



www.algorithmica-technologies.com

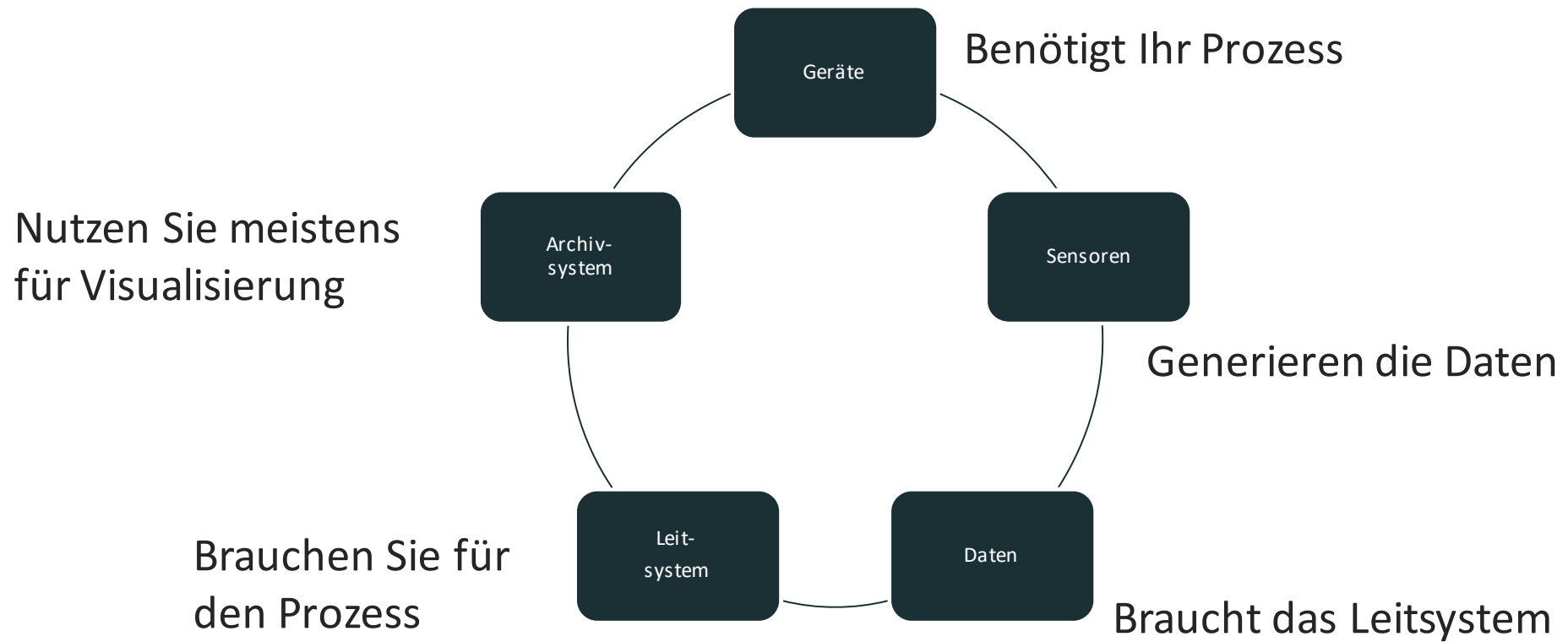
Wir spezialisieren uns auf Prozessindustrie



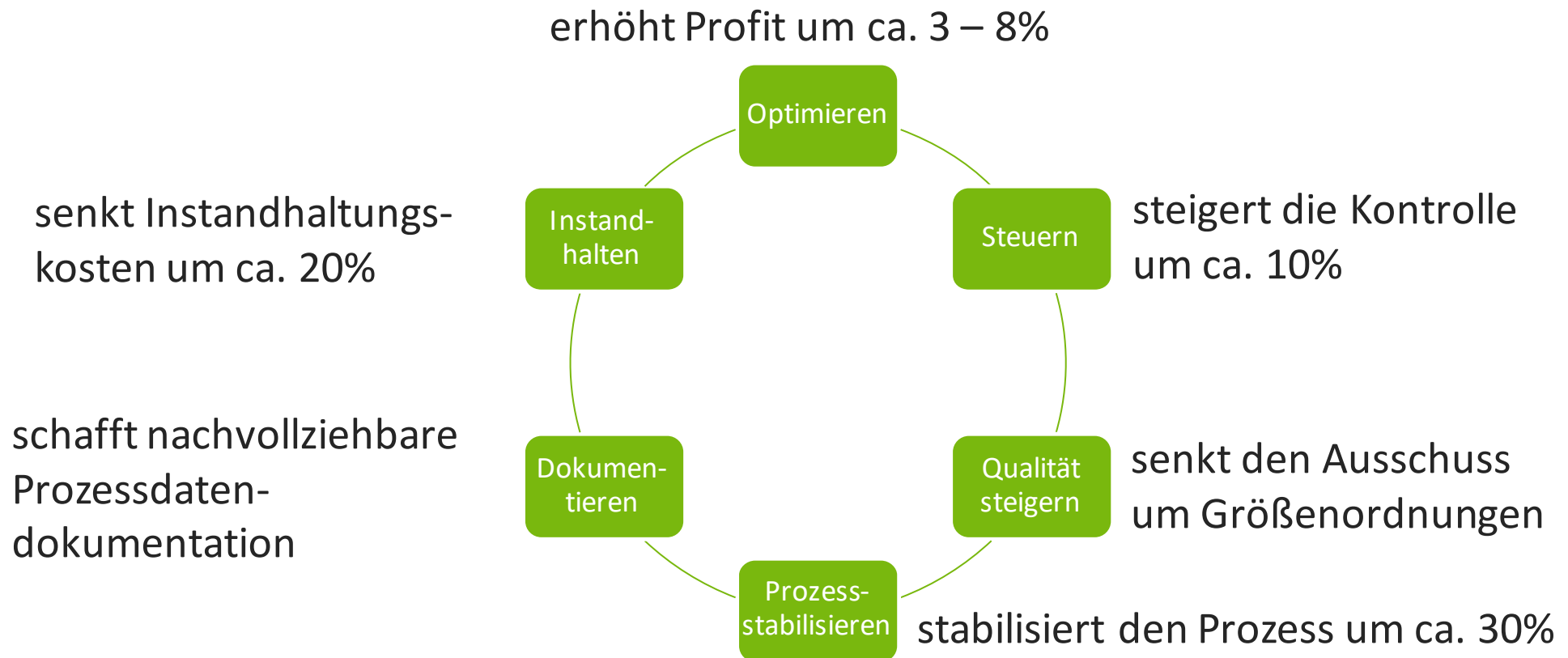


Konzepte und Strategien - Smart Maintenance im Mittelstand

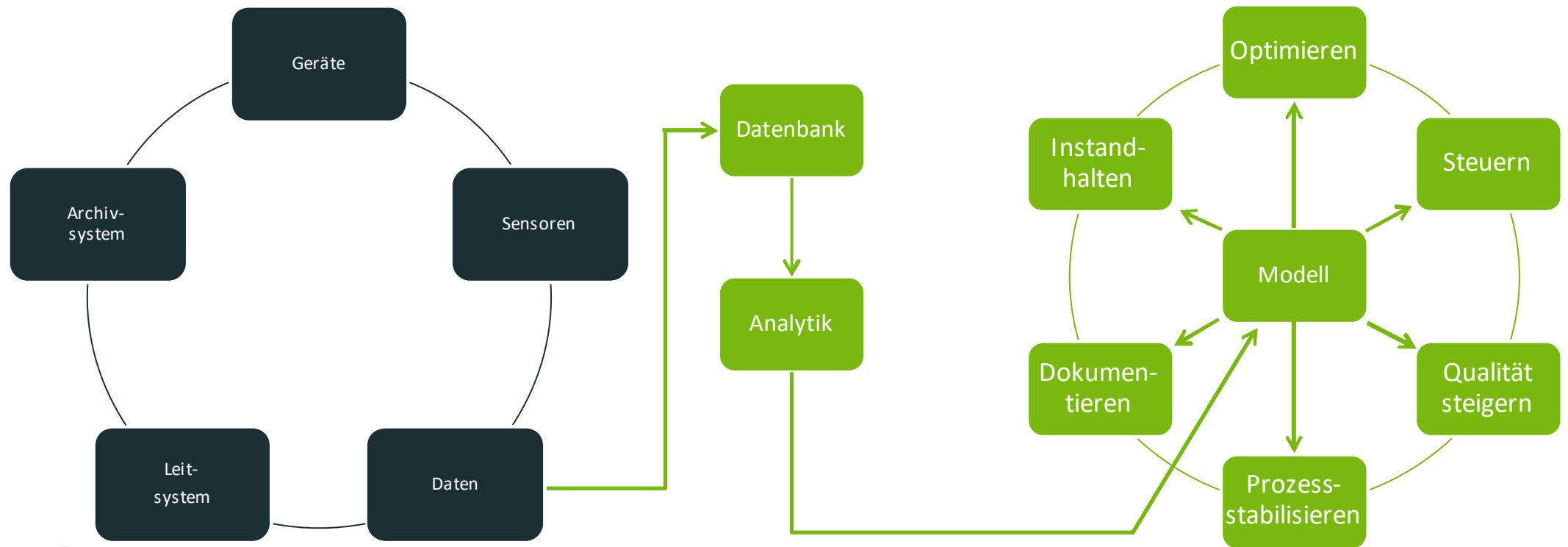
Was Sie haben, sichert Ihren Prozess



Digitalisierung schafft den Mehrwert



Die Analytik verbindet die Welten

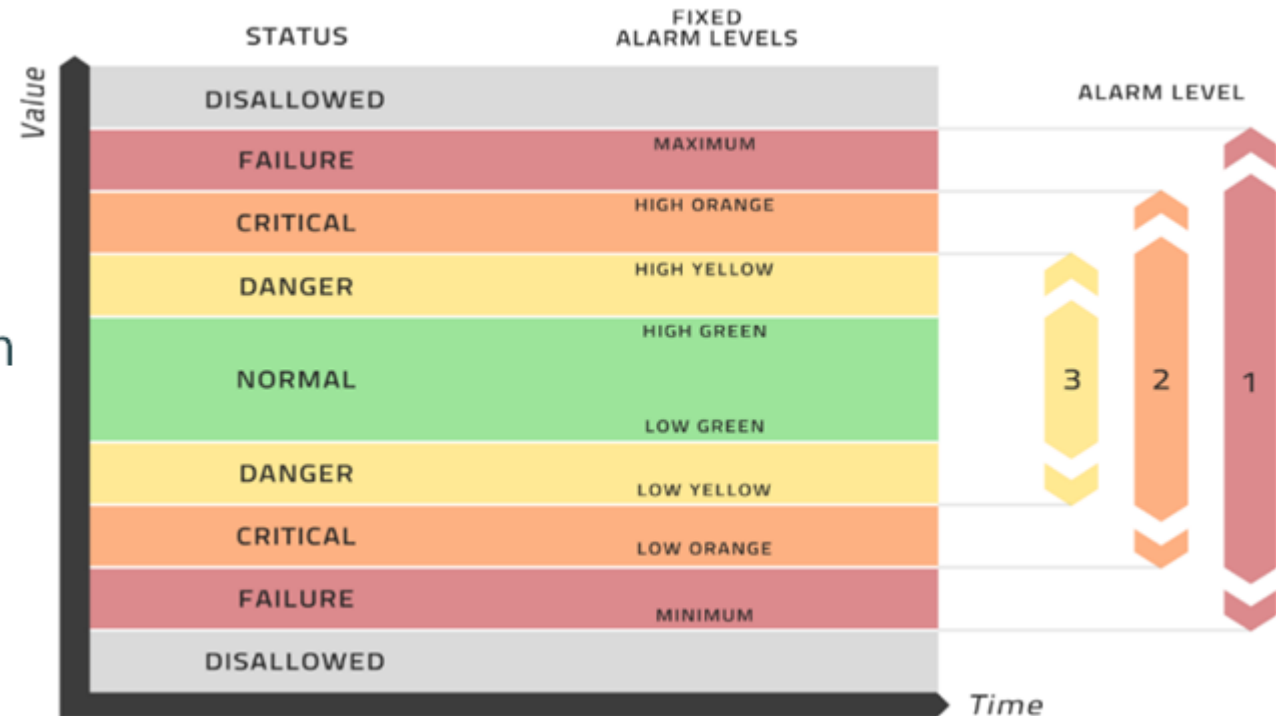


Condition Monitoring hat harte Grenzen

CM überwacht Messungen anhand **fester Grenzen**

Alarmer bei Unter- / Überschreitung der Grenzen

Grenzen sind schwierig zu bestimmen



Feste Grenzen führen zu Fehlalarmen

Empirisch bekannt: Feste Grenzen führen zu ...

Alarmen, die aus gesunden Zuständen resultieren => **falscher Alarm**

Ungesunde Zustände, die nicht zu Alarmen führen => **fehlender Alarm**



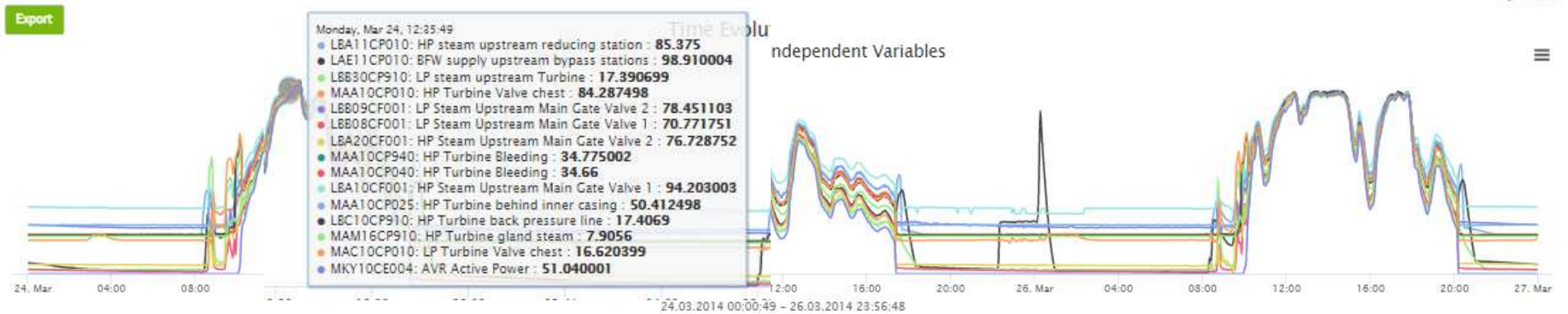
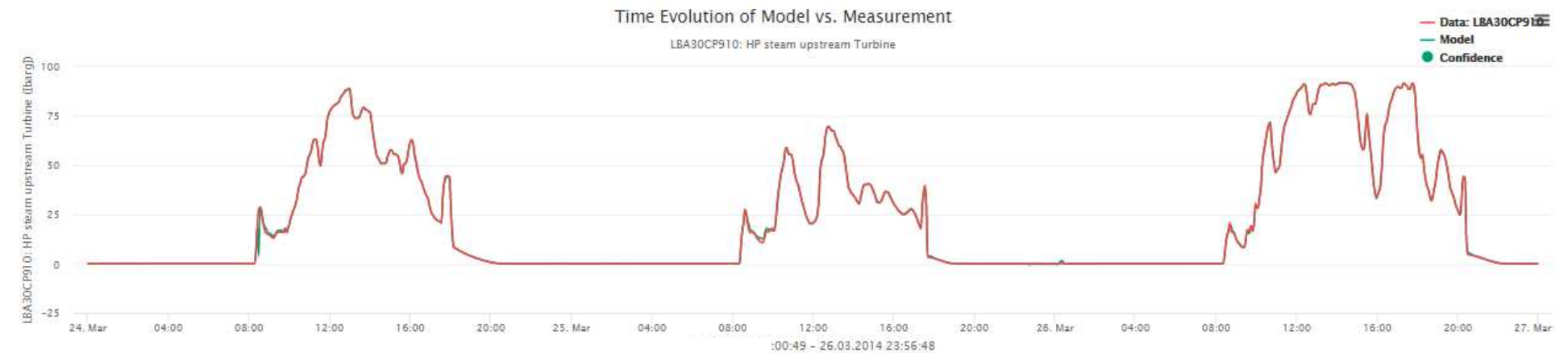
Einflussfaktoren Blutdruck

- Atmung (Bei Inspiration geringer Druckabfall, bei Expiration leichter Druckanstieg)
- psychische Belastungen
- Physische Faktoren (Schlaf, Füllungsstand der Blase, Nahrungsaufnahme)
- Außentemperatur (kalte Umgebung = Blutdrucksteigerung)
- Körpertemperatur
- Tageszeit (min um 03:00, max. um 15:00)
- Muskularbeit
- Körperlage (liegend, stehend etc.) - Schneller Wechsel von liegend zu stehend = Blutdruckanstieg.
- Blutvolumen (Blutverlust = Abfall des Blutdrucks)
- Messort im Körper

a



Erwartungswert



LBA11CP010: HP steam upstream reducing station LAE11CP010: BFW supply upstream bypass stations LBB30CP910: LP steam upstream Turbine MAA10CP010: HP Turbine Valve chest LBB09CF001: LP Steam Upstream Main Gate Valve 2
 LBB08CF001: LP Steam Upstream Main Gate Valve 1 LBA20CF001: HP Steam Upstream Main Gate Valve 2 MAA10CP940: HP Turbine Bleeding MAA10CP040: HP Turbine Bleeding LBA10CF001: HP Steam Upstream Main Gate Valve 1
 MAA10CP025: HP Turbine behind inner casing LBC10CP910: HP Turbine back pressure line MAM16CP910: HP Turbine gland steam MAC10CP010: LP Turbine Valve chest MKY10CE004: AVR Active Power

Alarmierung bei ungesunden Zuständen

Jedes Gerät befolgt **Naturgesetze**, die sich nicht verändern

Normalbetrieb hat konstante Beziehung aller Werte – durch Formel abgebildet

Abweichung von Wert und Formel zeigen, dass diese Beziehung nun nicht mehr gilt

Bei signifikanter Abweichung wird **alarmiert**



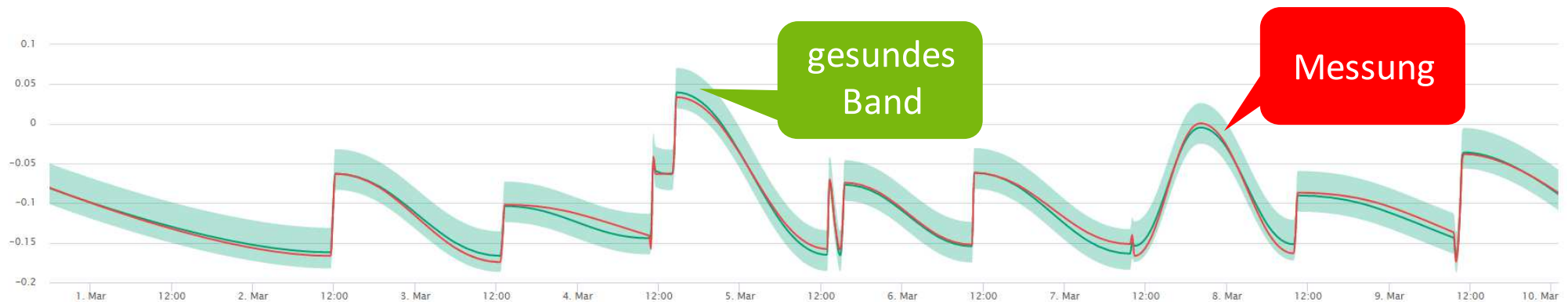
Dynamische Grenzen passen sich an



Vergleich zwischen Wert und Formel für den Wert

Formel ist empirisch ermittelt und stellt den **gesunden Betrieb** dar

Beispiel: Kompressor Gesundheit



Ganzheitliche Gesundheitsanalyse für komplexe Maschinen

Falsche Alarme **\$0 %** Fehlende Alarme **\$5 %**

Manueller Aufwand **\$0 %**

INEOS
THE WORD FOR CHEMICALS

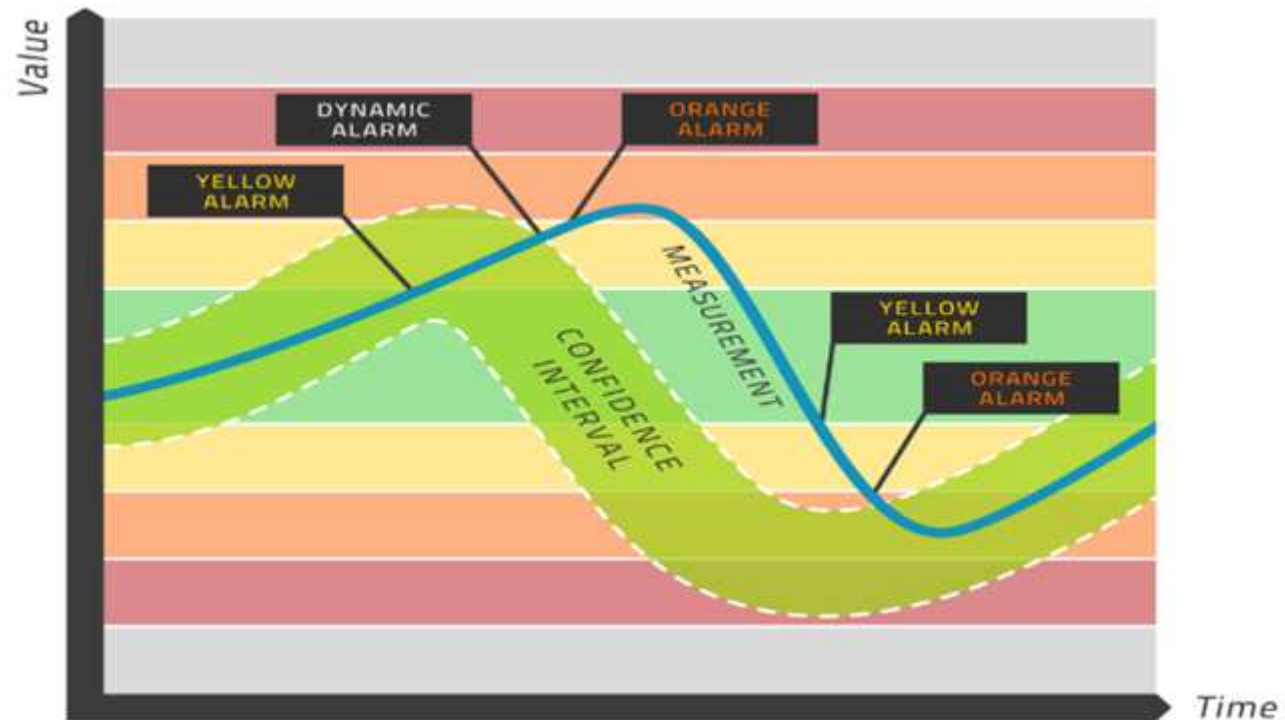


Dynamische Grenzen lösen beide Probleme

Grenzen passen sich an
Veränderungen an

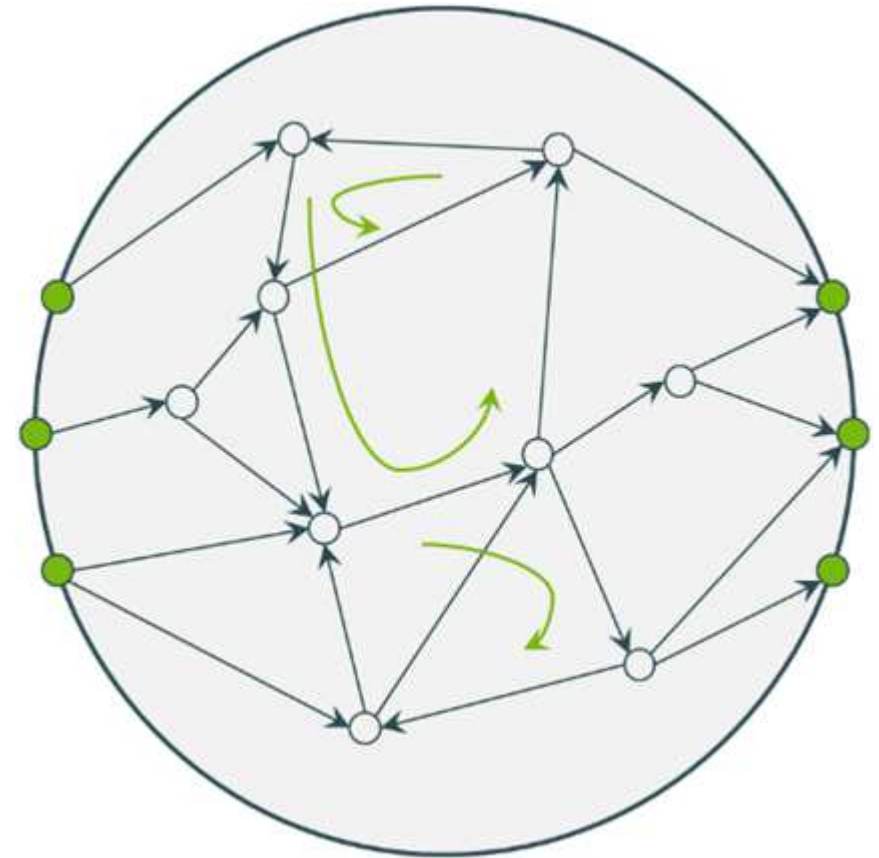
Falsche und fehlende
Alarme werden **verhindert**

Arbeit wird verringert da
die Grenzen nicht von
Experten sondern durch
Berechnung ermittelt
werden



Vollautomatische Ermittlung der Formel

- Formel ist **rekurrentes neuronales** Netzwerk
- Variablen sind andere Messwerte von diesem Gerät
- Auswahl der Variablen erfolgt anhand **Korrelationsanalyse**
- Selbstlernend** anhand historischer Messwerte

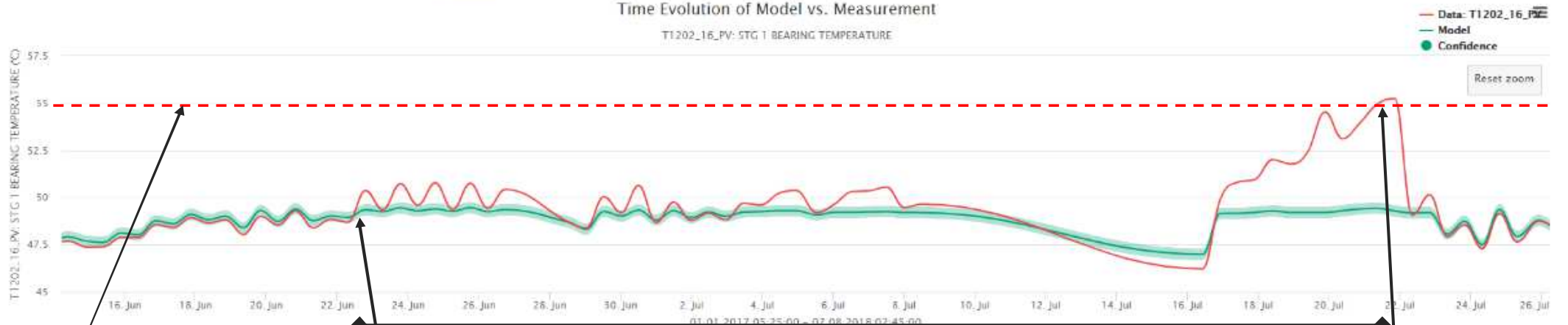


Beispiel: Prädiktive Instandhaltung

Lagertemperatur Wasserstoffverdichters C1202

Time Evolution of Model vs. Measurement

T1202_16_PV: STG 1 BEARING TEMPERATURE



Problem wird ein Monat früher erkannt!

Feste Alarmgrenze

Alarmierung – fester Grenzwert

Dynamischer modellbasierter Alarm

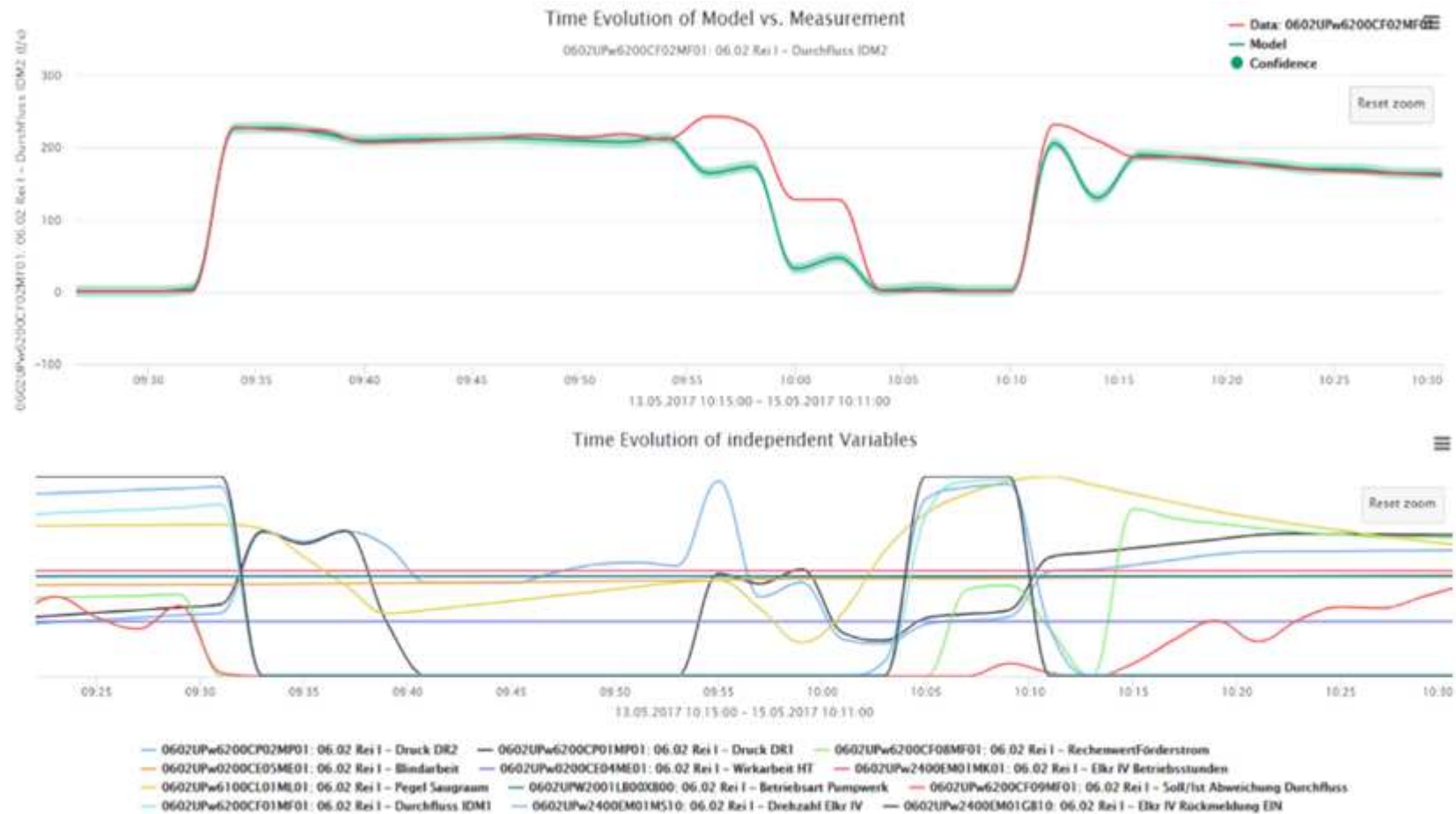


algorithmica technologies

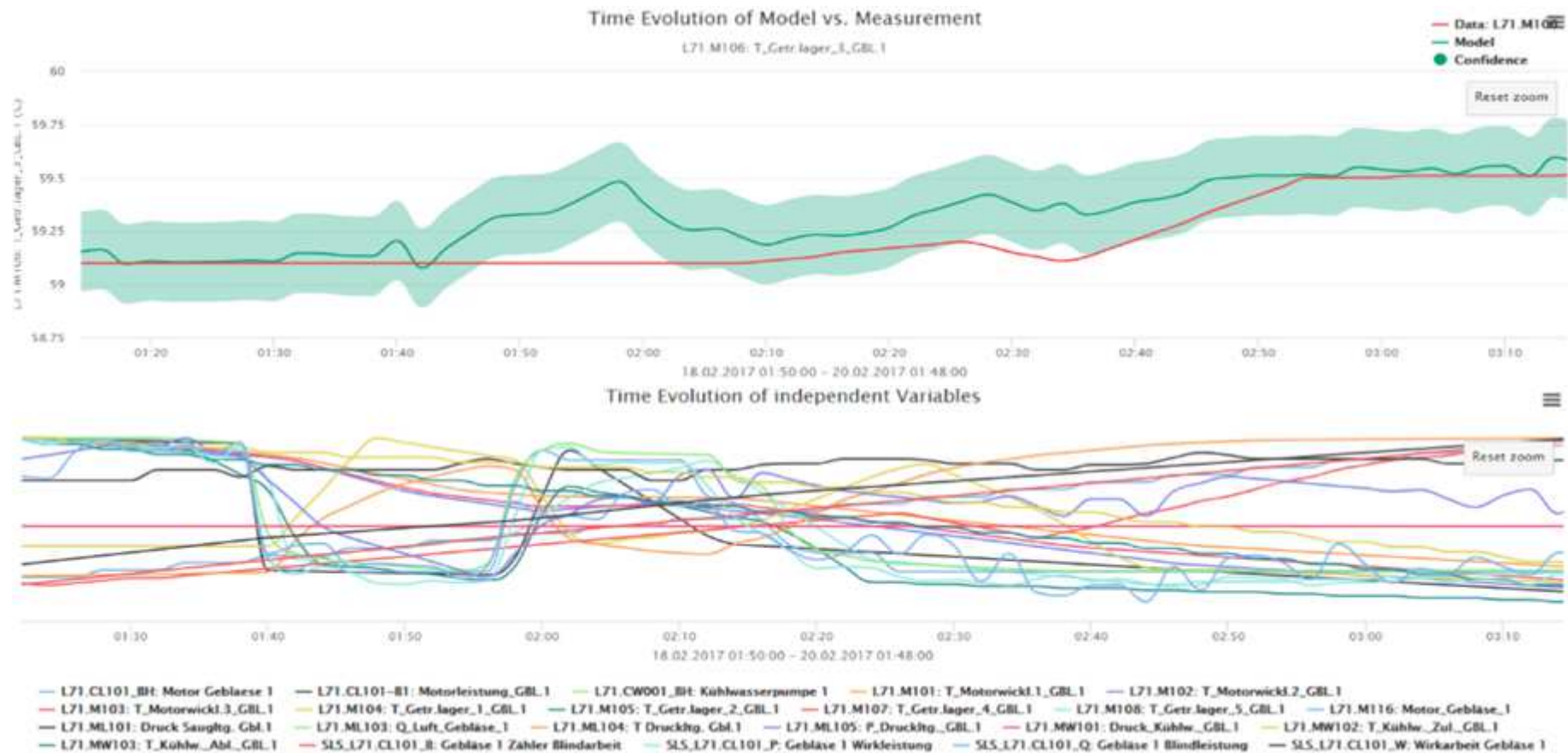


© 2019

Dynamische Grenzwerte - Alarmierung



Dynamische Grenzwerte - Alarmierung



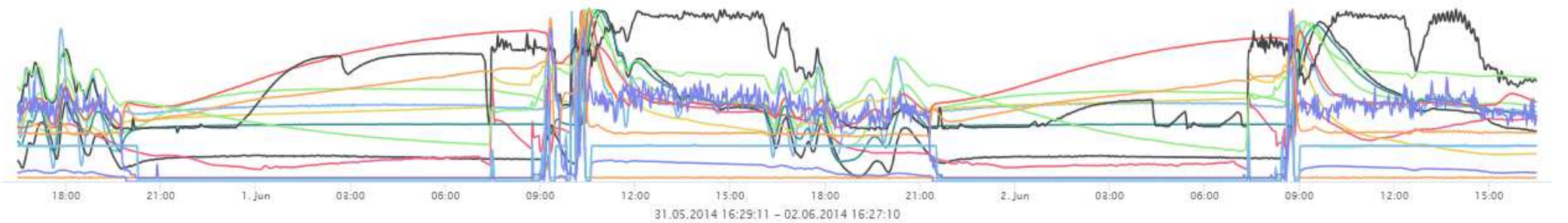
Alarm

Zeitliche Entwicklung Modell vs. Messwerte

MAA10FT940: HP Turb Casing Diff. temp inner/interm.B



Zeitliche Entwicklung der unabhängigen Variablen

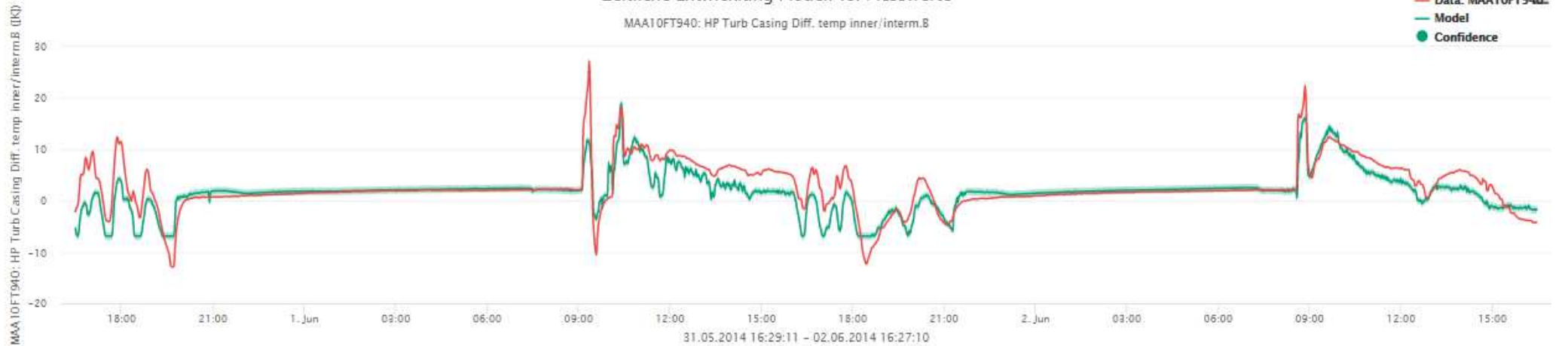


- MAA10FT911: HP Turb Valve chest Diff. temp
- MAA10FT930: HP Turb Casing Diff. temp inner/interm.A
- MAC10FT911: LP Turb Valve chest Diff. tempSpp
- MAP16CG020: LP bypass stat. injec. water contr. vv
- MAP11CT910: Steam downstream LP bypass station
- MAC10CT913: LP Diff. temp. main gate valve
- MAC10FT930: LP Turb Casing Diff. temp inner/interm.
- MAC10FT920: LP Turb Casing Diff. temp top/bottom A
- MAP11CG020: LP bypass station control valve
- MAP11DG020: LP bypass station control valve
- LCA30CP010: Condensate downstream aux condenser
- MAC10CT914: LP Diff. temp. quick closing valve (QVC)
- MAC10CT080: LP Turbine Casing top D
- MAK10CY050: Gear Casing

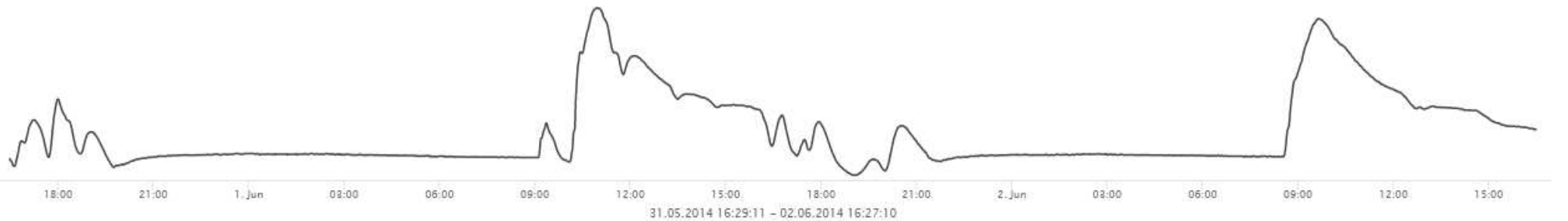
Alarm

Zeitliche Entwicklung Modell vs. Messwerte

MAA10FT940: HP Turb Casing Diff. temp inner/interm.B



Zeitliche Entwicklung der unabhängigen Variablen



- MAA10FT911: HP Turb Valve chest Diff. temp
- MAA10FT930: HP Turb Casing Diff. temp inner/interm.A
- MAC10FT911: LP Turb Valve chest Diff. tempSpp
- MAP16CG020: LP bypass stat. injec. water contr. vv
- MAP11CT910: Steam downstream LP bypass station
- MAC10CT913: LP Diff. temp. main gate valve
- MAC10FT930: LP Turb Casing Diff. temp inner/interm.
- MAC10FT920: LP Turb Casing Diff. temp top/bottom A
- MAP11CG020: LP bypass station control valve
- MAP11DG020: LP bypass station control valve
- LCA30CP010: Condensate downstream aux condenser
- MAC10CT914: LP Diff. temp. quick closing valve (QVC)
- MAC10CT080: LP Turbine Casing top D
- MAK10CY050: Gear Casing

Beispiel: Ausfälle von Windkraftanlagen



Ausfallursachen

Windkraftwerke fallen wegen diverser mechanischer Defekte aus

Wartungsarbeiten sind teuer: Beschaffung & Verzögerungen

Häufige Ursachen sind unzureichende Schmiermittel & Kugellagerschäden

Defekte kann man an den gemessenen Vibrationsmustern ablesen



Methodik

Verfügbaren physikalischen Messdaten von sechs Monaten in einem Datenarchiv erfasst.

Pro Sekunde wurde ein Wert abgelesen, 56 Messungen – Turbine, Generator, Nebensysteme

5 Monate zur Generierung mathematischen Modells.
Monat Testdaten: 0,1% Übereinstimmung

Ausfall-Ereignis irgendwann zwischen 54 und 64 Stunden (Turbine) – Ist Ausfall: 62 Stunden



Dynamische Grenzen passen sich an



Abweichung von Wert und Formel => **ungesunder Betrieb**

Nun wird alarmiert



Rig Maintenance & Optimization

- **Change setpoints** to drill faster and safer
- **Predict** when the drill bit breaks
- Determine based on the process parameters **type of rock & adjust the setpoints**
- Recognizing and avoiding errors **during the drilling process**
- Integration of models **directly into the environment**
- Basic functionality **proven offline first**



Nutzen dynamischer Grenzwerte

Deutlich **reduzierte** Fehlalarme und fehlende Alarme

Höhere **Zuverlässigkeit** der Gesundheitserkennung

Weniger Arbeit bei der Einrichtung und Instandhaltung der Überwachung

Hilfestellung woran ,es' liegt und Root-Cause-Analysen



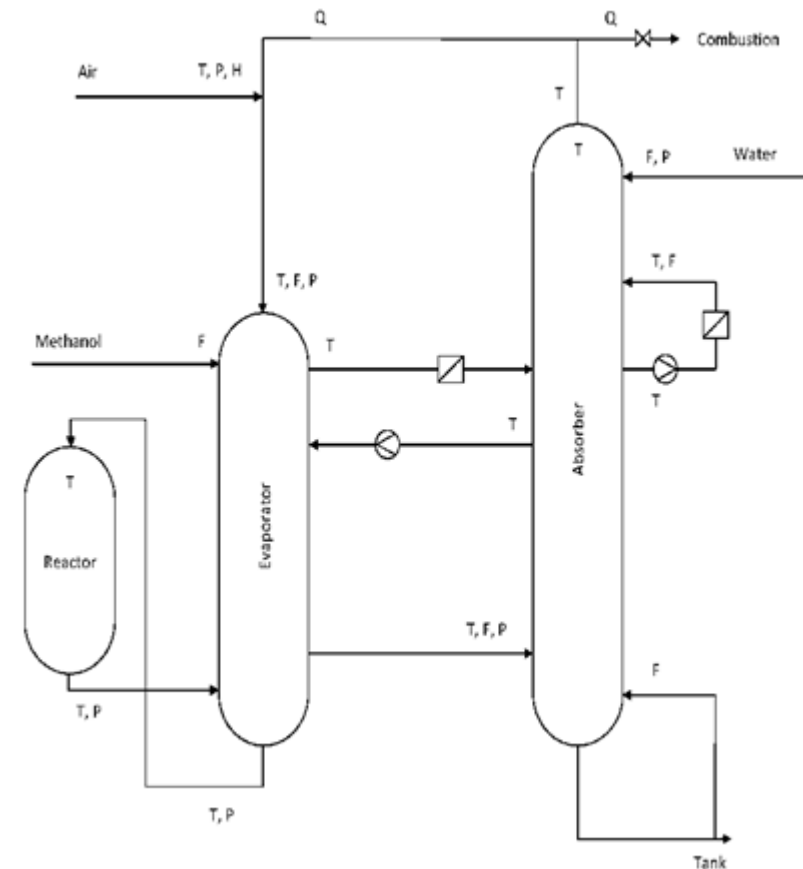
Prediction and Prevention of Foaming in the Formox Process

Catalyst in reactor sensitive to **moisture**.
Must be kept dry

Foaming event: catalyst is exposed to water instead of air and methanol

Exposure to water leads to **hot spots** in the reactor. Reactor conversion rate **drops**

Foaming leads to **yield reduction & reduces lifetime** of catalyst.



Controlling the Formox Process

We have identified 12 set-points, 8 external variables, and 74 process variables that are related to the process and that are, in some way, relevant to the foaming incidents.

The set-points are

1. Flow rate before the evaporator
2. Flow rate into the absorber from the heat exchanger
3. Flow rate into the absorber from the tank pipeline
4. Flow rate from the evaporator to the absorber
5. Level of the steam condenser
6. Level on the heat exchanger to the steam condenser
7. Pressure from the evaporator to the absorber
8. Pressure at the head of the steam condenser
9. Temperature at the head of the absorber
10. Temperature after the pre-heater
11. Second temperature after the pre-heater
12. Concentration of oxygen in the gas

The external variables are

1. Flow rate of methanol acting as the production goal set for the process
2. Pressure of process steam procured from an external steam producer
3. Pressure of process water
4. Level of the maximal temperature in the reactor – the higher this level, the better the yield as the methanol that has not reacted yet has more time below this level to react
5. Temperature of the air
6. Pressure of the air
7. Humidity of the air
8. Temperature of the cooling water

Detecting Foaming

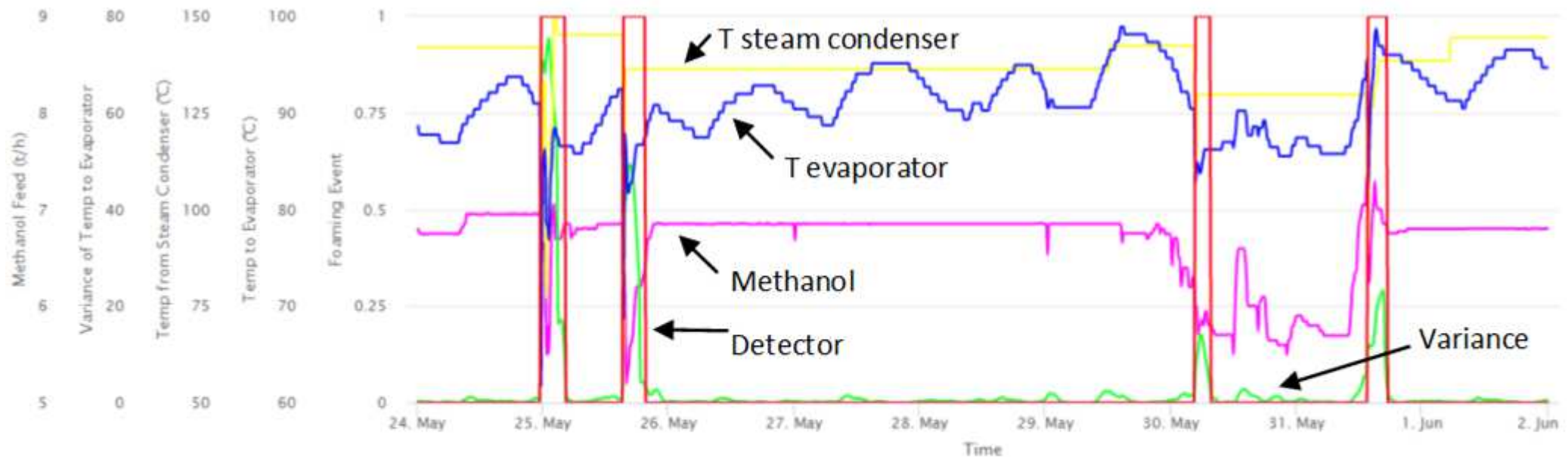


Fig. 1. We see the temperature to the evaporator (blue), temperature from the steam condenser (yellow), the methanol feed (magenta), the computed variance of the temperature to the evaporator (green), and finally the binary computed foaming detector (red). In this time period, we see four distinct and known foaming events take place and be recognized by the detector.

Predicting Foaming

Of the 120 known foaming events, 88 were in the training period and the remaining 32 were in the testing period.

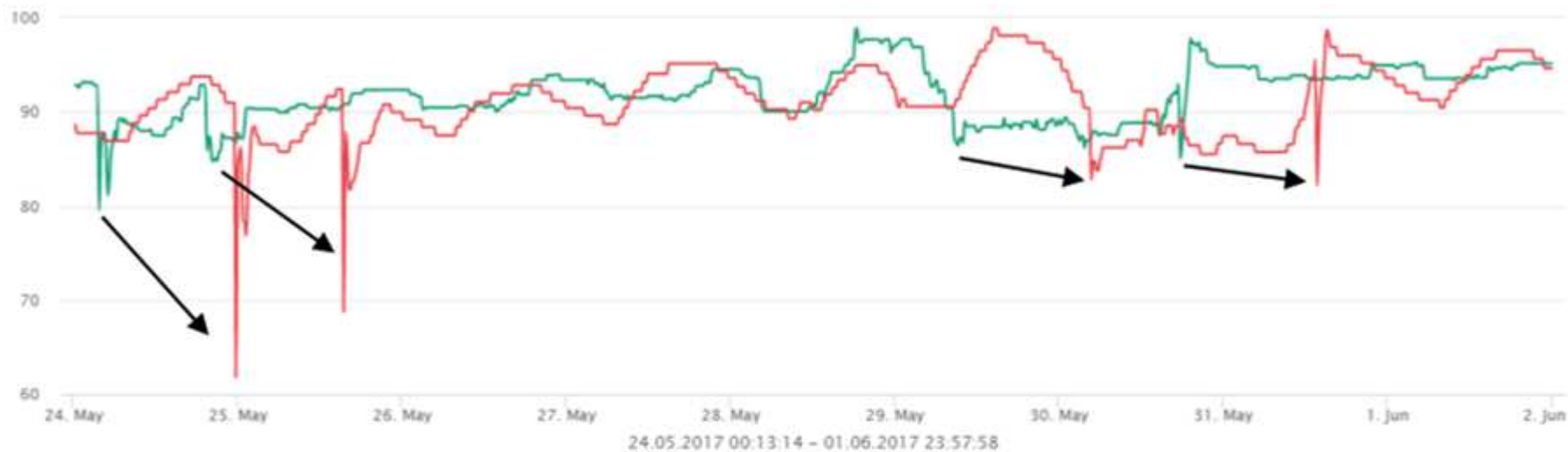


Fig. 2. We see the evolution of the temperature to the evaporator (red) over the same time period as in figure 1. The same four known foaming events are clearly visible as sharp drops in the temperature. We also see the predictive model for foaming (green) that clearly displays similar drops that occur on average approximately 20 hours prior to the actual foaming event.

Preventing Foaming

Supposing that we predict that there will be a foaming incident in the next hours, then we might be able to avert this event by some proactive change in the set-points. As this is a mathematical model, we may search the 12-dimensional space of set-points for a combination of values that:

- (1) prevent foaming, and
- (2) satisfy all the various constraints that the process has, while
- (3) accepting the external variables as they are.

Performance Optimization

Having achieved this, the model could always be used to optimize the economics of the plant, even when no foaming is predicted. This was done, and the prevention of foaming was effectively declared as one further constraint to an economic optimization model.

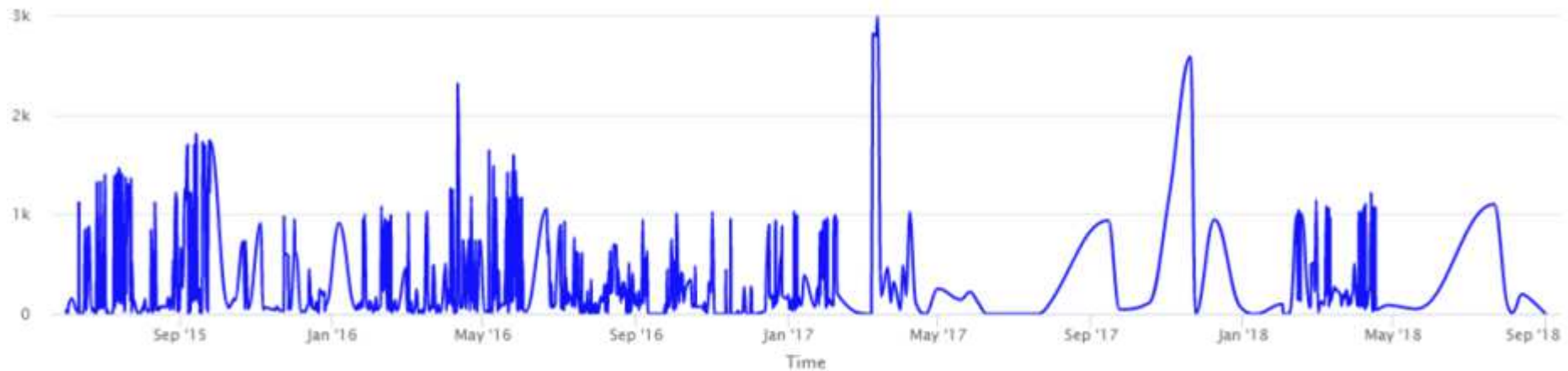
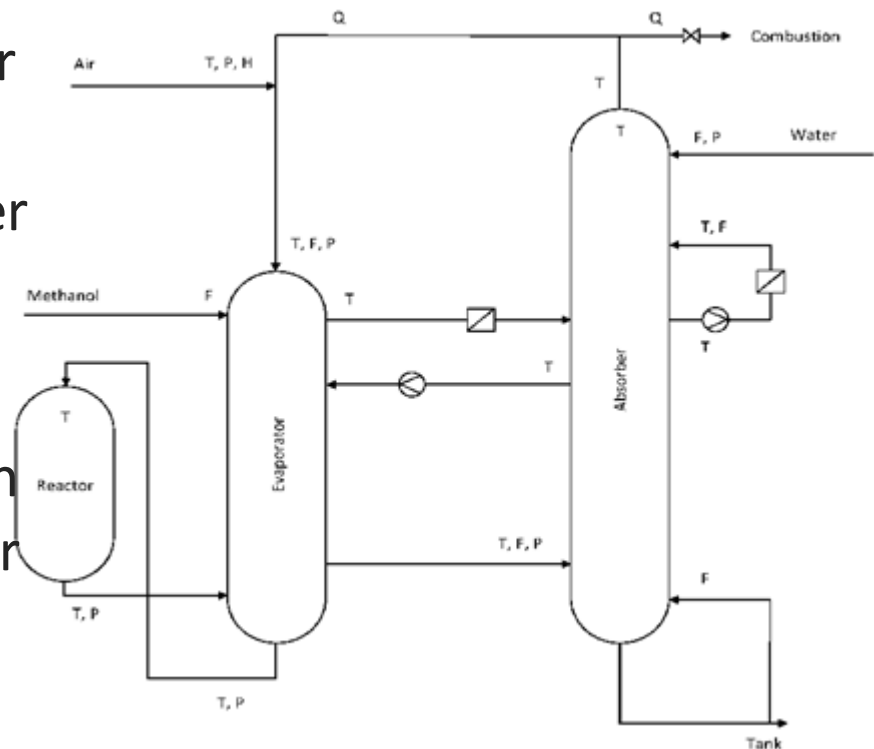


Fig. 3. The evolution over time of the difference between plant performance without the optimizer and with the optimizer.

Conclusion

We have verified that the foaming predictor is accurate approximately 20 hours in advance for 120 known foaming events over 38 months

The economic performance of the plant can be increased significantly in an analysis over the same time period.



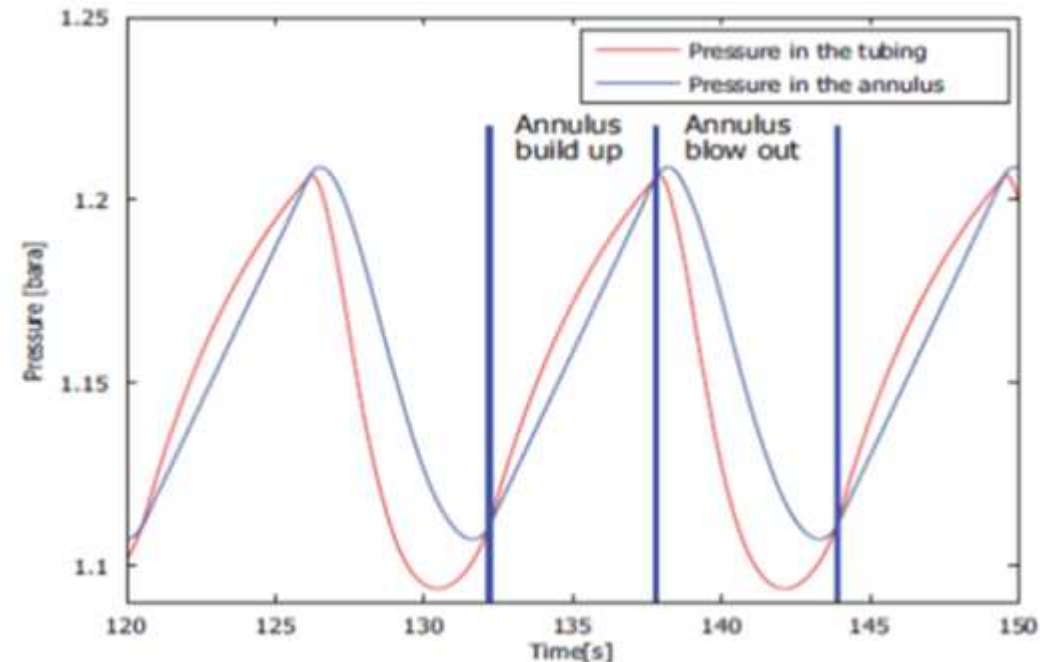
Slugging in Gas-Lift Wells should be Prevented

The **state** of the gas-lift well is measured

A model **forecasts** the state into the future

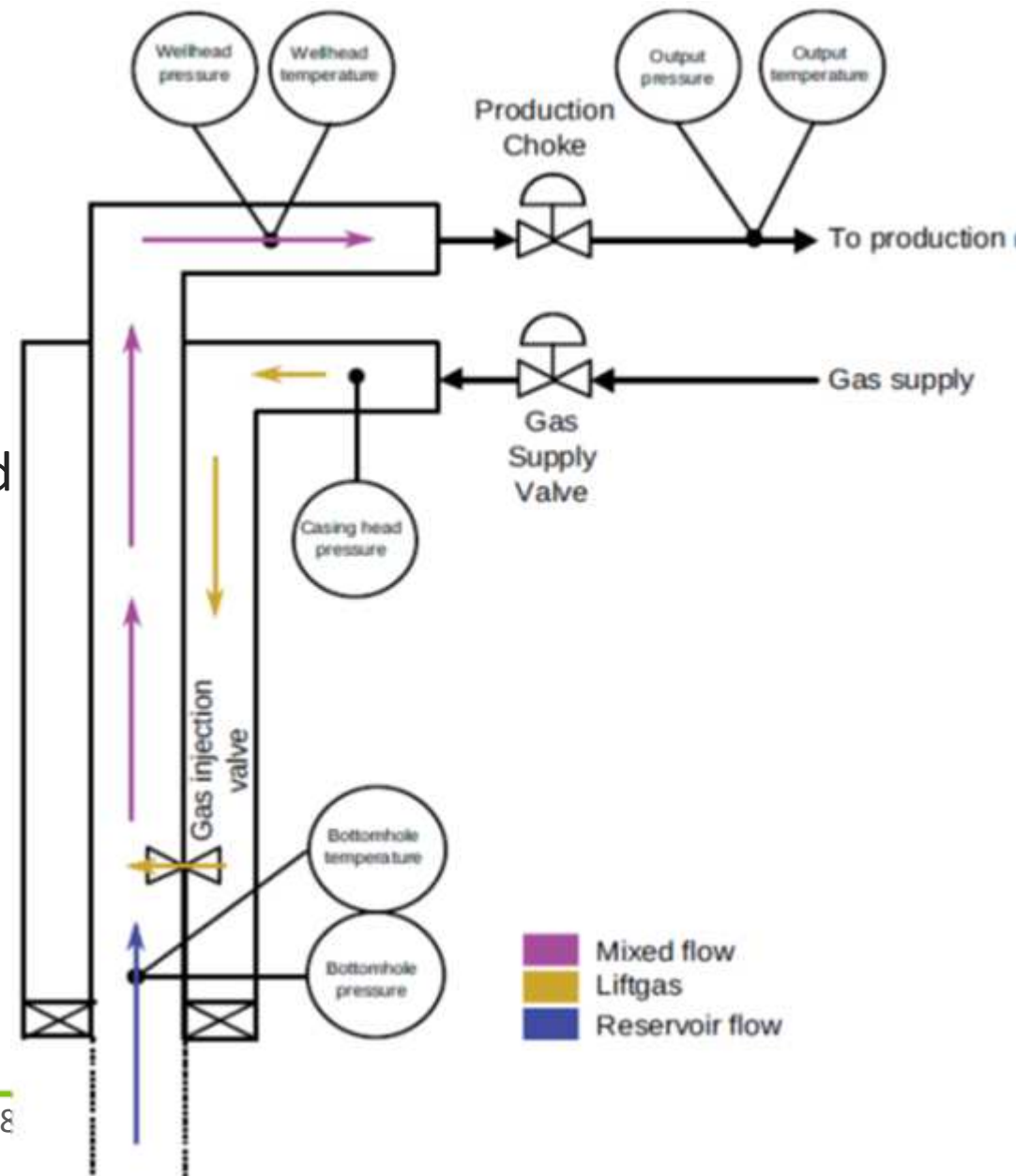
Slugging is **detected** in the forecast and alarmed

Production choke and gas injection choke are changed to **prevent/mitigate** the slugging



Gas-Lift Well Overview

- Gas is **injected** into the well and is controlled by a choke
- Multiphase flow **exits** the system and is controlled by a choke
- Pressure **builds up** in the annulus until it overcomes tubing pressure
- The pocket of high pressure exits the system and **periodically repeats**

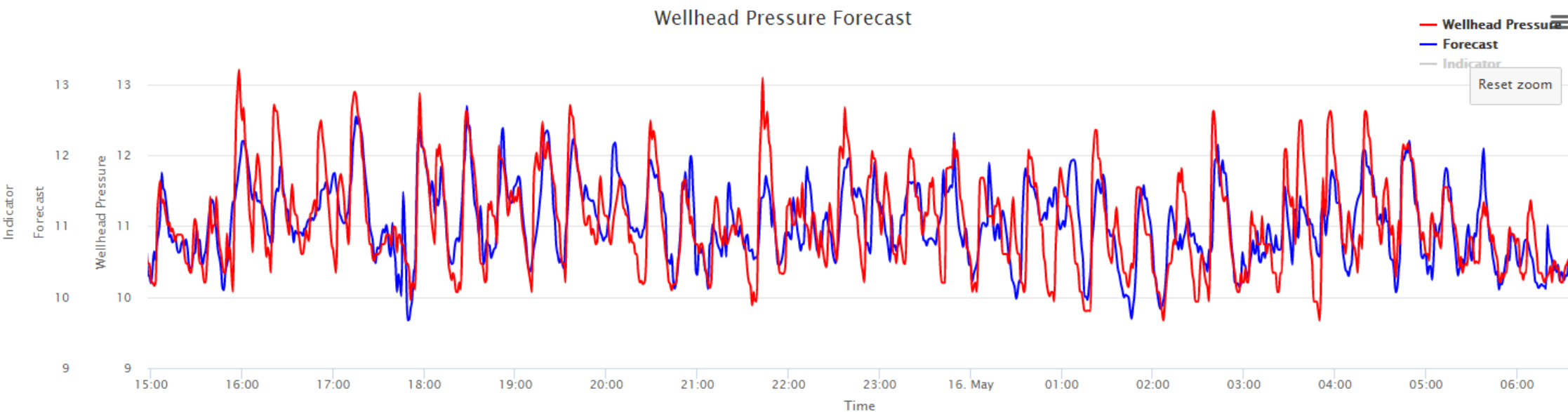


The state of the Gas-Lift Well is ...

1.	Gas Lift Choke	(%)	[0, 100]	 $\underline{x}_t$ state vector at time t
2.	Gas Lift Rate	(Sm ³ /h)	[0, 9500]	
3.	Production Choke	(%)	[-3, 103]	
4.	Annulus B Pressure	(barg)	[-1, 173]	
5.	Downhole Pressure	(barg)	[-732, 244]	
6.	Gas Lift Injection Pressure	(barg)	[-1, 250]	
7.	Wellhead Pressure	(barg)	[-1, 289]	
8.	Discharge Pressure	(barg)	[-0.1, 30]	
9.	Inlet Pressure	(barg)	[0, 30]	
10.	Downhole Temperature	(°C)	[0, 225]	
11.	Production Temperature	(°C)	[-10, 95]	
12.	Discharge Temperature	(°C)	[0, 223]	

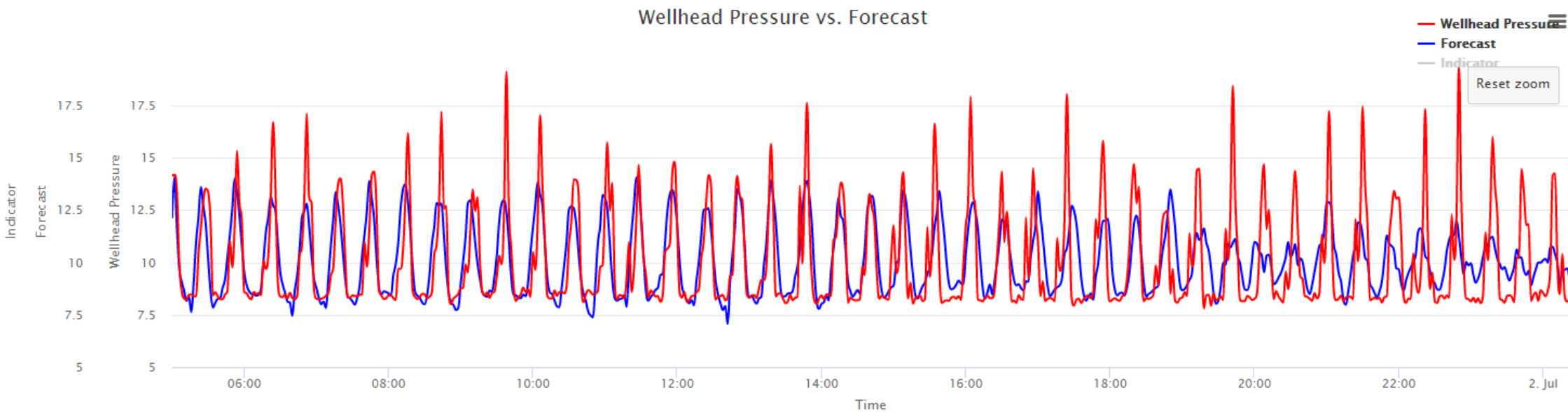


Forecast Model Results A19



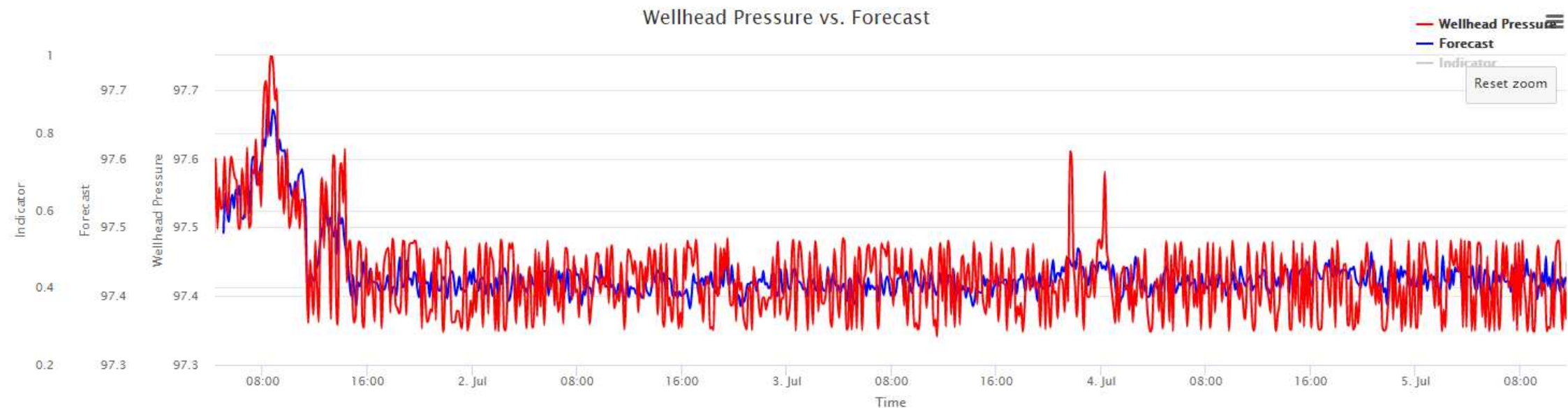
Forecast of the wellhead pressure (blue) compared to the actual wellhead pressure (red) measured 5 hours later. $R^2 = 0.89$

Forecast Model Results A37



Forecast of the wellhead pressure (blue) compared to the actual wellhead pressure (red) measured 5 hours later. $R^2 = 0.88$

Forecast Model Results A40

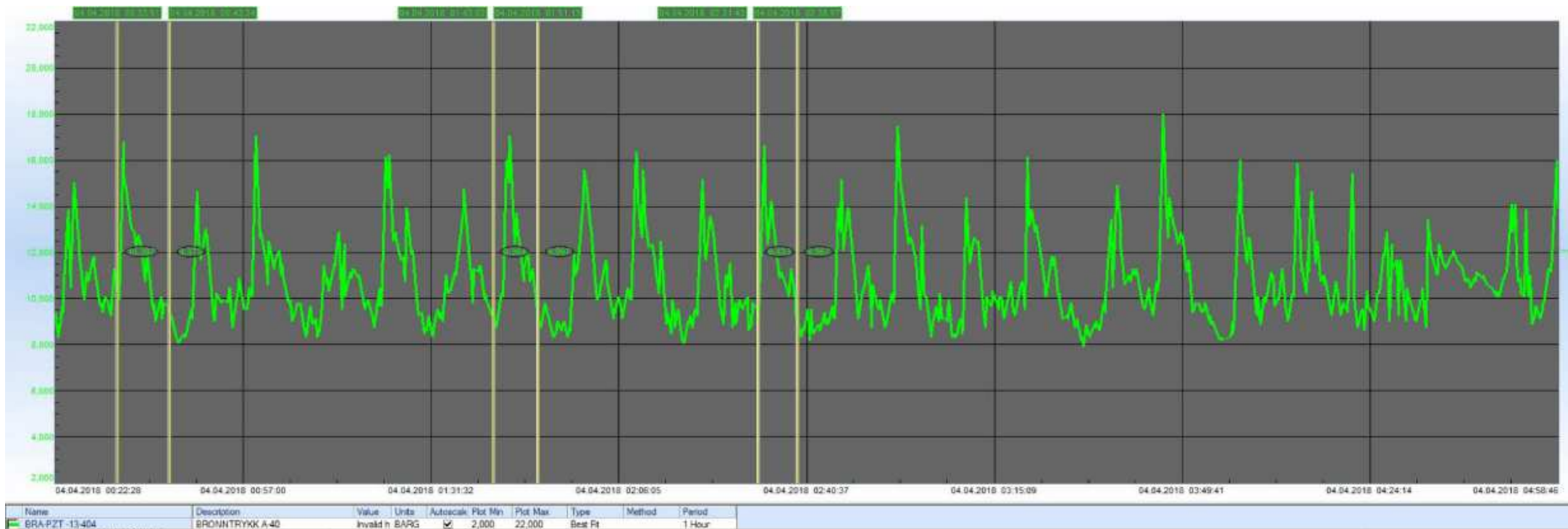


A40's long-term behavior is very different from A19, A37. Check that data is ok.

Forecast of the wellhead pressure (blue) compared to the actual wellhead pressure (red) measured 5 hours later. $R^2 = 0.55$

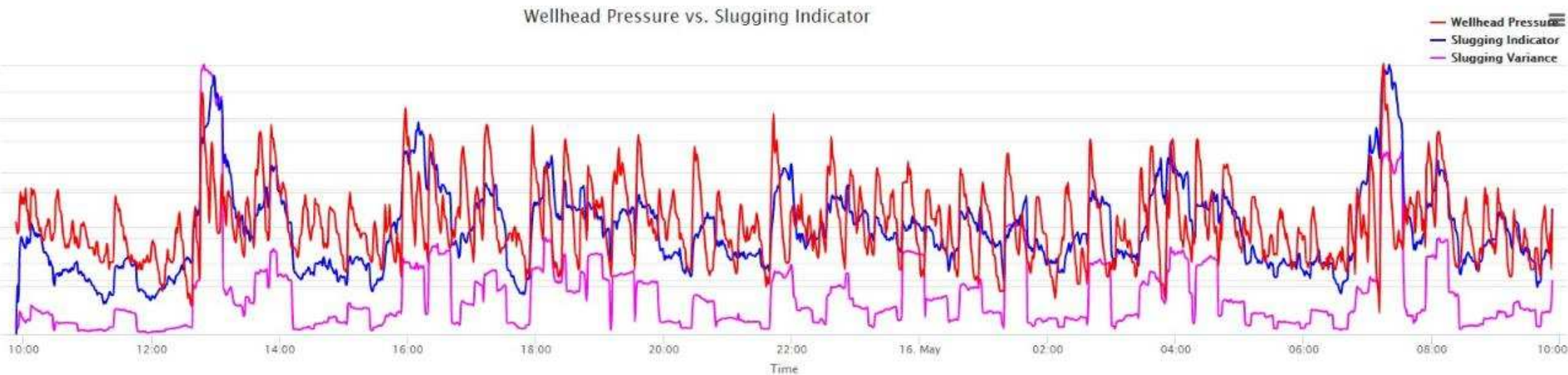


What is Slugging, exactly?



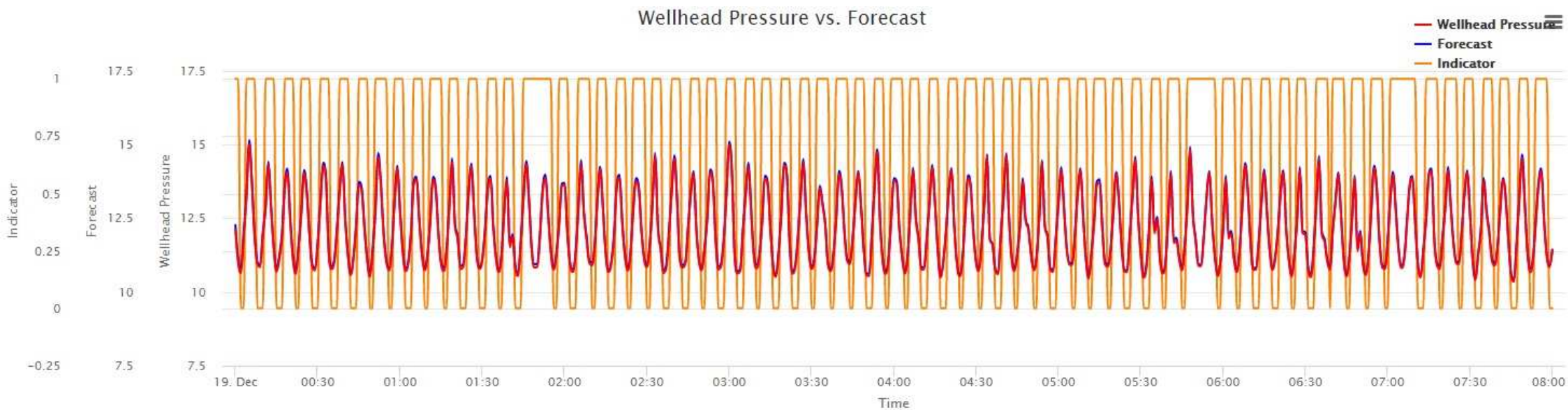
Wellhead pressure of a different well with three slugging events indicated

What is Slugging, exactly?



Slugging indicator as formulated by McKinsey,
recomputed by algorithmica with the variance of this indicator.
Team Decision (Aug.1): This is not a good indicator.

Slugging A40



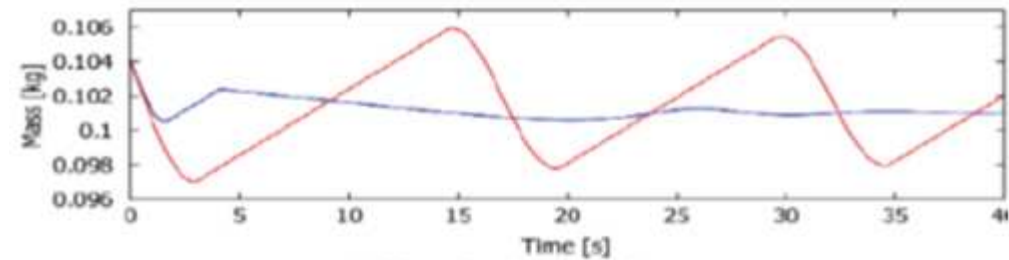
Choke to Prevent Slugging

Production and gas injection chokes are part of the well state

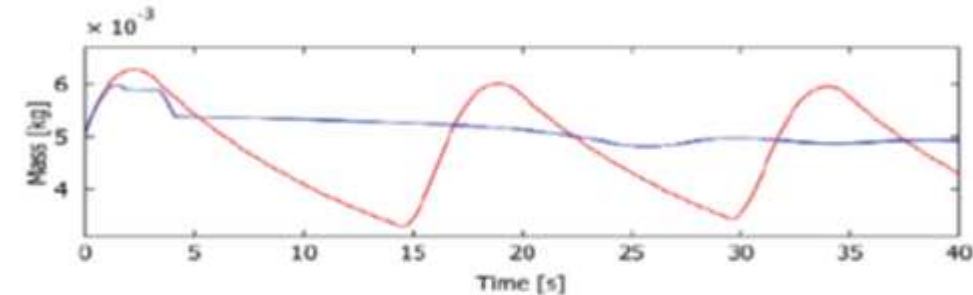
We can **influence the future state** by proactively changing the chokes

Choking strategies can be computed from the forecasting model

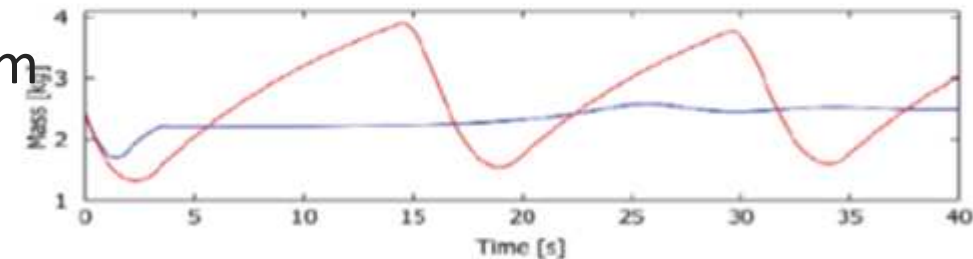
Characterization model is used as an optimization target



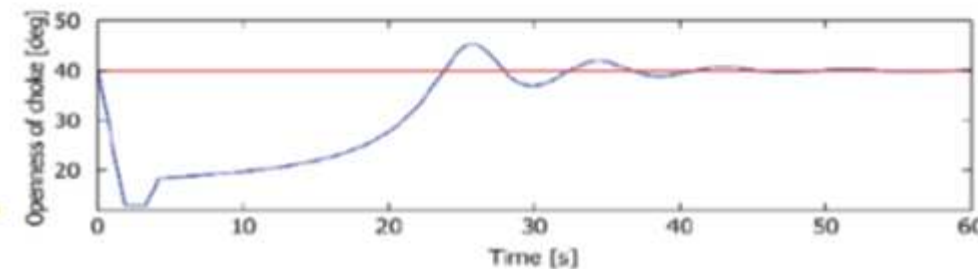
(a) Mass of gas in the annulus, x_1



(b) Mass of gas in the tubing, x_2



(c) Mass of liquid in the tubing, x_3



(d) position of the choke valve, θ_t



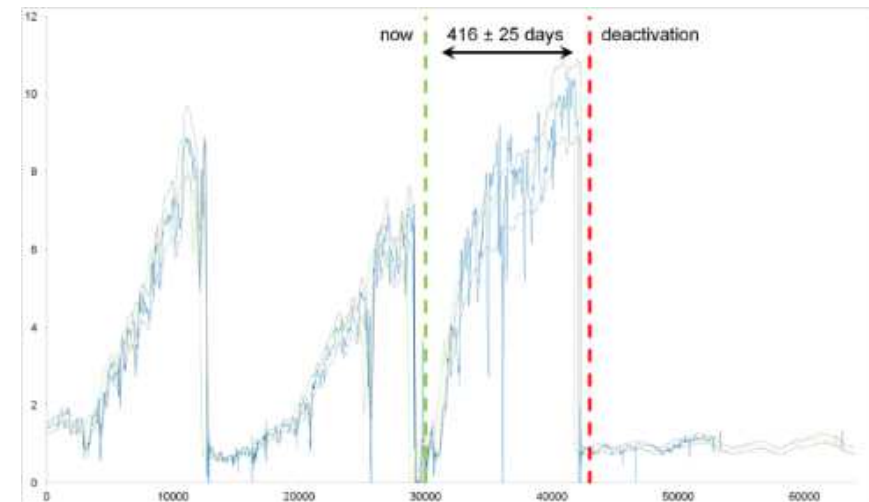
Beispiel: Lebenszeit eines Katalysators

Katalytischer Reaktor wird mit Granulat befüllt

Punkt der **Unwirtschaftlichkeit** soll **vorhergesagt** werden

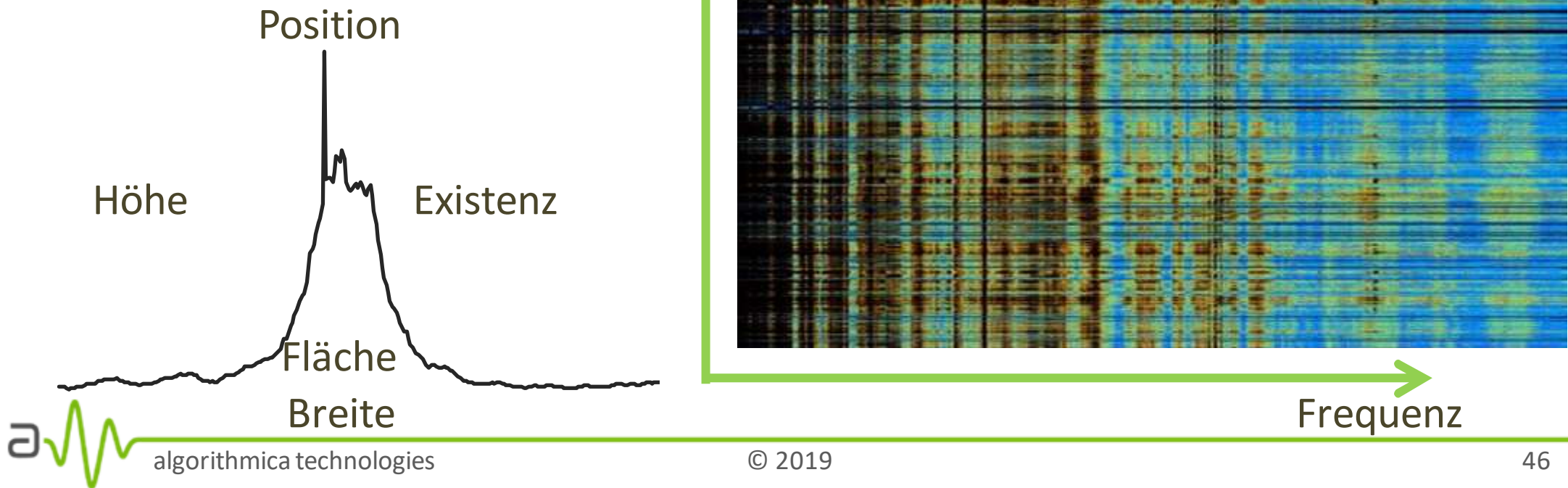
AFP sagt **ein Jahr im Voraus** zuverlässig Bescheid

Stillstand **↓ 2 Wochen** Kosten **↓ 2 %**
OEE **↑ 2 %**



Beispiel: Diagnose von Problemen

Schwingungsspektrum
führt zur automatischen
Diagnose von Maschinen-
problemen



Beispiel: Turbinendiagnose

Kraftwerksturbine zeigt Schwierigkeiten

Wo ist der Fehler?
Wann trat er auf?

Analyse verbindet verschiedenste Daten und zeigt eine **Ereigniskette** auf

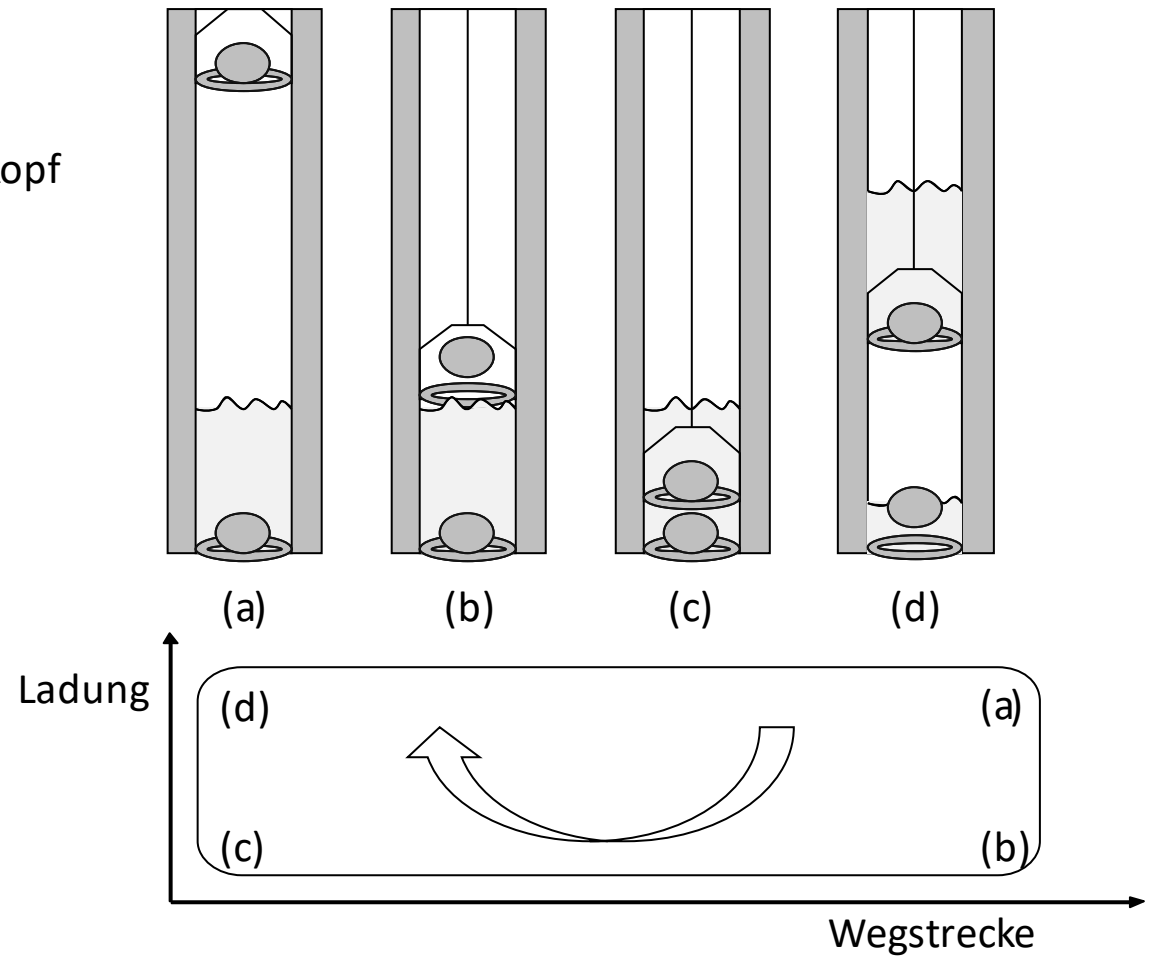
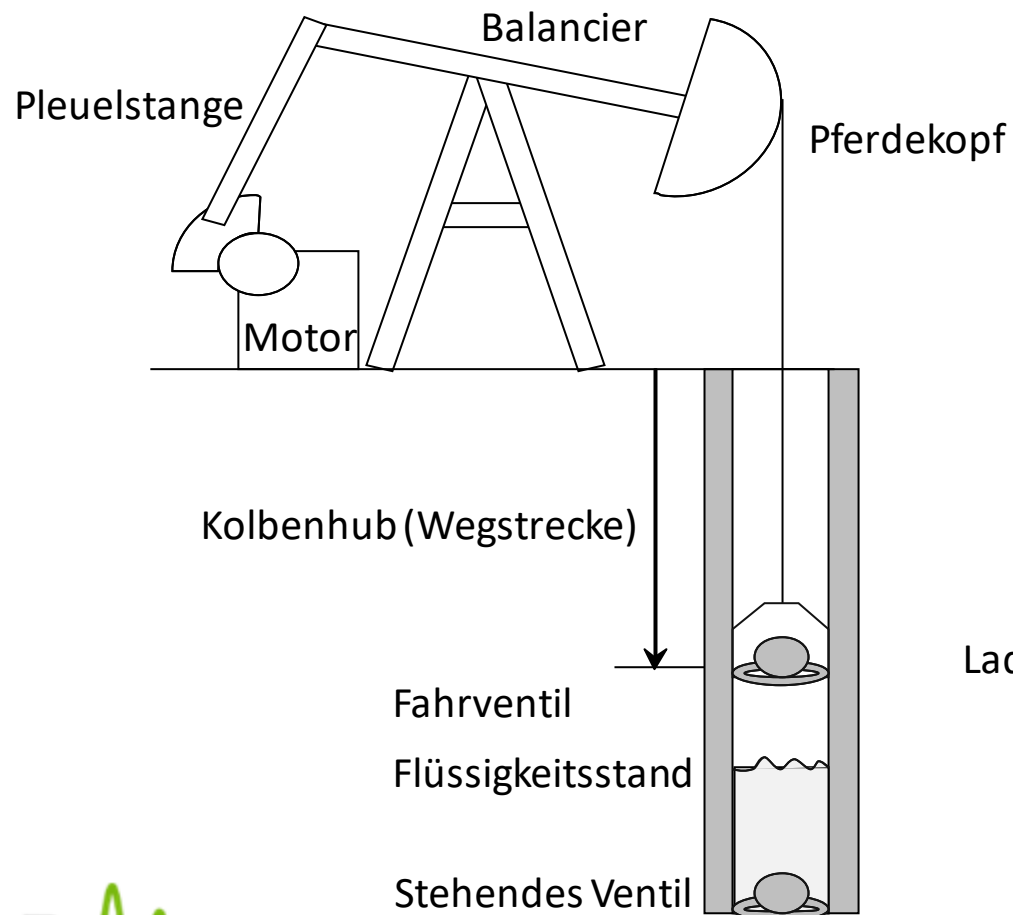
Root Cause Analyse wird erfolgreich durchgeführt und beschleunigt Wartung



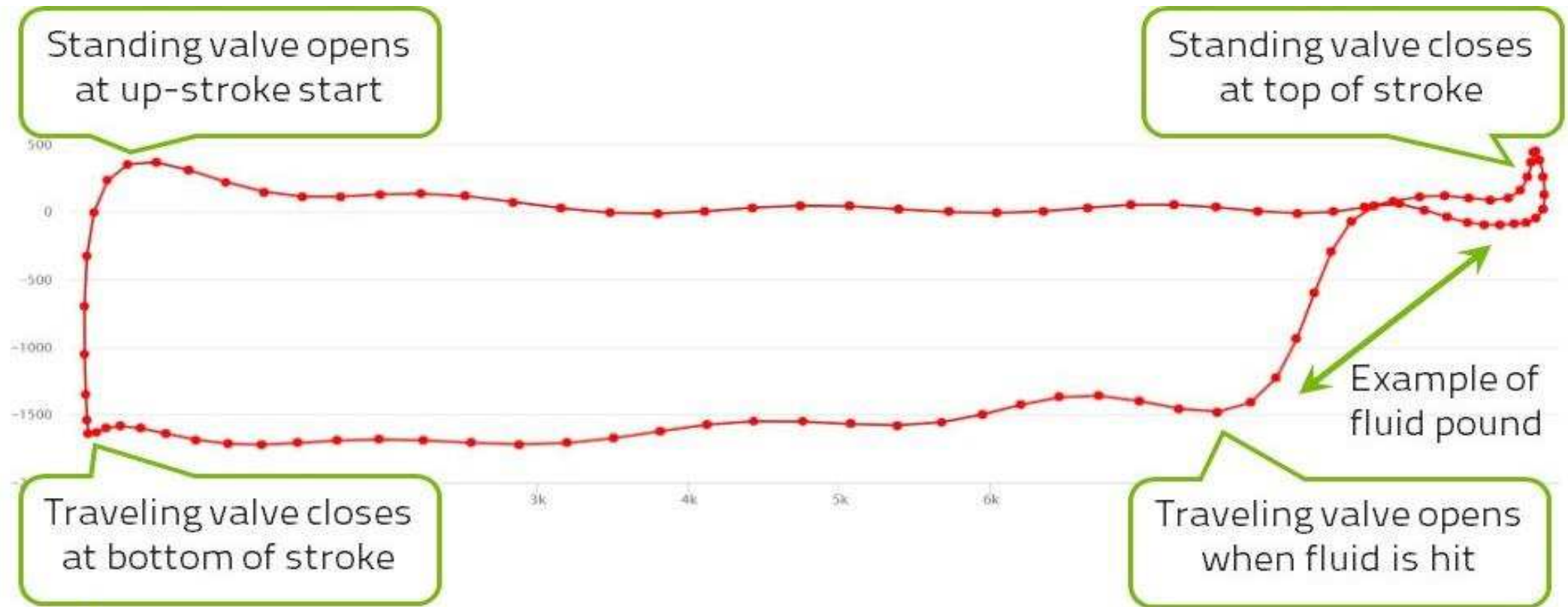
SIEMENS



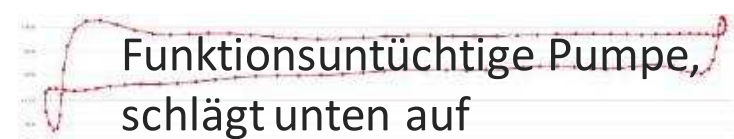
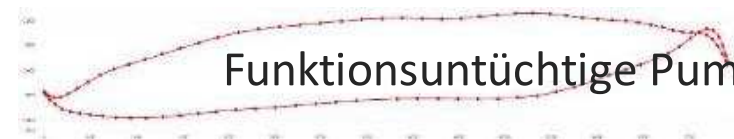
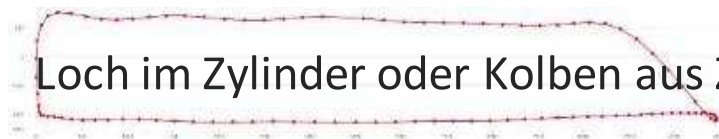
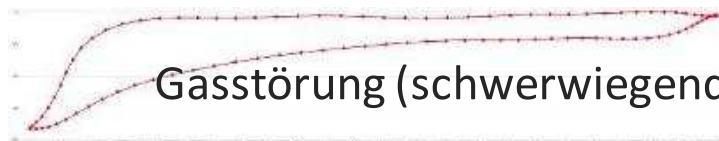
Pferdekopfpumpen



Dynamometerkarten zeigen den Schaden



Verschiedene Fälle haben einzigartige Signaturen



Ergebnisse

Kategorie	Training Daten	Test Daten	Fehler
Normal	8557	1529	0
Flüssigkeitsaufprall (leicht)	5347	955	0
Flüssigkeitsaufprall (schwerwiegend)	93	15	0
Betriebsunfähige Pumpe	1981	379	0
Pumpe schlägt unten auf	1740	303	2
Pumpe schlägt unten und oben auf	2258	407	2
Betriebsunfähige Pumpe, schlägt unten auf	9045	1626	1
Fahrventil- oder Kolbenleck	98	15	1
Stehendes Ventil, Fahrventilleck oder Gasstörung	345	62	0
Ausgepumpt	234	39	1
Loch im Zylinder oder Kolben aus Zylinder raus	132	20	0
Gasstörung (schwerwiegend)	101	11	0
Gesamt	29931	5361	7

Beispiel: Pumpen Diagnose & Vorhersage

Dynamometerkarte erlaubt **definitive Diagnose** aller Hauptprobleme

Diagnose wird durch **maschinelles Lernen** abgebildet

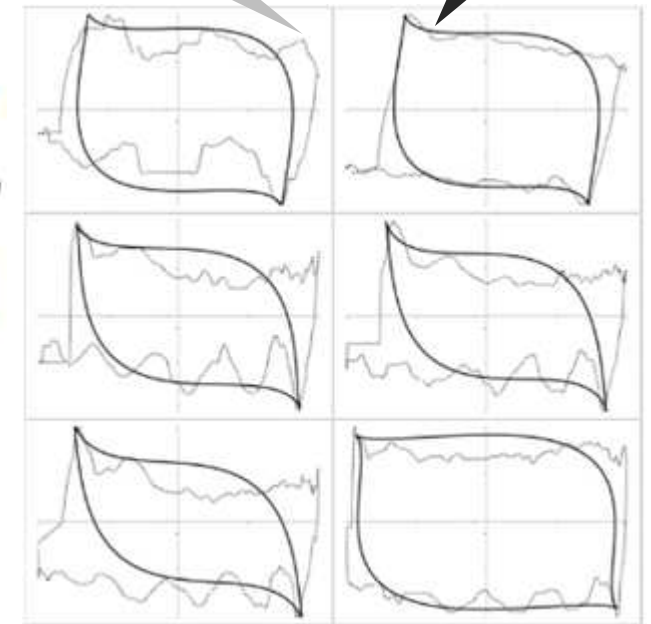
Charakteristik wird für die Zukunft erfolgreich **vorhergesagt**

Instandhaltungskosten **↓20 %**
Ölausbeute **↑7 %**

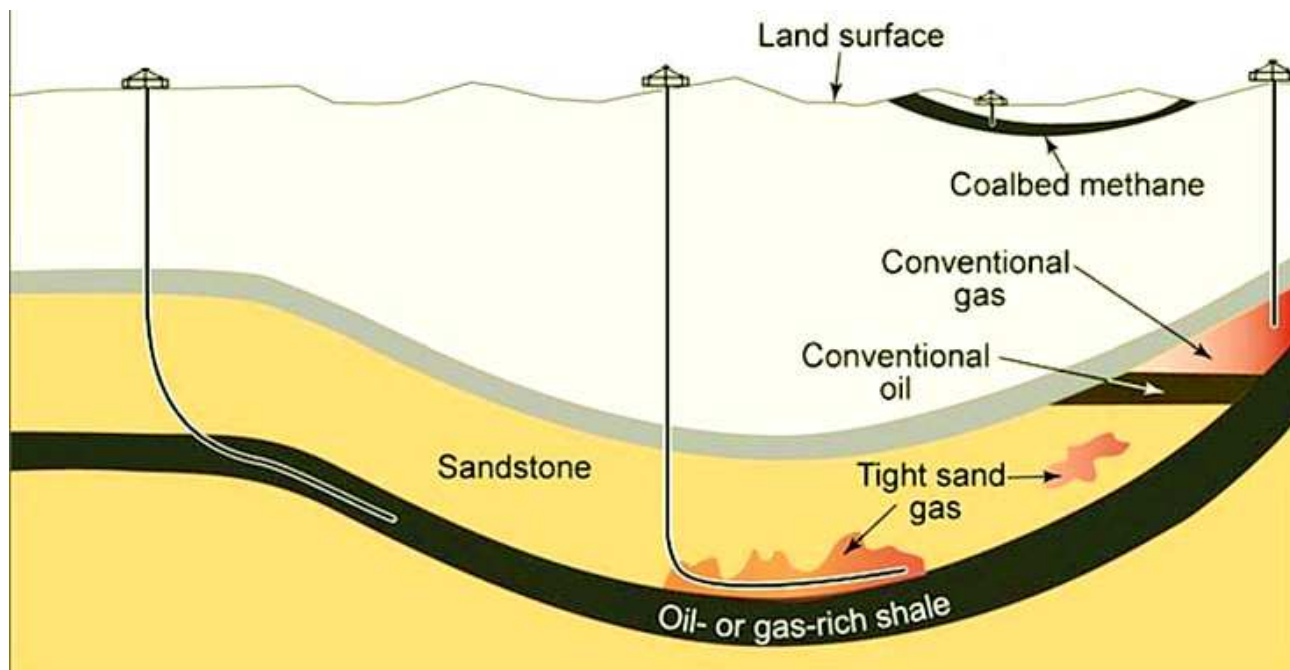


Messung

Modell



Prevention of sand production



Anlagenfahrer Aktionen sind Gut, nicht Optimal

Aktionen basieren auf
Erfahrung und **Schulung**

Ein paar wenige Größen
dienen als Grundlage

Nicht alle Daten können
genutzt werden und
Marktdaten stehen **nicht zur**
Verfügung ... es gibt zu viele



Schichtwechsel senkt Leistung

Beim Schichtwechsel ist die **nächste Schicht** immer besser

Darum macht die nächste Schicht **sofort große Änderungen**

Anlage reagiert verzögert, sie ist selten im **optimalen Zustand**

Wiederholt sich beim nächsten Schichtwechsel...



Beispiel: Ausbeute & Selektivität

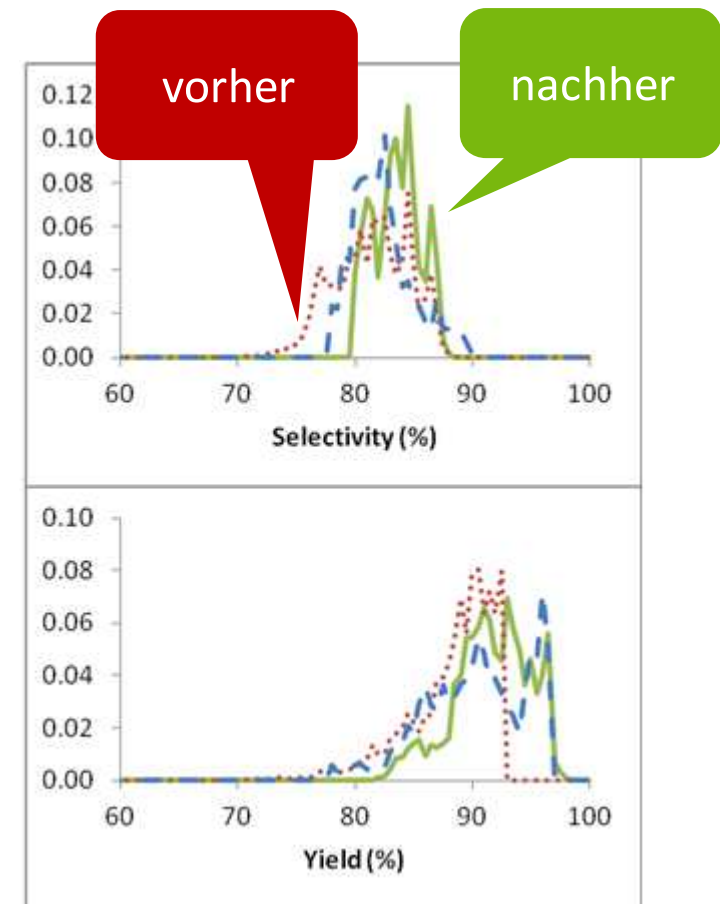
Silikonproduktion wird modelliert mit APO

Selektivität $\uparrow 3\%$

Ausbeute $\uparrow 5\%$

Mengen der **Katalysatoren und Promotoren** wurden dynamisch geändert

Prozess **Temperaturen und Drücke** wurden justiert um die **Umgebung** zu kompensieren



Beispiel: Wirkungsgrad im Kraftwerk

Heizkraftwerk **Reuter-West** in Berlin produziert Strom und Fernwärme

Wirkungsgrad **↑1,1 %**

Nur Parameter der **Fernwärme** standen zur Änderung zur Verfügung

Stromerzeugung, Wetter und Markt stellten die Randbedingungen dar



Beispiel: Lastenverteilung von Reaktoren

Anlage hat **7 Reaktoren** verbunden mit demselben **Materialstrom**

Reaktoren haben **diverse Designs** und sind mit **anderen Katalysatoren** befüllt

Maximiert **Selektivität** und **Ausbeute** durch **Lastenverteilung** im System

Selektivität **↑ 3 %**

Ausbeute **↑ 4 %**



Beispiel: Eigenverbrauch reduzieren

Chemiekraftwerk produziert Dampf, Druckluft und Strom

Eigenverbrauch ↓ 9 %

Diverse **Pumpen** und **Ventilatoren** durften aus- und angeschaltet werden

Produktionskapazitäten und Wetter stellten die Randbedingungen dar



Beispiel: Energieverbrauch Reduzieren

Luftzerteilungsanlage soll ein Minimum an Strom verbrauchen

Energieverbrauch wird gewichtet, je nach Element das produziert wird z.B. O₂, N, Ar

APO regelt den Betrieb in Reaktion zur Umgebung

Energie ↓ 4 %



Linde



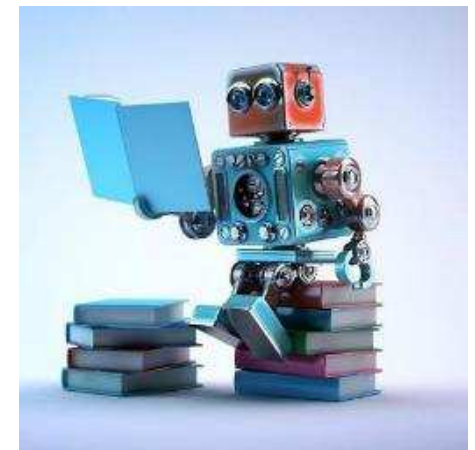
Sensor-Virtualisierung

Prozessgrößen sind **hoch korreliert** z.B. mit Labormessungen

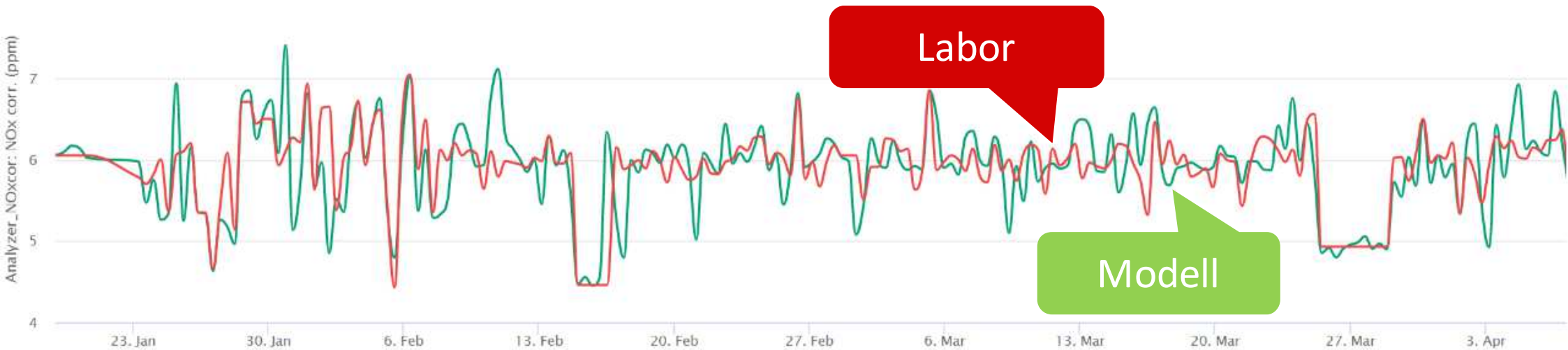
Daten der Vergangenheit werden benutzt um die **Abhängigkeit** zu **lernen**

Man kann den fehlenden Sensor durch eine berechnete Formel **ersetzen**

Dies ergibt dann eine **Echtzeit Messung** die **günstig** und **einfach** ist



Beispiel: NOx und SOx Messungen



Echtzeit Erkenntnis über Schadstoffe **ohne teures und anfälliges Gerät**



Spart Sensor **Kosten**, Sensor **Instandhaltung**, und **Strafzahlungen** an die Regierung wenn Sensoren ausfallen



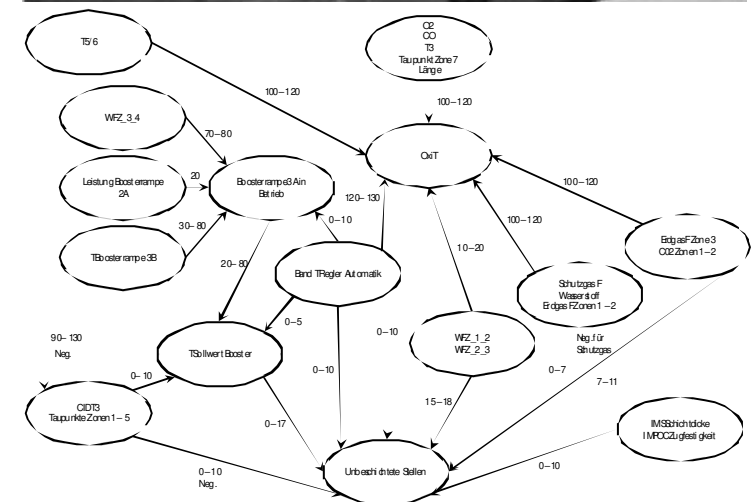
Stahlplatten werden beschichtet, aber manche Stelle bleiben **unbeschichtet**

Stellen werden per Augenmaß erkannt -
sollen per **Prozessdaten** erkannt werden

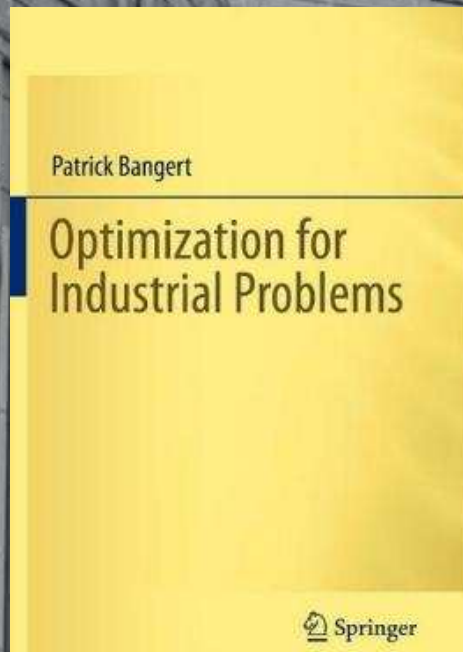
Ursachen wurden in ein **Ursachennetzwerk** verbunden

Ausschuss ↓4 %

Kosten ↓ 4 %



Weitere Informationen...



Zentrale

algorithmica technologies GmbH
Küchlerstr. 7
61231 Bad Nauheim

Kontakt

r.sternberg@algorithmica-technologies.com
(0176) 5354 0038

www.algorithmica-technologies.com