Magnetic Sensor Characterization and Signal Conditioning for Position and Speed Estimation of BLDC Motors

Bearbeiter: Julien Aziz
Betr. Mitarbeiter: Jana Mayer, Ajit Basarur
Referent: Uwe D. Hanebeck

Intelligent Sensor-Actuator-Systems Laboratory (ISAS),
Institute for Anthropomatics and Robotics,
Karlsruhe Institute of Technology (KIT),
Karlsruhe, Germany

Karlsruhe Institute of Technology

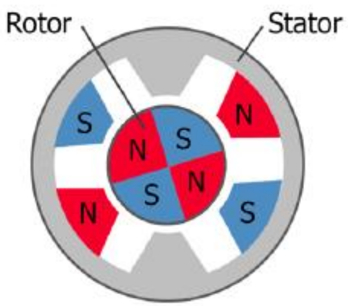
http://isas.uka.de

Intelligent Sensor-Actuator-Systems

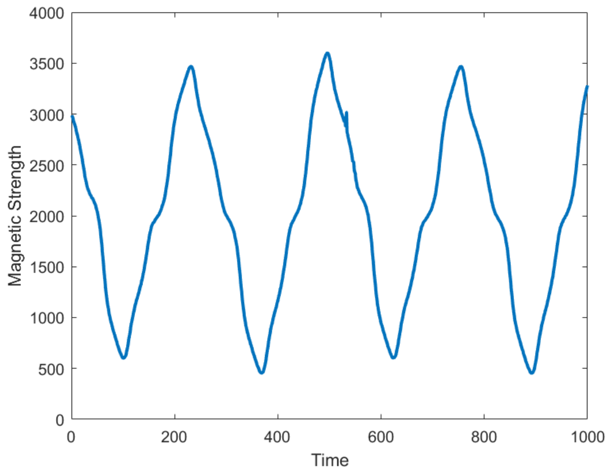
Gliederung

1. Motivation
2. Sensor Charakterisierung
3. Signal Rekonstruktion
4. Auswertung
5. Ausblick

- Ziel: Präzise Bestimmung der Rotorposition von BLDC-Motoren anhand des Magnetfelds in Echtzeit



Messung

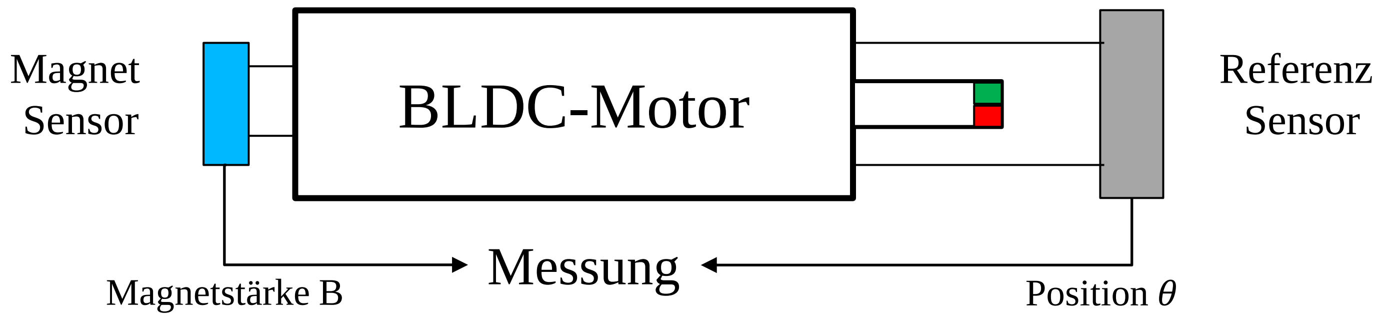


Schätzung

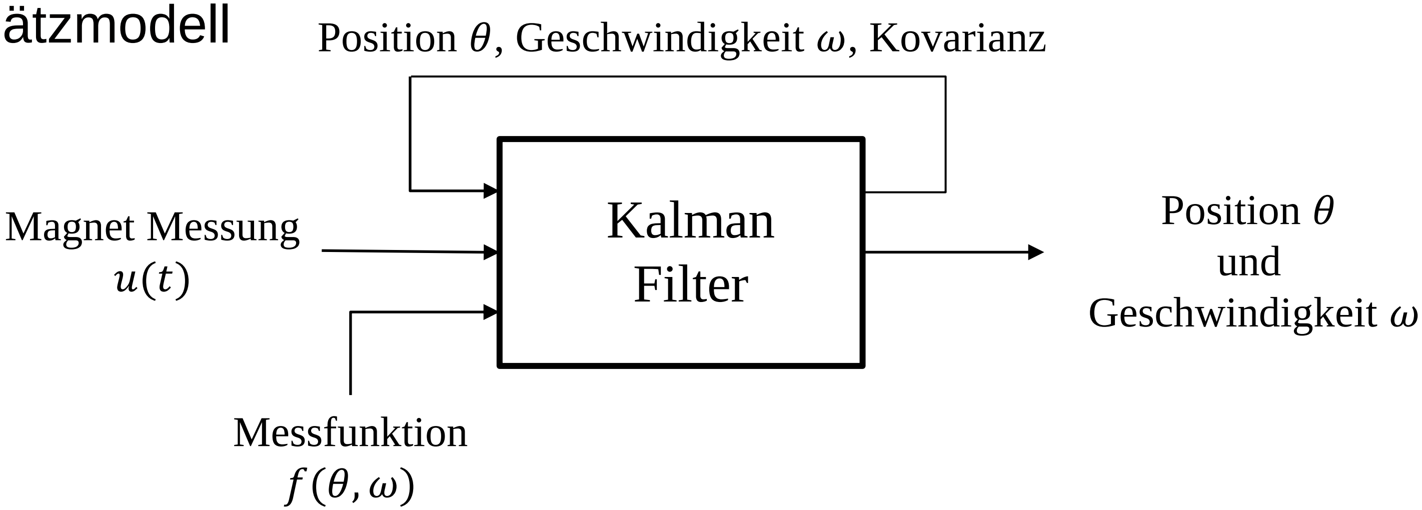
Rotor Position und Geschwindigkeit

Motivation – Vorherige Arbeiten

- Hardware-Setup

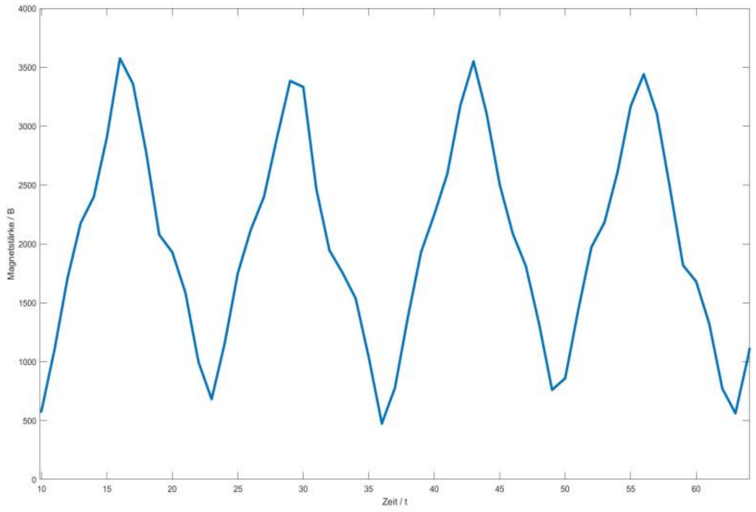


- Schätzmodell

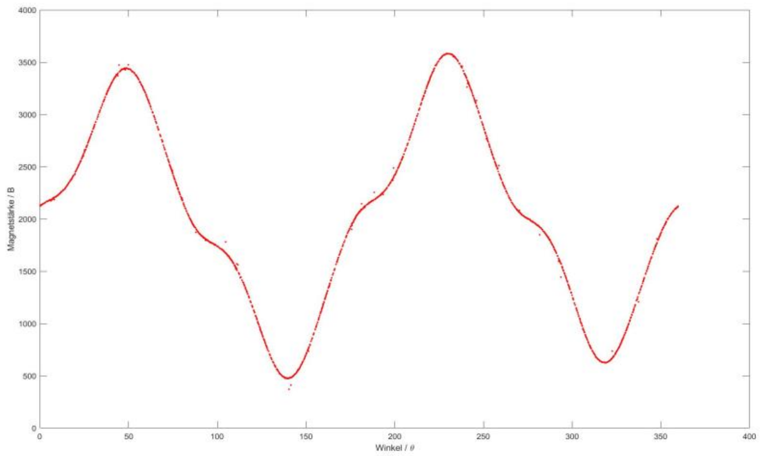


Motivation – Messung

- Messdaten des Magnetsensors:
  - Abtastzeit: 0.0022 Sekunden
  - Bsp.: 1000 RPM

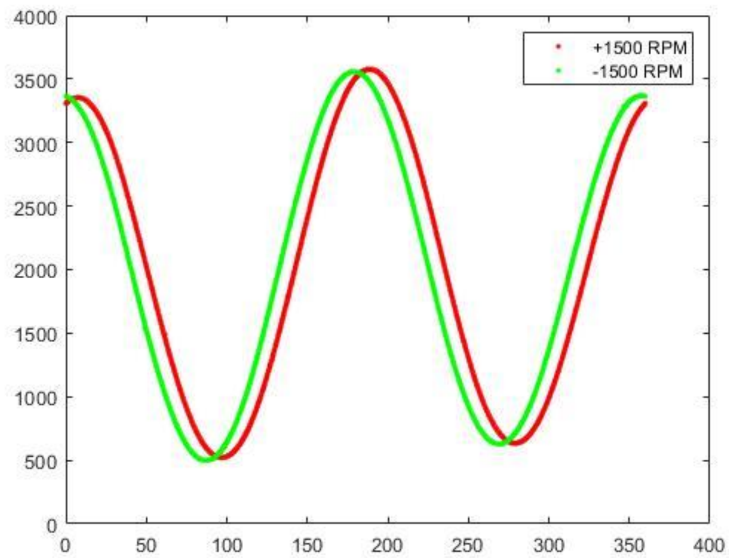


- Magnetstärke/ Rotorwinkel
  - Winkel von Referenzsensor
  - Komplexität der Messgleichung davon abhängig



Motivation - Problemstellung

1. Phasenverschiebung



- **Erwartung:**

  Winkelspezifische Magnetstärke für jede Geschwindigkeit gleich

- **Ist:**

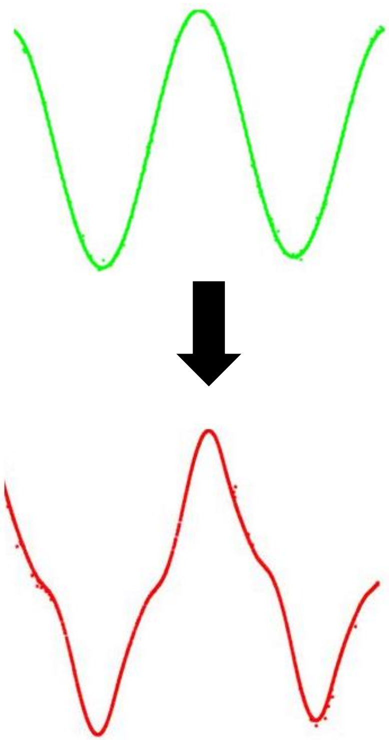
  Geschwindigkeitsabhängige Phasenverschiebung

- **Vermutung:**

  Unbekannte Faltungsoperation des verbauten Sensors

Motivation - Problemstellung

2. Verformung



- Erwartung:

  Abbildung: Winkel -> Magnetstärke ist eine glatte Sinuskurve

- Ist:

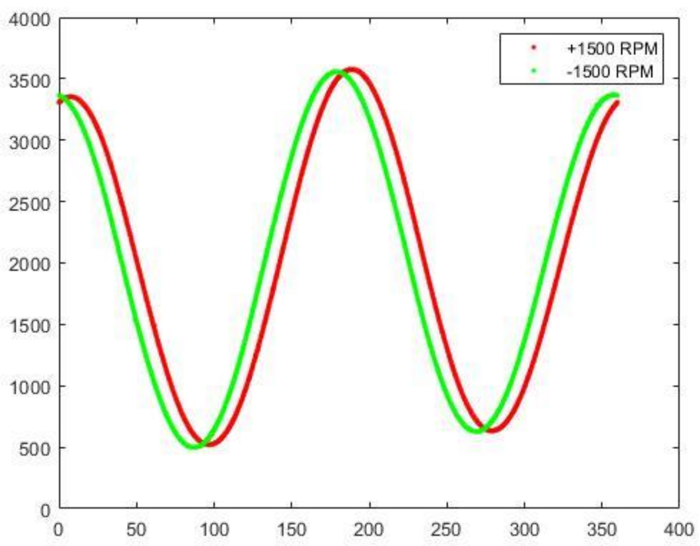
  Verformungen an mehreren Punkten

- Ursache:

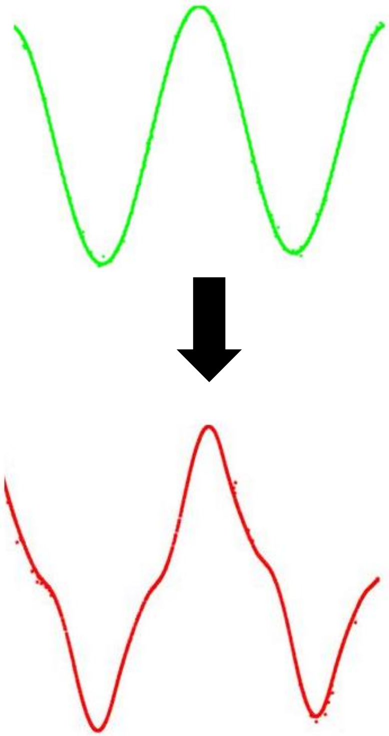
  !

Motivation - Problemstellung

1. Phasenverschiebung



2. Verformung



Steigert die Komplexität der Messgleichung und folglich die Rechenzeit

Sensor Charakterisierung - Problemstellung

- Vermutung: Verschiebung der Phase wird durch ein Filterverhalten des Sensors verursacht

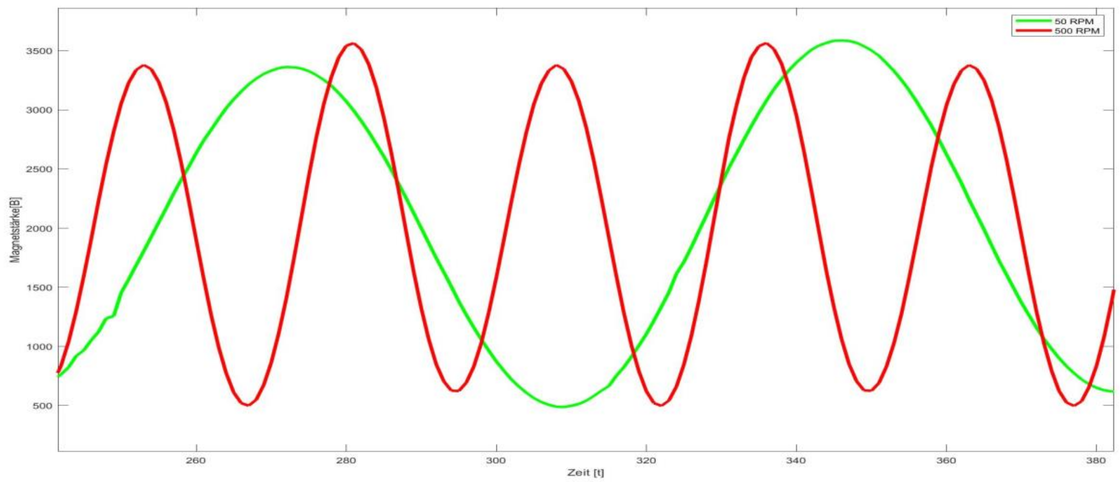
$$u(t) \longrightarrow \boxed{Sensor} \longrightarrow y(t)$$

- Ziel:
  - Verhalten des Sensors charakterisieren
  - System modellieren welches das Eingangssignal aus $y(t)$ rekonstruiert
    - ➢ System Identifikation

- Problem:
  - $u(t)$ nicht messbar
  - Erfolg von System Identifikation hängt maßgeblich von „Qualität“ verfügbarer Ein- und Ausgaben statt
  - $u(t)$ und $y(t)$ in gleichen Motorzuständen benötigt

Sensor Charakterisierung - Problemstellung

- Annahme: Das Originalsignal verhält sich ähnlich der Messungen bei niedrigen Geschwindigkeiten
- Ideal: Magnetsignale $u_{\theta_n}(t), y_{\theta_m}(t)$ bei denen der Motorzustand θ zu jedem Zeitpunkt t, gleich ist : $\theta_n = \theta_m$
- Aktuell:



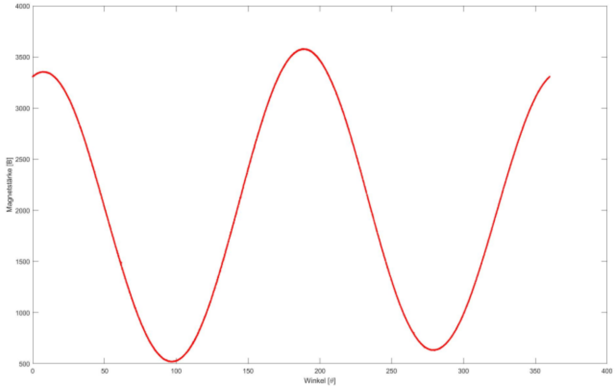
- Idee: Übertragung des Verhaltens bei 50 RPM auf jede gemessene Geschwindigkeit

Sensor Charakterisierung - Datenvorbereitung

- Jede Geschwindigkeit besitzt eine Abbildung:

$$f_{rpm}: Winkel \rightarrow Magnetstärke$$

$$\theta \rightarrow B$$



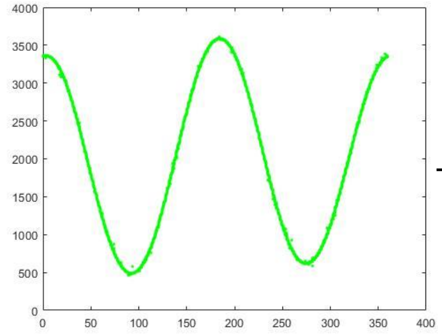
- Interpolation von f_{rpm} für jede gemessene Geschwindigkeit
- Generierung von Winkelreihen anhand von Geschwindigkeit und Abtastzeit
  - ➢ Eingesetzt in f_{rpm} können gewünschte Daten generiert werden

Sensor Charakterisierung - Datenvorbereitung

Winkelreihe 800 RPM

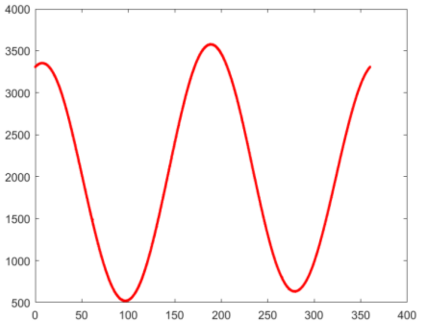
	1
1	0
2	19.1399
3	38.2797
4	57.4196
5	76.5594
6	95.6993
7	114.8391
8	133.9790
9	153.1188
10	172.2587
11	191.3985
12	210.5384

$f_{50}(\alpha)$



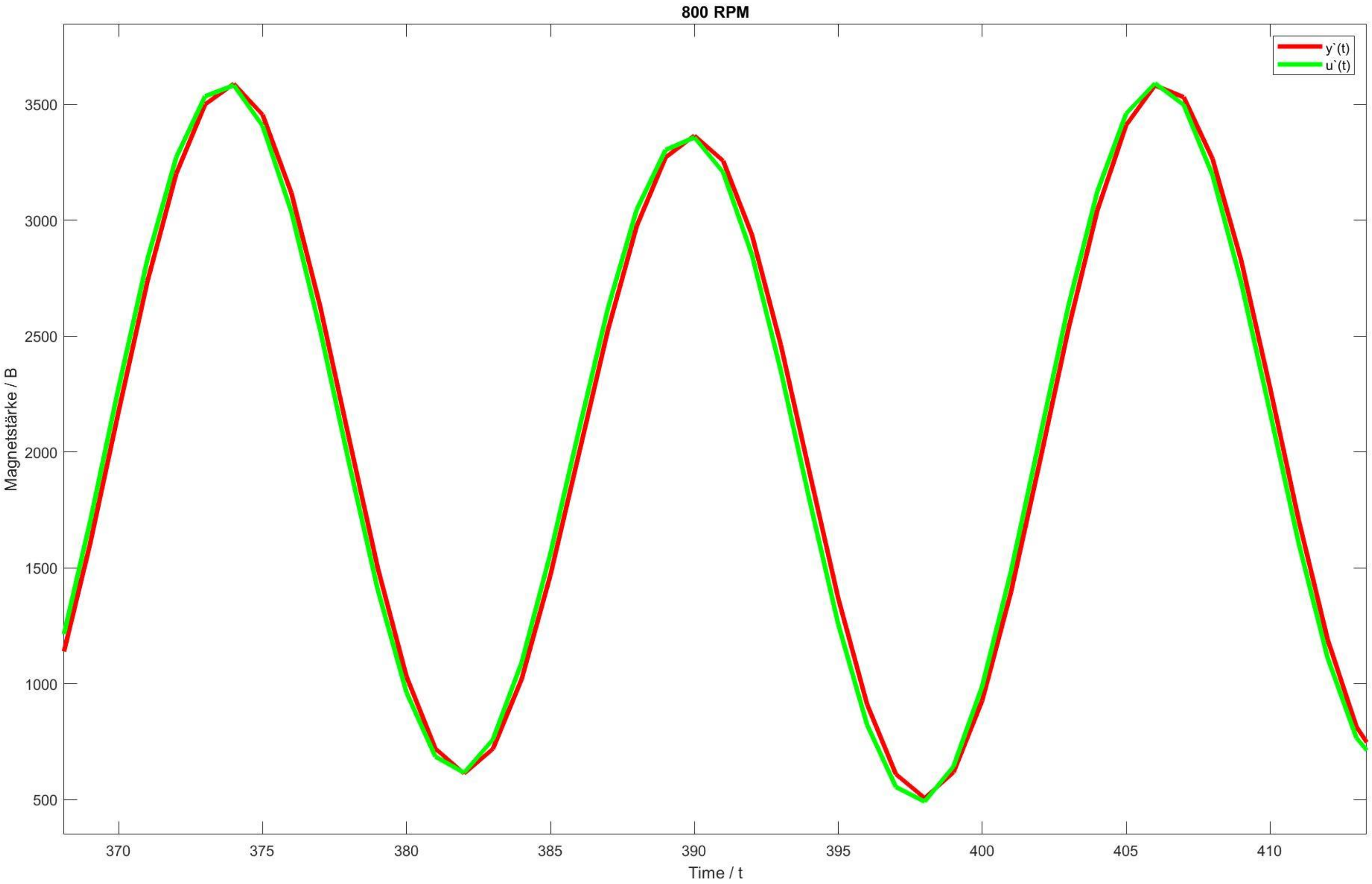
$u'_{800}(t)$

$f_{800}(\alpha)$



$y'_{800}(t)$

Sensor Charakterisierung - Datenvorbereitung

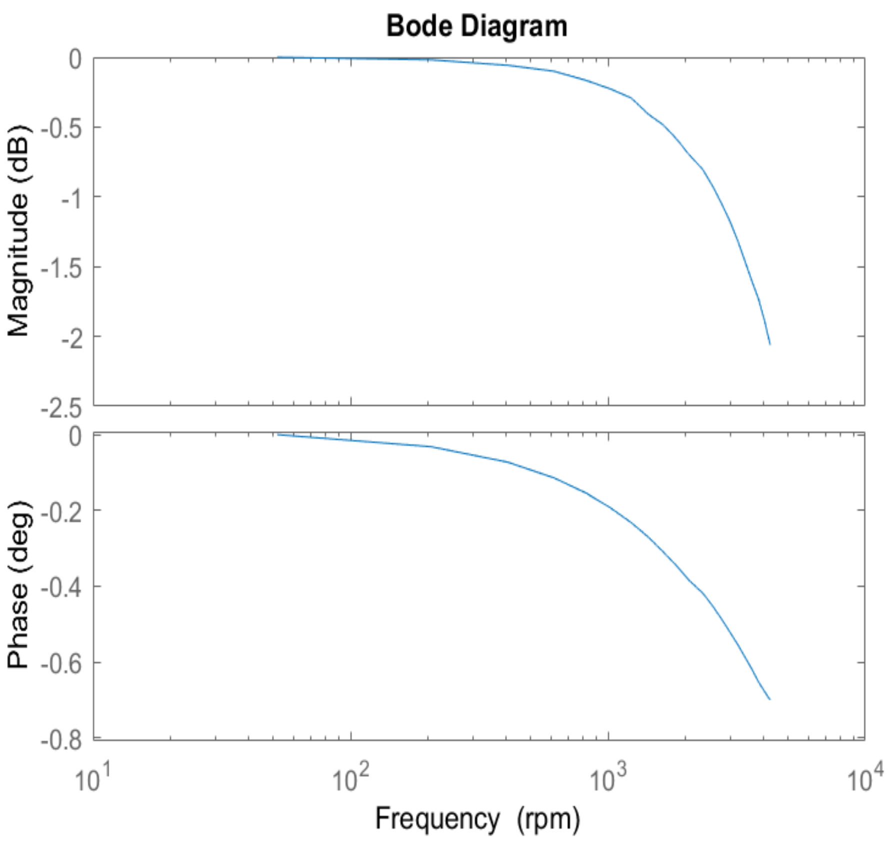


Sensor Charakterisierung - Frequenzanalyse

- Nun Ein/Ausgabe für jede gemessene Geschwindigkeit

- Berechnung der Amplituden und Phasenveränderung

- Sensor faltet das Signal mit einem Tiefpassfilter



Signal Rekonstruktion

- Sensorfaltung $h(t)$ mit: $(u * h)(t) = y(t)$

$$u(t) \longrightarrow \boxed{h} \longrightarrow y(t)$$

- Ziel: ein $g(t)$ finden um das Ursprungssignal $u(t)$ möglichst präzise zu schätzen: $(y * g)(t) = \hat{u}(t)$

$$y(t) \longrightarrow \boxed{g} \longrightarrow \hat{u}(t)$$

- System Identifikation mithilfe der Interpolierten Ein/Ausgaben
- Ansätze:
  1. Korrelationsanalyse
  2. Instrumentvariablen-Schätzung
  3. State-Space

Signal Rekonstruktion – 1. Korrelationsanalyse

- Lineares Zeit-Invariantes System kann mit Impulsantwort $g(k)$ beschrieben werden:

$$\mathrm{u}(t) = \sum_{k=0}^{\infty} g(k)\, y(t-k)$$

- Ansatz: Mithilfe der Kreuzkorrelation von Ein- und Ausgabe die Gewichtsfunktion $g(k)$ bestimmen
- Annahme: Eingabe $y(t)$ ist unkorreliert mit Störsignalen, Mittelwertfrei und idealer weise Weißes-Rauschen

- Dann gilt:

$$R_{uy}(\tau) = \sum_{k=0}^{\infty} g(k)\, R_{yy}(\tau - \mathrm{k})$$

- Im fall von Weißem-Rauschen vereinfacht sich die Gleichung zu

$$R_{uy}(\tau) = g(k) R_{yy}(0)$$

Signal Rekonstruktion – 1. Korrelationsanalyse

- Für eine endliche Anzahl an Eingaben *N gilt dann:*
  - $R'_{yu}(\tau) = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^{N-\tau} u(t + \tau)\, y(t)$, $\qquad \tau = 0, 1, 2, \ldots N - 1$
  - $R'_{yy}(\tau) = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^{N-\tau} y(t + \tau)\, y(t)$, $\qquad \tau = 0, 1, 2, \ldots N - 1$

- Mit folgendem Gleichungssystem:
  - $$\begin{pmatrix} R'_{yu}(0) \\ \vdots \\ R'_{yu}(N-1) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} R'_{uu}(0) & \cdots & R'_{uu}(N-1) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ R'_{uu}(N-1) & \cdots & R'_{uu}(0) \end{pmatrix} \begin{pmatrix} g(0) \\ \vdots \\ g(N-1) \end{pmatrix}$$

  lässt sich ein $g(t)$, N-ter Ordnung ermitteln

– Verwendete Punkte müssen das Verhalten des Systems darstellen
– Hohe Ordnung und damit hohe Komplexität benötigt

Signal Rekonstruktion – 2. SRIVC Method

- Annahme: Lineares, zeit-invariantes SISO System
- System beschreibbar als Differentialgleichung
  - $u^{(n)}(t) + a_1 u^{(n-1)}(t) + \ \ldots + a_n u^{(0)} = \ b_0 y^{(m)}(t) + b_1 u^{(m-1)}(t) + \ \ldots + b_m u^{(0)}$
  - Sei s der Differentialoperator so lässt sich das System schreiben als :

$$u(t) = \frac{B(s)}{A(s)}\ \mathrm{y(t)}$$

mit $A(s) = s^n + a_1 s^{n-1} + \ \ldots + \mathrm{a_n}$

$B(s) = b_0 s^m + b_1 s^{m-1} + \ \ldots + b_m$

- Fehlerfunktion: $\varepsilon(t) = u(t) - \dfrac{B(s)}{A(s)}\, y(t)$
- Umgeformt: $\varepsilon(t) = \dfrac{1}{A(s)}\left[A(s)u(t) - B(s)y(t)\right]$
- Idee: $\mathrm{F}(s) = \dfrac{1}{A(s)}$ als Filter initialisieren und iterativ das Modell trainieren

Signal Rekonstruktion – 2. SRIVC Method

- Fehlerfunktion: $\varepsilon(t) = F\,[A(s)u(t) - B(s)y(t)]$
- Da Linear: $\varepsilon(t) = A(s)\,u_f(t) - B(s)y_f(t)$
- Parameterbestimmung durch Least-Mean-Squared-Error

– $A(s)$ muss bekannt sein bzw. geschätzt werden
– Pre-Whiting Filter muss auf Eingangsignal angewandt werden
– Kann zu Konvergenzproblemen führen

Signal Rekonstruktion – 3. State Space

- N4SID – „Numerical Algorithm for State Space Subspace System Identification"
- System im Zustandsraum:
  - $x_{k+1} = A\, x_k + B\, y_k$
  - $u_k = C\, x_k + D\, y_k$
- Idee: Ordnung n und Parametrisierung des Systems aus Unterräumen von Ein/Ausgabe schätzen
- Sei:
  - $X_p = \left(x_{0,}\ \ldots, x_{j-1}\right) \epsilon R^{n\times j}$ Zustandssequenz der Vergangenheit
  - $X_f = (x_i, \ldots, x_{i+j-1}) \epsilon R^{n\times j}$ Zustandssequenz der der Zukunft
  - $Y_p = \begin{pmatrix} y_0 & \cdots & y_{j-1} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ y_{i-1} & \cdots & y_{i+j-2} \end{pmatrix}$ die Hankel-Matrix der vergangenen Eingaben
  - $Y_f = \begin{pmatrix} y_0 & \cdots & y_{j-1} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ y_{i-1} & \cdots & y_{i+j-2} \end{pmatrix}$ die Hankel-Matrix der zukünftigen Eingaben
  - Für Eingaben U_p, U_f analog

Signal Rekonstruktion – 3. State Space

- Erweiterte Beobachtungsmatrix:

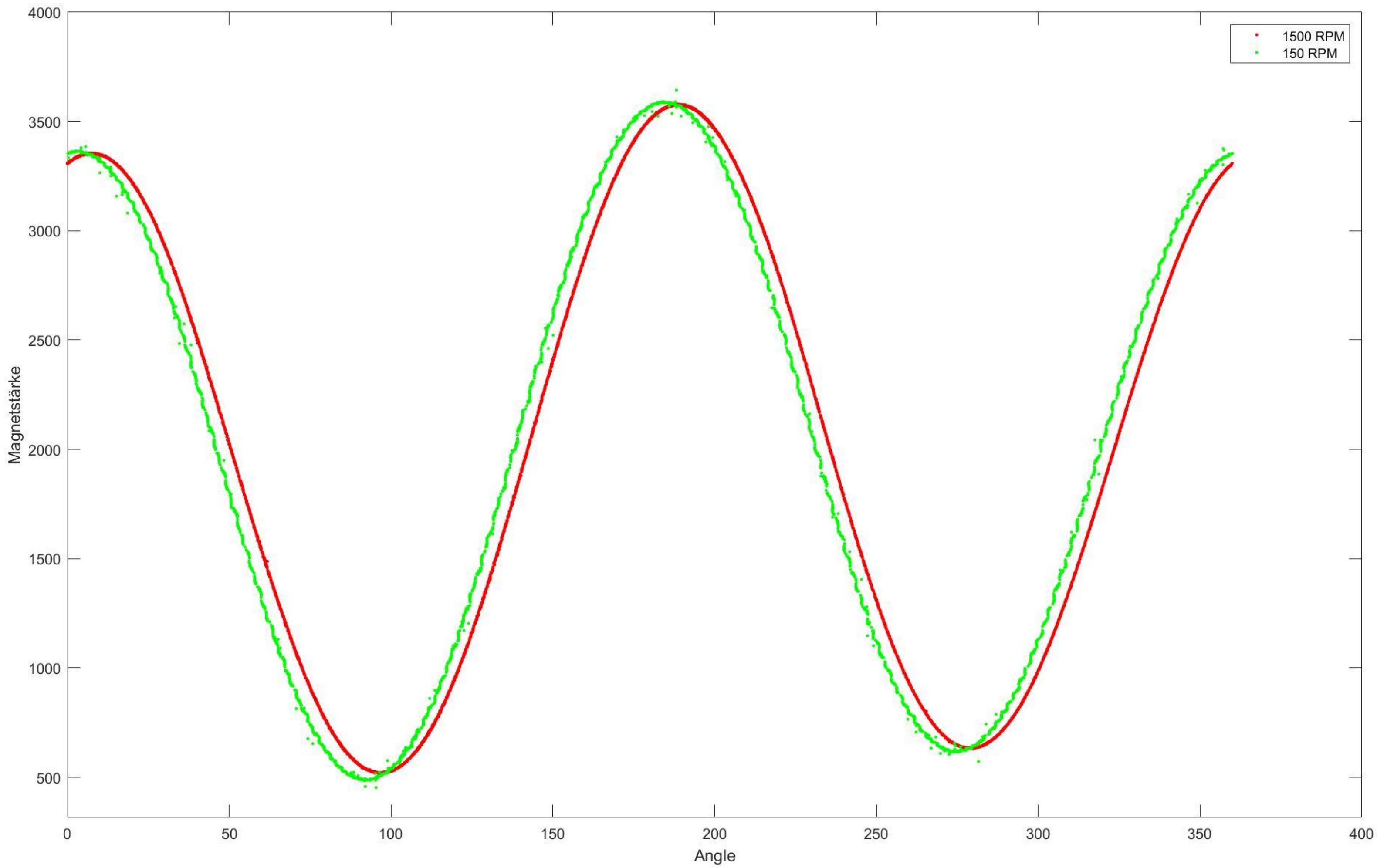
  $\Gamma_i = \left(C \;\; CA \;\; CA^2 \ldots \; CA^{i-1}\right)^T$

- $O_i = U_{f/Y_f}\left(Y_p \; U_p\right)^T$
  - Schiefe Projektion der Zukunfts-Ausgabe U_f entlang des Zeilenraums der Zukunftseingabe Y_f in den Zeilenraum der vergangenen Ein/Ausgaben Y_p, U_p
  - Wobei gilt: $O_i = \Gamma_i \, \mathrm{X_f}$

- Aus Singulärwertzerlegung von O_i kann nun:
  - Systemordnung n bestimmt werden
  - Die erweiterte Beobachtungsmatrix Γ_i bestimmt werden

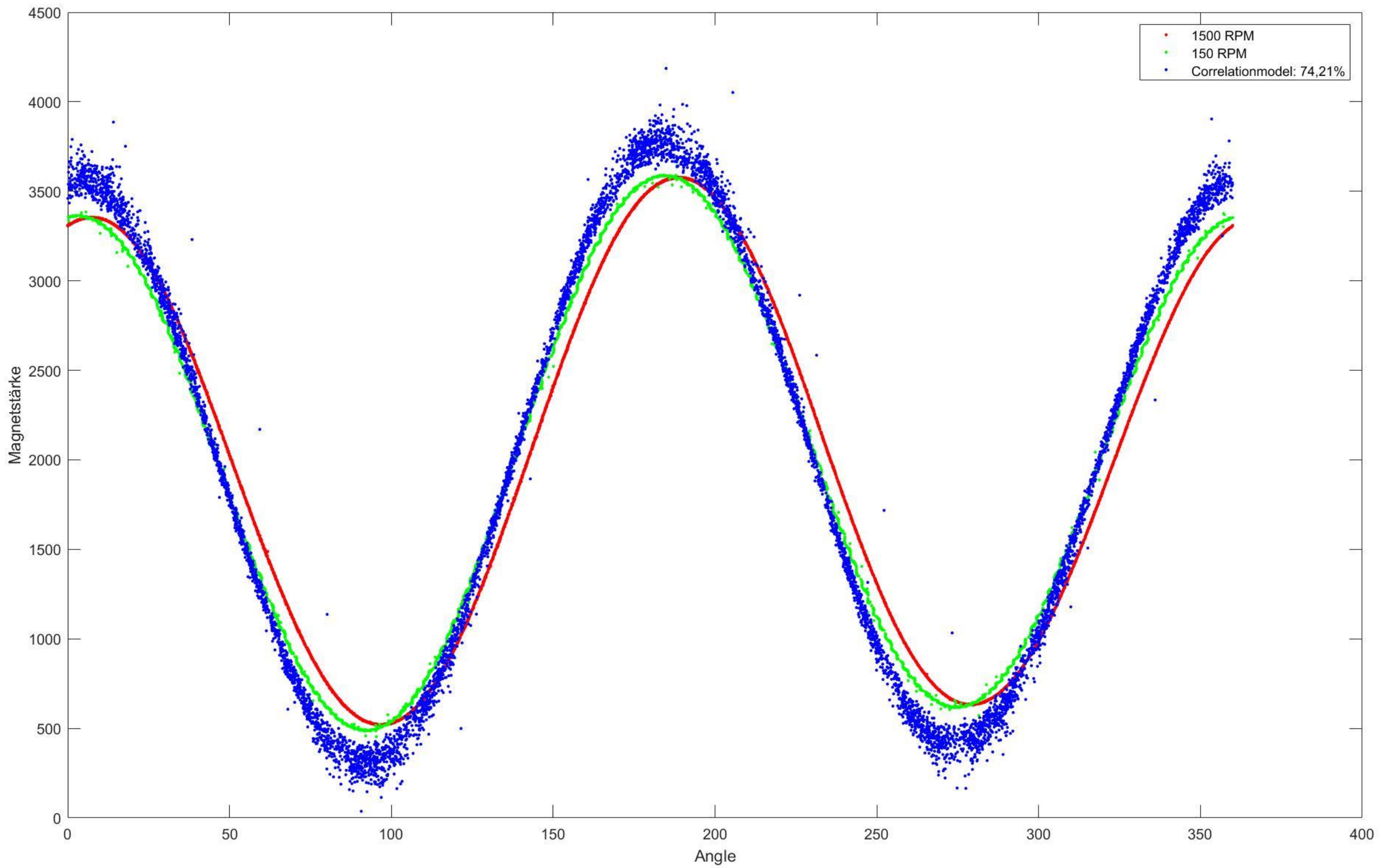
- Mit bekannten $\Gamma_i, \mathrm{O_i}$ können nun X_f sowie A und C bestimmt werden
- B, C durch lineares Regressionsverfahren

Auswertung

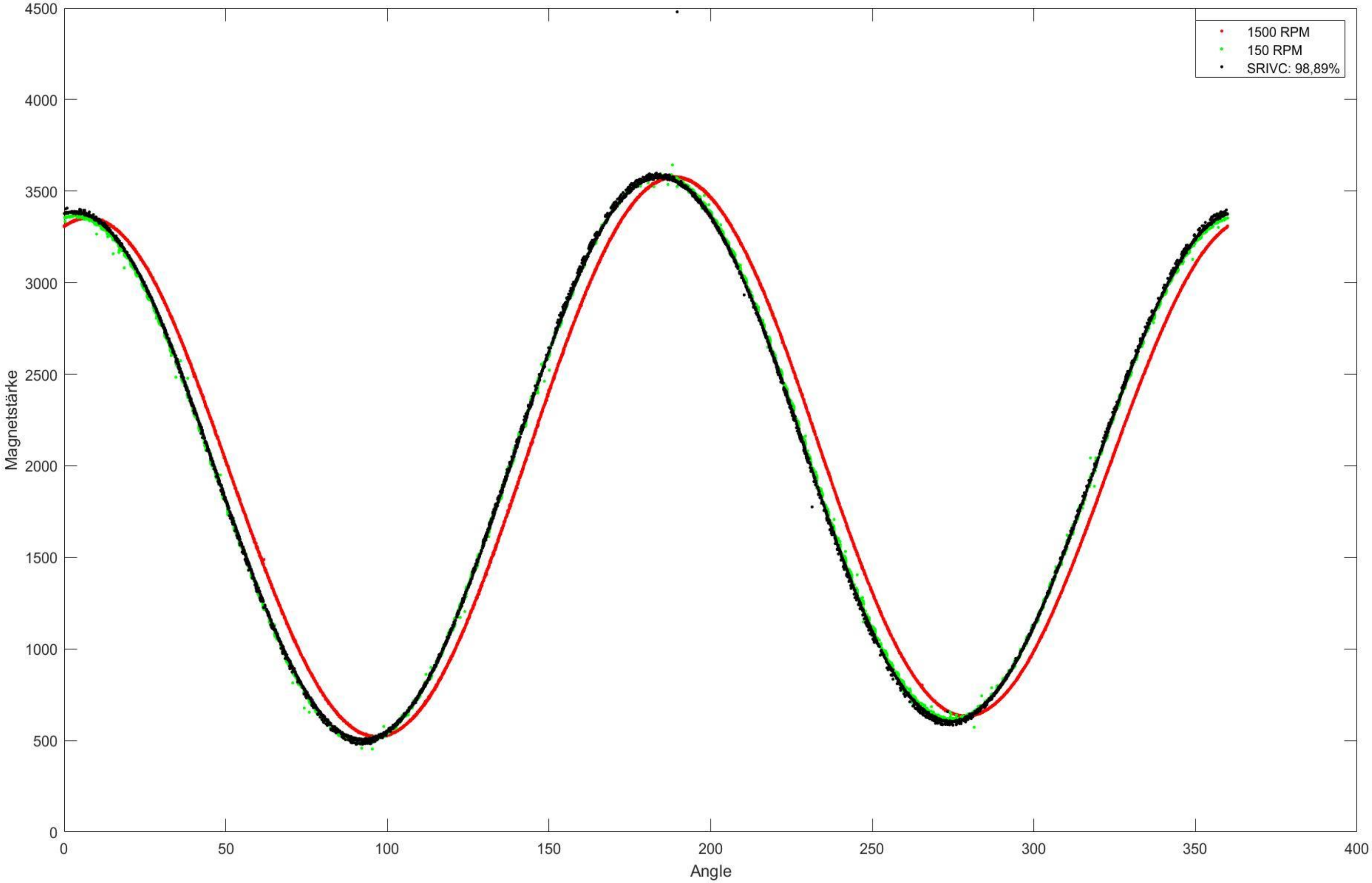


1500 RPM
150 RPM
Magnetstärke
Angle
4000
3500
3000
2500
2000
1500
1000
500
0
50
100
150
200
250
300
350
400

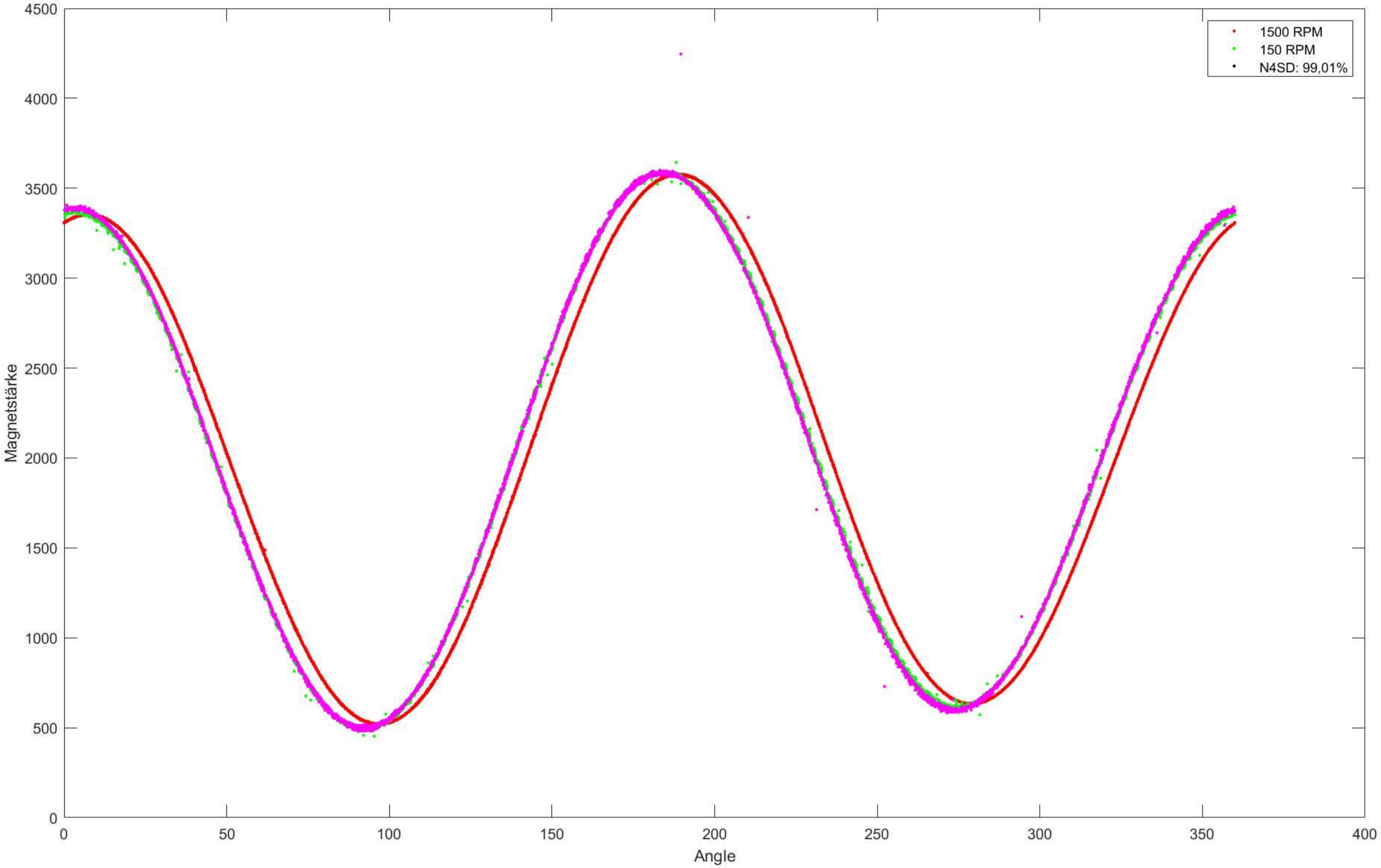
Auswertung - Korrelationsmodell



Auswertung - SRIVC



Auswertung – N4SD



Auswertung

Ansatz	Transfer Funktion	NRMSE
Korrelationsanalyse	$G(z^{-1}) = -3{,}063 + 2{,}91\ z^{-1} \ldots - 751{,}25\ z^{-16}$	0.7421
SRIVC	$G(s) = \frac{1{,}2564\ s^3 + \ldots + 2817700}{s^3 + \ldots + 2822900}$	0.9898
N4SID	$G(s) = \frac{1{,}1911 s^3 + \ldots + 9469800}{s^3 + \ldots + 9485700}$	0,9901

Ausblick

- Sensorposition verändern
- Systeme Identifizieren die im Idealfall sowohl Phasenverschiebung als auch Deformierung aufheben
- Implementierung identifizierter Systeme in das Schätzmodell

Thank you for your attention