

Kartenunabhängige Fußgängerortung – Prototyp eines wissensbasierten Kalman-Filters (WiKaF)

Michael Thienelt, Andreas Eichhorn und Alexander Reiterer

Zusammenfassung

Die Nutzung von Location Based Services für die Fußgänger-navigation erfordert eine genaue, zuverlässige und in hohem Maße verfügbare Ortung des Fußgängers. Im Gegensatz zur Fahrzeugnavigation muss diese auch in Szenarien erfolgen, in denen keine festen Trajektorien in einer digitalen Karte vorgegeben sind. In diesem Beitrag wird der Prototyp einer kartenunabhängigen Fußgängerortung vorgestellt. Der Prototyp besteht aus einer wissensbasierten Vorfilterung zur Bereinigung der Messdaten und Analyse der Datenqualität und einem Ortungsmodul mit zentralem Kalman-Filter zur optimalen Schätzung des kinematischen Zustands des Fußgängers. Es werden vielversprechende Testergebnisse aus dem Bereich der Wiener Innenstadt mit sehr schlechter GPS-Verfügbarkeit gezeigt.

Summary

The utilization of Location Based Services for pedestrian navigation requires the derivation of accurate, reliable and extreme available position information. In contrast to common car navigation systems it is required to navigate within scenarios with no fixed trajectories available from digital maps. In this contribution the prototype of a map-independent positioning system for pedestrians is presented. It consists of a knowledge-based pre-filtration of the measurement data for outlier detection and quality analysis and a positioning component with a central Kalman-filter for the optimal estimation of the kinematic state of the pedestrian. A typical test scenario from the city of Vienna is presented. Despite of very bad GPS availability the results can be evaluated as very promising.

1 Einleitung

Im Bereich der Fahrzeugnavigation werden Genauigkeit und Verfügbarkeit der Positionsbestimmung üblicherweise durch Kombination mit einer digitalen Karte gesteigert. Die Karte enthält das Straßennetz, in welches die zurückgelegte Trajektorie dann mittels Map-Matching-Techniken (Czommer 2001) eingepasst wird.

Da sich Fußgänger häufig auch außerhalb von digital erfassten Wegenetzen bewegen, ist eine Übertragung obiger Vorgehensweise auf den Bereich der Fußgängerortung in vielen Fällen nicht möglich. Typische »Offroad«-Szenarien liegen beispielsweise in Fußgängerzonen, städtischen Parkanlagen und im gesamten Indoor-Bereich vor, wobei das Umfeld oftmals zwar koordinatenmäßig erfasst ist, im Gegensatz zur Fahrzeugortung aber keine »festen« Wege vorgegeben werden können, auf denen sich der Fußgänger bewegen muss. Dieser hat somit mehr verfügbare Freiheitsgrade als ein Fahrzeug.

Dennoch ist vor dem Hintergrund der zunehmenden Verbreitung von ortsbezogenen Service-Leistungen (z.B. Location Based Services = LBS) eine genaue, zuverlässige und in höchstem Maße verfügbare Ortung von Fußgängern erforderlich. Gerade in passiven Umgebungen (Thienelt et al. 2005a) stehen hierzu in der Regel nur die absoluten und relativen Positionssensoren zur Verfügung, welche gerade im mobilen Endgerät (z.B. PDA) des Nutzers integriert sind. In den meisten Fällen handelt es sich hierbei um GPS, Höhenmesser, Schrittzähler und Kompass. Digitale Karten werden hier zur Visualisierung der ermittelten Position genutzt.

In dieser Arbeit wird der Ansatz eines kartenunabhängigen wissensbasierten Kalman-Filters zur optimalen Ortung von Fußgängern verfolgt. In Thienelt et al. (2005a) wurden der Ansatz, die Systemarchitektur sowie die verwendeten Positionssensoren des WiKaF-Konzeptes (WiKaF = Wissensbasierte Kalman-Filterung) bereits vorgestellt. Nachfolgend werden die Untersuchungen zur Gewinnung des stochastischen Modells der Sensoren, die wissensbasierte Komponente zur Vorfilterung der Messdaten und erste Ergebnisse des Kalman-Filter-Prototyps vorgestellt.

2 Untersuchung der verwendeten Sensoren

Für die Datenakquirierung wird das Multisensorsystem des NAVIO-Projektes (Gartner et al. 2004) verwendet. Dieses Sensorsystem besteht aus Komponenten für die relative und absolute Positionsbestimmung. Integriert sind zwei GPS-Empfänger (Garmin eTrex Summit und das Dead Reckoning Modul – DRM III), zwei Richtungssensoren (HMR 3000 und DRM III), zwei Drucksensoren (PTB 220, DRM III) sowie Beschleunigungssensoren des DRM III zur Schritterkennung. Diese Sensoren sind bereits in Thienelt et al. (2005b) beschrieben. Nachfolgend werden die Ergebnisse der Einzelsensoruntersuchungen vorgestellt. Ziel der Untersuchungen war die Ermittlung der Sensordaten, welche für die Umsetzung der situationsabhängigen stochastischen Modelle für die wissensbasierte Kalman-Filterung nötig sind.

2.1 GPS-Sensoren

Bei den GPS-Sensoren DRM III und Garmin eTrex wurden Messgenauigkeit und Verfügbarkeit des GPS-Signales im städtischen Testgebiet überprüft. Dadurch konnten Erfahrungen über die Notwendigkeit des Einsatzes der Kop-

pelnavigation gesammelt werden. Durch stationäre Messungen auf koordinatenmäßig bekannten Punkten wurde für den Garmin eTrex eine absolute Punktgenauigkeit von ± 3 m ermittelt. Ferner zeigte sich bei Messungen in den Testgebieten¹ (Thienelt et al. 2005a), dass der Sensor eine relative Genauigkeit von wenigen dm erreicht, woraus sich eine sehr gute Abbildung der inneren Geometrie einer Trajektorie ergibt. Bezuglich der GPS-Signalverfügbarkeit im städtischen Umfeld erbrachte der Garmin eTrex eine wesentlich bessere Leistung als der DRM III. Grund dafür ist der Chipsatz SiRFStar III, der auch extrem schwache Signale bis zu -159 dBm auswerten kann (Garmin 2005). Der DRM III erreicht eine absolute Punktgenauigkeit, welche zwischen ± 5 m und ± 8 m liegt (unter optimalen Bedingungen). Die relative Genauigkeit des Sensors liegt im Meter-Bereich. Im Vergleich zum Garmin eTrex wird die innere Genauigkeit der Trajektorie damit schlechter reproduziert. Im städtischen Umfeld ist die Verfügbarkeit des GPS-Signals ebenfalls signifikant schlechter als beim Garmin eTrex.

2.2 Richtungssensoren

Die durchgeführte Untersuchung der Sensoren gliederte sich in zwei Schritte:

- Genauigkeitsuntersuchungen unter Laborbedingungen zur Überprüfung der Herstellerangaben und Driftuntersuchungen
- Genauigkeitsuntersuchungen nach erfolgter Integration der Sensoren im Multisensorsystem.

Aus den durchgeführten Langzeitmessungen (24 Stunden) können zum einen die Angaben der Hersteller bestätigt und zum anderen eine signifikante Drift der Sensoren ausgeschlossen werden. Für die gesamte Langzeitmessung des HMR 3000 ergab sich eine durchschnittliche Standardabweichung von ± 0.22 grad bei maximalen Residuen von ± 1.2 grad; auf diskreten Zeitintervallen ergab sich eine Standardabweichung von ± 0.13 grad. Für die Messgenauigkeit des DRM III (24 h) ergab sich eine Standardabweichung von ca. ± 0.85 grad bei maximalen Residuen von ± 3.6 grad. Im Zuge der Untersuchungen erfolgte eine umfangreiche Prüfung des Einflusses magnetischer Störquellen. Dabei wurden zwei Arten von Störquellen unterschieden:

- *Interne Störquellen* bezeichnen Einflüsse bzw. Quellen, welche im späteren Messsystem vorhanden sein

1 Es existieren drei Testgebiete: zwei Outdoor-Testgebiete (unterschieden nach GPS-Signalempfang) und ein Indoor-Szenario, beschrieben in Thienelt et al. (2005a).

2 Bei beiden Sensoren wurden die Messungen mit identischen Δt erfasst.

3 Für die allgemeine Untersuchung der relativen Messgenauigkeit der Sensoren, wurde die exakte Höhenformel nach Jordan verwendet.

können (z.B. Schlüsselbund und Kleingeld in den Taschen der Testperson oder der Einfluss, den die einzelnen Sensoren aufeinander ausüben).

- *Externe Störquellen* bezeichnen Einflüsse bzw. Quellen aus der Umgebung wie z.B. Pkws, Laternenpfähle und Schaltkästen der Telefongesellschaften.

Es zeigte sich, dass beide Sensoren äußerst empfindlich auf magnetische Störungen reagieren. Der HMR 3000 reagiert verzögerungsfrei, wohingegen der DRM III sehr träge auf Störeinflüsse reagiert. Des Weiteren zeigte sich, dass der DRM III auf hochfrequente Störeinflüsse kaum reagiert (vermutlich aufgrund einer Tiefpassfilterung).

Abb. 1 zeigt beispielhaft die Reaktion der Sensoren auf einen magnetischen Störeinfluss². Erkenntnisse aus den gegenseitigen Störeinflüssen werden für das Design des Multisensorsystems herangezogen. Bei Testmessungen der Sensoren im Sensorsystem wurde eine signifikant schlechtere Standardabweichung als bei den Messungen unter Laborbedingungen ermittelt. Einfluss auf diese haben vor allem die Bewegungen der Testperson, welche wiederum vom Untergrund und der Gangart (gehen, laufen, rennen) abhängig sind. So erreichte der DRM III bei Testmessungen auf Asphalt Standardabweichungen zwischen ± 2 gon und ± 3.5 gon und der HMR 3000 zwischen ± 3.5 gon und ± 4.5 gon. Aufgrund der durchgeführten Untersuchungen kann gesagt werden, dass in einem Fußgängernavigationssystem ein »low-cost«-Sensor für die Richtungsbestimmung vollkommen ausreichend ist.

2.3 Drucksensoren

Ziel der Integration von Drucksensoren ist die höhenmäßige Ortung im Indoor-Bereich (z.B. das Erkennen der Stockwerke in Gebäuden). Die vorgenommenen Untersuchungen konzentrierten sich somit auf die Eignungsprüfung der Sensoren für diese Aufgabe. Zuerst wurden beide Sensoren (DRM III Modul und HMR 3000) auf ihre Messgenauigkeit und ihr Driftverhalten untersucht. Absolvierte Langzeitmessungen (48 Stunden) führten zu der Erkenntnis, dass nur eine Aussage über die Drift der Sensoren in einem Messzeitraum von maximal 1.5 Stunden getroffen werden kann. In diesem Zeitraum konnte keine signifikante Drift der Sensoren festgestellt werden. Für weiterführende Untersuchungen wäre eine Klimakammer nötig gewesen.

Für die Transformation von Druckdifferenzen (hPa) in metrische Höhenunterschiede wurden die exakte Höhenformel nach Jordan³, die Europäische Näherungsformel nach Jordan (Jordan et al. 1955) und eine gebäudeabhängige Kennlinie (Kistenich 2005) untersucht. Für die Messungen mit dem PTB 220 werden Standardabweichungen zwischen ± 0.11 m und ± 0.33 m, bei maximalen Abweichungen von bis zu ± 0.60 m erreicht. Für das Barometer des DRM III-Moduls ergab sich eine Standardabweichung von ± 1.0 m bei maximalen Abweichungen von ± 3.0 m.

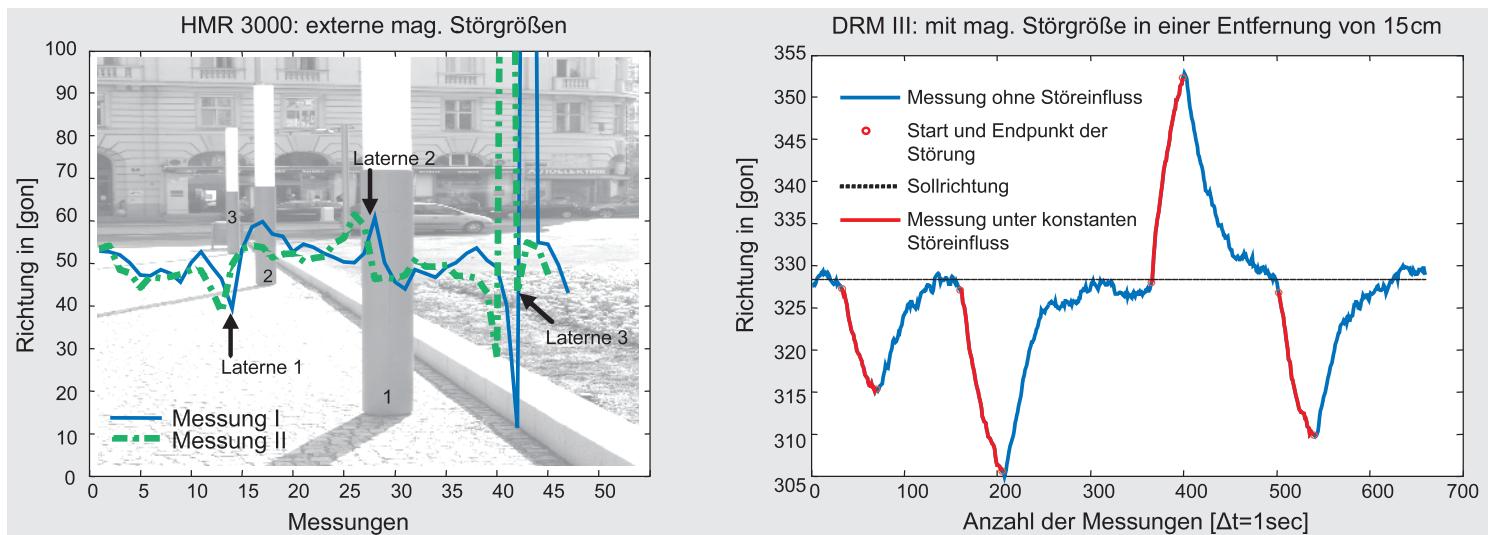


Abb. 1: Einfluss mag. Störgrößen auf die Richtungssensoren

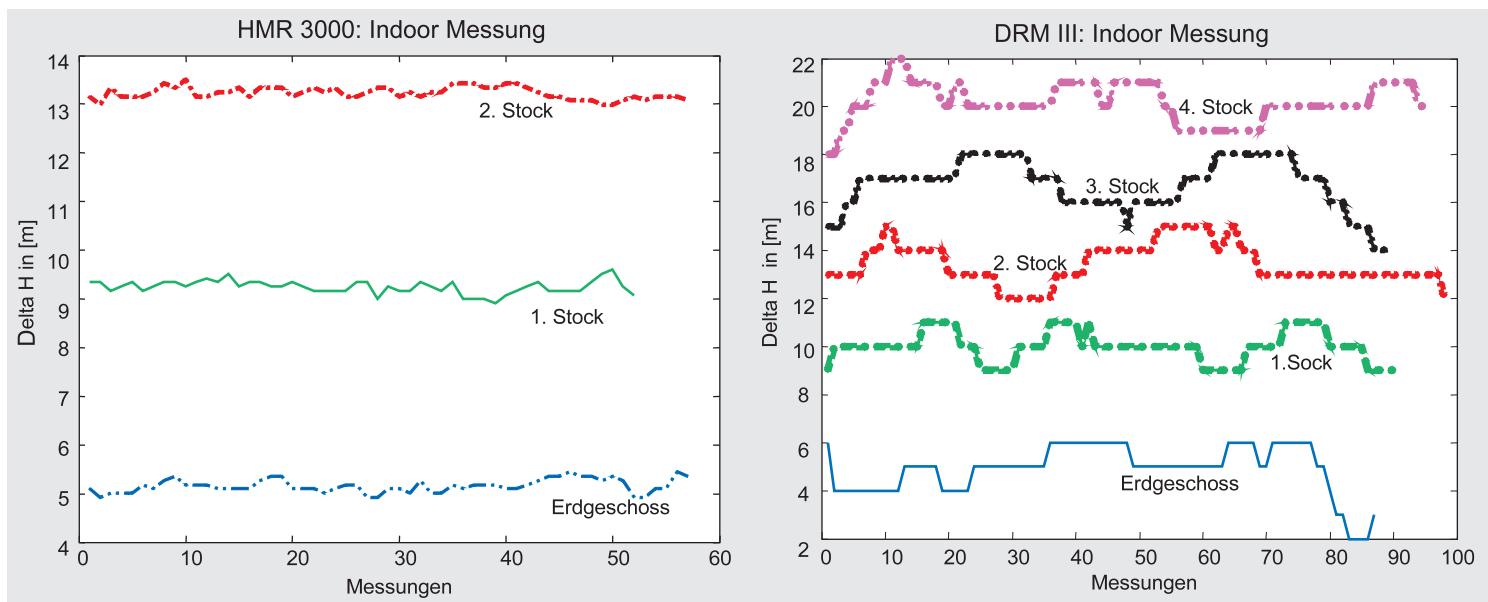


Abb. 2: Stockwerksmessungen im Institutsgebäude

Da im untersuchten Gebäude die Sollhöhe zwischen zwei Stockwerken 3.70m (halbes Stockwerk 1.80m) beträgt, ist ersichtlich, dass der DRM III für die Detektierung der Stockwerke aus Einzelmessungen nicht geeignet ist (siehe Abb. 2). Aus diesem Grund beziehen sich die nachfolgenden Ergebnisse auf den PTB 220.

Ein Vergleich zwischen der Näherungsformel und der exakten Formel nach Jordan zeigte, dass beide Formeln für die in dieser Arbeit vorgesehene Anwendung geeignet sind. Bei Messungen von Sollhöhdifferenzen von 3 m bis 25 m ergaben sich Berechnungsdifferenzen aus den beiden Formeln von ± 1 cm bis 5.5 cm. Angewandt auf den Indoor-Bereich bedeutet dies, dass der Offset in jedem Stockwerk konstant bleibt, aber im Erdgeschoss kleiner ist als z.B. in der 6. Etage.

Bei niedrigen Gebäuden ist die Auswirkung der Berechnungsunterschiede nicht signifikant – mit hoher Wahrscheinlichkeit hat die Differenz keine Bedeutung für die Stockwerksbestimmung. Bei höheren Gebäuden

hat sich gezeigt, dass die Genauigkeit der Näherungsformel zu Problemen führen kann (eine Korrektur könnte durch die Einführung eines Maßstabsfaktors vorgenommen werden). Nachteil der exakten Höhenformel ist die Notwendigkeit der Nachführung von zusätzlichen Größen (Temperatur, Luftfeuchtigkeit und geografische Breite). Dieser Nachteil könnte durch die Nutzung einer gebäudeabhängigen Kennlinie beseitigt werden. Eine solche Kennlinie entspricht dem funktionalen Zusammenhang zwischen Druckänderung und der dazugehörigen Höheänderung. Dieser Zusammenhang ist im einfachsten Fall linear, kann aber auch parabolisch oder hyperbolisch sein. Die Form der Kennlinie ergibt sich aus einer vermittelnden Ausgleichung, bei der die verschiedenen polynomalen Modellansätze mit den Messwerten (verschiedener Stockwerke) in den Beobachtungsgleichungen in Verbindung gebracht und anschließend die ermittelten Koeffizienten durch statistische Testverfahren auf Signifikanz getestet werden. Für die im Zuge der Untersuchungen

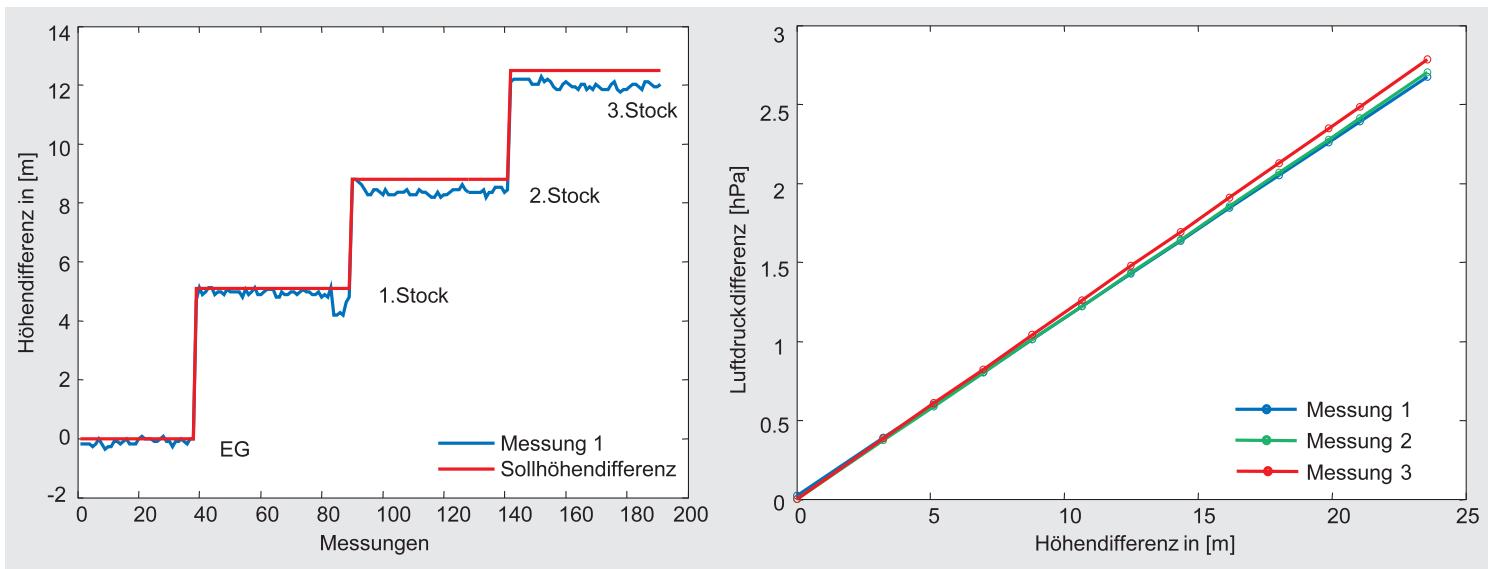


Abb. 3: Links: Stockwerksbestimmung mit Hilfe der linearen Kennlinie. Rechts: lineare Kennlinie

durchgeföhrten Testmessungen ergab sich ein linearer Zusammenhang.

Die durchgeföhrten Tests zeigten ferner, dass es zwischen erreichter Messgenauigkeit und Tageszeit einen Zusammenhang gibt – dies lässt darauf schließen, dass Menschenansammlungen im Gebäude die Druckverhältnisse ändern (Bewegungen, »Öffnen von Fenstern und Türen«). Dementsprechend waren die Barometermessungen am Morgen und am Abend am genauesten.

Trotzdem war es möglich, eine allgemein gültige Kennlinie (siehe Gleichung 1) für das Gebäude mit der erforderlichen Genauigkeit abzuleiten.

$$\Delta p = 0.1148 \cdot \Delta h + 0.012 \Rightarrow \Delta h = \frac{\Delta p - 0.012}{0.1148} \quad (1)$$

Im rechten Teil von Abb. 3 ist die lineare Kennlinie des PTB 220 dargestellt. Hieraus können Luftdruckmessungen im Gebäude direkt in Höhenwerte umgerechnet werden (siehe linker Teil von Abb. 3).

Als Ergebnis der Untersuchung bleibt festzuhalten, dass der PTB 220 die gestellten Anforderungen erfüllt und damit als geeignet für ein Multisensorsystem zur Fußgängerortung bezeichnet werden kann.

2.4 Schritterkennungssensoren

Die Schritterkennung erfolgt durch Beschleunigungssensoren, die am Rücken der Testperson auf Höhe des Beckens (am Gürtel) befestigt sind. Die Untersuchung dieses Sensors teils beschäftigte sich hauptsächlich mit der Güte der Schritterkennung (in Abhängigkeit vom Gehverhalten der Testperson). Der Fehler der Schrittmessung wurde durch Vergleich der durch den DRM III ermittelten Schritte und manueller Zählung ermittelt. Auf einer Streckenlänge von 70 m ergaben sich maximale Abweichungen von 1 bis 2 Schritten. Dies entspricht einem Streckenfehler⁴ von ma-

ximal ± 1.5 m. Der »normale« Bewegungsablauf der Testperson wird hauptsächlich durch die Beschaffenheit des Untergrundes beeinflusst (für eine zuverlässige Schritterkennung sollte dieser also mit in die Berechnung einbezogen werden). Ein weiterer Einflussfaktor für die Schrittbestimmung bzw. -berechnung ist die Schrittänge. Diese Größe hängt zum einen von der Person selber ab und zum anderen von der Gangart (gehen, laufen, rennen). Die durchgeföhrten Untersuchungen berücksichtigen nur die Schwankungen innerhalb einer Gangart – es ergaben sich Schwankungen der Schrittängen von maximal 10 cm.

2.5 Zusammenfassung der Sensoruntersuchung

In Tab. 1 sind die Messgenauigkeiten der Sensoren unter optimalen Bedingungen aufgeführt. In Abhängigkeit der Störgrößen im Umfeld des Sensors ergeben sich weitere Abstufungen in den Genauigkeitsangaben. Mit den ermittelten Standardabweichungen werden situationsabhängige stochastische Modelle für die Kalman-Filtriung aufgestellt.

Außerdem sei angemerkt, dass besonders der PTB 220 mit seinem massiven Gehäuse einen magnetischen StörEinfluss auf die Richtungssensoren ausübt. Zusätzlich ergibt sich das Problem, dass die Voraussetzungen für eine optimale Richtungsmessung in völligem Gegensatz zu den Voraussetzungen für eine optimale Schrittmessung stehen – ein bewusst ruhiger Gang würde die Qualität der Richtungsmessung erheblich verbessern, bringt allerdings Probleme bei der Schritterkennung mit sich.

⁴ Bei nicht ausreichendem »Hüftschwung« ergeben sich erhebliche Fehler in der Schritterkennung, welche zu einer unzureichenden Streckenbestimmung führen.

Tab. 1: Messgenauigkeiten der integrierten Sensoren unter optimalen Bedingungen (r.m.s.-Root Mean Square Error)

	GPS		Richtungen		Drucksensoren		Strecke
	DRM III	eTrex	DRM III	HMR 3000	DRM III	PTB 220	DRM III
Standard-abweichung			2–3.5 gon	3.5–4.5 gon	0.9 m	0.11–0.33 m	10 cm
r.m.s.	8 m	2 m					

3 Wissensbasierte Datenfilterung

Parallel zur Messwerterfassung bzw. Teilerfassung durch das Multisensorsystem werden die Messwerte einer ersten Filterung unterzogen. Diese hat die Aufgabe, Störungen und Ausreißer, welche nicht in die Kalman-Filterung einfließen sollen, zu beseitigen und der aktuellen Umgebungssituation angepasste Fehlermodelle für die Messdaten bereitzustellen.

Die praktische Umsetzung einer solchen Messwertfiltrierung inkludiert umfangreiches »Knowledge Engineering«. Dieses ist, wie in Thienelt et al. (2005a) dargestellt, in den Entwicklungsprozess fest eingebunden und als rekursiver Prozess ausgelegt. Trotz dieser integrativen Lösung wurde eine vollständige Entkoppelung der wichtigsten Systemkomponente erreicht. Der Messwertfilter wurde auf Grundlage dieser Anforderung als wissensbasierte Komponente realisiert. Durch diesen Ansatz erfolgt eine klare Trennung von Problemwissen und Wissensverarbeitung; eine Erweiterung, Modifikation oder ein Austausch der Wissensbasis kann wesentlich leichter erfolgen.

Zu den Komponenten eines wissensbasierten Systems zählen: die Wissensbasis, die Inferenzkomponente, die Benutzerschnittstelle, die Erklärungskomponente und die Wissenserwerbskomponente. Wissensbasis, Inferenzkomponente und Benutzerschnittstelle bilden die Kernkomponenten eines wissensbasierten Systems. Die Wissensbasis enthält das Problemwissen in deklarativer Form. Dieses Wissen wird durch die Inferenzkomponente verarbeitet, wobei neues Wissen in Form von Fakten abgeleitet wird. Um mit dem Benutzer in einen interaktiven Kommunikationsprozess zu treten, bedarf es einer Benutzerschnittstelle, welche zumindest in einer minimalen Form vorhanden sein muss. Zusätzlich kann jedes wissensbasierte System über eine Wissenserwerbskomponente, welche die Akquisition neuen Wissens erleichtern soll, und über eine Erklärungskomponente, welche dem Benutzer Auskunft über die konkrete Lösungsfindung geben soll, verfügen. Für eine umfangreiche Beschreibung wissensbasierter Systeme sei auf die Literatur verwiesen (Gottlob et al. 1990, Stefik 1998).

Für die praktische Implementierung wissensbasierter Systeme existieren, wie auch in der konventionellen Programmierung, verschiedene Ansätze (prozedurale Methoden, objektorientierte Methoden, logikbasierte Methoden u.a.); im praktischen Einsatz werden meist Mischformen verwendet. Für die Umsetzung des wissensbasierten Mess-

wertfilters wird ein regelbasiert/objektorientierter Ansatz eingesetzt. Ein solches System besteht aus dem sog. *Arbeitsspeicher (working memory – WM)* und der *Regelbasis (rule memory)*. Details zu diesen Teilkomponenten finden sich in Gottlob et al. (1990), Stefik (1998) und Thienelt et al. (2005a).

Nachfolgend erläutern wir an einem konkreten Beispiel einen Teils des in Clips (2006) implementierten *working memory*:

```
(deftemplate Epoche
  (slot ID (type INTEGER))
  (slot Schritt (type INTEGER))
  (slot DRMHoch (type FLOAT))
  (slot DRMRechts (type FLOAT))
  (slot eTrexHoch (type FLOAT))
  (slot eTrexRechts (type FLOAT))
  ...)
```

Das angeführte Beispiel *working memory* »Epoche« besteht aus 18 sog. *slots* (sechs davon wurden aufgelistet): ID (Epoche), Schritt (Anzahl der Schritte), DRM-Hoch (X-Wert von DRM III), DRMRrechts (Y-Wert von DRM III), eTrexHoch (X-Wert von eTrex), eTrex-Rechts (Y-Wert von eTrex). Jeder dieser *slots* ist durch Namen und Typ gekennzeichnet. So hat z.B. der erste *slot* den Namen »ID« und ist vom Typ INTEGER.

Wie bereits erwähnt, ist der zweite Teil eines solchen Systems die Regelbasis. Eine Regel ist grundsätzlich in zwei Teile unterteilt, nämlich in den Bedingungsteil (lefthand side – LHS) und den Aktionsteil (righthand side – RHS). Im Bedingungsteil stehen die sog. Vorbedingungen, welche für das Ausführen der Regel erfüllt sein müssen. Erst wenn alle Vorbedingungen erfüllt sind, wird der Aktionsteil der Regel ausführbar. Regeln können als sog. *IF-THEN-Statements* gesehen werden.

Nachfolgend eine sehr einfache Beispielregel:

```
(defrule AbfrageDruck
  Epoche (ID ?index&:
    (= ?index? *aktuelle_Epoche*)) )
  DruckPTB ?DruckPTB&:
    (< ?DruckPTB *Schranke_Druck*) )
=>
  (bind ?*DruckPTB* 1)
)
```

Die angeführte Beispielregel »AbfrageDruck« entscheidet, ob in der aktuellen Messepoche ein Wert für den Druck gespeichert ist. Der Regelkopf enthält das Schlüsselwort `defrule` gefolgt vom Regelnamen. Es folgen zwei Vorbedingungen:

- **Vorbedingung 1:** Liest die aktuelle Epoche aus (keine Vorbedingung im eigentlichen Sinn).
- **Vorbedingung 2:** Überprüft, ob der Messwert für den Druck (`DruckPTP`) kleiner als eine vorgegebene Schranke (globale Variable `*Schranke_Druck*`) ist.

Sind beide Vorbedingungen erfüllt, wird der globalen Variablen `DruckPTP` der Wert 1 zugewiesen. Für die prototypische Realisierung wurde diese Systemkomponente möglichst einfach gehalten. Dies erleichtert das Auffinden von Fehlern in der Prozesskette und beschleunigt den Entwicklungsprozess.

4 Multisensorintegration mit zentralem Kalman-Filter

4.1 Vorbemerkungen

Die durch das wissensbasierte System vorgefilterten Messdaten werden nun im Rahmen einer Multisensorintegration zu einer genauen, zuverlässigen und möglichst überall verfügbaren Positionsinformation des Fußgängers zusammengeführt. Aus diesem Grund wird zur Sensorfusion ein (datenbasiertes) Ortungsmodul mit zentralem Kalman-Filter entwickelt (Thienelt et al. 2005a). Die Kalman-Filterung ermöglicht dann die optimale Schätzung des Bewegungszustands des Fußgängers unter Ausnutzung von theoretischen Annahmen über dessen Bewegungsverhalten (Systemgleichungen) und Hinzunahme von empirischen Messungen (Messgleichungen). Die theoretischen Grundlagen sind u.a. in Gelb et al. (1974) und Schrick (1977) beschrieben.

Bei der Entwicklung des WiKaF-Prototyps werden zu Testzwecken zwei Arten von 2D-Bewegungsmodellen eingesetzt, welche jeweils aus einer im Abtastintervall gleichförmigen (d.h. unbeschleunigten) Kreisbewegung abgeleitet sind. Beschleunigungen bzw. Verzögerungen des Fußgängers werden als stochastische Störinflüsse angenommen und in den Störgrößen des Kalman-Filters berücksichtigt.

Im ersten Modell erfolgt eine ausschließlich kinematische Betrachtungsweise der Bewegung des Fußgängers ohne die Berücksichtigung von zusätzlichen steuernden Eingangsgrößen (Stellgrößen).

Eine Reduktion der Trägheit des kinematischen Modells bei plötzlichen Orientierungsänderungen des Fußgängers soll im zweiten Modell durch die zusätzliche Integration einer messtechnisch erfassten Stellgröße (Orientierungsänderung des Fußgängers) erfolgen. Diese »kausale Mo-

difizierung« wird in Eichhorn (2005) zur Filterung von Fahrzeugmanövern eingesetzt.

4.2 Bewegungsmodelle für den Fußgänger

4.2.1 Gleichförmige Kreisbewegung ohne Stellgröße

Für die ungestörte gleichförmige Kreisbewegung ergeben sich im kinematischen Bewegungsmodell nach Wang et al. (1997) die nachfolgenden nichtlinearen Systemgleichungen:

$$\begin{aligned} Y(t_{k+1}) &= Y(t_k) + v_t(t_k) \sin(\alpha(t_k))(t_{k+1} - t_k) \\ &\quad + \frac{1}{2} a_r(t_k) \cos(\alpha(t_k))(t_{k+1} - t_k)^2 \\ X(t_{k+1}) &= X(t_k) + v_t(t_k) \cos(\alpha(t_k))(t_{k+1} - t_k) \\ &\quad - \frac{1}{2} a_r(t_k) \sin(\alpha(t_k))(t_{k+1} - t_k)^2 \\ \alpha(t_{k+1}) &= \alpha(t_k) + \frac{a_r(t_k)}{v_t(t_k)}(t_{k+1} - t_k) \\ v_t(t_{k+1}) &= v_t(t_k) \\ a_r(t_{k+1}) &= a_r(t_k) \end{aligned} \quad (2)$$

mit den fünf Zustandsgrößen $Y(t_k)$, $X(t_k)$ = Position des Fußgängers zur Epoche t_k im Referenzkoordinatensystem, $\alpha(t_k)$ = Azimut der Bewegung zur Epoche t_k , $v_t(t_k)$ = Tangentialgeschwindigkeit der Kreisbewegung im Intervall $[t_k, t_{k+1}]$ und $a_r(t_k)$ = Radialbeschleunigung der Kreisbewegung im Intervall $[t_k, t_{k+1}]$.

Abweichungen der Realität gegenüber den Modellannahmen werden hier durch zwei Störgrößen berücksichtigt. In obigem Gleichungssystem wird die Tangentialgeschwindigkeit v_t durch die stochastische Tangentialbeschleunigung w_{a_t} gestört und die Radialbeschleunigung a_r durch einen stochastischen radialen Ruck w_{a_r} .

Die linearisierten gestörten Systemgleichungen des kinematischen Kalman-Filters ergeben sich dann wie folgt:

$$x(t_{k+1}) = T(t_{k+1}, t_k)x(t_k) + S(t_{k+1}, t_k)w(t_k) \quad (3)$$

Hierbei repräsentiert x den Vektor der Zustandsgrößen, T die Transitionsmatrix, S die Störmatrix und w den Vektor der Störgrößen.

4.2.2 Gleichförmige Kreisbewegung mit Stellgröße

Das ungestörte »kausal modifizierte« Bewegungsmodell einer gleichförmigen Kreisbewegung wird nach Eichhorn (2005) durch nichtlineare Systemgleichungen des Kalman-Filters beschrieben (siehe Gleichung 4), mit den vier Zustandsgrößen Y_k, X_k = Position des Fußgängers zur Epoche t_k im Referenzkoordinatensystem, α_k = Azimut der Bewegung zur Epoche t_k und $v_{t,k}$ = Tangentialgeschwindigkeit der Kreisbewegung im Intervall $[t_k, t_{k+1}]$:

$$\begin{aligned}
 Y_{k+1} &= Y_k + \frac{v_{t,k}(t_{k+1} - t_k)}{\Delta\alpha_{k+1}} \\
 &\quad [\cos(\alpha_k)(1 - \cos(\Delta\alpha_{k+1})) + \sin(\alpha_k)\sin(\Delta\alpha_{k+1})] \\
 X_{k+1} &= X_k + \frac{v_{t,k}(t_{k+1} - t_k)}{\Delta\alpha_{k+1}} \\
 &\quad [-\sin(\alpha_k)(1 - \cos(\Delta\alpha_{k+1})) + \cos(\alpha_k)\sin(\Delta\alpha_{k+1})] \\
 \alpha_{k+1} &= \alpha_k + \Delta\alpha_{k+1} \\
 v_{t,k+1} &= v_{t,k}
 \end{aligned} \tag{4}$$

Die Änderung des Azimuts der Bewegung $\Delta\alpha_{k+1}$ wird im »kausal modifizierten« Bewegungsmodell als Stellgröße eingeführt und aus Messungen gewonnen (z.B. mittels des elektronischen Kompasses, s. Kap. 2.2). Plötzliche Richtungsänderungen des Fußgängers können somit schon bei der Berechnung der Prädiktion berücksichtigt werden, was zu einer Dämpfung des Überschwingens der gefilterten Trajektorie führt.

Als Störeinfluss muss in obigem Modell nur die Störung der Tangentialgeschwindigkeit v_t durch die stochastische Tangentialbeschleunigung w_a berücksichtigt werden. Die linearisierten Systemgleichungen des gestörten Kalman-Filters ergeben sich damit zu:

$$x_{k+1} = T_{k+1,k}x_k + B_{k+1,k}u_k + S_{k+1,k}w_k. \tag{5}$$

Im Vergleich zum kinematischen Bewegungsmodell werden hier zusätzlich noch die Stellgröße $u (= \Delta\alpha_{k+1})$ und die zugehörige Stellmatrix B eingeführt.

5 Implementierung und Testergebnisse

5.1 Implementierung

Das Programmsystem wurde in drei unterschiedlichen Programmiersprachen entwickelt. Das wissensbasierte System wurde mit Hilfe von WxCLIPS, einer speziellen Programmiersprache für die Realisierung von regel-/objektbasierten Systemen, umgesetzt. Der Kalman-Filter wurde in Matlab realisiert und anschließend als ausführbare Datei exportiert. Dies hat den großen Vorteil, dass Matlab für die Durchführung der Kalman-Filterung nicht extra gestartet werden muss (Steigerung der Robustheit, die benötigten Programm-Bibliotheken müssen allerdings auf dem Rechner vorhanden sein). Der Aufruf von wissensbasiertem System und Kalman-Filter wird dann durch ein übergeordnetes »Programm-Framework« gesteuert – dieses wurde mit Hilfe der Programmierspra-

che C++ umgesetzt. Die Kommunikation der einzelnen Module erfolgt auf Basis standardisierter ASCII-Protokolle. Diese Programmarchitektur dient nur zur prototypischen Entwicklung. Bei einer finalen Implementierung sollte der Datenfluss optimiert und für ein online System angepasst werden.

5.2 Testergebnisse

Die im Folgenden präsentierten Ergebnisse beruhen auf einem ausgewählten Szenario aus dem Testgebiet 2. Hierbei handelt es sich um ein Gebiet im Zentrum von Wien, dessen Bebauung wesentlich durch 5- bis 6-stöckige Gebäude gekennzeichnet ist. In diesem Gebiet kommt es dann auch aufgrund von Abschattungen verstärkt zum Verlust des GPS-Signals. Aus diesem Grund muss in der Karlsgasse ein 50m und in der Gußhausstraße ein 40m langes Teilstück ausschließlich durch Koppelnavigation überwunden werden.

Die in Abb. 4 dargestellte gefilterte Trajektorie wurde mit Hilfe des Kalman-Ansatzes nach Wang et al. (1997) erreicht. Die Form der Referenz-Trajektorie wird grundsätzlich sehr gut wiedergegeben. In ausgewählten Abschnitten wird sogar eine »spurtreue« Zuordnung zur Referenz

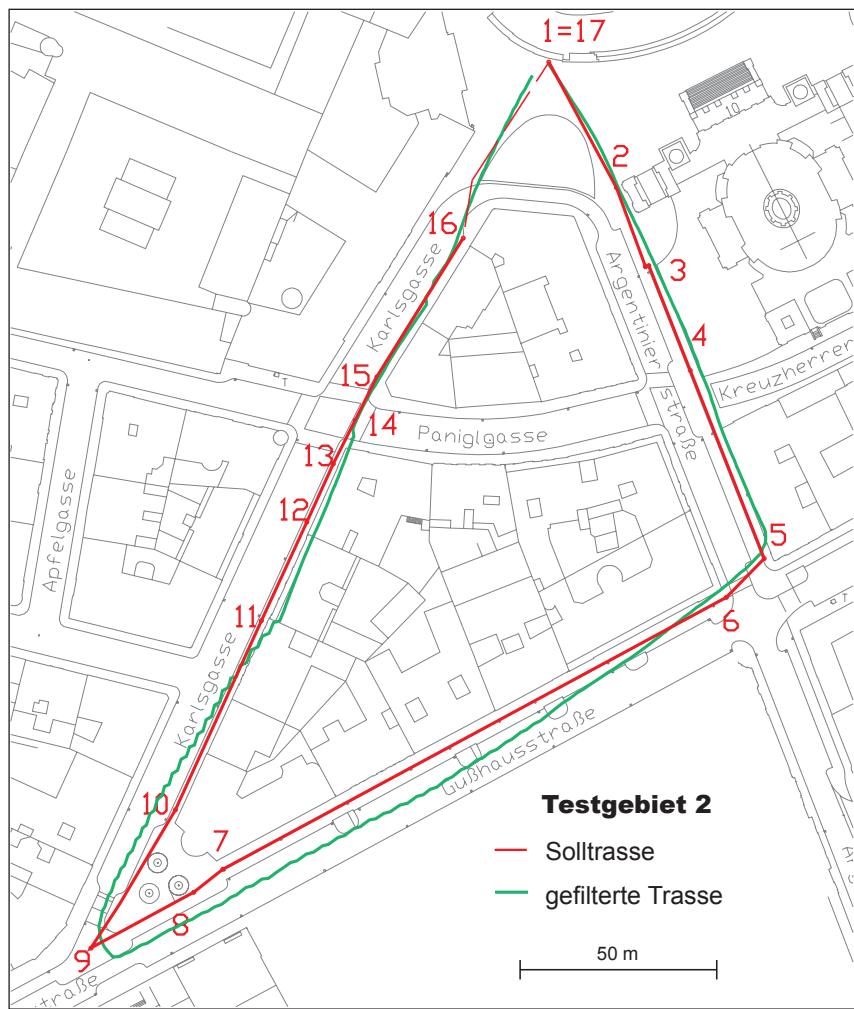


Abb. 4: Gefilterte Trasse im Testgebiet TG-2

Tab. 2: Diskussion des r.m.s. (root mean square error) im Testgebiet 2

Abschnitt	GPS-Verfügbarkeit	Filterergebnis
Start Resselpark	sehr gut	1.35 m
Ende Argentinier Straße	gut	2.70 m
Ende Gußhausstraße	nein	7.20 m
Beginn Karlsgasse	wenig	5.00 m
Mitte Karlsgasse	nein	4.20 m

erreicht (darunter versteht man in der Fußgängernavigation das korrekte Zuordnen der Straßenseite bzw. des Bürgersteiges auf der sich der Fußgänger fortbewegt). Diese Spurtreue geht bei der Koppelnavigation allerdings verloren. Es kann aber dennoch eine korrekte Zuordnung zur Straße erreicht werden. In Tab. 2 sind für ausgewählte Teilstücke die r.m.s.-Werte als Qualitätsmerkmal für die absolute Positionsgenauigkeit angegeben. Bei vorhandenem GPS-Signal ist der r.m.s.-Wert kleiner als 3 m. Dies entspricht gleichzeitig den Bereichen, in denen auch eine Spurtreue erreicht wird. In den Teilabschnitten mit schwachem oder nicht vorhandenem GPS-Signal wird ein maximaler r.m.s. von ca. 7 m erreicht.

In der Gußhausstraße (ca. 140 m lange Gerade) ist eine geringe Drift erkennbar, welche eine maximale Abweichung von ca. 8 m zur Referenz-Trajektorie erzeugt. An der Straßenecke Gußhausstraße/Karlsgasse hingegen ist ein Überschwingen des Kalman-Filters ersichtlich. Diesem »Trägheitseffekt« soll durch weitere Untersuchungen mit dem Filteransatz nach Eichhorn (2005) entgegengewirkt werden.

Generell kann gesagt werden, dass erste vielversprechende Ergebnisse vorliegen, auf denen in weiteren Arbeitsschritten aufgebaut werden kann. Formtreue der Filterergebnisse und die erzielte Zuordnung zum Straßenraum ermutigen dazu, den eingeschlagenen Weg fortzusetzen.

6 Schlussbemerkung und Ausblick

Der hier vorgestellte Ansatz präsentiert einen wissensbasierten Kalman-Filter für die Fußgängerortung. Die wissensbasierte Vorfilterung der Messdaten und zwei Kalman-Filteransätze wurden derzeit erfolgreich implementiert und getestet. Die derzeitige Vorfilterung beschränkt sich auf das Detektieren von groben Fehlern im Datenmaterial, bevor dieses dem Kalman-Filter zugeführt wird. Zukünftige Arbeiten werden sich dann mit der Integration des Kalman-Filters nach Eichhorn (2005) und mit der Implementierung einer wissensbasierten Komponente, welche sowohl zur Beurteilung der Datenqualität als auch zur Lokalisierung von möglichen Modellstörungen in den Systemgleichungen des Kalman-Filters geeignet ist, beschäftigen.

Danksagung

Die in dieser Arbeit präsentierte Forschung wird vom FWF-Projekt NAVIO des Fonds zur Förderung wissenschaftlicher Forschung, Österreich, Projekt Nr. P16277-N04, unterstützt.

Literatur

- CLIPS-Webseite: <http://www.ghg.net/clips/CLIPS.html>, letzter Zugriff: 03.2006.
- Czommer, R.: Leistungsfähigkeit fahrzeugautonomer Ortungsverfahren auf der Basis von Map-Matching-Techniken. DGK, Reihe C, Nr. 535, München.
- Eichhorn, A.: Ein Beitrag zur Identifikation von dynamischen Strukturmodellen mit Methoden der adaptiven Kalman-Filterung. Dissertation, Universität Stuttgart, IAGB, 2005.
- Garmin-Website: <http://www.garmin.de/Produktbeschreibungen/GPSetrex.pdf>, letzter Zugriff: 09.2005.
- Gartner, G., Frank, A., Retscher, G.: Pedestrian Navigation System in Mixed Indoor/Outdoor Environment – The NAVIO Project. In: Schrenk M. (Hrsg.): Proceedings of the CORP 2004 and Geomultimedia04 Symposium, Februar 24–27, Seite 165–171, Wien, 2004.
- Garrett, A., Kasper, J.F., Nash, R.A., Price, Ch.F. / Sutherland, A. A.: Applied Optimal Estimation. The M.I.T. Press, Cambridge London, 1974.
- Gottlob, G., Frühwirt, Th., Horn, W.: Expertensysteme. 1. Aufl., Springer Verlag, Wien/New York, 1990.
- Honeywell-Website: <http://www.ssec.honeywell.com/magnetic/datasheets/hmr3000.pdf>, letzter Zugriff: 09.2005.
- Jordan, W., Eggert, O., Kneisel, M.: Handbuch der Vermessungskunde – Band III, Carl Ernst Poeschel Verlag, 1955.
- Kistenich, M.: Indoor Positioning: Vergleich von Systemen zur Positionsbestimmung und Navigation in Gebäuden, TU Wien, 2005.
- PointResearch-Website: http://www.pointresearch.com/drm_eval.htm, letzter Zugriff: 09.2005.
- Retscher, G., Thienelt, M.: NAVIO – A Navigation and Guidance Service for Pedestrians. Angenommen für die Veröffentlichung in: Journal of Global Positioning Systems, 2004.
- Schrick, K.W.: Anwendungen der Kalman-Filter-Technik. Oldenbourg Verlag, München, 1977.
- Stefik, M.: Introduction to Knowledge Systems. 2. Aufl., Morgan Kaufmann Verlag, San Francisco, 1998.
- Thienelt, M., Eichhorn, A., Reiterer, A.: Konzept eines wissensbasierten Kalman-Filters für die Fußgängerortung (WiKaF), Österreichische Zeitschrift für Vermessung und Geoinformation (VGI), 93. Jahrgang, S. 96–104, Heft 2/2005.
- Thienelt, M., Eichhorn, A., Reiterer, A.: WiKaF – A Knowledge-based Kalman-Filter for Pedestrian Positioning, Geowissenschaftliche Mitteilungen, Schriftenreihe der Studienrichtung Vermessungswesen und Geoinformation, TU Wien, Heft 74, Artikel präsentiert beim 3rd Symposium on Location Based Services and Telecarthography, November 28–30, Wien, Österreich, pp. 99–103, 2005.
- Website-Vaisala: <http://www.vaisala.com/businessareas/instruments/products/barometric pressure/ptb220>, letzter Zugriff: 09.2005.
- Wang, J.G.: Filtermethoden zur fehlertoleranten kinematischen Positionsbestimmung. Schriftenreihe des Studiengangs Vermessungswesen der Universität der Bundeswehr, Heft 52, Neubiberg, 1997.
- WxClips-Webseite: <http://www.anthemion.co.uk/wxclips>, letzter Zugriff: 03.2006.

Anschrift der Autoren:

Projektass. Dipl.-Ing. Michael Thienelt
 Univ. Ass. Dr.-Ing. Andreas Eichhorn
 Univ. Ass. Dipl.-Ing. Dr. techn. Alexander Reiterer
 Forschungsgruppe Ingenieurgeodäsie, Institut für Geodäsie und Geophysik, Technische Universität Wien
 Gußhausstraße 27–29, 1040 Wien, Österreich
<http://info.tuwien.ac.at/ingeo>
michael.thienelt+e128@tuwien.ac.at
andreas.eichhorn@tuwien.ac.at
alexander.reiterer@tuwien.ac.at