meestal de system integrator die de sensorinfrastructuur heeft opgezet. Maar eindgebruikers willen meer grip krijgen op de informatie uit data en zijn niet gebaat bij een informatieachterstand, zeker niet bij calamiteiten.