

Indoor-Positionslösung für Fahrzeuge in Parkhäusern

Indoor Positioning Solution for Vehicles in Parking Garages

Eva Reitbauer, Roman Wilfinger, Manfred Wieser

Institut für Geodäsie, Arbeitsgruppe Navigation, TU Graz · eva.reitbauer@tugraz.at

Zusammenfassung: Im Hinblick auf autonomes Fahren und die Anwendung eines vollautomatischen Einparksystems ist es von zentraler Bedeutung, die Position des Fahrzeugs in Parkhäusern bestimmen zu können. Die absolute Positionsbestimmung in Innenräumen erfolgt mittels einer merkmalsbasierten Technik, dem Fingerprinting. Für die relative Positionsbestimmung werden Fahrzeugtelemetriedaten herangezogen. Beide Verfahren werden mit einem Kalman-Filter in Echtzeit integriert. Das System wurde in einer Parkgarage südlich von Graz umfangreich getestet und hinsichtlich der erzielbaren Positionsgenauigkeit evaluiert.

Schlüsselwörter: Autonomes Fahren, Indoor-Navigation, Fingerprinting, Fahrzeugtelemetriedaten, Echtzeit

Abstract: *A key issue in the field of autonomous driving, especially with regard to fully automated parking systems, is the ability to determine the position of a vehicle in indoor environments such as parking garages. The absolute indoor position is determined by fingerprinting, a feature-based technique. To compute relative positions to the previous epoch, vehicle telemetry data are used. Both techniques are integrated in real-time using a Kalman Filter. The system developed was tested thoroughly in a parking garage near Graz and evaluated with regard to the achievable accuracy.*

Keywords: *Autonomous driving, indoor navigation, fingerprinting, vehicle telemetry data, real-time*

1 Einleitung

Mithilfe globaler Satellitennavigationssysteme (GNSS) können heutzutage Positionen von Fahrzeugen in Echtzeit mit einer für viele Anwendungen ausreichenden Genauigkeit bestimmt werden. Trotz der globalen Verfügbarkeit dieser Systeme gibt es Verkehrssituationen wie beispielsweise Tunnel oder Parkhäuser, in denen eine GNSS-Positionierung nicht möglich ist. Speziell im Hinblick auf autonomes Fahren und die Anwendung eines vollautomatischen Einparksystems ist es jedoch auch in abgeschatteten Bereichen und Innenräumen wichtig, die Position des Fahrzeugs zuverlässig bestimmen zu können.

In Innenräumen kann eine weitverbreitete Indoor-Positionierungsmethode angewandt werden: das sogenannte Fingerprinting. Da mittels Fingerprinting nur eine begrenzte Genauigkeit bei der Positionsbestimmung erzielbar ist, können zur Stützung der Positionslösung zusätzliche Signalquellen verwendet werden. Moderne Fahrzeuge sind mit einer Vielzahl an Sensoren ausgestattet, welche beispielsweise für das Anti-lock Braking System (ABS) und das Electronic Stability Programme (ESP) benötigt werden. Einige dieser Sensoren können jedoch auch für Verfahren der relativen Positionsbestimmung herangezogen werden. Besonders die Fahrzeuggeschwindigkeit und die Gierrate, welche über ein Controller Area Network (CAN) Interface in Echtzeit ausgelesen werden können, sind hier von Interesse.

Es wurde ein Filteralgorithmus entwickelt, welcher eine integrierte Positionslösung von Fingerprinting und Fahrzeugtelemetriedaten in Echtzeit ermöglicht. Dieser ist in eine C++-Software mit benutzerfreundlicher grafischer Oberfläche eingebettet, was eine einfache Anpassung der Filterparameter und Systemeinstellungen und eine Analyse der Positionslösung in Echtzeit ermöglicht. Das entwickelte System wurde umfangreich in einer Parkgarage in der Nähe von Graz getestet.

2 Fingerprinting

Fingerprinting ist ein merkmalsbasiertes Verfahren zur Positionsbestimmung und besteht aus zwei Phasen, der Offline- und der Online-Phase. In der Offline-Phase wird eine Merkmalskarte aufgenommen, indem an Referenzpunkten gemessene Signalstärken von umliegenden Signalgebern (hier: Bluetooth-Low-Energy(BLE)-Beacons) in einer Radiokarte gespeichert werden. Für Fingerprinting können beliebige andere Radiosignale verwendet werden, wie beispielsweise WLAN-Signale, allerdings zeigten vorhergehende Studien, wie beispielsweise nach Faragher et al. (2015) und Wilfinger (2015), dass mit BLE höhere Genauigkeiten erzielt werden können. In der Online- oder Positionierungsphase werden die vom Benutzer gemessenen Signalstärken mit den gespeicherten Signalstärken in der Merkmalskarte verglichen und dadurch eine Position geschätzt.

Grundsätzlich kann zwischen Gruppen von Methoden des Fingerprintings unterschieden werden, den deterministischen und den probabilistischen Ansätzen. Beim deterministischen Fingerprinting wird in der Radiokarte an jedem Referenzpunkt ein Wert für die gemessene Signalstärke zu jedem Signalgeber gespeichert. In der Online-Phase befindet sich der Benutzer an einer unbekannt Position $\mathbf{p}(x, y)$ und misst die Signalstärken (Received Signal Strength, RSS) zu den N umliegenden Signalgebern (Access Points, AP). Die gemessenen Werte werden in einem Vektor \mathbf{r}_p gespeichert (siehe Formel 1).

$$\mathbf{r}_p = \begin{pmatrix} RSS_{AP1,p} \\ RSS_{AP2,p} \\ \vdots \\ RSS_{APN,p} \end{pmatrix} \quad (1)$$

Der gemessene Signalvektor \mathbf{r}_p wird anschließend mit den gespeicherten Signalwerten an den Referenzpunkten \mathbf{r}_i verglichen. Zum Vergleich der Signalstärken wird eine Norm herangezogen, häufig wird hier die Euklidische Norm verwendet (Wilfinger et al., 2016).

$$D_i = \|\mathbf{r}_p - \mathbf{r}_i\|_2 = \sqrt{\sum_{n=1}^N (\mathbf{r}_p(n) - \mathbf{r}_i(n))^2} \quad (2)$$

Mit Formel 2 werden die Normen zu allen Referenzpunkten berechnet. Die Normen werden in einer Liste aufsteigend sortiert. Die Koordinaten der Referenzpunkte mit den niedrigsten Normen werden in einem gewichteten K-Nächste-Nachbarn-Ansatz gemittelt, wobei zur Gewichtung die inverse Distanz herangezogen wird. Daraus ergibt sich die Position des aktuellen Standpunktes.

Probabilistische Fingerprinting-Techniken basieren auf bedingten Wahrscheinlichkeiten. Der Beobachtungsvektor \mathbf{r} sowie die Position \mathbf{p} werden als multivariante Zufallsvariablen

gesehen (Mirowski et al., 2014). Die Zufallsvariablen \mathbf{r} und \mathbf{p} sind voneinander abhängig, wenn eine bekannt ist, kann die andere berechnet werden (Kushki et al., 2012).

In der Radiokarte wird an den Referenzpunkten die Wahrscheinlichkeit $P(\mathbf{r}|\mathbf{p})$ gespeichert, dass an der Position \mathbf{p} das Signalstärkemuster \mathbf{r} gemessen wird. In der Online-Phase, in der die Position bestimmt werden soll, wird nach der wahrscheinlichsten Position unter der Bedingung der gemessenen Beobachtungen gesucht (Formel 3).

$$\hat{\mathbf{p}} = \operatorname{argmax}_{\mathbf{p}} P(\mathbf{p}|\mathbf{r}) \quad (3)$$

Unter Verwendung des Satzes von Bayes nach Lin et al. (2005) und Youssef et al. (2005) sowie der Annahme einer gleichförmigen a-priori Wahrscheinlichkeit nach Sachs (2004) kann Formel 3 umgeschrieben werden:

$$\hat{\mathbf{p}} = \operatorname{argmax}_{\mathbf{p}} P(\mathbf{r}|\mathbf{p}) \quad (4)$$

Der Maximum-Likelihood-Schätzer aus Formel 4 hat einen Nachteil: die geschätzte Position wird sich immer an einem der Referenzpunkte befinden. Um dieses Problem zu umgehen, kann ein K-Nächste-Nachbarn-Ansatz verwendet werden, welcher die wahrscheinlichsten Positionen mittelt (Kushki et al., 2012).

3 Integration mit Fahrzeugtelemetriedaten

Um die Positionslösung, welche mittels Fingerprinting bestimmt wird, zu stützen, können Fahrzeugtelemetriedaten verwendet werden. Die Integration erfolgt über ein dezentrales Extended Kalman Filter. Es wurde eine dezentrale Filterarchitektur gewählt, da Fingerprinting ein nicht-parametrisches Verfahren ist und es somit keinen direkten funktionalen Zusammenhang zwischen der Messgröße (den Signalstärken) und den gesuchten Parametern (der Position) gibt. Abbildung 1 gibt einen Überblick über den Ablauf des Filters.

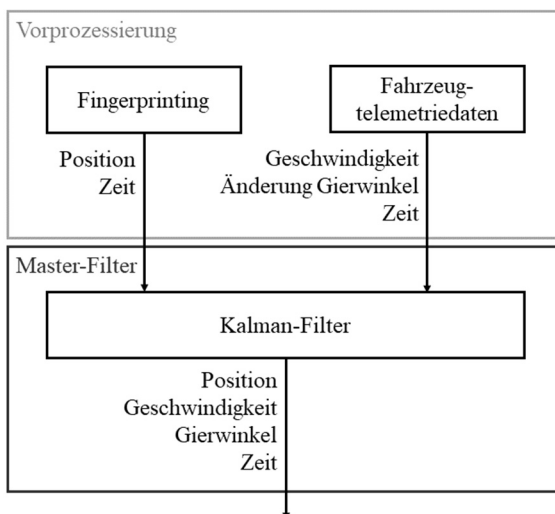


Abb. 1:
Dezentrales Kalman-Filter

In der Vorprozessierungsphase wird aus den gemessenen Signalstärken mittels Fingerprinting die Position des Fahrzeugs geschätzt. Diese wird gemeinsam mit einem Zeitstempel an den Master-Filter übergeben. Weiterhin werden über eine CAN-Schnittstelle die Gierrate sowie die mittlere Fahrzeuggeschwindigkeit in Echtzeit ausgelesen. Die Gierrate \dot{h} , welche in Grad pro Sekunde angegeben wird, wird in der Vorprozessierungsphase mit Formel 5 in eine Änderung des Gierwinkels δh (in Radiant) umgerechnet.

$$\delta h(t_k) = \dot{h}(t_k) \cdot \Delta t \cdot \frac{\pi}{180} \quad (5)$$

Die Änderung des Gierwinkels wird gemeinsam mit der mittleren Fahrzeuggeschwindigkeit und einem Zeitstempel an den Master-Filter übergeben.

Als Master-Filter wurde ein Kalman-Filter gewählt, welcher aus drei Schritten besteht:

1. Prädiktionsschritt: Die geschätzten Parameter (Position, Geschwindigkeit und Gierwinkel) der Vorepoche sowie ihre Kovarianzmatrix werden mithilfe eines dynamischen Bewegungsmodells auf die aktuelle Epoche prädiziert. Es wurde ein gleichförmiges Bewegungsmodell gewählt.
2. Berechnung des Kalman-Gewichts: Das Kalman-Gewicht gewichtet die neuen Beobachtungen im Verhältnis zur Prädiktion. Es wird aus den Kovarianzmatrizen der gemessenen Größen sowie der prädizierten Parameter und dem funktionalen Zusammenhang zwischen Messgrößen und gesuchten Parametern berechnet.
3. Korrekturschritt: Mithilfe des Kalman-Gewichts und den gemessenen Beobachtungen wird das Ergebnis aus der Prädiktion korrigiert.

Der Formelapparat für das Kalman-Filter kann Hofmann-Wellenhof et al. (2003) entnommen werden.

4 Testmessungen

Als Ort für die Testmessungen wurde ein Parkhaus südlich von Graz gewählt. Der 5. Stock mit einer Grundfläche von 4.800 m² wurde mit 60 Bluetooth Low Energy-Beacons ausgestattet. An 568 homogen verteilten Referenzpunkten wurden jeweils 30 Sekunden lang Signalstärkemessungen durchgeführt. Die Messungen wurden gemeinsam mit den Koordinaten der Referenzpunkte in einer Radiokarte in Binärformat gespeichert.

Für die Testmessungen zur Echtzeitpositionsbestimmung wurde eine auf C++ und Qt basierende Software entwickelt, welche die Fingerprinting-Position berechnet und diese mit den Fahrzeugtelemetriedaten wie in Kapitel 3 beschrieben integriert. In einer grafischen Benutzeroberfläche bietet die Software Einstellungsmöglichkeiten für sämtliche Berechnungs- und Filterparameter sowie für die Hardwareschnittstellen. Die Ausgabe der Ergebnisse erfolgt in einer schematischen 2D-Karte und (gemeinsam mit den Messdaten) in Log-Dateien. Neben der Echtzeit-Auswertung unterstützt die Software auch die Auswertung von Messdaten aus Textdateien (Postprocessing) mit in Bezug auf die Echtzeitlösung reproduzierbaren Ergebnissen.

Zur Messung der Bluetooth-Signalstärken wurde ein handelsüblicher, BLE-fähiger Bluetooth-USB-Adapter verwendet. Dieser wurde am Fahrzeugdach inklusive USB-Verlängerungskabel befestigt. Die Verbindung zwischen CAN-Bus des Testfahrzeugs (Schnittstelle

im Beifahrer-Fußraum) und Berechnungsplattform (Laptop mit Linux Mint 18, Linux-Kernel 4.4.0.96-generic) wurde mittels eines CAN-USB-Adapters (PCAN-USB FD) der Firma PEAK-System Technik hergestellt.

Um Aussagen über die Genauigkeit des Systems treffen zu können, wurde eine hochpreisige inertielle Messeinheit (IMAR iNav-RQH-003) auf der Dachplattform montiert. Um die Anfangsposition und -ausrichtung bestimmen zu können, wurden Punkte der Dachplattform tachymetrisch eingemessen. Die innere Geometrie der Dachplattform wurde im Vorfeld hochgenau bestimmt.

5 Ergebnisse und Diskussion

Da während der Testmessungen nicht nur die Echtzeit-Positionslösung, sondern auch die gemessenen Signalstärken und Fahrzeugtelemetriedaten aufgezeichnet wurden, konnten im Post-Processing verschiedene Fingerprinting-Algorithmen getestet und mit der Referenztrajektorie verglichen werden. Alle Testrunden zeigten, dass deterministische Fingerprinting-Algorithmen besser für die Positionsbestimmung geeignet sind als probabilistische. Die reinen Fingerprinting-Lösungen lieferten im deterministischen Fall mittlere Abweichungen von ca. 4,5 m zur Referenzlösung, im probabilistischen Fall mittlere Abweichungen von 6,5 m. Die besten Ergebnisse wurden erzielt, wenn deterministisches Fingerprinting mit einem gewichteten K-Nächste-Nachbarn-Ansatz basierend auf der L1-Norm gewählt wurde.

In Abbildung 2 ist die integrierte Positionslösung, welche deterministisches Fingerprinting mit Fahrzeugtelemetriedaten kombiniert, im Vergleich zur Referenztrajektorie dargestellt. Die integrierte Lösung liegt für den größten Teil der Trajektorie sehr nahe an der Referenz, lediglich nach Kurven sind geringe Abweichungen zu erkennen. Die Abweichungen in den Kurven lassen sich durch das gewählte gleichförmige Bewegungsmodell und die daraus resultierende Trägheit des Filters erklären.

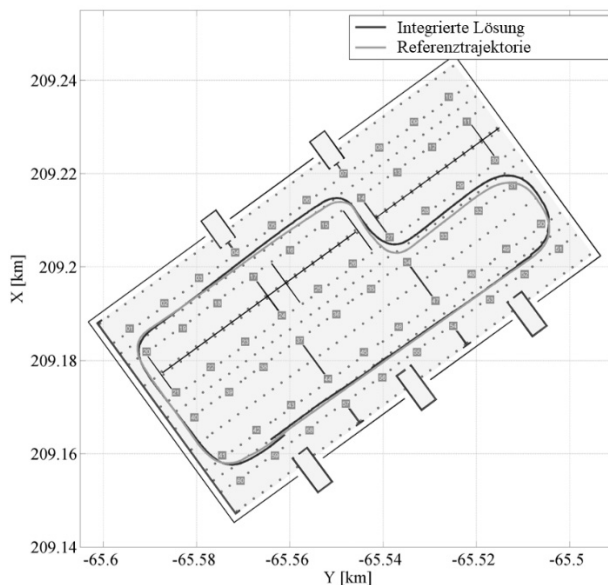


Abb. 2: Positionslösung im Vergleich zur Referenztrajektorie

In Abbildung 3 ist die Abweichung der integrierten Lösung zur Referenztrajektorie als Zeitreihe dargestellt. Für die gesamte Trajektorie liegen die Abweichungen zur Referenz unter 3 m. Das quadratische Mittel (Root Mean Square Error, RMSE) der Abweichungen liegt bei 1,36 m. Im Vergleich zur reinen Fingerprinting-Lösung konnte somit durch die Integration mit Fahrzeugtelemetriedaten eine deutliche Genauigkeitssteigerung erzielt werden.

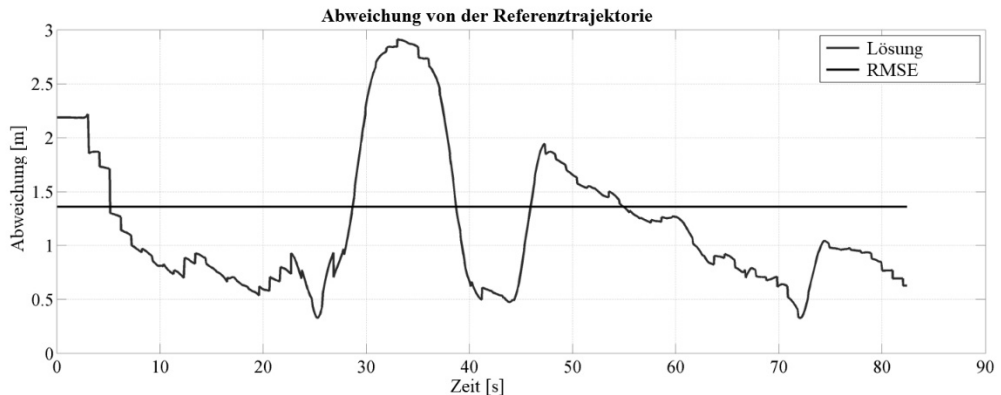


Abb. 3: Zeitreihe der Abweichungen von der Referenztrajektorie

Zusammenfassend kann gesagt werden, dass die Echtzeitpositionsbestimmung mittels Fingerprinting und Fahrzeugtelemetriedaten bei einer Positionsgenauigkeit von kleiner als 3 m möglich ist. Für ein autonomes Einparksystem sollte die Positionslösung jedoch zusätzlich mit Kameras gestützt werden. Für weitere Forschungen ist angedacht, Fahrzeugtelemetriedaten mit Ultra-Wideband(UWB)-Messungen zu integrieren, um die absolute Position dezimetergenau bestimmen zu können.

Literatur

- Faragher, R., & Harle, R. (2015). Location Fingerprinting With Bluetooth Low Energy Beacons. *IEEE Journal on Selected Areas in Communication*, 33(11).
- Hofmann-Wellenhof, B., Legat, K., & Wieser, M. (2003). *Navigation: Principles of Positioning and Guidance*. Vienna: Springer Vienna.
- Kushki, A., Plataniotis, K. N., & Venetsanopoulos, A. N. (2007). Kernel-Based Positioning in Wireless Local Area Networks. In: Institute of Electrical and Electronics Engineers & IEEE Computer Society (Eds.), *IEEE transactions on mobile computing*, 6 (6) (pp. 689–705). Los Alamitos CA: IEEE Computer Society.
- Lin, T.-N., & Lin, P.-C. (2005). Performance Comparison of Indoor Positioning Techniques based on Location Fingerprinting in Wireless Networks. In: *International Conference on Wireless Networks, Communications and Mobile Computing, 2005: 13 – 16 June 2005, Maui, HI* (pp. 1569–1574). Piscataway, NJ: IEEE Operations Center.
- Mirowski, P., Milioris, D., Whiting, P., & Ho, T. K. (2014). Probabilistic Radio-Frequency Fingerprinting and Localization on the Run. *Bell Labs Technical Journal*, 2014, 18(4), 111–133. Retrieved from DOI: 10.1002/bltj.21649.

- Sachs, L. (2004). *Angewandte Statistik: Anwendung statistischer Methoden* (11th Ed.). Berlin/Heidelberg: Springer.
- Wilfinger, R. (2015). *Absolute positioning of vehicles in indoor environments using Wireless LAN and Bluetooth LE* (Master thesis). Graz University of Technology.
- Wilfinger, R., Moder, T., Wieser, M., & Grosswindhager, B. (2016). Indoor Position Determination Using Location Fingerprinting and Vehicle Sensor Data. *2016 European Navigation Conference (ENC): Helsinki, Finland, 30 May – 2 June, 2016*. Piscataway, NJ: IEEE.
- Youssef, M., & Agrawala, A. (2005). The Horus WLAN location determination system. *MobiSys '05 Proceedings of the 3rd international conference on Mobile systems, applications, and services* (pp. 205–218). NY: ACM. Retrieved from DOI:10.1145/1067170.1067193.