

Vergleich automatischer 3-D-Risserkennungsmethoden für die quantitative Analyse der Schadensentwicklung in Betonproben mit Computer Tomographie

Olaf PAETSCH¹, Daniel BAUM¹, Karsten EHRIG², Dietmar MEINEL²,
Steffen PROHASKA¹

¹Zuse-Institut Berlin (ZIB),
Takustr. 7, D-14195 Berlin, e-mail: [paetsch|baum|prohaska]@zib.de

²BAM Bundesanstalt für Materialforschung und -prüfung,
Unter den Eichen 87, D-12205 Berlin, e-mail: [karsten.ehrig|dietmar.meinel]@bam.de

Kurzfassung. Die ganzheitliche Erfassung räumlicher Rissbildungsprozesse in Betonproben, beginnend bei der Vorschädigung bis zum möglichen Versagen des Gefüges aufgrund mechanischer Beanspruchungen, erfordert den Einsatz innovativer zerstörungsfreier Prüfmethode, um den inneren Gefügestand im Mikrometerbereich zu analysieren. Mittels Computertomographie lassen sich die Rissbildungsprozesse zeitlich und räumlich erfassen. Neben der Visualisierung der Risse steht hierbei die statistische Auswertung quantitativer Risscharakteristiken, auch in Abhängigkeit des Umgebungsmaterials, im Vordergrund. Beides erfordert eine automatische Risserkennung, da aufgrund der Auflösung der CT-Aufnahmen eine vollständige manuelle Segmentierung der Risse in 3-D zu aufwändig ist. In diesem Artikel werden die Problematik automatischer Risserkennung und die zugrunde liegenden Algorithmen diskutiert. Die Basis der Risserkennung sind fortschrittliche Methoden der Bildverarbeitung, die zur Beschleunigung teilweise auch auf GPUs ausgeführt werden. Um die Einbettung der Risse in das umgebende Material in die Analyse mit einzubeziehen, muss dieses weitgehend automatisch erkannt werden.

1. Einführung

Mikro-Computertomographie (μ CT) ist eine Methode zur zerstörungsfreien Prüfung der inneren Struktur von Betonproben. In den dabei erzeugten 3-D-Bildern erscheinen Risse aufgrund der geringeren Dichte in der Regel dunkler als das umgebende Material. Für das menschliche Auge sind sie daher leicht erkennbar. Da diese Bilder bis zu 2000^3 Voxel groß sein können und Risse in 3-D eine komplexe Struktur haben, ist eine manuelle Segmentierung über einige exemplarische Schnittebenen hinaus nicht möglich. Insbesondere dann, wenn mehrere Datensätze zu Vergleichszwecken analysiert werden müssen.

Bei einem Signal-Rausch-Verhältnis von 5-10 und dem Vorhandensein von Strukturen, die keine Risse repräsentieren, aber den gleichen Grauwert wie Risse haben, (z.B. kleine Lufteinschlüsse) und der Inhomogenität von Beton führen Schwellwert-basierte



Verfahren zur Risserkennung zu keinem befriedigenden Ergebnis. Es müssen daher Verfahren mit einer inhärenten Formanalyse gefunden werden.

Lokal können Risse als kleine dünne plattenähnliche Strukturen betrachtet werden aus deren Aneinanderreihung in verschiedenen Orientierungen ein Riss nachgebildet werden kann. Bei einer Voxelgröße von 39 μm (CT-Auflösung) können Risse mit einer Dicke von ca. 80 μm gefunden werden. Die Weite beträgt dabei ein Mehrfaches der Dicke, typischerweise das 10 bis 20-fache. Ausgehend von diesen Eigenschaften wurden die nachfolgend untersuchten Risserkennungsmethoden entwickelt.

Eines der untersuchten Verfahren ist ein erweitertes Perkolationsverfahren, das, ausgehend von einem Startpunkt, einen möglichen Riss verfolgt. Eine in der medizinischen Bildverarbeitung verwendete Methode um dünne flächige Objekte in Tomographiedaten hervorzuheben, ist die Grundlage zur Implementierung eines weiteren Verfahrens, welches die Eigenwerte der Hesse-Matrix analysiert, womit lokal vorhandene Formen angezeigt werden können. Als drittes Verfahren wurde das sog. Template-Matching für die Risserkennung implementiert. Hierbei wird ein kleines flächiges Objekt mit den μCT -Daten korreliert.

Nachfolgend werden diese drei Verfahren auf ihre Verwendbarkeit zur Risserkennung, auch unter Berücksichtigung einer nachfolgenden quantitativen Analyse, untersucht. Ein wichtiger Punkt ist die Erkennung des die Risse umgebenden Materials. Unabhängig von der geeignetsten Risserkennungsmethode wird die Darstellung von Rissen als Punktwolken und polygonalen Flächen vorgestellt.

Die Risserkennungsmethoden sind in der wissenschaftlichen Visualisierungssoftware ZIBAmira implementiert. Ziel der Visualisierung ist die grafische Repräsentation der relevanten Eigenschaften der ausgewerteten Messdaten, so dass diese intuitiv erfasst, verstanden und bewertet werden können.

2. Verwandte Arbeiten

Risserkennung in CT-Daten und Bildern ist ein sich ständig weiterentwickelndes Forschungsgebiet, wobei der Fokus, nach Ansicht der Autoren, noch hauptsächlich auf die manuelle Auswertung in 2-D gelegt wird. Automatische Auswertungen in 3-D, z.B. zur Fehlstellenkontrolle in Produktionsanlagen sind erfolgreich im Einsatz, wenn das zu untersuchende Objekt aus einem homogenen Material, z.B. Metall oder Kunststoff besteht. Fehlstellen sind darin mit Schwellwertverfahren, evtl. verbunden mit einer Glättung, einfach zu finden und zu quantisieren [6] [7]. Die Verfolgung von Rissen in 2-D-Aufnahmen wird ebenfalls angewandt [1] [11].

Ein in der medizinischen Bildverarbeitung etabliertes Verfahren zur Erkennung dünner flächenhafter Strukturen ist die Analyse der Eigenwerte der Hesse-Matrix [9]. Dieses Verfahren kann auch auf die Erkennung von Rissen in inhomogenen Materialien, wie Stein oder Beton angewandt werden [16] [3]. Ein sehr flexibles Verfahren ist das Template-Matching. In der Biologie wurde es z.B. erfolgreich zum Erkennen hohlzylinderartiger Strukturen eingesetzt und kann an die Risserkennung adaptiert werden. Soweit den Autoren bekannt, wurde es bislang für die Risserkennung nur in [3], das einen älteren Stand des hier beschriebenen Projektes darstellt, eingesetzt.

3. Risserkennungsmethoden

Nach einer Übersicht über das den hier verwendeten Daten zugrundeliegende bildgebende Verfahren und den anschließenden Glättungsschritten, werden die drei untersuchten Risserkennungsmethoden beschrieben. Zuerst wird die Analyse der Eigenwerte der Hessischen [9] beschrieben. Dieser Abschnitt umfasst auch das Perkolationsverfahren [11], das allein angewandt keine befriedigenden Ergebnisse liefert, aber in Kombination mit dem Eigenwert-Filter genutzt werden kann. Weiterhin wird Template-Matching [9] als Risserkennungsmethode vorgestellt. Alle hier kurz vorgestellten Methoden werden in [3] ausführlich beschrieben.

3.1 Datenaufnahme und Bildverarbeitung

Die μ CT-Aufnahmen werden mit einer 225 kV Mikrofokus-Röntgenröhre (betrieben mit 210 kV) und einem 1 mm Kupferfilter durchgeführt. Der Fokus-Probe-Abstand beträgt dabei 226 mm, der Fokus-Detektor-Abstand 1153 mm. Die Detektorgröße beträgt 2024x2024 mit einem detektierten Bildausschnitt von 2023x1731 Pixel. Die zylindrische Betonprobe hat einen Durchmesser von 70 mm und wird in 2400 Projektionswinkeln über 360° aufgenommen. Die dabei entstehenden Aufnahmen führen nach der Rekonstruktion zu einer isotropen Voxelgröße von 39 μ m und 3-D-Datensätzen von 6-8 GB. Eine Strahlaufhärtungskorrektur und ein Medianfilter werden direkt bei der Rekonstruktion auf die Daten angewandt.

Aufgrund der stark verrauschten CT-Daten ist ein weiterer Glättungsschritt häufig nötig. Hierbei muss ein merkmalerhaltender Bildfilter, wie Median, Bilateral- oder Non-Local-Means-Filter verwendet werden. Einfache Glättung mit z.B. einem Gauß-Filter führen zu einer Verschmierung der gesuchten Merkmale und ist daher nicht verwendbar. Wie in [5] beschrieben, führt ein iterativer Medianfilter med^3 zu guten Ergebnissen.

3.2 Eigenwertanalyse der Hessischen in Kombination mit Perkolation

Das ursprüngliche Perkolationsverfahren ist nur für 2-D entwickelt worden [11]. Eine auf 3-D erweiterte Version [3] alleine angewandt, wobei alle Punkte im Eingangsdatensatz I -- der CT-Datensatz -- als Startpunkte dienen, bringt keine befriedigenden Ergebnisse. Es neigt stark zum ‚Ausbluten‘ und detektiert häufig außerhalb der Risse liegende Gebiete. Bedingt durch verrauschte Eingangsdaten und andere nicht-rissähnliche Fehlstellen in der Probe führt es zu sehr vielen falsch-positiv erkannten Rissen. Eine nachträgliche Formanalyse gefundener zusammenhängender Rissvoxel ist daher notwendig.

Die Eigenwerte der Hesse-Matrix Δ , die wie folgt definiert sind:

$$\Delta I = \begin{bmatrix} I_{xx} & I_{xy} & I_{xz} \\ I_{yx} & I_{yy} & I_{yz} \\ I_{zx} & I_{zy} & I_{zz} \end{bmatrix}, \text{ wobei } I_{xx} = \frac{\partial^2}{\partial x^2} I, I_{xy} = \frac{\partial^2}{\partial x \partial y} I, \dots, I_{zz} = \frac{\partial^2}{\partial z^2} I$$

können als inhärente Formanalyse ausgewertet werden. Seien $\lambda_1 \leq \lambda_2 \leq \lambda_3$ die drei Eigenwerte von Δ eines Punktes p in I . Der Punkt p gehört dann zu einem Riss, resp. zu einer lokal blattähnlichen Struktur, wenn λ_3 groß gegenüber λ_2 und λ_1 ist. Diese Auswertung ist die Basis eines Filters S , dessen Resultat mit einem Schwellwert zu einer Binarisierung Riss-Nichtriss H führt [3] [9].

Die 3-D-Perkolation kann anschließend auf I angewandt werden, um Lücken an Rissverzweigungen und scharfen Kanten zu schließen. Als Startpunkte werden alle Punkte in H verwendet. Dieses Verfahren wird im Folgenden Hessisch-getriebene Perkolation genannt.

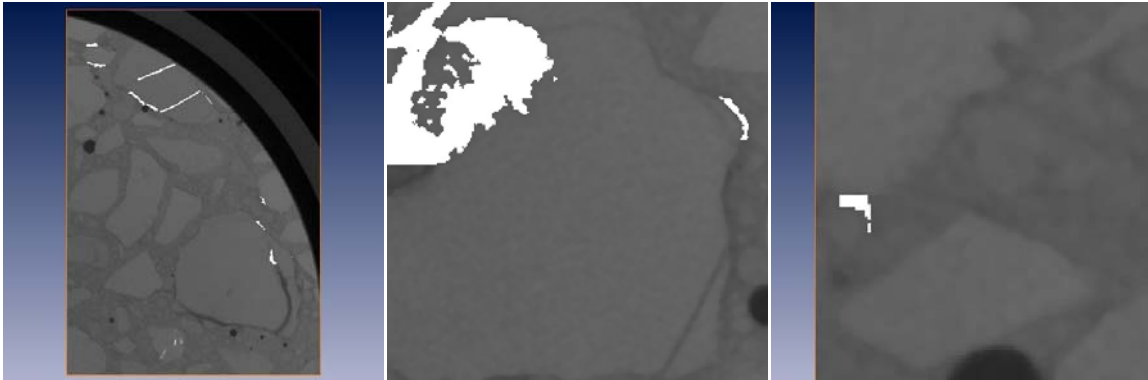


Abb. 1: Schnitte mit durch die Hessisch-getriebene Perkolation gefundenen Rissen. Überblick (links), Ausschnitt auf anderem Schnitt (Mitte) und durch Perkolation erzeugtes Artefakt (rechts)

3.3 Template-Matching

Template-Matching ist eine Form der Mustererkennung, bei der ein Muster – das Template T in einem Eingangsdatensatz I gesucht wird. Dabei wird an jedem Punkt p von I die Kreuzkorrelation C zwischen T und dem gleichgroßen Teilbild von I berechnet.

$$C_L(r, s, t) = \frac{1}{N} \sum_{(i,j,k) \in T} \frac{(I(r+i, s+j, t+k) - \bar{I})(T(i,j,k) - \bar{T})}{\sigma_I \sigma_T} .$$

\bar{I}, \bar{T} sind die Durchschnittswerte und σ_I, σ_T die Standardabweichungen von T und I , N ist die Zahl der Voxel in T .

Da ein Riss eine beliebige Orientierung in 3-D haben kann, wird das entsprechende Template in den beiden Richtungen Azimut und Elevation (Euler-Winkel) so gedreht, dass sich eine uniforme Verteilung der Orientierungen ergibt. Ein Schwellwert, angewandt auf C , ergibt auch hier eine Binarisierung Riss-Nichtriss H . Siehe dazu die nachfolgende Abbildung 2.

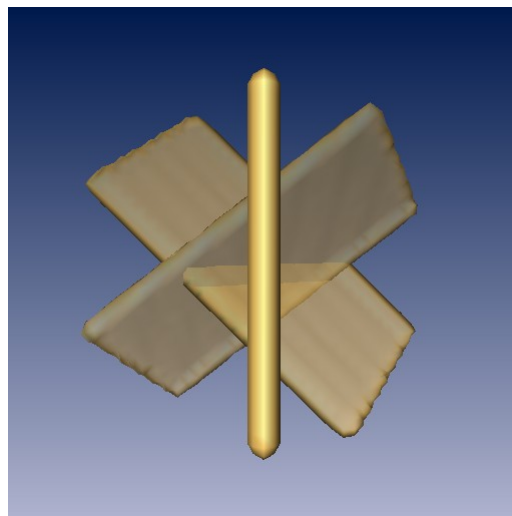


Abb. 2: Plattenförmiges Template in drei von insgesamt 844 verschiedenen Orientierungen

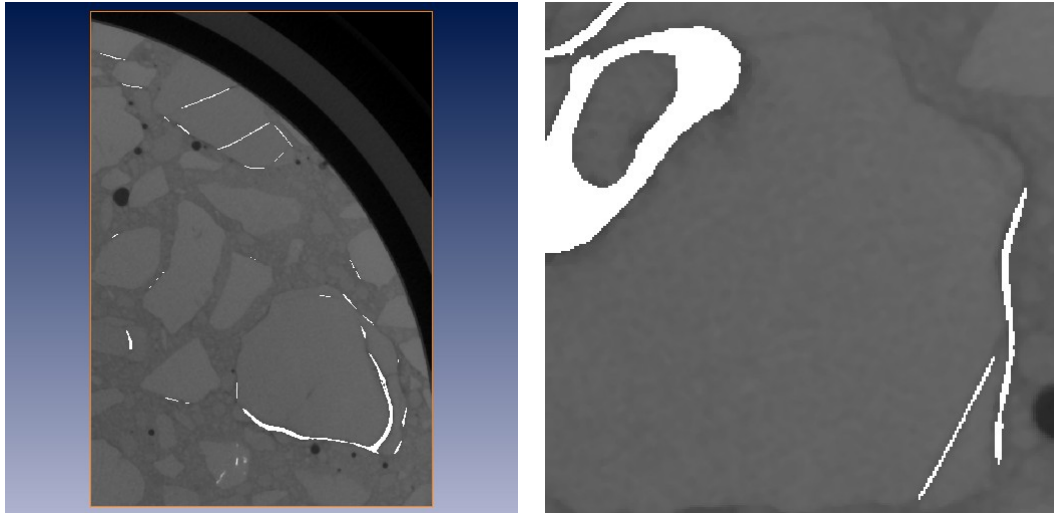


Abb. 3: Risse, gefunden mit Template-Matching. Überblick (links), Ausschnitt auf anderem Schnitt (rechts)

3.4 Methodenvergleich

Die Risserkennung mit der Hessisch-getriebenen Perkolations ist deutlich schneller (bis zu 25x) als mit Hilfe des Template-Matchings. Die Qualität der gefundenen Risse ist aber nach verschiedenen Testläufen mit großen realistischen Datensätzen beim Template-Matching deutlich größer gegenüber der Methode der Hessisch-getriebenen Perkolations. Diese Aussage steht im Gegensatz zu der in [3] gemachten, bei der nur ein kleiner Testdatensatz (128x128x128) untersucht wurde und bei der auch eine andere Implementierung des Template-Matchings zur Verfügung stand. Die neue Implementierung erlaubt eine bessere und flexiblere Parametrisierung des Templates. Die der Abb. 3 zugrunde liegenden Berechnungen wurden mit einem Template der Größe 1280x640x80 μm durchgeführt. Ein Vergleich der in Abb. 1 und 3 dargestellten Ergebnisse der beiden Methoden zeigt, dass Template-Matching glattere Risse mit weniger Artefakten erzeugt. Auch werden dünne Risse mit Template-Matching besser gefunden (Vergleiche Abb. 1 Mitte und Abb. 3 rechts). Die Ergebnisse eines kompletten Datensatzes der Größe 2007x2007x1201 Voxel zeigt die nachfolgende Tabelle 1.

	#Rissvoxel / #Gesamtvoxel	#Risse	Max. Rissvolumen	Min. Rissvolumen	Median des Rissvolumens
Hessisch-getriebene Perkolations	0.014	11881	95,1 mm ³	0.03 mm ³	0.084 mm ³
Template-Matching	0.012	10902	113,9 mm ³	0.03 mm ³	0.082 mm ³

Tabelle 1: Vergleich gefundener Risse in einem CT-Datensatz der Größe 2007x2007x1201 (Voxel-Größe: 39 μm). Risse kleiner als das angegebene minimale Rissvolumen wurden aussortiert, da sie mit höherer Wahrscheinlichkeit falsch-positiv detektiert wurden als größere

3.5 Weitere Rissverarbeitungen

Das unabhängig von der verwendeten Risserkennungsmethode erzielte Ergebnis wird noch einem Nachbearbeitungsschritt unterzogen. Darin werden aus einzelnen Rissvoxeln durch

Untersuchung der Nachbarschaft (26er-Nachbarschaft) Risse als zusammenhängendes Objekt als solche erkannt. Weiterhin werden an den Rändern des Datensatzes oft falsch erkannte Rissvoxel und Risse, die aus einer zu kleinen Anzahl zusammenhängender Voxel bestehen, entfernt.

Das Ergebnis der Nachbearbeitung ist ein Label-Feld (aus Bytes) in dem Riss-Voxel mit 1 und alle weiteren Voxel mit 0 markiert sind. Auf dieses Label-Feld können statistische Auswertungen und Visualisierungen angewandt werden. Abbildung 4 zeigt eine Isoflächen-Darstellung eines solchen Ergebnisdatensatzes.

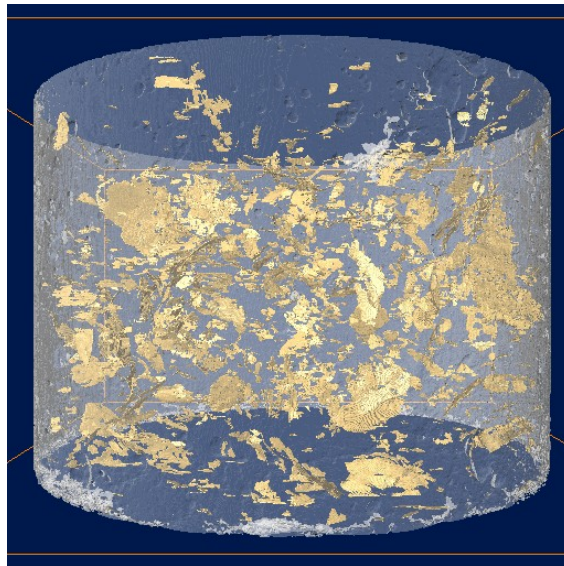


Abb. 4: 3-D-Risvisualisierung im Probekörper

4. Rissanalyse

Gefundene Risse müssen zur quantitativen Beurteilung weiter untersucht werden. Dazu gehören neben einfachen statistischen Auswertungen auf Basis der Rissvoxel, wie z.B. die Zahl der Risse und die Gesamtzahl der Rissvoxel im Probekörper auch die Einbettung der Risse in das sie umgebene Material und die räumliche Orientierung der Risse. Mit Template-Matching als zugrundeliegender Erkennungsmethode lassen sich Auswertungen, die eine räumliche Orientierung voraussetzen, einfacher entwickeln, da zusätzlich zum berechneten Korrelationswert auch der Index auf das dazugehörige Template gespeichert wird.

4.1 Risseinbettung

Um die Einbettung eines Risses, d.h. welche Bestandteile des Betons (Zement, Zuschlag, Grenze Zuschlag-Material) durchläuft der Riss, zu bestimmen, muss das die Rissvoxel umgebende Material bestimmt werden. Die Rissvoxel werden danach entsprechend markiert (mit einem Label versehen). Wenn die Betonprobe schon vorher in ihre Bestandteile segmentiert wurde, ist es einfach möglich, die Rissvoxel entsprechend zu markieren. Die automatische Segmentierung eines meist stark verrauschten und inhomogenen Materials wie Beton ist schwierig und ist ein eigenes Projekt außerhalb der hier vorgestellten Arbeit. Einfacher ist es nach der Risserkennung für jeden Rissvoxel die umgebenden Grauwerte zu betrachten. Das Template-Matching liefert für jeden untersuchten Voxel die Orientierung des Referenzobjekts (Templates) mit dem höchsten Korrelationswert zurück. Diese kann als Normale auf dem Rissvoxel betrachtet werden und

entlang der Normalen und ihrer Inversen kann ein Profil des Risses aufgenommen werden. Siehe dazu Abb. 5 links. Typische Rissprofile sind in Abb. 5 Mitte und rechts dargestellt. Die Auswertung der Werte an den beiden Enden der Profile erlaubt die Unterscheidung des umgebenden Materials und damit der Markierung der Rissvoxel. Ein Schnitt durch einen CT-Datensatz mit entsprechend markierten Rissvoxeln zeigt Abb. 6.

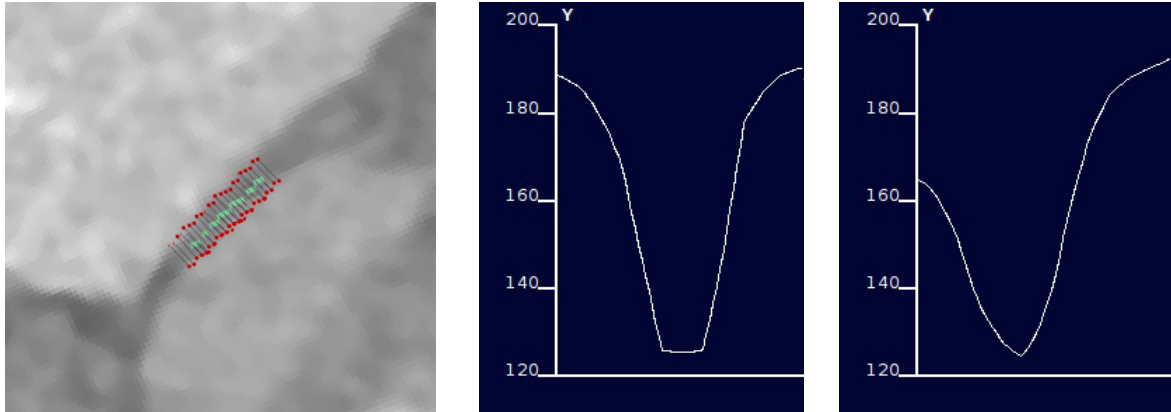


Abb. 5: Profillinien (links), Rissprofil im Stein (Mitte) und am Rand Stein-Zement (rechts)

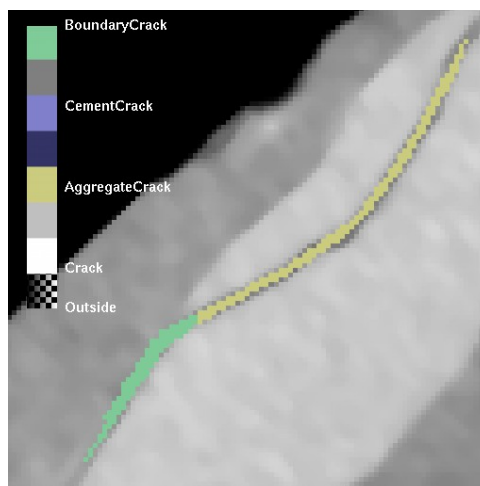


Abb. 6: Riss, markiert entsprechend des umgebenden Materials

4.2 Rissorientierung

Die Orientierung der Risse kann wichtige Informationen zur Beurteilung des untersuchten Materials liefern. In bestimmten Materialien sind beispielsweise Risse sehr häufig parallel zu einander orientiert oder stehen rechtwinklig zueinander [6]. Über den beim Template-Matching gespeicherten Template-Index lässt sich die Orientierung jedes Rissvoxels ermitteln.

In Abbildung 7 sind zwei Risse mit unterschiedlichen Orientierungen und das jeweils dazugehörige 2-D-Histogramm gezeigt.

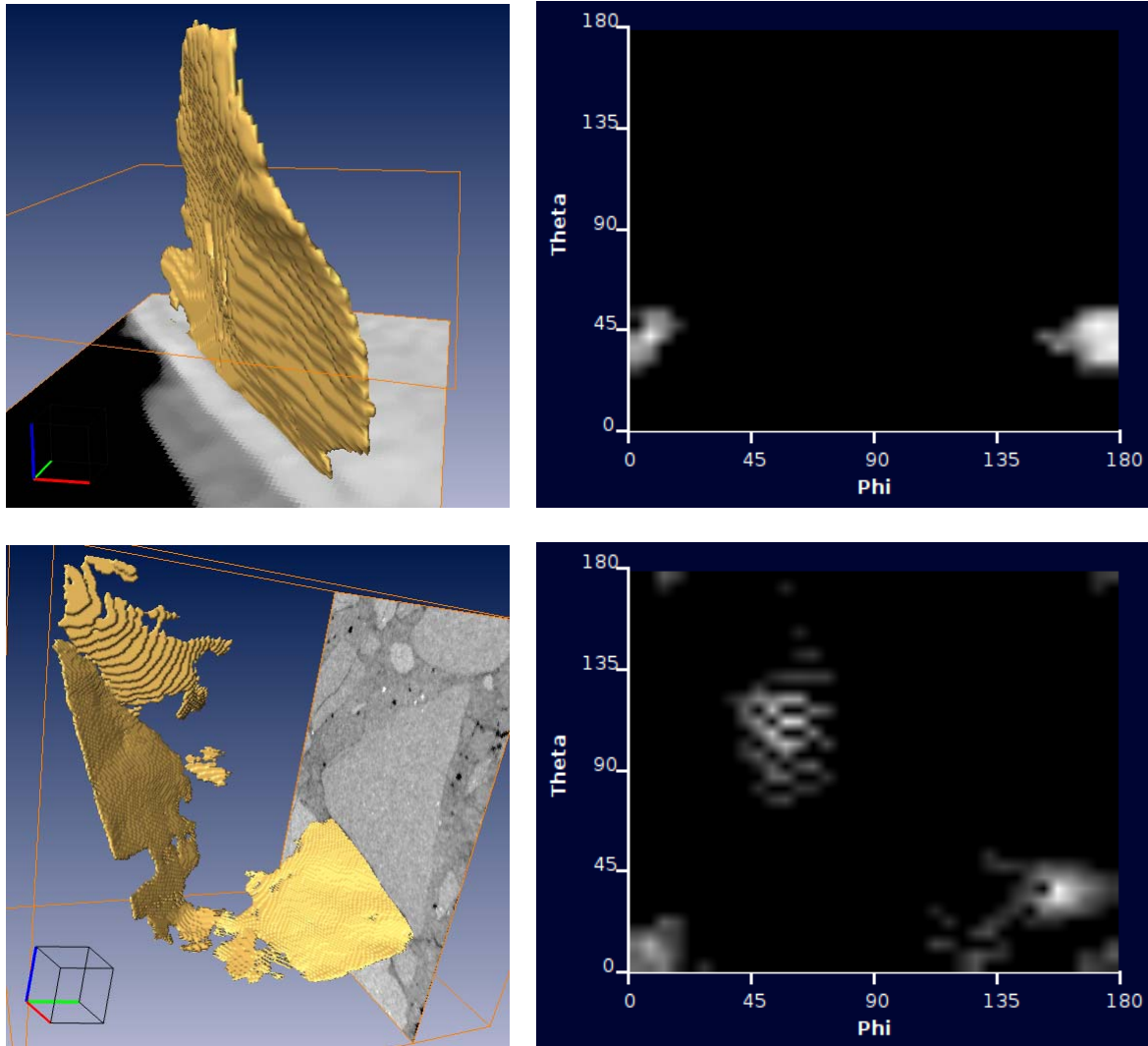


Abb. 7: Visualisierung eines einzelnen Risses (links) und seine Orientierung (Euler-Winkel)(rechts)
oben: ebener Riss, unten: stark gekrümmtes zusammenhängendes Rissystem

4.3 Weitere Rissstatistiken

Zur Beurteilung der Risscharakteristiken der Betonprobe gehören noch weitere statistische Auswertungen, wie die Bestimmung von

- Rissgröße
- Rissweite, resp. -öffnung
- Rissfläche

Alle diese Auswertungen sollen sowohl für die Betonprobe als Ganzes als auch in einer sog. ROI (Region of Interest) oder pro Riss durchgeführt werden. Ein Riss wird dabei als mit der 26er-Nachbarschaft zusammenhängende Rissvoxel betrachtet. Die Rissgröße ist dann einfach die Zahl der zu einem Riss gehörenden Voxel. Die Rissweite, also die durchschnittliche Öffnung eines Risses (siehe dazu auch Abb. 5, in dem die Rissweite aus den Rissprofilen abzulesen ist) oder die Rissfläche lassen sich besser aus einer polygonalen Rissrepräsentation ableiten. Die Rissfläche ist dann die Summe der Dreiecksflächen die einen Riss repräsentieren. Eine Rissorientierung ließe sich auch aus den Dreiecksnormalen herleiten.

4.4 Polygonale Rissrepräsentation

Eine Methode zur Berechnung einer Rissmittelfläche beruht auf der Skelettisierung der zusammenhängenden Rissvoxel, die mit Hilfe einer Distanzabbildung berechnet wurde [12]. Die getestete Implementierung dieser Methode hat einen immens großen Hauptspeicherbedarf und eine sehr lange Laufzeit, sodass es nahezu unmöglich ist, Mittel­flächen aus Rissdatensätzen realistischer Größenordnungen damit zu berechnen.

Ein anderer vielversprechender Ansatz wird wie folgt berechnet: Zuerst wird die Position jedes Rissvoxels entlang des Rissprofils in dessen lokales Minimum verschoben. Siehe dazu Abbildung 8.

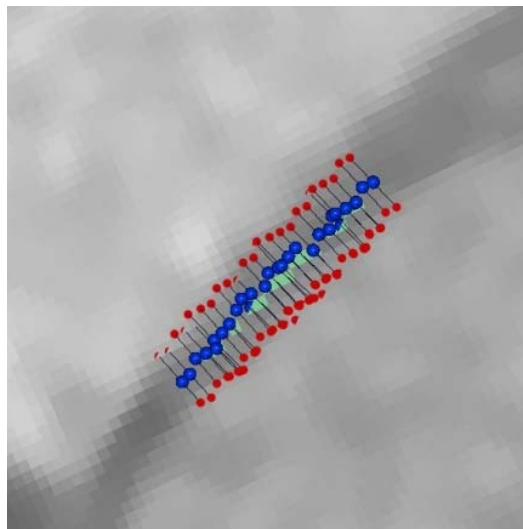


Abb. 8: Rissprofil­linien mit Mittelpunkten

Die dabei entstehende Punktwolke wird dann als Eingangsdatensatz für Oberflächenrekonstruktionsalgorithmen verwendet. Ein sog. Advancing Front Algorithmus [13] rollt einen virtuellen Ball beginnend bei einem initialen Dreieck über alle Punkte und verbindet benachbarte Punkte. Dabei können unter bestimmten Umständen mehrere Dreieckslagen entstehen, sodass keine eindeutige Mittel­fläche existiert. Ein weiterer Algorithmus gleichen Typs *afront* [14] nutzt globale Informationen um dieses Problem zu verhindern. Eine andere Möglichkeit ist die Projektion von möglichst ebenen Teilen Punktwolke in eine Ebene, um mit einer 2-D-Delaunay-Triangulierung die Mittel­fläche mit anschließender Rücktransformation in 3-D zu berechnen.

Die zugrundeliegende Punktwolke kann auch zur Visualisierung der Risse, wie in Abb. 9 links verwendet werden.

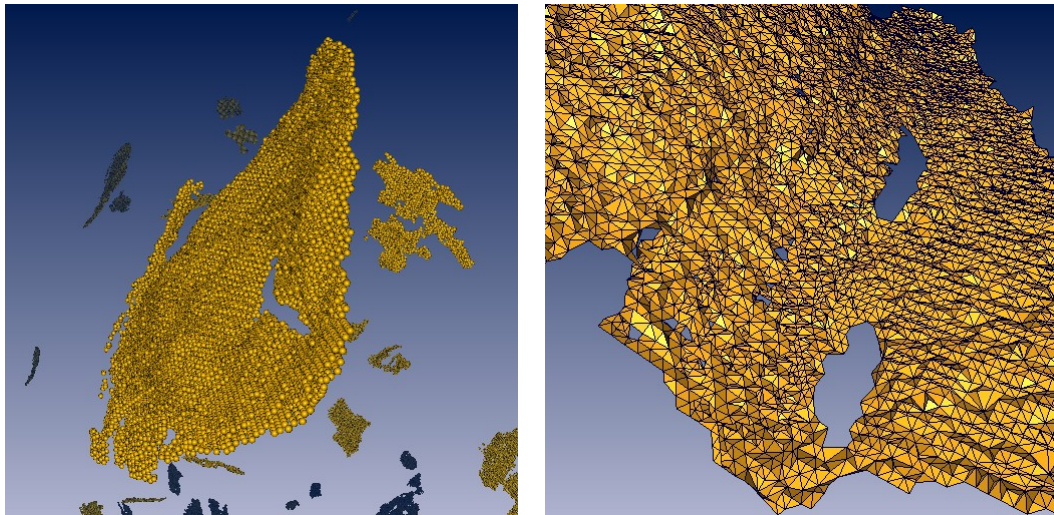


Abb.9: Riss-Visualisierung als Punktwolke (links) und als Dreiecksfläche(rechts)

5. Ergebnisse und Ausblick

In dieser Arbeit wurden zwei Methoden zur automatischen Risserkennung in Betonproben vorgestellt. Im Gegensatz zu in [3] gemachten Aussagen wird hier Template-Matching als die zu bevorzugende Methode zur Risserkennung heraus gestellt. Die quantitative Analyse der gefundenen Risse zur Beurteilung von Betoneigenschaften ist wichtig und wird anhand der Risseinbettung in das umgebende Material beispielhaft dargestellt.

Die polygonale Repräsentation von Rissen in Form von Dreiecksflächen bietet für einige statistische Auswertungen vielversprechende Ansätze und wird weiter untersucht. Hierbei ist insbesondere von Interesse inwieweit durch Glättungsalgorithmen auf Oberflächen diese Ergebnisse beeinflusst werden. Weiterhin sollen Veränderungen der Betonprobe nach mehreren Frost-Tau-Wechseln untersucht werden.

Referenzen

- [1] J. Lange, Mess- und Auswertungstechnik zur Riss- und Faserdetektion in Betonbauteilen, PhD Thesis, Fakul. f. Bauingenieurwesen, RWTH Aachen, 2009.
- [2] D. Stalling, M. Westerhoff, H.-C. Hege: Amira: A Highly Interactive System for Visual Data Analysis. In C.D. Hansen, C. R. Johnson (eds.), *The Visualization Handbook*, Ch. 38, pp. 749-767, Elsevier, 2005.
- [3] K. Ehrig, J. Goebbels, D. Meinel, O. Paetsch, S. Prohaska, V. Zobel: Comparison of Crack Detection Methods for Analyzing Damage Processes in Concrete with Computed Tomography, *Proceedings of International Symposium on Digital Industrial Radiology and Computed Tomography* (www.dir2011.com/Proceedings), 2011.
- [4] D. Ushizima, D. Parkinson, P. Nico, J. Ajo-Franklin, A. Macdowell, B. Kocar, W. Bethel, J. Sethian: Statistical segmentation and porosity quantification of 3D X-ray micro-tomography, *SPIE Optics and Photonics 2011, Applications of Digital Image Processing XXXIV*, Vol. 8135-1 p1-14, 2011.
- [5] P. v.d.Heide, X. Xu, B. Marsh, D. Hanein, N. Volkmann: Efficient automatic noise reduction of electron tomographic reconstructions based on iterative median filtering, *Journal of Structural Biology* 158 (2007), 196-204, Elsevier, 2007.
- [6] S. Mazumder, K.-H.A.A. Wolf, K. Elewaut, R. Ephraim: Application of X-Ray computed tomography for analyzing cleat spacing and cleat aperture in coal samples, *International Journal of Coal Geology*, 68:205-222, 2006.
- [7] T. Zhang, E. Nagy, E. Landis, G. Nagy: 3D Analysis of X-ray Microtomographic Concrete Images, *ASCE Eng. Mech. Div Special Publication "Sensing and Imaging in Engineering Mechanics"*, 2004.

- [8] M.N. Lebbink, W.J.C. Geerts, T.P. van der Krift, M. Bouwhuis, L.O. Hertzberger, A.J. Verkleij, A.J. Koster. Template matching as a tool for annotation of tomograms of stained biological structures. *Journal of Structural Biology*, 158:327-335, 2007.
- [9] Y. Sato, C.-F. Westin, A. Bhalerao, S. Nakajima, N. Shiraga, S. Tamura, R. Kikinis. Tissue Classification Based on 3D Local Intensity Structures for Volume Rendering. *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*, 6(2):160-180, 2000.
- [10] A.M. Roseman. Particle finding in electron micrographs using a fast local correlation algorithm. *Ultramicroscopy*, 94:225-236, 2003.
- [11] T. Yamaguchi, S. Hashimoto. Fast crack detection method for large-size concrete surface images using percolation-based image processing. *Machine Vision and Applications*, 21:797-809, 2010.
- [12] S. Prohaska, H.-C. Hege: Fast Visualization of Plane-Like Structures in Voxel Data, *IEEE Visualization Conf.*, 2002.
- [13] O. Sander, D. Runge (Baum): Fast Surface Reconstruction using a Probe Sphere, *ZIB-Report 00-50*, 2000.
- [14] C. E. Scheidegger, S. Fleishman, C. T. Silva: Triangulating Point Set Surfaces with Bounded Error, *Eurographics Symposium on Geometry Processing*, 2005
- [15] M. Bartscher, A. Staude, K. Ehrig, A. Ramsey: The influence of data filtering on dimensional measurements with CT, *World Conference on Non Destructive Testing (WCNDT)*, Durban, South Africa, 2012.
- [16] M. Voorn, A. Rath, U. Exner: μ CT on narrowly fractured natural rock samples from a hydrocarbon reservoir. *Proceedings of the Conference on Industrial Computed Tomography 2012*, 105-112, 2012