

Automatisierte Charakterisierung mikroskopischer Bilddaten partikelartiger Strukturen

Pascal THOME^{1,2}, Andreas MERCHIERS^{2,3}, Carsten SCHAUERTE⁴,
Peter-Christian ZINN²

¹ Ruhr-Universität, Bochum

² Industrial Analytics Lab GmbH, Bochum

³ Hochschule Bochum, Bochum

⁴ Solid-Chem GmbH, Bochum

Kontakt E-Mail: thome@ial.ruhr

Kurzfassung. Die Charakterisierung von Werkstoffproben anhand ihrer Mikrostruktur ist eine tausendfach ausgeführte Aufgabe in der Werkstoff- und Materialprüfung. Anhand von Bilddaten, die beispielsweise auf licht- oder elektronenmikroskopischem Wege erzeugt werden, sind regelmäßig Metallgefüge sowie Proben kristalliner oder amorpher Feststoffe, oft in Pulverform, zu charakterisieren. Um jedoch mikrostrukturelle Informationen wie etwa die Größenverteilung eines Ensembles von Partikeln zu bestimmen, ihre Morphologie statistisch signifikant zu quantifizieren oder Grenzflächenverläufe auszuwerten, sind oft zeitaufwändige und vor allen Dingen monotone bzw. ermüdende manuelle Messvorgänge am Computerbildschirm erforderlich, die häufig auch von hochqualifiziertem Fachpersonal geleistet werden. Explorative Analysen unerwartet auftretender Strukturen entziehen sich oft gänzlich der so gearteten manuellen Auswertung. Um diese manuelle Bildverarbeitung in das Zeitalter der Industrie 4.0 zu überführen, wird hier eine ontologische Partikeldatenbank vorgestellt, die es sowohl mittels klassischer Bildanalyseverfahren als auch mit Methoden der Künstlichen Intelligenz (KI) ermöglicht, entsprechende Materialcharakterisierungen auf Knopfdruck vorzunehmen. Anhand zweier Beispiele werden die Fertigkeiten der verwendeten Bildanalyse-Verfahren demonstriert sowie die Architektur der aufnehmenden Data Warehousing Infrastruktur vorgestellt, welche die quantitativen Bildanalyse-Ergebnisse strukturiert speichert und so Meta-Auswertungen und insbesondere explorative Untersuchungen außergewöhnlicher Funde erlaubt. Ebenso können hier ergänzende Informationen wie Elementkompositionen, Daten zur Produktion oder Synthese abgelegt werden, die mit in die explorative Analyse eingehen. Damit wird eine echte datengetriebene Wissensgenerierung geschaffen.

Einführung

Die bilddatengestützte Charakterisierung und Analyse partikelartiger Strukturen findet in vielen Bereichen der industriellen Produktion ihre Anwendung, wenn der Begriff „Partikel“ so breit aufgefasst wird, wie es die zur Analyse verwendeten Methodiken, die in diesem Artikel vorgestellt werden, zulassen. Partikel in diesem Sinne können alle durch eine klar erkennbare Grenzlinie, die topologisch einem Ellipsoiden ähnelt, berandete Strukturen sein.



Keine Rolle spielt hierbei insbesondere die physikalische Größe dieser Partikel, da sich hochaufgelöste Bilddaten dieser Strukturen durch den Einsatz geeigneter bildgebender Verfahren in nahezu allen denkbaren Fällen erzeugen lassen. Wie in dieser Arbeit an zwei Beispielen illustriert, können in diesem Sinne partikelartige Strukturen mit einfachen, überall verfügbaren Kameras (siehe Kapitel 2.1) aufgenommen werden, aber auch elektronenmikroskopische Aufnahmen, wie in Kapitel 2.2 gezeigt, eignen sich für eine Analyse mit exakt denselben Verfahren. Für die Computer-Vision gestützte Analyse maßgeblich ist somit weder die physikalische Größe der Struktur noch ihre mechanischen oder chemischen Eigenschaften. Diese universelle Einsatzbarkeit des hier präsentierten Ansatzes, maßgeblich der Relationalen Geometrischen Ontologie (RGO), wie in Kapitel 1.2 beschrieben, ist dabei der Schlüssel. Für die industrielle Anwendung bietet ein so universelles Verfahren eine nie dagewesene Bandbreite von Einsatzmöglichkeiten, denn „partikelartige Strukturen“ im Sinne der RGO spielen in mannigfaltigen Branchen und Herstellungsprozessen eine zentrale Rolle. So können Strukturen in Schliffbildern metallischer Werkstoffe (analog zu Kapitel 2.2) ebenso mit der RGO beschrieben werden wie pulverförmige Feststoffe in der Chemie- und Pharmaindustrie. Aber auch makroskopische, also mit bloßem Auge identifizierbare Partikel sind der so gearteten Analyse zugänglich, wie am Beispiel eines chemisch-technisch hergestellten Granulats in Kapitel 2.1. demonstriert. Weitere Anwendungen sind denkbar in der Qualitätskontrolle etwa von Lebensmitteln oder bei der Überprüfung von Textilien auf Webfehler. Durch das vereinheitlichte Schema der RGO in Kombination mit modernen Ansätzen des Data Warehousing und darauf aufbauender Analysealgorithmik sind diese vielfältigen Anwendungsbereiche unter einem Paradigma zu subsumieren und der computergestützten Analyse gleichermaßen zugänglich.

1. Grundlagen der quantitativen Bildanalytik

1.1 Rohdaten

Die Grundlage jeder bildanalytischen Methodik stellen Rohdaten in Form von Bildern dar. Unter dem Begriff „Bild“ versteht man allgemein die Abbildung realer Objekte mittels eines Linsensystems in Form einer zweidimensionalen Projektion. Traditionell wurde dieser Vorgang durch die Belichtung und anschließende Entwicklung fotografischer Filme realisiert. In der dritten industriellen Revolution wurde diese antiquierte Vorgehensweise weitestgehend durch digitale Verfahren ersetzt, auch wenn einige wenige industrielle Anwendungen (z.B. Röntgen-Grobstrukturanalyse) bis heute auf dem Einsatz belichteter Filme basieren [1,2]. Bei den heute üblichen digitalen Methoden wird anstatt eines fotografischen Films ein digitaler Detektor (z.B. Photodetektor) belichtet, der das einfallende Licht in elektrische Signale umwandelt, welche anschließend digitalisiert und gespeichert werden. Im Rahmen der industriellen Revolution 4.0 geht es nun um den *nächsten Schritt der Digitalisierung*, der darin besteht, die *auf dem Bild enthaltenen Information zu erfassen und systematisch in maschinenlesbare Datenbanken zu überführen*. Die digitalen Bildinformationen können, je nach Bildgebungsverfahren, in unterschiedlichen Formaten hinterlegt sein. Im einfachsten Fall wird ein Bild durch ein Pixelarray repräsentiert. Für Graustufenbilder existiert jeweils ein Zahlenwert an jedem Pixel, welcher die Helligkeit an diesem Ort bestimmt. Die allgemein üblichen Farbbilder werden durch drei hintereinander gestapelte Pixelarrays dargestellt, wobei an jedem Pixel die Helligkeiten der drei Grundfarben (RGB = rot, grün, blau) gespeichert werden, siehe Abb. 1a. Bildrepräsentationen in Form von Pixelarrays kommen häufig bei simpleren Bildgebungsverfahren zum Einsatz, wie z.B. bei Handys, Digitalkameras oder auch Lichtmikroskopen [3-5]. Komplexere Bildgebungsverfahren, wie z.B. die quantitative Elektronenmikroskopie, greifen in aller

Regel auf eine Bildrepräsentationen in Form indizierter Listen zurück. Die Rohdaten werden als Liste in Textform hinterlegt. In derartigen Datensätzen beschreiben die ersten Zeilen (der Data-Header) grundlegende Abbildungsparameter des Bildgebungsverfahrens, welche für eine eindeutige Interpretation der Daten unabdingbar sind. Im zweiten Teil des Datensatzes werden ortsaufgelöste physikalische Eigenschaften in einer numerischen Liste hinterlegt, wobei jede Zeile üblicherweise durch räumliche Koordinatenpaare eindeutig lokalisiert wird. Datensätze dieses Formats kommen z.B. bei der energiedispersiven Röntgenspektroskopie, oder bei Elektronenbeugungsverfahren zum Einsatz [6-8], siehe Abb.1b.

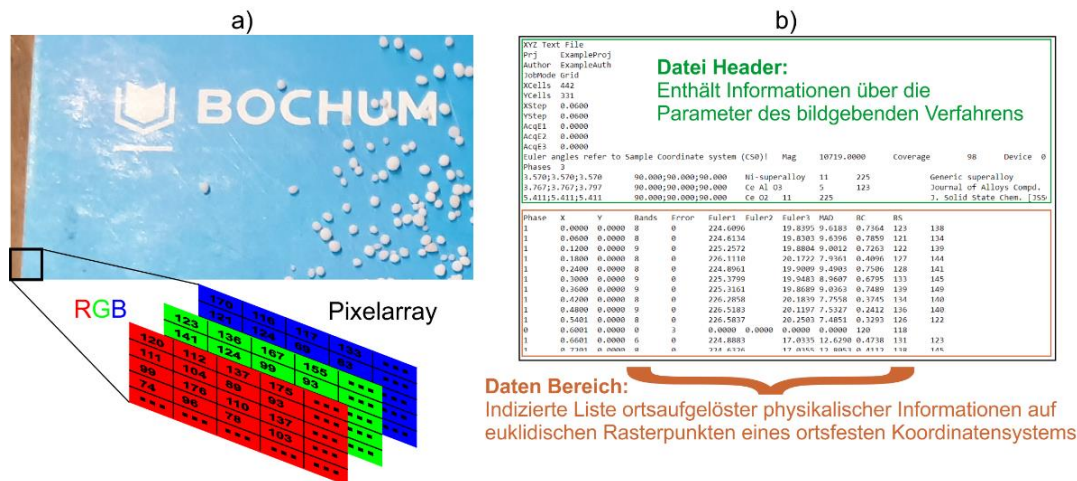


Abb.1. Rohdaten aus bildgebenden Verfahren. (a) RGB-Farbwerte als Pixelarray (z.B. Digitalkameras, Handys, Lichtmikroskope). (b) Indizierte Liste ortsaufgelöster quantitativer physikalischer Informationen (quantitative Mikroskopie, z.B. energiedispersive Röntgenspektroskopie - EDX, Elektronenrückstreubeugung - EBSD).

1.2 Überführung in einen digitalen Zwilling: Relationale Geometrische Ontologie (RGO)

Die Herausforderung im Bereich der Bildanalytik besteht im Rahmen der industriellen Revolution 4.0 darin, die auf Bildern abgebildeten Sachverhalte automatisch zu erkennen und in ein maschinenlesbares Datenbankformat zu überführen. Dazu können zunächst unterschiedliche Verfahren aus dem Bereich der Computer-Vision (CV) Technologie verwendet werden. Dies umfasst klassische Ansätze, wie z.B. Binarisierung, Kantendetektion, Wasserscheiden- oder auch Houghtransformation [9], sowie auch moderne KI basierte Verfahren, welche durch den Einsatz neuronaler Netze im Stande sind, abgebildete Entitäten zu detektieren und zu klassifizieren. Die drei Hauptgruppen der KI gestützten Bildanalytik bestehen aus Objektdetektoren [10], semantische Segmentierung [11] und Instanz-Segmentierung [12]. Auf die Funktionsweise der genannten CV-Verfahren wird an dieser Stelle nicht näher eingegangen. Je nach Anwendungsfall, der Form und Erscheinung der zu charakterisierenden Objekte wird eine passende CV-Methodik gewählt. Bei der Wahl der richtigen CV-Architektur muss auch das Format der Rohdaten (vgl. Kapitel 1.1) berücksichtigt werden. Ziel der Bildanalytik ist, die detektierten Objekte in eine Datenbank auf Basis einer Relationalen Geometrischen Ontologie (RGO) zu überführen. Die RGO ist ein Konzept aus der Materialwissenschaft, das derzeit aktiv erforscht und entwickelt wird [13]. Vereinfacht ausgedrückt besteht die RGO-Datenbank nun nicht mehr aus einer Ansammlung von Bildern, wie dies noch bei klassischen Bilddatenbanken der Fall war. Stattdessen stellen die einzelnen Einträge der RGO-Datenbank detektierte Entitäten dar, welche auf den Bildern erkannt wurden. Es wird zwischen zwei Arten von Entitäten unterschieden. Objekt-Entitäten und Relations-Entitäten. Als Beispiel kann ein Bild

herangezogen werden, auf dem ein Auto und drei Menschen abgebildet sind. Die zugehörige RGO-Datenbank bestünde zunächst aus 4 Objekt-Entitäten. Davon gehörten 3 der Klasse Mensch und 1 der Klasse Auto an. Objekt-Entitäten enthalten zusätzlich klassenspezifische Attribute. Bei den Objekt-Entitäten der Klasse Mensch könnten das z.B. Alter, Größe, Gewicht, Nationalität, etc. sein und bei der Objekt-Entität der Klasse Auto z.B. Farbe, Hersteller, Baujahr etc. Relations-Entitäten beschreiben in welchem Zusammenhang die Objekt-Entitäten zueinander stehen. Eine Relations-Entität kann beispielsweise eine Nachbarschaft ausdrücken, sofern z.B. ein Mensch unmittelbar neben dem Auto steht. Eine weitere Relations-Entität könnte ausdrücken, dass sich einer der Menschen innerhalb des Autos befindet. Das Szenario des hier diskutierten Beispielbildes könnte also in eine RGO-Datenbank mit 6 Einträgen überführt werden. Darunter sind 4 Objekt-Entitäten (3 der Klasse Mensch und 1 der Klasse Auto) und zusätzlich 2 Relations-Entitäten (1 Nachbarschaft und 1 Inklusion).

1.3 Data Warehousing

Um diese Technologien anwenden zu können, ist die Lösung der Wahl zur Organisation der Datenspeicherung das Data Warehouse. Als Data Warehouse bezeichnet man eine Datenbank-Infrastruktur, in der Daten aus unterschiedlichsten Quellen *homogenisiert* verfügbar gemacht werden [14], etwa im Gegensatz zu einem Data Lake, der auch unstrukturierte Daten enthalten kann. Da zur Beschreibung sowie zur Charakterisierung von Partikeln in Proben allgemeiner Herkunft eine möglichst große Vielfalt an Daten herangezogen werden sollen, etwa solche zur Produktion (Hersteller, Herstellungsdatum, Charge, Komposition, ...), Lagerung (Umgebungsbedingungen, Packungsgrößen, Art der Verpackung, ...) oder der Probenpräparation (Methode, Equipment, ausführende Kraft, ...), um daraus später auf mögliche Ursachen für Abweichungen oder Verunreinigungen schließen zu können, ist dieser Schritt der Datenaufbereitung maßgeblich für alle weiteren datengetriebenen Arbeitsschritte. Für die konkrete Projektarbeit bedeutet dies auch, dass ein maßgeblicher Anteil (bis zu 80 Prozent) des Arbeitsumfangs zur Implementierung einer kompletten Software-Lösung mit Konzeption, Herstellung und Befüllung des Data Warehouse einzuplanen ist. Um nun mit dem so aufwändig erstellten Data Warehouse konkrete Fragestellungen bearbeiten zu können, etwa Gruppen ähnlicher Partikel über alle im Data Warehouse abgelegten Einzelbilder zu identifizieren, können Clustering-Algorithmen verwendet werden [15], zur näherungsweisen Bestimmung (komplexer) quantitativer Eigenschaften eignen sich Regressionsalgorithmen wie der bekannte *k Nächste Nachbarn* Ansatz [16], Outlier und ungewöhnliche Objekte können etwa mittels *Self-Organizing Maps* identifiziert werden [17].

2. Anwendungsbeispiele

2.1 Bestimmung von Partikelgrößenverteilungen – nur mit dem Handy

Das erste Anwendungsbeispiel betrifft ein simples Szenario, welches aber in vielen chemischen, pharmazeutischen und werkstofftechnischen Herstellungsprozessen in unterschiedlicher Erscheinungsform relevant sein kann. Dabei geht es um partikelartiges Schüttgut, bei dem sich die geometrischen Eigenschaften der Partikel in einem engen Zulässigkeitsintervall befinden müssen. Zu große oder zu kleine Partikel können den Prozessablauf empfindlich stören und bis zu einem Totalausfall der Produktionsanlage führen. Herkömmliche Verfahren zur Bestimmung geometrischer Eigenschaften von Partikeln und Pulvern sind oft aufwändig und kostspielig. Abb.2a zeigt beispielhaft eine

Stichprobe eines partikelartigen Produkts aus der Chemieindustrie. Genaue Details über das untersuchte Material und das Herstellungsverfahren können aus Gründen der Vertraulichkeit nicht genannt werden.

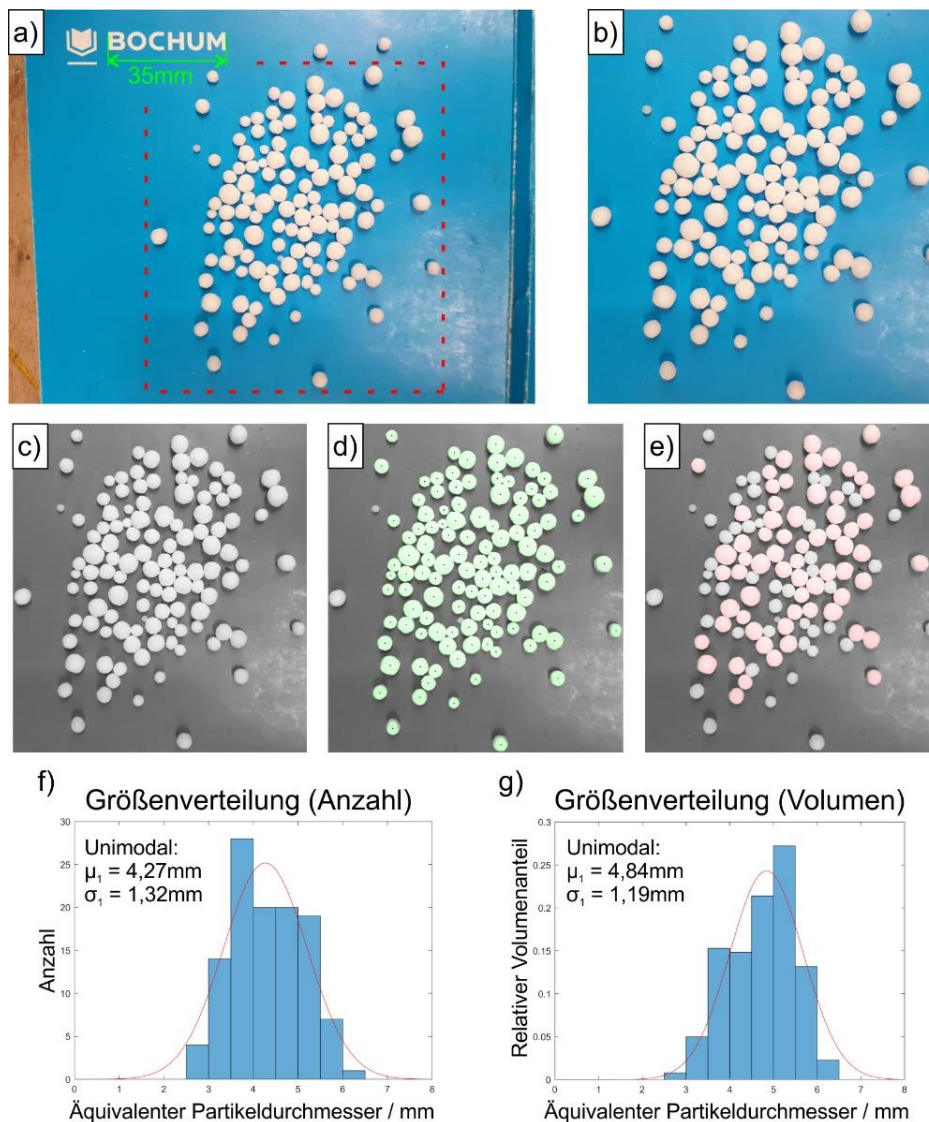


Abb.2. Anwendungsbeispiel 1: Bestimmung der Partikelgrößenverteilung anhand eines einfachen Handybildes. (a) Rohdaten (Handy). Grün: Kalibration anhand des Bochumer Schriftzugs. (b) Isolierter und kalibrierter Messbereich (roter Kasten in Abb.2a). (c) Umwandlung in Graustufenbild. (d) Detektierte Partikel (grün) und geometrische Schwerpunkte (schwarz). (e) Rot hervorgehoben sind Partikel mit einem äquivalenten Durchmesser größer als 4mm. (f) & (g) Größenverteilungen inklusive unimodal gefitteter Normalverteilungen bezogen auf (f) Anzahl und (g) Volumen.

Der konkrete Anwendungsfall beinhaltet eine Analyse über die Verteilung der Partikelgrößen, wobei insbesondere der Anteil der Partikel größer als 4 mm für den Produktionsablauf relevant ist. Für eine schnelle, kosteneffiziente und lokal anwendbare Lösung der Aufgabenstellung wurde auf ein simples Bildgebungsverfahren per Handykamera zurückgegriffen. Dabei wurde mit dem Handy lediglich ein Foto der Stichprobe erstellt, welche auf einem Papierblock mit dem Schriftzug „BOCHUM“ platziert wurde, siehe Abb.2a. Da die Breite des Schriftzuges bekannt ist, reicht dies bereits aus, um eine hinreichend genaue Kalibration der Längenskala vorzunehmen. Anschließend wird eine relevante Messfläche aus den Rohdaten extrahiert, Abb.2b. Die Umwandlung in ein Graustufenbild dient als Grundlage für Visualisierungen unterschiedlicher Partikel-

parameter, Abb.2c. Eine gezielt optimierte Computer-Vision Architektur detektiert den Ort und die Geometrie der abgebildeten Partikel. Nicht eindeutig detektierte Partikel werden aus der Statistik ausgeschlossen, Abb.2d. Die detektierten Partikel werden anschließend in eine Partikeldatenbank auf Grundlage einer RGO überführt. Jedes einzelne Partikel wird durch eine Objekt-Entität der Klasse „Partikel“ repräsentiert. Da es sich um Schüttgut handeln, existieren in diesem Beispiel keine zusätzlichen Relations-Entitäten. Jede Partikel-Entität entspricht einem Eintrag in der RGO-Datenbank, wobei jede Entität zusätzlich geometrische Attribute zugewiesen bekommt, die statistisch ausgewertet werden können. Dies betrifft in diesem Fall beispielsweise den äquivalenten Partikeldurchmesser. Abb.2e zeigt diejenigen Partikel mit einem äquivalenten Durchmesser größer als 4mm. Dies entspricht etwa 60% der Partikel, die einen Volumenanteil von etwa 80% ausmachen. Abb.2f und g zeigen die Verteilungen der Partikelgrößen bezogen auf die Anzahl und das Volumen. Durch die Regression mit einer Normalverteilung können Aussagen über die durchschnittliche Partikelgröße und die Streuung der Partikelgrößen getroffen werden.

2.2 Detaillierte Charakterisierung einer elektronenmikroskopischen Mikrografie

Das zweite Anwendungsbeispiel thematisiert ein komplexeres Szenario, bei dem die Mikrostruktur eines zweiphasigen Materials quantitativ charakterisiert werden soll. Die Rohdaten stellen hier elektronenmikroskopische Mikrographien dar. Der Phasenkontrast wurde durch den Einsatz eines Rückstreu-Elektronendetektors erzeugt, siehe Abb.3a. Auch hier können Details des untersuchten Materials aus Gründen der Vertraulichkeit nicht näher erläutert werden. Die Aufgabenstellung beinhaltet eine genaue geometrische Untersuchung der hell erscheinenden Partikel, welche in eine dunkle Matrix mit lokal variierender Dispersion ausgeschieden sind. Die durch geeignete CV-Methoden detektierten Partikel sind entsprechend ihrer Größe farbkodiert in Abb.3b dargestellt. Auch hier kann die Größenverteilung statistisch ausgewertet werden, siehe Histogramm in Abb.3b. Im Gegensatz zum ersten Anwendungsbeispiel kommt nun auch den Relations-Entitäten eine größere Bedeutung zu. So zeigt Abb.3c die Konnektivität der Partikel hinsichtlich ihrer Grenzflächen. Die farbkodierten Grenzflächen stellen Relations-Entitäten der Klasse „Nachbarschaft“ dar. Es wird zwischen drei Nachbarschaftsklassen unterschieden. Partikel-Partikel Nachbarschaften (rot), Partikel-Matrix Nachbarschaften (grün) und in der Matrix isolierte Partikel (blau) können gesondert betrachtet und statistisch charakterisiert werden, Abb.3c. Ferner können komplexere geometrische Eigenschaften der Partikel analysiert werden, wie z.B. die Aspect-Ratios oder die Ausrichtung der Hauptachsen, welche durch das geometrische Fitten äquiarealer Ellipsen bestimmt wurden, Abb.3d. Die Datenbankstruktur auf Basis einer RGO erlaubt ferner weitere Analysen bezüglich der Partikeldispersion. So ist es beispielsweise möglich, die geometrische Verteilung der Partikel unter Verwendung einer Voronoi-Zerlegung zu bestimmen, um somit quantitative Aussagen über Partikelabstände zu treffen. In Abb.4a werden Relations-Entitäten (direkte Nachbarschaften) der Partikel durch farbige Linien dargestellt. Die Linienlänge entspricht dem Partikelabstand und die Linienfarbe visualisiert die Klasse der Nachbarschaft hinsichtlich ihrer Konnektivität. Zusätzlich wird die Anzahl nächster Partikel-Nachbarschaften automatisch bestimmt und als schwarze Zahl für jedes Partikel dargestellt. Die Überführung in einen digitalen Zwilling auf Basis einer RGO ermöglicht somit völlig neue Einblicke in die Mikrostruktur verschiedener Werkstoffe, die mit konventionellen Methoden nicht zugänglich wären. Schließlich ist es auch möglich, traditionelle manuelle Verfahren, wie z.B. ein Linienschnittverfahren vollautomatisiert durchzuführen, um die Ergebnisse mit historischen Aufzeichnungen vergleichbar zu machen, siehe Abb.4b.

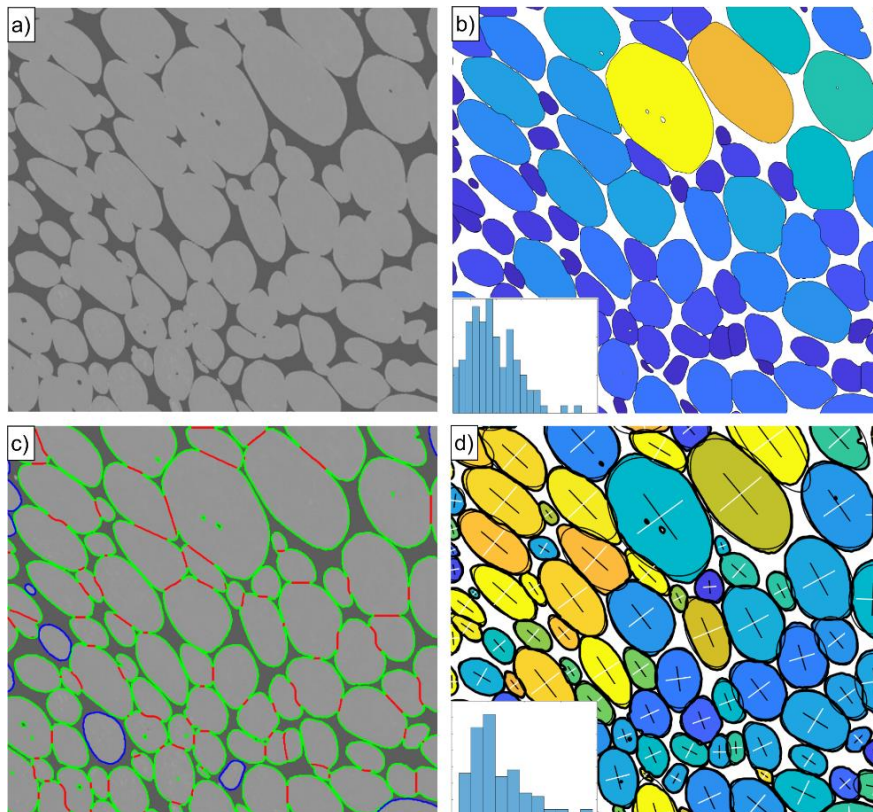


Abb.3. Anwendungsbeispiel 2: Elektronenmikroskopische Aufnahme des Querschliffs eines zweiphasigen Materials (Rückstreuелеktronen-Detektor). (a) Rohdaten. (b) Detektierte Partikel-Entitäten farbkodiert entsprechend der individuellen Partikelgröße. Inlet: Histogramm der Größenverteilung. (c) Klassifizierung der Partikelkonnektivität mittels Repräsentation durch Relations-Entitäten. Blau: isolierte Partikel. Grün: Partikel-Matrix Grenzflächen. Rot: Partikel-Partikel Grenzflächen. (d) Quantifizierung der Partikelmorphologie entsprechend des Aspect-Ratios und der Ausrichtung der Hauptachsen. Inlet: Histogramm der Aspect-Ratios.

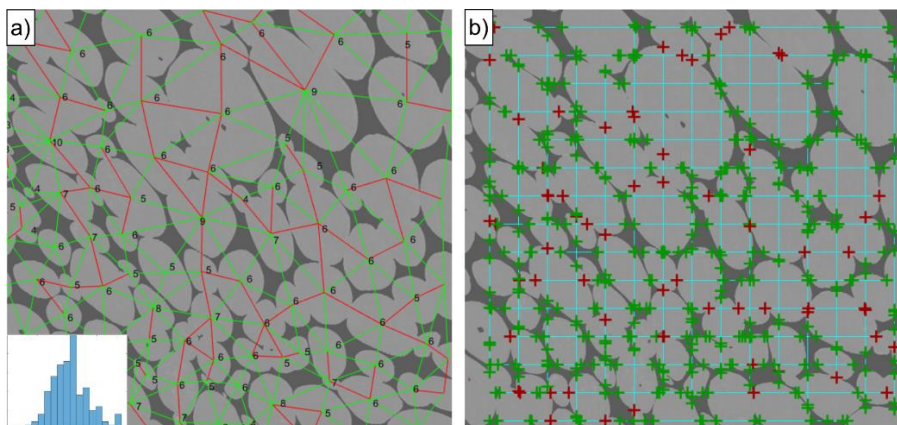


Abb.4. Anwendungsbeispiel 2: Weitergehende Gefügecharakterisierung. (a) Quantifizierung der Partikeldispersion durch Voronoi-Zerlegung der Partikelkoordinaten. Grün: Nachbarschaften ohne Konnektivität. Rot: Nachbarschaften mit direkter Konnektivität. Die Zahlenwerte geben die Anzahl der nächsten Nachbarn an. Inlet: Verteilung der Partikelabstände. (b) Automatisiertes Linienschnittverfahren zum Vergleich mit klassisch (manuell) durchgeführten Messungen aus der Vergangenheit.

3. Fazit und Ausblick

In der vorliegenden Arbeit wurde die einheitliche Beschreibung und Analyse partikelartiger Strukturen in Bilddaten beliebigen Ursprungs mittels der Relationalen Geometrischen

Ontologie (RGO) und deren Umsetzung in konkret anwendbare Software-Pakete dargestellt. Mit Hilfe der RGO können Bilddaten partikelartiger Strukturen unabhängig von konkreten Eigenschaften dieser Partikel wie physikalische Größe, chemische Komposition oder mechanische Eigenschaften systematisiert informationstechnisch erfasst und in eine der maschinellen Auswertung zugängliche Form gebracht werden. Die so kategorisierten Informationen werden dazu in einem Data Warehouse abgelegt, das die Möglichkeit bietet, ergänzend zur Beschreibung der Partikel Meta-Daten etwa zu Herstellung, Lagerung oder Bildgenerierung aufzunehmen und ebenfalls der computergestützten Analyse zugänglich zu machen. Diese Analyse umfasst Aufgabenstellungen wie das Clustering von Partikeln, die (regressive) Zuweisung quantitativer Eigenschaften oder die Detektion von Outliern in großen Datensätzen. Die Leistungsfähigkeit des Ansatzes wurde an zwei ausgewählten Beispielen einmal für makroskopische, einmal für mikroskopische Partikel konkret demonstriert. Durch das universelle Verständnis der hier getroffenen Definition von „Partikel“ und die Möglichkeit ihrer einheitlichen Beschreibung im Rahmen der RGO eröffnen sich vielfältige Anwendungen in nahezu allen Bereichen der produzierenden Industrie, insbesondere im Feld der Qualitätssicherung. Hier können – aufgrund der intrinsischen Automatisierbarkeit des Ansatzes – deutlich größere Probenumfänge als bisher einer Analyse zugeführt werden. Ebenso werden Mitarbeitende in der Qualitätssicherung von monotonen, ermüdenden Arbeitsschritten wie dem manuellen Ausmessen von Partikelgrößenverteilungen oder ähnlichen Aufgaben befreit, sodass ihre Arbeitskraft für wertschöpfende Tätigkeiten frei wird.

Referenzen

- [1] Usländer, T.; et al.: Das Internet der Dinge in der Automation: Anforderungen und Technologien., 5. Jahreskolloquium KommA, Lemgo, 2014.
- [2] Stengel, O; et al.: Einleitung, dies. (Hrsg.): Digitalzeitalter – Digitalgesellschaft, 2017, S. 3.
- [3] Hallensleben, P.; et al.: On the evolution of cast microstructures during processing of single crystal Ni-base superalloys using a Bridgman seed technique, *Materials & Design*, 128, 2017, S. 98-111.
- [4] Hallensleben, P.; et al.: On Crystal Mosaicity in Single Crystal Ni-Based Superalloys. *Crystals* 2019, 9, 149.
- [5] Scholz, F.; et al.: A 3D Analysis of Dendritic Solidification and Mosaicity in Ni-Based Single Crystal Superalloys. *Materials* 2021, 14, 4904.
- [6] Thome, P.; et al.: Ni-base superalloy single crystal (SX) mosaicity characterized by the Rotation Vector Base Line Electron Back Scatter Diffraction (RVB-EBSD) method, *Ultramicroscopy*, 206, 2019.
- [7] Thome, P.; et al.: Crystallographic Analysis of Plate and Lath Martensite in Fe-Ni Alloys. *Crystals* 2022, 12, 156.
- [8] Thome, P.; et al.: Local Maxima in Martensite Start Temperatures in the Transition Region between Lath and Plate Martensite in Fe-Ni Alloys. *Materials* 2023, 16, 1549.
- [9] Richard S.; *Computer Vision: Algorithms and Applications*, Springer-Verlag, Berlin, Heidelberg, 2010.
- [10] Zhao, Z. -Q.; et al.: Object Detection With Deep Learning: A Review," in *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 30, 11, 3212-3232, 2019.
- [11] Guo, Y.; et al.: A review of semantic segmentation using deep neural networks, *Int J Multimed Info Retr*, 7, 87–93, 2018.
- [12] Hafiz, A.M.; et al.: A survey on instance segmentation: state of the art. *Int J Multimed Info Retr* 9, 171–189, 2020.
- [13] Thome, P.: *Mikrostrukturinformatik*, Habilitationsschrift, Ruhr-Universität Bochum, voraussichtliche Veröffentlichung: 2023.
- [14] Inmon, W.H: The data warehouse and data mining, *Communications of the ACM*, vol. 39, no. 11, Nov. 1996, pp. 49+.
- [15] Aggarwal, C.; et al.: *Algorithms and Applications*. Chapman and Hall/CRC, 2013.
- [16] Norris R. P.; et al.: A Comparison of Photometric Redshift Techniques for Large Radio Surveys. *Publications of the Astronomical Society of the Pacific*, Volume 131, Issue 1004, pp. 10800, October 2019, arXiv:1902.05188.
- [17] Zinn, P.-C.; et al.: Kamerabasierte End-of-Line Prüfung in der manuellen Fertigung – Defekte ohne Anlernen erkennen mittels Self-Organizing Maps. in *VISION*, tedo-Verlag, Ausgabe September 2021.