



Hochschule für Angewandte Wissenschaften Hamburg
Hamburg University of Applied Sciences

AW2 Ausarbeitung

Ruben Jungnickel

Hochgenaue Belegungskarten und deren Evaluation

Inhaltsverzeichnis

1. Einleitung	1
1.1. Umgebungsmodellierung im Automobil	1
1.2. Globale und lokale Belegungskarten	2
1.3. Projekt RecBar	3
2. Selbstlokalisierung in Belegungskarten	3
2.1. Positionsbestimmung	3
2.2. Scan Matching	4
3. Klassifikation dynamischer Umgebungsbereiche	5
3.1. Dynamische und statische Karten	6
3.2. Bayesian Occupancy Filter	6
3.3. Dynamische Zellen in Evidential Grids	6
4. Evaluation von Belegungskarten	7
4.1. Messpunktfehler	8
4.2. Zellweiser Vergleich	8
4.3. Messpunktfehler und zellweiser Vergleich	9
5. Fazit	9
5.1. Ausblick	10
A. Anhang	11
A.1. Systemübersicht Vu	11
A.2. Systemübersicht Moras	11
A.3. Systemübersicht Grewe	12

Tabellenverzeichnis

1. Verschiedene Umgebungsmodelle nach Art der Umgebung 2

Abbildungsverzeichnis

1. Globale und lokale Belegungskarten 2
2. Positionsschätzung mittels Samples und Scan Matching 4
3. Zustandsübergänge einer Bayes und einer Dempster-Shafer Zelle 7
4. Referenzkarte und Bestimmung des Messpunktfehlers 8
5. Systemarchitektur zur kartenbasierten Selbstlokalisierung von Vu 11
6. Systemarchitektur zur Erkennung dynamischer Zellen 11
7. Systemarchitektur zur Evaluation von Belegungskarten von Grewe 12

1. Einleitung

Die Modellierung und Beschreibung der Umgebung eines Automobils ist eine wichtige Aufgabe für Automobilhersteller und eine Voraussetzung für viele Advanced Driver Assistance Systems (ADAS). Die Belegungskarte (Occupancy Grid Map) als Beschreibungsform des Fahrzeugumfeldes gilt als zuverlässig und hat sich in vielen Einsatzbereichen durchgesetzt (Konrad u. a., 2012, S.87) (Thrun, 2002, S.1). Insbesondere in automotiven Fusionssystemen spielt die Belegungskarte als Plattform mehrerer Sensorsysteme eine übergeordnete Rolle. Hier können heterogene Sensordaten in eine gemeinsame Belegungskarte fusioniert werden und liefern somit eine umfassende Beschreibung des Fahrzeugumfeldes (vgl. Effertz, 2009, S.70). In dieser Arbeit wird die Belegungskarte als Umgebungsmodellierung näher betrachtet und auf drei generelle Herausforderungen bei der Kartenerstellung eingegangen. Diese drei Herausforderungen werden anhand von drei wissenschaftlichen Arbeiten näher erläutert.

- Eigenbewegungsinformationen sind eine mögliche Fehlerquelle, die ungenaue und an den Rändern verzerrte Belegungskarten zur Folge haben (vgl. Schmid, 2012, S.90). Ist es jedoch möglich die eigene Position innerhalb der Karte zu bestimmen, können Fehler in der Eigenbewegung (Odometrie) korrigiert werden. Dieser Teilbereich wird in [Abschnitt 2](#) genauer beschrieben.
- Eine weitere Herausforderung ist die Beschreibung von sich bewegenden Objekten innerhalb einer Belegungskarte (vgl. Bouzouraa und Hofmann, 2010, S.295). Die Belegungskarte ist für die Modellierung freier und belegter Zellen prädestiniert. Diese Informationen werden mit Hilfe eines Bayes-Filters aufbereitet. Bewegte Objekte hinterlassen in dieser Darstellung meist ungewollte Artefakte (vgl. Vu u. a., 2007, S.194) (vgl. Weiss u. a., 2007, S.189) (siehe dazu [Abschnitt 3](#)).
- Nach einer genauen Selbstlokalisierung und Erkennung von mobilen Objekten ist die erstellte Umgebungskarte objektiv durch vorhandene Werkzeuge zu bewerten, um eine hohe Genauigkeit sicher zu stellen (siehe [Abschnitt 4](#)).

1.1. Umgebungsmodellierung im Automobil

Um eine einheitliche Beschreibung der Umgebung zu gewährleisten, wird die Umgebung in der Praxis meist auf zwei verschiedene Modelle abgebildet.

Bei der objektbasierten Umfeldmodellierung wird die reale Fahrzeugumgebung stark vereinfacht und auf eine geringe Anzahl relevanter Objekte (z.B. fremde Fahrzeuge) reduziert (Effertz, 2009, S.10). Jedes Objekt wird durch einen Zustandsvektor beschrieben. Der Zustandsvektor umfasst häufig rechteckige Objektboxen mit Geschwindigkeit, Position und Größe für die Beschreibung (Wender, 2008, S.38) (Schueler u. a., 2012, S.695). Einzelne Objekte werden über die Zeit verfolgt und ihre Dynamik bestimmt. Diese Funktion wird auch Objekttracking genannt. Implementiert werden Objekttrackingverfahren mit Bayes'schen Filteralgorithmen wie Kalman- oder Partikel-Filter. Eine Übersicht über Trackingverfahren kann bei (Effertz, 2009, S.36 ff) (Stüker, 2003, S.24 ff) (Mählich, 2009, S.15 ff) gefunden werden.

Die kartenbasierte Umfeldmodellierung beschreibt das Umfeld in diskreten, meist quadratischen, Zellen. Der mögliche Inhalt einer jeden Zelle ist frei definierbar. So kann eine Zelle z.B. Belegungs-, Höhen- oder Farbinformationen enthalten. Die kartenbasierte Umgebungsmodellierung auf Basis von Belegungskarten ist für die Beschreibung statischer Umgebungen prädestiniert (Moras u. a., 2011, S.1). Aus diesem Grund wurden Versuche unternommen Belegungskarten, mit Hilfe des Bayesian

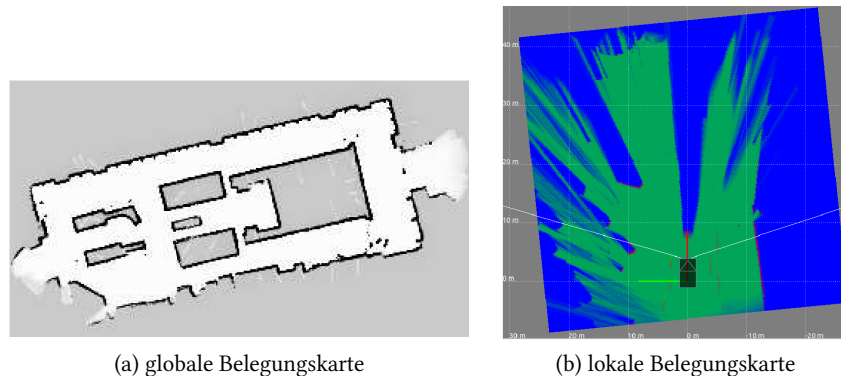


Abbildung 1: Globale (Thrun u. a., 2005, S.223) und lokale Belegungskarten

Occupancy Filter (BOF), auch für dynamische Umgebungen zu rüsten. Bei den Bayesian Occupancy Filter werden einzelne Zellen um eine relative Geschwindigkeit erweitert um die Bewegung zu modellieren. Die Beschreibung von statischen Umgebungen mittels Objektboxen erweist sich in der Praxis als nicht optimal. Real vorkommende Randbebauung und Häuserzeilen lassen sich oftmals nicht eindeutig auf eine einzige Box mit den Attributen Länge, Breite und Orientierung abbilden (vgl. Effertz, 2009, S.39). In diesem Szenario ist oft nicht bekannt, wann das eine Objekt endet und das nächste anfängt. Tabelle 1 zeigt zusammenfassend die erwarteten Vorteile einer gewählten Umgebungsmodellierung.

Umgebung	Objektbox	Occupancy Grid Map	Bayesian Occupancy Filter
statische Umgebung	+/-	+	+
dynamische Umgebung	+	-	+/-

Tabelle 1: Verschiedene Umgebungsmodelle nach Art der Umgebung

1.2. Globale und lokale Belegungskarten

In der Robotik gilt ein kartenbasiertes Umfeldmodell bereits als etabliert (Thrun u. a., 2005, S.221) (Merali und Barfoot, 2012, S.3481). Jedoch unterscheiden sich automotiv Belegungskarten grundlegend von Belegungskarten aus der Robotik. In der Robotik besteht meist die Anforderung das komplette Areal eines autonomen Roboters zu kartieren und diesen, innerhalb dieses Areals mit Hilfe der erstellten Karte, autonom agieren zu lassen. Aus Sicht des Roboters wird eine globale Karte der Umgebung erzeugt.

Da sich Automobile meist nicht in eingeschränkten Arealen bewegen ist das Erstellen von globalen Karten für viele Assistenzsysteme nicht erforderlich. Vielmehr soll eine automotiv Belegungskarte die Anforderungen von Assistenzsystemen erfüllen, die meist eine aktuelle und lokale Repräsentation benötigen (vgl. Grewe u. a., 2012, S.22). Abbildung 1a zeigt im Vergleich eine globale Belegungskarte eines Areals mit festem Ursprung. Abbildung 1b zeigt eine lokale Belegungskarte mit der Fahrzeughinterachse als Ursprung.

1.3. Projekt RecBar

Im Projekt RecBar wird der Verbindungskernbereich des Kommunikationsnetzes eines Serienwagens durch einen Realtime Ethernet Backbone ersetzt. Das Versuchsfahrzeug wird weiterhin mit zwei Laserscannern im Frontbereich für die Umgebungserfassung und als Informationsquelle für mögliche Fahrassistenzsysteme ausgestattet.

Die Daten der Laserscanner gilt es in einer Belegungskarte zu fusionieren (Kartenfusion). Die gemeinsame Belegungskarte kann als Informationsquelle für Fahrassistenzsysteme wie Parkassistenten oder Spurhalteassistent verwendet werden.

2. Selbstlokalisierung in Belegungskarten

Für eine genaue Kartierung der statischen Umgebung sind, zusätzlich zu genauen Messungen des Fahrzeugumfeldes, Informationen über die Eigenbewegung (Odometrie) erforderlich. In einer Belegungskarte werden mehrere Messungen über einen Zeitraum akkumuliert. Innerhalb dieses Zeitraums bewegt sich das Ego-Fahrzeug. Um dieselben Zellen eines statischen Objektes nach einer Bewegung erneut zu treffen, ist eine genaue Selbstlokalisierung Voraussetzung. Das Verfahren zur genauen Selbstlokalisierung innerhalb einer statischen Karte wird in der Literatur SLAM (Simultaneous Localization and Mapping) genannt und wurde in mehreren wissenschaftlichen Arbeiten untersucht (vgl. [Baer u. a. \(2009\)](#), [Baig u. a. \(2009\)](#), [Wu und Sun \(2010\)](#), [Thrun u. a. \(2005\)](#)). Bei der Selbstlokalisierung auf Basis von Belegungskarten unterscheidet Schmid vier verschiedene Verfahren (vgl. [Schmid, 2012, S.94](#)). Zwei davon sind direkt auf Belegungskarten anwendbar.

- Rasterbasierte Selbstlokalisierung (Scan-Matching)
- Selbstlokalisierung über Monte-Carlo Methoden

Hier wird die rasterbasierte Selbstlokalisierung anhand der Arbeit von [Vu u. a. \(2007\)](#) betrachtet. Vu stellt einen neuen Algorithmus vor, der mit Hilfe von mehreren Positionsschätzungen und einer Gütefunktion die eigene Pose innerhalb der Belegungskarte verbessert ([Vu u. a., 2007, S.192](#)). Mit Hilfe eines probabilistischen Bewegungsmodells werden fünfhundert Positionsschätzungen erstellt (sampling). Diese Positionsschätzungen dienen neuen Messdaten als Ausgangspunkt. Es wird daraufhin für jede der Positionsschätzungen die zugehörigen Messdaten des Laserscanners in eine "Hit-Map" eingetragen und eine Bewertung berechnet (vgl. [Vu u. a., 2007, S.192](#)). Die Positionsschätzungen mit der höchsten Bewertung wird als korrigierte Position angenommen. [Abbildung 5](#) beschreibt die Systemarchitektur der Arbeit von Vu.

2.1. Positionsbestimmung

Zur Schätzung der Position $a = (x \ y \ \theta)^T$ ist der Kontrollvektor $u = (v \ w)^T$ notwendig. Die eigene Position besteht aus den kartesischen Koordinaten (x/y) und dem Kurswinkel θ . v beschreibt die Geschwindigkeit und w die Giergeschwindigkeit (Drehbewegung um die Hochachse) des Fahrzeugs.

$$\begin{pmatrix} x' \\ y' \\ \theta' \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} x \\ y \\ \theta \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} -\frac{v}{w} \sin(\theta) + \frac{v}{w} \sin(\theta + w * \Delta t) \\ \frac{v}{w} \cos(\theta) - \frac{v}{w} \cos(\theta + w * \Delta t) \\ w * \Delta t \end{pmatrix} \quad (1)$$

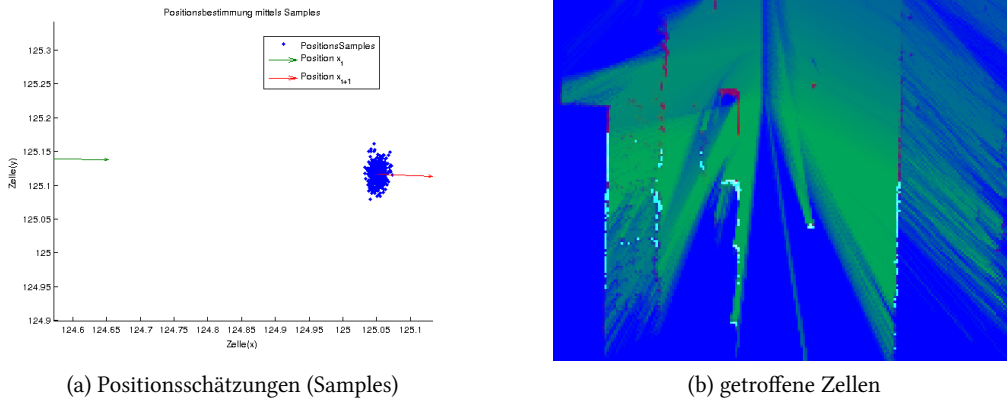


Abbildung 2: Positionsschätzung mittels Samples und Scan Matching

Der Kontrollvektor u mit Odometrie-Informationen muss als fehlerbehaftet angenommen werden, da Odometrie-Messung durch Rauschen verfälscht werden. Der Fehler kann laut (vgl. Thrun u. a., 2005, S.101) mit einem normal-verteilten Rauschprozess modelliert werden. Der fehlerbehaftete Kontrollvektor (\hat{u}) wird dann wie folgt aufgestellt.

$$\begin{pmatrix} \hat{v} \\ \hat{w} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} v \\ w \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \varepsilon_{\alpha 1|v|+\alpha 2|w|} \\ \varepsilon_{\alpha 3|v|+\alpha 4|w|} \end{pmatrix} \quad (2)$$

In Gleichung 2 ist ε_b eine normal-verteilte Fehlervariable mit der Varianz b . Werden nun Gleichung 1 mit Gleichung 2 kombiniert erhält man eine Positionsgleichung, die Rauschen in Form von Fehlervariablen $\alpha 1 \dots \alpha 4$ berücksichtigt.

Vu bedient sich der fehlerbehafteten Positionsgleichung und erstellt für jede Odometrie- und Distanzprofil-Messung 500 Positionsschätzungen (Samples). Diese Samples modellieren den statistischen Rauschprozess aus Gleichung 2 und werden mit Hilfe einer Zufallsfunktion erzeugt (vgl. Thrun u. a., 2005, S.95 ff.). Abbildung 2a zeigt beispielhaft die Erzeugung von Positionsschätzungen aus einer initialen Position (grün x_t) und einer fehlerbehafteten Position (rot x_{t+1}) auf Basis eines Kontrollvektors mit Odometrie-Daten.

2.2. Scan Matching

Mit Hilfe der im letzten Abschnitt erzeugten Positionsschätzungen und einer bis zu diesem Zeitpunkt erstellten Belegungskarte (M), gewichtet Vu jedes einzelne Sample mit Hilfe der Laserscanner-Messung. Für die Gewichtung der einzelnen Positionen werden von Vu zwei Voraussetzungen getroffen.

- Die letzte bestimmte Position (x_{t-1}) des Egofahrzeuges ist korrekt.
- Belegte Zellen enthalten keine Informationen über dynamische Objekte

Mit diesen Annahmen kann nun jedes erstellte Sample als Ursprungsordinate der Laserscanner-Messung angesehen werden. Jede Distanzmessung wird mit dem jeweiligen Sample als Ursprung

3. Klassifikation dynamischer Umgebungsbereiche

innerhalb der Belegungskarte eingepasst und eine getroffene Zelle (hit_t) berechnet. Das Einpassen einer Laserscanner-Messung besteht aus einer Rotation und Translation anhand des aktuellen Samples. Die Bewertungsfunktion **Gleichung 3** summiert daraufhin die in den getroffenen Zellen enthaltene Belegtwahrscheinlichkeit $P(M(k))$.

$$Eval(x_t) = \sum_{k=1}^K P(M_{hit_t}) \text{ wenn } M_{hit_t} \text{ belegt ist} \quad (3)$$

Abbildung **2b** zeigt die getroffenen Zellen (hit_t in der Farbe *Cyan*), der am höchsten bewerteten Positionsschätzung. Diese wird als neue Position angenommen (vgl. **Vu u. a., 2007**, S.192).

Filter für dynamische Zellen

Für die Positionsgewichtung setzt Vu eine statische Belegungskarte voraus. Zellen, die Belegtwahrscheinlichkeit dynamischer Objekte beinhalten, verfälschen das in **Gleichung 3** beschriebene Verfahren. Aus diesem Grund beschreibt Vu ein Klassifikationsverfahren um Informationen dynamischer Objekte nicht in die Belegungskarte einzutragen. Hierfür werden einzelne Zellen klassifiziert.

$$zustand(z^k) = \begin{cases} \text{statisch,} & : M_{hit} = \text{belegt} \\ \text{dynamisch,} & : M_{hit} = \text{frei} \\ \text{unbekannt,} & : M_{hit} = \text{unbekannt} \end{cases} \quad (4)$$

Gleichung 4 zeigt die Annahmen des Klassifikators (vgl. **Vu u. a., 2007**, S.193). Eine Zelle, die in der Vergangenheit als belegt gekennzeichnet wurde und mit der korrigierten Position wieder getroffen wurde, wird als *statisch* angenommen. Zellen die frei waren, jetzt allerdings eine Messung aufweisen werden als *dynamisch* klassifiziert. Über unbekannte Zellen kann keine Aussage über die Dynamik getroffen werden, da hier in der Vergangenheit keine oder zu wenige Messungen erfolgt sind. In die Belegungskarte von Vu werden nur statische Zellen für das inkrementieren der Belegtwahrscheinlichkeiten herangezogen.

3. Klassifikation dynamischer Umgebungsbereiche

Eine Klassifikation von dynamischen Umgebungsbereichen wird auf Grund von folgender Anwendungen benötigt:

- Die Erkennung von bewegten Objekten ist für Lidar (Light Detection and Ranging) Sensoren eine Herausforderung (vgl. **Schmid, 2012**, S.129). Im Gegensatz zum Radar-Sensor werden keine Informationen über bewegte Objekte auf Rohdaten geliefert (vgl. **Moras u. a., 2011**, S.1).
- Wie im **Abschnitt 2** beschrieben setzten Algorithmen zur Selbstlokalisierung in Belegungskarten eine Erkennung von dynamischen und statischen Zellen voraus. Außerdem sind weiterführende Algorithmen wie das Erkennen und Verfolgen bewegter Objekte (Detection and Tracking of Moving Objects DATMO) nur über Annahmen des Dynamikzustandes einer Messung möglich.
- Ungewollte Artefakte, die bewegte Objekte in Belegungskarten hinterlassen und so Freirauminformationen verfälschen, gilt es ebenfalls zu minimieren (vgl. **Schmid, 2012**, S.128).

Ein Verfahren für die Dynamikererkennung wurde bereits in [Gleichung 2.2](#) vorgestellt. Ein weiteres Verfahren, welches auf Basis von "evidential grids" zuverlässig den Zustand einer Zelle der Belegungskarten schätzen soll, stellt Moras vor. [Abbildung 6](#) (Im Anhang) zeigt die Systemarchitektur der Arbeit von Moras.

In diesem Abschnitt wird auf unterschiedliche Verfahren der Dynamikererkennung und auf die Akkumulation der geschätzten Dynamikinformation eingegangen.

3.1. Dynamische und statische Karten

Um in einer Karte einen Bereich zu erkennen, in dem sich in der Vergangenheit Objekte bewegt haben, schlägt Vu die Erstellung einer eigenen Karte für die Dynamikinformationen vor (vgl. [Vu u. a., 2007](#), S.193). Eine Zelle in dieser lokalen, dynamischen Karte enthält einen Zähler, der die Anzahl von Dynamikdetektionen an dieser Stelle speichert. Anhand dieser lokalen, dynamischen Karte lassen sich Rückschlüsse über den befahrbaren Raum ziehen und die Lokalisierung von Straßen ist möglich. Mit Hilfe eines Algorithmus zum Finden von Clustern, können einzelne bewegte Objekt erkannt werden.

3.2. Bayesian Occupancy Filter

Das von Vu beschriebene Modell einer dynamischen Karte speichert lediglich Informationen über vergangene Bewegungsinformationen einer Zelle. Mit dem Bayesian Occupancy Filter werden Zellen einer Belegungskarte um die Geschwindigkeit der Zelle erweitert. Somit kann die Belegungswahrscheinlichkeit einer Zelle, die zu einem sich bewegenden Objekt gehört, über die Zeit verschoben werden. Bayesian Occupancy Filter werden in den Arbeiten von [Bouzouraa und Hofmann \(2010\)](#), [Mekhnacha u. a. und Pradalier u. a. \(2006\)](#) verwendet. Im Unterschied zu dem in [Vu u. a. \(2007\)](#) beschriebenen Ansatz kann durch Bayesian Occupancy Filter die Belegtwahrscheinlichkeit eines dynamischen Objektes geschätzt werden.

3.3. Dynamische Zellen in Evidential Grids

Ein neues Verfahren, das das bereits beschriebene Verfahren von [Vu u. a. \(2007\)](#) zur Erkennung dynamischer Zellen erweitert, wird von [Moras u. a. \(2011\)](#) beschrieben. Moras bedient sich hierfür der Eigenschaften von Belegungskarten, die mit Hilfe der Dempster-Shafer Theorie erzeugt wurden. Bei der Dempster-Shafer Theorie werden Belegtwahrscheinlichkeiten auf zwei unterschiedliche Messungen (belegt/frei) abgebildet (vgl. [Effertz, 2009](#), S.67). Weiteres zur Dempster-Shafer Theorie in Belegungskarten ist bei ([Effertz, 2009](#), S.67 ff.), ([Schmid, 2012](#), S.59 ff.) zu finden.

Die Eigenschaften der Dempster Shafer Theorie nutzt Moras aus, um den Konflikt zwischen der Belegungs- und Freiraumwahrscheinlichkeit zu berechnen. Diesen errechnet Moras indem die aktuelle Messung der Belegung mit der Freiraumwahrscheinlichkeit aus der letzten Belegungskarte multipliziert wird (siehe [Gleichung 6](#)). Damit geht Moras davon aus, dass ein dynamisches Objekt in einer gefilterten

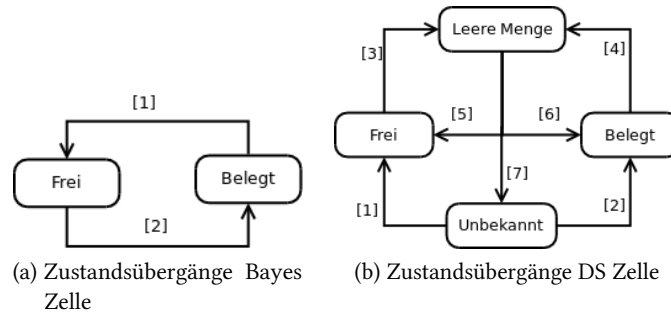


Abbildung 3: Zustandsübergänge einer Bayes und einer Dempster-Shafer Zelle nach (vgl. [Moras u. a., 2011, S.4](#))

Karte keinen Belegtraum erzeugt ([Moras u. a., 2011, S.4](#)). Die Wahrscheinlichkeitsmassen modelliert Moras als Quadrupel (2^Ω) in der \emptyset den Konflikt beschreibt.

$$2^\Omega = \{\emptyset, F, O, \{F, O\}\} \quad (5)$$

$$C_1 = m_{S',k}(O) * m_{M,k-1}(F) \text{ F wird O} \quad (6)$$

$$C_2 = m_{S',k}(F) * m_{M,k-1}(O) \text{ O wird F} \quad (7)$$

$$m_{\cap M,k}(\emptyset) = C_1 + C_2 \quad (8)$$

In der [Gleichung 6](#) ist der Term $m_{\cap M,k}(A)$ die Massenfunktion für Evidenz A auf Basis der Karte M zum Zeitpunkt k . Zur Veranschaulichung zeigt [3b](#) die möglichen Zustandsübergänge einer Dempster-Shafer Zelle. Ist noch keine Messung für eine Zelle eingetroffen, enthält die Masse *Unbekannt* den maximalen Wert der Zelle. Trifft nun eine Messung ein, die mit einer Wahrscheinlichkeit auf Freiraum schließt, wird die Transition 1 verfolgt und die Freiraumwahrscheinlichkeit wird erhöht. Ist nach einer gewissen Zeit die Freiraumwahrscheinlichkeit auf ein Maximum gestiegen, gibt es keine Transition, die einen direkten Wahrscheinlichkeitstransfer von *Frei* nach *Belegt* zulässt. Ein Transfer von *Frei* nach *Belegt* lässt sich nach Moras Modell nur über die *LeereMengen* Masse realisieren. Es wird erst ein Konflikt betrachtet, wenn die gesamte Wahrscheinlichkeitsmasse in *Frei* oder *Belegt* verwendet wird, erst dann wird der Konflikt über Transition 4 oder 3 aufgelöst. Durch dieses Vorgehen gewinnt der Algorithmus an Robustheit (vgl. [Moras u. a., 2011, S.4](#)).

Zum Vergleich zeigt [3a](#) den Zustandsübergang einer Zellen mit nur einer Wahrscheinlichkeitsmasse. Hier ist keine Kontrolle über einen möglichen Konflikt der Wahrscheinlichkeiten möglich.

4. Evaluation von Belegungskarten

Belegungskarten sollen ein präzises Modell ihrer Umgebung abhängig von ihrer individuellen Auflösung liefern (vgl. [Schmid, 2012, S.31](#)). Mögliche Fehlerquellen einer Kartierung mit Belegungskarten wurden in den [Abschnitt 3](#) und [Abschnitt 2](#) diskutiert. Im folgenden Abschnitt werden nun Bewertungsverfahren vorgestellt, die eine erstellte Belegungskarte mit verschiedenen Ansätzen bewerten. [Grewe u. a. \(2012\)](#) unterscheidet zwischen zwei Bewertungsverfahren für Belegungskarten.

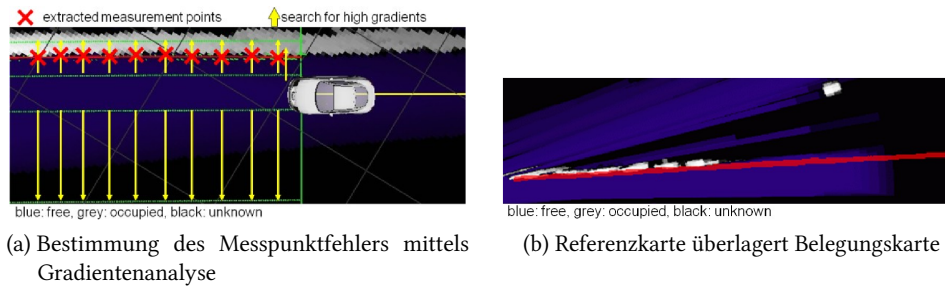


Abbildung 4: Referenzkarte und Bestimmung des Messpunktfehlers (Grewe u. a., 2012, S.21)

- Beim zellweisen Vergleich zwischen zwei Belegungskarten repräsentiert die eine Karte die tatsächliche Umgebung (ground-truth) und wird als Referenz genutzt, während die andere Karte die zu bewertende Belegungskarte darstellt.
- Beim Vergleich eines Referenzpolygons mit einer Belegungskarte spricht Grewe u. a. (2012) von dem Messpunktfehler, welcher die Distanz zwischen Referenzpolygon und belegter Zellen in der Belegungskarte darstellt.

Für die Bewertung einer Karte werden zunächst Messungen der wahren Umgebung benötigt. Diese erzeugt Grewe mit Hilfe eines DGPS (Differential Global Positioning System) Rovers. Diese DGPS Daten stellen Punkte in einer kartesischen, globalen Karte dar. Verbindet man diese Punkte entsteht ein Referenzpolygon. Die Systemarchitektur der Arbeit von Grewe wird in [Abbildung 7](#) (im Anhang) dargestellt.

4.1. Messpunktfehler

Grewe bestimmt den Messpunktfehler zwischen Referenzpolygon und Belegungskarte in dem er das Referenzpolygon in das Koordinatensystem der Belegungskarte überführt. Innerhalb der Karte sucht er nun mittels Gradientenanalyse nach der nächsten belegten Zellen zum Referenzpolygon und bestimmt die Distanz. [Abbildung 4a](#) zeigt die Bestimmung des Messpunktfehler mit Hilfe des zuvor erstellten Referenzpolygons (rote Linie).

4.2. Zellweiser Vergleich

Evaluationsverfahren für Belegungskarten wurden bereits in der Robotik erforscht ((Balaguer u. a., 2009, vgl.) und (Collins u. a., 2007, vgl.)). Grewe untersucht in seiner Arbeit, wie sich bekannte Verfahren der Robotik auf das automotiv Szenario übertragen lassen. Hierfür werden drei verschiedene zellweise Vergleichsverfahren angewandt: *MapScore*, *OccupiedCellsRatio* und *FreeCellsRatio*. Um die zellweisen Vergleichsverfahren anwenden zu können, ist eine gleich große Referenzkarte zu erstellen. Grewe benutzt das zuvor erstellte Referenzpolygon für die Erzeugung einer Referenzkarte (vgl. Grewe u. a., 2012, S.22). Der MapScore aus [Gleichung 9](#) wird durch eine zellweisen Multiplikation der Referenzkarte B und der zu bewertenden Belegungskarte A berechnet. Das Inverse einer Zelle ist hier mit $\bar{A}_i = 1 - A_i$ angegeben. Der MapScore hat die Eigenschaft von freien Zellen dominiert zu werden, da in der Regel in einer Belegungskarte mehr freie Zellen als belegte existieren. Aus diesem

Grund wird empfohlen den *MapScore* nur auf belegte Zellen anzuwenden (vgl. [Collins u. a., 2007](#), S.4).

$$MapScore = \sum_i 1 + \log_2(A_i * B_i + \bar{A}_i * \bar{B}_i) \quad (9)$$

$$OccupiedCellsRatio = \frac{\sum_{cells} test, mapocc, true}{\sum_{cells} reference, map, occ} \quad (10)$$

$$FreeCellsRatio = \frac{\sum_{cells} test, map, free, true}{\sum_{cells} reference, map, free} \quad (11)$$

Der *OccupiedCellsRatio* aus [Gleichung 10](#) zählt die Zellen, die in Referenzkarte und Belegungskarte belegt waren und teilt die Anzahl durch die belegten Zellen in der Referenzkarte. Der *FreeCellsRatio* verfährt analog mit den freien Zellen.

4.3. Messpunktfehler und zellweiser Vergleich

Weitere Untersuchungen zeigen, dass es zwischen Messpunktfehler und Verfahren zum zellweisen Vergleich keine Korrelation gibt. Dieses Ergebnis wird mit den unterschiedlichen Anforderungen der zellweisen Vergleichsverfahren und des Messpunktfehlers begründet. Im Gegensatz zu Kartierungsverfahren aus der Robotik, findet eine Umfelderkennung im automotiven Bereich meist in einem eingeschränkten Bereich statt. Es ist hier nicht das Ziel eine globale Karte der Umgebung zu erstellen, sondern die aktuelle Fahrsituation so präzise wie möglich darzustellen (vgl. [Grewe u. a., 2012](#), S.22). Die erstellte Referenzkarte (siehe [4b](#)) jedoch bildet bereits das gesamte Szenario ab, wobei die erstellte Belegungskarte nur einen begrenzten Sichtbereich vorweist. Beim Gegenübersetzen von zellweisen Vergleichsverfahren und Berechnung des Messpunktfehlers, ist bei den zellweisen Vergleichsverfahren aus dem genannten Grund ein höherer Fehler zu erwarten (vgl. [Grewe u. a., 2012](#), S.23). Infolgedessen lassen sich Evaluationsverfahren aus der Robotik, wie in [Balaguer u. a. \(2009\)](#) und [Collins u. a. \(2007\)](#) vorgestellt, nur bedingt anwenden (vgl. [Grewe u. a., 2012](#), S.23).

5. Fazit

In den letzten Kapiteln wurde anhand der Arbeiten von [Vu u. a. \(2007\)](#), [Moras u. a. \(2011\)](#) und [Grewe u. a. \(2012\)](#) die Herausforderungen und die jeweiligen Lösungsansätze der genauen Kartierung mittels Belegungskarten dargestellt. In diesem Abschnitt werden die Arbeiten zusammengefasst und kommentiert. Des Weiteren wird ein Ausblick über die gesammelten Informationen und deren Verwendung in einer Masterthesis gegeben.

Selbstlokalisierung

Das beschriebene Verfahren von [Vu u. a. \(2007\)](#) aus [Abschnitt 2](#) zur kartenbasierten Selbstlokalisierung und Odometrieverbesserung erzeugt aus einer korrekt angenommener Ursprungsposition neue Positionsschätzungen (Samples). Dieses Verfahren erinnert stark an einen Partikel-Filter (für Partikel-Filter siehe [Thrun u. a., 2005](#), S.77). Jedoch mit dem Unterschied, dass bei einem Partikel-Filter meist nicht nur das am höchsten gewichtete Partikel die Schätzung erzeugt, sondern ein Mittelwert aller Partikel. Die einzelne Positionsschätzung (Partikel) eines Partikel-Filters werden erst gelöscht, wenn diese im "Resampling" Schritt durch ein höher gewichtiges Partikel ersetzt werden. Ansonsten bleiben ursprüng-

liche Schätzungen im Zustand enthalten. Die Ursprungsposition enthält somit alle Unsicherheiten einer letzten Messung. Vu untersucht den vorgestellten Algorithmus nicht unter Verwendung eines Partikel-Filters. Jedoch werden Partikel-Filter zur Positionsschätzung in ähnlichen Szenarien in den Arbeiten von [Thrun u. a. \(2005\)](#) und [Grisetti u. a. \(2005\)](#) verwendet.

Erkennung dynamischer Zellen

Verfahren zur Erkennung von sich bewegenden Objekten innerhalb von Zellen wurde in dieser Arbeit sowohl von Vu als auch von Moras vorgestellt. Vu betrachtet getroffene Zellen in Vergleich zu einer bis zu diesem Zeitpunkt erstellten Belegungskarte und zieht daraus Rückschlüsse über die Dynamik einer Zelle. Während Moras sich der Eigenschaften einer Belegungskarte auf Basis der Dempster-Shafer Evidenztheorie bedient und den entstehenden Konflikt der Wahrscheinlichkeitsmassen zwischen Frei und Belegt für eine Schätzung der Dynamik nutzt. Beide vorgestellten Verfahren eignen sich für die Detektion sich bewegender Objekte.

Evaluation von Belegungskarten

Grewe erzeugt mittels eines DGPS-Rover ein Referenzpolygon eines Hindernisses. Anhand dieses Referenzpolygon wird der Messpunktfehler einer erstellten Belegungskarte mit Verfahren zum zellweisen Vergleich von Belegungskarten verglichen. Durch die unterschiedlichen Anforderung der Techniken des zellweisen Vergleiches, die meist auf globale Karten angewandt werden, empfiehlt Grewe die Verwendung von Messpunktfehlern zur Evaluation von automotiven Belegungskarten (vgl. [Grewe u. a., 2012](#), S.23). Grewe evaluiert eine Belegungskarte, die anhand eines Radarsensors erstellt wurde. In dieser Arbeit wurde nicht untersucht, ob sich Belegungskarten, die mittels Laserscanner erstellt wurden, mit Hilfe eines Messpunktfehlers erfolgreich bewerten lassen. In seinem Ausblick weist Grewe auf die Möglichkeit hin Referenzbelegungskarten mittels Laserscanner zu erstellen ([Grewe u. a., 2012](#), S.24). In diesem Fall bleibt die Frage offen, wie eine solche Referenzbelegungskarte bewertet werden kann.

5.1. Ausblick

Für die Entwicklung einer hochgenauen Belegungskarte auf Basis von Laserscannern im Projekt RecBar wurden hier Herausforderungen und Lösungsansätze beschrieben und diskutiert. Für eine Selbstlokalisierung mittels Belegungskarten ist das Verfahren von Vu interessant, sollte jedoch um einen zeitlichen Filter (z.B. einen Partikel-Filter) erweitert werden.

Für eine Erkennung von bewegter Objekte innerhalb von Zellen eignet sich das Verfahren von Moras für ein Laserscanner-Fusionssystem, da hier mit Hilfe der Dempster-Shafer Evidenztheorie Scandaten in der Belegungskarte fusioniert werden können (vgl. [Effertz, 2009](#), S.104). Für die Evaluation eines laserscannerbasierten Fusionssystem eignet sich eventuell die Berechnung eines Messpunktfehler im Vergleich zu DGPS Daten. Jedoch muss hier zunächst sichergestellt werden, dass die Genauigkeit einer DGPS-Systems höher ist als die gewählte Zellauflösung der Belegungskarte.

Des weiteren ist der Rechenaufwand zur Kartenerstellung, Selbstlokalisierung und Dynamikerkennung ein nicht zu unterschätzendes Risiko, sofern die Belegungskarte online erstellt werden soll. So ist Moras Dynamikerkennung offline, mit aufgezeichneten Daten, von Matlab erzeugt worden ([Moras u. a., 2011](#), S.5).

A. Anhang

A.1. Systemübersicht Vu

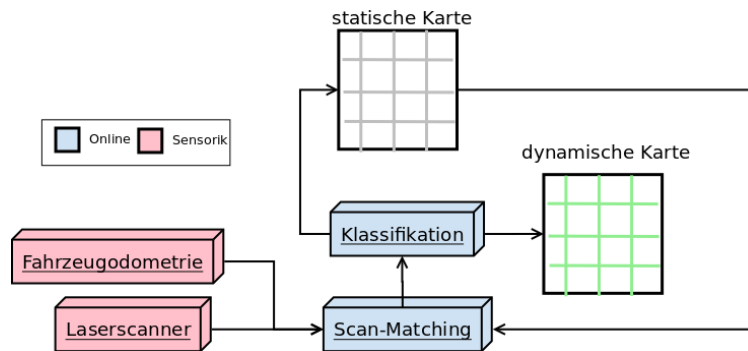


Abbildung 5: Systemarchitektur zur kartenbasierten Selbstlokalisierung von Vu

A.2. Systemübersicht Moras

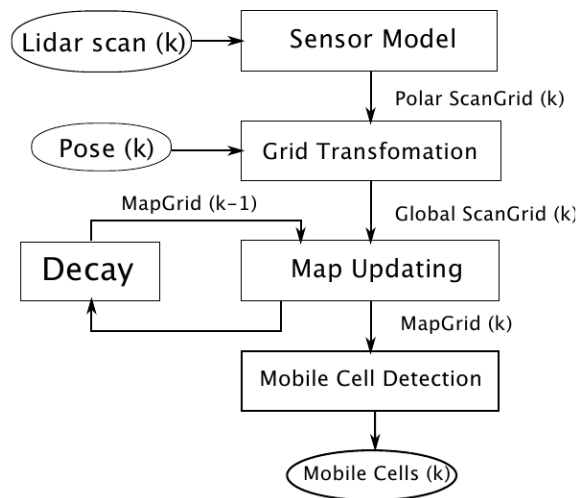


Abbildung 6: Systemarchitektur zur Erkennung dynamischer Zellen (Moras u. a., 2011, S.3)

A.3. Systemübersicht Grewe

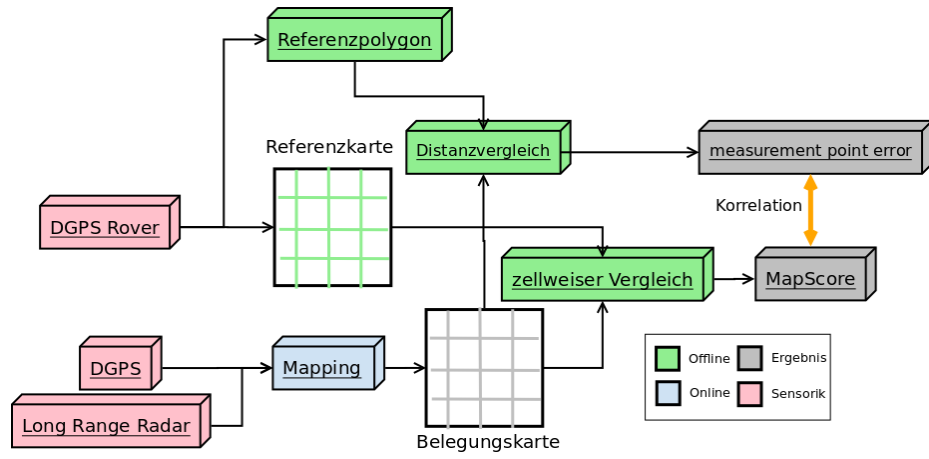


Abbildung 7: Systemarchitektur zur Evaluation von Belegungskarten von Grewe

Literatur

- [Baer u. a. 2009] BAER, M. ; BOUZOURAA, M.E. ; DEMIRAL, C. ; HOFMANN, U. ; GIES, S. ; DIEPOLD, K.: EgoMaster: A central ego motion estimation for driver assist systems. In: *Control and Automation, 2009. ICCA 2009. IEEE International Conference on*, 2009, S. 1708–1715
- [Baig u. a. 2009] BAIG, Q. ; VU, Trung-Dung ; AYCARD, O.: Online localization and mapping with moving objects detection in dynamic outdoor environments. In: *Intelligent Computer Communication and Processing, 2009. ICCP 2009. IEEE 5th International Conference on*, 2009, S. 401–408
- [Balaguer u. a. 2009] BALAGUER, Benjamin ; BALAKIRSKY, Stephen ; CARPIN, Stefano ; VISSER, Arnoud: Evaluating maps produced by urban search and rescue robots: lessons learned from RoboCup. In: *Autonomous Robots* 27 (2009), Nr. 4, S. 449–464. – URL <http://dx.doi.org/10.1007/s10514-009-9141-z>. – ISSN 0929-5593
- [Bouzouraa und Hofmann 2010] BOUZOURAA, M.E. ; HOFMANN, U.: Fusion of occupancy grid mapping and model based object tracking for driver assistance systems using laser and radar sensors. In: *Intelligent Vehicles Symposium (IV), 2010 IEEE*, 2010, S. 294–300. – ISSN 1931-0587
- [Collins u. a. 2007] COLLINS, T. ; COLLINS, J.J. ; RYAN, C.: Occupancy grid mapping: An empirical evaluation. In: *Control Automation, 2007. MED '07. Mediterranean Conference on*, 2007, S. 1–6
- [Effertz 2009] EFFERTZ, Jan: *Autonome Fahrzeugführung in urbaner Umgebung durch Kombination objekt- und kartenbasierter Umfeldmodelle*, Technischen Universität Carolo-Wilhelmina zu Braunschweig, Dissertation, Februar 2009. – URL <http://www.digibib.tu-bs.de/?docid=00029859>
- [Grewe u. a. 2012] GREWE, R. ; KOMAR, M. ; HOHM, A. ; LUEKE, S. ; WINNER, H.: Evaluation method and results for the accuracy of an automotive occupancy grid. In: *Vehicular Electronics and Safety (ICVES), 2012 IEEE International Conference on*, 2012, S. 19–24
- [Grisetti u. a. 2005] GRISSETTI, G. ; STACHNISS, C. ; BURGARD, W.: Improving Grid-based SLAM with Rao-Blackwellized Particle Filters by Adaptive Proposals and Selective Resampling. In: *Robotics and Automation, 2005. ICRA 2005. Proceedings of the 2005 IEEE International Conference on*, April 2005, S. 2432–2437
- [Konrad u. a. 2012] KONRAD, M. ; NUSS, D. ; DIETMAYER, K.: Localization in digital maps for road course estimation using grid maps. In: *Intelligent Vehicles Symposium (IV), 2012 IEEE*, June 2012, S. 87–92. – ISSN 1931-0587
- [Mekhnacha u. a.] MEKHNACHA, Kamel ; MAO, Yong ; RAULO, David ; LAUGIER, Christian: Bayesian occupancy filter based "Fast Clustering-Tracking" algorithm. In: *Multisensor Fusion and Integration for Intelligent Systems*
- [Merali und Barfoot 2012] MERALI, R.S. ; BARFOOT, T.D.: Patch map: A benchmark for occupancy grid algorithm evaluation. In: *Intelligent Robots and Systems (IROS), 2012 IEEE/RSJ International Conference on*, Oct 2012, S. 3481–3488. – ISSN 2153-0858

- [Moras u. a. 2011] MORAS, J. ; CHERFAOUI, V. ; BONNIFAIT, P.: Moving Objects Detection by Conflict Analysis in Evidential Grids. In: *Intelligent Vehicles Symposium (IV), 2011 IEEE*, 2011, S. 1122–1127. – ISSN 1931-0587
- [Mählich 2009] MÄHLISCH, Mirko: *Filtersynthese zur simultanen Minimierung von Existenz-, Assoziations- und Zustandsunsicherheiten in der Fahrzeugumfelderfassung mit heterogenen Sensordaten*, Universität Ulm, Dissertation, August 2009. – URL <http://vts.uni-ulm.de/doc.asp?id=7188>
- [Pradalier u. a. 2006] PRADALIER, Cédric ; LAUGIER, Christian ; FRAICHARD, Thierry ; BESSIÈRE, Pierre: Bayesian occupancy filtering for multitarget tracking: an automotive application. In: *Journal of Robotics Research* (2006)
- [Schmid 2012] SCHMID, Matthias R.: *Umgebungserfassung für Fahrerassistenzsysteme mit hierarchischen Belegungskarten*. Neubiberg, Universität der Bundeswehr München, Fakultät für Luft- und Raumfahrttechnik, Dissertation, 2012. – URL <http://athene.bibl.unibw-muenchen.de:8081/download/90500/90500.pdf>
- [Schueler u. a. 2012] SCHUELER, K. ; WEIHERER, T. ; BOUZOURAA, E. ; HOFMANN, U.: 360 Degree multi sensor fusion for static and dynamic obstacles. In: *Intelligent Vehicles Symposium (IV), 2012 IEEE*, 2012, S. 692–697. – ISSN 1931-0587
- [Stüker 2003] STÜKER, Dirk: *Heterogene Sensordatenfusion zur robusten Objektverfolgung im automobilen Straßenverkehr*, Carl von Ossietzky-Universität Oldenburg, Dissertation, November 2003. – URL <http://oops.uni-oldenburg.de/201/>
- [Thrun 2002] THRUN, Sebastian: Learning Occupancy Grids With Forward Sensor Models. In: *Autonomous Robots* 15 (2002), S. 111–127
- [Thrun u. a. 2005] THRUN, Sebastian ; BURGARD, Wolfram ; FOX, Dieter: *Probabilistic Robotics*. Cambridge, MA : MIT Press, 2005 (Intelligent Robotics and Autonomous Agents). – ISBN 978-0262201629
- [Vu u. a. 2007] VU, Trung-Dung ; AYCARD, O. ; APPENRODT, N.: Online Localization and Mapping with Moving Object Tracking in Dynamic Outdoor Environments. In: *Intelligent Vehicles Symposium, 2007 IEEE*, 2007, S. 190–195. – ISSN 1931-0587
- [Weiss u. a. 2007] WEISS, T. ; SCHIELE, B. ; DIETMAYER, K.: Robust Driving Path Detection in Urban and Highway Scenarios Using a Laser Scanner and Online Occupancy Grids. In: *Intelligent Vehicles Symposium, 2007 IEEE*, 2007, S. 184–189. – ISSN 1931-0587
- [Wender 2008] WENDER, S.: *Multisensorsystem zur erweiterten Fahrzeugumfelderfassung*, Universität Ulm, Dissertation, 2008. – URL <http://books.google.de/books?id=yzvFcQAACAAJ>
- [Wu und Sun 2010] WU, Ming ; SUN, Ji-Ying: Simultaneous localization, mapping and detection of moving objects with mobile robot in dynamic environments. In: *Computer Engineering and Technology (ICCET), 2010 2nd International Conference on* Bd. 1, 2010, S. V1–696–V1–701