

Lankenau, A., Röfer, T. (2001). Selbstlokalisierung in Routengraphen. In: Levi, P., Schanz, M. (Hrsg.): Autonome Mobile Systeme 2001. Informatik aktuell. Springer. 157-163.

Selbstlokalisierung in Routengraphen

Axel Lankenau, Thomas Röfer

Bremer Institut für Sichere Systeme, TZI, FB3,
Universität Bremen, Postfach 330440, D - 28334 Bremen
alone@tzi.de, roefer@tzi.de

Zusammenfassung In diesem Beitrag wird ein neues Verfahren zur absoluten Selbstlokalisierung eines Roboters in einer strukturierten Umgebung vorgestellt. Da sowohl das benötigte Vorwissen als auch der Bedarf an Sensorik sehr gering sind und der Ansatz aufgrund einer gemischt topologisch-metrischen Repräsentation der Umgebung sehr gut skaliert, eignet sich die Methode für den Einsatz in großflächigen Service-Robotik Anwendungen. Als Experimentierplattform dient der Bremer Autonome Rollstuhl „Rolland“.

1 Motivation

Zukünftige Generationen von Service-Robotern werden ein hohes Maß an Mobilität besitzen; dies gilt sowohl für die klassischen Anwendungsgebiete, wie z.B. in der Gebäudereinigung oder in der Überwachung von Grundstücken, als auch in besonderem Maße für Rehabilitationsroboter, wie intelligente Rollstühle. Nach dem Nachweis der technischen Machbarkeit werden zusätzliche Anforderungen wie beispielsweise die Einsetzbarkeit in herkömmlichen und unveränderten Umgebungen sowie niedrige Materialkosten in den Vordergrund rücken – spätestens wenn es zur Markteinführung dieser Geräte kommt. Um diesen Ansprüchen gerecht werden zu können, sind u.a. Verfahren gefragt, die die grundlegenden Probleme der Navigation von Service-Robotern anforderungsgemäß lösen.

Aufgrund dieser Überlegungen wurde im Rahmen des Projekts *Bremer Autonomer Rollstuhl* ein gut skalierendes Selbstlokalisationsverfahren für den Rehabilitationsroboter „Rolland“ (siehe Abb. 1 links und [8, 12]) entwickelt, das nur eine minimale Sensorausstattung (Odometrie, zwei Ultraschallsensoren) voraussetzt, in unveränderten Umgebungen funktioniert und in Echtzeit bereits in der hier vorgestellten Basisversion eine hinreichende Genauigkeit für die robuste Navigation in (großen) Gebäuden bietet.

2 Stand der Forschung

In der Literatur werden zwei Grundprinzipien zur Selbstlokalisierung mobiler Roboter unterschieden [1]: *Relative* Verfahren verfolgen in einer gegebenen Repräsentation der Umwelt bei bekannter (ungefährer) Anfangsposition die Bewegung des Roboters mit („Tracking“). Vertreter dieser Kategorie sind zum Beispiel Ansätze, die auf dem Abgleich von Laser-Scans beruhen. Dabei kommen sowohl direkte Korrelationen [6], als auch die Verwendung eines „Kurzzeitgedächtnisses“ in Form einer Rasterkarte [9] oder

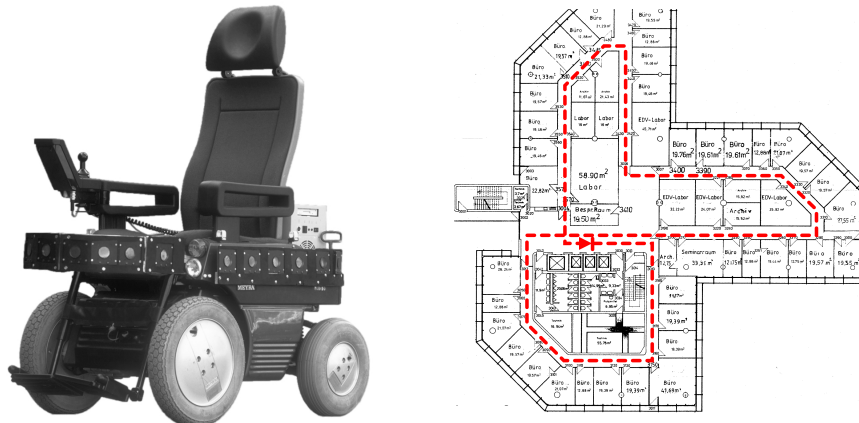


Abbildung 1. Links Der Bremer Autonome Rollstuhl „Rolland“. Rechts Experimentierumgebung auf einer Grundfläche von $47 \times 49m^2$ im Mehrzweckhochhaus der Universität Bremen. Die gestrichelte Linie zeigt eine der gefahrenen Routen (Länge ca. 200m).

Histogramm-basierte Verfahren [7] zur Anwendung. Dagegen sollen *absolute* Verfahren ohne a-priori Wissen über die Ausgangsposition den Roboter während der Fahrt in einer gegebenen Karte lokalisieren, bzw. beim sog. „Hijacked-robot“-Problem [4] einen während der Laufzeit für das System unmerkbar an eine andere Position gebrachten Roboter „wiederfinden“.

Mächtiger und fehlertoleranter sind die absoluten Verfahren. Sie versuchen, die aktuelle Situation des Roboters, die sich über die Eigenbewegung und die Sensoreindrücke definiert, mit einer bekannten Repräsentation der Umgebung, die z.B. in Form einer metrischen Karte vorliegen könnte, zur Deckung zu bringen. Es gilt eine Hypothese über die Position des Roboters in der Welt aufzustellen. Dazu wird eine Verteilungsfunktion, die jeder möglichen Position des Roboters eine gewisse Wahrscheinlichkeit zuordnet, kontinuierlich adaptiert. Dies geschieht in Abhängigkeit von der erfolgten Eigenbewegung und den Sensoreindrücken. Mangels eines geschlossenen Ausdrucks muss die Funktion approximiert werden. Zu diesem Zweck wurden zunächst Rasterkarten-basierte Markov-Lokalisationsverfahren untersucht. Sie nutzten entweder Ultraschallsensoren [3] oder Laser-Scanner [2], um ein Wahrscheinlichkeitsgitter aufzubauen, aus dem eine Hypothese über die aktuelle Roboterposition abgeleitet werden konnte. Neuerdings werden sog. Monte-Carlo-Verfahren favorisiert, die stattdessen Partikelmengen verwenden, um die Verteilungsfunktion zu approximieren [5, 14]. Dies reduziert den Aufwand erheblich, die Skalierbarkeit lässt sich aber trotzdem schwer vorhersagen, weil nicht ersichtlich ist, wie sich die Anzahl der benötigten Partikel zur Größe der Umwelt verhält. Abseits von der rein metrischen Repräsentation der Umwelt stellen Kuipers *et al.* mit der „Spatial Semantic Hierarchy“ eine Integration von metrischen und topologischen Konzepten vor. Dieser Idee folgen [13, 10], indem sie topologische Karten mit metrischen Informationen anreichern. Die Selbstlokalisierung erfolgt

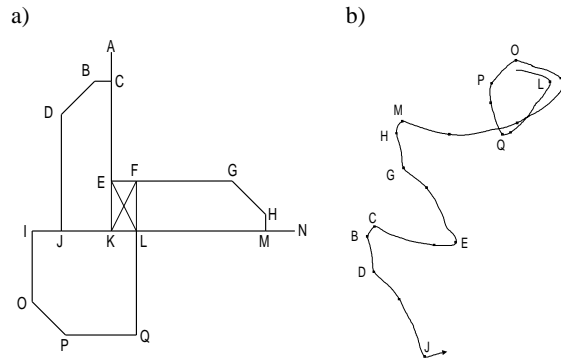


Abbildung 2. a) Repräsentation der Umgebung als Routengraph mit 132 Abzweigen. b) Aufzeichnung der Eigenbewegung des Rollstuhls auf der in Abb. 1 rechts dargestellten Route.

dann ebenfalls probabilistisch auf Basis der Odometrie und eines sensorisch erfassten lokalen Modells der Umwelt.

3 Modellierung der Eigenbewegung und der Umwelt

Die hier präsentierte Methode zur absoluten Selbstlokalisierung stützt sich auf die von Röfer vorgestellte inkrementelle Generalisierung gefahrener Strecken [11]. Dabei wird während der Fahrt die Eigenbewegung des Roboters zu einer abstrakten Routenbeschreibung generalisiert, in der die Route als Abfolge von geraden Segmenten, die unter bestimmten Winkeln aufeinander treffen, repräsentiert wird.

In Abb. 3 wird die von der Odometrie des Roboters mitgeschriebene Eigenbewegung als durchgezogene Linie dargestellt. Die vom Generalisierungsalgorithmus erkannten Ecken sind durch ausgefüllte Kreise markiert. Die rechteckigen Kästen zeigen die Akzeptanzgebiete der jeweiligen Segmente, d.h. solange der Roboter solch eine Region nicht verlässt, wird angenommen, dass er sich noch im selben Korridor befindet. Die Breite der rechteckigen Kästen wird mit einem Histogramm-basierten Ansatz aus den Messwerten zweier seitlich angebrachter Ultraschallsensoren bestimmt [11]. Die Generalisierung der zurückgelegten Strecke wird inkrementell durchgeführt, also während der Roboter fährt. Daher verändern sich sowohl die Länge der bisher im aktuellen Segment zurückgelegten Strecke als auch der Winkel zum vorangegangenen Segment zur Laufzeit in Abhängigkeit von der Bewegung des Roboters. Diese Eigenschaft des Routengeneralisierungsverfahrens wirkt sich auf den im folgenden vorgestellten Selbstlokalisationsansatz aus, da alle vorhandenen Informationen über das aktuelle Segment temporärer Natur sind. Die durch die Generalisierung erzielte Abstraktion erweist sich als sehr robust, ist allerdings nur sinnvoll, wenn die Routen in Gangstrukturen gefahren wurden, was jedoch in nahezu allen größeren Gebäuden wie Krankenhäusern, Ämtern und Bürogebäuden üblich ist.

Daher beschränkt sich der hier beschriebene Ansatz momentan auf „ganglastige“ Umgebungen, für die zum derzeitigen Stand der Entwicklung zusätzlich eine Karte in

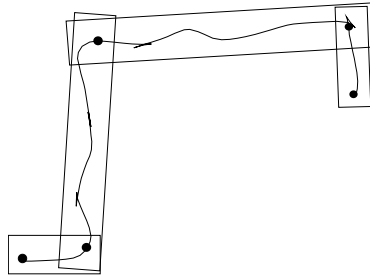


Abbildung 3. Routengeneralisierung [11]. Dargestellt ist die vom Roboter aufgezeichnete Eigenbewegung, die erkannten Ecken sowie die Akzeptanzgebiete für jedes Routensegment.

Form eines sog. *Routengraphen* [15] existieren muss. Die Knoten eines Routengraphen (vgl. Abb. 2a) entsprechen Entscheidungspunkten in der realen Welt: Gangecken, Weggabelungen oder Kreuzungen. Die Kanten des Graphen repräsentieren gerade Korridore, die die Entscheidungspunkte verbinden. Neben der topologischen Information enthält der Routengraph auch noch (geo-)metrische Daten über die Länge der Korridore sowie über die eingeschlossenen Winkel. Eine derartige Datenstruktur ist im Hinblick auf die benötigte Rechenzeit sowie den Speicherbedarf um Größenordnungen einfacher zu handhaben als Rasterkarten-basierte Ansätze, die in Abb. 1 *rechts* dargestellte Umgebung wird beispielsweise als Liste von nur 132 Abzweigen repräsentiert. Ein Abzweig definiert sich dabei über den eingehenden Korridor, den eingeschlossenen Winkel und den ausgehenden Korridor sowie dessen Länge.

4 Selbstlokalisationsansatz

Mit einem probabilistischen Verfahren wird fortlaufend der Korridor (repräsentiert durch eine Kante im Routengraphen) bestimmt, in dem sich der Roboter wahrscheinlich befindet. Durch die zusätzlich vorhandene Information über die bisher im entsprechenden Korridor zurückgelegte Strecke lässt sich außerdem noch ein Offset in diesem Gang ermitteln, womit die Position des Roboters ausreichend genau definiert ist. Dieses Vorgehen erweist sich als recht unempfindlich gegenüber Odometriefehlern (siehe Abb. 2b), da die Offsets im Normalfall nur kurze Distanzen beschreiben, deren Aufsummierung ohne die fehleranfälligen rotatorischen Bewegungen erfolgte.

4.1 Grundidee

Die grundlegende Idee ist, permanent die Generalisierung der aktuell gefahrenen Route R mit dem Routengraphen zur Deckung zu bringen. Dabei wird jedem Abzweig A im Routengraphen ein Wert p zugeordnet, der beschreibt, wie wahrscheinlich es ist, dass R in A endet. Initial ist p gleichverteilt über alle Abzweige. In induktiver Weise ermittelt sich die Passqualität aus der direkten Passung m der letzten Ecke in der Route R auf A (bzgl. eingeschlossenem Winkel und der Segmentlänge) sowie einem Wert h , der angibt, wie wahrscheinlich es ist, dass R ohne die letzte Ecke so mit dem Routengraphen zur Deckung zu bringen ist, dass der eingehende Korridor von A erreicht wird.

Die Passqualität m errechnet sich dann wie folgt:

$$m = h \cdot s_{\Delta d} \cdot s_{\Delta\alpha} \quad (1)$$

Dabei ist Δd das Verhältnis der Differenz zwischen der real gefahrenen Strecke in einem Segment und dessen Länge selbst zu der Länge des Segments, $\Delta\alpha$ die Differenz zwischen den eingeschlossenen Winkeln der letzten Ecke in der Route und des gerade zu aktualisierenden Abzweigs des Routengraphen. Die sigmoide Funktion s sorgt dafür, dass geringe Abweichungen toleriert werden, starke Differenzen in der Länge bzw. beim Winkel jedoch nur noch eine sehr geringe Passqualität ergeben.

Bleibe der Roboter ewig in einem Korridor, ließe sich mit dieser Methode sehr bald bestimmen, welcher Abzweig im Routengraph den entsprechenden Korridor repräsentiert. Um zusätzlich auch Übergänge in abzweigende Korridore modellieren zu können, müssen diese Übergänge durch die Routengeneralisierung erkannt und die relevanten Wahrscheinlichkeiten im Routengraph weiterpropagiert werden.

4.2 Weiterpropagierung

Wird in der zurückgelegten Trajektorie eine neue Ecke erkannt, sind jeweils die Fälle zu berücksichtigen, dass die gerade generalisierte Ecke in der Realität vorhanden ist (*korrekt erkannt*), dass sie nicht vorhanden ist (*zuviel erkannt*), dass eine in der Realität vorhandene Ecke (noch) nicht erkannt wurde (*übersehen*), und dass der Roboter in einem Gang gewendet hat (s.u.). All diese Fälle werden zunächst parallel betrachtet. Erst bei der Generalisierung einer *weiteren* Ecke in der Route wird durch Bildung des Maximums der jeweiligen Teilwahrscheinlichkeiten endgültig über die Ausprägung der *vorigen* Ecke entschieden (s.o.). Bei der Weiterpropagierung der Wahrscheinlichkeiten im Routengraphen bekommt die „Historie“ h eines Abzweigs A (vgl. (1)) dann das Maximum der Wahrscheinlichkeiten derjenigen Abzweige zugewiesen, die ein ausgehendes Segment besitzen, das in A mündet. Das Aktualisieren wie auch das Weiterpropagieren der Wahrscheinlichkeiten lässt sich mit linearem Aufwand realisieren, was eine sehr gute Skalierbarkeit des Verfahrens zur Folge hat.

4.3 Sonderbehandlung für Kehrtwenden

Um mit direkten Kehrtwenden des Rollstuhls in einem Gang umgehen zu können, ist eine Sonderbehandlung erforderlich, da eine Wende im Gegensatz zum Abbiegen in einen angrenzenden Korridor an jeder Stelle eines Ganges möglich ist. Zu diesem Zweck werden bei Programmstart zusätzlich zu den initial im Routengraphen enthaltenen Abzweigen noch sog. Wendeabzweige erzeugt, deren ausgehendes und eingehendes Segment denselben realen Korridor repräsentieren (nur in unterschiedlicher Richtung) und einen Winkel von 180° einschließen. Diese Wendeabzweige werden in der Folge genauso behandelt wie die „normalen“ Abzweige, allerdings mit der Ausnahme, dass bei der Berechnung der Passqualität einer generalisierten Ecke in der Route zu einem solchen Wendeabzweig die Längenabweichung ignoriert wird (da bei einer Wende das Unterschießen erlaubt ist).

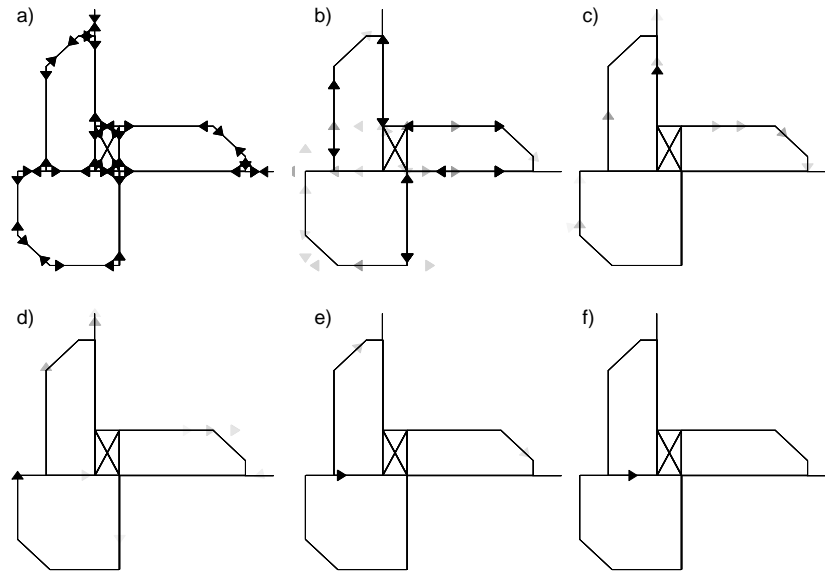


Abbildung 4. Visualisierung der Hypothese über die aktuelle Position während der in Abb. 1 rechts dargestellten Route. Die Dreiecke repräsentieren mögliche Aufenthaltsorte, je dunkler die Einfärbung, desto wahrscheinlicher ist die Hypothese. *a)* Zu Beginn herrscht eine Gleichverteilung über alle Abzweige (nach 1m Fahrt). *b)* Nach kurzer Zeit reduziert sich die Anzahl der potenziellen Positionen erheblich (nach 12m). *c)* Nach 45m Fahrt ist die korrekte Hypothese (graues Dreieck unten links) schon recht wahrscheinlich, aber noch nicht dominant. *d)* Die korrekte Hypothese dominiert erstmalig nach 50m. *e)* Nach 57 Metern werden nur noch wenige Alternativen für interessant erachtet. *f)* Bis zum Ziel nach 197m dominiert fortan die korrekte Hypothese.

5 Ergebnisse und Ausblick

Die auf dem Bremer Autonomen Rollstuhl „Rolland“ im Mehrzweckhochhaus der Universität Bremen ausgeführten Experimente zeigen, dass selbst in schwierigen Umgebungen bei äußerst schlechten Odometriedaten (vgl. Abb. 2b) die Position des Roboters korrekt bestimmt wird. Ausgehend von der anfänglichen Gleichverteilung, dauert es einige Zeit, bis sich eine hinreichende Zuversicht gebildet hat, um eine zuverlässige Hypothese über die Position des Roboters aufstellen zu können. Diese bleibt dann aber auf einer Strecke von ca. 150m erhalten. Das Erkennen von Kehrtwenden, das in dem hier vorgestellten Experiment nicht relevant ist, wird ebenfalls robust realisiert.

In Zukunft soll der Ansatz dahingehend erweitert werden, dass die Selbstlokalisierung auch in unbekanntem Umgebungen möglich wird. Dafür wird der Roboter während der Fahrt den Routengraphen selbstständig generieren und in der Folge das Problem der Ortsintegration lösen müssen, d.h. erkennen, ob die aktuelle Position bereits im Routengraphen repräsentiert ist, oder ob ein bisher unbekannter Korridor befahren wurde.

Der hier vorgestellte Ansatz ist als ein Grundverfahren zu verstehen, dass bei Bedarf erweitert werden kann. Dabei ist primär an eine Disambiguierung der Situationen und

die daraus resultierende Beschleunigung der Erstlokalisierung gedacht, die sich durch eine Anreicherung der Routengeneralisierung und des Routengraphen durch Merkmalsvektoren erreichen lässt.

Literatur

- [1] BORENSTEIN, J. ; EVERETT, H. R. ; FENG, L.: *Navigating Mobile Robots – Systems and Techniques*. A. K. Peters, Ltd., USA, 1996
- [2] BURGARD, W. ; FOX, D. ; HENNING, D.: Fast Grid-Based Position Tracking for Mobile Robots. In: BREWKA, G. (Hrsg.) ; HABEL, Ch. (Hrsg.) ; NEBEL, B. (Hrsg.): *KI-97: Advances in Artificial Intelligence*. Berlin, Heidelberg, New York : Springer, 1997 (Lecture Notes in Artificial Intelligence), S. 289–300
- [3] ELFES, A.: Occupancy Grids: A Stochastic Spatial Representation for Active Robot Perception. In: IYENGAR, S. S. (Hrsg.) ; ELFES, A. (Hrsg.): *Autonomous Mobile Robots* Bd. 1. Los Alamitos, California : IEEE Computer Society Press, 1991, S. 60–70
- [4] ENGELSON, S.: *Passive Map Learning and Visual Place Recognition*, Department of Computer Science, Yale University, Diss., 1994
- [5] FOX, D. ; BURGARD, W. ; DELLAERT, F. ; THRUN, S.: Monte Carlo localization: Efficient position estimation for mobile robots. In: *Proc. of the National Conference on Artificial Intelligence*, 1999
- [6] GUTMANN, J.-S. ; NEBEL, B.: Navigation mobiler Roboter mit Laserscans. In: LEVI, P. (Hrsg.) ; BRÄUNL, Th. (Hrsg.) ; OSWALD, N. (Hrsg.): *Autonome Mobile Systeme*. Berlin, Heidelberg New York : Springer, 1997 (Informatik aktuell), S. 36–47
- [7] KOLLMANN, J. ; RÖFER, T.: Echtzeitkartenaufbau mit einem 180°-Laser-Entfernungssensor. In: DILLMANN, R. (Hrsg.) ; WÖRN, H. (Hrsg.) ; EHR, M. von (Hrsg.): *Autonome Mobile Systeme 2000*, Springer, 2000 (Informatik aktuell), S. 121–128
- [8] LANKENAU, A. ; RÖFER, T.: The Bremen Autonomous Wheelchair – A Versatile and Safe Mobility Assistant. In: *IEEE Robotics and Automation Magazine*, “Reinventing the Wheelchair” 7 (2001), 3, Nr. 1, S. 29–37
- [9] MOJAEV, A. ; ZELL, A.: Online-Positionskorrektur für mobile Roboter durch Korrelation lokaler Gitterkarten. In: WÖRN, H. (Hrsg.) ; DILLMANN, R. (Hrsg.) ; HENRICH, D. (Hrsg.): *Autonome Mobile Systeme*. Berlin, Heidelberg, New York : Springer, 1998 (Informatik aktuell), S. 93–99
- [10] NOURBAKHSH, I. ; POWERS, R. ; BIRCHFIELD, S.: Dervish: An Office-Navigating Robot. In: *AI Magazine* 16 (1995), S. 53–60
- [11] RÖFER, T.: Route Navigation Using Motion Analysis. In: *Proc. Conf. on Spatial Information Theory '99* Bd. 1661. Berlin, Heidelberg, New York : Springer, 1999, S. 21–36
- [12] RÖFER, T. ; LANKENAU, A.: Ein Fahrassistent für ältere und behinderte Menschen. In: *Autonome Mobile Systeme 1999*. Berlin, Heidelberg, New York : Springer, 1999 (Informatik aktuell), S. 334–343
- [13] SIMMONS, R. ; KOENIG, S.: Probabilistic Robot Navigation in Partially Observable Environments. In: *Proc. of the Int. Joint Conf. on Artificial Intelligence, IJCAI-95*, 1995, S. 1080–1087
- [14] THRUN, S. ; BURGARD, W. ; FOX, D.: A Real-Time Algorithm for Mobile Robot Mapping With Applications to Multi-Robot and 3D Mapping. In: *Proc. of the IEEE Int. Conf. on Robotics & Automation*, 2000
- [15] WERNER, S. ; KRIEG-BRÜCKNER, B. ; HERRMANN, Th.: *Lecture Notes in Artificial Intelligence*. Bd. 1849: *Modelling Navigational Knowledge by Route Graphs*. Berlin, Heidelberg, New York : Springer, 2000, S. 295–316