



Maximilian Dietsch

Im Jahr 2018 erwarb Maximilian Dietsch seinen Realschulabschluss an der Terra Nova Campus Schule in Chemnitz, 2020 legte er das technische Fachabitur an der Fortis-Akademie in Chemnitz-Grüna ab. Von 2020 bis 2023 studierte Maximilian den Dualen Studiengang Technische Informatik an der Berufsakademie Sachsen am Standort Glauchau; Praxispartner war die FDTech GmbH. Aktuell (Ende 2023) arbeitet Maximilian Dietsch als Engineer Developer bei seinem ehemaligen Praxispartner.

Kontakt: maximilian.dietsch@gmx.de

Objektdetektion auf Basis von Lidarrohdaten für autonome Fahrzeuge

Maximilian Dietsch

Abstract

Ein zentrales Ziel der Automobilindustrie ist die Entwicklung autonomer Fahrzeuge, die in der Lage sind, sicher und zuverlässig auf öffentlichen Straßen zu fahren. Eine Schlüsselkomponente solcher Systeme ist die Objekterkennung, die es dem Fahrzeug ermöglicht, seine Umgebung zu verstehen und angemessene Entscheidungen zu treffen. Bei der Objektdetektion geht es darum, eine Szene in individuelle Objekte zu segmentieren und die Position und Dimension dieser zu bestimmen. Im Rahmen meiner Bachelorarbeit habe ich mich mit verschiedenen Ansätzen zur Detektion von Objekten basierend auf Lidarrohdaten beschäftigt. Im folgenden Artikel wird die Bedeutung von Lidarsensoren für automatisierte Fahrfunktionen näher betrachtet. Des Weiteren werden verschiedene Ansätze zur Verarbeitung von Lidar-Rohdaten vorgestellt.

Artikel

Die Objektdetektion ist ein wichtiger Bestandteil von autonomen Fahrzeugen. Diese erlaubt es dem Fahrzeug, die Verkehrssituation richtig zu interpretieren und angemessene Entscheidungen zu treffen. Dabei wird aus den Sensorrohdaten eine interne Abbildung des Straßenverkehrs modelliert, auf denen die Algorithmen die nächsten Schritte des Fahrzeuges berechnen. Bei der Lidarobjektdetektion wird in der Automobilindustrie ein Verfahren zur Bestimmung der Position und Dimension von Verkehrsteilnehmern sowie potenziellen Hindernissen verstanden. Für die Objektdetektion wird eine Sensortechnologie mit einer hohen Auflösung benötigt,

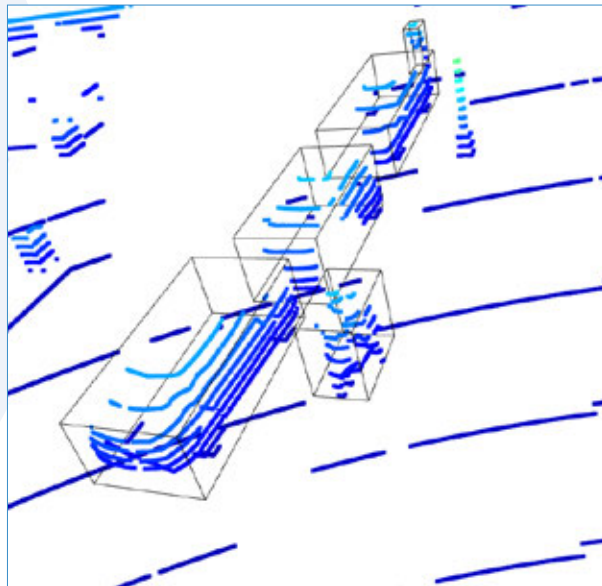
A central goal of the automotive industry is the development of autonomous vehicles that are able to drive safely and reliably on public roads. A key component of such systems is object recognition, which enables the vehicle to understand its surroundings and make appropriate decisions. In the automotive industry, Lidar object detection is described as a process of segmenting the point cloud from the Lidar sensor into individual road users and determining their position and dimension in space. In this article I will present the importance of Lidar technologies for autonomous cars and introduce common approaches for Lidar processing.

welche zudem robust gegenüber verschiedenem Licht und Wetterbedingungen ist.

In der Automobilindustrie gewinnen Lidarsensoren daher immer mehr an Bedeutung und werden als Schlüsseltechnologie für autonome Fahrzeuge angesehen. Ein Lidarsensor sendet Laserstrahlen aus, die von der Oberfläche reflektiert werden. Die Position der einzelnen Oberflächenpunkte wird anhand der Laufzeit der einzelnen Laser-Strahlen rekonstruiert. Der Lidarsensor kann die Oberflächentopologie im Zentimeterbereich abtasten. Diese hohe

Abtastrate hat für autonome Fahrzeuge enorme Vorteile. Zum einen lassen sich sehr zuverlässig Objekte mit kleiner Reflexionsfläche wie zum Beispiel Passanten detektieren. Zudem kann anhand der Lidar-Rohdaten die Ausrichtung und Dimension von einzelnen Objekten sehr akkurat bestimmt werden. So ist das Fahrzeug in der Lage, zwischen verschiedenen nah beieinanderstehenden Fahrzeugen zu unterscheiden und den Abstand zwischen verschiedenen Objekten genau zu bestimmen.

Die nachfolgende Abbildung zeigt eine Lidarszene, bestehend aus 300 000 Datenpunkten verteilt im Raum. In der Oberflächentopologie sind Verkehrsteilnehmer, Ampeln, Straßen und Vegetation enthalten. Alle Verkehrsteilnehmer wurden mit schwarzen Boxen versehen. Das Ziel ist es, individuelle Objekte auseinander zu halten.



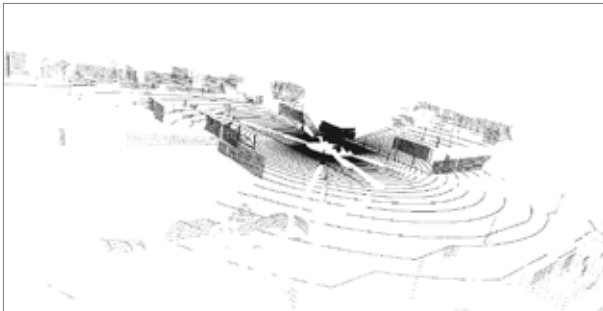
Objektdetektion auf Lidardaten mit Boundingboxen für einzelne Objekte

Für die Verarbeitung von Lidar-Rohdaten werden in der Wissenschaft verschiedene Ansätze diskutiert. Ein besonderes Augenmerk in der Forschung liegt dabei auf KI-Ansätzen, bei der die Punktwolke mit Hilfe von neuronalen Netzen segmentiert oder klassifiziert wird. Mit neuronalen Netzen lassen sich verschiedene Lidar-Anwendungen realisieren. Dazu gehört auch die Objektdetektion für autonome Fahrzeuge. KI-Ansätze heben sich insbesondere durch ihre hohe Leistungsfähigkeit von anderen Ansätzen ab. So ist es zum Beispiel möglich, eine Lidarszene in Hintergrundobjekte und Verkehrsteilnehmer zu segmentieren. Für das Training werden allerdings eine Vielzahl von referenzierten Lidar-Daten benötigt. Oftmals müssen die Punktwolken von Hand gelabelt werden. Dies ist sehr aufwendig. Erschwerend kommt hinzu, dass nur ein bestimmter Sensortyp zum Einsatz kommt.

Aus diesem Grund lohnt es sich, sich mit klassischen Algorithmen aus der Cluster- und Regressionsanalyse zu beschäftigen, denn diese benötigen kein Training, und ihre Funktionsweise ist für Entwickler leichter nachvollziehbar. Bei klassischen Algorithmen wird die Lidarwolke in homogene Bereiche segmentiert. Ziel ist es, Datenpunkte mit gemeinsamen Eigenschaften in gleichartige Gruppen zusammenzufassen. Die Segmentierung einer Punktwolke kann anhand der Merkmalsausprägung einzelner Datenpunkte erfolgen oder anhand eines lokalen Merkmals der Punktwolke (z.B. dicht zusammenhängende

Bereiche). Eine große Herausforderung bei der Auswertung von Lidar-Rohdaten besteht in der ungleichmäßigen Verteilung der Punkte. So nimmt die Dichte der Punktwolke mit der Entfernung zum Sensor ab. Auch die Ausrichtung der Objekte hat einen Einfluss auf die Auflösung der Punktwolke. Treffen die Laserstrahlen in einem flachen Winkel auf ein Objekt auf, so liegen die Datenpunkte weiter auseinander, als wenn die Laserstrahlen nah zu senkrecht am Objekt reflektiert werden. Daher ist bei der Wahl des Sensors auf eine hohe horizontale Auflösung zu achten, sodass die Punkte immer nah beieinanderliegen.

Die Verarbeitung der Punktwolke erfolgt in mehreren aufeinanderfolgenden Schritten, welche die Punktwolke in verschiedene Bereiche wie Flächen oder dichte Bereiche segmentieren. Als erstes werden ebene Flächen mit Hilfe des RANSAC-Verfahrens herausgeschnitten. Dabei wird die Ebene in der Punktwolke gefunden, die die meisten Punkte enthält. Übrig bleiben Hindernisse wie Zäune, Häuser und Fahrzeuge. Als nächstes entfernt man Hintergrundobjekte, wie Gebäude und Vegetation. Insbesondere Objekte, die weit neben der Straße sind, werden nicht betrachtet. Dadurch minimiert sich die Verarbeitungslast. Übrig bleiben im Idealfall nur Verkehrsteilnehmer, welche anschließend mit einem Clusterverfahren in individuelle Objekte segmentiert werden können.



Lidar-Rohdaten von einer Kreuzung



Entfernen von ebenen Flächen



Segmentierung der Punktwolke in einzelne Objekte



Boundingbox um Cluster konstruieren

Im Rahmen meiner Bachelorarbeit habe ich mich auf die Segmentierung der Punktwolke in individuelle Objekte konzentriert. Die Fragestellung bestand darin, einen geeigneten Ansatz zur Segmentierung der Punktwolke anhand der Merkmalsausprägung oder Dichteverteilung zu finden. Im Folgenden sollen die Vor- und Nachteile der zwei Ansätze vorgestellt werden.

Dichtebasierte Clusterverfahren finden dicht-zusammenhängende Bereiche in einer Punktwolke. Vereinfacht dargestellt, besteht ein Clusterverbund aus einer Menge von Dichtezentren, die über eine Mindestanzahl an Nachbarn verfügen und die in Reichweite zu mindestens einem weiteren Element aus der Gruppe liegen. Diese Clusterverfahren sind bei einer ausreichend hohen Auflösung sehr gut in der Lage zwischen verschiedenen nah beieinanderstehenden Objekten zu unterscheiden. Jedoch wird dies mit einer quadratischen Komplexität erkauft. Das Laufzeitverhalten der Dichtebasierten Clusterverfahren stellt eine Hürde dar, da autonome Fahrzeuge in Bruchteilen von Sekunden Entscheidungen treffen müssen.

Die Segmentierung der Punktwolke anhand der Merkmalsausprägung geht mit einer deutlich geringeren Laufzeit einher. Dabei werden zufällig Clusterzentren platziert, welche in mehreren Schritten ver-

schieben werden, sodass die Streuung der einzelnen Cluster minimal wird. Im Gegensatz zu den dichtebasierten Clusterverfahren haben diese jedoch einige Nachteile. Zum Beispiel muss die Anzahl der Cluster vorgegeben werden. Auch findet keine Erkennung von Ausreißern statt. Deswegen sind weitere Untersuchungen nötig, welche die Limitierungen dieser merkmalsbasierten Verfahren einzudämmen. Nichtsdestotrotz konnte festgestellt werden, dass die merkmalsbasierten Verfahren sehr gut zwischen nah beieinander liegenden Objekten unterscheiden können, weshalb diese ebenfalls für die Lidar-Objektdetektion in Frage kommen.

Fazit

In diesem Artikel wurden verschiedene Ansätze und Verfahren zur Verarbeitung von Lidar-Rohdaten vorgestellt. Es erfolgte eine Bewertung von verschiedenen Clusterverfahren im Bezug auf ihrer Eignung für die Objekterkennung. Die Herausforderung besteht darin ein Verfahren auszuwählen, welches eine geringe Laufzeitkomplexität aufweist und dennoch gute Ergebnisse liefert. Es besteht weiterhin viel Entwicklungsarbeit, bevor ein Verfahren ausgereift ist. Vielversprechende Ergebnisse lieferten merkmalsbasierte Verfahren, trotz ihrer Limitierungen.