

# Robotersysteme für die Dekontamination in menschenfeindlichen Umgebungen

**Dr.-Ing Philipp Woock, Nina F. Heide, Fraunhofer IOSB, Karlsruhe**  
**Dr.-Ing Daniel Kühn, DFKI-RIC, Bremen**

## 1 Was ist ROBDEKON?

ROBDEKON steht für »Robotersysteme für die Dekontamination in menschenfeindlichen Umgebungen« und ist ein Kompetenzzentrum, welches der Erforschung von autonomen und teilautonomen Robotersystemen gewidmet ist. Diese sollen künftig eigenständig Dekontaminationsarbeiten ausführen, damit Menschen der Gefahrenzone fernbleiben können.

Seit Mitte Juni 2018 wird ROBDEKON vom Bundesministerium für Bildung und Forschung im Rahmen des Programms »Forschung für die Zivile Sicherheit« mit zwölf Millionen Euro gefördert. Die Laufzeit erstreckt sich über zunächst vier Jahre, Ziel ist jedoch, dass das Kompetenzzentrum langfristig weiterbesteht.



**ROBDEKON**

ROBDEKON wird vom Fraunhofer-Institut für Optronik, Systemtechnik und Bildauswertung IOSB koordiniert. Als Forschungsinstitutionen sind neben dem Fraunhofer IOSB auch das Karlsruher Institut für Technologie (KIT), das Deutsche Forschungszentrum für Künstliche Intelligenz (DFKI) und das FZI Forschungszentrum Informatik beteiligt. Industriepartner im Konsortium sind die Götting KG, die Kraftanlagen Heidelberg GmbH, die ICP Ingenieurgesellschaft Prof. Czurda und Partner mbH und die KHG Kerntechnische Hilfsdienst GmbH.

## 2 ROBDEKON im Profil

Eine Kontamination mit radioaktiven oder chemischen Gefahrstoffen kann schwerwiegende Folgen für Mensch und Umwelt haben. Deswegen ist beim Rückbau von Kernkraftwerken und bei der Sanierung von Altlasten und Deponien eine gründliche und zügige Dekontamination von großer Wichtigkeit. Personen, die diese Arbeiten übernehmen müssen, werden derzeit hohen gesundheitlichen Belastungen ausgesetzt. Durch den Einsatz von Robotersystemen können Menschen geschützt und Gefährdungen weitgehend vermieden werden.

### 2.1 Ziele und Vorgehen

ROBDEKON soll als nationale Anlaufstelle für Fragen rund um Robotersysteme für die Dekontamination in menschenfeindlichen Umgebungen etabliert werden. Das Kompetenzzentrum hat den Aufbau eines Experten- und Anwendernetzwerks zum Ziel und schafft für die Partner aus Wissenschaft und Industrie ein Innovationsumfeld für neue Technologien zur Dekontamination mittels Robotern. Die Partner besitzen ausgewiesene

Expertise zu autonomen Robotersystemen und zu relevanten Dekontaminationsanwendungen.

## 2.2 Forschungsthemen

Ziel von ROBDEKON ist die Erforschung und Entwicklung neuartiger Robotersysteme für Dekontaminationsaufgaben. Forschungsthemen sind hierbei mobile Roboter für unwegsames Gelände, autonome Baumaschinen, Roboter manipulatoren sowie Dekontaminationskonzepte, Planungsalgorithmen, multisensorielle 3D-Umgebungskartierung und Teleoperation mittels Virtual Reality. Methoden der künstlichen Intelligenz versetzen die Roboter in die Lage, zugewiesene Aufgaben autonom oder teilautonom auszuführen.

In der Aufbauphase des Kompetenzzentrums konzentrieren sich die Arbeiten zunächst auf drei relevante Bereiche: die Sanierung von Deponien und Altlasten, den Rückbau kerntechnischer Anlagen sowie die Dekontamination von Anlagenteilen. Durch die frühzeitige Einbeziehung von Anwendern wird sichergestellt, dass zeitnah praxistaugliche Systeme entwickelt werden, die Menschen entlasten und vor Gefährdungen schützen.

## 2.3 Technologiedemonstratoren

Um die erarbeiteten Querschnittstechnologien in der Praxis umzusetzen sowie eine Evaluierung der Forschungsergebnisse durchzuführen, werden im Rahmen von ROBDEKON vier Technologiedemonstratoren entwickelt:

- Rückbauroboter zur Dekontamination von Gebäudestrukturen in kerntechnischen Anlagen,
- Roboter zur komplexen Manipulation bei der Dekontamination von Anlagenteilen,
- ein teilautomatisierter Schreitbagger für Deponiesanierungen,
- autonome schwere Baumaschinen zur Altlasten-sanierung in Industrieliegenschaften.

## 2.4 Labore

In den sieben Laboren der Partner von ROBDEKON entsteht ein einzigartiges Innovationsumfeld für die Erforschung, Entwicklung und den Test neuer Technologien zur Dekontamination mit Hilfe von Robotersystemen.

Neben Versuchsgeländen zur Erprobung von mobilen Robotersystemen, automatisierten Baumaschinen und schwerem Gerät verfügen die Partner über Labore für die Entwicklung von Kletter- und Fräsrobotern sowie Manipulatoren und zur Umsetzung von Verfahren der Telepräsenz. Im Rahmen von ROBDEKON sollen die bestehenden Labore vernetzt und weiter ausgebaut werden.

## 2.5 Aus- und Weiterbildungsangebote

Neben der Entwicklung neuer Dekontaminationstechnologien hat sich das ROBDEKON-Konsortium ein hohes Engagement im Bereich der beruflichen Weiterbildung und universitären Lehre zum Ziel gesetzt. Ergänzend hierzu führt das Kompetenzzentrum jährlich eine Partizipationsveranstaltung durch, in deren Rahmen externe Interessenten (z. B. Forschungsgruppen, Anwender, Experten) sich einbringen und die Arbeiten, Ergebnisse und Angebote des Kompetenzzentrums kennen lernen können.

Eine ausführlichere Beschreibung von ROBDEKON finden Sie in [Pet19].

### 3 Robotertechnologien für die Deponiewirtschaft

Im Rahmen von ROBDEKON werden mehrere Robotersysteme aufgebaut, wobei an dieser Stelle nur die für die Deponiewirtschaft vorwiegend relevanten Systeme vorgestellt werden sollen. Solche mobilen Systeme sollen selbstständig in einer unbekanntem und dynamischen Umgebung agieren und Nutzfunktionen erfüllen, was es zwingend erforderlich macht, die Umwelt zu explorieren und in geeigneter Weise zu modellieren [Thr05]. Im Folgenden werden jedoch nicht nur die Plattformen vorgestellt, sondern auch die generellen Erfordernisse bei der Automatisierung von Aufgaben in unstrukturiertem Gelände aufgezeigt und an Beispielen erläutert.

#### 3.1 Plattformen

Die beiden relevantesten Plattformen aus ROBDEKON sind ein MenziMuck M545 Schreitbagger (Abbildung 1) und ein Liebherr R 924 Raupenbagger (Abbildung 2).

##### 3.1.1 Dekontamination von Deponien

Der MenziMuck M545 ist ein Bagger der 13-Tonnen-Klasse und vertritt in ROBDEKON den Teilaspekt „Dekontamination von Deponien“. Seine einzeln ansteuerbaren Beine machen ihn extrem geländegängig, was auf Deponien mit oft sehr heterogenen Bodenstrukturen von großem Vorteil ist.



Abbildung 1: Schreitbagger als Basis des Realisierungsprojekts „Dekontamination von Deponien“ im Rahmen von ROBDEKON

##### 3.1.2 Autonome schwere Baumaschinen

Der Teilaspekt „autonome schwere Baumaschinen“ in ROBDEKON widmet sich exemplarisch einem autonom agierenden Bagger. Bisher wurden die Forschungsarbeiten zu autonomen Baumaschinen an einem Minibagger Wacker-Neuson-ET18 mit 1,8 t vorangetrieben (IOSB.BoB, Abbildung 3). Im Rahmen von ROBDEKON werden die Erkenntnisse jedoch auf einen Liebherr R 924 der 24 t-Klasse übertragen.

#### 3.2 Digitalisierung des Ablaufs

Die (Teil-)Automatisierung von gefährlichen Arbeiten im Deponie- und Altlastenumfeld erfordert den Ersatz von menschlichen Fähigkeiten eines Baggerführers. Je nach Autonomiegrad der Baumaschine werden unterschiedlich viele Fähigkeiten benötigt. Im Folgenden sollen alle Fähigkeiten vorgestellt werden, die bei voller Autonomie der Maschine beherrscht werden müssen. Diese unterteilen sich aus informationstechnischer Sicht in eine ganze Menge von Teilaufgaben, die gelöst werden müssen:

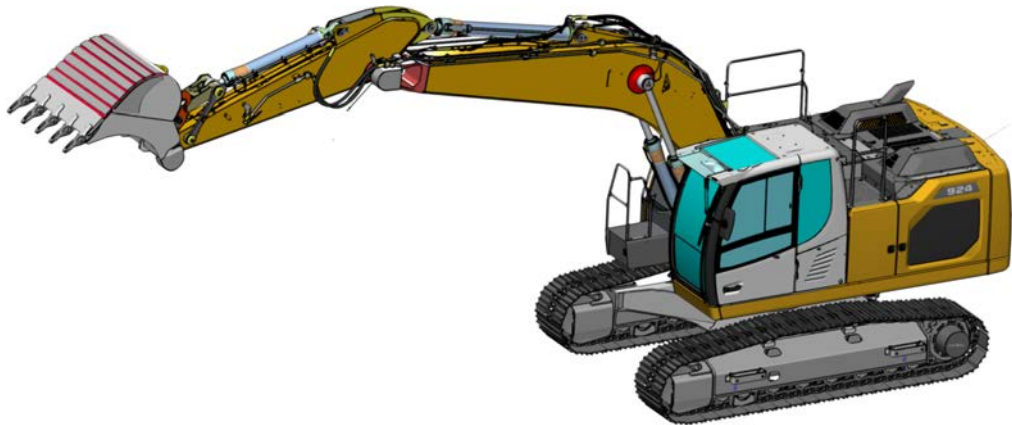


Abbildung 2: Liebherr Kettenbagger R 924. Im Rahmen von ROBDEKON die Basis für das Realisierungsprojekt „Autonome schwere Baumaschinen“, vorwiegend bei der Sanierung von Altlasten



Abbildung 3: Automatisierter Bagger ohne Bediener (BoB) des IOSB bei einem autonomen Aushubvorgang

Die Baumaschine braucht Sensoren um die Umgebung und sich selbst zu erfassen. Um die Messungen der Sensoren gemeinsam durch Sensordatenfusion nutzbar machen zu können, müssen diese Sensoren zueinander räumlich kalibriert und die Sensordaten zeitlich referenziert werden. Die Baumaschine braucht Wissen über sich selbst, nämlich bei welcher Gelenkstellung das Werkzeug an welcher Position im Raum ist und wie die Bewegungen der Maschinenkomponenten geartet sind. Diese Information wird in einem dreidimensionalen Kinematikmodell hinterlegt. Ist die Umgebung erfasst, muss von der Maschine eine Aufgabe in dieser Umgebung geplant werden, um sinnvolle und zielgerichtete Bewegungen auszuführen. Dies beinhaltet beispielsweise Bahnplanungen für den Weg des Werkzeugs oder der Maschine an sich. Während der Ausführung der Aufgabe muss eine Bewegungsregelung überwachen, was aktuell geschieht, dieses mit der Umgebungswahrnehmung kombinieren und gegebenenfalls eingreifen, um auf eine inzwischen veränderte Situation reagieren zu können. Zu guter Letzt muss eine Ablaufsteuerung dafür Sorge tragen, dass einzelne Teilaufgaben sinnvoll nacheinander abgearbeitet werden und sich die Baumaschine nicht selbst in eine ausweglose Situation bringt oder ineffizient vorgeht.

Um den vielfältigen Anforderungen an autonome Roboter gerecht zu werden, muss das vorgenannte breite Spektrum an komplexen Teilfunktionen realisiert werden. Daher wurden für die Umsetzung der Autonomiefunktionalität eine Vielzahl leistungsfähiger und robuster Algorithmen entwickelt. Hierzu werden Methoden der Multi-Sensor-Fusion, Regelungstechnik und künstlichen Intelligenz eingesetzt, wie z. B. Verfahren zur simultanen Lokalisierung / Kartenerstellung (simultaneous localization and mapping, SLAM), Pfadplanung in unstrukturiertem Gelände [Pet13] sowie Bahnplanung und Regelung für Manipulatoren [Sey16].

Die unterschiedlichen Fähigkeiten lassen sich zwar in einzelnen Algorithmen realisieren, jedoch sind diese zum Teil stark voneinander abhängig. Das verfolgte Konzept besteht darin, die Algorithmen in Form von modularen Komponenten zu entwickeln, sodass diese trotz der vorhandenen Abhängigkeiten flexibel einsetzbar sind. Dies erlaubt es, die Modulkonfiguration entsprechend der gewünschten Nutzfunktion für verschiedene Roboterplattformen, Umgebungen und Sensorausstattungen ohne großen Aufwand anzupassen.

Viele der genannten Aspekte beinhalten mindestens Teilaspekte aus dem Themengebiet der künstlichen Intelligenz. So wird sowohl in der Stereorekonstruktion der Umgebung, als auch in der Kalibrierung der Multisensorsysteme und der Segmentierung der Umgebungsdaten auf tiefe neuronale Faltungsnetze zurückgegriffen. Mithilfe dieser Deep Learning Methoden können in diesen Bereichen deutlich genauere Ergebnisse erzielt werden – vorausgesetzt, dass eine ausreichende Verfügbarkeit an Trainings- und Testdaten gewährleistet ist.

Diese einzelnen Aspekte werden im Folgenden beleuchtet.

### 3.3 Umrüstung und Sensorausstattung

Da die im Markt erhältlichen schweren Arbeitsmaschinen üblicherweise nicht digital ansteuerbar sind, muss hier in der Regel eine Hardwarenachrüstung erfolgen, die beispielsweise elektronischen Vorsteuerventile umfasst sowie eine Ansteuerung derselbigen über eine SPS. Zusätzlich benötigen die Gelenke der Maschine Drehwinkelgeber, sodass die komplette kinematische Kette und somit die Position der Schaufel relativ zum Fahrzeugursprung berechnet werden kann. Für die Umsetzung der Autonomiefähigkeiten kann hingegen Standard-PC-Technik verbaut werden.

Beispielsweise wurde der Bagger IOSB.BoB mit 3D-LiDAR-Sensoren (3D-Laserscannern) vom Typ Velodyne VLP-16 ausgestattet (Abbildung 4). Da es durch den Baggerarm zu dynamischen Verdeckungen kommt, wurde ein Konzept mit drei LiDAR-Sensoren realisiert: Zwei befinden sich vorne seitlich der Kabine und erfassen den Arbeitsbereich und – aus Sicherheitsgründen – die Seitenbereiche; ein weiterer ist senkrecht unter dem Ausleger montiert und senkrecht zu den anderen LiDAR-Sensoren ausgerichtet. Hierdurch ergibt sich eine sehr gute Abtastung und Abdeckung des Arbeitsbereiches wobei gleichzeitig die Verdeckungen minimiert werden.

An weiterer Sensorik wurde ein GPS und eine inertielle Messeinheit (IMU) eingebaut, welche beide in die Lokalisierung der Maschine mit eingehen. Die Lokalisierung wird in allen sechs Freiheitsgraden geschätzt, d. h. neben der 3D-Position wird auch die räumliche Lage ermittelt. Dies ist vor allem in unebenem Gelände wichtig, damit bei der Durchführung der Nutzaufgabe auch die Neigung der Arbeitsmaschine berücksichtigt werden kann und beispielsweise nicht an einer Stelle zu viel und an anderer Stelle zu wenig Erde abgetragen wird.

### 3.4 Kalibrierung

Die für die autonome Navigation und Manipulation benötigte 3D-Erfassung der Umgebung basiert auf verschiedenen, komplementären Sensoren. Zum einen werden LiDAR-Sensoren (engl. für light detection and ranging) verwendet, zum anderen werden Kamerasysteme eingesetzt. LiDAR-Sensoren liefern eine sehr genaue, aber nicht sehr dichte 3D-Vermessung der Umgebung. Kamerasysteme erzeugen ein dichtes und farbiges 2D-Abbild der innerhalb des Blickwinkels liegenden Teile der Umgebung.

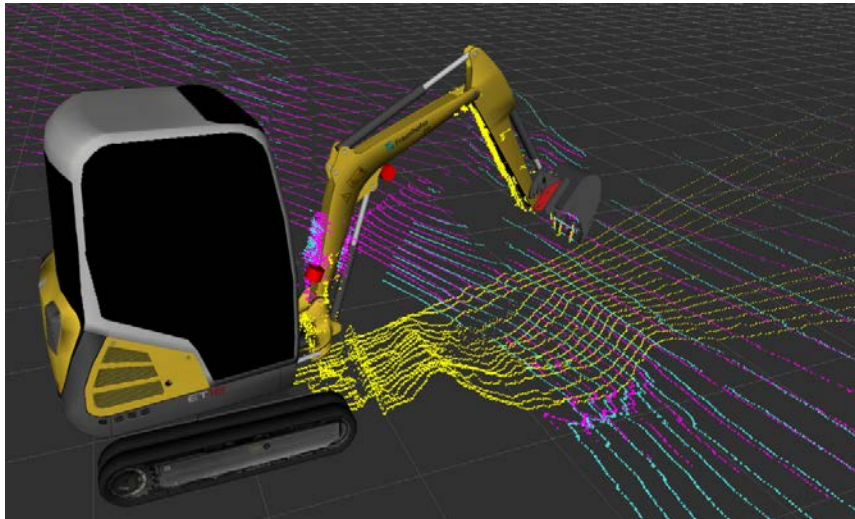


Abbildung 4: Position der LiDAR-Sensoren am Bagger (rote Zylinder) und Abdeckung des Arbeitsraumes durch die drei zugehörigen Punktwolken (gelb, cyan, magenta).

Die komplementären Eigenschaften von LiDAR-Sensoren und Kamerasystemen machen diese Sensoren zu einem robusten Multisensorsystem für die autonome Robotik. Um die Vorteile der gegensätzlichen Sensoreigenschaften zu nutzen bedarf es allerdings einer Fusion der erzeugten Sensordaten. Für die Fusion der Sensordaten muss die relative Position der Sensoren zueinander bekannt sein. Die Bestimmung dieser relativen Sensorpositionen erfolgt durch die Bestimmung ihrer Pose (Position und Orientierung) in Relation zu einem gemeinsamen Fahrzeugkoordinatensystem.

Die Bestimmung der Sensorposen im gemeinsamen Fahrzeugkoordinatensystem wird als Kalibrierung bezeichnet. Sie kann händisch oder über ein automatisiertes Verfahren bestimmt werden. Häufig ist eine händische Messung der relativen Translation und Rotation im Bezug zum Fahrzeugkoordinatensystem schwierig, da der Ursprung des Fahrzeugkoordinatensystems üblicherweise in die Mitte des Fahrzeugs bzw. des Roboters gelegt wird. Bei einer autonomen Baggerplattform legt man den Ursprung sinnigerweise in die Mitte der Rotationsachse des Drehkranzes, wodurch sie unzugänglich innerhalb des Fahrzeugs liegt. Eine exakte Bestimmung der relativen Rotation der Sensoren bzw. ihrer Rotation im Vergleich zum gemeinsamen Koordinatensystem ist aufgrund großer Distanzen, dazwischenliegender Fahrzeugelemente, wie beispielsweise dem Baggerarm, nahezu unmöglich.

Da die Genauigkeit der Umgebungsrepräsentation maßgeblich von der Genauigkeit der Kalibrierung abhängig ist, spielt sie eine wesentliche Rolle für die Perception der Roboterplattform. Für automatisierte Kalibrierverfahren werden üblicherweise die von den Sensoren generierten Messdaten verwendet. Da die Sensordaten im jeweiligen Koordinatensystem des Sensors vorliegen, kann über eine Zuordnung von gleichen Inhalten in den Sensordaten (die sog. Registrierung der Sensordaten) die relative Position der Sensoren untereinander ermittelt werden. Sind die relativen Posen der Sensoren ermittelt und somit ihre extrinsische Kalibrierung bestimmt, so ist ein Sensor ausreichend, um die Pose aller Sensoren in Relation zum Fahrzeugkoordinatensystem zu bestimmen. Hier ist neben einer händischen Messung für den gewählten Sensor ebenfalls ein Registrierungsansatz möglich. Die 3D-Punktwolke der LiDAR-Sensoren kann beispielsweise genutzt werden um eine Registrierung auf das CAD-Modell der Plattform durchzuführen, da die Sensoren die Plattform teilweise im Sichtbereich haben [Hei18]. So sind weder für die extrinsische Kalibrierung, noch für die Kalibrierung der Sensoren auf das Fahrzeugkoordinatensystem händische Messungen nötig.

Speziell in unstrukturierter Umgebung (Abbildung 5) wie sie auch auf Deponien angetroffen wird, stellt die Registrierung der Sensordaten eine besondere Herausforderung dar. Unstrukturierte Umgebungen beinhalten sowohl Grasböden und Gebüsch, als auch Erdstrukturen. Erdstrukturen und unstrukturierte Grünlandschaft haben gemeinsam, dass ein Farbton vorherrscht und Texturen zwar teilweise vorhanden sind, aber weder definiert wurden oder vorab genau bekannt sind. Büsche und Erdunebenheiten sind strukturell sehr unterschiedlich und ein einheitliches Modell, das Gebüsch oder einen Erdhügel gleichermaßen gut beschreibt, sind schwer vorstellbar. Erschwerend kommt hinzu, dass Kalibrierobjekte, wie sie in vielen automatisierten Registrierungsansätzen genutzt werden, hier nicht verwendet werden können, da eine Veränderung der menschenfeindlichen Umgebung vermieden werden soll. Da im Gegensatz zu strukturierten Umgebungen kein Vorhandensein von definierten, bekannten Objekten vorausgesetzt werden kann, müssen die Registrierungsverfahren für unstrukturierte Umgebungen deutlich robuster sein [Hei18, Pet19]. Die Entwicklung von zuverlässigen, automatisierten Registrierungsverfahren für unstrukturierte Umgebungsdaten stellt daher eine grundlegende Anforderung für eine erfolgreiche und exakte 3D-Rekonstruktion der Umgebung dar, weshalb in ROBDEKON verschiedene Registrierungsverfahren entwickelt, evaluiert und verglichen werden.

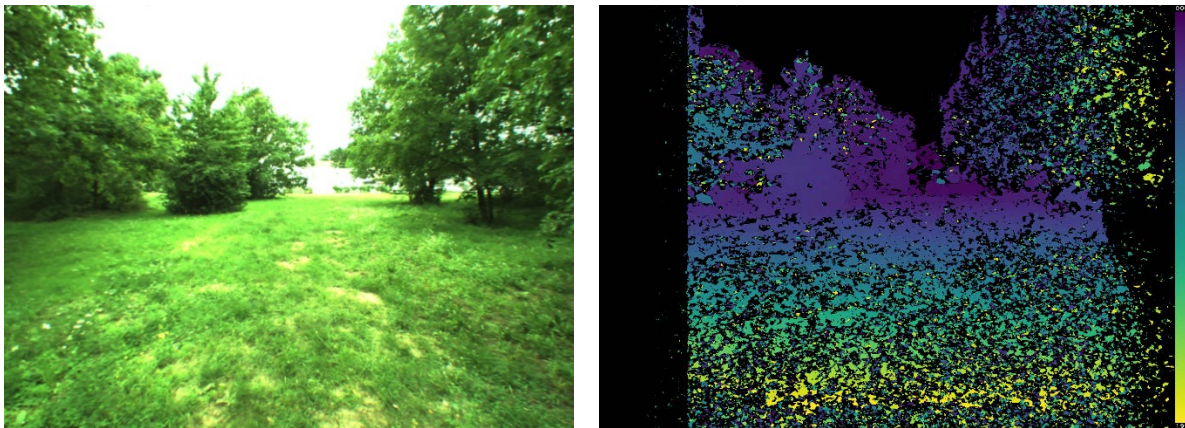


Abbildung 5: Unstrukturiertes Gelände (links) und zugehöriges Stereorekonstruktionsergebnis (rechts) in Form des vom neuronalen Faltungsnetz generierten Disparitätsbildes.

Ausgewählte, in ROBDEKON untersuchten Registrierungsansätze zur extrinsischen Kalibrierung von Sensoren, werden im Folgenden beschrieben:

### 3.4.1 2D und 3D-Daten zur 3D-Umgebungerfassung

Eine Möglichkeit zur extrinsischen Kalibrierung von 3D-LiDAR-Sensoren und Kamerasystemen, welche 2D-Bilddaten generieren, ist eine Registrierung der 2D-Kamerabilder auf die 3D-Punktwolken der LiDAR-Sensoren. Um Sensordaten unterschiedlicher Dimensionalität zu registrieren bedarf es einer Repräsentation in derselben Dimension. Eine Möglichkeit ist, die 3D-Daten aus der Punktwolke in eine 2D-Repräsentation umzuwandeln. Alternativ können die 2D-Bilddaten in eine 3D-Repräsentation überführt werden und die Registrierung erfolgt im dreidimensionalen Raum.

Die speziellen Anforderungen, welche die unstrukturierte Umgebung an Registrierungsverfahren stellt, erfordern die Berücksichtigung und Kombination verschiedener Registrierungsverfahren. In ROBDEKON wird einerseits ein Registrierungsverfahren verwendet, welches eine 3D-Repräsentation von 2D-Bildern anhand der Sichtstrahlen erzeugt. Über die Identifikation von Kantenstrukturen innerhalb der 3D-Punktwolke und innerhalb des 2D-Bildes werden markante Punkte ermittelt. Diese werden dann im dreidimensionalen Raum

zueinander in Bezug gesetzt. Aus der Minimierung der Distanzen der so erzeugten Korrespondenzen zwischen Bild- und Punktwolkenmerkmalen folgt die optimierte, relative Pose zwischen Kamera und Punktwolke. Andererseits wird der Einsatz von künstlichen neuronalen Netzen zur Registrierung in unstrukturierter Umgebung untersucht. Dazu wird die 3D-Punktwolke in eine zweidimensionale Repräsentation unter Beibehaltung der Tiefeninformation überführt. Die beiden 2D-Bilder sind die Eingabe in eine Verkettung neuronaler Faltungsnetze, welche ein Matching der Bilder aufeinander durchführen. Dieses KI-basierte Verfahren liefert, ebenso wie das klassische Verfahren, die relative Pose der beiden Sensoren und somit die extrinsische Kalibrierung einer 2D-Kamera auf einen 3D-LiDAR-Sensor.

### 3.4.2 3D-3D Registrierung anhand der Stereorekonstruktion der Umgebung

Sind zwei oder mehr Kameras vorhanden, so können diese als Stereokamerasystem eingesetzt werden. Nach der Rektifizierung der beiden Eingabebilder wird die Bestimmung der Disparität somit zu einem eindimensionalen Problem: Es muss nur die horizontale Verschiebung eines Referenzpixels aus dem linken Bild im Vergleich zum zugehörigen Pixel im rechten Bild (oder umgekehrt) bestimmt werden. Hierzu wird ein Ähnlichkeitsmaß definiert, welches die Übereinstimmung der Pixel über ihre Bildumgebung definiert. Die Tiefeninformation kann dann aus der Disparität und den Kameraparametern bestimmt werden. Als Ähnlichkeitsmaß bei klassischen Verfahren werden üblicherweise die Intensitätsdifferenzen der Pixelumgebungen, der Gradientenverlauf entlang beider Bildachsen, etc. verwendet.

Alternativ kann ein Ähnlichkeitsmaß auch von einem neuronalen Netz gelernt werden. Im Rahmen von ROBDEKON erfolgte ein Vergleich zwischen einem klassischen Stereoverfahren (Semi-global Matching, [Hir07]) und einem speziell für unstrukturierte Umgebungen angepassten und trainierten tiefen neuronalen Faltungsnetz. Als Vergleichswerte werden die parallel aufgenommenen Tiefenmessungen der LiDAR-Sensoren herangezogen. Die geschätzte Tiefeninformation aus dem neuronalen Netz (Abbildung 5) ist erheblich besser als die mittels des klassischen Verfahrens erzeugte Tiefeninformation.

Liegen zwei 3D-Punktwolken vor, etwa eine Stereo- und eine LiDAR-Punktwolke, so können auch die Punktwolken im dreidimensionalen Raum registriert werden. Aufgrund der großen strukturellen Unterschiede der beiden Punktwolkentypen sowie ihrer verschiedenen Dichten und Tiefenschätzungsgenauigkeiten, ist eine direkte Registrierung der Punktwolken über punktbasierte Methoden, wie beispielsweise das Iterative Closest Point-Verfahren, nicht möglich. Abhilfe schafft eine Transformation der beiden Punktwolken in eine andere Repräsentation, wie sie beispielsweise im unteren Bild gezeigt wird. Die lokalen und globalen Eigenschaften der beiden zu registrierenden Punktwolken werden anhand von Supervoxeln (lokale Nachbarschaft) und einer Graphenrepräsentation (globaler Zusammenhang) beschrieben. Diese abstrahierten, lokalen und globalen Merkmale sind nur wenig von der Struktur und Dichte der Punktwolke abhängig und ermöglichen so ihre Registrierung (Abbildung 6).

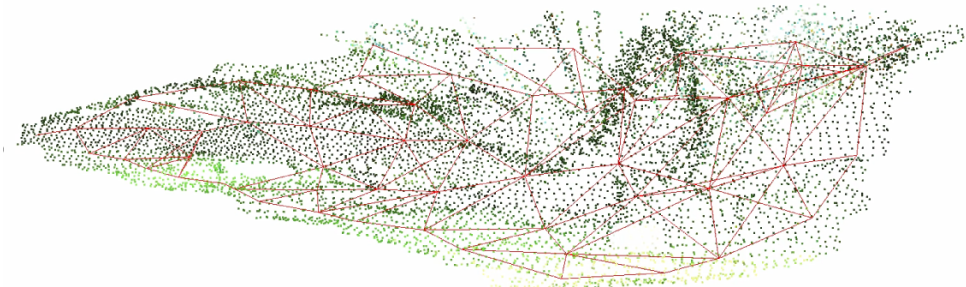


Abbildung 6: 3D-Punktwolke mit überlagertem Supervoxel-Graphen (rot) für robustes Matching.



### 3.5 Datenfusion

Basierend auf der Kalibrierinformation erfolgt dann die Fusion der Sensordaten. Zur möglichst informationserhaltenden 3D-Abbildung der Umgebung wurde in ROBDEKON die Fusion mit einer 3D-Punktwolke als Fusionsergebnis geschaffen. Hier werden die Farb- und Tiefeninformation der Stereopunktwolke in die LiDAR-Punktwolke integriert. So kann eine dichte 3D-Rekonstruktion der Umgebung mit Farbinformationen erzeugt werden, wobei die höhere Genauigkeit der enthaltenen LiDAR-Messpunkte für eine hohe Genauigkeit der gesamten 3D-Information sorgt.

### 3.6 3D-Kinematikmodell

Eine elementare Voraussetzung für den autonomen Betrieb von schweren Arbeitsmaschinen ist ein digitales Modell ihrer 3D-Geometrie und Kinematik. Das Modell geht in unterschiedlichen Teilbereiche der Algorithmen und Anwendungen ein:

- Berechnung der direkten und inversen Kinematik;
- Kollisionsprüfung bei der Bahnplanung;
- Unterscheidung zwischen Hindernissen und Teilen des Baggerarms bei der Umgebungserfassung;
- Simulation des Baggers zum Test von Regelungs- und Planungsalgorithmen [Dom18].
- Visualisierung des aktuellen Zustands auf einem Leitstand bei teleoperiertem oder teilautonomen Betrieb des Baggers.

Die Nutzfunktion der Arbeitsmaschine wird üblicherweise in kartesischen Koordinaten spezifiziert, beispielsweise wird die Position vorgegeben, an der das Werkzeug für den Erdaushub angesetzt werden soll. Zur Steuerung der Arbeitsmaschine müssen jedoch einzelne Gelenkwinkel vorgegeben werden. Die Konversion zwischen diesen beiden Darstellungen erfolgt mit Hilfe des kinematischen Modells (Abbildung 7). Die Berechnung der aktuellen 6D-Pose (3D-Position und 3D-Orientierung) der Arbeitsmaschine im Raum aus den gemessenen Gelenkwinkeln bezeichnet man als direkte Kinematik. Will man umgekehrt die Gelenkwinkel zu einer gegebenen Pose berechnen, spricht man von der inversen Kinematik. Beide Berechnungen sind Standardverfahren, die in der Robotik verfügbar sind. Der mit höherem Rechenaufwand verbundene Teil ist die Berechnung der inversen Kinematik bei einer seriellen Anordnung der Freiheiten.



Abbildung 7: Links: Überprüfung des kinematischen Baggermodells in der Simulation  
Rechts: Bagger mit der aus den Punktwolken gewonnenen Umgebungskarte des Aushubbereichs. Die Einfärbung der Karte codiert die Höhe (magenta=tief, gelb = hoch)

### 3.7 Umgebungserfassung

Für die Umgebungserfassung müssen die Sensordaten aller Sensoren fusioniert werden, beispielsweise die Daten aller drei LiDAR-Sensoren. Dazu wird die Lokalisierung der Arbeitsmaschine benötigt, damit die Eigenbewegung des Baggers aus den Messdaten herausgerechnet werden kann. Darüber hinaus muss diese Bewegungskompensation sogar innerhalb einer Sensorumdrehung geschehen, was auch als inertielle Korrektur bezeichnet wird, da sich die Maschine während des Scanvorgangs der Umgebung nennenswert weiterbewegt [Emt14]. Erschwerend kommt hinzu, dass das an dem Ausleger befestigte LiDAR seine Pose relativ zum Bagger bei der Durchführung der Aufgabe verändert, wohingegen die anderen beiden LiDAR-Sensoren starr mit der Kabine verbunden sind. Auch diese Bewegung des dritten LiDAR wird herausgerechnet, sodass alle drei LiDAR-Sensoren in ein gemeinsames Koordinatensystem überführt werden können und eine konsistente Weltsicht darstellen.

Da sich Teile der Baumaschine während der Durchführung der Arbeitsaufgabe im relevanten Arbeitsbereich aufhalten, werden diese natürlich ebenso von der Umgebungserfassungssensorik erfasst, stellen jedoch keine Umgebung im Sinne der Aufgabe dar. Daher müssen solche Messdaten, welche von der Arbeitsmaschine selbst stammen, wieder aus den Daten entfernt werden.

Daraufhin werden die gefilterten 3D-Daten an Module zur Erstellung von Umgebungskarten weitergeleitet. Man unterscheidet bei Kartierungsmodulen grundsätzlich hinsichtlich der Persistenz der Karten. Persistente Karten werden u. a. verwendet, um sie zur Verbesserung der Lokalisierung heranzuziehen oder die Umgebung für spätere Einsätze oder kooperierende Robotersysteme zu kartieren. Müssen aktuelle Veränderungen in der Umgebung abgebildet werden, verwendet man dynamische Karten wie beispielsweise Hinderniskarten, welche für die Erfassung von statischen und dynamischen Hindernissen für die Pfadplanung benötigt werden. Genauso sind sie aber auch für die Durchführung der Nutzaufgabe selbst nötig, um den Ablauf der Aufgabe automatisch zu planen und den Fortschritt schritthaltend zu überprüfen (Abbildung 7).

### 3.8 Umgebungsverständnis

Wesentlich für die erfolgreiche Durchführung einer Aufgabe ist nicht nur die Erfassung der Umgebung, sondern auch das Verständnis über die Szene. Basierend auf den fusionierten Punktwolken erfolgt eine semantische Segmentierung der Umgebung [Car16]. Die Einteilung der Punktwolke in die Klassen Hindernis, Roboter, Boden, und zu manipulierende Objekte ermöglicht die Vermeidung von Hindernissen, die Erkennung von Objekten, sowie ihre zielgerichtete Manipulation. Auch hier kommt ein tiefes neuronales Faltungsnetz zum Einsatz. Zur schnelleren Verarbeitung der Daten wird die 3D-Punktwolke zuerst in eine spezielle 2D-Repräsentation überführt. Basierend auf dieser 2D-Repräsentation erfolgt die Einteilung der enthaltenen Punkte in die definierten Klassen. Die zugeordnete Klasseninformation wird dann ebenfalls in die fusionierte Punktwolkenstruktur integriert, womit eine ganzheitliche Erfassung der Umgebung erreicht wird.

### 3.9 Bahnplanung

Wie bereits dargelegt, darf eine solche autonom arbeitende Maschine bei der Ausführung ihrer Aufgabe nicht mit Fahrzeugen, Personen, Bäumen oder anderen Objekten kollidieren. Um also einen kollisionsfreien Bewegungsablauf zu gewinnen, wird auf Grundlage von Umgebungs-

erfassung und Hinderniserkennung eine sog. Bahnplanung durchgeführt. Hierbei wird durch den Planungsalgorithmus aber nicht nur sichergestellt, dass eine mögliche Bahn ohne Kollisionen mit den erkannten Hindernissen gefunden wird, sondern es soll unter Berücksichtigung des geometrischen 3D-Modells der Maschine eine optimale kollisionsfreie Bahn zu einem vorgegebenen Zielpunkt gefunden werden, wobei das Optimierungskriterium vom Nutzer gewählt werden kann. Üblicherweise wird die schnellste Bewegung gewählt, denkbar wären aber auch besonders energieeffiziente oder materialschonende Strategien.

Die algorithmische Komplexität des Bahnplanungsproblems unterscheidet sich stark, abhängig von der Anzahl der Freiheitsgrade eines Robotersystems und von den Eigenschaften der Umgebung. In einfacheren Fällen wie etwa für mobile Plattformen ist es möglich, die optimale Bewegung in Echtzeit zu berechnen [Pet13], wohingegen bei Manipulatoren wie z. B. dem Baggerarm aufgrund der höheren Anzahl an Freiheitsgraden in der Regel auf Näherungslösungen mithilfe probabilistischer Algorithmen zurückgegriffen werden muss.

Zusätzlich sind noch weitere Randbedingungen von der Bahnplanung zu beachten: Fahrzeuge können sich üblicherweise nicht in beliebige Richtungen auf der Bodenebene bewegen, sondern nur vorwärts oder rückwärts (sog. nichtholonome Kinematik). Um also eine Seitwärtsbewegung zu realisieren, müssen geeignete Rangiermanöver geplant werden, für die auch der Platz vorhanden sein muss. Bei Baggern besteht die Möglichkeit, beispielsweise den Löffel zu wechseln. Dieser Werkzeugwechsel muss nicht nur im Modell hinterlegt sondern auch bei der Bahnplanung berücksichtigt werden (Abbildung 8).

Des Weiteren gibt es auch Einschränkungen bei den Gelenken: Zunächst darf sich die Maschine nicht selbst beschädigen, indem Teile des Werkzeugs mit der Maschine aufeinandertreffen (was etwa bei Schreitbaggern durchaus passieren könnte), aber auch bei Manipulationsbewegungen dürfen je nach aktuellem Maschinenzustand und bearbeiteter Aufgabe manche Gelenke nicht – oder nur in gewissen Grenzen – bewegt werden. Z. B. sollte der Aushub im Löffel nicht unbeabsichtigt ausgekippt werden, oder der Oberwagen darf nicht gedreht werden, während der Löffel zum Aushub in den Boden eintaucht. Es gibt also Situationen, in denen enge Grenzen für die Orientierung des Werkzeugs vorgegeben sind [Sey16].

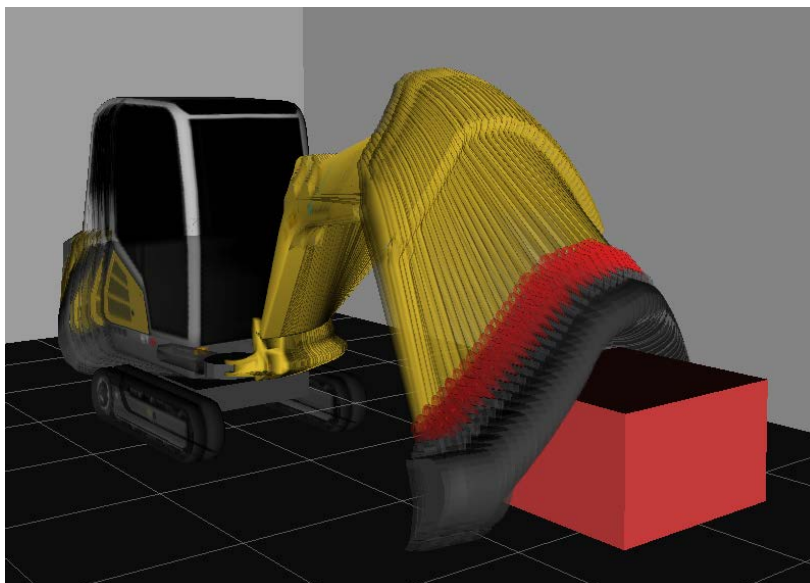


Abbildung 8: Überlagerung der Einzelschritte der Bahnplanung um ein Hindernis herum.

### 3.10 Bewegungsregelung

Wenn nun eine optimale kollisionsfreie Bahn berechnet wurde, muss diese dann auch wie geplant ausgeführt werden, d. h. es müssen durch die Bewegungsregelung die notwendigen Stellgrößen derart berechnet werden, dass die Baumaschine die geplante Bewegung ausführt. Dieser Plan beinhaltet eine Folge von Gelenkpositionen bzw. von Positionen und Orientierungen der Plattform im kartesischen Raum. Diese müssen durch die Baumaschine abgefahren werden.

Eine große Herausforderung ist die Ansteuerung von hydraulischen Baggern über die Vorgabe von Ventilstellungen der einzelnen Hydraulikzylinder. Bei Industrierobotern hingegen sind bereits interne Antriebsregelungen vorhanden, die die Geschwindigkeiten der einzelnen Gelenke regeln. Bei hydraulisch angetriebenen Systemen haben allerdings sowohl die lange Totzeit als auch die starken Nichtlinearitäten der Hydraulik einen großen Einfluss auf die Regelung. Um die Bewegungsregelung trotzdem möglichst universell zu gestalten, wird eine Kaskadenregelung eingesetzt. So werden beispielsweise für den Baggerarm auf der unteren Ebene der Regelung die Geschwindigkeiten der einzelnen Robotergelenke unabhängig voneinander betrachtet und die Geschwindigkeiten der einzelnen Hydraulikzylinder durch Vorgabe der Ventilstellungen geregelt.

Die übergeordnete Regelung betrachtet nicht die einzelnen Gelenke, sondern die gesamte zu bewegende kinematische Kette und gibt die Gelenkgeschwindigkeiten der einzelnen Gelenke vor. Hierbei ist zu beachten, dass die Bewegung der einzelnen Gelenke synchronisiert erfolgt, dass also alle Gelenke den nächsten Zielpunkt möglichst zur gleichen Zeit erreichen. Ist dies nicht gewährleistet, entstehen Abweichungen von der geplanten Bewegung, die zu Kollisionen mit der Umgebung führen könnten. Darüber hinaus wird vom Pfadregler die Einhaltung des gewünschten Geschwindigkeitsprofils beim Abfahren des Pfads überwacht.

Für das Abfahren des geplanten Pfads mit der mobilen Plattform ist eine weitere Reglerkomponente zuständig, wobei der Pfadregler hier genauso die translatorische und die rotatorische Fahrzeugbewegung synchronisieren muss [DeL98].

### 3.11 Ablaufsteuerung

Als Beispiel für eine Nutzfunktion, die autonom ausgeführt werden soll, wird im Folgenden das Abtragen einer Bodenschicht vorgestellt. Zunächst kann der Bediener in einer grafischen Benutzeroberfläche den abzutragenden Bereich in einer 3D-Karte auswählen und legt Parameter fest, wie die Aushubtiefe und die Position zum Abladen des Aushubs (Abbildung 9). Anschließend führt der Bagger die spezifizierte Aufgabe vollständig autonom aus.

Anhand einer Differenzkarte zwischen dem vorgegebenen Sollzustand und der aktuell mit Hilfe der 3D-Sensorik erfassten Höhenkarte wird in jedem Schritt die nächste Aushubposition bestimmt. Ein Aushubvorgang besteht aus einer Sequenz von Gelenkstellungen, die in Abhängigkeit dieser Position berechnet werden: Anfahren oberhalb der Aushubposition, Ausleger absenken bis zur Bodenberührung, Löffel sukzessive eindrehen bei gleichzeitigem Heranziehen des Stiels, Ausleger mit Aushub anheben. Eine weitere Sequenz dient zum Auskippen des Aushubs: Abladeposition mit eingedrehtem Löffel so anfahren, dass der Löffel die Ladung nicht vorzeitig verliert und an der Zielposition den Löffel auskippen.

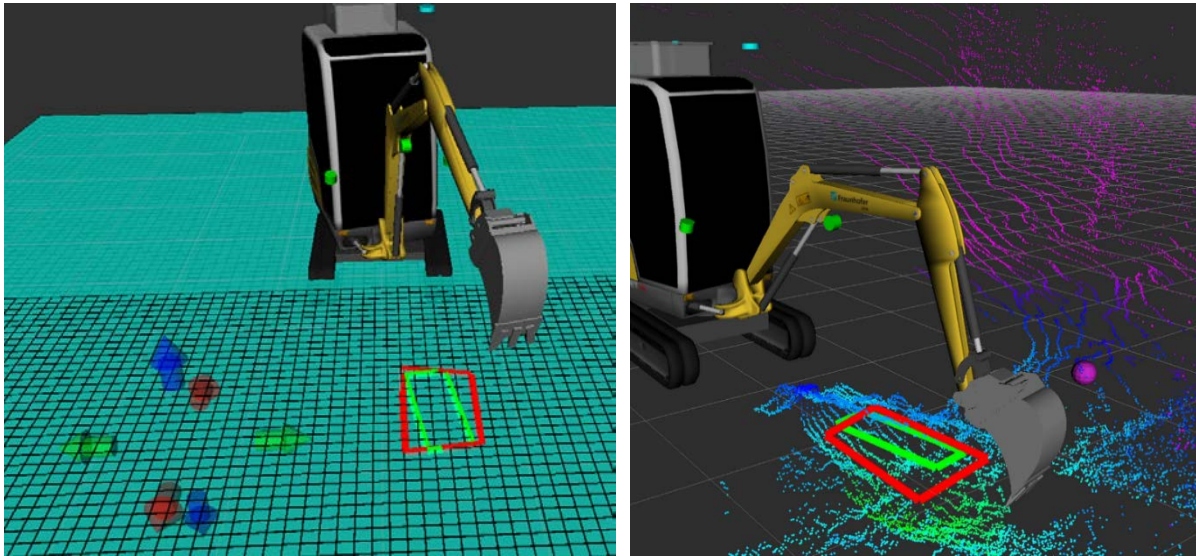


Abbildung 9: Links: Bedienoberfläche, in der die Spezifikation der Aufgabe – hier ein Aushubbereich (rot) – festgelegt und überwacht wird. Die grüne Markierung kennzeichnet den mit der aktuellen Löffelbewegung geplanten Bereich.

Rechts: Bagger mit Gesamt-Aushubplan (rot) und aktuellem Aushubschritt (grün) sowie dem Zielort für den Aushub (magentafarbene Kugel). Zusätzlich sind noch die gefilterten Punktwolken aus den LiDAR-Sensoren sichtbar.

Dies kann wie hier geschehen durch einen hierarchischen Zustandsautomaten umgesetzt werden. Die einzelnen Zwischenpunkte der Sequenzen und die durchzuführenden Bewegungen stellen die parametrisierten Zustände dar. Für jedem Zustand müssen die vorgenannten Berechnungen erfolgen: Berechnung der inversen Kinematik, Planung der Bahn und durch den Kaskadenregler überwachte Ausführung der geplanten Bahn. Beim Übergang in den nächsten Zustand muss die Baggerbewegung nicht extra angehalten werden. In manchen Fällen ist es nicht möglich, den nächsten Schritt durchzuführen und es muss eine Alternative gefunden werden. Wenn beispielsweise ein Zielpunkt außerhalb der Reichweite ist oder keine kollisionsfreie Bahn gefunden werden kann, wird der Aushub mit einem anderen Löffelwinkel oder von einer anderen Richtung versucht.

Für manche Aufgaben kann ein Werkzeugwechsel erforderlich werden, der das mögliche Aufgabenspektrum erheblich erweitert. Durch den Einsatz eines Schnellwechslers ist es der Maschine möglich, Greifer und Löffel autonom zu tauschen (Abbildung 10).

### 3.12 Trainings- und Testdaten für unstrukturierte Umgebungen

Die meisten öffentlich verfügbaren Datensätze wie KITTI 2012 und 2015 oder Berkeley DeepDrive wurden für das Training und Testen neuronaler Netze in strukturierten Umgebungen erzeugt, getrieben durch autonomes Fahren im Straßenverkehr. Für unstrukturierte Umgebungen sind nur sehr wenige Datensätze verfügbar, welche leider nicht alle Anforderungen für das Training neuronaler Faltungsnetze zur 3D-Rekonstruktion der Umgebung erfüllen.

Daraus ergibt sich die Notwendigkeit, eigene Daten zu generieren. Mithilfe eines dreikanaligen Stereosystems sowie eines Velodyne LiDAR-Sensors wurden erste eigene Daten erzeugt. Die Aufnahme weiterer Daten, vor allem zum Training der Netze für die semantische Segmentierung, stellt einen der aktuellen, sehr zeitintensiven Arbeitsschritte dar.



Abbildung 10: Bagger führt autonom einen Werkzeugwechsel Greifer/Löffel durch.

## 4 Zusammenfassung und Ausblick

Dank des modularen Aufbaus und den klar definierten Softwareschnittstellen konnte ein prototypisch umgerüsteter Standardbagger in sehr kurzer Zeit mit einer vollständigen Verarbeitungskette vollständige Verarbeitungskette bestehend aus Umgebungserfassung, Bewegungsplanung und Bewegungsausführung automatisiert werden. Diese Automatisierungslösung kann nun schnell auf den 24 t-Bagger und den Schreitbagger übertragen werden, da die Algorithmen generisch konzipiert sind. Lediglich andere Hardwareschnittstellen verursachen Anpassungsaufwand.

Ziel der Forschungsaktivitäten in ROBDEKON ist es, schwere Arbeitsmaschinen in die Lage zu versetzen, dedizierte Aufgaben in gefährlichen Gegenden ohne Bediener durchzuführen. Jedoch ist das gesamte Aufgabenspektrum eines Baggerfahrers sehr groß, sodass für einen vollständig autonomen Bagger weiterhin erheblicher Forschungsbedarf besteht.

Auf den vorgestellten Funktionalitäten (Nutzungsszenario „autonomes Abtragen einer Erdschicht in definiertem Areal“) aufbauend sollen die Bagger mit weiteren Nutzfunktionen ausgestattet werden. Schwerpunkt werden spezifische Ablaufsteuerungen und deren Abstraktion sein, sodass neue Aufgaben nach dem Baukastenprinzip aus bekannten (Basis-)Aufgaben zusammengesetzt werden können.

## 5 Literatur

[Thr05] Thrun, S.; Burgard, W.; Fox, D.: Probabilistic Robotics (Intelligent Robotics and Autonomous Agents), The MIT Press, 2005.

[Dom18] R. Domínguez, S. Arnold, C. Hertzberg, A. Böckmann; Internal Simulation for Autonomous Robot Exploration of Lava Tubes, Automation and Robotics Proceedings of the 15th International Conference on Informatics in Control In ICINCO 2018, (ICINCO-2018), 29.7.-31.7.2018, Porto, SCITEPRESS, volume 2, pages 144-155, Jul/2018. ISBN: 978-989-758-321-6.

[Car16] J. Hidalgo Carrió, S. Arnold, A. Böckmann, A. Born, R. Domínguez, D. Hennes, C. Hertzberg, J. Machowinski, J. Schwendner, Y. Yoo, F. Kirchner; EnviRe - Environment

Representation for Long-term Autonomy, in AI for Long-term Autonomy Workshop on the International Conference on Robotics and Automation (ICRA), Stockholm, 2016.

[Pet13] Petereit, J.; Emter, T.; Frey, C.W.: Mobile robot motion planning in multi-resolution lattices with hybrid dimensionality. In: IFAC Intelligent Autonomous Vehicles Symposium, S. 158–163, 2013

[Sey16] Seyboldt, R.; Frese, C.; Zube, A.: Sampling-based Path Planning to Cartesian Goal Positions for a Mobile Manipulator Exploiting Kinematic Redundancy. In: 47th International Symposium on Robotics (ISR), S. 1–9, VDE Verlag, 2016[Emt14] Emter, T.; Petereit, J.: Integrated multi-sensor fusion for mapping and localization in outdoor environments for mobile robots. In: Proceedings SPIE 9121, Multisensor, Multisource Information Fusion: Architectures, Algorithms, and Applications 2014.

[DeL98] De Luca A.; Oriolo G.; Samson, C.: Feedback control of a nonholonomic car-like robot. In: Laumond, J.-P. (Hrsg.): Robot Motion Planning and Control (Lecture Notes in Control and Information Sciences 229), Berlin: Springer, 1998, S. 171–253

[Hei18] Heide, N.; Emter, T.; Petereit, J.: Calibration of multiple 3D LiDAR sensors to a common vehicle frame. In: *50th International Symposium on Robotics*. VDE, 2018.

[Pet19] Petereit, J.; Beyerer, J.; Asfour, T.; Gentes, S.; Hein, B.; Hanebeck, U. D.; Kirchner, F.; Dillmann, R.; Götting, H. H.; Weiser, M.; Gustmann, M., Egloffstein, T.: ROBDEKON: Robotic Systems for Decontamination in Hazardous Environments. In *2019 IEEE International Symposium on Safety, Security, and Rescue Robotics (SSRR)* (pp. 249-255).

[Hir07] Hirschmüller, H.: Stereo processing by semiglobal matching and mutual information. *IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence* 30.2 (2007): 328-341.

Name des Autors und Anschrift:

Dr.-Ing. Philipp Woock

Fraunhofer-Institut für Optronik, Systemtechnik und Bildauswertung IOSB

Abteilung Mess-, Regelungs- und Diagnosesysteme (MRD)

Fraunhoferstraße 1

76131 Karlsruhe

Telefon +49 721 6091-256

Fax +49 721 6091-413

[philipp.woock@iosb.fraunhofer.de](mailto:philipp.woock@iosb.fraunhofer.de)

<https://www.iosb.fraunhofer.de>