Das Data-Leakage-Problem für die prädiktive Instandhaltung

Martin Patrick Pauli, Martin Golz
Hochschule Schmalkalden, Fakultät Informatik, Blechhammer 4, 98573 Schmalkalden

Einleitung

- Reinstwasser-Aufbereitungsanlage der Mikroelektronik-Industrie
- Ziel der Anlage:
  - Ultrareines Wasser mithilfe Umkehrosmose-Filteranlage

Problem

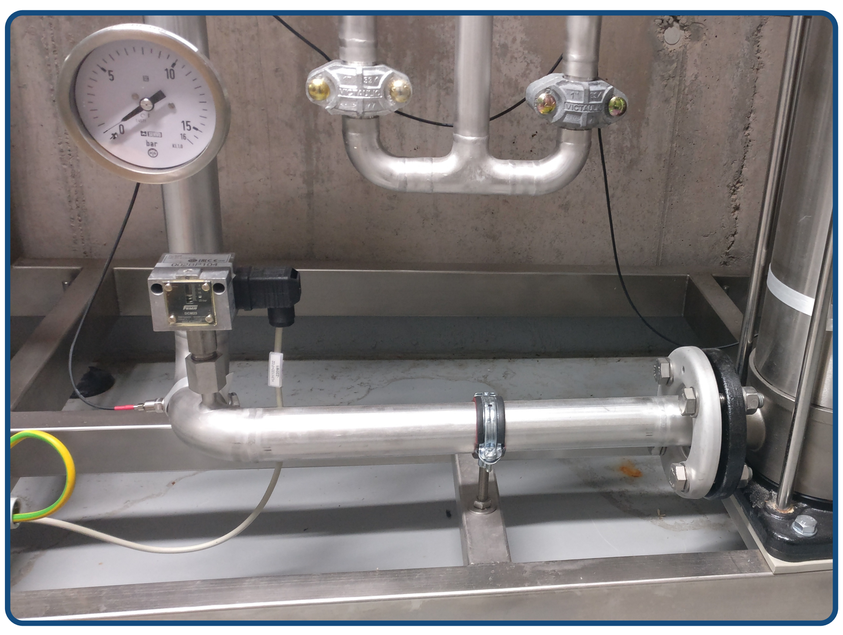
- Unvorhersehbare Zustandsverschlechterung von Filtereinsätzen innerhalb weniger Stunden
- Filterausfall wird nicht immer rechtzeitig erkannt; Produktionsausfall droht

Ziel

- Nicht-invasive Zustandsüberwachung von Filtern
- Frühzeitige Erkennung degenerierter Filter
- Planung des Filterwechsels

Aufbau

- Reinstwasser-Aufbereitungsanlage:
  - Mehrere Filterstufen
- Hauptaggregat:
  - Umkehrosmose-Filter
- Körperschall breitet sich mit geringer Dämpfung in Edelstahl-Rohren aus
- Erfassung der Strömungsgeräusche:
  - Zwei vibroakustische Sensoren
- Sensor 1:
  - Gehäuse des Umkehrosmose-Filter
- Sensor 2:
  - Ausgangsrohr der Vorfilter-Stufe



Daten

- Vibroakustische Signale
  - Körperschall-Zeitreihen
  - Abtastrate: 16.000 Hz
- Zeitraum:
  - Vor Filterwechsel : 48-Stunden-Intervall
  - Nach Filterwechsel: 48-Stunden-Intervall
- Klassen:
  - Degenerierter Filterzustand: vor Filterwechsel
  - Intakter Filterzustand: nach Filterwechsel
- Segmentierung:
  - Nicht überlappend
  - Segmentlänge: 60 s
- Datenumfang:
  - 5 Filterwechsel, 2 Klassen
  - 2.880 Segmente pro Erfassungsintervall
  - Summe: 28.800 Segmente

CI-Methode

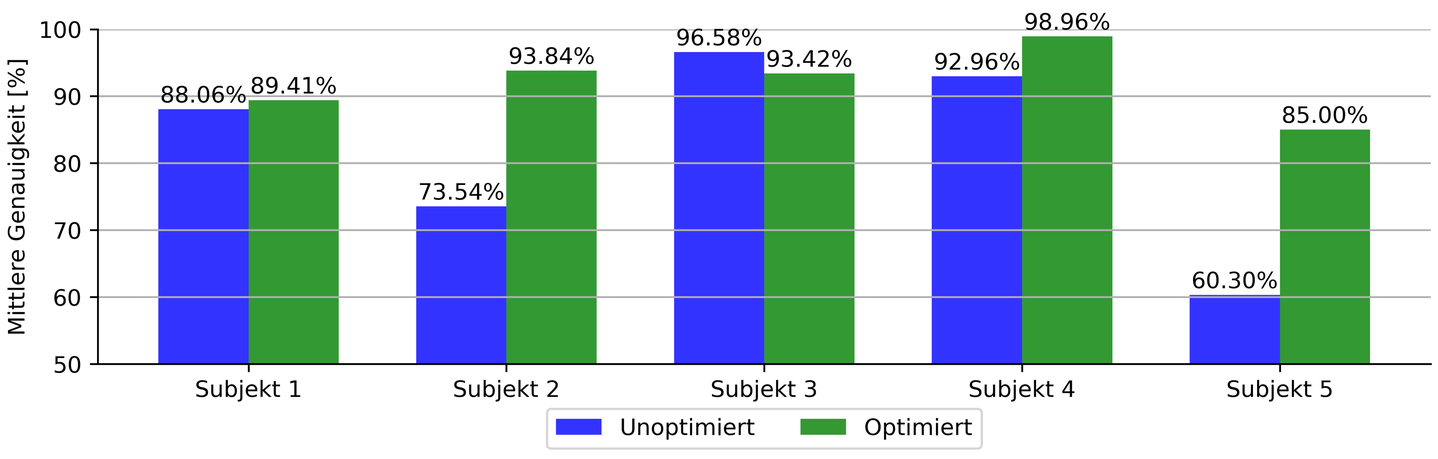
- Gradient Boosting (LightGBM von Microsoft)
- Basis:
  - Ensemble von Entscheidungsbäumen

Kreuzvalidierungsmethoden

- Standard: Repeated random subsampling (RRSS)
  - 80% Trainings-, 20% Validierungsmenge
- Leave-one-subject-out (LOSO)
  - Subjekt: Filterwechsel
  - Je Subjekt:
    - Daten von 2 Filtereinsätzen (vor/nach Wechsel)
  - Strikte Trennung der Subjekte:
    - Einteilung in Trainings- und Validierungsmenge
  - Alle Daten eines Filtereinsatzes:
    - Entweder in Trainings- oder in Validierungsmenge

Ergebnis

- Standard-Kreuzvalidierung (RRSS)
  - 50 Wiederholungen
  - **Klassifikationsgenauigkeit: 99,95 ± 0,01 %**
- Kreuzvalidierung ohne Data-Leakage (LOSO)
  - 5 Subjekte = 5 Filterwechsel
  - Balancierung: Gleicher Mengenumfang pro Subjekt
  - Trainingsmenge: 4 Subjekte (80%)
  - Validierungsmenge: 1 Subjekt (20%)
  - **Klassifikationsgenauigkeit: 85,3 ± 8,7 %**

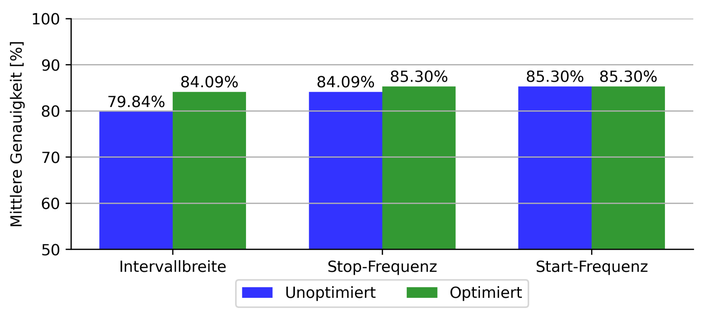


Merkmalsextraktion

- Merkmale:
  - Perzentile der Amplitudenverteilung
  - Momentanfrequenz
  - Entropie-Maße und fraktale Dimensionen
  - Entropie-Maße über DWT-Koeffizientenfolgen
  - Logarithmierte spektrale Leistungsdichten
- Skalierung:
  - Unskaliert
  - Minimum-Maximum-Skalierung
  - Z-Skalierung
  - Quantil-Transformation

Optimierung

- Erste Analysen:
  - LogPSD-Merkmale führen zur maximalen mittleren Genauigkeit
- Weitere Analysen:
  - LogPSD als alleiniges Merkmal
  - Optimierung der Parameter mit RRSS
- Empirische Optimierung:
  - Untere Grenzfrequenz (Start-Frequenz)
  - Obere Grenzfrequenz (Stop-Frequenz)
  - Intervallbreite (Schrittweite)
- Skalierungen: alle wurden untersucht
- Unskalierte LogPSD-Merkmale führen zu maximaler mittlerer Genauigkeit



Diskussion

- Hohe Unterschiede von RRSS im Vergleich mit LOSO weisen auf ein Data-Leakage-Problem hin
- RRSS:
  - Nutzung aller Daten, ohne Beachtung von Subjekten führt zu Data Leakage
  - Klassifikationsgenauigkeiten optimistisch verzerrt
- LOSO:
  - Simuliert Verwendung zukünftiger unbekannter Daten
  - Modell wird unabhängig von einzelnen Subjekten