

Fahrzustandsschätzung auf Basis eines nichtlinearen Zweispurmodells

Um die Fahrstabilität eines Kraftfahrzeugs zu bewerten, kommt der exakten Bestimmung des Schwimmwinkels eine große Bedeutung zu. Mithilfe der heute in Serienfahrzeugen eingesetzten Sensorik lässt sich dieser Zustand allerdings nur eingeschränkt bestimmen. Das Institut für Kraftfahrwesen (IKA) der RWTH Aachen entwickelte zusammen mit der Berufsakademie Ravensburg einen Algorithmus zur Ermittlung und Schätzung des Fahrzustands. Im beschriebenen Schätzer wird ein Zweispurmodell des Fahrzeugs zugrunde gelegt, welches den Fahrbahnkontakt mit dem Reifenmodell gemäß der Magic Formula nach Pacejka abbildet.

1 Einführung

Für eine fundierte Bewertung des Fahrzustands und der Fahrstabilität eines Kraftfahrzeugs kommt der exakten Bestimmung des Schwimmwinkels eine hohe Bedeutung zu. Mithilfe der heute in Serienfahrzeugen eingesetzten Sensorik lässt sich dieser allerdings nur bedingt und mit eingeschränkter Genauigkeit bestimmen. Als Serienausstattung werden heute meist Sensoren für Querbeschleunigung, Gierrate, Lenkradwinkel und Raddrehzahlen eingebaut. Ein Serieneinsatz optischer Geschwindigkeitssensoren, die eine Messung der Längs- und Quergeschwindigkeit oder des Schwimmwinkels erlauben, ist derzeit nicht absehbar.

Vor diesem Hintergrund beschäftigt sich die vorliegende Arbeit mit der Ermittlung des Fahrzustands. In der Literatur finden sich zahlreiche Arbeiten und Ansätze zur Fahrzustandsschätzung (siehe zum Beispiel [1, 2, 3, 4, 5]). Hierbei wird generell die Dynamik des Fahrzeugs in einem geeigneten Modell abgebildet. Bei der Modellierung und Berechnung der Fahrdynamik ist eine möglichst exakte Abbildung des Reifenverhaltens ein entscheidendes Kriterium für die Modellgenauigkeit, weil die Reifencharakteristik maßgeblich die auf das Fahrzeug einwirkenden Horizontalkräfte bestimmt. Insbesondere im Bereich höherer Querbeschleunigungen und in instabilen Fahrzuständen ist das Reifenverhalten durch vielfache Nichtlinearitäten geprägt.

Alle den Autoren bekannten Arbeiten zur Fahrzustandsschätzung legen ein stark vereinfachtes Reifenmodell zugrunde. Um ein einfaches Kalman-Filter einsetzen zu können, muss ein lineares Modell verwendet werden; in diesen Fällen wird das Seitenkraftverhalten des Reifens auf eine Schräglaufsteifigkeit reduziert. Auch das erweiterte Kalman-Filter, welches in der Lage ist, mit nichtlinearen Modellen zu arbeiten, benötigt vereinfachte Reifenmodelle, weil hier die Reifenkräfte nach allen Zustandsvariablen differenzierbar sein müssen. Daher kommen in einigen Fällen Annäherungen der Reifencharakteristik auf der Basis exponentieller Funktionen zum Einsatz. Die Degressivität der Seitenkraft über der Aufstandskraft und deren Einfluss auf das Eigenlenkverhalten bleibt in vielen Arbeiten unberücksichtigt.

Prinzipiell besteht für die konventionellen Varianten des Kalman-Filters die Notwendigkeit, die Modellierung der Strecke auf lineare oder zumindest auf differenzierbare Systeme zu vereinfachen. Aus diesen Gründen wurden Algorithmen entwickelt, die diese Einschränkungen kompensieren und auch nichtdifferenzierbare Systeme be-

handeln können. In diesem Umfeld zeigt sich das „Unscented Kalman Filter“ (UKF) als interessanter Ansatz, da es trotz eines nur geringfügig gesteigerten Rechenaufwands auf Systeme mit beliebigen Nichtlinearitäten angewendet werden kann [6].

Ziel der vorliegenden Arbeit ist die Anwendung eines komplexen Reifenmodells, um die Fahrdynamik exakter abbilden zu können. Das in der Fahrdynamik verbreitete Reifenmodell nach Pacejka, die so genannte Magic Formula [7], bildet die nichtlinearen Reifeneigenschaften sehr gut nach, ist allerdings nicht differenzierbar und findet daher in bisherigen Arbeiten keine Anwendung. Der Aufbau eines Fahrzustandsschätzers, der auf einem UKF basiert, lässt die Einbindung eines solchen Reifenmodells zu.

2 Modellierung des Fahrzeugs

Für den Entwurf eines Zustandsschätzers ist es zunächst notwendig, ein Modell des zu betrachtenden Systems aufzustellen. Für die Abbildung der Querdynamik im Bereich geringer Querbeschleunigungen (bis zirka 4 m/s^2 maximal) wird vielfach das lineare Einspurmodell angewendet, wobei verschiedene Vereinfachungen getroffen werden. Beide Reifen einer Achse werden zu einem Reifen auf der Fahrzeugmittelachse zusammengefasst, der Schwerpunkt des Fahrzeugs wird auf Höhe der Fahrbahn angenommen und die Seitenkräfte werden als lineare Funktion des Schräglaufwinkels berechnet (Schräglaufsteifigkeit).

Die Autoren



Prof. Dr.-Ing. Konrad Reif
leitet den Studiengang Fahrzeugelektronik und Mechatronische Systeme an der Außenstelle Friedrichshafen der Berufsakademie Ravensburg und war Gastprofessor an der RWTH Aachen.



Dipl.-Ing. Kerstin Renner
ist Patentanwaltskandidatin in der Patentanwaltskanzlei von Kreisler, Selting, Werner in Köln und bearbeitete ihre Diplomarbeit Fahrzustandsschätzung am Institut für Kraftfahrwesen der RWTH Aachen.



Dipl.-Ing. Martin Saeger
ist Teamleiter Funktions- und Reglerentwicklung am Institut für Kraftfahrwesen der RWTH Aachen.

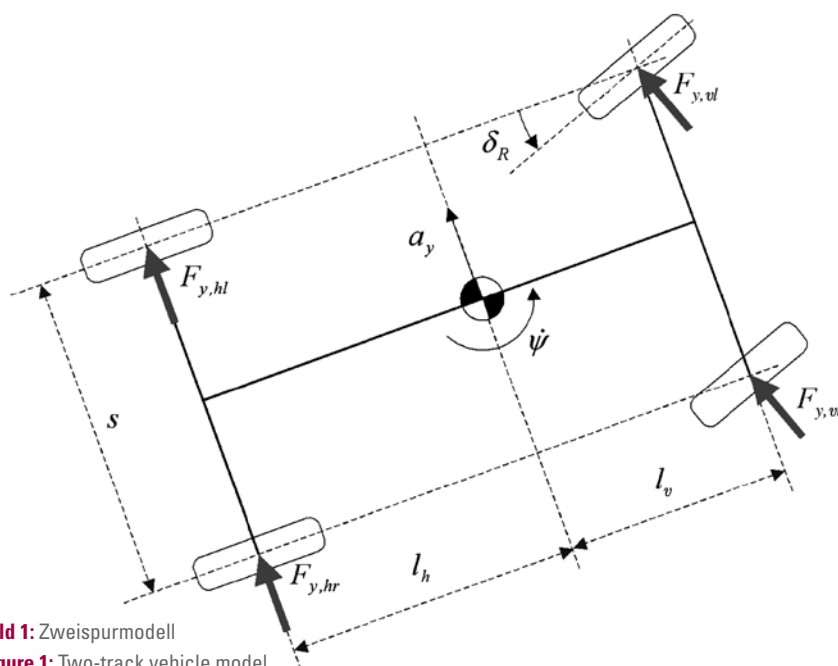


Bild 1: Zweispurmodell

Figure 1: Two-track vehicle model

Für eine genauere Modellierung der Querdynamik, die auch im Bereich größerer Querbeschleunigungen gültig ist, bietet sich die Erweiterung auf ein nichtlineares Zweispurmodell an. Dabei wird ein Fahrzeug mit vier Rädern betrachtet, dessen Schwerpunkt in der Höhe h über der Fahrbahnoberfläche liegt. Es werden keine vereinfachenden Annahmen kleiner Winkel getroffen, und die Reifenseitenkräfte hängen nichtlinear von Radaufstandskraft und Schräglaufwinkel ab. Das Wankmoment, das sich aufgrund der Querbeschleunigung ergibt, wird entsprechend der Verhältnisse im realen Fahrzeug zu unterschiedlichen Anteilen über Vorder- und Hinterachse abgestützt und beeinflusst so das Seitenkraftverhalten der Reifen, sofern das gewählte Reifenmodell dies zulässt. Die Bewegungsgleichungen des verwendeten Zweispurmodells lauten [8]:

$$m a_y = F_{y,hr} + F_{y,hl} + F_{y,vr} \cos \delta_R + F_{y,vl} \cos \delta_R \quad \text{Gl. (1)}$$

$$J_z \ddot{\psi} = F_{y,vl} l_v \cos \delta_R + F_{y,vl} \frac{s}{2} \sin \delta_R$$

$$-F_{y,hl} l_h - F_{y,hr} l_h + F_{y,vr} l_v \cos \delta_R - F_{y,vl} \frac{s}{2} \sin \delta_R \quad \text{Gl. (2)}$$

Dabei bezeichnen m die Fahrzeugmasse, a_y die Querbeschleunigung, $F_{y,vl}$, $F_{y,vr}$, $F_{y,hl}$, $F_{y,hr}$ die Reifenseitenkräfte vorn links, vorn rechts, hinten links beziehungsweise hinten rechts, δ_R den Lenkwinkel, J_z das Trägheitsmoment um die Hochachse, $\dot{\psi}$ die Gierrate, l_v , l_h den Abstand zwischen Schwerpunkt und Vorder- beziehungsweise Hinterachse und s die Spurweite, siehe **Bild 1**.

Die Reifenseitenkräfte ergeben sich aus dem verwendeten Reifenmodell. In [5] wird in einem nichtlinearen Zweispurmodell ein differenzierbares Reifenmodell eingesetzt, welches auf einer einfach zu differenzierenden Exponentialfunktion basiert. In der vorliegenden Arbeit wird ein Reifenmodell nach der Pacejka Magic Formula verwendet:

$$F_y(\alpha) = D \sin \{ C \arctan [Bx - E | Bx - \arctan(Bx) |] \} \quad \text{Gl. (3)}$$

Die Parameter B , C , D und E werden über Optimierungsverfahren aus Reifenmessungen bestimmt [7]. Ferner bezeichnet α den Schräglaufwinkel, das heißt den Winkel zwischen der Radumfangsrichtung und der Bewegungsrichtung des Radaufstandspunktes. Es gilt:

$$\alpha_y = \delta_R - \arctan \left[\frac{l_v \dot{\psi}}{v} + \tan \beta \right] \quad \text{Gl. (4)}$$

$$\alpha_h = \arctan \left[\frac{l_h \dot{\psi}}{v} + \tan \beta \right] \quad \text{Gl. (5)}$$

für Vorder- beziehungsweise Hinterräder [8] mit dem Schwimmwinkel β und der Schwerpunktschwindigkeit v .

In **Bild 2** sind beide nichtlinearen Reifenmodelle der linearen Schräglaufsteifigkeit gegenübergestellt. Es wird deutlich, dass im Bereich sehr kleiner Schräglaufwinkel alle drei Reifenmodelle gut übereinstimmen. Das Reifenmodell mit Exponentialfunktion bildet das Reifenverhalten bis zum Punkt der maximalen Seitenkraft gut ab. Die Degression der Seitenkraft bei höheren Schräglaufwinkeln lässt sich jedoch nur mit der Magic Formula wiedergeben. Des Weiteren wird in der Magic Formula die degressive Abhängigkeit der Seitenkraft von der Aufstandskraft modelliert, was eine Abstimmung des Eigenlenkverhaltens anhand der Wankmomentenverteilung ermöglicht.

Schließlich wird das nichtlineare Zweispurmodell in Zustandsraumdarstellung notiert:

$$\dot{x} = f(x, u) \quad \text{Gl. (6)}$$

$$y = h(x, u) \quad \text{Gl. (7)}$$

wobei

$$x = [\beta, \dot{\psi}, a_y]^T \quad \text{Gl. (8)}$$

$$y = [a_y, \dot{\psi}]^T \quad \text{Gl. (9)}$$

$$u = \delta_R \quad \text{Gl. (10)}$$

Dabei ergeben sich f und h aus den Gln. (1) und (2) und der Beziehung

$$\dot{\beta} = \dot{\psi} - \frac{a_y}{v} \quad \text{Gl. (11)}$$

Die Aufnahme der Querbeschleunigung a_y in den Zustandsvektor ist prinzipiell nicht notwendig, verringert aber den numerischen Aufwand bei der praktischen Umsetzung des Fahrzustandsschätzers.

3 Zustandsschätzung

Ziel der modellgestützten Zustandsschätzung ist die Ermittlung von Größen, die nicht direkt messtechnisch erfassbar sind, die aber anhand von Modellzusammenhängen ermittelt werden können. Hierbei wird über ein Modell des Systems der Zustand geschätzt, wobei die Kenntnis der Eingangsgrößen und der messbaren Ausgangsgrößen vorausgesetzt wird, **Bild 3**. In vielen Anwendungen kommen unterschiedliche Varianten des Kalman-Filters zum Einsatz.

Bei der Kalman-Filter-basierten Zustandsschätzung wird ein Modell des Systems im Zustandsraum gebildet. Es erfolgt die Vorhersage des neuen Systemzustands anhand des bisherigen Zustands und der Eingangsgrößen. Aus diesem vorhergesagten Zustand werden die entsprechenden Werte der messbaren Größen berechnet und mit den real gemessenen Werten verglichen, woraus sich die Abweichung zwischen Modell und realem System ergibt. Aus dieser Differenz werden die nötigen Korrekturen berechnet.

Zur Anwendung der Kalman-Filter-basierten Fahrzustandsschätzung wird das Fahrzeugmodell aus den Gln. (6) und (7) diskretisiert. Für den Übergang des Zustands \hat{x}_k^+ zum Zeitpunkt t_k auf den Zustand \hat{x}_{k+1}^- zum Zeitpunkt t_{k+1} erhält man:

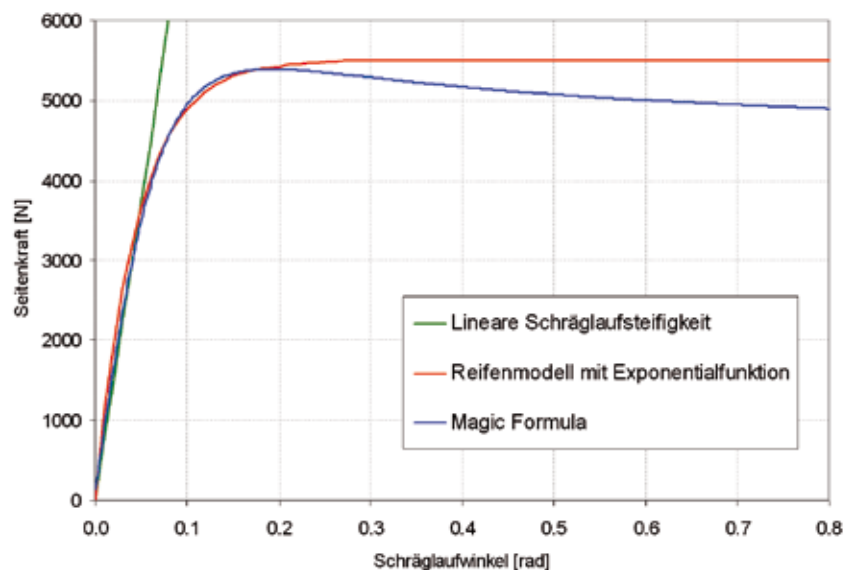


Bild 2: Vergleich der Reifenmodelle
Figure 2: Comparison of the tyre models

$$\hat{x}_{k+1}^- = \hat{x}_k^+ + \int_{t_k}^{t_{k+1}} f(\hat{x}(\tau), u(\tau)) d\tau \quad \text{Gl. (12)}$$

wobei $\hat{x}(\tau)$ die Lösung der Differenzialgleichung $\dot{\hat{x}}(t) = f(\hat{x}(t), u(t))$ im Zeitintervall $[t_k, t_{k+1}]$ zur Anfangsbedingung $\hat{x}(t_k) = \hat{x}_k^+$ bezeichnet. Gl. (12) beschreibt ein typisches Anfangswertproblem, das in Simulationen zum Beispiel mit einem Runge-Kutta-Verfahren gelöst werden kann. Für eine Implementierung in Echtzeit kann im Falle kurzer Zeitintervalle häufig davon ausgegangen werden, dass sich $f(\hat{x}(t), u(t))$ im Zeitintervall $[t_k, t_{k+1}]$ nur wenig ändert und daher in dem betrachteten Zeitintervall zu:

$$f(\hat{x}(\tau), u(\tau)) \approx f(\hat{x}(t_k), u(t_k)) \quad \text{Gl. (13)}$$

gesetzt werden. Eingesetzt in Gl. (12) ergibt sich damit:

$$\hat{x}_{k+1}^- \approx \hat{x}_k^+ + h f(\hat{x}(t_k), u(t_k)) \quad \text{Gl. (14)}$$

wobei eine konstante Zeitschnittweite $h = t_{k+1} - t_k$ zugrunde gelegt wurde.

Als nächstes müssen die messbaren Ausgangsgrößen $y(t_k)$ dazu genutzt werden, den über Gl. (12) oder (14) vorhergesagten Zustand \hat{x}_k^- geeignet zu korrigieren. Sowohl beim linearen Kalman-Filter als auch beim UKF erfolgt dies über die Gleichung:

$$\hat{x}_k^+ = \hat{x}_k^- + K_k (y(t_k) - h(\hat{x}_k^-, u(t_k))) \quad \text{Gl. (15)}$$

wobei K_k die so genannte Rückführmatrix bezeichnet. Für die Berechnung der Rückführmatrix wird zum Beispiel auf [9, 10, 11, 12] verwiesen.

Beim UKF werden nicht die nichtlinearen Funktionen f und h linearisiert. Vielmehr wird bei jedem Zeitschritt die Wahrscheinlichkeitsverteilung der von Systemrauschen beeinflussten Zustände sowie die der dazugehörigen, von Messrauschen verfälschten Ausgangsgrößen approximiert. Man berechnet ein künstliches „Ensemble“ von unterschiedlich gewichteten Zuständen, die einen vorgegebenen Mittelwert und eine vorgegebene Kovarianz besitzen. Die Zustände dieses Ensembles werden jedoch nicht zufällig gewählt, sondern nach einer festen Vorschrift, siehe zum Beispiel [13]. Für jeden Zustand dieses Ensembles \hat{X}_k^+ zum Zeitpunkt t_k wird gemäß Gl. (12) oder (14) der entsprechende Zustand zum Zeitpunkt t_{k+1} berechnet. So erhält man das Ensemble \hat{X}_{k+1}^- der Zustände zum Zeitpunkt t_{k+1} und über Gl. (7), nämlich

$$\hat{y}_{k+1}^- = h(\hat{x}_{k+1}^-, u(t_{k+1})) \quad \text{Gl. (16)}$$

das entsprechende Ensemble \hat{Y}_{k+1}^- der messbaren Ausgangsgrößen. Daraus können

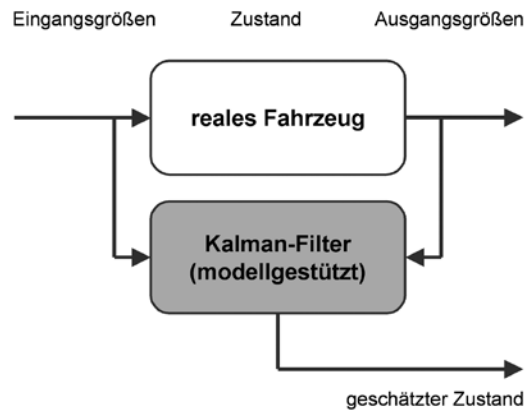


Bild 3: Prinzip der modellgestützten Zustandsschätzung
Figure 3: Principle of the model-based state estimation

durch geeignete Mittelung (siehe [13]) der aktuelle Schätzwert und die Kovarianz $P_{xx,k+1}^-$ des (noch unkorrigierten) geschätzten Zustands, die Kovarianz $P_{yy,k+1}^-$ der entsprechenden Ausgangsgrößen und die Kreuzkovarianz $P_{xy,k+1}^-$ zwischen dem geschätzten Zustand und den entsprechenden Ausgangsgrößen berechnet werden. Die Berechnung der Rückführmatrix K_k erfolgt dann gemäß einer Schätzung im Sinne kleinster Fehlerquadrate. Sie lautet [14, 15]:

$$K_k = P_{xy,k}^- (P_{yy,k}^-)^{-1} \quad \text{Gl. (17)}$$

4 Ergebnisse

Wie bereits beschrieben, werden zum Aufbau des Zustandsschätzers auf der Basis des UKF die Modellgleichungen des nichtlinearen Zweispurmodells mit Reifenmodellen nach der Magic Formula herangezogen. Für den Entwurf werden die Kovarianzmatrix des Messrauschens und die Kovarianzmatrix des Systemrauschens empirisch ermittelt. Die Auslegungsparameter des UKF werden entsprechend der Empfehlungen aus [16] gewählt.

Zur Abstimmung dieses Schätzers sowie zur Bewertung der damit erzielten Schätzergebnisse wird der Schätzer in eine Fahrdynamik-Simulationsumgebung eingebunden. Die Simulationsumgebung besteht im Kern aus einem komplexen validierten Fahrdynamikmodell mit fünf Massen und zehn Freiheitsgraden, welches sowohl die Starrkinematik als auch die Elastokinematik berücksichtigt. Somit wird die Dynamik des modellierten Fahrzeugs mit hoher Genauigkeit wiedergegeben.

Dieses Fahrdynamikmodell tritt in Bild 3 an die Stelle des realen Fahrzeugs. Folgende Größen werden vom Fahrdynamikmodell an den Fahrzustandsschätzer übergeben: Lenkwinkel, Querbeschleunigung, Gier-

rate, Längsbeschleunigung und Längsgeschwindigkeit. Die Bewertung des Schätzergebnisses erfolgt durch den Vergleich des geschätzten Schwimmwinkels mit dem im Fahrdynamikmodell berechneten Schwimmwinkel.

Um einem Einsatz im realen Fahrzeug möglichst nahe zu kommen, werden die an den Schätzer übergebenen Signale durch Rauschen, Quantisierung und Diskretisierung verfälscht, so dass die im Schätzer verfügbaren Signale von ähnlicher Qualität sind wie die über CAN übertragenen Werte. Ein Beispiel hierfür gibt **Bild 4**, nämlich das verwendete Querbeschleunigungssignal.

Die Schätzgüte wird durch den Vergleich zwischen dem geschätzten Schwimmwinkelsignal und dem Schwimmwinkel des Fahrdynamikmodells deutlich. Zusätzlich werden die Ergebnisse des Schätzers mit denen eines anhand des linearen Einspurmodells aufgebauten Kalman-Filters verglichen. Simuliert werden ein Lenkwinkelsprung, ein doppelter Spurwechsel (Elchtest) und das Anpendeln des Fahrzeugs mit einer sinusähnlichen Lenkeingabe.

Beim Lenkwinkelsprung (40° Lenkwinkel, 65 km/h, **Bild 5**) zeigt sich, dass die Grenzen des Einspurmodells überschritten sind. Durch das lineare Kalman-Filter wird der Schwimmwinkel nur ungenau ermittelt, während der nichtlineare Schätzer trotz verbleibender Abweichungen den Schwimmwinkel deutlich besser schätzt. Zu erkennen ist außerdem, dass im Bereich der Geradeausfahrt beide Schätzergebnisse in gleicher Weise durch die übertragungsbedingten Signalverfälschungen beeinträchtigt werden.

Deutliche Vorteile des nichtlinearen Schätzers zeigen sich in hochdynamischen Manövern mit großen Lenkwinkelangaben und hohen Schwimmwinkelwerten. In **Bild 6** sind die Ergebnisse der Simulation eines Elchtests dargestellt. Die Schätzwerte treffen das Referenzsignal nahezu über den kom-

pletten Verlauf des Manövers. Insbesondere treten nahezu keine Phasenverzüge auf. Das lineare Kalman-Filter hingegen kann in diesem Manöver das Fahrverhalten nur unzureichend nachbilden. Entsprechend zeigen sich in den Schätzwerten deutliche Abweichungen sowohl in der Amplitude als auch in der Phase.

Ähnlich stellt sich die Situation bei dem Anpendelmanöver mit einer Fahrgeschwindigkeit von 80 km/h dar. Hier wird als Lenkwinkel ein einzelner Sinus mit ansteigender Amplitude vorgegeben, 150° nach links und 225° nach rechts. Dabei werden große Schräglaufwinkel erreicht, und das Fahrzeug wird zum Übersteuern angeregt. Im Schätzergebnis in Bild 7 wird deutlich, dass in diesem Manöver ein lineares Reifenmodell bei weitem nicht ausreichend ist, aber mit dem nichtlinearen Reifenmodell nach der Magic Formula eine relativ exakte Schätzung des Schwimmwinkels möglich ist.

Trotz der insbesondere im Vergleich mit dem linearen Kalman-Filter sehr guten Schätzergebnisse zeigen sich in allen betrachteten Situationen noch mehr oder weniger große Differenzen zwischen der Schätzung auf Basis des UKF und den simulierten Referenzwerten. Diese Abweichungen sind nur zu einem geringen Teil auf die Qualität der Eingangssignale zurückzuführen. Die primären Gründe sind einerseits in der immer noch stark vereinfachten Modellierung des Fahrzeugs und einer noch zu optimierenden Parametrierung des Zweispurmodells zu suchen, andererseits lassen sich verschiedene Effekte auf das instationäre Reifenverhalten zurückführen.

In dem nichtlinearen Schätzer wird die ursprüngliche Formulierung von Pacejka's Magic Formula nach [7] verwendet. Aktuelle Versionen des Magic-Formula-Reifenmodells, zum Beispiel die im hier verwendeten Fahrdynamikmodell implementierte Version MF 5.2, repräsentieren auch das instationäre Verhalten des Reifens [17, 18]. Um ein derartiges Reifenmodell in einen Schätzer zu implementieren, müsste der Zustandsvektor um die entsprechenden Zustandsvariablen des Reifenmodells erweitert werden. Da dies für jeden der vier Reifen unabhängig gilt, müsste der Zustandsvektor des Fahrzeugmodells auf eine Dimension von min-

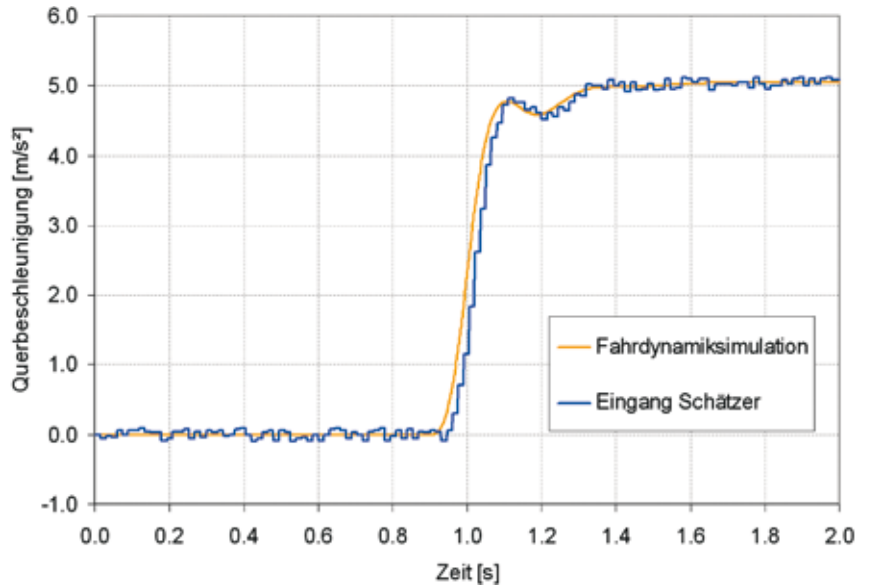


Bild 4: Realitätsnahe Verfälschung der Signale
Figure 4: Realistic corruption of the signals

destens 7 erweitert werden. Der daraus resultierende Rechenaufwand stünde in keinem Verhältnis zur erreichbaren Verbesserung des Schätzergebnisses. Aus diesem Grund wurde in der vorliegenden Arbeit lediglich das stationäre Reifenmodell der Magic Formula verwendet.

Ansätze zur weiteren Verbesserung des Modells sind zum Beispiel die Erweiterung des verwendeten Zweispurmodells (Berücksichtigung der Reifenlängskräfte) und eine Optimierung der verwendeten Fahrzeugparameter sowie der Entwurfparameter für das UKF.

5 Fazit

In dem vorliegenden Beitrag zum Thema Fahrzustandsschätzung zeigen RWTH Aachen und BA Ravensburg auf, wie unter Verwendung einer Variante des Kalman-Filters, dem „Unscented Kalman Filter“ (UKF), ein Fahrzustandsschätzer aufgebaut werden kann. Dies eröffnet die Möglichkeit, im Modell nichtlineare Elemente einzusetzen, die nicht differenzierbar sind oder deren Ableitungen nicht mit vertretbarem Aufwand berechnet werden können. Im beschriebenen Schätzer wird ein Zweispur-

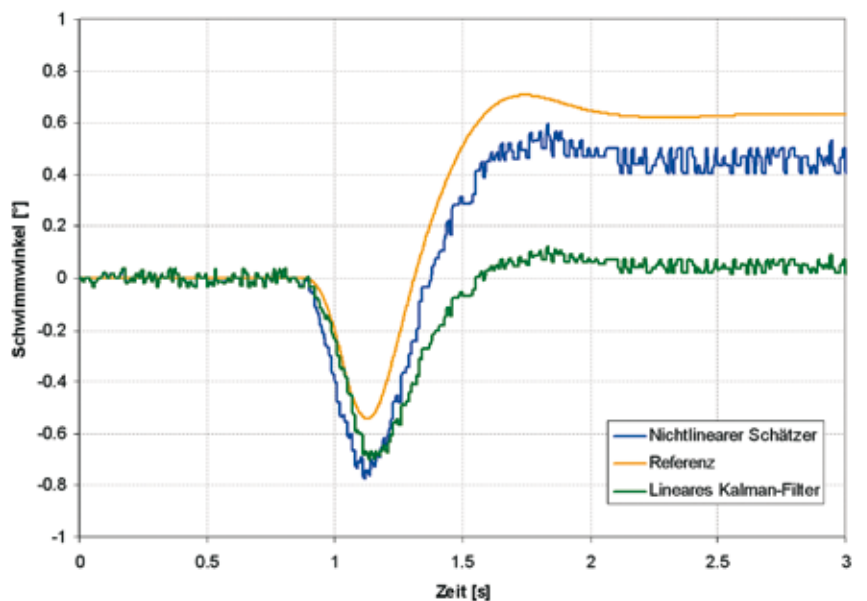


Bild 5: Lenkwinkelsprung
Figure 5: Step steer input

Download des Beitrags online unter | Download this article online at www.all4engineers.de



For an English version of this article, see [ATZ Worldwide](http://www.atzworldwide.com).

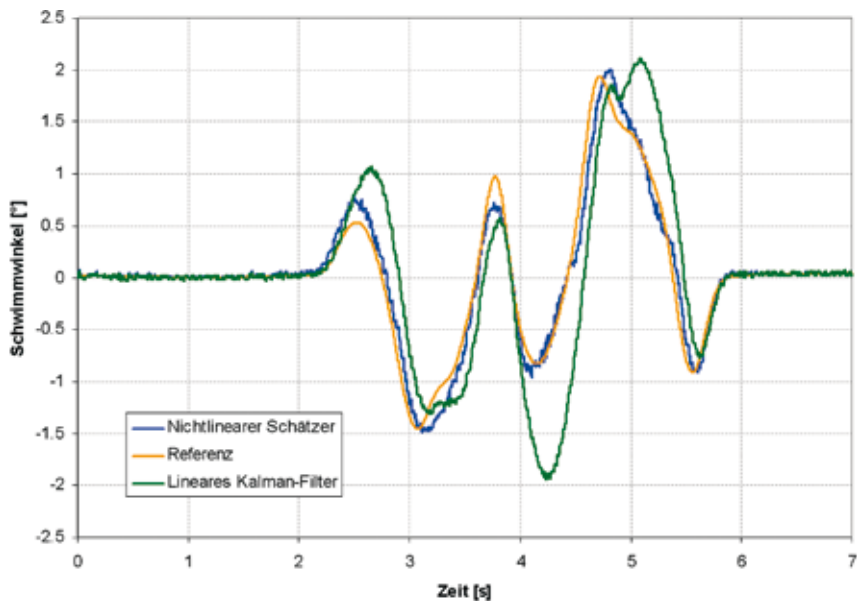


Bild 6: Doppelter Fahrspurwechsel (Elchtest) bei 65 km/h
Figure 6: Double lane change (moose test) at 65 km/h

modell des Fahrzeugs zugrunde gelegt, welches das Reifenverhalten anhand der Magic Formula nach Pacejka nachbildet. Der so entworfene Schätzer erlaubt eine deutliche Verbesserung der Schätzgenauigkeit gegenüber dem gewöhnlichen Kalman-Filter bei nur geringer Steigerung des nötigen Rechenaufwands. Anhand von Simulationen mit einem komplexen Fahrdynamikmodell wurden diese Verbesserungen insbesondere bei hochdynamischen Fahrmanövern mit großen Schwimmwinkelbeiträgen gezeigt.

Literaturhinweise

- [1] Boßdorf-Zimmer, B.; Frömming, L.; Henze, R.; Küçükay, F.: Echtzeitfähige Reibwert- und Fahrzeugzustandsschätzung. 15. Aachener Kolloquium Fahrzeug- und Motortechnik, Aachen, 2006
- [2] Mao, Y.; Karidas, J.; Arndt, C.; Lakehal-Ayat, M.; Graaf, R.; Hofmann, O.: Zustandsschätzung bei der Integration verschiedener Fahrzeugregelsysteme. VDI-Berichte Nr. 1931, S. 143–152, 2006
- [3] Mao, Y.; Karidas, J.; Arndt, Chr.; Lakehal-Ayat, M.; Graaf, R.; Hofmann, O.: Beobachtung von Fahrzeugzuständen der Querdynamik mit integrierter Reibwert-schätzung. In: ATZ 109 (2007), Nr. 5, S. 450–455
- [4] Pruckner, A.: Nichtlineare Fahrzeugzustandsbeobachtung und -regelung einer Pkw-Hinterradlenkung. Dissertation, RWTH Aachen, 2001

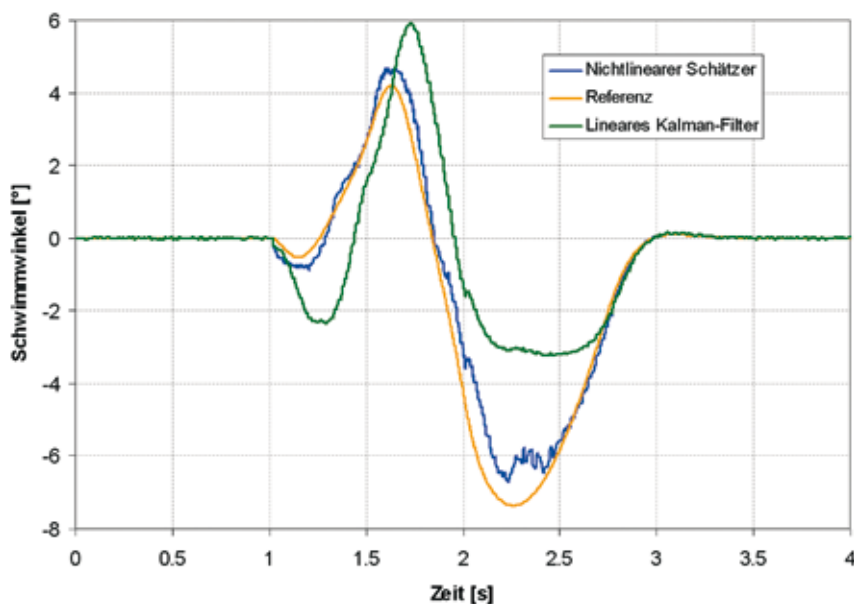


Bild 7: Anpendelmanöver
Figure 7: Wobble manoeuvre

- [5] Zuurbier, J.; Bremmer, P.: State Estimation for Vehicle Dynamics Control, Proceedings 6th International AVEC Symposium, Hiroshima, Japan, September 9–13, 2002
- [6] Julier, S.; Uhlmann, J.: A New Extension of the Kalman Filter to Nonlinear Systems. Proceedings of AeroSense: Signal Processing, Sensor Fusion, and Target Recognition VI. Orlando, Florida, USA, 1997
- [7] Bakker, E.; Nyborg, L.; Pacejka, H. B.: Tyre Modelling for Use in Vehicle Dynamics Studies. SAE Paper No. 870421, Detroit, MI, USA, February 1987
- [8] Renner, K.: Modellgestützte Fahrzustandsbeobachtung für die Fahrdynamikregelung. Diplomarbeit, RWTH Aachen, 2006
- [9] Brown, R. G.; Hwang, P. Y.: Introduction to Random Signals and Applied Kalman Filtering. New York, USA, Wiley, 1992
- [10] Grewal, M. S.; Andrews, A. P.: Kalman Filtering: Theory and Practice. Englewood Cliffs, New Jersey, USA, Prentice-Hall, 1993
- [11] Reif, K.; Yaz, E.; Günther, S.; Unbehauen, R.: Stochastic Stability of the Continuous-time Extended Kalman Filter. IEEE Trans. Autom. Contr., Vol. AC-44, pp 714–728, 1999
- [12] Reif, K.; Unbehauen, R.: The Extended Kalman Filter as an Exponential Observer for Nonlinear Systems. IEEE Trans. Signal Processing, Vol. SP-47, pp 2324–2328, 1998
- [13] Julier, S.; Uhlmann, J.; Durrant-Whyte, H.: A New Method for the Nonlinear Transformation of Means and Covariances in Filters and Estimators. IEEE Trans. Autom. Contr., Vol. AC-45, pp 477–482, 2000
- [14] Catlin, D.: Estimation, Control, and the Discrete Kalman Filter. Springer-Verlag, New York, USA, 1989
- [15] Julier, S.; Uhlmann, J.: Unscented Filtering and Nonlinear Estimation. Proc. IEEE, Vol. 92, pp 401–422, March 2004
- [16] Wan, E. A.; van der Merve, R.: The Unscented Kalman Filter for Nonlinear Estimation. Proceedings of IEEE Symposium 2000 on Adaptive Systems for Signal Processing, Communications, and Control, Lake Louise, Canada, 2000
- [17] Pacejka, H. B.; Besselink, I. J. M.: Magic Formula Tyre Model with Transient Properties. Supplement to Vehicle System Dynamics, Vol. 27, pp 234–249, 1997
- [18] Fröhlich, M.; Nyenhuis, M.: Entwicklung und Untersuchung eines Zustandsbeobachters für ein semiaktives Fahrwerkregelsystem. Tagungsband fahrwerk.tech, TÜV Süd Automotive, Garching bei München, 4. und 5. April 2005