Grundlagen der Datenfusion

Signalmittelung, Signalmischung und Modellstützung
Zusammenhänge und Übersicht zu den Verfahren
Nachweis der Qualität und Zuverlässigkeit

23rd LEIBNIZ CONFERENCE OF ADVANCED SCIENCE

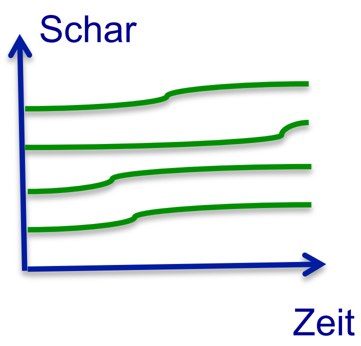
Lokalisierungstechniken für
IoT, Telematik und Industrie 4.0
22.-23. November 2018
Lichtenwalde, SN

Prof. Dr.-Ing. Jürgen Beyer
TU Darmstadt

Übersicht

TECHNISCHE UNIVERSITÄT DARMSTADT

- Ziele einer Datenfusion:
  - Steigerung der Genauigkeit **oder**
  - Verbesserung der Zuverlässigkeit
- Filtertechnisches Dilemma
  - Sensitivität gegenüber hochfrequenten Fehlern
  - Schlechtere Filterung unter Normalbedingungen
- Verwendung finden unterschiedlichste Filteransätze
  - Deterministische und stochastische Interpretationen
  - Filter über der Schar **oder** im Zeit- bzw. Frequenzbereich
  - Batch-Betrieb (auch nicht-kausal) und rekursive Form
  - Analoge (abgetastete) oder zeitdiskrete Filtermodelle



Verfahren der Signalmittelung

TECHNISCHE UNIVERSITÄT DARMSTADT

$$m_i = x + z_i, \sigma_i$$

$$\overline{x} = \tfrac{1}{2}\left(m_1 + m_2\right)$$

$$\overline{x} = \tfrac{1}{N}\sum_{i=1}^{N} m_i$$

bzw. $$\overline{x} = \tfrac{1}{N}\sum_{k=1}^{N} m_j\left(tk\right)$$

Filterung über der Schar

identische Gewichtung

Ergoden Hypothese

vgl. zeitdiskretes Mittelwertfilter; Reduktion der Streuung um den Faktor 1/√N

Zeitdiskretes Mittelwertfilter

$$G\left(z^{-1}\right) = \frac{y}{u} = \frac{b_0 + b_1 z^{-1} + \ldots + b_{n-1} z^{-(n-1)}}{1}, \quad b_i = \frac{1}{n}$$

$$\bar{y} = K\,\bar{u} \qquad \text{mit} \qquad K = \lim_{z \to 1} G\left(z^{-1}\right) = 1$$

$$\bar{\sigma}_y = \frac{1}{\sqrt{n}}\,\bar{\sigma}_u$$

vgl. FIR Filter (n-1)-ter Ordnung

Optimale Berechnung:

$$\bar{\sigma}_y^2 = \frac{\left[\sigma_u^2\right]^n}{\sum_{i=1}^{n}\left[\sigma_u^2\right]^{n-1}} = \frac{\sigma_u^2}{n}$$

Verfahren der Signalmischung

TECHNISCHE UNIVERSITÄT DARMSTADT

- Die Summe aller Signalgewichtungen W_i ist immer gleich 1

  Beispiel: Mischung von zwei Mess-Signalen m_1 und m_2

  $x(tk) = W * m_1(tk) + (1-W) * m_2(tk)$
- Umformung und eine andere Darstellung liefert

  $x(tk) = m_1(tk) + (W-1) * [m_1(tk) – m_2(tk)]$
- Eine weitere Darstellung mit Verstärkung und Residuum

  $x(tk) = m_1(tk) + V * [m_2(tk) – m_1(tk)]$

  Beachte: $V = (1-W)$ bzw. $W = (1-V)$
- Nun stochastische Interpretation des Schätzproblems

  Zeitinvariante und optimale Lösung mit der Verstärkung

  $V_{opt} = \sigma_1^2 / (\sigma_1^2 + \sigma_2^2) = p_1 / (p_1 + p_2)$

  Beachte: $W_{opt} = p_2 / (p_1 + p_2)$

Modellgestützte Verfahren

TECHNISCHE UNIVERSITÄT DARMSTADT

- Nächste Idee: Mischung von Modell-Signal mit Mess-Signal;
  Messung m_1 durch Modellgleichung h ersetzen, m_2 wird Referenz

  $$x(tk) = h(u,tk) + V * [m_2(tk) – h(u,tk)]$$

- Optimale Verstärkung verwendet Kovarianz p_h des Modells und Kovarianz r_w des „Referenzsignals“ (z.B. der Messung)

  Die stationäre Verstärkung entspricht dem Wienerfilter

  $$V_{opt} = p_h / (p_h + r_w)$$

- Das Kalmanfilter liefert die optimale zeitvariante Verstärkung
  Nach jedem „Update“ mit einer Referenz w(tk) wird die Kovarianz $p_h(tk)$ kleiner und dann wieder im nächsten „Update“ verwendet

  $$V_{opt}(tk) = p_h(tk) / (p_h(tk) + r_w) \qquad p_h(t_0) = p_{h0}$$

Übersicht zu den Verfahren

Verfahrensansatz	Signalbasiert	Modellgestützt
konstante Gewichtung der Signale bzw. Residuen		
konstante Faktoren	Signalmittelung	Filter und Beobachter
stationäre Kovarianzen	Signalgewichtung	Wienerfilter
zeitvariante Gewichtung der Signale bzw. Residuen		
zeitveränderliche Faktoren	Datenalter, Data Mining*	zeitvariante Beobachter°
dynamische Kovarianzen	rekursive Minimalvarianz**	Kalmanfilter°°

* artificial neural networks, machine learning, fuzzy logic, ...

** RMV, matched filter, particle filter, ...

° H.G. Jakob, Studie E/F51E/GO173/F5133 BWB, Koblenz, 1989

°° linear, extended, unscented, iterated, ...

Optimale Signalmischung

TECHNISCHE UNIVERSITÄT DARMSTADT

- Überschlagsrechnung zur optimalen Signalmischung

$$m_1 = x + z_1, \sigma_1$$

$$m_2 = x + z_2, \sigma_2$$

$$m^* = a \cdot m_1 + b \cdot m_2$$

$$\hat{x} = E\left\{m^*\right\} = a \cdot x + b \cdot x$$

$$\hat{x} = \frac{\sigma_2^2}{\sigma_1^2 + \sigma_2^2} m_1 + \frac{\sigma_1^2}{\sigma_1^2 + \sigma_2^2} m_2$$

$$\hat{\sigma}^2 = \left[\frac{1}{\sigma_1^2} + \frac{1}{\sigma_2^2}\right]^{-1} = \frac{\sigma_1^2 \sigma_2^2}{\sigma_1^2 + \sigma_2^2}$$

$$\hat{\sigma}^2_{\min} = \frac{\sigma^2}{2} \quad \text{für} \quad \sigma_1 = \sigma_2 = \sigma$$

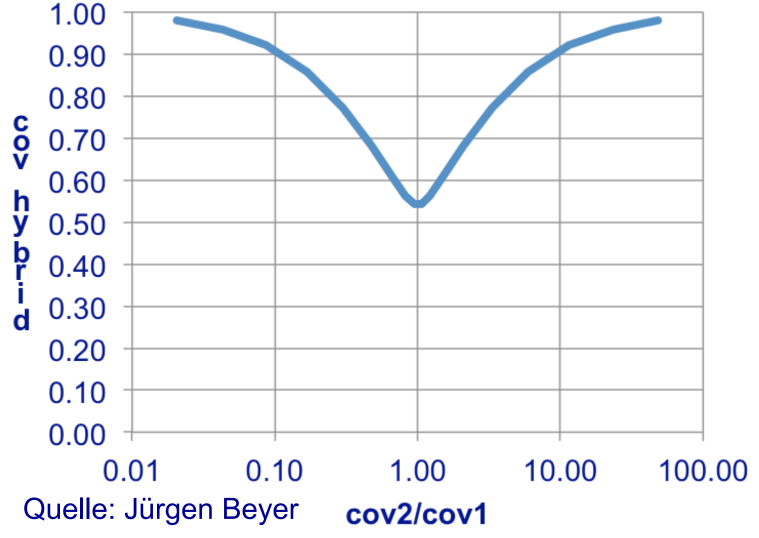
Mit n Messungen:

$$\hat{\sigma}_n^2 = \frac{\prod_{j=1}^{n} \sigma_j^2}{\sum_{i=1}^{n} \frac{\prod_{j=1}^{n} \sigma_j^2}{\sigma_i^2}}$$

$$\hat{x}_n = \hat{\sigma}_n^2 \sum_{i=1}^{n} \frac{m_i}{\sigma_i^2}$$

Redundanz und Hybride

- Die Kovarianz eines Hybrides wird nie schlechter als die Kovarianz des besten dabei eingesetzten Sensors
- Ein Zwei-Sensor Hybrid kann die Kovarianz des besten eingesetzten Sensors im günstigsten Fall halbieren (mit n Sensoren ➔ 1/n)
- Bei optimaler Konfiguration eines Hybrides besitzen alle Sensoren gleiche Kovarianz
- In diesem Fall ist auch das Potential der Fehlerisolation am höchsten, d.h. keiner der Sensoren dominiert die Genauigkeit der Lösung



Quelle: Jürgen Beyer

Optimale Modellstützung

- Mischung von Mess-Signal und Modellrechnung
  - Ergebnis ist mindestens so gut wie das des Signals
  - Bestenfalls so gut wie der (halbe) Modellfehler
  - Hier reine Betrachtung des (Rest-) Rauschens
- Um die Streuung im Filterergebnis zu dritteln, darf
  die Fehlerkovarianz des Modells nur maximal 1/8
  der des Sensorfehlers betragen (Faustregel 10%)
- Ziel eines Signalfilter- bzw. Modellentwurfs muss es sein,
  a priori Wissen **und** Unschärfe geeignet zu implementieren
  ➔ determinierte und stochastische Modellentwicklung

Bewertung einer Datenfusion

TECHNISCHE UNIVERSITÄT DARMSTADT

- Test- und Auswerteverfahren (Referenz)
  - Simulationen mit Referenz- und Fehlergenerator
  - Rauch-Tung-Striebel Smoother (nicht-kausale Filter)
  - Stimulation mit bekannten Eingangsdaten (z.B. Schiene)
  - Hochgenaues Referenzdaten-Equipment (z.B. Tachymeter)
  - Forcing Tape Technik (Reproduktion von Messdaten im Labor)
    - Kombinationen der oben genannten Verfahren
- Einfluss und Einarbeitung von Randbedingungen
  - Umweltbedingungen (Jahreszeit, Abschattungen, ...)
  - Bewegungsprofil (Dimension, Zeitdauer, ZUPT, ...)

Bewertung einer Datenfusion

TECHNISCHE UNIVERSITÄT DARMSTADT

- Numerische Simulations-Verfahren
  - Monte-Carlo Simulationen (Qualität Rausch-Generator)
  - Kovarianzanalyse mit linearen Modellen (auch Fehlerbudget)
- Statistik-Methoden und Auswerte-Verfahren
  - Nachweis der Ergodizität (Trajektorienabhängigkeit)
  - Nachweis der vorausgesetzten Normalverteilung
  - Aussagen zu Qualität, Signifikanz und Robustheit
- Nachweis der Zuverlässigkeit (Fehlererkennung)
  - Prüfung erfolgt mit künstlich aufgebrachten Fehlern
  - Filterverfahren basieren auf weissen normalverteilten Residuen; das ist im Fehlerfall nicht mehr gegeben

Anwendungsbeispiel

TECHNISCHE UNIVERSITÄT DARMSTADT

- Optimale Signalmischung in der Navigation

$$m_{INS} = \left(x + e_{INS}\right) + z_{INS}, \sigma_{INS}$$

$$m_{GPS} = \left(x + e_{GPS}\right) + z_{GPS}, \sigma_{GPS}$$

INS/GPS

$$\hat{x} = \frac{\sigma_{GPS}^2}{\sigma_{INS}^2 + \sigma_{GPS}^2}\left(m_{INS} - e_{INS}\right) + \frac{\sigma_{INS}^2}{\sigma_{INS}^2 + \sigma_{GPS}^2} m_{GPS}$$

$$\hat{\sigma}^2 = \left[\frac{1}{\sigma_{INS}^2} + \frac{1}{\sigma_{GPS}^2}\right]^{-1} = \frac{\sigma_{INS}^2 \sigma_{GPS}^2}{\sigma_{INS}^2 + \sigma_{GPS}^2}$$

Gängige Annahme:

$$\sigma_{INS} << \sigma_{GPS}$$

Kontakt

Prof. Dr.-Ing. Jürgen Beyer
Associate Lecturer Navigation
Institute of Flight Systems and Automatic Control
Technical University Darmstadt
Otto-Berndt-Strasse 2
D-64287 Darmstadt

Tel.: +49 6151 - 16 21046
Mobil: +49 178 - 633 4891

beyer@fsr.tu-darmstadt.de
www.fsr.tu-darmstadt.de