

Finite Punktprozesse und deren Anwendung im Target Tracking¹

Christoph Degen²

Abstract: Das mathematische Modell eines Punktprozesses beschreibt die zufällige Verteilung von Punkten sowohl in der Kardinalität als auch in der räumlichen Verteilung. In dieser Arbeit werden symmetrische Punktprozesse und deren eindeutige Charakterisierung in Form von wahrscheinlichkeitserzeugenden Funktionalen genutzt, um neue und existierende Verfahren des Trackings von Objekten zu formulieren und herzuleiten. Dabei entsteht nicht nur ein Katalog, der dem Anwender die Vielfalt der existierenden Tracking-Methoden erklärt und Zusammenhänge zwischen bekannten Algorithmen aufdeckt, sondern der vorgestellte Formalismus eröffnet zusätzlich die Möglichkeit, individuelle Lösungen für neue Problemstellungen des Trackings auf intuitive Art und Weise zu modellieren und anzuwenden. Die Leistungsfähigkeit der präsentierten Methodik wird durch die konkrete Anwendung auf das Problem der passiven, nicht-kooperativen Lokalisierung und Verfolgung von elektromagnetischen Emittlern mit Hilfe eines mobilen Antennen-Arrays im urbanen Umfeld unterstrichen.

Keywords: Tracking, Sensordatenfusion, Punktprozess, PGFL, PHD, MHT, Mehrwegeausbreitung, Lokalisierung.

1 Einführung

Tracking ist ein Teilgebiet der Sensoratenfusion und beschäftigt sich mit der Verfolgung dynamischer Objekte auf Basis unvollständiger und mit Fehler behafteter Messungen. Auf Grund der enormen Nachfrage nach leistungsfähigen Algorithmen wurden in den vergangenen Jahrzehnten eine Vielzahl von Methoden und Verfahren in diesem Teilgebiet der Angewandten Informatik entwickelt. Die Vielfalt und Verflechtung der existierenden Konzepte befähigt einerseits zur Lösung von Szenarien mit unterschiedlichsten Randbedingungen, kann andererseits aber nur von den wenigsten Wissenschaftlern vollständig durchschaut werden. Eine Vereinheitlichung der bestehenden Trackingverfahren ist daher für ein tiefgehendes Verständnis dieses Forschungsfeldes von großer Bedeutung.

Die Theorie der Punktprozesse ist ein hochentwickeltes Werkzeug der Wahrscheinlichkeitstheorie und Statistik, das genau wie die Theorie der stochastischen Prozesse eine Vielzahl von Anwendungen in der Finanz- und Wirtschaftsmathematik, Biologie und Physik erfährt. Punktprozesse eignen sich in besonderer Weise zur Modellierung von dynamischen Objekten und Sensormessungen aus Trackinganwendungen, da sowohl die Anzahl als auch die räumliche Verteilung der entsprechenden Elemente nachgebildet werden kann. Das den Punktprozess eindeutig und vollständig charakterisierende wahrscheinlichkeitserzeugende Funktional bietet sich auf Grund seiner kompakten Form als Repräsentant eines

¹ Englischer Titel der Dissertation: „Finite Point Processes and Their Application to Target Tracking“

² Fraunhofer-Institut für Kommunikation, Informationsverarbeitung und Ergonomie FKIE, Abteilung Sensordaten- und Informationsfusion SDF, christoph.degen@fkie.fraunhofer.de

Trackingfilters und somit als Grundlage für die einheitliche Darstellung von Trackingverfahren an, da alle notwendigen statistischen Informationen über den Filter auf eine intuitiv verständliche Art und Weise verschlüsselt und zusammengefasst in ihm vorliegen. In dieser Arbeit wird die Entwicklung, Charakterisierung und Vereinheitlichung von Trackingverfahren mit Hilfe von finiten Punktprozessen untersucht und auf die passive, nicht kooperative Lokalisierung und Verfolgung von elektromagnetischen Emittlern im städtischen Gebiet mit Hilfe eines mobilen Antennen-Arrays angewendet. Mit Hilfe von vier Kernthesen werden die wesentlichen Beiträge dieser Arbeit herausgestellt.

Abschnitt 2 erarbeitet ein theoretisches Fundament für den Einsatz von finiten Punktprozessen zur Vereinheitlichung und Herleitung von Trackingfiltern. Es wird gezeigt, dass sich viele bekannte Trackingfilter mit Hilfe von wahrscheinlichkeitserzeugenden Funktionalen charakterisieren lassen und die verschiedenen Bausteine eines Trackingfilters werden an Hand seines wahrscheinlichkeitserzeugenden Funktionals erklärt. In besonderer Weise eignet sich die vorgestellte Darstellung dazu, die Gemeinsamkeiten und Unterschiede zwischen einzelnen Filtern hervorzuheben, ein grundlegendes Verständnis für die bestehenden Trackingkonzepte zu entwickeln und neue Ansätze zu modellieren und herzuleiten.

Abschnitt 3 behandelt die passive, nicht kooperative Lokalisierung und Verfolgung von elektromagnetischen Emittlern im urbanen Umfeld mit Hilfe eines einzelnen mobilen Antennen-Arrays. Dazu werden die in Abschnitt 2 diskutierten Trackingfilter durch sequentielle Monte-Carlo Verfahren implementiert und auf Basis der Problemstellung weiterentwickelt. Den Abschluss bildet die Entwicklung eines neuartigen Multi-Hypothesen basierten Parameter-Trackingverfahrens für relative Laufzeiten, das Falschmessungen zurückweist, die vor dem ersten Ziel-basierten Mehrweg empfangen werden und auch bei einem hohen Anteil von Falschmessungen, Messausfällen und Sensorrauschen eine zuverlässige Lokalisierung und Verfolgung ermöglicht.

2 Finite Punktprozesse im Target Tracking

Die Aufgabe des Trackings ist die Schätzung eines oder mehrerer dynamischer Zielzustände auf Basis von heterogenen Sensormessungen, die verrauscht, unvollständig, mehrdeutig, fehlerbehaftet oder falsch sein können. Dabei lässt sich sowohl der Mess- als auch der Zustandsprozess als eine zeitliche Aufeinanderfolge von jeweils zufälligen, endlichen und symmetrischen Punktmustern modellieren. Diese in der Praxis getroffene Modellannahme bedeutet, dass jedes Tracking-Problem als eine Abfolge von Realisierung mindestens zweier finiter Punktprozesse eindeutig definiert wird. Das Modell ist weiterhin die Grundlage für die eindeutige Charakterisierung eines Tracking-Filters mit Hilfe von wahrscheinlichkeitserzeugenden Funktionalen (englisch: probability generating functional) (PGFL), deren grundlegenden Eigenschaften eingehend in [Mo62] untersucht werden. Im Folgenden wird die Anwendung von finiten Punktprozessen und PGFLs zur Charakterisierung, Modellierung und der Herleitung von Tracking-Filtern diskutiert.

2.1 Grundlagen

In diesem Abschnitt werden die Grundlagen von Punktprozessen definiert und deren Zusammenhang zum Tracking aufgezeigt. Die folgenden Definitionen und Betrachtungen können hier nur in aller Kürze präsentiert werden und sind unter anderem in [St13], [DVJ03], [HDC13], [De17] zu finden.

Sei $\mathcal{X}$ ein vollständiger separabler metrischer Raum. Für die betrachteten Anwendungen sei im Folgenden $\mathcal{X} \equiv \mathbb{R}^d$, $d > 0$. Sei weiter der Raum der Punktmengen in $\mathcal{X}$ gegeben durch $E_{\mathcal{X}} \equiv \emptyset \cup \bigcup_{n \geq 1} \mathcal{X}^{(n)}$, wobei $\mathcal{X}^{(n)} \equiv \{\{x_1, \dots, x_n\} \mid x_i \in \mathcal{X}, i = 1, \dots, n\}$ den Raum der Mengen mit n Elementen definiert. Sei $(\Omega, \mathcal{F}, \mathbb{P})$ ein beliebiger Wahrscheinlichkeitsraum. Für die messbare Abbildungen $\Phi : (\Omega, \mathcal{F}, \mathbb{P}) \rightarrow (E_{\mathcal{X}}, \mathcal{B}(E_{\mathcal{X}}))$, und

$$\begin{aligned} N_{(\cdot)}(B) : (E_{\mathcal{X}}, \mathcal{B}(E_{\mathcal{X}})) &\rightarrow (\mathbb{N}, \mathcal{B}(\mathbb{N})) \\ \varphi &\mapsto N_{\varphi}(B) \equiv |\varphi \cap B|, \end{aligned} \quad (1)$$

wird $N_{\Phi(\cdot)}(B) \equiv N_{(\cdot)}(B) \circ \Phi : (\Omega, \mathcal{F}, \mathbb{P}) \rightarrow (\mathbb{N}, \mathcal{N})$ definiert. Im Sinne von [DVJ03] definiert $N_{\Phi(\cdot)}(\cdot) : (\Omega, \mathcal{F}, \mathbb{P}) \rightarrow M_p \equiv \{\mu \in M : \mu(A) \in \mathbb{N} \text{ for all } A \in \mathcal{B}\}$ als messbare Abbildung von einem Wahrscheinlichkeitsraum in den Raum der Punktmaße M_p [Ka91] einen Punktprozess. Anschaulich stellt die Realisierung eines Punktprozesses eine in Kardinalität und Verteilung zufällige Punktmenge dar und kann daher für die Modellierung von Messungen und Zielzuständen im Tracking verwendet werden. Da in praktischen Tracking-Anwendungen die Anzahl der Ziele und Messungen immer endlich ist und zwei Messungen bzw. Ziele nicht den gleichen Zustand annehmen werden im Folgenden simple und finite Punktprozesse im Sinne von [DVJ03] betrachtet.

In [Mo62] wird gezeigt, dass jedem Punktprozess Φ mit symmetrischer Wahrscheinlichkeitsverteilung P_{Φ} eindeutig ein Funktional zugeordnet werden kann. Dieses Funktional nimmt für den Fall, dass der Punktprozess ein symmetrisches Wahrscheinlichkeitsmaß besitzt, eine übersichtliche Form an und bietet daher ideale Voraussetzungen für den Vergleich und die Definition von Punktprozessen.

Durch die funktionale Ableitung bezüglich Dirac–Delta [St13] können viele wichtige Kenngrößen eines Punktprozesses aus dem zugehörigen PGFL abgeleitet werden, die im Tracking genutzt werden, um Filter zu definieren. Dazu gehören die Wahrscheinlichkeit einer Konfiguration, das PGFL des Bayesschen Posterior Prozesses, die faktoriellen Momente, die ZV der Zielanzahl, die Posterioridichte der Zielanzahl und die Likelihood–Funktion. Die Details zu der Herleitung der spezifischen Kenngrößen eines Punktprozesses können in [De17, Kapitel 2] nachgelesen werden. Dabei bedarf die funktionale Ableitung bezüglich Dirac–Delta wie in Abschnitt 2.3 diskutiert besonderer Aufmerksamkeit.

2.2 Die Familie der Punktprozess–Filter

Im vorangegangenen Abschnitt wurde gesagt, dass ein Punktprozess mit symmetrischer Wahrscheinlichkeitsverteilung eindeutig durch ein wahrscheinlichkeitserzeugendes Funktional beschrieben werden. Des Weiteren wurde motiviert, warum Punktprozesse ein ideales mathematisches Modell für die Herausforderungen des Trackings sind. Dies ist die

Grundlage für eine exakte, übersichtliche und einheitliche Darstellung aller praktisch relevanten Trackingfilter mit Hilfe von PGFLs. Tabelle 3.1 in [De17] und Tabelle I. [SDK15] präsentieren eine in ihrer Gesamtheit erstmalige Übersicht in Form der den Filter charakterisierenden PGFL von bekannten klassischen nicht–superpositionierenden Tracking–Filtern wie dem Bayes–Markov Filter, der unter den linearen–Gauß Annahmen den Kalman–Filter repräsentiert, dem Probabilistic Data Association (PDA), dem Joint Probabilistic Data Association (JPDA), dem Integrated Probabilistic Data Association (IPDA), dem Joint Integrated Probabilistic Data Association (JIPDA), dem Probabilistic Multi–Hypothesis Tracking (PMHT) und dem Multi–Hypothesen Tracking (MHT) Filter bis hin zu neueren Verfahren wie den Probabilistic Hypothesis (PHD) Intensitäts, den Multi–Bernoulli und den Cardinalized Probability Hypothesis (CPHD) Filtern, die zu den superpositionierenden Filtern zählen. Die Superposition, d.h. die Überlagerung von Zielen in einem Raum, kann dabei als der entscheidende Unterschied zwischen den Filterklassen angesehen werden. Liegt die Superpositionsannahme einem Filter zu Grunde, so sind Ziele ununterscheidbar und müssen auf Basis der in Abschnitt 2 beschriebenen Statistiken extrahiert werden. Ein Vorteil der Superposition ist dabei das Auslassen expliziter Assoziationen zwischen den Messungen und den Zielzuständen und damit das Einsparen von numerischer Komplexität. Im Gegensatz dazu führen klassische nicht–superpositionierende Filter Ziel–Identitäten mit und haben durch die Möglichkeit der Marginalisierung wesentliche Vorteile in der Ziel–Zustandsextraktion und dem Schließen der Bayeschen Rekursion, d.h. der Anpassung der Posterioridichte an die vorgegebenen Modellannahmen. Auf Grund der mathematisch exakten und übersichtlichen Beschreibung ermöglicht diese Darstellung einen einfachen Vergleich zwischen bestehenden Verfahren und hilft so nicht nur die bestehende Methodik einzuordnen und zu verstehen sondern bietet auch die Werkzeuge und Bausteine um neue Filter zu formulieren. So wird in [De17] und [SDK15] zusätzlich eine vollständig neue Klasse von sogenannten Hybriden–PHD Intensitätsfiltern formuliert, indem bestehende Bausteine neu kombiniert werden. Diese Filter trennen Gruppen von Zielen und kombinieren somit die Vorteile von superpositionierenden und nicht–superpositionierenden Filtern. Außerdem wird in [De17] und [SDK15] eine Modellierungs–Übung für den praktisch arbeitenden Tracking–Ingenieur anhand des Beispiels von schlecht–aufgelösten Zielen präsentiert und somit die Bedeutung des Formalismus für die Anwendung hervorgehoben.

Abbildung 1 (a) visualisiert die Bausteine der vorgestellten Methodik anhand des JIPDA–Filters und verdeutlicht die Modularität der Vorgehensweise. Durch den Austausch einzelner Modelle kann ein bestehender Filter so einfach an vorgegebene Randbedingungen angepasst oder ein völlig neues Filter–Konzept generiert werden. Damit bietet die entwickelte Methodik die Chance auf eine intuitive Art und Weise innovative Lösungen für aktuelle Fragestellungen des Trackings zu finden. Die erste Kernthese der Arbeit lautet daher

Die Gesamtheit aller praktisch–relevanten Tracking–Filter kann durch Punktprozesse, insbesondere durch PGFLs beschrieben werden.

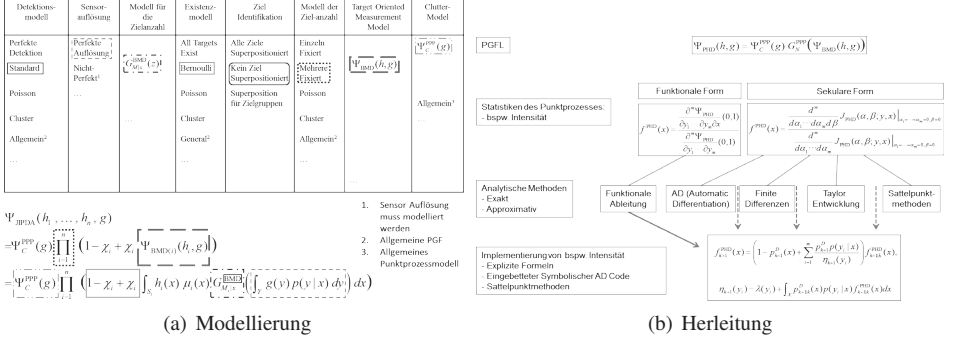


Abb. 1: **Modellierung:** Ein Tracking-Filter lässt sich vollständig mit einem PGFL charakterisieren. Diese Abbildung stellt die in [De17] und [SDK15] untersuchte Palette von Punktprozessen zur Modellierung von Ziel- und Messmodellen dar und zeigt wie aus Ihnen der JIPDA-Filter konstruiert wird (a). **Herleitung:** Die den Punktprozess und somit auch das Tracking-Modell beschreibenden Statistiken lassen sich durch funktionale oder gewöhnliche Ableitungen bestimmen (b).

2.3 Herleitung der faktoriellen Momente des Bayesschen Posterior Prozesses

Im vorangegangenen Abschnitt wurde gezeigt, dass ein PGFL die Eigenschaften eines Tracking-Filters vollständig, einfach und übersichtlich zusammenfasst. Eine Anwendung der in Abschnitt 2.2 beschriebenen Filter ist jedoch nur möglich, wenn die entsprechenden in Abschnitt 2.1 vorgestellten Statistiken eines Punktprozesses aus dem PGFL extrahiert werden können. In [Mo62] und [St14] wird gezeigt, dass diese Extraktion mit Hilfe von funktionaler Differentiation bezüglich Dirac-Delta [Wa74] erfolgt. In [St14] werden sekulare Funktionen mit Hilfe von gewichteten Dirac-Summen definiert und es wird für die Funktionalklasse $\mathcal{P}_1 \equiv \left\{ \Psi : \mathcal{G} \rightarrow \mathbb{R} : \Psi(g) \equiv F(\int_Y g(y) q_1(y) dy, \dots, \int_Y g(y) q_k(y) dy) \right\}$,

$F(s_1, \dots, s_k) \equiv \sum_{i_1, \dots, i_k \geq 0} p_{i_1, \dots, i_k} s_1^{i_1} \cdot \dots \cdot s_k^{i_k}$, $(s_1, \dots, s_k) \in \mathbb{C}^k$, $p_{i_1, \dots, i_k} \in [0, 1]$ bewiesen, dass die funktionale Ableitung bezüglich Dirac-Delta mathematisch korrekt durch eine gewöhnliche Ableitung bestimmt werden kann. Die in [St14] untersuchte Klasse von Funktionalen ist jedoch für die Gesamtheit der durch Punktprozesse darstellbaren Tracking-Filter nicht ausreichend. Daher wird in [De17] die Funktionalklasse $\mathcal{P}_1$ aus [St14] auf die Klasse

$\mathcal{P}_2 \equiv \left\{ \Psi : \mathcal{H} \rightarrow \mathbb{R} : \Psi(h) = \sum_{n \geq 0} \frac{a_n}{n!} \int_{\mathcal{X}^n} h(x_i) f_n(x_1, \dots, x_n) dx_1 \dots dx_n \right\}$ erweitert, wo-

bei $\mathcal{H} \equiv \{h : \mathcal{X} \rightarrow \mathbb{R} : |h| < 1, h \text{ nicht-negativ und Lebesgue-integrierbar}\}$, $\mathcal{X} = \mathbb{R}^d$, $d \geq 1$, $a_n \in [0, 1]$, $\sum_{n \geq 0} a_n = 1$, $n \in \mathbb{N}$ und $f_n : \mathcal{X}^n \rightarrow \mathbb{R}$ eine beschränkte symmetrische Wahrscheinlichkeitsdichte ist. Mit Hilfe des Satzes der majorisierten Konvergenz [Al12] und kombinatorischen Betrachtungen kann gezeigt werden, dass die Theorie der sekularen Funktionen auf die Funktionalklasse $\mathcal{P}_2$ erweitert werden kann. Details können in [De17] nachgelesen werden. Die zweite Kernthese der Arbeit lautet daher

Eine systematische Herleitung aller bestehender und neuer Punktprozess-Filter ist möglich.

Somit können alle praktisch relevanten Tracking-Filter mit Punktprozesstheorie modelliert und mit gewöhnlichen Ableitung hergeleitet werden. Abbildung 1 (b) skizziert die Möglichkeiten der Herleitung der für die Implementierung des Filters benötigten Statistiken auf Basis des entsprechenden PGFLs. Die Herleitung der Filter durch gewöhnliche Differentiation ermöglicht die Anwendung verschiedener exakter Verfahren wie beispielsweise Automatic Differentiation (AD), die als Bibliotheken für nahezu alle Programmiersprachen vorliegt oder approximativer Verfahren wie Sattelpunkt-Approximation, Taylor-Entwicklung und finite Differenzen.

3 Eine Anwendung auf das Problem der Emitterverfolgung unter Mehrwegesausbreitungsbedingungen

Im Fokus des Praxisteils der Dissertation [De17] steht die passive und nicht-kooperative Verfolgung von elektromagnetischen Emittern im urbanen Umfeld mit Hilfe eines Antennen-Arrays (kurz: Blind Mobile Localization (BML)-Problem). Dabei werden Verfahren eingesetzt, die mit der in Abschnitt 2 vorgestellten Methodik hergeleitet werden können. Nach einer kurzen Einführung in die grundlegenden Szenario-Definitionen des BML-Problems in Abschnitt 3.1 werden in Abschnitt 3.2 verschiedene Lösungsmöglichkeiten des BML Tracking-Problems auf Basis von standardisierten und verallgemeinerten PHD Intensitätsfiltern vorgestellt. Diese in [De17] erstmals für das betrachtete Problem vorgestellten Verfahren sind stark abhängig von der korrekten Messung der relativen Laufzeit. Aus diesem Grund wird in Abschnitt 3.3 ein Verfahren zur Vorverarbeitung der Messdaten mit Hilfe eines Multi-Hypothesen Ansatzes vorgestellt, der ebenfalls mit der Theorie aus Abschnitt 2 hergeleitet werden kann.

3.1 Szenario-Grundlagen

Die nicht-kooperative und passive Lokalisierung und Verfolgung von elektromagnetischen Emittern im urbanen Umfeld mit Hilfe eines Antennen-Arrays besitzt zwei Randbedingungen, die eine Entwicklung von Lösungsverfahren besonders anspruchsvoll macht. Zum einen implizieren die Wörter nicht-kooperativ und passiv, dass dem Tracking-Algorithmus keine Informationen über das vom Emitter ausgestrahlte Signal und die Signallaufzeit vorliegen. Zum anderen stellt das urbane Umfeld eine besondere Herausforderung dar. Durch die dichte Bebauung kommt es zur Reflexionen, Streuungen und Beugungen des sich radial ausbreitenden emittierten elektromagnetischen Signals. Daraus ergibt sich wie in Abbildung 2 (a) dargestellt, dass ein Ziel mehrere Messungen pro Sensor-Scan erzeugt, die sogenannten Mehrwege, die jeweils durch ihre relative Laufzeit und ihren Einfallswinkel charakterisiert werden. Zusätzlich zu den Messdaten steht dem Tracking-Aglorithmus Kontextinformation in Form einer Ray-Tracing Simulation zur Verfügung. Auf der Grundlage der Bebauung im betrachteten Gebiet prädiziert der Ray-Tracer für jeden Punkt auf

der Karte und eine vordefinierte Parametrisierung die Ausbreitung des elektromagnetischen Signals und liefert dem Tracking-Algorithmus somit für jede hypothetische Emittentposition eine Menge von prädierten Mehrwegen. Die Aufgabe eines BML-Tracking-Verfahrens ist es dann auf Basis der Zuordnung der gemessenen und der prädierten Mehrwege eine Zielzustandsschätzung für jeden Zeitschritt durchzuführen.

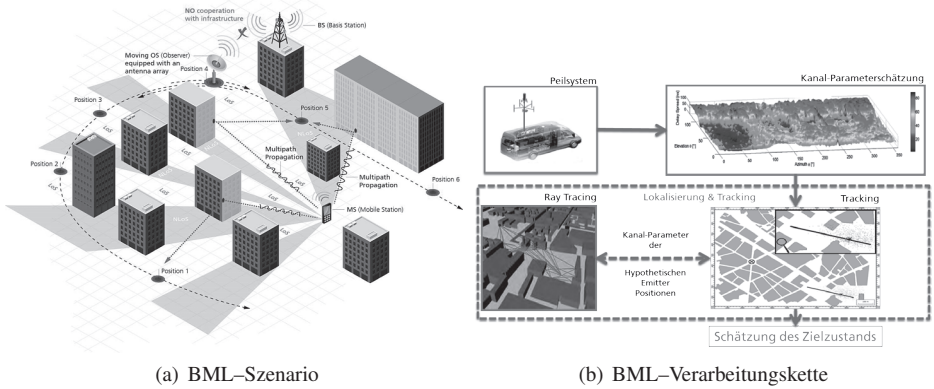


Abb. 2: Auf Grund des urbanen Umfelds kommt es bei einem BML-Szenario zu Mehrwegeausbreitung, d.h. das ausgesandte Signal spaltet sich durch Reflexionen, Beugungen und Streuungen auf und gelangt auf verschiedenen Pfaden zum Antennen-Array (a). Die Verarbeitungskette bestehend aus einem Antennen-Array, der Signalverarbeitung, Kontextwissen in Form eines Ray-Tracers und der Sensordatenfusion, die in den Abschnitten 3.2 und 3.3 untersucht wird. Ray-Tracing Visualisierung: © 2015 AWE Communications. Observer Modell, Parameterschätzung: © 2015 Saab Medav Technologies GmbH. Daten-Fusion: © 2013 IEEE (b).

3.2 Lösung des BML-Problems mit PHD Intensitätsfiltern

Die Algorithmen der Sensordatenfusion werden durch die in Abschnitt 3.1 formulierten Nebenbedingungen vor die Herausforderung gestellt, dass ein Ziel mehrere Messungen pro Sensor-Scan erzeugt, die im Messraum räumlich nicht zusammengefasst werden können. Vor diesem Hintergrund werden sogenannte PHD und Intensitätsfilter [Ma07], [St13] erstmals auf das vorgestellte Szenario angewendet. Dabei kommen im Wesentlichen zwei unterschiedliche Messmodelle zum Einsatz, die eine Entwicklung verschiedener komplexer Verfahren erfordern, bevor eine Anwendung der Filter auf Realdaten erfolgen kann.

Das Standard-Messmodell des klassischen PHD Intensitätsfilters trifft die Annahme, dass ein Ziel höchstens eine Messung erzeugt. Aus diesem Grund ist die Entwicklung von leistungsfähigen Extraktionsverfahren für den Zielzustand und neuartigen Likelihood-Funktionen zur Bewertung einzelner empfangener Mehrwege erforderlich. Die Lösung des Assoziationsproblems zwischen den Mengen der Messungen und der Zielzustände stellt dabei eine große Herausforderungen dar, da ein räumliches Clustering der Messungen eines Ziel im Messraum nicht möglich ist.

Das verallgemeinerte Messmodell nimmt an, dass ein Ziel beliebig viele Messungen erzeugen kann. Aufwendige numerische Approximationen und Verwerfungsstrategien von Mess-Partitionen sind notwendig, wenn dieses Messmodell in PHD Intensitätsfiltern [CM12]

angewendet werden soll. Aus diesem Grund werden verschiedene Kriterien zur Reduktion der numerischen Komplexität unter Verwendung der Abschnitt 2 vorgestellten Theorie hergeleitet und analysiert. In [De17] wird die Anwendbarkeit der entwickelten Verfahren dabei sowohl in Simulations- als auch in Realdatenszenarien demonstriert. Abbildung 3 (b) zeigt hierzu den Vergleich zweier sequentieller Monte-Carlo Implementierungen des verallgemeinerten PHD- und des standard Intensitätsfilters für das in Abbildung 3 (a) gezeigte Szenario. Die dritte Kernthese der Arbeit lautet daher

Das BML-Problem kann mit PHD Intensitätsfiltern gelöst werden.

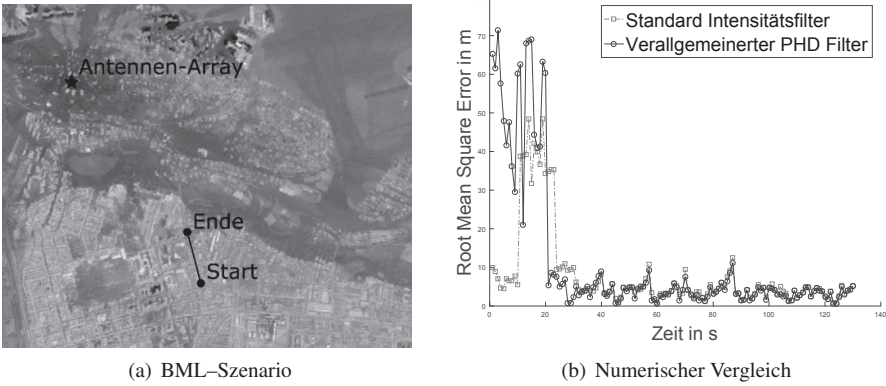


Abb. 3: Das betrachtete Szenario inklusive einer Visualisierung der prädizierten Feldstärke. Kartendaten: © GeoBasis-DE/BKG 2015. Visualisierung Ray-Tracer: © 2015 AWE Communications des Ray-Tracers (a). Numerischer Vergleich der untersuchten Verfahren (b).

3.3 Parameter-Tracking für BML-Probleme

Eine korrekte Zielzustandsschätzung für das untersuchte BML-Problem kann nur erfolgen, wenn die Zuordnung zwischen den gemessenen und den vom Ray-Tracer prädizierten Mehrwegen gelingt. Da die Signallaufzeit der empfangenen Ziel-Signale unbekannt ist, können die empfangenen Mehrwege neben dem Einfallswinkel nur durch eine relative Laufzeit beschrieben werden. Kommt es zu Falschmessungen auf Grund von Objekten, die nicht in der Referenzdatenbank des Ray-Tracers hinterlegt sind (z.Bsp. Autos, Laternenmasten, Personen) so können Mehrwege, die von solchen Objekten stammen, vor dem ersten Mehrwegs eines Ziels am Antennen-Array eintreffen. Daraus folgt, wie in Abbildung 4 (a) zu sehen, dass eine Zuordnung zwischen den gemessenen und den prädizierten relativen Laufzeiten unmöglich ist. Daher wird auf Basis des MHT-Algorithmus, ein Verfahren abgeleitet das eine Vorverarbeitung von Mehrwegemessungen durchführt. Dazu werden durch Marginalisierung die Ereignisse $\{-i_C, (i-1)_C\}$ eingeführt, die annehmen, dass die ersten $(i-1)$ Messungen Falschmessungen sind, d.h. von Objekten stammen, die nicht in der Referenzdatenbank enthalten sind und die i -te Messung tatsächlich von einem

Ziel stammt. Damit ergibt sich approximativ für die Posterioridichte des MHT-Filters

$$p(x_k|Z_k) \approx p(Z_k|x_k) \cdot p(x_k|Z^{k-1}) \cdot p(\neg 1_C|Z^{k-1}) \\ + \sum_{i=2}^{m_k} p(Z_{k,i}|x_k) \cdot p(x_k|Z^{k-1}) \cdot p(\neg i_C, (i-1)_C|Z^{k-1}). \quad (2)$$

Die Wahrscheinlichkeiten $p(\neg i_C, (i-1)_C|Z^{k-1})$ und $p(\neg 1_C|Z^{k-1})$ werden zum einen mit kombinatorischen Methoden und zum anderen mit Hilfe der optimal subpattern assignment (OSPA) Metrik [SVV08] definiert. In Abbildung 4 (b) ist die numerische Auswertung der OSPA-Metrik zwischen der Menge der tatsächlichen und der durch das jeweilige MHT-Verfahren geschätzten Zielzustände zu sehen. Die vierte Kernthese der Arbeit lautet daher

Ein neuartiges MHT-Verfahren zur Vorverarbeitung von relativen Laufzeiten konnte erfolgreich abgeleitet werden.

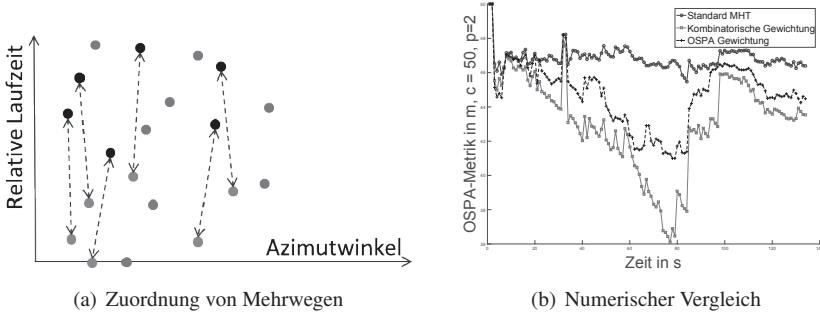


Abb. 4: Entstehen durch Objekte, die nicht in der Ray-Tracing Datenbank enthalten sind Mehrwege, die vor dem ersten Mehrweg eintreffen (rot) kann eine Zuordnung zwischen den prädierten (blau) und den gemessenen Mehrwegen (schwarz) nicht mehr erfolgen (a). Der numerische Vergleich zeigt, dass unter dem Einfluss von Clutter die vorgestellten Verfahren (rot und schwarz) eine deutlich bessere Performanz als das bisherige State-of-the-Art Verfahren (blau) zeigen (b).

4 Zusammenfassung

Die Theorie der Punktprozesse dient in dieser Arbeit als Hilfsmittel für die Entwicklung einer einheitlichen Formulierung von Tracking-Algorithmen. Diese Darstellung dient nicht nur dem besseren Verständnis und dem Vergleich von bestehenden Verfahren. Sie dient auch dazu, neue maßgeschneiderte Verfahren zu modellieren und mit Hilfe von funktionaler oder gewöhnlicher Differentiation exakt oder approximativ neue Tracking-Verfahren herzuleiten. Dies wird zum einen durch die Entwicklung einer neuen Klasse von Hybriden PHD-Intensitätsfiltern in Abschnitt 2 demonstriert. Zum anderen wird durch die Lösung des Problems der passiven, nicht-kooperativen Verfolgung eines elektromagnetischen Emitters im urbanen Umfeld mit Hilfe eines Antennen-Arrays durch PHD Intensitäts- und MHT-Filter demonstriert, dass sich die in Abschnitt 2 untersuchten Filter für die Lösung komplexer und praxisrelevanter Tracking-Probleme eignen.

Literaturverzeichnis

- [Al12] Alt, H. W.: Lineare Funktionalanalysis. Springer, 2012.
- [CM12] Clark, D.; Mahler, R.: Generalized PHD filter via a General Chain Rule. In: Proceedings of the 15th International Conference on Information Fusion. Singapore, 2012.
- [De17] Degen, C.: Finite Point Processes and Their Application to Target Tracking. Dissertation, Rheinisch Friedrich-Wilhelms-Universität Bonn, 2017. urn:nbn:de:hbz:5n-46056.
- [DVJ03] Daley, D.J.; Vere-Jones, D.: An introduction to the theory of point processes, Volume 1: Elementary Theory and Methods. Springer, 2. Auflage, 2003.
- [HDC13] Houssineau, J.; Delande, E.; Clark, D.: Notes of the Summer School on Finite Set Statistics. arXiv preprint arXiv:1308.2586, Aug. 2013.
- [Ka91] Karr, A. F.: Point Processes and Their Statistical Inference. CRC Press, 2nd. Auflage, 1991.
- [Ma07] Mahler, R.: Statistical Multisource-Multitarget Information Fusion. Norwood MA: Artech House, 2007.
- [Mo62] Moyal, J. E.: The General Theory Of Stochastic Population Processes. Acta Mathematica, 108:1–31, 1962.
- [SDK15] Streit, R.; Degen, C.; Koch, W.: , The pointillist family of multitarget tracking filters. Submitted to IEEE Transaction on Aerospace and Electronic Systems, May 2015. Online available at <http://arxiv.org/abs/1505.08000>; Website retrieved at the 18.06.2015.
- [St13] Streit, R.: The Probability Generating Functional for Finite Point Processes, and Its Application to the Comparison of PHD and Intensity Filters. Journal of Advances in Information Fusion, 8(2):119–132, Dec. 2013.
- [St14] Streit, R.: A technique for Deriving Multitarget Intensity Filters Using Ordinary Derivatives. Journal of Advances in Information Fusion, 9:3–12, Jun. 2014.
- [SVV08] Schumacher, D.; Vo, B.-T.; Vo, B.-N.: A Consistent Metric for Performance Evaluation of Multi-Object Filters. IEEE Transactions on Signal Processing, 56(8):3447–3457, Aug. 2008.
- [Wa74] Walter, W.: Einführung in die Theorie der Distributionen. Bibliographisches Institut - Wissenschaftsverlag, Mannheim, Germany, 1974.



Christoph Degen erhielt sein Diplom in Mathematik 2011 von der Technischen Universität Kaiserslautern. An der Rheinisch Friedrich-Wilhelms-Universität Bonn promovierte er 2017 mit der Arbeit „Finite Point Processes and Their Application in Target Tracking“ zum Dr. rer. nat. Seit 2011 arbeitet er in der Abteilung Sensordaten- und Informationsfusion am Fraunhofer-Institut für Kommunikation, Informationsverarbeitung und Ergonomie. Seine Forschungsschwerpunkte sind neben der Anwendung von Punktprozessen im Target Tracking auch die Anwendung von Partial Observable Markov Decision-Prozessen zur Trajektorienoptimierung.