

**Abschlussbericht  
zum DFG-Forschungsvorhaben SCM 1856/99-1**

„MessAgE – Übertragung von Messunsicherheiten zur Aufwandsreduzierung bei  
Eignungsnachweisen“

**Autoren:** Robert H. Schmitt, Meike Huber

Werkzeugmaschinenlabor WZL  
Rheinisch-Westfälische Technische Hochschule Aachen  
Lehrstuhl für Informations-, Qualitäts- und Sensorsysteme in der Produktion  
Prof. Dr.-Ing. Robert Schmitt  
Campus-Boulevard 30  
52074 Aachen

Erscheinungsort: Aachen

Erscheinungsjahr: 2025

Verfügbar über das institutionelle Repositorium der RWTH Aachen University.

DOI: 10.18154/RWTH-2025-01608



Dieser Text ist unter der Creative Commons-Lizenz CC BY 4.0 lizenziert. Für die  
ausformulierten Lizenzbedingungen besuchen Sie bitte die URL  
<https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>.

**Inhalt**

1	Allgemeine Angaben .....	2
1.1	DFG-Geschäftszeichen .....	2
1.2	Antragsteller .....	2
1.3	Institut/Lehrstuhl .....	2
1.4	Thema des Projekts .....	2
1.5	Berichtszeitraum, Förderungszeitraum insgesamt .....	2
1.6	Liste der wichtigsten Publikationen aus diesem Projekt .....	2
2	Arbeits- und Ergebnisbericht .....	2
2.1	Ausgangsfragen und Zielsetzung des Projekts.....	2
2.2	Beschreibung der durchgeführten Arbeiten und Darstellung der Ergebnisse .....	3
2.3	Ausblick auf zukünftige Arbeiten .....	10
2.4	Wirtschaftliche Verwertbarkeit .....	10
2.5	Beteiligte Wissenschaftler .....	10
2.6	Qualifikation des wissenschaftlichen Nachwuchses .....	10
3	Zusammenfassung .....	11
	Literaturverzeichnis.....	12

## **1 Allgemeine Angaben**

### **1.1 DFG-Geschäftszeichen**

SCHM 1856/99-1

### **1.2 Antragsteller**

Robert Schmitt, Prof. Dr.-Ing.  
Werkzeugmaschinenlabor WZL der RWTH Aachen,  
Lehrstuhl für Informations-, Qualitäts- und Sensorsysteme in der Produktion  
Campus Boulevard 30, 52074 Aachen  
Telefon: 0241 80 20283  
E-Mail-Adresse: robert.schmitt@wzl-iqs.rwth-aachen.de

### **1.3 Institut/Lehrstuhl**

Werkzeugmaschinenlabor WZL der RWTH Aachen  
Lehrstuhl für Informations-, Qualitäts- und Sensorsysteme in der Produktion  
Campus Boulevard 30, 52074 Aachen

### **1.4 Thema des Projekts**

„MessAgE – Übertragung von Messunsicherheiten zur Aufwandsreduzierung bei Eignungsnachweisen“

### **1.5 Berichtszeitraum, Förderungszeitraum insgesamt**

Berichtszeitraum:	01.01.2020 – 31.12.2021
Vorhabensdauer:	2 Jahre
DFG-Förderungszeitraum:	2 Jahre

### **1.6 Liste der wichtigsten Publikationen aus diesem Projekt**

- a) Publikation mit wissenschaftlicher Qualitätssicherung:  
Huber, M., Agarwal, D. and Schmitt, R.H. (2023), "Similarity assessment and model migration for measurement processes", International Journal of Quality & Reliability Management, Vol. 40 No. 10, pp. 2371-2392. <https://doi.org/10.1108/IJQRM-09-2022-0268>
- b) Andere Veröffentlichungen: keine
- c) Patente: keine

## **2 Arbeits- und Ergebnisbericht**

### **2.1 Ausgangsfragen und Zielsetzung des Projekts**

Jede Messung ist inhärent unsicherheitsbehaftet. Werden unsicherheitsbehaftete Messdaten weiterverwendet, so sind abgeleitete Aussagen ebenfalls mit einer Unsicherheit behaftet und können zu fehlerhaften Entscheidungen führen. Da ohne Kenntnis der Messunsicherheit bei der Messdatenerhebung das Risiko von Fehlentscheidungen nicht bestimmt und damit nicht kontrolliert werden kann, sind Messwerte ohne Messunsicherheitsangabe wertlos. Um wirtschaftlich schädlichen Fehlentscheidungen vorzubeugen, existieren im Produktionsumfeld zahlreiche Normen und Richtlinien, welche die Bestimmung der Messunsicherheit fordern und Grenzwerte für die Eignung von Mess- bzw. Prüfprozessen festlegen. Die Eignung eines Prüfprozesses wird über die Ermittlung der Messunsicherheit des Prüfprozesses bestimmt, welche ins Verhältnis zur Toleranz des Prüfmerkmals gesetzt wird. Durch die Vernetzung von digitalen Produkten sowie Ressourcen (u. a. Bearbeitungszentren, Montagesysteme) und der damit einhergehenden Fokussierung auf cyberphysische Systeme, steigt die Anzahl eingesetzter Sensoren und Messprozesse stetig. Mit zunehmender Anzahl und Komplexität von Prüfprozessen wächst branchenunabhängig der Aufwand für korrespondierende Eignungsnachweise. Hierbei können u. a. eine Vielzahl an Einflussfaktoren oder ein nichtlineares mathematisches Modell Indikatoren für einen komplexen Messprozess sein. Das Ziel des Forschungsprojekts „MessAgE“ war die Entwicklung eines Verfahrens zur Übertragung von bekannten Unsicherheiten bestehender Messprozesse auf ähnliche Messprozesse, um den Aufwand für die Bestimmung der Messunsicherheit zu reduzieren. Damit wird es in der Anwendung ermöglicht, die Eignung von Messprozessen wirtschaftlicher nachzuweisen. Die Grundlage des Verfahrens bildet die Messunsicherheitsbestimmung nach GUM und erweitert diesen um die Bestimmung der Messunsicherheiten durch Übertragung dieser auf ähnliche Messprozesse.

## 2.2 Beschreibung der durchgeführten Arbeiten und Darstellung der Ergebnisse

Die im Antrag aufgeführten Arbeiten wurden im Zeitraum vom 01.01.2020 bis zum 31.12.2021 durchgeführt und werden laufend weiter vertieft. Die Ergebnisse werden im Folgenden beschrieben.

### AP1: Aufstellen von Kriterien für das aufwandsreduzierte Verfahren zur Modellbildung für Messprozesse

Ziel des ersten Arbeitspakets war es, Kriterien zur Bewertung des zu entwickelnden Verfahrens zur Übertragung von Messunsicherheiten aufzustellen. Quantitative Kriterien bewerten die Leistung eines Verfahrens anhand einer Kennzahl und sind für eine Validierung notwendig. Für die jeweiligen Bewertungsmöglichkeiten werden die Fähigkeiten und Leistungen des Verfahrens mit den jeweiligen Anforderungen verglichen [1]. Zur Aufstellung von den Bewertungskriterien wurden die Kriterien über eine Literaturrecherche und Metaanalyse identifiziert und anschließend jeweils auf einer einheitlichen Skala Fehler quantifiziert. Abschließend wurde über einen paarweisen Vergleich in Kombination mit einer Nutzwertanalyse eine Gesamtbewertung entwickelt, welche die Vergleichbarkeit von unterschiedlichen Methoden zur Messunsicherheitsbestimmung ermöglicht. Aufgrund der Vielfalt von Messprozessen und der je nach Anwendungsfall/Anwender variierenden Relevanz der einzelnen Bewertungskriterien, ist es nicht möglich, eine übergreifende, allgemeingültige Bewertung zu entwickeln. Aus diesem Grund wurde die Bewertung so gestaltet, dass sie individuell, in einem vorgegebenen Rahmen (Relevanzbewertung) angepasst werden kann. Für die quantitative Bewertung von Verfahren zur Messunsicherheitsbestimmung ergeben sich die in Tabelle 1 genannten Bewertungskriterien:

Tabelle 1: Kriterien für die Bewertung von Verfahren zur Messunsicherheitsbestimmung

Kriterium	Beschreibung/Begründung	Quelle
Validität	Das Ergebnis (die Messunsicherheitsangabe) muss valide sein	[2], [5], [6]
Erfahrungswissen	Das notwendige Erfahrungswissen muss minimal sein	[2], [7], [8]
Anwendbarkeit	Das Verfahren muss möglichst uneingeschränkt anwendbar sein	[3], [4]
Aufwand	Der Aufwand zur Messunsicherheitsbestimmung muss minimal sein	[2], [5], [8]

Jede der vier Anforderungen muss in quantifizierbarer Form beschrieben werden. Um stetige sowie kategoriale Kriterien ohne Verzerrung miteinander zu einer Gesamtbewertung zu verrechnen, wird für jedes Kriterium eine einheitliche Skala gewählt. Diese Skala ist angelehnt an die 1932 entwickelte Likert-Skala und ordnet die jeweiligen Kategorien auf einer Ordinalskala von 1-5, die entsprechenden Bewertungen in Hinblick auf die jeweiligen Aussagen sind dann: trifft zu (1), trifft eher zu (2), teils-teils (3), trifft eher nicht zu (4), trifft nicht zu (5). In Übersichtsarbeiten von KROSNICK, FABRIGAR und PRESSER hat sich gezeigt, dass die Einteilung in 5 Kategorien bei nicht-stetigen, kategorialen Variablen optimale Ergebnisse hinsichtlich Reliabilität, Validität und Differenzierungsgrad liefern. [9], [10]

Zur Bewertung des Gesamtverfahrens wird über einen paarweisen Vergleich die anwenderspezifische Relevanz der einzelnen Anforderungen bestimmt und über eine Nutzwertanalyse die Gesamtbewertung ermittelt. Verschiedene Verfahren können so miteinander verglichen werden. Hierbei ist anzumerken, dass die Validität (unter Berücksichtigung der Anforderungen des Anwendungsfalls) der durch das Verfahren getroffenen Aussagen eine Grundvoraussetzung für die Anwendung des Verfahrens ist und z.B. nicht durch einen besonders geringen Aufwand aufgewogen werden kann. Die anderen Kriterien werden in Abhängigkeit vom Anwendungsfall gewichtet. Wird keine explizite Vorgabe gemacht, werden die Kriterien „Erfahrungswissen“, „Anwendbarkeit“ und „Aufwand“ gleich gewichtet.

Das aufgestellten Bewertungskriterien für Verfahren zur Übertragung von Messunsicherheiten dienen als Grundlage für die in AP 3 durchgeführte Validierung.

### AP2: Entwicklung eines Verfahrens zur Übertragung von Messunsicherheiten

Ziel des Arbeitspaketes war es, basierend auf einer umfassenden Ähnlichkeitsdefinition ein allgemeingültiges Verfahren zur Übertragung von Messunsicherheiten zur Aufwandsreduzierung bei Eignungsnachweisen zu entwickeln. Das Verfahren gliedert sich hierbei in die Ähnlichkeitsdefinition, die Übertragung der Messunsicherheit und die Bestimmung des Übertragungsfehlers.

#### AP2.1: Ähnlichkeitsdefinition von Messprozessen, Merkmalen und Einflussgrößen

Ziel des Arbeitspaketes war es, die Ähnlichkeit eines Messprozesses zu einem bestehenden Messprozess zu bewerten. Basierend auf den Ähnlichkeitskategorien nach KÖNIG werden die geometrische, technologische und funktionelle Ähnlichkeit in den Bereich der Messtechnik übertragen. Die

technologische und funktionelle Ähnlichkeit werden im Folgenden als "Prozessähnlichkeit" zusammengefasst. Zur Bewertung der Gesamtähnlichkeit werden die einzelnen Ähnlichkeitsansätze gemäß Abbildung 1 kombiniert.

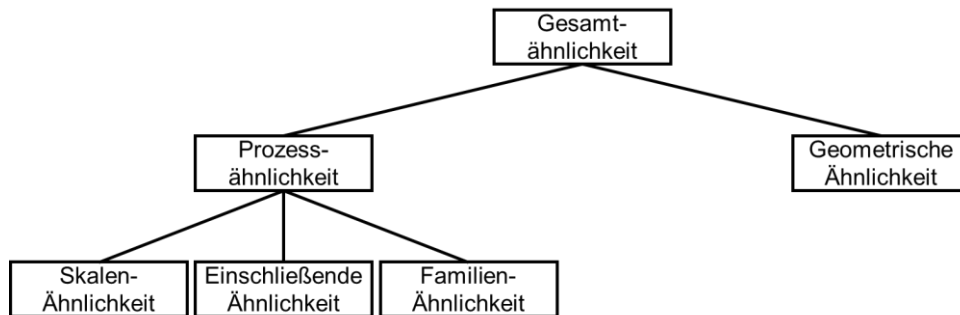


Abbildung 1: Kombination der einzelnen Ähnlichkeitsansätze zur Gesamtähnlichkeit

### Prozessähnlichkeit

Nach LU ET AL. kann ein Prozess entweder anhand einer endlichen Menge seiner Prozessattribute oder -eigenschaften oder anhand der Beziehungen zwischen diesen Eigenschaften beschrieben werden. Der Ansatz von LU ET AL. konzentriert sich auf die Charakterisierung von Prozessen anhand ihrer Attribute und Eigenschaften und die Ableitung eines Ähnlichkeitsmaßes aus dieser Attributbeschreibung. Ein Prozess  $P$  kann als Tupel von Attributen und ihren jeweiligen Werten als  $P = \langle A, V \rangle$  dargestellt werden. Die Prozessähnlichkeit kann in drei Kategorien eingeteilt werden: *Skalenähnlichkeit*, *inklusive Ähnlichkeit* und *Familienähnlichkeit* [14-16].

Die Ähnlichkeitskategorien von LU ET AL. Wurden in diesem AP als Ausgangspunkt genommen, um Ähnlichkeitsmetriken zur Quantifizierung der Ähnlichkeit zu entwickeln. Analog zur Definition der geometrischen Ähnlichkeit wird die Ähnlichkeit dabei so definiert, dass zwei identische Prozesse den Ähnlichkeitswert  $a=1$  und zwei völlig unterschiedliche Prozesse den Ähnlichkeitswert  $a=0$  haben.

Um die Ähnlichkeit von zwei Prozessen vergleichen zu können, müssen wir zunächst untersuchen, wie viele Attribute in beiden Prozessen zu finden sind. Sei  $A_1 = \{A_{11}, \dots, A_{1r_1}\}$  die Menge der Attribute im ersten Prozess und  $A_2 = \{A_{21}, \dots, A_{2r_2}\}$  die Menge der Attribute im zweiten Prozess, dann definieren wir das Verhältnis  $\rho_A$  der Attribute, die in beiden Prozessen gefunden werden können, als:

$$\rho_A = \frac{|A_1 \cap A_2|}{|A_1 \cup A_2|}$$

In Anlehnung an die Arbeit von LU ET AL. liegt *Skalenähnlichkeit* für die Werte  $V_{1v}$  und  $V_{2v}$  zweier Attribute  $A_{1v}$  und  $A_{2v}$  vor, wenn es eine Konstante  $k_v$  gibt, so dass  $V_{1v} = k_v V_{2v}$  gilt. Für alle Attributwerte, für die eine solche Konstante nicht existiert, wird die Skalenähnlichkeit als Null definiert., d. h.  $a_{scale,v} := 0$ . Wenn Skalenähnlichkeit existiert, ist die Ähnlichkeitsbewertung abhängig von dem Faktor  $k_v$ . Das daraus resultierende Ähnlichkeitsmaß ist dann folgendermaßen definiert

$$a_{scale,v} := \frac{1}{1 + |\log(|k_v|)|}$$

Für  $|k_v| \rightarrow 0$  und  $|k_v| \rightarrow \infty$  gilt  $a_{scale,v} \rightarrow 0$ , was dem gewünschten Verhalten entspricht.

Der Ähnlichkeitsfaktor *der inklusiven Ähnlichkeit* kann aus der Schnittmenge zweier Attributwertsätze berechnet werden. O.B.d.A. wird angenommen, dass  $|V_{2v}| \geq |V_{1v}|$  gilt. Nach LU ET AL liegt inklusive Ähnlichkeit vor, wenn  $V_{1v} \subset V_{2v}$  gilt. Für  $V_{1v} = V_{2v}$  wird  $a_{incl,v} := 1$  definiert. Falls  $V_{1v} \setminus V_{2v} \neq \emptyset$  gilt, wird ein Strafterm für die Menge  $V_{1v} \setminus V_{2v}$  hinzugefügt. Es ergibt sich folgende Definition für das Ähnlichkeitsmaß:

$$a_{incl,v} := \max\left(0, \frac{|V_{1v} \cap V_{2v}| - |V_{1v} \setminus V_{2v}|}{|V_{2v}|}\right)$$

Die Quantifizierung der *Familienähnlichkeit* ist herausfordernd, da die Klassifizierung von Attributen subjektiv sein kann oder Expertenwissen erfordert. Es wird daher im Folgenden gefordert, dass die Attribute bereits im Vorfeld in Klassen eingeteilt wurden. Es wird davon ausgegangen, dass die Familienähnlichkeit nur nominale Werte vergleicht, wie z.B. die Messmethode oder das Material. Für alle anderen Attribute, bei denen es sich um numerische Werte handelt, werden Skalen- und Inklusivähnlichkeit betrachtet. Um eine vereinfachte Bewertung der Familienähnlichkeit zu ermöglichen, definieren wurde das folgende Ähnlichkeitsmaß definiert:

$$a_{fam,v} := \begin{cases} 0, & \text{wenn } V_{1v} \text{ und } V_{2v} \text{ zu unterschiedlichen Klassen gehören} \\ \frac{1}{2}, & \text{wenn } V_{1v} \text{ und } V_{2v} \text{ zu derselben Klasse gehören, aber } V_{1v} \neq V_{2v} \\ 1, & \text{wenn } V_{1v} = V_{2v} \end{cases}$$

Wenn Expertenwissen vorhanden ist, das eine genauere Ähnlichkeitsbewertung ermöglicht, wird dieses verwendet, um den Faktor für ungleiche Attributwerte innerhalb derselben Klasse anzupassen.

Die Ähnlichkeitsmaße sind jeweils definiert für zwei einander zugeordnete Attribute bzw. -werte. Um die Ähnlichkeit über alle Attribute für die einzelnen Ähnlichkeitskategorien zu berechnen, wird eine gewichtete Summe  $a_k = \sum_{v=1}^r w_v a_{k,v}$ ,  $k \in \{scale, incl, fam\}$ , berechnet, wobei die  $w_v$  die Gewichte sind. Ist Vorwissen über die Wichtigkeit der Attribute (z.B. aus Voruntersuchungen im Rahmen einer Feature-Importance-Analyse) in Bezug auf das Messergebnis bekannt, wird dieses zur Gewichtung mit einbezogen. Ansonsten wird das arithmetische Mittel mit  $w_v = \frac{1}{r}$  für alle  $v = 1, \dots, r$  gebildet.

Durch die Kombination von Skalenähnlichkeit, inklusiver Ähnlichkeit und Familienähnlichkeit ergibt sich die *Gesamt-Prozessähnlichkeit*. Sei hierzu  $A_{si} \subset A_1 \cap A_2$  die Menge der Attribute, für die Skalenähnlichkeit und umfassende Ähnlichkeit bewertet werden können, und  $A_f \subset A_1 \cap A_2$  die Menge der Attribute, für die Familienähnlichkeit bewertet werden kann. Gemäß der obigen Annahmen ist  $A_{si} \cap A_f = \emptyset$ . Die Gesamt-Prozessähnlichkeit wird dann definiert als:

$$a_{process} := \rho_A \left( \frac{|A_{si}|}{|A_1 \cap A_2|} \left( \frac{2 a_{scale}}{5} + \frac{3 a_{incl}}{5} \right) + \frac{|A_f|}{|A_1 \cap A_2|} a_{fam} \right)$$

Die Gewichtung von Skalenähnlichkeit bzw. Inklusivähnlichkeit lässt sich damit begründen, dass eine partielle Übereinstimmung der Attributwerte höher bewertet werden sollte, als wenn lediglich eine Skalierung (ungleich eins) der Werte vorliegt.

### *Geometrische Ähnlichkeit*

Bei Messprozessen ist das Messobjekt ein wichtiger Einflussfaktor auf das Messergebnis. Bei einer Reihe von Messverfahren, z. B. bei der Messung geometrischer Produktspezifikationen oder der Temperaturverteilung innerhalb eines Bauteils, ist die Geometrie des Messobjekts besonders relevant für das Messergebnis. Im Folgenden wird daher eine Methode zur Beschreibung der Geometrie und darauf aufbauend zur Bestimmung der Ähnlichkeit zweier Messobjekte erläutert. Basierend auf den in [13] beschriebenen Methoden wird eine Kombination der Klassifikationsverfahren "Fourier-Analyse" und "Fuzzy Logic" verwendet, um die Geometrie bestimmter Objekte zu bestimmen und die geometrische Ähnlichkeit zu schätzen.

Die im Antrag beschriebene Methode zur Bewertung der geometrischen Ähnlichkeit basierend auf der Fourier-Analyse und Fuzzy-Logic kann nur auf zweidimensionale geometrische Formen angewendet werden, während es sich bei den Messobjekten meist um dreidimensionale Objekte handelt. Daher wurde das Verfahren dahingehend erweitert, dass es auch für dreidimensionale Objekte anwendbar ist. Nach BERCHTOLD genügt es bei dreidimensionalen Objekten in der Regel, die Objekte von sechs Seiten zu betrachten - analog zu den Seiten eines Würfels beispielsweise [18]. Wendet man das im Antrag beschriebene Verfahren zur Merkmalsvektorgenerierung auf alle sechs Seiten eines Objekts an, so lässt sich eine ausreichende Beschreibung des Messobjekts realisieren. Betrachtet man ein Messobjekt  $O \in \mathbb{R}^3$ , so lassen sich sechs zweidimensionale Formen  $S_{O,1}, \dots, S_{O,6} \in \mathbb{R}^2$  finden, die die Oberfläche des Objekts  $O$  genau beschreiben. Für jede der Formen  $S_{O,j}, j \in \{1, \dots, 6\}$  wird ein Merkmalsvektor  $f_{O,j} \in \mathbb{R}^n$  definiert, der die  $n \in \mathbb{N}$  zugehörigen Fourier-Koeffizienten enthält.

Die sechs Merkmalsvektoren der verschiedenen Messobjekte werden paarweise verglichen. Die jeweilige Zuordnung von Komponentenseiten zwischen verschiedenen zu vergleichenden Messobjekten wird mathematisch als Minimierungsproblem formuliert und in Bezug auf den Abstand der Merkmalsvektoren optimiert. Um sicherzustellen, dass eine unterschiedliche Orientierung der Objekte nicht zu unterschiedlichen Ergebnissen für den Abstand zwischen den Objekten führt, wird vorausgesetzt, dass die Abstandsmetrik invariant gegenüber Skalierung, Rotation, Translation und Reflexion ist. Als geeignetes Distanzmaß wird die Euklidische Distanz  $d(a,b) := \sqrt{\sum_{l=1}^n (a_l - b_l)^2}$  genutzt. Die mathematische Formulierung für das Minimierungsproblem lautet wie folgt:

$$\begin{aligned}
& \min_{j,k=1,\dots,6} \sum_{j=1}^6 \sum_{k=1}^6 x_{j,k} d(f_{O_1,j}, f_{O_2,k}) \\
& \text{s. t. } \sum_{k=1}^6 x_{j,k} = 1 \quad \forall j = \{1, \dots, 6\} \\
& \sum_{j=1}^6 x_{j,k} = 1 \quad \forall k = \{1, \dots, 6\} \\
& A_{O_1} X = A_{O_2} \\
& x_{j,k} \in \{0,1\} \quad \forall j, k = \{1, \dots, 6\}
\end{aligned}$$

Dabei beschreiben die  $x_{j,k}$ , ob die Merkmalsvektoren  $f_{O_1,j}$  und  $f_{O_2,j}$  einander zugeordnet sind ( $x_{j,k} = 1$ ) oder nicht ( $x_{j,k} = 0$ ), die Matrix  $X = (x_{j,k}) \in \mathbb{R}^{6 \times 6}$  enthält die  $x_{j,k} \in \{0,1\}$  als entsprechende Einträge. Die Matrizen  $A_{O_1} \in \mathbb{R}^{6 \times 6}$  und  $A_{O_2} \in \mathbb{R}^{6 \times 6}$  sind Adjazenzmatrizen, die beschreiben, welche Bauteilseiten nebeneinander liegen. Das Minimierungsproblem wird mit klassischen Algorithmen aus dem Bereich des Operations Research gelöst, z. B. mit dem Branch-and-Bound-Algorithmus [19].

Nach dem Abgleich der verschiedenen Komponentenseiten wird die Ähnlichkeit des Messobjekts, d. h. der Merkmalsvektoren, mit Hilfe des Fuzzy-Logik-Ansatzes bewertet. Die jeweils einander zugeordneten Merkmalsvektoren werden basierend auf der euklidischen Metrik verglichen. Das Ergebnis ist eine Ähnlichkeitsbewertung  $a_j \in [0,1]$  für jedes Paar von Bauteilseiten  $j \in \{1, \dots, 6\}$ . Neben der reinen Ähnlichkeitsbewertung liefert der Fuzzy-Logic-Ansatz eine Unsicherheitschätzung  $u_j \in \mathbb{R}_+$ . Um die Gesamtähnlichkeit  $a$  und die damit verbundene Unsicherheit  $u$  zu bewerten, werden die Ähnlichkeiten und Unsicherheiten mit dem Mittelwert der relativen Fläche der beiden zu vergleichenden Objekte gewichtet:

$$a = \sum_{j=1}^6 \frac{A_{O_1,j}/A_{O_1} + A_{O_2,j}/A_{O_2}}{2} a_j \quad \text{und} \quad u = \sum_{j=1}^6 \frac{A_{O_1,j}/A_{O_1} + A_{O_2,j}/A_{O_2}}{2} u_j.$$

Wenn die Objekte nicht nur eine Außenkontur, sondern auch innere Strukturen wie z. B. Hohlräume aufweisen, wird die Methode zur Ähnlichkeitsbewertung angepasst. Als Ausgangspunkt wird die Außenkontur verwendet, um die verschiedenen Komponentenseiten zweier Objekte gemäß dem oben beschriebenen Optimierungsproblem zuzuordnen. Für jede innere Struktur wird, analog zur Beschreibung der Oberflächen, die Kontur mit Hilfe eines Merkmalsvektors aus den Fourier-Koeffizienten beschrieben. Die Priorisierung und Zuordnung der inneren Strukturen zu den Bauteilseiten wird über eine Baumstruktur organisiert. Für jede Komponentenseite bildet die Außenkontur die Wurzel des Baumes. Von der Wurzel ausgehend, bilden die verschiedenen internen Strukturen die Kinder. Wenn die jeweiligen internen Strukturen Unterstrukturen haben, wird das Verfahren sukzessive fortgesetzt. Für ein beispielhaftes (fiktives) Bauteil ist dieses Vorgehen in Abbildung 2 dargestellt.

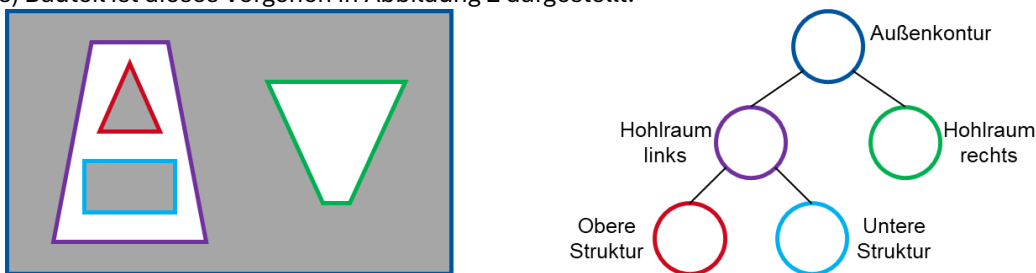


Abbildung 2: Darstellung des Zusammenhangs innerer Strukturen eines (fiktiven) Bauteils als Baumstruktur

Das Ergebnis ist eine Bewertung der geometrischen Ähnlichkeit zweier Bauteile. Um Verwechslungen mit den anderen Ähnlichkeitsmaßen zu vermeiden, wird die geometrische Ähnlichkeit und die damit verbundene Unsicherheit im Folgenden mit  $a_{geom}$  und  $u_{geom}$  bezeichnet.

**Bewertung der Gesamtähnlichkeit auf der Grundlage von Prozessähnlichkeit und geometrischer Ähnlichkeit**  
Mit Hilfe der vorgestellten Ähnlichkeitsmaße für die Prozessähnlichkeit und die geometrische Ähnlichkeit kann nun eine Gesamtähnlichkeit eines Messprozesses berechnet werden. Zur Berechnung der Gesamtähnlichkeit müssen Prozessähnlichkeit und geometrische Ähnlichkeit gewichtet werden. Hierzu wird die geometrische Ähnlichkeit in Relation zu der Anzahl der anderen Merkmale und Einflussfaktoren gesetzt, die als Attribute in  $|A_1 \cap A_2|$  in der Prozessähnlichkeit berücksichtigt werden, solange kein funktionaler Zusammenhang zwischen der Geometrie und dem Messwert explizit gegeben ist. Daher definieren wir die Gesamtähnlichkeit  $a_o$  wie folgt:

$$a_o := \frac{|A_1 \cap A_2|}{|A_1 \cap A_2| + 1} a_{process} + \frac{1}{|A_1 \cap A_2| + 1} a_{geom}$$

Das Ergebnis des Arbeitspakets ist demnach ein Verfahren, mit Hilfe dessen die Ähnlichkeit zweier Messprozesse bewertet werden kann.

### AP2.2/AP2.3: Methodik zur Übertragung von Messunsicherheiten und Abschätzung des Übertragungsfehlers

Ziel von Arbeitspaket 2.2 war die Entwicklung einer Methodik zur Übertragung von Messunsicherheiten auf Basis der Ähnlichkeitsdefinition aus AP 2.1. Innerhalb des Forschungsprojektes hat sich gezeigt, dass eine direkte Übertragung nicht unbedingt möglich ist und lediglich ein Intervall angegeben werden kann, in dem die Messunsicherheit des ähnlichen Prozesses mit einer hohen Wahrscheinlichkeit liegt. Daher ist die Übertragung der Messunsicherheit von der Abschätzung des Übertragungsfehlers abhängig und AP 2.2 und AP 2.3 wurden gemeinsam bearbeitet.

Als Ausgangspunkt für die Übertragung der Messunsicherheit wird angenommen, dass die Messunsicherheit  $u_1$  für einen ersten Messprozess bekannt ist. Für einen zweiten, ähnlichen Messprozess wird die Messunsicherheit  $u_2$  aus der bekannten Messunsicherheit des initialen Messprozesses  $u_1$  und der Ähnlichkeitsbewertung der beiden Messprozesse  $a_o$  eine Abschätzung  $\hat{u}_2$  abgeleitet. Da die Schätzungen der Ähnlichkeit mit einer gewissen Unsicherheit behaftet sind, wird diese Unsicherheit ebenfalls berechnet. Die Unsicherheit für die geometrische Ähnlichkeit  $u_{geom}$  ergibt sich direkt aus dem Verfahren der Fuzzy-Logic. Für die Komponenten der Prozessähnlichkeit wird – GUM-konform – die Unsicherheit basierend auf

der Standardabweichung bestimmt:  $u_k = \frac{s_k}{\sqrt{r}}$  mit  $s_k = \sqrt{\frac{1}{r-1} \sum_{v=1}^r (a_{k,v} - a_k)^2}$  für  $k \in \{scale, incl, fam\}$ . Die Unsicherheit der Prozess- und Gesamtähnlichkeit ergibt sich analog zu den Ähnlichkeiten selbst aus den gewichteten Summen der einzelnen Unsicherheitskomponenten. Insgesamt gilt demnach für die Unsicherheit der Gesamtähnlichkeit:

$$u_o := \frac{|A_1 \cap A_2|}{|A_1 \cap A_2| + 1} u_{process} + \frac{1}{|A_1 \cap A_2| + 1} u_{geom}$$

Ausgehend von den üblichen Regeln für Konfidenzintervalle, z. B. nach [20], ergibt sich, dass  $u_2$  mit einer Wahrscheinlichkeit von  $1-\alpha$  innerhalb des folgenden Intervalls liegt:

$$[\hat{u}_2^{unten}, \hat{u}_2^{oben}] = \left[ u_1 - \frac{u_1 u_o z_{1-\frac{\alpha}{2}}}{a_o \sqrt{|A_1 \cap A_2| + 1}} ; u_1 + \frac{u_1 u_o z_{1-\frac{\alpha}{2}}}{a_o \sqrt{|A_1 \cap A_2| + 1}} \right]$$

Diese Definition ist nur für  $a_o \neq 0$  definiert, da für völlig unähnliche Messprozesse eine Übertragung von Messunsicherheiten nicht sinnvoll ist und basiert auf einer Normalverteilungsannahme.

Grundsätzlich ist es für die Übertragung der Messunsicherheit wichtig, dass die Messprozesse eine gewisse Ähnlichkeit aufweisen. Um zu evaluieren, welche Ähnlichkeit die Messprozesse haben müssen, wurde eine Expertenbefragung und eine Literaturrecherche durchgeführt. Diese Recherche hat ergeben, dass ein wichtiges Ausschlusskriterium für die Übertragung der Messunsicherheit, aus der dem Messprozess assoziierten Prüfprozess stammenden Toleranz ergibt. Gemäß der goldenen Regel der Messtechnik darf die Messunsicherheit maximal 1/10 der Toleranz des zu prüfenden Merkmals einnehmen. Entsprechend muss für die obere Grenze des Intervalls gelten:  $\hat{u}_2^{oben} \leq \frac{1}{10} \text{Toleranz}$ . Ist dies nicht erfüllt, ist entweder der Übertragungsfehler oder die Messunsicherheit selbst zu groß. Beides führt dazu, dass die Messunsicherheit nicht aus dem initialen Messprozess übertragen werden sollte.

Eine weitere untere Schranke für die zu erfüllende Ähnlichkeit der Messprozesse wurde basierend auf typischen Grenzwerten für Cluster-Algorithmen angewandt auf verschiedene vergleichbare Fragestellungen entwickelt. Typischerweise liegen hier die Grenzwerte für die Ähnlichkeit zwischen 0,6 und 0,8. Aufgrund dessen, dass eine fehlerhafte Bestimmung der Messunsicherheit gravierende (ökonomische) Folgen mit sich ziehen kann, wurde im Rahmen dieser Forschungsarbeit festgesetzt, dass die Mindest-Ähnlichkeit für eine Übertragung der Unsicherheit bei 0,8 liegen muss.

Das Ergebnis dieses Arbeitspakets ist demnach eine Methodik zur Übertragung von Messunsicherheiten, Abschätzung des Übertragungsfehlers und darauf aufbauend eine Entscheidungsregel, in welchen Fällen die Übertragung der Messunsicherheit sinnvoll ist.

### AP2.4: Zusammenstellung des Gesamtverfahrens für den Eignungsnachweis

Ziel des Arbeitspaketes war die Entwicklung eines Gesamtverfahrens basierend auf den in AP2.1-AP2.3 entwickelten Verfahrensschritten. Bei dem Vorgehen wird zunächst die Ähnlichkeit zweier Messprozesse quantifiziert. Ausgehend von der Ähnlichkeitsbewertung und der Annahme, dass die Messunsicherheit des

initialen Messprozesses bekannt ist, wird die Messunsicherheit des zweiten Messprozesses abgeschätzt. Das Gesamtverfahren wurde in Python umgesetzt.

### AP3: Validierung des Verfahrens

Ziel dieses Arbeitspaketes war die beispielhafte Validierung des entwickelten Verfahrens. Hierfür wurde das Verfahren auf einen Beispielmessprozess angewandt und anschließend anhand der in AP1 aufgestellten Kriterien bewertet. Abweichend zum Forschungsantrag wurde als Messprozess eine Messung mittels Computertomograph (CT) ausgewählt und von dem beschriebenen Bohrprozess in CFK abgewichen. In Vorversuchen hat sich herausgestellt, dass bei dem Bohrprozess vor allem dynamische Einflussgrößen zu signifikanten Effekten auf die Temperatur führen und damit der Zielstellung der Validierung eines statisch Messprozesses widerspricht. Die Messung mittels CT eignet sich für die Validierung des Verfahrens, da sie als komplex bewertet und somit die Messunsicherheitsbestimmung (insb. die Modellbildung) als sehr aufwendig angesehen werden kann. Zudem können über die verschiedenen zu betrachtenden Merkmale und Einstellparameter verschiedene, ähnliche Situationen abgebildet werden.

Für die CT-Messung wurde ein Kunststoff-Metall-Würfel (s. Abbildung 3) mit einem Zwei-Röhren-CT-System untersucht. Als Messgröße wurde beispielhaft eine Durchmessermessung  $d$  von einem Zylinder gewählt. Über eine statistische Versuchsplanung wurden verschiedene Einflussgrößen des CT variiert. Die Einflussgrößen umfassen verschiedene Kombinationen aus Strom und Spannung bei verschiedenen Röhren. Für die 300 kV Mikrofokusröhre wurden zwei Leistungsniveaus mit 200 kV und 300kV bei 60 W Leistung (zwei Parametersets) sowie 150 kV bis 300 kV (in 50 kV Schritten) bei 80 W Leistung (vier Parametersets) genutzt. Für die 450 kV Makrofokusröhre wurden Spannungen zwischen 150 kV und 450 kV in 50 kV Schritten bei 630 W Leistung (sieben Parametersets) verwendet. Weiterhin wurde die Durchmessermessung an verschiedenen Positionen des Stahlzylinders gemessen (= im Abstand von 10, 30 und 40 mm zur Planfläche).

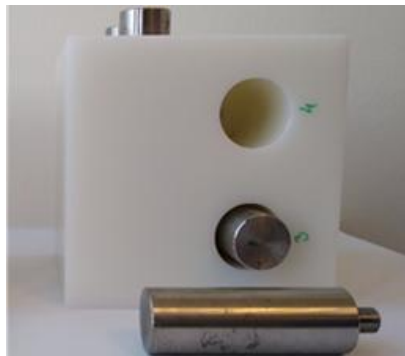


Abbildung 3: Würfel aus Polyoxymethylene (POM) mit vier integrierten Stahlzylindern

Um die Methode zur Ähnlichkeitsbewertung und Übertragung der Messunsicherheit anwenden zu können, wurde der gesamte Datensatz in zwei Datensätze aufgeteilt, die den initialen (Prozess 1) und den ähnlichen (Prozess 2) Messprozess beschreiben. Prozess 1 ist die Messung mit Abständen von 30 mm und 40 mm zur Planfläche. Der entsprechende Datensatz wird als Datensatz 1 bezeichnet. Prozess 1 wird mit der Messung mit einem Abstand von 10 mm zur Planfläche verglichen, der entsprechende Datensatz wird als Datensatz 2 bezeichnet. Insgesamt wurden 660 Datenpunkte für Datensatz 1 und 330 Datenpunkte für Datensatz 2 aufgenommen.

Zunächst wurde ein Modell der Messung für Prozess 1 erstellt, welches im Nachgang zur Messunsicherheitsbestimmung genutzt wurde. Zur Erstellung des Modells der Messung wurde ein Künstliches Neuronales Netz (KNN) verwendet, da KNN in der Lage sind, komplexe (auch nicht-lineare) Messprozesse valide darzustellen. Die Hyperparameter innerhalb des KNN wurden mit Hilfe der Random Search optimiert. Für den gegebenen Datensatz schlug die Hyperparameter-Optimierungsmethode die Verwendung eines Feedforward-ANN mit einer versteckten Schicht mit 17 Neuronen und der Softmax-Funktion als Aktivierungsfunktion vor. Für die Lernparameter wurde eine Batch Size von 88 und eine Learning Rate von 0,02 vorgeschlagen. Nach 400 Epochen war das neuronale Netz ausreichend trainiert und erreichte einen RMSE-Wert von 0,00558. Unter Berücksichtigung gängiger Grenzwerte für die Metrik kann das Modell daher als für den Prozess geeignet angesehen werden. Auf Basis des Modells wurde unter Verwendung des GUM und der numerischen Interpolation der Ableitungen der mit dem ANN beschriebenen funktionalen Beziehung eine Messunsicherheit von ca. 0,06 ermittelt.

Anschließend wurde die Ähnlichkeit für die beiden Prozesse bewertet. Für die Ähnlichkeitsbewertung werden lediglich die Parameterkombinationen betrachtet, entsprechend ergeben sich 66 Kombinationen in

Datensatz 1 und 33 Kombinationen in Datensatz 2. Da es sich bei den beiden gemessenen Objekten um dasselbe zylindrische Objekt handelt, das jedoch an unterschiedlichen Punkten gemessen wurde, ergibt sich für die geometrische Ähnlichkeit der Wert 1. Bei der Ähnlichkeit der Prozesse ist leicht zu erkennen, dass es aufgrund der Tatsache, dass die Merkmale alle gleich sind, keine Strafterme für Merkmale gibt, die weder in dem einen noch in dem anderen Prozess vorkommen. Außerdem haben alle betrachteten Merkmale, mit Ausnahme des Abstands, eine Ähnlichkeit von 1, da alle Merkmalswerte in beiden Prozessen zu finden sind. Für das Merkmal "Abstand" ergibt sich eine Kombination aus Inklusiv- und Skalenähnlichkeit, da der Merkmalsbereich des ersten Prozesses  $\{30,40\}$  und der des zweiten Prozesses  $10 \in \{10,13,33\} = \frac{1}{3}\{30,40\}$  bzw.  $10 \in \{7,5,10\} = \frac{1}{4}\{30,40\}$  beträgt. Daraus ergibt sich die Ähnlichkeit:

$$a_{distance} := \frac{1}{1 + |\log(|k_v|)|} \max\left(0, \frac{|V_{1v} \cap V_{2v}| - |V_{1v} \setminus V_{2v}|}{|V_{2v}|}\right) = \frac{1}{1 + |\log(1/3)|} \max\left(0, \frac{1-1}{2}\right) = 0$$

Für das betrachtete Merkmal eine Ähnlichkeit von 0 ermittelt. Da der Wertebereich für beide Prozesse mit zwei Werten bzw. einem Wert relativ klein ist, und, je nach Skalierungsfaktor eine andere Zuordnung des Wertes „10“ aus Prozess 2 zu den Merkmalswerten aus Prozess 1 erfolgen kann, ist diese Ähnlichkeitsbewertung als sinnvoll zu bewerten.

Durch die Verwendung der gleichen Gewichte für alle Merkmale ergibt sich für die 4 verbleibenden Einflussfaktoren eine Prozessähnlichkeit von 0,75, die erreicht werden kann:

$$a_{process} = \frac{1}{4}(a_{distance} + a_{tube} + a_{voltage} + a_{power}) = \frac{1}{4}(0 + 1 + 1 + 1) = \frac{3}{4} = 0,75$$

Für die Gesamtähnlichkeit gilt:

$$a_o := \frac{|A_1 \cap A_2|}{|A_1 \cap A_2| + 1} a_{process} + \frac{1}{|A_1 \cap A_2| + 1} a_{geom} = \frac{4}{5} \cdot 0,75 + \frac{1}{5} \cdot 1 = 0,8$$

Die Prozesse weisen also ausreichend Ähnlichkeit für die Übertragung der Messunsicherheit auf.

Für die Übertragung der Messunsicherheit muss die Unsicherheit der Ähnlichkeitsbewertung berechnet werden. Da das Messobjekt für beide Prozesse gleich ist, setzen wir  $u_{geom}=0$ . Für die Unsicherheit der Prozessähnlichkeit ergibt sich der folgende Wert:

$$s_{process} = \sqrt{\frac{1}{4-1} \sum_{v=1}^4 (a_{scale,v} - a_{scale})^2} \approx 0,866$$

Daraus ergibt sich  $u_{process} = \frac{s_{process}}{\sqrt{4}} \approx 0,433$ . Für die Gesamtunsicherheit gilt:

$$u_o := \frac{|A_1 \cap A_2|}{|A_1 \cap A_2| + 1} u_{process} + \frac{1}{|A_1 \cap A_2| + 1} u_{geom} = \frac{4}{5} \cdot 0,433 + \frac{1}{5} \cdot 0 \approx 0,346$$

Kombiniert man die Ergebnisse mit der Formel für die Übertragung der Messunsicherheit, so erhält man, dass die Messunsicherheit mit einer Wahrscheinlichkeit von 95% innerhalb des folgenden Intervalls liegt:

$$\left[ u_1 - \frac{u_1 u_o z_{1-\frac{\alpha}{2}}}{a_o \sqrt{|A_1 \cap A_2| + 1}} ; u_1 + \frac{u_1 u_o z_{1-\frac{\alpha}{2}}}{a_o \sqrt{|A_1 \cap A_2| + 1}} \right] = [0,037; 0,083]$$

Da auch die obere Grenze des Intervalls in derselben Größenordnung ist, wie die Messunsicherheit des Initialen Messprozesses und sowohl die Forderungen an die Ähnlichkeit, als auch an die Toleranz erfüllt sind, wird davon ausgegangen, dass die Übertragung der Messunsicherheit erfolgreich ist.

Bei einer eigenständigen Modellbildung und Messunsicherheitsbestimmung für den zweiten Messprozess unter Zuhilfenahme aller 330 Datenpunkte sowie weiterem Vorwissen in Form des Modells zu Prozess 1 konnte eine Messunsicherheit von  $0,053 \in [0,037; 0,083]$  ermittelt werden. Entsprechend ist das Ergebnis der Übertragung als valide anzusehen und das notwendige Bewertungskriterium der Validität (vgl. AP1) ist erfüllt. Auch die weiteren Kriterien können als "erfüllt" angesehen werden. Für die Anwendung des Verfahrens ist ein geringes Maß an Erfahrungswissen notwendig, da die Verfahren in als Python-Code zusammenfassend bereitgestellt worden und somit lediglich die Eingabe zweier Datensätze, welche die Messprozesse beschreiben, notwendig ist. Insofern wird für die Auswertung selbst kein Erfahrungswissen benötigt, sondern lediglich für die Datenaufnahme selbst, zur Sicherstellung, dass relevante Einflussfaktoren im Datensatz enthalten sind. Außerdem ist durch die Bereitstellung des Python-Codes die Anwendbarkeit sichergestellt. Durch das Verfahren wird zudem der Aufwand reduziert, da für die Übertragung lediglich die 33 Parameterkombinationen benötigt werden. Für die eigenständige Modellbildung werden hingegen (mindestens) die 330 Datenpunkte benötigt, entsprechend ist der Aufwand zur Datenaufnahme hier höher. Außerdem wird bei der Modellbildung und Messunsicherheitsbestimmung selbst entsprechendes Erfahrungswissen benötigt, welches bei der Übertragung der Messunsicherheit nicht verwendet werden muss. Eine Einschränkung liefert das Verfahren jedoch, da keine explizite Angabe der Messunsicherheit möglich ist, sondern lediglich eine Abschätzung inkl. Unsicherheitsbereich.

### 2.3 Ausblick auf zukünftige Arbeiten

Ziel zukünftiger Arbeiten ist es, nicht nur eine Abschätzung der Messunsicherheit zu ermöglichen, sondern das gewonnene Wissen über die Ähnlichkeit zu nutzen, um die explizite Angabe der Messunsicherheit noch weiter zu vereinfachen. Hierzu wird nicht nur die Messunsicherheit des initialen Messprozesses betrachtet, sondern bereits die Kenntnisse, die aus der Modellbildung im ersten Messprozess hervorgegangen sind, mit in die Übertragung von Wissen mit einbezogen. Durch die Nutzung des Modells des initialen Messprozesses sowie der berechneten Ähnlichkeit könnte, auf Basis eines Bayes'schen Ansatzes, ein Verfahren entwickelt werden, um ein Modell der Messung für den „ähnlichen“ Messprozess aufwandsarm zu bestimmen. Ausgehend von dem Modell der Messung kann anschließend mit Hilfe des GUM die Messunsicherheit für den zweiten Messprozess bestimmt werden.

Geht man bei der Modellbildung von einer experimentellen Modellbildung aus, wie bspw. in dem von Müller et al. beschriebenen Verfahren zur Modellierung mittels KNN, ergibt sich außerdem die Fragestellung, inwieweit die datengetriebene Modellbildung zu einer fehlerhaften Angabe der Messunsicherheit führt. Grundlage für diese Überlegung ist, dass (Mess-)Daten i.d.R. zufälligen Fehlern bzw. Unsicherheiten unterliegen. Nutzt man diese Daten zur Modellbildung kann es passieren, dass das Modell zwar die Daten korrekt abbildet, den dahinterliegenden „wahren“ Zusammenhang jedoch nicht darstellt. Eine aus dem Modell abgeleitete Aussage über die Messunsicherheit ist entsprechend ebenfalls nicht notwendigerweise korrekt. Entsprechend ist es notwendig, die Angabe der Messunsicherheit in Abhängigkeit vom Modellfehler, d.h. der Abweichung des Modells zu der Realität, zu quantifizieren. Dieser Punkt wird in dem DFG-Forschungsprojekt „RENUMBER – Differenzierung zwischen Messunsicherheit und Modellfehler bei der Beschreibung von Messprozessen“ (GZ: SCHM 1856/122-1) adressiert.

### 2.4 Wirtschaftliche Verwertbarkeit

Das Verfahren zur Übertragung der Messunsicherheit liefert valide Ergebnisse und ist insbesondere im Vergleich zu einer vollständigen Messunsicherheitsbestimmung aufwandsärmer. Aufgrund eines geringen Grads an notwendigem Erfahrungswissen ist das Verfahren gut für die Anwendung in der Industrie geeignet. Es existieren diesbezüglich bisher jedoch keine Kooperationen.

### 2.5 Beteiligte Wissenschaftler

*Prof. Dr.-Ing. Robert Schmitt*

Antragsteller, strategische Projektleitung

Autor der Publikationen

Transfer von Forschungsergebnissen in die Lehre (Bachelorvorlesung: Messtechnik und Qualität)

*Meike Huber, M.Sc.*

Projektbearbeiterin

Autor der Publikationen

*Natalia Grozmani, M.Sc.*

Unterstützung der Validierung

*Dhruv Agarwal*

Wissenschaftliche Hilfskraft im Projekt

Autor der Publikation

Unterstützung der Implementierung und der Modellvalidierung-Methodik

*Tobias Muckelberg*

Wissenschaftliche Hilfskraft im Projekt

Unterstützung der Implementierung und der Modellvalidierung-Methodik

### 2.6 Qualifikation des wissenschaftlichen Nachwuchses

*Dissertationen:*

Huber, Meike: Bayesian Model Migration, geplante Einreichung Ende 2023

*Bachelorarbeiten:*

Sumin, Kathrin: Clusteranalyse für die Mischlos-Bildung geometrisch ähnlicher Bauteile in der Kleinserienproduktion, 2020

*Projektarbeiten:*

Agarwal, Dhruv: Development of a method to define functional similarity of a measurement process and use machine learning for migrating uncertainty measurements, 2019

Koch, Laura; Sultanov, Nicat; Seidel, Jonas; Flügge, Rebecca: Bewertung von Ähnlichkeiten und Übertragung von Neuronalen Netzen auf ähnliche Messprozesse, 2021

### 3 Zusammenfassung

Jede Messung ist inhärent unsicherheitsbehaftet. Werden unsicherheitsbehaftete Messdaten weiterverwendet, so sind abgeleitete Aussagen ebenfalls mit einer Unsicherheit behaftet und können zu fehlerhaften Entscheidungen führen. Da ohne Kenntnis der Messunsicherheit bei der Messdatenerhebung das Risiko von Fehlentscheidungen nicht bestimmt und damit nicht kontrolliert werden kann, sind Messwerte ohne Messunsicherheitsangabe wertlos. Um wirtschaftlich schädlichen Fehlentscheidungen vorzubeugen, existieren im Produktionsumfeld zahlreiche Normen und Richtlinien, welche die Bestimmung der Messunsicherheit fordern und Grenzwerte für die Eignung von Mess- bzw. Prüfprozessen festlegen. Die Eignung eines Prüfprozesses wird über die Ermittlung der Messunsicherheit des Prüfprozesses bestimmt, welche ins Verhältnis zur Toleranz des Prüfmerkmals gesetzt wird. Durch die Vernetzung von digitalen Produkten sowie Ressourcen (u. a. Bearbeitungszentren, Montagesysteme) und der damit einhergehenden Fokussierung auf cyberphysische Systeme, steigt die Anzahl eingesetzter Sensoren und Messprozesse stetig. Mit zunehmender Anzahl und Komplexität von Prüfprozessen wächst branchenunabhängig der Aufwand für korrespondierende Eignungsnachweise. Hierbei können u. a. eine Vielzahl an Einflussfaktoren oder ein nichtlineares mathematisches Modell Indikatoren für einen komplexen Messprozess sein.

In dem Forschungsprojekts „MessAgE“ wurde ein Verfahren entwickelt, welches den Aufwand der Messunsicherheitsbestimmung bzw. des Eignungsnachweises reduziert, in dem auf Basis einer Ähnlichkeitsbewertung Messunsicherheiten von einem Messprozess auf weitere Messprozesse übertragen werden können. Damit wird es in der Anwendung ermöglicht, die Eignung von Messprozessen wirtschaftlicher nachzuweisen. Die Grundlage des Verfahrens bildet die Messunsicherheitsbestimmung nach GUM und erweitert diese um die Übertragung von Messunsicherheiten auf ähnliche Messprozesse.

Die Basis für die Übertragung der Messunsicherheit bildet die Bewertung der Ähnlichkeit zweier Messprozesse. In der Literatur finden sich mehrere Ansätze, welche für eine Ähnlichkeitsbewertung von Messprozessen potenziell anwendbar sind, wie die Bewertung der geometrischen Ähnlichkeit bzw. der funktionellen und technologischen Ähnlichkeit. Da jedoch bislang kein Ansatz zur umfassenden Ähnlichkeitsbewertung bestand, wurde innerhalb dieses Forschungsprojekts ein Verfahren zur Bewertung einer Gesamtähnlichkeit zweier Messprozesse entwickelt. Hierzu wurden zunächst die Ansätze der funktionellen und technologischen Ähnlichkeit unter dem Begriff „Prozessähnlichkeit“ zusammengefasst und quantitative Kennzahlen für die Bewertung dieser Prozessähnlichkeit entwickelt. Weiter wurde ein Verfahren zur Bewertung der geometrischen Ähnlichkeit von 2D-Objekten auf 3D-Objekte erweitert, um eine Bewertung von dreidimensionalen Messobjekten zu ermöglichen. Das Verfahren zur Bewertung der geometrischen Ähnlichkeit nutzt hierbei insbesondere Methoden aus der Fourier-Analyse und der Fuzzy-Logic. Die Prozessähnlichkeit und geometrische Ähnlichkeit wurden in Form einer gewichteten Summe zu einer Gesamtähnlichkeit zusammengefasst.

Basierend auf der Ähnlichkeitsbewertung erfolgt die Übertragung der Messunsicherheit. Hierbei wird, ausgehend von der Messunsicherheit des initialen Messprozesses, eine Abschätzung in Form eines Konfidenzintervalls gemacht, innerhalb dessen die Messunsicherheit des ähnlichen Messprozesses mit einer gewissen Wahrscheinlichkeit liegen wird. Eine exakte Angabe der Messunsicherheit für den ähnlichen Messprozess ist aufgrund der einzelnen Unsicherheiten der Ähnlichkeitsindizes nicht praktikabel. Zudem wurde ein Grenzwert für die Ähnlichkeitsbewertung entwickelt, bis zu dem die Übertragung der Messunsicherheit sinnvoll ist.

Für die Validierung des Verfahrens wurde eine Durchmessermessung eines Multimaterial-Werkstücks mittels Zwei-Röhren-Computertomographen gewählt. Anhand entwickelter Kriterien sowie mittels Abgleich der Ergebnisse mit etablierten Verfahren konnte die Validität des Vorgehens nachgewiesen werden.

Ergebnis des Forschungsprojekts ist ein Verfahren zur Übertragung von Messunsicherheiten. Das Verfahren liefert eine valide Abschätzung der Messunsicherheit und ist automatisierbar, sodass in der Anwendung kein Expertenwissen im Bereich der Übertragung der Messunsicherheit notwendig ist. Durch die allgemeine Ausgestaltung des Verfahrens ist das Verfahren prinzipiell auf alle Paare zweier (statischer) Messprozesse anwendbar.

## Literaturverzeichnis

- [1] AIAG (2010) *Measurement systems analysis: Reference manual*. 4th ed. DaimlerChrysler; Ford Motor; General Motors, [Detroit, Mich.
- [2] Augusto DA, Barbosa HJC (2020) Symbolic regression via genetic programming. *Proceedings Sixth Brazilian Symposium on Neural Networks*(Vol 1):173–8.
- [3] Austin RW, Halikas G (1976) *The Index of Refraction of Seawater*. Defense Technical Information Center, Fort Belvoir, VA.
- [4] Becker T (2005) *Prozesse in produktion und supply chain optimieren*. Springer, Berlin.
- [5] Bolón-Canedo V, Alonso-Betanzos A (2018) *Recent Advances in Ensembles for Feature Selection*. Springer International Publishing, Cham.
- [6] Cai W, Pacheco-Vega A, Sen M, Yang KT (2006) Heat transfer correlations by symbolic regression. *International Journal of Heat and Mass Transfer* 49(23-24):4352–9.
- [7] Dietrich E (2013) Lücken im Regelwerk! Eignungsnachweise bei Prüfprozessen oft nicht umsetzbar. *Qualität und Zuverlässigkeit*:12–3.
- [8] Eichstädt S, Arendacké B, Link A, Elster C, Filtz J-R, Larquier B, Claudel P, Favreau J-O (2014) Evaluation of measurement uncertainty for time-dependent quantities. *EPJ Web of Conferences* 77(10):3.
- [9] Eichstädt S, Elster C (2016) Modellierung dynamischer Messsysteme – von stochastischen Prozessen zu praktikablen Messunsicherheiten. *tm - Technisches Messen* 83(2):66–70.
- [10] Eichstädt S, Elster C, Smith IM, Esward TJ (2017) Evaluation of dynamic measurement uncertainty – an open-source software package to bridge theory and practice. *J. Sens. Sens. Syst.* 6(1):97–105.
- [11] Gan Z, Chow TWS, Chau WN (2009) Clone selection programming and its application to symbolic regression. *Expert Systems with Applications* 36(2):3996–4005.
- [12] Heidenblut S, Kessel R, Sommer K-D, Weckenmann A (2007) Ein Modellbildungskonzept für die praxisgerechte Bestimmung der Messunsicherheit (A Modelling Concept for Practice-Oriented Evaluation of Measurement Uncertainty). *tm - Technisches Messen* 74(10).
- [13] Hernandez A, Balasubramanian A, Yuan F, Mason SAM, Mueller T (2019) Fast, accurate, and transferable many-body interatomic potentials by symbolic regression. *npj Computational Materials* 5(1):1–11.
- [14] Imkamp D, Schmitt R, Berthold J (2012) Blick in die Zukunft der Fertigungsmesstechnik. *tm - Technisches Messen* 79(10).
- [15] Kommenda M, Burlacu B, Kronberger G, Affenzeller M (2020) Parameter identification for symbolic regression using nonlinear least squares. *Genetic Programming and Evolvable Machines* 21(3):471–501.
- [16] Krosnick JA (2017) Questionnaire Design. *The Palgrave Handbook of Survey Research*. Springer International Publishing. Cham, pp. 439–455.
- [17] Krosnick JA, Fabrigar LR (2012) Designing Rating Scales for Effective Measurement in Surveys. *Survey Measurement and Process Quality*. John Wiley & Sons, Ltd, pp. 141–164.
- [18] Ley T, Jurisch M, Wolf P, Krcmar H (2012) *Kriterien zur Leistungsbeurteilung von Prozessen: Ein State-of-the-Art*.
- [19] Mauris G (2007) Expression of Measurement Uncertainty in a Very Limited Knowledge Context: A Possibility Theory-Based Approach. *IEEE Trans. Instrum. Meas.* 56(3):731–5.
- [20] Mueller T, Huber M, Schmitt RH (2020) Modelling complex measurement processes for measurement uncertainty determination. *International Journal of Quality & Reliability Management*:494–516.

- [21]Mueller T, Segin A, Weigand C, Schmitt RH (2021) Feature Selection for Measurement Models. *International Journal for Quality and Reliability Management (in press)*.
- [22]Müller T, Voigtmann C, Schmitt RH (2019) Messunsicherheitsbestimmung komplexer Prüfprozesse. *ZWF* 114(3):124–7.
- [23]Nogueira S, Sechidis K, Brown G (2018) On the stability of feature selection algorithms. *Journal of machine learning research*, 2018:1–54. <https://www.jmlr.org/papers/volume18/17-514/17-514.pdf>.
- [24]Schmitt R, Lose J (2011) Praxisanforderungen an das Prüfprozessmanagement. *Qualität und Zuverlässigkeit*(8):28–31.
- [25]Sommer KD, Siebert BRL (2006) Systematic approach to the modelling of measurements for uncertainty evaluation. *Metrologia* 43(4):200-210.
- [26] Verband der Automobilindustrie e.V. (2010) *Prüfprozesseignung* (Band 5). 2nd ed. VDA, Berlin.

---

**Algorithm 1: Algorithm for similarity evaluation of component sides with internal structures**

---

**Input:** Trees  $T_{O_1,j}$  and  $T_{O_2,j}$  with depth  $d_1$  and  $d_2$

**Output:** Similarity assessment  $a_j$  and uncertainty estimate  $u_j$

Set  $d := \min\{d_1, d_2\}$ ,  $n_1 := 1$

Assign the roots of the trees  $v_1 := v_1(1)$ ,  $v_2 := v_2(1)$  to each other

Calculate feature vectors  $f_{1,1}(1)$ ,  $f_{1,1}(2)$  representing the outer contours

For  $l = 1$  to  $d - 1$  do

W.l.o.g. let  $v_{1,k} \in v_1$  be assigned to  $v_{2,k} \in v_2$  for  $k = 1, \dots, n_l$

**For**  $k = 1$  to  $n_l$  **do**

Calculate similarity  $a_{l,k}$  and uncertainty  $u_{l,k}$  of the structure contours using Fuzzy logic

Let  $c_1$  and  $c_2$  be the sets of children of  $v_{1,k}$  and  $v_{2,k}$  respectively

Set  $\tilde{c}_{i_m} := \emptyset$ ,  $p := 0$

**If**  $c_1 \neq \emptyset$  and  $c_2 \neq \emptyset$  **do**

Set  $c := \min\{|c_1|, |c_2|\}$

Calculate feature vectors  $f_{l+1,a}(1)$ ,  $f_{l+1,b}(2)$  for all  $a \in \{1, \dots, |c_1|\}$ ,  $b \in \{1, \dots, |c_2|\}$

Calculate distances  $d(f_{l+1,a}(1), f_{l+1,b}(2))$  for all pairwise combinations

Select  $c$  children  $\tilde{c}_1 \subset c_1$  and  $\tilde{c}_2 \subset c_2$  respectively that minimize sum of distances

Reorder the children such that  $\tilde{c}_{1,m}$  is associated to  $\tilde{c}_{2,m}$  for  $m = 1, \dots, c$

End if

**If**  $|c_1| \neq |c_2|$  **do**

Set  $i_m := \arg \max_{i \in \{1,2\}} \{|c_i| : i \in \{1,2\}\}$

Set  $c_r := c_{i_m} \setminus \tilde{c}_{i_m}$

Set  $A_m$  as surface area of the structure associated to  $v_{i_m,k}$

Set  $A_r$  as sum of surface areas of the structures associated to  $c_r$

$p = A_r/A_m$

Remove all children of  $c_r$  from  $T_{O_{i_m},j}$

End if

Update  $a_{l,k} = (1 - p)a_{l,k}$ ,  $u_{l,k} = (1 + p)u_{l,k}$

End for

Set  $v_1 := v_1(l + 1)$ ,  $v_2 := v_2(l + 1)$ ,  $n_{l+1} := |v_1(l + 1)| = |v_2(l + 1)|$

End for

W.l.o.g. let  $v_{1,k} \in v_1(d)$  be assigned to  $v_{2,k} \in v_2(d)$  for  $k = 1, \dots, n_d$

**For**  $k = 1$  to  $n_d$  **do**

Calculate similarity  $a_{d,k}$  and uncertainty  $u_{d,k}$  of the structure contours using Fuzzy logic

End for

For  $l = d - 1$  to 1 do

**For**  $k = 1$  to  $n_l$  **do**

Set  $A_i$  as surface area of the structure associated to  $v_{i,k}(l)$ ,  $i \in \{1,2\}$

Let  $c$  be the number of children of  $v_{i,k}(l)$ ,  $i \in \{1,2\}$

Let  $A_{i,m}$  be the surface area of the structure associated to child  $m \in \{1, \dots, c\}$  of  $v_{i,k}(l)$ ,  $i \in \{1,2\}$

Let  $a_m$  be the similarity of the two children of  $v_{1,k}(l)$  and  $v_{2,k}(l)$  associated to each other

Let  $u_m$  be the uncertainty of the two children of  $v_{1,k}(l)$  and  $v_{2,k}(l)$  associated to each other

Update  $a_{l,k} = a_{l,k} - \frac{1}{c} \sum_{m=1}^c \frac{A_{1,m}/A_1 + A_{2,m}/A_2}{2} (1 - a_m)$

Update  $u_{l,k} = u_{l,k} + \frac{1}{c} \sum_{m=1}^c \frac{A_{1,m}/A_1 + A_{2,m}/A_2}{2} u_m$

End for

End for

Set  $a_j := a_{1,1}$  and  $u_j := u_{1,1}$

---