



Embedded Interactive Systems Laboratory



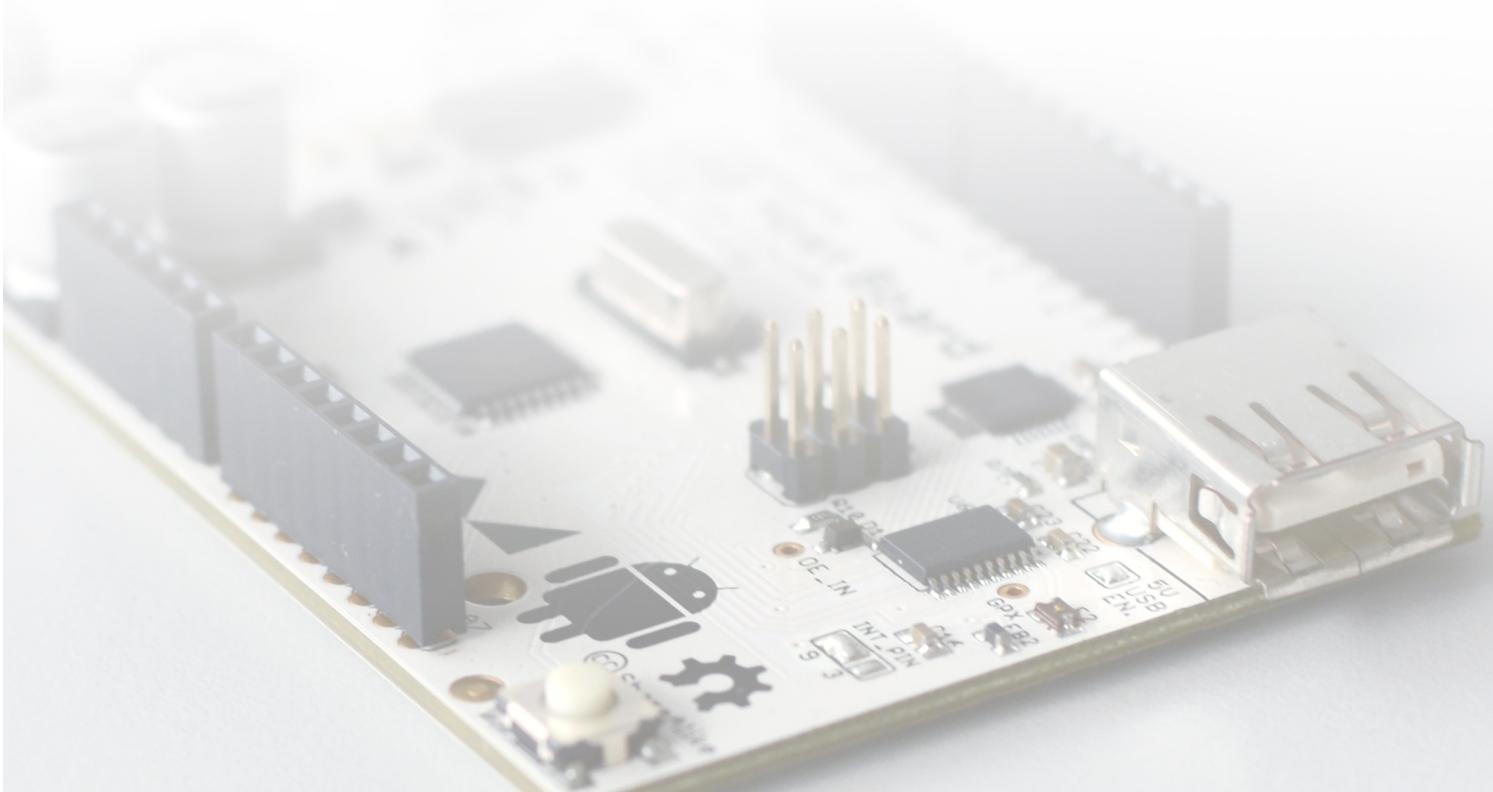
*Fakultät für Informatik und Mathematik*

Gerold Hoelzl and Matthias Kranz (Editors)

# Cyber Physical Systems in the Context of Smart Manufacturing

Advances in Embedded Interactive Systems  
Technical Report – Summer 2016

**Volume 4, Issue 3. ISSN: 2198-9494**



Gerold Hoelzl and Matthias Kranz

July 2016

## Contents

Preface	4
Machine-to-Machine Interaction :: Communication in a standard- ized way. <i>Roman Seeger</i>	5
Man or Machine :: Humans are Better at, Machines are Better at. <i>Svetlana Kornev</i>	11
Smart Manufacturing Systems :: Real-Time Data Analytics. <i>Nooh Nezhad, Maryam</i>	20
Copyright Notes	27

## Preface

Smart Manufacturing and Industry 4.0 are the buzzwords of an upcoming epoch of highly flexible, lot-size one, manufacturing processes. To achieve this goal, different techniques from the protocol based machine-to-machine (M2M) communication, pattern recognition and machine learning technologies, and almost philosophic aspects of human-machine interaction and cooperation have to be analysed and discussed. This report investigates into multiple facets of Cyber Physical Systems in Smart Manufacturing and asks the primary question what makes the envisioned processes really smart.

This technical report gives an overview of recent developments and results in the area of cyber physical systems in smart manufacturing. The topics comprise a number of areas, communication, machine learning, pattern classification, philosophical issues on the collaboration of humans and machines.

During the summer term in 2016, the Embedded Interactive Systems Laboratory at the University of Passau encouraged students to conduct research on the general topic of “Cyber Physical Systems in Smart Manufacturing”. Each student analyzed a number of scientific publications and summarized the findings in a paper.

Thus, each chapter within this technical report depicts a survey of specific aspects of a topic in the area of Cyber Physical Systems in the Context of Smart Manufacturing . The students’ backgrounds lie in Computer Science, Interactive Technologies, Mobile and Embedded Systems, and Internet Computing. This mixture of disciplines results in a highly post-disciplinary set of viewpoints. Therefore, this technical report is aimed at providing insights into various aspects of current topics in Human-Computer Interaction.

Passau, July 2016

The Editors

Gerold Hoelzl and Matthias Kranz

# Machine-to-Machine Interaction: Communication in a standardized way

Roman Seeger  
Universität Passau  
Lehrstuhl für Informatik mit Schwerpunkt Eingebettete Systeme  
Innstr. 43  
94032 Passau, Germany  
seegerro@fim.uni-passau.de

## ABSTRACT

This paper will give a broad overview of machine-to-machine (M2M) communication. M2M allows intelligent communication between machines in different areas such as home networking, healthcare or industrial networks. It requires different standards and architectures to make complicated M2M networks work. Standards from 3GPP and ETSI will be introduced. The industrial network presents a very harsh environment but the benefits can be worth it. Machine conditioning and metering, for example, allow a more efficient service structure. Autonomous decentralised manufacturing systems can be an answer to the demand of the industry for a more high-mix low-volume production. OPC UA can be a solution to interoperability and industrial automation in a standardised way.

## Keywords

M2M, Machine-to-Machine, industrial, networks, Autonomous Decentralised Manufacturing System, OPC UA, 3GPP

## 1. INTRODUCTION

Machine-to-machine (M2M) communication has become a popular technology that is used in many different areas today such as home networking (2.1.1), healthcare (2.1.2) and smart grid (2.1.3). It allows machines to interact with each other autonomously with exceptions to maintenance or faults. Especially the industrial environment benefits from this greatly because manufacturing usually takes many steps to complete one product. Now it can be done more efficiently without much human [7, 6, 5, 4] interaction because M2M provides a more flexible schedule allowing also smaller batch production in the same plant. Process monitoring and metering are key to make M2M systems work.

This paper will first take a look at different use cases for M2M technologies in section 2.1. Then in section 2.2 architectures and standards will be introduced. Industrial networks will be discussed in section 2.3 with an emphasis on application of M2M and autonomous decentralised manufacturing systems. OPC UA provides standards for interoperability and industrial automation and will be presented in section 2.3.1. Section 3 will reflect on this paper and section 4 will contain references to other papers.

Technology	Range	Speed	Max nodes
NFC	< 0.04m	106 Kbits/s - 424 Kbits/s	1
Infra-red	0.2 - 1m	2.4 Kbits/s - 16 Mbits/s	1
Bluetooth	10m	720 Kbits/s - 3 Mbits/s	8
ZigBee	30m	250 Kbits/s	225
UWB	20m	111 Mbits/s	225

Table 1: Comparison of different communication technologies[1]

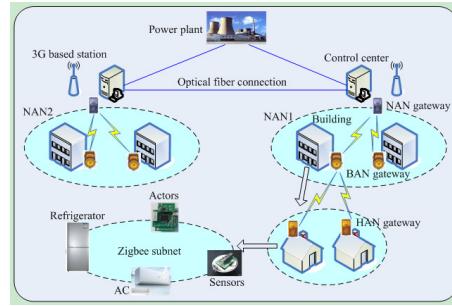


Figure 1: Architecture in smart grid[11]

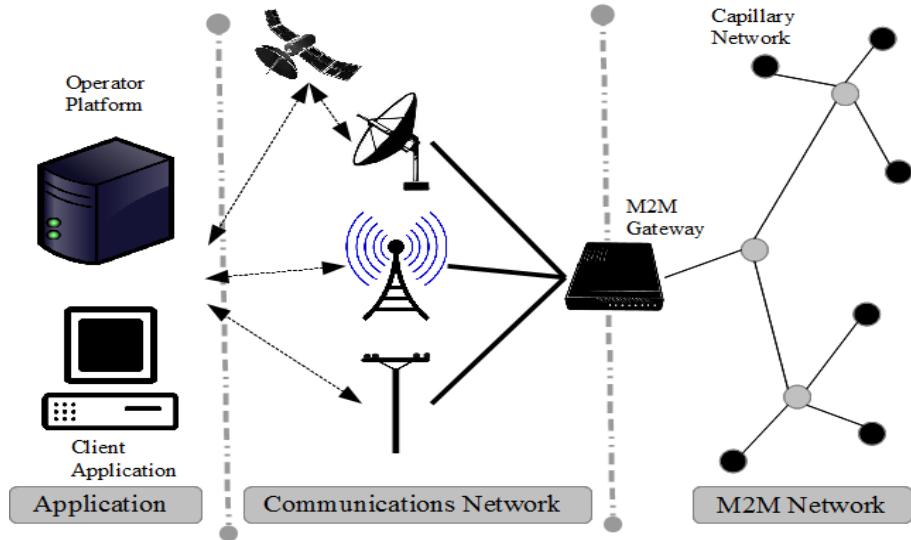
## 2. MACHINE-TO-MACHINE COMMUNICATION

### 2.1 Use Cases of M2M

The following subsections show three different use cases where M2M can be applied to, namely M2M in home networking, in healthcare and in smart grid. Those three use cases are very different and show how versatile M2M is.

#### 2.1.1 Home Networking

Home networks usually consist mostly of devices such as smart phones, tablets or desktop computers which are meant for media consumption. Sometimes there are also servers for media storage. Transportation of the data can be implemented with technologies such as Wi-Fi and Bluetooth (technical details in Table 1). M2M systems are realized in sub-networks which usually contain an aggregator that collects the data. Such a network may for example consist of laptop, printer and media server. There are also unusual



**Figure 2: ETSI basic architecture[1]**

devices that can be used under the M2M paradigm such as a technologically advanced refrigerator. The fridge has the ability to collect data about its content and uses a connection to the Internet to order new groceries if running low on certain items.[11]

### 2.1.2 Healthcare

M2M can play a major role in healthcare for the population. Body sensors are used to monitor critical values such as heart rate or temperature. In case any unusual activity is measured the network can be used to trigger alerts. Authorities will then be notified. The flexibility of the system allows monitoring in hospitals as well as at home.[11] In healthcare it is very important to achieve real-time data transmission because otherwise help might be too late. One architecture that promises real-time data on mobile applications uses the IPv6 over low-power wireless area network (6LoWPAN). PPG sensors are placed on the patients body to measure data such as oxygen saturation. M2M nodes will then collect the data through an UART port from the sensor and transmit them to the M2M gateway. The gateway connects an IPv6 over IEEE 802.15.4 network and an IP network. The 6LoWPAN is implemented on top of the IEEE 802.15.4 layer in the M2M nodes to transmit packets according to the higher-level 6LoWPAN ad hoc on-demand distance vector routing protocol. The data is assessed at the server PC through a monitoring and analysis program. After the data has been identified and scanned for completeness an Android mobile device will receive it wirelessly. On the mobile device Java applications can be used to produce the data in real-time.[12]

### 2.1.3 Smart Grid

Smart grid focuses on the efficient distribution of power from the source to the end user. The power is delivered through a transmission substation near the plant and many distribution substations. The network consists of these three hierarchical subnetworks: Neighbourhood area network (NAN), building area network (BAN) and home area network (HAN).

An overview can be seen in Figure 1.A NAN is a regional network and compromises at least one third-generation base station (3G) and a number of BANs. It is recommended to separate the existing 3G network, that is already providing Internet, from the 3G network that implements the smart grid framework. This prevents congestion and arising security threats due to the delay-sensitive smart grid communication. The gateway in the NAN can monitor power distribution at particular neighbourhood by the corresponding control station at the distribution substation. The BAN is present in every building that is connected to the smart power grid. Multiple HANs can be found within every BAN. The building's power feeder is typically the location of the smart meter/gateway. The gateway can monitor the power need and usage of the residents. 3G can be used to enhance communication between BAN and HAN. The HAN is dedicated to manage the on-demand power requirements of the end-user. The resident's devices, such as oven or washing machine, are connected in the HAN. The gateway of the HAN communicates with the electrical appliances of that residence through M2M communication. In order to provide automated two-way communication between the utility meter and utility provider smart meters are deployed in the smart grid. Different M2M network technologies are possible in the HAN, such as UWB, Bluetooth or Zigbee. However, at the moment ZigBee is the preferred choice due to its low power requirements and simple network configuration.[11][3]

## 2.2 M2M Communication

### 2.2.1 Architectures

The European Telecommunications Standards Institute (ETSI) gave a basic M2M architecture (Figure 2). The M2M network is divided into three sub-networks. The first one is the M2M area network. It consists of local devices, such as sensors and controllers. The second network is the Communications Network. It is used to transport the data to the third network, which is the M2M Application.

tion. The M2M Network and the Communications Network is linked with the M2M gateway. The gateway also performs inter-networking operations between different M2M area networks. The M2M application runs the software that utilises the data it receives from the M2M network. Some exemplary actions are alerting, inventory management, metering and sending control signals back to the M2M area network.[1]

### 2.2.2 Standards

M2M can be applied to multiple industries that use very different technologies. This demands a wide cover of standardisation compared to conventional technologies. Some of the standards developing organisations (SDO) are for example third generation partner project (3GPP), ETSI, IEEE and telecommunications industry association (TIA). For instance IEEE developed 802.15.4 (ZigBee) which is an air interface optimisation for smart grid networks. Furthermore TIA developed TR50 which is a standard for bi-directional communication of events and information between smart devices and other devices. Every organisation has its own scope of responsibilities in defining network architecture and functions to support M2M communication.

Machine type communication (MTC) is the focus of 3GPP. MTC devices and MTC servers need to be able to communicate with each other. 3GPP defined two supported M2M communication scenarios, namely, MTC Devices communicating with one or more MTC servers and MTC devices communicating with each other without intermediate MTC Servers. In the former scenario an application program interface is used by MTC users to access the MTC Server. LTE-Advanced is a heterogeneous network and can use femtocells and microcells besides conventional macrocells. Macrocells, microcells and femtocells are cellular base stations with different range and power. The nodes of those networks can also communicate to the mobility management entity through an interface. In the latter scenario the communication between the MTC devices can happen between different operator domains. The devices attach to the LTE-Advanced stations and packages are then forwarded by the LTE-Advanced infrastructure.[9]

ETSI standards focus on the service middleware layer to be independent of access and network transmission technologies.[1]

### 2.2.3 Security

Due to the growing amount of importance of M2M in the industry it is crucial to secure companies's assets. The nature of M2M devices invite new threats in security. They are usually unguarded, low cost and mass deployed, which makes intensive management and service unrealistic.

One category of vulnerabilities is physical attacks where the attacker tries to modify the software of a device. Another one is attacks on the core network where the attacker tries to harm the mobile network operator. This can for example be done with a DoS attack.

The many use case scenarios for M2M communications need new security requirements on all levels that will not harm the flexibility of such systems. Thus it is important to use a Trusted Environment (TRE) as a foundation to provide a hardware security anchor and root of trust. This foundation allows the combination of systems that enforce characteristics of trust and enforcement. The TRE provides functions

and resources to execute software and store data.[2]

## 2.3 M2M in Industrial Networks

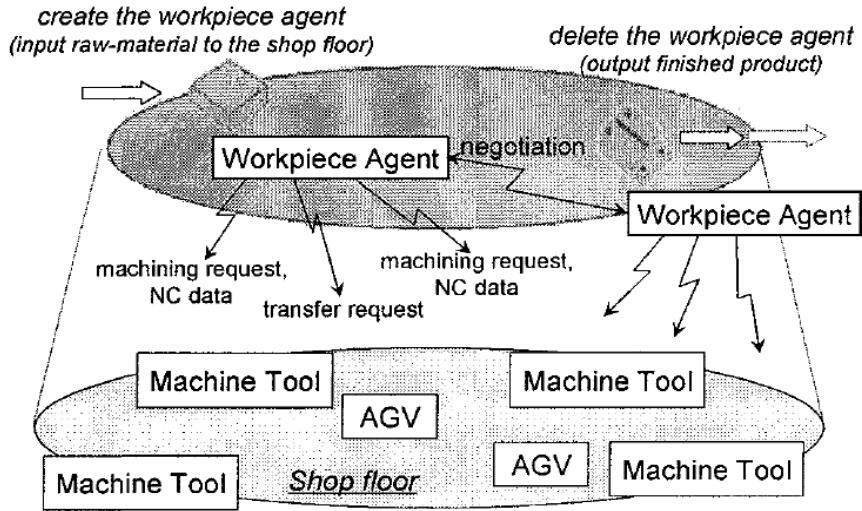
M2M in industrial networks focuses on supervisory control and data acquisition (SCADA). The core of industrial networks consist of programmable logic controllers (PLCs), sensors and actuators. Sensors are acquiring data and send them to a PLC. The PLC then interprets the information and provides control signals to actuators. A remote terminal unit (RTU) -also called supervisory computer- is assigned to oversee multiple PLCs, sensors and actuators. Only in case of configuration, maintenance or failure is human intervention required, otherwise autonomous operation can be expected.

Protocols like Fieldbus facilitate automation and control. Using Fieldbus brings many advantages compared to the point-to-point method. For example, you have the ability to connect new units to the bus more flexible. This makes extensions of the network easier. Another advantage is reduction of cost due to less wiring and system hardware. Fieldbus specifies the definitions of the physical layers, data links and application layers. Specific use cases require different features and, thus there are multiple implementations of Fieldbus, such as Modbus, Profibus, EtherCat. Modbus is considered as the de facto standard Fieldbus protocol and provides flexible implementations over many wired and wireless physical layers.

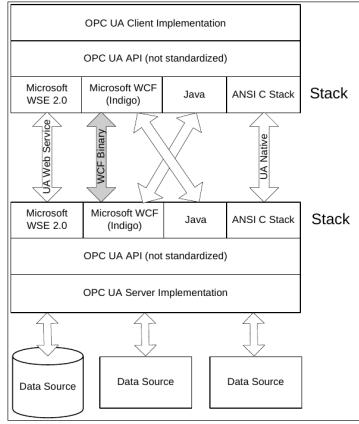
In industrial factories there might be high levels of electromagnetic interference (EMI) and a radio-hostile environment due to the amount of metal on site, thus resulting in harsh and adverse conditions. Manufacturing machines are often able to maneuver and rotate (for example manufacturing robots in the car industry who do paint or assembly jobs), which makes cabling impractical and thus limiting technologies that can be used. These factors require more considerations in the industrial network compared to commercial or residential implementations. There are different implementations of the Fieldbus protocol and different technologies to ensure communication within the network. Industrial factories need to make a decision about those options according to their budget, location and ambitions.[1]

### 2.3.1 The OPC Unified Architecture (OPC UA)

OPC UA is the successor of Open Platform Communications (OPC) developed by the OPC-Foundation. It provides a set of standards for the industry to allow interoperability in industrial automation. Before OPC HDA was used to access historical data, OPC DA was used to access current data and OPC A&E to access alarms and events. OPC UA combines those three and allows unified data access. Additionally, OPC UA comes with new features like accessing historical events and commands. Also the data model was upgraded to a higher level. OPC UA is cross-platform capable and has a service-oriented architecture (SOA). The old OPC was based on Microsoft's COM/DCOM technology. There are client and server components. Both have communication stacks that can communicate with each other. The OPC UA API is not standardised thus everybody can implement their own communication stack. The client-side communication stack allows the client to create request messages. The server-side communication stack delivers the request to the Server Implementation, which implements the necessary logic to return the response message. The Server



**Figure 3: Concept of Workpiece Agent [10]**



**Figure 4: OPC UA architecture[8]**

Implementation retrieves the data from a source, such as a database or a OPC server. The entire architecture can be seen in Figure 4.

OPC UA provides protocol bindings to map services to a network transport. The standard binding is the Native UA Binary. There are also bindings for webservices or hybrids that combine binary and webservices. For example the HTTPS with SOAP and XML Encoding is a hybrid.

OPC UA tries to address many security threats which were built into the core of it. The security features are: Confidentiality, integrity, application authentication, user authentication, user authorization, auditing and availability. Depending on the mapping there may be different measures to enforce some security features.

OPC UA is an important step to integrate technologies into industrial applications in an unified way.[8]

### 2.3.2 Applications of M2M in Industrial Networks

This section shows five different applications of M2M in

the industrial environment that could promise some benefits.

#### Machine Condition Monitoring and Smart Maintenance

Condition based maintenance (CBM) can be used to monitor machines in real-time and report if failures have come up. CBM allows the plant to optimise maintenance resources and prevent unnecessary cost. However, there are some downside to it. CBM has a high installation cost for small sensors that sometimes exceed the cost of the equipment. Also the CBM system itself needs its own maintenance which expense can not be neglected.

New sensors allow different implementations of condition monitoring, such as vibration monitoring, sound monitoring, lubricant monitoring or temperature monitoring. The Jetbox 9300 from Korenix is an example for an industrial condition monitoring system.[1]

#### Smart Metering and power control

The idea of smart metering is to perform remote utility usage readings. Accurate readings makes estimations by operators redundant and the data can be used to further optimise efficiency in the plant.

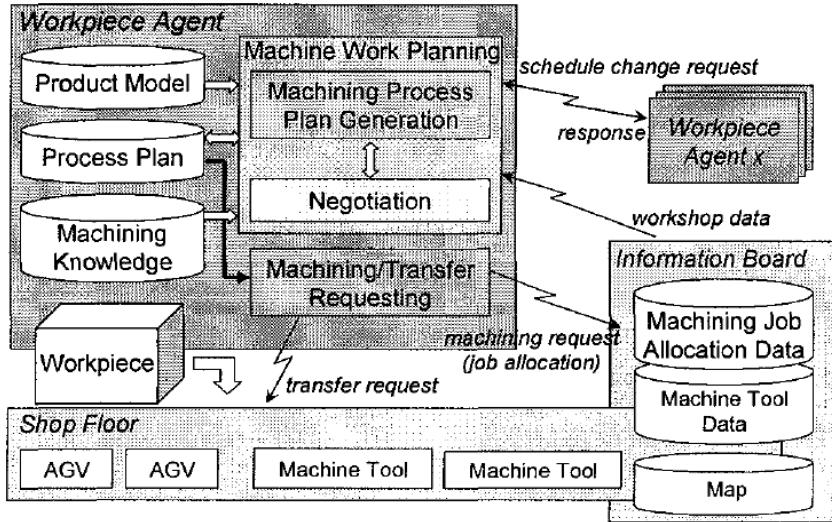
Smart energy management can be used to save energy when some machinery or lightning is not needed and can be turned off in order to reduce the overall power cost.[1]

#### Plant and process tracking

With the help of the previously mentioned condition monitoring it becomes possible to track real-time process and performance in the plant. Statistics of production rates, volumes and quality can be maintained and help to improve process efficiency. However, if you consider cost vs. benefit, plant and process tracking may not be justifiable since it is an intensive operation.[1]

#### Inventory Management

Tracking of materials, equipment and other inventory items



**Figure 5: Structure of the Workpiece Agent [10]**

can be very beneficial for management. One possibility to track such inventory is through radio frequency identification (RFID) or bar-codes, which hold crucial information such as location metrics. This makes it harder for equipment to get lost or stolen. Also, stock management will be improved, which allows automatic reordering of new items.[1]

#### **Plant logistics coordination and business oriented plant modelling**

If you combine all of the aforementioned applications in a plant then the highest benefit can be reached. They present a broad amount of information in order to help making business decisions. For example it becomes possible to generate a model of the plant where you can test future scenarios such as expenditure, expansion and other changes within the business.[1]

#### **2.3.3 Autonomous Decentralised Manufacturing Systems**

Factories have to adjust to different production plans and in order to do that they have to become flexible. In the past there was almost only mass production and it was unusual and costly to change production plan. Now, the requirement for smaller batch productions is increasing. Autonomous decentralised manufacturing systems (ADMS) is a possible solution for this problem. In a ADMS the manufacturing devices are configured as agents. They communicate with each other and decide the work that will be done next. This is achieved by assigning priorities to every job on the production schedule. For example if you have two jobs that are part of the same product you choose the job with the longest time (LNT) in an Arrow Diagram that holds the production lines for one product. However, when comparing jobs from different products it is not sufficient to only compare LNT. In this case you also have to take into account other information like post assembly processes or deadlines to make an adequate decision.

One implementation is through workpiece agents, which is

an autonomous software unit attached to a workpiece. The workpiece agent is in charge of planning the manufacturing process required to make the product. The workpiece agent is dynamic, i.e. it is only created when the material is input to the shop floor and deleted after the product's completion. Communication between different workpieces is required on the shop floor to allocate the manufacturing machine (Figure 3).

Figure 5 shows that a workpiece agent has machining knowledge and product data to finish the product. Then it can use functions to either do machine work planning or request a transfer. First many different possible machining process plans are generated and then after checking with the machining job allocation schedule and negotiating with other agents it will select an executable plan. After that the workpiece agent can request an AGV for a transfer. To ensure a working system it is crucial that the negotiations run as efficient as possible. Simulations have shown that machine work planning using workpiece agents are effective on the manufacturing system.[13][10]

### **3. CONCLUSIONS**

This paper gave a broad overview of M2M technologies with emphasis on industrial networks. However, M2M technologies can be applied to many fields with great potential. The standardisations and architectures show that extensive research is done in those areas to make application of many different technologies possible. Security and trust in data will always remain an important topic when looking at a M2M communication since there are many different systems working together.

A big shift of industrial plants to M2M has already happened and will evolve further in the future. Cyber-physical systems (CPS) are part of the Industry 4.0 which is considered to be the fourth industrial revolution. The deployment of CPS in industrial plants created the smart factory. M2M plays a key role in the smart factory which is expected to run autonomously. The combination of the physical and

virtual worlds provide significant quality, time, resource and cost advantages in comparison with conventional production systems. In the future this relatively new field is expected to make even more improvements in productivity and efficiency and M2M technologies will be a big part of it.

#### 4. REFERENCES

- [1] G. H. C.H. Potter and B. Silva. Machine-to-machine: Possible applications in industrial networks. *Industrial Technology (ICIT)*, pages 1321–1326, 2013.
- [2] I. Cha, Y. Shah, A. U. Schmidt, A. Leicher, and M. Meyerstein. Security and trust for m2m communications 1.
- [3] Z. M. Fadlullah, M. M. Fouada, N. Kato, A. Takeuchi, N. Iwasaki, and Y. Nozaki. Toward intelligent machine-to-machine communications in smart grid. *IEEE Communications Magazine*, 49(4):60–65, April 2011.
- [4] G. Hoelzl, A. Ferscha, P. Halbmayer, and W. Pereira. Goal oriented smart watches for cyber physical superorganisms. In *Workshop on Collective Wearables: The Superorganism of Massive Collective Wearables, at 2014 ACM International Joint Conference on Pervasive and Ubiquitous Computing (UbiComp 2014), Seattle, USA, September*, pages 1071 – 1076, September 2014.
- [5] G. Hoelzl, M. Kurz, and A. Ferscha. Goal oriented recognition of composed activities for reliable and adaptable intelligence systems. *Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing (JAIHC)*, 5(3):357–368, July 2013.
- [6] G. Hoelzl, M. Kurz, and A. Ferscha. Goal processing and semantic matchmaking in opportunistic activity and context recognition systems. In *The 9th International Conference on Autonomic and Autonomous Systems (ICAS2013), March 24 - 29, Lisbon, Portugal, Best Paper Award*, pages 33–39, March 2013.
- [7] G. Hoelzl, M. Kurz, P. Halbmayer, J. Erhart, M. Matscheko, A. Ferscha, S. Eisl, and J. Kaltenleithner. Locomotion@location: When the rubber hits the road. In *The 9th International Conference on Autonomic Computing (ICAC2012), San Jose, California, USA*, September 2012.
- [8] S.-H. Leitner and W. Mahnke. Opc ua-service-oriented architecture for industrial applications. *ABB Corporate Research Center*, 2006.
- [9] S.-Y. Lien and K.-C. Chen. Toward ubiquitous massive accesses in 3gpp machine-to-machine communications. *IEEE Communications Magazine*, pages 66–74, April 2011.
- [10] S. U. Michiko Matsuda and Y. Ishikawa. Machine work planning using workpiece agents in an autonomous decentralised manufacturing system. *International Federation for Information Processing (IFIP)*, 207:869–874, 2006.
- [11] J. W. Min Chen and F. Li. Machine-to-machine communications: Architectures, standards and applications. *KSII TRANSACTIONS ON INTERNET AND INFORMATION SYSTEMS*, 6(2):480–497, February 2012.
- [12] R. M. Sang-Joon Jung and W.-Y. Chung. Wireless machune-to-machine healthcare solution using android mobile devices in global networks. *IEEE SENSORS JOURNAL*, 13(5):1419–1424, 2013.
- [13] N. S. Yasuhiro SUDO and M. MATSUDA. An agent behavior technique in an autonomous decentralized manufacturing system. *Journal of Advanced Mechanical Design, Systems, and Manufacturing*, 4(3):673–682, 2010.

# Man or Machine: Humans are Better at, Machines are Better at

Svetlana Kornev

Universität Passau

Lehrstuhl für Informatik mit Schwerpunkt Eingebettete Systeme

Innstr. 43

94032 Passau, Germany

kornev01@stud.uni-passau.de

## ABSTRACT

Das vorliegende Paper ist im Rahmen des Seminars *Eingebettete Interaktive Systeme* entstanden und stellt die Eigenschaften des Menschen denen der Maschine gegenüber. Zunächst werden die historische Entwicklung und die schrittweise Integration der Maschinen in den Alltag geschildert. Daraufhin erfolgt die Identifizierung von Unterscheidungsmerkmalen beider Parteien und ihre Eignung für verschiedene Aufgabenbereiche. Beim Betrachten der Maschinen werden mehrere Arten berücksichtigt: von kompakten Smartphones über die Desktoprechner bis hin zu den komplexen Produktionsanlagen. Anhand der Untersuchungsergebnisse wird ein Einblick in die Varianten der Gestaltung von Kooperation zwischen Menschen und Maschinen gewährt. Zudem werden die Forschungsergebnisse präsentiert, die die zukünftige Entwicklung der Computerisierung auf dem Arbeitsmarkt darstellen.

## Keywords

Mensch, Maschine, Vergleich, Eigenschaften, Kollaboration

## 1. EINLEITUNG

Seit dem Beginn der 2. industriellen Revolution, welche am Anfang des 20. Jahrhunderts stattfand und intensive Nutzung der Elektroenergie, sowie die Arbeitsaufteilung mit sich brachte, befinden sich die Maschinen stets auf dem Vormarsch. Heutzutage wird das Zukunftsprojekt Industrie 4.0 vorangetrieben, wo dank der Vernetzung der Produktionsprozess optimiert werden soll [1]. Das Internet der Dinge spielt dabei eine wichtige Rolle und sorgt für die Kommunikation aller in der Produktionskette beteiligten Akteure sowie deren automatische Anpassung aufeinander [1]. Diese Vorgänge zeichnen sich dadurch aus, dass sie meist ohne die menschliche Einwirkung oder Koordination ausgeführt werden.

Permission to make digital or hard copies of all or part of this work for personal or classroom use is granted without fee provided that copies are not made or distributed for profit or commercial advantage and that copies bear this notice and the full citation on the first page. To copy otherwise, to republish, to post on servers or to redistribute to lists, requires prior specific permission and/or a fee.

*Man Or Machine: Humans Are Better At, Machines Are Better At '16*  
Passau, Germany  
Copyright 2016 ACM X-XXXXX-XX-X/XX/XX ...\$15.00.

Nicht nur im Herstellungsbereich ist in den letzten Jahren ein rasanter Entwicklungsfortschritt der Technologie zu verzeichnen. Wie die von der Softwarefirma SAP bereits vor vier Jahren durchgeführte Berechnung zeigt, befinden sich mehr Mobiltelefone als Zahnbürsten weltweit im Umlauf [2]. Dieser Trend belegt, dass die elektronischen Helfer sich mehr und mehr in die Lebensbereiche der Menschen integrieren und sie im Alltag unterstützen. Die permanente Weiterentwicklung dieser Geräte bereichert und verbessert ihre Fähigkeiten und macht sie für den Einsatz in sämtlichen Situationen attraktiver.

Die im Laufe der Fortentwicklung entstandenen Bezeichnungen *Smartphone* und *Smarthome* zeugen von der Intelligenz dieser Computer. Tatsächlich tauchte der Begriff *Künstliche Intelligenz* bereits in den 60er Jahren des vergangenen Jahrhunderts auf [3]. Damals haben die Wissenschaftler kaum mit dermaßen schnellem Fortschritt der Technologien gerechnet und den aktuellen Stand der Automatisierung für möglich gehalten.

Die umfassende maschinelle Unterstützung ist längst keine Sciencefiction mehr. Besonders in Südkorea wird dieses Konzept verwirklicht. In der Planstadt Songdo, welche auch als Smart City bezeichnet wird, ist eine massive Vernetzung der Informations- und Kommunikationssysteme deutlich [4, S. 39ff.]. In den öffentlichen Gebäuden, auf den Straßen und in privaten Haushalten sind zahlreiche Sensoren und maschinelle Einrichtungen angebracht. So ist beispielsweise das Müllentsorgungssystem voll automatisiert, auch das Ausstellen der Strafzettel für Falschparker übernimmt das Computernetz [4, S. 39ff.].

Mit rapide steigender Anzahl der Fähigkeiten und möglichen Einsatzbereiche der Maschinen wächst die Angst, irgendwann von ihnen vollständig ersetzt zu werden. Deshalb soll in diesem Artikel erörtert werden, für welche Aufgaben der Mensch und welche die Maschine besser geeignet und ob die Sorge berechtigt ist.

Im nächsten Kapitel wird die historische Entwicklung des Zusammenlebens von Menschen und Maschinen geschildert. Der dritte und vierte Abschnitt enthalten jeweils die Merkmale von Menschen und Maschinen, die sie für bestimmte Aufgaben qualifizieren. Anschließend folgen die Gemeinsamkeiten, der Zukunftsblick und das Fazit.

## 2. MENSCH UND MASCHINE

Um die Menschen und Maschinen anhand ihrer Fähigkeiten zu vergleichen, ist es hilfreich, zunächst den Begriff *Künstliche Intelligenz* zu interpretieren. Die Definitionen dieses Ausdruckes variieren in vielen Literaturquellen. Während die einen den Gedankengang der Maschine im Visier haben, basieren die anderen Interpretationen auf dem Verhalten [3]. Zudem wird in sämtlichen Quellen die künstliche Intelligenz als die Nachahmung der menschlichen Handlungsweise, und in anderen als die Rationalität - vernunftgemäße Denkweise - beschrieben [3]. Eines haben jedoch alle Deutungen gemeinsam: Sie ordnen der Maschine die Fähigkeit zu, die Probleme eigenständig zu lösen und in unvorhersehbaren Situationen eine richtige Entscheidung zu treffen und somit korrekt zu agieren.

Neben der künstlichen Intelligenz stand auch das Thema *Maschinelles Lernen* [5–8] relativ früh im Raum. Bereits im Jahr 1985 wurden die Strategien entwickelt, um die Roboter zu lehren. Dies soll zum Beispiel anhand einer geeigneten Sequenz von Beispieldoperationen erfolgen [9]. Das Ermöglichen dieses Vorhabens zielte auf die Ankunft neuer und preiswerter Sensoren auf dem Markt ab [9]. Tatsächlich werden heute mithilfe der Testsätze beispielsweise die Beschleunigungssensoren, die nahezu in jedem Smartphone vorhanden sind, trainiert. Sie nehmen anschließend die Klassifikation des Bewegungsmusters vor, indem sie die Ruhephasen und verschiedene physische Aktivitäten des Trägers erkennen. Diese Daten können mittels einer mobilen Applikation ausgewertet werden und das Feedback sowie die Motivation für mehr Fitness liefern. Die Smartphones nehmen so die Rolle eines Personal Trainers ein, der seine Dienste preiswert und jederzeit erfüllen kann.

An diesem Beispiel ist zu sehen, wie Grundidee der maschinellen Unterstützung funktionieren soll: Die Maschinen wurden konstruiert, um die Arbeit und den Alltag für den Menschen zu vereinfachen und komfortabler zu gestalten. Doch vielerorts stellen die Experten fest, dass der Einsatz von Computern unerwünschte Seiteneffekte mit sich bringt. So muss das Personal, das für die Bedienung der Maschinen zuständig ist, kompetent und qualifiziert sein [10]. Zudem sind oft ein schnelleres Arbeitstempo und das Steuern oder Überwachen komplexer Vorgänge erforderlich [10].

Der Mensch übernimmt eine wichtige Rolle bei der Koordination von Computersystemen. Einerseits wegen der man gelnden autonomen Fähigkeiten der beteiligten Maschinen, andererseits aufgrund des gewünschten Systemdesigns, welches eine führende Rolle vorsieht [11]. Aufgrund dieser Fakten will und kann der Mensch (noch) nicht vollständig ersetzt werden.

Diese Befürchtung hat ihren Ursprung bereits im Jahre 1811. Angesichts der Industrialisierung sowie der Mechanisierung bestand die Angst den Arbeitsplatz zu verlieren [12]. Diese äußerte sich sogar dadurch, dass Ned Ludd die Textilimtarbeiter in England aufgerufen hat, die mechanischen Webstühle zu zerstören, um der drohenden Arbeitslosigkeit und der Lohnsenkung entgegen zu wirken [12].

Ungeachtet dessen schritt die Industrialisierung unaufhalt sam voran und hat gezeigt, dass die anfänglichen Befürch-



Figure 1: Roboter in der Automobilindustrie

Quelle: [www.automotiveit.eu](http://www.automotiveit.eu)

tungen nicht zur Realität wurden. Die Verbreitung der Mechanisierung führte zur besseren Produktqualität bei gerin geren Herstellungskosten [12]. Darauf hinaus stiegen die Löhne an und es entstanden neue Arbeitsplätze [12]. Nun waren die Spezialisten für die Produktion und die Instandhaltung der Vorrichtungen erforderlich. Dieses Vorkommnis ging in die Geschichte ein und wird heute als „Ludditischer Trugschluss“ bezeichnet [12].

Zweihundert Jahre später ist eine Massenfertigung ohne die maschinelle Unterstützung kaum vorstellbar und komplett handgefertigte Produkte stellen eine Ausnahme dar. In der Abbildung 1 sind die Roboter zu sehen, welche im Zwickauer VW-Werk in der Montage eingesetzt werden. Sowohl in der Automobilindustrie als auch in anderen Bereichen wird für die Roboter kein eigenes Ökosystem geschaf fen. Vielmehr werden sie auf die existierende Umwelt angepasst. Die schrittweise Integration sorgt dafür, dass Menschen und Maschinen miteinander Hand in Hand gehen müssen. Für die gegenseitige Kommunikation wird beispielsweise die Netzwerkverbindung verwendet. Dieses Kommunikationsmodell ist auch die Grundlage für das Internet der Dinge, wo alle internetfähigen Geräte die Informationen austauschen und von dem Benutzer gesteuert werden können. Daneben existiert noch Web der Dinge, das einen Schritt weiter geht und den Computern das Erstellen eigener Webinhalte ermöglichen soll.

Allerdings sind das Web und das Internet für die Menschen konzipiert und erschweren deshalb die Integration der maschinellen Nutzer. Denn auch hier stößt die künstliche Intelligenz an ihre Grenzen, da die Interpretation von Inhalten neue Kommunikationsstandards sowie einheitliche Richtlinien voraussetzt. Das Semantic Web soll an dieser Stelle die Abhilfe verschaffen und den Informationen eine Bedeutung verleihen [13]. Das Semantic Web ist somit eine Erweiterung des Webs und sorgt dafür, dass die Maschinen die Dokumente verstehen und interpretieren können [13]. Zum Beispiel werden so die smarten Endgeräte eigenständig von einer Webseite zur nächsten navigieren und komplexe Aufgaben ausführen können [13].

In bestimmten Situationen scheint der Einsatz von Maschinen, wie bei der Montage von Automobilteilen, eine gute Strategie zu sein. In anderen Gegebenheiten sind die menschlichen Fähigkeiten und Fertigkeiten besser geeignet, wie es bei der Sinndeutung von Informationen der Fall ist. Deshalb werden nun nachfolgend die Eigenschaften des Menschen und der Maschine inspiziert und miteinander verglichen.

### 3. EIGENSCHAFTEN DER MENSCHEN

Bereits in den frühen 50er Jahren stellten sich die Experten die Frage, welche Merkmale des menschlichen Verhaltens ihn für bestimmte Aufgaben qualifizieren und in welchen Fällen der Einsatz von maschinellen Kräften vorzuziehen ist. Das Ergebnis dieser Analyse war das Paper *Human engineering for an effective air-navigation and traffic-control system* [14]. Darin sind die Stärken und Schwächen beider Parteien enthalten, welche die Bezeichnung HABA-MABA (Humans Are Better At - Machines Are Better At) bekommen haben. Die meisten dieser Beobachtungen sind bis heute aktuell und werden im Folgenden geschildert.

#### Aufmerksamkeit

So spielt die Aufmerksamkeit im Straßen- oder Luftverkehr eine bedeutende Rolle [14]. Denn die Untersuchungen von Unfallursachen belegen, dass der menschliche Faktor, insbesondere die Übermüdung und der Sekundenschlaf, die häufigste Quelle für die Zwischenfälle ist [14]. Die Aufmerksamkeit des Menschen lässt aufgrund der monotonen und langwierigen Tätigkeit nach [14]. Eine angemessene Reaktion in Extremsituationen ist nicht möglich, weil mit dem Verlust der Aufmerksamkeit das Gesamtbild der Situation binnen Sekunden nicht rekonstruierbar ist [14]. Folglich müssen die Aufgaben, welche dem Menschen zugewiesen werden, das Interesse wecken, dieses aufrecht erhalten und die kontinuierliche Interaktion erfordern [14].

Zu berücksichtigen ist außerdem, dass die sinnvollen Lösungen in Notsituationen von einem weiteren Faktor abhängig sind: Die für die Steuerung und die Überwachung des Systems eingesetzte Person muss entsprechend geschult und erfahren sein. Erst dann kann die abwechslungsreiche und fordernde Tätigkeit verhindern, dass das System ungenügend kontrolliert wird und sich zu einer Gefahrenquelle entwickelt.

#### Flexibilität

Im nächsten Punkt sind die Menschen den Maschinen bis heute überlegen: Die Flexibilität und die Fähigkeit zu improvisieren unterscheidet die Lebewesen von den Computern. Während die Flexibilität der Rechner von der Anzahl implementierter Algorithmen abhängt, können die Menschen verschiedene Lösungsstrategien für das gleiche Problem ausarbeiten [14]. Besonders wichtig ist diese Eigenschaft in einer sich ständig weiterentwickelnder Umwelt, wo stets neue Komponenten das vorhandene System erweitern [14]. Deshalb sollte in Situationen, welche eine hohe Anpassungsfähigkeit erfordern, der Einsatz des Menschen bevorzugt werden [14].

#### Urteilsvermögen

Nicht weniger wichtig ist das Urteilsvermögen, welches die Menschen intuitiv beherrschen. Dieses basiert auf den gesammelten Erfahrungen und versetzt uns in die Lage, einen gegebenen Sachverhalt abstrakt zu bewerten und identische Entscheidungen unter vergleichbaren Umständen zu treffen [14]. Die Fähigkeit, die wesentlichen Aspekte einer Situation zu erfassen, ist bei den Maschinen weniger ausgeprägt. Beispielsweise funktioniert ein Datenbankmanagementsystem dank den implementierten Mechanismen meist autonom. In Konfliktsituationen, wenn mehrere Alternativlösungen legitim sind oder keine der Optionen anwendbar ist, wird das Eingreifen des Systemadministrators unabdingbar sein. Die endgültige Entscheidung bleibt in solchen Fällen ihm überlassen.

#### Kreativität

Ein weiterer großer Vorteil der Menschen gegenüber Maschinen ist die Kreativität [15]. Die Macht der Vorstellungskraft erlaubt das Entwickeln eigener Ideen, die in Form von Geschichten als Unterhaltung dienen und in Form von Theorien und Konzepten unter anderem den technischen Fortschritt vorantreiben.

Dank der genannten Eigenschaften - der Flexibilität, der Kreativität und dem Urteilsvermögen - können die Menschen die Aufgaben bewältigen, welche nicht nach einem bestimmten Muster bearbeitet werden können. Mithilfe der Beurteilungskraft und des ausgeprägten logischen Denkens kann nicht nur ein passender, sondern ein optimaler Lösungsweg ausgewählt werden.

#### Wahrnehmung

Aber nicht nur aufgrund eines weniger gut entwickelten Sinnes für die Beurteilung von komplexen Sachverhalten können die Maschinen gewisse Situationen ungenügend interpretieren. Denn es existiert eine weitere Domäne, in welcher der Mensch die Maschine überragt: die Wahrnehmung. Während die Maschinen nur geometrische Formen erkennen können, was zudem von den Lichtverhältnissen abhängt, sind wir in der Lage ein visuelles Bild der Umwelt zu erfassen und dieses zu bewerten [15]. Zudem findet das Lernen und Speichern neuer Informationen in erster Linie visuell statt. Wie das Beispiel einer Untersuchung aus dem Jahr 2012 zeigt, stoßen die Maschinen bei der eigenständigen Auswertung der Daten, welche im Rahmen der Analyse des Schlafverhaltens aufgenommen wurden, an ihre Grenzen [16]. Eine sinnvolle Evaluierung der Ergebnisse konnte in diesem Fall nur visuell durch einen Experten vorgenommen werden [16]. Das menschliche Auge in Kombination mit den Kenntnissen des Fachgebietes bleibt somit konkurrenzlos.

#### Sozialkompetenz

Wie in der Schlafforschung, so im gesamten medizinischen Bereich und anderen sozialen Berufsfeldern wird trotz wachsender technischer Möglichkeiten der Einsatz der Menschen unabdingbar sein. Denn vor allem für das Bildungswesen, für die Erziehung und Krankenpflege spielen die Eigenschaften wie die Spontanität, Emotionalität, Empathie und menschliche Fürsorge eine wichtige Rolle. Die Menschen sind besser an die Lebensbedingungen angepasst und haben im Laufe der Evolution kognitive Fähigkeiten erworben [17]. Diese zeichnen sie aus und lassen sich nur schwer in einer

Maschine umsetzen [17]. Manche komplexen Vorgänge, die der Mensch im täglichen Leben ausführt und welche der gegenseitigen Kommunikation dienen, können zudem nicht programmiert werden [17].

## 4. EIGENSCHAFTEN DER MASCHINEN

Auf der anderen Seite sind die Maschinen, welche die Fähigkeiten beinhalten, die der Mensch weder in Folge der Evolution noch durch intensives Erlernen eines Spezialgebietes sich aneignen kann.

### Schnelligkeit

Dazu zählt zum Beispiel die Schnelligkeit, mit der die Rechner auf ein Ereignis reagieren können. Die Reaktionszeit des Menschen hängt von verschiedenen Faktoren ab und liegt selbst bei idealen Bedingungen unter der des Computers [14]. Im Gegensatz dazu sind die Maschinen in der Lage selbst unter extremen Umständen die Situation richtig einzuschätzen und eine passende Lösung zu liefern [14]. Dazu tragen ebenso die exakten Berechnungen sowie die Zuverlässigkeit bei der Ausführung von repetitiven Tasks bei.

### Konzentration und Reaktionsfähigkeit

Ferner gilt, dass die Maschinen eine monotone Tätigkeit effizienter und verlässlicher ausüben [14]. Trotz des routinierten Ablaufs lässt bei ihnen - im Gegensatz zu den Menschen - die Konzentration nicht nach [14]. Bei langweiligen sowie langwierigen Aufgaben behalten sie die rapide Reaktionsfähigkeit bei, liefern schnellere und einheitlichere Antworten [14]. Außerdem verursachen sie bei solchen Prozessen weniger Fehler als die Menschen an ihrer Stelle [14].

### Berechnungen

Auch im mathematischen Bereich sind die Maschinen dem Menschen deutlich überlegen. Dies gilt sowohl für die einfachen als auch für komplexen Kalkulationen [14]. Hier benötigen die Computer zum einen nur einen Bruchteil der Zeit um das Ergebnis zu bestimmen. Zum anderen laufen sie nicht der Gefahr aufgrund eines Denkfehlers ein falsches Resultat hervorzubringen. Dabei ist jedoch zu berücksichtigen, dass die Implementierung von Lösungsalgorithmen durch Menschen erfolgt [14]. Deshalb können so fehlerhafte Lösungsschemata entstehen und zu nichtigen Ergebnissen führen [14].

### Speicherkapazität

Der weitere Punkt, der die Leistungsfähigkeit von Maschinen nochmals unterstreicht, ist die Speicherung von Informationen. So ist der Arbeitsspeicher des Computers bereits vor über 60 Jahren dem menschlichen Kurzzeitgedächtnis überlegen [14]. Heute ist diese Distanz wesentlich größer, denn selbst bei kompakten Geräten beträgt der Zwischenspeicher mehrere Gigabytes. Auch das Langzeitgedächtnis eines Menschen kann mit der Speicherkapazität einer Festplatte und der schnellen Abrufbarkeit sowie der gewährleisteten Integrität der Daten nicht mithalten. Jedoch kann das Erlernen und Verstehen komplexer Zusammenhänge auf dieser Datengrundlage bisher nur vom Menschen bewältigt werden.

### Multitasking

Darüber hinaus erlauben die Computersysteme ein großes Maß an Multitasking. Dank der Möglichkeit zur Zwischen-

speicherung mehrerer Informationen sowie wegen der leistungsfähigen Prozessoren, welche die parallele Bearbeitung von Befehlen ermöglichen, können die Maschinen eine Vielzahl an Aktion gleichzeitig ausführen. Dabei ist anzumerken, dass es sich um Aufgaben handelt, die einen gewissen Grad an Aufmerksamkeit voraussetzen und nicht reflexartig wie die Atmung der Lebewesen erfolgen [14]. Der Mensch hingegen kann nur eine dieser Tätigkeiten zur selben Zeit effizient und ordentlich ausüben [14]. Während die Leistung des Menschen bei den Multitaskingaktivitäten nachlässt, kann der Rechner diese Aufgaben unabhängig voneinander bewältigen.

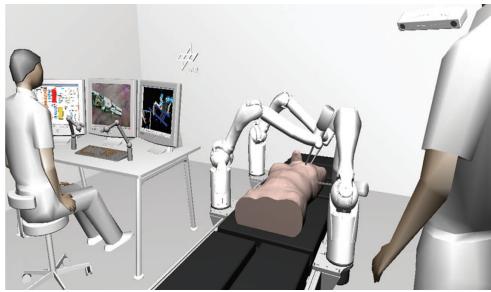
Aufgrund der oben aufgelisteten Vorteile ist ersichtlich, dass die Maschinen besonders gut für die Arbeitsfelder geeignet sind, wo „kalte Funktionalität und zuverlässiges Funktionieren“ gefordert sind [17]. In diesem Kontext sticht ein Vorteil des autonomen Fahrens hervor: Während der Autofahrer bei einem Überholvorgang sich auf seine Erfahrung und Intuition verlassen muss, kann das Computersystem die dafür benötigte Zeit und Strecke unter Berücksichtigung der äußeren Faktoren präzise kalkulieren. Außerdem ist die Kommunikation zwischen den autonomen Fahrzeugen möglich, sodass die Gefahr eines Zusammenstoßes weiter reduziert werden kann.

### Präzision

Des Weiteren sind die Maschinen bei der Durchführung von Aktivitäten, die große Präzision erfordern, dem Menschen überlegen. Das gilt beispielsweise für die Messgeräte im Flugzeug, die zusammen als Autopilot agieren, oder für die computergesteuerten Operationsassistenten, die sich besonders bei der Durchführung von Mikroeingriffen bewährt haben.

Der Autopilot sammelt die Daten mithilfe von Sensoren und kombiniert sie mit den von der Crew gemachten Vorgaben. Die exakten Berechnungen und automatische Anpassung der Geräte erlauben dem Autopiloten einen stabileren Flug über längere Zeit aufrecht zu erhalten und dabei die äußeren inneren Einflussfaktoren zu berücksichtigen [18]. In extremen Situationen erkennen sie die Gefahrenquelle schnell und leiten entsprechende Gegenmaßnahmen ein [18]. Wie zum Beispiel bei der Flugzeugkatastrophe im März 2015. Hier hat der Kopilot bereits auf dem Hinflug versucht die Einstellungen zu ändern, woraufhin das Computersystem die automatische Stabilisierung vorgenommen und die Flughöhe auf den richtigen Wert korrigiert hat [19]. Wie dieser Fall zeigt, können präzise Messinstrumente und Hilfssysteme dennoch deaktiviert und die alleinige Entscheidungsmacht dem Menschen übertragen werden. Die übergeordnete Rolle des Menschen ist neben den Autopiloten auch in anderen Mechanismen vorzufinden, wie beispielsweise bei der Koordinierung der Züge. Hier sind die wichtigen Entscheidungen dem Menschen überlassen. Dies ist jedoch nicht immer vorteilhaft, wie es das Zugunglück von Bad Aibling beweist, wo es infolge des Fehlverhaltens des Fahrdienstleiters zum Zusammenprall zweier Züge kam [20].

Großer Beitrag der Maschinen ist im Bereich der minimal invasiven Chirurgie (MIS) zu verzeichnen. Mithilfe der speziellen Roboterarme durchgeführten operativen Eingriffe können besonders schonend für den Patienten und mit hoher Genauigkeit verwirklicht werden. Wie das Deutsche

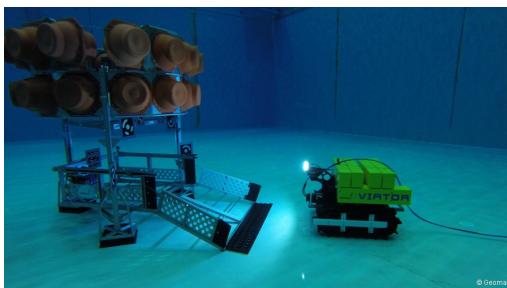


**Figure 2: Robotersystem für minimal invasive Chirurgie [21]**

Zentrum für Luft- und Raumfahrt (DLR) betont, verbirgt sich für die Robotertechnik im Gebiet der invasiven Medizin großes Zukunftspotenzial [22]. Das Ziel der Forschungsprojekte des DLR ist das Eröffnen neuer Behandlungsmöglichkeiten und somit die Unterstützung, nicht die Ersetzung der Chirurgen [22]. Zu den Vorteilen der MIS zählen das geringere Infektionsrisiko infolge eines Eingriffs, kleinerer Blutverlust und schnellere Heilung [21]. Da die maschinellen Helfer aufgrund ihrer Beschaffenheit viel Platz am Operationstisch einnehmen, steuert der Arzt den Vorgang über eine Konsole (s. Abbildung 2). Vorausschauend könnte die weitere Verbesserung dieser Methode eine Chance für die Entwicklungsländer bedeuten. Da der Arzt und Patient so keinen direkten Kontakt haben müssen, wäre die operative Behandlung nicht nur aus wenigen Meter Entfernung, sondern aus mehreren hundert Kilometer vorstellbar.

### Gefährliche Aufgaben

Neben der Forschung im Bereich der MIS beschäftigt sich das eine der weltweit führenden Institute für Robotik in Pfaffenholz mit der Weiterentwicklung von Robotern für die Tätigkeiten an den schwer zugänglichen Orten [23]. Mobile Maschinen dieser Art werden zum Beispiel für die Tiefseebohrungen, Rettungsaktionen nach einem Lawineneinbruch oder Erdbeben und für das Erforschen anderer Planeten eingesetzt (s. Abbildung 3) [24]. Dank ihrer Robustheit können sie diese Aufgaben besser als Menschen bewältigen. Das gilt vor allem für die gesundheitsschädlichen Arbeitsaktivitäten wie das Entsorgen des Atommülls [24].



**Figure 3: Roboter für den Einsatz unter Wasser**  
Quelle: <http://www.robex-allianz.de/>

### Physische Stärke

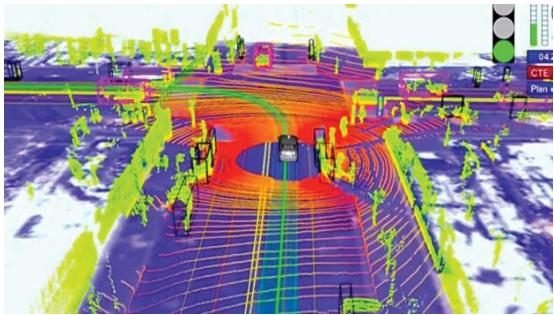
Wie am Beispiel der industriellen Fertigung erkennbar (s. Abbildung 1), zählt die physische Stärke zu den Vorteilen der Maschine. Das Heben massiver Gegenstände wie der Automobilteile erfolgt problemlos. Die Wartungsintervalle sind länger als die produktive Arbeitszeit der Fließbandmitarbeiter während einer Schicht. Bei anspruchsvollen physischen Aktivitäten treten die (Material)Ermüdungserscheinungen seltener als bei menschlichen Personen auf. Dank immer weiter sinkenden Kosten für die Robotertechnik können diese bei irreparablen Schäden leicht ersetzt werden. Nicht nur die Anschaffungskosten einer Fertigungsanlage sind überschaubar, die maschinell hergestellten Güter haben zudem geringere Produktionskosten. Dieser Aspekt macht die Maschinen als günstige Arbeitskraft sehr attraktiv.

### Objektivität

Mithilfe der maschinellen Unterstützung können zudem die Defizite bzw. Vorurteile der Menschen bei der Ausführung bestimmter Aufgaben ausgerottet werden. Wie eine in den USA durchgeföhrte Studie zeigt, sind die von den Maschinen getroffenen Entscheidungen deutlich objektiver als die der Menschen [25]. In dieser Untersuchung wurde ein Vergleich der Ausstellung von Strafzetteln aufgrund der Geschwindigkeitsüberschreitung vollzogen. Es wurden zum einen die Protokolle der Polizeibeamten und zum anderen die Aufzeichnungen der automatischen Radarstationen ausgewertet. Die von beiden Parteien ausgestellten Strafzettel wurden in verschiedene Kategorien aufgeteilt. Die Zuordnung erfolgte nach sozialen und gesellschaftlichen Eigenschaften der Fahrzeugführer. Das Ergebnis zeigte, dass die Entscheidungen der Polizeibeamte subjektiv gewesen sind und somit ein signifikant größerer Anteil an Strafzetteln an Frauen und Afroamerikaner ausgeteilt wurde [25]. Die Maschinen dagegen lieferten eine objektive Beurteilung der Sachlage und zeichneten jedes Fahrzeug und somit jeden Fahrer auf, der sich nicht an die Geschwindigkeitsbegrenzung hielt [25].

### Wahrnehmung

Wie im Kapitel 3 beschrieben, stellt die Sehkraft des Menschen in Kombination mit fachspezifischen Kenntnissen einen bedeutenden Vorteil gegenüber den Maschinen dar. Dem muss hinzugefügt werden, dass für die visuelle Wahrnehmung nicht nur Kameras eingesetzt werden. Diese werden mit anderen Geräten, die für das Erfassen der Umwelt dienen, kombiniert. Dazu gehören Radar-, Sonar-, Laser-, Ultraschall- und Infrarotsensoren [26]. Durch das Ausstrahlen von unsichtbarem Licht und unhörbarem Ton werden die entstehenden Reflexionen analysiert und ein Bild der Umgebung erstellt [26]. Die Abbildung 4 zeigt wie die autonomen Fahrzeuge die Verkehrslage wahrnehmen. Diese Sensoren sind nicht nur in der Lage das Fehlen des visuellen Sinnesorgans zu kompensieren, sondern verleihen der Maschine die Fähigkeit, Lichtstrahlen wahrzunehmen, die für das menschliche Auge nicht erfassbar sind. Dies ermöglicht den Einsatz von Maschinen in Gebieten, wo das Erfassen solcher Faktoren notwendig aber zugleich für den menschlichen Körper schädlich ist, wie es beispielsweise bei der Atomstrahlung der Fall ist. Allerdings existiert im Bereich der visuellen Wahrnehmung von Maschinen eine Einschränkung. Denn das Sehen impliziert nicht das Interpretieren und das Verstehen der Umwelt [26]. Vom Erfassen bis zum Ziehen



**Figure 4:** Die Wahrnehmung eines autonomen Fahrzeuges [26]

der Rückschlüsse ist ein großer Aufwand erforderlich [26].

## Kognitive Fähigkeiten

Wie aus dem vorherigen Kapitel ersichtlich, sind die Menschen im Lernen, Problemlösen, Beurteilen und Argumentieren den Maschinen deutlich überlegen. In der Wissenschaft existieren Mechanismen, die diese Verhaltensweisen simulieren können. Ein Beispiel dafür ist das Watson-Computersystem der International Business Machines Corporation IBM [27]. Dieser Rechner wurde entwickelt, um die Antworten auf die in natürlichen Sprache gestellten Fragen zu liefern [27]. Das Programm arbeitet so effizient und korrekt, dass es sogar in einer Quizshow gegen erfahrene Gegner gewinnen kann [27]. Das ermöglicht die Kombination aus dem Natural Language Processing, das für die Extraktion der Semantik verwendet wird, dem Information Retrieval, das für die Suche nach komplexen Inhalten ermöglicht, und dem Machine Learning, was das Lernen aus Beispielen darstellt [27]. Dank den überzeugenden Ergebnissen kann Watson in diversen Bereichen eingesetzt werden: In der Medizin für die Krebsdiagnostik oder in der Rechtsberatung für die Recherche [15], [28]. So können mehrere Hunderttausend medizinische Berichte mit Millionen von Patientenakten verglichen werden, um eine Behandlung auszuwählen, die die meisten Erfolgsaussichten verspricht [15]. Im juristischen Bereich sind dank Watson schnelle, umfassende und kostengünstige Recherchen möglich [28].

Fasst man die zuvor genannten Eigenschaften zusammen, so ist ersichtlich, dass heutige Maschinen leistungsfähig und vielseitig einsetzbar sind. Es besteht jedoch ein großes Entwicklungspotenzial im Bereich der Autonomie. Denn bisher basiert das Verhalten größtenteils auf den einprogrammierten Befehlen und kann nur geringfügig durch eigene Erfahrungen beeinflusst werden [3].

## 5. GEMEINSAMKEITEN

Wie aus den vorherigen zwei Kapiteln ersichtlich, besitzen Menschen und Maschinen eine Reihe von Eigenschaften, welche sie eindeutig unterscheiden. Daneben existieren Merkmale, die beiden Parteien gleichermaßen zugeordnet werden können.

## Überlastung

Die erste Gemeinsamkeit ist die Überlastung [14]. Diese hat bei Menschen und Maschinen dieselbe Ursache: eine große Anzahl an Aufgaben, die ausgeführt werden müssen. Dadurch werden die verfügbaren Ressourcen vollständig ausgelastet. Ist die Arbeitsspeicherkapazität oder die Rechenleistung des Prozessors für den vorgegebenen Task nicht ausreichend, führt dies zur Verlangsamung und somit zum Verlust der Effizienz. Beim Menschen tritt die Überlastung infolge von vielen Aufgaben, die zeitnah erledigt werden müssen und dauerhaft hundertprozentige Ressourcenverwendung erfordern. Dies resultiert in sinkender Qualität und Produktivität.

## Fehlverhalten

Das zweite gemeinsame Merkmal ist das Fehlverhalten [14]. Sowohl für Menschen als auch für Maschinen gilt, dass keiner der beiden ausfallsicher und fehlerfrei funktionieren kann [14]. Die Wahrscheinlichkeit, dass der Mensch einen Fehler verursacht, ist größer [14]. Die Ursache für eine inkorrekte Entscheidung der Menschen kann die falsche Einschätzung der Situation oder der Einfluss von Stressfaktoren sowie der subjektive Blick auf die Ereignisse sein. Bei Maschinen kann die Quelle für das Fehlverhalten im implementierten Algorithmus liegen, welcher wiederum von Menschen stammt. Andererseits sind bei Maschinen Hardwarefehler - wie der Ausfall einzelner Komponenten - möglich, die die Software in negativer Weise beeinflussen können.

Es ist außerdem erkennbar, dass die Überlastung und das Fehlverhalten nicht unabhängig sind. Falls die Überlastung über längere Zeitperiode auftritt, kann sie zum Fehlverhalten führen. Ein Beispiel dafür bieten die autonomen Fahrzeuge von Google. Da diese sich in der Testphase befinden, überwacht ein Fahrer das eigenständige Fahrsystem. Wenn ersichtlich ist, dass der Bordcomputer überfordert ist, greift die Person in die Steuerung ein, um ein fehlerhaftes Verhalten zu verhindern [29]. Wie der nachfolgend beschriebene Vorfall zeigt, können die Überlastung und die Fehleinschätzung sowohl bei Menschen als auch bei Maschinen auftreten. Im Februar dieses Jahres ist es in den USA zum Unfall mit selbstständig fahrendem Auto gekommen [29]. Der Grund dafür war, dass sowohl die Maschine als auch der Mensch, von äußeren Einflussfaktoren überfordert, die Verkehrssituation falsch eingeschätzt haben und es deshalb zu einer Kollision mit dem Bus kam [29].

In diesem Kapitel sind nur die negativen Gemeinsamkeiten aufgeführt, die bei Menschen und Maschinen auftreten können. Denn nur diese Eigenschaften in der Kombination mit positiven Merkmalen beider Parteien für die Zuordnung von Aufgaben in Betracht gezogen werden müssen.

## 6. ZUKUNFT UND KOLLABORATION

Nachdem die Eigenschaften der Menschen und der Maschinen aufgezeigt sind, bietet dieses Kapitel einen Blick in die Zukunft und zeichnet die wichtigsten Aspekte auf, die für der Kollaboration von Bedeutung sind.

Eine Untersuchung von Auswirkungen, welche infolge der zunehmenden Computerisierung auf dem Arbeitsmarkt zu erwarten sind, bietet die wissenschaftliche Studie aus dem



Figure 5: Arten von Tätigkeiten und Fokus der Computerisierung

Jahr 2013. *The Future of Employment* analysiert die Fähigkeiten von modernen Rechnern und gibt die daraus resultierenden Folgen für die einzelnen Arbeitsbranchen an [15]. Die Grundlage bildet die in der Abbildung 5 dargestellte Matrix, die die Aufgaben in manuelle und kognitive sowie in routinierte und nicht routinierte aufteilt [15].

Dank der neuen Entwicklungen richtet sich der Fokus nun verstärkt auf die Automatisierung von nicht routinierten manuellen und kognitiven Tasks (orange hinterlegte rechte Spalte in Abbildung 5) [15]. So sorgen beispielsweise die Sensoren für eine verbesserte Wahrnehmung, Orientierung und geben die Möglichkeit äußerer Einflüsse zu registrieren, um darauf zu reagieren [15]. Die schnelle Verarbeitung großer Datensätze erlaubt präzise Mustererkennung [15]. Diese Fähigkeiten tragen dazu bei, dass das Handeln nicht nur auf den fest implementierten Mechanismen beruht, sondern auch von der aktuellen Situation beeinflusst werden kann [15].

Laut dieser Studie werden im Laufe der nächsten 30 Jahre bis zu 47% der Arbeitsplätze von der Computerisierung betroffen sein [15]. Vor allem seien Jobs bei den Reinigungs- und Zustelldiensten sowie in der Verwaltung gefährdet [15]. Anschließend wird die Automatisierung in Bereichen stattfinden, wo Sozialkompetenz oder Kreativität eine ausschlaggebende Rolle spielen [15]. Die Abbildung 6 veranschaulicht die prognostizierte Entwicklung des Arbeitsmarktes und verdeutlicht, dass je höher die geforderte Sozialkompetenz oder Kreativität im Berufsfeld ist, desto geringe die Wahrscheinlichkeit für die Automatisierung. Die x-Achse, so die Wissenschaftler, kann dabei als die Zeitspanne betrachtet werden [15]. Somit können in absehbarer Zeit auch Berufe, in welchen die genannten Eigenschaften eine signifikante Rolle spielen, computerisiert werden [15].

Tatsächlich haben Maschinen großes Potenzial. Vor zwei Jahren hat eine Software zum ersten Mal den Turing-Test bestanden [30]. Diese Prüfung hat zum Ziel festzustellen, „ob eine Maschine über eine dem Menschen vergleichbare Intelligenz verfügt“ [30]. Beim Durchführen des Turing-Tests unterhält sich eine Person mit einem Gesprächspartner durch das Versenden von Textnachrichten [3]. Dieser versucht glaubhaft zu machen, dass er der denkende Mensch ist [3]. Der Software „Eugene Goostman“ gelang es, die Testperson zu überlisten und so den Turing-Test zu bestehen [30].

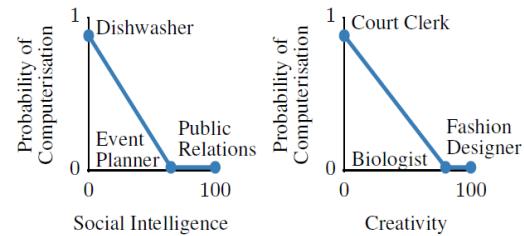


Figure 6: Wahrscheinlichkeit der Computerisierung [15]

Manche Experten bezweifeln jedoch, dass der Turing-Test jemals ohne Einschränkungen bestanden werden kann [17]. Da vor dem Versuch die Maschinen nur in ausgewählten Themenbereichen intensiv trainiert werden, können sie die menschliche Denkweise nicht vollständig imitieren [17]. Oftmals lehnen die Wissenschaftler die Gleichsetzung der menschlichen Intelligenz mit der künstlichen ab [17]. Vielmehr sei die maschinelle Intelligenz als ein Leistungsbegriff zu verstehen [17]. Andernfalls müssen die kognitiven Fähigkeiten der Menschen reduziert, sowie die Anforderungen an die Computertechnologie gestellt werden, welche ihren Kompetenzbereich übersteigen [17].

Das breite Einsatzspektrum der Maschinen bringt viele Risiken mit sich. So können beispielsweise Systemausfälle große Schäden verursachen [31]. Diese können wirtschaftlicher Natur sein, zu Umweltbelastungen führen oder menschliche Opfer fordern [31]. In Systemen, wo Software, Hardware und Menschen kombiniert werden, steigt das Risiko für den Ausfall erheblich an [31]. Wie aus den vorherigen Kapiteln ersichtlich, haben sowohl Menschen als auch Maschinen Stärken und Schwächen. Und da bereits unscheinbare Fehler zu ernsten Problemen führen können, soll die Zusammenarbeit sorgfältig gestaltet werden.

Um die Zuverlässigkeit dieser Systeme zu erhöhen, sind die Maßnahmen zur Verbesserung aller Komponenten erforderlich [31]. Das Ausfallrisiko der Hardware kann zum Beispiel durch Redundanz minimiert werden. Die Software erfordert ausführliche Tests und die Eliminierung von Bugs. Das in solchem System tätige Personal soll mithilfe der Schulungen über die Systemeigenschaften und das -verhalten informiert werden. Zudem soll die verantwortliche Person über technisches Wissen und Erfahrung verfügen.

Da die menschliche Interaktion weiterhin essentiell bleiben wird, müssen nach dem Identifizieren von jeweiligen Stärken die *Levels Of Automation* (LOA) berücksichtigt werden [18]. Die LOA besteht aus zehn Ebenen, die spezifizieren, wie autonom sich die Maschine verhalten soll und wie intensiv der Mensch in den Ablauf eingreifen kann [18]. Der erste Level repräsentiert zum Beispiel ein manuelles System, in dem der Mensch die alleinige Kontrolle und Entscheidungsmacht trägt [18]. Der zehnte Level dagegen beschreibt ein autonomes System, wo die Maschine den Prozess steuert und nicht durch den Menschen beeinflusst werden kann [18]. Diese Arten von Interaktion sollen von den Systementwicklern beach-

tet werden, um die Rollen der Systemakteure zu spezifizieren und das Risiko eines Ausfalls oder eines unerwünschten Verhaltens einzudämmen [18].

Bereits in den frühen 50er Jahren wurden vier mögliche Arten von Kollaboration zwischen Mensch und Maschine im Luftverkehr vorgestellt. Diese Definitionen lassen sich ebenso auf andere Bereiche - wie zum Beispiel die Tätigkeiten in einem Atomkraftwerk oder die Steuerung des Zugverkehrs - übertragen. Die erste Möglichkeit sieht vor, dass die Computer eine minimale Beteiligung am Prozess haben [14]. Die zweite und dritte Kooperationsarten spiegeln die Aufteilung von Zuständigkeitsbereichen anhand der Fähigkeiten beider Parteien wider [14]. Die letzte Art der Zusammenarbeit ist mit der 10. Stufe des LOA-Modells vergleichbar und skizziert ein vollkommen autonomes Computersystem [14]. Diese Vorstellung von kompletten Automatisierung bleibt die Zukunftsvision, denn aus Gründen der Sicherheit kann das Verhalten heutiger Systeme durch autorisierte Personen bei Bedarf verändert werden.

Im Artikel „Man versus Machine or Man + Machine?“ wird die Aufteilung von Aufgaben zwischen Mensch und Maschine vereinfacht anhand von drei Hauptkriterien dargestellt. Die erste fasst die Aufgaben zusammen, für welche bestimmte Fähigkeiten erforderlich sind und zugleich der routinierte Ablauf charakteristisch ist [18]. Diese Tätigkeiten haben laut dem Autor die beste Voraussetzung für die Automatisierung und erlauben maximale Systemautonomie. Ein Beispiel bietet der Autopilot, welcher mithilfe von Sensordaten die Maschine in einem stabilen Flug über lange Zeitperioden halten kann [18].

Der zweite Aufgabenart stellen die Funktionen dar, welche auf strikten Regeln basieren [18]. Diese besitzen eine sogenannte *if-then-else* Struktur und sollen deshalb den Rechnern zugeteilt werden [18]. Die Voraussetzung für die Übergabe dieser Tätigkeiten an Maschinen ist das Vorliegen von fest etablierten und ausführlich getesteten Regeln [18]. Dieser mittlere Automatisierungsgrad lässt sich im Überwachungsprozess der Atomkraftwerke finden, wo die Regeln für die Änderungen der Parameter fest definiert sind [18].

Die dritte Kategorie umfasst wissensbasierte Aufgaben, die fundierte Sachkenntnisse voraussetzen und deren Beurteilung von zahlreichen äußeren Einflussfaktoren abhängt. Diese Tätigkeiten erfordern zudem die Erfahrung, Flexibilität und die Intuition in unvorhersehbaren Situationen [18]. Daher können die Maschinen hier nur eine untergeordnete Rolle spielen und den Menschen unterstützen [18].

## 7. FAZIT

Fasst man die Ergebnisse der Analyse zusammen, so lässt sich feststellen, dass die Leistungspotenziale der Menschen und Maschinen in unterschiedlichen Bereichen liegen.

Den Menschen zeichnet besonders die Flexibilität aus. Er ist in der Lage, sich auf die Veränderungen in den Situationen anzupassen, sich neu zu orientieren sowie unter der Berücksichtigung aller variablen Faktoren entsprechend zu reagieren. Dabei muss er sich nicht auf eine limitierte Anzahl verfügbarer Lösungen beschränken, sondern kann dank der Kreativität neue Lösungswege finden. Die Auswahl ei-

ner Alternativstrategie oder das Treffen eines Kompromisses basiert dabei auf dem Urteilsvermögen. Auch die Wahrnehmung bringt einen bedeutenden Vorteil gegenüber den Maschinen. Sie ermöglicht das präzise Erfassen von Veränderungen und trägt somit zur Erstellung des Gesamtbildes der Situation bei. Nicht zuletzt profitiert der Mensch aufgrund seiner sozialen Kompetenzen. Gefühle und Emotionen spielen im täglichen Leben eine wichtige Rolle und sind in vielen Berufen unabdingbar.

Während die Aufmerksamkeit des Menschen bei monotonen Tätigkeiten nachlässt, kann die Maschine stets den Überblick behalten und in gefährlichen Situationen meist rasch und richtig reagieren. Die Computer punkten durch ihre Schnelligkeit, mit der sie die Informationen verarbeiten können. Auch die komplexen mathematischen Berechnungen erfolgen in kürzester Zeit. Die Rechner sind imstande eine große Menge an Daten zu speichern sowie diese vollständig und schnell abzurufen. Außerdem kann die Verarbeitung mehrerer Aufgaben parallel erfolgen und führt nicht zum Verlust der Qualität oder der Produktivität. Auch die Präzision und die physische Stärke machen sie für die Einsätze in der Chirurgie, Produktion oder Tiefseeforschung attraktiv. Der objektive Blick qualifiziert die Maschinen als unabhängigen Entscheidungsträger.

Wie man erkennen kann, liegen die Stärken der Menschen und Maschinen in verschiedenen Domänen. Das optimale Ergebnis kann daher durch die Kombination der Fähigkeiten beider Parteien erzielt werden. Bei dem Entwurf und der Entscheidung für ein Kooperationsmodell, in welchem auch der Grad der Autonomie festgelegt wird, sollen die Risiken ebenfalls berücksichtigt werden. Diese entstehen hier infolge des Zusammentreffens von zwei heterogen handelnden Teilnehmern.

Die Automatisierung wird dank der kontinuierlichen Weiterentwicklung und Verbesserung der maschinellen Leistung weiter voranschreiten. Dabei sollen die Maschinen stets als Helfer betrachtet werden und nicht der Konkurrenzkampf, sondern die optimale Zusammenarbeit im Vordergrund stehen. Denn nur als Team sind Menschen und Maschinen leistungsfähiger als jeder allein. Der Einsatz von Maschinen erleichtert und bereichert den Alltag und gibt uns die Möglichkeit stärker, schneller und effektiver bei der Erfüllung von Aufgaben zu sein.

## 8. REFERENCES

- [1] acatech – Deutsche Akademie der Technikwissenschaften e. V.; Deutsches Forschungszentrum für Künstliche Intelligenz GmbH. *Umsetzungsempfehlungen für das Zukunftsprojekt Industrie 4.0*, 2013.
- [2] Bill McDermott. Hauptversammlung 2012 – 23. mai 2012, co-ceo rede. <http://go.sap.com/docs/download/investors/2012/SAP-2012-Hauptversammlung-Rede-McDermott.pdf>, 2012.
- [3] Stuart J Russell and Peter Norvig. *Artificial intelligence: a modern approach*. Prentice Hall, Upper Saddle River, NJ, 3 edition, 1995.
- [4] Michael Jaekel. *Smart City wird Realität, Wegweiser für neue Urbanitäten in der Digitalmoderne*. Springer

- Vieweg, 2015.
- [5] Gerold Hoelzl, Marc Kurz, Peter Halbmayer, Jürgen Erhart, Michael Matscheko, Alois Ferscha, Susanne Eisl, and Johann Kaltenleithner. Locomotion@location: When the rubber hits the road. In *The 9th International Conference on Autonomic Computing (ICAC2012), San Jose, California, USA*, September 2012.
- [6] Gerold Hoelzl, Marc Kurz, and Alois Ferscha. Goal processing and semantic matchmaking in opportunistic activity and context recognition systems. In *The 9th International Conference on Autonomic and Autonomous Systems (ICAS2013), March 24 - 29, Lisbon, Portugal, Best Paper Award*, pages 33–39, March 2013.
- [7] Gerold Hoelzl, Marc Kurz, and Alois Ferscha. Goal oriented recognition of composed activities for reliable and adaptable intelligence systems. *Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing (JAIHC)*, 5(3):357–368, July 2013.
- [8] Gerold Hoelzl, Alois Ferscha, Peter Halbmayer, and Welma Pereira. Goal oriented smart watches for cyber physical superorganisms. In *Workshop on Collective Wearables: The Superorganism of Massive Collective Wearables, at 2014 ACM International Joint Conference on Pervasive and Ubiquitous Computing (UbiComp 2014), Seattle, USA, September*, pages 1071 – 1076, September 2014.
- [9] Paul Firth. Man or machine - a choice of intelligence. *Computer-Aided Engineering Journal*, 1985.
- [10] David D. Woods. Steering the reverberations of technology change on fields of practice: Laws that govern cognitive work. *Proceedings of the 24th Annual Meeting of the Cognitive Science Society*, 2002.
- [11] Jeffrey M. Bradshaw. From knowledge science to symbiosis science. *International Journal of Human-Computer Studies*, 2012.
- [12] Nikolaus Piper. Wie maschinen den menschen überflüssig machen. <http://www.sueddeutsche.de/karriere/zukunft-der-arbeit-wie-maschinen-den-menschen-ueberfluessig-machen-1.1110806>, 2011.
- [13] Tim Berners-Lee, James Hendler, and Ora Lassila. The semantic web:. *Scientific American*, 2001.
- [14] A. Chaponis, F.C. Frick, W.R. Garner, J.W. Gebhard, W.F. Grether, R.H. Henneman, W.E. Kappauf, E.B. Newman, and A.C. Williams. Human engineering for an effective air-navigation and traffic-control system. 1951.
- [15] Carl Benedikt Frey and Michael A. Osborne. The future of employment: How susceptible are jobs to computerisation? 2013.
- [16] Christian Berthomier and Marie Brandewinder. Sleep scoring: man vs. machine? *Sleep and Breathing*, 2012.
- [17] Werner Sesnik. *Menschliche und künstliche Intelligenz: Der kleine Unterschied*. 2012.
- [18] Mary Cummings. Man versus machine or man + machine? *Ieee intelligent stems*, 2014.
- [19] Co-pilot experimentierte auf hinflug mit der flughöhe. <http://www.sueddeutsche.de/panorama/germanwings-flug-u-co-pilot-soll-absturz-geprobt-haben-1.2466717>, 2015.
- [20] Jana Roller and Oliver Bendixen. Zugunglück bad aibling: Zweimaliges menschliches versagen? <http://www.br.de/nachrichten/oberbayern/inhalt/bad-aibling-zugungglueck-fehler-fahrdienstleiter-100.html>, 2016.
- [21] Ulrich Hagn, Tobias Ortsmaier, Rainer Konietzschke, Bernhard Kübler, Ulrich Seibold, Andreas Tobergte, Mathias Nickl, Stefan Jörg, and Gerd Hirzinger. Telemanipulator for remote minimally invasive surgery. *IEE Robotics & Automation Magazine*, 2008.
- [22] Deutsches Zentrum für Luft-und Raumfahrt e.V. (DLR). Medizinerobotik. <http://www.dlr.de/rmc/rm/desktopdefault.aspx/tabcid-3795/>.
- [23] Robotik und mechatronik zentrum. <http://www.dlr.de/rmc/rm/desktopdefault.aspx/tabid-d-8016/#gallery/27236>.
- [24] Mobile roboter. [http://www.dlr.de/rmc/rm/desktop/default.aspx/tabcid-7903/13726\\_read-35384/](http://www.dlr.de/rmc/rm/desktop/default.aspx/tabcid-7903/13726_read-35384/).
- [25] Sarah Marx Quintanar. Man vs. machine: An investigation of speeding ticket disparities based on gender and race. 2011.
- [26] Frank Swain. Robotics: How mmachine see the world. <http://www.bbc.com/future/story/20140822-the-odd-way-robots-see-the-world>, 2014.
- [27] The deepqa research team. [http://researcher.watson.ibm.com/researcher/view\\_group.php?id=2099](http://researcher.watson.ibm.com/researcher/view_group.php?id=2099).
- [28] Daniel Ludwig. Künstliche intelligenz revolutioniert rechtsberatung. <http://www.strafjournal.com/blog/kuenstliche-intelligenz-revolutioniert-rechtsberatung>, 2016.
- [29] Usa: Unfall mit selbstfahrendem auto - google räumt mitschuld ein. <http://www.spiegel.de/auto/aktuell/sebstfahrendes-google-auto-in-unfall-verwickelt-konzen-raeumt-mitschuld-ein-a-1079957.html>, 2016.
- [30] Matthias Kremp. Durchbruch bei künstlicher intelligenz: Der unheimlich menschliche eugene goostmann. <http://www.spiegel.de/netzwelt/gadgets/eugene-goostman-computer-bestehet-erstmals-turing-test-a-974131.html>, 2014.
- [31] Alberto Pasquini, Giuliano Pistoletti, and Antonio Rizzo. Reliability analysis of systems based on software and human resources. *IEEE transactions on reliability*, 2001.

# Smart Manufacturing Systems :: Real-Time Data Analytics

Maryam Nooh Nezhad

Universität Passau

Lehrstuhl für Informatik mit Schwerpunkt Eingebettete Systeme

Innstr. 43

94032 Passau, Germany

noohn01@gw.uni-passau.de

## ABSTRACT

The objective of this paper is to elucidate on one of the presented deep learning approaches in prognostics and health management (PHM)[32], which aims to improve the performance on combustors' anomaly detection. In addition to a detailed explanation of the adopted machine learning techniques, this elaboration also includes the case study and final results presented by the original paper, followed by an evaluation of the applied method.

## Keywords

Anomaly Detection, Deep Learning, PHM, Gas Turbine Combustor, Stacked Denoising Autoencoder, Extreme Learning Machine, Smart Manufacturing

## 1. INTRODUCTION

Smart manufacturing systems are a subset of manufacturing systems; this means that in addition to transforming raw data to knowledge, they aim to take advantage of advanced information technologies to provide an intelligent system that can meet the requirements to be used in a dynamic and global market[4]. These systems are used for analyzing real-time data from sensors [17, 26, 22, 9] and making decisions about them. They focus on having qualities, such as a high level of adaptability and efficiency, and predictability of operations. Additionally, they extend big data technologies and machine learning methods for the needs of manufacturing. The smart manufacturing systems have benefits such as flexible manufacturing, reduction in costs, and improving the health state of the machine[20].

A research domain that leverages on advanced predictive tools is called prognostics and Health Management (PHM)[7]. PHM applications belong to a discipline that aims to construct or provide methods that can detect and predict faults, in order to optimize system availability and uptime, and reduce energy consumption and costs. However, in the context of smart manufacturing, they focus more on the prediction of faults, rather than prevention of them[19].

Permission to make digital or hard copies of all or part of this work for personal or classroom use is granted without fee provided that copies are not made or distributed for profit or commercial advantage and that copies bear this notice and the full citation on the first page. To copy otherwise, to republish, to post on servers or to redistribute to lists, requires prior specific permission and/or a fee.

Copyright 20XX ACM X-XXXXX-XX-X/XX/XX ...\$15.00.

There is a technique, called anomaly detection, which is used for finding abnormal patterns in data. It is used in many PHM applications, such as wind turbine fault detection[33] and marine gas turbine engine[21]; this work, is about one of those applications, which is called combustor anomaly detection.

### 1.1 Combustor Anomaly Detection

Nowadays, industrial gas turbine engines are widely-used in most industrial plants for mechanical drive applications or to generate power for the plant. [1] Combustion instability occurs when there is considerable thermodynamic stress to the combustor components, which basically happens due to the fact that these industrial combustors operate under high temperature and high flow rate conditions. [32] Combustion instability is a major concern in ground-based gas turbine engines because of NOx emissions [2], and since it has damaging effects on functionality and integrity of gas turbine engines, a reliable and early detection of it, can result in fewer pollutant emissions and higher operating efficiency.

Additionally, combustion instability is system-specific, due to the fact that the underlying mechanism of the gas turbine combustors, or more specifically, the principle of heat release rate oscillations is system-dependent. It is because of this principle, that combustion instability becomes a complex problem [25].

In some real-applications, such as monitoring a gas turbine engine, collecting a good and sufficient set of labeled data is often labor-intensive. This might be because of uncertainty or sparsity of true positive events. It could also come from the fact that these events have noisy data. Furthermore, using a small set of labeled data carries with itself the risk of model overfitting[1], therefore, even in the case that we get access to such data set, finding a good set of features can be costly.

### 1.2 Static approach vs. dynamic approach

Many parameters, such as engine vibration, bearing temperature, combustion profile, etc. are continuously collected, in order to assist the systems to detect any abnormalities that exist in the gas turbine engine[25]. However, generally, most gas turbine diagnostic systems dedicate more focus on monitoring the exhaust temperature spread of gas turbines to detect combustion instabilities. In the static approach, systems issue an alarm, when the temperature reaches a specified value; this value is predetermined manually by experts. On the other hand, modern control systems adopt a dynamic approach, and predict this value using their own model of the system. Then, they generate an alarm, based

on the difference between this predicted value and the real value. [6] Nevertheless, most of these systems, fail as well in triggering the correct alarms, for example, they often send out false alarms due to instrumental problems. Moreover, they are not able to find the source of the problem, and do not display the temperature spread profile. Some anomalies only need to be flagged without triggering any alarms [25].

### 1.3 Related Work

Analogous to this work, Allegorico and Mantini[6] have also used exhaust temperature thermocouples to perform combustor anomaly detection. However, they used a simple form of neural network and logistic regression, and viewed the anomaly detection as a classification task; and the most important issue with their design is that, they didn't do any feature engineering, and just sent the raw data from the thermocouples as input to classifier. The authors believe that this method may not generalize and work well with larger data sets in real applications.

### 1.4 Feature engineering vs. feature learning

Basically, the main difference between these two methods, is that feature engineering is knowledge-based and requires humans assistance, and feature learning is data-driven and is done by computers. More specifically, feature engineering is a manual process, that needs knowledge-based rules by domain experts to transform raw data into features (i.e. attributes[11]), in order to improve accuracy of the model. This process can help machine learning algorithms to produce better result, but at the same time, it is difficult, not scalable and time-consuming, and as we have mentioned earlier, it also needs domain knowledge of the data, to have the capability to select the best features. For example, it is a difficult task to identify salient features in a PHM application, where we may have large amount of data from different sensors with different characteristics (data type, sampling rate, signal-to-noise ratio, etc). Moreover, in such a case, the task of feature selection is function-dependent, because there exist different functions (detection, diagnosis, and prognosis) for a PHM module, and each of them may have with their own metrics for choosing the best feature[31]. However, this used to be the approach of solving the problem of combustor anomaly detection in the past[32].

Feature (representation) learning, on the other hand, is a sub-field of machine learning that basically learns how to learn on its own; it learns how to transform raw data into a representation that can be used in a machine learning algorithm.

Different techniques of feature learning can be divided into two group; shallow feature learning, such as clustering, or genetic programming, and deep feature learning, such as deep auto-encoders. Both sets can be divided further into supervised and unsupervised representation learning, or in other words explicit feature learning and implicit feature learning, respectively. We have also hybrid approaches, which are comprised of unsupervised pre-training and supervised fine tuning[32].

Stacked denoising auto-encoder (SDAE) is an example of the unsupervised feature learning based on deep learning, that was adopted by the authors of the paper. Unsupervised feature learning uses unlabeled data to learn features; thus it is a good choice for the problem of anomaly detection in PHM applications, since large amount of unlabeled data is

available[32]. Furthermore, SDAE is generalizable, because it uses an unsupervised approach to learn the features from raw input data, and by learning the features layer by layer, the deep feature representation is constructed[13]. As we will see shortly, SDAE is built on top of denoising auto-encoders (DAE), which is itself, a variant of auto-encoders (AE).

The authors of the paper pointed out in the paper, that after they had tried out various machine learning approaches, they could observe that the main difference between the performance of the final outcome, comes from the fact, that how well the feature engineering is done. However, they leave it to that, and do not provide any comparison results to show how much this difference really is.

### 1.5 Deep learning

Deep learning is a branch of machine learning that can discover higher order representations for lower level features (i.e. features of features). Deep learning has began to attract attentions in PHM community since last year[27], [24], [32]. The purpose of this work, is to show that deep learning gives a better detection rate, comparing to manually hand-crafted features.

## 2. METHODOLOGY

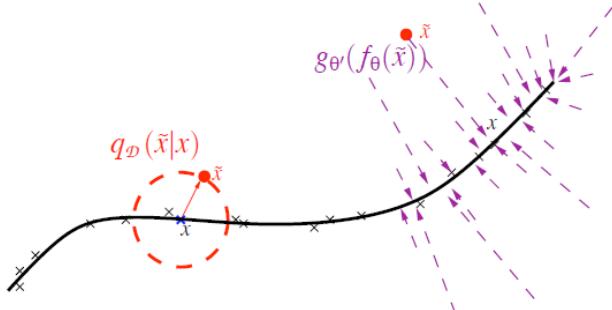
The authors adopt an unsupervised feature learning scheme to explicitly learn features. After this step, the features are sent as input to a supervised model to be classified. The feature learning is done using stacked denoising auto-encoder (SDAE), because of its robustness to input noise, and the classification is done in the second step using extreme machine learning (ELM), due to its simplicity in design and reaching good results, at the same time. Additionally ELM is a good choice for the imbalanced data that was used for the experiment.

### 2.1 SDAE for unsupervised feature learning

Stacked denoising auto-encoder (SDAE), is a deep learning structure, introduced by Vincent et al (2010)[2]. It is an extension of denoising auto-encoder (DAE), a variant of classic auto-encoder (AE). An overview of AE, DAE, and SDAE is given below.

An Auto-encoder is a feed-forward neural network that is comprised of an encoder and a decoder. It gets a set of unlabeled data  $x \in R^{d_x}$ , as the input, maps them to a hidden representation  $y \in R^{d_h}$  using the encoder, and then tries to reconstruct the same exact input using the decoder. The hidden representation is computed as  $h(x) = s_f(Wx + b_h)$ , where the matrix  $W \in R^{d_h \times d_x}$ , and the vector  $b_h \in R^{d_h}$  are the parameters of the network.  $s_f$  is a non-linear activation function. Often a logistic sigmoid function is used for this purpose. The decoder function, does the similar calculation, but in the opposite direction; it maps the hidden representation to a reconstruction  $y = s_g(W'y + b_y)$ .  $s_g$  is either a sigmoid function or the identity function, to yield a non-linear representation or linear representation, respectively.

To make it more difficult and do a better training, it is possible to introduce a bottleneck, where one or few of the hidden layers have much lower dimensionality than the inputs. Alternatively, we can set a constrain, so that each unit activates only rarely. Auto-encoders belong to unsupervised learning scheme, because instead of being trained to predict



**Figure 1: Manifold Learning Perspective**

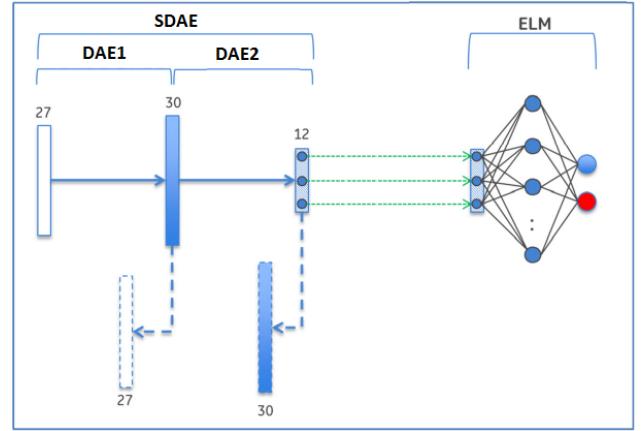
a target value given some inputs, they are trained to reconstruct their own input. They are typically very shallow, and the input and output layer has the same number of nodes.

When using auto-encoders, we should first set some hyperparameters (ex. number of units in each layer), and then find the right parameters  $\theta = \{W, b_h, b_y\}$ , in order to minimize the reconstruction error on a training set. The reconstruction error (or *loss*) is a metric, that helps to train the network with backpropagation. *Loss* measures amount of information that was lost when network tried to reconstruct the input. If the value of *loss* is small, the reconstructed input would look similar to the original one.

An alternative to the auto-encoder is the Denoising Auto-encoder (DAE). The method is to corrupt some parts of the input, and feed it to the network and then make it reconstruct the clean version of the input, or in other words, train the model to *denoise*. The idea is that instead of simply copying the pixels, the auto-encoder should learn corruption invariant features to be able to reconstruct them again. However, denoising is not the goal here, rather, it's a training criterion for learning the useful features[2]. Therefore, the DAE cannot simply copy the corrupted input  $\tilde{x}$  in its hidden layer  $h(\tilde{x})$ , even if the dimension of  $h(\tilde{x})$  is greater than that of  $\tilde{x}$ [10].

Based on the manifold assumption, natural high dimensional data concentrates close to a non-linear low-dimensional manifold[18]. This is shown in figure 1. Since this assumption states that the data points tend to create a manifold; if there are some corrupted points  $q_D(\tilde{X}|X)$  in our dataset, we can learn an operator  $p(X|\tilde{X})$  to map those points into an uncorrupted version of them. Therefore, the process of defining and learning the manifold is similar to the process of denoising in DAE, where we want to map a corrupted version of the input to the original value (via auto-encoder  $g'_\theta(f_\theta(\cdot))$ ). If dimensionality of the output  $Y$  is less than the input  $X$ , then the representation  $Y=f(X)$  can be defined as a coordinate system for data points on the manifold. This representation should focus on capturing the main variations in the data.

You can see the architecture of the DAE in figure 2. There are 3 different corruption processes that can be used for this purpose[2]; The first one is called Additive isotropic Gaussian noise; The next one is known as masking noise, which randomly forces some bits of the input to 0; and the last one is called Salt-and-pepper noise, which is similar to the previous one, in that, it randomly chooses some bits of the



**Figure 2: Overall structure of unsupervised feature learning for combustor anomaly detection**

input, but instead of forcing all of them to 0, sets each to 0 or 1, based on a fair coin flip. The salt-and-pepper noise, is a good choice for binary or black and white images. The masking noise is suitable to be used for handling missing values. SDAE, which will be explained in the next subsection, usually uses this type of noise to train its DAEs.

Additionally, it is possible to define an emphasized de-noising auto-encoder, where we put an emphasis on the corrupted dimensions of the input. It can simply be done by assigning different weights to the reconstruction error of corrupted and uncorrupted dimensions.

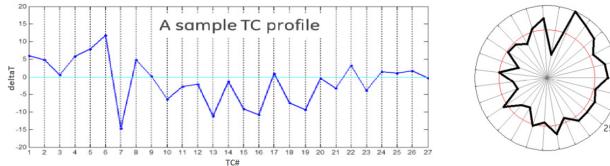
Denoising is generally more useful for high dimensional data, when there are dependencies between dimensions. It is not recommended to be used on low dimensional problems[2].

A Stacked Denoising Auto-encoder (SDAE) model is obtained by stacking several DAEs and training them in a greedy-layer wise fashion. The DAEs are used to initialize the weights. In the beginning of the process, the input is sent to the first DAE layer, then the kth DAE feeds into the input of the (k+1)th DAE, and finally, the hidden layer of the last DAE is the output.

Comparing to stacking of AEs, SDAEs can achieve much better performance. Using SDAE with a simple noise type, we can achieve high performance, even if we don't focus too much on tuning the noise level[2].

## 2.2 ELM for classification

Extreme machine learning (ELM) is a learning algorithm for feed-forward neural network with a single hidden layer. It randomly chooses the weights of the connections between input nodes and hidden nodes, and then analytically determines the output weights of the network[5]. Based on [5], ELM trains extremely fast, and normally doesn't get trapped in local minima. The reason that it can be trained really fast, is that it only needs to find connections between hidden and output neurons. Another advantage of this method, is that, it has usually better generalization performance than gradient-based learning algorithms[5]. Another benefit of ELM, is that the number of hidden units, is the only parameter that needs to be configured. Moreover, as long as this value is large enough (1000 suggested



**Figure 3: A Sample TC Profile**

by [32]), it doesn't reflect much effect on the prediction performance[32].

It has been shown that the random choice of the hidden layer, is often similar to SVM result, with regard to performance. Additionally, there are some cases, in which, it is more computationally efficient than SVM. Execution time of ELM, is proportional to the number of hidden units[3].

In this article, ELM separates stable and unstable regions of the data.

### 3. EXPERIMENTAL SETUP

#### 3.1 Case Study

The experiment [32] is done on a combustor assembly, which is comprised of several combustion chambers. The combustor is fed with high pressure air by the compression system, then it is mixed with fuel and gets burned. Afterwards, because of high pressure, the hot gas is sent to the turbine components to derive work.

For assessing combustor health, the standard practice, is to measure the gas temperature. 27 thermocouples (TC) work in the system for this purpose. The reason that 27 sensors was used, is because there 27 combustor cans in the system. In figure 3, you can see a typical TC profile after mean normalization.

The data set consists of seven months of data for one turbine. 3 months of the data is completely normal and event-free, and the rest includes 10 events (known as POD events), as well as some event-free data. After filtering bad data points, we have 13,791 samples before the POD events, 300 samples for the POD events, and 47,575 samples after the POD events. The first part which includes 13,791 normal samples, is used for unsupervised feature learning, and the rest which includes both POD events and event-free data, is treated as the training and testing data. As you can see, the data is highly imbalanced. The majority-to-minority ratio is approximately 150, between normal and abnormal classes. Therefore, based on the review of different strategies for imbalanced data in[12], ELM is used because it can weight samples during learning.

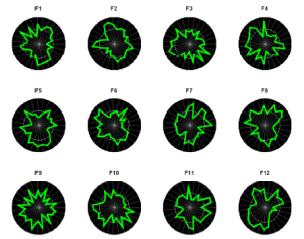
#### 3.2 Model Design and Architecture

The authors used a 2-layer SDAE, with 30 hidden neurons for the first DAE, and 12 hidden neurons for the second DAE. You can see the structure of the neural network in figure 2. Sigmoid function is used as the activation function for the hidden layers. Other hyper-parameters of SDAE are set as 0.2, 0.02, 0.5, 200 for the noise rate, learning rate, momentum and number of epochs for learning, respectively.

#### 3.3 Results and Evaluation

As you can see in figure 2, the number of input for the first layer of SDAE is 27, because there are 27 thermocouples for

ID	Feature	Description
1	DWATT	Raw turbine load
2	TNH	Raw turbine speed
3	MAX	Max TCs
4	MEN	Mean TCs
5	STD	Standard deviation of TCs
6	MED	Median of TCs
7	DIF	# diff b/w positive & negative TCs
8	ZR	Zero crossing
9	KR	kurtosis
10	SK	skewness
11	MSS	Max of 3-pt sum
12	M3M	Max of 3-pt median



**Figure 4: The handcrafted features vs. the learned features**

collecting data.

The reason that the authors have chosen twelve neurons for the second DAE, is because they wanted to compare the effectiveness of the learned features to the twelve hand-crafted features. The handcrafted features, as you can see in figure 4, are statistics calculated on TC profiles and chosen by experts. In order to have an identical setting, the classifier is not changed for the comparison.

As for the number of neurons in the first hidden layer, no explanation has been given on why 30 neurons is selected. By referring to the literature[2][15][16][14][30], we can see recommendations for each different types of auto-encoders.

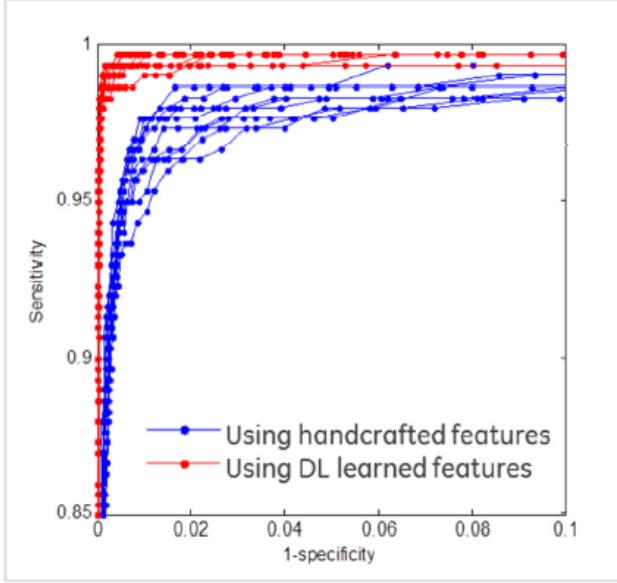
First, suppose we have an AE, and we want to learn a mapping from input X to representation Y. If we choose the same dimensionality for X and Y, we can have a perfect reconstruction by learning an identity mapping[2]; however, this criterion alone cannot find a useful representation. We need other constraints to separate useful and noisy information, so we can train the useful part. Some approaches create a bottleneck to produce a so-called under-complete representation. In this case, Y has a lower dimension than X, and it has a lossy compressed representation of X. Alternatively, if Y have a higher dimension than X, or in another word, if we choose to have an over-complete representation, we would need to focus on achieving a sparse representation. This kind of representation can also be viewed as a compressed version of the input, due to its large number of zeros[2].

Now, suppose we have a stacked auto-encoder (SAE), which is simply consisted of multiple layers of sparse auto-encoders. In this case, to avoid learning the identity function, we need to reduce the dimensionality of hidden layers, as we go deeper in the network[15].

For DAEs, it has been shown[16] that there is a trade-off between the size of hidden neurons and the size of training data set. Furthermore, it can be seen in the referenced article, that two hidden layers gave the system the best performance; however, the authors explained that this is because their training data set was not sufficient to fully train all the parameters of the network for more than two hidden layers.

In another paper [14], where SDAE is used for the analysis, the authors have used a denoising geometrical progression to specify the number of neurons at each hidden layer, and they have reduced the dimensionality of each layer based on their formula. Additionally, in a work by Wang and Yeung[30], it has been suggested to reduce the number of neurons in each layer by half, as we go deeper into the network.

To the best of my knowledge, there is no exact formula to give us the exact number of units in each layer, therefore,



**Figure 5: ROCs comparison**

one might have to do try-and-error, to be able to select the best value.

However, it can sometimes be very expensive and time-consuming to tune the hyper-parameters of a complex model. Generally, for a simple neural network, you can choose the best number of neurons for a hidden layer, from a range of values between the previous layer and the next layer. This can be done through an experiment and trial-and-error. Even though, in this approach, you may require significant amount of time, to get the best result from trial-and-error, it can sometimes work, if you are designing your network for a specific task.

There is also another approach, which can be used when the number of layers or number of neurons is large; for example, for multitask learning using deep or hierarchical neural networks, where you are learning about several problems at the same time. This method visualizes the neurons and the connection weights between them, and therefore, it helps you to identify weak relations and delete neurons connected to weak weights. The main criteria of this method that guides for determining the neural network structure, is the variance of neurons in clusters that react to input data. This approach is also suitable for those with insufficient experience for designing neural network structures. One example of these kind of neural networks is an SDAE. An SDAE behaves like a hierarchical neural network, so it can be a good choice, when the number of layers or neurons are big. The difference, however, is that it requires pre-training before learning[14].

The validation method is 5-fold cross-validation, and it was executed 10 times to get a more robust comparison. As it is depicted in figure 5, the deep learning approach performs better in classification than the approach using the handcrafted features. The performance of the classifier is visualized using the ROC curve, and accuracy can be computed by measuring the area under the ROC curve. The authors do not mention the estimated value of accuracy by

the system, but, the difference between the two approaches is noticeable in the figure 5. For example, when the false positive rate (1-specificity) is between 0.11 to 0.2%, we can see the difference of the value of the true positive rates (sensitivity) of the two features is approximately between 2 to 3%, with the learned features being the higher one.

#### 4. CONCLUSION

The results that have been shown in the paper show the power of learned features in representing data patterns and classification. I believe, that even though, there is a few percent increase in the performance of the model using deep learned features, comparing to the old model using hand-crafted features, it is beneficial to switch to the new model, because sometimes if an abnormality is not detected at an early stage, it can lead to a catastrophic failure and high costs[32]. However, it would have been better, if the authors provided the estimated value of accuracy for their proposed model based on their experiment, since it could be used for comparisons in future research.

Next, in my opinion, ELM is a good choice for classification here, because ELM trains very fast, and besides that, it has only one level of abstraction; thus, if the dataset has a complex structure, it cannot do a good job like a deep neural network.

Last and most important, the learned features are achieved using an unsupervised approach; therefore, in theory, this model is generalizable and can be used to solve other problems. Nevertheless, even though a deep learning method can extract features automatically, it might be easier sometimes to use another form of feature engineering to reduce the computational load and speed training; because these qualities are also very important, and they need to be considered, specially when we want to analyze a system with real-time data. This might be particularly true, when the features are sparse. It should also be noted that the more number of features we have, the more memory we will need. However, I think this cannot make a problem for our application in real-time, because it is already possible to get a very good result with only twelve features. It is worth mentioning, that the authors intend to further their studies using more real-world data.

All in all, Unsupervised deep feature learning is useful, because in most real-world applications, labeled data is sparse, and is difficult to be obtained, while unlabeled data is abundantly available[28]; and as it is stated by the authors of the paper, their work shows that deep learning techniques can benefit PHM applications.

#### 5. REFERENCES

- [1] Allegorico, C. and Mantini, V., 2014. A data-driven approach for on-line gas turbine combustion monitoring using classification models. In *2nd European Conference of the Prognostics and Health Management Society* (pp. 8-10).
- [2] Arif, A., 2010. Numerical Prediction Of Solid Waste Combustion In An Updraft Gasifier.
- [3] Chorowski, J., Wang, J. and Zurada, J.M., 2014. Review and performance comparison of SVM-and ELM-based classifiers. *Neurocomputing*, 128, pp.507-516. Vancouver

- [4] Davis, J., Edgar, T., Porter, J., Bernaden, J. and Sarli, M., 2012. Smart manufacturing, manufacturing intelligence and demand-dynamic performance. *Computers and Chemical Engineering*, 47, pp.145-156.
- [5] Huang, G.B., Zhu, Q.Y. and Siew, C.K., 2006. Extreme learning machine: theory and applications. *Neurocomputing*, 70(1), pp.489-501.
- [6] Laget, H., Deneve, M., Vanderhaegen, E. and Museur, T., 2009, January. Combustion Dynamics Data Mining Techniques: A Way to Gain Enhanced Insight in the Combustion Processes of Fielded Gas Turbines. In *ASME Turbo Expo 2009: Power for Land, Sea, and Air* (pp. 445-453). American Society of Mechanical Engineers.
- [7] Lee, J., Lapira, E., Bagheri, B. and Kao, H.A., 2013. Recent advances and trends in predictive manufacturing systems in big data environment. *Manufacturing Letters*, 1(1), pp.38-41.
- [8] Lee, J., Kao, H.A. and Yang, S., 2014. Service innovation and analytics for industry 4.0 and big data environment. *Procedia CIRP*, 16, pp.3-8.
- [9] Hoelzl, G., Ferscha, A., Halbmayer, P., and Pereira, W. (2014). Goal oriented smart watches for cyber physical superorganisms. In *Workshop on Collective Wearables: The Superorganism of Massive Collective Wearables, at 2014 ACM International Joint Conference on Pervasive and Ubiquitous Computing (UbiComp 2014)*, Seattle, USA, September, pages 1071 – 1076.
- [10] Glorot, X., Bordes, A. and Bengio, Y., 2011. Domain adaptation for large-scale sentiment classification: A deep learning approach. In *Proceedings of the 28th International Conference on Machine Learning (ICML-11)* (pp. 513-520).
- [11] Guyon, I. and Elisseeff, A., 2006. An introduction to feature extraction. In *Feature extraction* (pp. 1-25). Springer Berlin Heidelberg.
- [12] He, H. and Garcia, E.A., 2009. Learning from imbalanced data. *Knowledge and Data Engineering, IEEE Transactions on*, 21(9), pp.1263-1284.
- [13] Jang, J., Park, Y. and Suh, I.H., 2013, November. Empirical evaluation on deep learning of depth feature for human activity recognition. In *International Conference on Neural Information Processing* (pp. 576-583). Springer Berlin Heidelberg. Vancouver
- [14] Kandaswamy, C., Silva, L.M., Alexandre, L.A., Sousa, R., Santos, J.M. and de Sá, J.M., 2014, October. Improving transfer learning accuracy by reusing stacked denoising autoencoders. In *Systems, Man and Cybernetics (SMC), 2014 IEEE International Conference on* (pp. 1380-1387). IEEE.
- [15] Luo, Y., Zotkin, D.N. and Duraiswami, R., 2013, October. Virtual autoencoder based recommendation system for individualizing head-related transfer functions. In *Applications of Signal Processing to Audio and Acoustics (WASPAA), 2013 IEEE Workshop on* (pp. 1-4). IEEE.
- [16] Lu, X., Tsao, Y., Matsuda, S. and Hori, C., 2013, August. Speech enhancement based on deep denoising autoencoder. In *INTERSPEECH* (pp. 436-440).
- [17] Hoelzl, G., Kurz, M., Halbmayer, P., Erhart, J., Matscheko, M., Ferscha, A., Eisl, S., and Kaltenleithner, J. (2012). Locomotion@location: When the rubber hits the road. In *The 9th International Conference on Autonomic Computing (ICAC2012), San Jose, California, USA*.
- [18] O. Chapelle, B. Schoelkopf, and A. Zien, editors. *Semi-Supervised Learning*. MIT Press, Cambridge, MA, 2006.
- [19] O'Donovan12, P., Leahy12, K., Cusack, D.O., Bruton12, K. and O'Sullivan12, D.T.J., A data pipeline for PHM data-driven analytics in large-scale smart manufacturing facilities.
- [20] O'Donovan, P., Leahy, K., Bruton, K. and O'Sullivan, D.T.J., 2015. An industrial big data pipeline for data-driven analytics maintenance applications in large-scale smart manufacturing facilities. *Journal of Big Data*, 2(1), p.1.
- [21] Ogbonnaya, E.A., Ugwu, H.U. and Theophilus-Johnson, K., 2012. Gas Turbine Engine Anomaly Detection Through Computer Simulation Technique of Statistical Correlation. *IOSR Journal of Engineering*, 2(4), pp.544-554.
- [22] Hoelzl, G., Kurz, M., and Ferscha, A. (2013a). Goal oriented recognition of composed activities for reliable and adaptable intelligence systems. *Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing (JAHC)*, 5(3):357–368.
- [23] Palm, R.B., 2012. Prediction as a candidate for learning deep hierarchical models of data. *Technical University of Denmark, Palm*, 25.
- [24] Sarkar, S., Lore, K.G. and Sarkar, S., 2015, December. Early detection of combustion instability by neural-symbolic analysis on hi-speed video. In *Workshop on Cognitive Computation: Integrating Neural and Symbolic Approaches (CoCo@ NIPS 2015)*, Montreal, Canada.
- [25] Sarkar, S., Lore, K.G., Sarkar, S., Ramanan, V., Chakravarthy, S.R., Phoha, S. and Ray, A., Early Detection of Combustion Instability from Hi-speed Flame Images via Deep Learning and Symbolic Time Series Analysis.
- [26] Hoelzl, G., Kurz, M., and Ferscha, A. (2013b). Goal processing and semantic matchmaking in opportunistic activity and context recognition systems. In *The 9th International Conference on Autonomic and Autonomous Systems (ICAS2013)*, March 24 - 29, Lisbon, Portugal, *Best Paper Award*, pages 33-39.
- [27] Sarkar, S., Lore, K.G., Sarkar, S., Ramanan, V., Chakravarthy, S.R., Phoha, S. and Ray, A., Early Detection of Combustion Instability from Hi-speed Flame Images via Deep Learning and Symbolic Time Series Analysis.
- [28] Seeger, M., 2000. *Learning with labeled and unlabeled data* (No. EPFL-REPORT-161327).
- [29] Shibata, A., 2015. Structure Analysis and Creation of Hierarchical Neural Network in Multi-Task Learning Process.
- [30] Wang, N. and Yeung, D.Y., 2013. Learning a deep compact image representation for visual tracking. In *Advances in neural information processing systems* (pp. 809-817).
- [31] Yan, W., Qiu, H. and Iyer, N., 2008. *Feature extraction for bearing prognostics and health management (phm)-a survey (preprint)* (No. AFRL-RX-WP-TP-2008-4309).

AIR FORCE RESEARCH LAB  
WRIGHT-PATTERSON AFB OH MATERIALS AND  
MANUFACTURING DIRECTORATE.

- [32] Yan, W. and Yu, L., On Accurate and Reliable Anomaly Detection for Gas Turbine Combustors: A Deep Learning Approach.
- [33] Zaher, A.S.A.E., McArthur, S.D.J., Infield, D.G. and Patel, Y., 2009. Online wind turbine fault detection through automated SCADA data analysis. *Wind Energy*, 12(6), pp.574-593.

## **Copyright Notes**

Permission to make digital or hard copies of all or parts of this technical report for personal use is granted without fee provided that copies are not made or distributed for profit or commercial advantage. The copyright remains with the individual authors of the manuscripts.