

Regularisierte Optimierungsverfahren für Rekonstruktion und Modellierung in der Computergraphik¹

Stephan Wenger²

Abstract: Das Feld der Computergraphik beschäftigt sich mit virtuellen Abbildern der realen Welt, welche durch *Modellierung* oder *Rekonstruktion* aus Messdaten erstellt werden. Rekonstruktionsprobleme werden oft als regularisierte Optimierungsprobleme formuliert, in denen ein Datenterm die Konsistenz zwischen Modell und Daten sicherstellt, während ein Regularisierungsterm plausible Lösungen begünstigt.

In meiner Arbeit zeige ich, dass verschiedene Rekonstruktionsprobleme der Computergraphik Instanzen einer gemeinsamen Klasse von Optimierungsproblemen sind, die mit einem einheitlichen algorithmischen Framework gelöst werden können. Darüber hinaus wird gezeigt, dass vergleichbare Optimierungsverfahren auch genutzt werden können, um Probleme der datenbasierten Modellierung zu lösen, bei denen die aus Messungen verfügbaren Daten nicht für eine genaue Rekonstruktion ausreichen.

Als praxisrelevante Beispiele für Rekonstruktionsprobleme werden Sparsity- und Group-Sparsity-Methoden für die radiointerferometrische Bildrekonstruktion vorgestellt. Als Beispiel für Modellierung werden analoge Verfahren untersucht, um automatisch volumetrische Modelle astronomischer Nebel aus Einzelbildern zu erzeugen. Die Ergebnisse dieser Arbeit haben über das akademische Umfeld hinaus Sichtbarkeit erlangt und werden heute von mehreren Softwareunternehmen aus der Planetarienbranche praktisch eingesetzt.

1 Einleitung

Ein Hauptziel der Computergraphik ist es, realistische virtuelle Repräsentationen der realen Welt zu erzeugen. Beispiele für solche Repräsentationen sind Bilder, Lichtfelder, texturierte Dreiecksnetze oder volumetrische Modelle. Um sie zu erzeugen, bedient man sich einer Vielzahl von Geräten und Verfahren: Kameras, Kamera-Arrays, 3D-Scanner, CT-Scanner, Tiefenkameras und viele weitere.

In vielen Fällen ist es unpraktikabel oder schlicht unmöglich, die vollständige für eine genaue Szenenrepräsentation benötigte Information aufzunehmen: Eine Kamera hat nur eine begrenzte Auflösung, wodurch ihr hohe Bildfrequenzen unvermeidlicherweise entgehen. Ein CT-Scanner kann nur eine kleine Anzahl von Projektionen aufnehmen, um den Patienten nicht zu gefährden. Ein Radiointerferometer nimmt nur eine kleine Teilmenge der Ortsfrequenzen eines Bildes auf. In solchen Fällen muss ein *Rekonstruktionsverfahren*

¹ Englischer Titel der Dissertation: "Regularized Optimization Methods for Reconstruction and Modeling in Computer Graphics" [Wen14]

² Google Switzerland GmbH, Brandschenkestrasse 110, CH-8002 Zürich, spwenger@gmail.com

die fehlende Information kompensieren, um ein vollständiges Modell der realen Welt zu liefern.

In den zuvor genannten Fällen ist es zumindest prinzipiell möglich, weitere Daten zu sammeln, um die Qualität der Rekonstruktion zu verbessern. Es gibt allerdings Situationen, in denen es grundsätzlich unmöglich ist, auch nur irgendeinen nennenswerten Anteil der für eine Rekonstruktion benötigten Daten aufzunehmen. Beispielsweise sind viele astronomische Objekte so weit von der Erde entfernt, dass nur eine einzige Ansicht jemals aus dem Menschen zugänglichen Blickpunkten sichtbar ist. Die für eine vollständige volumetrische Rekonstruktion benötigten Daten sind daher für uns nicht verfügbar, unabhängig von der verwendeten Methode und dem betriebenen Aufwand. Trotzdem ist es möglich, mit Hilfe der wenigen verfügbaren Daten Modelle zu erzeugen, die physikalisch und wahrnehmungspsychologisch *plausibel* sind, die also kompatibel sind mit bekannten physikalischen Gesetzen, konsistent mit den beobachteten Daten und frei von sichtbaren Artefakten. Das Erzeugen eines plausiblen Modells aus so enorm unvollständigen Daten ist ein extrem schlecht gestelltes Problem, und ein “Rekonstruktions”-Algorithmus muss einen Großteil des Ergebnisses halluzinieren, ohne dass irgendwelche garantierten Fehlerschranken für die Diskrepanz zwischen Modell und Realität angegeben werden könnten. Da die Ergebnisse in diesem Fall mehr vom Algorithmus als von den Messdaten abhängen, wäre es nicht völlig zutreffend, diese Aufgabe als *Rekonstruktionsproblem* zu bezeichnen; stattdessen verwende ich den Begriff *datenbasierte Modellierung*, um den Unterschied zu traditionellen, leichter handhabbaren inversen Problemen herauszustellen, die tatsächlich Rekonstruktionsprobleme im engeren Sinne darstellen. Wegen der Ähnlichkeit der zugrundeliegenden Verfahren und Algorithmen werde ich allerdings die Begriffe “Rekonstruktion” und “datenbasierte Modellierung” oft austauschbar verwenden.

Sowohl in der Rekonstruktion als auch in der datenbasierten Modellierung benötigt ein Rekonstruktionsalgorithmus Informationen über die erwartete Struktur des Signals, um fehlende Information korrekt beziehungsweise plausibel aufzufüllen: Bei einem CT-Scan könnte dies die Annahmen einschließen, dass benachbarte Volumenzellen ähnliche Dichten aufweisen, dass die meisten Volumenzellen leer sind und dass nichtleere Zellen bevorzugt nahe der Mitte des Volumens auftreten. In einem Bildrekonstruktionsproblem kann man die Eigenschaft natürlicher Bilder nutzen, eine sparse Waveletdarstellung zu besitzen. In einem astronomischen Modellierungsproblem kann die fehlende Tiefendimension häufig aus einem Bild erschlossen werden, indem die Tatsache genutzt wird, dass bestimmte astronomische Nebel näherungsweise axialsymmetrisch sind.

Sowohl Rekonstruktion als auch Modellierung sind *inverse Probleme*, die in der Computergraphik allgegenwärtig sind: beispielsweise werden tomographische Verfahren genutzt für die bildbasierte volumetrische Rekonstruktion von Bäumen [RMMD04, VGS⁺12], Flammen [IM04], Gasströmen [IBA⁺09, BRA⁺11, BAI⁺09, AIH⁺08] und Flüssigkeiten [GKHH12]. Tomographische datenbasierte Modellierung mit hochgrading unvollständigen oder widersprüchlichen Daten wird für die Erzeugung statischer Lichtfeld-Displays [WLHR11] und als Interaktionsparadigma für manuelle Volumenmodellierung [KISE13] eingesetzt. Regularisierte Optimierungsverfahren werden auch im Bereich der Computational Photography [SD09, HRH⁺13] und des stochastischen Raytracings [SD11, SDX11,

KS13, SD10] eingesetzt. Ein weiteres Beispiel datenbasierter Modellierung ist die automatische Erzeugung sinnvoller Deformationsbasisfunktionen aus animierter Geometrie [NVW⁺13].

Inverse Probleme wie die zuvor beschriebenen können mittels *regularisierter Optimierungsverfahren* gelöst werden. Dazu wird der *plausibelste* Signalvektor $\vec{x}$ gesucht, der konsistent mit den Beobachtungsdaten $\vec{y}$ ist. Da aufgenommene Daten oft Rauschen enthalten, lässt man typischerweise kleine Abweichungen von den Daten zu, um eine plausiblere Lösung zu erhalten. Die Zielfunktion des resultierenden *denoising*-Problems besteht aus einem *Datenterm*, der Konsistenz mit den Beobachtungsdaten erzwingt, und einem *Regularisierer*, der Plausibilität gemäß A-priori-Annahmen über das Signal herstellt. Der Regularisierer muss nicht nur die erwartete Lösung gut beschreiben; er muss auch Information liefern, die zu der in den Beobachtungsdaten enthaltenen Information komplementär ist, das heißt, er muss hinreichend *orthogonal* oder *inkohärent* zu den Daten sein. Wenn diese Annahmen erfüllt sind, liefert die Lösung des Optimierungsproblems mit großer Wahrscheinlichkeit eine gute Repräsentation des gemessenen Realweltphänomens.

Im Rahmen dieser Arbeit werden regularisierte Optimierungsverfahren für zwei sehr unterschiedliche Anwendungsfälle in der Computergraphik vorgestellt: Rekonstruktionsprobleme aus der Radiointerferometrie sowie Modellierungsprobleme für astronomische Nebel. Beide Problemklassen werden zunächst mit sparsity-induzierenden Regularisierern und anschließend mit fortgeschritteneren Group-Sparsity-Methoden behandelt. Während die grundlegende Struktur der in beiden Anwendungen auftretenden Optimierungsprobleme sehr ähnlich ist, besteht die Herausforderung darin, geeignete Regularisierer zu finden, die auf die jeweiligen Probleme optimal angepasst sind, und passende Algorithmen zu implementieren, die die in realistischen Szenarien anfallenden großen Datenmengen effizient verarbeiten.

2 Sparsity-Rekonstruktion in der Radiointerferometrie

Die Radiointerferometrie beschäftigt sich mit der Aufnahme von Bildern unseres Universums im Wellenlängenbereich von wenigen Millimetern bis zu mehreren Metern. Im Gegensatz zur optischen Astronomie können hier Bilder nicht direkt mit einer Kamera und einem Teleskop aufgenommen werden; die großen Wellenlängen machen die Benutzung solcher konventionellen Verfahren unmöglich. Stattdessen müssen in einem interferometrischen Verfahren Bilddaten aus den mit geeigneten Messverfahren aufnehmbaren Daten gewonnen werden. Signale im Radiobereich können mit Radioantennen aufgenommen werden; die Messdaten einer einzelnen Antenne erhalten allerdings zunächst keine Richtungsinformation. Bei Verwendung mehrerer Antennen trifft ein Signal aus einer gegebenen Richtung an beiden Antennen zu leicht unterschiedlichen Zeitpunkten ein, und die Größe dieses Zeitversatzes lässt Rückschlüsse auf die Richtung des eintreffenden Signals zu.

In der realen Welt treffen an jeder Antenne Signale aus verschiedenen Richtungen zugleich ein; ein direkter Rückschluss auf die Herkunft der Signale ist dann nicht mehr möglich. Man kann jedoch zeigen, dass die Korrelation der Signale zweier Antennen unter bestimmten

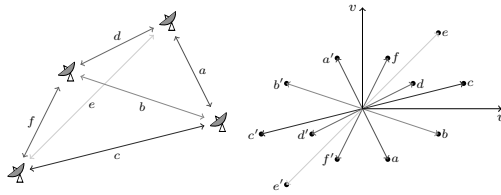


Abb. 1: Vier Radioantennen (links) und das von ihnen erzeugte Sampling im Fourierraum (rechts).

Voraussetzungen einem einzelnen Eintrag in der zweidimensionalen Fouriertransformation des Bildes am Himmel entspricht. Bei Verwendung mehrerer Antennen lässt sich zwischen jedem Paar von Antennen die Korrelation berechnen, und man erhält ein sparses Sampling der Fouriertransformation (Abb. 1).

Die Rekonstruktion eines Bildes aus einer nur partiell bekannten Fouriertransformation ist ein schlecht gestelltes Problem, zu dessen Lösung zusätzliche Annahmen benötigt werden. Traditionell wird dieses Problem in der Radiointerferometrie mit dem Greedy-Algorithmus CLEAN behandelt [Hög74], der implizit von einer sparsen Intensitätsverteilung im Bild ausgeht. Dieser Algorithmus bringt jedoch eine Reihe von Nachteilen mit sich [Sch78, Sch79], vom Fehlen eines Konvergenzbeweises bis hin zu starken Rekonstruktionsartefakten, wie beispielsweise dem Auftreten physikalisch unmöglicher Regionen mit negativer Emission.

Als Alternative zu diesem konventionellen Verfahren schlage ich die Verwendung eines Compressed-Sensing-Verfahrens zur Lösung des inversen Problems vor, das explizit eine sparse Intensitätsverteilung anstrebt. Die Konvergenz solcher Verfahren ist sehr gut untersucht, es liegt eine Vielzahl geeigneter Algorithmen vor, und es lassen sich Nebenbedingungen zur Einhaltung physikalischer Gesetzmäßigkeiten integrieren. Zudem ist es verhältnismäßig einfach, anstelle der Annahme einer sparsen Intensitätsverteilung andere A-priori-Annahmen über das zu erwartende Bild zu integrieren.

Meine Implementierung minimiert eine Zielfunktion, die aus einem Datenterm und einem ℓ_1 -Regularisierungsterm besteht. Der Datenterm repräsentiert den quadrierten Fehler zwischen Messdaten und Rekonstruktion (χ^2 -Minimierung). Zur Regularisierung wird die ℓ_1 -Norm des Bildes verwendet, wodurch sparse Lösungen bevorzugt werden. Durch einen zusätzlichen Projektionsschritt auf die nichtnegativen Lösungen wird sichergestellt, dass das Ergebnis physikalisch plausibel ist. Im Vergleich mit bisher verwendeten Verfahren zeigt sich dadurch in vielen Fällen eine deutliche Reduktion von Artefakten (Abb. 2).

3 Sparsity-Modellierung astronomischer Nebel

Ein schlecht gestelltes Problem ganz anderer Art tritt in einem anderen Bereich der Astronomie auf. *Planetarische Nebel* sind Gaswolken, die entstehen, wenn Sterne der Größenordnung unserer Sonne am Ende ihrer Lebenszeit ihr Material in den Weltraum schleudern. Durch die Strahlung des Reststerns wird dieses Material ionisiert und beginnt zu leuchten.

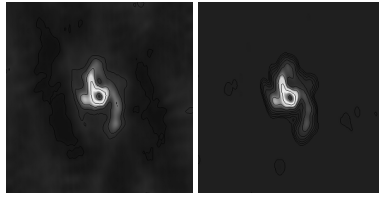


Abb. 2: Radiorekonstruktion von Sgr A mit CLEAN (links) und dem vorgeschlagenen Verfahren (rechts).

Von der Erde erscheint der entstandene Nebel als farbiges Objekt mit komplexer Struktur (Abb. 3, 2. v. l.). Das von unserem Sonnensystem aus beobachtbare Bild enthält keine direkte Information über die dreidimensionale Geometrie des Objekts; dabei sind für Zwecke der populärwissenschaftlichen Visualisierung, beispielsweise in Planetarien, dreidimensionale volumetrische Modelle höchst begehrt und werden oft in mühevoller Kleinarbeit von Hand am Rechner modelliert [ZO95].

Durch die große Distanz zwischen planetarischen Nebeln und unserem Sonnensystem ist es uns nicht möglich, zusätzliche Ansichten dieser Objekte aufzunehmen. Eine tatsächliche Rekonstruktion des dreidimensionalen Objekts aus nur einem Blickwinkel ist mangels Tiefeninformation nicht realisierbar. Für viele Anwendungen, wie beispielsweise die Visualisierung zu Bildungszwecken, ist eine solche exakte Rekonstruktion jedoch gar nicht notwendig – es genügt völlig, ein *plausibles* und mit den Beobachtungsdaten kompatibles Modell zu erzeugen, anhand dessen exemplarisch physikalische Gesetzmäßigkeiten veranschaulicht werden können. Eine solche automatische *datenbasierte Modellierung* kann, ausgehend von einer geeigneten A-priori-Annahme über die Geometrie, mit regularisierten Optimierungsverfahren umgesetzt werden.

Mein Algorithmus zur automatischen Modellierung planetarischer Nebel gründet auf der Erkenntnis, dass ein großer Anteil dieser Objekte eine mehr oder weniger ausgeprägte Axialsymmetrie aufweist (vgl. Abb. 3). Dies lässt sich durch die Symmetrie des Sterns zum Zeitpunkt der Entstehung – näherungsweise Kugelform sowie gegebenenfalls eine Rotations- oder Magnetfeldachse – und die typischerweise geringe Interaktion mit dem (sehr dünnen) umgebenden Medium leicht erklären. Durch kleine Abweichungen von der Symmetrie des Ausgangszustandes ist die Symmetrie des entstehenden Nebels selten perfekt; erst dadurch wird eine realitätsgetreue Modellierung nichttrivial, gleichzeitig ist jedoch auch der Tiefeneindruck eines nichtsymmetrischen Modells deutlich ausgeprägter als bei einem perfekt symmetrischen Objekt.

Die von mir vorgestellte Implementierung basiert auf der Einsicht, dass “Symmetrie” bedeutet, dass die Ansichten aus sämtlichen Positionen, die sich nur um eine Drehung um die Symmetrieachse unterscheiden, identisch (oder, bei unvollständiger Symmetrie, nahezu identisch) sind. Zudem tritt in planetarischen Nebeln so gut wie keine Absorption oder Streuung, sondern nur Emission auf – die Helligkeit eines Bildpunktes ist also einfach das Integral über die dahinterliegenden Emissionsdichten im Volumen. Diese beiden Tatsachen

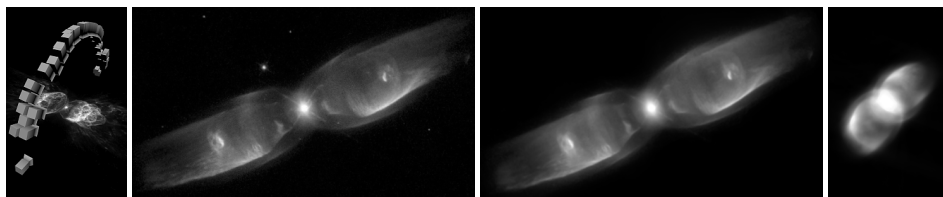


Abb. 3: Links: Virtuelle Kameras, die im Falle eines axialsymmetrischen Objekts ähnliche Bilder zeigen. Rechts: Der Nebel M2–9 – Original, Rekonstruktion aus Originalperspektive und eine neue Ansicht.

ermöglichen eine Rekonstruktion mit tomographischen Verfahren: Das Bild der Frontansicht wird an einer Reihe von virtuellen Blickpunkten repliziert (Abb. 3 links), und es wird ein Volumen rekonstruiert, das aus allen diesen Blickpunkten der Frontansicht möglichst ähnlich ist. Mit einem Algorithmus ähnlich dem im vorhergehenden Abschnitt vorgestellten wird simultan die Abweichung der virtuellen Projektionen vom Originalbild minimiert und die Plausibilität des rekonstruierten Volumens maximiert. Letzteres ist notwendig, da die virtuellen Projektionen potentiell den Raum möglicher Volumina nur unzureichend einschränken und andererseits – bei nicht perfekt symmetrischen Objekten – einander widersprechen. Diese Widersprüche in den Daten werden mit Hilfe einer ortsabhängigen ℓ_1 -Regularisierung aufgelöst. Dabei erhalten Volumenzellen, die weit vom Zentrum des Objekts entfernt sind, ein höheres Gewicht; dies repräsentiert die Annahme, dass der Nebel ein kompaktes, um den Stern zentriertes Objekt in einer leeren Umgebung darstellt. Zusätzlich wird die Nebenbedingung eingeführt, dass die Projektion von vorn exakt mit dem vorgegebenen Bild übereinstimmen soll – erst dadurch werden auch nennenswerte Abweichungen von der Symmetrie erzwungen. Das Ergebnis kann interpretiert werden als das symmetrischste Objekt, das mit den vorgegebenen Bilddaten kompatibel ist.

Da der tomographische Algorithmus iterativ arbeitet und in jedem Schritt die Berechnung hunderter verschiedener Projektionen des Volumens erfordert, wurde das Verfahren auf einem verteilten Multi-GPU-Cluster mit 64 Graphikkarten implementiert; jede Graphikkarte berechnet dabei nur einen Teil der Projektionen, die Ergebnisse werden danach über das Netzwerk ausgetauscht. Die verteilte Implementierung verringert die Laufzeit einer Rekonstruktion auf wenige Stunden. Das erzeugte Modell reproduziert in der Originalansicht zuverlässig das Eingabebild (Abb. 3, 2. v. r.); plausible neue Ansichten können aus dem Volumenmodell interaktiv berechnet werden (Abb. 3 rechts).

Während der gesamten Entwicklungsphase stand ich in engem Kontakt zu Fachleuten aus der Astronomie und Astrophysik sowie potentiellen Nutzern in Planetarien und Visualisierungszentren um sicherzustellen, dass die Ergebnisse meiner Arbeit wissenschaftlich plausibel und praktisch nutzbar sind. Die von meinem Algorithmus erstellten Modelle wurden daher schon kurz nach der Veröffentlichung von zahlreichen Herstellern von Planetariumstechnik, darunter Evans & Sutherland, SkySkan und RSA Cosmos, in ihre jeweiligen Visualisierungssysteme aufgenommen und sind so in vielen Planetarien direkt zur interaktiven Darstellung verfügbar.

4 Group-Sparsity-Rekonstruktion in der Radiointerferometrie

Selbst mit fortgeschrittenen Verfahren zur Bildrekonstruktion wie dem in Abschnitt 2 vorgestellten ist ein weiteres Problem in der Radiointerferometrie die geringe Menge an Bildinformation, die mit einer einzelnen Messung gewonnen werden kann. Eine übliche Gegenmaßnahme ist, im Abstand einiger Minuten weitere Messungen vorzunehmen: Durch die Rotation der Erde zwischen den Messungen ändern sich die vektoriellen Distanzen zwischen den Antennen relativ zum Bild am Himmel, und es werden somit weitere Samples im Fourierraum gemessen.

Das Problem an diesem Vorgehen ist, dass implizit davon ausgegangen wird, dass das Bild sich während der Messung nicht verändert. In der Praxis ist dies jedoch schwer sicherzustellen; Objekte wie relativistische Jets, Fast Radio Bursts oder Sonnenflecken können über die Dauer einer Messung durchaus signifikante Änderungen aufweisen. Daher wird in letzter Zeit versucht, die zeitliche Entwicklung des Radiobildes in der Rekonstruktion zu berücksichtigen und eine ganze Zeitreihe von Bildern zu rekonstruieren [Rau12]. Typischerweise wird dabei von einer stetigen Änderung der Intensität jedes Pixels ausgegangen. Bei Bursts oder sich bewegenden Strukturen wird diese Annahme jedoch verletzt; zudem erlaubt sie Fluktuationen in eigentlich statischen Bildregionen, wodurch die Bildqualität sinkt.

Als Alternative zu diesen Verfahren habe ich einen Algorithmus entwickelt, der auf der Annahme basiert, dass sich Veränderungen im Bild üblicherweise auf wenige Pixel beschränken, während der Großteil des Bildes statisch bleibt. Die zeitliche Variation der veränderlichen Pixel wird dabei nicht beschränkt; dadurch können abrupte Änderungen wie Bursts oder bewegliche Objekte rekonstruiert werden. Erreicht wird dies durch sogenannte Group-Sparsity-Verfahren [FR08]: Ähnlich zur Sparsity-Rekonstruktion wird die ℓ_1 -Norm der Pixel in die Zielfunktion einbezogen, es wird aber von jedem Pixel nur der jeweils maximale Wert über die gesamte Zeitreihe berücksichtigt. Die Gesamtintensität aller Pixel zu einem gegebenen Zeitpunkt kann relativ zuverlässig festgestellt werden; nur die Verteilung der Intensität innerhalb des jeweiligen Einzelbildes ist unbekannt. Durch die Regularisierung mit dem Maximum über alle Zeitschritte wird die Zielfunktion dann besonders klein, wenn Intensität in einem Pixel “untergebracht” wird, der in einem anderen Zeitschritt bereits aktiviert ist. Global wird dadurch die Anzahl der zeitveränderlichen Pixel minimiert, ohne den Zeitverlauf eines einzelnen Pixels zu beeinflussen. Im Grenzfall einer Zeitreihe aus nur einem Zeitschritt reduziert sich der Algorithmus wieder auf das ℓ_1 -Rekonstruktionsverfahren aus Abschnitt 2. In Simulationen zeigt das Group-Sparsity-Verfahren bei Szenen mit sparser Zeitveränderlichkeit signifikante Verbesserungen gegenüber bisherigen Ansätzen.

5 Group-Sparsity-Modellierung astronomischer Nebel

Während das in Abschnitt 3 vorgestellte Verfahren zur Rekonstruktion astronomischer Nebel für viele Objekte gute Ergebnisse liefert, verhindern Laufzeit und Hardwareanforderungen des Algorithmus den Einsatz durch Endanwender, denen üblicherweise kein Rechencluster zur Verfügung steht. Die hohe Rechenzeit rührt zum Großteil daher, dass

durch die Berechnung zahlreicher Projektionen des Nebels ein enormer Aufwand betrieben wird, um eigentlich redundante Ergebnisse zu berechnen, denn in einer symmetrischen Lösung sollten ja alle Projektionen einander ähneln. Es liegt daher nahe, nach einer Methode zu suchen, die diese redundanten Berechnungen vermeidet.

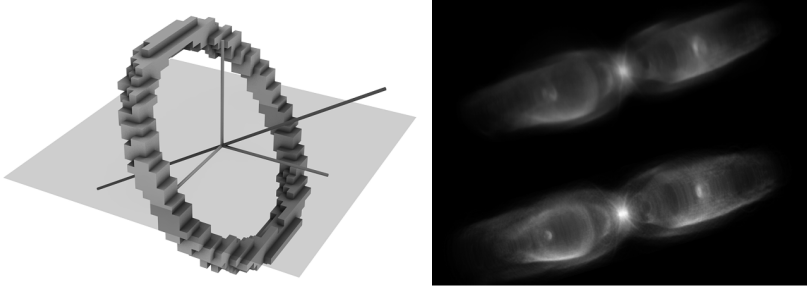


Abb. 4: Links: eine Teilmenge von Volumenzellen, die bei Axialsymmetrie ähnliche Intensitäten aufweisen. Rechts: Rekonstruktionen von M2–9 mittels Sparsity (oben) und Group Sparsity (unten).

Mein alternativer Ansatz zur Formalisierung des Symmetriebegriffs ist inspiriert von den Group-Sparsity-Methoden, die in Abschnitt 4 zum Einsatz kommen. Er basiert auf der Einsicht, dass beispielsweise eine Axialsymmetrie bedeutet, dass alle Volumenzellen, die durch Rotation um die Symmetrieachse aufeinander abgebildet werden, ähnliche Intensitäten aufweisen (Abb. 4 links). Ähnlich zur Group-Sparsity-Rekonstruktion in der Radiointerferometrie wird dabei in der Zielfunktion nur die hellste Volumenzelle in jedem Ring um die Symmetrieachse berücksichtigt; ihr Einfluss muss allerdings mit der Anzahl der Zellen im Ring multipliziert werden, um eine Verschiebung von Intensität in größere Ringe zu verhindern. Als einziger weiterer Term fließt die Abweichung der Frontansicht vom Eingabebild in die Zielfunktion ein. Somit muss statt vielen Projektionen nur noch eine einzelne berechnet werden; da diese ohne Beschränkung der Allgemeinheit am Koordinatensystem der Volumenzellen ausgerichtet werden kann, ist sie zudem äußerst effizient zu berechnen. Insgesamt reduziert sich der Rechenaufwand somit von mehreren Stunden auf einem Multi-GPU-Cluster auf wenige Sekunden auf der CPU eines üblichen Desktop-PCs. Die Qualität der Ergebnisse bleibt davon weitestgehend unbeeinträchtigt (Abb. 4 rechts), während das Verfahren dadurch für einen weitaus größeren Personenkreis nutzbar wird.

Literatur

- [AIH⁺08] Bradley Atcheson, Ivo Ihrke, Wolfgang Heidrich, Art Tevs, Derek Bradley, Marcus Magnor und Hans-Peter Seidel. Time-resolved 3D Capture of Non-stationary Gas Flows. *ACM Transactions on Graphics (Proc. SIGGRAPH Asia)*, 27(5):132–1–10, 2008.
- [BAI⁺09] Kai Berger, Bradly Atcheson, Ivo Ihrke, Wolfgang Heidrich und Marcus Magnor. Tomographic 4D Reconstruction of Gas Flows in the Presence of Occluders. In *Proc. Vision, Modeling and Visualization*, Seiten 29–36, 2009.
- [BRA⁺11] Kai Berger, Kai Ruhl, Mark Albers, Yannic Schröder, Alexander Scholz, Stefan Guthe und Marcus Magnor. The capturing of turbulent gas flows using multiple Kinects. In

- Proc. IEEE International Conference on Computer Vision (Workshop on Consumer Depth Cameras for Computer Vision)*, Seiten 1108–1113, 2011.
- [FR08] M. Fornasier und H. Rauhut. Recovery Algorithms for Vector-Valued Data with Joint Sparsity Constraints. *SIAM Journal on Numerical Analysis*, 46(2):577–613, 2008.
- [GKHH12] James Gregson, Michael Krimmerman, Matthias Hullin und Wolfgang Heidrich. Stochastic Tomography and its Applications in 3D Imaging of Mixing Fluids. *ACM Transactions on Graphics*, 31(4):52:1–52:10, 2012.
- [Hög74] J. Högbom. Aperture Synthesis with a Non-Regular Distribution of Interferometer Baselines. *Astronomy and Astrophysics Supplement Series*, 15:417–426, 1974.
- [HRH⁺13] Felix Heide, Mushfiqui Rouf, Matthias B Hullin, Bjorn Labitzke, Wolfgang Heidrich und Andreas Kolb. High-quality computational imaging through simple lenses. *ACM Transactions on Graphics (TOG)*, 32(5):149–1–14, 2013.
- [IBA⁺09] Ivo Ihrke, Kai Berger, Bradly Atcheson, Marcus Magnor und Wolfgang Heidrich. Tomographic Reconstruction and Efficient Rendering of Refractive Gas Flows. In Wolfgang Nitsche und Christoph Dobriloff, Hrsg., *Notes on Numerical Fluid Mechanics and Multidisciplinary Design*, Jgg. 106, Seiten 145–154. Springer, 2009.
- [IM04] I. Ihrke und M. Magnor. Image-Based Tomographic Reconstruction of Flames. In *Proc. ACM SIGGRAPH*, Seiten 367–375, 2004.
- [KISE13] Oliver Klehm, Ivo Ihrke, Hans-Peter Seidel und Elmar Eisemann. Volume stylizer: tomography-based volume painting. In *Proc. ACM SIGGRAPH Symposium on Interactive 3D Graphics and Games*, Seiten 161–168, 2013.
- [KS13] Nima Khademi Kalantari und Pradeep Sen. Removing the noise in Monte Carlo rendering with general image denoising algorithms. In *Computer Graphics Forum*, Jgg. 32, Seiten 93–102, 2013.
- [NVW⁺13] Thomas Neumann, Kiran Varanasi, Stephan Wenger, Markus Wacker, Marcus Magnor und Christian Theobalt. Sparse Localized Deformation Components. *ACM Transactions on Graphics (Proc. SIGGRAPH Asia)*, 32(6):179:1–10, 2013.
- [Rau12] Urvashi Rau. Radio interferometric imaging of spatial structure that varies with time and frequency. In *Image Reconstruction from Incomplete Data VII*, Jgg. 8500 of *Proc. SPIE Optical Engineering + Applications*, Seiten 85000N–1–2, 2012.
- [RMMD04] Alex Reche-Martinez, Ignacio Martin und George Drettakis. Volumetric reconstruction and interactive rendering of trees from photographs. In *ACM Transactions on Graphics*, Jgg. 23, Seiten 720–727, 2004.
- [Sch78] U. Schwarz. Mathematical-statistical Description of the Iterative Beam Removing Technique (Method CLEAN). *Astronomy and Astrophysics*, 65:345–356, 1978.
- [Sch79] U. Schwarz. The Method CLEAN – Use, Misuse and Variations (invited paper). In C. van Schooneveld, Hrsg., *Proc. IAU Colloq. 49: Image Formation from Coherence Functions in Astronomy*, Jgg. 76 of *Astrophysics and Space Science Library*, Seiten 261–275, 1979.
- [SD09] P. Sen und S. Darabi. Compressive Dual Photography. *Computer Graphics Forum*, 28:609–618, 2009.
- [SD10] Pradeep Sen und Soheil Darabi. Compressive estimation for signal integration in rendering. In *Computer Graphics Forum*, Jgg. 29, Seiten 1355–1363, 2010.

- [SD11] Pradeep Sen und Soheil Darabi. Compressive rendering: A rendering application of compressed sensing. *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*, 17(4):487–499, 2011.
- [SDX11] Pradeep Sen, Soheil Darabi und Lei Xiao. Compressive rendering of multidimensional scenes. In D. Cremers, M. Magnor, M. Oswald und L. Zelnik-Manor, Hrsg., *Video Processing and Computational Video*, Seiten 152–183. Springer, 2011.
- [VGS⁺12] Dominik Vock, Stefan Gumhold, Marcel Spehr, Joachim Staib, Patrick Westfeld und Hans-Gerd Maas. GPU-Based Volumetric Reconstruction and Rendering of Trees From Multiple Images. *The Photogrammetric Record*, 27(138):175–194, 2012.
- [Wen14] Stephan Wenger. *Regularized Optimization Methods for Reconstruction and Modeling in Computer Graphics*. BoD, 2014.
- [WLHR11] Gordon Wetzstein, Douglas Lanman, Wolfgang Heidrich und Ramesh Raskar. Layered 3D: tomographic image synthesis for attenuation-based light field and high dynamic range displays. In *ACM Transactions on Graphics*, Jgg. 30, Seiten 95–112, 2011.
- [ZO95] W. Zheng und C. O’Dell. A three-dimensional model of the Orion nebula. *Astrophysical Journal*, 438(2):784–793, 1995.



Stephan Wenger wurde 1986 in Salzgitter geboren. Er studierte an der Technischen Universität Braunschweig Physik und Informatik und absolvierte Auslandsaufenthalte an der Université de Neuchâtel, der Universidad Nacional Autónoma de México sowie der University of New Mexico. Beide Diplomstudiengänge schloss er 2009 bzw. 2010 jeweils mit Auszeichnung ab. In seiner anschließenden Promotion an der TU Braunschweig beschäftigte er sich unter anderem mit regularisierten Optimierungsverfahren in der Astrographik. Darüber hinaus publizierte er Arbeiten über Audioresynthese und Wahrnehmungspsychologie und produzierte

mehrere Kurzfilme. Für seine akademischen Leistungen wurde er mit Stipendien der TU Braunschweig und der Studienstiftung des deutschen Volkes sowie dem Absolventenpreis der Gesellschaft für Informatik und dem Braunschweiger Bürgerpreis ausgezeichnet. Nach seiner Promotion mit Auszeichnung im Juni 2014 war er als Postdoktorand an der Technischen Universität Braunschweig sowie an der University of New Mexico tätig. Seit 2015 arbeitet Stephan Wenger bei Google Switzerland.