

DeepLearning basiertes Unterstützungssystem für die Produktion

Hermann Fürntratt, Sandra Murg, Herwig Zeiner

Forschungsgruppe Intelligente Informationssysteme, Institut DIGITAL, JOANNEUM RESEARCH Forschungsgesellschaft mbH

Zusammenfassung

Diese Systempräsentation stellt ein Unterstützungssystem in der Produktion mit geringen Stückzahlen vor. Ziel dabei ist es, dem Mitarbeiter Hilfestellung beim Zusammenbau verschiedener Produkte in Form von visueller oder taktile Rückmeldung zu geben. Dazu wird der Arbeitsablauf multisensorisch – mittels Bild-, Bewegungs-, und elektrischer Kontaktsensoren – erfasst, und die einzelnen Produktionsstadien über ein DeepLearning Netzwerk erlernt. Ein kamerabasiertes Inferenzsystem vergleicht den Ist-Zustand mit dem erlernten Soll-Zustand, und liefert dem Mitarbeiter im Fall einer Abweichung Informationen, die eine Korrektur vor Ort ermöglichen, noch bevor die interne Qualitätsendkontrolle anschlägt.

1 Einleitung

Dem Einsatz von Informationssystemen wird in der Industrie der Zukunft ein hohes wirtschaftliches Potential beigemessen, sei es, um als Hilfesystem auf gespeichertes Fachwissen zurückgreifen zu können, oder um als Assistenzsystem die Produktivität zu steigern.

1.1 Motivation

Die Grenzen zwischen dem Mitarbeiter als untergeordnetem Informationsempfänger eines übermächtigen Systems und dem Mitarbeiter als Entscheidungsträger sind fließend. So beklagen Piloten (Sullenberger 2011) etwa, dass ihre Aufgabe durch den Einsatz von Autopiloten auf die Rolle eines Systembeobachters eingeschränkt ist. Dem entgegengesetzt ist unser Ansatz in diesem Projekt:

- den unerfahrenen Mitarbeiter zu unterstützen
- Schutz vor Unachtsamkeitsfehlern zu gewährleisten, ohne zu bevormunden

Veröffentlicht durch die Gesellschaft für Informatik e.V. 2016 in
B. Weyers, A. Dittmar (Hrsg.):
Mensch und Computer 2016 – Workshopbeiträge, 4. - 7. September 2016, Aachen.
Copyright © 2016 bei den Autoren.
<http://dx.doi.org/10.18420/muc2016-ws04-0002>

- Menschen, die aus anderen Gründen (etwa psychischer Natur) schwer im Produktionsprozess zu halten sind, Hilfestellung zu geben

1.2 Stand der Technik

Vor dem Hintergrund steigender kurzzyklischer Arbeitsinhalte (d.h. geringer Stückzahlen) werden der Informationsbedarf (Dombrowski 2014) und das Risiko zu hoher physischer und psychischer Beanspruchung des Produktionsmitarbeiters steigen (Hirsch-Kreinsen 2015; Richter 2015; Rooker 2014).

Eine der zentralen Fragestellungen in diesem Kontext ist die Identifikation und Bereitstellung entsprechender technischer Unterstützung in Bezug auf individuelle Arbeitsbeschreibung, welcher der geringen Stückzahlen folgen. Die typischerweise betrachteten Unterstützungssysteme (Bothof 2014; Boer 2016; Denger et al. 2012) im Industrie 4.0 Umfeld beschäftigen sich jeweils mit der Unterstützung des Menschen durch die verständliche Ausgabe von Fehlercodes und den benutzerfreundlich aufbereiteten Anleitungen zur Behebung oder mit der Zurverfügungstellung von Anweisungen wie Positionsangaben oder der nächsten Arbeitsschritte. Dies wird oft durch verschiedene Ausgabemedien inklusive des Einsatzes von Augmented Reality erreicht.

Aktuelle abgeschlossene sowie laufende Forschungsprojekte wie Assist 4.0 (Brandl et al. 2014), FACTS4WORKERS (Stocker 2014, 2016), oder APPsist (Ullrich 2015) untersuchen Assistenzsysteme jeweils im Zusammenhang mit Informationssystemen (für Logistik, Picking, Wartung) im industriellen Kontext mit entsprechenden Visualisierungen und verschiedenen Möglichkeiten des Outputs. Eine detaillierte Bedarfsidentifikation technischer Systeme finden sich u.a. in dem Forschungsprojekt „INDIVA“ wieder (Deuse et al. 2015). Erste Ergebnisse zeigen auf, welche Unterstützungsfunktion der Mitarbeiter zur Umsetzung der Qualitätsvorgaben benötigt. Welche Bedarfe individuelle Arbeitsaufgaben an Assistenzsysteme zur Gewährleistung der Ausführung eines und produktiven Arbeitsinhalts (Reihenfolge der Arbeitsschritte mit integrierter Qualitätskontrolle) im Hinblick auf menschliche, individuelle Leitungsangebote haben, sowie welche spezifischen (Sensor-) Informationen das Unterstützungssystem aus dem realen Shop-Floor in Bezug auf die Qualitätssicherheit benötigt, ist noch unzureichend adressiert (Hold 2015).

Nach genauer Analyse bisheriger Arbeiten, wurde in diesem Forschungsprojekt ein neuer Weg beschritten. Zur Unterstützung des Arbeiters wird nicht-invasive Sensorik verwendet, um die Arbeitsschritte zu beobachten und zu interpretieren. Im vorliegenden Forschungsdemonstrator wird kognitive Unterstützung verwendet, um einen menschlichen Arbeiter beim Lernen eines für ihn neuen Arbeitsprozesses zu begleiten. In weiterer Folge kann dasselbe System nach dem Lernvorgang eingesetzt werden, um die Tätigkeit auch weiterhin zu verfolgen, und bei Unsicherheit oder Fehlern dem Arbeiter mit hilfreichen Informationen, wie den nächsten Schritten, oder einem Hinweis auf das zu verwendende nächste Bauteil, zur Seite stehen.

Supervised DeepLearning ist als Teilbereich des Maschinellen Lernens besonders gut geeignet, komplexes hierarchisch strukturiertes Wissen abzubilden (LeCun 2012; Schmid-

huber 2014; Hinton 2015; Ng 2016). Durch optimierte Trainingsmethoden und der Verfügbarkeit hoch parallelisierbarer Recheneinheiten (GPUs) sind DeepLearning Algorithmen aktuell führend in der Objekt-Klassifikation und Detektion (Kaiming 2016).

2 Systembeschreibung

Die folgenden Abschnitte beschreiben die notwendigen Schritte für den Aufbau des Unterstützungssystems.

2.1 Übungsstation mit integrierter Datenakquisition

Im ersten Schritt werden die kritischen Arbeitsschritte festgelegt, die als „Meilensteine“ bei der Fertigung eines Produktes mit kleiner Stückzahl erreicht werden müssen. Etwa beim Zusammenbau von Computerhauptplatinen: welche Steckkarte in welchen Slot kommt, welche Kabelverbindung wo anzubringen ist. Diese Stadien werden in ihrer Mannigfaltigkeit vom Akquisitionssystem aufgezeichnet.

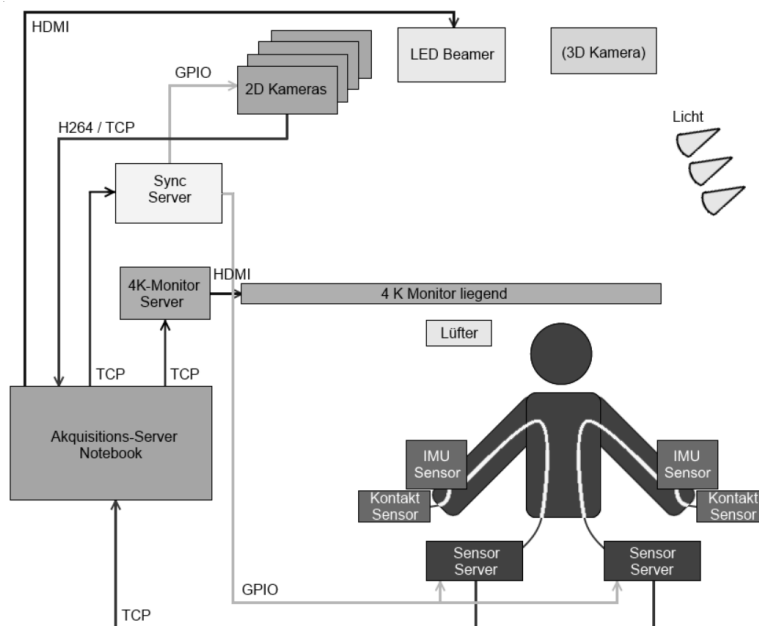


Abbildung 1: Blockschaltbild für Datenakquisition

Dazu kommt ein eigenentwickeltes transportables Aufnahmesystem zu Einsatz, das in der Lage ist, 90 Samples pro Sekunde (von Bild-, Bewegungs-, und Kontaktsensoren) synchron aufzuzeichnen. Sind genügend Samples ($> 100K$) für jedes Stadium akquiriert, werden diese

Daten in einem Nachverarbeitungsschritt in das geeignete Format für das Trainieren (Deep-Learning) gebracht.

2.2 Trainieren der DeepLearning Modelle

Im zweiten Schritt durchlaufen die Bilddaten auf einem High Performance Computing (HPC) Rechner die Trainingsphase, in der mit einem geeigneten Rahmenwerk (Digits) und ausgehend von einem geeigneten DeepLearning Modell (AlexNet, GoogLeNet-angepasst) jene Merkmale der Daten modelliert werden, die im nachfolgenden Schritt wiedererkannt werden sollen. Ein Trainingsdurchlauf dauert i.A. bis zu 24 Stunden; bleibt die gewünschte Akkuratess aus, ist ein erneutes Training mit veränderten Lernparametern erforderlich.

2.3 Arbeitsstation mit integrierter Inferenz

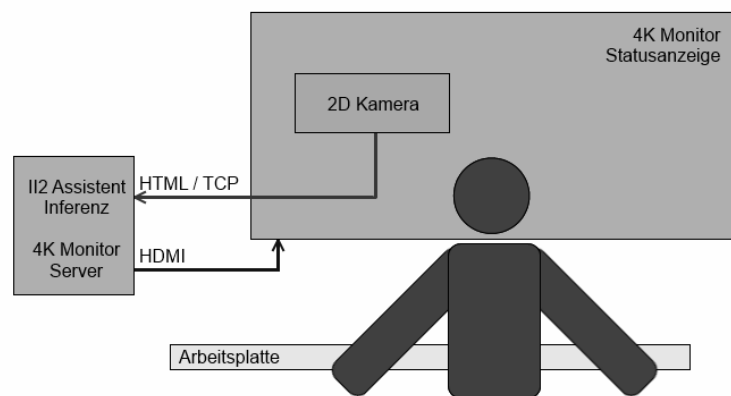


Abbildung 2: Inferenz Komponenten

Nach erfolgreichem Trainieren und Kopieren der erlernten Modelldaten auf das Inferenzsystem Jetson TX1 (Nvidia, 2015), kann der Produktionsarbeiter mit seiner Arbeit beginnen. Sobald eine Computerplatine im unbestückten Anfangszustand erkannt wurde, aktiviert das Inferenzsystem den dafür zuständigen Bereich im Arbeitsprozess. Technisch werden die Arbeitsprozesse auf einen endlichen Zustandsautomaten abgebildet und für einen relevanten Arbeitsschritt die eingehenden Bilder klassifiziert.

Bei jedem – entsprechend dem Zustandsautomaten – richtig erkanntem Arbeitsschritt springt das Inferenzsystem zum nächsten Zustand weiter und versucht den neuen „Meilenstein“ zu klassifizieren. Wurde ein ungültiger Zustand erkannt, so nimmt das Inferenzsystem über einen Monitor oder drahtlos, mittels eines Vibrationssignals, Kontakt zum Produktionsarbeiter auf, um ihm zu zeigen, dass er im Begriff ist, ein fehlerhaftes Produkt zu assemblieren.

Für den Fall, dass aufgrund eines Trainingsfehlers ein Zustand unrichtig erkannt wurde (false positives) bietet sich dem Produktionsarbeiter die Möglichkeit, dies durch Betätigung eines Tasters dem Inferenzsystem mitzuteilen, das daraufhin die unrichtig klassifizierte Bildfolge abspeichert und für einen weiteren Trainingsdurchlauf verfügbar macht.

Wichtigste Akzeptanzfaktoren für das Unterstützungssystem sind:

- eine hohe Erkennungsrate, d.h. wenig false positive Ergebnisse
- kurze Reaktionszeit bei der Erkennung

Evaluierung der Erkennungsrate für einen Referenzdatensatz liegt bei $> 90\%$. Die Referenzdaten werden gegenwärtig laufend erweitert.

Die Reaktionszeit auf dem Inferenzsystem beträgt 3 Sekunden, wobei Code Optimierung noch nicht durchgeführt wurde.

3 Konklusion

Mithilfe eines vollständigen Arbeitsablaufes für die Datenerfassung, dem Training und der Inferenz, sowie der Möglichkeit fehlerhafte Erkennungsergebnisse durch erweitertes Trainieren richtig zu stellen, und dadurch die Systemperformanz Schritt für Schritt zu verbessern, haben wir gezeigt, dass ein intelligentes Unterstützungssystem aufbauend auf DeepLearning Algorithmen effizient umsetzbar ist.

Darüber hinaus lässt sich das erlernte Wissen als Ausgangspunkt verwenden, um neue, verfeinerte Modelle zu entwickeln.

Literaturverzeichnis

- Boer, H. (2016). *Advanced Manufacturing Technologies and Strategically Flexible Production*. A Journey through Manufacturing and Supply Chain Strategy Research. Springer International Publishing: 71-110.
- Bothof, A. & Hartmann E. A., eds. (2014) *Zukunft der Arbeit in Industrie 4.0*. Springer Berlin.
- Brandl, P., Michalczuk, R., Stelzer, P., Bergles, K., Aldrian, A., Poggenburg, J. & Sandner, K. (2014). *Assist 4.0-Datenbrillen-Assistenzsysteme im Praxiseinsatz*. Mensch & Computer Workshopband..
- Denger, A., Stocker A. & Schmeja M. (2012). *Future Workplace: eine Untersuchung sozio-technischer Einflüsse auf den Arbeitsplatz der Zukunft*. Shaker.
- Deuse, J., Weisner, K., Hengstebeck, A. & Busch, F. (2015). *Gestaltung von Produktionssystemen im Kontext von Industrie 4.0*. Zukunft der Arbeit in Industrie 4.0. Springer Berlin Heidelberg: 99-109.
- Dombrowski, U., Riechel, C. & Evers, M. (2014). *Industrie 4.0–Die Rolle des Menschen in der vierten industriellen Revolution*. Kersten/Koller/Lödding: 129-153.
- Hinton, G. E., Vinyals, O. & Dean, J. (2015). *Distilling the knowledge in a neural network*. arXiv preprint arXiv:1503.02531.

- Hirsch-Kreinsen, H. (2015). *Entwicklungsperspektiven von Produktionsarbeit*. Zukunft der Arbeit in Industrie 4.0. Springer Berlin Heidelberg: 89-98.
- Hold, P., Ranz, F., Hummel, V. & Sihn, W. (2015). *Durchblick im Variantenschungel: visuelle Assistenzsysteme als Flexibilitätshebel auf dem Shop Floor*. Wing Business. 48. Jahrgang, 2/2015.
- Kaiming, H., Xiangyu, Z., Shaoqing, R. & Jian, S. (2015). *Deep Residual Learning for Image Recognition*. arxiv.org/pdf/1512.03385. zuletzt verifiziert: 22.6. 2016
- LeCun, Y. (2012). *Learning Invariant Feature Hierarchies*. in Fusiello, Andrea and Murino, Vittorio and Cucchiara, Rita (Eds), European Conference on Computer Vision (ECCV 2012), 7583:496-505, Lecture Notes in Computer Science, Springer, ISBN:978-3-642-33862-5, Workshop on Biological and Computer Vision Interfaces (invited paper).
- Ng, A. (2016). *Deep Learning: What's Next*. AAMAS '16: Proceedings of the 2016 International Conference on Autonomous Agents & Multiagent Systems.
- Nvidia (2015). *Jetson TX1 Developer Kit, User Guide*. http://developer.download.nvidia.com/embedded/L4T/r23_Release_v1.0/NVIDIA_Jetson_TX1_Developer_Kit_User_Guide.pdf, zuletzt verifiziert: 22. 6. 2016.
- Richter, A., Heinrich, P., Stocker, A. & Unzeitig, W. (2015). *Der Mensch im Mittelpunkt der Fabrik von morgen*. HMD Praxis der Wirtschaftsinformatik 52.5: 690-712.
- Rooker, M., Hofmann, M., Minichberger, J., Ikeda, M., Ebenhofer, G., Fritz, G. & Pichler, A. (2014). *Flexible and Assistive Quality Checks with Industrial Robots*. ISR/Robotik 2014; 41st International Symposium on Robotics; Proceedings of. VDE.
- Schmidhuber, J. (2014). *Deep Learning in Neural Networks: An Overview*. Neural Networks, Volume 61, January 2015, Pages 85-117 (DOI: 10.1016/j.neunet.2014.09.003).
- Stocker, A., Spitzer, M., Kaiser, C., Rosenberger, M. & Fellmann, M. (2015). *Datenbrillengestützte Checklisten in der Fahrzeugmontage*. Informatik-Spektrum: 1-9.
- Stocker, A., Denger, A., Fritz, J., Kittl, C. & Richter, A. (2014). *Smart Factories: Mitarbeiterzentrierte Informationssysteme für die Zusammenarbeit der Zukunft*. Mensch & Computer Workshopband.
- Sullenberger, C. (2011). *Sullenberger on lessons of Air France crash*. <http://www.cbsnews.com/news/sullenberger-on-lessons-of-air-france-crash/>, zuletzt verifiziert: 22. 6. 2016.
- Ullrich, C., Aust, M., Kreggenfeld, N., Kahl, D., Prinz, C. & Schwantzer, S. (2015). *Assistance-and knowledge-services for smart production*. Proceedings of the 15th International Conference on Knowledge Technologies and Data-driven Business. ACM.