

Experimentelle Untersuchung des Konzeptes adaptiver Zustandsregelung anhand Parameteridentifikation

Li Li

Institut für Prozeßtechnik, Prozeßautomatisierung und Meßtechnik, Hochschule Zittau/Görlitz,
Theodor-Körner-Allee 16, 02763, Zittau, Germany, l.li@hszg.de

Abstrakt -- Magnetlager können nicht nur Verschleiß- und Lebensdauerprobleme, sondern auch Rauschprobleme, lösen. Die Störungen auf das System und die Variation der Systemeigenschaften beeinflussen die Funktionalität. Eine Zustandsregelung zeigt Vorteile in der Regelqualität. Die Nichtlinearitäten und die Parameterunsicherheiten der aktiven Magnetlager machen eine optimale Regelung schwer. Die Arbeit präsentiert eine Methode der adaptiven Zustandsregelung mit Nutzung des Softcomputing. Zuerst wird ein Kalmanfilter entwickelt, um Zustandsgrößen erfassen zu können. Danach wird ein Systemmodell auf Basis der Fuzzylogik erstellt. Ziel ist es, die Nichtlinearitäten und Parameterunsicherheiten im Modell zu berücksichtigen. Zuletzt wird eine adaptive Zustandsregelung entwickelt, damit wird eine optimale Regelung für jeden aktuellen Arbeitspunkt ermöglicht. Weiterhin werden in einer experimentellen Untersuchung die Vorteile des neuen Konzeptes gegenüber dem traditionellen Zustandsregler nachgewiesen.

A. Vorstellung

Aktiv geregelte Magnetlagerungen bieten gegenüber klassischen Lagerungsarten Vorteile wie nahezu vollständige Reibungs-, Wartungs- und Verschleißfreiheit, hohe Lagersteifigkeit und hohe Präzision [1]. Bei konventioneller Lageregelung werden Regelkonzepte „PID-Control“, „ $H\infty$ Control“, „ μ -synthesis“, „Linear quadratic (LQ) control“, „Artificial intelligence (Fuzzy logic, neural networks)“, „Sliding Mode Control“ erfolgreich angewendet. Die Eigenschaften der genannten Konzepte werden in [2] aufgelistet.

Die „PID-Control“ wird in der Industrie am häufigsten verwendet. Die „ $H\infty$ Control“ und „ μ -synthesis“ werden aufgrund des höheren Rechenaufwandes seltener benutzt. Vorteilhaft gegenüber den oben genannten Konzepten sind „Linear quadratic (LQ) control“ und „Linear quadratic Gaussian (LQG) control“, in Verbindung mit dem Konzept „Artificial intelligence (Fuzzy logic, neural networks)“.

Ziel der Arbeit ist es, eine Zustandsregelung auf Basis „Linear quadratic (LQ) control“ mit Parameteradaptionmöglichkeiten anhand neuronaler Netze zu ermöglichen, damit eine optimale Regelung im Arbeitspunkt ermöglicht wird. Ein Kalmanfilter und die Parameteridentifikationsmethode aus Arbeit [8] dienen dabei als Voraussetzung.

Im Abschnitt B wird die Entwicklung einer Zustandsregelung für einen Prototyp eines axialen Magnetlager vorgestellt. Im Abschnitt C werden die Probleme einer optimalen Regelung mit Berücksichtigung der Nichtlinearität und Unsicherheiten diskutiert. Im Abschnitt D wird das

Konzept der Adaptionsmöglichkeit der Reglerparameter dargestellt. Im Abschnitt E werden die Ergebnisse der experimentellen Untersuchungen vorgestellt.

B. Entwurf der Zustandsregelung für Magnetlager

Zuerst wird das Prinzip einer axialen aktiven Magnetlagerung als ein universaler Prototyp dargestellt. Die Welle (Rotor) wird durch magnetische Kräfte, welche mittels axialer Magnetlager erzeugt werden, berührungsfrei gelagert. Dazu ist eine Positionsregelung notwendig. Die Regelgröße der Rotorposition wird durch Wellensensoren erfasst und mit den Sollwerten verglichen. Die aus der Regelabweichung vom Regler gebildeten Stellsignale wandeln Leistungsverstärker in Stellströme um, welche durch die Magnetspulen fließen und als Stellgröße anziehende Kräfte auf den Rotor prägen. Dadurch wird er in die gewünschte Sollposition geführt. Um den Rotor bei abgeschalteten Magnetlagern zu lagern bzw. bei Ausfall der Magnetlager abzufangen, sind zusätzlich Fanglager angebracht. [3]

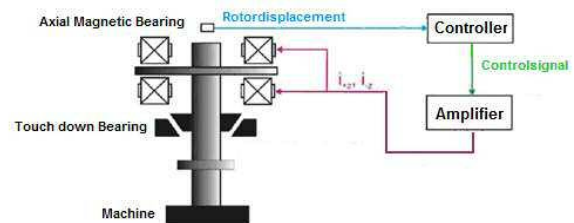


Abb 1: Prototyp einer axialen Magnetlagerung

Magnetkraft

Entsprechend [1] besteht für die Magnetkräfte folgender Zusammenhang:

$$F_{Magnet} = k_{Magnet} \cdot \left[\left(\frac{i_0 + i_u}{s_0 - x} \right)^2 - \left(\frac{i_0 - i_u}{s_0 + x} \right)^2 \right] = k_{Magnet} \cdot \frac{i_u^2}{x^2} \quad - 1$$

Mit dem Parameter

$$\text{Magnetparameter -- } k_{Magnet} = \frac{\mu_0 \cdot A \cdot N^2}{4}$$

Grundluftspalt -- s_0

Grunderregung -- i_0

Permeabilität der Magnet im Vakuum -- μ_0

Polfläche -- A

Zahl der Wicklung -- N

Regelstrom -- i_u

Die lineare Magnetmodellierung greift auf die mathematische Linearisierung des Kraftkennfeldes in einem Arbeitspunkt (s_0, i_0) zurück und verwendet zur Beschreibung die Abweichung vom Arbeitspunkt. Die Kraft ergibt sich [4]:

$$F_{Magnet} = k_{Magnet} \cdot \frac{i_u^2}{x^2} = k_i |_{(s_0, i_0)} \cdot i_u + k_s |_{(s_0, i_0)} \cdot x \quad - 2$$

Wobei die beiden partiellen Ableitungen den Kraft-Strom-Koeffizienten k_i und Kraft-Weg-Koeffizienten k_s für beide Seiten angeben. Für den nicht gesättigten Magneten gilt

$$k_i |_{(s_0, i_0)} = \frac{\partial F_{Magnet}}{\partial i} = 2 \cdot k_{Magnet} \cdot \frac{i_0}{s_0^2} \quad - 3$$

$$k_s |_{(s_0, i_0)} = \frac{\partial F_{Magnet}}{\partial s} = 2 \cdot k_{Magnet} \cdot \frac{i_0^2}{s_0^3} \quad - 4$$

Rotordynamik

Für die axiale Lagerung wird die Auslenkung durch den Parameter \ddot{x} beschrieben. So lautet die Bewegungsgleichung gemäß newtonsches Satz

$$F_{Magnet} = m_{Rotor} \cdot \ddot{x} \quad - 5$$

Leistungselektronik

Die Leistungselektronik wandelt das Regelsignal des Reglers in Steuerströme in den Spulen um. Die Leistungselektronik muss große Ausgangsströme bei hohen Ausgangsspannungen liefern, damit die statischen und dynamischen Kräfte generiert werden können. Neben den Magnetspulen sind der Stromregler, PWM-Spannungssteller und der Leistungsverstärker (U_{DC}) die wesentliche Kernelemente einer Magnetlagerung, die die primäre Regelstrecke bilden. Diese funktionellen Kernkomponenten werden durch Stromsensoren, Vorfilter, AD-Wandler ergänzt.

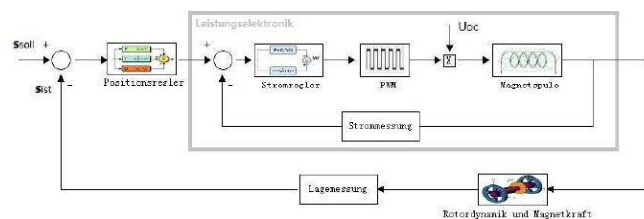


Abb 2: Grundstruktur der Regelstrecke

Für die gesamte Leistungselektronik wird der Regelkreis mit einer Zusammenwirkung aus Vorfilter, Stromregler, PWM, Magnetspule und Strommessung angenommen. Die dazugehörige Übertragungsfunktion zeigt, dass die geschlossene Funktion der Leistungselektronik sich als ein PT1-Verhalten annähern lässt:

$$G_{LE}(p) = \frac{I_{ist}(p)}{U_{Regel}(p)} \approx \frac{k_{UI}}{1 + p \cdot T_{UI}} \quad - 6$$

Mit k_{UI} als Verstärkungsfaktor, T_{UI} als Verzögerungsfaktor.

Systemgleichung

Mit den Gleichungen von Magnetkraft, Leistungselektronik und Rotordynamik werden die einzelnen Komponenten der Regelstrecke beschrieben. Durch deren Zusammenfassung erhält man die diskrete Zustandgleichung in der standardisierten Form

$$\bar{X}(k+1) = \bar{A} \cdot \bar{X}(k) + \bar{B} \cdot \bar{U}(k) \quad - 7$$

$$\bar{Y}(k) = \bar{H} \cdot \bar{X}(k) \quad - 8$$

Die Parameter lassen sich wie folgt beschreiben

$$\begin{bmatrix} x(k+1) \\ v(k+1) \\ i(k+1) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 + \frac{k_s \cdot T^2}{2 \cdot m_{Rotor}} & 1 & \frac{k_i \cdot T^2}{2 \cdot m_{Rotor}} \\ \frac{k_s \cdot T}{m_{Rotor}} & 1 & \frac{T}{m_{Rotor}} \\ 0 & 0 & e^{-T/T_m} \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} x(k) \\ v(k) \\ i(k) \end{bmatrix} \quad - 9$$

$$+ \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ k_{ui} \cdot (1 - e^{-T/T_m}) \end{bmatrix} \cdot u_{Regel}(k)$$

$$\bar{Y}(k) = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} x(k) \\ v(k) \\ i(k) \end{bmatrix} \quad - 10$$

Entwurf des Zustandsreglers

Im Zustandsraum haben sich vor allem die vollständigen Zustandsrückführungen mit Beobachter bewährt, die bei hinreichend genauen Modellen eine unmittelbare Stabilisierung instabiler Regelstrecken gestatten. Zur Bestimmung der Reglerkonfiguration dienen Verfahren der Polvorgabe oder der Optimierungsmethode. [5]

In Systemen mit Nichtlinearitäten, Modellunsicherheiten und / oder Störungen sind Konzepte der robusten Regelung vorteilhaft. Für nichtlineare Regelstrecken stehen z.B. die Arbeitspunkt - Linearisierung, Feedback - Linearisierung, Sliding - Mode - Control, Lyapunov - basierte - Regler und adaptive Regler zur Verfügung. [5]

Durch die Kalmanfilterung / Zustandsbeobachtung stellt die Verwendung eines Zustandsreglers eine wesentlich bessere Wahl dar, da die dabei realisierte Beobachtung der Zustandgrößen mit Kalmanfilter der Zustandsregelung entspricht. Für das vorliegende Streckenmodell ist weiterhin die Implementierung eines Zustandsreglers realistisch.

Zur Bestimmung der Reglerückführung K_U wird oftmals der RICCATI - Ansatz als ein Optimalansatz herangezogen, bei dem nicht direkt Polstellen, sondern Gewichtungsfaktoren vorgegeben werden müssen. Für das hier vorliegende System minimiert sich der Entwurf nach RICCATI beispielsweise auf das Kostenfunktional [6]

$$J = \int_0^{\infty} (\bar{Y}^T(t) \cdot \bar{Q} \cdot \bar{Y}(t) + \bar{U}^T(t) \cdot \bar{R} \cdot \bar{U}(t)) dt \quad - 11$$

Für das diskrete System gilt:

$$J = \sum_{k=0}^{\infty} (\bar{Y}^T(k) \cdot \bar{Q} \cdot \bar{Y}(k) + \bar{U}^T(k) \cdot \bar{R} \cdot \bar{U}(k)) \quad - 12$$

Dabei werden der Ausgangsvektor \bar{Y} und die Stellgröße \bar{U} quadratisch mit entsprechenden Wichtungsmatrizen Q und

R integriert. Aus der Lösung Matrix P der RICCATI - Differenzialgleichung

$$\bar{P} \cdot \bar{A} + \bar{A}^T \cdot \bar{P} - \bar{P} \cdot \bar{B} \cdot \bar{R} \cdot \bar{B}^T \cdot \bar{P} + \bar{H}^T \cdot \bar{Q} \cdot \bar{H} = 0 \quad - 13$$

Für das diskrete System

$$\bar{A}^T \cdot \bar{P} \cdot \bar{A} - \bar{A}^T \cdot \bar{P} \cdot \bar{B} \cdot (\bar{R} + \bar{B}^T \cdot \bar{P} \cdot \bar{B})^{-1} \cdot \bar{B}^T \cdot \bar{P} \cdot \bar{A} + \bar{H}^T \cdot \bar{Q} \cdot \bar{H} = \bar{P} \quad - 14$$

folgt die optimale Rückführmatrix, Regelgröße und Folgerungsfunktion unmittelbar zu

$$\bar{U}^{optimal}(t) = \bar{K}_U \cdot \bar{X}(t) + \bar{G}_Y \quad - 15$$

$$= -\bar{R}^{-1} \cdot \bar{B}^T \cdot \bar{P} \cdot \bar{X}(t) + \bar{R}^{-1} \cdot \bar{B}^T \cdot \bar{g}(t)$$

$$\text{gilt } \bar{g}(t) = (\bar{P} \cdot \bar{B}^T \cdot \bar{R}^{-1} \cdot \bar{B}^{-1} - \bar{A}^T)^{-1} \cdot \bar{H}^T \cdot \bar{Q} \cdot \bar{Y}_{Soll}.$$

Für diskretes System gilt

$$\bar{U}^{optimal}(k) = \bar{K}_U \cdot \bar{X}(k) \quad - 16$$

$$= (\bar{R} + \bar{B}^T \cdot \bar{P} \cdot \bar{B})^{-1} \cdot \bar{B}^T \cdot \bar{P} \cdot \bar{A} \cdot \bar{X}(k)$$

Es zeigt sich allerdings, dass die Wahl der Gewichte wiederum im Prinzip willkürlich ist. Die positive semidefinierten Matrizen Q und R werden dazu nur auf Ihrer Diagonalen mit während des Entwurfsprozesses zu variierenden Gewichtungsfaktoren besetzt. [4]

Der Begriff der Stabilität und Stabilisierbarkeit der Zustandsregelung lässt sich im Detail in [5] [7] finden.

C. Diskussion der Probleme in Lageregelung

Zustandregler werden nach dem Systemmodell entworfen. Die Qualität der Lageregelung wird gewährleistet, wenn das genutzte Systemmodell das reale System mit kleinem Fehler annähern kann. Sonst wird die Regelungsqualität beeinflusst und es führt zu Instabilität. Modellfehler werden in folgenden Richtungen analysiert.

Fehler der Berechnung der Magnetkraft

Die Berechnung der Magnetkraft einer Magnetspule wird unter folgenden Voraussetzungen vorgenommen:

- 1) Keine Magnetstreuung, das heißt, die Magnetfeldlinien verlaufen vollständig innerhalb des Kernmetallquerschnittes der Magnetspule.
- 2) Im Querschnitt wird das Magnetfeld als homogenes betrachtet.
- 3) Das Kernmaterial der Spule hat überall den gleichen Querschnitt.
- 4) Der Verlust durch Streufluss, Wirbelströme, Sättigungseffekte, Hysterese sowie ohmsche Verluste werden nicht berücksichtigt.

Der Berechnungsfehler der Magnetkraft ergibt sich hauptsächlich aus oben genannten Voraussetzungen. Bei der Berechnung der Lagermagnete ist bekannt, dass ein Unterschied zwischen der vereinfachten und der realen Konstruktion besteht:

$$F_{Magnet}^{theorie} \neq F_{Magnet}^{real} = k_{Magnet} \cdot \frac{i_u^2}{x} + F_{Magnet}^{offset} \quad - 17$$

Als Lösung zu diesem Problem wurde aus dem Konzept "Systemidentifikation anhand Kalmanfilter mit Nutzung Softcomputing" ein Verfahren entwickelt. Die Werte der Magnetkraft und Magnetparameter werden als Netzparameter in neuronalen Netze implementiert und im online-Training werden die beiden Parameter approximiert. Die gesuchte

aktuelle Magnetkraft und Magnetparameter werden identifiziert. Detail dazu sind in [8] beschrieben.

$$[F_{Magnet}(k), k_{Magnet}(k)] = f_{KNN}[x(t), v(k), F_{Stoer}(t), i_{Spule}(t)] \quad - 18$$

Der identifizierte Magnetparameter soll in der Betriebszeit in einem festgelegten Bereich variieren.

$$k_{Magnet}(k) \in [k_{Magnet}^{min}, k_{Magnet}^{max}] \quad - 19$$

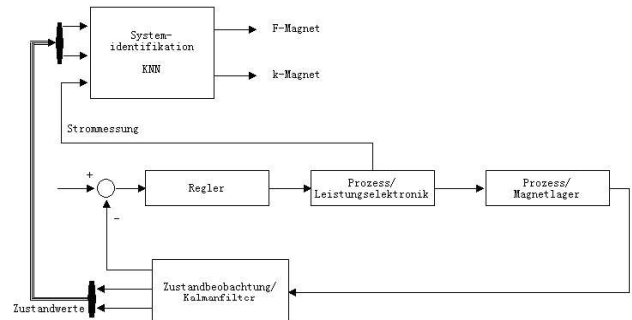


Abb 3: Blockdiagramm der Systemidentifikation

Linearisierungsfehler der Magnetkraft

Ein Elektromagnet besitzt ein stark nichtlineares Strom-Luftspalt - Kraft - Kennfeld. Am einfachsten wird ein lineares Modell mit geringen Modellanforderungen eingesetzt. Im realen Verhalten ist ein Kraftoffset vom linearen Magnetmodell zu berücksichtigen, wenn Strom und Luftspalt von Linearisierungspunkt (konstanter Arbeitspunkt) entfernt sind.

$$F_{Magnet}^{real}(t) = k_i |_{(s_0, i_0)} \cdot i_u(t) + k_s |_{(s_0, i_0)} \cdot x(t) + F_{Offset} \quad - 20$$

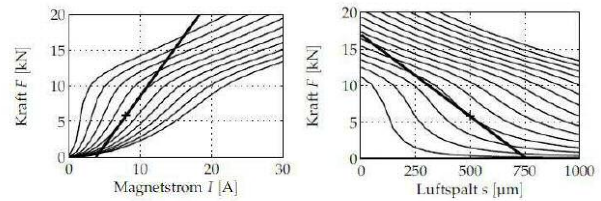


Abb 4: Nichtlinearität der Magnetkraft [4]

Als Lösung zu diesem Problem, wird aus dem Konzept "Parameteridentifikation der lokalen Modelle" ein Verfahren entwickelt. Die Werte der linearisierten Magnetparameter k_i und k_s werden mit dem Verfahren LSM identifiziert. Details befinden sich in [8].

$$k_i = f_{LSM}(i_u(k), s_{Rotor}(k) | F_{Magnet}(k)) \quad - 21$$

$$k_s = f_{LSM}(i_u(k), s_{Rotor}(k) | F_{Magnet}(k)) \quad - 22$$

Die Magnetparameter werden für jedes lokale Modell im Expertensystem gespeichert. Das Expertensystem kann den gesuchten Magnetparameter für den aktuellen Arbeitspunkt liefern.

$$k_i(k) = f_{Exp-k_s}(i_u(k), s_{Rotor}(k)) \quad - 23$$

$$k_s(k) = f_{Exp-k_s}(i_u(k), s_{Rotor}(k)) \quad - 24$$

Unsicherheit der Leistungselektronik

Die Komplexität der Magnetlager in Verbindung mit dem technologischen Prozess in Anlagen, insbesondere unter Störfallbedingungen, stellt hohe Anforderungen an die

Funktionssicherheit der Teilsysteme, wie zum Beispiel die Leistungselektronik.

Die Arbeit [3] zeigt, dass Fehler im Leistungsverstärker und Magnetspule einen Verstärkungsfehler, Offsetfehler und Linearitätsfehler verursachen können. Der Fehler wird durch Alterung, Drift und äußere Störeinflüsse, Defekten an Einzelkomponenten, wie z.B. Leitungsrüchre, Kurzschlüsse oder mechanische Beschädigung, verursacht.

Die Probleme führen zu Änderungen der Parametern der Übertragungsfunktion, was zur Unstabilität der Lageregeung mit Nutzung des Zustandsreglers führen kann.

Als Lösung zu diesem Problem, hat die Arbeit [3] ein Parameteridentifikationsverfahren gezeigt. In der Arbeit werden die aktuelle Prozessparameter unter Nutzung der Ein- und Ausgangssignale des Prozesses mit Mathematikverfahren (Methode der kleinsten Fehlerquadrate) ermittelt. Auf Basis der LSM ist ein iterative Verfahren in Verbindung mit neuronaler Netze möglich.

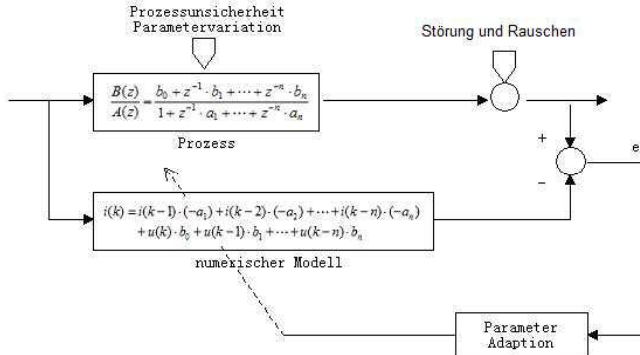


Abb 5: Darstellung des Parameteridentifikationsverfahrens

D. Konzept adaptiver Zustandsregelung

Die Regelung muss so ausgelegt werden, dass der Rotor im ganzen Luftspalt-, Spulestrom-, Drehzahl-, Temperaturbereich usw mit bester Regelqualität geregelt wird. Der Regler muss veränderte Prozessbedingungen adaptieren. Es werden Adaptionmöglichkeiten der Regelung betrachtet.

Adaption gegen Eigenschaft der Nichtlinearität

Aufgrund der hohen Nichtlinearität der Elektromagnetkraft muss ein Konzept eingesetzt werden, bei dem die optimalen Reglerparameter der lokalen Modelle bekannt sind. Für ein solches System gilt die Zustandgleichung:

$$\begin{cases} \bar{X}(k+1) = \bar{A} \cdot \bar{X}(k) + \bar{B} \cdot u(k) \\ Y(k) = \bar{H} \cdot \bar{X}(k) \end{cases} \quad - 25$$

Die Systemzustände, wie Luftspalt und Spulestrom, werden in 5 Stufen klassifiziert, MM, M, N, P, PP. Ein lineares lokales T-S Fuzzymodell für System wird das erfasst:

Tabelle 1: Darstellung der Fuzzylogik

Wenn	Dann
Arbeitspunkt ist in Klasse 1, mit mit $\bar{X} (i_{Stell-[MM]}, S_{Rotor-[MM]})$	$\bar{X}(k+1) = \bar{A}_1 \cdot \bar{X}(k) + \bar{B}_1 \cdot u(k)$ $u(k) = \bar{K}_{U-[1]} \cdot \bar{X}(k)$
Arbeitspunkt ist in Klasse 2, mit mit $\bar{X} (i_{Stell-[M]}, S_{Rotor-[MM]})$	$\bar{X}(k+1) = \bar{A}_2 \cdot \bar{X}(k) + \bar{B}_2 \cdot u(k)$ $u(k) = \bar{K}_{U-[2]} \cdot \bar{X}(k)$
⋮	⋮

Arbeitspunkt ist in Klasse 25, mit mit $\bar{X} (i_{Stell-[PP]}, S_{Rotor-[PP]})$	$\bar{X}(k+1) = \bar{A}_{25} \cdot \bar{X}(k) + \bar{B}_{25} \cdot u(k)$ $u(k) = \bar{K}_{U-[25]} \cdot \bar{X}(k)$
Mit linguistischem Begriff $\forall M - \text{min us}, N - \text{normal}, P - \text{plus}$	

Bei der Fuzzyifizierung der Zustandsklassen werden für jedes lokales Modell der Erfüllungsgrad berechnet. Durch lineare lokalen T-S Fuzzy Modelle wird das nichtlineare Modell für das gesamte System ermittelt;

$$\bar{X}(k+1)^* = \frac{\sum_{i=1}^{25} G_i(\bar{X}) \cdot [\bar{A}_i \cdot \bar{X}(k) + \bar{B}_i \cdot u(k)]}{\sum_{i=1}^{25} G_i(\bar{X}(k))} \quad - 26$$

Bei Glockenkurver lässt sich als Erfüllungsgrad G jeder Regel ansehen. Die Reglerparametrierung jeder Regel erfolgt anhand der Riccati-Funktion für jeden Arbeitspunkt. Die Regelgröße ist so zu parametrieren, dass sich für jeden Arbeitszustand die anpassenden Systemparameter ergeben. Aus der Defuzzyifizierung ergeben sich die optimalen Reglerparameter als Ausgabe des gesamten Fuzzysystems:

$$\bar{K}_U^* = \frac{\sum_{i=1}^{25} G_i(\bar{X}) \cdot [\bar{K}_{U-[i]}]}{\sum_{i=1}^{25} G_i(\bar{X})} \quad - 27$$

Regelgröße:

$$u^* = \frac{\sum_{i=1}^{25} G_i(\bar{X}) \cdot [\bar{K}_{U-[i]} \cdot \bar{X}]}{\sum_{i=1}^{25} G_i(\bar{X})} \quad - 28$$

Mit $\bar{K}_{U-[i]} = [k_{u1} \ k_{u2} \ \dots \ k_{um}]_{[i]}$

Auf Basis der oben genannten Grundidee muss ein Konzept eingesetzt werden, bei dem die optimalen Reglerparameter für jeden Arbeitszustand ermittelt werden. Als Expertensystem wird ein Fuzzy-Basis-Funktion-Netz ausgewählt. Sie sind so zu konstruieren, dass sich für jeden Arbeitszustand die anpassenden Systemparameter ergeben. Aus dem Zustandmodell mit dementsprechenden Systemparametern ergeben sich die optimalen Reglerparameter als Schlussfolgerung jeder Fuzzyregel.

Tabelle 2: Darstellung der Fuzzylogik

Wenn	Dann
Arbeitspunkt ist in Klasse 1, mit $\bar{S} (i_{Stell-[MM]}, S_{Rotor-[MM]})$	Reglerparameter \bar{K}_U ist $\bar{K}_{U-[1]} = [k_{u1} \ k_{u2} \ \dots \ k_{um}]_{[1]}$
Arbeitspunkt ist in Klasse 2, mit $\bar{S} (i_{Stell-[M]}, S_{Rotor-[MM]})$	Reglerparameter \bar{K}_U ist $\bar{K}_{U-[2]} = [k_{u1} \ k_{u2} \ \dots \ k_{um}]_{[2]}$
⋮	⋮
Arbeitspunkt ist in Klasse 25, mit $\bar{S} (i_{Stell-[PP]}, S_{Rotor-[PP]})$	Reglerparameter \bar{K}_U ist $\bar{K}_{U-[25]} = [k_{u1} \ k_{u2} \ \dots \ k_{um}]_{[25]}$
Mit linguistischem Begriff $\forall M - \text{min us}, N - \text{normal}, P - \text{plus}$	

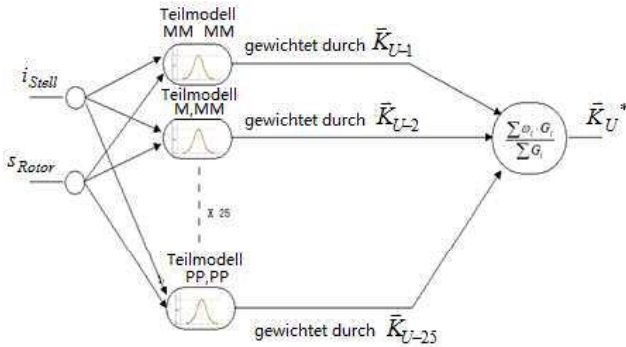


Abb 6: Expertensystem für adaptive Reglerparameter

Bei der Erstellung der Fuzzy-Sets für jedes lokale Modell wird die Gaußfunktion genutzt. Die Bestimmung der Gaußbreite für das lokale Modell wird anhand automatischer Trainings von neuronalen Netzen durchgeführt.

Adaption gegen Systemunsicherheit

Für den Adaptionalgorithmus wird das Modell als fehlerfrei betrachtet. Ein daran angepasster Regler ist dann in der Lage, die reale Regelstrecke zu regeln. Für Maßnahmen gegen Systemunsicherheit, Voraussetzung der adaptiven Regelung, ist das Erkennen von Prozessparameteränderungen der Regelstrecke. Mit Nutzung der oben genannten Identifikationsverfahren wird angenommen, dass die Parameter k_{Magnet} und k_{UJ} erfolgreich identifiziert werden.

Damit ergibt sich die Systemgleichung mit variierten Systemparameter

$$\begin{cases} \bar{X}(k+1) = \bar{A}(k) \cdot \bar{X}(k) + \bar{B}(k) \cdot u(k) \\ Y(k) = \bar{H} \cdot \bar{X}(k) \end{cases} \quad - 29$$

und die variierte Systemmatrix

$$\bar{A}(k) = f(k_i(k) \quad k_s(k) \quad k_{UJ}(k)) \quad - 30$$

$$\forall k_i(k) = f(k_{Magnet}(k)) \text{ und } k_s(k) = f(k_{Magnet}(k))$$

$$\bar{B}(k) = f(k_{UJ}(k)) \quad - 31$$

Anhand der Riccati-Funktion, lässt sich die Beziehung zwischen den aktuellen Systemparametern und den optimalen Reglerparameter in Form eine Fuzzyregel beschreiben:

Wenn

Systemparameter $k_{Magnet}(k)$ und $k_{UJ}(k)$ sind
in Klasse m-te und n-te

Dann

Systemmatrix $\bar{A}(k)$ und $\bar{B}(k)$ sind
in Klass m-te und n-te

Und

optimale Reglerparameter für gesamte Arbeitspunkten
 \bar{K}^l_{UJ} sind in Klass i-te

Tabelle 3: Darstellung der Fuzzylogik

Wenn	Dann	
	Schlussfolge 1	Schlussfolge 2
Systemparameter in Klasse 1, mit $\bar{S} \mid k_{Magnet} [NN], k_{UJ} [NN]$	Systemmatrix ist $\bar{A}^{[1]}$ und $\bar{B}^{[1]}$	Reglerparameter -vektor ist $\bar{K}^l_{UJ}^{[1]}$
Systemparameter in Klasse 2, mit $\bar{S} \mid k_{Magnet} [N], k_{UJ} [NN]$	Systemmatrix ist $\bar{A}^{[2]}$ und $\bar{B}^{[2]}$	Reglerparameter -vektor ist $\bar{K}^l_{UJ}^{[2]}$
⋮	⋮	⋮
Systemparameter in Klasse 25, mit $\bar{S} \mid k_{Magnet} [HH], k_{UJ} [HH]$	Systemmatrix ist $\bar{A}^{[25]}$ und $\bar{B}^{[25]}$	Reglerparameter -vektor ist $\bar{K}^l_{UJ}^{[25]}$

Mit linguistischem Begriff $\forall N - \text{niedrig}, M - \text{mittel}, H - \text{hoch}$, und $\bar{K}^l_{UJ}^{[i]} = [\bar{K}_{U-1}^{[i]} \quad \bar{K}_{U-2}^{[i]} \quad \dots \quad \bar{K}_{U-25}^{[i]}]^{[i]}$

Die Systemmatrix aus Fuzzylogik lautet:

$$[\bar{A}^*(k), \bar{B}^*(k)] = \frac{\sum_{i=1}^{25} G_i(\bar{S}) \cdot [[\bar{A}, \bar{B}]^{[i]}]}{\sum_{i=1}^{25} G_i(\bar{S})} \quad - 32$$

Der Reglerparameter des normierten Arbeitspunktes lautet:

$$\bar{K}^l_{UJ}{}^*(k) = \frac{\sum_{i=1}^{25} G_i(\bar{S}) \cdot [\bar{K}^l_{UJ}^{[i]}]}{\sum_{i=1}^{25} G_i(\bar{S})} \quad - 33$$

Zusammenfassung der adaptive Zustandregelung

In dieser Arbeit kann mit veränderten Reglerparametern eine adaptive LQR zu einem instabilen Verhalten des geschlossenen Regelkreises führen, wenn die Streckenänderung bekannt ist. Beim vorliegendem Versuchsstand wird ein Fuzzy-Logik-Regler mit einem Adaptionalgorithmus eingeführt. Zum einen sind die Streckenparameter der Regelstrecke durch Nichtlinearität beeinflusst, zum anderen treten im Laufe eines Prozesses Unsicherheit / Änderungen der Streckenparameter auf.

Die Entwicklung einer adaptiven Regelung resultiert in einem Fuzzy-Regler und einem Adaptionalgorithmus. Der Fuzzy-Regler basiert auf Radius-Basis-Funktion-Netz (RBFN). RBFN kann wie Fuzzy-Logik entlang linguistischer Pfade entworfen werden. RBFN besitzt die gleiche Durchschaubarkeit wie Fuzzy-Logik und kann von Trainings-Daten angepasst werden, sind also lernfähig.

Die Vorgehensweise des Konzeptes ist:

Wenn Systemparameter

$$\bar{S} | (k_{Magnet}(k), k_{Uj}(k)) \text{ sind}$$

↓

Dann Systemmatrix
 $\bar{A}(k)$ und $\bar{B}(k)$ sind

$$[\bar{A}^*(k), \bar{B}^*(k)] = \frac{\sum_{i=1}^{25} G_i(\bar{S}) \cdot [[\bar{A}, \bar{B}]^{ij}]}{\sum_{i=1}^{25} G_i(\bar{S})}$$

↓

Nach Riccati-Funktion, sind optimale
Reglerparameter für gesamte
Arbeitspunkten

$$\bar{K}_{Uj}^* = [\bar{K}_{U-1} \quad \bar{K}_{U-2} \quad \dots \quad \bar{K}_{U-25}]^*$$

↓

Dann Reglerparameter nach Fuzzylogik sind

$$\bar{K}_{Uj}^* = \frac{\sum_{i=1}^{25} G_i(\bar{X}) \cdot [\bar{K}_{U-ij}]}{\sum_{i=1}^{25} G_i(\bar{X})}$$

Dann Steuersignal nach Fuzzylogik ist

$$\bar{u} = \frac{\sum_{i=1}^{25} G_i(\bar{X}) \cdot [\bar{K}_{U-ij} \cdot \bar{X}]}{\sum_{i=1}^{25} G_i(\bar{X})}$$

Wenn aktuelle
Zustandswerte sind
 $\bar{X} | (x_{Rotor}(k), i_u(k))$

↓

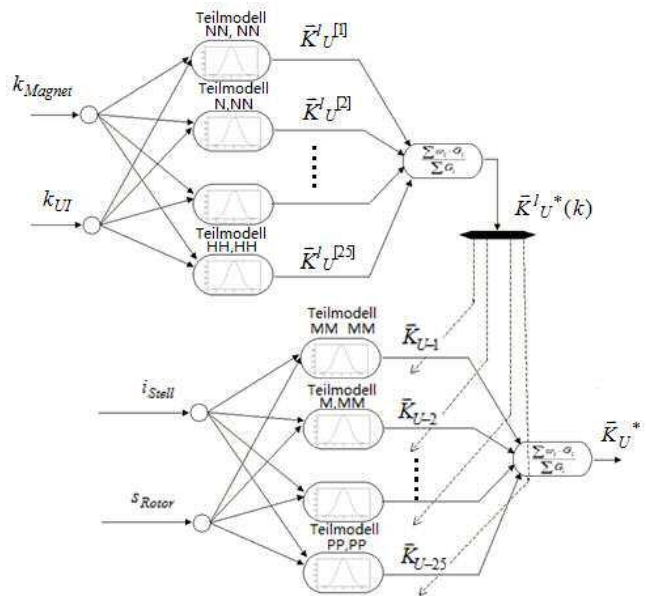


Abb 8: Expertensystem mit Nutzung der KNN

Aus der Auswertung der lokalen Modelle mit Riccati-Funktion ergibt sich die in Tabelle dargestellte Kenntnisbasis. Untersucht wurde die Gaußbreite jedes lokalen Modelles des Fuzzy-Basis-Funktion-Netz.

E. Experimentelle Untersuchung

Darstellung des Versuchsstandes

Die Methode wird an dem in Abbildung 9 gezeigtem axialen Prüfstand untersucht. Tabelle 4 fasst dessen Eigenschaften zusammen.



Abb 9: Versuchsstand

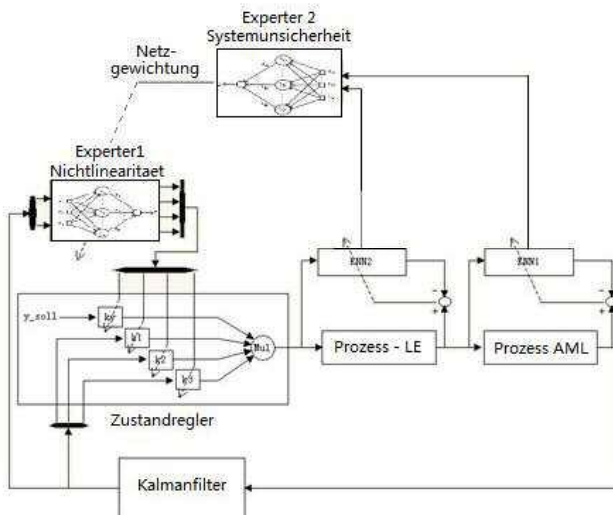


Abb 7: Expertensystem für adaptive Reglerparameter

Netzstruktur beider FBFNN lässt sich in Abbildung beschreiben.

Windungszahl	188
Ruhluftspalt	2 mm
Drahtquerschnitt	0,5 mm ²
Polfläche	801,11 mm ²
Gleichstrompulssteller	30 V
Taktfrequenz	50 kHz
Masse Rotor	517 g
Material	C22

Tabelle 4: Systemparameter des Versuchsstands

Zur Lageregelung wird eine Analog-Leistungselektronik eingesetzt, die aus Stromregler, PWM und Strommessung besteht, wie Abb 10.

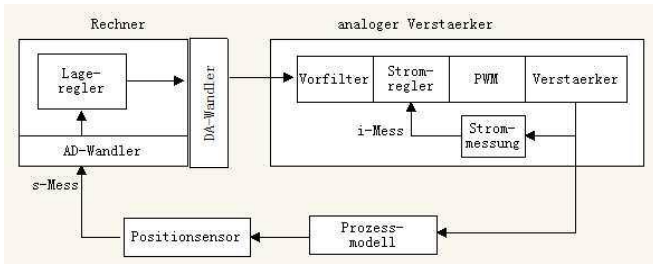


Abb 10: Funktionsdiagramm des Versuchsstands

Die Details der Elemente sind in Tabelle 5 aufgelistet.

Objekt	Seriennummer
PWM-Modul	STM-L6203
Strommessung / induktiver Stromwandler	LA-55-P
Positionssensor / Wirbelstromsensor	AEG-1100
AD-Wandler	AD7656
DA-Wandler	DAC8555

Tabelle 5: Auflist der Elemente

Erstellung der adaptive Regelung

Zunächst soll für das Systemidentifikationsverfahren ein grundlegender Regelkreis, inklusive PID-Regler und Kalmanfilter, angenommen werden. Ausgehend finden sich darin zwei Identifikationsmodule. Das Funktionsprinzip lässt sich in Arbeit [8] finden.

Mit Hilfe neuronaler Netze wurde zunächst die Magnetkraft F_{Magnet} und Magnetparameter k_{Magnet} identifiziert. Die Ergebnisse zeigen, dass die identifizierte Magnetkraft physikalisch plausibel ist. Der identifizierte Magnetparameter k_{Magnet} wird zur Erstellung der Zustandregelung herangezogen.

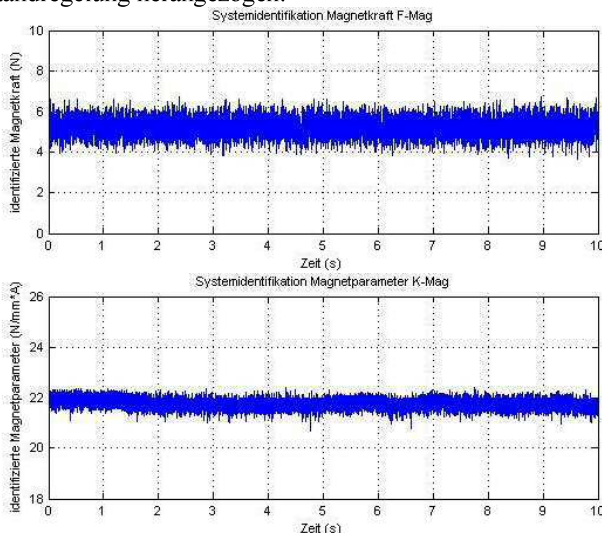


Abb 11: Messdaten der Parameteridentifikation

Mit Hilfe neuronaler Netze wurde der Parameter der Leistungselektronik k_{UI} identifiziert. Dabei wird ein 1te-Ordnung-Modell als Leistungselektronik verwendet. Der Vergleich der messtechnisch ermittelten Spuleströme zeigt, dass die Ergebnisse plausible sind. Das Ergebnis k_{UI} wird als

konstant betrachtet und wird zur Erstellung der Zustandregelung genommen.

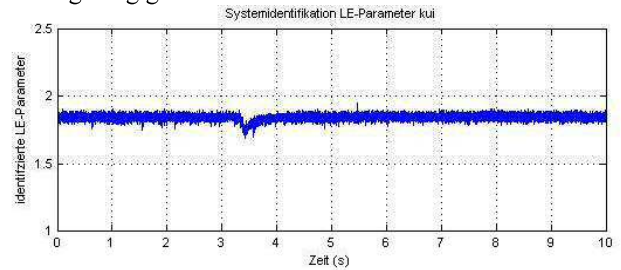


Abb 12: Messdaten der Parameteridentifikation k_{UI}

Danach sollen anhand des Systemidentifikationsverfahrens die Systemgleichung und Kennwerte der Lokalmodelle bestimmt werden. Ausgehend von dem identifiziertem Parameter $k_{Magnet} \approx 22N \cdot (mm^2 / A^2)$ und $k_{UI} \approx 1,8A/V$ lassen sich Kennfelder für die Parameter k_i und k_s in Tabelle 6 darstellen. Das Berechnungsverfahren ist in [8] beschrieben.

k_i (N/A)		$i_{Stell}(A)$				
		-2	-1	0	1	2
s_{Rotor} (mm)	-0,5	9,4	13	18	11,87	13,49
	-0,25	13,9	14,27	15,57	14,1	14,34
	0	14,85	14,85	14,85	14,85	14,85
	0,25	14,34	14,1	15,57	14,27	13,9
	0,5	13,49	11,87	18	13	9,4
k_s (N/mm)		$i_{Stell}(A)$				
		-2	-1	0	1	2
s_{Rotor} (mm)	-0,5	89000	28000	5700	6060	37900
	-0,25	63000	21700	5174	10650	40790
	0	49020	16010	5013	16010	49020
	0,25	40790	10650	5174	21700	63900
	0,5	37900	6060	5700	28000	89000

Tabelle 6: Kennfeld der linearisierten Magnetparameter

Anhand der Tabellen lassen sich die Reglerparameter für jedes Lokalmodell mit Nutzung der Riccati-Funktion ermitteln. Bei diesem Versuch werden die Parameter k_{Magnet} und k_{UI} als konstant betrachtet. Die Regelgröße lässt sich in folgender Form darstellen:

$$u(k) = \bar{K}_{UI} \cdot \bar{X}(k) = k_{u1} \cdot x_{Rotor}(k) + k_{u2} \cdot v_{Rotor}(k) + k_{u3} \cdot i_{Stell}(k) \quad - 34$$

Die Ergebnisse der Reglerparameter für lokale Modelle werden in Tabelle 7 aufgelistet.

Danach werden Expertensysteme auf Basis FBFNN erstellt. Die oberen Daten werden zur Bestimmung der lokalen Modelle genutzt. Nach Netztraining wird Gaußbreit der lokalen Modelle (\bar{X}) automatisch eingestellt. Ein- und Ausgangsverhalten der trainierten Netze ist in Abbildung dargestellt.

Die Reglerparameter für lokale Modelle werden in Tabelle dargestellt:

	K_{U1}	$i_{Stell}(A)$				
		-2	-1	0	1	2
s_{Rotor} (mm)	-0,5	-90676	-28685	-5977	-6504	-38177
		-217	-122	-56	-59	-140
		-0,0001	-0,03	-0,016	-0,017	-0,04
	-0,25	-61564	-22225	-5490	-11175	-40612
		-175	-108	-54	-77	-143
		-0,05	-0,03	-0,016	-0,02	-0,04
	0	-48083	-16505	-5337	-16505	-48083
		-155	-93,4	-54	-93,4	-155
		-0,049	-0,028	-0,01	-0,028	-0,049
	0,25	-40612	-11175	-5490	-22225	-61564
		-143	-77	-54	-108	-175
		-0,04	-0,02	-0,016	-0,03	-0,05
	0,5	-38177	-6504	-5977	-28685	-90676
		-140	-59	-56	-122	-217
		-0,04	-0,017	-0,016	-0,03	-0,0001

Tabelle 7: Kennfeld der Reglerparameter

Ein- und Ausgangsverhalten der eingestellten Netze werden in Abbildung dargestellt:

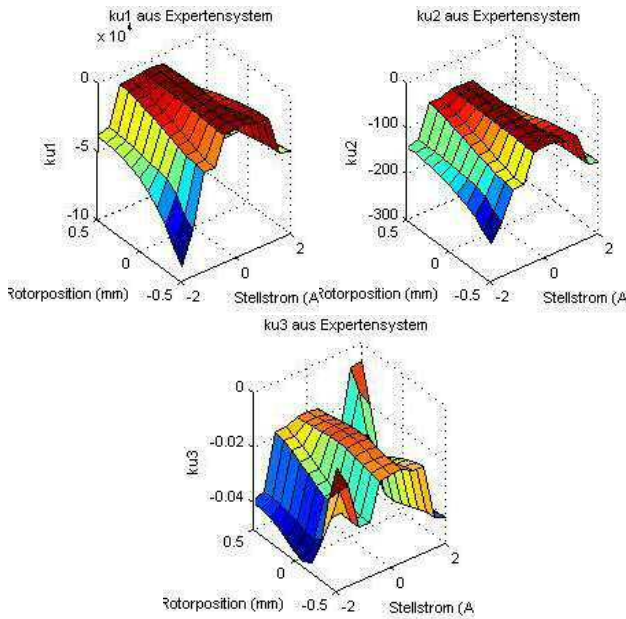


Abb 13: Kennfeld der Reglerparameter

Ergebnisse der Untersuchung

Dabei wird ein Versuch mit definierter Belastung auf den Rotor durchgeführt. Die Ergebnisse zeigen, dass unter Belastung / Störung die Regelgüte (Regelfläche) des neuen Konzeptes besser als die traditionelle Methode ist.

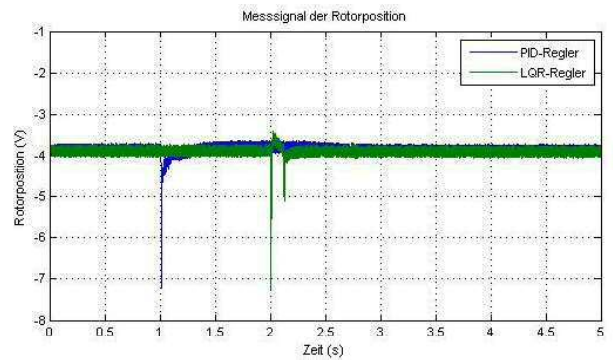


Abb 14: Versuchsergebnis

Beim adaptiven LQR im Störverhalten ist bei der Rotorposition eine höhere Stabilität gegenüber LQR zu bemerken.

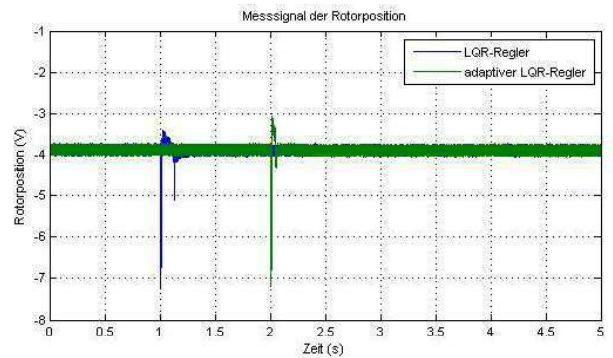


Abb 15: Versuchsergebnis

F. Konklusion

Das Prinzip der adaptiven Zustandsregelung anhand Systemidentifikation wurde in der Arbeit realisiert. Im Vergleich zum PID-Regler und dem traditionellen Zustandsregler ist das Konzept bei der Lageregelung deutlich vorteilhaft. Hauptsächlich die Robustheit gegenüber Nichtlinearitäten wird bestätigt. Im weitere Versuchen wird das Konzept in Umgebung mit großer Systemvariation geprüft, um die Robustheit bei Regelstrecken-Parameterabweichungen zu untersuchen.

REFERENCES

- [1]: G. Schweitzer, A.Taxler, H.Beuler, "Magnetlager: Grundlagen, Eigenschaften und Anwendungen berührungsfreier, elektromagnetischer Lager", Springer Verlag, 1993
- [2]: Angélique Combrinck, "Adaptive control of an active magnetic bearing flywheel system using neural networks", A dissertation presented to the School of Electrical, Electronic & Computer Engineering North-West University, 2010
- [3]: Steffen Gärtner, „neuartige Verfahren für die Überwachung und Diagnose von aktiv magnetgelagerten rotierenden maschinen“, Dissertation von 2007, der Universität Kassel
- [4]: Martin Ruskowski, "Aufbau und Regelung aktiver Magnetführungen", Uni Hannover, 2004
- [5]: Marcus Herrmann, „Entwurf, Berechnung und Regelung magnetischer Reluktanzaktoren“, von der Fakultät für Maschinenwesen der Technischen Universität München
- [6]: Phillip Bühler, „hochintegrierte Magnetlagersysteme“, Abhandlung von technischen Hochschule Zürich, 1997
- [7]: Tim Puls, „Lokalisations- und Regelungsverfahren für einen 4-Rotor-Helikopter“, Fakultät für Informatik, Universität Oldenburg
- [8]: L.Li, F.Worlitz, W.Kästner, "adaptive Kalmanfilter with using Softcomputing", ISMB, 2014