Optisches Multi-Sensornetzwerk zur Instandhaltung

Umsetzung am Anwendungsfall einer Werkzeugmaschine

Andreas Blum,
Raphael al Diban,
Mathias Rudolph und
Christian Weickhardt, Leipzig

Die messwertbasierte Instandhaltung gewinnt zunehmend an Bedeutung, da sie frühzeitig auf Verschleiß reagieren kann. Für die Zustands-einordnung des Diagnoseobjekts spielt die Art und Anzahl der verwendeten Sensoren eine wichtige Rolle. Zur Aufnahme einer großen Menge an Messdaten wird ein optisches Sensornetzwerk aufgebaut, das die Aufzeichnung verschiedener Messgrößen vereint. Für den Anwendungsfall Schleifmaschine wird die Eignung verbrauchsarmer und kompakter Low-Cost-Sensorik untersucht.*)

Einleitung

Nachdem die geplante Instandhaltung von Maschinen lange den Stand der Technik definierte, entwickelt sich der Trend zunehmend über die zustandsbasierte Instandhaltung bis hin zur Zustandsüberwachung [1]. Inzwischen werden von über 70 Prozent der deutschen Industrieunternehmen sogenannte Industrie-4.0-Anwendungen eingesetzt, bei denen große Datenmengen (Big Data) analysiert werden, um relevante Informationen zu extrahieren [2]. Komplexe Anwendungsfelder wie eine in diesem Beitrag betrachtete Schleifmaschine bergen dabei gewisse Herausforderungen für die Messdatenerfassung, wie z. B. sehr raue Umgebungsbedingungen und nicht stationäre Programmabläufe. Weiterhin sind die Investitionskosten und der Installationsaufwand verwendeter Sensorik möglichst gering zu gestalten. Ziel und Inhalt dieser Untersuchung ist deshalb die Anwendbarkeit leicht nachrüstbarer, kompakter und kosten- und verbrauchsarmer Sensorik zur differenzierten Abbildung von Maschinenzuständen. Des Weiteren soll eine automatisierte Handlungsempfeh-

lung nach erfolgter Zustandseinordnung ausgegeben werden. Im Lösungsansatz wird ein aus Low-Cost-Sensoren und Microcontrollern bestehendes optisches Netzwerk entwickelt, das zur Erzeugung von Big Data dient. Für die Datenanalyse findet die Methode der unscharfen Klassifikation [3, 4] Anwendung, da die zur Parametrierung des Klassifikators zu verwendenden Messergebnisse in einer gewissen Unschärfe vorliegen. Im späteren Einsatz des Sensornetzwerks können zudem neue „unbekannte“, aber ähnliche Zustände auftreten, welche sich durch eine unscharfe Klassifikation dennoch einordnen lassen.

Aufbau und Implementierung des Sensornetzwerks

Diagnose-Objekt

Das vorliegende Testfeld ist eine Präzisions-Schleifmaschine, die für die Bearbeitung eines Werkstücks wenige Sekunden benötigt und entsprechend für hohe Durchsätze geeignet ist. Neben dem eigentlichen Schleifvorgang ist sie in der Lage, das Schleifscheibenprofil nach einer gewissen Anzahl von Schleifzyklen nach-

zuschärfen (abzurichten). Für den automatisierten Ablauf der Schleif- und Abrichtvorgänge verfügt die Maschine über eine Speicherprogrammierbare Steuerung (SPS), die bezüglich des Werkstücks ein präzises Verfahren des Schleifscheibenschlittens in zwei Richtungen ermöglicht (Bild 1).

Netzwerktopologie

Um zeitgleich an mehreren Orten in der Maschine Messdaten aufzunehmen, wird ein Sensornetzwerk, bestehend aus mehreren Netzwerkknoten, aufgebaut. Die in jedem Knoten durch verschiedene Sensorik erfassten Messdaten werden zu einem zentralen Datenserver gesendet. Zum Schutz vor elektromagnetischen Störeinflüssen und aufgrund der hohen Datenrate erfolgt die Übertragung durch eine optische Glasfaser. Da ein Messen in festen Zeitintervallen eher für langfristig stationäre Prozesse geeignet ist und die Maschinenprogramme eher dynamisch ablaufen, wird die optische Übertragung bidirektional ausgeführt. So können die Netzwerkknoten entweder manuell oder durch Anschluss an die Maschinensteuerung getriggert

* Danksagung

Das Wissenschafts- und Forschungsprojekt wird unterstützt, gefördert und finanziert im Rahmen der Förderlinie „Infra-Pro“ der Sächsischen Aufbaubank (SAB) und des Sächsischen Ministeriums für Wissenschaft und Kunst (SMWK).

Bild 1. Prinzipieller Aufbau von Maschine und Sensornetzwerk

werden und beispielsweise ausschließlich während des Schleifens messen. Im betrachteten Fall kommen zwei Sensornetzwerkknoten zum Einsatz, die am Schleifscheibenschlitten und an der Werkstückauflage magnetisch befestigt sind.

Sensornetzwerkknoten

Den zentralen Bestandteil eines Sensornetzwerkknotens bildet ein Arduino Nano-Mikrocontroller, der für das Erfassen, Aufbereiten und Zwischenspeichern der Messdaten zuständig ist. Der Arduino wird über einen Lithium-Polymer-Akku und ein separates Energiemanagement versorgt. Die Übertragung der Messdaten zum Datenserver erfolgt über eine optische Transceiver-Einheit mit ST-Steckverbindung im 650 nm-Wellenlängenbereich. Die Sensorik besteht zum einen aus einem digitalen 3D-Accelerometer mit SPI-Interface und einer Abtastrate von 3200 Hz zur Aufzeichnung von Schwingbeschleunigungen, welche als aussagekräftige Indikatoren in der Maschinendiagnose gelten [5]. Zum anderen stellt der Luftschall eine wichtige instandhaltungsrelevante Messgröße dar [6]. Ein eigens entwickeltes Messmikrofon, bestehend aus einer dauerpolarierten Elektret-Kapsel, Verstärker- und Filterschaltung sowie integriertem Analog-Digital-Umsetzer mit einer Abtastrate von 10 kHz, dient deshalb zur Detektion charakteristischer Schall-Frequenzen. Des Weiteren wird ein optischer IR-Temperatur-Sensor mit I2C-Bus eingesetzt, um u. a. berührungslos die prozessrelevante Werkstücktemperatur zu erfassen.

Datenauswertung

Auf dem Datenserver werden die optisch empfangenen Messdaten abgelegt und weiterverarbeitet. Es werden dabei in einem ersten Aufbereitungsschritt bestimmte Signalkennwerte aus den Rohmessdaten berechnet, welche anschließend als Eingangsgrößen für den Klassifikator agieren. Insbesondere spielen die nach Oktavbändern gefilterten Effektivwerte (Root Mean Square – RMS) der Zeitreihen eine bedeutende Rolle. Bild 2 zeigt die Vorgehensweise der Berechnung exemplarisch für die Schwingbeschleunigung.

Nachdem das rohe Zeitsignal, bestehend aus $N = 73600$ Abtastungen, separat durch jede der dargestellten Filter-Funktionen im Frequenzbereich bearbeitet

Zeitsignal
(roh)

Oktavfilter:

Bild 2. Exemplarische Darstellung eines aufgenommenen Zeitsignals (oben) und die Filterkennlinien der Oktavfilter bis 1000 Hz (unten)

wurde, können nach Gleichung (1) die RMS-Werte der einzelnen Oktavbänder berechnet werden. Somit lässt sich eine Vielzahl von Einzelwerten in einem Kennwert zusammenfassen.

$$a_{RMS} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N a_n^2} \quad (1)$$

Betrachtete Szenarien

Im Rahmen einer messtechnischen Untersuchung wird das Sensornetzwerk dafür eingesetzt, unter definierter Variation des Maschinenzustands mehrere Schleifprozesse zu überwachen. Bei den zu bearbeitenden Werkstückrohlingen handelt es sich stets um Teile gleichen Typs. Jede Messung wird auf den Start und die Länge des Schleifvorgangs (Dauer etwa 40 s) getriggert, sodass sie keine anderen Programmabläufe, wie z. B. Abrichten, abbildet, die das Ergebnis verfälschen könnten. Die betrachteten Szenarien beinhalten zum einen den Normalzustand des Prozesses, welcher sich ohne ein Abrichten der Schleifscheibe jedoch langsam verschlechtert und über das Schleifen vieler Werkstücke hinweg eine leichte Degradation erfährt, die es messtechnisch zu erfassen gilt. Zum anderen werden durch die Maschinensteuerung künstliche Störungen wie eine Unwucht der Schleifscheibe sowie eine Reduzierung der Kühl-Schmierstoff-Zufuhr, des Vorschubs und der Drehzahl eingebracht. Von jedem Szenario wird eine Messreihe mit mehreren Wiederholungen aufgenommen und anschließend die Oktavfil-

terung und die Extraktion der Signalkennwerte aus dem Zeitsignal vorgenommen. Die Einzelkennwerte werden im nächsten Schritt arithmetisch gemittelt, und die Standardabweichung wird berechnet. Diese Vorgehensweise wird für alle ungefilterten und oktavgefilterten Zeitsignale der Beschleunigungsaufnehmer (X-Achse, Y-Achse, Z-Achse) und der Luftschallaufnehmer ausgeführt. Da der IR-Sensor nur mit einer geringen Frequenz von 30 Hz abtastet, werden aus den ungefilterten Temperaturmessdaten einfache Kennwerte berechnet (Peak-to-Peak, RMS).

Im Ergebnis der Messdatenaufbereitung steht eine Vielzahl von Signalkennwerten in Form unterschiedlicher Messgrößen in verschiedenen Frequenzbereichen zur Verfügung, welche zur Einschätzung des Maschinenzustandes verwendet werden können. Um Kennwerte zu ermitteln, welche sich besonders gut zur Identifikation der definierten Szenarien eignen, werden zunächst alle in eine Diagrammdarstellung überführt und auf folgende Thesen hin überprüft:

- steigende Kennwerte (Amplituden) durch Degradation (Abnutzung),
- steigende Kennwerte (Amplituden) durch Erhöhung der Unwucht und
- steigende Kennwerte (Amplituden) durch mangelnde Schmierung.

Durch diese Vorgehensweise ist es gelungen, Kennwerte zu extrahieren, welche einzelne Thesen besonders gut belegen. Bei dem Kennwert 37 handelt es sich um den RMS-Kennwert des 32 Hz Oktavbandes des Accelerometers aus Knoten 1 in Y-Richtung. Wie in Bild 3

Bild 3. RMS-Signalkennwerte der Schwingbeschleunigung (links) und RMS-Signalkennwerte des Luftschalls (rechts)

links zu sehen, lassen sich an diesem Kennwert besonders die Degradation (Verschlechterung) des Normalzustandes sowie die steigende Unwucht gut nachweisen. Zu erkennen ist dies an den von links nach rechts ansteigenden Kennwerten der markierten Balken. Eine Ausnahme bildet lediglich die Messung nach 21 Schleifvorgängen (SV), was auf die erhöhte Standardabweichung aufgrund des relativ geringen Messdatenumfangs zurückzuführen ist.

Bei Kennwert 139 handelt es sich um den RMS-Kennwert des 500 Hz-Oktavbandes von Luftschallsensor 1. Wie in Bild 3 (rechts) zu sehen ist, lassen sich an diesem Kennwert besonders die Zustände mit mangelnder Schmierung gut nachweisen. Zu erkennen ist dies an den stark erhöhten Kennwerten der markierten Balken. Ebenfalls sind eine Degradation

bei den Messungen mit reduzierter Schmierung von Tag 1 auf Tag 2 sowie eine Reduzierung der Schwingungen bei reduziertem Vorschub erkennbar.

In Bild 4 (links) ist ein zweidimensionaler Merkmalsraum zu sehen, der durch die aus dem Accelerometer 1 (Knoten 1) stammenden Kennwerte KW 23 und KW 37 aufgespannt wird. Darin lässt sich über die steigende Anzahl bereits erfolgter Schleifvorgänge eine klare Tendenz (Trajektorie) der Messergebnisse erkennen. Diese spiegelt auch den fortschreitenden Degradationsprozess des Normalzustandes wider. In Bild 4 (rechts) ist ein weiterer 2D-Merkmalsraum dargestellt, der durch den Temperatur-RMS-Kennwert (KW356) von Knoten 2 und den 500 Hz gefilterten Luftschall-RMS-Kennwert (KW139) aufgespannt ist. In diesem Fall ist die durch erhöhte Prozess-

störung bewirkte Trajektorie zu sehen. Aus der dargestellten Lerndaten-Basis lässt sich ein Klassifikator berechnen, der im späteren Einsatz wiedereintretende oder ähnliche Maschinenzustände einordnen kann. Durch die Nutzung unscharfer Verfahren nach [3] kann dabei auch die teilweise vorliegende Unschärfe (Streuung, Schiefe) der Ergebnisse beschrieben werden. Eine höhere Trennschärfe der Klassen kann durch das Hinzufügen weiterer Merkmale (Kennwerte) erreicht werden.

Zusammenfassung und Ausblick

Ein erster Feldeinsatz des Sensornetzwerks hat gezeigt, dass die verwendete Low-Cost-Sensorik hinsichtlich Messbereich, Auflösung und Abtastrate geeignet

Bild 4. Trajektorie der Messergebnisse (2D), Degradation des Normalzustandes (links), Erhöhung der Prozessstörung (rechts)

ist, um im Anwendungsfall einer Schleifmaschine eine ausreichende Basis an Lerndaten zu sammeln. Mithilfe dieser lassen sich Maschinenzustände zumindest bezüglich der betrachteten Szenarien zuverlässig voneinander unterscheiden bzw. einordnen, wobei sich verschiedene Kennwerte zur Identifikation unterschiedlicher Zustände eignen. Da die vorgestellten Untersuchungen nur einen kleinen Teil möglicher Szenarien abdecken, ist zum einen die Lerndaten-Basis durch weitere Testmessungen auszuweiten. Gegenstand möglicher künftiger Untersuchungen ist zudem die Erweiterung des Netzwerks um zusätzliche Sensornetzwerkknoten, um durch die Messung an weiteren Maschinenorten Zusatzinformationen zu erlangen.

■ Literatur

1. Martin, K.F.: A Review by Discussion of Condition Monitoring and Fault Diagnosis in Machine Tools. *International Journal of Machine Tools and Manufacture* 34 (1994) 4, S. 527–551
DOI10.1016/0890-6955(94)90083-3
2. Bonny, M.; Sotnikova, H.; Güzel, S.; Klapp, S.: *Datengetriebene Services Erfolgreich Entwickeln* (White Paper). Katana USU AG, Karlsruhe, 2019
3. Bocklisch, St.: *Prozessanalysen mit unscharfen Verfahren*. Verlag Technik, Berlin 1987
4. Rudolph, M.; Hempel, A.-J.: Unscharfe Klassifikation von Messdaten zur Maschinenüberwachung. *wt Werkstattstechnik online* 103 (2013) 11/12, S. 915–920
5. Sturm, A.; Förster R.: *Maschinen- und Anlagendiagnostik für die zustandsbezogene Instandhaltung*. B.G. Teubner Verlag, Stuttgart 1990, S. 238–239
DOI10.1007/978-3-322-99814-9
6. Probst, C.; Holstein, P.: Schallemission in der Instandhaltung. In: *Berichtsband DGZFP 20. Kolloquium Schallemission – Vortrag KP3*, Garmisch-Partenkirchen, 2015

■ Die Autoren des Beitrags

Andreas Blum, M.Eng, geb. 1988, studierte an der HTWK Leipzig Maschinenbau in der Fachrichtung Mechatronik. Seit 2018 ist er als Wissenschaftlicher Mitarbeiter an der HTWK Leipzig im Bereich der Forschung tätig.

Raphael al Diban, M.Eng, geb. 1991, studierte an der HTWK Leipzig in der Fachrichtung Energie-, Gebäude- und Umwelttechnik. Seit 2018 ist er als Wissenschaftlicher Mitarbeiter an der HTWK Leipzig im Bereich der Forschung tätig.

Prof. Dr.-Ing. Mathias Rudolph, geb. 1968, studierte an der TH Leipzig Elektrotechnik, Fachrichtung Mess-, Steuer- und Regelungstechnik und promovierte 1999 zum Dr.-Ing. Nach Tätigkeiten als Wissenschaftlicher Mitarbeiter am Umweltforschungszentrum Leipzig-Halle GmbH sowie in Lehre und Forschung an der Professur für Systemtheorie der TU Chemnitz war er seit 2006 bei der Siemens AG in Erlangen als Entwicklungsingenieur auf dem Gebiet

der Maschinensimulation tätig. Seit 2013 ist er Inhaber des Lehrstuhls für Industrielle Messtechnik an der HTWK Leipzig.

Prof. Dr. rer. nat. habil. Christian Weickhardt, geb. 1964, studierte Physik an der TU München und promovierte 1993 mit einem Thema zur analytischen Anwendung der Laserspektroskopie. Es folgten Tätigkeiten an den Universitäten Jerusalem und Würzburg sowie an der BTU Cottbus. Seit 2003 lehrt er an der HTWK Leipzig Physik mit den Schwerpunkten Optik, Laser- und Lichttechnik.

■ Summary

Optical Multi Sensor Network for Maintenance – Implementation and Application to a Grinding Machine. Measurement based maintenance is of increasing importance because of its capability to react early to degradation processes. The condition-monitoring of a certain diagnosis object is particularly influenced by the number and variety of used sensors. In order to get a big data basis an optically coupled sensor network combining different measurements is developed. The performance of low cost sensors with low energy consumption and small size is studied regarding their application in a grinding machine.

Bibliography

DOI 10.3139/104.112283

ZWF 115 (2020) 5; page 299–302

© Carl Hanser Verlag GmbH & Co. KG

ISSN 0947–0085