

Konzeption eines kamerabasierten Kollisionswarnsystems zur Prävention von Arbeitsunfällen an Gabelstaplern

Conception of a Camera-based Collision Warning System for Prevention of Occupational Accidents Caused by Forklift Trucks

Armin Lang
Johannes Fottner

Lehrstuhl für Fördertechnik Materialfluss Logistik
Fakultät Maschinenwesen
Technische Universität München

In diesem Paper wird das Konzept eines Systems gezeigt, welches die Vermeidung von Arbeitsunfällen, die durch Gabelstapler verursacht werden, zum Ziel hat. Das System nutzt aktuelle Methoden der Bildverarbeitung um diese Unfälle zu verhindern. So werden die Bewegungsvektoren von allen Objekten im Fahrweg des Staplers berechnet, wodurch mögliche Kollisionen vorhergesagt werden können. Darüber hinaus ermöglicht die zusätzliche Detektion von Menschen eine zweistufige Warnung. So kann früher vor Kollisionen gewarnt werden, bei denen Menschen in Gefahr sind, als vor solchen mit anderen Hindernissen.

[Schlüsselwörter: Fahrerassistenzsystem, Gabelstapler, Kollisionen, Computer Vision, Machine Learning]

Abstract: This paper introduces a method to reduce occupational accidents caused by forklift trucks. The conceptual system detects collisions by calculating movement vectors of all objects being in the sight of the camera. Moreover the system is capable to distinguish between humans and warehouse accommodation. The latter enables the feasibility of a more sensitive warning when a human is endangered.

[Keywords: Driver assistance system, forklift truck, collision, computer vision, machine learning]

1 EINLEITUNG

In Deutschland steigen die arbeitsbedingten Unfälle bei denen ein Gabelstapler beteiligt ist weiterhin leicht an. Im Jahr 2015 wurden 16.908 Unfälle mit Personenschaden in Deutschland gemeldet, wobei sich in über 40 % der Unfälle der Geschädigte außerhalb der Fahrerkabine befand. [Deu-2016, S. 70f]

Zur Reduktion und Prävention dieser Arbeitsunfälle gibt es bereits verschiedene kommerzielle Lösungen. Diese verwenden zur Erfassung der Umgebung des Staplers hauptsächlich die Technologien Ultraschall, Funk, Laserscanner, Bilderkennung oder Radar. [Acu-2017; ELO-2017; tbm-2017; U-T-2017] Allen Produkten gemein ist die Auslösung der Warnung durch die Unterschreitung eines definierten Mindestabstands. Vor allem die Messung von Abständen führt dazu, dass die erhältlichen Systeme viele Warnungen ausgeben, da Gabelstapler in ihrem Arbeitsumfeld sehr oft in engen Bereichen verkehren. Die häufigen – überwiegend akustischen – Warnungen führen letztlich oftmals zur Abschaltung der Kollisionswarnsysteme.

Das Forschungsprojekt „PräVISION“ hat zum Ziel Methoden für ein Kollisionswarnsystem zu finden, welches die Bewegungsrichtung und -geschwindigkeit von Objekten im Fahrweg des Gabelstaplers berücksichtigt und zwischen Mensch und anderen Hindernissen unterscheiden kann. Erreicht werden soll dieses Ziel mittels des Einsatzes moderner Methoden aus dem Bereich der Bildverarbeitung und der künstlichen Intelligenz.

2 KONZEPT

Das Konzept des Systems lässt sich in zwei Bereiche untergliedern: das hardwareseitige und softwareseitige Konzept. Letzteres beinhaltet vor allem die Beschreibung der Methodik.

2.1 HARDWARE-KONZEPT

Für die Wahl der Sensorik gibt es mehrere Anforderungen. Einerseits müssen auch bei schwachem Umgebungslicht robuste Tiefendaten für die Kollisionserkennung und ein ausreichend helles 2D-Bild für die Personenerkennung zur Verfügung stehen. Andererseits

darf die Kalibrierung zwischen 2D-Bild und Tiefendaten nicht zu aufwändig sein. Als geeignete Sensorik wurde aus den genannten Gründen die Time-of-Flight(ToF)-Kameratechnologie identifiziert. ToF-Kameras emittieren und empfangen Infrarotwellen. Aus der Laufzeit zwischen Emission und Empfang der Welle eines Bildpunkts wird die Distanz berechnet. Der Infrarotsensor liefert darüber hinaus ein 2D-Bild, welches einem gewöhnlichen Kamerabild in Graustufen ähnelt. Bei ToF-Kameras ist keine Kalibrierung zwischen Farbbild und Tiefendaten notwendig und das gelieferte Farbbild des Infrarotsensors ist unabhängig vom Umgebungslicht.

Zur Auswertung der gelieferten Daten genügt ein handelsüblicher PC oder Notebook, wobei zur echtzeitfähigen Berechnung eine High-End-Grafikkarte benötigt wird.

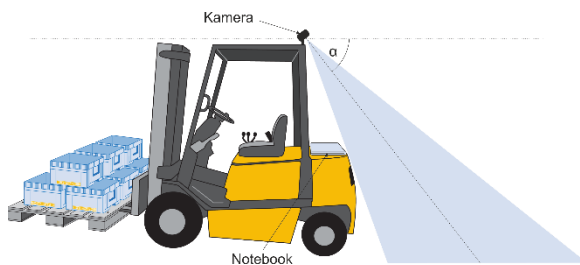


Abbildung 1. Systemaufbau

Die verwendete Kamera ist im Konzept des Demonstrators mittig positioniert und nach hinten gerichtet (siehe Abbildung 1), demzufolge werden nur Rückwärtsfahrten betrachtet. Die Neigung α der Kamera beträgt je nach Staplertyp etwa 35 bis 40 Grad zur Horizontalen. Vorwärtsfahrten werden zwar bezüglich der eingesetzten Algorithmen auf die gleiche Weise unterstützt. Allerdings erfordert die Verdeckung des Sichtfelds durch den Hubmast und die Ladung bei manchen Arten von Staplern, wie z. B. dem Gegengewichtsstapler, konstruktive Lösungen. Die sollen im Projekt nicht betrachtet werden.

2.2 SOFTWARE-KONZEPT

Der Algorithmus zur Kollisionserkennung besteht aus mehreren Modulen (siehe Abbildung 2). Basis für jegliche Bildverarbeitungsschritte ist der Empfang von Bilddaten (1). Diese werden nachfolgend in Abhängigkeit vom darauffolgenden Algorithmus vorverarbeitet (2) und irrelevante Bildregionen werden entfernt (3a). Im segmentierten 2D-Bild werden anschließend Personen gesucht (4a) und im Tiefenbild eventuelle Kollisionen berechnet (4b). Nach der Zuordnung gefundener Personen (5) zu bereits erfolgreichen Funden erfolgt, sofern Gefahr droht, eine Warnung an den Staplerfahrer (6).

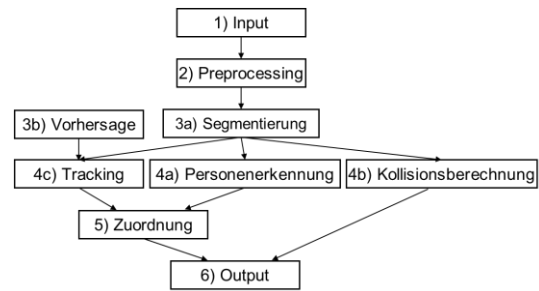


Abbildung 2. Schema des Softwarekonzepts.

2.2.1 INPUT

Als Möglichkeiten zur Eingabe sind mehrere verschiedene Quellen vorgesehen. Die wichtigste ist die ToF-Kamera. Jede ToF-Kamera liefert üblicherweise zwei unterschiedliche Datenströme: das Infrarotbild und das Tiefenbild. Eine Ausnahme der am Markt erhältlichen Kameras bildet die „Microsoft Kinect One“. Bei dieser wird zusätzlich ein Farbbild geliefert, welches im Gegensatz zum Infrarotbild auf die Tiefendaten kalibriert werden muss. Im Demonstrator sollen sowohl die „Microsoft Kinect One“ als auch die Industriekamera „Sick Visionary-T“ auf ihre Eignung hin untersucht werden.

Als alternative Eingangsquelle dienen aufgezeichnete Videodaten von Time-of-Flight-Kameras, welche im Rohformat verlustfrei gespeichert wurden. Diese Daten dienen ausschließlich zur Evaluation der Personen- und Kollisionserkennung. Für diesen Fall sind zwei Lademodi vorgesehen: konsekutives Laden und das Laden in Echtzeit. Im ersten Fall wird jedes gespeicherte Bild nacheinander geladen und verarbeitet. Dieser Modus dient zur schnellstmöglichen Evaluation aller Bilder. Im zweiten Fall ist ein Bild nur für eine bestimmte Dauer – je nach Aufnahmegerät – verfügbar. Werden z. B. Bilddaten eines 30Hz-Sensors verwendet, bleiben zur Verarbeitung maximal 33 ms. Dauert die Verarbeitung des Bildes länger, wird das Bild verworfen und das nächste Bild wird bereitgestellt. Dieser zweite Modus dient zur Emulation des Datenstroms einer Kamera.

2.2.2 PREPROCESSING

Die Vorverarbeitung ist in der Bildverarbeitung ein wichtiger Schritt um das Funktionieren von nachfolgenden Algorithmen zu verbessern oder erst zu ermöglichen. Je nach Algorithmus ist eine andere Art der Vorverarbeitung notwendig. Ohne vorverarbeitende Schritte ist z. B. das Bild eines Infrarotsensors mit 16-Bit-Werten mit einem Kanal für einen Personenerkennungsalgorithmus, welcher 8-Bit-Werte mit drei Kanälen erwartet, vollkommen ungeeignet. Dabei muss oftmals nicht nur der Datentyp, sondern auch der Farbraum angepasst werden. Ein Beispiel hierfür zeigt Abbildung 3:



Abbildung 3. Links: lineare Konvertierung, rechts: angepasste Konvertierung.

Im linken Teil des Bildes wurden die 16-Bit-Werte in 8-Bit-Werte mit dem Faktor $1/256$ umgerechnet. Es sind zwar Umrisse zu erkennen, aber ein graustufenähnliches Bild ist erst durch die Anpassung des Farbraums – wie auf der rechten Seite des Bildes zu sehen ist – zu erreichen.

Die wichtigsten Vorverarbeitungsschritte für die in Abschnitt 2.2.4 und 2.2.5 folgenden Algorithmen sind wie folgt:

- Skalierung: Reduzierung / Erhöhung der Auflösung.
- Farbkanaländerung: z. B. Konvertierung in Graustufen.
- Farbraumänderung: Anpassung der Farbwerte, d. h. Änderung des Histogramms. Spezialfall: Egalisieren / Normalisieren des Histogramms.
- (Selektiver) Gauß-Filter: Weichzeichnen des Bildes um z. B. Rauschen zu filtern (unter Beibehaltung der Kanten).
- Füllen von Löchern: Interpolation kleiner Areale mit fehlenden Pixeln.
- (De-)Vignettierung: Entfernung des Randschatenbereichs, der durch Kamerablenden verursacht wird.

2.2.3 SEGMENTIERUNG

Die Segmentierung beschreibt allgemein die Vorauswahl von Bildbereichen, die für die nachfolgenden Algorithmen relevant sind. Das bedeutet, wenn z. B. nur rote Bereiche in einem Bild interessant sind, werden alle anderen Teile des Bildes entfernt. Zur Verbesserung der Personenerkennung werden der Boden und der Hintergrund im Bild entfernt (vgl. Abbildung 4). Dadurch lassen sich mögliche Falscherkennungen reduzieren und zugleich sinkt die Verarbeitungszeit des Bildes.

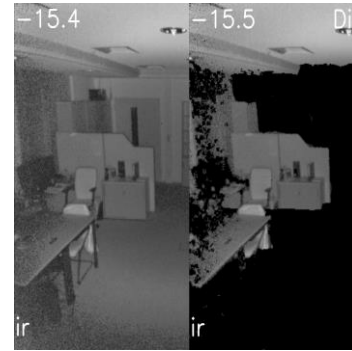


Abbildung 4. Beispiel für Segmentierung (Entfernung des Bodens und Hintergrunds).

Zur Segmentierung des Bodens und Hintergrunds müssen zuerst die Tiefenwerte von dem Koordinatensystem der Kamera in das des Staplers transformiert werden. Dafür ist eine Bestimmung des Winkels der Kamera zur Fahrebene des Staplers notwendig. Für die Ermittlung des Winkels werden in diesem Fall die Tiefendaten genutzt. In der unteren Hälfte des Tiefenbildes werden die Werte aus fünf zentralen vertikalen Bildreihen extrahiert (siehe Abbildung 5):

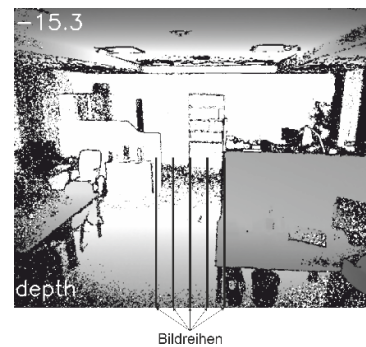


Abbildung 5. Auswahl der Bildreihen im unteren Zentrum des Tiefenbildes.

Anschließend wird für jede Bildreihe eine Gerade, welche die Tiefenwerte am besten abbildet, interpoliert (siehe Abbildung 6). Dabei wird die Höhe h der Kamera als gegeben vorausgesetzt. Von diesen Geraden werden über deren Steigungen die Winkel zur Kameraachse ($\hat{=}$ z-Achse) berechnet. Diejenigen Winkel, welche nicht im Bereich von 0 bis 90 Grad liegen, werden ignoriert. Der Kamerawinkel wird letztlich durch den Median der verbleibenden Geradenwinkeln festgelegt. Die Kalibrierung des Kamerawinkels wird nur zum Start des Systems durchgeführt, außer der Winkel ändert sich mindestens in fünf aufeinanderfolgenden Bildern um mindestens 5 Grad. In diesem Fall wird davon ausgegangen, dass sich der Stapler auf einer Rampe bewegt und die Segmentierung des Bodens wird kurzzeitig deaktiviert.

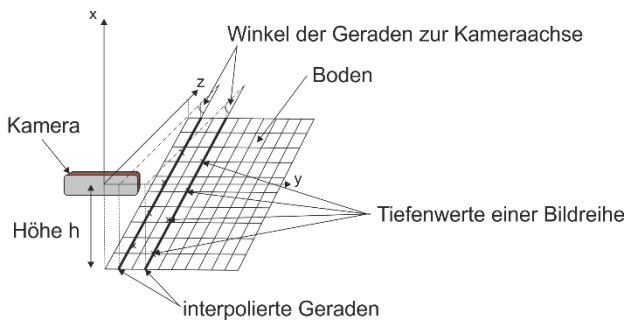


Abbildung 6. Berechnung der Winkel der Bildreihengeraden in Relation zur Kameraachse.

Über den auf diese Weise berechneten Kamerawinkel können anschließend die Tiefenwerte um die Nickachse der Kamera gedreht werden. Dadurch wird es möglich alle Pixel, die bis zu 10 cm über dem Boden liegen, in den Farb- und Tiefenbildern zu entfernen. Die Entfernung von allen Pixeln, die genau auf dem Boden ($x = 0$) liegen ist aufgrund von Ungenauigkeiten in der Winkelberechnung nicht sinnvoll, daher wird ein Wert von 10 cm verwendet. Außerdem werden Pixel, deren Abstand zum Stapler mehr als 6 Meter betragen, aus den Bildern entfernt, da die Tiefendaten mit steigender Entfernung ungenauer werden und bei diesem Wert noch akzeptable Werte vorzufinden sind.

2.2.4 PERSONENERKENNUNG

Eine Herausforderung der Personenerkennung ist die hohe Varianz im Erscheinungsbild von Menschen. Daher ist die Erkennung beliebiger Personen über vordefinierte Muster aufgrund der Vielfalt nur schwierig umsetzbar. Abhilfe schaffen Algorithmen aus dem Bereich des maschinellen Lernens. Diese benötigen zwar im Gegensatz zur Vorgabe von bestimmten Formen und Texturen einen größeren Datensatz zum Training, sind aber in der Lage bezüglich der Form und Textur zu abstrahieren. Dementsprechend werden auch Menschen erkannt, welche nicht explizit trainiert bzw. deren Geometrien vorgegeben wurden. Diese Technologie wird zur Personenerkennung für das Kollisionswarnsystem eingesetzt. Dabei werden die folgenden drei grundsätzlichen Typen des maschinellen Lernens eingesetzt:

- Deformable Part Models / Support Vector Machines (SVM)
- Neuronale Netze / Deep Learning
- Kaskadierte Entscheidungsbäume

Die Erkennungsleistung sowie die Rechenzeiten der Algorithmen schwanken in den Veröffentlichungen sehr stark, letztere vor allem weil Sie abhängig von der verwendeten Hardware ist. Daher werden mehrere Algorithmen ([Dal-2006; Vio-2001; Liu-2016; Red-2016]) dieser drei Gruppen, die als echtzeitfähig und speziell zur Personenerken-

nung ausgewiesen sind, integriert und evaluiert. Die jeweiligen Algorithmen werden mit vorhandenen Bilddatenbanken und eigenen Aufnahmen trainiert. Es ist sowohl eine Erkennung im 2D-Bild als auch im 3D-Bild vorgesehen. Die Kombination aus beiden Quellen soll eine möglichst hohe Detektion bei gleichzeitig niedrigen Fehlerkennungen ermöglichen. Eine Evaluation der SVM hat bereits gezeigt, dass mit dieser eine Personenerkennung auch auf einem Gabelstapler möglich ist [Lan-2017].

Zuordnung

Wenn eine Person in konsekutiven Bildern mehrfach erkannt wird, wird eine Historie mit Bild- und Positionsdaten gespeichert. Der Abgleich, ob es sich bei einer neu erkannten Person um eine bereits vorher erkannte Person handelt, wird über einen Vergleich der eingrenzenden Rechtecke durchgeführt.

Vorhersage und Tracking

Wenn Historiendaten zu Personen vorliegen, wird der etwaige Bereich, in dem sich die Person in neuen Bildern befinden könnte, über eine gewichtete Extrapolation erster Ordnung vorhergesagt. In diesem Bereich wird anschließend versucht die jeweilige Person mittels verschiedener Tracking-Verfahren wiederzufinden. Dabei sind verschiedene Texturverfolgungsverfahren ([Dan-2014; Kal-2010; Kal-2012; Pér-2013]) sowie ein eigenes Verfahren vorgesehen, wobei das beste durch eine Evaluation ausgewählt werden soll. Letzteres verwendet das eigentliche Personenerkennungsverfahren, jedoch nur in dem vorhergesagten Bereich und mit einem niedrigeren Grenzwert zur Akzeptanz, dass es sich um einen Menschen handelt.

2.2.5 KOLLISIONSBERECHNUNG

Zur Erkennung von Kollisionen ist es notwendig, zuerst Daten über die Bewegung von Objekten im Sichtfeld der Kamera zu berechnen. Im Anwendungsfall werden diese Informationen über „Optical Flow“- bzw. „Scene Flow“-Verfahren berechnet [Hor-1981]. „Optical Flow“-Verfahren liefern die zweidimensionale Bewegung von Pixel(-bereichen). Werden dreidimensionale Bewegungsvektoren berechnet, spricht man vom „Scene-Flow“. Im Detail werden die Verfahren „Farneback“ [Far-2003] und „Primal-Dual“ [Jai-2015] verwendet. Als Eingabe dienen 2D- und 3D-Bilder. Das Ergebnis ist eine Matrix mit Bewegungsvektoren für jedes Pixel. Die Geschwindigkeit und Richtung jedes Pixels ist relativ zur Bewegung des Staplers angegeben, d. h. die absolute Geschwindigkeit von Objekten kann nicht direkt berechnet werden.

Die relative Geschwindigkeit zwischen Stapler und seiner Umgebung wird schließlich in Kombination mit der Ray-Box-Intersection-Methode [Eri-2004] dazu genutzt, die Kollisionszeit für jedes Pixel zu berechnen. Bei dieser Methode wird für jedes Pixel in Abhängigkeit von dessen Geschwindigkeit, Richtung und Abstand die Zeit bis zur

Kollision mit einem Quader, welches den Stapler umschließt, berechnet. In Abbildung 3 würde im zweidimensionalen Fall eine Kollision des Staplers mit dem Hindernis von Punkt 3 bis Punkt 5 in etwa 3 Sekunden bevorstehen.

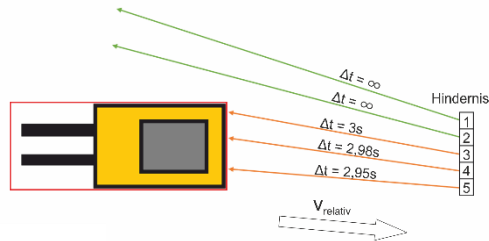


Abbildung 7. Vorhersage von Kollisionen.

Sobald ein größerer Bereich an Pixeln die maximale Kollisionszeit unterschreitet, erfolgt eine Warnung an den Gabelstaplerfahrer. Sofern im jeweiligen Pixelbereich ein Mensch erkannt wurde, wird ein niedrigerer Grenzwert für die maximale Kollisionszeit verwendet. Für die Warnung ist ein akustisches oder taktiles (Vibration) Signal vorgesehen.

3 ZUSAMMENFASSUNG UND AUSBLICK

Im Projekt PräVISION wird ein System zur Prävention von Arbeitsunfällen durch Gabelstapler entwickelt. Der Fokus liegt auf der Vermeidung von Fehlwarnungen und der Möglichkeit frühzeitig zu warnen, wenn Menschen im Gefahrenbereich sind. Möglich wird dies durch den Einsatz neuer Methoden aus dem Bereich der Bildverarbeitung in Kombination mit den Daten einer Time-of-Flight-Kamera. Die Kollisionserkennung warnt nicht auf Basis von Abständen, sondern anhand der relativen Bewegung zwischen Stapler und Umwelt. Eine davon unabhängige Personenerkennung, welche durch maschinelles Lernen befähigt wurde, ermöglicht eine frühzeitigere Warnung, wenn sich in einem kollisionsgefährdeten Bereich eine Person befindet.

Im weiteren Verlauf des Projekts wird das System in einen Demonstrator überführt und in einem industriellen Umfeld getestet. Anhand der daraus gewonnenen Erkenntnisse wird das System angepasst und abschließend evaluiert.

Förderhinweis

Das Forschungsprojekt "PräVISION" mit der Antragsnummer FP 379 wird gefördert von der Deutschen Gesetzlichen Unfallversicherung. Die folgenden Projektpartner sind beteiligt:

- Lehrstuhl Fördertechnik Materialfluss Logistik, Technische Universität München

- Bremer Institut für Produktion und Logistik GmbH
- SICK AG
- STILL GmbH
- Berufsgenossenschaft für Handel und Warenlogistik.

LITERATUR

- [Acu-2017] Acure: Blaxtair, 2017. URL: <https://blaxtair.com> (Aufruf am 02.06.2017).
- [Dal-2006] Dalal, N.; Triggs, B.; Schmid, C.: Human Detection Using Oriented Histograms of Flow and Appearance. In: Leonardis, A.; Bischof, H.; Pinz, A. (Hrsg): Computer Vision – ECCV 2006: 9th European Conference on Computer Vision, Graz, Austria, May 7-13, 2006. Proceedings, Part II. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 2006, S. 428–441.
- [Dan-2014] Danelljan, M.; Khan, F. S.; Felsberg, M.; van de Weijer, J.: Adaptive Color Attributes for Real-Time Visual Tracking. In: Computer Vision and Pattern Recognition - IEEE Conference on, 2014, S. 1090–1097.
- [Deu-2016] Deutsche Gesetzliche Unfallversicherung (DGUV): Arbeitsunfallgeschehen 2015 - Statistik. Herausgegeben von: Deutsche Gesetzliche Unfallversicherung (DGUV), 2016.
- [ELO-2017] ELOKON GmbH: ELOprotect; ELOshield; ELOback², 2017. URL: <http://www.elokon.com> (Aufruf am 02.06.2017).
- [Eri-2004] Ericson, C.: Real-Time Collision Detection. 1 Auflage CRC Press, 2004.
- [Far-2003] Farnebäck, G.: Two-frame Motion Estimation Based on Polynomial Expansion. In: Proceedings of the 13th Scandinavian Conference on Image Analysis. Berlin, Heidelberg, 2003, S. 363–370.

- [Hor-1981] Horn, B. K.; Schunck, B. G.: Determining optical flow. In: Artificial Intelligence, 17 (1981), 1-3, S. 185–203.
- [Jai-2015] Jaimez, M.; Souiai, M.; Gonzalez-Jimenez, J.; Cremers, D.: A Primal-Dual Framework for Real-Time Dense RGB-D Scene Flow. In: Proc. of the IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation (ICRA), 2015.
- [Kal-2010] Kalal, Z.; Mikolajczyk, K.; Matas, J.: Forward-backward error: Automatic detection of tracking failures. In: Pattern recognition (ICPR), 2010 20th international conference on: IEEE, 2010, S. 2756–2759.
- [Kal-2012] Kalal, Z.; Mikolajczyk, K.; Matas, J.: Tracking-learning-detection. In: IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence, 34 (2012) 7, S. 1409–1422.
- [Lan-2017] Lang, A.; Günthner, W. A.: Evaluation of the Usage of Support Vector Machines for People Detection for a Collision Warning System on a Forklift. In: Nah, F. F.-H.; Tan, C.-H. (Hrsg): HCI in Business, Government and Organizations. Interacting with Information Systems: 4th International Conference, HCIBGO 2017, Held as Part of HCI International 2017, Vancouver, BC, Canada, July 9-14, 2017, Proceedings, Part I. Cham: Springer International Publishing, 2017, S. 322–337.
- [Liu-2016] Liu, W.; Anguelov, D.; Erhan, D.; Szegedy, C.; Reed, S.; Fu, C.-Y.; Berg, A. C.: SSD. In: Leibe, B.; Matas, J.; Sebe, N.; Welling, M. (Hrsg): Computer Vision - ECCV 2016: 14th European Conference, Amsterdam, The Netherlands, October 11-14, 2016, Proceedings, Part I. Cham: Springer International Publishing, 2016, S. 21–37.
- [Pér-2013] Pérez, J. S.; Meinhardt-Llopis, E.; Facciolo, G.: TV-L1 optical flow estimation. In: Image Processing On Line, 2013 (2013), S. 137–150.
- [Red-2016] Redmon, J.; Farhadi, A.: YOLO9000 - Better, Faster, Stronger. In: ArXiv e-prints (2016)
- [tbn-2017] tbn hightech control GmbH: RRW-207/3D; RAM-107; RRW-107plus, 2017. URL: <http://www.tbn.biz> (Aufruf am 02.06.2017).
- [U-T-2017] U-Tech GmbH: U-Tech, 2017. URL: <http://www.u-tech-gmbh.de> (Aufruf am 02.06.2017).
- [Vio-2001] Viola, P.; Jones, M.: Rapid object detection using a boosted cascade of simple features, 2001.

Armin Lang, M.Sc., Research Assistant at the Chair of Materials Handling, Material Flow, Logistics, Technical University of Munich.

Prof. Dr.-Ing. Johannes Fottner, Professor and head of the Chair for Materials Handling, Material Flow, Logistics at the Technical University of Munich.

Address: Lehrstuhl für Fördertechnik Materialfluss Logistik, Technische Universität München, Boltzmannstraße 15, 85748 Garching, Germany.
Phone: +49 289 15453, Fax: +49 289 15922,
E-Mail: lang@fml.mw.tum.de