

Schlussbericht

zu dem IGF-Vorhaben

Analyse und Überwachung des Energieverbrauchs in der Verfahrenstechnik und der Produktionstechnik

der Forschungsstelle(n)

Fraunhofer IOSB-INA

Institut für Mikroelektronik - und Mechatronik Systeme gemeinnützige GmbH

Das IGF-Vorhaben 16419 BG der Forschungsvereinigung Elektrotechnik
beim ZVEI e.V. - FE wurde über die



im Rahmen des Programms zur Förderung der Industriellen Gemeinschaftsforschung (IGF) vom



Bundesministerium
für Wirtschaft
und Energie

aufgrund eines Beschlusses des Deutschen Bundestages gefördert.

A handwritten signature in black ink, appearing to read 'T. Hutschenreuther', written in a cursive style.

Lemgo, Ilmenau, 21.10.2014

Ort, Datum

Prof. Dr. rer. nat. Oliver Niggemann
Dr. Tino Hutschenreuther

Name und Unterschrift des/der Projektleiter(s)
an der/den Forschungsstelle(n)

Inhaltsverzeichnis

1	Einleitung	5
1.1	Forschungsthema	5
1.2	Motivation	5
1.3	Projektablauf	7
2	Stand von Wissenschaft und Technik	9
2.1	Passive Maßnahmen zur Reduktion des Energieverbrauchs	9
2.2	Aktive Maßnahmen zur Reduktion des Energieverbrauchs	10
2.3	Energiedaten-Erfassung und -Übertragung	10
2.4	Protokolle der Automatisierungstechnik zur Energieoptimierung	11
2.5	Lernen des Normalverhaltensmodells und Anomalieerkennung	11
3	Datenerfassungs- und Kommunikationskonzept	13
4	Demonstratoren	15
4.1	SmartFactoryOWL	15
4.2	Energiedemonstrator	15
4.3	Siemens SmartAutomation	16
4.4	Wesergold Palletieranlage	16
5	Drahtlose Erfassung von Prozessdaten	19
5.1	Drahtloses Sensornetzwerk	19
5.2	BASE-Box – Plattform für industrielle eingebettete Systeme	20
5.3	Zeitsynchronisation in drahtlosen Sensornetzen	22
5.3.1	Flooding Time Synchronisation Protocol	23
5.3.2	Simple Network Time Protocol	23
5.3.3	Messverfahren	23
5.3.4	Messungen	24
5.4	Systemkonzept	25
6	Modellierung und Lernen	29
6.1	Lernen von Zustandsmaschinen	29
6.2	Lernen des Energieverbrauchs in hybriden zeitbehafteten Automaten	30
7	Anomalieerkennung	33
8	Transfer zur Industrie	37
8.1	Publikationen	37
8.2	Vorträge	37
8.3	Messen	37
8.4	Geplante Veröffentlichungen	38
8.5	Aktualisiertes Transferkonzept	38
8.6	Wissenschaftlich-technischer und wirtschaftlicher Nutzen der Ergebnisse	38
9	Fazit	39

Abbildungsverzeichnis

1	Kernidee des Antrages.	6
2	Der Methodische Ansatz im Anubis Projekt.	7
3	Das Lernen der Energie- und Systemmodelle.	7
4	Diagnoseaufbau und Übertragung der Informationen.	8
5	SmartFactoryOWL.	15
6	Energiedemonstrator.	16
7	Siemens Reaktormodul.	16
8	Wesergold Palettenbelader KR-363 Schematische Darstellung der Prozessumgebung. .	17
9	Wesergold Palettenbelader KR-363.	17
10	Sensorknoten BAsE-Meter zur Erfassung von Energieverbrauchsdaten.	19
11	embedded-PC BAsE-Box.	21
12	Hauptplatine der BAsE-Box.	21
13	Systemkonzept embedded-PC und drahtloses Sensornetz.	25
14	Mittlere Synchronisationsfehler.	27
15	Maximale Synchronisationsfehler.	27
16	Hybrides Modell.	29
17	Der HyBUTLA Algorithmus.	29
18	Lernen des Energieverbrauchs in jedem Zustand des hybriden zeitbehafteten Automaten.	30
19	Komponenten des Anomalieerkennungssystem.	33
20	Konzept des Gesamtsystems.	34
21	Signalversatz in Automatisierungsanlagen.	34
22	Konvergenzkriterium.	35

1 Einleitung

1.1 Forschungsthema

Anubis

Analyse und Überwachung des Energieverbrauchs in der Verfahrenstechnik und der Produktionstechnik unter Berücksichtigung betriebswirtschaftlicher Fragestellungen — Erkennung und Vermeidung suboptimaler Energiebilanzen in der Produktion

1.2 Motivation

Um den Klimawandel zu bremsen, werden heute Gebäude gegen Wärmeverluste gedämmt, der Treibstoffverbrauch von Automobilen wird reduziert und nachhaltige Wege der Energieerzeugung werden entwickelt. Bei allen Erfolgen darf jedoch nicht vergessen werden, dass die produzierende Industrie inkl. Energiewirtschaft in Deutschland noch immer für 78,8% des in Deutschland entstehenden CO₂ verantwortlich ist [44]. Es lässt sich ebenfalls feststellen, dass Deutschland zwar seinen CO₂ Ausstoß im Inland von 2000 auf 2006 um 1,9% verringern konnte, diese Entwicklung aktuell aber durch einen starken Anstieg des durch die Herstellung von Exportgütern entstehenden CO₂ gebremst wird; dieser Ausstoß stieg im gleichen Zeitraum um 18,6%. D.h. Deutschland als Exportnation braucht im besonderen Maße eine energiearme Produktion, um nicht vor einer Entscheidung zwischen Umweltverschmutzung und Exporterfolg zu stehen.

Viele der momentan laufenden Forschungsprojekte betrachten zur Energiereduktion in der Produktion lediglich passive Verfahren, wie zum Beispiel das Austauschen von energiefressenden Antrieben gegen energiesparende Varianten. Diese Maßnahmen sind wichtig und liefern brauchbare Ergebnisse, allerdings muss man längerfristig einen Schritt weiter gehen. In diesem Projekt sollen aktive Maßnahmen zur langfristigen Sicherung der Energieeffizienz entwickelt werden. Zu den aktiven Maßnahmen gehören z.B. eine bessere Erkennung suboptimaler Energieverbräuche, die energiebewusste Planung und Regelung von Produktionsprozessen oder intelligente energetische Systeme. In einer Studie des VDMA [39] wird das Energieeinsparpotential in Maschinen und Anlagen auf ca. 20% eingeschätzt.

Die Erfassung, Überwachung und Optimierung des Energieverbrauchs ist daher heute eine zentrale Frage des Anlagen- und Maschinenbaus. Dies stellt z.B. die Studie "MANUFUTURE" der Europäischen Kommission in [20] fest: "A sustainable reduction of energy consumption by manufacturing processes and products over their whole life cycles would have a high impact on society." Die Automation ist dabei ein wesentlicher, unverzichtbarer Bestandteil: Nur die Automatisierungssysteme können Energiedaten erfassen, mit Prozessinformationen abgleichen und u.U. steuernd eingreifen. Die Studie "Automation 2020 - Bedeutung und Entwicklung der Automation bis zum Jahr 2020" hielt daher im Jahr 2009 als erste Herausforderung für die Zukunft der Automation fest: "Der Klimawandel und die Verknappung von Rohstoffen erfordern den effizienten Umgang mit Ressourcen und Energie – die Automation ist dafür unverzichtbar." [49].

Verschiedene interessante Einsatzszenarien wären möglich, wenn die Energieinformationen den Automationssystemen bzw. den Planungs- und Engineeringwerkzeugen zur Verfügung stehen würden:

1. Wüsste die Automation, wie der normale Energieverbrauch für spezielle Anlagen und Aufträge ist, könnte die Automation Anomalien erkennen. Solche Anomalien deuten oft auf Verschleißerscheinungen oder auf eine schlechte Anlagenkonfiguration hin. Eine schlechte Anlagenkonfiguration kann in diesem Zusammenhang auch eine betriebswirtschaftlich suboptimale Konfiguration bedeuten.
2. Diese Anomalien stehen oft im Zusammenhang mit automatisch ausregelbaren Steuerungsparametern, z.B. zu hohe Blindleistung durch das zeitgleiche Zuschalten von Antrieben oder ungleichmäßige Phasenauslastung. Wäre der Zusammenhang zwischen Steuerungsparameter und Energiedaten bekannt, könnten die Steuerungen/ Regler einen energieoptimalen Arbeitspunkt anfahren — z.B. durch Beeinflussung der Aktoren (z.B. der Motoren) oder durch Zuschalten von Energiespeichern. Da eine direkte Regelung des komplexen Systems oft nicht möglich ist und solche Systeme eine hohe Totzeit zwischen dem Setzen neuer Stellgrößen und der System-

reaktion aufweisen, kann hier z.B. auf eine modellbasierte prädiktive Regelung zurückgegriffen werden.

3. Neue Kommunikationsbusse und -profile wie PROFenergy unterstützen das Abschalten von Teilsystemen zur Einsparung der Energie. In der Praxis müssen die Einsparungen durch Abschaltzeiten aber gegen Hochlaufzeiten und Produktionsverzögerungen abgewogen werden. Auch das (Wieder-)Einschalten der Anlage bzw. von Teilsystemen stellt eine gewisse Stresssituation dar, die ohne gezieltes Energiemanagement leicht zu erhöhtem Ausfall von Aggregaten führt. Ständen der Automation Energiedaten zur Verfügung, ließe sich eine betriebswirtschaftliche Optimierung erzielen.
4. Die Leitsystemebene könnte durch Verwendung von Energieprofilen für Aufträge die anstehenden Aufträge so einplanen, dass ein betriebswirtschaftlich optimaler Ablauf entsteht. So könnte z.B. eine zeitnahe Produktion gegen eine kostengünstigere Produktion nachts abgewogen werden (Stichwort "Smart Grid") oder die einzelnen Prozessschritte könnten so eingeplant werden, dass Maschinen in der Summe energieoptimaler arbeiten.

Das hier beantragte Projekt zielt auf die zwei zentralen offenen Fragen, die einer Umsetzung obiger Einsatzszenarien noch im Wege stehen:

Energiedatenerfassung: Energiedaten wie Leistungen oder Oberwellen müssen mit klassischen Automationsdaten wie Sensorwerte, Leitsystemdaten und ERP-Daten integriert werden — z.B. in Form einer Datenbank. Hierzu ist es zum einen notwendig, dass die entsprechende Sensorik vorhanden ist. Zum anderen müssen diese Daten mittels Netzwerkprotokollen an die Automation kommuniziert werden.

Energiemodellierung: Benötigt wird ein Modell, das die Abhängigkeiten zwischen Energiedaten und den Automatisierungsdaten, wie z.B. Anlagendaten (Feld- und Steuerungsebene), Auftrags-/Rezeptdaten (Leitebene) und betriebswirtschaftliche Daten (ERP-Ebene) erfassen kann. Dieses Modell muss Maßzahlen wie Energieverbrauch und die davon abhängigen betriebswirtschaftlichen Kennzahlen prognostizieren können.

Beide Fragen sind heute offen und sollen mit diesem Projekt beantwortet werden. Anschließend erfolgt eine Verifikation der Ergebnisse für das Einsatzszenario 1, die **Anomalieerkennung**. Für die Einsatzszenarien 2, 3, 4 erfolgt in diesem Projekt nur eine Analyse der Ergebnisse bzgl. ihrer Potentiale, es wird aber keine Lösung erarbeitet. Dies Vorgehen ist in Abbildung 1 graphisch dargestellt.

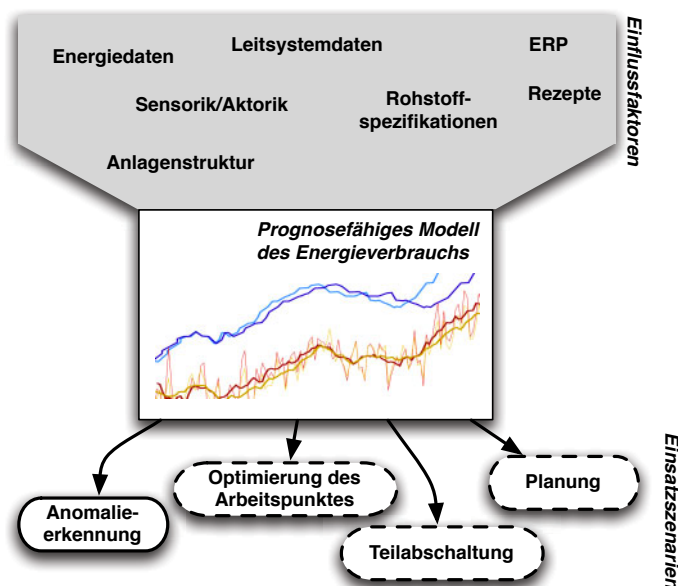


Abbildung 1: Kernidee des Antrages.

1.3 Projektablauf

Methodischer Ansatz

Der methodische Ansatz kann grob in zwei Phasen erläutert werden (siehe Abbildung 2): Das Lernen des Verhaltensmodells und das Analysieren des Verhaltens (Anomalieerkennung) in der Betriebsphase.

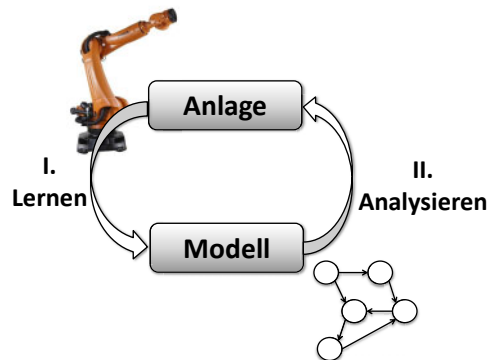


Abbildung 2: Der Methodische Ansatz im Anubis Projekt.

Der Ablauf der Lernphase (Phase I aus Abbildung 2) ist in Abbildung 3 dargestellt. Basis für das Lernen ist ein geeigneter Modellformalismus. Für das Lernen werden Messungen aus der Anlage verwendet, die vorher synchronisiert und in einer Datenbank abgelegt werden. Diese Punkte sind Bestandteil des AP3.

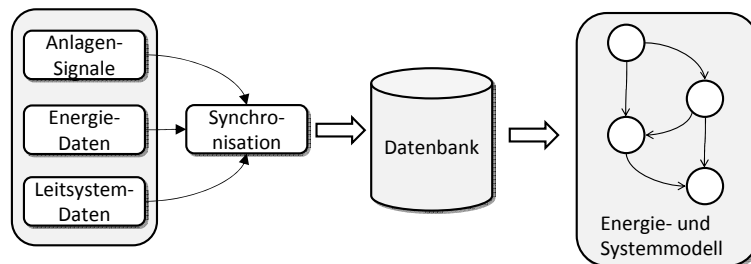


Abbildung 3: Das Lernen der Energie- und Systemmodelle.

Die Anomalieerkennung (Phase II aus Abbildung 2) wird nach dem Schema in Abbildung 4 implementiert. Hierfür müssen die Messungen online dem Diagnoserechner zugeführt werden. Gleichzeitig werden diese Messungen mit den Leitsystem- und ERP-Daten synchronisiert. Die Anomalieerkennung wird auf einem embedded System implementiert. Die Ergebnisse werden wiederum auf dem Leitsystem visualisiert. Diese Punkte werden in AP4 detaillierter betrachtet.

Zur Verifikation der Forschungsergebnisse sollten Messungen an verschiedenen Anlagen vorgenommen werden: der Lemgoer Modellfabrik sowie zwei Produktionsanlagen bei den Firmen Smartfi-

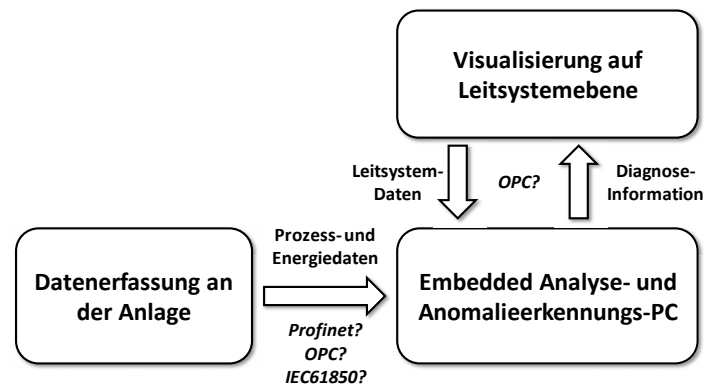


Abbildung 4: Diagnoseaufbau und Übertragung der Informationen.

ber und Weidmüller. Zu Beginn des Projektes teilte die Firma Smartfiber mit, dass die Anlagen verkauft und abmontiert wurden. Die Anlage bei Weidmüller stellte sich als für das Vorhaben ungeeignet heraus (siehe Arbeitspaket 1, Kapitel 3). Damit fiel ein Teil der durchzuführenden Messungen weg. Als Ersatz konnten zwei weitere Anlagen für das Projekt verfügbar gemacht werden: eine Versuchsanlage bei der Firma Siemens sowie eine Produktionsanlage bei der Firma Wesergold. Somit konnten an folgenden Anlagen Messungen durchgeführt werden:

Die SmartFactoryOWL. Es handelt sich um eine Versuchsanlage am am IOSB-INA in Lemgo. Es werden sowohl kontinuierliche als auch diskrete Fertigungstechniken verwendet.

Versuchsanlage bei Siemens Automation in Karlsruhe. Die Anlage bildet kontinuierliche Prozesse ab.

Anlage bei Wesergold in Rinteln. In dieser Produktionsanlage werden diskrete Prozesse abgebildet.

Um die Nutzbarkeit der Projektergebnisse auf eine weitere Klasse von Industrieanlagen auszuweiten, wurde ein weiteres Forschungsgebiet adressiert. Es handelt sich um Anlagen mit niedrigerem Automatisierungsgrad. So fordert z.B. die Norm ISO 50001 die Erfassung von Energieverbräuchen auch an älteren Anlagen. Das bedeutet, für die Modellierung, das relevante Daten möglicherweise nicht im Prozessabbild der Kommunikationsinfrastruktur enthalten sind, bzw. bei Altanlagen fehlt oft eine grundlegende Kommunikationsstruktur. Um diese Einsatzbereiche abzudecken, bietet sich der Einsatz eines drahtlosen Sensornetzwerkes an. Es wurden die entsprechenden Randbedingungen und Parameter hierfür identifiziert und das Konzept in der Praxis experimentell überprüft.

Während des Projektablaufs konnten die wissenschaftlich-technischen Mitarbeiter eingesetzt werden, die auch für die Projektlaufzeit geplant waren. Insofern konnte auf Vorwissen zurückgegriffen werden und die Gelder direkt für die Erarbeitung der Lösung eingesetzt werden. Es wurden keine Geräte über 2500 Euro beschafft und keine externen Leistungen genutzt. Im Verlauf des Projektes wurden nur notwendige Arbeiten zur Erreichung der Projektziele durchgeführt.

2 Stand von Wissenschaft und Technik

Die Überwachung und Optimierung des Energieverbrauchs von Produktionsprozessen ist aktuell ein sehr aktives Forschungsfeld. Derzeit liegt der Fokus aber häufig auf der Steigerung der Energieeffizienz einzelner Bauteile oder Baugruppen; z.B. die bessere Auslegung von Antrieben. Weitere Arbeiten konzentrieren sich auf die Effizienzsteigerung während der Planungs- und Konstruktionszeit im Vorfeld des Betriebs. Außerdem liegt der Fokus häufig auf der sparsamen Verwendung von Ressourcen/Rohstoffen.

Laut ISO 9000:2000 beschreibt die Effizienz „das Verhältnis zwischen dem erreichten Ergebnis und den eingesetzten Ressourcen“. Da das Ergebnis (ein Produkt) im Rahmen einer Effizienzsteigerung durch Kosteneinsparungen nicht an Qualität verlieren darf, verbleibt einzig die Möglichkeit der Einsparung an Ressourcen. Zu den Ressourcen zählen nicht nur die für das Endprodukt verwendeten Rohstoffe und Hilfsmittel, sondern auch die Energie, die für die Produktion eines Produktes verwendet wird.

2.1 Passive Maßnahmen zur Reduktion des Energieverbrauchs

Zur Reduktion des Energieverbrauchs in Produktionsanlagen werden derzeit hauptsächlich passive Maßnahmen durchgeführt. Dazu gehören zum Beispiel Analysen und Maßnahmen, die in der Planungsphase durchgeführt werden. So wird zum Beispiel im Projekt „e-SimPro“ [9] der Energieverbrauch einer Anlage im Vorfeld simuliert um Schwachstellen bzw. Verbesserungspotenzial zu ermitteln; die in unserem Projekt zentralen Themen wie Energie-Monitoring während des Betriebs und Kopplung mit der Automatisierungstechnik sind aber nicht vertreten.

Ein weiteres Anwendungsgebiet findet man in der Optimierung bestehender Anlagen. Es werden „stromfressende“ Verbraucher ermittelt und diese gegen effizientere Geräte mit gleicher Funktion ausgetauscht. Hauptsächliches Anwendungsfeld ist das Austauschen von elektrischen Antrieben. Ein wesentlicher Schritt in die Richtung ist das Einordnen der Elektromotoren in die Effizienzklassen IE1-IE3. In mehreren Stufen werden zwischen 2011 und 2017 nur noch die effizienten Antriebe zum Betrieb zugelassen. Eine weitere Maßnahme stellt die Forderung nach einer Drehzahlregelung mittels Frequenzumrichter dar. Derzeit werden immer noch viele Antriebe herkömmlich geregelt.

Einen weiteren Forschungsschwerpunkt stellt die Energierückgewinnung dar. Besonders in dynamischen Systemen mit hoher Massenträgheit (z.B. Aufzug, Regalbediensystem) lässt sich beim Verzögern die vorhandene Energie zurückgewinnen. Diese kann in Hochleistungskondensatoren oder anderen Energiespeichern zur weiteren Verwendung zwischengespeichert, direkt anderen Verbrauchern zugeführt oder ins Netz zurückgespeist werden.

Weitere Projekte (z.B. EnHiPro [12], NCPlus, EWOTeK [13]) optimieren den Energieverbrauch in Werkzeugmaschinen. Dabei liegt das Hauptfokus auf der Hilfsstoffoptimierung (EnHiPro) oder auf der Hilfsenergieoptimierung (NCPlus, EWOTeK). Da je nach Maschinentyp und Bearbeitungsprozess nur 20 bis 80 Prozent der von der Maschine aufgenommenen Energie für die Zerspanung aufgewendet werden, während die übrige Energie für Nebenaufgaben eingesetzt wird, ist das Einsparpotenzial an dieser Stelle erheblich. Durch effizientere Auslegung einzelner Baugruppen (z.B. des Antriebs) und Verbesserung einzelner Bauteile (z.B. der Hauptspindel) wird es beispielsweise möglich, die Anlage bei höheren Temperaturen zu betreiben und damit Kühlmittel einzusparen. Zusätzlich wird auf eine bedarfsgerechte Ansteuerung und Abschaltung von Maschinenkomponenten im Stillstand geachtet. Diese Projekte konzentrieren sich jedoch lediglich auf die Phase der Anlagenplanung. Wurde einmal ein optimaler Betriebspunkt ermittelt, so wird davon ausgegangen, dass er sich nicht mehr verändert. Da der Anlagenbetrieb jedoch stetigen Änderungen ausgesetzt ist (z.B. Umwelteinflüsse, Verschleiß) sollte auch dieser Aspekt nicht vernachlässigt werden.

2.2 Aktive Maßnahmen zur Reduktion des Energieverbrauchs

Für das hier beantragte Projekt sind aktive Maßnahmen von größerer Bedeutung. Hierzu zählt das Beobachten der Produktionsanlage und das Reagieren auf evtl. Störfälle in Echtzeit.

In [4] beschreiben Cannata et. al. eine Methode, um ein Produktions-Management zu optimieren. Dabei werden im Wesentlichen drei Phasen angegeben: Monitoring, Analysis und Management. Diese drei Phasen werden nochmal weiter unterteilt. Es werden im Produktionsablauf mehrere Phasen ermittelt, die unterschiedlich viel Energie verbrauchen. Anschließend wird ermittelt, in welchem Zusammenhang diese Phasen zum Endprodukt stehen (direkt, indirekt, gar nicht). Die Phasen, die nicht mit dem Endprodukt im Zusammenhang stehen sollten verkürzt werden (z.B. einzelne Module erst dann aktivieren, wenn Material vorhanden ist).

Ditmair und Verl legen in [7] den Fokus auf den Produktionsprozess. Sie geben zunächst einige Kenngrößen an, anhand derer die Energieeffizienz ermittelt werden kann. Weiter zeigen sie die Relevanz auf, und wie diese Größen zusammenhängen. Am Beispiel eines Fräsprozesses wird gezeigt, wie der Energieverbrauch modelliert werden kann: Es werden Diagramme (Profile) erstellt, in denen einzelne Phasen des Fräsprozesses erkennbar sind. Diese Diagramme können für die Optimierung genutzt werden. Außerdem ist damit eine Vorhersage des Energieverbrauchs möglich, da anhand des Diagramms ständig bekannt ist, in welcher Phase sich die Anlage derzeit befindet. Somit könnte möglicherweise bereits im Vorfeld auf bestimmte Ereignisse "reagiert" werden.

Die Energieversorger regeln die Netzlast ebenfalls aktiv aus. Der Prozess wird „Substation Automation“ genannt. Dabei handelt es sich ebenfalls um eine Art der Diagnose der Netzlast. In bestimmten Zyklen (im ms-Bereich) werden Messungen der Netzauslastung durchgeführt. Wird eine Unregelmäßigkeit (ein kritischer Zustand, eine Störung) erkannt, so werden entsprechende Maßnahmen ermittelt und das Netz aktiv ausgeregelt.

2.3 Energiedaten-Erfassung und -Übertragung

Für die Erfassung von Energiemanagementdaten und deren Übertragung wurden bereits einige Normen veröffentlicht, bzw. sind derzeit in Arbeit.

Die Norm IEC 61850 beispielsweise bezweckt die Standardisierung der Übertragung von Energieinformationen. Sie beinhaltet ein Datenmodell, eine abstrakte Service-Schnittstelle und Übertragungsprotokolle. Die Datenübertragung basiert auf dem verbreiteten TCP/IP-Protokoll und auf der Manufacturing Messaging Specification (MMS) als klassische Client-Server-Kommunikation. Es können zyklisch Abtastwerte übertragen werden (Normteil 61850-9-1) oder auch Nachrichten, die beispielsweise aufgrund einer Störung erzeugt werden (mithilfe von GOOSE-Nachrichten, Normteil 61850-8-1). Die IEC 61970 beschreibt eine API zur Anbindung an eigene Implementierungen. Eine Harmonisierung der beiden Normen könnte zukünftig eine durchgängige Modellierung und Datenaustausch von der Primärtechnik Umspannwerk über die Fernwirktechnik und Netzleittechnik bis hin zu allen Applikationen an Energiemanagementsystemen ermöglichen.

Die im August 2009 eingeführte DIN EN 16001:2009 dient den Unternehmen als Leitfaden zum Aufbau eines betrieblichen Energiemanagementsystems zum Zwecke der nachhaltigen Steigerung der Energieeffizienz.

Die NAMUR-Empfehlung NE 107 wurde für die „Selbstüberwachung und Diagnose von Feldgeräten“ eingeführt und mit der VDI/VDE 2650, welche die „Anforderungen an Selbstüberwachung und Diagnose in der Feldinstrumentierung“ angibt, abgestimmt. Als dazu ergänzend kann die NE 91 betrachtet werden, die die „Anforderungen an den Datenaustausch mit Asset-Management-Systemen“ ausführlich beschreibt.

Ein weiterer Standard zur Energiedatenerfassung wird in EN13757 definiert, der M-Bus. Er definiert die Erfassung der Medien, Gas, Wasser, Wärme und Strom und ist somit im Heim- und Industriebereich einsetzbar. Zur Nutzung von Geräten unterschiedlicher Hersteller wurde die Open Metering Specification entwickelt. Diese befindet sich derzeit im Standardisierungsprozess.

2.4 Protokolle der Automatisierungstechnik zur Energieoptimierung

Ein weiterer Forschungsschwerpunkt liegt auf der Reduktion des Energieverbrauchs in Stillstandszeiten. Selbst im Stillstand verbraucht eine Anlage immer noch einen erheblichen Anteil des Verbrauchs in der Betriebsphase. Aus diesem Grund wurde vom PI (PROFIBUS & PROFINET International) PROFIenergy als ein Profil für das Energiemanagement in Produktionsanlagen entwickelt. Ziel ist die Minimierung des Energieverbrauchs in Stillstandszeiten. Hierbei zu unterscheidende Anwendungsszenarien sind kurze Pausen (z.B. Mittagspausen), längere Pausen (z.B. Wochenenden) sowie ungeplante Pausen (typischerweise Störungen, Länge nicht bekannt). Je nach Szenario werden mehr oder weniger Komponenten in unterschiedliche Energiesparmodi geschaltet. PROFIenergy definiert insgesamt 4 solcher Betriebsmodi, deren Implementierung obliegt dem Gerätehersteller.

Da PROFIenergy auf der PROFINET-Infrastruktur aufbaut, ist keine zusätzliche Verdrattung notwendig. Vielmehr definiert PROFIenergy allgemeingültige und standardisierte Methoden und Kommunikationsprotokolle. Mit ihnen kann die übergeordnete Instanz Zustandswechsel einzelner Komponenten herbeiführen und überwachen. Somit können Baugruppen im richtigen zeitlichen Ablauf ein- bzw. ausgeschaltet werden. Anschließend kann überprüft werden, ob alle Geräte im richtigen Modus arbeiten. PROFIenergy benutzt für diese Kommunikation den azyklischen PROFINET-Kommunikationsslot. Somit wird die zyklische Kommunikation nicht beeinflusst.

2.5 Lernen des Normalverhaltensmodells und Anomalieerkennung

Ein am Fraunhofer IOSB entwickeltes Verfahren zum Erlernen des Normalverhaltens (z.B. in [17]) verwendet das Verfahren der Modellgenerierung mittels selbstorganisierender Karten (self-organizing maps, SOMs). Anwendung findet dieses Konzept in der Prozessdiagnose feldbusorientierter Automatisierungsanlagen in der Verfahrenstechnik (Chemiebranche, Bayer AG). Es werden Softwareagenten eingesetzt, die kontinuierlich die auf den Feldbus übertragenen Nachrichten analysieren und charakteristische Merkmale extrahieren. Anschließend werden die Merkmale von einem Diagnosemanager zusammengefasst. Dieses Projekt ist ein gutes Beispiel für die Machbarkeit des Lernens von Normalverhalten in der Automatisierungstechnik.

Isermann [21] beschäftigt sich u.a. mit der modellbasierten Zustandsbeobachtung eines Systems (zumeist in der Automobilindustrie, z.B. Motoren). Für diesen Zweck wird ein regelungstechnisches Modell (i.A. mittels gewöhnlicher Differentialgleichungen) des Systems manuell erstellt. Die Modellparameter werden in einem nachfolgenden Schritt automatisch ermittelt ("model identification"). Im laufenden Betrieb der Anlage wird das Verhalten zusätzlich parallel zum regulären Betrieb mithilfe des Modells simuliert. Bei Abweichungen im Verhalten wird die Fehlerursache ermittelt, dieser letzte Schritt geschieht zumeist mit einfachen Klassifikationsmethoden wie z.B. "k-nearest-neighbour".

Für das Lernen von endlichen Automaten aus Beobachtungen (hier z.B. Messungen an der Anlage) existieren spezielle Lernalgorithmen: Generell kann dabei zwischen online und offline Methoden unterschieden werden. Online Verfahren erlauben dem Lernverfahren, bei Bedarf nach neuen Beispielen/Beobachtungen zu fragen, während offline Algorithmen sich mit einer gegebenen Menge von Beispielen zufrieden geben müssen.

Angluin stellte mit dem L^* Algorithmus (siehe [1]) den bekanntesten online Algorithmus für deterministische Automaten vor. Bollig et. al. entwickelte in [3] eine Version für nicht-deterministische Automaten.

Erste offline Algorithmen zum Lernen minimaler Automaten gehen auf Biermann [2] und Trakhtenbrot und Barzdin [48] zurück. Sehr bekannt sind heute der RPNI Algorithmus von Oncina and Garcia ([36], siehe auch [25]) und der RedBlue Algorithmus von Lang et. al. [26] — obwohl diese Algorithmen nicht zwingend den minimalen Automaten lernen.

Das Lernen von probabilistischen Informationen (d.h. Zustandsübergangswahrscheinlichkeiten) ist Gegenstand des ALERGIA Algorithmus von Carrasco und Oncina [5] und des MDI Algorithmus von Thollard, Dupont und de la Higuera [46]. Die Algorithmen verwenden unterschiedliche Kompatibilitätskriterien und auch die Art der Durchführung ist bis auf das Mergen (Zusammenführen) zweier

kompatibler Zustände grundsätzlich verschieden.

Das Lernen von temporalen Automaten mittels offline Lernen wird z.B. in [51, 52] behandelt. Es werden zwei grundsätzliche Methoden angegeben: (i) Die Verwendung sowohl positiver als auch negativer Beispiele und (ii) die Verwendung lediglich positiver Beispiele. Das Verwenden negativer Beispiele bedeutet, dass Beobachtungen von fehlerhaften Verhalten vorhanden sein müssen. Im Umfeld der Automatisierungstechnik ist dies nicht möglich, da man i.A. im Vorfeld nicht alle Fehler modellieren oder simulieren kann. In [50] gibt Verwer einen Algorithmus (RTI+) an, der zum Lernen von temporalen Automaten lediglich positive Beispiele verwendet. Dieser Algorithmus basiert auf dem RedBlue-Algorithmus und verwendet neben der Merge-Operation (Zusammenführen von ähnlichen Zuständen) auch eine Split-Operation (Aufteilung von Zuständen bei stark divergierendem Zeitverhalten). In [33] gibt der Antragsteller einen eigenen Algorithmus zum Erlernen eines temporalen endlichen Automaten an. Dieser Algorithmus verwendet eine andere Strategie als Verwer und ist besser für das Lernen des logischen Verhaltens in der Automatisierungstechnik geeignet.

Bislang konzentrierten sich wenige Forschungsarbeiten auf das Lernen nichtdeterministischer Automaten. Denis stellte in [6] einen offline Lernalgorithmus namens DeLeTe2 für die interessante Automatenklasse des "Residual Finite State Machines" vor.

Für das Lernen von hybriden Automaten sind dem Antragsteller keine Algorithmen bekannt, die in der Automatisierungstechnik angewendet werden könnten. Allerdings zeigt der Antragsteller in [33] erste Versuche und den Ansatz eines Algorithmus an, der hybride Automaten lernt. Das Lernen von hybriden Automaten ist Gegenstand eines parallel geförderten Projektes.

In [27, 28] werden unter dem Sammelbegriff "Novelty Detection" einige weitere Methoden aufgezählt, um das Normalverhalten zu erlernen und im Betrieb außergewöhnliche Ereignisse zu erkennen. Es wird hier zwischen den statistischen Verfahren und den auf den Neuronalen Netzen basierenden Methoden unterschieden.

Bei den statistischen Verfahren werden weiterhin die parametrischen und nicht-parametrischen Ansätze unterschieden. Während bei den parametrischen Verfahren ein gewisses Expertenwissen zur Parametrierung vorhanden sein muss, ist dies beim nicht-parametrischen Ansatz nicht notwendig. Zu den parametrischen Verfahren gehören u.a. das Gaussian Mixture Modelling (siehe Arbeiten von Tarassenko et.al.) und Markov-Ketten (z.B. in [35, 37]). Die nicht-parametrischen Verfahren umfassen u.a. eine Klassifikation mittels "k-nearest neighbour", "density estimation" und Clustering Ansätze (siehe [27], [28] für weitere Details).

3 Datenerfassungs- und Kommunikationskonzept

Die Anforderungen von den Projektpartnern weisen teilweise deutliche Unterschiede auf. Besonders im Kontrast stehen hier die Anforderungen von Siemens (Hohe Genauigkeit der Datenaufnahme aufgrund schneller Schaltsignale, wenige diskrete Signale, kontinuierliche Modellierung) gegenüber den Anforderungen von Wesergold (Genauigkeit der Datenaufzeichnung nicht entscheidend, da Anlagen-geschwindigkeit deutlich langsamer, Einfache Nutzung, Fokus auf der Anomalieerkennung von diskreten Signalen). Daher wurden von diesen beiden Partnern die Anforderungen übernommen. Dies ergibt für das Projektergebnis folgende Anforderungen: (i) Möglichst genaue Datenaufzeichnung, um auch sehr kleine Zykluszeiten aufzuzeichnen. (ii) Manuelle Auswahl der Eingangsdaten für die Lernverfahren. (iii) Automatisches Lernen des Normalverhaltens incl. feststellen der nötigen Datenmenge. (iv) Automatische Analyse der Daten incl. Darstellung aller gefundenen Anomalien.

Die Datenerfassung ist besonders im akademischen Umfeld ein vernachlässigtes Feld. Publikationen aus den Bereichen Monitoring und Diagnose findet sich viele [45, 16, 32, 8], Publikationen über die essentiellen Schritte die zu einer Diagnose führen, sind in der Minderheit. Aber: Ohne Lösungen für die Datenerfassung in verteilten Systemen sind Diagnose oder Monitoring nicht durchführbar. Viele Projekte aus diesen Bereich benutzen künstliche Daten, oder Daten die über proprietäre Datenschnittstellen wie z.B. TCP/UDP Blöcke aus PLCs oder alternativ OPC DA [15].

Aber diese Lösungen skalieren nicht ausreichend genug mit dem industriellen Alltag, besonders im Hinblick auf die Herausforderungen von Industrie 4.0. Zusätzlich bedeuten diese Lösungen weitere Nachteile: (i) Heterogene und Verteilte Systeme: Jede Systemweite Datenerfassung muss dem Problem von heterogenen und verteilten Systemen begegnen: Unterschiedliche Module benutzen unterschiedliche Steuerungsgeräte, unterschiedliche Industriellen Bussysteme und geben unterschiedliche Daten an die Benutzer weiter. (ii) Synchronizität: Sensoren, Aktoren und Controller in verteilten Systemen haben keine einheitliche Zeitbasis. In den meisten Fällen werden nur selektiv Daten aus den Systemen entnommen und dadurch können aktuelle Datenerfassungslösungen keinen Unternehmensweiten Status zu einem präzisen Zeitpunkt darstellen. (iii) Proprietärer Zugang zu Daten: Der Zugang den Prozessdaten und Beschreibungsdaten erfolgt bei vielen Geräten über proprietäre Schnittstellen, wie z.B. Web Interfaces. Zusätzlich werden Daten oft ohne weitere Semantische Informationen ausgegeben, z.B. bei Sensoren ohne die entsprechenden Charakteristika oder Informationen über den dazugehörigen Prozess. Diese Daten sind vielleicht in Dokumenten verfügbar, ohne diese semantischen Informationen, sind automatische verfahren zur Interpretation dieser Daten nicht möglich.

In diesem Abschnitt werden die im Projekt Anubis erzielten Ergebnisse zur Lösung dieser Problemstellungen dargestellt. Im einzelnen sind dies:

Lösung (i): Sensor und Aktorsignale werden von sogenannten Datenloggern erfasst. Diese sind mit allen relevanten teilen der jeweiligen Bussysteme verbunden und zeichnen den Busverkehr passiv, ohne den Netzwerkverkehr zu beeinflussen oder konfiguriert werden zu müssen, auf. Zusätzlich erlaubt eine adaptive Softwarearchitektur eine einfache Adaption an unterschiedliche Bussysteme wie z.B. PROFINET [23] oder EtherCat [2].

Lösung (ii): Der Einsatz des Precision Time Protocol (PTP) was in IEEE 1588 [13] definiert ist, wird genutzt um unterschiedliche Datenlogger auf eine einheitliche Zeitbasis zu bringen.

Lösung (iii): Die Nutzung der OPC-UA Middleware [7] um alle erfassten Daten über eine allgemein anerkannte Schnittstelle anzubieten. Ein OPC-UA Server aggregiert die Daten der Datenlogger und reichert diese, wenn nötig, über das integrierte Informationsmodell mit entsprechenden semantischen Informationen an. Anschließend werden diese Daten über die in OPC-UA standardisierten Interfaces wie z.B. HTTP/SOAP (für mobile Geräte) oder dem OPC-UA Binärprotokoll (für MES/SCADA Systeme) zur Verfügung gestellt. Mögliche Quellen für semantische Daten sind z.B. Sensoren die eigene semantische Informationen bereitstellen, MES/SCADA Systeme, IEC 61131 Engineering Software und natürlich manuell bereitgestellte Daten.

Lösung (iv): Integration von anderen Systemen: Um die Nutzbarkeit der Projektergebnisse auf eine weitere Klasse von Industrieanlagen auszuweiten, wurde ein weiteres Forschungsgebiet adressiert. Es handelt sich um Anlagen mit niedrigerem Automatisierungsgrad, z.B. ältere Anlagen. Das bedeutet, für die Modellierung relevante Daten sind möglicherweise nicht im Prozessabbild der Kommunikationsinfrastruktur enthalten oder diese Infrastruktur fehlt ganz. Um diese Einsatzbereiche abzudecken, bietet sich der Einsatz eines drahtlosen Sensornetzwerkes an. Es wurden die entsprechenden Rand-

bedingungen und Parameter hierfür identifiziert und das Konzept in der Praxis experimentell überprüft. Ein Sensornetz besteht aus mehreren selbstständig agierenden Sensormodulen. Diese auch Sensor-knoten genannten Module besitzen die für den jeweiligen Einsatzzweck notwendige Sensorik sowie eine Funkschnittstelle für die Kommunikation untereinander. Werden die Knoten ausgebracht und in Betrieb genommen, erkennen sie andere Teilnehmer in ihrer Nachbarschaft und bilden selbstständig eine Netzwerktopologie aus. Diese ist dynamisch, das heißt es können jederzeit Knoten zum Sensornetz hinzugefügt oder entfernt werden. Das drahtlose Sensornetz zeichnet sich durch einen im Vergleich zu üblicher Hardware der Automatisierungstechnik geringen Installationsaufwand aus. Kabel müssen - wenn überhaupt - nur für die Sensorik, nicht jedoch für die Datenkommunikation verlegt werden. Eine Konfiguration der Netzwerktopologie ist nicht notwendig. Neben den Energiedaten lassen sich auch andere, bereits in elektrischer Form vorliegende digitale (z.B. Lichtschranken, Endlagenschalter) und analoge (z.B. Messwerte) Signale einfach erfassen.

4 Demonstratoren

In diesem Kapitel werden Demonstratoren vorgestellt, die beim Projekt als Forschungsgrundlage unter anderem für Messungen zur Verfügung standen. Darunter fällt die SmartFactoryOWL, Energiedemonstrator, Siemens SmartAutomation und Wesergold Palletieranlage.

4.1 SmartFactoryOWL

Die SmartFactory ist eine Kombination aus Lager, Transport, Verarbeitung und Verpackung von Schüttgut (Mais). Durch den modularen Aufbau können die Systeme in ein Speichersystem, drei Transportsysteme, eine Waage, eine Flaschenabfüllung, ein Produktionsmodul sowie ein Lagersystem aufgeteilt werden. Diese Module umfassen eine Anzahl von Komponenten, einschließlich verteilte Steuerungen, Kommunikationsbusse (zB PROFINET), mehrere Transportbänder etc. In der Modellierung wurde der Fokus auf das Produktionsmodul sowie ein Abfüllsystem gelegt. Diese Demonstrationsplattform ist detailliert in [14] und [53] beschrieben worden.



Abbildung 5: SmartFactoryOWL.

4.2 Energiedemonstrator

Der Aufbau des Energiedemonstrators besteht aus einem aktiven Transportprozess (Förderband) und einem passiven Transportprozess (Fahrbahn). Abbildung 6 zeigt den physikalischen Prozess. Das Werkstück wird durch eine Metallkugel dargestellt. Der Prozessablauf beginnt mit dem Anheben der Metallkugel an der linken Startposition der Fahrbahn durch den Magneten. Das Förderband fährt die Metallkugel zu den Fallbereich und lässt ihn fallen. Der Transportprozess ist beendet, wenn die Kugel und der Magnet ihre Ausgangsposition erreicht haben, sodass der nächste Transportprozess starten kann. Der Energieverbrauch und die Zeitdauer für den gesamten Verfahrensschritt ist abhängig von der Übergabe zwischen den einzelnen Transportprozessen. Die dabei entstehenden diskreten und kontinuierlichen Sensoränderungen können über OPC-UA gelesen werden und in den folgenden Schritten verarbeitet und analysiert.

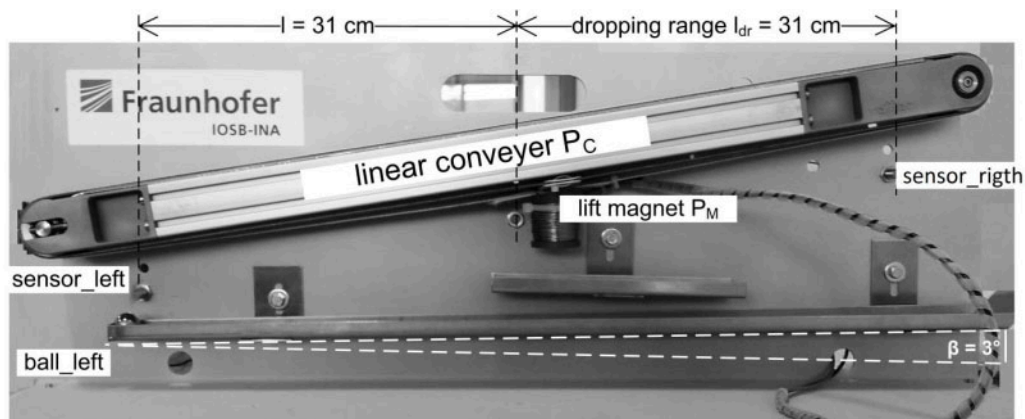


Abbildung 6: Energiedemonstrator.

4.3 Siemens SmartAutomation

In dieser Anlage befinden sich 4 Module, die namentlich in Recyclingmodul, Vorlage, Reaktor sowie Abfüllung unterteilt sind. Anwendungsszenario ist Wasser mit Säure zu vermischen um über einen chemischen Indikator die Konzentration zu bestimmen. Im Zuge des Projektes wurde die Auswertung und Analyse auf das Reaktormodul beschränkt. Innerhalb des Moduls werden folgende Arbeitsschritte durchgeführt. Lauge, Wasser und Säure werden entsprechend dem vorgegebenem Mischungsverhältnis in einem Reaktor vermischt und für die Abfüllung vorbereitet. In der Abbildung 7 ist der Schematische Aufbau dargestellt, über die jeweiligen Verfahrenswege (Wasser(grau) über „KRE-Y030“, Lauge(lila) über „KRE-Y010“ sowie Säure(gelb) über „KRE-Y020“). Über das Ventil „KRE-Y050“ kann die Flüssigkeit am ende des Produktionszyklus wieder dem Reservebehälter zugeführt werden.

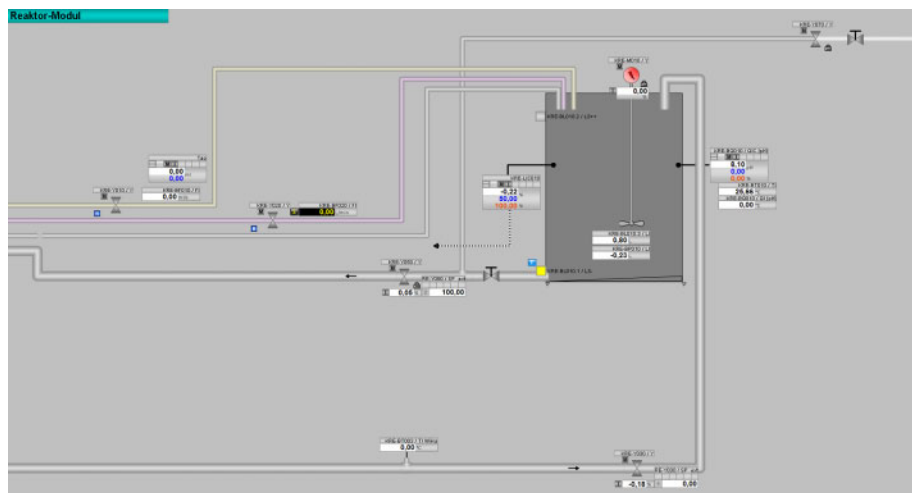


Abbildung 7: Siemens Reaktormodul.

4.4 Wesergold Palletieranlage

Über den Palettenbelader KR50-363 werden Getränkeflaschen entsprechend den Verpackungsvorschriften gestapelt. Der Ablauf ist wie folgt: Zunächst werden die zu beladenden Flaschen(Sechserpacks) zu einer Lage zusammengestellt. Diese Lage wird von einem Roboter aufgenommen und auf der bereitstehenden Palette abgeladen (Roboter L in Abbildung 6). Während der Roboterarm wieder auf seine Position zurückkehrt, wird mittels eines zweiten Armes eine Zwischenlage (Pappe) auf die Palette gelegt.

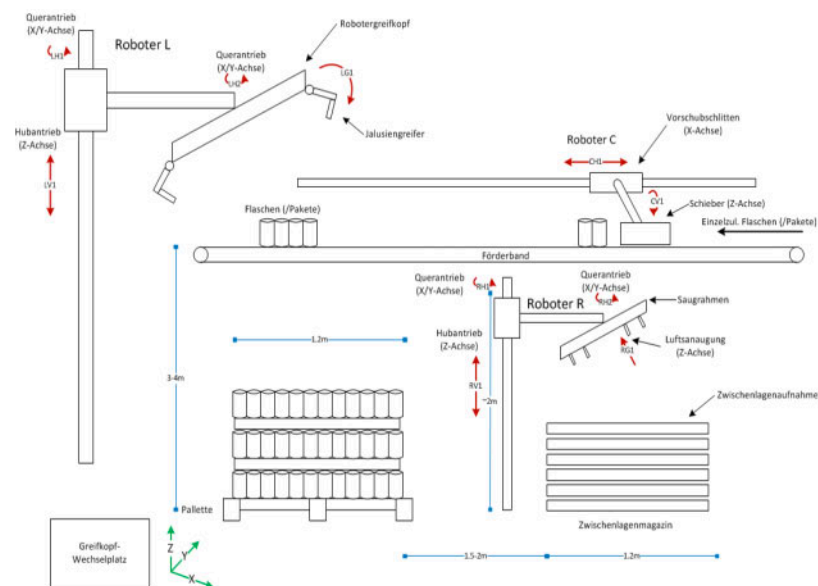


Abbildung 8: Wesergold Palettenbelader KR-363 Schematische Darstellung der Prozessumgebung.

Grundlage für die Modellierung des Krones Palettenbeladers sind neben den Ablaufdiagrammen, Energiedaten für unterschiedliche Betriebsschritte des Beladers. Um die Prozessdaten und Energiedaten zu korrelieren und darstellen zu können wurde eine entsprechende Messlösung von Fraunhofer entwickelt und eingesetzt. Diese erfasst Prozessdaten aus einer Steuerung vom Typ Siemens S7 und synchronisiert diese mit Messwerten aus einem Fluke 435. Ziel ist die synchrone Erfassung von Prozess- und Energiedaten der Anlage. Die Daten werden weiterhin auf einem OPC-UA Server gespeichert und anschließend automatisch modelliert.



Abbildung 9: Wesergold Palettenbelader KR-363.

5 Drahtlose Erfassung von Prozessdaten

In diesem Kapitel wird der in Kapitel 3 als Lösung (iv) skizzierte Ansatz genauer erläutert. Dazu werden zunächst die verwendeten Hard- und Softwarekomponenten vorgestellt. Anschließend wird das Systemkonzept beschrieben.

5.1 Drahtloses Sensornetzwerk

Das klassische drahtlose Sensornetzwerk (wireless sensor network, WSN) besteht aus einer Reihe autonomer Teilnehmer, den so genannten Motes. Jeder Teilnehmer überwacht einen oder mehrere Sensorwerte, zeichnet diese auf und leitet sie über das Netzwerk zu einem Ziel weiter. Diese Art von Netzwerk besitzt meist eine hohe Teilnehmerdichte, das heißt ein Mote hat eine Vielzahl weiterer Nachbarn in seiner unmittelbaren Reichweite. Bei den Knoten handelt es sich typischerweise um kleine, preiswerte, batteriebetriebene Module. Dementsprechend ist Ressourcenknappheit eine zentrale Herausforderung in der Anwendung. Oft sind die Platzierung und die Einsatzbedingungen bereits im Vorfeld bekannt. So lässt sich ein Netzwerk unter festen Randbedingungen wie Reichweite und Datenübertragungsrate entwerfen. Am IMMS wird seit einigen Jahren im Bereich drahtloser Sensornetze geforscht. Dabei ist das System BAsE-Net [11] entstanden. Ursprünglich war es für den Bereich Home-Automation entwickelt worden. Das anhaltende Forschungsinteresse auf diesem Gebiet führt jedoch zu immer neuen Anwendungsbereichen. Abbildung 10 zeigt den im Projekt verwendeten Sensorknoten (BAsE-Meter), welcher Energieverbrauchsdaten erfasst. Bei diesem Knotentyp steht immer eine externe Stromversorgung zur Verfügung, was im Bereich der drahtlosen Sensornetze eine Besonderheit darstellt.

Zur Entwicklung der Software der Sensormodule kommt TinyOS [47] zum Einsatz. Dieses Betriebssystem ist ein speziell zur Verwendung in vernetzten, eingebetteten Systemen entwickeltes Betriebssystem. Es ist für verschiedene Hardwareplattformen verfügbar und wird unter einer Open-Source-Lizenz vertrieben. Da es Hardwaresysteme mit knappen Ressourcen in Bezug auf Speicher,



Abbildung 10: Sensorknoten BAsE-Meter zur Erfassung von Energieverbrauchsdaten.

Rechenleistung und Energie unterstützt, kann beispielsweise die Lebensdauer des Netzwerkes optimiert werden. TinyOS besitzt eine komponentenbasierte Architektur und ein ereignisbasiertes Ausführungsmodell. Abzuarbeitende Aufgaben werden ereignisgesteuert durch in Komponenten gegliederte Programmteile so schnell wie möglich ausgeführt, um anschließend die Hardware wieder in den Schlafmodus (Power-Down) zu versetzen. Der Aufruf der Programmteile erfolgt über zweiphasige Operationen, die keinen zusätzlichen Stack für das Zwischenspeichern von Werten benötigen

ConSAS [40] (Configurable Sensor and Actuator System) ist die zugrundeliegende Softwarearchitektur zur Erfassung und Verarbeitung, zur Identifikation von Sensorknoten und zum verteilten Rechnen auf Sensorknoten in drahtlosen Sensornetzwerken. Darauf basierende Anwendungen können zur Laufzeit durch Netzwerknachrichten konfiguriert werden. Es baut auf den Mechanismen von TinyOS auf und erweitert dessen Eigenschaften um:

- Unterstützung von verschiedenartigen Typen von Funkknoten und Sensoren
- leichte Integrierbarkeit neuer Sensoren und Knoten und deren eindeutige Identifikation
- verschiedene Datentypen
- Daten variabler Länge und Datenkomprimierung
- Vorverarbeitung von Sensordaten im Netzwerk
- Reduzierung des Datenaufkommens durch verteiltes Rechnen
- Realisierung virtueller Sensoren
- Einfügen (Injection) von Algorithmen in das Sensornetzwerk

Damit ist es möglich, das Sensornetzwerk des BASE-Nets an nutzerspezifische Messaufgaben anzupassen.

Eine in drahtlosen Sensornetzen zentrale Komponente ist neben den eigentlichen Funkknoten ein Gateway, das die Schnittstelle zwischen dem Sensornetz und dem Nutzer einerseits sowie weiteren IT-Systemen andererseits bildet. Übliche Funktionalitäten eines solchen Gateways sind die Datenerfassung, -aufarbeitung und Weiterleitung an IT-Systeme, die Netzwerkkonfiguration und ggf. eine Visualisierung des Netzwerkzustands. Als Gateway wird die im folgenden Abschnitt beschriebene BASE-Box verwendet.

5.2 BASE-Box – Plattform für industrielle eingebettete Systeme

Die BASE-Box wurde entwickelt, um vielfältigen Anwendungen eine Embedded Hard- und Softwareplattform zur Verfügung zu stellen. Zum Einsatz kommt aus der Sitara-Familie von Texas Instruments der AM3505 oder AM3517. Die Prozessoren basieren auf der ARM Cortex-A8 Architektur und arbeiten mit bis zu 600 MHz Core-Takt. Einige Standardschnittstellen sind auf der Grundplatine zugänglich gemacht, sodass die BASE-Box direkt als Embedded PC eingesetzt werden kann. Sämtliche weiteren Schnittstellen des Prozessors sind optional auf zwei Steckverbinder geführt. Auf diese Steckverbinder können anwendungsspezifische Erweiterungsplatinen aufgesteckt werden. Zusätzlich verfügt die BASE-Box über einen 8-poligen Erweiterungsstecker für kompakte Erweiterungsmodule. Die Abbildungen 11 und 12 zeigen die Hardware als Gesamtsystem bzw. die Hauptplatine. Folgende spezifische Anforderungen werden von der Hardware und Software der eingebetteten Plattform abgedeckt:

- höchstmögliche Flexibilität bzgl. Schnittstellenunterstützung
- niedriger Eigenenergieverbrauch und hohe Energieeffizienz der Hardware
- niedrige Material- und Herstellungskosten
- Portabilität der System- und Anwendungssoftware
- Vermeidung von lizenzkostenpflichtiger Software von Drittanbietern
- Robustheit und Selbstdiagnosefähigkeit für ausgewählte Komponenten



Abbildung 11: embedded-PC BASE-Box.

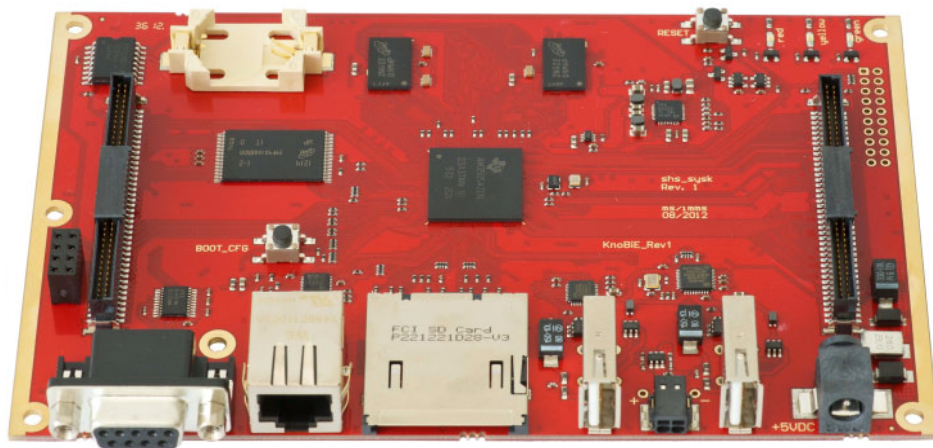


Abbildung 12: Hauptplatine der BASE-Box.

Berücksichtigung von relevanten Industriestandards bei Systemarchitektur und Kommunikationsprotokollen

geringer Einarbeitungs- und Implementierungsaufwand für Anwendungssoftware auf der eingebetteten Plattform

Unterstützung bei Endanwendern verbreiteter Geräte (Smartphones, Tablets, PCs) als primäre Nutzerschnittstelle

Die Systemsoftware der Softwareplattform setzt sich im Wesentlichen aus folgenden Bestandteilen zusammen:

Bootloader (Startprogramm) inkl. Test- und Diagnosesoftware

Betriebssystemkern

Systemprogramme

Hinzu kommen die für die plattformspezifische Softwareentwicklung benötigten Entwicklungswerkzeuge wie Compiler, Linker, Debugger etc., wobei im Projekt Versionen der GNU-Tools zum Einsatz kamen, welche auf einem PC die Softwareentwicklung für die ARM-basierte Hardwareplattform ermöglichen. Bei der Software wurde konsequent auf Open-Source-Lösungen orientiert. Neben der sehr guten Unterstützung durch den Hersteller des ausgewählten Mikrocontrollers haben insbesondere die folgenden Argumente diese Entscheidung beeinflusst:

- Offenheit des Source-Codes ermöglicht Anpassungen und Code-Analysen
- Modularität und Flexibilität der Softwarekomponenten
- Skalierbarkeit und breite Hardwareunterstützung
- Einfache Integration offener Kommunikationsstandards
- Verfügbarkeit umfangreicher freier Softwarebibliotheken und leistungsfähiger Entwicklungswerkzeuge
- Unterstützung durch breite Entwicklergemeinschaft und Hardwarehersteller
- Investitionssicherheit, da kein Abkündigungsrisiko
- Einsparung von Lizenzkosten

Das verwendete GPL-Lizenzmodell¹ der meisten Systemsoftwarekomponenten stellt für die Verwendung im Gesamtsystem kein Problem dar, da das im Projekt enthaltene Kern-Know-how auf der Applikationsebene davon nicht betroffen ist und somit geschützt werden bzw. bleiben kann.

5.3 Zeitsynchronisation in drahtlosen Sensornetzen

Zeitsynchronisation in drahtlosen Sensornetzen unterscheidet sich von anderen verteilten Systemen. Haupteinschränkung sind die begrenzten Ressourcen dieser Systeme. Allen voran der begrenzte Energievorrat aber auch die geringe Bandbreite des Übertragungsmediums verhindern eine häufige Kommunikation, wie sie für Network Time Protocol (NTP) oder Precision Time Protocol (PTP) notwendig ist. Zusätzlich lassen sich durch geringen Speicherausbau und Rechenleistung keine aufwändigen Algorithmen implementieren. Datenübermittlung per Funk führt durch Störungen oder Kollisionen zu Datenverlusten und nichtdeterministischen Übertragungszeiten.

Um die Uhren von zwei Knoten zu synchronisieren, ist es zunächst notwendig, den relativen Offset zwischen beiden zu ermitteln. Für eine wirklich genaue Synchronisation reicht eine regelmäßige Bestimmung dessen jedoch nicht aus. Um auch zwischen den Synchronisationszeitpunkten gute Ergebnisse zu erzielen, muss auch die relative Drift bestimmt werden. Diese entsteht, da beide Uhren aufgrund von Bauteiltoleranzen unterschiedlich schnell laufen. Beim Austausch von Nachrichten, welche Zeitstempel enthalten, ist die unbekannte und nichtdeterministische Übertragungszeit ein zu lösendes Problem.

Es existiert bereits eine Vielzahl von Forschungsergebnissen zum Thema, eine Einführung und einen Überblick enthält [43]. Im Folgenden werden die beiden von uns untersuchten Verfahren kurz vorgestellt und auf einige Implementierungsdetails eingegangen. Für eine genaue Beschreibung sei auf die entsprechende Literatur verwiesen. In bisherigen Veröffentlichungen wird oft nur die Synchronisation innerhalb des Sensornetzes betrachtet. Wir gehen auch auf die Synchronisation des Sensornetzes mit der übergeordneten IT-Infrastruktur wie z.B. LAN oder Internet über das Gateway ein. Dazu wird vom Gateway die Zeit, im folgenden Globalzeit genannt, ins Sensornetz eingebracht.

¹Die GPL-Lizenz besagt im Kern, dass damit lizenzierte Software genutzt, verbreitet und verändert werden darf, sofern der Source-Code wieder unter der gleichen Lizenz frei zur Verfügung gestellt wird.

5.3.1 Flooding Time Synchronisation Protocol

Das FTSP wurde in [29] vorgestellt. Das von uns verwendete TinyOS enthält bereits eine FTSP-Implementierung. Jeder Knoten sendet in regelmäßigem Abstand seine Zeit mittels Broadcast an alle von ihm aus erreichbaren Nachbarn. Empfängt ein Knoten ein Paket von einem Knoten mit kleinerer Knoten-ID, so synchronisiert er sich auf diesen, ansonsten verwirft er das Paket. Auf diese Art und Weise synchronisieren sich alle auf den Knoten mit der kleinsten ID, er wird auch Root genannt.

Die Root-ID wird mit jeder Nachricht mit übertragen und die Knoten merken sich ihren Root-Knoten. Fällt Root aus oder das Netz wird fragmentiert, erkennen die Knoten dies über einen Timeout-Mechanismus. Sie erklären sich selbst zu Root und geben diese Funktion wieder ab, falls sich ein Knoten mit kleinerer ID im Netz befindet. Auf diese Weise findet sich immer ein Root-Knoten, ohne zusätzliche Status- oder Routingnachrichten verschicken zu müssen. Durch Latenzen bei der Übertragung der Nachrichten entstehen Fehler, die sich in großen Netzen summieren und das Ergebnis verschlechtern. Diese Latenzen bestehen auf Sender- und Empfängerseite aus Bearbeitungszeiten im Prozessor und Transceiver sowie der eigentlichen Übertragungszeit über die Luftschnittstelle. Diese müssen also eliminiert oder korrigiert werden. Die Vergabe der Zeitstempel erfolgt erst auf MAC-Ebene während des Sendens bzw. Empfangs. Es bleiben also nur die gut zu bestimmenden Sende- bzw. Empfangszeiten im Transceiver und die zu vernachlässigende Übertragungszeit mittels Funk.

Um die Globalzeit ins Netz einzubringen, läuft auf dem Gateway ein virtueller Knoten mit der niedrigsten ID. Dieser Dienst sendet regelmäßig Nachrichten mit der Globalzeit an den Basisknoten. Dieser muss über FTSP-Funktionalität verfügen und somit synchronisiert sich das gesamte Netz auf den virtuellen Knoten. Die Funktionalität FTSP-Pakete über die serielle Schnittstelle zu empfangen ist in TinyOS nicht vorhanden und musste nachträglich implementiert werden.

5.3.2 Simple Network Time Protocol

Bei SNTP [30] handelt es sich um eine vereinfachte Version des NTP. Der Aufbau des Protokolls ist identisch, so dass SNTP-Clients die Zeit auch von NTP-Servern erhalten können. Der Unterschied besteht darin, dass die Abfrage von nur einem Server möglich ist und auf komplizierte Algorithmen zur Fehlerkorrektur verzichtet wird. Damit ist SNTP auch für Sensornetze geeignet.

In TinyOS existiert keine SNTP-Implementierung. Da NTP jedoch auf UDP/IP aufsetzt, kann das in TinyOS verwendete BLIP verwendet werden. Der Knoten fragt beim NTP-Server, welcher auf dem Gateway läuft, die Globalzeit ab. Nach dieser stellt er seine lokale Uhr. Zur Korrektur der Übertragungszeit wird angenommen, dass die Zeit bis zur Ankunft der Antwort jeweils zur Hälfte aus Anfrage und Antwort besteht. Eine Korrektur des Drifts der lokalen Uhr wird nicht vorgenommen.

5.3.3 Messverfahren

5.3.3.1 Aufbau und Funktion

Für die Messungen wurde ein WPAN (Wireless Personal Area Network) bestehend aus einem Gateway und 9 Netzwerkknoten $n_0, n_1, \dots, n_8$ vom Typ AT-ANY-2400-1 aufgebaut. Diese sind Bestandteil des am IMMS entwickelten BAsESeNet Systems [11]. Sie bestehen u.a. aus einem AT86RF231 Transceiver für das 2,4 GHz ISM-Band und einem ATmega1281V Mikrocontroller. Die Netzwerkknoten teilen sich auf in einen Interruptknoten n_0 und 8 Messknoten $n_1, n_2, \dots, n_8$. Der Interruptknoten löst periodisch durch ein digitales I/O-Signal die Bestimmung von Zeitstempeln am PC und den Messknoten aus. Auf den Messknoten läuft der zu testende Zeitsynchronisationsalgorithmus. Sie senden, angestoßen vom Interruptknoten, Zeitstempel in Datenpaketen an den Gateway.

Der Gateway besteht aus einem PC und dem Basisknoten, welche über eine serielle Schnittstelle miteinander verbunden sind. Der Basisknoten empfängt die Datenpakete mit den Messwerten aus dem Netzwerk und leitet diese an den PC weiter, wo sie, verknüpft mit ihrer Ankunftszeit, gespeichert werden.

5.3.3.2 Einbringen der Globalzeit

Die Systemzeit des PCs wird in das Netzwerk als Globalzeit eingebracht. Dies geschieht bei SNTP über UDP/IP-Pakete mittels des Basisknotens. Auf dem Gateway läuft ein NTP-Server. Synchronisationsanfragen der Messknoten werden per UDP zur Basisstation gesendet. Von dort gelangen sie über die serielle Schnittstelle und ein virtuelles Netzwerkgerät zum Server. Die Synchronisationsantworten des Servers werden auf umgekehrtem Wege über den Basisknoten ins Netzwerk gesendet.

Bei der Verwendung von FTSP erfolgt das Einbringen der Globalzeit nicht wie in 5.3.1 beschrieben mittels des Basisknotens sondern – aus Gründen der Einfachheit – über Knoten n_1 . Dieser ist ebenfalls über die serielle Schnittstelle mit dem Gateway verbunden. Auf dem Gateway läuft ein Dienst, welcher einen virtuellen Knoten simuliert und mit einer Periode von 1s FTSP-Pakete an den Knoten n_1 sendet. Dieser behandelt diese Pakete wie FTSP-Pakete welche über die Luftschnittstelle empfangen werden.

5.3.3.3 Zeitmessung

Der Interruptknoten löst mit einer Periode von 1s Interrupts am PC und Messknoten aus. Sei i die Nummer des aktuellen Interrupts. Der Interrupthandler des PCs bestimmt die Globalzeit t_i , während auf den Messknoten die Knotenzeiten $\hat{t}_{i,1}, \hat{t}_{i,2}, \dots, \hat{t}_{i,8}$ ermittelt und mit der jeweiligen Knoten-ID an die Basisstation gesendet werden. Die Basisstation empfängt die Zeitstempel der Messknoten und leitet diese über die serielle Schnittstelle an den PC, wo sie, wie auch die Globalzeit t_i , gespeichert werden. Zusammengeführt werden t_i und $\hat{t}_{i,1}, \hat{t}_{i,2}, \dots, \hat{t}_{i,8}$ über die Ankunftszeit der Pakete am Gateway, da ein Abgleich über Interruptzähler auf Grund von Paket- und Interrupt-Verlusten schwieriger ist. Nach k Messungen liegen eine Matrix $\hat{T} = (\hat{t}_{i,j})_{i \in \{1, \dots, k\}, j \in \{1, \dots, 8\}}$ mit Knotenzeitstempeln und ein zugehöriger Vektor $T = (t_i)_{i \in \{1, \dots, k\}}$ mit Globalzeitstempeln vor. Einige Einträge in Matrix und Vektor sind verlustbedingt undefiniert, was in der Auswertung Berücksichtigung findet. Verzögerungen bei der Übertragung der Globalzeit über die serielle Schnittstelle und durch unterschiedliche Reaktionszeiten der Knoten und des PCs auf Interrupts wurden experimentell bestimmt und bei der Auswertung berücksichtigt.

5.3.4 Messungen

5.3.4.1 Genauigkeitsmaße

Wir benutzen verschiedene Maße, um die Genauigkeit der Synchronisation zu bestimmen. Zum einen wird sowohl die Abweichung der Knoten von der von außen eingebrachten Globalzeit als auch lediglich die Synchronisation der Knoten untereinander ermittelt. Weiterhin wird einerseits die mittlere Abweichung bestimmt. Andererseits soll ermittelt werden, wie groß der Fehler werden kann. Um Verfälschungen durch Ausreißer zu vermeiden, wird über die Anzahl der Messungen das 0,95-Quantil verwendet, also der Wert, welcher von 95% der Messwerte nicht überschritten wird. Sei m die Anzahl der Messungen und n die Anzahl der Knoten.

- Mittlere Abweichung der Knotenzeiten von der Globalzeit

$$G_1(\hat{T}, T) = \frac{1}{m} \cdot \sum_{i=1}^m Q_{0,5} \left(\left(\left| \hat{t}_{i,x} - t_i \right| \right)_{x \in \{1, 2, \dots, n\}} \right)$$

- Maximale Abweichung der Knotenzeiten von der Globalzeit

$$G_2(\hat{T}, T) = \max \left\{ Q_{0,95} \left(\left(\left| \hat{t}_{i,x} - t_i \right| \right)_{i \in \{1, 2, \dots, m\}} \right) \mid x \in \{1, 2, \dots, n\} \right\}$$

- Mittlere Abweichung der Knotenzeiten vom Median der Knotenzeiten

$$G'_1(\hat{T}) = \frac{1}{m} \cdot \sum_{i=1}^m Q_{0,5} \left(\left(\left| \hat{t}_{i,x} - Q_{0,5} \left((\hat{t}_{i,x})_{x \in \{1, 2, \dots, n\}} \right) \right| \right)_{x \in \{1, 2, \dots, n\}} \right)$$

- Maximale Abweichung zweier Knoten

$$G'_2(\hat{T}) = \max \left\{ Q_{0,95} \left(\left(\left| \hat{t}_{i,x} - \hat{t}_{i,y} \right| \right)_{i \in \{1,2,\dots,m\}} \right) \mid \{x,y\} \in \binom{\{1,2,\dots,n\}}{2} \right\}$$

5.3.4.2 Messergebnisse

Für jedes Verfahren wurden Messungen mit den Synchronisationsintervallen 10s, 60s und 360s vorgenommen. Jede Messung wurde über einen Zeitraum von ca. 1,5h durchgeführt und dreimal wiederholt. Die Ergebnisse wurden gemittelt. Die Bilder 14 und 15 zeigen die Messergebnisse. Erwartungsgemäß wurden die besten Ergebnisse mit einer maximalen Abweichung von 3ms bei FTSP und einem Intervall von 10s erreicht. Der einfache SNTP-Ansatz ist deutlich schlechter. Interessant ist jedoch, dass hier die Güte bei größeren Synchronisationsintervallen nicht nachvollziehbar geringer wird.

Für die industrielle Datenerfassung erfüllt FTSP mit 10s Synchronisationsintervall die Anforderungen selbst für sehr dynamische Prozesse. Der durch den erhöhten Kommunikationsaufwand verursachte Mehrbedarf an Strom stellt kein Hindernis dar, da ausreichend Energie vorhanden ist.

5.4 Systemkonzept

Abbildung 13 zeigt das Systemkonzept. Die BAsE-Box arbeitet als Gateway sowohl für die Datenübertragung als auch für die Zeitsynchronisation. Die Verbindung zum Sensornetz erfolgt über jeweils einen Knoten für Daten und Zeit. Diese sind über eine USB-Schnittstelle mit dem Gateway verbunden. Die Kommunikation mit der restlichen IT-Infrastruktur geschieht mittels Ethernet.

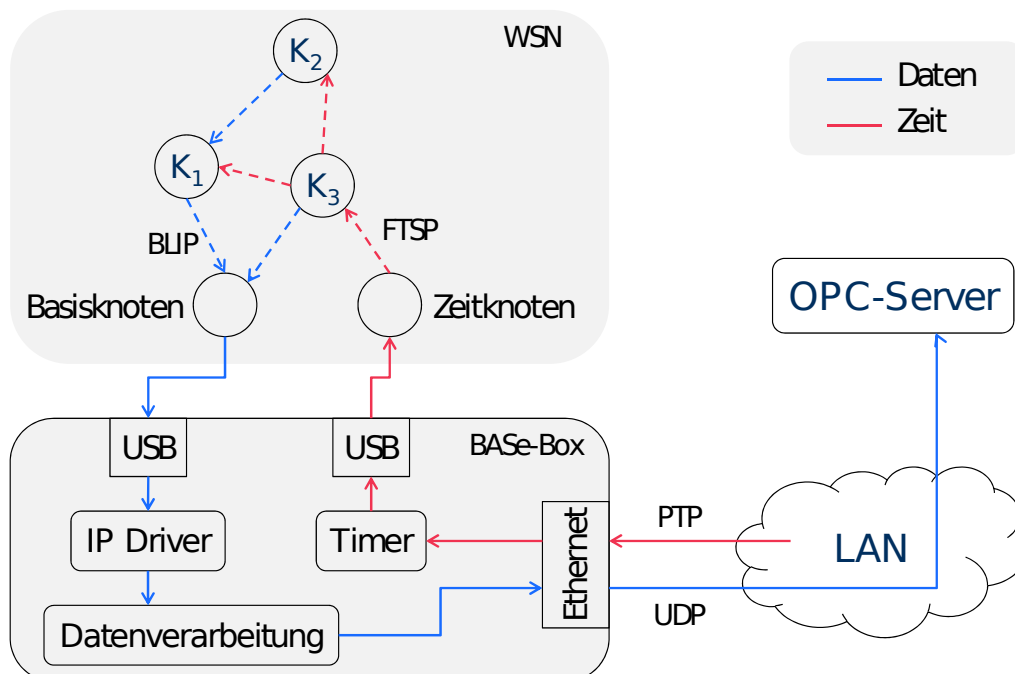


Abbildung 13: Systemkonzept embedded-PC und drahtloses Sensornetz.

Die Zeitsynchronisation des Gateways mit den anderen Datenloggern, Servern usw. erfolgt mittels Precision Time Protocol (PTP) und ist damit sehr genau. Die Timer-Software leitet diese Zeit an den Zeitknoten weiter. Durch diesen synchronisiert sich das gesamte drahtlose Sensornetz mittels Flooding Time Synchronisation Protocol (FTSP) wie in 5.3.1 beschrieben.

Die von den Messknoten aufgenommenen Daten werden bei ihrer Erfassung mit einem Zeitstempel versehen und über das Sensornetz an den Basisknoten gesendet. Dieser kommuniziert mit dem IP-Driver, welcher die Datenpakete mittels UDP/IP an die Datenverarbeitungssoftware weiterleitet. Dort werden die Datenpakete geprüft, Messwerte in die entsprechenden Einheiten und die Zeitstempel in das entsprechende Zeitformat konvertiert. Diese werden dann per UDP/IP an den UPC UA-Server übertragen, wo sie für die weitere Bearbeitung zur Verfügung stehen.

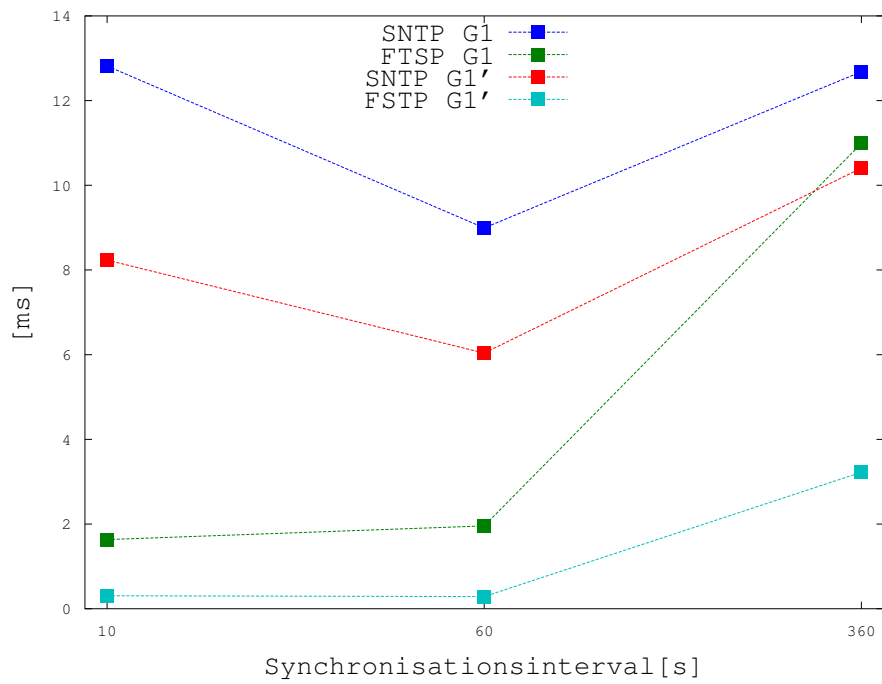


Abbildung 14: Mittlere Synchronisationsfehler.

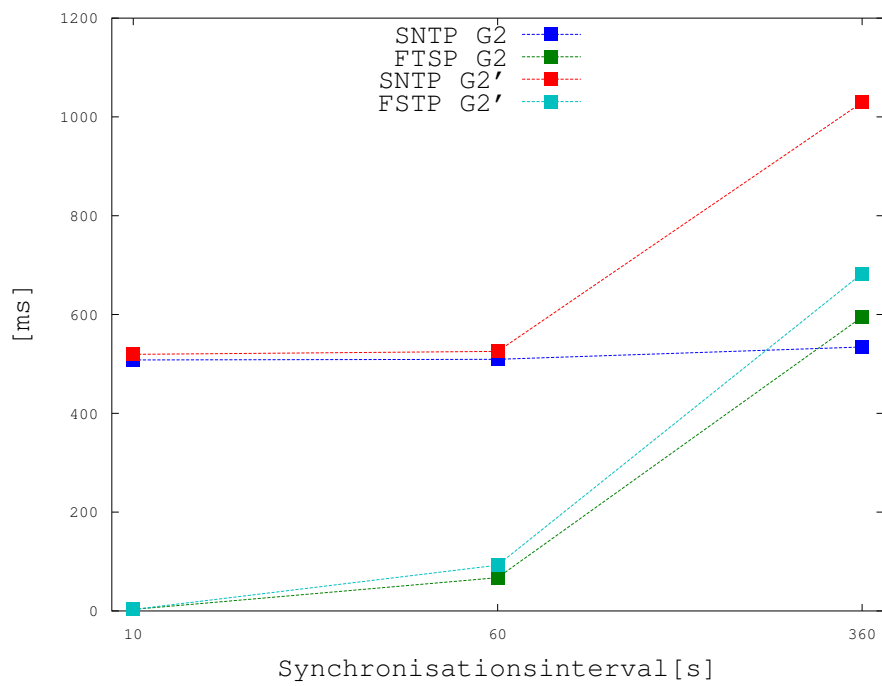


Abbildung 15: Maximale Synchronisationsfehler.

6 Modellierung und Lernen

Die Analyse des Energieverbrauchs basiert auf dem Ansatz den prädizierten Energieverbrauch mit dem realen zu Vergleichen. Wie in Abschnitt 7 beschrieben, kommt ein Modellbasierter Ansatz für die Prädiktion des Energieverbrauchs zum Einsatz. Das gelernte Modell muss für den Vergleich beachten, dass System aus einerseits Steuerungsbefehlen wie on/off Wechsel sowie andererseits aus kontinuierliche Daten wie z.B. den Energieverbrauch besteht. Derartige hybride Systeme sind in [34] beschrieben (siehe Abbildung 16).



Abbildung 16: Hybrides Modell.

Der gewählte Ansatz basiert auf einer finiten state machine mit den diskreten Events a, b, c, d zugewiesen auf die Transitionen S_0, S_1 zwischen den Systemzuständen. Der zeitabhängige Energieverbrauch in jedem Systemzustand wird mittels der Modelle $M_E(S_0), M_E(S_1)$ beschrieben.

Aufgrund von unzureichenden Informationen ist eine manuelle Modellierung nicht oder nur mit sehr hohem Aufwand möglich. Aus diesem Grund ist der Ansatz aus [34] aufgegriffen worden. In diesem, werden Modelle mit möglichst wenig Expertenwissen automatisch aus den Maschinendaten gelernt.

Dieser Lernprozess ist in zwei Phasen aufgeteilt. Dem Lernen der finiten Zustands Maschine mit den Systemzuständen S_0, S_1 und Transitionen a, b, c, d beschrieben im Kapitel 6.1, sowie dem Lernen des zeitabhängigen Energieverbrauchs in jedem Zustand beschrieben im Kapitel 6.2.

6.1 Lernen von Zustandsmaschinen

Die Grundlagen für das Lernen von zeitbehafteten hybriden Automaten, dem HyBUTLA Algorithmus, wurde in [34] beschrieben.

Im folgenden Abschnitt werden die nötigen Schritte einzeln erläutert (Siehe Grafik 17):

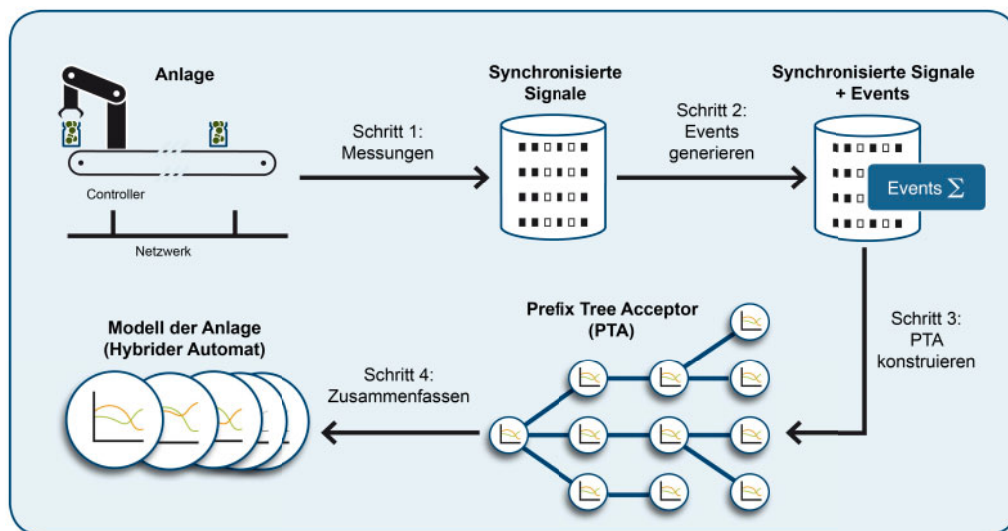


Abbildung 17: Der HyBUTLA Algorithmus.

In Schritt 1 werden alle relevanten Signale während des Normalbetriebs der Anlage gemessen und werden in einer Datenbank gespeichert.

In Schritt 2, werden auf Basis der gemessenen Signale Events generiert. D.H. ein Event stellt einen Umschaltprozess in der Anlage dar. Es wird bei jedem Variablenwechsel ein neues Event generiert. Die Variablen stellen einen Sensor oder Aktuator dar.

Ein sogenannter Prefix Tree Acceptor (PTA) wird in Schritt 3 erstellt. Dieser PTA ist ein hybrider zeitbehafteter Automat in Form eines Baumes. Jede Sequenz von Events ist ein Ast in diesem Baum. Die gemessenen kontinuierlichen Daten werden in jedem Event gespeichert.

Im letzten Schritt 4 werden alle kompatiblen Events in einer bottom-up Strategie solange zusammengefasst, bis ein reduzierter Automat entsteht, der trotzdem in der Lage ist den Zustand des System korrekt zu bestimmen. Das Kompatibilitätskriterium für das Zusammenfassen von Event sind mehrere Test auf gleichartige Schaltzustände. Dabei werden die kontinuierlichen Daten Zusammengefasst um Änderungen dieser Daten zu reflektieren.

6.2 Lernen des Energieverbrauchs in hybriden zeitbehafteten Automaten

Der Energieverbrauch in jeden Zustand des Automaten ist als Sequenz von linearen Modellen dargestellt. Bei diesem Ansatz werden Umschaltvorgänge im linearen Modell genutzt um nichtlineare Energieverläufe darzustellen. Das lernen der Modelle $M_{E1}, M_{E2}, \dots$ wird hierbei ebenfalls in zwei Schritten durchgeführt (siehe Grafik 18):

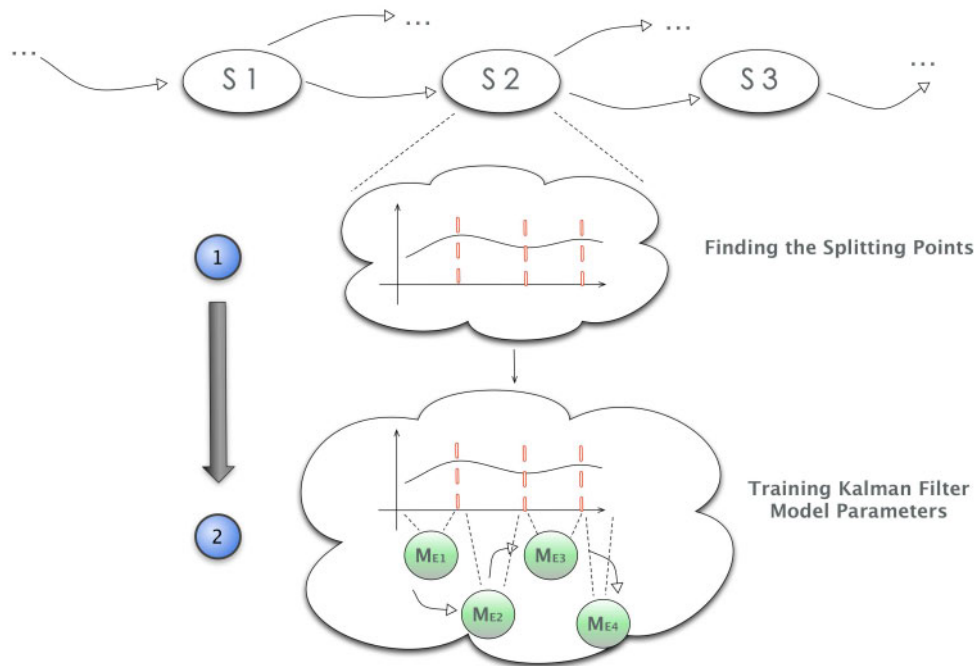


Abbildung 18: Lernen des Energieverbrauchs in jedem Zustand des hybriden zeitbehafteten Automaten.

Im ersten Schritt werden Umschaltvorgänge detektiert (vertikal punktierte Linien in Grafik 18), an diesen Stellen ändert das diskrete Modell der Anlage seinen jeweiligen Zustand. Hier wird beispielhaft ein kontinuierlicher Wert analysiert basierend auf einem gewichteten Durchschnitt (MA) wie in [31] dargestellt um Prädiktionen $\hat{y}(k)$ für die gemessenen Energiebedarf $y(k)$ zu bekommen. Mögliche Umschaltvorgänge werden mit der gegebenen Grenze y_S in $|\hat{y}(k) - y(k)| > y_S$ detektiert. Schaltvorgänge mit einer Distanz kleiner δ_S werden zusammengefasst. Damit werden in jedem Fall der erste und letzte Punkt einer Serie erhalten.

Im zweiten Schritt werden für jedes Segment zwischen zwei Schaltvorgängen lineare Modelle ge-

lernt. Der Energieverbrauch in jedem Segment s wird mit einem linearen Modell M_{E_s} beschrieben.

$$x(k) = x(k-1) + u_s(k) \quad (1)$$

$$y(k) = x(k) + v_s(k) \quad (2)$$

Wobei $x(k)$ den Energieverbrauch darstellt. $u_s(k) \sim N(0; \sigma_s^{(u)})$ und $v_s(k) \sim N(0; \sigma_s^{(v)})$ beschreibt die Gaußsche Verteilung des Prozesses sowie der Messungen mit der Standardabweichung $\sigma^{(u)}$ sowie $\sigma^{(v)}$. Die linearen Modelle werden mittels der Trainingssequenz $y(k)$ gelernt, die in dem jeweiligen Segment aufgezeichnet worden ist. Diese Daten werden in Schritt 2 des HyButla Algorithmus aufgezeichnet und in Schritt 3 zusammengefasst (siehe Abschnitt 6.1). Die anschließenden Ergebnisse werden mittels R^2 dargestellt um die prozentuale Abweichung an den gelernten Fall darzustellen.

7 Anomalieerkennung

Das intelligente Anomalieerkennungssystem besteht wie in Abbildung 19 dargestellt aus folgenden Komponenten: (i) einem OPC UA Server, (ii) dem Datenverarbeitungsmodul (Logik) und (iii) der Bedienoberfläche (HMI). Der OPC UA Server ist eine Implementation der OPC Foundation und aufgrund der Kompatibilität aller OPC UA Server untereinander an dieser Stelle nicht näher erläutert. Bedeutend ist hier lediglich das spezielle Informationsmodell für die Datenverarbeitung, der OPC UA Server garantiert damit, dass die Daten auf allen Clients gleich sind, auch wenn dies nicht die Anforderungen in diesem Projekt waren. Bedingt durch das universelle Interface des OPC UA Servers, sind die Daten mittels eines semantischen Datenmodells auf dem Server gespeichert und können wie in [38] eingeführt vertikal auf allen Ebenen der Automation genutzt werden. Dieses Modell speichert Datenwerte, Sensorposition, Beschreibung sowie historische Daten in einer möglichst einfach zu adressierenden Art ab, um andere Systeme wie MES oder ERP Systeme den Zugang zu erleichtern.

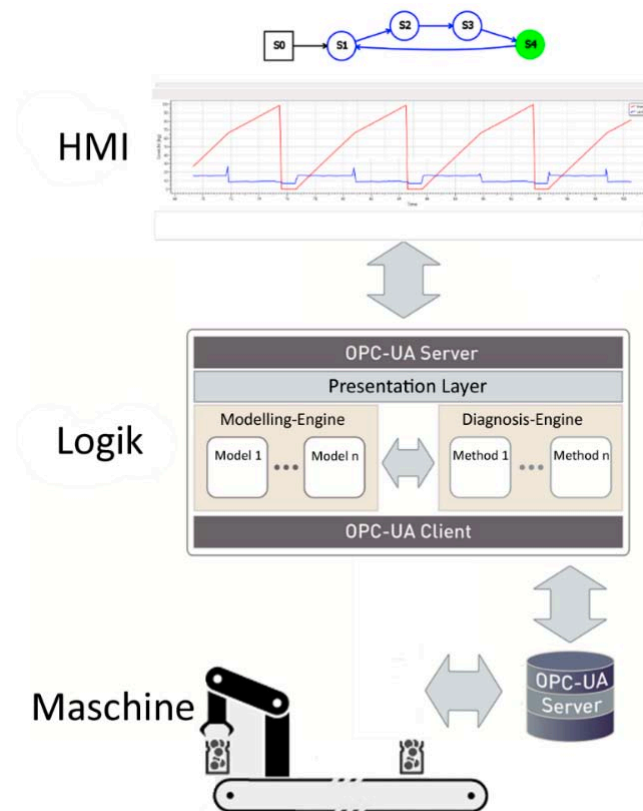


Abbildung 19: Komponenten des Anomalieerkennungssystems.

Das Datenverarbeitungsmodul (Logik) modelliert das System und übernimmt die Anomalieerkennung. Die Anforderungen an die Eingangsdaten um das Normalverhalten für eine Anomalieerkennung zu lernen sind dabei folgende: (i) Energie- und Prozessdaten müssen prozesssynchron sowie (ii) synchron über mehrere Prozesse oder Module, (sofern diese verarbeitet werden) aufgezeichnet werden. Da der größte Teil der derzeit im Betrieb befindlichen industriellen Kommunikationssysteme wie z.B. PROFINET oder ähnlich nutzt, ist in [38] eine synchrone Datenerfassung implementiert worden. Dieses Konzept kann den Großteil der Industriemaschinen abdecken. Allerdings wird in der ISO 50001 gefordert, dass besonders auch älterer Maschinen mit derartigen Datenerfassungssystemen ausgerüstet werden sollen. Um diese Maschinen abzudecken, wurde im Rahmen dieses Projektes ein drahtloses Datenerfassungssystem in [38] implementiert. Die Hauptmotivation ein drahtloses Sensornetzwerk für diesen Anwendungsfall zu nutzen, sind die geringen Installationskosten. Die verwendeten Sensoren stammen aus der Heimautomation und sind dementsprechend weit verbreitet. Die Sensorknoten wer-

den genutzt um Energiedaten zu erfassen und an einen Gateway Knoten zu übertragen, der wiederum die Daten an den OPC UA Server weitergibt.

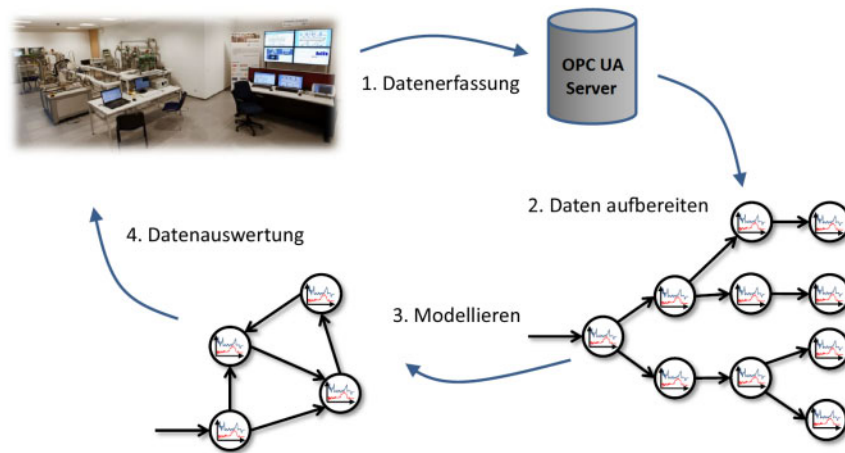


Abbildung 20: Konzept des Gesamtsystems.

Signalversatz

Eines der hierbei auftretenden Probleme ist ein Versatz in Signalen, was besonders bei hardwarenahen Prozessen auftritt, da die Daten zyklisch aufgenommen werden und dieser nicht mit der Maschine synchronisiert ist. Dies verhindert das Lernen eines konsistenten und belastbaren Modells. Dies hat zur Folge, dass die Anomalieerkennung nicht in der Lage ist, anomales Verhalten der Anlage zu erkennen. Das Problem ist grafisch in Abbildung 21 dargestellt.

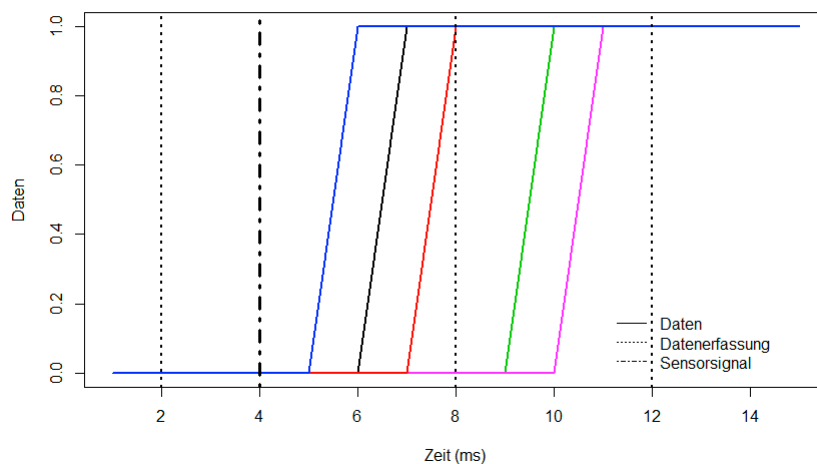


Abbildung 21: Signalversatz in Automatisierungsanlagen.

Hier wird ein Datenwert in unterschiedlichen Zyklen (und ggf. auch unterschiedlichen Zuständen) aufgenommen und dementsprechend kann dieser Wert in mehreren Zuständen als gültig deklariert werden, was beispielsweise aber auch auf fehlerhaftes Verhalten hinweisen kann. Dieses Problem wurde mit der Einführung von dynamischen Schwellen umgangen. Hierbei werden mehrere direkt zusammenhängende Datensätze zusammengefasst, wenn ein diskretes Event stattgefunden hat. Als Ergebnis wird die Anomalieerkennung um mehrere Zyklen nach hinten versetzt. Konkret bedeutet dies, dass im Beispiel der SmartFactoryOWL eine Anomalie 12 bis 36ms nach ihrem Auftreten erkannt werden kann. Während der Betriebsphase ist dies ein akzeptabler Wert.

Simulationsabweichungen

Simulationsabweichungen im Bereich der modellbasierten Anomalieerkennung sind auf den ersten Blick vor allem durch ungenaue Modelle der Anlage erklärbar. Dies ist oft mit nicht ausreichenden Daten aus der Lernphase zu gleichzusetzen, d.H. das Modell abstrahiert nur einen Teil des Gesamtsystems. Während HyBUTLA zwar sehr gut ein Modell des Systems lernen kann, ist es nicht möglich damit die benötigten Gesamtdaten abzuschätzen die nötig sind, um die gesamte Systemdynamik abzubilden. Dies wird ermöglicht mithilfe des noch zu veröffentlichenden OtaIa (Online Times Automation Learning Algorithm) Algorithmus.

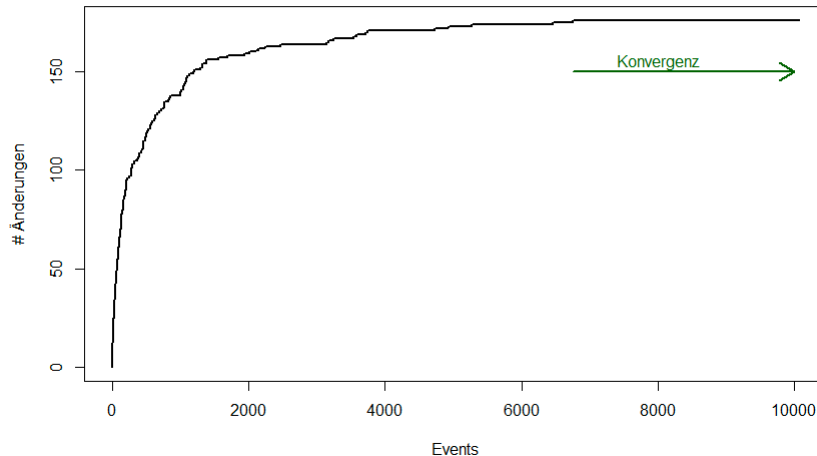


Abbildung 22: Konvergenzkriterium.

Der OtaIa Algorithmus lernt online, d.H. er bietet zwar nicht die gleiche Genauigkeit wie der HyBUTLA Algorithmus, kann aber aufgrund des direkten Ergebnismodells abschätzen, wann die gesamte Systemdynamik erfasst ist. Detailliert wird hier die Anzahl der Zustände, Transitionen sowie das Zeitverhalten maßgeblich betrachtet. Die Anzahl der Änderungen gegen die Anzahl der Events ist in Abbildung 22 dargestellt. Als erste Einschätzung wird hier eine Schwelle von 1000 Events ohne weitere Änderungen des Modells als Konvergenzkriterium betrachtet. Anschließend wird das Modell von OtaIa verworfen und mittels HyBUTLA ein neues Modell gelernt. Die ersten Ergebnisse bestätigen, dass auch von Experten die Anzahl der benötigten Events sehr stark unterschätzt wird und dementsprechend durch die Kombination beider Formalismen eine Verbesserung der Modellgüte erreicht werden konnte.

Abgleich vom Model mit aktuellem Maschinenzustand

Der nächste Schritt ist die Einsatzphase in der geprüft wird, ob die Modellprediktion und Messungen signifikant voneinander abweichen, um eine Anomalie darzustellen. Hier werden also die gelernten Modelle für die Anomalieerkennung genutzt. Mit dieser Methode lassen sich neben den kontinuierlichen Anomalien zwei diskrete Fehlerfälle erkennen: (i) fehlerhaftes logisches Verhalten des Prozesses und (ii) fehlerhaftes Timing der Prozessschritte. Für jedes gemessene Event im System, was nicht mit dem Modell nachvollzogen werden kann, wird ein Fehler signalisiert. Der in [54] eingeführte Kalman-Filter wird neben den Regressionsmethoden eingesetzt und ist in der Lage darüber hinaus Anomalien im kontinuierlichen Verhalten eines Zustandes zu erkennen. Neben der Erkennung von anormalem Verhalten, sind diese Formalismen in der Lage statistische Informationen über Zustandsübergänge zu nutzen, um die Abnutzung sowie schleichende Veränderungen zu erkennen.

Das gesamte Framework wurde im Zuge des Projektes an den bereits in Kapitel 4 beschriebenen Evaluierungsplattformen getestet. Im Folgenden werden diese Systeme sowie die Ergebnisse beschrieben. Die Testergebnisse werden mittels des Korrelationskoeffizienten (PCC) beschrieben. Hiermit wird der lineare Zusammenhang zwischen Variablen als Indikator für die Nutzung als Eingangsvariable für das System beschrieben. Besteht keine Korrelation zwischen den Ein und Ausgängen, kann

an dieser Stelle auch a-priori Wissen genutzt werden. Anschließend werden diese Werte mittels Anova Algorithmus analysiert. Hierbei wird die statistische Varianz zwischen Eingangswerten als Prozentwert angegeben.

SmartFactoryOWL

Die SmartFactoryOWL ist eine Demonstrator Plattform welche aus mehreren Transportsystemen und Verarbeitungsmodulen besteht. Das System besteht in Summe aus 8 Modulen. Dies sind mehrere Transport, Wiege, Abfüllung und Produktionsmodule und in [54] detailliert beschrieben sind. Das Produktionsmodul ist in Abbildung 5 dargestellt. Das Modul besteht zu Demonstrationszwecken aus heterogenen Systemen verschiedener Hersteller, wie PLCs, Interfaces und IO Module. Die einzelnen Bauteile sind ein Heizmodul, Gebläse inklusive der Zuführungen für Material.

Die genutzten Daten wurden mit einer Genauigkeit von 12 ms aufgenommen. Das Modell wurde von 50 Zyklen gelernt und ermöglicht die Vorhersage des Energieverbrauchs. Wie in [54] beschrieben zielt das Konzept hier auf die Vorhersage der folgenden Signale: Nullwerte, Signalabweichungen. Der kalkulierte f-measure Wert summiert die Testergebnisse. Der Test wurde für jede Fehlerart 100-mal durchgeführt. Die Ergebnisse zeigen, dass 100% der Fehler erkannt werden, bei einer Abweichung von 10%, selbst bei einer geringeren Abweichung von lediglich 2,5% werden alle erkannt. Dies verbessert die Ergebnisse aus [28] um ca. 10%.

Energiedemonstrator

Die Struktur besteht aus einem aktivem Transportprozess (linearer Gurtantrieb) einem passiven Transportprozess (Materialrutsche) sowie dem Produkt (Metallkugel). Die Kugel wird mittels dem aktiven Band an eine spezifische Position gebracht und sobald die Kugel wieder die Ausgangsposition erreicht hat, startet der Prozess erneut. Der dort gelernte hybride Automat wird detailliert in [24] beschrieben. Neben den diskreten Sensoren, erfasst der Prozess auch noch zwei kontinuierliche Datenwerte: (i) Die Bewegungsdaten des Magneten und (ii) der summierte Energieverbrauch über einen Zyklus. Der gesamte Energieverbrauch sowie die Bewegungen können hier modelliert werden. Der berechnete Koeffizient entspricht den Originaldaten zu 80%. Dies zeigt, dass die gelernten Daten dem Prozess entsprechen.

Siemens SmartAutomation

Bedingt durch die Ergebnisse aus den vorherigen Test, wurde eine weitere Testplattform evaluiert um andere Typen von kontinuierlichen Signalen zu testen. Der Produktionsprozess unterscheidet sich deutlich von der SmartFactoryOWL. Hier wird in einem Reaktor Wasser mit Säure vermischt um spezifische Konzentrationen zu erzeugen. Anschließend wird das Produkt in Flaschen gefüllt und über einen Transportprozess eingelagert. Um die Säure zu mischen, ist ein spezifischer Durchfluss zwischen Reaktor und Lagermodul nötig, da dies direkt das Ausgangsprodukt beeinflusst. Mit dem in [53] dargestellten Ansatz ergibt sich hier abschließend eine Genauigkeit von mehr als 93%.

8 Transfer zur Industrie

8.1 Publikationen

Innerhalb der Projektlaufzeit wurden folgende Publikationen veröffentlicht:

2012

- A Generic Synchronized Data Acquisition Solution for Distributed Automation Systems, 17th IEEE International Conference on Emerging Technologies and Factory Automation ETFA 2012 [38]

2013

- A Software Architecture for the Analysis of Energy- and Process-Data, 18th IEEE International Conference on Emerging Technologies and Factory Automation ETFA 2013 [24]
- The Importance of Model-Learning for the Analysis of the Energy Consumption of Production Plant, 18th IEEE International Conference on Emerging Technologies and Factory Automation ETFA 2013 [19]

2014

- System modeling based on machine learning for anomaly detection and predictive maintenance in industrial plants, 18th IEEE International Conference on Emerging Technologies and Factory Automation ETFA 2014 [23]
- Kroll, Björn; Schaffranek, David; Niggemann, Oliver: Modellierung des Normalverhaltens von kontinuierlichen Signalen einer Industrieanlage zur Anomalieerkennung und Wartungsplanung. In: Automation 2014, Baden Baden, Jul. 2014 [22]
- Zeitsynchronisation in drahtlosen Sensornetzwerken – Verfahren und Anwendungen, 23. Internationale Wissenschaftliche Konferenz Mittweida IWKM 2014 [41]
- Fraunhofer IOSB Jahresbericht 2014
- IMMS Jahresbericht 2014

8.2 Vorträge

Die Ergebnisse wurde im Rahmen folgender Vorträge präsentiert:

2013

- CIIT Technologieabend 2013
- Landesinitiative Energiespeicher und -systeme Niedersachsen, Industrial Smart Grid - Energieprognose als ersten Schritt zum Industrial Smart Grid

2014

- Zeitsynchronisation in drahtlosen Sensornetzwerken – Verfahren und Anwendungen, 23. Internationale Wissenschaftliche Konferenz Mittweida IWKM 2014 [42]
- Solutions 2014 - Diagnose in Zeiten von Big Data

8.3 Messen

2013

- Hannover Messe 2013
- FMB 2013, Bad Salzuflen

2014

- Hannover Messe 2014
- MSV Internationale Maschinenbaumesse 2014, Brno

8.4 Geplante Veröffentlichungen

2015

- Hannover Messe 2015
- ETFA 2015
- ATP Edition

8.5 Aktualisiertes Transferkonzept

Die im Antrag vorgestellten Maßnahmen sind bereits während der Projektlaufzeit angelaufen und sollen nach Projektende nicht an Intensität verlieren. Derzeit gibt es Gespräche mit Unternehmen außerhalb des Projektkonsortiums. Einerseits um die erforschten Algorithmen direkt in die Industrie zur Evaluation zu integrieren. Andererseits gibt es Gespräche mit Komponentenherstellern, diese direkt in die Automatisierungssysteme zu übernehmen.

Im Bereich der Demonstratoren wird die SmartFactoryOWL um den Anomalieerkennungsalgorithmus erweitert und kann hier auch von Forschungs- und Industriepartner genutzt werden.

Parallel wird diese Thematik auf europäischer Ebene mit der EFFRA Studie [10] sowie national mittels der Industrie 4.0 Initiative [18] umgesetzt. Dies unterstützt die weitere Verwendung der Projektergebnisse in erheblichem Maße.

Einschätzung zur Realisierbarkeit des Konzeptes

Aufgrund der derzeitigen Rückmeldungen sowohl aus der Wirtschaft sowie der wissenschaftlichen Community sehen wir das Konzept als problemlos realisierbar an. Wie bereits beschrieben laufen erste Gespräche mit Partnern und werden im Q1/2015 in die Realisierung übergehen, sodass im Q3/2015 die industrielle Umsetzung erfolgt ist.

8.6 Wissenschaftlich-technischer und wirtschaftlicher Nutzen der Ergebnisse

Die Projektergebnisse zielen insbesondere auf mögliche Produkte hin, die einerseits im Rahmen einer Neuanschaffung einer Anlage in diese vom Systemintegrator eingesetzt werden, aber auch zu einem Retrofit vorhandener Anlagen. Besonders hier liegt der wirtschaftliche Nutzen auch für kleine und mittlere Unternehmen. Das Projektergebnis lässt sich softwaretechnisch leicht abbilden und als Produkt zusätzlich mit unterschiedlichster Datenerfassungshardware nutzen. Durch die standardisierte Schnittstelle ist nicht nur die einfache Einbindung in bereits vorhandene Systeme möglich, auch die Weitergabe der Daten an nachfolgende Systeme wie z.B. MDE/BDE/MES ist problemlos möglich. Dies kann zusätzliche Märkte als Schnittstelle zwischen Anlage und Auftragsplanung eröffnen.

Der Nutzen für die Unternehmen besteht einerseits in der Analyse Ihrer bestehenden Produktionsanlagen hinsichtlich der Abläufe, aber auch hinsichtlich notwendiger Energieverbräuche innerhalb. So lassen sich zu jedem Produktionsschritt nun detailliert Energieverbräuche zuordnen. Das ermöglicht eine Prozessanalyse und Überprüfung der geplanten Prozessschritte und der Zuordnung von Verbräuchen zu einzelnen Produktentstehungsschritten und Produkten, was zur Gewinnung von TCO-Angaben erforderlich ist.

Die weiteren Ergebnisse ermöglichen aufbauend auf den Messungen eine Anomalieerkennung in der Produktion anhand abweichender Energieverbräuche relativ zur Echtzeit. Damit erhalten die Unternehmen ein Werkzeug in die Hand während der Produktion Veränderungen zu erkennen und darauf zu reagieren. Dies ermöglicht den Unternehmen schon vor Ausfall von Maschinen aufmerksam zu werden und vorbeugende Wartung durchführen zu können. Damit trägt die erarbeitete Lösung sowohl zur Erhöhung der Produktivität als auch zur Maschinendiagnose bei, was im Umfeld von Energieeffizienzmaßnahmen in der Produktion eine notwendige Voraussetzung darstellt.

9 Fazit

Mittels weit verbreiteten Technologien für die Datenerfassung und Datenübertragung ist es möglich in Kombination mit neuen Datenanalyseverfahren einen weiteren Baustein für die Vision „Industrie 4.0“ zu erreichen. Das hier implementierte Framework zeigt eine Möglichkeit wie ohne den Einsatz von Expertenwissen ein Modell einer Industrieanlage gelernt werden kann und dieses wiederum für die Anwendung einer Anomalieerkennung genutzt wird. Anomalien in diesem Kontext sind beispielsweise falsches Zeitverhalten oder Abnutzungserscheinungen, welche nur manuell zu identifizieren sind.

Vorteil gegenüber den statischen Grenzwerttests ist ein Modell des gesamten Systems, welches auf einzelne Zustände reduziert modelliert wird. Dies ist besonders im Bezug auf modular aufgebaute Maschinen wichtig, die viele verschiedene Produkte mit sehr kleinen Losgrößen produzieren.

Diese Funktionen bilden einen Teil einer neuen Generation von Geräten die z.B. mittels einem prädiktiven Formalismus selbst ihre Wartungszyklen bestimmen, um die Effizienz und Laufzeit zu maximieren. Allerdings gibt es noch einigen Forschungsbedarf besonders im Bereich vollständig kontinuierlicher Systeme, dies wird Gegenstand zukünftiger Forschung sein. Aus diesem Grund wird bereits mit den Projektpartner ein Anschlussprojekt vorbereitet, was insbesondere die Forschung im Bereich der Analyse für Störgründe beleuchtet.

Literatur

- [1] D. Angluin. Learning regular sets from queries and counterexamples. *Inf. Comp.*, pages 75(2):87–106, 1987.
- [2] A. W. Biermann and J. A. Feldman. On the synthesis of finite-state machines from samples of their behaviour. *IEEE Transactions on Computers*, page 21:592–597, 1972.
- [3] B. Bollig, P. Habermehl, C. Kern, and M. Leucker. Angluin-style learning of nfa. *Research Report*, LSV-08-28, ENS Cachan, 2008.
- [4] A. Cannata, S. Karnouskos, and M. Taisch. Energy efficiency driven process analysis and optimization in discrete manufacturing. In *35th Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society (IECON 2009), Porto, Portugal*, 3-5 November 2009.
- [5] R. C. Carrasco and J. Oncina. Learning deterministic regular grammars from stochastic samples in polynomial time. In *RAIRO (Theoretical Informatics and Applications)*, volume 33, pages 1–20, 1999.
- [6] F. Denis, A. Lemay, and A. Terlutte. Learning regular languages using rfsas. *Computer Science*, pages 313(2):267–294, 2004.
- [7] A. Dietmair and A. Verl. Energy consumption modeling and optimization for production machines. In *Sustainable Energy Technologies, 2008. ICSET 2008. IEEE International Conference on*, pages 574 –579, 2008.
- [8] D. Dvorak. Process monitoring and diagnosis. *IEEE Expert*, 1991.
- [9] e SimPro. Effiziente Produktionsmaschinen durch Simulation in der Entwicklung. www.esimpro.de.
- [10] EFFRA. Multi-annual roadmap for the contractual ppp under horizons 2020, 2013.
- [11] S. Engelhardt, E. Chervakova, A. Schreiber, T. Rossbach, W. Kattanek, and M. Götze. BASe-Kit – Ein mobiles Messsystem für die Gebäudeautomation. In *Tagungsband Sensor+Test 2010*, pages 431–435, Nürnberg, 18. – 20. Mai 2010. VDE Verlag.
- [12] EnHiPro. Energie- und hilfsstoffoptimierte Produktion. www.enhipro.de. Laufzeit 06/2009-05/2012.
- [13] EWOTeK. Effizienzsteigerung von Werkzeugmaschinen durch Optimierung der Technologien zum Komponentenbetrieb. www.ewotek.de. Projektdauer: 01.07.2009 - 30.06.2012.
- [14] S. Faltinski, H. Flatt, F. Pethig, B. Kroll, A. Vodencarević, A. Maier, and O. Niggemann. Detecting anomalous energy consumptions in distributed manufacturing systems. In *Industrial Informatics (INDIN), 2012 9th IEEE International Conference on*, pages 358 – 363, 2012.
- [15] O. Foundation. OPC Data Access Custom Interface Standard Version 3.00, 2003. Data Access Custom Interface Standard Version 3.00.
- [16] C. Frey. Diagnosis and monitoring of complex industrial processes based on self-organizing maps and watershed transformations. In *Computational Intelligence for Measurement Systems and Applications, 2008. CIMSAS 2008. 2008 IEEE International Conference on*, pages 87 –92, july 2008.
- [17] C. W. Frey. Diagnosis and monitoring of complex industrial processes based on self-organizing maps and watershed transformations. In *IEEE International Conference on Computational Intelligence for Measurement Systems and Applications*, 2008.
- [18] E. Geisberger and M. Broy. *agendacps - integrierte forschungsagenda cyber-physical systems (acatech studie)*. Heidelberg u.a.: Springer Verlag, 2012.

- [19] S. Gilani, S. Windmann, F. Pethig, B. Kroll, and O. Niggemann. The importance of model-learning for the analysis of the energy consumption of production plant. In *18th IEEE International Conference on Emerging Technologies and Factory Automation (ETFA)*, Sep 2013.
- [20] H.-L. Group. MANUFUTURE - Strategic Research Agenda. Technical report, European Commission, 2006.
- [21] R. Isermann. Model-based fault detection and diagnosis - status and applications. In *16th IFAC Symposium on Automatic Control in Aerospace*, St. Petersburg, Russia, 2004.
- [22] B. Kroll, D. Schaffranek, and O. Niggemann. Modellierung des normalverhaltens von kontinuierlichen signalen einer industrieanlage zur anomalieerkennung und wartungsplanung. In *Automation 2014*, Baden Baden, Germany, 2014.
- [23] B. Kroll, D. Schaffranek, S. Schriegel, and O. Niggemann. System modeling based on machine learning for anomaly detection and predictive maintenance in industrial plants. In *19th IEEE International Conf. on Emerging Technologies and Factory Automation ETFA'2014*, Cagliari, Italy, 2014.
- [24] B. Kroll, S. Schriegel, S. Schramm, and O. Niggemann. A software architecture for the analysis of energy- and process-data. In *18th IEEE International Conf. on Emerging Technologies and Factory Automation ETFA'2013*, Cagliari, Italy, 2013.
- [25] K. Lang. Random dfa s can be approximately learned from sparse uniform examples. In *COLT*, 1992.
- [26] K. Lang, B. Perlmutter, and R. Price. Results of the abbadingo one dfa learning competition and a new evidence-driven state merging algorithm. In V. Honavar and G. Slutzki, editors, *ICGI 1998*, LNCS (LNAI), page 1–12. Springer, Heidelberg, 1998.
- [27] M. Markou and S. Singh. Novelty detection: A review - part 1. Department of Computer Science, PANN Research, University of Exeter, United Kingdom, 2003.
- [28] M. Markou and S. Singh. Novelty detection: A review - part 2. Department of Computer Science, PANN Research, University of Exeter, United Kingdom, 2003.
- [29] M. Maróti, B. Kusy, G. Simon, and A. Lédeczi. The flooding time synchronization protocol. In *Proceedings of the 2Nd International Conference on Embedded Networked Sensor Systems*, SenSys 04, pages 39–49, New York, NY, USA, 2004. ACM.
- [30] D. Mills. Simple Network Time Protocol (SNTP) Version 4 for IPv4, IPv6 and OSI. RFC 4330 (Informational), Jan. 2006. Obsoleted by RFC 5905.
- [31] T. Mingyu and C. Jin. The time series of the double moving average forecast. *China Academic Journal Electronic House*, 1:33–37, 2010.
- [32] S. Narasimhan and G. Biswas. Model-based diagnosis of hybrid systems. *Systems, Man and Cybernetics, Part A: Systems and Humans*, *IEEE Transactions on*, 37(3):348–361, May 2007.
- [33] O. Niggemann, A. Maier, A. Vodencarević, and B. Jantscher. Fighting the modeling bottleneck - learning models for production plants. In *MBEES - Model-Based Development of Embedded Systems*. Dagstuhl, 2011, February 2011.
- [34] O. Niggemann, B. Stein, A. Vodencarević, A. Maier, and H. Kleine Buning. Learning behavior models for hybrid timed systems. In *Twenty-Sixth Conference on Artificial Intelligence (AAAI-12)*, Jul 2012.
- [35] J. R. Norris. *Markov Chains*. Cambridge University Press, 1997.
- [36] J. Oncina, Garcia, and E. Vidal. Transducer learning in pattern recognition. In *Pattern Recognition, 1992. Vol.II. Conference B: Pattern Recognition Methodology and Systems, Proceedings., 11th IAPR International Conference on*, pages 299–302, Aug 1992.

- [37] P. Bremaud. *Markov Chains - Gibbs Fields, Monte Carlo Simulation, and Queues*. Springer Verlag, 1999.
- [38] F. Pethig, B. Kroll, O. Niggemann, A. Maier, T. Tack, and M. Maag. A generic synchronized data acquisition solution for distributed automation systems. In *17th IEEE International Conf. on Emerging Technologies and Factory Automation ETFA'2012*, Krakow, Poland, 2012.
- [39] Roland Berger Strategy Consultants. *Der Beitrag des Maschinen- und Anlagenbaus zur Energieeffizienz, Studie*. 2009.
- [40] T. Rossbach and E. Chervakova. Wireless sensor/actor networks for building automation – A system for distributed computing and unique sensor identification. Talk, SenZations 08: 3rd Summer School on Applications of Wireless Sensor Networks and Wireless Sensing in the Future Internet, Ljubljana, Slovenia, September 1st 2008.
- [41] S. Schramm, M. Rink, and M. Götze. Zeitsynchronisation in drahtlosen Sensornetzwerken – Verfahren und Anwendungen, Paper. In *Internationale Wissenschaftliche Konferenz Mittweida (IWKM2014)*, Mittweida, 5.-6. November 2014.
- [42] S. Schramm, M. Rink, and M. Götze. Zeitsynchronisation in drahtlosen Sensornetzwerken – Verfahren und Anwendungen, Vortrag. Mittweida, 5.-6. November 2014.
- [43] F. Sivrikaya and B. Yener. Time synchronization in sensor networks: A survey. *IEEE Network*, 18:45–50, 2004.
- [44] Statistisches Bundesamt. *Umweltnutzung und Wirtschaft*. 2009.
- [45] P. Struss and B. Ertl. Diagnosis of bottling plants - first success and challenges. In *20th International Workshop on Principles of Diagnosis, Stockholm*, Stockholm, Sweden, 2009.
- [46] F. Thollard, P. Dupont, and C. de la Higuera. Probabilistic DFA inference using Kullback-Leibler divergence and minimality. In *Proc. of the 17th International Conf. on Machine Learning*, pages 975–982. Morgan Kaufmann, 2000.
- [47] TinyOS. <http://www.tinyos.net/>.
- [48] B. Trakhtenbrot and J. Barzdin. North-Holland, 1973.
- [49] VDI/VDE. *Automation 2020 - bedeutung und entwicklung der automation bis zum jahr 2020*, 2009.
- [50] S. Verwer. *Efficient Identification of Timed Automata: Theory and Practice*. PhD thesis, Delft University of Technology, 2010.
- [51] S. Verwer, M. de Weerd, and C. Witteveen. An algorithm for learning real-time automata. In M. van Someren, S. Katrenko, and P. Adriaans, editors, *Proceedings of the Sixteenth Annual Machine Learning Conference of Belgium and the Netherlands (Benelearn)*, pages 128–135, 2007.
- [52] S. E. Verwer, M. M. de Weerd, and C. Witteveen. Efficiently learning simple timed automata. In W. Bridewell, T. Calders, A. K. de Medeiros, S. Kramer, M. Pechenizkiy, and L. Todorovski, editors, *Induction of Process Models*, pages 61–68. University of Antwerp, 2008. Workshop at ECML PKDD.
- [53] A. Vodencarević, H. Kleine Büning, O. Niggemann, and A. Maier. Using behavior models for anomaly detection in hybrid systems. In *Information, Communication and Automation Technologies (ICAT), 2011 XXIII International Symposium on*, pages 1–8, 2011.
- [54] S. Windmann, S. Jiao, O. Niggemann, and H. Borchering. A stochastic method for the detection of anomalous energy consumption in hybrid industrial systems. In *INDIN*, 2013.

Lemgo, 21.10.2014

Ort, Datum

Rechtsverbindliche Unterschrift des Leiters
und Stempelabdruck der federführenden Forschungsstelle