

Zustandsschätzung Hybrider Systeme mit zeitvarianten analytischen Redundanzbedingungen

M. Hofbaur, Th. Rienmüller

Institut für Automatisierungs- und Regelungstechnik, UMIT, Eduard Wallnöfer Zentrum 1,
Tel: +43(0)50/86483918, E-Mail: {michael.hofbaur, theresa.rienmueller}@umit.at

Viele technische Systeme zeigen ein komplexes dynamisches Verhalten, bestehend aus möglichen Veränderungen des Betriebszustandes (diskretwertiger Verlauf) und dem entsprechenden Verlauf der kontinuierlichwertigen Systemgrößen. Da auch in solchen Systemen nicht von der Verfügbarkeit der gesamten Zustandsinformation durch entsprechende Messwerte ausgegangen werden kann, muss für die Regelung oftmals eine hybride Zustandsschätzung bereitgestellt werden. Das bedeutet, dass eine Schätzung der kontinuierlichwertigen Zustände und des Betriebszustandes benötigt wird. Basis für diese Zustandsschätzung ist ein hybrides Modell, welches aus einem Automatenmodell für die Abbildung des diskretwertigen Zustandes \mathbf{x}_d (Betriebszustand, Mode) und assoziierten ODE-Modellen besteht. Diese ODE-Modelle beschreiben das von der Betriebsart abhängige Verhalten des kontinuierlichwertigen Systemzustandes, abgebildet durch Zustandsvariablen $\mathbf{x} = [x_1, \dots, x_{n_x}]^T$. Für die Zustandsschätzung muss ein hybrider Beobachter theoretisch jeden möglichen Verlauf (Folgen von Betriebszuständen mit dem zugehörigen Verlauf des kontinuierlichwertigen Zustandes) des Systems auswerten und die daraus berechneten Beobachterhypothesen entsprechend ihrer Wahrscheinlichkeit ordnen [1]. Dies führt zu einer mit der Beobachterzeit exponentiell anwachsenden Anzahl von Hypothesen. Rechentechnisch realisierbare Algorithmen für die hybride Beobachtung beschränken sich daher auf wenige Zeitschritte, fassen Hypothesen mit gleicher Modeannahme zusammen (GPBn und IMM Algorithmus) [1] oder fokussieren gezielt auf die wahrscheinlichsten Beobachterhypothesen, wie zum Beispiel Rao-Blackwellised particle filtering (RBPF) [4] oder unser hME Algorithmus [7]. Letztere beschränken die Evaluierung auf die *wahrscheinlichsten Beobachtungshypothesen*. Hierbei wertet der Beobachter *a-priori* Information über die Wahrscheinlichkeiten der Mode-Übergänge und die Ergebnisse aus der kontinuierlichen Filterung entsprechend aus.

Im Gegensatz zur hybriden Beobachtung, welche Schätzwerte für den Mode \mathbf{x}_d und die kontinuierlichen Zustandsvariablen \mathbf{x} liefert, wird bei der *hybriden Diagnose* lediglich eine Schätzung für den Betriebszustand (Mode) ermittelt. Information über den kontinuierlichwertigen Verlauf wird dennoch, zum Beispiel über analytische Redundanzbedingungen (ARRs), in den Diagnoseprozess integriert [3, 2]. Allerdings beschränkt sich diese Betrachtung des kontinuierlichwertigen Systemverhaltens auf Dynamiken innerhalb eines Modes (Mode-Hypothesen) und nicht, wie in der hybriden Beobachtung üblich, auf *Mode-Sequenz-Hypothesen*.

Im Gegensatz dazu, möchten wir die Integration von zeitvarianten analytischen Redundanzbedingungen (*Mode-Sequenz ARR*s) [5, 6] in den hybriden Zustandsschätzalgorithmus vorschlagen. Ausgehend von einem hybriden Modell mit l Modi q_i und den zugehörigen (modeabhängigen) Zustandsraummodellen

$$\mathbf{x}_k = \mathbf{A}_i \mathbf{x}_{k-1} + \mathbf{B}_i \mathbf{u}_{k-1} \quad (1)$$

$$\mathbf{y}_k = \mathbf{C}_i \mathbf{x}_k + \mathbf{D}_i \mathbf{u}_k, \quad (2)$$

kann die analytische Redundanzbedingung (ARR) für eine exemplarisch auf $m = 3$ Zeitschritte definierte Mode-Sequenz $\{q_\nu, q_\xi, q_\iota\}$, bzw. $\mathbf{x}_{d,k-2} = q_\nu \rightarrow \mathbf{x}_{d,k-1} = q_\xi \rightarrow \mathbf{x}_{d,k} = q_\iota$, wie folgt formuliert werden:

$$\mathbf{\Omega}_{\{\nu,\xi,\iota\}} Y_k = \mathbf{\Omega}_{\{\nu,\xi,\iota\}} \mathbf{L}_{\{q_\nu,q_\xi,q_\iota\}} U_k. \quad (3)$$

Hierbei bezeichnen $U_k = [\mathbf{u}_{k-2}^T, \dots, \mathbf{u}_k^T]^T$ und $Y_k = [\mathbf{y}_{k-2}^T, \dots, \mathbf{y}_k^T]^T$ die über den Beobachtungszeitraum zusammengefassten Ein- und Ausgänge und $\mathbf{\Omega}$, sowie \mathbf{L} ergeben sich (natürlich unter der Voraussetzung $m - 1 \geq n_x$) aus

$$\mathbf{O}_{\{q_\nu,q_\xi,q_\iota\}} := \begin{bmatrix} \mathbf{C}_\nu \\ \mathbf{C}_\xi \mathbf{A}_\xi \\ \mathbf{C}_\iota \mathbf{A}_\iota \mathbf{A}_\xi \end{bmatrix}, \quad \mathbf{L}_{\{q_\nu,q_\xi,q_\iota\}} := \begin{bmatrix} \mathbf{D}_\nu & \mathbf{0} & \mathbf{0} \\ \mathbf{C}_\xi \mathbf{B}_\xi & \mathbf{D}_\xi & \mathbf{0} \\ \mathbf{C}_\iota \mathbf{A}_\iota \mathbf{B}_\xi & \mathbf{C}_\iota \mathbf{B}_\iota & \mathbf{D}_\iota \end{bmatrix} \quad (4)$$

$$\mathbf{\Omega}_{\{\nu,\xi,\iota\}} = \text{Null} \left(\mathbf{O}_{\{q_\nu,q_\xi,q_\iota\}}^T \right)^T. \quad (5)$$

Auch hier ist man mit einer exponentiell zum Beobachtungszeitraum m definierten Anzahl von l^m Mode-Sequenz ARRn konfrontiert (l bezeichnet die Anzahl der Modi im hybriden Modell). Essentiell für die Anwendung dieser ARRn für die hybride Zustandsschätzung ist daher die gezielte Auswahl der für das beobachtete Systemverhalten relevanten Mode-Sequenz ARRn. Genau diese Aufgabe wird durch den als Suchproblem formulierten hME Algorithmus [7] ermöglicht. Die Auswertung der auf (3) beruhenden ARRn ermöglicht die *heuristische Abschätzung* für die posterior-Wahrscheinlichkeit für die Mode-Übergänge. Dadurch kann der um die ARR Auswertung erweiterte hME Algorithmus noch besser auf die wahrscheinlichsten Beobachterhypothesen fokussieren. Dieser Fokussierungsvorteil kompensiert selbst die unter Umständen doppelte Ausführung der kontinuierlichen Schätzung (ARR- und Zustandsfilter-Evaluierung), da viele durch die Zustandsfilter-Evaluierung schlussendlich als unwahrscheinlich klassifizierte Hypothesen bereits vorab durch die ARR Evaluierung ausgeschlossen werden können.

- [1] Y. Bar-Shalom, X.R. Li, and T. Kirubarajan. *Estimation with Applications to Tracking and Navigation*. Wiley, 2001.
- [2] M. Bayouh, L. Travé-Massuyès, and X. Olive. Hybrid systems diagnosis by coupling continuous and discrete event techniques. In *Proceedings of the IFAC World Congress, Seoul, Korea*, pages 7265–7270, 2008.
- [3] V. Cocquempot, T. El Mezyani, and M. Staroswiecki. Fault detection and isolation for hybrid systems using structured parity residuals. In *IEEE/IFAC-ASCC : Asian Control Conference*, 2004.
- [4] N. de Freitas. Rao-blackwellised particle filtering for fault diagnosis. In *Proceedings of the IEEE Aerospace Conference 2002*, volume 4, pages 1767–1772, 2002.
- [5] E.A. Domlan, J. Ragot, and D. Maquin. Active mode estimation for switching systems. In *Proceedings of the American Control Conference*, pages 1143 – 1148, 2007.
- [6] M. Hofbaur and L. Travé-Massuyès. Aktive Diagnose nicht unterscheidbarer Systemverhalten. In *16. Steirisches Seminar über Regelungstechnik und Prozessautomatisierung (SSRP 2009)*, pages 198–212, 2009.
- [7] M. W. Hofbaur. *Hybrid Estimation of Complex Systems*, volume 319 of *Lecture Notes in Control and Information Sciences*. Springer Verlag, 2005.