

Intelligente Zustandsüberwachung von Windenergieanlagen als Cloud-Service

Jens Eickmeyer¹, Tanja Krüger³, Adrian Frischkorn³, Omid Givechi², Tobias Hoppe³, Peng Li², Florian Pethig¹, Sebastian Schriegel¹ und Oliver Niggemann^{1,2}

¹Fraunhofer Anwendungszentrum Industrial Automation (IOSB-INA), 32657 Lemgo
email: {jens.eickmeyer, florian.pethig, oliver.niggemann}@iosb-ina.fraunhofer.de

²inIT-Institut Industrial IT, University of Applied Sciences, 32657 Lemgo
email: {peng.li, omid.givechi, oliver.niggemann@hs-owl.de}

³resolto informatik GmbH, 32051 Herford
email: {adrian.frischkorn, tobias.hoppe, tanja.krueger}@resolto.com

Kurzfassung

Der schnelle Anstieg des durch Windenergie produzierten Anteils am Stromhaushalt der Bundesrepublik Deutschland zeigt, welches Potential diese regenerative Energiequelle im Vergleich zu fossilen Brennstoffen hat. Neben Weiterentwicklungen von Windenergieanlagen in den Bereichen Mechanik (Schwingungen, neue Werkstoffe), Elektrotechnik, Leistungselektronik und Regelungstechnik spielen neue Themen der Informationsverarbeitung, Vernetzung und intelligenten Steuerung eine immer größere Rolle bei der Optimierung des Ertrags einer Windenergieanlage. Ein Beispiel ist die dynamische Wartungsplanung auf Basis einer präzisen Anlagenüberwachung. Dieser Artikel beschreibt einen ganzheitlichen Ansatz eines solchen Systems. Diese besteht aus einer Cloud-basierten Infrastruktur zur Datenerfassung, die anlagenunabhängig einfach zu installieren ist (Plug and Play) und verschiedenste Sensordaten erfassen kann sowie aus einer intelligenten Zustandsüberwachung, die aus erfassten Sensordaten automatisch ein Referenzanlagenmodell lernt. Dieses Modell wird genutzt um Prozessanomalien präzise und frühzeitig zu detektieren.

1. Einleitung

Die „Global Wind Statistics 2014“ der GEWC (Global wind Energy Council) [1] zeigt den kontinuierlichen Anstieg der weltweit installierten Kapazität von Windenergieanlagen über einen Zeitraum von 17 Jahren. Allein im Jahre 2014 gab es 44% mehr Neuinstallationen als im Vorjahr. Daraus ergab sich global eine Gesamtkapazität 369.553 Megawatt. Speziell in

Europa werden heute 11% des Energiebedarfs durch Windenergie als erneuerbare Ressource abgedeckt. Dieses kontinuierliche und rapide Wachstum macht Windenergie derzeit zur wettbewerbsfähigsten alternative zu fossilen oder atomaren Energiequellen.

In der Fallstudie "Maintenance management of wind power systems using condition monitoring systems life cycle cost analysis for two case studies" [2] wurde durch Anbietern befragungen von Windenergieanlagen-Wartungsservices verschiedener festgestellt, dass insbesondere unerwartete Ausfälle zu extremen Wartungsaufwänden führen. Dabei können Kosten von bis zu 300.000€ für große Wartungen und Reparaturen inklusive dem Tausch von Komponenten entstehen. In diesen Kosten ist dabei der produktive Ausfall der Anlage noch nicht berücksichtigt. Daher ist ein wichtiger Faktor die Ausfallzeiten zu reduzieren, größere Schäden zu vermeiden und eine maximale Verfügbarkeit der Anlagen zu garantieren.

Es existieren heute zwei grundsätzliche Ansätze der Wartung. Zum einen können strikte Wartungsintervalle geplant werden. Hierbei werden im regelmäßigen Turnus Kontroll -und Wartungsarbeiten durchgeführt. Mit diesen Wartungsintervallen wird präventiv Verschleiß vorgebeugt. Hierbei entstehen Personalkosten und Ausfallzeiten, die nicht immer notwendig sind, da es sich um eine vorbeugende Maßnahme handelt. Die zweite Strategie ist die zustandsorientierte Wartung, bei der auf Fehler in der Anlage reagiert wird. Das Problem bei der reaktiven Wartung ist die Unplanbarkeit, die zu längeren Stillstandzeiten führt. Daher bringen beide Ansätze zu lange Stillstandzeiten der Anlage mit sich, die wiederum zu Produktionsverlusten führen.

Um diese Probleme zu reduzieren kann eine neue, dritte Wartungsstrategie eine Lösung sein. Diese Strategie orientiert sich dabei ebenfalls an dem Anlagenzustand. Es wird aber nicht erst nach dem Auftreten von Fehlern reagiert, sondern Fehler (z.B. Verschleiß) werden prognostizieren um vor dem Auftreten des Fehlers zu reagieren. Dafür ist eine präzise und proaktive Überwachung der Windenergieanlage notwendig. Mit Systemen zur Zustandsüberwachung (Condition Monitoring) wird so eine Planung ermöglicht [3]. Bei der Zustandsüberwachung versuchen die Systeme die Zustände einer Anlage zu überwachen, um den Betreiber der Anlage Daten zu liefern auf deren Grundlage über den Abnutzungsgrad entschieden werden kann. Da Verschleiß, Ölqualität oder Materialfestigkeit nicht mit herkömmlicher Sensorik erfasst werden kann, wird bei der Zustandsüberwachung aus gegebener Sensorik und mit Erfahrung von Experten auf diese Kenngrößen geschlossen. Um diese Systeme im Betrieb nutzen zu können, müssen Modelle der zu überwachenden Anlage erstellt werden, in die auch das Wissen der Experten einfließt. Bestehenden Systeme der Zustandsüberwachung setzen spezifische Sensorik in einer Anlage voraus und sind spezialisiert auf Einzelteile einer Windenergieanlage. Es gibt bereits verschiedene System die

Teile einer Windenergieanlage überwachen. Für das Getriebe und dessen Öltemperatur wurde in [4] ein Multiagenten System trainiert. Das Maschinenlager einer Windenergieanlage mit einer „Shock Pulse“ Methode in [5] überwacht. Des Weiteren [6] wurden Methoden der Radiografie und des Ultraschalls angewandt um die Flügel eines Windrades zu überwachen. Alle diese Lösungen setzen sehr spezielle Sensoren voraus, die vor allem in älteren Anlagen nachgerüstet werden müssten.

In diesem Beitrag wird eine in dem Projekt PrognosSENSE entwickelte Lösung zur Datenerfassung und eine in dem Projekt PrognosBRAIN entwickelte Lösung zur intelligenten Datenanalyse zur Überwachung einer WEA präsentiert. Es werden Algorithmen vorgestellt, die in der Lage sind sensorunabhängig ein System zu modellieren und eine Anomalie-Detektion durchzuführen.

Dieser Artikel ist wie folgt strukturiert: In Kapitel 2 wird die Gesamtarchitektur der entwickelten Zustandsüberwachung beschrieben. Kapitel 3 vertieft dann den Teilaspekt Datenerfassung mit einer Cloud-Infrastruktur, Kapitel 4 vertieft den Teilaspekt der intelligenten Datenverarbeitung und Kapitel 5 beschreibt die entwickelte Benutzerschnittstelle. Kapitel 6 gibt eine zusammenfassende Bewertung der Lösung.

2. Systemarchitektur des entwickelten Zustandsüberwachungssystems

Die entwickelte Lösung zur Zustandsüberwachung besteht aus drei Funktionsschichten (Layern). Abbildung 1 zeigt den Layer 1 als Hardwarelayer. Hier findet die Ankopplung des Überwachungssystems an die physikalische Windenergieanlage statt. Dabei ist vorgesehen die Daten sowohl existierender Sensoren als auch zusätzlicher Sensorik zu verwenden. Die Daten der existierenden Sensoren werden mit Hilfe von Protokollumsetzern (sogenannte Gateways) von den lokalen Kommunikationssystemen in eine OPC UA-Schnittstelle gespiegelt. Der Layer 1, also die Anlage mit den Schnittstellen der Datenerfassung werden über eine VPN-Verbindung (DSL, GPRS oder ähnlichem) mit dem Layer 2 (Middleware) verbunden. Diese Middleware besteht aus einer Apache Cassandra Datenbank und einem OPC UA-Aggregation Server. Dieser kommuniziert über viele OPC UA-Verbindungen mit der Hardware und führt die Sensordaten in einer Datenbank zusammen. Auf diese Datenbank greift Layer 3 (Software) zu. Aus den Sensordaten können Anlagenmodelle gelernt werden. Die Sensordaten werden im Überwachungsbetrieb mit den gelernten Modellen verglichen. Das System wird über eine Benutzerschnittstelle (HMI) bedient.

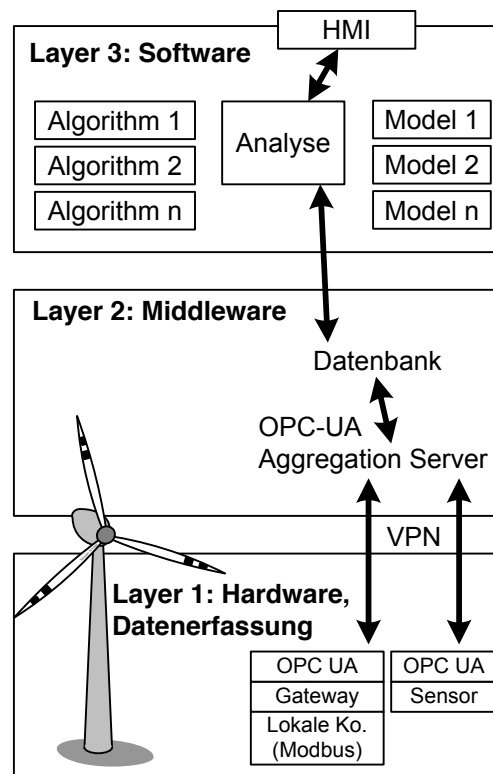


Abbildung 1: Architektur

3. Datenerfassung mit einer Cloud-Infrastruktur (Layer 1 und 2)

Der technische Aufbau von Windenergieanlagen, insbesondere der eingesetzten Steuerungs- und Kommunikationstechnik ist heutzutage sehr heterogen. Um die vorhandene Sensorik zu nutzen, sind deshalb Gateways notwendig, welche eine Protokollumsetzung auf ein Cloud- bzw.-Internet-fähiges Prozessdatenkommunikationsprotokoll ermöglicht. Für das Projekt wurde als Basisschnittstelle OPC UA gewählt. OPC UA bringt einerseits die Fähigkeit mit sich, die Daten mit einem entsprechenden Informationsmodell auch semantisch zu beschreiben und ist somit eine gute Basis für eine einfache Systemkonfiguration (Plug and Play) und basiert auf dem Internetprotokoll. Ein entsprechender Gateway für das Echtzeit-Ethernet-System MODBUS wurde auf Basis eines Einplatinen-PC (Begale Bone Black) implementiert. Für die Zustandsüberwachung müssen die Prozessdaten zeitlich korreliert werden. Um in den verteilten Knoten eine definierte Genauigkeit sicherstellen zu können, verfügt das entwickelte Gateway über eine explizite Uhrzeitsynchronisation mit dem Protokoll NTP. Die Prozessdaten werden mit einer genau Uhrzeit (ca. 5ms – 100ms Genauigkeit erreichbar) versehen.

Als Cloud-Plattform wurde in dem Projekt Microsoft Azure verwendet. Auf dieser Plattform wurde der OPC UA Aggregation Server und eine Datenbank implementiert.

4. Intelligente Zustandsüberwachung (Layer 3)

Als Grundlage für die intelligente Zustandsüberwachung dient ein Anlagenmodell. Die hier präsentierte Lösung beinhaltet ein automatisch gelerntes Verhaltensmodell der Anlage auf der Basis observierten Daten. Dieses Modell muss in der Lage sein großen Mengen an Sensordaten und deren Abhängigkeiten untereinander (Korrelationen) schnell verarbeiten zu können. Klassische, manuelle Modellierungsansätze bauen auf Expertenwissen zur Generierung von virtuellen Anlagenmodellen auf, um den Produktionsprozess abzubilden. Die äußeren Einflüsse (wie Windstärke, Temperatur, etc.) müssen in ein solches Modell einfließen. Daher ist die Generierung eines solchen Modells sehr zeitaufwendig und braucht detailliertes Prozesswissen. Hier wird ein entwickeltes Verfahren aus dem Bereich des maschinellen Lernens vorgestellt, das ein mathematisches Modell der Anlage lernt. Dieses Modell ist dabei in der Lage sowohl die äußeren Einflüsse wie auch komplexe Korrelationen der inneren Sensorik zu lernen.

4.1. Modellierung einer Windkraftanlage

Im Bereich des maschinellen Lernens gibt es zwei grundsätzliche Ansätze zum Abbilden von Prozessen aus einer Datenbasis. Hier wurde der Ansatz des unüberwachten Lernens angewandt. Diese Art des Lernens setzt kein exaktes Wissen darüber voraus, ob die präsentierten Daten einen Fehlerfall oder das Normalverhalten repräsentieren. Anders als beim überwachten Lernen entfällt somit der enorme Aufwand der Datenannotation bei der eben diese Separation von Fehlerfall und Normalverhalten geleistet werden muss.

Hier wurde eine unüberwachte Lernmethode auf Basis der Hauptkomponenten Analyse entwickelt. Dabei ist die Grundidee, das Normalverhalten einer Anlage aus einem Datensatz zu lernen, der während eines Produktionszeitraums aufgenommen wurde, der von den Anlagenbetreibern als normale Produktion bezeichnet wurde. Der Anspruch an diesen Datensatz ist, dass die Daten zum Großteil diesen normalen Betrieb widerspiegeln.

Jeder Datenpunkt eines solchen Datensatzes entspricht allen Sensorwerten zu einem bestimmten Zeitpunkt. Hierbei wird die Abtastrate entsprechend der Spezifikation aus Sektion 4 festgelegt. Diese Darstellung entspricht einem hochdimensionalen Problem, bei dem jeder aufgenommene Sensor einer Dimension entspricht. Zur Verarbeitung dieser hohen Komplexität der Dimensionen und ihrer Korrelationen, wird die Hauptkomponentenanalyse [7] genutzt.

Bei diesem Verfahren wird die Dimension der Daten reduziert. Dazu werden die Daten bezüglich der Richtung ihrer maximalen Varianz transformiert. Nach dieser Transformation

entspricht die reduzierte Dimension einer Abbildung mehrere Sensoren auf eine Dimension. Hierbei fallen stark korrelierte Sensorwerte zusammen. Dieses Verfahren führt zu einem Informationsverlust, der allerdings aufgrund der zum Teil starken Redundanz in den Daten abgefangen wird. Die Stärke des Informationsverlustes hängt aber auch von den Lernparametern dieses Verfahren ab.

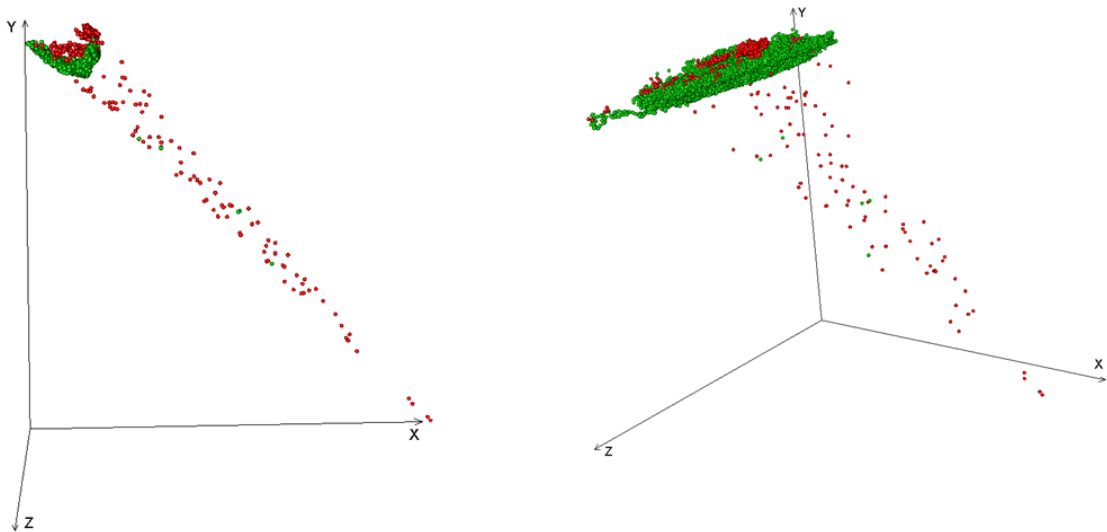


Abbildung 2: Transformiertes Modell aus zwei Perspektiven. Normalproduktion in Grün, Anomalien in Rot dargestellt

Abbildung 2, stellt den reduzierten Datenraum der Evaluierungsdaten für diesen Artikel dar. Diese Daten bestehen aus der Aufnahme einer Windenergieanlage über den Zeitraum von vier Jahren und mit einer Auflösung von einem Datensatz pro 10 Minuten. Hierbei wurde der Datenraum aus 12 Sensorwerten auf eine dreidimensionale Darstellung reduziert, um die Daten zu visualisieren. Dabei zeigt Abbildung 2, zwei verschiedene Perspektiven desselben Modells. In Grün wurden hierbei die Daten des Normalverhaltens markiert und Rot zeigt entsprechend Anomalien innerhalb des Aufnahmezeitraums. Wie sich bei dieser Darstellung schon erkennen lässt, bilden die Normaldaten einen abgeschlossenen Bereich von dem sich die Anomalien sichtbar unterscheiden.

4.2. Anomalie Erkennung

Mit dieser Darstellung lassen sich Anomalien nun als Abweichung vom Normalmodell berechnen. Hierfür wird eine neue Observation in der Anlage, mit der nun bekannten Transformationsmatrix, in den dimensionsreduzierten Raum des Modells überführt. In diesem reduzierten Raum wird der Abstand der Observation zu den bekannten Normaldaten berechnet.

An dieser Stelle muss festgestellt werden, dass der Vergleich einer Observation mit den bekannten Normaldaten sehr aufwendig werden kann. Dieser Aufwand entsteht durch die Menge an gelernten Normaldaten. Durch die Wahl einer effizienten Datenstruktur wie zum Beispiel einem binären Baum, dessen Ende nur aus einem Punkt oder Nichts besteht, lassen sich die Daten entsprechend ihrer Struktur vorsortieren und in $O(\log(n))$ Laufzeit durchsuchen. So lässt sich effizient eine hochrelevante Untermenge der Datenpunkte in einem Vorverarbeitungsschritt für jede eingehende Observation extrahieren.

Damit die Entscheidung getroffen werden kann, ob es sich bei einer neuen Observation um eine Anomalie handelt, muss der Abstand der transformierten Observation zur Untermenge des gelernten Normalraums bestimmt werden. Hierfür können die Euklidische Distanz, die Manhattan Distanz oder die Mahalanobis Distanz als Distanzfunktionen genutzt werden. Um nun zu entscheiden wann ein Punkt einen zu hohen Abstand von dem gelernten Normal hat, müssen Verteilungsfunktionen wie zum Beispiel der Normalverteilung, der Hotelling t-Verteilung oder der Marr-Wavelet [8] mit diesen Distanzfunktionen verknüpft werden. Die Wahl der Verteilungsfunktion und ihrer spezifischen Form gibt vor, ab welchem Abstand eine Observation nicht mehr Teil der gelernten Verteilung ist. Der maximale Abstand wird anhand der Verteilung der verglichenen Untermenge ermittelt. Hierbei wird ein Konfidenzintervall festgelegt oder im Falle der Marr-Wavelet ein Wert von 0 als Schwellenwert. Werden diese Werte erreicht oder unterschritten handelt es sich um eine Anomalie.

4.3. Evaluation des Verfahrens

Zur Evaluation dieses Verfahrens wurde ein Datensatz genutzt der über einen Zeitraum von vier Jahren mit einer Auflösung von 10 Minuten aufgezeichnet wurde. Hierbei wurde ein gelerntes Model auf 11544 Observationen angewandt. Diese Observationen beinhalteten 4531 gemeldete Fehler innerhalb des Aufnahmezeitraums. Entsprechend waren 7013 der Observationen normale Produktion. Aus den Rückgabewerten der Anomaliedetektion wurde eine Verwechslungsmatrix aufgestellt:

True Pos.	True Neg.	False Pos.	False Neg.	Bal. Acc.	F-Measure	Elapsed Time
3970	6517	496	561	90,27%	88,25%	68s

Hierbei wurden als Maß für die Güte des Algorithmus die ausbalancierte Genauigkeit und das F-Maß angewandt. Da in diesem Anwendungsfall die Daten von Natur aus ungleich verteilt sind, also es erheblich weniger Fehlerdaten als Normaldaten gibt, liefern diese beiden Maße ein nicht verzerrtes Bild über die Güte der Anomaliedetektion des Algorithmus. Wie auf der Tabelle zu erkennen ist erreicht diese Methode eine Genauigkeit von 90,27% und erkennt dabei 88,25% der Fehler korrekt. Dabei werden für die Berechnung der 11544 Observationen (entspricht einem Zeitraum von ca. 80 Tagen) 68 Sekunden gebraucht.

Die Anwendung der Hauptkomponentenanalyse bringt noch eine weitere praktische Option mit sich. Durch eine Erweiterung dieser Analyse lassen sich auch fehlende Sensorwerte durch das Model automatisch abschätzen. Hierbei werden fehlende Sensorwerte durch die gelernten Korrelationen der Modellsensorwerte mittels eines EM-Algorithmus geschätzt. So werden die Werte eingesetzt, die bei gleichzeitigem Vorkommen anderer Sensorwerte am wahrscheinlichsten sind. Dies macht das Model robust gegen nicht kritische Sensorausfälle und lässt es weiter arbeiten bis diese Ausfälle behoben wurden.

5. Benutzerschnittstelle

Das HMI (*Human Machine Interface*) des PrognosBRAIN abstrahiert von der zugrundeliegenden Komplexität der Anwendung der Algorithmen aus dem Bereich des maschinellen Lernens und ermöglicht dem Benutzer eine einfache Überwachung seiner Maschinen. Dazu bietet es dem Benutzer eine schnelle Übersicht über alle Maschinenzustände, Optionen zur historischen und Echtzeit Darstellung der Sensordaten, ein Feedbacksystem zur Annotation von Anomalien und Kommunikation von Handlungsempfehlungen, einem Modell-Wizard zur Erstellung von algorithmischen Modellen sowie die Einsicht in die vorhergesagte Wahrscheinlichkeit zur Anomalie-Detektion.

Das HMI besteht aus sechs Komponenten: Home, Sidebar, Analyze, Compare, Report und Model-Wizard. Die Home-Ansicht zeigt eine Übersicht über alle überwachten Maschinen und deren aktuellen Status. Der Status wird durch Ampelfarben kodiert und beschreibt eine vorhergesagte Anomalie (rot), eine mögliche Anomalie (gelb) oder, dass keine Anomalie in den Daten zu erkennen ist (grün). Dabei realisiert die Sidebar die Navigation zwischen den einzelnen Anlagen, welche überwacht werden.

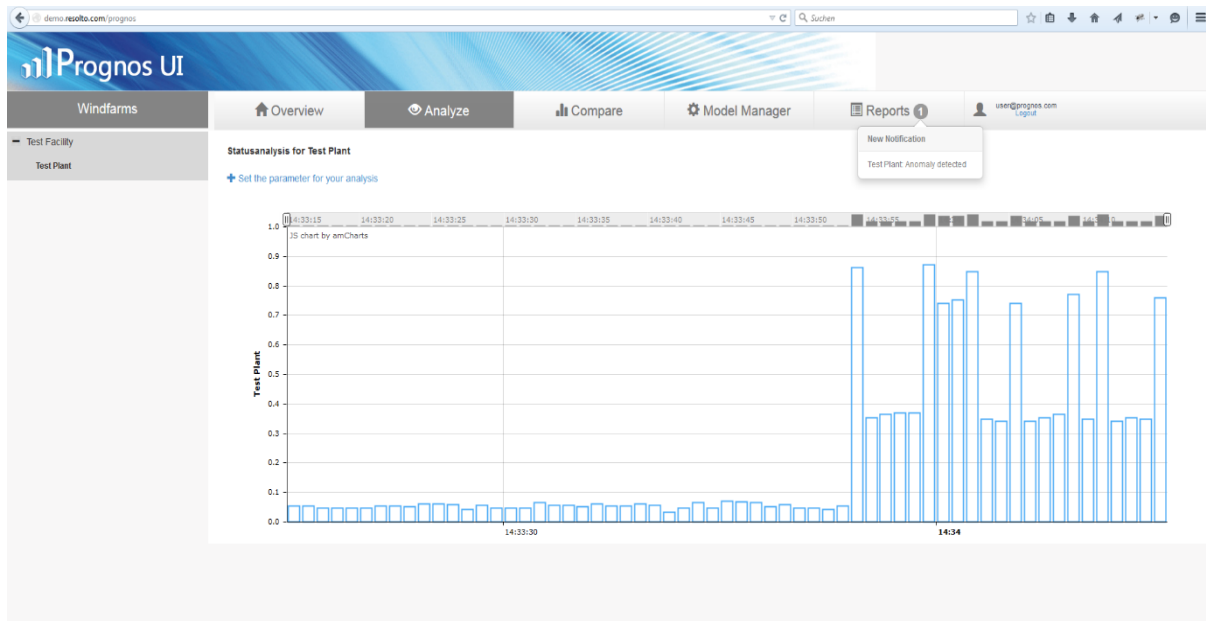


Abbildung 4: PrognosBRAIN Interface

In der Analyze-Ansicht wird die vorhergesagte Wahrscheinlichkeit einer Anomalie bei einer überwachten Maschine dargestellt. Es können sowohl historische Analysedaten als auch Analysedaten in Echtzeit dargestellt werden wie in Abbildung 4 zu sehen ist. Hier entsprechen sehr hohe Ausschläge Anomalien, wobei mittlere Ausschläge die erste Abweichung vom Normal beschreibt.

Innerhalb der Compare-Ansicht ist es möglich Sensorwerte anlagenübergreifend über einen bestimmten Zeitraum zu vergleichen. In der Vergangenheit aufgetretene und auch vorhergesagte Anomalien werden in den Diagrammen automatisch vermerkt, sodass Sensorwerte direkt mit den Anomalien in Verbindung gebracht werden können. So können auf sehr übersichtliche Art die für die Anomalie relevanten Sensorwerte ermittelt werden.

Sobald die Algorithmen eine Anomalie in einer Anlage detektieren, wird der Anwender durch eine Warnung in Form eines Popup benachrichtigt. Dabei stellt die Reports-Ansicht ein Postfach für alle auflaufenden Anomalie-Benachrichtigungen dar. Mit der in der Nachricht verknüpften Anomalie lassen sich Informationen (z.B. kurzer Ursachenbericht des Technikers) verbinden, die bei wiederholtem Auftreten der Anomalie als Handlungsempfehlung kommuniziert werden. Auf diese Art wird das Expertenwissen auf natürlich Weise in das Gesamtsystem eingepflegt und unterstützt andere Techniker bei ähnlichen Problemen.

Der Model-Wizard führt den Benutzer anhand von mehreren Dialogen durch den Prozess der Modellerstellung zur prädiktiven Überwachung einer Maschine, ohne dass dieser Fachwissen über den verwendeten Algorithmus besitzen muss. Aufgabe des Benutzers ist es lediglich den

Zeitraum in der Datenaufnahme anzugeben in dem die Anlage den zu erwartenden Ertrag erwirtschaftet hat. Auf Basis der Daten des angegebenen Zeitraumes wird dann ein Modell berechnet (siehe Kapitel 4).

6. Zusammenfassung und Ausblick

In diesem Beitrag wurde ein System zur intelligenten Zustandsüberwachung von Windenergieanlagen präsentiert. Dabei war die Voraussetzung ein System zu schaffen, das unabhängig vom genauen Anlagentyp und der vorhandenen Sensorik, Daten sammelt, sie einem automatischen Lernverfahren zur Verfügung stellt und dann nach einem initialen Lernbetrieb zur Anomalie Detektion genutzt werden kann.

Dafür wurde der Hardwareansatz zur Datenerfassung dargestellt, der als Prototyp in dem Forschungsprojekt PrognosSENSE gebaut wurde. Sowie die Analyse Software aus dem Forschungsprojekt PrognosBRAIN, die aufgrund der zugrunde liegenden Daten ein Modell berechnet und mit einem Algorithmus basierend auf einer Hauptkomponentenanalyse Observationen auswertet. Als Cloud-Service nutzbar steht diesem System eine Benutzerschnittstelle zur Verfügung, die abstrahierte und aufbereitete Ergebnisse dem Nutzer einfach und übersichtlich darstellt.

Die Auswertung der Anomaliedetektion zeigt, dass die Anlage mit 90,27% Genauigkeit überwacht werden kann wobei eine Anomalieerkennungsrate von 88,25% erreicht wird.

Dieser Prototyp soll in Zukunft um neue Methoden erweitert werden. So wird die Breite der Anwendungsgebiete erhöht.

Danksagung

Die Projekte PrognosSENSE und PrognosBRAIN werden gefördert durch das Bundesministerium für Wirtschaft und Energie nach einem Beschluss des Deutschen Bundestages, unter den Förderkennzeichen KF2074717KM3 und KF2074719KM3.

Referenzen

- [1] Global Wind Energy Council. Global wind statistics 2014. Available online at http://www.gwec.net/wpcontent/uploads/2015/02/GWEC_GlobalWindStats2014_FINAL_10.2.2015.pdf, March 2015
- [2] Julia Nilsson and Lina Bertling. Maintenance management of wind power systems using condition monitoring systems life cycle cost analysis for two case studies. IEEE Transactions on Energy Conversion,, 22(1):223–229, 2007.

- [3] Wenxian Yang, Peter J Tavner, Christopher J Crabtree, Y Feng, and Y Qiu. Wind turbine condition monitoring: technical and commercial challenges. *Wind Energy*, 17(5):673–693, 2014]
- [4] AS Zaher and SDJ McArthur. A multi-agent fault detection system for wind turbine defect recognition and diagnosis. In *Power Tech, 2007 IEEE Lausanne*, pages 22–27. IEEE, 2007.
- [5] Li Zhen, He Zhengjia, Zi Yanyang, and Chen Xuefeng. Bearing condition monitoring based on shock pulse method and improved redundant lifting scheme. *Mathematics and computers in simulation*, 79(3):318–338, 2008.
- [6] E Jasinien, R Raiutis, A Voleiis, A Vladiuskas, D Mitchard, M Amos, et al. Ndt of wind turbine blades using adapted ultrasonic and radiographic techniques. *Insight-Non-Destructive Testing and Condition Monitoring*, 51(9):477–483, 2009.
- [7] Pearson, Karl. "LIII. On lines and planes of closest fit to systems of points in space." *The London, Edinburgh, and Dublin Philosophical Magazine and Journal of Science* 2.11 (1901): 559-572.
- [8] Lei Nie, Shouguo Wu, Jianwei Wang, Longzhen Zheng, Xiangqin Lin, and Lei Rui. Continuous wavelet transform and its application to resolving and quantifying the overlapped voltammetric peaks. *Analytica chimica acta*, 450(1):185–192, 2001.