



# **Gitterbasierte Umfeldmodellierung mittels Laserscanner für das automatisierte Fahren**

## **Studienarbeit**

erstellt von cand. mach.  
Braunschweig, im Januar 2021

Technische Universität Braunschweig  
Institut für Fahrzeugtechnik  
Direktor: Prof. Dr.-Ing. Ferit Küçükay  
Betreuer: M.Sc. Marcel Mascha



Aufgabenstellung (Original bzw. Kopie)

## **Sperrklausel**

Die Ausgabe der vorliegenden Studienarbeit mit dem Titel „Gitterbasierte Umfeldmodellierung mittels Laserscanner für das automatisierte Fahren “ ist ausschließlich unter Genehmigung der Institutsleitung zulässig.

Braunschweig, den 04.Januar 2021

## Eidesstattliche Erklärung

Ich versichere an Eides statt, dass ich die vorliegende Studienarbeit mit dem Titel „Gitterbasierte Umfeldmodellierung mittels Laserscanner für das automatisierte Fahren“, ohne unerlaubte fremde Hilfe oder Beratung und nur unter Verwendung der angegebenen wissenschaftlichen Hilfsmittel angefertigt habe.

Braunschweig, den 04. Januar 2021

---

Xiantao Chen

## **Kurzfassung**

# Inhaltsverzeichnis

<b>Abbildungsverzeichnis</b>	<b>VIII</b>
<b>Tabellenverzeichnis</b>	<b>IX</b>
<b>Abkürzungsverzeichnis</b>	<b>X</b>
<b>Symbolverzeichnis</b>	<b>XI</b>
<b>1 Einleitung</b>	<b>1</b>
1.1 Einführung . . . . .	1
1.2 Zielstellung . . . . .	2
1.3 Aufbau . . . . .	2
<b>2 Theoretische Grundlagen</b>	<b>3</b>
2.1 Umfeldmodellierung . . . . .	3
2.1.1 Mögliche Umfeldmodelle . . . . .	3
2.1.2 Objektbasierte Modelle . . . . .	4
2.1.3 Gitterbasierte Modelle . . . . .	5
2.1.4 Hybride Umfeldmodelle . . . . .	12
2.2 Sensorik und ihr inverses Sensormodell . . . . .	12
2.2.1 Überblick über verschiedene Sensoren zur Umfeldmodellierung	13
2.2.2 Funktionsprinzip des Lasersensors . . . . .	16
2.2.3 Theorie des inversen Sensormodells . . . . .	17
2.2.4 Technische Details von Ibeo-LUX-8L . . . . .	18
2.2.5 Das zu verwendendes Sensormodell . . . . .	19
<b>3 Implementierung</b>	<b>23</b>
3.1 Unterkapitel 1 . . . . .	23
3.1.1 Unterunterkapitel1 . . . . .	23
3.1.2 Das zu verwendendes Sensormodell . . . . .	24
<b>Literatur</b>	<b>27</b>
<b>Anhang</b>	<b>30</b>

## Abbildungsverzeichnis

2.1	Mögliche Umfeldmodelle für autonome Fahrzeuge . . . . .	4
2.2	Ein objektbasiertes Umfeldmodell. [FHR <sup>+</sup> 20] . . . . .	5
2.3	Zwei Ebenen von Occupancy Grid . . . . .	5
2.4	Raumdiskretisierung der Umgebung um Fahrzeug [WHLS15] . . . . .	6
2.5	Bestandteile des Modells Ocuupancy Grid . . . . .	7
2.6	Hidden Markov Model (HMM) [TBF05] . . . . .	8
2.7	Das reduzierte HMM [TBF05] . . . . .	10
2.8	Bestandteile des Prinzips von Inverses Sensormodell . . . . .	17
2.9	Das ideale Sensormodell . . . . .	21
2.10	Das inverse Sensormodell, wenn ein Hindernis detektiert wird . . . . .	22
2.11	Das inverse Sensormodell, wenn kein Hindernis detektiert wird . . . . .	22
3.12	Folgefahrt Beispielbild . . . . .	23



## Tabellenverzeichnis

2.1	Der Algorithmus des Bayes-Filters [TBF05] . . . . .	8
2.2	Vorteile und Nachteile von Kamera, fernes Infrarotsensor, Radar, Ultraschall- und Lidarsensor [MAA <sup>+</sup> 20] . . . . .	13
2.3	Tabular technische Details von Ibeo LUX 8L . . . . .	19
3.1	Tabular Umgebung: Simpel formatierte Tabelle . . . . .	24
3.2	Vorteile und Nachteile von Kamera, Radar-, Lidar- und Ultraschall- sensor . . . . .	25
3.3	Tabular technische Details von Ibeo LUX 8L . . . . .	26
3.4	Tabular Umgebung: Etwas komplexere Tabelle . . . . .	26

---

## **Abkürzungsverzeichnis**

**IfF**      Institut für Fahrzeugtechnik

## Symbolverzeichnis

$\Delta h_{\text{ax}}$	$[\text{m/s}^2]$	Überschwingweite
------------------------	------------------	------------------

# 1 Einleitung

Im ersten Kapitel wird auf die Einführung des Themas, das zu erreichende Ziel und der Aufbau dieser Arbeit eingegangen.

## 1.1 Einführung

Das Thema „Autonomes Fahren“ ist in den vergangenen Jahren immer weiter in den Vordergrund gerückt. Selbstfahrende Autos verlagerten sich allmählich von Laborentwicklungs- und Testbedingungen auf öffentliche Straßen. Die Konzept, dass Autos autonom fahren können, beschäftigte die Menschen schon in den 1920er-1930er-Jahren.

Um das Konzept praxistauglich zu machen, braucht es das kombinierte Wissen unter anderem aus Informatik, Fahrzeugtechnik, Sensorik, Mechatronik. Unter dem Begriff „Autonomes Fahren“ werden Fahrzeuge gefasst, die ohne Eingriff und Überwachung durch einen Menschen selbstständig sowie ziel gerichtet im Straßenverkehr fahren können.

Ingenieure für selbstfahrende Autos verfolgen aktuell zwei wesentliche und unterschiedliche Herangehensweisen für autonome Entwicklung, welche aus Robotik-Ansatz und Deep-Learning-Ansatz bestehen. In den vergangenen zwei Jahrzehnten hat der Robotik-Ansatz mit einer Menge von Beiträgen der zahlreichen Wissenschaftler und Technik sowohl in Akademie als auch in technologisch führenden Unternehmen großen Fortschritt gemacht.

Im Rahmen dieser Arbeit handelt es sich um ein statisches Umfeld. Sollte die Echtzeitanforderung berücksichtigt, ist der Deep-Learning Ansatz zu verzichten, denn es ist mit vielen Literaturen bewiesen, dass ein statisches Umfeld mit Robotik-Ansatz zutreffend und effizient modelliert werden kann.[TBF05]

Die zentrale Idee des Robotik-Ansatzes ist, dass die Unsicherheit in der Robotik sich unter Verwendung der Wahrscheinlichkeitsrechnung darstellen lässt.

## **1.2 Zielstellung**

Um das automatisierte Fahren zu verwirklichen, wird die Umfelderkennung bzw. die Umfeldmodellierung des Fahrzeugs zugrunde gelegt. Das Ziel der vorliegenden Arbeit ist auf Modellierung und dazu ihre Implementierung gerichtet.

## **1.3 Aufbau**

Nach dieser Einleitung wird im Kapitel 2 die technische Grundlagen, welche sich eng mit Erfassung und Modellierung eines statischen Umfelds beziehen.

## 2 Theoretische Grundlagen

Um das in Einleitung 1.2 erwähnte Ziel zu erreichen, sollten zunächst die theoretische Grundlagen geschaffen, bevor die praktische Umsetzung bzw. Implementierung stattfindet. Im Folgenden werden die für Umfeldmodellierung relevanten Theorie vorgestellt. Es ist offensichtlich, dass für die Umfeldmodellierung eine Wahrnehmung über das Umfeld gefordert, weshalb die für Umfeldwahrnehmung Sensorik darauffolgend gesprochen wird.

### 2.1 Umfeldmodellierung

Für Perzeption eines autonomen Fahrzeuges gibt es im wesentlichen zwei Bestandteilen [BGC<sup>+</sup>19]. Zum einen ist die Lokalisation. Die aktuelle Pose, das heißt die Position und Orientierung des eigenen Fahrzeuges, ist hierbei zu ermitteln. Zum anderen ist die Umgebung um das Fahrzeug zu erfassen. Dabei wird es als Umfeldmodellierung genannt. Diese zwei Aspekte werden in vieler Forschung und Anwendung als ein Problem gekoppelt. Dies ist als SLAM (Simultaneous localization and mapping) bekannt. Jedoch trennen sich diese zwei Aspekte im Rahmen dieser Arbeit und die Aufmerksamkeit ist auf Umfeldmodellierung zu lenken. Hierbei wird eine Annahme getroffen, dass die Eigenpose des Fahrzeugs ohne Information der Umfeldmodell genug präzise ist. Im bestehenden iff-Framework wird die Eigenpose mit GPS-Daten unter Anwendung des Kalman-Filters übergeben.

In Bezug auf Robotik und autonomes Fahren dient Umfeldmodellierung als ein kompaktes Verfahren zu der mathematischen Repräsentation von der Umgebung um ein Auto.[Pie13] Das schafft eine unentbehrliche solide Grundlage, auf der der Entwurf und die darauffolgende Verwirklichung aller höheren automatisierten Fahrfunktion.

#### 2.1.1 Mögliche Umfeldmodelle

Methoden zur Modellierung eines Umfelds basieren sich auf verschiedene entsprechenden Umfeldmodelle. Die maßgebliche Umfeldmodelle bauen auf erfolgreichen Erfahrung in dem Themenbereich der Robotik[Pie13]. Wie in Abbildung 2.1 ge-

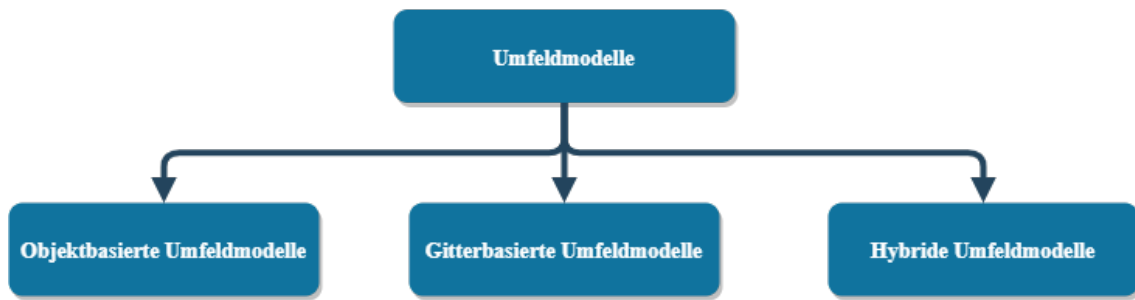


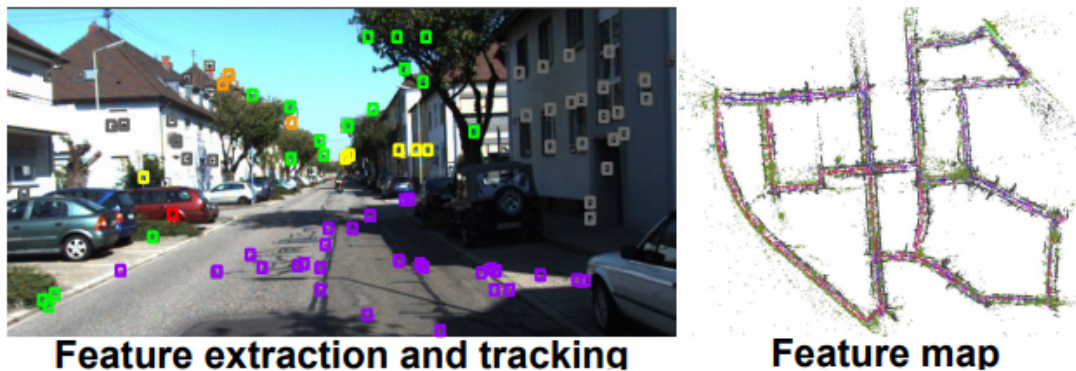
Abbildung 2.1: Mögliche Umfeldmodelle für autonome Fahrzeuge

zeigt, stehen aktuell in Forschung und Automobilindustrie meistens drei mögliche Umfeldmodelle zur Verfügung[Heg18].

### 2.1.2 Objektbasierte Modelle

Objektbasierte Modelle werden auch als merkmalsbasierte Umfeldmodelle (engl. landmark-based oder feature map) genannt[TBF05]. Hierbei werden die Merkmalen, die für Erfassung der Umgebung günstig sind, durch Modelle beschrieben werden[WSG10]. Außerdem sollten die Merkmalen zuverlässig beobachtet und gemessen werden[Bus05]. Die Modelle werden in der Praxis als bestimmte Objektklasse beschrieben. Jede Klasse wird mit hervorstechenden und maßgeblichen Eigenschaften versehen, die deutlich durch die zutreffende Sensorik beobachtbar ist[WHLS15]. Für die Klassen lassen sich darüber hinaus die zu Objekt passende Geometrieformen bestimmen[Pie13]. Daher ist die Performance des Modells abhängig davon, ob die zu modellierten Objekte genug präzise und einfach beschrieben werden können. Hierbei sind die Genauigkeit gegen den Zeit- und Speicheraufwand abzuwägen. Ein Beispiel ist ein in Abbildung 2.2 gezeigtes Umfeldmodell. Auf der linken Seite sind Merkmale dargestellt und das Bild rechts zeigt das generierte Umfeldmodell.

Objektbasierte Umfeldmodelle sind vor allem geeignet für Szenen, wo die Objekte entweder in großen offenen Räumen mit vordefinierten Merkmalen (z.B. Autobahn) oder dynamisch und einfach modelliert (z.B. Fußgänger oder Fahrzeuge) sind[Heg18][WSG10]. Da es im Rahmen dieser Arbeit ein statisches Umfeld im urbanen Raum angeht, ist dieses Modell ungeeignet und daher zu verzichten.

Abbildung 2.2: Ein objektbasiertes Umfeldmodell. [FHR<sup>+</sup>20]

### 2.1.3 Gitterbasierte Modelle

In gitterbasierten Modellen wird die zentrale Idee der probabilistischen Robotik eingeführt, die Wahrscheinlichkeitsverteilung unbeobachteter Zustände eines Systems bei gegebenen Beobachtung und Messungen zu schätzen. Zur Modellierung des Umfelds ist der zentrale und entscheidende Zustand der sogenannte Belegungszustand. Der Belegungszustand erweist sich, ob eine Gitterzelle belegt ist. Daraus ergibt sich eine Zufallsvariable  $X$ , den Belegungszustand repräsentiert. Die Variable  $X$  kann zwei Werte annehmen, welche 0 und 1 sind. Die entsprechen dabei, dass das Gitter frei und belegt ist.

Ein Modell, welches auf der obenerwähnten Idee aufbaut, wird als Occupancy Grid beschrieben. Das Occupancy Grid ist ein mehrdimensionales Zufallsfeld, das stochastische Schätzungen des Belegungszustands der Zellen in einem räumlichen Gitter halten [Elf89]. Wie in Abbildung 2.3 gezeigt, lässt Occupancy Grid sich in zwei Ebenen zerlegen.

1	Raumdiskretisierung
2	Probabilistischer Ansatz

Abbildung 2.3: Zwei Ebenen von Occupancy Grid

Auf der ersten Ebene wird die Raumdiskretisierung ausgeführt. Im Rahmen dieser



Arbeit wird das Umfeld als zweidimensionalen Raum dargestellt. Die Diskretisierung des Raumes bedeutet hierbei, dass die Fahrzeugumgebung durch Gitter diskreter und fester Größe dargestellt wird [Heg18]. Die grafische Darstellung ist in Abbildung 2.4 gezeigt. Außerdem wird jeder Zelle zusätzliche Informationen hinzugefügt. In Hinsicht auf Umfeldmodellierung ist die entscheidene Information die Belegungszustand der Zelle. Zur Vereinfachung der Modellierung, wird eine Annahme auf dieser Ebene zugleich getroffen, dass die Belegungszustand einer Gitterzelle ist unabhängig von diejenige der Nachbarzellen. Obwohl die Annahme anders als Realität aussieht, ist es erwiesen, dass Occupancy Grid Modell in Praxis unter dieser Annahme robust ist und zudem die Rechenkomplexität reduzieren kann [TBF05].

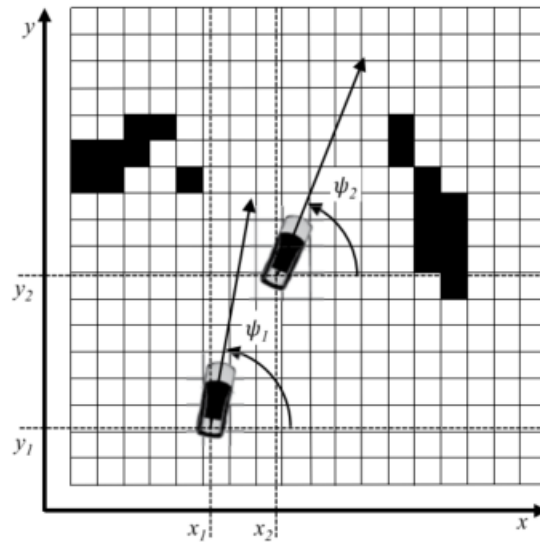


Abbildung 2.4: Raumdiskretisierung der Umgebung um Fahrzeug [WHLS15]

Auf der zweiten Ebene ist der probabilistische Ansatz eingeführt, welcher aus Theoriengebiet von Robotik stammen [Pie13]. Der Ansatz beruht auf Raumdiskretisierung und wird in der Praxis für jede einzelne Zelle eingesetzt. Der Ansatz lässt sich, wie in Abbildung 2.5 gezeigt, in viele Komponenten aufteilen. Im Zentrum des Modells steht ein Algorithmus-Framework, der als binärer Bayes-Filter (engl. Binary Bayes Filter) bekanntlich ist. Die Eingaben von dem Framework bestehen aus Messungswerte, inverses Sensormodell und Anfangsbedingungen. Die Ausgabe ist A-posteriori-Wahrscheinlichkeit von dem Zufallsereignis, wenn die Zelle belegt ist.

Um die Konzept von Occupancy Grid zu beleuchten, wird im Folgenden auf jede Komponente vertieft eingegangen.



Abbildung 2.5: Bestandteile des Modells Occupancy Grid

Der Binary-Baye-Filter ist zuerst zu beleuchten, mit dem die Funktionen und Bedeutungen von anderen Bestandteilen des Modells eng verbunden sind. Der Bayes-Filter ist eine rekursive Berechnungsvorschrift zur Schätzung von Wahrscheinlichkeitsverteilungen unbeobachteter Zustände eines Systems bei gegebenen Beobachtungen und Messungen [TBF05]. Die Zustandsschätzung befasst sich mit dem Problem der Schätzung von Größen aus Sensordaten, die nicht direkt beobachtbar sind, aber abgeleitet werden können. Das Ziel ist den Zustand  $x$  eines Systems zu schätzen<sup>1</sup>, wenn Beobachtung  $z$  und Kontrolle  $u$  gegeben sind. Das heißt, die in Gleichung 2.1 gezeigte mathematische Formulierung sollte bestimmt werden. Hierbei entspricht  $x_t$  Zustand zum Zeitpunkt  $t$ .  $z_{1:t}$  bezeichnet die Beobachtungen bzw. die Messgrößen von den Zuständen, die sich von Zeitstempel 1 bis  $t$  erstrecken. Zudem gibt  $u_{1:t}$  die Kontrollen an, die sich von Zeitstempel 1 bis  $t$  erstrecken. Die linke Seite der Gleichung  $bel(x_t)$  verkörpert den Glauben (engl. belief) der Wahrheit, dass der Zustand  $x_t$  ist [TBF05].

$$bel(x_t) = p(x_t | z_{1:t}, u_{1:t}) \quad (2.1)$$

Um die Wahrscheinlichkeitsverteilung einzugehen und eine rekursive Form zu entdecken, ist der stochastische Prozess der Zustandsänderung als Hidden Markov Model (HMM), auch dynamic Bayes network (DBN) genannt, zu betrachten. Unter Anwen-

<sup>1</sup>Präzise wird den Zustand  $X = x$  formuliert, wobei  $X$  eine Zufallsvariable ist und  $x$  ist der spezifische Wert, den  $X$  in Echtzeit annimmt. Zur Vereinfachung der Notation wird die Formulierung  $X = x$  im Rahmen dieser Arbeit sowie in vieler Literaturen als  $x$  bezeichnet.

dung dieser Annahme gilt: Die Wahrscheinlichkeit eines Zustandes bei Zeitstempel  $t$  ( $x_t$ ) ist einschließlich abhängig von Zustand bei Zeitstempel  $t - 1$  ( $x_{t-1}$ ) und nicht von Zuständen bei Zeitstempel, die früher als  $t - 1$  sind. Mathematisch wird HMM als eine Gleichung in 2.2 beschrieben.

$$p(x_t|x_{1:t}) = p(x_t|x_{t-1}) \quad (2.2)$$

Außerdem beschreibt Hidden Markov Model, wie in Abbildung 2.6 dargestellt, die vereinfachte Zusammenhang zwischen Zustand  $x$ , Messgröße  $z$  und Kontrolle  $u$ . Der Zustand zum Zeitpunkt  $t$  ist abhängig von dem Zustand zum Zeitpunkt  $t - 1$  und der Kontrolle  $u_t$ . Die Messgröße  $z_t$  hängt stochastisch vom Zustand zum Zeitpunkt  $t$  ab. Unter zusätzliche Anwendung des Satzes von Bayes und des Gesetzes der totalen

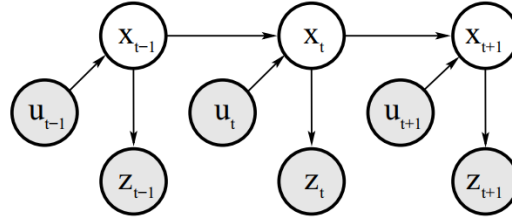


Abbildung 2.6: Hidden Markov Model (HMM) [TBF05]

Wahrscheinlichkeit wird die Formulierung 2.1 in einen rekursiven Ausdruck abgeleitet, was als Bayes-Filter bekanntlich ist. Die Ableitung findet sich in [TBF05]. Der daraus resultierte Algorithmus lautet in Tabelle 2.1: Der Algorithmus umfasst

Tabelle 2.1: Der Algorithmus des Bayes-Filters [TBF05]

---

**Algorithm Bayes Filter**( $bel(x_{t-1}), u_t, z_t$ ):  
 for all  $x_t$  do  
 $\overline{bel}(x_t) = \int p(x_t|u_t, x_{t-1})bel(x_{t-1})dx_{t-1}$   
 $bel(x_t) = \eta p(z_t|x_t)\overline{bel}(x_t)$   
 endfor  
 return  $bel(x_t)$

---

2 Schritte, welche als Prädiktion (engl. prediction) und Korrektur (engl. Correction oder update) bekanntlich sind. Der erste Schritt wird dadurch ausführt, dass der Glauben bzw. die Wahrscheinlichkeitsverteilung über den Zustand  $x_t$  - basierend

auf dem vorherigen Glauben über den Zustand  $x_{t-1}$  und Kontrolle  $u_t$  - berechnet werden sollte. Der zweite Schritt ist eine Korrektur bzw. ein Update des prognostizierten Glaubens, indem die beobachteten Informationen des Zustandes bzw. die Messgrößen der Sensorik fusioniert und berücksichtigt wird. Der Wert  $bel(x_t)$  wird als A-posteriori-Verteilung genannt. Im Gegensatz zu A-priori-Verteilung verkörpert A-posteriori-Verteilung den theoretisch präziseren Glauben, nachdem die Messgrößen von Sensorik durch ein Sensormodell die Genauigkeit des Glaubens beiträgt. Dieser Algorithmus bildet eine Grundlage, auf der viele weitere Algorithmen für bestimmte Szenarien entwickelt werden. Dazu gehören bekanntlich Gauß-Filter mit ihren Varianten, Particle-Filter und der diskrete Bayes-Filter. Der binäre Bayes-Filter, der eine große Rolle in dieser Arbeit spielt, ist ein spezieller Fall des Bayes-Filters bzw. des diskreten Bayes-Filter.

Eingeführt von dem zugrunde liegenden Bayes-Filters, benötigt der binäre Bayes-Filter eine Annahme. Es ist angenommen, dass der Zustand einschließlich zwei Möglichkeiten besitzen. Das heißt, der Zufallsvariable, der den Zustand repräsentiert, kann nur zwei Werte annehmen. Bei Occupancy Grid kann der wichtige und auch einzige Zustand der Belegungszustand, welche lediglich zwei Fälle - belegt oder frei - sein. Aus diesem Grund ist der binäre Bayes-Filter dafür zutreffend. Darüber hinaus wird eine weitere Annahme getroffen, dass der Belegungszustand bei Occupancy Grid statisch ist. Das heißt, dass der Belegungszustand sich nicht im Laufe der Zeit verändert und die Kontrolle  $u$  hat keine Wirkung auf den Belegungszustand. Somit ist das Schema des stochastischen Prozesses der Zustandsveränderung von Abbildung 2.6 auf Abbildung 2.7 reduziert, indem die Kontrollen ausgeklammert werden. Es ist nach dieser zweiten Annahme deutlich, dass der Algorithmus des Bayes-Filters in Occupancy Grid den Schritt Prädiktion nicht mehr enthält. Die A-posteriori-Verteilung der Zustand  $bel(x_t)$  ist einschließlich berechnet mit Information von Messdaten und der vorherige Zustand  $bel(x_{t-1})$ .

Anhand der Vereinfachung des Modells sollte der grundlegende Bayes-Filter entsprechend vereinfacht werden. Außerdem sollte der vereinfachte Algorithmus ein inverses Sensormodell. Das inverse Sensormodell gibt anstatt  $p(z_t|x)$  eine Verteilung über die binäre Zustandsvariable als Funktion der Messung  $p(x|z_t)$  an [TBF05]. Ein Grund, das ein inverses Sensormodell eingesetzt wird, ist die Leichtigkeit, eine Funktion zu entwickeln, die die Wahrscheinlichkeitsverteilung von Sensordaten berechnet. Es ist zum Beispiel relativ simpel ein Modell zu entwerfen, womit die Wahrscheinlichkeit

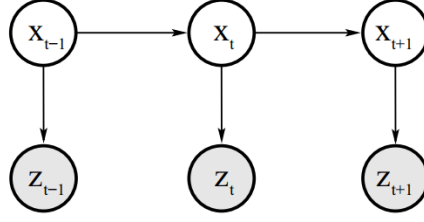


Abbildung 2.7: Das reduzierte HMM [TBF05]

der Belegungszustand einer Zelle oder mehrerer Zellen anhand der Sensordaten bestimmt werden kann. Ein Vorwärtsensormodell ist dagegen in diesem Fall erstaunlich schwierig. Mit dem Ziel, ein vereinfachter Algorithmus, der ein inverses Sensormodell verwendet, zur Berechnung des Glauben  $bel(x_t)$  zu finden, sollte die mathematische Ableitung nach [TBF05] [WSD07] [Heg18] folgend vorgestellt.

Da Belegungszustand statisch ist und Kontrolle  $u$  somit ignoriert wird, kann die Zielgleichung 2.1 zur vereinfachten Gleichung 2.3.

$$bel(x_t) = p(x_t | z_{1:t}, u_{1:t}) = p(x_t | z_{1:t}) \quad (2.3)$$

Bei Occuancy Grid ist der interessierte Zustand der Belegungszustand. Zur Vereinfachung der Notation wird das Glauben, dass die Zelle  $i$  des Gitters zum Zeitpunkt  $t$  belegt ist, als Gleichung 2.4 bezeichnet.

$$bel_t(m_i) = p(m_i | z_{1:t}) \quad (2.4)$$

Analog dafür ergibt sich das Glauben, dass die Zelle  $i$  des Gitters zum Zeitpunkt  $t$  frei ist, zur Gleichung 2.5

$$bel_t(\overline{m_i}) = p(\overline{m_i} | z_{1:t}) \quad (2.5)$$

Mit Hilfe des bedingten Satzes der Bayes ergibt sich die Gleichung 2.4 zu

$$bel_t(m_i) = p(m_i | z_{1:t}) = \frac{p(z_t | m_i, z_{1:t-1}) p(m_i | z_{1:t-1})}{p(z_t | z_{1:t-1})} \quad (2.6)$$

Unter Annahme eines Hidden-Markov-Modells wird die Gleichung 2.6 zu

$$bel_t(m_i) = \frac{p(z_t|m_i, z_{1:t-1})p(m_i|z_{1:t-1})}{p(z_t|z_{1:t-1})} = \frac{p(z_t|m_i)p(m_i|z_{1:t-1})}{p(z_t|z_{1:t-1})} \quad (2.7)$$

Zur Wahrscheinlichkeit  $p(z_t|m_i)$  wird der Satz des Bayes wiederum eingesetzt, womit wird die Gleichung 2.7 zu

$$bel_t(m_i) = \frac{p(z_t|m_i)p(m_i|z_{1:t-1})}{p(z_t|z_{1:t-1})} = \frac{p(m_i|z_t)p(z_t)p(m_i|z_{1:t-1})}{p(m_i)p(z_t|z_{1:t-1})} \quad (2.8)$$

Analog dazu hat der gegenteilige Zustand den Glauben

$$bel_t(\overline{m_i}) = 1 - bel_t(m_i) = \frac{p(z_t|\overline{m_i})p(\overline{m_i}|z_{1:t-1})}{p(z_t|z_{1:t-1})} = \frac{p(\overline{m_i}|z_t)p(z_t)p(\overline{m_i}|z_{1:t-1})}{p(\overline{m_i})p(z_t|z_{1:t-1})} \quad (2.9)$$

Dividiert Gleichung 2.8 durch der Gleichung 2.9, so ergibt sich

$$\frac{bel_t(m_i)}{1 - bel_t(m_i)} = \frac{p(m_i|z_t)}{1 - p(m_i|z_t)} \frac{p(m_i|z_{1:t-1})}{1 - p(m_i|z_{1:t-1})} \frac{1 - p(m_i)}{p(m_i)} \quad (2.10)$$

Die Gleichung 2.10 bietet eine perfekte mathematische Darstellung bzw. Erklärung an, was die Angaben und die Ausgabe des binären Bayes-Filters sind. Die Ausgabe ist das Glauben bzw. die A-posteriori-Wahrscheinlichkeit eines Ereignis, dass die Zelle  $m_i$  belegt ist, welches den Term  $bel_t(m_i)$  in Gleichung 2.10 entspricht. Der Term  $p(m_i|z_t)$  ist, wie oben erzählt, das inverses Sensormodell. Es ist ersichtlich, dass eine bedeutende Zusammenhang zwischen dem Modell bzw. der Beschreibung des Modells und den Arten der Sensoren. Darauf wird in Abschnitt 2.2 mit der Erfassung des Umgebung vertieft eingegangen. Der Term  $p(m_i|z_{1:t-1})$  beweist dabei die wichtige Eigenschaft des binären Bayes-Filters, dass das Verfahren der Schätzung auf Rekursion beruht. Die Anfangsbedingung bzw. die A-priori-Wahrscheinlichkeit ist als der Term  $p(m_i)$  in Gleichung 2.10 bezeichnet. Die A-priori-Wahrscheinlichkeit gibt den Glauben an, vordem alle Messdaten von Sensorik berücksichtigt werden. Typischerweise wird bei Occupancy Grid anfänglich  $p(m_i)$  den Wert 0,5 gegeben, weil es keine Information über die Belegungszustand gibt. Die Wahrscheinlichkeit, dass eine Gitterzelle belegt ist, ist die gleichen wie die, dass sie nicht belegt ist. Daher wird die Gleichung 2.10 zu

$$bel_t(m_i) = \frac{Y}{Y + 1} \quad (2.11)$$

mit

$$Y = \frac{p(m_i|z_t)}{1 - p(m_i|z_t)} \frac{p(m_i|z_{1:t-1})}{1 - p(m_i|z_{1:t-1})} \quad (2.12)$$

Zusammenfassend ist das gitterbasierte Modell eignet für statische Umgebung im urbanen Raum. Außerdem bietet das Modell einen Vorteil, neben belegte Objekte einen Freiraum zu modellieren, was eine Grundlage der darauffolgenden Navigation schaffen.

#### 2.1.4 Hybride Umfeldmodelle

Um ein Umfeld zu modellieren, welches komplizierte Szenarien repräsentieren kann, ist selbstverständlich Hybride Umfeldmodelle aufgefördert. Dadurch lassen sich die Einschränkung von jedem grundlegenden Modell eliminieren und die Vorteilen ausnutzen. Es gibt unterschiedliche Kriterien und Methoden um ein hybrides Umfeldmodell zu bilden. Das Modell, das [0619] angeht, ist ein populäres Beispiel von hybriden Umfeldmodellen. Im Prinzip ist das Modell eine Kombination von einem objektbasierten Umfeldmodell und einem gitterbasierten Umfeldmodell. Hierbei beschreibt das objektbasierte Umfeldmodell dynamische Objekte, wohingegen das gitterbasierten Umfeldmodell bzw. Occupancy-Grid-Map den statischen Raum darstellen. Auf dieser Weise ist das fusionierte Modell generell in der Lage eine Umgebung, wo sich dynamische und statischen Objekte befinden, vollständig und zutreffend zu beschreiben. Darüber hinaus kann die objektbasierte Umfeldmodellierung mit aktueller Technik z.B. Deep-Learning präziser und effizienter durchgeführt werden, während die semantische Navigation noch direkt im gitterbasierten Umfeldmodell verlaufen kann[0619]. Wird die Umgebung im Rahmen dieser Arbeit als ein statisches Umfeld betrachtet, wird ein Hybrides Umfeldmodell wegen Komplexität und Überflüssigkeit nicht angewandt.

## 2.2 Sensorik und ihr inverses Sensormodell

Zweifellos dient eine Wahrnehmung bzw. eine Erfassung als eine wichtige Voraussetzung zur Umfeldmodellierung, weil sie die Informationsquelle bietet. Wahrnehmung eines Fahrzeugs besteht wesentlich aus die Bestimmung der eigenen Position samt

Orientierung und die Erfassung der Umgebung um das eigenen Fahrzeug. Die Lokalisierung ist im Rahmen dieser Arbeit nebensächlich und durch die vorgegebene GPS-Information bestimmt. Darauf soll an dieser Arbeit nicht näher eingegangen werden.

### 2.2.1 Überblick über verschiedene Sensoren zur Umfeldmodellierung

Um ein zuverlässiges Umfeldmodell zu entwickeln und danach das Modell in Praxis effektiv umzusetzen, spielt einer Auswahl der erfassenden Sensoren entweder in Akademie oder in Industrie eine große Rolle. Die wichtigsten und am weitverbreitetsten Fahrzeugsensoren zur Wahrnehmung der Umgebung sind Kameras, fernes Infrarot- (engl. Far-infrared, als FIR abgekürzt) Radar-, LiDAR (Light Detection and Ranging) - und Ultraschallsensoren. Nach [MAA<sup>+</sup>20] sind die Vorteilen neben der Nachteilen in Tabelle 2.2 aufgelistet.

Tabelle 2.2: Vorteile und Nachteile von Kamera, fernes Infrarotsensor, Radar-, Ultraschall- und Lidarsensor [MAA<sup>+</sup>20]

Sensor	Vorteile	Nachteile
Kamera	<ul style="list-style-type: none"> <li>• eine hohe Auflösung und Farbskalen über das gesamte Sichtfeld haben</li> <li>• eine farbenfrohe Perspektive der Umgebung bieten</li> <li>• eine 3D-Geometrie von Objekten bei Stereokameras bereitstellen</li> <li>• kostengünstig Im Vergleich zu Lidar sind</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• ein leistungsfähiges Berechnungssystem benötigen, um nützliche Daten zu extrahieren</li> <li>• empfindlich auf starken Regen, Nebel und Schneefall reagieren</li> <li>• eine 3D-Geometrie von Objekten bei Stereokameras bereitstellen</li> <li>• begrenzte Reichweite besitzen</li> </ul>



FIR-Sensor	<ul style="list-style-type: none"><li>• nicht von der Lichtbedingungen und Objektoberflächenmerkmale beeinflusst werden können</li><li>• eine bessere Sicht durch Staub, Nebel und Schnee als Kameras haben</li><li>• eine horizontale Erfassungsbereichweite bis zu 200m oder mehr abdecken</li><li>• im Vergleich zu Lidar billiger und kleiner sind</li></ul>	<ul style="list-style-type: none"><li>• anspruchsvolle Rechenquellen und robuste Algorithmen erfordern</li><li>• schwierig Ziele in Szenarien mit kaltem Klima zu unterscheiden</li><li>• niedrigere Auflösung im Vergleich zur sichtbaren Kamera haben</li><li>• keine Information über Entfernung bieten</li></ul>
Radarsensor	<ul style="list-style-type: none"><li>• lange Strecken bei schlechten Sichtverhältnissen vor dem Auto sehen</li><li>• klein, leicht und erschwinglich sind</li><li>• weniger Strom als ein Lidar-Sensor benötigen</li><li>• im Vergleich zu Lidar robuster gegen Ausfälle sind</li></ul>	<ul style="list-style-type: none"><li>• eine geringe Genauigkeit und Auflösung bieten</li><li>• begrenzte Informationen (z. B. weder genaue Form noch Farbinformationen) bekommen</li><li>• das Problem wegen der gegenseitigen Beeinflussung von Radarsensoren haben</li><li>• schlechte Azimut- und Höhenauflösung verfügen</li><li>• ohne einer Erhöhung der Leistung Radardämpfung zeigen</li></ul>

Ultraschall-sensor	<ul style="list-style-type: none"><li>• lange Strecken bei schlechten Sichtverhältnissen vor dem Auto sehen</li><li>• klein, leicht und erschwinglich sind</li><li>• weniger Strom als ein Lidar-Sensor benötigen</li><li>• im Vergleich zu Lidar robuster gegen Ausfälle sind</li></ul>	<ul style="list-style-type: none"><li>• eine geringe Genauigkeit und Auflösung bieten</li><li>• begrenzte Informationen (z. B. weder genaue Form- noch Farbinformationen) bekommen</li><li>• das Problem wegen der gegenseitigen Beeinflussung von Radarsensoren haben</li><li>• schlechte Azimut- und Höhenauflösung verfügen</li><li>• ohne einer Erhöhung der Leistung Radardämpfung zeigen</li></ul>
LiDAR-Sensor	<ul style="list-style-type: none"><li>• große Entfernungen vor dem Auto bei guten Sichtverhältnissen erfassen</li><li>• volle 360°- und 3D-Punktwolken bieten</li><li>• eine gute Genauigkeit und Auflösung haben</li><li>• keine signifikanten Interferenzen bei mehreren Lidarsensoren haben</li></ul>	<ul style="list-style-type: none"><li>• teurer als Radar und Kamera sind</li><li>• kleine Objekte (wie Drähte und Stangen) nicht entdecken können</li><li>• eine schlechte Kontrastunterscheidung bei der Erkennung nasser Oberflächen haben</li><li>• durch unterschiedliche klimatische Bedingungen beeinflusst werden</li></ul>

Im Rahmen dieser Arbeit ist die am iff (Institut für Fahrzeugtechnik) bereits bestehende Fahrzeugarchitektur mit Ibeo LUX Laserscanner versehen. Daher wird folgend in Abschnitt ?? auf der Mechanismus und das darauf resultierende Sensormodell des Laserscanners eingegangen. Außerdem werden die technische Details bei Einführung der inversen Sensormodellierung vorgestellt, weil die reale technische Größen dabei ein wichtiger Faktor sind.

### 2.2.2 Funktionsprinzip des Lasersensors

Ist ein angemessenes Sensormodell zu finden, ist es sinnvoll das Mechanismus, die Eigenschaften und die Gründe der Unsicherheit zu untersuchen. Die Angemessenheit hierbei bedeutet, dass eine Abwägung bzw. ein Kompromiss immer nach verschiedenen Anwendungsszenarien gemacht werden muss.

Laserscanner beruht auf dem Prinzip ToF (Time-of-flight). Nach diesem Prinzip wird die Entfernung zwischen dem Ziel und Laserscanner dadurch berechnet, dass die Zeit gemessen wird, die ein Lichtimpuls benötigt, um von der Lichtquelle zum beobachteten Ziel und dann zum Detektor (normalerweise zusammen mit der Lichtquelle) zu gelangen [SK08]. Im Prinzip ist Laserscanner ähnlich wie Radarsensor, wobei nur anstatt Mikrowellen beim Laserscanner Infrarot-, Ultraviolett- oder Strahlen aus dem Bereich des sichtbaren Lichts eingesetzt werden [WHL15]. Mathematische Beschreibung des Prinzips lässt sich in Gleichung 2.13 darstellen. Dabei bezeichnet  $d$  den Abstand zwischen Laserscanner und dem detektierten Objekt. Das Lichtgeschwindigkeit wird als  $c$  dargestellt. In einigen hochpräzisen Lasersensoren wird Lichtausbreitungsmedium auch berücksichtigt und dazu wird  $c$  der Umgebung gemäß kompensiert. Zeit  $t$  benötigt das Licht um die Ausbreitungsstrecke zu decken, die doppelte Entfernung zwischen Laserscanner und Objekt ist. Es wird in der Tat gemessen und in Abstand  $d$  überführt. Der Sensor sendet periodisch Lichtimpulse aus und berechnet eine durchschnittliche Zielentfernung von der Zeit der zurückkehrenden Impulse [SK08].

$$d = \frac{c \cdot t}{2} \quad (2.13)$$

Im Bereich des selbstfahrenden Fahren wird der Lichtpuls mit nicht nur eine Ausrichtung ausgestrahlt, weil ein relativ großer Beobachtungsbereich mehrere in un-

terschiedlichen Richtungen ausgesendet Lichtstrahl benötigt. Aktuell gibt es zwei verschiedenen LiDAR-Systeme. Zum einen ist das feststehende Sensor, in dem mehrere Sende- / Empfangseinheiten mit unterschiedlicher Ausrichtungen angeordnet werden [Eff09]. Zum anderen ist das rotierende LiDAR-System dadurch realisiert, dass der Lichtimpuls über eine drehbare Spiegeleinheit abgelenkt [Eff09]. Das in dieser Arbeit verwendete Laserscanner Ibeo-LUX-8L gehört zu dem zweiten Sensorsystem.

### 2.2.3 Theorie des inversen Sensormodells

Ein inverses Sensormodell hat die Aufgabe, den schon in 2.1.3 erwähnten mathematischen Ausdruck  $p(m_i|z)$  zu finden, d.h. die Wahrscheinlichkeitsverteilung des Belegungszustands der Zelle mit Index  $i$  zu beschreiben. Nach [Pie13] lässt sich das inverse Sensormodell im Prinzip in drei Bestandteile zerlegen. Die sind, wie in Abbildung gezeigt, Hinderniskartierung, Freiraummodellierung und Beschreibung unbekannter Gebiete.

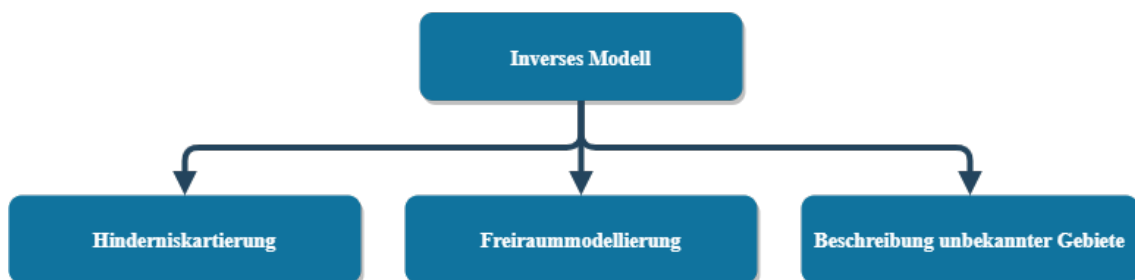


Abbildung 2.8: Bestandteile des Prinzips von Inverses Sensormodell

Unter Hinderniskartierung werden das Verfahren verstanden, dass die vom Sensor detektierten Objekte in das gitterbasierte Umfeldmodell bzw. das Occupancy Grid Map eingebracht werden [Pie13]. Zwei Probleme sind in diesem Bestandteil des inversen Sensormodells zu lösen. Zum einen gewinnt es die Relevanz, welche Form für das detektierte Objekt bzw. das Hindernis angenommen wird [Pie13]. Die Form (z.B. Linie oder Ellipse), die das Hindernis repräsentiert, ist theoretisch eng mit Unsicherheitsquellen des Laserscanners verbunden. Jedoch wird die Form in der Praxis ausgewählt unter Berücksichtigung der Ausführlichkeit bzw. Genauigkeit und Echtzeitanforderung. Zum anderen ist das Problem, mit welchem Zahlenwert die Wahr-

scheinlichkeit der kartierten Zelle erfüllt ist. Diese zwei Probleme werden folgend bei der tatsächlichen Sensormodellierung vertieft eingegangen.

Bei Freiraum handelt sich um den beobachtbaren Bereich zwischen Sensor und dem detektieren Objekt. Analog zur Hinderniskartierung stehen die Bestimmung von der Form des Freiraums und der Wahrscheinlichkeit der betreffenden Zelle in Zentrum der Freiraummodellierung. Jedoch ist die Form des Freiraums abhängig von der oben bestimmten Hindernisform. Beispielweise wird der Freiraum als Linie oder Dreiecke modelliert, wenn die Hindernisse punktförmig oder linieförmig beschrieben werden. Bei Wahrscheinlichkeitsverteilung über den Freiraum spielt die Gründe der Unsicherheit eine große Rolle. Zum Beispiel wird die von Laserscanner erfasste Entfernungsinformation von dem Hindernis mit zunehmender Distanz weniger sicher. Auf diesem Grund ist dabei ein Modell zu entwickeln, die Unsicherheit in gewissem Grade widerspiegeln kann. In Anwendung sind ebenso die Korrektheit und die Zeitaufwand zu gewichten.

Der sich innerhalb der Reichweite von Laserscanner befindende Raum, der weder Hindernis noch Freiraum ist, ist der unbekannte Bereich des Modells. Ein typisches Beispiel dafür ist der Raum hinter dem Hindernis. Normalerweise wird der Wahrscheinlichkeit der unbekannten Zelle die A-priori-Wahrscheinlichkeit zugewiesen. Der Grund liegt darin, dass keine neue Informationen über den Belegungszustand eingegeben werden. Typischerweise wird die A-priori-Wahrscheinlichkeit bzw. die Wahrscheinlichkeit der unbekannten Zellen als 0,5 zugewiesen.

#### 2.2.4 Technische Details von Ibeo-LUX-8L

In die am IFF bereits bestehende Fahrzeugarchitektur ist Laserscanner Ibeo-LUX-8L von Ibeo Automotive Systems GmbH für Erfassung der Umgebung um das selbstfahrende Fahrzeug verwendet. Um ein angemessenes Sensormodell für das Laserscanner zu entwickeln, ist es vorausgesetzt, dass die technischen Details von dem Sensor zur Verfügung steht. Nach [?] werden die relevanten technischen Größen in Tabelle 2.3 aufgelistet.

Tabelle 2.3: Tabular technische Details von Ibeo LUX 8L

Technische Daten	Wert
Reichweite	50m mit 10% Remission
Genauigkeit	10cm
Entfernungsauflösung	4cm
Horizontaler Öffnungswinkel	110° (50° – 60°)
Vertikaler Öffnungswinkel	6,4°
Horizontale Winkelauflösung	0,25°
Vertikale Winkelauflösung	0,8°
Bildrate	25 Hz
Multi-Layer	8 (2 Paare von 4 Layers)
Ausgabe	Roh- und Objektdaten
Abmaße (B×T×H)	164,5×93,2×88mm
Gewicht	998,7g

### 2.2.5 Das zu verwendendes Sensormodell

Nachdem die Theorie des inversen Sensormodell und technische Daten des verwendeten Laserscanner Ibeo-LUX-8L vorgestellt wurden, wird in diesem Abschnitt ein angemessenes Sensormodell entwickelt, um die Wirkung der Sensorinformation auf Glauben des Zellenbelegungszustands zu beschreiben. Hierbei wird ein Kompromiss zwischen Genauigkeit und Effizienz gemacht. Die Modellierung ist in zwei Schritte aufgrund der Messunsicherheit und der in Tabelle 2.3 aufgelisteten Laserscanner-Spezifikationen durchgeführt. Im ersten Schritt wird die Form des Hindernis mit- samt des entsprechenden Freiraums festgestellt. Darauffolgend wird es bestimmt, welche Wahrscheinlichkeit konkret in welchen Bereichen zugewiesen werden [Pie13]. Ein genaues Modell sollte die Wahrscheinlichkeit jeder Zelle in Abhängigkeit von der Position in der Karte, der Strahlbreite und dem Abstand zum Zentrum des Strahls berechnen [HKOB10]. Wenn die Positionsunsicherheit beträchtlich ist, sollte eine kreis- oder ellipsenförmige Form für Hindernis unter Anwendung einer zweidimensionalen Gaußfunktion angenommen [Pie13]. Steht eine hinreichende Genauigkeit des Sensors zu Verfügung, kann die Form zu einer Linie vereinfacht werden. Wenn die horizontale Winkelauf- lösung zugleich niedrig ist, lässt sich die Form weiter zu einem Punkt vereinfachen.

Im Rahmen dieser Arbeit ist die Auflösung der Zelle als  $0,1m \times 0,1m$  zugewiesen. Außerdem ist es sinnvoll, die maximale erfasste Entfernung  $d_{max}$  des Laserscanners

zu beschränken, obwohl die Reichweite nach Tabelle 2.3 50m ist. Dies kann die wegen großer Entfernung entstehende Unsicherheit verringern. Nach dem Test wird der Wert von  $d_{max}$  als 10m bestimmt. Die horizontale Winkelauflösung  $\Delta\theta$  beträgt nach Tabelle 2.3  $0,25^\circ$  oder  $0,004363(\text{rad})$ . Durch die Multiplikation mit  $d_{max}$  und  $\Delta\theta$  ergibt sich der Kreisbogen den Wert  $0,043$ , der die wegen der Strahlbreite entstehende Divergenz beschreiben. Da  $0,043 < 0,1m$  gilt, lässt sich der Einfluss von Strahlbreite vernachlässigen. Zudem wird die Genauigkeit mit  $0,1m$  als ausreichend präzise angenommen. Damit ist es deutlich, dass Hindernisse im Rahmen dieser Arbeit aufgrund der Sensorspezifikation als Punkte zu beschreiben sind. Daraus lassen sich herleiten, dass das entsprechende Freiraummodell als Linie dargestellt wird. Um ein Objekt zu detektieren, dessen Abmessung größer als Auflösung ist, ist der bekannte Begriff Raycasting zu einsetzen. Hierbei werden die einzelnen physikalischen Strahlen des Laserscanners zwischen dem Sensor und einem Objekt nachgebildet. Basierend darauf wird der zweite Schritt der Modellierung eines Sensors simplifiziert und es ist nur erwartet, das inverses Sensor einziges Laserstrahls zu beschreiben. Bei Implementierung werden alle Laserstrahlen mit demselben Sensormodell behandelt. Das inverse Modell einziges Strahls ist 1-dimensional und das für idealen Laserscanner eingesetzte Modell ist in Abbildung 2.9 gezeigt. Das Diagramm veranschaulicht die Zusammenhang zwischen der Belegungswahrscheinlichkeit der Zelle mit Index  $i$  und dem Abstand von Laserscanner. Es ist angenommen, dass sich ein punktförmiges Objekt mit Abstand  $D$  befindet. Ohne Messabweichung bzw. Unsicherheit besitzt ein ideales Modell eine besonders einfache Funktion. Vor dem Objekt bzw. dem Hindernis ist es festgestellt, dass es unmöglich ein anderes Hindernis existiert. Die Zelle, die von Laserscanner mit Abstand  $D$  entfernt, ist mit Wahrscheinlichkeit 1 versehen. Hinter dem Hindernis sind alle Zelle verborgen, weshalb die Wahrscheinlichkeit unverändert bleibt und als A-priori-Wahrscheinlichkeit  $0,50$  gegeben.

Jedoch unterliegt jede Messung aus verschiedenen Gründen einer gewissen Messunsicherheit [Heg18], weshalb ein ideales Sensormodell bietet eine bescheidene Genauigkeit. Unter Berücksichtigung der Messunsicherheit kann das inverse Sensormodell von ideal vereinfachend bis stark komplex sein [Pie13]. Allerdings werden die Funktion, die das inverse Sensormodell definiert, in der Praxis nach der bisherigen Erfahrungen bestimmt. Basierend auf [WSD07] [Pie13] [Heg18] wird im Rahmen dieser Arbeit je nach Situation eine bestimmte abschnittsweise definierte Funktionen angewendet. Die beide Funktion weisen darauf hin, dass die Zellen innerhalb der mi-

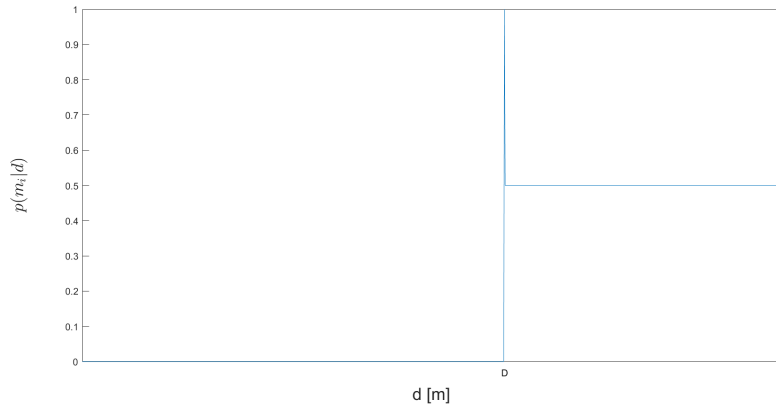


Abbildung 2.9: Das ideale Sensormodell

nimalen erfassbaren Abstand mit einer niedrigen und konstante Wahrscheinlichkeit hinzugefügt. Das inverse Sensormodell ist eine Erweiterung zu dem idealen Sensormodell, wenn ein Hindernis detektiert wird. Der Freiraum vor dem detektierten Hindernis, wie in Abbildung 2.10 dargestellt, ist mit einer monoton ansteigenden linearen Funktion zu beschreiben. Hierbei wird die mit größerer Entfernung entstehenden Messunsicherheit abgebildet, indem sich die Belegungswahrscheinlichkeit mit zunehmender Distanz von dem Laserscanner erhöht [Heg18]. Besteht kein Hindernis, wird die Funktion in in Abbildung 2.11 gezeigte Beschreibung umgewandelt. Dabei wird nur der Freiraum außer dem Bereich innerhalb der minimalen Abstand modelliert. Da die Funktionen linear und einfach sind, wird der Echtzeitanforderung in gewissem Maß gewährleistet. Darüber hinaus werden die Steigung, der minimale bzw. maximale Abstand und die Wahrscheinlichkeit der Zelle mit dem Abstand parametrisiert und bei der folgenden Implementierung justiert.



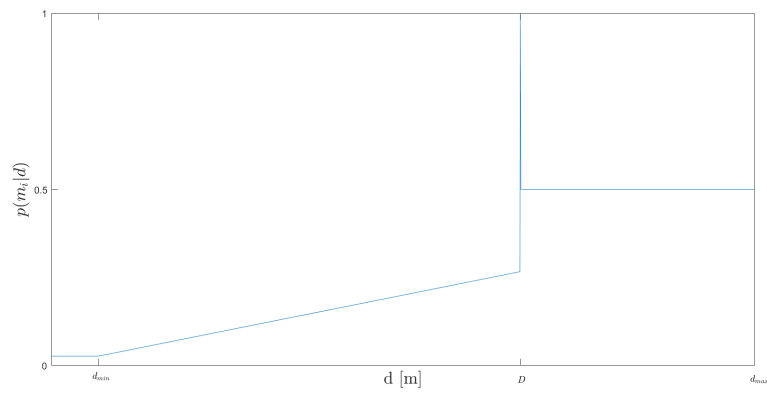


Abbildung 2.10: Das inverse Sensormodell, wenn ein Hindernis detektiert wird

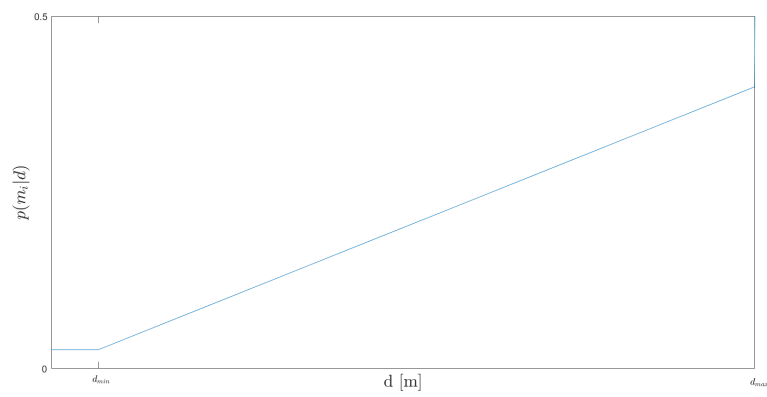


Abbildung 2.11: Das inverse Sensormodell, wenn kein Hindernis detektiert wird

## 3 Implementierung

Um das ober

### 3.1 Unterkapitel 1

Beispiel für eine Fußnote<sup>2</sup>.

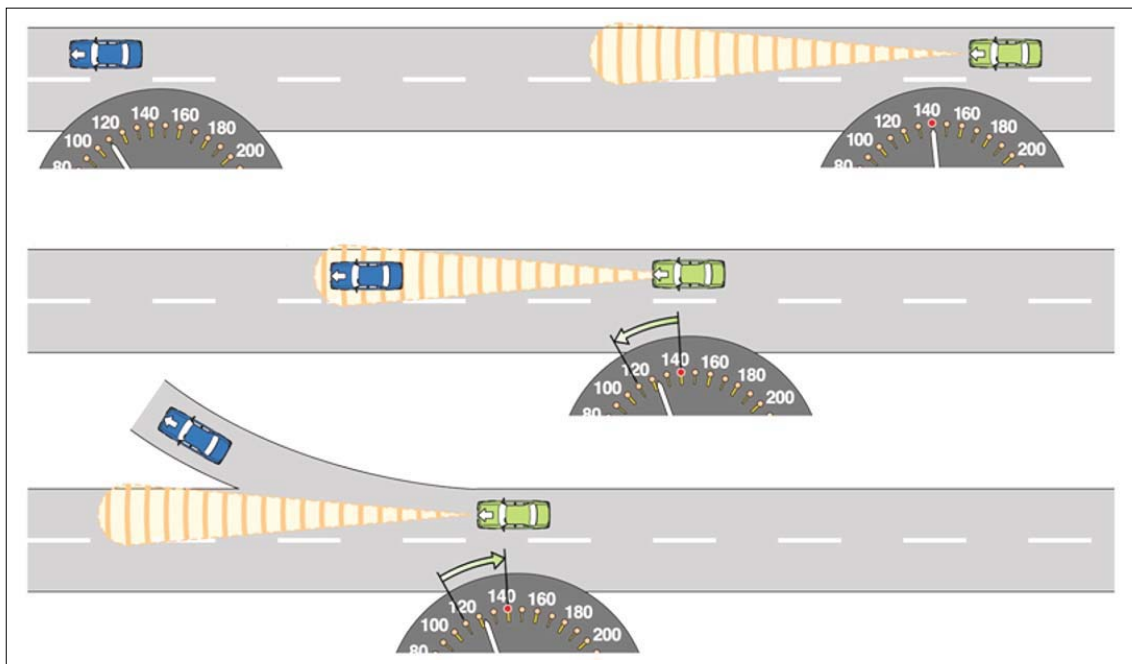


Abbildung 3.12: Folgefahrt Beispielbild

Wie in 3.1 gezeigt, ist es möglich, Kapitel zu [?]verlinken. Abkürzungen wie das Institut für Fahrzeugtechnik (IfF) werden so dargestellt. Quellen übrigens so [?].

Abbildung 3.12 soll ein Beispielhaftes Bild zeigen.

#### 3.1.1 Unterunterkapitel1

**Möglichkeit zur weiteren Unterteilung – Teilkapitel** Mehr als drei Unterteilungsebenen sollen vermieden werden!

---

<sup>2</sup>Fußnoten sind gut.

**Eingerücktes Teilkapitel** Derartige Dinge wie eingerückte Teilkapitel gibt es auch. Falls Du sie brauchen solltest.

Tabelle 3.1: Tabular Umgebung: Simpel formatierte Tabelle

Zwei miteinander verbundene Zellen	
Punkt 1	Adaptive Cruise Control
Punkt 2	Lane Keeping Assist
Schon wieder zwei miteinander verbundene Zellen	
Punkt 3	Elektronisches Stabilitätsprogramm

### 3.1.2 Das zu verwendendes Sensormodell

Nachfolgend das Beispiel für eine Aufzählung mit Itemize.

- Reaktionszeit  $\Delta t_{\text{react}}$
- Im oberen Punkt sieht man auch schön die Einbindung von Formeln in den Text.

$v_{Obj.} = 120 \text{ km/h}$

Einheiten sollten nicht kursiv dargestellt werden und werden vom Zahlenwert durch ein schmales Leerzeichen (Backslash und Komma) getrennt.

Es gibt eine Vielzahl von Gleichungsumgebungen. Equation ist eine davon. Die Gleichung ergibt natürlich keinen tieferen Sinn:

$$x_{obj} = \frac{s^2 \cdot a \cdot \sqrt{b}}{234 \cdot h_{ego}} \quad (3.1)$$

Tabelle 3.2: Vorteile und Nachteile von Kamera, Radar-, Lidar- und Ultraschallsensor

Sensor	Vorteile	Nachteile
Kamera	<ul style="list-style-type: none"> <li>• eine hohe Auflösung und Farbskalen über das gesamte Sichtfeld haben</li> <li>• eine farbenfrohe Perspektive der Umgebung bieten</li> <li>• eine 3D-Geometrie von Objekten bei Stereokameras bereitstellen</li> <li>• kostengünstig Im Vergleich zu Lidar sein</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• ein leistungsfähiges Berechnungssystem benötigen, um nützliche Daten zu extrahieren</li> <li>• empfindlich auf starken Regen, Nebel und Schneefall reagieren</li> <li>• eine 3D-Geometrie von Objekten bei Stereokameras bereitstellen</li> <li>• begrenzte Reichweite besitzen</li> </ul>
Radarsensor	<ul style="list-style-type: none"> <li>• lange Strecken bei schlechten Sichtverhältnissen vor dem Auto sehen</li> <li>• klein, leicht und erschwinglich sind</li> <li>• weniger Strom als ein Lidar-Sensor benötigen</li> <li>• im Vergleich zu Lidar robuster gegen Ausfälle sein</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• eine geringe Genauigkeit und Auflösung bieten</li> <li>• begrenzte Informationen (z. B. weder genaue Form noch Farbinformationen) bekommen</li> <li>• das Problem wegen der gegenseitigen Beeinflussung von Radarsensoren haben</li> <li>• schlechte Azimut- und Höhenauflösung verfügen</li> <li>• ohne einer Erhöhung der Leistung Radardämpfung zeigen</li> </ul>
Ultraschallsensor	<ul style="list-style-type: none"> <li>• lange Strecken bei schlechten Sichtverhältnissen vor dem Auto sehen</li> <li>• klein, leicht und erschwinglich sind</li> <li>• weniger Strom als ein Lidar-Sensor benötigen</li> <li>• im Vergleich zu Lidar robuster gegen Ausfälle sein</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• eine geringe Genauigkeit und Auflösung bieten</li> <li>• begrenzte Informationen (z. B. weder genaue Form noch Farbinformationen) bekommen</li> <li>• das Problem wegen der gegenseitigen Beeinflussung von Radarsensoren haben</li> <li>• schlechte Azimut- und Höhenauflösung verfügen</li> <li>• ohne einer Erhöhung der Leistung Radardämpfung zeigen</li> </ul>

Tabelle 3.3: Tabular technische Details von Ibeo LUX 8L

Technische Daten	Wert
Reichweite	50m mit 10% Remission
Genauigkeit	10cm
Entfernungsauflösung	4cm
Horizontaler Öffnungswinkel	110°?50° <i>bis</i> – 60°?
Vertikaler Öffnungswinkel	6.4°
Horizontale Winkelauflösung	0.25°
Vertikale Winkelauflösung	0.8°
Bildrate	25.0 Hz
Multi-Layer	8 (2 Paare von 4 Layers)
Ausgabe	Roh- und Objektdaten
Abmaße (B×T×H)	164,5×93,2×88mm
Gewicht	998,7g

Tabelle 3.4: Tabular Umgebung: Etwas komplexere Tabelle

	Fahrzeug-CAN	GPS-System	ESP-Cluster	Correvit	Lichtschränke	Radar	Lidar	Kreiselpattform	Webcam, Leuchtdiode
<b>Subjekt</b>									
Setzgeschwindigkeit									x
<b>relative Größen</b>									
Triggersignal		x			x				x
<b>Objekt</b>									
Längsgeschwindigkeit	x	x		x					

## Literatur

- [.0619] *2019 IEEE International Conference on Robotics and Biomimetics (RO-BIO)*. IEEE, 06/12/2019 - 08/12/2019 . – ISBN 978–1–7281–6321–5
- [BGC<sup>+</sup>19] BADUE, Claudine ; GUIDOLINI, Rânik ; CARNEIRO, Raphael V. ; AZEVEDO, Pedro ; CARDOSO, Vinicius B. ; FORECHI, Avelino ; JESUS, Luan ; BERRIEL, Rodrigo ; PAIXÃO, Thiago ; MUTZ, Filipe ; VERONESE, Lucas ; OLIVEIRA-SANTOS, Thiago ; SOUZA, Alberto Ferreira D.: *Self-Driving Cars: A Survey*. (2019)
- [Bus05] BUSCHKA, Pär: *Örebro studies in technology*. Bd. 20: *An investigation of hybrid maps for mobile robots*. Örebro : Universitetsbiblioteket, 2005. – ISBN 91–7668–454–7
- [Eff09] EFFERTZ, Jan: *Autonome Fahrzeugführung in urbaner Umgebung Autonome Fahrzeugführung in urbaner Umgebung durch Kombination objekt- und kartenbasierter Umfeldmodelle*, Technischen Universität Carolo-Wilhelmina zu Braunschweig, Dissertation, 2009
- [Elf89] ELFES, Alberto: Using occupancy grids for mobile robot perception and navigation - Computer. In: *IEEE* 22, No. 6 (1989), S. 46–57
- [FHR<sup>+</sup>20] FAWAD AHMAD ; HANG QIU ; RAY EELLS ; FAN BAI ; RAMESH GOVINDAN: CarMap: Fast 3D Feature Map Updates for Automobiles. In: *17th USENIX Symposium on Networked Systems Design and Implementation (NSDI 20)*. Santa Clara, CA : USENIX Association, 2020. – ISBN 978–1–939133–13–7, 1063–1081
- [Heg18] HEGERHORST, Torben: *Entwicklung eines Umfeldmodells für das automatisierte Fahren*. Braunschweig, Technische Universität Braunschweig, Masterarbeit, 2018
- [HKOB10] HOMM, Florian ; KAEMPCHEN, Nico ; OTA, Jeff ; BURSCHKA, Darius: Efficient occupancy grid computation on the GPU with lidar and radar

- for road boundary detection. In: *2010 IEEE Intelligent Vehicles Symposium*, IEEE, 21/06/2010 - 24/06/2010. – ISBN 978-1-4244-7866-8, S. 1006–1013
- [MAA<sup>+</sup>20] MOHAMMED, Abdul S. ; AMAMOU, Ali ; AYEVIDE, Follivi K. ; KELOUWANI, Soussou ; AGBOSSOU, Kodjo ; ZIOUI, Nadjet: The Perception System of Intelligent Ground Vehicles in All Weather Conditions: A Systematic Literature Review. In: *Sensors (Basel, Switzerland)* 20 (2020), Nr. 22. <http://dx.doi.org/10.3390/s20226532>. – DOI 10.3390/s20226532
- [Pie13] PIERINGER, Christian: *Modellierung des Fahrzeugumfelds mit Occupancy Grids*. Passau, Universität Passau, Masterarbeit, 2013
- [SK08] SICILIANO, Bruno ; KHATIB, Oussama: *Springer handbook of robotics*. Berlin and London : Springer, 2008. – ISBN 978-3-540-23957-4
- [TBF05] THRUN, Sebastian ; BURGARD, Wolfram ; FOX, Dieter: *Probabilistic robotics*. Cambridge, Mass. and London : MIT, 2005 (Intelligent robotics and autonomous agents). – ISBN 978-0-262-20162-9
- [WHL15] WINNER, Hermann ; HAKULI, Stephan ; LOTZ, Felix ; SINGER, Christina: *Handbuch Fahrerassistenzsysteme: Grundlagen, Komponenten und Systeme für aktive Sicherheit und Komfort / Hermann Winner, Stephan Hakuli, Felix Lotz, Christina Singer (Hrsg.)*. 3., überarbeitete und ergänzte Auflage. Wiesbaden : Springer Vieweg, 2015 (ATZ/MTZ-Fachbuch). – ISBN 978-3-658-05734-3
- [WSD07] WEISS, Thorsten ; SCHIELE, Bruno ; DIETMAYER, Klaus: Robust Driving Path Detection in Urban and Highway Scenarios Using a Laser Scanner and Online Occupancy Grids. In: *2007 IEEE Intelligent Vehicles Symposium*, IEEE, 13/06/2007 - 15/06/2007. – ISBN 1-4244-1067-3, S. 184–189
- [WSG10] WURM, Kai M. ; STACHNISS, Cyrill ; GRISETTI, Giorgio: Bridging the gap between feature- and grid-based SLAM. In: *Robotics and Autonomous Systems* 58 (2010), Nr. 2, S. 140–148. <http://dx.doi.org/>

---

10.1016/j.robot.2009.09.009. – DOI 10.1016/j.robot.2009.09.009. –  
ISSN 09218890



## Anhang

### Hier sind zusätzliche Infos einzubringen

Das Beispiel für eine Tabbing Umgebung zeigt, dass es möglich ist, mehrere Zeilen mit dem gleichen Einzug darzustellen:

$$v_{Start} = 120 \text{ km/h} = 33,3 \text{ m/s}$$

$$v_{End} = 80 \text{ km/h} = 22,2 \text{ m/s}$$

$$v_{Diff} = 40 \text{ km/h} = 11,1 \text{ m/s}$$