

3次元MR画像に2次元スライスを用いた 類似症例検索のための低次元表現獲得の試み

友重秀平 彌富仁

法政大学 理工学部 応用情報工学科

1 概要

神経学的疾病の診断にはMRIが広く用いられており類似症例検索 (CBIR) 技術の実現が診断支援において期待される。高解像度なMR画像間の類似度計算には、脳の構造情報と解釈性を保ちながらの次元削減が必要であるが、従来の手法ではデータの保存性や解釈性に課題が残されていた。本報告では限られた学習データを有効に活用するため、3次元脳情報を2次元スライスの低次元の特徴表現の結合により表す新しい低次元表現の獲得手法を提案する。モデルには変分オートエンコーダ (VAE) に敵対的生成ネットワーク (GAN) を効果的に融合することで優れた情報再現性を実現している Soft-intro VAE を活用し、従来手法と比較した。

2 はじめに

神経学的疾病の診断において magnetic resonance (MR) imaging は多く用いられる。診断支援や研究のために用いられる MR 画像に対する類似症例検索はキーワード検索であり、専門的な知識と経験が必要であることから、画像を入力として類似症例を獲得する content-based image retrieval (CBIR)[1] の実現が望まれている。MR 画像は高次元のデータであるため、CBIR 実現のためには脳の構造情報を保ち解釈性を有した低次元表現の獲得が必要となる。

先行研究では 3d-convolutional autoencoder (3D-CAE)[2] を用いて脳の構造情報や診断情報を保存しつつ 500 万次元から 150 次元へと圧縮を実現した。しかし、得られる低次元表現の各次元の独立性や解釈性に課題があったため、続く localized-変分オートエンコーダ (Loc-VAE) を用いた手法 [3] では VAE をベースに低

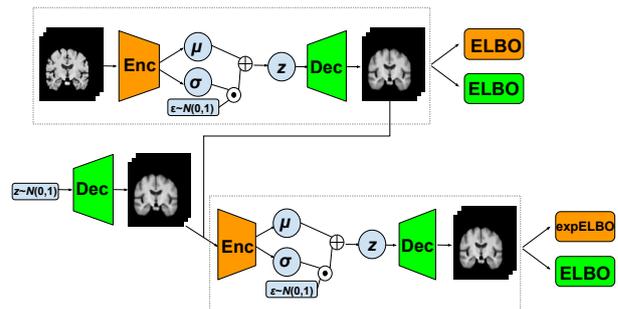


図 1: S-introVAE の構造

次元表現の各次元の独立性と保持する構造情報の局所化を実現することで解釈性を向上させた。しかしながら、VAE をベースした手法であるため低次元表現が保持する構造情報の担保に改善の余地が存在する。また、これらの手法は 3次元の MR 画像を入力としているため、学習データの数が限られる問題も残されている。

本報告では、限られたデータで脳の構造情報や解釈性を有する低次元表現獲得のため、3次元の MR 画像を 2次元スライスの特徴表現の結合によって表す新しい低次元表現の獲得手法を検討する。入力を 2次元スライスにすることで、モデルの自由度を大幅に下げられるとともに、学習画像の数を大幅に増加させることができる。今回低次元表現を獲得するモデルには VAE に敵対的生成ネットワーク (GAN)[4] を効果的に融合し、VAE の利点を持ちながら高い情報保存性を実現する Soft-IntroVAE (S-IntroVAE)[5] を用いるとともに、得られた低次元表現の性能を評価し報告する。

3 提案手法の概要

3.1 S-introVAE

図 1 は S-IntroVAE の構成図を示す。S-IntroVAE は VAE に GAN を組み合わせた生成モデルである。GAN は discriminator と generator が互いに競いながら学習し、極めて多岐にわたる応用とそれらの成果が報告されている。S-IntroVAE では VAE の encoder を GAN の discriminator に、VAE の decoder を GAN の gen-

Attempts to acquire low-dimensional representations for Content-based Image Retrieval using 2D slices on 3D MR images

SHUHEI TOMOSHIGE, HITOSHI IYATOMI

Applied Informatics, Faculty of Science and Engineering, Hosei University

184-8584, Tokyo, Japan

{shuhei.tomoshige.4e@stu.,iyatomi@}hosei.ac.jp

表 1: 得られる低次元表現の定量評価

モデル	RMSE	AUC
Loc-VAE	0.0956	0.752
S-Intro VAE	0.2849	0.778

erator に統合することで VAE の構造のみで敵対的学習を行い VAE の利点である解釈性を保ったまま、ぼけの少ない再構成画像を生成できる。つまり他の VAE と GAN の組み合わせたモデルと異なり追加の discriminator が不要であることからモデルの複雑さを抑制するとともに、敵対的学習の安定性を実現できる。

3.2 2次元スライスによる低次元表現

今回の実装では症例の各スライス位置情報を保持した 5×5 の低次元表現が獲得できる。この獲得した低次元表現を画像両端から 8 スライスずつを除く 80 個結合することで 1 症例の低次元表現 (2000 次元) とした。

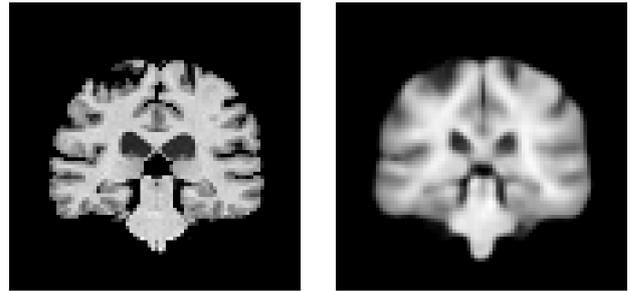
4 実験と結果

4.1 データセットと前処理

本報告では alzheimer's disease neuroimaging initiative-2 (ADNI2)¹ のデータセットの内, cognitively normal (CN) 1,198 例, alzheimer's disease (AD) 741 例, significant memory concern (SMC) 33 例, mild cognitive impairment (MCI) 1,079 例, early-MCI (EMCI) 152 例, late-MCI (LMCI) 981 例を使用した。全ての画像に対して MRICloud² を用いた頭蓋骨除去, 位置補正, 体積補正, bicubic 補間による $80 \times 96 \times 80$ pixels へのリサイズ並びに, 輝度の正規化を行った。その後 3次元画像を 80×80 にスライスし, 1 症例ごとに 96 枚の 2次元スライス画像を入力とした。

4.2 評価方法と結果

実験で用いた S-IntroVAE モデルは encoder と decoder とともに, バイパス構造を有する 14 層の CNN モデルである。提案する手法により得られる低次元表現が, 元の MR 画像の情報をどれだけ保持するかを検証するため, 以下 2つを評価した。1つ目は低次元表現の脳の構造情報に対する表現能力 (RMSE), 2つ目は低次元表現が有する疾病の診断能 (AUC) である。RMSE は入力 of 脳画像と decoder を介して得られる脳画像との再構成誤差を表す。AUC は獲得した低次元表現からロジスティック回帰モデルによる CN と AD の症例予



(a) 入力画像

(b) 出力画像

図 2: 再構成画像

測に対する ROC 曲線下の面積である。なお, 本実験の学習には同一患者が学習データと評価データに混在しないよう考慮した上で 8:2 に分割し評価した。

提案手法と Loc-VAE による比較結果を表 1 にまとめた。また, 提案手法により獲得した再構成画像を図 2 示す。構造情報の表現能力を評価する RMSE は Loc-VAE を用いた手法に及ばなかったが, 疾病に対する診断能は AUC で 2.6 ポイント向上した。

5 考察とまとめ

今回得られた結果は, 3次元構造を持つ脳を 2次元スライスの集まりと表現しても, CBIR が行える低次元表現を獲得できる可能性を強く示唆するもので大きな発見である。一方, S-IntroVAE を用いることで, 再構成画像の画質の改善が期待されたが, 今回の実験では期待するほどの効果は得られなかった。これは今後, モデル構造やハイパーパラメータのチューニングなどで改善が見込めると考えられる。また今回の実装では 2次元スライスの位置情報を利用していないため, 今後これらも考慮してよりよい低次元表現の獲得を目指す。

参考文献

- [1] A. Kumar, J. Kim, W. Cai, M. Fulham, and D. Feng, "Content-based medical image retrieval: a survey of applications to multidimensional and multimodality data," *JDI*, vol. 26, no. 6, pp. 1025–1039, 2013.
- [2] H. Arai, Y. Chayama, H. Iyatomi, and K. Oishi, "Significant dimension reduction of 3d brain mri using 3d convolutional autoencoders," in *IEEE EMBC 2018*. IEEE, 2018, pp. 5162–5165.
- [3] K. Nishimaki, K. Ikuta, Y. Onga, H. Iyatomi, and K. Oishi, "Loc-vae: Learning structurally localized representation from 3d brain mr images for content-based image retrieval," in *2022 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics (SMC)*. IEEE, 2022, pp. 2433–2438.
- [4] I. Goodfellow, J. Pouget-Abadie, M. Mirza, B. Xu, D. Warde-Farley, S. Ozair, A. Courville, and Y. Bengio, "Generative adversarial nets," in *Advances in Neural Information Processing Systems*, Z. Ghahramani, M. Welling, C. Cortes, N. Lawrence, and K. Weinberger, Eds., vol. 27, 2014.
- [5] T. Daniel and A. Tamar, "Soft-introvae: Analyzing and improving the introspective variational autoencoder," in *Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2021, pp. 4391–4400.

¹<https://adni.loni.usc.edu>

²<https://mricloud.org/>