

Eine nichtlineare Methode zur Online-Identifikation elektrischer Parameter einer Asynchronmaschine

Dr.-Ing. Yashar Kouhi, Prof. Dr.-Ing. Jana Kertzscher
Institut für Elektrotechnik, TU Bergakademie Freiberg

1 Einleitung

Die Parameteridentifikation ist ein substanzieller Schritt zur Regelung der Käfigläufer-Asynchronmaschinen, die am häufigsten gebauten Form von Motoren in der Industrie. Die genauen Werte der Motorparameter sind für alle Komponenten einer feldorientierten Regelung, wie z. B. für den Entkopplungsblock und den Läuferflussschätzer, notwendig. Die Abweichung dieser Parameter kann erheblich die Regelungsperformance beeinflussen und im schlimmsten Fall zur Instabilität des geschlossenen Regelkreises führen.

Die ursprünglichen Ansätze zur Identifizierung der Motorparameter basierten auf experimentellen Versuchen, dem Kurzschlussversuch und Leerlaufversuch. Trotz der Einfachheit erfolgt die Berechnung der Parameter offline und zieht daher keine Variationen der Parameter während des Betriebes in Betracht. Als Alternative dazu können die Algorithmen verwendet werden, die auf dem RLS-Algorithmus (linear Recursive-Least-Square-Algorithmus) beruhen, in denen die Parameter aus dem Fehler zwischen den gemessenen Signalen und geschätzten Parametern ermittelt werden, siehe z. B. [2, 6, 7, 10]. Diese Algorithmen werden online ausgeführt und können die Parameter unter geringen physikalischen Änderungen verfolgen. Der Hauptnachteil dieser Ansätze ist, dass die RLS-Algorithmen hinsichtlich der Zeit langsam variierende Motorparameter voraussetzen, d. h., deren Zeitableitungen sind näherungsweise Null. Diese Annahme trifft jedoch beispielsweise für die Hauptreaktanz, die aufgrund der Sättigung des magnetischen Flusses unmittelbar verändert wird, nicht zu. Motiviert durch diese Tatsache ist die Entwicklung von Online-Algorithmen, die das Sättigungsphänomen und die Parameteridentifikation zusammenbringen, sehr anspruchsvoll.

In diesem Beitrag wird diesem Problem im Stillstand begegnet. Durch Modellierung der inversen Hauptreaktanz mit einem einfachen Polynom des magnetischen Flusses mit unbekanntem Koeffizienten, stellt sich heraus, dass die Parameteridentifikation zu einer nichtlinearen Problemeinstellung führt, in dem die unbekannt Parameter anhand des NRLS-Algorithmus (Nonlinear-Recursive-Least-Square-Algorithmus) berechnet werden können. Dieser Ansatz unterscheidet diese Arbeit von der vorherigen Forschung, einschließlich [3, 8, 9], in denen die Magnetisierungskennlinie mit Offline-Methoden bestimmt und [1, 5, 10], der Sättigungseffekt nicht explizit berücksichtigt wird.

Der Beitrag ist wie folgt strukturiert. In Abschnitt 2 wird kurz das Standard-Motormodell

im Ständer-Koordinatensystem und in der normierten Form vorgestellt. In Abschnitt 3 wird ein passendes Modell zur Parameteridentifikation im Stillstand hergeleitet. In diesem Modell geht man davon aus, dass die Ständer- und Läuferstreureaktanzen den gleichen Wert besitzen. Die NRLS-Methode wird zur Berechnung der unbekannt Motorparameter eingesetzt. Ein besonderer Fall dieser Ergebnisse tritt auf, wenn die Hauptreaktanz konstant ist. In diesem Fall wandelt sich das NRLS-Problem in das RLS Verfahren um. Das heißt, unsere nichtlineare Identifikationsmethode erweitert die vorhandenen Ergebnisse von der Arbeit [6] mit vier unbekannt Parametern. Dies wird in Abschnitt 4 diskutiert. In Abschnitt 5 werden anhand eines Simulationsbeispiels die Verwendbarkeit des Algorithmus demonstriert und die Ergebnisse aus RLS- und NRLS-Algorithmen verglichen.

2 Das Modell einer Käfigläufer-Asynchronmaschine

Das Modell einer Käfigläufer-Asynchronmaschine im Ständerkoordinatensystem $(\alpha, j\beta)$ und in normierter Form wird durch die folgenden Gleichungen ausgedrückt:

$$\frac{1}{\omega_B} \frac{d\Psi_1}{dt} = \underline{u}_1 - R_1 \underline{i}_1 \quad (1)$$

$$\frac{1}{\omega_B} \frac{d\Psi_2}{dt} = -R_2 \underline{i}_2 + j\omega_1 \Psi_2 \quad (2)$$

$$\Psi_1 = X_1 \underline{i}_1 + X_h \underline{i}_2 \quad (3)$$

$$\Psi_2 = X_h \underline{i}_1 + X_2 \underline{i}_2 \quad (4)$$

wobei R_1 und R_2 die Ständer- bzw. Läuferwiderstände bezeichnen. X_1 und X_2 sind die Ständer- bzw. Läuferreaktanz. Sie werden durch $X_1 = X_h + X_{\sigma 1}$ und $X_2 = X_h + X_{\sigma 2}$ definiert, wobei X_h die Hauptreaktanz, $X_{\sigma 1}$ und $X_{\sigma 2}$ die Streureaktanzen des Ständers bzw. des Läufers sind. ω_1 stellt die Winkelgeschwindigkeit des Drehfeldes dar. Die Bezugsgröße für die Frequenz ω_B ist eine Konstante, $\omega_B := 2\pi f_n$, wobei f_n die Nennfrequenz des Asynchronmotors ist. Die Vektoren $\underline{\Psi}_1 = [\psi_{1\alpha} \ \psi_{1\beta}]^T$ und $\underline{\Psi}_2 = [\psi_{2\alpha} \ \psi_{2\beta}]^T$ repräsentieren den Ständer- bzw. den Läuferfluss, während die Vektoren $\underline{i}_1 = [i_{1\alpha} \ i_{1\beta}]^T$ und $\underline{i}_2 = [i_{2\alpha} \ i_{2\beta}]^T$ die Ströme des Ständers bzw. des Läufers sind. $\underline{u}_1 = [u_{1\alpha} \ u_{1\beta}]^T$ ist der Vektor, dessen Elemente die Spannungen des Ständers bezeichnen. Es sollte darauf hingewiesen werden, dass in Glg. (1-4) alle Größen mit Ausnahme der Zeitvariablen t durch ihre entsprechenden Bezugsgrößen normiert sind.

Es ist bekannt, dass in diesem Modell die Hauptreaktanz X_h vom Hauptfluss $\underline{\Psi}_h$ abhängt. Ähnlich wie bei der vorgeschlagenen Methode in [8] kann diese Beziehung durch ein nicht-lineares Polynom:

$$X_h = \frac{|\underline{\Psi}_h|}{|\underline{i}_\mu|} = \frac{X_{h,s}}{1 + a |\underline{\Psi}_h|^b} = X_{h,s} - X_{h,s} a |\underline{\Psi}_h|^b (1 + a |\underline{\Psi}_h|^b)^{-1} = X_{h,s} - X_{h,d} \quad (5)$$

beschrieben werden, wobei $X_{h,s}$ bzw. $X_{h,d} := X_{h,s} a |\underline{\Psi}_h|^b (1 + a |\underline{\Psi}_h|^b)^{-1}$ dem statischen Teil (Index s) bzw. dem dynamischen Teil (Index d) der Hauptreaktanz entsprechen. $a \in \mathbb{R}_{\geq 0}$ ist ein zu identifizierender Parameter. Der Parameter $b \in \{1, 2, \dots\}$ ist eine Konstante und wurde schon vorgegeben. Der Operator $|\cdot|$ bezeichnet die 2-Norm eines Signals. Der magnetische Fluss und magnetische Strom erfüllen die folgenden Eigenschaften:

$$\underline{\Psi}_h = X_h \underline{i}_\mu = \underline{\Psi}_1 - X_{\sigma 1} \underline{i}_1, \quad \text{und} \quad \underline{i}_\mu = \underline{i}_1 + \underline{i}_2. \quad (6)$$

Die Interpretation von Glg. (5) ist es, dass bei kleinen Werten des magnetischen Flusses die Hauptreaktanz fast konstant bleibt, während bei höheren Werten aufgrund der Wirkung der Sättigung diese Reaktanz verringert wird. Es folgt aus $\underline{\Psi}_h = X_h \underline{i}_\mu$ und Glg. (5), dass die folgende Beziehung zwischen dem magnetischen Fluss und dem magnetischen Strom gilt:

$$\underline{i}_\mu = \frac{\underline{\Psi}_h}{X_{h,s}} \left(1 + a |\underline{\Psi}_h|^b\right). \quad (7)$$

Die Charakterisierung der Magnetisierungskennlinie erfolgt in der Regel offline und durch die Ausführung des sogenannten Leerlaufversuchs, siehe [8]. In der vorliegenden Arbeit werden die unbekannt Parameter mittels des NRLS-Algorithmus ermittelt.

3 Parameteridentifikation im Stillstand

In diesem Abschnitt wird die Parameteridentifikationsmethode im Stillstand vorgestellt. Zunächst ist es offensichtlich, dass die Glg. (2) sich vereinfacht, wenn $\omega_1 = 0$ ist. Dies kann mit Hilfe eines geeigneten Anregungssignals geschehen werden, wie z. B. bei einem Signal in Richtung α -Achse. Zusammenfassend, besteht der Identifikationsalgorithmus aus drei Schritten: i) Anregung des Motors mit einem geeigneten Spannungssignal, ii) Filterung der gemessenen Signale und iii) Verwendung des NRLS-Algorithmus für die Berechnung der unbekannt Parameter. Diese Schritte werden in den nächsten Abschnitten erläutert.

3.1 Anregung des Motors in der α -Achse

Wird der Motor durch ein Spannungssignal α -achsig gespeist d. h. $u_{1\beta} = 0$, erzeugt er kein Drehmoment. Diese Tatsache kann unter Berücksichtigung der Park-Transformation bestätigt werden, indem $u_{1\beta} = 0$ impliziert, dass die Spannung von zwei Strängen, nämlich u_b und u_c , gleich sind. In diesem Fall reduziert sich die Glg. (2) auf

$$\frac{1}{\omega_B} \frac{d\underline{\Psi}_2}{dt} = -R_2 \underline{i}_2. \quad (8)$$

Auf der anderen Seite kann man unter der Annahme $X_2 = X_1$, der Tatsache $\omega_1 = 0$ sowie des

Ersetzens der Glg. (5) in Glg. (3-4), die folgenden Gleichungen ableiten:

$$\underline{\Psi}_1 = X_{1,s}\dot{i}_1 + X_{h,s}\dot{i}_2 - X_{h,d}\dot{i}_\mu \quad (9)$$

$$\underline{\Psi}_2 = X_{h,s}\dot{i}_1 + X_{2,s}\dot{i}_2 - X_{h,d}\dot{i}_\mu \quad (10)$$

wobei sich die statischen Teile der Ständerreaktanz sowie der Läuferreaktanz zu

$$X_{1,s} := X_{h,s} + X_{\sigma 1} \text{ und } X_{2,s} := X_{h,s} + X_{\sigma 2} \quad (11)$$

ergeben. Gemäß der Glg. (9) kann der Läuferstrom wie folgt ausgedrückt werden:

$$\dot{i}_2 = \frac{1}{X_{h,s}}\underline{\Psi}_1 - \frac{X_{2,s}}{X_{h,s}}\dot{i}_1 + \frac{X_{h,d}}{X_{h,s}}\dot{i}_\mu. \quad (12)$$

Wird in Glg. (8) $\underline{\Psi}_2$ durch Glg. (10) und \dot{i}_2 durch Glg. (12) ersetzt, erhält man

$$\begin{aligned} \frac{1}{\omega_B} \frac{d(X_{h,s}\dot{i}_1 + X_{2,s}\dot{i}_2 - X_{h,d}\dot{i}_\mu)}{dt} &= -R_2 \left(\frac{\underline{\Psi}_1}{X_{h,s}} - \frac{X_{2,s}}{X_{h,s}}\dot{i}_1 + \frac{X_{h,d}}{X_{h,s}}\dot{i}_\mu \right) \Rightarrow \\ \frac{1}{\omega_B} \left[X_{h,s}\dot{\dot{i}}_1 + X_{2,s} \frac{d}{dt} \left(\frac{\underline{\Psi}_1}{X_{h,s}} - \frac{X_{2,s}}{X_{h,s}}\dot{i}_1 + \frac{X_{h,d}}{X_{h,s}}\dot{i}_\mu \right) - \frac{d}{dt} (X_{h,d}\dot{i}_\mu) \right] &= -\frac{R_2}{X_{h,s}} (\underline{\Psi}_1 - X_{2,s}\dot{i}_1 + X_{h,d}\dot{i}_\mu) \Rightarrow \\ \frac{d\underline{\Psi}_1}{dt} &= -\omega_B \frac{R_2}{X_{2,s}} \underline{\Psi}_1 + \omega_B R_2 \dot{i}_1 + \sigma X_{2,s} \dot{\dot{i}}_1 - \frac{(X_{2,s} - X_{h,s})}{X_{2,s}} \frac{d}{dt} (X_{h,d}\dot{i}_\mu) - \omega_B \frac{R_2}{X_{2,s}} X_{h,d}\dot{i}_\mu. \end{aligned} \quad (13)$$

Dabei wurde $\sigma = 1 - X_{h,s}^2/X_{2,s}^2$ definiert. Ersetzt man $\underline{\Psi}_1$ und $\dot{\underline{\Psi}}_1$ durch Glg. (1) erhält man

$$\begin{aligned} \omega_B \underline{u}_1 &= -\omega_B^2 \frac{R_2}{X_{2,s}} \left(\int_0^t \underline{u}_1(v) dv - R_1 \int_0^t \dot{i}_1(v) dv \right) + \omega_B R_2 \dot{i}_1 + \sigma X_{2,s} \dot{\dot{i}}_1 \\ &\quad - \frac{(X_{2,s} - X_{h,s})}{X_{2,s}} \frac{d}{dt} (X_{h,d}\dot{i}_\mu) - \omega_B \frac{R_2}{X_{2,s}} X_{h,d}\dot{i}_\mu + \omega_B R_1 \dot{i}_1. \end{aligned} \quad (14)$$

Mit der Festlegung der Größen

$$\tau_1 = \omega_B \frac{R_2}{X_{2,s}}, \quad \tau_2 = \omega_B (R_1 + R_2), \quad \tau_3 = \sigma X_{2,s}, \quad \tau_4 = a, \quad \tau_5 = \omega_B^2 R_1 \frac{R_2}{X_{2,s}} \quad (15)$$

und Einsetzen der Approximation $X_{h,s}/X_{2,s} \approx 1$ und demzufolge

$$\frac{X_{2,s} - X_{h,s}}{X_{2,s}} \approx \frac{1}{2} \left[1 - \left(\frac{X_{h,s}}{X_{2,s}} \right)^2 \right] = \frac{\sigma X_{2,s}}{2X_{2,s}} = \frac{\tau_3 \tau_1^2}{2(\tau_1 \tau_2 - \tau_5)} \quad (16)$$

kann die Glg. (14) näherungsweise wie folgt angeschrieben werden:

$$\omega_B \underline{u}_1 = -\tau_1 \omega_B \int_0^t \underline{u}_1(v) dv + \tau_2 \dot{i}_1 + \tau_3 \dot{\dot{i}}_1 + \tau_5 \int_0^t \dot{i}_1(v) dv - \frac{\tau_3 \tau_1^2}{2(\tau_1 \tau_2 - \tau_5)} \frac{d}{dt} (X_{h,d}\dot{i}_\mu) - \tau_1 X_{h,d}\dot{i}_\mu. \quad (17)$$

Mit der Glg. (7) kann man den Ausdruck $X_{h,d} \dot{i}_\mu = X_{h,s} a |\underline{\Psi}_h|^b (1 + |\underline{\Psi}_h|^b)^{-1} \dot{i}_\mu$ nur bezüglich der Parameter $|\underline{\Psi}_h|$ schreiben:

$$X_{h,s} a |\underline{\Psi}_h|^b (1 + |\underline{\Psi}_h|^b)^{-1} \dot{i}_\mu = a |\underline{\Psi}_h|^b \underline{\Psi}_h. \quad (18)$$

Für die Streureaktanz $X_{\sigma 2}$ lässt sich mit der Approximation $X_{h,s}/X_{2,s} \approx 1$ näherungsweise schreiben:

$$X_{\sigma 2} = X_{2,s} - X_{h,s} = X_{2,s} \left(1 - \frac{X_{h,s}}{X_{2,s}}\right) \approx \frac{X_{2,s}}{2} \left[1 - \left(\frac{X_{h,s}}{X_{2,s}}\right)^2\right] = \frac{1}{2} \sigma X_{2,s} = \frac{\tau_3}{2}.$$

Außerdem kann man für $\underline{\Psi}_h$ schreiben:

$$\underline{\Psi}_h = \underline{\Psi}_1 - X_{\sigma 1} \dot{i}_1 \approx \underline{\Psi}_1 - \frac{\tau_3}{2} \dot{i}_1 \quad (19)$$

und es ergibt sich:

$$\begin{aligned} |\underline{\Psi}_h|^b \underline{\Psi}_h &= \left| \underline{\Psi}_1 - \frac{\tau_3}{2} \dot{i}_1 \right|^b \left(\underline{\Psi}_1 - \frac{\tau_3}{2} \dot{i}_1 \right) = \\ &= \left| \int_0^t \left(\underline{u}_1(v) - \frac{\tau_5}{\tau_1} \dot{i}_1(v) \right) dv - \frac{\tau_3}{2} \dot{i}_1 \right|^b \left(\int_0^t \left(\underline{u}_1(v) - \frac{\tau_5}{\tau_1} \dot{i}_1(v) \right) dv - \frac{\tau_3}{2} \dot{i}_1 \right) =: h(\underline{u}_1, \dot{i}_1, \tau) \end{aligned} \quad (20)$$

wobei der Parametervektor $\tau = [\tau_1 \ \tau_2 \ \tau_3 \ \tau_4 \ \tau_5]^\top$ definiert wurde. Mit dieser Berechnung kann man den Ausdruck von Glg. (17) in einer Form formulieren, die geeigneter für den Zweck der Parameteridentifikation ist:

$$\omega_B \underline{u}_1 = -\tau_1 \omega_B \int_0^t \underline{u}_1(v) dv + \tau_2 \dot{i}_1 + \tau_3 \dot{i}_1 + \tau_5 \int_0^t \dot{i}_1(v) dv - \frac{\tau_1^2 \tau_3 \tau_4}{2(\tau_1 \tau_2 - \tau_5)} \dot{h}(\underline{u}_1, \dot{i}_1, \tau) - \tau_1 \tau_4 h(\underline{u}_1, \dot{i}_1, \tau). \quad (21)$$

Beide Seiten der Glg. (21) enthalten messbare Größen $(\underline{u}_1, \dot{i}_1)$, deren Integrale $(\int_0^t \underline{u}_1 dv, \int_0^t \dot{i}_1 dv)$ sowie die unbekannt Parameter τ_i , für alle $i \in \{1, \dots, 5\}$. Die notwendige Differentiation des Ständerstromes \dot{i}_1 kann in der Praxis aufgrund des enthaltenen Rauschens in den Messsignalerfassungen und der Digitalisierungsfehler zu numerischen Fehlern in der Schätzung der Parameter führen. Abhilfe schafft ein geeigneter Tiefpassfilter. Es wird in dem nächsten Abschnitt erklärt.

3.2 Modulationsfilter

Wenn $g(t)$ eine kontinuierliche Funktion sei und $g(0) = 0$ und $g(t) = 0$ für $t \geq T$ gilt, kann unter Anwendung des partiellen Integrationsgesetzes für die Faltung der Ableitung des Ständerstro-

mes und der Funktion $g(t)$

$$\begin{aligned} (\dot{i}_1 * g)(T) &= \int_0^T \dot{i}_1(v)g(T-v)dv = \left[\dot{i}_1(v)g(T-v) \right]_0^T + \int_0^T \dot{i}_1(v)\dot{g}(T-v)dv \\ &= \int_0^T \dot{i}_1(v)\dot{g}(T-v)dv = (\dot{i}_1 * \dot{g})(T) \end{aligned} \quad (22)$$

geschrieben werden. Solch eine Funktion g wird in der Literatur als Modulationsfilter bezeichnet, siehe z. B. [2, 11]. Verschiedene Varianten können für die Auswahl der Funktion $g(t)$, die die Eigenschaft von (22) erfüllen, vorgestellt werden. Beispielsweise kann man

$$g(t) = \frac{1}{2} \left[1 - \cos\left(\frac{2\pi}{T}t\right) \right]^2 (u(t) - u(t-T)) \quad (23)$$

annehmen, wobei $u(t)$ die Sprungfunktion ist. Jetzt kann diese Eigenschaft für die Identifikation des Modells (21) durch die Multiplikation und Integration der beiden Seiten des eingeführten Filters g angepasst werden. Es ergibt sich daraus

$$\begin{aligned} \omega_B(\underline{u}_1 * g) &= -\tau_1 \omega_B \left(\left[\int_0^t \underline{u}_1(v)dv \right] * g \right) + \tau_2 (\dot{i}_1 * g) + \tau_3 (\dot{i}_1 * \dot{g}) + \tau_5 \left(\left[\int_0^t \dot{i}_1(v)dv \right] * g \right) \\ &\quad - \tau_4 \tau_1 \left(\frac{\tau_3 \tau_1}{2(\tau_1 \tau_2 - \tau_5)} \dot{g} + g \right) * h(\underline{u}_1, \dot{i}_1, \tau). \end{aligned} \quad (24)$$

3.3 Nonlinear-Recursive-Least-Square-Algorithmus

Im letzten Abschnitt wurden alle notwendigen Gleichungen für die Parameteridentifikation der Asynchronmaschine dargestellt. Da die Gleichung (24) eine Funktion von \underline{u}_1 , \dot{i}_1 und τ aufweist, lässt sich nun ihre α -Komponente in der folgenden Form ausdrücken:

$$y_\alpha = f_\alpha(\underline{u}_1, \dot{i}_1, \tau) \quad (25)$$

wobei in dieser Darstellung $y_\alpha = \omega_B(u_{1\alpha} * g)$ ist und f_α den α -Komponenten der Signalen auf der rechten Seite der Gleichung (24) entspricht. Das Ziel des Parameteridentifikationsalgorithmus besteht in der Berechnung der geschätzten Parameter von $\hat{\tau}$, so dass der gesamte Fehler

$$\sum_{k=1}^N |y_\alpha(t_k) - f_\alpha(\underline{u}_1(t_k), \dot{i}_1(t_k), \hat{\tau}(t_k))|^2 \quad (26)$$

für N Messzeitpunkten t_1, \dots, t_N minimiert wird. Der NRLS-Algorithmus schlägt vor, dass die unbekannt Parameter in $\hat{\tau}$ mittels des erweiterten Kalman-Filters für nichtlineare Systeme mit

diskreten Messungen berechnet werden, siehe [4]. Dieser Algorithmus lautet:

$$\gamma^+ = \frac{1}{1 + D^\top P D} P D, \quad (27)$$

$$P^+ = (1 - \gamma D^\top) P, \quad (28)$$

$$\hat{\tau}^+ = \hat{\tau} + \gamma (y_\alpha - \hat{f}_\alpha). \quad (29)$$

Dabei ist \hat{f}_α die Abkürzung von $f_\alpha(\underline{u}_1(t_k), \underline{i}_1(t_k), \hat{\tau}(t_k))$. Für alle $k \in \{0, 1, \dots, N\}$ sind die Matrizen $P(k)$ die Reihe von symmetrischen Schätzfehler-Kovarianzmatrizen in $\mathbb{R}^{5 \times 5}$, $\gamma(k) \in \mathbb{R}^{5 \times 1}$ die optimale Verstärkungsmatrix sowie $D(k) = \left[\frac{\partial \hat{f}_\alpha}{\partial \hat{\tau}_1} \quad \frac{\partial \hat{f}_\alpha}{\partial \hat{\tau}_2} \quad \frac{\partial \hat{f}_\alpha}{\partial \hat{\tau}_3} \quad \frac{\partial \hat{f}_\alpha}{\partial \hat{\tau}_4} \quad \frac{\partial \hat{f}_\alpha}{\partial \hat{\tau}_5} \right]^\top$ die Jacobi Matrix von f_α , siehe [4]. Die entsprechenden Elemente dieser Matrix erhält man durch

$$\begin{aligned} \frac{\partial \hat{f}_\alpha}{\partial \hat{\tau}_1} &= -\omega_B \left(\int_0^t u_{1\alpha}(v) dv \right) * g - \hat{\tau}_4 \left(\frac{\hat{\tau}_1 \hat{\tau}_3 (\hat{\tau}_1 \hat{\tau}_2 - 2\hat{\tau}_5)}{2(\hat{\tau}_1 \hat{\tau}_2 - \hat{\tau}_5)^2} \dot{g} + g \right) * \hat{h}_\alpha + \\ &\quad - \frac{\hat{\tau}_4 \hat{\tau}_5}{\hat{\tau}_1} \left(\frac{\hat{\tau}_3 \hat{\tau}_1}{2(\hat{\tau}_1 \hat{\tau}_2 - \hat{\tau}_5)} \dot{g} + g \right) * \left[|\hat{\Psi}_h|^b \int_0^t i_{1\alpha}(v) dv + \frac{b \hat{\Psi}_h \cdot \left(\int_0^t i_1(v) dv \right)}{|\hat{\Psi}_h|^2} \hat{h}_\alpha \right] \\ \frac{\partial \hat{f}_\alpha}{\partial \hat{\tau}_2} &= i_{1\alpha} * g + \frac{\hat{\tau}_1^3 \hat{\tau}_3 \hat{\tau}_4}{2(\hat{\tau}_1 \hat{\tau}_2 - \hat{\tau}_5)^2} \dot{g} * \hat{h}_\alpha \\ \frac{\partial \hat{f}_\alpha}{\partial \hat{\tau}_3} &= i_{1\alpha} * \dot{g} - \frac{\hat{\tau}_1^2 \hat{\tau}_4}{2(\hat{\tau}_1 \hat{\tau}_2 - \hat{\tau}_5)} \dot{g} * \hat{h}_\alpha + \frac{\hat{\tau}_1 \hat{\tau}_4}{2} \left(\frac{\hat{\tau}_1 \hat{\tau}_3}{2(\hat{\tau}_1 \hat{\tau}_2 - \hat{\tau}_5)} \dot{g} + g \right) * \left[|\hat{\Psi}_h|^b i_{1\alpha} + \frac{b \hat{\Psi}_h \cdot i_1}{|\hat{\Psi}_h|^2} \hat{h}_\alpha \right] \\ \frac{\partial \hat{f}_\alpha}{\partial \hat{\tau}_4} &= -\hat{\tau}_1 \left(\frac{\hat{\tau}_1 \hat{\tau}_3}{2(\hat{\tau}_1 \hat{\tau}_2 - \hat{\tau}_5)} \dot{g} + g \right) * \hat{h}_\alpha \\ \frac{\partial \hat{f}_\alpha}{\partial \hat{\tau}_5} &= \left(\int_0^t i_{1\alpha}(v) dv \right) * g - \frac{\hat{\tau}_1^2 \hat{\tau}_3 \hat{\tau}_4}{2} \frac{1}{(\hat{\tau}_1 \hat{\tau}_2 - \hat{\tau}_5)^2} \dot{g} * \hat{h}_\alpha + \\ &\quad + \hat{\tau}_4 \left(\frac{\hat{\tau}_1 \hat{\tau}_3}{2(\hat{\tau}_1 \hat{\tau}_2 - \hat{\tau}_5)} \dot{g} + g \right) * \left[|\hat{\Psi}_h|^b \left(\int_0^t i_{1\alpha}(v) dv \right) + \frac{b \hat{\Psi}_h \cdot \left(\int_0^t i_1(v) dv \right)}{|\hat{\Psi}_h|^2} \hat{h}_\alpha \right]. \quad (30) \end{aligned}$$

Nach der Schätzung der Parameter $\hat{\tau}_i$ für $i \in \{1, \dots, 5\}$ werden die geschätzten Motorparameter gemäß der folgenden Gleichung berechnet:

$$\begin{aligned} \hat{R}_1 &= \frac{\hat{\tau}_5}{\omega_B \hat{\tau}_1}, \quad \hat{R}_2 = \frac{\hat{\tau}_2}{\omega_B} - \hat{R}_1, \quad \hat{X}_{1,s} = \hat{X}_{2,s} = \frac{\hat{\tau}_1 \hat{\tau}_2 - \hat{\tau}_5}{\hat{\tau}_1^2}, \\ \hat{X}_{h,s} &= \sqrt{\hat{X}_{2,s}^2 - \hat{X}_{2,s} \hat{\tau}_3}, \quad \hat{X}_{\sigma 1} = \hat{X}_{\sigma 2} = \hat{X}_{2,s} - \hat{X}_{h,s}, \quad \hat{a} = \hat{\tau}_4. \quad (31) \end{aligned}$$

4 Lineare Methode zur Parameteridentifikation

Die Parameteridentifikationsmethode basierend auf dem RLS-Algorithmus wurden weitgehend in der Literatur untersucht, siehe z. B. [2, 6]. Ein Unterschied zwischen den NRLS- und RLS-Methoden ist es, dass im Fall der nichtlinearen Methode die Größen im rekursiven Algorithmus von den geschätzten Größen $\hat{\tau}$ abhängen. Allerdings kann nachgewiesen werden, dass die linea-

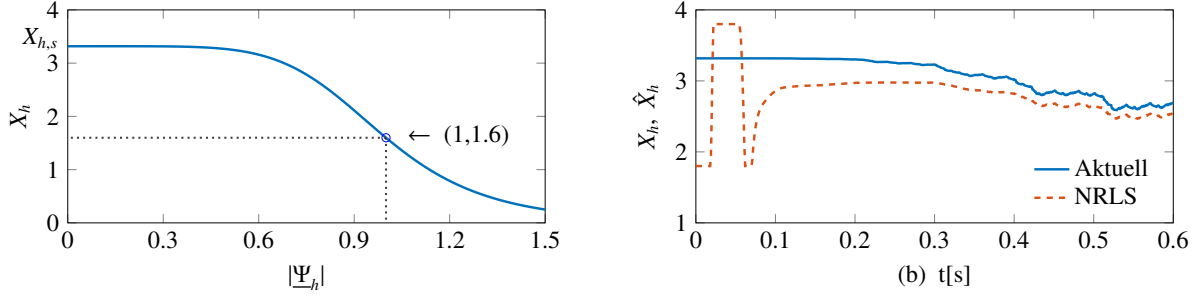


Abbildung 1: (a) X_h - $|\underline{\Psi}_h|$ -Kennlinie, (b) X_h und \hat{X}_h während der Simulation.

re Methode ein Sonderfall der nichtlinearen Methode ist, siehe auch [4]. Im Fall der Vernachlässigung der Abhängigkeit zwischen dem magnetischen Fluss und dem magnetischen Strom, d. h. $a = 0$ in Glg. (5), führt die Glg. (24) zu einer vereinfachten Form:

$$\omega_B(\underline{u}_1 * g) = -\tau_1 \omega_B \left(\int_0^t \underline{u}_1(v) dv * g \right) + \tau_2 (\underline{i}_1 * g) + \tau_3 (\underline{i}_1 * \dot{g}) + \tau_5 \left(\int_0^t \underline{i}_1(v) dv * g \right). \quad (32)$$

Die Jacobi-Matrix geht in die vereinfachte Form

$$\frac{\partial \hat{f}_\alpha}{\partial \hat{\tau}_1} = -\omega_B \left(\int_0^t u_{1\alpha}(v) dv \right) * g, \quad \frac{\partial \hat{f}_\alpha}{\partial \hat{\tau}_2} = i_{1\alpha} * g, \quad \frac{\partial \hat{f}_\alpha}{\partial \hat{\tau}_3} = i_{1\alpha} * \dot{g}, \quad \frac{\partial \hat{f}_\alpha}{\partial \hat{\tau}_5} = \int_0^t i_{1\alpha}(v) dv * g \quad (33)$$

über. Zudem wird mit $a = 0$ der iterative NRLS-Algorithmus, siehe Glg. (27-29), in die RLS Methode zur Ermittlung der unbekannt Parameter einer linearen Gleichung konvertiert. In diesem Fall bekommt man $P(k) \in \mathbb{R}^{4 \times 4}$, $\gamma(k) \in \mathbb{R}^{4 \times 1}$ für $k \in \{0, \dots, N\}$ und $\hat{\tau} = [\hat{\tau}_1 \ \hat{\tau}_2 \ \hat{\tau}_3 \ \hat{\tau}_5]^\top$.

5 Zusammenfassung der Simulationsergebnisse

Ein zum Einsatz in Elektroautos entworfener dreiphasiger Käfigläufer-Asynchronmotor mit Nennleistung 50 KW und Nenndrehzahl $n_n = 2958 \text{ min}^{-1}$ wird zur Validierung des Algorithmus in der Umgebung von MATLAB/Simulink betrachtet. Die Nennspannung des Motors beträgt $U_n = 180 \text{ V}$, der Nennstrom ist $I_n = 107 \text{ A}$ sowie die Nennfrequenz ist gleich $f_n = 100 \text{ Hz}$. Die Parameter des Motors in der normierten Form lauten $R_1 = 0.0257 \text{ pu}$ und $R_2 = 0.0161 \text{ pu}$ sowie die Streureaktanzen sind $X_{\sigma 2} = X_{\sigma 1} = 0.0710 \text{ pu}$. Der Zusammenhang zwischen der Reaktanz X_h und dem magnetischen Fluss $\underline{\Psi}_h$ wurde mit Hilfe eines Polynoms sechster Ordnung $X_h = X_{h,s}/(1 + a|\underline{\Psi}_h|^6)$ beschrieben, wobei in dieser Auslegung $X_{h,s} = 3.3176 \text{ pu}$ und $a = 1.075 \text{ pu}$ sind. Man erkennt, dass bei der Erhöhung der Amplitude des magnetischen Flusses bis zu seinem Bezugswert die Hauptreaktanz X_h bis zu 48% von $X_{h,s}$ verringert wird, siehe Abb. 1.a. Darüber hinaus beträgt hinsichtlich der Gleichung (15) der tatsächliche Wert des Vektorparameters $\tau = [2.988 \ 26.249 \ 0.145 \ 1.075 \ 48.176]^\top$. Als Anregungssignal für die einachsige Einspeisung in α -Richtung wurde ein quadratisches Treppensignal mit der maximalen Amplitude von 0.0275 pu eingesetzt. Unter Verwendung der Raumzeiger-Modulationsmethode

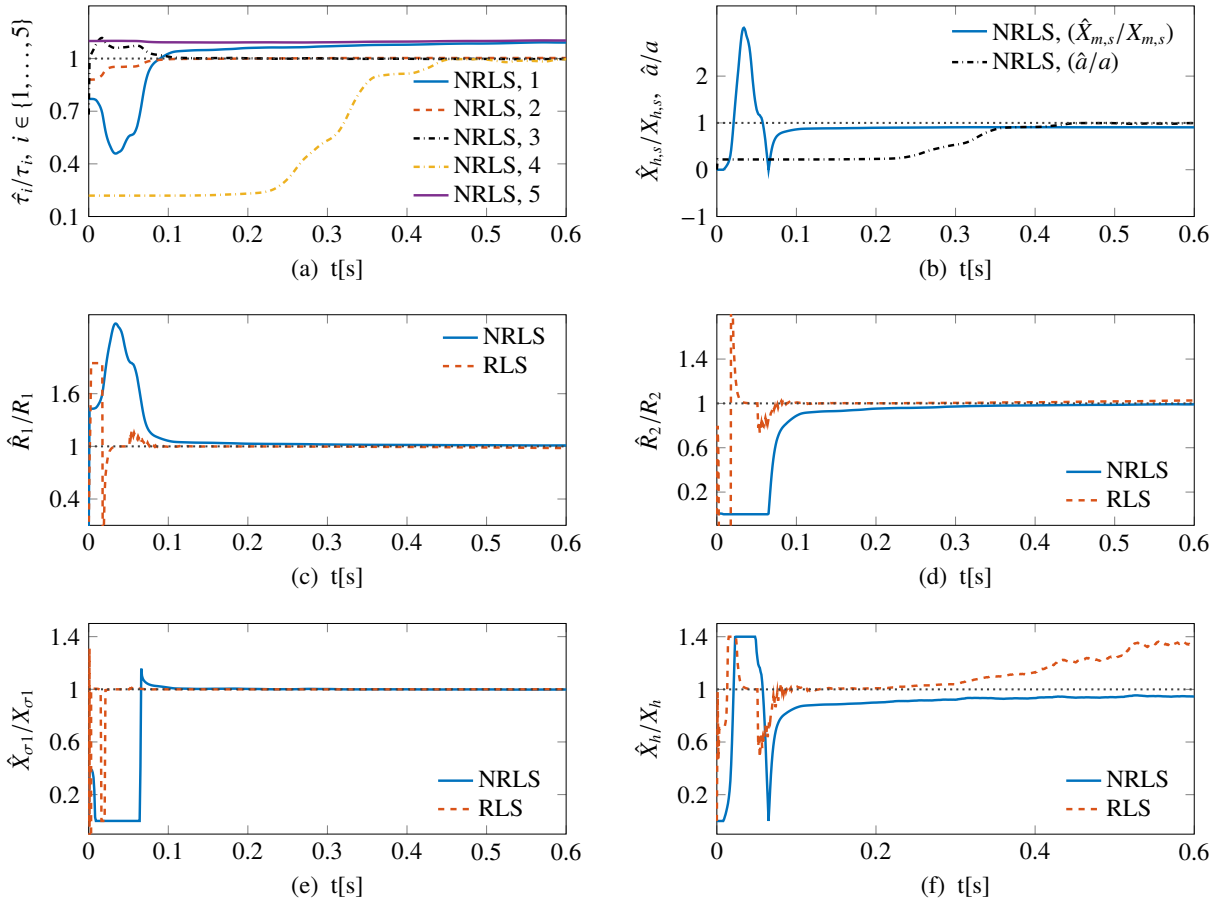


Abbildung 2: Vergleich von den geschätzten Parameter durch NRLS- und RLS-Methoden

mit der Frequenz 600 Hz, wird das Speisesignal in sechs Pulse umgewandelt, die zur Auslösung eines dreiphasigen Umrichters eingesetzt werden. Der Umrichter wurde an den Motor und die 440 V Batterie angeschlossen. Da die Zeitkonstante des Motors klein ist, wird die Abtastzeit der Simulation ebenfalls als klein angenommen ($10 \mu\text{s}$). Für die Konstante T vom Modulationsfilter (23) wird eine Größe von 0.05 Sekunden angenommen. Abb. 1.b zeigt den Parameter X_h und seinen durch NRLS-Algorithmus geschätzten Parameter \hat{X}_h während der Simulation.

Abb. 2.a zeigt die geschätzten Parameter $\hat{\tau}_i$ für $i \in \{1, \dots, 5\}$ anhand des NRLS-Ansatzes. Als Start-Wert wurde $\hat{\tau}(0) = [2.30 \ 23.099 \ 0.096 \ 0.237 \ 52.993]^\top$ angenommen, welches ausreichend weit von den tatsächlichen Werten der Elemente von τ liegt. In dieser Implementation wurden die zu schätzenden Parameter $\hat{\tau}_i$ für $i \in \{1, \dots, 5\}$ und die Matrizen P und γ in der Gleichung (29) berechnet und zur weiteren der Berechnung im nächsten Schritt rückgekoppelt. Die Diagramme zeigen, dass die Konvergenz dieser Größen innerhalb von 0.6 Sekunden stattfindet. Die Evolution der Fraktionen $\hat{X}_{h,s}/X_{h,s}$ (feste Kurve) und \hat{a}/a (gestrichelte Kurve) im NRLS-Algorithmus ist in Abb.2.b dargestellt. Abb. 2.c-2.f vergleichen die erhaltenen Ergebnisse aus der Parameteridentifikation durch NRLS- und RLS-Methoden für die Fraktionen \hat{R}_1/R_1 , \hat{R}_2/R_2 , $\hat{X}_{\sigma 1}/X_{\sigma 1} = \hat{X}_{\sigma 2}/X_{\sigma 2}$, und \hat{X}_h/X_h entsprechend der nichtlinearen (festen Kurven) und linearen (gestrichelten Kurven) RLS-Algorithmen. Es ist zu sehen, dass der NRLS-Algorithmus

eine höhere Genauigkeit zur Schätzung der Parameter speziell für die Hauptreaktanz zeigt. Die Konvergenzzeit ist jedoch langsamer für den NRLS-Algorithmus, im Vergleich zu der aus dem RLS-Algorithmus. Die Schätzung der Hauptreaktanz tritt im NRLS-Algorithmus etwas 35% genauer auf.

Literatur

- [1] S. Aksoy, A. Mühürücü, and H. Kizmaz. State and parameter estimation in induction motor using the extended kalman filtering algorithm. In *Proc. of the International Symposium Modern Electric Power Systems (MEPS)*, pages 1–5, 2010.
- [2] U. Beckert and H. Arnold. Identifikation der Parameter der Asynchronmaschine während des geregelten Betriebes. In *Proc. of the VDI/VDE-Tagung Elektrisch-mechanische Antriebssysteme*, pages 253–271, 2004.
- [3] P. Castaldi and A. Tilli. Parameter estimation of induction motor at standstill with magnetic flux monitoring. *IEEE Trans. on Control Systems Technology*, 13(3):386–400, 2005.
- [4] A. Gelb. *Applied Optimal Estimation*. MIT Press, 1974.
- [5] G. Kenné, T. Ahmed-Ali, F. Lamnabhi-Lagarrigue, and A. Arzandé. Nonlinear systems time-varying parameter estimation: Application to induction motors. *Electric Power Systems Research*, 78(11):1881–1888, 2008.
- [6] J. Kertzscher. *Ein Verfahren zur Identifikation der elektrischen Parameter von Asynchronmaschinen*. Tenea Wissenschaft. Tenea, 2003.
- [7] Y. Koubaa. Recursive identification of induction motor parameters. *Simulation Modelling Practice and Theory*, 12(5):363–381, 2004.
- [8] E. Levi, M. Sokola, and S. N. Vukosavic. A method for magnetizing curve identification in rotor flux oriented induction machines. *IEEE Trans. on Energy Conversion*, 15(2):157–162, 2000.
- [9] B. Terzic, M. Despalatovic, and A. Slutej. Magnetization curve identification of vector-controlled induction motor at low-load conditions. *AUTOMATIKA*, 53(3):255–262, 2012.
- [10] R. Wamkeue, D. Aguglia, M. Lakehal, and P. Viarouge. Two-step method for identification of nonlinear model of induction machine. *IEEE Trans. on Energy Conversion*, 22(4):801–809, 2007.
- [11] A. Wolfram and O. Moseler. Design and application of digital FIR differentiators using modulating functions. In *Proc. of the 12th IFAC Symp. on Sys. Identification*, 2000.