

Super-Resolution für mobile C-Bogen-Systeme

C. Bodensteiner¹, C. Darolti, A. Schweikard¹

¹Institut für Robotik und Kognitive Systeme, Uni Lübeck
bodensteiner@rob.uni-luebeck.de

Kurzfassung. Unter dem Begriff der Superresolution versteht man Algorithmen aus der Bildverarbeitung zur Auflösungssteigerung mittels niedrig aufgelöster Bilddaten. Die Roboterisierung eines mobilen C-Bogens bietet nun die Möglichkeit die physikalische Auflösung des Aufnahmesystems mittels dieser Techniken zu erhöhen. Anhand eines synthetischen CT-Phantoms wurden hierbei gängige Super-Resolution Verfahren evaluiert. Daneben werden Details zur Daten-Akquise und Fehler-Kompensation erläutert. Mittels eines prototypischen C-Bogen Systems konnten 3-4 fache Auflösungssteigerungen erreicht werden. Hierbei wurden Strukturen sichtbar, welche in den ursprünglichen Daten nicht erkennbar waren.

1 Einleitung

Unter dem Begriff der Superresolution (SR) versteht man Algorithmen aus der Bildverarbeitung zur Errechnung hoch aufgelösten (HR) Bildmaterials aus einer Sequenz von Bilddaten, die jedoch nur in einer niedrigen Auflösung (LR) vorliegen. Hierbei sind im Allg. zwei eng gekoppelte Probleme zu lösen. Einerseits gilt es die Bewegung zwischen den gemessenen LR-Daten zu bestimmen, andererseits muss ein Rekonstruktionsproblem gelöst werden um die HR-Daten aus den LR-Daten unter der Modellierung des Bildaufnahmenprozesses zu errechnen. Super-Resolution ist seit über 30 Jahren ein äußerst aktives Forschungsgebiet der Bildverarbeitung. Jedoch werden diese Techniken erst seit kurzem erfolgreich im Bereich der medizinischen Bildgebung verwendet [1]. Einen guten Überblick über gängige SR-Methoden bieten hierbei die Arbeiten von Farsiu et al. [2]. Frühere Ansätze in diesem Feld arbeiteten meist im Frequenzraum. Neuere Verfahren arbeiten meist im Ortsraum, da hier komplexere Bewegungsmodelle eingesetzt werden können. Sie zielen vor allem auf die gekoppelte Lösung der Bewegungs- und Rekonstruktionsparameter [3] ab. Im Bereich der Röntgenbildgebung finden sich erstaunlicherweise nur wenige Arbeiten. Bernhardt et al. [4] schlagen vor Super-Resolution Algorithmen in der pädiatrischen Radiologie zu verwenden, jedoch werden weder Details über benutzte Verfahren noch detaillierte Ergebnisse präsentiert. Mögliche medizinische Applikationen könnten sich dabei bei der frühzeitigen Diagnose von Osteoporose oder der Detektion von Calcifikationen ergeben.

2 Material und Methoden

Die Aufnahme der Bildsequenzen erfolgte mit zwei verschiedenen Aquisitionsprofilen. Generell besteht bei der SR-Röntgen-Bildgebung das Problem der Parallaxe, welche beispielsweise bei der Translation der Röntgenquelle zu unterschiedlichen Strahlverläufen und damit zu Inkonsistenzen in der Rekonstruktion führt. Vorerst wurden folgende Aquisitionsstrategien verwendet:

2.1 Rotation um die Strahlenquelle

Die allgemeine projektive Abbildung zwischen den einzelnen Projektionsdaten lässt sich hierbei folgendermaßen formalisieren: Ohne Beschränkung der Allgemeinheit wird das Weltkoordinatensystem in das erste Kamerakoordinatensystem gelegt. Jedes Projektionsbild $I_i, i \in 1, \dots, m$ muss dabei von einer leicht veränderten Kameraposition akquiriert werden, die mittels der Transformation T_i erreicht wird. Die Transformation kann dabei in einen 3×3 Rotationsanteil R_i und einen Translationsanteil t_i zerlegt werden. Die Abbildung durch das Röntgensystem wird mittels einer einfachen Lochkamera mit Projektionsmatrix K (intrinsische Parameter) modelliert. Dies führt zu folgender Beziehung zwischen einem Punkt p und seinen zwei-dimensionalen Projektionen p_i in homogenen Koordinaten:

$$\mathbf{p}_i = K(R_i \mathbf{p} + \mathbf{t}_i). \quad (1)$$

Durch Einbeziehung der projektiven Tiefe z bzw. z' des Punktes $\mathbf{p} = (x, y, z)^T$ gelten folgende Gleichungen:

$$p = zK^{-1}\mathbf{p}_0, R_i \mathbf{p} + \mathbf{t} = z'K^{-1}\mathbf{p}_i \quad (2)$$

Eine alleinige Rotation um die Strahlenquelle führt dabei zu der bekannten projektiven Transformation H_i :

$$z'K^{-1}\mathbf{p}_i = zR_iK^{-1}\mathbf{p}_0, \mathbf{p}_i = \frac{z}{z'}KR_iK^{-1}\mathbf{p}_0 \quad (3)$$

Diese Homography $H_i = KR_iK^{-1}$ (konjugierte Rotation) ist dabei unabhängig von der aufgenommen 3D Struktur und gilt für alle Punkte p . Abhängig von der Zielauflösung wird nun das HR-Gitter mit dem C-Bogensystem abgefahren (Versätze entsprechen den Pixelabständen im HR-Bild).

2.2 Planare Translation

Bei einer Translation der Röntgenkamera können nur koplanare Punkte mittels einer Homographie ([5]) zueinander in Beziehung gesetzt werden. Aus diesem Grund können keine guten SR-Ergebnisse erwartet werden, wenn das Objekt eine große Ausdehnung in Richtung der Kamerahauptachse besitzt. Durch die Robotisierung lassen sich jedoch äußerst kleine Translationen realisieren was

Tabelle 1. Rekonstruktionsergebnisse mit verrauschten Eingabedaten. 4-fache Auflösungserhöhung. Alle Angaben geben die L_2 -Norm des Differenzvektors wieder.

Algorithmus	Anzahl Bilder								
	15	16	17	18	19	20	21	22	23
Interpolation	2465	2593	2565	2666	2485	2522	2545	2519	2524
N. Convol.	1764	1782	1663	1702	1623	1663	1626	1646	1611
Papoulis G.	24203	30000	26157	22372	18586	18602	18620	14823	14841
POCS	2831	2904	2903	2957	3032	3038	3045	3150	3157
Zomet	6016	5770	5602	5541	5609	5564	5542	5470	5524

in der Praxis dennoch gute Ergebnisse zur Folge hatte. Analog zur Rotationsaufnahme wurde hierbei das HR-Gitter durch Translationen in der Bildebene des C-Bogens abgefahren.

Es ist allgemein bekannt, dass SR-Algorithmen in der Praxis durch die Genauigkeit der Bestimmung der stattgefundenen Bewegung limitiert sind. Um etwaige Positionierungs- und Aufnahmefehler des robotischen Röntgen-Systems auszugleichen, konnte nicht auf eine 2D-Registrierung der einzelnen LR-Daten verzichtet werden. Hierbei kam die Methode nach [6] zum Einsatz. Zur Evaluation gängiger SR-Algorithmen wurde ein synthetischer CT-Datensatz entworfen (Fig. 1). Er setzt sich aus fünf kreisförmigen Objekten zusammen welche wiederum aus dreidimensionalen Gittern (Gitterdicke 0,3 mm) mit ansteigenden Abständen (0,3 mm, ..., 1,8 mm) bestehen. Basierend auf diesem CT-Datensatz wurden nun simulierte Röntgenbilder (DRR's) in vier unterschiedlichen Auflösungen generiert (568^2 , ..., 2272^2). Die intrinsischen Parameter wurden dabei analog zum bestehenden prototypischen C-Bogen gewählt: focal length: 960mm, pixel scale 0.40mm/px). Anschließend wurden aus einer Menge (Anzahl abhängig von der jeweiligen Auflösungsstufe) von niedrig aufgelösten Projektionsdaten eine Projektion in hoher Auflösung rekonstruiert (mit Verwendung der 2D-Registrierung für die Bewegungsschätzung) und mit der vorher exakt berechneten hochaufgelösten Projektion verglichen. Echte Projektionsdaten wurden mittels eines experimentellen roboterisierten C-Bogen aufgenommen. Als Rekonstruktionsverfahren kamen dabei die folgenden Verfahren zum Einsatz: Bi-Cubische Interpolation [7], Projection on Convex Sets (POCS) [6], Normalized Convolution (NC) [8], Papoulis Gerchberg (PG) [9], Robust Super-Resolution nach Zomet [10]. Für eine detaillierte Beschreibung verweisen wir auf die entsprechende Literatur. Als Rekonstruktionsverfahren kamen dabei die Folgenden Verfahren zum Einsatz: Bi-cubische Interpolation der Daten am HR-Gitter, Normalized Convolution, Projection on Convex Sets (POCS), Verfahren nach Papoulis Gerchberg und Verfahren nach Zomet. Für eine detaillierte Beschreibung der einzelnen Verfahren verweisen wir auf die entsprechende Literatur.

Abb. 1. Synthetischer CT-Datensatz zur Evaluation (links). Eingabebild mit künstlichem Rauschen. Rekonstruierte Projektion aus 16 Eingabebildern mittels NC.

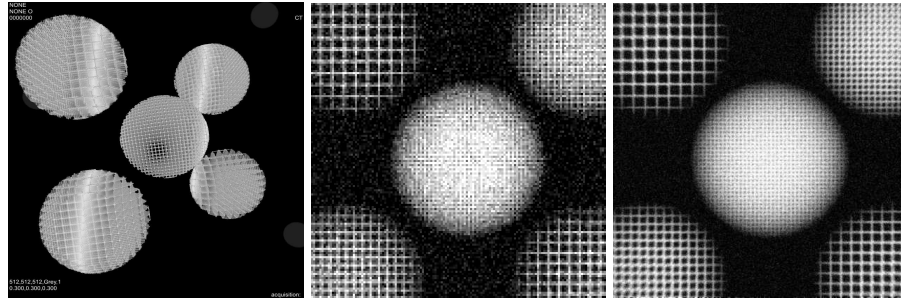
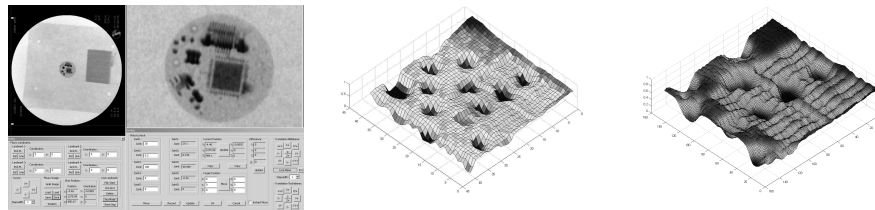


Abb. 2. Implementierte Super-Resolution Software Umgebung (links). Durch die Automatisierung des Bildgebungssystems erfolgt eine adaptive Akquisition. Visualisierung der Auflösungsverbesserung von realen Daten: Ausschnitt einer Projektion in Originalauflösung (mitte). Rechts: Gleicher Ausschnitt mit 4-facher Auflösungerhöhung.



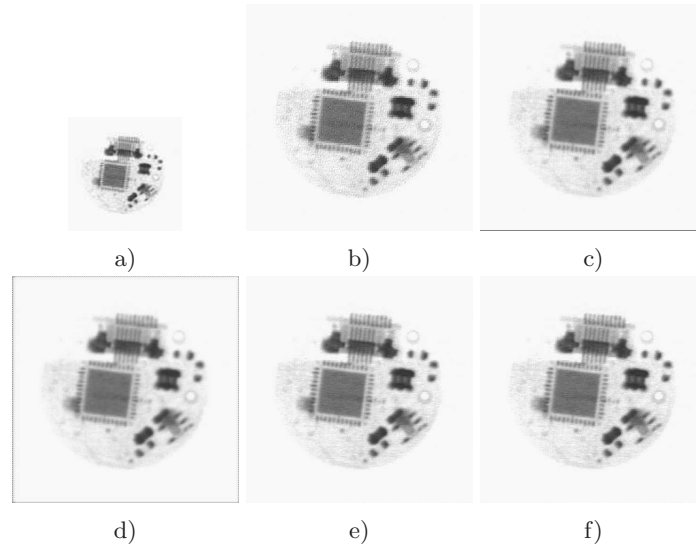
3 Ergebnisse

Bei den simulierten Projektionsdaten ergaben sich die in Tab. 1 dargestellten Ergebnisse. Eine beispielhafte Rekonstruktion ist in Fig. 1 abgebildet.

4 Diskussion

Obwohl die mathematischen Grundlagen der Super-Resolution weitgehendst untersucht wurden [2], gibt es unserer Kenntnis nach im Bereich der Röntgenbildgebung mittels mobiler C-Bögen keine detaillierte Literatur zur Anwendung dieser Techniken. Hierbei bietet die Robotisierung eines C-Bogen Systems eine elegante Möglichkeit zur adaptiven Steigerung der Auflösung. Bei der Evaluation erwies sich dabei das Normalized Convolution Verfahren meist als überlegen. In diesem Beitrag wurden dabei Details erläutert, um diese Techniken praktisch umzusetzen. Darüber hinaus wurde neben einer Evaluation gängiger Verfahren auch eine erste prototypische Implementierung mit einem robotischen C-Bogen System präsentiert. Hierbei konnten 3-4 fache Auflösungssteigerungen erzielt werden. Zukünftige Arbeiten zielen vor allem auf die weitere Optimierung der Rekonstruktions- und Positionskorrektur-Verfahren.

Abb. 3. a) Beispiel eines Eingabebildes. Ergebnisse: b) Zomet. c) Bi-cub. Interp d) POCS e) NC f) NC mit Polynombasis 3.Grades.



Literaturverzeichnis

1. Greenspan H. Super-resolution in medical imaging. *The Computer Journal Advance Access*. 2008.
2. Farsiu S, Robinson D, Elad M, et al. Advances and challenges in super-resolution. *Int J Imag Sys Tech*. 2004;14:47–57.
3. Chung J, Haber E, Nagy J. Numerical methods for coupled super-resolution. *Inverse Problems*. 2006;22:1261–1272.
4. Bernhardt P, Lendl M, Deinzer F. New technologies to reduce pediatric radiation doses. *Pediatr Radiol*. 2006;36:212–215.
5. Yaniv Z, Joskowicz L. Long bone panoramas from fluoroscopic x-ray images. *IEEE Trans Med Imaging*. 2004;23:26–35.
6. Vandewalle P. Super Resolution from unregistered aliased images. EPF Lausanne; 2006.
7. Kim SP, Bose NK, Valenzuela HM. Recursive reconstruction of high resolution image from noisy undersampled multiframes. *IEEE Trans Acoust Speech*. 1990;38:1013–1027.
8. Pham TQ, van Vliet LJ, Schutte K. Robust fusion of irregularly sampled data using adaptive normalized convolution. *EURASIP J Appl Signal Process*. 2006; p. 12.
9. Marques M, Neves A, Marques JS, et al. The Papoulis-Gerchberg algorithm with unknown signal bandwidth. In: *Image Analysis and Recognition*. Springer, Berlin; 2006.
10. Zomet A, Rav-acha A, Peleg S. Robust super resolution. In: *Proc IEEE Workshop on Applications of Computer Vision*; 2001. p. 645–650.