

AMELI4.0

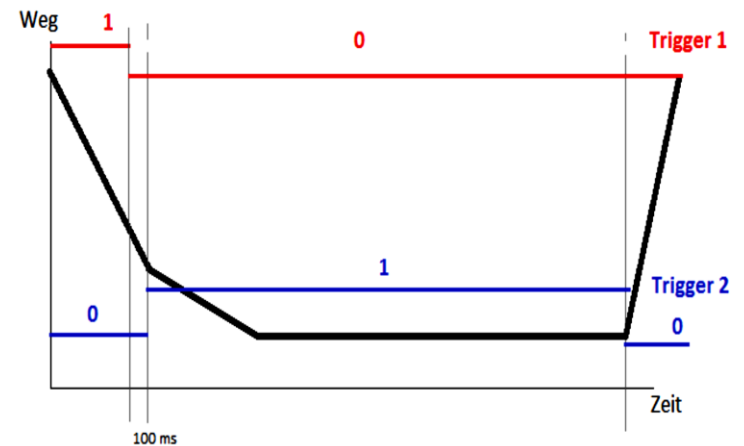
Zusammenfassung aktueller Auswertung der Messdaten an Mikrosa-Maschine



Fraunhofer IPK | Hakim Laghmouchi

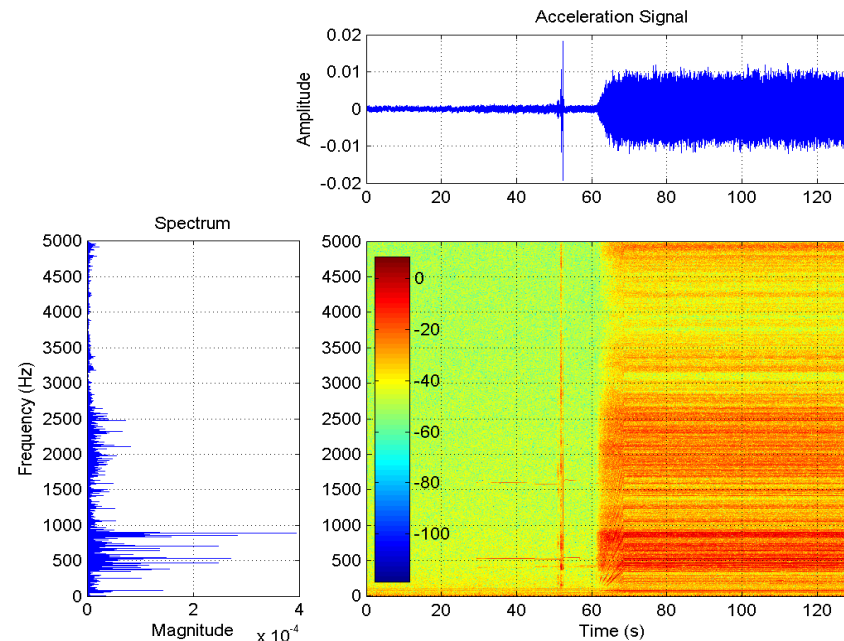
Beschreibung der Daten

Name	Ausprägung		Bedeutung
Scheibe	Groß	Klein	Kontrollvariable
Vorschub	50%	100%	Kontrollvariable
Trigger	1	2	Kontrollvariable
Werkstück	A (Tag 1)	B (Tag 2)	Kontrollvariable
Scheibe	Scharf	Stumpf	Zielvariable
Riemen ­ spannung	Gut	Schlecht	Zielvariable



Vorgehensweise

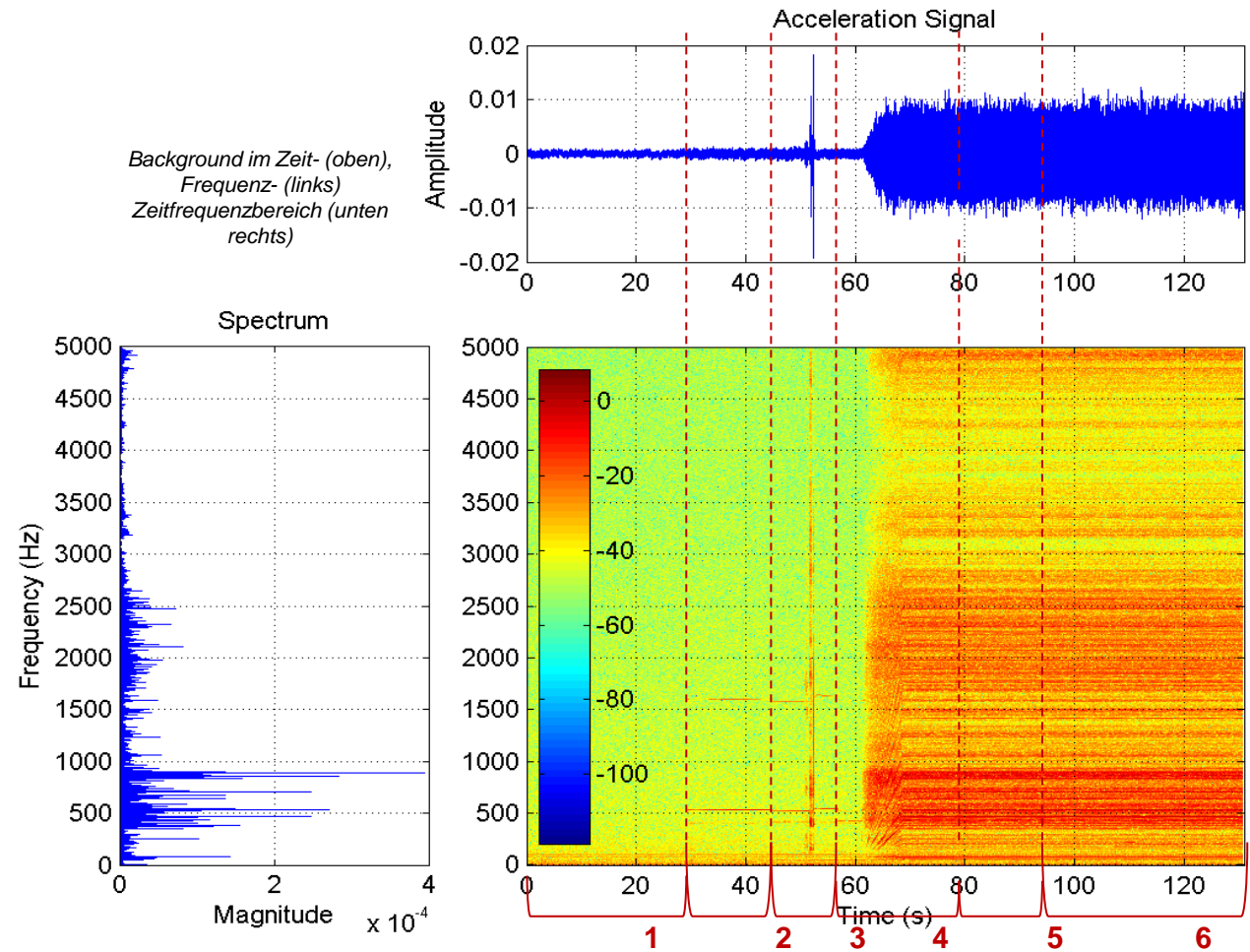
- Untersuchung der Daten im Zeitbereich, Frequenzbereich und im Zeit-Frequenzbereich
- Definition relevanter Merkmale je Bereich
- Untersuchung der Merkmale im Hinblick auf: Relevanz (zur Klassifikation) und Redundanz (Abweichung der Klassifikation bei Vernachlässigung des Merkmals)



Industriebeschleunigungssensor

Backgrounddaten

Messungen vom
1. Messtag

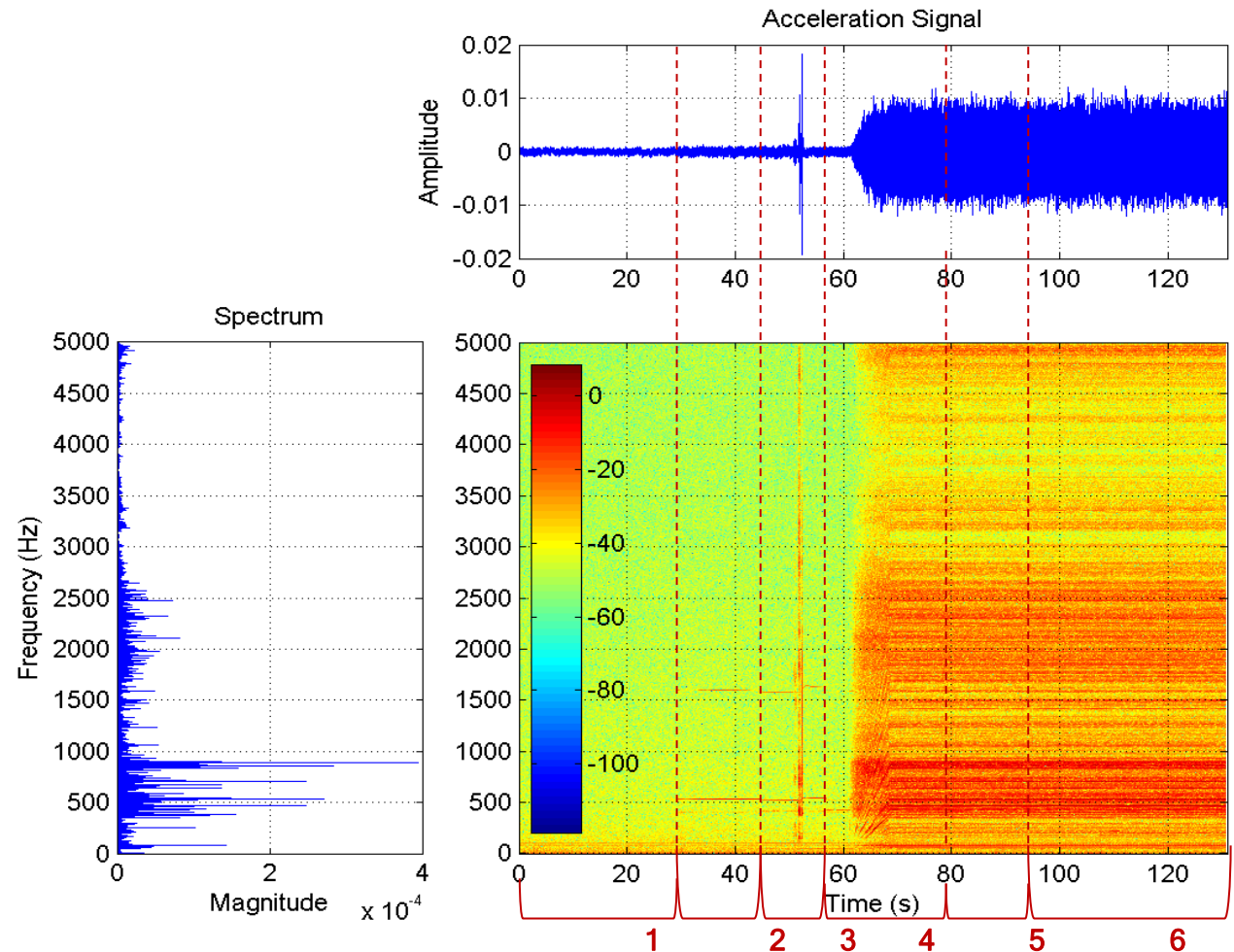


Industriebeschleunigungssensor

Backgrounddaten

Es sind 6 Phasen vom Background zu unterscheiden:

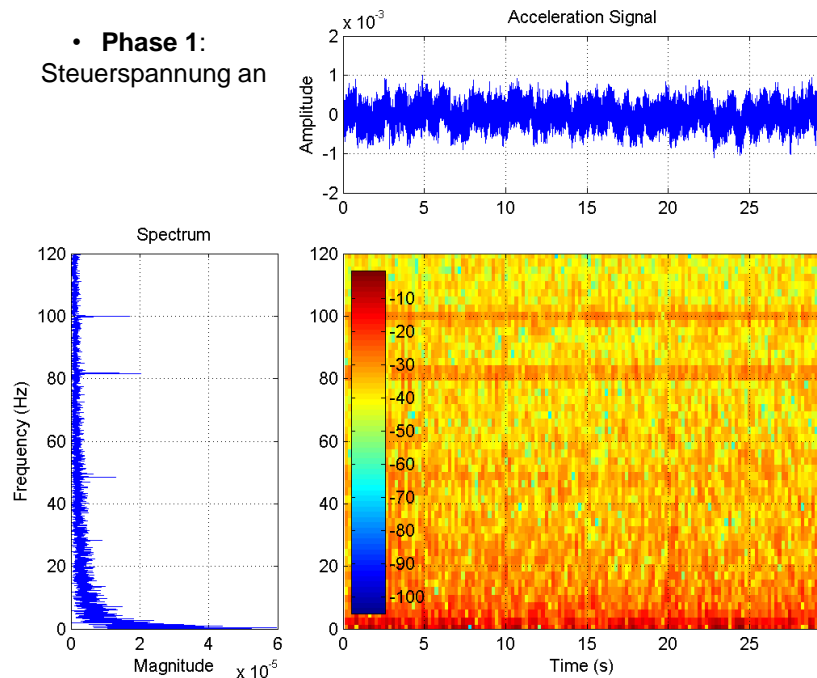
1. Nur Steuerspannung an
2. Antriebe Start
3. Homeposition Fährt
4. Schleifspindel an
5. Regelspindel an
6. Kühlmittel ein



Industriebeschleunigungssensor

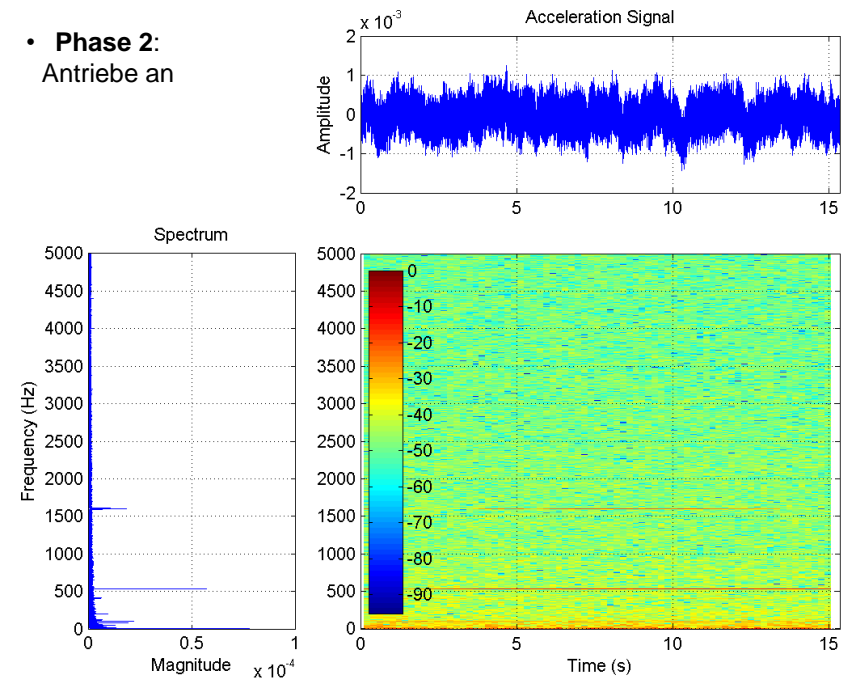
Backgrounddaten

- **Phase 1:**
Steuerspannung an



Nur Motor läuft, markante Frequenzen bis 100 Hz –
vermutlich gehören zur Motor

- **Phase 2:**
Antriebe an

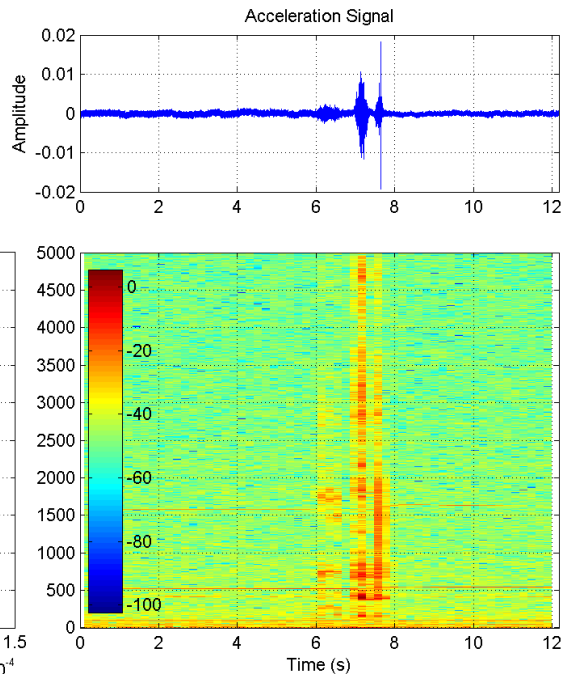


Antriebe ist an. Markante Frequenzen bei 532 Hz sowie bei
1602 Hz (harmonische?)

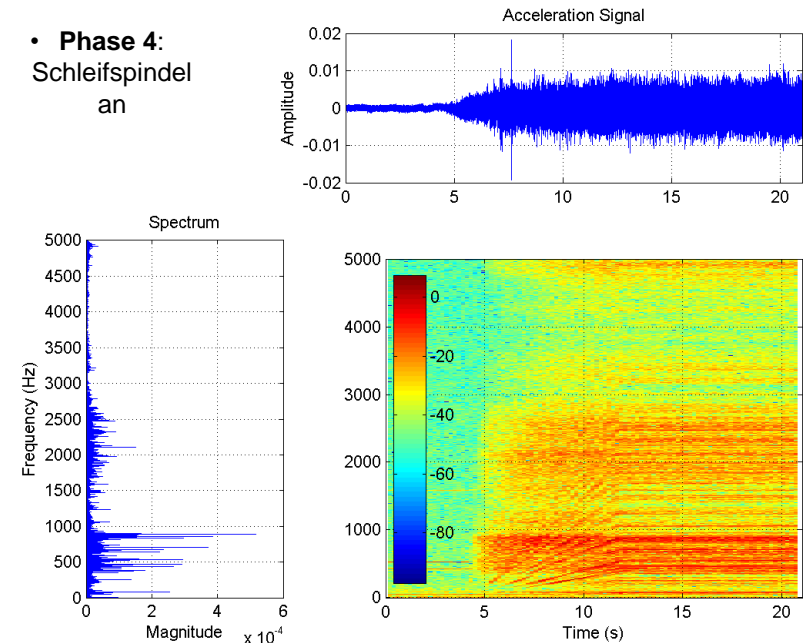
Industriebeschleunigungssensor

Backgrounddaten

- **Phase 3:**
Grundstellung an



- **Phase 4:**
Schleifspindel
an



Enthält keine wichtige Information

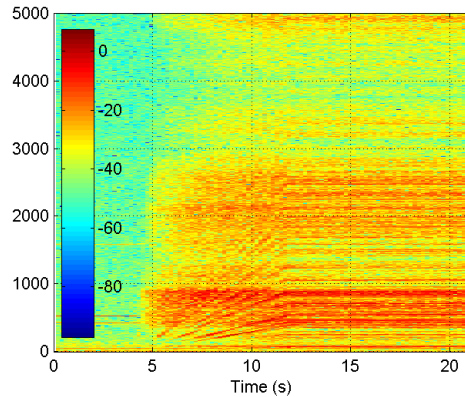
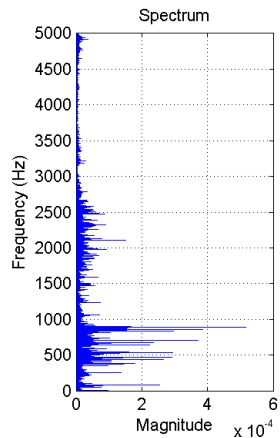
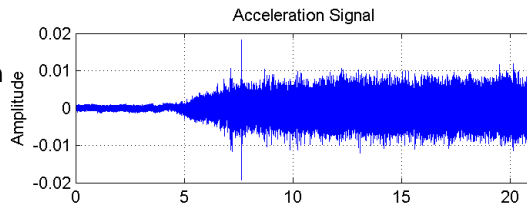
Schleifspindel ist an. Frequenzen mit sehr hohe Amplituden
im Bereich 348-975 Hz, sowie kleinere bis 2920 Hz



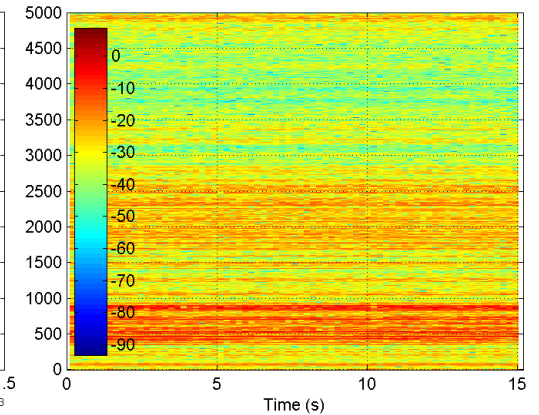
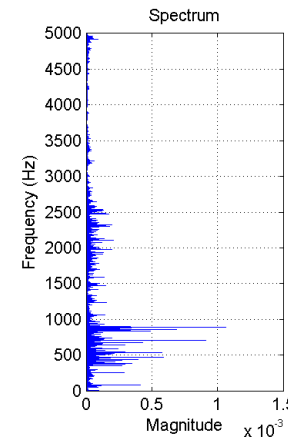
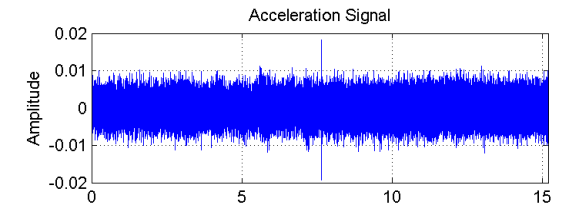
Industriebeschleunigungssensor

Backgrounddaten

- **Phase 4:**
Schleifspindel an



- **Phase 5:**
Regelscheibe an

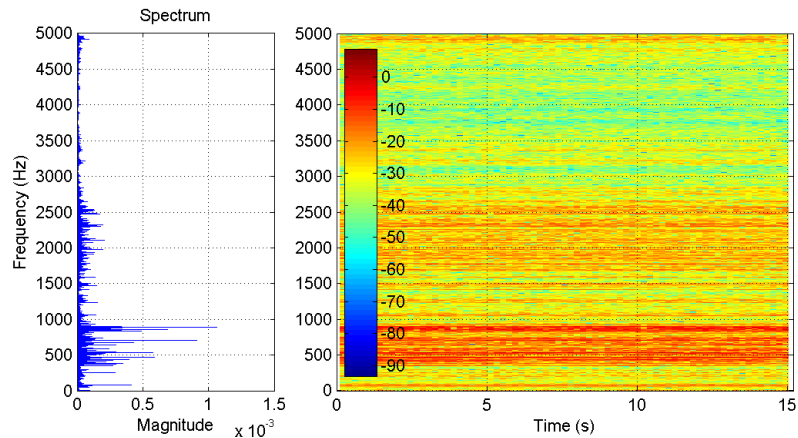
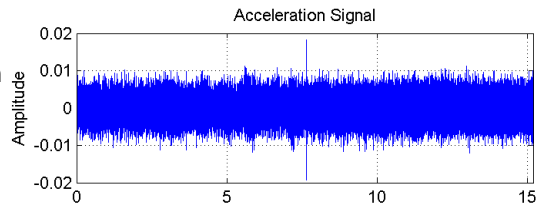


Keine Änderungen im Vergleich zu der vorherigen Phase.

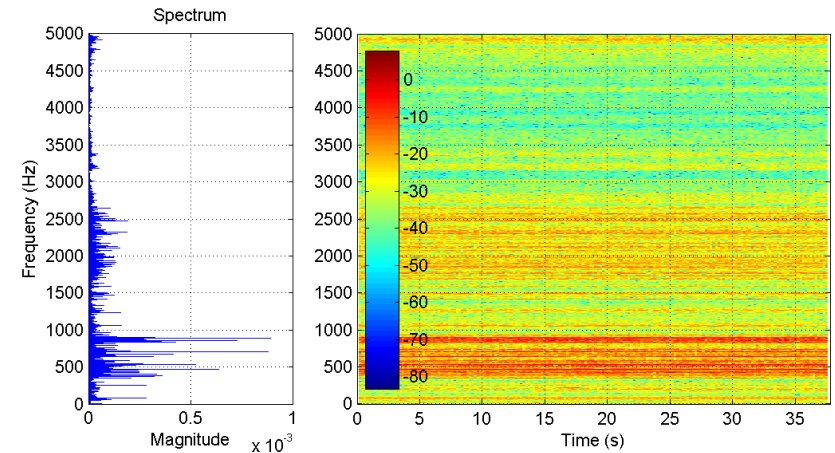
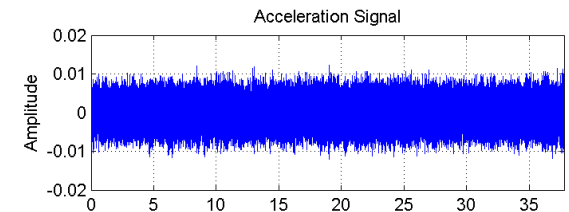
Industriebeschleunigungssensor

Backgrounddaten

- **Phase 5:**
Regelscheibe an



- **Phase 6:**
Kühlmittel an



Keine Änderungen im Vergleich zu der vorherigen Phase.

Industriebeschleunigungssensor

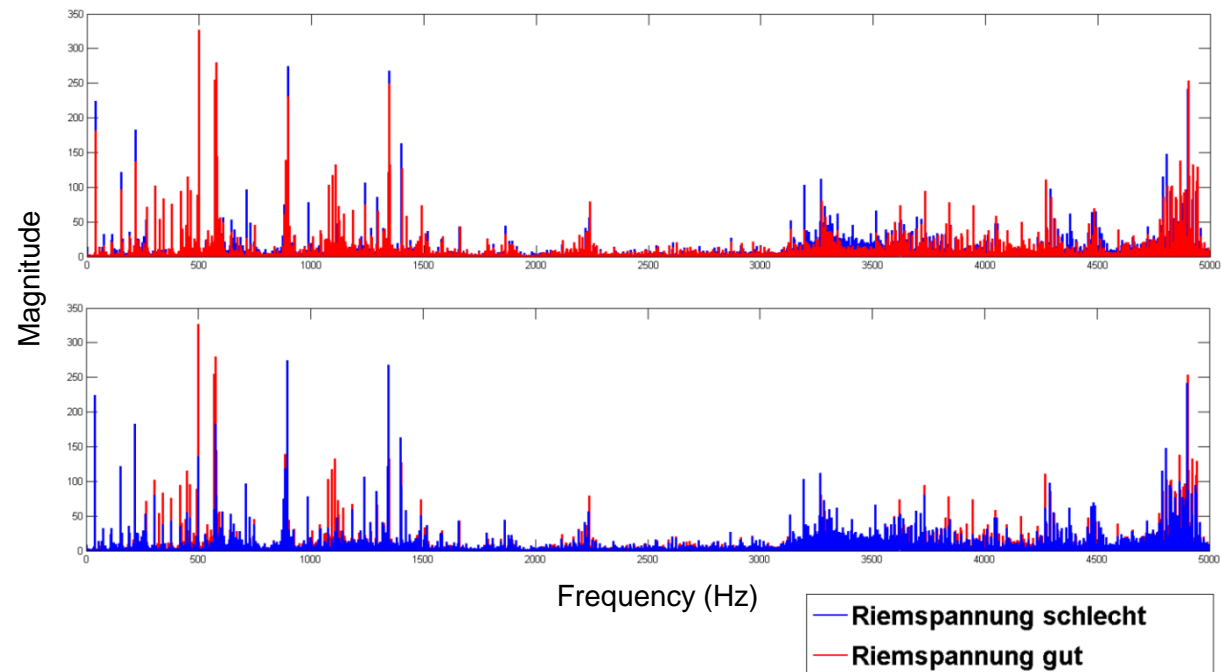
Identifikation relevanter Frequenzbereiche

Relevante Frequenzbereiche

- 303.5Hz-576.6Hz
- 1077Hz – 1150Hz,
- die Bandbreite ab 3130Hz

Abrichten 100%	
unt. Grenze [Hz]	ob. Grenze [Hz]
575,4	595,2
892,9	912,7
1091,3	1131,0

automatisch bestimmte Grenzfrequenzen



Industriebeschleunigungssensor

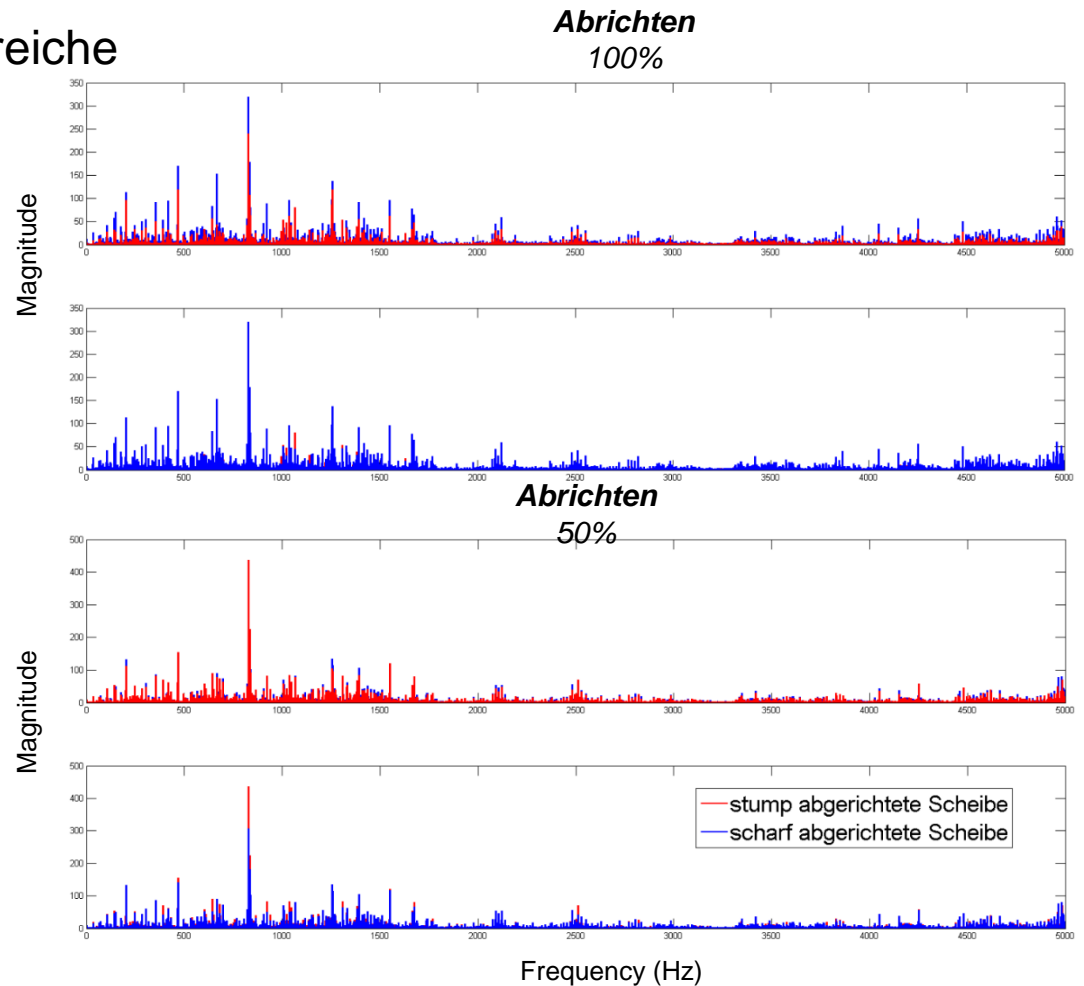
Identifikation relevanter Frequenzbereiche

Relevante Frequenzbereiche

- Dominierende Frequenzen bei 827.8 Hz sowie bei 665.5 Hz und 467.1 Hz

100%		50%	
unt. Grenze [Hz]	ob. Grenze [Hz]	unt. Grenze [Hz]	ob. Grenz
436,5	515,9	674,6	714,
833,3	873,0	833,3	873,

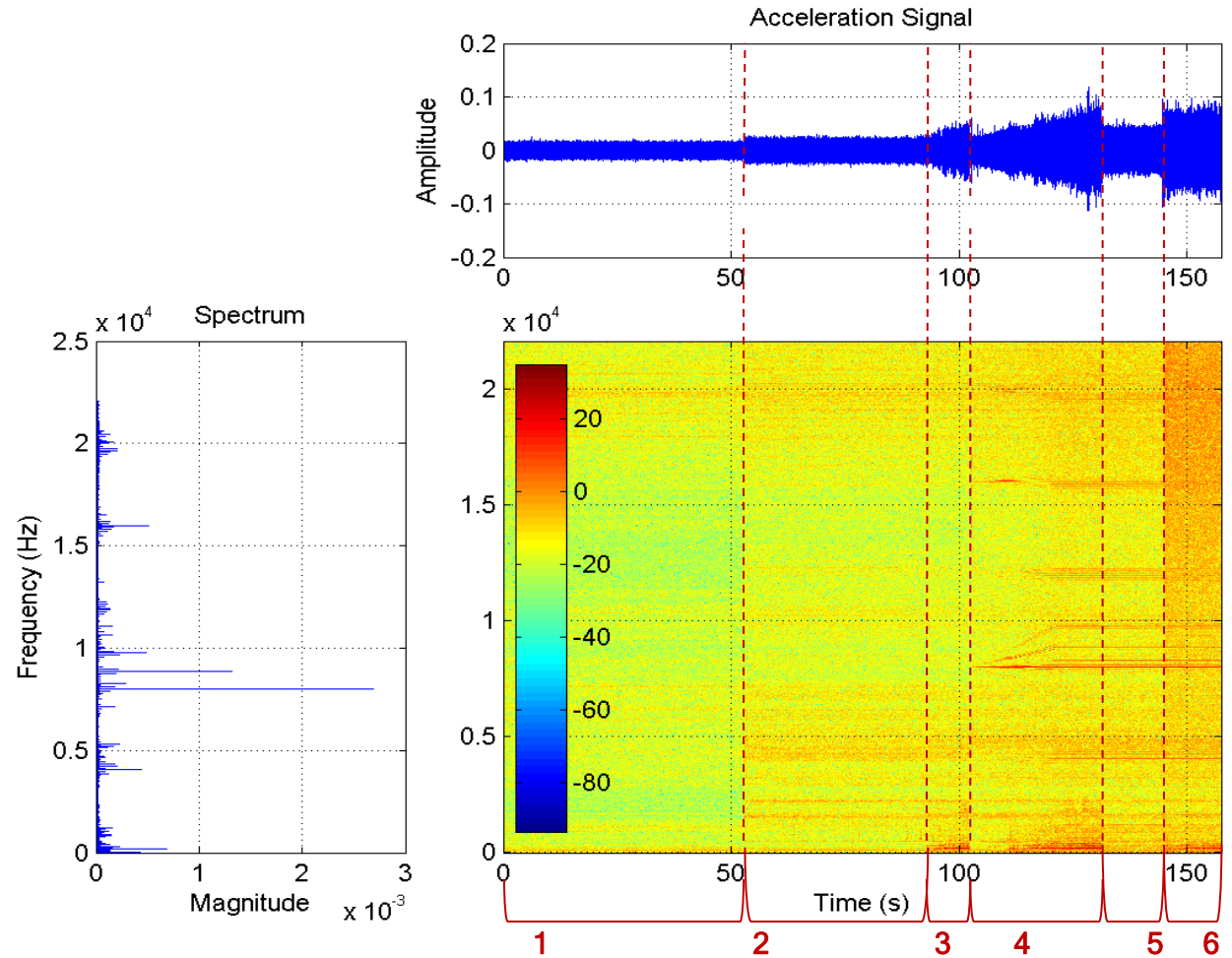
automatisch bestimmte Grenzfrequenzen



MARS (Sensor J2)

Background

1. Nur Steuerspannung an
2. Antriebe start
3. Homeposition Fährt
4. Schleifspindel an
5. Regelspindel an
6. Kühlmittel ein

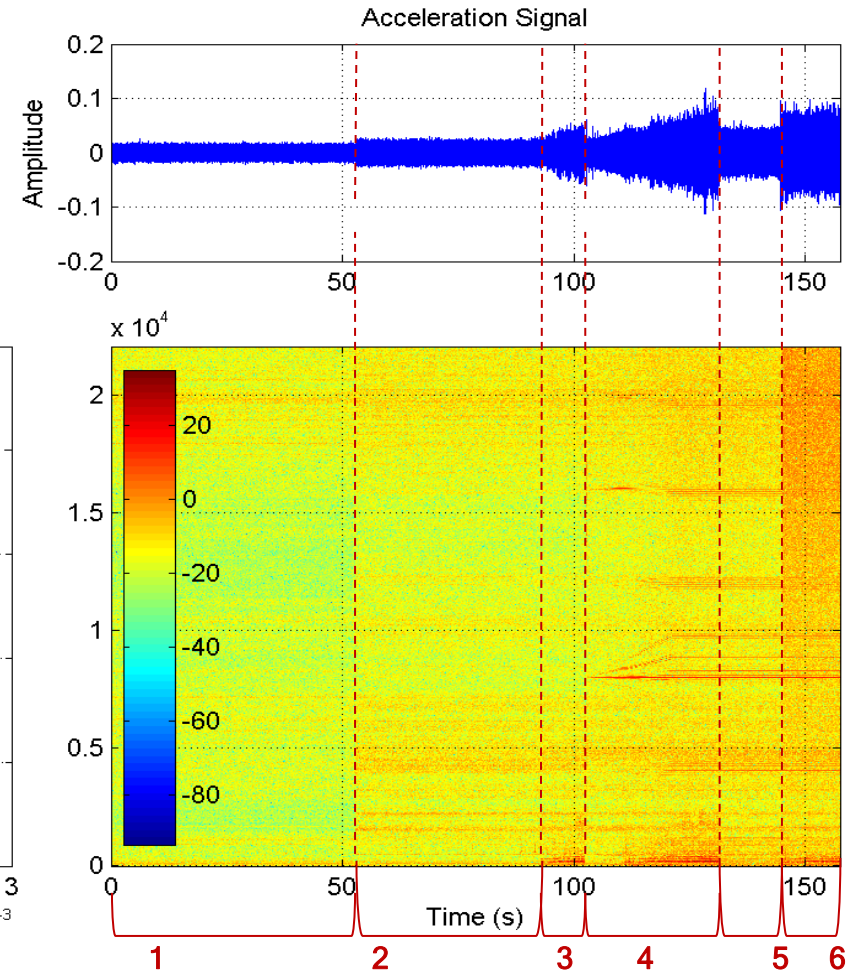
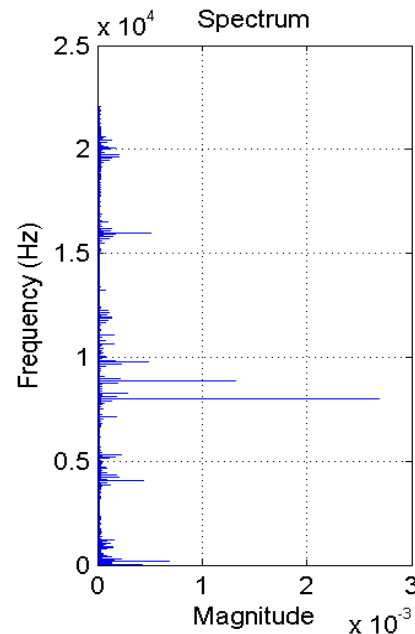


MARS (Sensor J2)

Identifikation relevanter Frequenzbereiche

Relevante Frequenzbereiche
(Schleifspindel)

- 7.9-9.8 kHz
- bis 2 kHz
- 15.8-16.4 kHz



MARS (Sensor J2)

Identifikation relevanter Frequenzbereiche

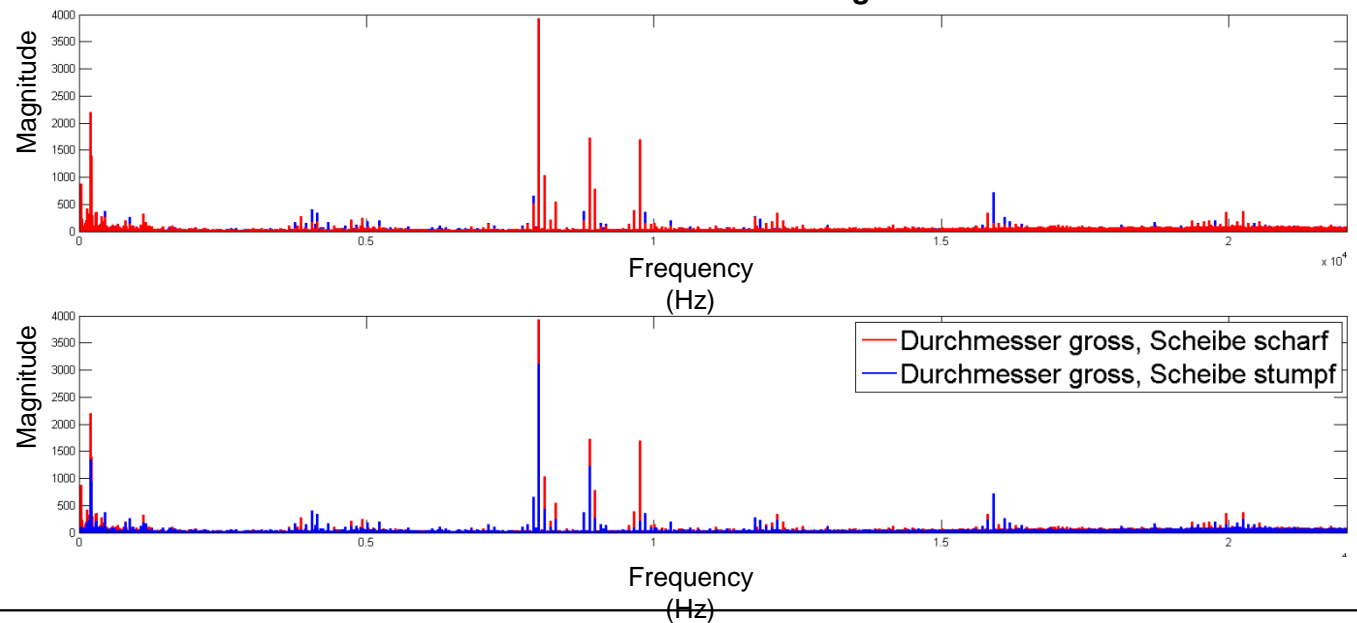
Relevante Frequenzbereiche

- bis 447 Hz
- 7.6 kHz – 10.7 kHz
- 15.89 kHz – 16.11 kHz
- 19.3 kHz – 20.38 kHz

Abrichten 100%	
unt. Grenze [Hz]	ob. Grenze [Hz]
202,1	220,5
7993,1	8011,5

automatisch bestimmte Grenzfrequenzen

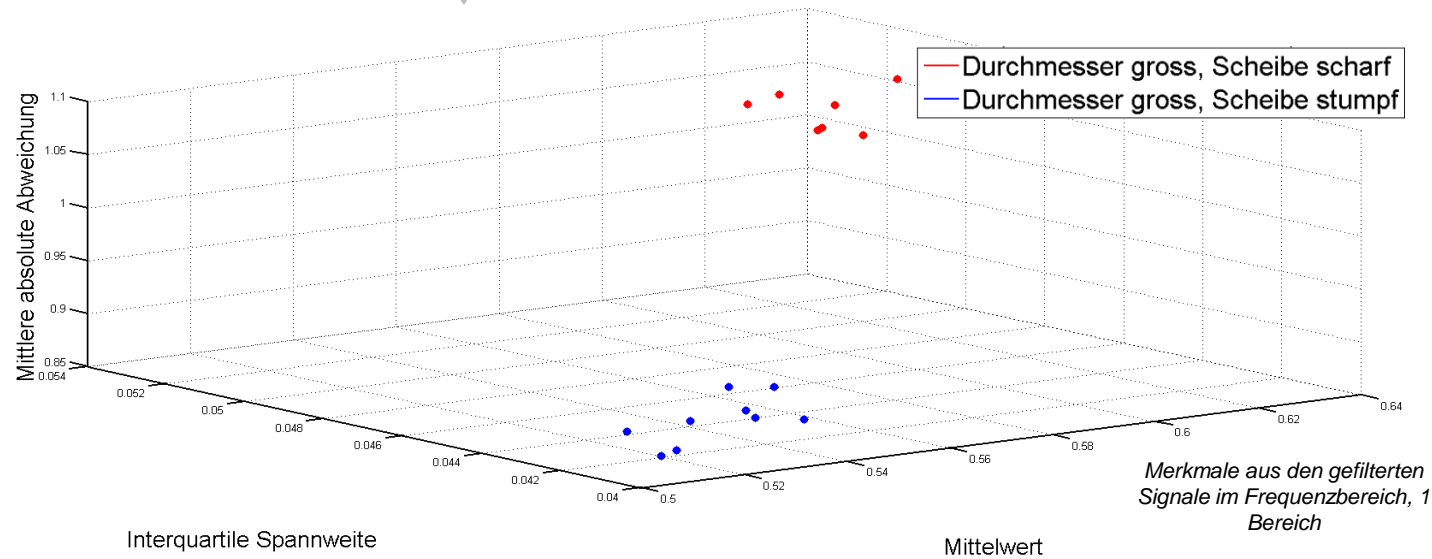
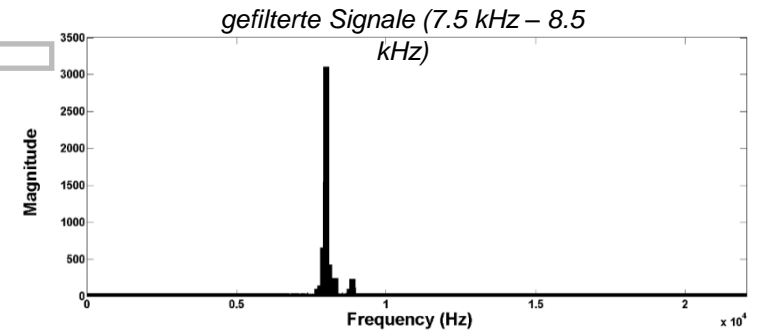
Abrichten 100%, Durchmesser der Schleifscheibe groß



MARS (Sensor J2)

Verteilung der Merkmale
im Zustandsraum

Merkmalextraktion

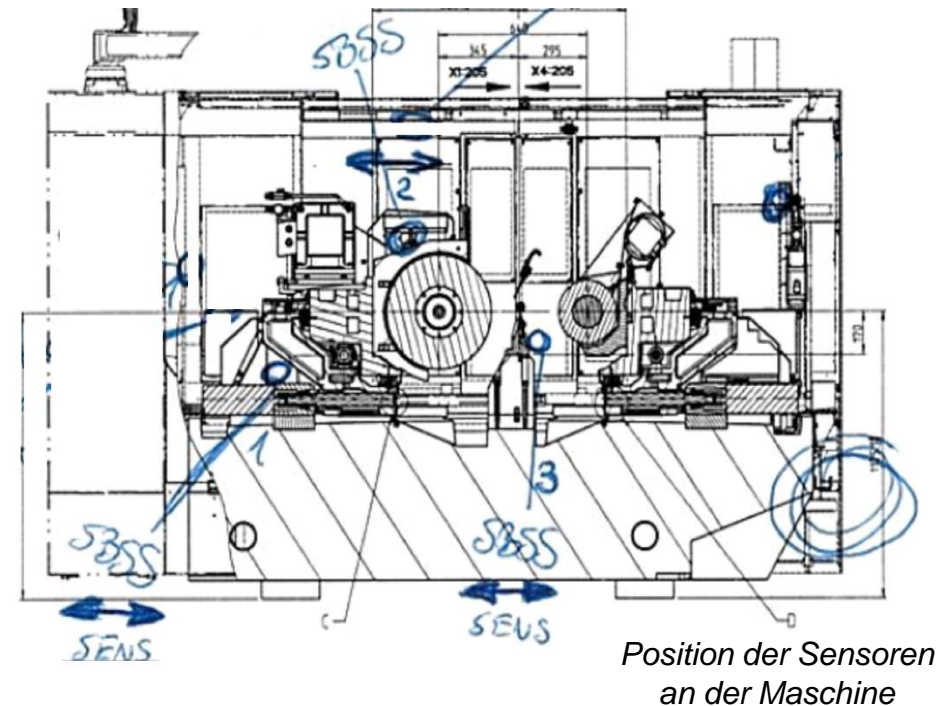
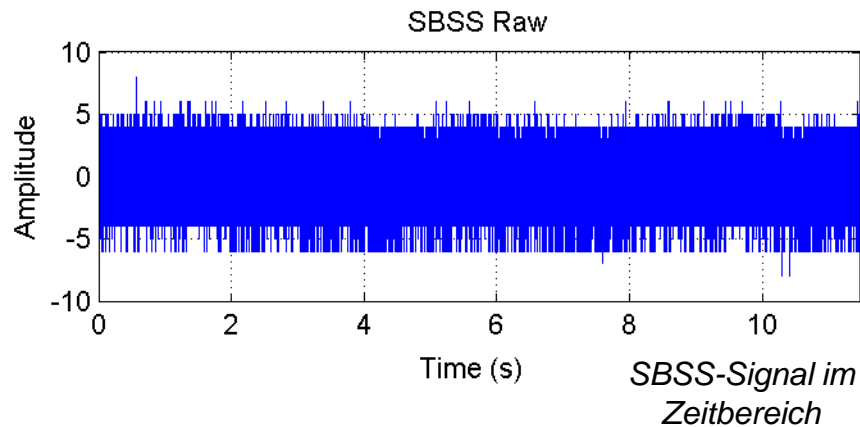


Auswertung der SBSS-Sensordaten

Ziel

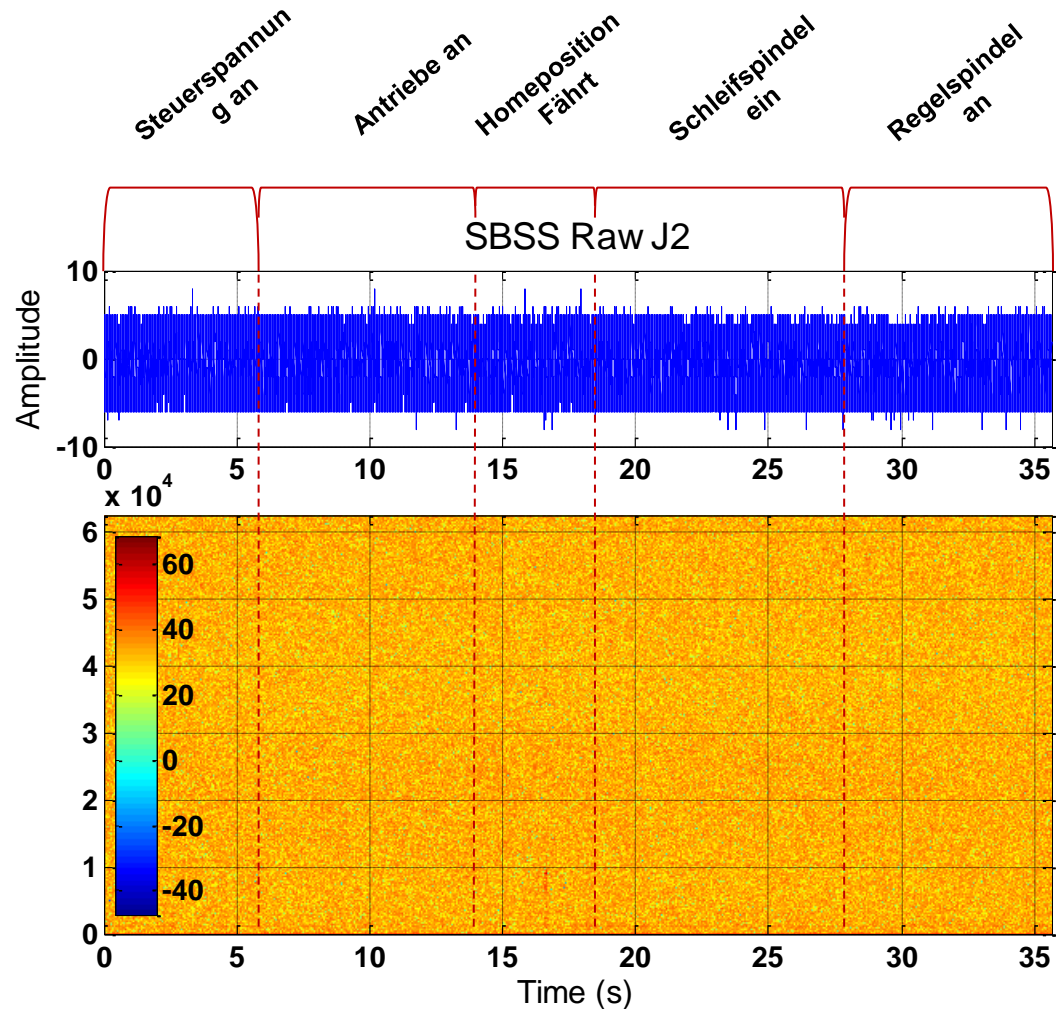
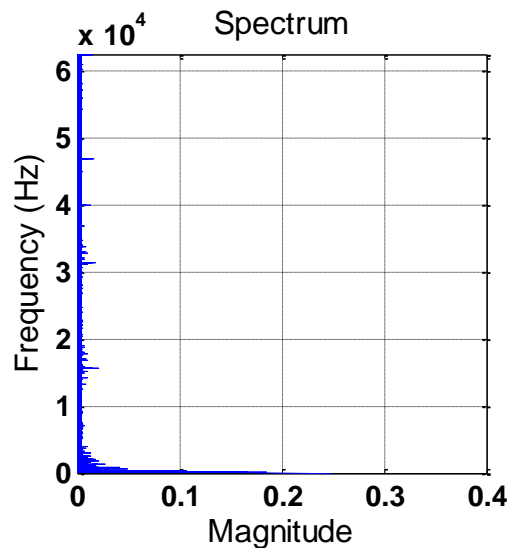
Identifikation und Bewertung der Sensoren sowie deren Position Bzgl. der Fähigkeit zur Detektion unterschiedlicher Prozesszustände

Sensor	Nummer	Position	
SBSS	1	J2	Lagerbock X1
SBSS	2	J3	Schleifspindelbock
SBSS	3	J5	Werkstückauflagenhalterung



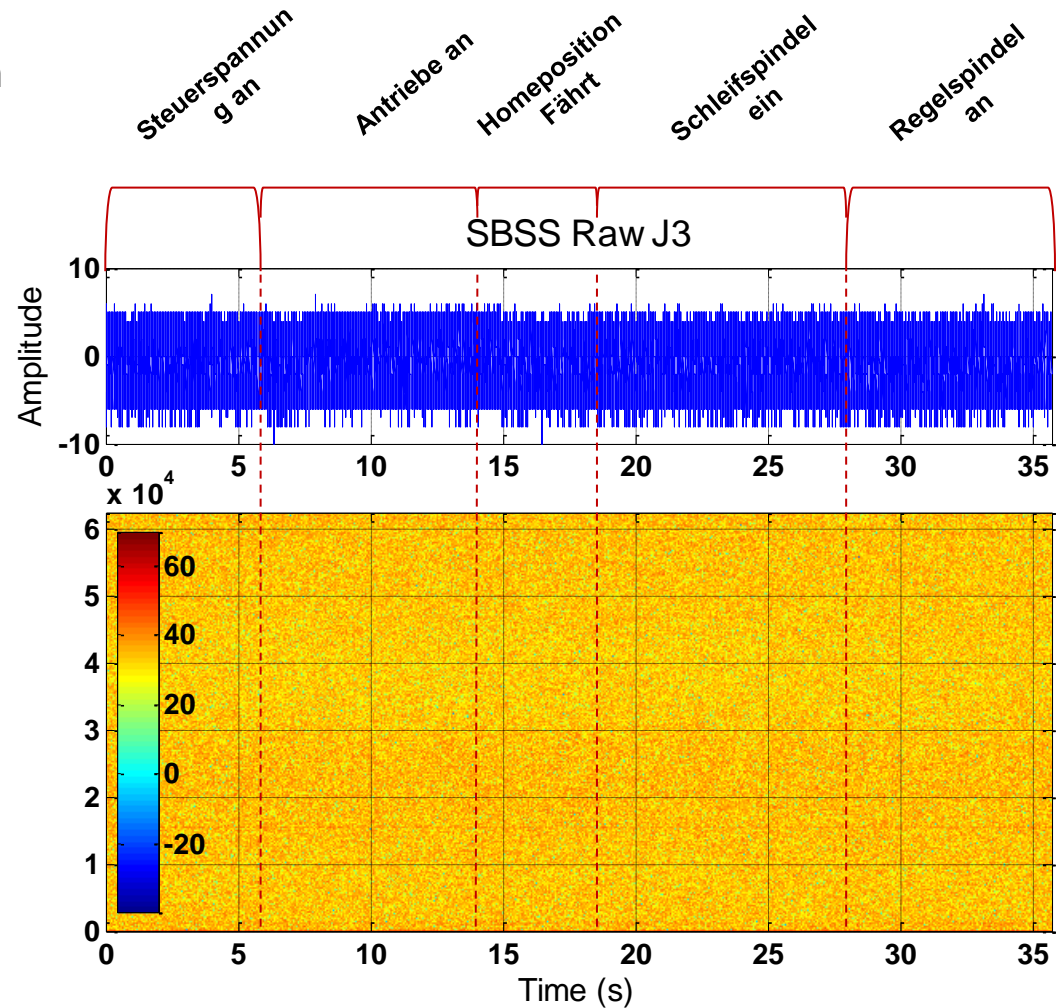
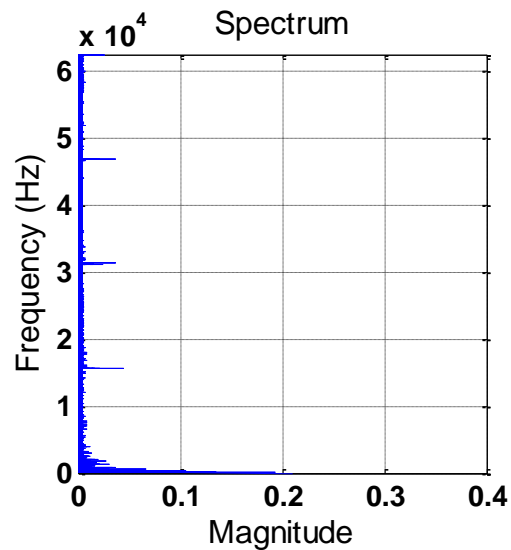
Auswertung der SBSS-Sensordaten

Auswertung von Background-Signalen
an der Sensorposition J2, am
Messtag 22.08.2016



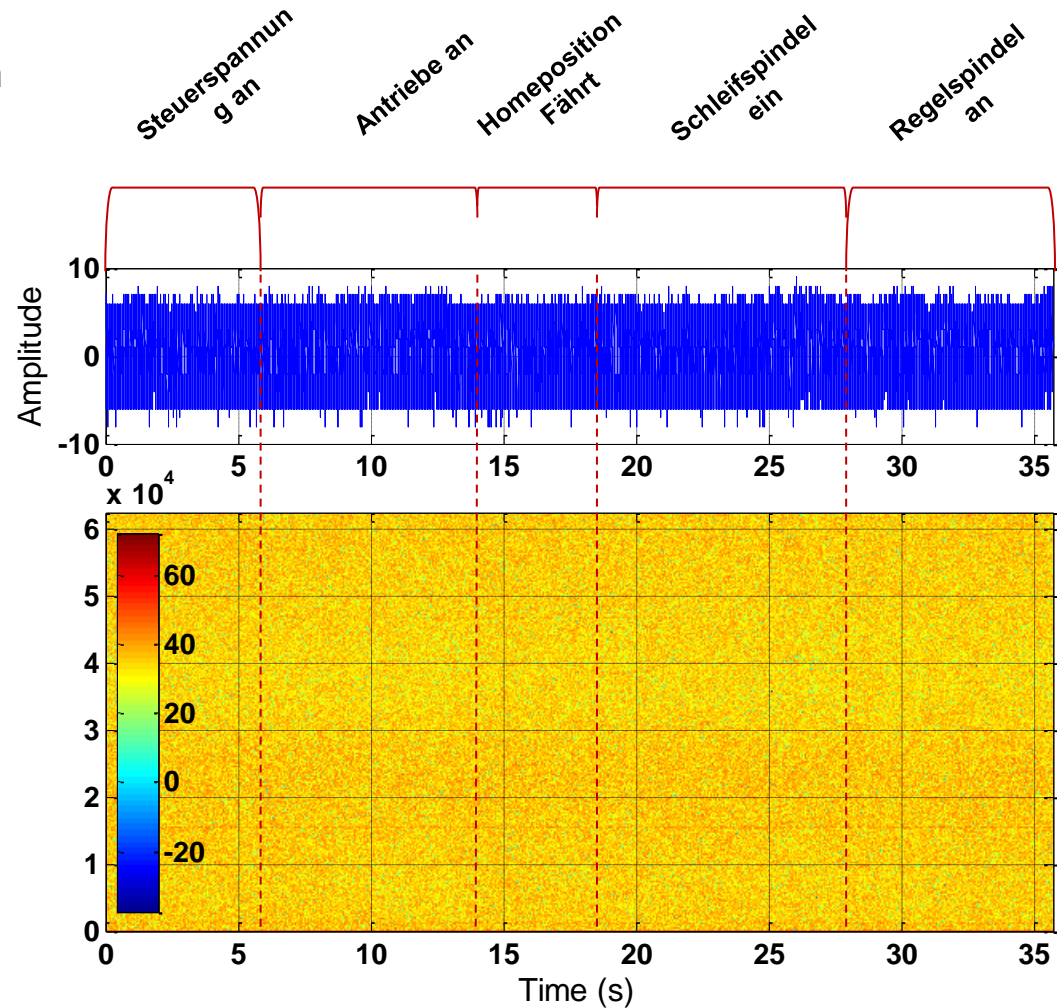
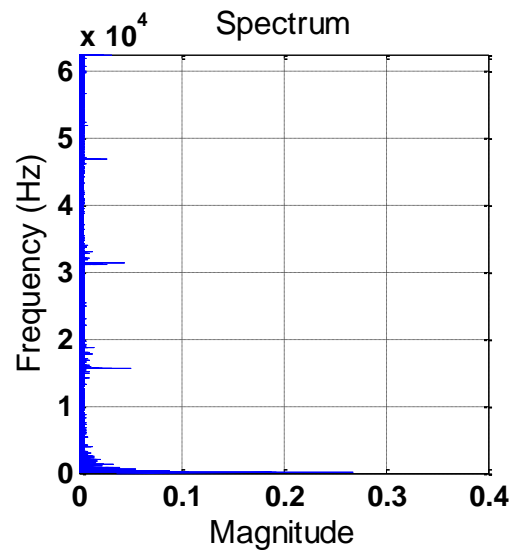
Auswertung der SBSS-Sensordaten

Auswertung von Background-Signalen
an der Sensorposition J3, am
Messtag 22.08.2016



Auswertung der SBSS-Sensordaten

Auswertung von Background-Signalen
an der Sensorposition J5, am
Messtag 22.08.2016



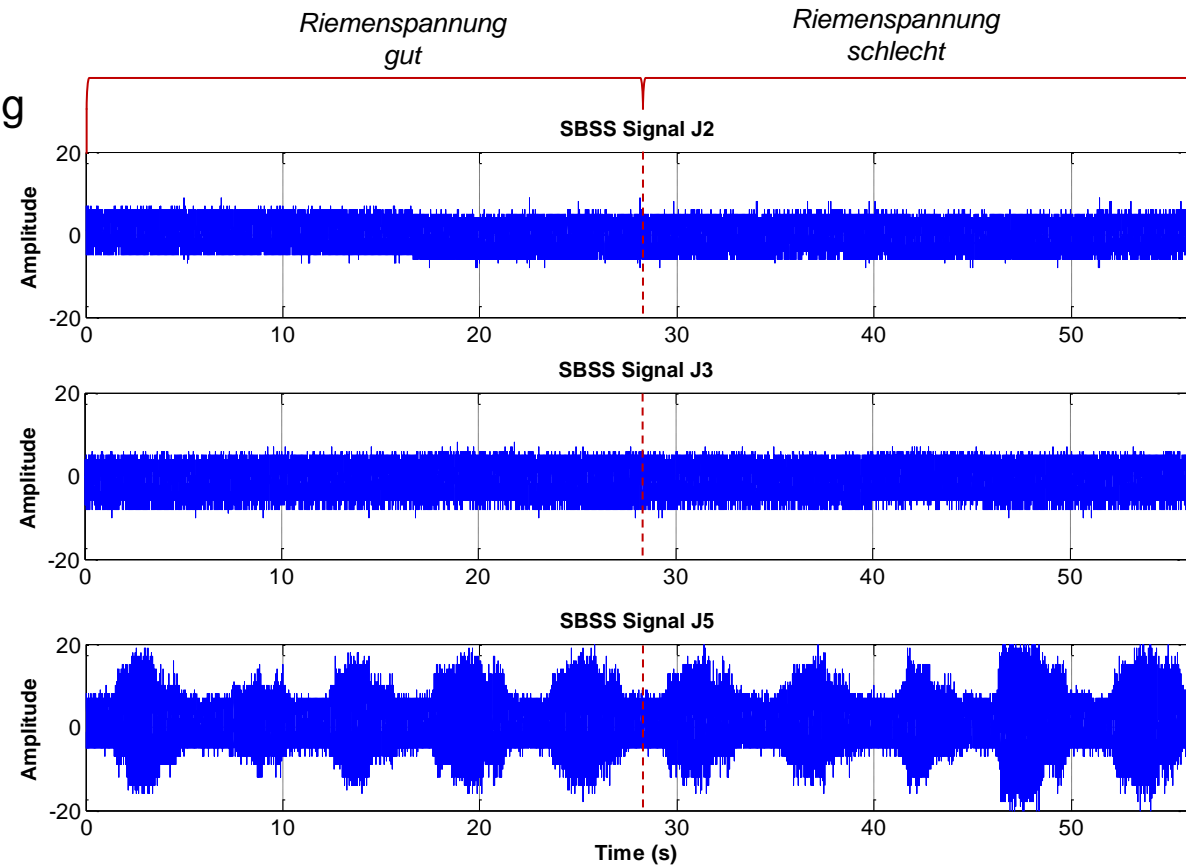
Auswertung der SBSS-Sensordaten

Auswertung von Background-Signalen aller Positionen.

5 Messungen mit guter Riemen Spannung und 5 Messungen mit schlechter Riemen Spannung, nacheinander gereiht und geplottet.

Am Messtag 22.08.2016

An der Sensorposition J5 lässt sich eine signifikante Zustandsänderung feststellen.

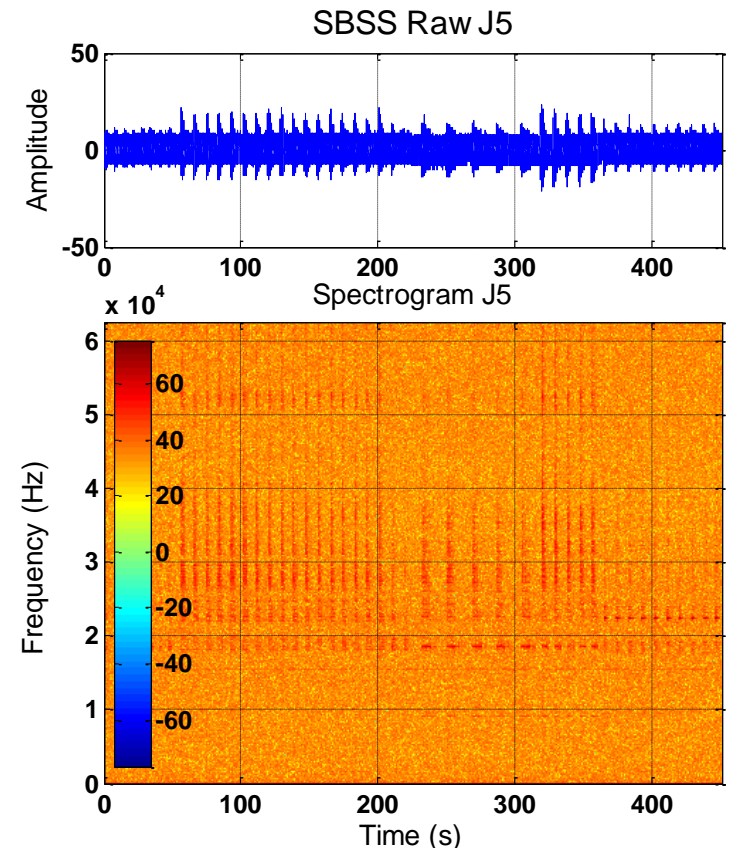
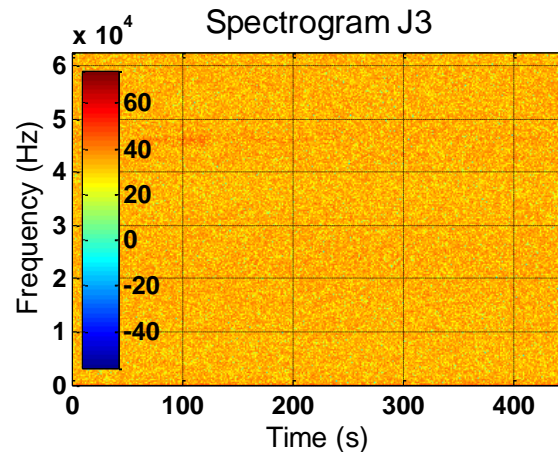
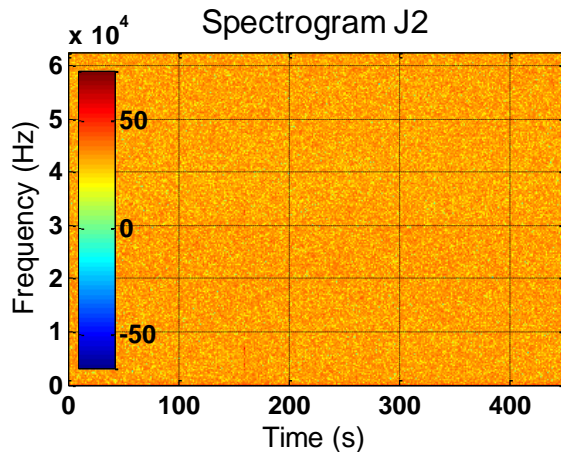


Auswertung der SBSS-Sensordaten

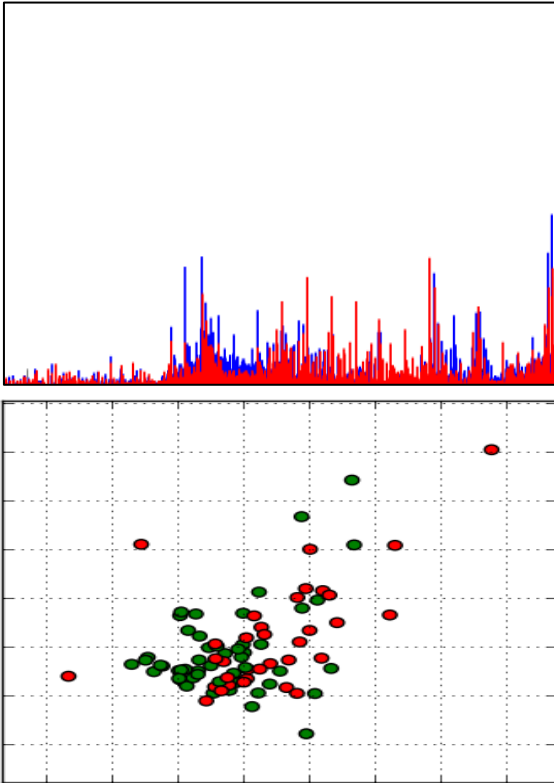
Zeit-Frequenzbereich

Im Zeit-Frequenzbereich sind die Signaländerungen (17 kHz) nur an der Position J5 feststellbar.

Alle Messungen (Messtag 1, 02.08.2016) mit verschiedenen Ziel-/Kontrolvariablen nacheinander gereiht und geplottet.

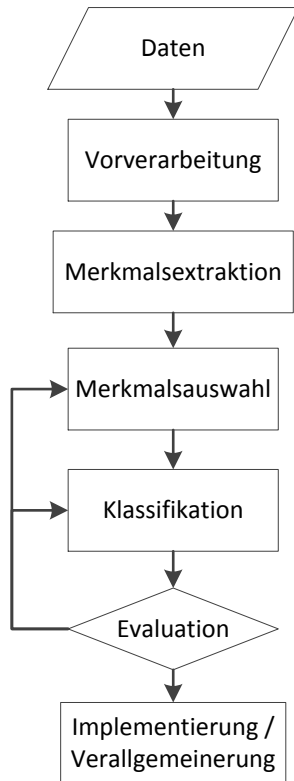


Klassifikation der Mikrosa-Daten



- 1) Ziel der Analyse
- 2) Vorgehensweise der Analyse
- 3) Evaluation der Klassifikation
- 4) Zusammenfassung der Ergebnisse
- 5) Offene Fragen und weiteres Vorgehen

Ziel der Analyse



- Systematische Entwicklung eines Klassifikationsalgorithmus zur Identifikation des Maschinenzustands auf Basis von Prozessdaten
- Iterative Verbesserung der Klassifikation durch
 - Vorverarbeitung
 - Intelligente Merkmalsauswahl
 - Anpassung des Klassifikationsalgorithmus

Vorgehensweise der Analyse

MESSUNG

Auswertung der erfassten Daten an der spitzlosen Schleifmaschine von Mikrosa, wobei bei unter anderem folgende Sensoren zum Einsatz kamen:

- 4 MARS Sensoren (Luftschall)
- 3 SBSS Sensoren (Körperschall)
- 1 Industrie-Beschleunigungssensor

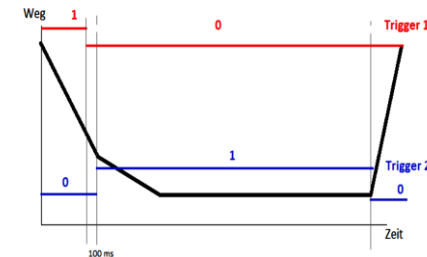
Die Messungen fanden unter verschiedenen Betriebsbedingungen statt:

Name	Ausprägung		Bedeutung
Scheibe	Groß	Klein	Kontrollvariable
Vorschub	50%	100%	Kontrollvariable
Werkstück	A (Tag 1)	B (Tag 2)	Kontrollvariable

Vorgehensweise der Analyse MESSUNG

Ziel ist die Klassifikation des Maschinenzustands auf Grundlage von Prozessdaten:

Name	Ausprägung		Bedeutung
Scheibe	Scharf	Stumpf	Zielvariable
Riemspannung	Gut	Schlecht	Zielvariable



Weiter wurde ein Triggersignal benutzt, um während der Messung den Bearbeitungsprozess vom Anfahren und Rückfahren zu trennen.

- Für die weitere Analyse wurden nur Signale mit Trigger 2 (Hauptprozess) genutzt.
- Die Analyse wird einmal nur für Werkstück A (1. Messtag) durchgeführt und einmal für Werkstück A und B (1. und 2. Messtag). Da in der Anwendung maschinenspezifische Aussagen erwartet werden und nicht maschinen-werkstück-spezifische Aussagen, entspricht das zweite Szenario eher der Realität. Die Kontrollvariablen Scheibengröße und Vorschub wurden ignoriert.

Vorgehensweise der Analyse

MERKMALE

Im Rahmen der ersten Analyse werden formbeschreibende, statistische Kennwerte für das Rohsignals berechnet. Dies stellt für eine weitere Optimierung die Baseline der erreichbaren Klassifikationsgenauigkeit dar. Diese Merkmale stellen eine erste Auswahl dar.

Merkmale	Berechnung
Arithmetisches Mittel	$\bar{x} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i$
Standardabweichung	$s = \sqrt{\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2}$
Wölbung	$w = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left(\frac{x_i - \bar{x}}{s} \right)^4$
Schiefte	$v = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left(\frac{x_i - \bar{x}}{s} \right)^3$
Effektivwert	$RMS = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i^2}$

Vorgehensweise der Analyse MERKMALE

Für die Klassifikation wurden drei Merkmalsgruppen definiert, welche möglichen Input für einen Klassifikator darstellen:

Merkmalsgruppe	Beschreibung
Zeitbereich	5 Merkmale im Zeitbereich (des Rohsignals)
Frequenzbereich	5 Merkmale im Frequenzbereich (nach Fourier Transformation des Rohsignals)
Kombination	Insgesamt 10 Merkmale, je 5 aus Zeitbereich und Frequenzbereich

Vorgehensweise der Analyse TRAINING und EVALUATION

Klassifikationsalgorithmen arbeiten auf Basis von Trainingsdaten, durch welche die Parameter des Algorithmus determiniert werden. Um die Klassifikation zu evaluieren, d.h. die Genauigkeit eines Algorithmus zu berechnen, werden Testdaten benutzt.

Daher werden die Daten jeweils in Trainingsdaten (70%) und Testdaten (30%) eingeteilt, wobei die Selektion zufällig durchgeführt wird. Um die Vergleichbarkeit der Algorithmen zu gewährleisten wird die Trennung in Trainings- und Testdaten einmalig durchgeführt und die Evaluation der Algorithmen jeweils mit den selben Test- und Trainingsdaten zu vollziehen.

Die optimale Ausnutzung der Trainingsdaten wird durch Kreuzvalidierung (Crossvalidation) gewährleistet.

Vorgehensweise der Analyse ALGORITHMEN

Auf Grundlage vorheriger Erfahrung werden zunächst vier Algorithmen ausgewählt. Die Implementierung wurde in Python durchgeführt.

- 1) **NNK – Nächster Nachbar Klassifikation**
- 2) **SVM – Support Vector Machine** (Unterteilung nach Variante: gaussian / linear)
- 3) **RF – Random Forest**
- 4) **NB – Naive Bayes**

Vorgehensweise der Analyse

ZIELE

Teilziel 1: Bewertung aller Sensoren bezüglich der Fähigkeit Zustände zu klassifizieren

Ansatz: Je Sensor werden mehrere Klassifikationsalgorithmen erprobt und ausgewertet. Dies ermöglicht eine Abschätzung der erreichbaren Genauigkeit und einen Vergleich der Sensoren.

Erwartung: Identifikation der bestgeeigneten Sensoren und Positionen

Teilziel 2: Bewertung der Merkmale bezüglich der Fähigkeit Zustände zu klassifizieren

Ansatz: Die Klassifikation erfolgt je Sensor einmal nur mit Merkmalen im Zeitbereich, nur mit Merkmalen im Frequenzbereich und schließlich kombiniert mit Merkmalen aus sowohl Zeit- und Frequenzbereich.

Erwartung: Identifikation der bestgeeigneten Merkmale je Sensor und Zielvariable

Vorgehensweise der Analyse SZENARIEN

Die Analyse ist entsprechend der Teilziele aufgebaut:

Für jedes Datenset (Werkstück A, Werkstück A und B):

Für jede Zielvariable (Riemenspannung, Scheibe):

Für jeden Sensor (MARS: [J2, J3, J4, J5]):

Für jede Merkmalsgruppe (Zeitbereich, Frequenzbereich, Kombination):

Für jeden Algorithmus (NNK, SVM(linear), SVM(gaussian), RF, Naive Bayes):

wird der Algorithmus trainiert und die Genauigkeit der Klassifikation für die
Testdaten berechnet

Insgesamt werden also $2 \cdot 2 \cdot 4 \cdot 3 \cdot 5 = 240$ Analysen durchgeführt, welche im Anschluss verglichen
in hinsichtlich der Teilziele ausgewertet werden.

Evaluation der Klassifikation

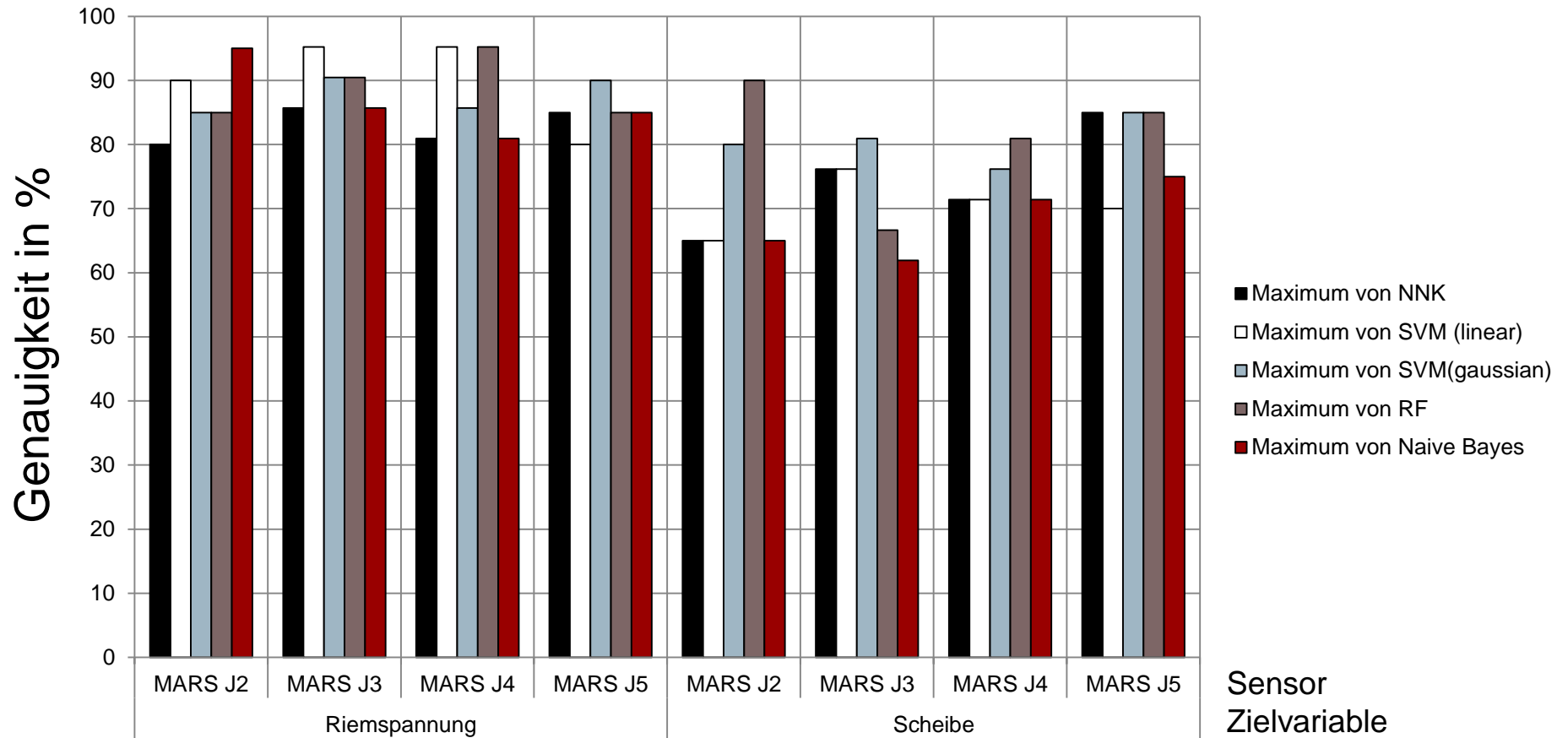
Gesamtergebnis der Klassifikation für Werkstück A

Für das erste Datenset (nur Werkstück A – nur erster Messtag) sind die höchsten erreichten Genauigkeiten je Zielvariable und je Sensor dargestellt. Die detaillierten Ergebnisse je Sensor sind auf den folgenden Folien zu finden.

Zielvariable	Sensor	Beste Merkmale	Beste Methode	Beste Genauigkeit
Riemenspannung (schlecht, gut)	J2	Zeitbereich	Naive Bayes	95%
	J3	Kombination	SVM (linear)	95,24%
	J4	Frequenzbereich	Random Forest	95,24%
	J5	Frequenzbereich	SVM (gaussian)	90%
Scheibe (scharf, stumpf)	J2	Frequenzbereich	Random Forest	90%
	J3	Frequenzbereich	SVM(gaussian)	80,95%
	J4	Kombination	Random Forest	80,95%
	J5	Zeitbereich	SVM(gaussian)	85%

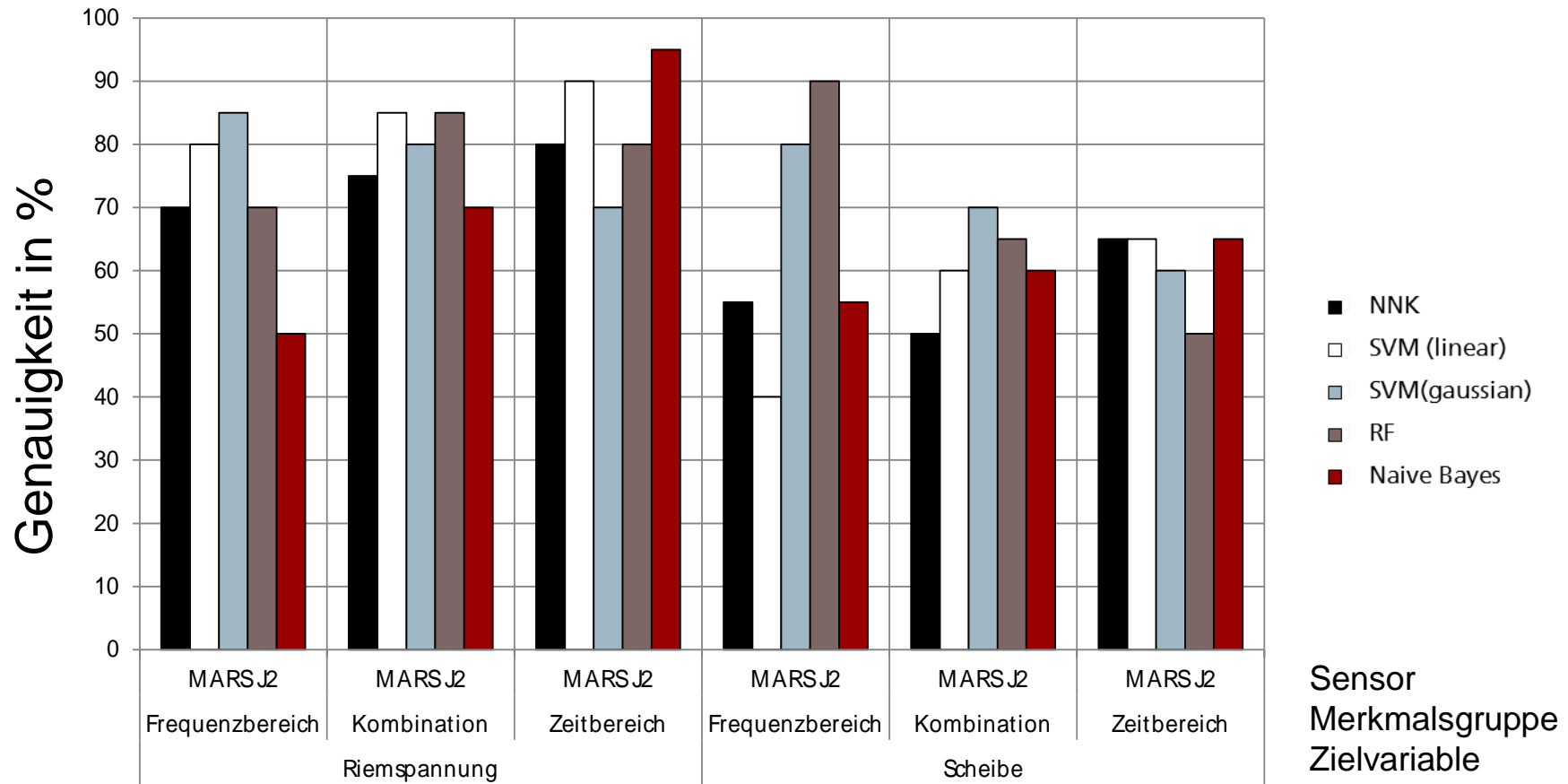
Evaluation der Klassifikation

Gesamtergebnis der Klassifikation für Werkstück A



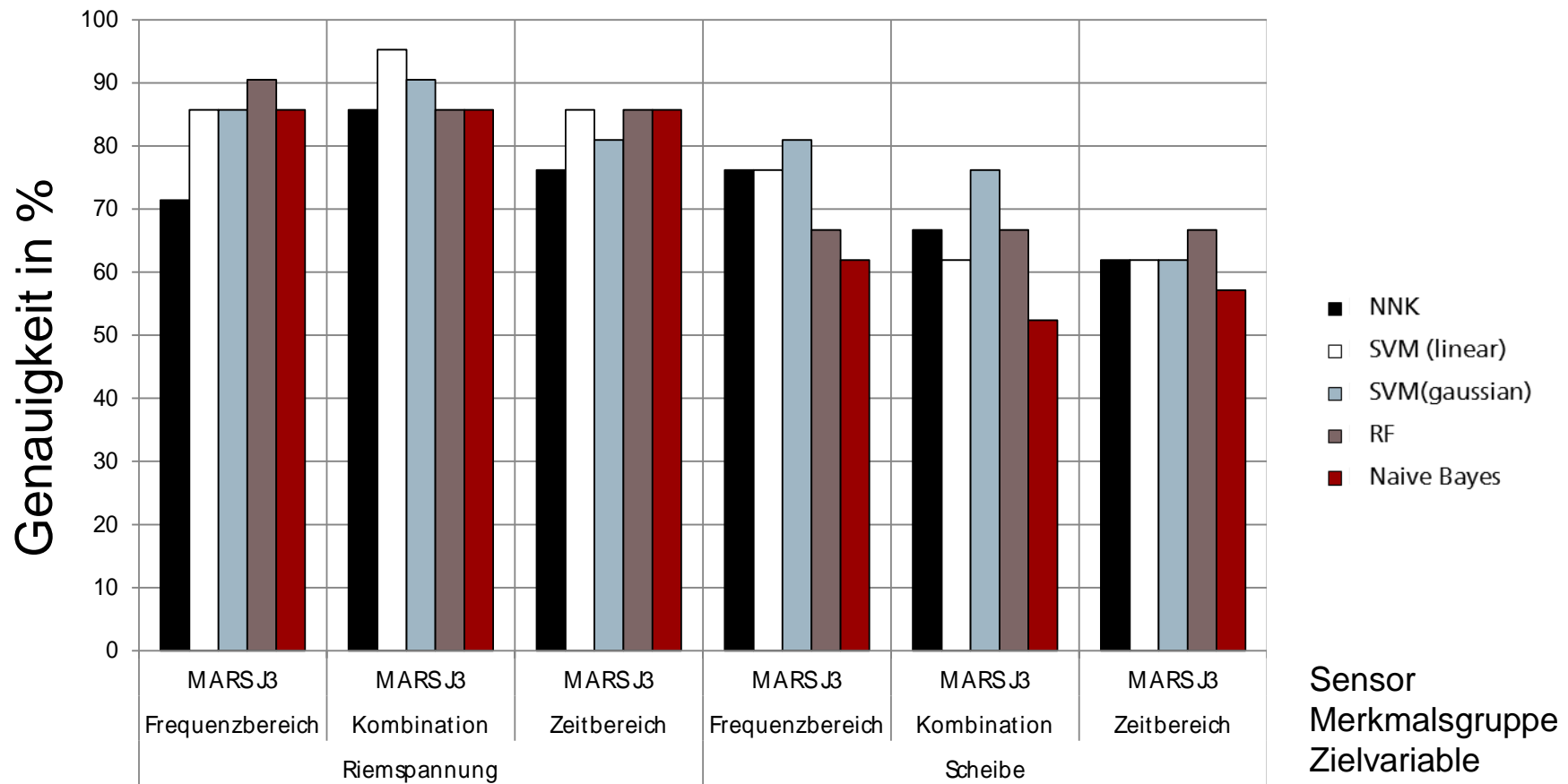
Evaluation der Klassifikation

Klassifikation mit Sensor MARS J2 für Werkstück A



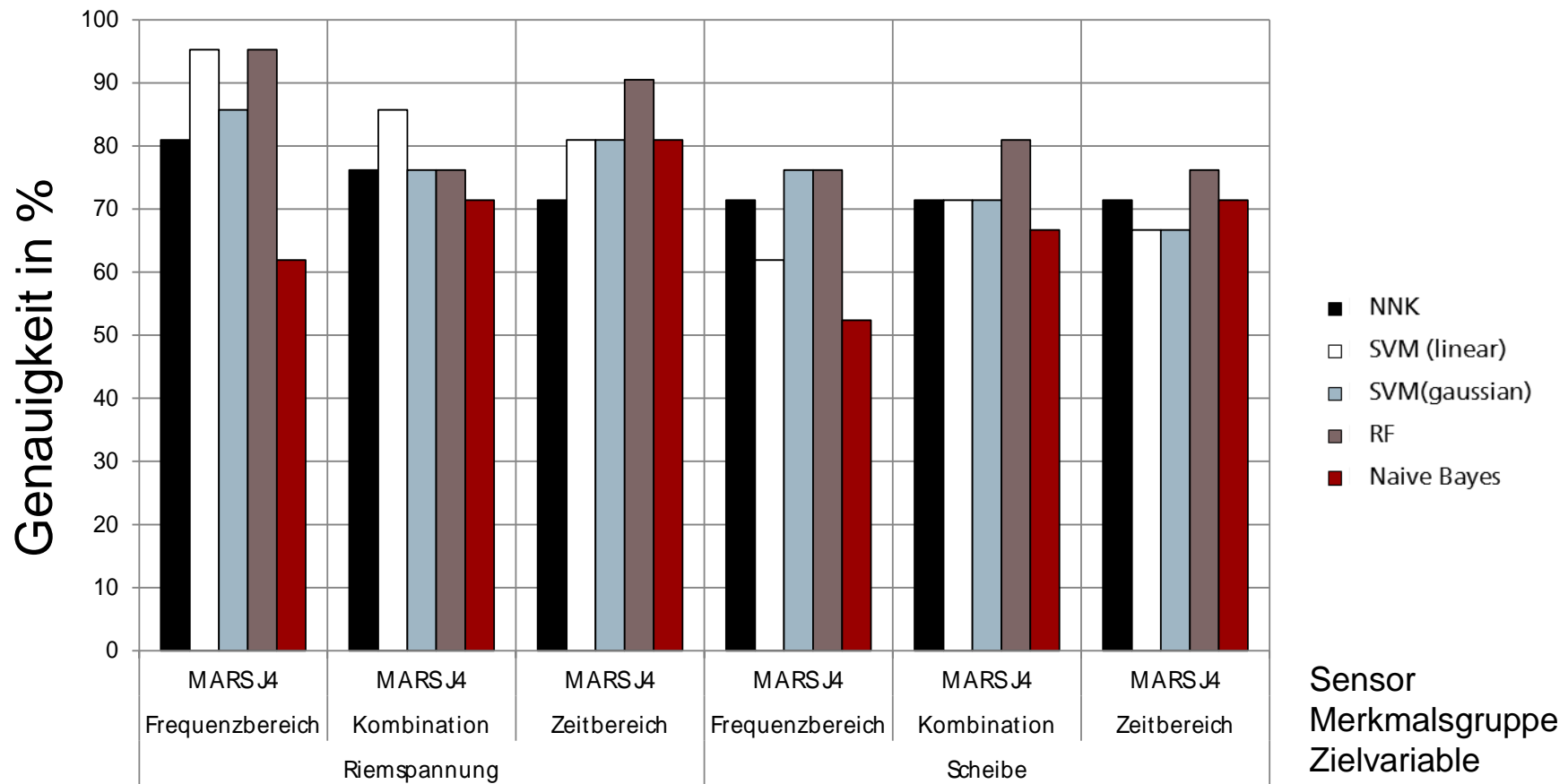
Evaluation der Klassifikation

Klassifikation mit Sensor MARS J3 für Werkstück A



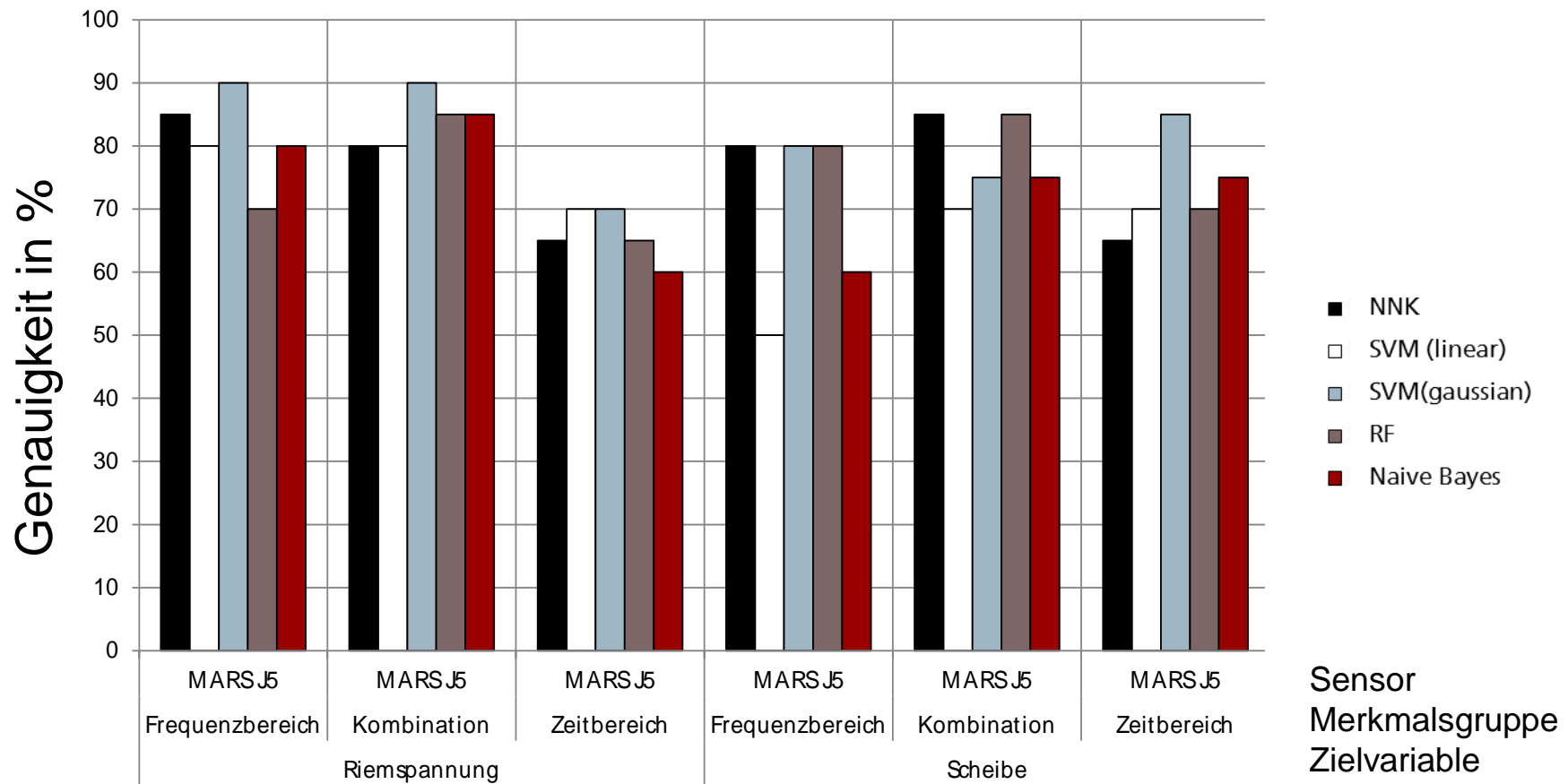
Evaluation der Klassifikation

Klassifikation mit Sensor MARS J4 für Werkstück A



Evaluation der Klassifikation

Klassifikation mit Sensor MARS J5 für Werkstück A



Evaluation der Klassifikation

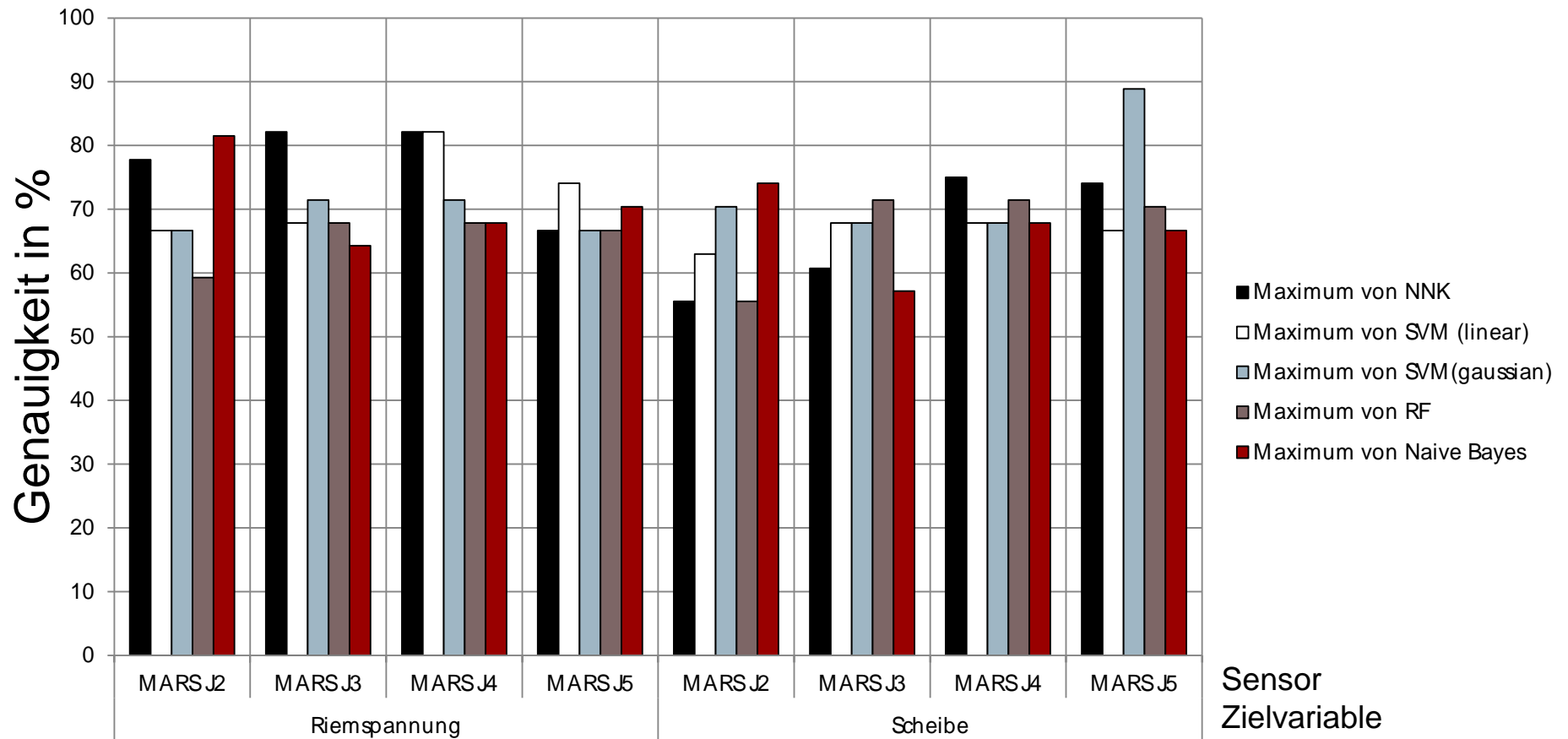
Klassifikation für Werkstück A und B

Für das zweite Datenset (Werkstück A – beide Messtage) sind die höchsten erreichten Genauigkeiten je Zielvariable und je Sensor dargestellt. Die detaillierten Ergebnisse je Sensor sind auf den folgenden Folien zu finden.

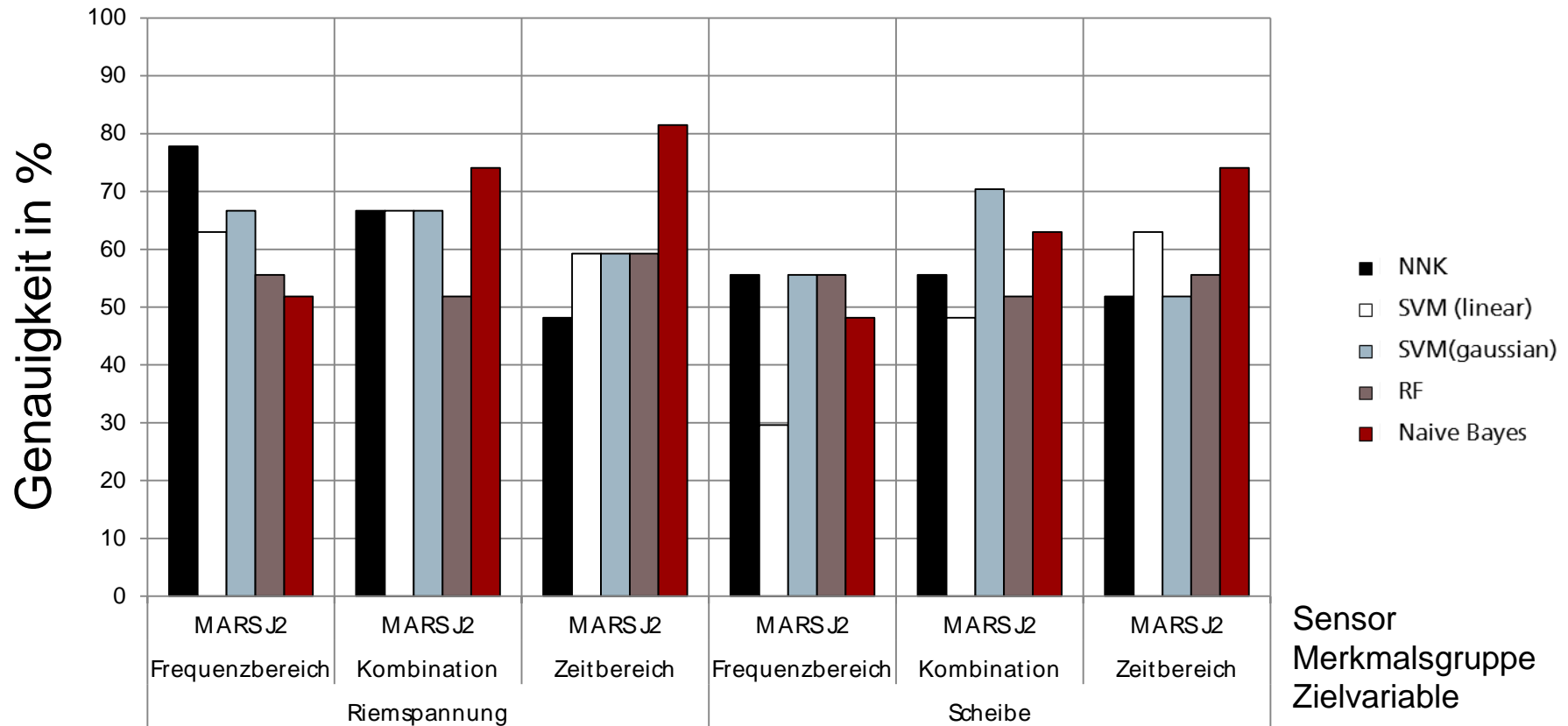
Zielvariable	Sensor	Beste Merkmale	Beste Methode	Beste Genauigkeit
Riemenspannung (gut, schlecht)	J2	Zeitbereich	Naive Bayes	81,48%
	J3	Kombination	NNK	82,14%
	J4	Frequenzbereich	SVM (linear)	82,14%
	J5	Frequenzbereich	SVM (linear)	74,07%
Scheibe (scharf, stumpf)	J2	Zeitbereich	Naive Bayes	74,07%
	J3	Frequenzbereich	Random Forest	71,43%
	J4	Zeitbereich	NNK	75%
	J5	Kombination	SVM (gaussian)	88,89%

Evaluation der Klassifikation

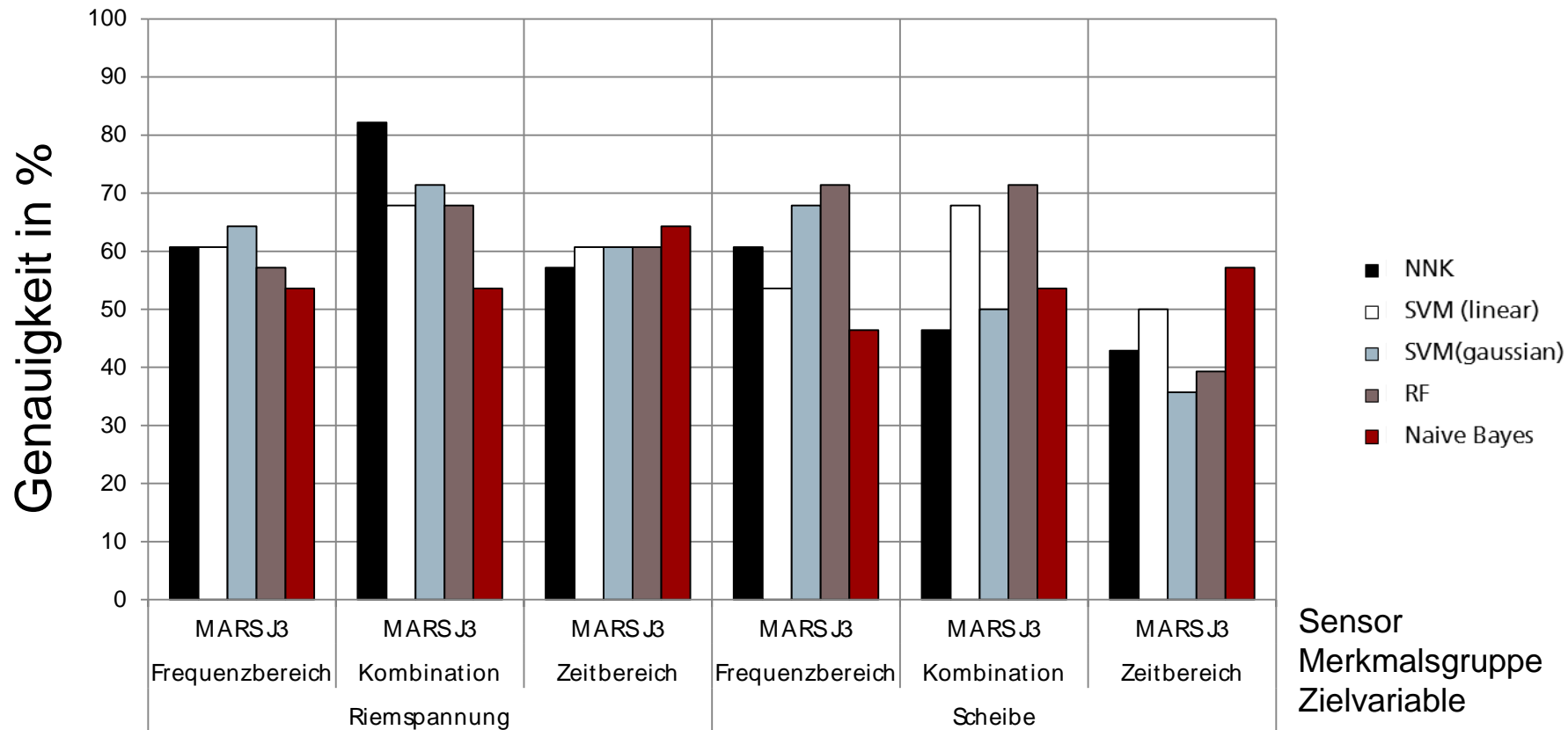
Klassifikation für Werkstück A und B



Evaluation der Klassifikation: Klassifikation mit Sensor MARS J2 für Werkstück A und B

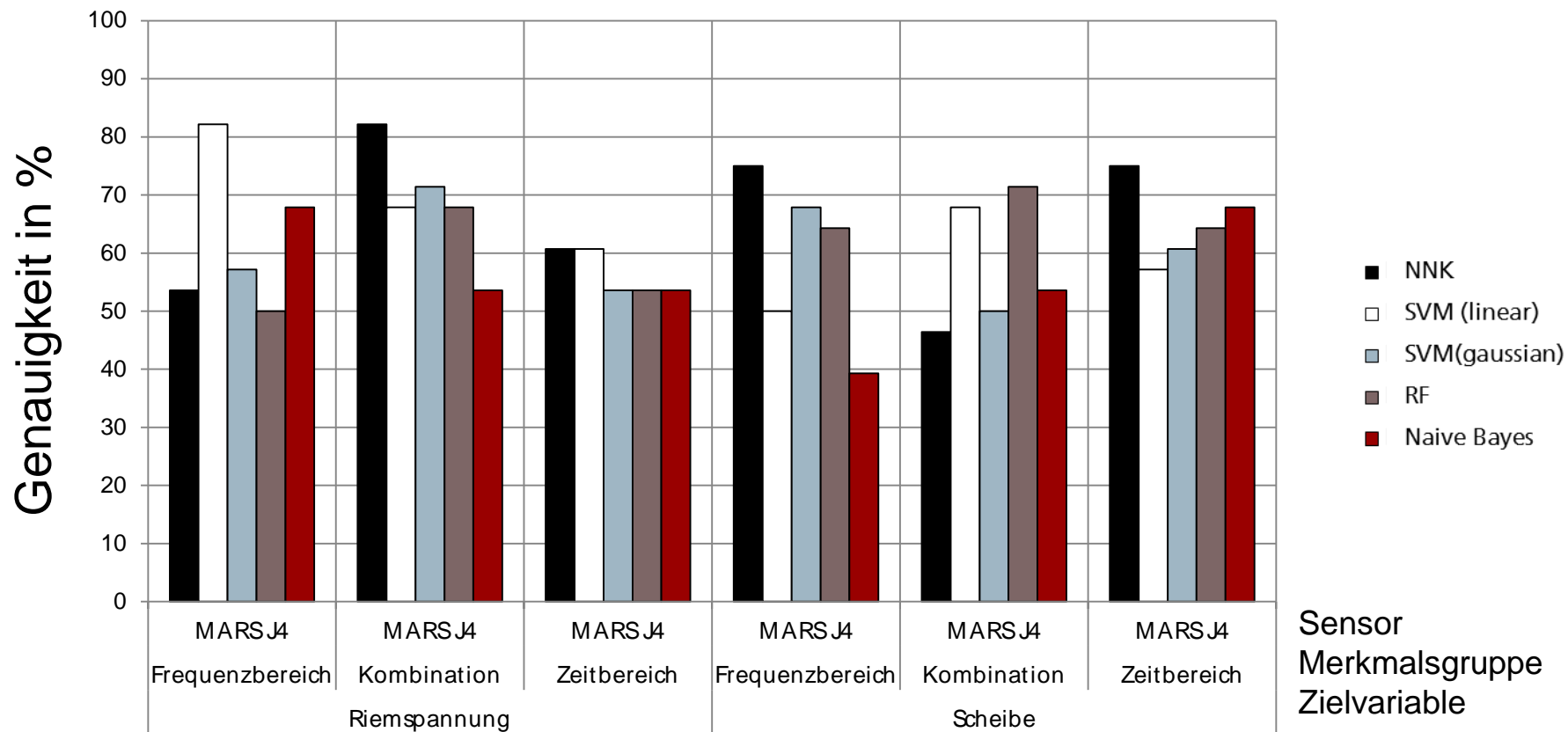


Evaluation der Klassifikation: Klassifikation mit Sensor MARS J3 für Werkstück A und B



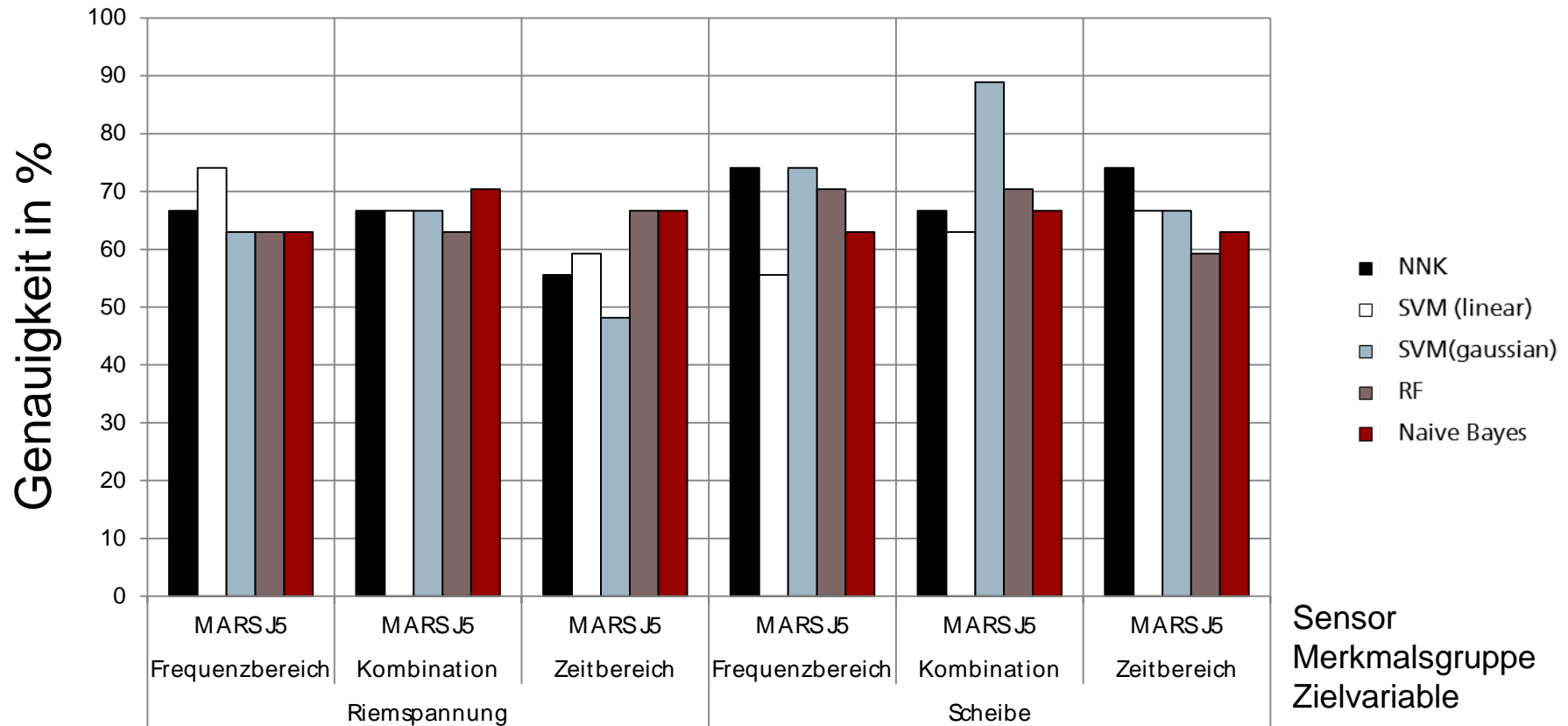
Evaluation der Klassifikation

Klassifikation mit Sensor MARS J4 für Werkstück A und B



Evaluation der Klassifikation

Klassifikation mit Sensor MARS J5 für Werkstück A und B



Zusammenfassung der Ergebnisse

Da die gleichzeitige Analyse der Messdaten beider Messtage (Werkstück A und B) am ehesten der realen Anwendung entspricht, fokussiert sich die Evaluation auf diese Ergebnisse.

Teilziel 1: Bewertung der Sensoren

Zur Klassifikation der Scheibe (scharf, stumpf) eignet sich der MARS Sensor J5 am besten mit einer Genauigkeit von 88% (Folie 17) und ist damit deutlich besser als die anderen MARS Sensoren (maximale Genauigkeit von 75%).

Zur Klassifikation der Riemenspannung eignen sich die Sensoren MARS J2 (81%), J3 (82%) und J4 (82%) gleichermaßen, lediglich der Sensor J5 eignet sich relativ schlecht (74%).

Zusammenfassung der Ergebnisse

Da die gleichzeitige Analyse der Messdaten beider Messtage (Werkstück A und B) am ehesten der realen Anwendung entspricht, fokussiert sich die Evaluation auf diese Ergebnisse.

Teilziel 2: Bewertung der Merkmale

Es ist nicht möglich, die Merkmale unabhängig vom Sensor, Zielvariable und Klassifikationsalgorithmus zu evaluieren. Es gibt keine Merkmalsgruppe (Zeitbereich, Frequenzbereich, Kombination), die durchweg zu besseren Ergebnissen führt als eine andere.

Hier gilt es besonders, weitere Merkmale zu berechnen, mit denen eine bessere Klassifikation möglich ist.

Zusammenfassung der Ergebnisse

Es ist festzuhalten, dass die geringe Menge an vorliegenden Daten eine gleichermaßen geringe Aussagekraft hat.

Keiner der MARS Sensoren ist durchweg besser als die anderen, eine Einschränkung der weiteren Analyse auf die Sensoren

- MARS J5 (aufgrund der guten Ergebnisse hinsichtlich der Zielvariable Scheibe) und
- MARS J3 (aufgrund der guten Ergebnisse hinsichtlich der Riemenspannung sowohl für Werkstück A als auch A und B) erscheint jedoch sinnvoll.

Das wichtigste Ergebnis der Analyse ist jedoch die Abnahme der Genauigkeit bei Berücksichtigung verschiedener Werkstücke. Es ist zu erwarten, dass in der realen Anwendung eine Vielzahl von Werkstücken an einer Maschine bearbeitet werden. **Weitere Messungen gilt es also vor allem mit verschiedenen Werkstücken durchzuführen und bei deren Variation möglichst nahe an der Realität zu sein.** Denn nur so lassen sich maschinenspezifische Abweichungen der Prozesse aufgrund des Maschinenzustands feststellen und erfolgreich klassifizieren.

Nächste Schritte

- 1) Entwicklung intelligenter Algorithmen zur automatisierten Merkmalsauswahl
- 2) Entwicklung und Evaluation der Vorverarbeitung der Daten und der Auswirkung auf die Klassifikationsgenauigkeit
- 3) Aktuelle Arbeit: Analyse der SBSS Sensoren und des Industriebeschleunigungssensors

Offene Fragen

1) Einfluss der Kontrollvariablen:

- a. Ist die Klassifikation besser möglich, wenn nur unter der Vorschubgeschwindigkeit 100% oder 50% durchgeführt?
- b. Ist die Klassifikation besser möglich, wenn nach Scheibengröße getrennt trainiert und klassifiziert wird?

Achtung: Ein starkes Teilen der Datensätze in Subgruppen (nach Kontrollvariablen) wird zwangsläufig dazu führen, dass eine Gruppe zu besten Ergebnissen führt. Da jedoch die Sample Größen je Gruppe relativ klein sind, ist die **Aussagekraft der Analyse beschränkt**.

- 2) Wie kann – ohne Verwendung eines Triggers – der Hauptprozess (Trigger 2) von den beiden Teilprozessen (Trigger 1, Trigger 3) unterschieden werden? Dafür gilt es, die Prozesse jeweils wieder in eine Datei zusammenzufügen und automatisiert zu trennen.

Offene Fragen

- 3) Führt die Betrachtung von Sensorgruppen gleichzeitig zu einem besseren Ergebnis? (z. B. Sensor J3 und J5)
- 4) Welche weiteren Merkmale können kostengünstig (im Hinblick auf Speicherbedarf und Berechnungsdauer) genutzt werden?
- 5) Kann eine Variation der Sensorposition zu einer Verbesserung führen?
- 6) Welche Methoden der Vorverarbeitung und Filterung können das Ergebnis weiter verbessern? (Systematische Auswertung des Bandpassfilters)