

Fortschrittliche Softwarepraktiken zur Signalanalyse und -klassifizierung

Echtzeit-Energieüberwachung in der Funkenerosion

E. Uhlmann, M. Polte, S. Yabroudi, K. Thißen, W. Penske

Ein großes Optimierungspotenzial der Funkenerosion liegt in den Energien der einzelnen Entladungen verborgen. Eine vektorielle Bestimmung der Entladedauern und die darauf basierende Energieberechnung sowie Klassifizierung erlauben es, die Entladeenergien, Entladungsarten und -dauern in Echtzeit zu überwachen und zu analysieren. Möglich wird dies durch ein Multiprocessing-Erzeuger-Verbraucher-Schema, welches überdies eine Visualisierung und Auswertung der Messdaten erlaubt.

STICHWÖRTER

Energieeffizienz, Erodieren, Software

Real-time energy monitoring in electrical discharge machining – Advanced software practices for signal analysis and classification

A large optimization potential of electrical discharge machining is hidden in the energies of individual discharges. A vector-based determination of discharge durations and the resulting energy calculation and classification allow for real-time monitoring and analysis of discharge energies, discharge types, and discharge durations. This is made possible by a multiprocessing producer-consumer scheme, which also allows for visualization and evaluation of measurement data.

1 Einleitung

Die Funkenerosion ist ein thermisches Abtragverfahren mit nahezu kräftefreiem Abtrag durch elektrische Funkenentladungen zwischen einer Werkzeug- und einer Werkstückelektrode. Die Bearbeitungsdauer t_{ero} und die Längenabnutzung der Werkzeugelektrode hängen dabei stark von der Entladeenergie E_e ab [1–3].

Eine etablierte Möglichkeit, den Prozess der Funkenerosion im Detail zu bewerten, besteht in der Analyse der Prozesssignale von Spannung U und Strom I . Die Analyse dieser Signale kann durch Klassifizierung Auskunft über die Qualität und Anzahl der abtragwirksamen Entladungen im Vergleich zu entarteten Entladeerscheinungen wie Kurzschlüssen, Lichtbögen oder auch Leerläufen geben. Dies wiederum eröffnet diverse Möglichkeiten der Prozessoptimierung [4–7].

Tristo et al. [8] stellten ein Datenerfassungssystem auf der Grundlage von Hardware und Software zur Online-Überwachung des Energieverbrauchs in der Mikrofunkenerosion vor. Dabei stellten sie fest, dass die für den Werkstoffabtrag zur Verfügung stehende Energie E , die Entladeenergie E_e , weniger als 3% des gesamten Energieverbrauchs der Werkzeugmaschine ausmacht. Der überwiegende Teil des Energieverbrauchs des Systems wird von den Hilfsuntersystemen wie Pumpen, Wärmetauschern und Bewegungsantriebseinheiten bestimmt. Es ist jedoch zu betonen, dass die Entladeenergie E_e , neben der Spülung, den größten Einfluss auf das Prozessergebnis hat und damit ein enormes Wertungspotenzial bietet.

Dieser Beitrag stellt numerische Methoden vor, die für eine Echtzeitüberwachung des funkenerosiven Fertigungsprozesses prädestiniert sind. Dabei werden Entladeenergien E_e , Entladungs-

arten und Entladedauern t_e erfasst. Die präzise Kontrolle dieser Parameter kann für Anwender zahlreiche Vorteile bringen. Die Anwender können die Regelungsparameter so einstellen, dass die Bearbeitung effizienter und dennoch ohne Beeinträchtigung der Bauteilqualität erfolgt. Auch die Standzeitverlängerung wird durch eine Überwachung und Kontrolle der Entladeenergien E_e ermöglicht. Die Qualitätssicherung greift damit bereits während der Herstellung.

Ferner können lokale thermische Verformungen des Werkzeugs ausgeschlossen und durch die kombinierte Optimierung der Bearbeitungsdauer t_{ero} und Standzeitverlängerung signifikante Kosteneinsparungen erzielt werden. Die Kenntnis und Analyse der relativen Verteilung der Entladearten und deren Entladeenergien E_e unterstützen die Reproduzierbarkeit der Bearbeitungsbedingungen und Qualitätskonstanz der Endprodukte.

2 Energiedissipation in der Funkenerosion

Um die Entladungen anhand ihrer Energie E klassifizieren zu können, ist ein Referenzwert nötig. Dazu eignet sich bei Relaxationentladungen, die auf Kondensatorentladungen basieren, die Entladeenergie des Kondensators E_{e1} . Dieser Wert ist theoretisch die maximal mögliche Energie E , welche bei einer Entladung auftreten kann, und durch die Entladekapazität C_e und die Leerlaufspannung \hat{u}_i gegeben. Betrachtet man die Energie E , die bei einer Entladung freigesetzt wird, kann der Plasmakanal als Energiebilanzhülle interpretiert werden. Diese Entladeenergie E_e kann folgendermaßen berechnet werden:

$$E_e = \int_{t_e} u_e(t) \cdot i_e(t) \cdot dt = E_{WZ} + E_{WS} + E_D \quad (1)$$

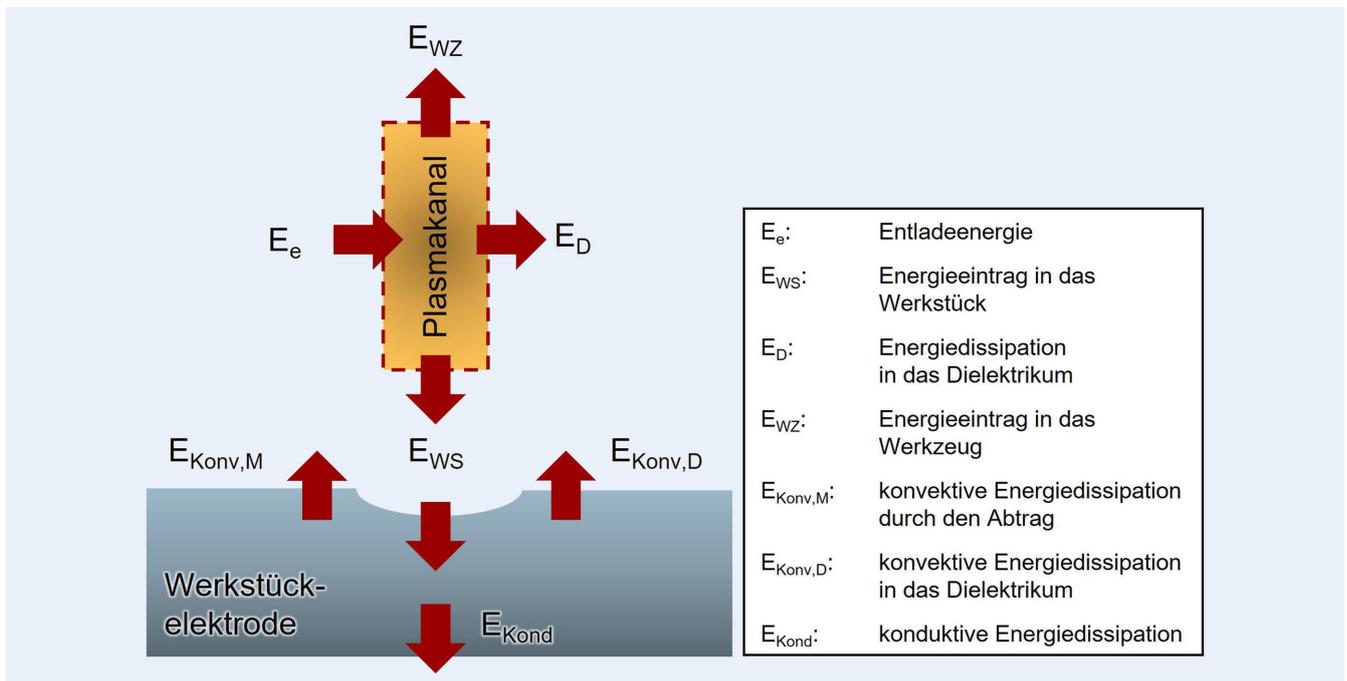


Bild 1. Energieflüsse bei Einzelentladungen nach [9]. Grafik: TU Berlin

mit der Entladespannung u_e , dem Entladestrom i_e und der Entladedauer t_e . Des Weiteren bezeichnen E_{WZ} , E_{WS} und E_D die Energieeinträge in das Werkstück, Werkzeug und Dielektrikum. Nicht zuletzt haben die Energieanteile E_{WZ} und E_{WS} direkten Einfluss auf das Prozessergebnis in Form von Werkstoffabtrag, Verschleiß und resultierenden Oberflächenrauheitskennwerten.

Die prozentualen Anteile der verschiedenen Energiearten werden von zahlreichen Faktoren beeinflusst. Während der Stoßionisation entsteht Bremsstrahlung, durch die Gasblasenoszillation wird Arbeit W erzeugt, und beim Aufprall der Elektronen und Ionen auf die Elektroden entsteht Wärmeenergie Q . Diese und weitere physikalische Phänomene haben einen erheblichen Einfluss auf die Verteilung der Energie E . Eine grobe Einteilung der Energieanteile und -dissipationen ist in **Bild 1** dargestellt [9].

Die prozentuale Verteilung der Energieanteile wurde in vielen Arbeiten bereits genauer untersucht. Durch die unterschiedlichen Anfangs- und Randbedingungen in den Untersuchungen divergieren die Ergebnisse sehr stark, was nicht zuletzt auf den chaotischen Charakter der Funkenerosion zurückzuführen ist. Der prozentuale Anteil des Energieeintrages in das Werkstück E_{WS} kann je nach Anwendungsfall zwischen 1,0% und 65,5% liegen [9]. Auch wenn die Entladeenergie E_e nicht linear proportional zum Abtrag und Verschleiß ist, ist die Analyse der Signalformen von Spannung U und Strom I und letztendlich der Entladeenergie E_e , eine etablierte Methode zur Prozessbewertung und findet in vielen Arbeiten Einsatz [5–11].

3 Laufzeitoptimierte Algorithmik

In den folgenden Abschnitten werden numerische Techniken vorgestellt, die eine Echtzeitüberwachung der Entladeenergien E_e , der Entladungsarten und der Entladungsdauern t_e während des funkenerosiven Fertigungsprozesses, wie beispielhaft in **Bild 2** dargestellt, ermöglichen.

3.1 Vektorielle Klassifizierung

Unter Berücksichtigung von Gleichung (1) wird ersichtlich, dass zur Bestimmung der Entladeenergie E_e zunächst die Integrationsgrenzen ermittelt werden müssen. Im Weiteren sei der Zeitpunkt, an dem eine Entladung beginnt, als Entladedauerstartzeitpunkt $t_{e,start}$ und der Zeitpunkt, an dem die Entladung endet, als Entladedauerendzeitpunkt $t_{e,end}$ bezeichnet. Zur Bestimmung dieser beiden Zeitpunkte wird allein das Stromsignal herangezogen, wie es auch in anderen Studien üblich ist [10].

In einem ersten Schritt wird eine Kopie des Stromsignals so manipuliert, dass eine einfachere Detektion möglich ist. Die aufgezeichneten Stromsignale weisen stets ein Grundrauschen auf, das durch eine obere und untere Stromgrenze gekennzeichnet ist. Der Strom innerhalb dieser Grenzen wird auf $I = 0$ A gesetzt. Anschließend werden die Stromwerte auf ihren absoluten Wert gesetzt, was später in weniger benötigten booleschen Operationen resultiert. Dieser bereinigte Entladestrom i_e wird hier als Ereignisstrom i_{event} bezeichnet. Das Vorgehen ist nochmals Schritt für Schritt in **Bild 3** dargestellt.

Um bei den Stromsignalen besser differenzieren zu können, wann ein Ereignis endet und das nächste beginnt, wird ein Mindestzeitraum benötigt, der zwischen zwei Ereignissen vergehen muss. Bei statischen Impulsgeneratoren wird dieser Zeitraum als Pausendauer t_0 bezeichnet und ist konstant. Da bei Relaxationsgeneratoren die Pausendauer t_0 variabel ist, wird dieser Zeitraum, der mindestens zwischen zwei Entladungen oder Kurzschlüssen vergehen muss, als minimale Pausendauer $t_{0,min}$ definiert. Für jeden Zeitpunkt t_i wird nun das Zeitintervall $[t_i - t_{0,min} : t_i]$ als Vergangenheitszeit t_{past} und analog das Zeitintervall $[t_i : t_i + t_{0,min}]$ als Zukunftszeit t_{fut} definiert. Ein Vektor mit allen Entladestartzeitpunkten $T_{e,start} = [t_{e,start,i}]$ und Entladeendzeitpunkten $T_{e,end} = [t_{e,end,i}]$, mit $i = 1, \dots, n$ und n der Anzahl von Entladungen/Kurzschlüssen, kann dann über die Gleichungen (2–3) berechnet werden.

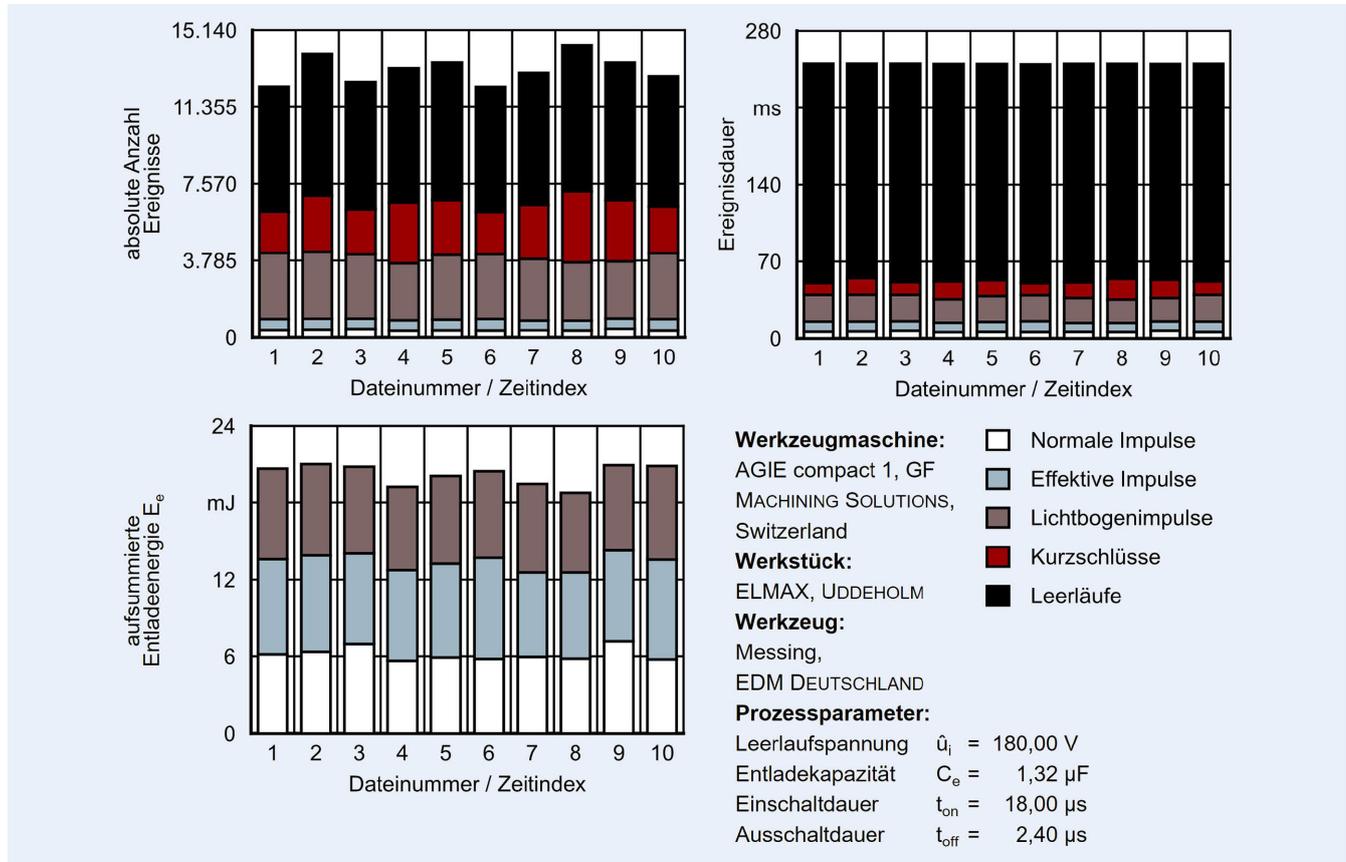


Bild 2. Darstellungsausschnitte aus der entwickelten Echtzeitüberwachung. Grafik: TU Berlin

$$T_{e,start} = [i_{event}(t_{i+1}) > 0 \ \& \ \max(i_{event}(t_{past})) == 0] \quad (2)$$

$$T_{e,end} = [i_{event}(t_{i-1}) > 0 \ \& \ \max(i_{event}(t_{fut})) == 0] \quad (3)$$

In einfachen Worten beginnt ein Ereignis, wenn der Stromfluss eine Zeit lang $I = 0 \text{ A}$ betrug und zum nächsten Zeitpunkt größer als $I = 0 \text{ A}$ wird. Analog dazu endet ein Ereignis, wenn der Stromfluss vom vorherigen Zeitpunkt größer als $I = 0 \text{ A}$ war und in der Zukunft eine Zeit lang $I = 0 \text{ A}$ bleibt. Bild 4 verdeutlicht das Vorgehen noch einmal.

Aus den beiden Vektoren der Gleichungen (2–3) wird nun eine Matrix definiert, in der jede Zeile den Start- und Endzeitpunkt einer Entladung enthält, die sogenannte Ereignismatrix E_M . Aus dem Produkt der Spannungssignale mit dem nicht manipulierten Stromsignal wird die elektrische Leistung P berechnet. Unter Verwendung von Gleichung (1), der Ereignismatrix E_M und der elektrischen Leistung P kann der Ereignismatrix E_M unter Anwendung einer numerischen Integrationsmethode, wie der Trapezregel, eine neue Spalte mit der zugehörigen Entladeenergie E_e hinzugefügt werden.

In diesem Beitrag wurden vier verschiedene Energiefractionen in folgende Ereignisse unterteilt:

1. Normaler Impuls: Hochenergetische Entladungen mit $E_e > 0,8 \cdot E_{el}$
2. Effektiver Impuls: Entladungen die einen großen Beitrag zum Abtrag/Verschleiß haben mit $0,8 \cdot E_{el} \geq E_e > 0,2 \cdot E_{el}$

3. Lichtbogenimpuls: Niedrigenergetische Entladungen, welche meist wiederholt an der gleichen Stelle stattfinden mit $0,2 \cdot E_{el} \geq E_e > 0,01 \cdot E_{el}$

4. Kurzschluss: Ereignis mit einer Entladespannung nahe null und sehr geringer Energie, $E_e \leq 0,01 \cdot E_{el}$

Einen Auszug der Klassifizierung zeigt Bild 5, wobei die Symbole immer den Anfang und das Ende des Ereignisses markieren.

3.2 Multiprocessing versus Multithreading

Bei allen parallelisierbaren Aufgaben eignen sich Techniken des Multithreading und des Multiprocessing. Beim Multithreading wird ein einzelner Kern eines Prozessors genutzt, um mehrere Ausführungseinheiten, die Threads, gleichzeitig zu verarbeiten. Das heißt, hierbei werden mehrere Aufgaben parallel auf einem Prozessorkern ausgeführt. Ähnlich hierzu handelt es sich beim Multiprocessing um parallel ausgeführte Aufgaben, die auf mehrere Prozessorkerne verteilt werden. Der Hauptunterschied dieser beiden Methoden ist, dass beim Multiprocessing die komplette Rechenleistung des ganzen Prozessors genutzt werden kann, während beim Multithreading die Rechenleistung eines einzelnen Kerns auf alle Aufgaben verteilt wird. Im Allgemeinen ist die Implementierung von Multiprocessing komplexer als die von Multithreading, da Prozesse einen eigenen Adressraum haben und diese nicht direkt auf die gleichen Ressourcen zugreifen können [12]. Die unterschiedliche Verwendung der Central Processing Unit (CPU) und dem Speicher dieser beiden Methoden ist in Bild 6 schematisch dargestellt.

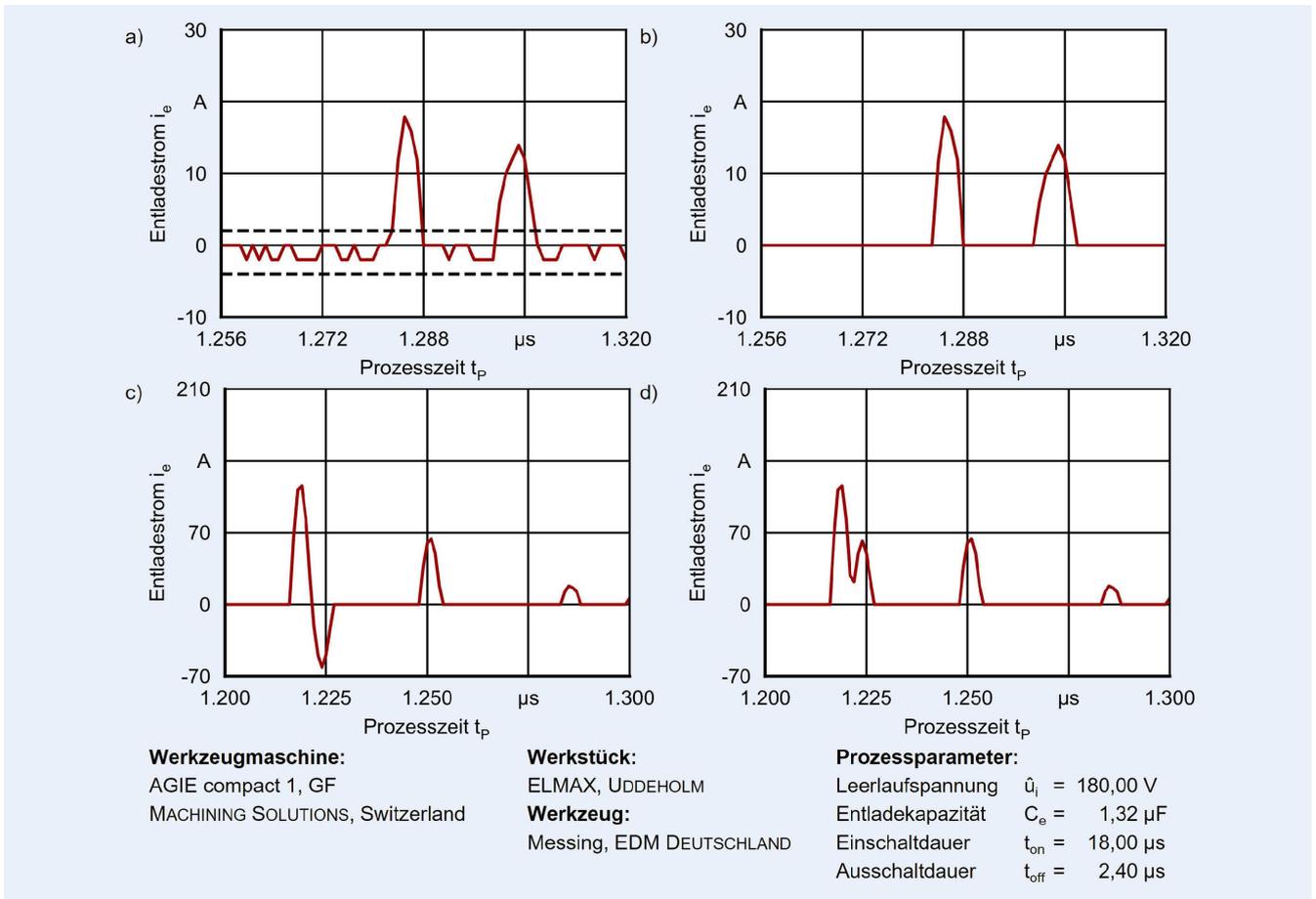


Bild 3. a) Roh-Stromdaten mit oberer und unterer Rauschgrenze, b) entraushtes Stromsignal, c) relatives entraushtes Stromsignal, d) absolutes entraushtes Stromsignal. *Grafik: TU Berlin*

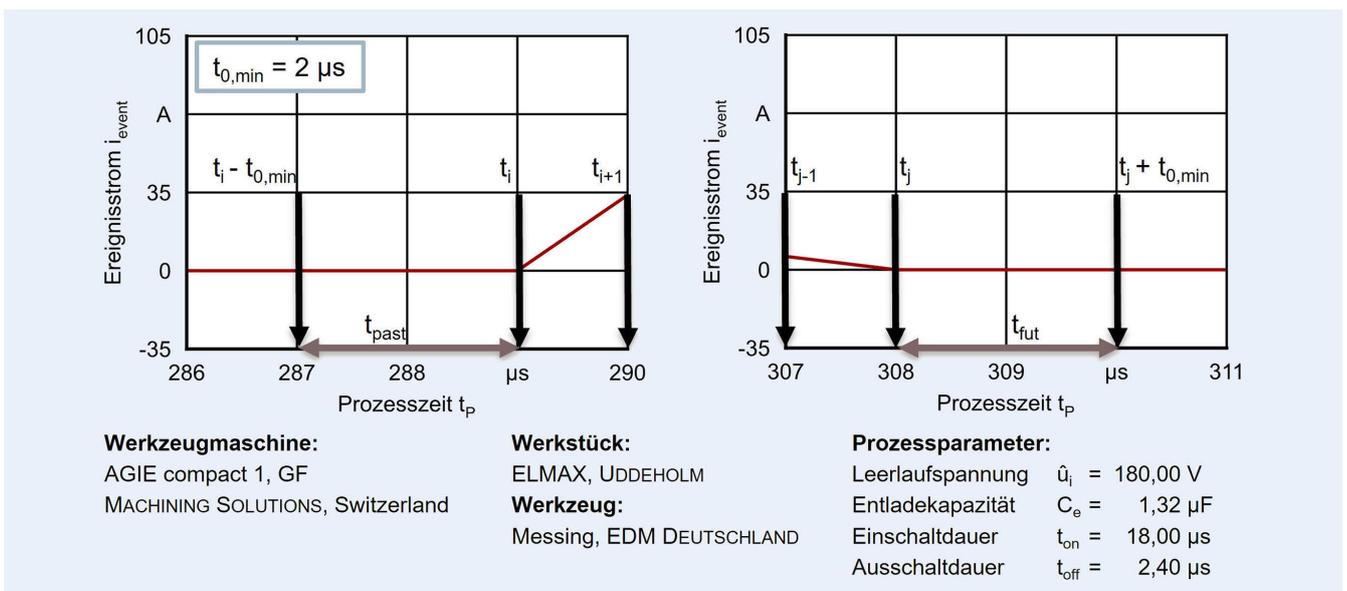


Bild 4. Bestimmung eines Entladestartzeitpunktes t_i und des zugehörigen Entladeendzeitpunktes t_j . *Grafik: TU Berlin*

Die Verarbeitung der großen Datenmengen und Berechnungen, die nötig sind, um eine Echtzeit-Energieberechnung und Ereignisklassifizierung zu ermöglichen, bedürfen daher Methoden des Multiprocessing. Zum Vergleich würden beim Multithreading

in diesem Fall zwar mehrere Sequenzen gleichzeitig abgearbeitet werden, die Berechnungen aber mehr Zeit in Anspruch nehmen, da die Threads sich die Rechenleistung eines Kerns teilen.

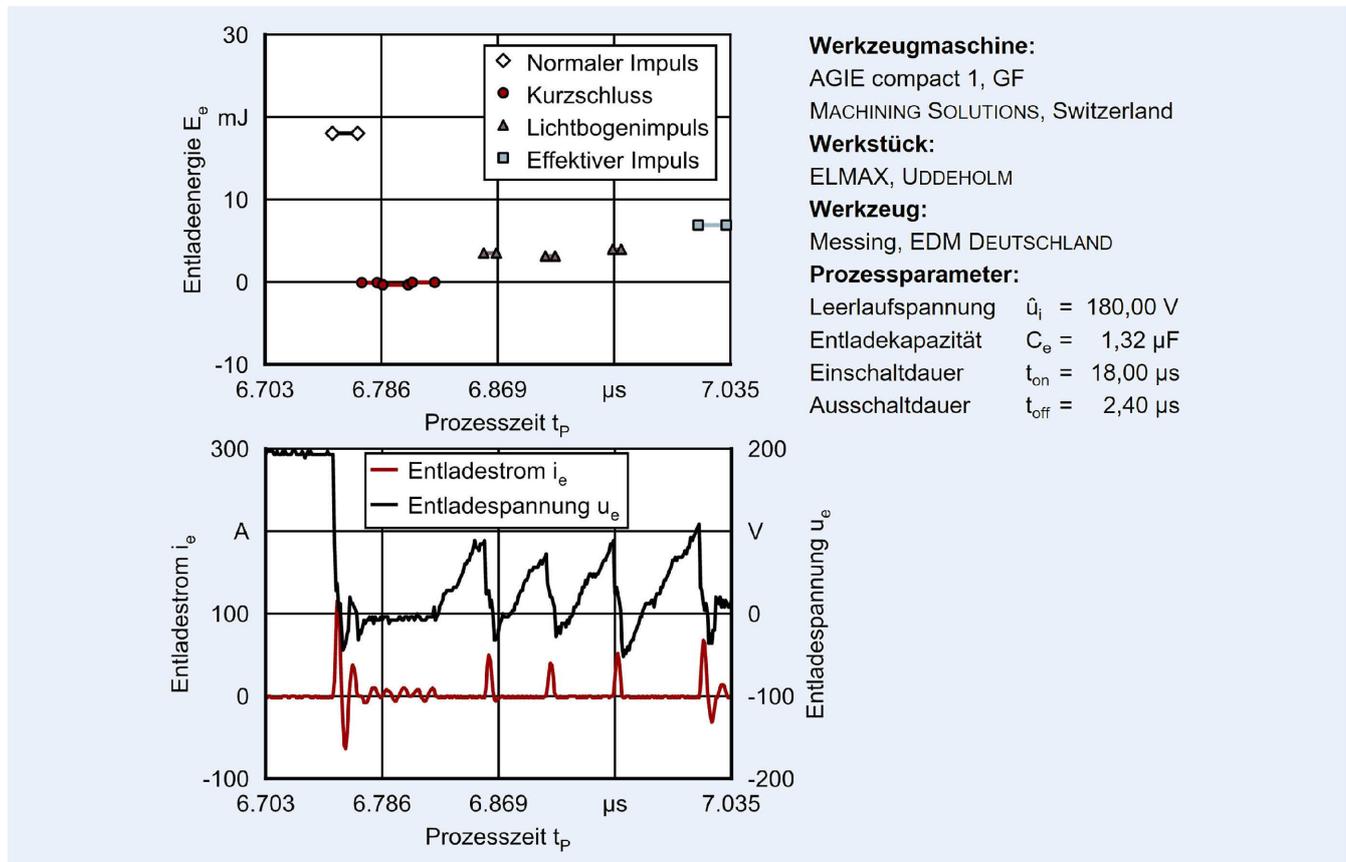


Bild 5. Beispielhafte Klassifizierung anhand der Entladeenergien E_e . Grafik: TU Berlin

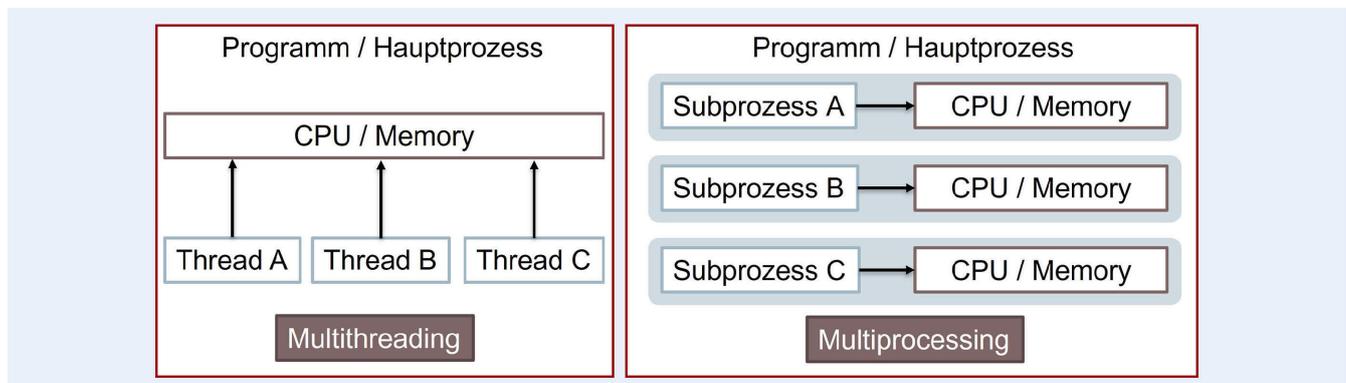


Bild 6. Nutzung der CPU und des Speichers beim Multithreading und Multiprocessing. Grafik: TU Berlin

Um die Kommunikation zwischen den Subprozessen und dem Hauptprozess zu ermöglichen, wird im Allgemeinen auf sogenannte prozesssichere Warteschlangen (englisch: process-safe queue) zurückgegriffen. Bei einer Warteschlange handelt es sich um eine besondere Form einer Liste, bei der Elemente, die zuerst hinzugefügt werden, auch zuerst abgearbeitet werden, das sogenannte First-In-First-Out (FIFO)-Prinzip [12].

3.3 Erzeuger-Verbraucher-Problem

Eine etablierte Methode für Probleme der Prozesssynchronisation ist das sogenannte Erzeuger-Verbraucher-Schema (englisch: producer-consumer pattern), das etwa bei Streamingdiensten Anwendung findet und bereits 1965 von *E. W. Dijkstra* beschrieben

wurde [13]. Bei diesem Schema werden die verfügbaren Prozesse beziehungsweise Threads in elementerzeugende Prozesse, die Erzeuger (englisch: producer), und elementverbrauchende Prozesse, die Verbraucher (englisch: consumer), eingeteilt. Die Erzeuger und Verbraucher nutzen für die Kommunikation eine gemeinsame Datenstruktur in Form von Listen, Stapeln, Warteschlangen und ähnlichem, welche oft als Puffer (englisch: buffer) bezeichnet wird. Die Anzahl von Erzeugern und Verbrauchern steht dabei im Verhältnis $m : n$ mit $m \geq 1$ und $n \geq 1$. Die Erzeuger produzieren Elemente, die sie in den Puffer legen. Sollte der Puffer eine begrenzte Größe aufweisen und „voll“ sein, warten die Erzeuger mit der Produktion auf freie Kapazitäten. Ähnlich hierzu entfernen Verbraucher die Elemente aus dem Puffer und würden bei einem leeren Puffer auf neue Elemente warten. Bei Streaming-

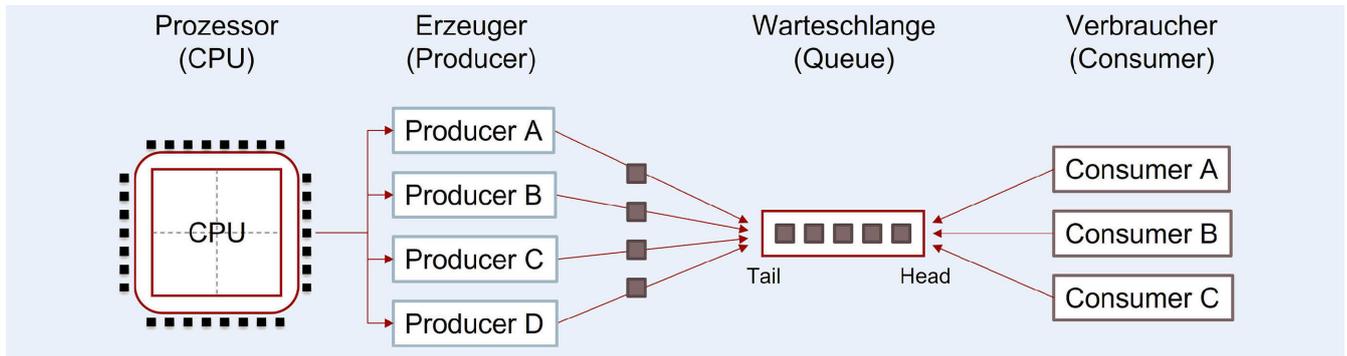


Bild 7. Darstellung des Erzeuger-Verbraucher-Schemas mit einer Warteschlange als gemeinsam genutzte Datenstruktur. Grafik: TU Berlin

diensten äußert sich das Warten der Verbraucher, aufgrund eines leeren Puffers, im bekannten „Buffering“, einem Zustand, in dem das Bild einfriert, da die Verbraucher keine Elemente verarbeiten können [14]. Das komplette Erzeuger-Verbraucher-Schema mit einer Warteschlange als gemeinsam genutzte Datenstruktur ist in einfacher Form in **Bild 7** dargestellt.

Im Anwendungsfall der Signalanalyse muss für eine effektive Nutzung dieses Schemas zwischen zwei Fällen unterschieden werden:

1. Offline-Daten: alle Strom- und Spannungssignale liegen als Dateien auf der Festplatte vor.
2. Online-Daten: die Strom- und Spannungssignale werden direkt über ein Oszilloskop in den Arbeitsspeicher geladen.

Im ersten Szenario empfiehlt sich die Implementierung mehrerer Erzeugerprozesse (Multiprocessing Producer) in Verbindung mit einem einzelnen Verbraucher-Thread. In diesem Zusammenhang obliegt es den Erzeugerprozessen, Dateien in den Speicher zu laden und zu klassifizieren, während der Verbraucher-Thread ausschließlich die grafische Aufbereitung der Daten vornimmt. Angesichts der Tatsache, dass die Strom- und Spannungssignale der Offline-Daten bereits in vektorieller Form vorliegen, kann es vorkommen, dass Datensätze während einer Entladung einsetzen oder enden. Folglich können Informationen über einzelne Entladungen verloren gehen, was jedoch bei Entladefrequenzen im Kilo- bis Megahertzbereich als vernachlässigbar angesehen wird.

Im zweiten Szenario, bei dem die Daten direkt gestreamt werden, genügt ein einzelner Producer Thread, der die Strom- und Spannungssignale in eine Warteschlange einfügt, während mehrere Consumer-Prozesse (Multiprocessing Consumer) für die Klassifikation zuständig sind. Der Streamingmodus von Oszilloskopen speichert in diesem Zusammenhang Datensamples in einem dedizierten Datenpuffer mit einer begrenzten, einstellbaren Größe. Sobald der Puffer gefüllt ist, leert der Producer Thread diesen und legt die Samples in Form von Vektoren in der gemeinsam genutzten Warteschlange ab. Die Hauptaufgabe des Producer Thread besteht somit darin, Datensamples zu erfassen und in vektorieller Form weiterzuleiten. Zudem sollte der Producer Thread die letzten Datensamples im Puffer belassen, wenn die Samples der Stromsignale einen bestimmten Stromschwellenwert über- oder unterschreiten, da dies darauf hindeutet, dass eine nicht abgeschlossene Entladung vorliegt. Die Consumer-Prozesse warten auf die bereitgestellten Vektoren, entfernen diese aus der Warteschlange und klassifizieren sie.

Auf diese Weise kann die Arbeitsspeicherbelastung minimiert werden, intensive Berechnungen sind auf mehrere Prozesse verteilt und eine visuelle Darstellung des Prozesses in Echtzeit wird

ermöglicht. Gegenüber hardwarebasierten Ansätzen wie FPGAs (field programmable gate arrays), erlaubt diese Softwarelösung die direkte Datenanalyse bei erhöhter Einsatzflexibilität.

4 Laufzeitanalyse

Thissen et. al. [11] verwendeten einen Algorithmus, der mit Listen und verschachtelten Schleifeniterationen eine Klassifizierung anhand der Signale von Spannung U und Strom I erreichte, im Folgenden als iterativer Algorithmus bezeichnet. Dieser Algorithmus wurde an der TU Berlin entwickelt und konnte durch geringfügige Anpassungen auch für die Klassifizierung anhand von Entladeenergien E_c angewendet werden und liefert vergleichbare Resultate. Andere verfügbare Algorithmen klassifizieren häufig entweder nur auf Basis der Spannung U oder des Stroms I , betrachten ausschließlich Peaks in diesen Signalen oder wenden nur Schwellenwerte an. Für die Berechnung der Entladeenergien E_c sind aber stets der Start- und Endzeitpunkt der Entladung erforderlich, weshalb ein Vergleich mit diesen Algorithmen nicht zielführend wäre [4, 5, 10].

Unter Verwendung eines Laptop-PC mit einem Intel Core i7-7700HQ x64-basierten Prozessor mit 2,80 GHz und 16,0 GB Arbeitsspeicher wurden der iterative und der vektorielle Algorithmus dieses Beitrags verglichen. Hierfür wurden 300 Dateien mit einem Datenvolumen von insgesamt 1,13 GB von den Algorithmen verarbeitet. Jede dieser Offline-Dateien enthielt aufgezeichnete Abschnitte der Strom- und Spannungssignale einer realen funkenersiven Bearbeitung mit einer Gesamtlänge von je 250 000 Datensätzen.

Bei der Datenerfassung wurde eine Abtastrate von $f_s = 1$ MHz verwendet, somit entspricht ein Datensatz einer Bearbeitungsdauer von $t_{\text{ero}} = 250$ ms. Die gesamten $n = 300$ Dateien ergeben somit eine Prozessdauer von $t_p = 300 \cdot t_{\text{ero}} = 75$ s. Ein Vergleich mit der Prozessdauer ergab dabei folgende Laufzeiten der Klassifizierung:

Iterativer Algorithmus: $15\,079,9$ s $\hat{=} 201,1 \cdot$ Prozessdauer
 Vektorieller Algorithmus: $7,2$ s $\hat{=} 0,1 \cdot$ Prozessdauer

Die Ergebnisse machen mehr als deutlich, dass die Laufzeit der Signalanalyse und -klassifizierung durch eine intelligente Datenverarbeitung mit fortgeschrittenen Softwaretechniken um ein Vielfaches verbessert werden kann.

Beim iterativen Algorithmus betrug die Analysezeit t_a über vier Stunden, während bei der entwickelten Lösung nur wenige Sekunden im einstelligen Bereich nötig waren. Der Haupteffekt

für die Reduktion der Verarbeitungszeit liegt in der vektoriellen Verarbeitung der Daten und den kompletten Verzicht auf Schleifeniterationen.

Eine weitere Erkenntnis aus diesen Daten ist, dass der verbesserte Algorithmus nur einen Bruchteil der Prozessdauer t_p für die Analyse benötigte und sogar die Abtastrate f_s der Signalerfassung bedenkenlos weiter erhöht werden könnte. Dieses Verfahren ist demnach sehr gut geeignet für eine Echtzeit-Analyse der Daten, auch im zuvor erwähnten Fall von Online-Daten.

5 Fazit und Ausblick

In diesem Beitrag wurde eine Softwarelösung in Form numerischer Methoden präsentiert, welche eine Prozessbewertung der Funkenerosion mit höchstem Detaillierungsgrad in Echtzeit erlaubt. Allein durch die Analyse der Strom- und Spannungssignale können die Entladeenergien E_e aller Entladungen sichtbar gemacht und zur Klassifizierung von Entladungsphänomenen genutzt werden. Auf Basis etablierter, kommerziell verfügbarer Hardware werden damit Prozesscharakteristiken sichtbar, die weit über die Statusanzeigen der zum Einsatz kommenden Werkzeugmaschinen hinausgehen.

Die beschriebenen Methoden sind bereits in einer praktischen Anwendung implementiert und werden an der TU Berlin erfolgreich zur Echtzeit-Analyse eingesetzt. In der Zukunft soll diese Anwendung erweitert werden, um eine automatische Anpassung der Generator- und Regelungsparameter einer akademischen Funkenerosionsmaschine zu ermöglichen.

Weitere Potenziale der Anwendung liegen in der autonomen Ableitung von Bearbeitungsstrategien für unbekannte Werkstoffkombinationen sowie einer Senkung der Berufseinstiegshürden zukünftiger Maschinenbediener im Bereich der Funkenerosion. Die Kontrolle der Entladeenergien E_e , -arten und -dauern t_e kann dazu beitragen, die Qualitätssicherung von Endprodukten zu verbessern und deren Bearbeitungsdauer t_{ero} zu optimieren, woraus sich Kosteneinsparungen und eine gesteigerte Reproduzierbarkeit und Qualitätskonstanz ergeben.

Literatur

- [1] Uhlmann, E.: Werkzeugmaschinen für die Mikroproduktion. In: Grote, K.-H.; Feldhusen, J. (Hrsg.): *Dubbel. Taschenbuch für den Maschinenbau*. Berlin: Springer-Verlag 2014, S. 1610–1614
- [2] Uhlmann, E.: Grundlagen zum Abtragen. In: Heisel, U.; Klocke, F.; Uhlmann, E. et al. (Hrsg.): *Handbuch Spanen*. München: Carl Hanser Verlag, 2014, S. 1127–1140
- [3] Klocke, F.; König, W.: *Fertigungsverfahren: Abtragen, Generieren und Lasermaterialverarbeitung*. 4. Auflage. Heidelberg: Springer-Verlag 2007
- [4] Zhou, M.; Han, F.; Soichiro, I.: A time-varied predictive model for EDM process. *International Journal of Machine Tools and Manufacture* 48 (2008) 15, pp. 1668–1677
- [5] Yeo, S. H.; Aligiri, E.; Tan, P. C. et al.: A New Pulse Discriminating System for Micro-EDM. *Materials and Manufacturing Processes* 24 (2009), pp. 1297–1305
- [6] Petersen, T.; Küppera, U.; Klink, A. et al.: Discharge energy based optimisation of sinking EDM of cemented carbides. *Procedia CIRP* 108 (2022), pp. 734–739
- [7] Bergs, T.; Tombul, U.; Herrig, T. et al.: Analysis of Characteristic Process Parameters to Identify Unstable Process Conditions during Wire EDM. *Procedia Manufacturing* 18 (2018), pp. 138–145
- [8] Tristo, G.; Bissacco, G.; Lebar, A. et al.: Real time power consumption monitoring for energy efficiency analysis in micro EDM milling. *International Journal of Advanced Manufacturing Technology* 78 (2015), pp. 1511–1521
- [9] Schneider, S.: *Modellierung der Energiedissipation in der Funkenerosion*. Dissertation, Rheinisch-Westfälischen Technischen Hochschule Aachen, 2021
- [10] Nirala, C. K.; Saha, P.: Development of an algorithm for online pulse discrimination in micro-EDM using current and voltage sensors and their comparison. 2015 IEEE International Advance Computing Conference (IACC), Bangalore, India, 2015, pp. 496–500
- [11] Thißen, K.; Yabroudi, S.; Uhlmann, E.: Localization of Discharges in Drilling EDM Through Segmented Workpiece Electrodes. In: Liewald, M.; Verl, A.; Bauernhansl, T. et al. (eds): *Production at the Leading Edge of Technology. WGP 2022. Lecture Notes in Production Engineering*. Heidelberg: Springer-Verlag pp. 209–218
- [12] Slatkin, B.: *Effective Python*. Boston, MA: Addison-Wesley; Safari, 2020
- [13] Dijkstra, E. W.: *Cooperating sequential processes*. In: F. Genuys (ed.): *Programming languages*. NATO Advanced Study Institute. London: Academic Press 1965, pp. 43–112
- [14] *Super Fast Python: Thread Producer-Consumer Pattern in Python*. Stand: 2022. Internet: superfastpython.com/thread-producer-consumer-pattern-in-python. Zugriff am 12.06.2023



Prof. Dr.-Ing. **Eckart Uhlmann**

Foto: TUBerlin

Fraunhofer-Institut für Produktionsanlagen und Konstruktionstechnik IPK
Pascalstr. 8–9, 10587 Berlin
eckart.uhlmann@ipk.fraunhofer.de
www.ipk.fraunhofer.de

Prof. Dr.-Ing. **Eckart Uhlmann**

Dr.-Ing. **Mitchel Polte**

Dipl.-Ing. **Sami Yabroudi**

Kai Thißen, M.Sc.

Wilhelm Penske, M.Sc.

Institut für Werkzeugmaschinen und Fabrikbetrieb IWF
Technische Universität Berlin
Pascalstr. 8–9, 10587 Berlin
penske@iwf.tu-berlin.de
iwf.tu-berlin.de

LIZENZ



Dieser Fachaufsatz steht unter der Lizenz Creative Commons
Namensnennung 4.0 International (CC BY 4.0)