

Infimal Convolution of Total Generalized Variation Functionals (ICTGV) for dynamic MRI

Matthias Schloegl,^{1*} Martin Holler,² Krisitan Bredies^{2,3} und Rudolf Stollberger^{1,3}

¹ Institute of Medical Engineering, Graz University of Technology, Graz, Austria.

² Institute for Mathematics and Scientific Computing, University of Graz, Graz, Austria.

³ BioTechMed-Graz, Graz, Austria

* matthias.schloegl@tugraz.at

Abstract: The concept of ICTGV provides a suitable regularisation strategy to stabilize the reconstruction of images sequences from incomplete and noisy MR data. It is successfully applied in the context of dynamic MRI applications to enable a further increase of desired higher spatial and temporal resolution and spatial coverage for cine cardiac imaging, DCE-MRI or quantitative MRI. It furthermore provides a new approach for local decomposition into components with slower and faster temporal dynamics.

Zusammenfassung: Das Konzept von ICTGV stellt eine neuartige Regularisierungs-Strategie zur Stabilisierung der Rekonstruktion von Bildserien von unvollständigen und verrauschten MR Daten. Es wurde erfolgreich im Kontext dynamischer MR Anwendungen eingeführt um eine weitere gewünschte und benötigte Erhöhung von räumlicher und zeitlicher Auflösung sowie räumlicher Abdeckung für u.a. funktioneller Herz-Bildgebung, DCE-MRI und quantitativer MRT, zu ermöglichen. Es stellt auch einen neuen Dekompositionsansatz in lokale Komponenten mit schnellerer und langsamerer zeitlicher Dynamic dar.

Motivation

Innerhalb der vielfältigen Anwendungsbereiche der Magnetresonanz-Tomographie (MRT) stellen dynamische Applikationen eine besondere Herausforderung an die räumlich zeitliche Auflösung dar.

Dabei geht es im Allgemeinen um die Visualisierung von zeitabhängigen physiologischen Prozessen, die eine Abstimmung der Datenakquisition an die Zeitskalen der jeweiligen Vorgänge notwendig macht.

Ein typisches Beispiel, ist die dynamische kontrast-mittelgestützte MRT (DCE-MRI) zu sehen, die es ermöglicht funktionelle Information über Durchblutung und Kontrastmittelaustauschkinetik zu bestimmen, die für die Diagnose und Klassifikation von

Tumoren und anderen Erkrankungen eine wichtige Rolle spielt.

Im weiteren Sinne können auch Methoden zur Bestimmung von quantitativen MR Parametern - wie die longitudinale oder transversale Relaxationszeiten – als dynamisches MR Problem aufgefasst werden, da es hier notwendig ist mehrere, auf den jeweiligen Parameter sensitive, Kontraste zu akquirieren. Die Parameterdimension substituiert hier die zeitliche Dimension.

Die traditionellen schnellen Bildgebungstechniken stoßen aufgrund von Hardware- und SAR-Limitationen auf Grenzen und können trotz weiterem Bedarf nach höherer räumlicher und zeitlicher Auflösung nicht weiter beschleunigt werden.

Eine Möglichkeit diese Grenze zu überwinden, ist es weniger MR Daten zu akquirieren, was bei konventioneller Rekonstruktion zu ausgeprägten Artefakten in den MR Bildern führt.

Löst man jedoch das MR Rekonstruktionsproblem iterativ in einem generellen Least-Squares Ansatz mit bekanntem linearem Vorwärts-Model, so lässt sich die Ausprägung dieser Artefakte, durch zusätzliche Information aus der Messanordnung mit mehreren, unterschiedlich lokalisierten Spulen, unterdrücken. Dieses Prinzip des „Parallel Imaging“ wird im klinischen Betrieb standardisiert angewandt. Für das Erzielen höherer Beschleunigungsfaktoren spielt die Wahl eines geeigneten Regularisierungs-Modelles eine wichtige Rolle, um die Lösung des schlecht gestellten inversen Problems auch für hohe Beschleunigungsfaktoren und/oder niedriges SNR zu stabilisieren. Im Falle dynamischer Daten, ist es wichtig die Regularisierungs-Strategie so zu wählen, dass möglichst viel räumlich-zeitliche Redundanz in den Daten als a-priori Wissen in die Rekonstruktion mit einfließen kann.

Hierbei ist die fundamentale Beobachtung, dass unterschiedliche Regionen des Raum-Zeit-Volumens ein unterschiedliches Maß an räumlich-zeitlicher Regularisierung benötigen

und dieses von dem unbekanntem Maß an zeitlicher Veränderung abhängig ist.

Auf dieses prinzipielle Problem eingehend, wurde von Holler et. al. (1) ein Ansatz mittels infimaler Faltung von räumlich-zeitlichen Regularisierungs-Funktionalen basierend auf "Total Variation" (TV) und "Total Generalized Variation" (TGV) (2) entwickelt (ICTGV).

Die vorliegende Arbeit beschreibt die Verwendung des ICTGV-Regularisierungsfunktional für die iterative Rekonstruktion von MR Daten mit einer zusätzlichen Zeit- oder Parameterdimension.

Gezeigt werden Anwendungen für beschleunigte funktionelle Herzbildgebung mittels CINE-Technik (3), zeitlich-hochaufgelöste DCE-MRT mittels 3D radialer „stack-of-stars“ Abtastung (4) und beschleunigte quantitative T1-Bildgebung basierend auf der Variable-Flip-Angle Methode (5).

Material und Methoden

Für die Regularisierung mittels TV auf einem räumlich-zeitlichen bzw. räumlich-parametrischen Volumen ist es zunächst notwendig um eine Dimension zu erweitern und eine Gewichtung zwischen räumlicher μ_1 und zeitlicher μ_2 Ableitungen einzuführen.

$$TV_{\beta}(u) = \|\nabla_{\beta}u\|_1$$

$$|\nabla_{\beta}u| = \sqrt{(\mu_1\partial_xu)^2 + (\mu_1\partial_yu)^2 + (\mu_2\partial_tu)^2}$$

Während eine rein räumliche Gewichtung in Abhängigkeit der Voxel-Größen gewählt werden muss gibt es keine Entsprechung in der zeitlichen Richtung was aufgrund unterschiedlichen dynamischen Verhalten in unterschiedlichen Regionen unterschiedlich stark oder schwach ausfallen kann.

Die in Holler et. al. (1) vorgeschlagene Regularisierungs-Strategie verbindet diese sich widersprechenden Anforderungen mittels infimaler Faltung zweier unterschiedlich stark raum-zeitlich gewichteter TV Funktionale:

$$ICTV(u) = \min_v TV_{\beta_1}(u - v) + \gamma TV_{\beta_2}(v)$$

Dabei kommt es zu einer automatischen und lokalen Zerlegung in zwei Komponenten u und (u-v), welche lokal unterschiedliche Anforderungen an schwächere oder stärkere raum-zeitliche Regularisierung haben. Um bekannte Limitierungen von TV zu vermeiden wurde dies durch räumlich-zeitliche TGV Regularisierung ersetzt was somit zur Beschreibung des ICTGV-Funktional führt.

$$ICTGV_{\beta,\gamma}^2(u) = \min_v TGV_{\beta_1}^2(u - v) + \gamma TGV_{\beta_2}^2(v)$$

Angewandt auf das generische MR-dynamische Rekonstruktionsproblem ergibt sich folgendes Optimierungsproblem für die zu rekonstruierende Zeitserie u,

$$\frac{\lambda}{2} \sum_{f,c} \|\mathcal{F}_f(b_c u_f) - d_{f,c}\|_2^2 + ICTGV_{\beta,\gamma}^2(u)$$

wobei f der Index für die zeitlichen Bilder und c der Index für die Spulensensitivitäten b_c im Bezug auf die gemessenen k-Raum Daten d_{fc} beschreibt. \mathcal{F}_f bezeichnet den kartesischen bzw. Nicht-kartesischen Fourier-Operator unter der Berücksichtigung zeitlich variabler Unterabtastung.

Das vorliegende Optimierungsproblem ist konvex, jedoch nicht differenzierbar und erfordert eine Umformulierung mit Hilfe des Konzepts der Fenchel-Dualität, welches mit Hilfe eines Primal-Dualen Splitting-Algorithmus (6) effizient gelöst werden kann.

Die Zerlegung in Komponenten von räumlich konstanten Hintergrund und zeitlichen Variationen, sog. „Low-Rank/Sparse-Zerlegung“ (L+S) (7) floss auch in moderne MR Rekonstruktionsverfahren ein, berücksichtigt jedoch nicht die lokale Variabilität. In (3) wurde die ICTGV basierte Rekonstruktion mit (L+S) und weiteren modernen dynamischen Rekonstruktionsverfahren verglichen, wobei es zu einer deutlichen Verbesserung mittels ICTGV kommt.

Anwendung: Beschleunigte Herz-Bildgebung

Zur Evaluierung des Beschleunigungspotentials für die dynamische Herz-Bildgebung wurde ein Kurzachsen-Schnitt zunächst vollständig abgetastet in 16s auf einem klinischen 3T-System akquiriert und danach retrospektiv mittels eines speziellen zeitlich variablen Abtast-Schemas unterabgetastet. Die verwendeten Sequenzparameter waren: FOV = 274.62 mm x 340 mm, Matrix 208 x 168, 25 Herzphasen mit einer zeitlichen Auflösung von 42.72ms, TR/TE/FA=3.56ms/1.78ms/40° und 6mm Schichtdicke.

Anwendung: Zeitlich hoch aufgelöste abdominale DCE-MRI

3D „golden-angle“ radial akquirierte VIBE Daten mit 600 radialen Projektionen pro Schicht (1x1x3mm, Matrix=384x384x30) und 30 Schichten wurden retrospektiv auf 28, 46 und 75 Zeitfenster, also 21, 13 und 8 Projektionen pro Schicht, aufgeteilt und rekonstruiert. Dies entspricht einer zeitlichen Auflösung von 2.6s, 1.7s und 0.94s.

Anwendung: Beschleunigte T1-Quantifizierung

Variable-Flip-Angle (VFA) Kopf-Daten wurden für 10 verschiedene Kippwinkel $\alpha = \{2,3,5,7,9,11,13,15,17,22\}^\circ$ mit der gleichen Sequenz wie für die T1-gewichtete DCE Applikation mit TR/TE=5.0/2.2ms und 400 Projektionen pro Schicht von einem gesunden Probanden akquiriert. Dies entspricht dem Nyquist-Limit für radiale Messungen.

Danach wurde retrospektiv unterabgetastet indem nur jeweils 21 und 13 Projektionen pro Winkel mit Versatz zwischen den einzelnen Kippwinkel-Messungen ausgewählt wurden. Nach der ICTGV Rekonstruktion konnten die T1-Karten mittels eines adaptierten Gauss-Newton Algorithmus aus den rekonstruierten Parameter-Serien ohne Aliasing-Artefakte rekonstruiert werden.

Ergebnisse

Abbildung 1 zeigt ICTGV und L+S Rekonstruktionen von vollständig abgetasteten und retrospektiv unterabgetasteten funktionellen Herzdaten für Beschleunigungsfaktoren von 12 und 16. Für ICTGV basierte Rekonstruktion kann eine hohe Bildqualität ohne weitgehenden Verlust von Detailinformation erhalten werden.

Abbildung 2 zeigt einen Vergleich von ICTGV Rekonstruktionen von 3D „Stack-of-Stars“ Abdomen DCE Daten für absteigende zeitliche Auflösungen. Im Vergleich zur L+S und GRASP (8) Methode verbessert ICTGV die räumliche Unterdrückung von Aliasing Artefakten. Die Darstellung der Dynamik innerhalb der Aorta für eine zeitliche Auflösung unterhalb einer Sekunde ist in Abb. 3 dargestellt.

Die Ergebnisse der beschleunigten T1-Messung basierend auf der VFA Methode gegenüber einer voll abgetasteten Referenz sind in Abbildung 4 darstellt. Sowohl die Darstellung von Detailstrukturen also auch die Erhaltung der T1-Werte bleibt bis zu hohen Beschleunigungsfaktoren erhalten.

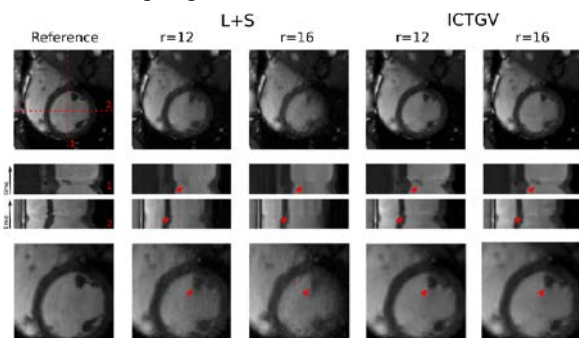


Fig. 1: Vergleich von ICTGV und L+S regularisierter Rekonstruktion von 12 und 16-fach beschleunigten bSSFP CINE cardiac Messungen. Darstellung der Dynamik in Zeile 2 und 3 und endsystolischer

Zeitframe in Zeile 1 mit Vergrößerung in Zeile 4. Abbildung übernommen aus (3).

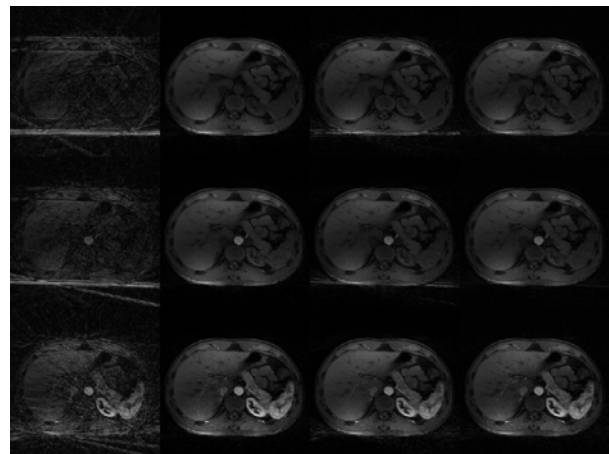


Fig. 2: Vergleich von Gridding Rekonstruktion(1te Spalte), ICTGV (2te Spalte), L+S (3te Spalte) und GRASP (4te Spalte) regularisierter Rekonstruktion von retrospektiv unterabgetasteten 3D dynamischen radialen Abdomen DCE-Daten für 8 (1te Reihe), 13 (2te Reihe) und 21 (3te Reihe) Projektionen pro Zeitfenster.

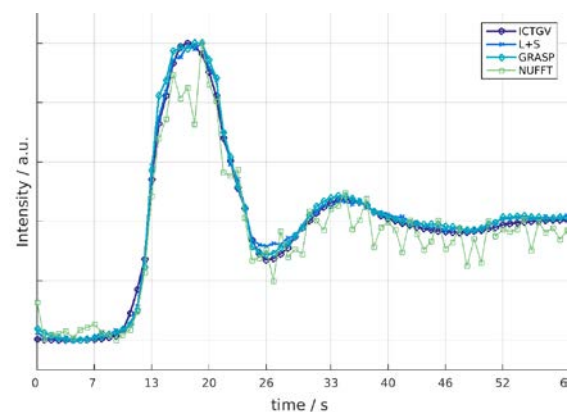


Fig. 3: Mittlerer Intensitätsverlauf der Kontrastdynamik des DCE-Datensatzes in Figure2 bei 8 Projektionen pro Zeitfenster für ICTGV, L+S und GRASP basierte Regularisierung sowie Gridding Rekonstruktion.

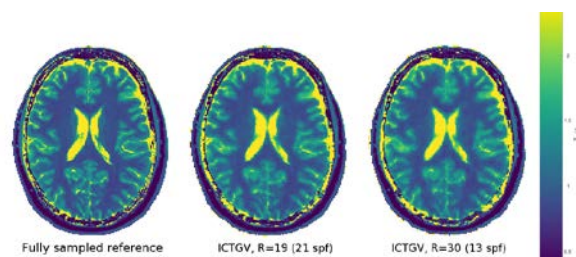


Fig. 4: Rekonstruktionen von T1-Karten basierend auf T1-gewichteten 3D radialen VIBE Messungen "Variable-Flip-Angle" Messungen mit 10 Kippwinkeln für vollständig akquirierte Daten (Referenz links: 400 Projektionen pro Kippwinkel) und ICTGV regularisierten Rekonstruktion mit 21 Projektionen (Mitte) und 13 Projektionen (Rechts) pro Kippwinkel.

Diskussion

Die in dieser Arbeit vorgestellten Resultate zeigen die generelle Anwendbarkeit der vorgeschlagenen ICTGV Regularisierungs-Strategie für eine große Bandbreite an dynamischen oder parametrischen MR Anwendungen für welche Verbesserungen der Bildqualität gegenüber anderen modernen Rekonstruktionsverfahren erzielt werden konnten.

Die untersuchten Anwendungen unterscheiden sich durch die unterschiedliche Art der Signalintensitätsänderung, entweder durch morphologische Bewegung, zeitliche Änderung der Blut- und Geweberelaxationszeiten durch Einfluss von Kontrastmittel oder in Abhängigkeit von Sequenzparameter-Einstellungen zum Ziel der Gewinnung quantitativer Parameter.

Es ist notwendig die räumlich-zeitlichen Gewichtungen zwischen den beiden TGV Funktionalen Applikationsabhängig zu verändern. Die Modelparameter wurden mittels numerischen Simulationen trainiert und nachfolgend nicht mehr verändert.

Es zeigt sich, dass in Prinzip eine Komponentenerlegung in unterschiedlicher Form mittels Anpassung der Raum-Zeit-Gewichte möglich ist, jedoch nur wenige oder einzelne applikations-spezifisch das bestmögliche Ergebnis liefern. Dies bietet jedoch eine neue Möglichkeit der Komponentenerlegung deren Stärke und möglicher Informationsgewinn noch weiter untersucht werden muss.

Weiterhin konnten langwierige Rekonstruktionszeiten des CPU-Prototypes durch die Entwicklung eines effizienten CUDA-C++ basierten Rekonstruktions-Frameworks deutlich reduziert werden. Dieses ist unter <https://github.com/IMTtugraz/AVIONIC> mit Beispieldatensätzen verfügbar.

Zusammenfassung

Das Konzept der ICTGV Regularisierung wurde erfolgreich im Bereich der MR Bild-Rekonstruktion aus unterabgetasteten dynamischen Daten angewandt. Dies ermöglicht eine weitere Erhöhung der räumlich-zeitlichen Auflösung, räumlichen Abdeckung bzw. eine deutliche Reduktion der Akquisitionszeit.

Referenzen

1. Holler M, Kunisch K. On Infimal Convolution of TV Type Functionals and Applications to Video and Image Reconstruction. SIAM Journal on Imaging Sciences 2014;7(4):2258–2300.
2. Bredies K, Kunisch K, Pock T. Total generalized variation. SIAM Journal on Imaging Sciences 2010; 3(3):492–526.
3. Schloegl M., et al. Infimal Convolution of Total Generalized Variation Functionals for dynamic MRI. Magnetic Resonance in Medicine, Magnetic Resonance in Medicine 2017; 78(1): 142-144
4. Schloegl M. et al. ICTGV Reconstruction of DCE golden-angle radial VIBE data. Proc. ESMRMB (2016), 290, Vienna, Austria
5. Schloegl M. et al. Highly Accelerated Quantitative MRI with ICTGV Regularized Reconstruction. Proc. Intl. Soc. Mag. Reson. Med. 25 (2017), Hawaii, USA
6. Chambolle A, Pock T. A first-order primal-dual algorithm for convex problems with applications in imaging. Journal of Mathematical Imaging and Vision 2011; 40(1):120–145
7. Otazo R, Candès E, Sodickson DK. Low-rank plus sparse matrix decomposition for accelerated dynamic MRI with separation of background and dynamic components. Magnetic Resonance in Medicine 2015; 73(3):1125–1136
8. Otazo R, Kim D, Axel L, Sodickson DK. Combination of compressed sensing and parallel imaging for highly accelerated first-pass cardiac perfusion MRI. Magn Reson Med 2010; 64(3):767–776.