

pMRI 文献综述

Henry

日期: 2021 年 10 月 7 日

1 背景

磁共振成像 (Magnetic Resonance Imaging, MRI) 是一项无创的医学成像技术, 该成像技术不需要使用电离辐射, 因此被扫描的病人不会受到辐射的侵害, 并且它可以得到分辨率和质量较高的病理图像, 这些特性使得人体内一些器官结构、血管结构和其他生理特征都可以得到较好的可视化, 因此 MRI 在临床上得到了广泛的应用。但是 MRI 不同于计算机断层扫描 (Computed Tomography, CT) 等方法具有成像时间快的特性, MRI 该技术最大的障碍就是其成像时间过于缓慢, 并且 MRI 设备一般都是比较密闭的空间, 使得病人在接受扫描时可能因为空间过于密闭而导致的无法呼吸、幽闭恐惧症等。因此缩短成像时间, 提高成像质量是 MRI 技术的主要问题所在, 并行磁共振成像 [1](parallel Magnetic Resonance Imaging, pMRI) 技术是提高 MRI 速度的主要方法之一, 其使用一组线圈, 通过获取具有不同空间灵敏度的欠采样的数据去加速成像速度, 现已经在临床得到了广泛应用, 但是该方法也受限于灵敏度信息。

2 国内外研究现状

核磁共振成像技术主要分为两个步骤, 分别是数据信号采集和图像重建, 图像重建主要依靠欠采样的数据, 从而重建出较为完整的图像, 但是受限于 MRI 设备和采样定理的缘故, 采集数据耗费大量时间, 而且也容易因为病人运动等产生图像伪影。因此众多学者致力于 MRI 快速成像和重建的研究中, MRI 图像重建方法主要分为三类:

第一类, 基于图像域的重建方法, 该方法需要明确知道 MRI 设备中线圈灵敏度等信息, 通过灵敏度等信息将该重建问题建模为一个逆问题, 可以通过最小二乘法等算法进行解决。

第二类, 基于频率域 (k -空间) 的重建方法, 由于灵敏度等信息隐式的存在于 k -空间数据中, 因此在重建时不需要显式知道灵敏度, 而是将 k -空间缺失的数据通过插值得到。

第三类, 基于深度学习的重建方法, 该方法通过大量的数据, 使用网络进行训练, 主要使用的网络为卷积神经网络。

2.1 基于图像域的重建方法

pMRI 系统中使用一组线圈阵列同时进行采集数据, 线圈阵列由多个线圈组成, 用于采集不同空间位置上的信息, 越接近线圈的区域上信号会更强, 这种不同空间位置导致的信号强弱被称为线圈的灵感度。通常情况下, 线圈的灵感度未知, 而基于图像域的重建方法首先需要明确知道

灵敏度, 如 SENSitivity Encoding(SENSE)[2], SENSE 在图像域中对伪影进行去除, 但 SENSE 的缺点主要依赖于精确的灵敏度, 而灵敏度在现实中却难以获得。因此估计出精确的灵敏度也是 SENSE 类方法的重要步骤, 例如 JSENSE[3], TSENSE[4] 和 mSENSE[5], JSENSE 算法将 MRI 图像重建问题转为线圈敏感度和图像的联合估计问题, 使用优化迭代算法进行交替求解; TSENSE 提出了一种自适应灵敏度估计的方法, 用以提高估计的精确度。

由于 pMRI 线圈的复杂几何结构, 导致很难得到精确的线圈灵敏度数据, 而且重建得到的图像也很容易受到噪声放大等影响。因此在 SENSE 类重建方法中, 经常使用正则化技术用以改善重建质量, 常用的正则化方法有 Tikhonov 正则化, 全变差正则化 (Total Variation, TV) 和小波正则化等。在文 [6] 中, 提出了一种快速求解 TV 正则化的算法, 用以求解 pMRI 重建模型。虽然 TV 正则化的方法有助于去除伪影, 但是也有可能产生阶梯状伪影。Total generalized variation(TGV)[7] 的提出是为了消除 TV 的一些缺点, 从而提高图像质量。Knoll 等人 [8] 通过使用二阶 TGV 进行正则化的方法, 用以消除 TV 正则化可能产生的阶梯状伪影, 并且提出了一种基于非线性的重建方法。随着压缩感知 (Compressed Sensing, CS) 等理论的研究深入, Lustig 等人发现一些 MRI 图像中的像素表示是较为稀疏的, 如果使用适当的重建算法, 具有稀疏性的 MRI 图像将可以从任意采样的 k -空间数据中得到恢复, 因此提出了 Sparse-MRI[9]。该方法也奠定了 CS 与 MRI 结合的算法框架, 在 Sparse-MRI 这一框架下, Liang 等人提出了一种新的快速成像算法, 其将 SENSE 和 Sparse-MRI 进行相结合, 称为 CS-SENSE[10]。由于使用 CS 方法可以得到较为稀疏的重建图像, 而且其对图像去噪和抑制伪影的效果也较好, 因此 CS 和 pMRI 相结合的方法被广泛应用。CS-MRI 模型对目标图像进行稀疏变换, 对变换得到稀疏系数使用 l_0 范数进行约束, 但是求解 l_0 范数是 NP 难问题, 因此将 l_0 范数转化为其最优凸近似 l_1 范数, 最后使用非线性算法进行求解。

CS-MRI 或者 CS-SENSE 模型中, 常使用离散小波 (Wavelet), 紧框架 (Framelet) 等进行稀疏变换。因为紧框架系统存在的冗余性, 可以较好的对目标图像进行稀疏表示, 同时其也具有好的计算性质, 例如正交 Haar 紧框架具有完美重构的性质, 因此也被众多研究者所使用。如 Li 等人, 提出一种基于二维正交 Haar 小波的紧框架系统, 称为 DHF[11], 可用于检测图像水平, 垂直和 45 方向上的边缘特征, 并提出了相应的求解算法。Liu 等人也基于紧框架系统, 开发了投影迭代软阈值算法 (pISTA)[12] 和其加速版本 pFISTA。但是, 在文 [12] 中作者并没有证明其收敛准则, 而且其现有的单线圈收敛准则不适用于并行成像版本, 因此 Zhang 等人 [13] 基于 Liu 的工作基础, 对 pFISTA 应用于并行成像进行了收敛性分析, 并且证明了应用于 SENSE 时的最优参数。CS-SENSE 在求解 pMRI 问题时体现了其优越性, 但是保证完全恢复的可能性是基本上不存在的, 因此在文 [14] 中提出了一种联合稀疏的 pMRI 重建模型 JS-CS-SENSE, 进一步提升 CS-SENSE 模型的稀疏性, JS-CS-SENSE 重建模型同时使用小波正则化和全变差正则化, 能够更加有效的提取先验信息, 同时也更好的克服了采样系统和稀疏化之间的相互一致性障碍。虽然联合稀疏的重建模型能够较好解决 CS-SENSE 模型的缺点, 但是也提升了计算的复杂性。

2.2 基于频率域 (k -空间) 的重建方法

基于 k -空间的重建方法与图像域方法的主要区别为, 不需要明确知道线圈灵敏度的信息, 其信息隐含在 k -空间的数据中。Generalized autocalibrating partially parallel acquisitions(GRAPPA)[15],

是 pMRI 重建算法中较为著名的其中之一，该算法将 pMRI 重建问题视作一个缺失值填充问题，将 k-空间中缺失点周围的已采样的点进行线性组合，从而估计出缺失值。GRAPPA 较为重要的一步就是从 k-空间中心一块全采样的数据 (Auto Calibration Signal, ACS) 中估计得到插值核，而且还可以从 ACS 中估计得到粗略的灵敏度信息，因此线圈灵敏度的信息隐含于 k-空间中。但是 GRAPPA 重建质量不佳，因此 Lustig 等人基于 GRAPPA 的思想，提出了 SPIRiT[16] 算法，它使用了与 GRAPPA 中相同的插值核，然后将问题构建为一个基于 k-空间对数据填空的逆问题，并且为了进一步提升重建图像的质量，纳入了图像的先验知识，使用小波正则化方法对问题进行约束，最后使用非线性算法求解。因此，一些学者也发现了 SENSE 和 GRAPPA 两者之间的联系，Uecker[17] 等人将 GRAPPA 和 SENSE 相结合，将其解约束在子空间中，对 Calibration 矩阵进行 SVD 分解，将分解结果的右奇异矩阵的特征向量作为灵敏度信息，最后提出 ‘soft’ SENSE 模型，同时也基于 CS-MRI 的思想，对目标图像使用小波分解提取先验信息，将分解系数用 l_1 范数进行约束。但是 ESPIRiT 方法仍未考虑灵敏度的相位信息，在 [18] 一文中，将 ESPIRiT 算法应用于物理和虚拟线圈数据中，提出了 VCC-ESPIRiT，该算法利用了 k-空间数据的共轭对称性，通过计算得到了含有图像绝对相位的线圈灵敏度信息。

GRAPPA 重建算法的思想类似于插值，在 k-空间中存在另一种思想的算法，即基于低秩矩阵填充的方法，该算法将 pMRI 问题建模为一个低秩矩阵补全问题。文 [19] 中提出了一种结构化低秩矩阵补全的算法 SAKE，该算法不需要 k-空间中的 ACS 即可恢复出完整数据。其首先使用 k-空间数据进行构建得到 block Hankel 矩阵，然后通过数据一致性和 block Hankel 矩阵的低秩性重建出完整图像数据。ALOHA[20] 算法将 pMRI 和 CS-MRI 转换为使用结构化矩阵的 k-空间低秩加权矩阵补全问题，基于 ALOHA 和 SPIRiT 的算法，Zhang 等人提出 STDLR-SPIRiT，该算法使用 SPIRiT 的插值核对 k-空间数据进行校正，同时使用小波变换在 k-空间水平方向上和垂直方向上进行分解，然后对分解系数使用核范数约束其低秩的性质，但是该算法在保证重建图像质量的同时也牺牲了计算时间。Jingyuan Lyu[21] 等人证明了自动校准数据和未获取的 k-空间数据之间的非线性关系，基于核估计的方法，提出了更为通用的非线性重建框架，相比于传统的 GRAPPA，其使用非线性方法对缺失数据进行估计的重建算法更具有鲁棒性。Blaimer[22] 等人通过相位约束的方法，提出了 phase-constraint GRAPPA，其使用虚拟共轭线圈实现，虚拟共轭线圈通过物理线圈的复共轭信号得到，在 GRAPPA 进行校准的过程，对实际线圈和虚拟线圈数据施加不同的正则化系数，从而得到了比传统 GRAPPA 更好的重建效果。

2.3 基于深度学习的重建方法

近年来，由于机器学习和深度学习等方法的快速发展，深度学习的方法也被应用于磁共振成像重建问题中。深度学习使用大量的数据进行训练，通过挖掘 k-空间数据和目标图像之间的关系完成重建。在深度学习等重建方法中，也可以区分为两类算法，分别是基于图像域的深度学习算法和基于 k-空间的重建算法。基于图像域的算法中，MoDL[23] 基于 pMRI 重建模型是一个逆问题的性质，提出基于卷积神经网络 (CNN) 正则化的重建模型，该模型使用 CNN 提出图像的先验信息，使用数值算法和神经网络训练相结合的方法提高该模型的重建质量。Luo 等人根据最新提出的 PixelCNN+[24]，提出基于深度贝叶斯估计的重建模型 [25]，该模型通过贝叶斯定理，将 MRI 问题进行建模，通过最大化概率的方法完成对欠采样 k-空间的重建。基于 ESPIRiT

方法，文 [26] 中提出 DL-ESPIRiT，设计一种基于 (2+1)D 的时空卷积神经网络，先使用 2D 卷积核，然后再使用 1D 卷积核，产生了比直接使用 3D 卷积神经网络更好的重建效果。

但是从目前来说，基于深度学习的方法仍未得到广泛应用，最主要的原因就是病人的 MRI 数据难以获取，而且通过训练得到的模型泛化能力不够强，当数据之间差异较大时，模型的重建结果质量较差，同时也会容易到 MRI 设备参数的影响，

参考文献

- [1] DESHMANE A, GULANI V, GRISWOLD M A, et al. Parallel mr imaging[J]. Journal of Magnetic Resonance Imaging, 2012, 36(1): 55-72.
- [2] PRUESSMANN K P, WEIGER M, SCHEIDEGGER M B, et al. Sense: sensitivity encoding for fast mri[J]. Magnetic Resonance in Medicine: An Official Journal of the International Society for Magnetic Resonance in Medicine, 1999, 42(5): 952-962.
- [3] YING L, SHENG J. Joint image reconstruction and sensitivity estimation in sense (jsense)[J]. Magnetic Resonance in Medicine: An Official Journal of the International Society for Magnetic Resonance in Medicine, 2007, 57(6): 1196-1202.
- [4] KELLMAN P, EPSTEIN F H, MCVEIGH E R. Adaptive sensitivity encoding incorporating temporal filtering (tsense)[J]. Magnetic Resonance in Medicine: An Official Journal of the International Society for Magnetic Resonance in Medicine, 2001, 45(5): 846-852.
- [5] KREITNER K F, ROMANEEHSEN B, KRUMMENAUER F, et al. Fast magnetic resonance imaging of the knee using a parallel acquisition technique (msense): a prospective performance evaluation[J]. European radiology, 2006, 16(8): 1659-1666.
- [6] YE X, CHEN Y, HUANG F. Computational acceleration for mr image reconstruction in partially parallel imaging[J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2010, 30(5): 1055-1063.
- [7] BREDIES K, KUNISCH K, POCK T. Total generalized variation[J]. SIAM Journal on Imaging Sciences, 2010, 3(3): 492-526.
- [8] KNOLL F, CLASON C, BREDIES K, et al. Parallel imaging with nonlinear reconstruction using variational penalties[J]. Magnetic resonance in medicine, 2012, 67(1): 34-41.
- [9] LUSTIG M, DONOHO D, PAULY J M. Sparse mri: The application of compressed sensing for rapid mr imaging[J]. Magnetic Resonance in Medicine: An Official Journal of the International Society for Magnetic Resonance in Medicine, 2007, 58(6): 1182-1195.
- [10] LIANG D, LIU B, WANG J, et al. Accelerating sense using compressed sensing[J]. Magnetic Resonance in Medicine: An Official Journal of the International Society for Magnetic Resonance in Medicine, 2009, 62(6): 1574-1584.
- [11] LI Y R, CHAN R H, SHEN L, et al. An adaptive directional haar framelet-based reconstruction algorithm for parallel magnetic resonance imaging[J]. SIAM Journal on Imaging Sciences, 2016, 9(2): 794-821.
- [12] LIU Y, ZHAN Z, CAI J F, et al. Projected iterative soft-thresholding algorithm for tight frames in compressed sensing magnetic resonance imaging[J/OL]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2016, 35(9): 2130-2140. DOI: [10.1109/TMI.2016.2550080](https://doi.org/10.1109/TMI.2016.2550080).
- [13] ZHANG X, LU H, GUO D, et al. A guaranteed convergence analysis for the projected fast iterative soft-thresholding algorithm in parallel mri[J/OL]. Medical Image Analysis, 2021, 69: 101987. <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1361841521000335>. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.media.2021.101987>.
- [14] CHUN I Y, ADCOCK B, TALAVAGE T M. Efficient compressed sensing sense pmri reconstruction with joint sparsity promotion[J]. IEEE transactions on Medical Imaging, 2015, 35(1): 354-368.
- [15] GRISWOLD M A, JAKOB P M, HEIDEMANN R M, et al. Generalized autocalibrating partially parallel acquisitions (grappa)[J]. Magnetic Resonance in Medicine: An Official Journal of the International Society for Magnetic Resonance in Medicine, 2002, 47(6): 1202-1210.
- [16] LUSTIG M, PAULY J M. Spirit: iterative self-consistent parallel imaging reconstruction from arbitrary k-space[J]. Magnetic resonance in medicine, 2010, 64(2): 457-471.
- [17] UECKER M, LAI P, MURPHY M J, et al. Espirit—an eigenvalue approach to autocalibrating parallel mri: where sense meets grappa[J]. Magnetic resonance in medicine, 2014, 71(3): 990-1001.
- [18] UECKER M, LUSTIG M. Estimating absolute-phase maps using esprit and virtual conjugate coils[J]. Magnetic resonance in medicine, 2017, 77(3): 1201-1207.
- [19] SHIN P J, LARSON P E, OHLIGER M A, et al. Calibrationless parallel imaging reconstruction based on structured low-rank matrix completion[J]. Magnetic resonance in medicine, 2014, 72(4): 959-970.

- [20] Jin K H, Lee D, Ye J C. A general framework for compressed sensing and parallel mri using annihilating filter based low-rank hankel matrix[J/OL]. IEEE Transactions on Computational Imaging, 2016, 2(4): 480-495. DOI: [10.1109/TCI.2016.2601296](https://doi.org/10.1109/TCI.2016.2601296).
- [21] Lyu J, Nakarmi U, Liang D, et al. Kernl: Kernel-based nonlinear approach to parallel mri reconstruction[J/OL]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2019, 38(1): 312-321. DOI: [10.1109/TMI.2018.2864197](https://doi.org/10.1109/TMI.2018.2864197).
- [22] BLAIMER M, JAKOB P M, BREUER F A. Regularization method for phase-constrained parallel mri[J]. Magnetic resonance in medicine, 2014, 72(1): 166-171.
- [23] AGGARWAL H K, MANI M P, JACOB M. Modl: Model-based deep learning architecture for inverse problems[J]. IEEE transactions on medical imaging, 2018, 38(2): 394-405.
- [24] SALIMANS T, KARPATY A, CHEN X, et al. Pixelcnn++: Improving the pixelcnn with discretized logistic mixture likelihood and other modifications[J]. arXiv preprint arXiv:1701.05517, 2017.
- [25] LUO G, ZHAO N, JIANG W, et al. Mri reconstruction using deep bayesian estimation[J]. Magnetic resonance in medicine, 2020, 84(4): 2246-2261.
- [26] SANDINO C M, LAI P, VASANAWALA S S, et al. Accelerating cardiac cine mri using a deep learning-based espirit reconstruction[J]. Magnetic Resonance in Medicine, 2021, 85(1): 152-167.