

Ein Ansatz zur dynamischen Klassifikation kontinuierlicher Betriebsprozesse

Erich Neuwirth, Julia Theresa Csar, Karl A. Fröschl
Institut für Scientific Computing, Universität Wien

Zusammenfassung

Kritische Betriebsprozesse, z.B. in der industriellen Fertigung, erfordern eine laufende Überwachung mit dem Ziel der Minimierung von Funktions- und Betriebsausfällen bestimmter Anlagenkomponenten. Unter der Annahme, dass solche kritischen Prozesse kontinuierlich über eine Prüfgröße überwacht werden, die ein charakteristisches Signal über den jeweiligen Prozesszustand liefert, lässt sich aus der statistischen Analyse des Signalstroms auf der Grundlage eines Prozessmodells eine dynamische Zuordnung des beobachteten Prozesses zu definierten Prozesszuständen ermitteln, an die weitere regeltechnische Maßnahmen geknüpft werden können. Der Beitrag beschreibt die Methodik des entwickelten Ansatzes anhand eines einfachen Beispiels und zeigt verschiedene Einsatz- und Erweiterungsmöglichkeiten des Ansatzes auf.

1. Aufgabenstellung

In industriellen Fertigungs- und Betriebsprozessen muss der laufende Anlagenbetrieb sichergestellt und damit bestmögliche Verfügbarkeit durch optimale Wartungsplanung und ein effizientes Instandhaltungsmanagement ermöglicht werden. Dies setzt entsprechende Vorkehrungen für eine möglichst gute Diagnostizierbarkeit von möglichen Fehlern im laufenden Betrieb einer Anlage voraus, wobei hier einerseits zwischen dem Zustand der Anlage allgemeinen und andererseits gezielt ausgewählten, kritischen Komponenten zu unterscheiden ist. Im Folgenden liegt das Augenmerk auf speziellen Anlagenkomponenten, deren Betriebsbedingungen einer durchgehenden Aufsicht bedürfen, für die wiederum eine permanente Erfassung des Betriebszustandes (d.h., ein sog. *condition monitoring*) unerlässlich ist. Die laufende Beobachtung prozesshafter Vorgänge bildet die Grundlage für (im Sinne der Regelungstechnik) steuernde Eingriffe zur Verhinderung unerwünschter Veränderungen wichtiger Prozessgrößen bzw., um den Prozess im Gleichgewicht bzw. Regelbereich zu halten und allenfalls entsprechende Warnsignale abzusetzen oder Vorsorgemaßnahmen einzuleiten. Der Prozessüberwachung kommt also in erster Linie eine *diagnostische* Funktion zu, wobei in der Regel die Prüfgrößen, anhand derer die Diagnose über den Prozesszustand zu einem Zeitpunkt erfolgt, durch *stochastische* Störungen überlagert sind, entweder weil der Prozess selbst eine zufallsbedingte Verteilung der beobachtbaren Parameter mit sich bringt oder die Beobachtung der Parameter gewissen unbeeinflussbaren Störfaktoren ausgesetzt ist.

Vereinfacht gesagt bezieht sich das *condition monitoring* auf die Auswertung eines kontinuierlichen Signalstroms, der über eine Sonde oder einen Messpunkt im System, das den Prozess realisiert, erfasst wird. Ein typischer Signalstrom ist z.B. durch die Messung von Vibrationen in einem mechanischen Getriebe- oder Antriebssystem gegeben, der den jeweiligen Prozesszustand durch Vibrationsfrequenz und -amplitude charakterisiert. Im Folgenden wird davon ausgegangen, dass jeweils immer eine einzelne derartige Signal-

quelle betrachtet wird, auch wenn in vielen praktischen Anwendungsfällen gleichzeitig mehrerer solcher – dann wohl in aller Regel auch untereinander korrelierender – Signalquellen verfügbar sein mögen.

Eine grundlegende Annahme des condition monitoring besteht darin, dass die Signalquelle überhaupt ausreichend Information zur Unterscheidung verschiedener kritischer Betriebszustände des beobachteten Prozesses liefert. Falls diese Bedingung erfüllt ist, besteht die methodische Aufgabe darin, aufgrund der Analyse des Signalstroms festzustellen, in welchem der möglichen bzw. unterschiedenen Betriebszustände sich der Prozess jeweils befindet; von der Erkennung der einzelnen Betriebszustände abhängig können sodann verschiedene Maßnahmen (Warnung, Gegensteuerung, etc.) zustandsabhängig angestoßen werden.

Der entwickelte Ansatz realisiert eine Teilfunktion eines Software-Systems namens „logi.DIAG“ zur Unterstützung der testgetriebenen Fertigungsautomatisation, die in Form eines eigenständigen Funktionsbausteins in dieses System eingebettet sein wird. Der nachfolgend beschriebene Funktionsbaustein liegt als Prototyp-Implementierung vor.

2. Modell der dynamischen Prozessklassifikation

Es wird davon ausgegangen, dass der interessierende Prozess kontinuierlich beobachtet werden kann, dieser also einen kontinuierlichen Signalstrom der Prüfgröße generiert, der in Form einer Schwingung abtastbar ist. Bspw. kann der Signalstrom die Form einer Audiodatei aufweisen, d.h. also, dass die Schall-Amplituden in einer definierten Auflösung in bestimmten Zeitintervallen (Abtastfrequenz) protokolliert werden. Der Signalstrom wird über eine (digitale) Schnittstelle in ein Analysemodul übernommen, das in Realzeit aus diesem eine Diagnose bzw. Zuordnung des Prozessverhaltens zu einem (vorab definierten) Betriebszustand ableitet. Formal gesehen liegt also ein *Klassifikationsproblem* vor, welches eine dynamische Abbildung des Signalstroms auf eine – endliche – Menge definierter Betriebszustände vornimmt.

Zur Veranschaulichung sei auf ein einfaches Anwendungsbeispiel verwiesen: betrachtet wird der *akustische* Signalstrom, der durch Aufzeichnung der Mahlgeräusche einer bestimmten Kaffeemaschine gewonnen wird. Abbildung 1 zeigt einen Ausschnitt der sich ergebenden Frequenzspektren bei unterschiedlichen Mahlgraden dieser Kaffeemaschine. Die gezeigten Mahlgrade entsprechen verschiedenen Betriebszuständen des beobachteten (Mahl-) Prozesses jeweils im „Normalbetrieb“, also bei der tatsächlichen Vermahlung von Kaffeebohnen bei ausreichend gefüllter Vorratskammer.¹ Die Frequenzspektren werden wie üblich durch FFT (Fast Fourier Transformierte) ermittelt, wobei der Signalstrom zunächst einmal in eine Abfolge kurzer Signalintervalle zerlegt wird, aus denen die FFT-Koeffizienten errechnet und in Histogrammen zusammengefasst werden; Abbildung 1 zeigt die 95%-Konfidenzintervalle der resultierenden Frequenzverteilung im Spektrum. Wie das Beispiel verdeutlicht, ergeben unterschiedlich eingestellte Mahlgrade der Kaffeemaschine recht unterschiedliche Spektren. Üblicher Weise führen unterschiedliche Inputkonfigurationen eines Prozesses (wie hier die eingestellten Mahlgrade der Kaf-

¹ Es wird der Einfachheit halber hier unterstellt, dass stets dieselbe Kaffeesorte vermahlen wird, um entsprechende Einflüsse ausschalten.

feemaschine) auch zu unterschiedlichen Signal- bzw. Schwingungsmustern der Prüfgröße, sodass entsprechende (Regel-) Betriebszustände resultieren.²

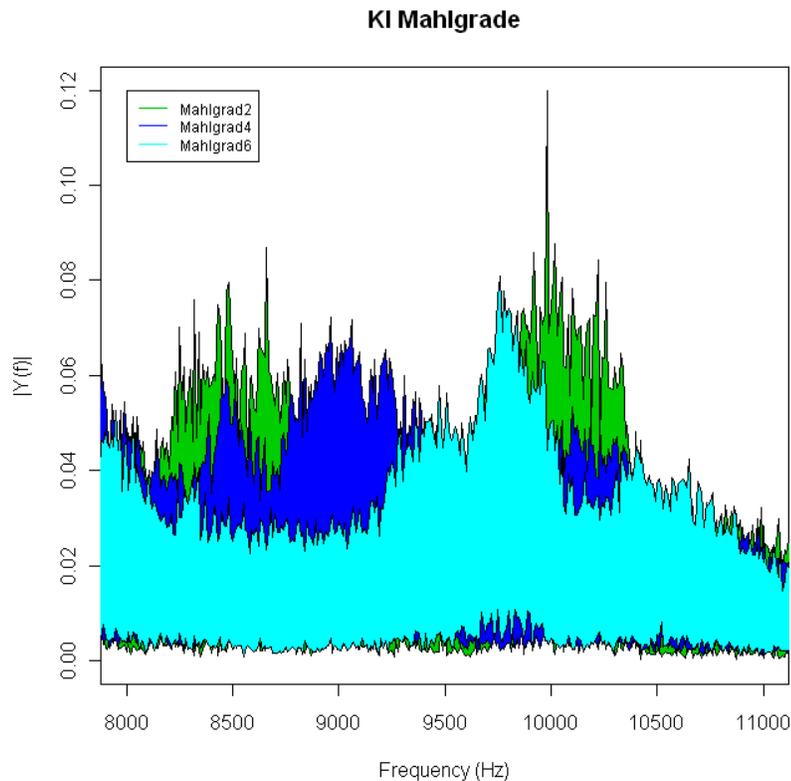


Abbildung 1. Spektren verschiedener „normaler“ Betriebszustände

Für den zu überwachenden Prozess kann nun ein stilisiertes *Prozessmodell* in Form eines Übergangendiagramms relevanter Betriebszustände des Prozesses formuliert werden. Den einzelnen in diesem Prozessmodell unterschiedenen Betriebszuständen (die generell in einer bestimmten Abfolge auftreten; es sind aber auch zyklische Abfolgen von Betriebszuständen grundsätzlich ebenso vorstellbar) kann nun ein jeweils typisches (Teil-) Spektrum des Signalstroms der Prüfgröße als Diagnosebasis festgelegt werden. Diese Zuordnung erfolgt auf empirischer Grundlage, d.h. es werden in der Regel die für die einzelnen Betriebszustände charakteristischen Spektren experimentell ermittelt.

Vereinfacht man die Diskussion auf den Fall eines Prozesses mit lediglich einem einzigen Regelbetriebszustand, so lässt sich, in Fortführung obigen Beispiels, für einen bestimmten Mahlgrad der Kaffeemaschine etwa das in Abbildung 2 dargestellte Übergangendiagramm angeben. Nach einer für die Diagnostik (lt. Annahme) belanglosen Startphase (S_0) geht die Kaffeemaschine in einen Regelbetriebszustand (S_1 ; „Mahlen der Bohnen“) über, auf die für gewöhnlich eine (lt. Annahme) ebenso belanglose Endphase (S_2 ; Abschalten) folgt; es kann aber auch der Fall eintreten, dass während des Mahl-

² Es stellt sich hier naturgemäß die Frage, wie im Fall stufenloser Eingabewerte vorzugehen wäre; der Einfachheit halber wird hier unterstellt, dass immer eine akzeptable Menge an diskreten Regelbetriebszuständen für ein adäquates Prozess-Zustandsmodell hinreicht.

vorgangs der Vorrat an Kaffeebohnen zu Ende geht und daher ein anderer, irregulärer Betriebszustand (S_f ; „Bohnen aus!“) erreicht wird. Genauer erfolgt der Übergang von S_r nach S_f über einen für die Diagnostik relevanten Zwischenzustand S_p , der die bevorstehende Leerung des Vorratsbehälters für die Kaffeebohnen ankündigt – in diesem transienten Betriebszustand ergibt sich die Möglichkeit eines regelungstechnischen Eingriffs (d.h.: Nachfüllen von Kaffeebohnen), um bestenfalls nach kurzer zeitlicher Verzögerung wiederum in den Regelbetriebszustand S_r zurückzukehren.³

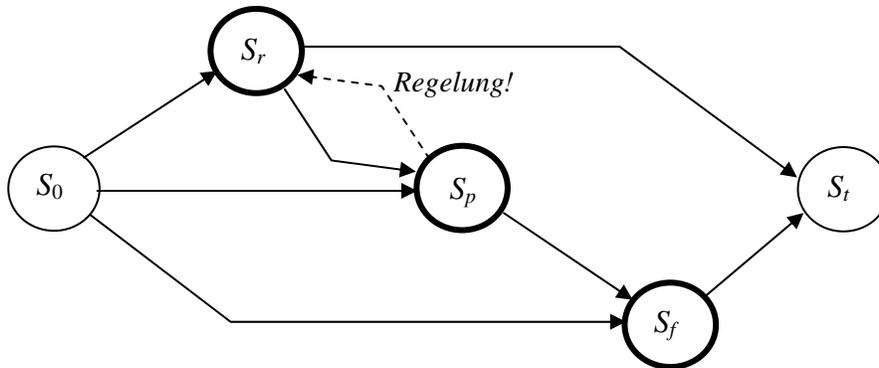


Abbildung 2. Übergangendiagramm der Betriebszustände

Typische Frequenzspektren für die Betriebszustände (bei einem bestimmten Mahlgrad) könnten etwa die in Abbildung 3 (a) und (b) illustrierten Spektren sein; diese Spektren werden aus dem Signalstrom ermittelt, indem bestimmte Abschnitte des Signalstroms den einzelnen Betriebszuständen zugeordnet werden. Wie ersichtlich, ergeben sich in diesem Beispiel offenbar vor allem im niedrigfrequenten Bereich markante Unterschiede, die nun die Ausgangsbasis für eine automatisierte Diagnostik bilden: nach Identifikation der für die einzelnen Betriebszustände „kritischen“ Frequenzbereiche können diese auf einen im Allgemeinen mehrdimensionalen Entscheidungsraum abgebildet werden, indem geeignet definierte Zufallsvariable (d.h.: Transformationen) diese – im laufenden Beispiel *zwei* – kritischen Frequenzbereiche auf die einzelnen Achsen eines solchen Entscheidungsraums projizieren.

Zur Transformation der für die einzelnen Betriebszuständen kritischen Frequenzspektren eignen sich unterschiedliche, vom konkreten Anlassfall abhängig zu wählende Zufallsvariable, wie etwa der arithmetische Mittelwert, RMS (root mean square) oder auch andere auf den Spektren passend definierte Funktionen, sodass der induzierte Entscheidungsraum tatsächlich eine gute Separierung der modellierten Betriebszustände des Prozesses ermöglicht.

³ Generell können natürlich verschiedene und auch multiple (d.h., einander überlagernde) Fehlerzustände auftreten, die zu erheblich komplexeren Übergangendiagrammen führen.

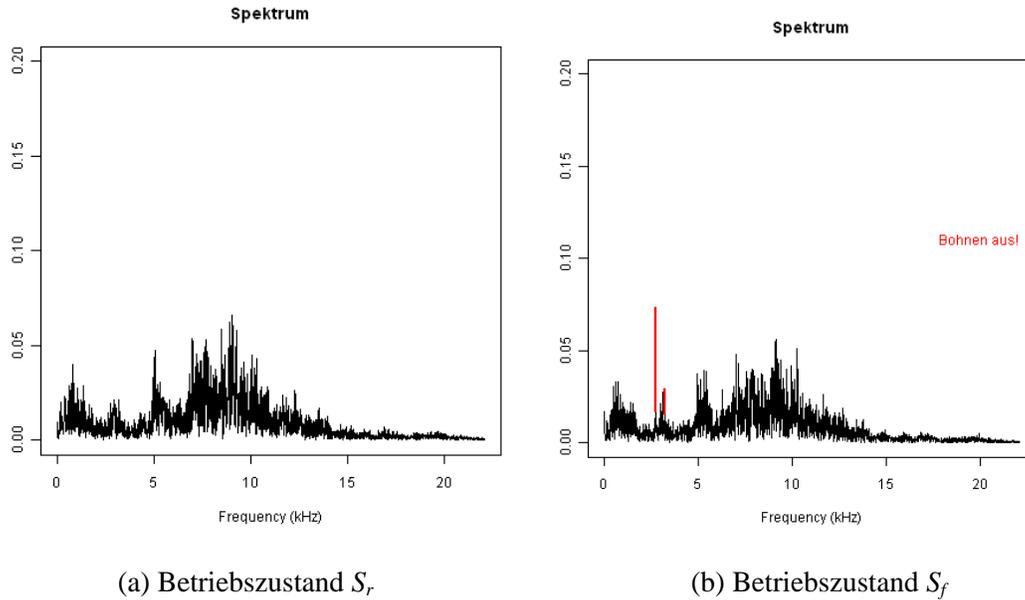


Abbildung 3. Spektren ausgewählter Betriebszustände

Werden, wie im laufenden Beispiel, als Zufallsvariablen jeweils das arithmetische Mittel der quadrierten Werte in den beiden als kritisch ermittelten Frequenzbereichen gewählt und entsprechend in einen zweidimensionalen Entscheidungsraum abgebildet, so ergeben sich die in Abbildung 4 gezeigten 95%-Konfidenzellipsen für die transformierten S_r -Spektren bezogen auf die unterschiedlichen Mahlgrade wie angegeben.

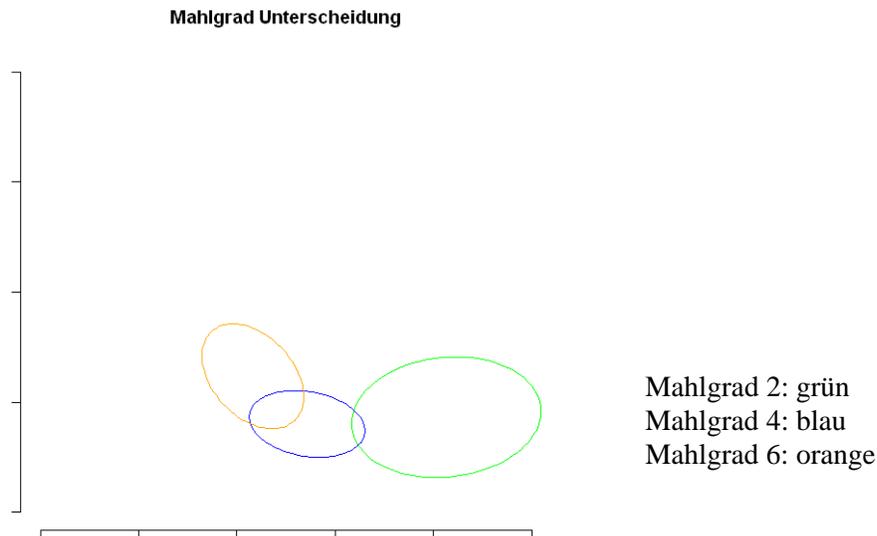


Abbildung 4. Konfidenzbereiche verschiedener Regelbetriebszustände

Mit einer steigenden Zahl an Datenpunkten (so diese aus dem beobachteten Prozess verfügbar sind) schrumpfen die ermittelten Konfidenzbereiche, d.h. die Überlappungs-

bereiche werden in der Tendenz dann kleiner. Um im konkreten Beispiel den eingestellten Mahlgrad der Kaffeemaschine möglichst eindeutig feststellen zu können, müssen die verschiedenen Konfidenzbereiche aus hinreichend großen Datenmengen geschätzt werden, da sonst die Gefahr besteht, dass einzelne (transformierte) Beobachtungen in den Überlappungsbereich zweier oder mehrerer Mahlgrade fallen. In ganz analoger Weise lassen sich die Konfidenzbereiche auch aller anderen interessierenden Betriebszustände ableiten und im Entscheidungsraum darstellen.

3. Diagnose

Im Sinne des condition monitoring werden aus dem Signalstrom, nach dessen Zerlegung in aufeinanderfolgende Intervalle, die Frequenzspektren ermittelt und über die definierten Zufallsvariablen in den Entscheidungsraum projiziert. Im zeitlichen Verlauf der Prozessüberwachung ergibt sich somit eine Punktfolge, die je nach Betriebszustand des beobachteten Prozesses in den verschiedenen Konfidenzbereichen zu liegen kommen (es sei denn, es treten überhaupt unerwartete Betriebszustände auf, die im Modell gar keine Berücksichtigung gefunden haben).

Die sich ergebende Beobachtungsdynamik kann naturgemäß am besten in Form einer *Animationssequenz* dargestellt werden; Abbildung 5 versucht für das Illustrationsbeispiel durch sechs Schnappschüsse eines ausgewählten Prozessverlaufs zu veranschaulichen, wobei die Situation nach 1s, 4s, 10s, 13s, 19.5s und 20.9s Laufzeit des Signalstroms wiedergegeben ist. Wie gut zu erkennen ist, wandern die über die Transformation aus den beobachteten Spektren gewonnenen Datenpunkte im (zweidimensionalen) Entscheidungsraum allmählich nach links, während der Füllungsgrad des Bohnenvorratsbehälters absinkt und der Bohnenvorrat schließlich überhaupt zur Neige geht (nach ca. 13s).

Zu Beginn des Prozesses liegen ebenfalls einige Beobachtungspunkte außerhalb des in den Graphiken eingetragenen Konfidenzbereichs für den Regelbetriebszustand, da die Kaffeemaschine sich hier in der Startphase (S_0 ; Einschaltvorgang) befindet; dieser Zustand (in der Dauer von etwa 0,2s) ist aber als ganz „normal“ im Sinne eines Einschwingvorgangs zu verstehen. Sobald allerdings die Beobachtungspunkte den Konfidenzbereich des Regelbetriebszustands trendmäßig zu verlassen beginnen, ist eine (Warn-) Maßnahme bzw. die Einleitung einer Intervention angezeigt, ansonsten der Prozess – wie im dargestellten Beispiel – schließlich in einen (hier: stabilen) Fehlerzustand übergeht.

Entscheidend für die Effektivität des gesamten Ansatzes zur Prozessüberwachung ist die Definition von Zufallsvariablen so, dass der dadurch induzierte Entscheidungsraum eine statistisch gute Diskrimination der Punktverteilungen für die einzelnen Betriebszustände erlaubt. Abbildung 6 zeigt – für einen Prozess mit eingestelltem Mahlgrad 4 der Kaffeemaschine – exemplarisch die sich ergebenden Punktverteilungen („Punkthaufen“) in den Konfidenzbereichen für die einzelnen Betriebszustände im Durchgang des Mahlprozesses von gefülltem bis leerem Bohnenbehälter; auffallend ist hier insb. die Konzentration der Punkte im Konfidenzbereich für den Fehlerzustand (rote Ellipse) nach 15s Laufzeit: ganz offensichtlich deutet dies darauf hin, dass dem Mahlvorgang keine Bohnen mehr zugeführt werden können, nachdem etliche Punkte zunächst die Konfidenzellipse des Durchgangszustands (orange Ellipse) besiedeln.⁴

⁴ Da dieser Übergang nur von relativ kurzer Dauer ist, fallen vergleichsweise wenige Punkte in den Konfidenzbereich des Durchgangszustands S_p .

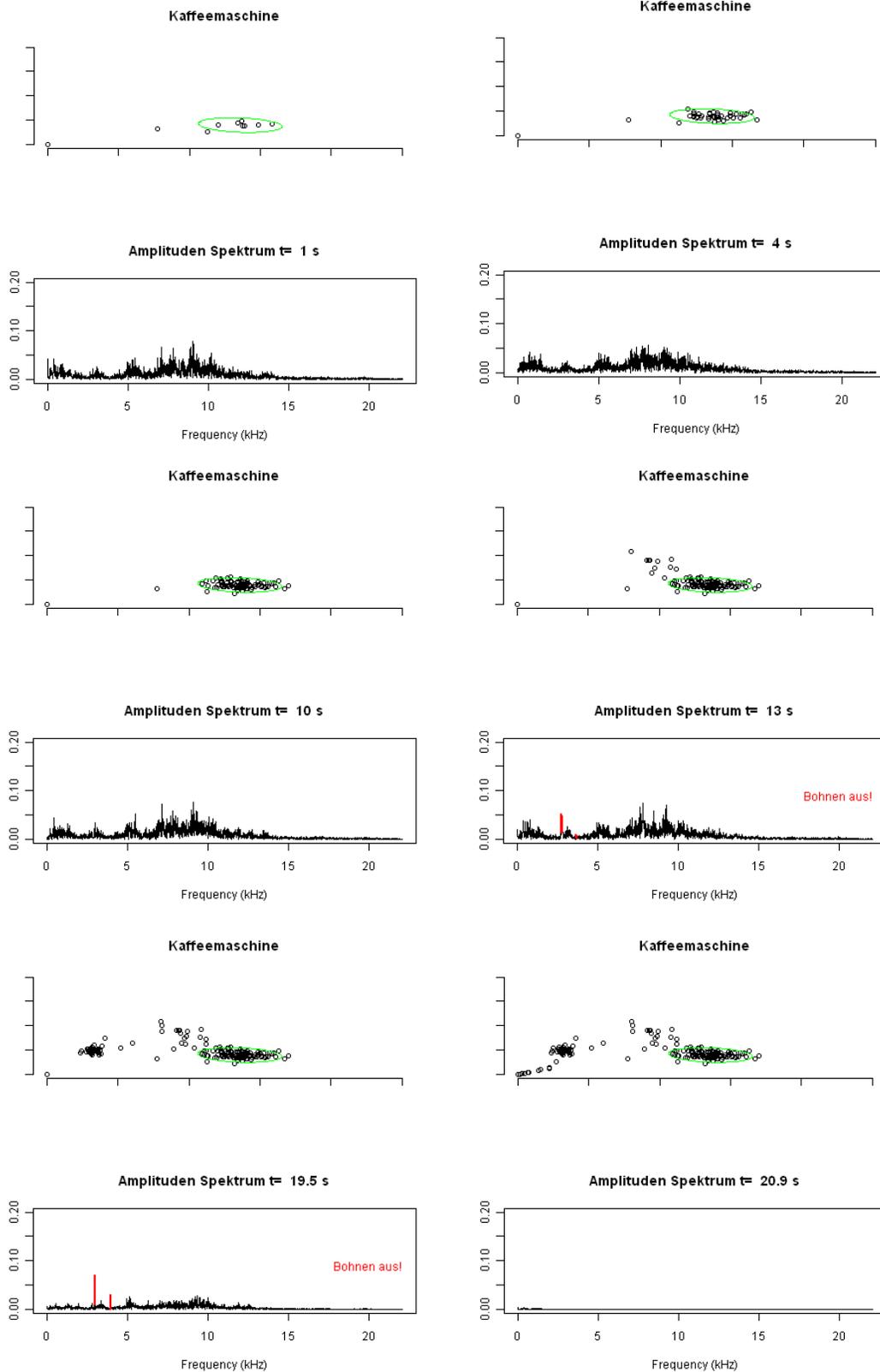


Abbildung 5. Schnappschüsse aus einem Prozessverlauf

Die beiden Graphiken zur Linken in Abbildung 6 verdeutlichen zugleich, dass die generierte Punktfolge für die anderen Mahlgrade keine definitive Schlussfolgerung über die jeweiligen Betriebszustände erlaubt, da hier andere Kalibrierungen der Entscheidungsbereiche – wie durch die entsprechenden Konfidenzbereiche dargestellt – erforderlich sind.

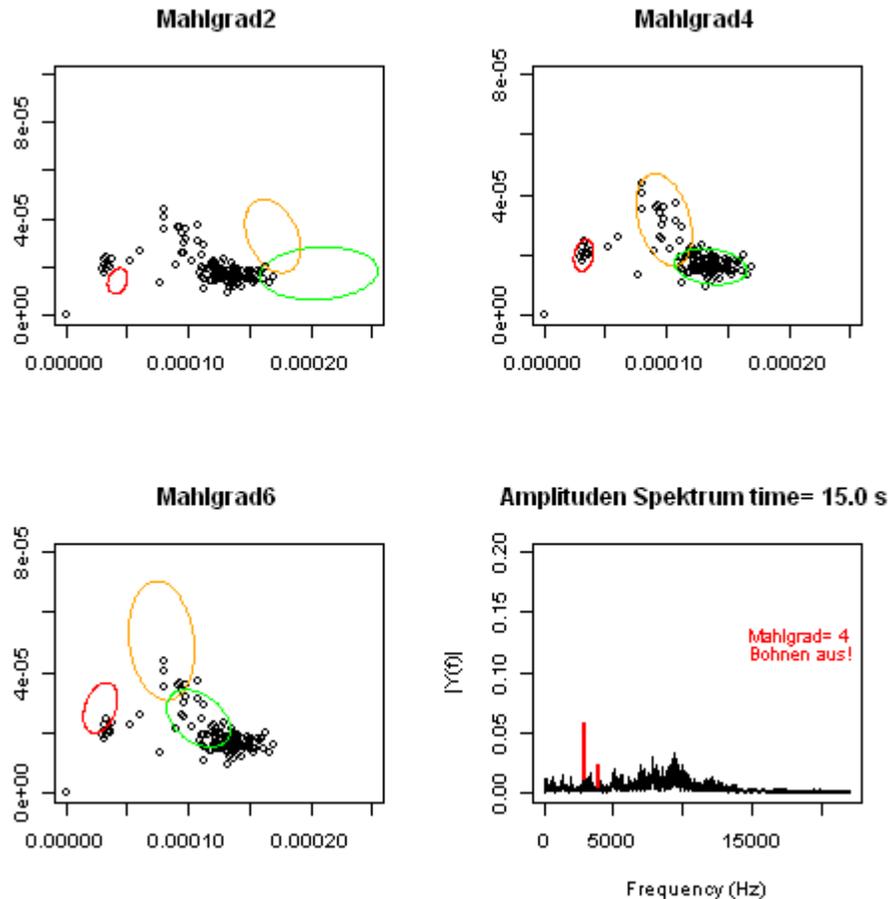


Abbildung 6. Punktverteilung im Durchgang der Betriebszustände bei Mahlgrad 4

4. Zusammenfassung

Die oben beschriebene Funktionslösung ist im Rahmen des geförderten F&E-Projekts „logi.DIAG“ als eigenständige, portable Softwarekomponente implementiert. Über eine Schnittstelle werden nacheinander die einzelnen Intervalle aus dem Signalstrom einer Prüfgröße übernommen, mittels FFT in ein Spektrum umgewandelt und dieses über die definierten Zufallsvariablen in den – im Prinzip beliebig-dimensionalen – Entscheidungsraum projiziert. Die einzelnen Betriebszustände, die sich aufgrund der aus der Prozessbeobachtung resultierenden Punkthaufen über die Zeit erkennen lassen, werden in Realzeit (d.h. innerhalb des Taktzyklus der Verarbeitungslogik) an einer Ausgabeschnittstelle zur Verfügung gestellt, sodass beliebige Aktionen (d.h., insb. Regelungsvorgänge) in Abhängigkeit des jeweiligen Anzeige-Zustands ausgelöst werden können.

Der Ansatz und seine softwaretechnische Umsetzung sind bewusst flexibel gehalten; unbeschadet der Allgemeinheit der Methodik ist eine Anpassung an eine Vielzahl von Anwendungsszenarien möglich. Allerdings erfordert ein Einsatz die Entwicklung eines geeigneten Prozessmodells mit Betriebszuständen, denen charakteristische Signalmuster der verfügbaren Prüfgröße zugeordnet werden können. Im Besonderen erfordert die Gestaltung des Entscheidungsraums zur Reduktion der Dimensionalität der Spektren auf einige wenige Dimensionen, die alle relevanten Betriebszustände gemeinsam ausreichend gut stochastisch separieren, eine Festlegung passender Transformationen, deren Wahl durch den Anwendungsfall bedingt empirisch ermittelt werden muss. Zusätzlich hängt die Art und Zahl der zu unterscheidenden Prozesszustände von den regeltechnischen Gegebenheiten einer Betriebsanlage ab. Zur Kalibrierung des Klassifikationsmodells für die einzelnen Betriebszustände sind schließlich über entsprechende Experimentreihen Trainingsdaten zu erfassen, aus denen die Konfidenzbereiche geschätzt werden können.

Die Punktfolgen beobachteter Prozessverläufe können bei Bedarf auch gespeichert werden, um z.B. auftretenden Trends oder Veränderungen – etwa die Erkennung von Abnützungerscheinungen oder Vergleich der Kennprofile vor und nach dem Einsetzen von Ersatzteilen – in weiterer Folge analysieren zu können.

Im derzeitigen Entwicklungsstand ist der vorgestellte Funktionsbaustein noch nicht mit universellen Ein- und Ausgabeschnittstellen ausgerüstet.

Hinweis

Die in diesem Beitrag beschriebene Forschungs- und Entwicklungsarbeit im Projekt „logi.DIAG – Test-Driven Automation in der Systemumgebung logi.cals“ wurde durch die Projektförderung Nr. 818.115 (Bridge) durch die FFG unterstützt. Projektpartner der Universität Wien sind die TU Wien (Inst. f. Automatisierungs- und Regelungstechnik, Institut für Software Engineering und Interaktive Systeme), Kirchner Soft GmbH (Oberwölbling, NÖ) und Messfeld GmbH (Klagenfurt, Kärnten).
