

# Objekterkennung und Positionsbestimmung in der Landwirtschaft am Beispiel eines Ankoppelassistenten

Tobias Blume, Ilja Stasewitsch, Jan Schattenberg, Ludger Frerichs

Mit der steigenden Leistungsfähigkeit moderner Traktoren erhöhen sich die Anforderungen an den Bediener. Um den Fahrer weiter zu entlasten, ist die Entwicklung neuartiger Assistenzsysteme notwendig. Am Institut für mobile Maschinen und Nutzfahrzeuge der TU Braunschweig werden daher Assistenzsysteme auf Basis optischer Sensoren erforscht, die den Bedienkomfort, die Qualität der Arbeitsprozesse und die Sicherheit steigern. Diese Assistenzsysteme werden im Rahmen eines öffentlich geförderten Forschungsprojektes gemeinsam mit der Fa. AGCO Fendt als assoziiertem Partner untersucht.

## Schlüsselwörter

Objekterkennung, Positionsbestimmung, Assistenzsystem, Sensorsystem

Die rasante Entwicklung im Bereich der optischen 3D-Sensoren hat zur Folge, dass dreidimensionale Daten kostengünstig und in Echtzeit erfasst und berechnet werden können (ALDOMA et al. 2012). Mithilfe dieser 3D-Daten können Teilsysteme automatisiert werden, die bisher nur der Mensch selbst ausführen konnte. Im Rahmen eines Forschungsprojektes wurden an der Technischen Universität Braunschweig mithilfe eines solchen 3D-Sensors fünf verschiedene Assistenzfunktionen für mobile Maschinen untersucht. Hierfür wurde eine Stereokamera auf dem hinteren Teil des Kabinendaches eines Traktors befestigt, um ein dreidimensionales Bild des rückwärtigen Raumes zu gewinnen. Mithilfe dieser Daten wurden folgende Funktionen realisiert (Abbildung 1):

- eine Anbaugeräteerkennung zum automatisierten Parametrieren der Maschine
- ein Kollisionsassistent zur Steigerung der Sicherheit für Mensch und Maschine
- ein Assistent zum automatisierten Ankoppeln an Anbaugeräte
- ein passiver Spurführungsassistent für Anbaugeräte
- ein Rangierassistent für Gelenk- und Starrdeichselanhänger

Diese Assistenzsysteme haben gemeinsam, dass ein Objekt klassifiziert und/oder dessen Position im Raum bestimmt werden muss. Mithilfe dieser beiden Informationen können die oben genannten Applikationen realisiert werden. Im Folgenden wird am Beispiel des Ankoppelassistenten beschrieben, wie die Erkennung der Anbaugeräte und die Pfadregelung erfolgen.



Abbildung 1: Schematische Darstellung der Assistenzfunktionen

### Systembeschreibung

Für die Entwicklung der Assistenzsysteme wurde ein FENDT 724 mit einer Stereokamera (Multi-sense S21) ausgerüstet. Diese ist für den Erprobungseinsatz direkt mit einer Recheneinheit (Lenovo Thinkpad W540) verbunden. Die Fahrbefehle werden aus den optischen Daten generiert und mithilfe eines Ethernet-CAN-Adapters an den Traktor weitergeleitet. Für die Lenkung werden die Signale des Traktor-Spurführungssystems VarioGuide imitiert, für die Geschwindigkeitsregelung die des Multifunktionsjoysticks. Die Energieversorgung der Systeme ist vom Traktor entkoppelt und in einem separaten Schaltschrank am Traktor untergebracht. Abbildung 2 zeigt den Versuchsaufbau für das automatisierte Ankoppeln an eine Kreiselegge. Das im Bild dargestellte Anbaugerät muss im ersten Schritt erkannt (klassifiziert) werden. Im zweiten Schritt wird die Position im Raum berechnet. Mithilfe dieser beiden Informationen kann ein Pfad zum Anbaugerät berechnet und der Traktor mit einem Bahnregler über den Pfad zum Anbaugerät geführt werden.



Abbildung 2: Versuchsaufbau für das Ankoppeln an Anbaugeräte (Blau: Anbaugerät, Grün: Versuchsfahrzeug, Gelb: Sensor, Rot: Energieversorgung)

Basis für die Untersuchung der Assistenzsysteme bildet das Robot Operating System (ROS). Dieses Open-Source-Framework stellt Funktionen für die Hardwareabstraktion, diverse Gerätetreiber und standardisierte Nachrichtenformate bereit. Des Weiteren regelt ROS den Nachrichtenaustausch zwischen einzelnen Programmen, die auch als „Nodes“ bezeichnet werden. Jeder Node hat die Möglichkeit mittels sogenannter Subscriber und Publisher, die auf dem TCP/IP-Protokoll basieren, Informationen bereitzustellen oder diese zu empfangen. Dies bietet bei der Entwicklung eine hohe Modularität, weil einzelne Funktionen einfach ersetzt, erweitert oder auf andere Rechner ausgelagert werden können.

Neben ROS bildet die Open-Source-Software GAZEBO als eigenständige Simulationsumgebung einen weiteren wichtigen Baustein innerhalb des Projektes. Das virtuelle Fahrzeug wird per XML in GAZEBO eingebunden. In dieser Datei werden die Massen, Flächenträgheitsmomente und Reibungskoeffizienten definiert. Mittels in Python oder C/C++ programmierter Plugins können die Fahrzeuge zudem mit virtuellen Sensoren und Aktoren ausgerüstet werden. Die Fahrzeuge werden anschließend in die Simulationsumgebung geladen und über die bereits erwähnten Publisher und Subscriber gesteuert.

### **Klassifizierung und Positionsbestimmung**

Die Klassifizierung und Positionserkennung der Anbaugeräte ist die größte Herausforderung in dem hier beschriebenen Forschungsprojekt, aber auch Grundvoraussetzung für die Entwicklung der Assistenzsysteme. Im Folgenden werden drei verschiedene Ansätze zur Klassifizierung von Objekten sowie deren Positionsbestimmung beschrieben. Die ersten beiden Ansätze beruhen auf der Verarbeitung von 3D-Punktwolken mit der Softwarebibliothek Point Cloud Library (PCL). Der dritte Ansatz verarbeitet die 2D-Bilder der Stereokamera mithilfe eines neuronalen Netzes.

Für die Klassifizierung mit der PCL werden Deskriptoren eingesetzt, die Merkmale aus den Sensordaten extrahieren sollen, die auch bei unterschiedlichen Blickwinkeln und Auflösungen sowie bei Sensorrauschen eindeutig identifiziert werden können. In der PCL gibt es eine große Bandbreite an unterschiedlichen Deskriptoren, die in zwei Gruppen eingeteilt werden können: globale und lokale Deskriptoren. Globale Deskriptoren beschreiben ein Objekt als Ganzes, was es notwendig macht, die Objekte zuvor aus den Sensordaten zu segmentieren. Lokale Deskriptoren extrahieren im Gegensatz dazu Merkmale, die nur einen kleinen Teil eines Objektes beschreiben. Hier ist eine Segmentierung nicht notwendig, jedoch müssen mehrere lokale Merkmale in einer bestimmten geometrische Relation zueinander stehen, um einem bestimmten Objekt zu entsprechen. Aufgrund dieser Unterschiede weichen auch die Programmabläufe zur Klassifizierung mit den verschiedenen Deskriptoren voneinander ab (Abbildung 3).

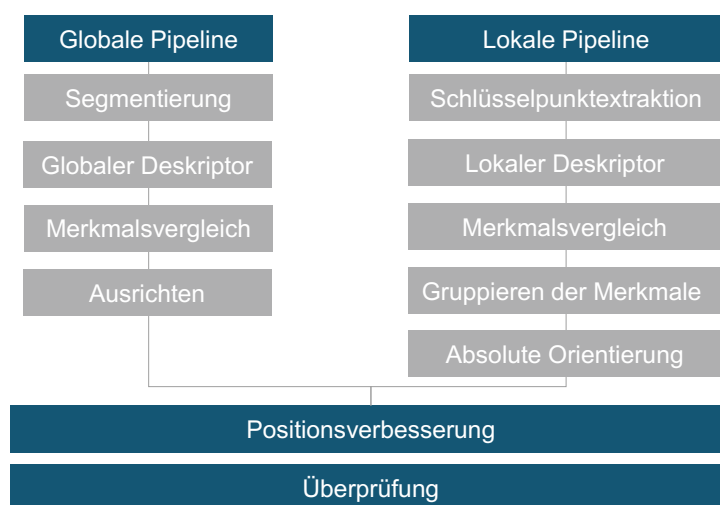


Abbildung 3: Programmablauf für die Klassifizierung und Positionsbestimmung von Objekten nach ALDOMA et al. (2012)

Für den Ankoppelassistenten wurden beide Ansätze umgesetzt. Als globaler Deskriptor wurde das Viewpoint-Feature-Histogramm (VFH) verwendet (BLUME et al. 2015). Dieser Deskriptor berechnet aus den Sensordaten geometrische Informationen sowie die relative Position zwischen Sensor und Anbaugerät, die in einem Histogramm gespeichert werden. Für die Klassifizierung wird das Histogramm mit bereits klassifizierten Histogrammen in einer Datenbank verglichen. Bei einer hohen Übereinstimmung kann geschlossen werden, dass es sich um das gleiche Objekt handelt. Die Ausrichtung des Anbaugerätes erfolgt anschließend ebenfalls mithilfe dieses Histogramms. Ein direktes Auslesen der Position ist jedoch nicht möglich. Stattdessen wird wie bei der Klassifizierung das Histogramm mit anderen Histogrammen, bei denen die Position bekannt ist, verglichen und so die Position des Anbaugerätes bestimmt. Nachteilig an diesem Verfahren ist die große Anzahl an Trainingsdaten, die für die Erzeugung der klassifizierten Histogramme benötigt werden.

Als lokaler Deskriptor wurde das Fast-Point-Feature-Histogramm (FPFH) implementiert. Dieser Deskriptor wird, um die Rechenzeit zu reduzieren, nicht auf alle Sensordatenpunkte angewendet, sondern ausschließlich auf bestimmte Schlüsselpunkte. Diese Schlüsselpunkte können beispielsweise über einen Kantendetektor ausgewählt werden. Der lokale Deskriptor berechnet anschließend, ähnlich wie das VFH, ein Histogramm, das die geometrischen Eigenschaften um den Sensordatenpunkt beschreibt. Dieses, durch das Histogramm beschriebene Merkmal, ist im Vergleich zum VFH in seiner Komplexität deutlich reduziert, da es nur einen kleinen Teil des Objektes beschreibt. Zur Klassifizierung wird das Merkmal mit den in einer Datenbank hinterlegten Merkmalen verglichen. Bei einer hohen Übereinstimmung wird ein Punktpaar gebildet. Stehen genügend Punktpaare in einer festen geometrischen Beziehung zueinander, wird das Anbaugerät erfolgreich erkannt. Die Position kann über die Transformation der Punktpaare berechnet werden. Der Vorteil dieses Ansatzes ist, dass lediglich ein 3D-Modell jedes Anbaugerätes benötigt wird. Eine aufwendige Trainingsphase wie bei den globalen Deskriptoren entfällt. Nachteilig ist die hohe Anzahl an Parametern, die das Ergebnis beeinflussen.

Neuere Ansätze zur Klassifizierung und Positionsbestimmung basieren vor allem auf neuronalen Netzen. Grund hierfür ist die steigende Leistungsfähigkeit moderner Grafikkarten im Verlauf der

letzten 10 Jahre, welche erst ein effizientes Training ermöglichen. Für 2D-Bilder werden zumeist „Convolutional Neural Networks“ eingesetzt. Diese Art neuronaler Netze besteht in der Regel aus sogenannten „Convolutional Layern“ in Kombination mit „Pooling Layern“ zur Merkmalsextraktion. Für die Klassifizierung und Positionsbestimmung können Fully-Connected-Layer nachgeschaltet sein (REDMON et al. 2015).

Das in diesem Projekt verwendete Neuronale Netz YOLOv2 besteht ausschließlich aus Standard-Convolution-Layern und Max-Pooling-Layern. Als Eingangsgröße wird ein Bild auf die Größe von  $416 \times 416$  Pixel skaliert. Dieses Bild wird in 169 gleich große Teile (jeweils 13 in x- und y-Richtung) zerlegt und für jedes dieser Teile werden fünf Begrenzungsboxen berechnet. Das Ergebnis des neuronalen Netzes ist somit ein Vektor mit fünf Begrenzungsboxen für jede der 169 Zellen, der die Positionsdaten (X-Position, Y-Position, Höhe, Breite) sowie eine Wahrscheinlichkeitsziffer beinhaltet, die widerspiegelt, ob die Begrenzungsbox ein Objekt komplett umschließt. Parallel wird für jede Zelle die Wahrscheinlichkeitsverteilung für jede trainierte Klasse berechnet. Diese werden mit den Begrenzungsboxen verrechnet und mit einem Grenzwert gefiltert. Das Ergebnis ist die 2D-Position und Klasse des Anbaugerätes, das sich hinter dem Fahrzeug befindet (Abbildung 4).

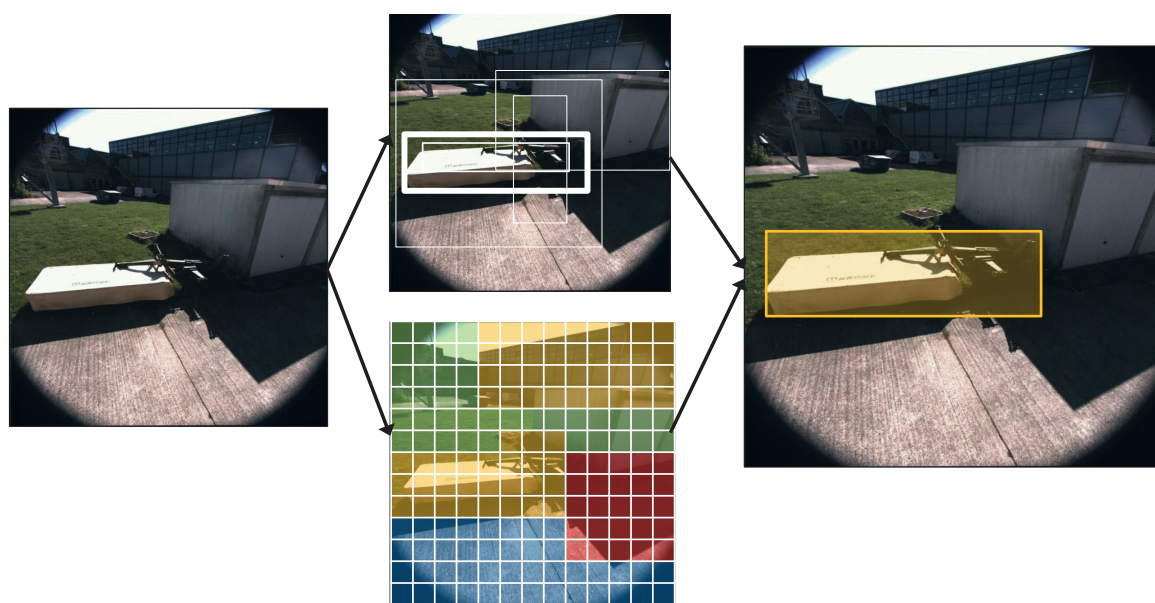


Abbildung 4: Aufbau des Neuronalen Netzes YOLO am Beispiel einer Mähwerkserkennung nach REDMON et al. (2016)

Im Gegensatz zu den Programmabläufen der globalen und lokalen Deskriptoren berechnet das hier verwendete neuronale Netz keine Position im 3D-Raum. Die sechs Freiheitsgrade des Anbaugerätes werden aus diesem Grund mithilfe eines nachgeschalteten Algorithmus berechnet, dem sogenannten Iterative Closest Point Algorithm (ICP). Dieser Algorithmus ermöglicht es, 3D-Punktwolken einander anzupassen. Die Begrenzungsbox des neuronalen Netzes wird hierfür in das Tiefenbild der Stereokamera übertragen, um die Position des Anbaugerätes zu schätzen. Diese Position dient als Ausgangslage für den ICP, an welche ein 3D-Modell des Anbaugerätes transformiert wird. Dieses 3D-Modell wird iterativ an die Sensordaten angepasst, um die Punktabstände zwischen den beiden Punktwolken zu reduzieren. Das Ergebnis ist die Transformation zwischen Anbaugerät und Sensor und entspricht der Relativposition zwischen Traktor und Anbaugerät.

## Bahnregelung

Für das Assistenzsystem zum automatischen Ankoppeln an Anbaugeräte wird neben der Positionsbestimmung des Anbaugerätes und der Bahnplanung zum Anbaugerät noch eine Bahnregelung benötigt. Die Bahnplanung generiert einen Pfad vom Traktor zum Anbaugerät. Die Bahnregelung hat die Aufgabe, den Traktor derart auf diesem Pfad zu halten, dass die Abweichungen minimal sind. Insbesondere der Querversatz und die Orientierung des Traktors zum Anbaugerät sind am Ende des Pfads relevant, damit das Ankoppeln erfolgreich ist. Die zulässigen Abweichungen betragen je Gestaltung der Koppelstelle wenige Zentimeter und Winkelgrade.

Für das automatisierte Ankoppeln wurde eine modellprädiktive Regelung entworfen. In dieser Regelung wird mithilfe eines Modells das zukünftige Verhalten so bestimmt, dass ein optimaler Stellgrößenverlauf die Abweichungen zu zukünftigen Sollwerten minimiert. Der Stellgrößenverlauf ist hinsichtlich der gewählten Gewichtungsmatrizen optimal, da diese als ein mathematisches Optimierungsproblem gelöst werden. In der Echtzeitanwendung muss dieses in einer bestimmten Frequenz gelöst werden. Das ist problematisch, da in jeder Iteration nur die erste Stellgröße aus dem berechneten Stellgrößenverlauf zur Regelung verwendet wird, damit Modellfehler und Störungen ausregelt werden können. Dadurch steigt die Rechendauer mit dem Prädiktionshorizont und der Modellkomplexität (Anzahl der Zustände im Zustandsraummodell) exponentiell. Neben der Prädiktion des zukünftigen Verhaltens hat die Verwendung der Optimierung den Vorteil, dass Restriktionen der Zustände und Stellgrößen berücksichtigt werden können. Mit dieser Methode können alle nichtlinearen Systeme geregelt werden und – aufgrund der Zustandsraumdarstellung – auch alle Zustände des Systems. Der Regler wurde in C++ mit der Open-Source-Bibliothek ACADO Toolkit implementiert (QUIRYNEN et al. 2015). Das ACADO Toolkit erlaubt die Implementierung von modellprädiktiven Reglern in Echtzeit, da die Rechendauer durch effiziente Optimierungsverfahren sowie durch den Export der Integrationen in effizienten C-Code verkürzt wird.

Für das automatische Ankoppeln wird der Traktor als kinematisches Zustandsraummodell nach den Gleichungen 1.1 bis 1.5 modelliert:

$$\dot{x}_K = v_T \cos(\theta) + v_T \frac{l_K}{l_T} \tan(\varphi_L) \sin(\theta) \quad (\text{Gl. 1.1})$$

$$\dot{y}_K = v_T \sin(\theta) - v_T \frac{l_K}{l_T} \tan(\varphi_L) \cos(\theta) \quad (\text{Gl. 1.2})$$

$$\dot{\theta} = \frac{v_T}{l_T} \tan(\varphi_L) \quad (\text{Gl. 1.3})$$

$$\dot{\varphi}_L = \frac{1}{T_L} (\varphi_L^d - \varphi_L) \quad (\text{Gl. 1.4})$$

$$\dot{\varphi}_L^d = u. \quad (\text{Gl. 1.5})$$

Die Abbildung 5 stellt die kinematischen Zusammenhänge des Zustandsraummodells (Gl. 1.1 bis 1.5) dar, dabei beschreibt der Punkt K die Positionen  $x_K$  und  $y_K$ . Mit  $\theta$  wird die Orientierung des Traktors im Koppelpunkt in einem globalen Koordinatensystem bezeichnet. Die Konstante  $v_T$  beschreibt die Geschwindigkeit des Fahrzeugs an der Hinterachse. Der Eingang  $u$  in das System ist die Ableitung des Soll-Lenkswinkels  $\varphi_L^d$ , wobei der Soll-Lenkswinkel wiederum als Eingang in ein PT1-Glied dient, um die zeitliche Verzögerung des Regelkreises der Lenkung zu berücksichtigen.

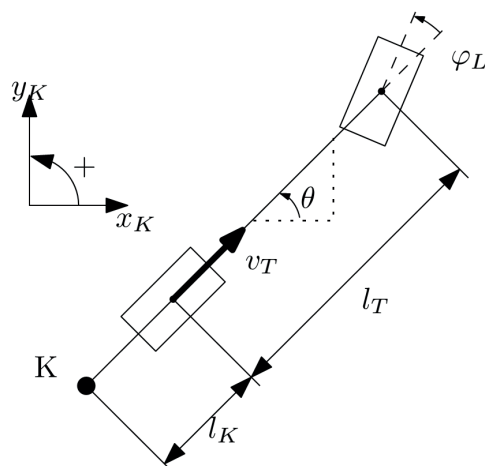


Abbildung 5: Skizze des kinematischen Modells

Somit wird in diesem Modell auf den Koppelpunkt geregelt. Üblicherweise wird bei der Bahnregelung die Hinterachse als relevanter Punkt verwendet. Eine Regelung auf die Hinterachse hat sich jedoch aufgrund zu hoher Abweichungen im Querversatz und in der Orientierung am Ende des Pfads als ungeeignet herausgestellt. Als Systemeingang wurde die Ableitung des Sollwinkels  $\dot{\varphi}_L^d$  gewählt, damit die Änderung des Sollwinkels aus Komfortgründen als Restriktion mit  $-0,1 \text{ rad/s} \leq u \leq 0,1 \text{ rad/s}$  im Optimierungsproblem berücksichtigt werden kann. Die Lenkdynamik des Traktors wird als Verzögerungsglied 1. Ordnung modelliert, wobei die Zeitkonstante  $T_L = 0,375 \text{ s}$  über Sprungantworten bestimmt wurde. Die physikalischen Restriktionen für den Lenkwinkel wurden mit  $-0,5 \text{ rad} \leq \varphi_L \leq 0,5 \text{ rad}$  festgelegt. Die Abtastfrequenz wurde auf 10 Hz festgesetzt. Diese ist deutlich größer als die Lenkdynamik und für diese Anwendung ausreichend. In jeder Iteration wird der Lenkwinkelverlauf für eine Fahrbewegung von 1 m bzw. für 10 s bei einer Geschwindigkeit von  $-0,1 \text{ m/s}$  berechnet, aber nur der erste Lenkwinkel wird als Fahrbefehl an den Traktor gesendet. Im Optimierungsproblem werden nur die Systemzustände  $x_K$ ,  $y_K$  und  $\theta_K$  gewichtet. Mit einer Annäherung an das Anbaugerät wird die Orientierung immer stärker gewichtet, da die Orientierung am Ende des Pfads entscheidender als die Position für das erfolgreiche Ankoppeln ist.

Andere einfachere Bahnregler (HELLSTROM und RINGDAHL 2006, KANAYAMA et al. 1990) als der beschriebene modellprädiktive in Verbindung mit einer nichtlinearen Vorsteuerung haben sich als ungeeignet herausgestellt. Diese Regler haben im Allgemeinen eine geringere Regelgüte, keine Prädiktion sowie keine Berücksichtigung von Restriktionen und der Lenkdynamik. Des Weiteren wurde ein Bahnregler untersucht (MÜLLER und DEUTSCHER 2007), welcher in der Automobilindustrie für das automatisierte Einparken verwendet wird. Bei diesem Regler werden die Nichtlinearitäten durch eine Zustandslinearisierung kompensiert. Die Lenkdynamik wird ebenfalls als Verzögerungsglied 1. Ordnung modelliert. Jedoch wird auf die Hinterachse des Fahrzeugs geregelt, da die Autoren für die Differentialgleichungen 1.1 bis 1.5 keinen sogenannten flachen Ausgang für eine Zustandslinearisierung fanden. Dies führte in der hier vorgestellten Anwendung dazu, dass bei bestimmten Pfaden und Positionsstörungen das Ankoppeln nicht erfolgreich war. Der im hier beschriebenen Projekt entworfene modellprädiktive Regler hat den Nachteil, dass er einen hohen Rechenaufwand aufweist. Hierfür wurde eine eigene Recheneinheit bereitgestellt. Für den Einsatz in der Praxis könnte der Traktor als lineares parametervariables System modelliert werden, d.h. das Traktormodell wird in vielen ver-

schiedenen Arbeitspunkten linearisiert. Anschließend könnte ein expliziter modellprädiktiver Regler verwendet werden, welcher offline vorberechnet wird und als Lookup-Tabelle vorliegt. Hierdurch entfällt die Berechnung eines nichtlinearen Optimierungsproblems in Echtzeit. Dieser Ansatz wurde für ein nichtlineares Einspurmodell zur Regelung auf die Fahrzeughinterachse von BESSELMANN und MORARIL (2009) umgesetzt.

## Ergebnisse

Entscheidend für das erfolgreiche Ankoppeln an ein Anbaugerät sind der laterale Versatz, der kleiner als 3 cm sein muss, und eine Winkelgenauigkeit von weniger als  $2,5^\circ$  zwischen Anbaugerät und Fahrzeug. Tabelle 1 zeigt die Genauigkeit für das Erreichen des Koppelpunktes für sechs verschiedene Versuchsfahrten aus unterschiedlichen Positionen. Dargestellt sind die Abweichungen, die der Sensor am Ende jeder Fahrt misst. Diese ergeben sich aus den Ungenauigkeiten des modellprädiktiven Reglers. Außerdem ist der absolute Fehler dargestellt, der aus der optischen Positionsbestimmung resultiert.

Tabelle 1: Lateraler Versatz und Winkelabweichung zum Koppelpunkt bei sechs Versuchen zum Ankoppeln an ein Mähwerk

Versuch	Laterale Versatz		Winkelabweichung	
	Sensor	Absolut	Sensor	Absolut
1.	1,1 mm	4 mm	1,99°	0,44°
2.	3,9 mm	8 mm	1,06°	0,95°
3.	1,5 mm	8,5 mm	1,59°	2,41°
4.	8,4 mm	24 mm	0,77°	0,45°
5.	0,9 mm	2 mm	0,87°	1,34°
6.	3,3 mm	9,5 mm	0,91°	1,62°

In allen sechs Versuchen konnten die geforderten Toleranzen eingehalten werden. Die Positionsabweichungen durch den Regler sind mit weniger als 1 cm vernachlässigbar klein. Die Winkelabweichungen sind, mit teilweise bis zu  $2^\circ$ , die größere Herausforderung. Deutlich zu erkennen ist, dass die größten Fehler in der optischen Positionsbestimmung des Anbaugerätes auftreten. Grund hierfür ist vor allem das Sensorrauschen im Tiefenbild.

## Schlussfolgerungen

Im Rahmen dieses Forschungsprojektes wurden die fünf vorgestellten Assistenzsysteme erfolgreich untersucht. Das automatisierte Ankoppeln an Anbaugeräte wurde mit den hier vorgestellten Algorithmen auf verschiedenen Veranstaltungen erfolgreich demonstriert. Im Bereich der Objekterkennung haben sich vor allem die neuronalen Netze bewährt. Diese erlauben hohe Erkennungsraten bei einer hohen Anzahl verschiedener Anbaugeräten. Die vorgestellten Ansätze mithilfe der 3D-Deskriptoren sind insbesondere auch für alternative Sensorkonzepte, wie zum Beispiel 3D-Laserscanner, aufgrund ihrer Übertragbarkeit von Bedeutung.



## Literatur

- Aldoma, A.; Marton, Z.-C.; Tombari, F.; Wohlkinger, W.; Potthast, C.; Zeisl, B.; Rusu, R. B.; Gedikli, S.; Vincze, M. (2012): Tutorial: Point Cloud Library: Three-Dimensional Object Recognition and 6 DOF Pose Estimation. *IEEE Robot. Automat. Mag.* 19(3), pp. 80–91
- Besselmann, T.; Moraril, M. (2009): Autonomous vehicle steering using explicit LPV-MPC. In: *Control Conference (ECC), 2009 European*, IEEE, pp. 2628–2633
- Blume, T.; Schattenberg, J.; Frerichs, L. (2015): Innovative Assistance Systems based on a Backward-Looking 3D-Time of Flight Camera. In: *73rd International Conference on Agricultural Engineering LAND.TECHNIK AgEng 2015, Innovations in Agricultural Engineering for Efficient Farming, Hannover, 6–7 November 2015*, VDI-Bericht 2251, pp. 505–510
- Hellstrom, T.; Ringdahl, O. (2006): Follow the Past: a path-tracking algorithm for autonomous vehicles. *International journal of vehicle autonomous systems* 4(2–4), pp. 216–224
- Kanayama, Y.; Kimura, Y.; Miyazaki, F.; Noguchi, T. (1990): A stable tracking control method for an autonomous mobile robot. In: *IEEE International Conference on Robotics and Automation, Cincinnati, USA, 13–18 May 1990*, Proceedings, pp. 384–389
- Müller, B.; Deutscher, J. (2007): Orbital tracking control for car parking via control of the clock using a nonlinear reduced order steering-angle observer. In: *European Control Conference (ECC), Kos, Greece, 2–5 July 2007*, pp. 1917–1924
- Quirynen, R.; Vukob, M.; Zanon, M.; Diehl, M. (2015): Autogenerating microsecond solvers for nonlinear MPC: a tutorial using ACADO integrators. *Optimal Control Applications and Methods* 36(5), pp. 685–704
- Redmon, J.; Divvala, S.K.; Girshick, R.B.; Farhadi, A. (2016): You Only Look Once: Unified, Real-Time Object Detection. In: *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), Las Vegas, USA, 27–30 June 2016*, <https://arxiv.org/abs/1506.02640>, <http://dx.doi.org/10.1109/CVPR.2016.91>
- Redmon, J.; Farhadi, A. (2017): YOLO9000: Better, Faster, Stronger. In: *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), Honolulu, USA, 21–26 July 2017*, <https://arxiv.org/abs/1612.08242>, <http://dx.doi.org/10.1109/CVPR.2017.690>

## Autoren

**Dipl.-Ing. Tobias Blume** und **M. Sc. Ilja Stasewitsch** sind wissenschaftliche Mitarbeiter, **Dipl.-Ing. Jan Schattenberg** ist stellvertretender Institutsleiter und **Prof. Dr. Ludger Frerichs** ist Institutsleiter am Institut für mobile Maschinen und Nutzfahrzeuge der TU Braunschweig, Langer Kamp 19a, 38106 Braunschweig, E-Mail: t.blume@tu-bs.de.

## Hinweis

Die Förderung erfolgt durch Mitteln des Zweckvermögens des Bundes bei der Landwirtschaftlichen Rentenbank.