

①

*タイトル: Compressed Sensing

*背景: 画像や音声などを扱う際、無駄な情報を捨てることで効率的に扱うことができる。

しかし、大半のデータが捨てられてしまうのであれば、対象のすべての情報を取得する必要はないと考えられ、なるべく少ない情報から全体の内訳を把握できれば効率的である。(と読み取った。)

*目的: K 個の非ゼロ成分を持つ N 次元ベクトル X がスパース(K -スパース)であるとき、既知のベクトル A と M 次元ベクトルの観測信号 Y から、なるべく少ない観測数(M)でベクトル X を推定する。という問題設定を解決するための手法を考案すること。

*手法: 「低ランク行列の再構成」・・・ $L0$ ノルム最適化は NP 困難であるため、 $L1$ ノルム再構成に置き換えることで X を推定可能となった。

「ランダム高次元幾何学」・・・観測信号に特定の重みづけを行うよりもランダムに取得する方がデルタ関数によりすべての観測値を調べたものと同等になる。と書かれていたがあまり理解できていない。

*関連性: 報告のための 1 本にしないとちゃんと読まないと思ったため読んだ。スパースコーディングとの違いは、未知のベクトル X の条件が K -スパースであるかという点? これにより少ない観測数でベクトル X を推定可能? 1 割も理解できていない気がするが、関連するスパースコーディングに対する理解は深まったと感じる。(特に問題設定や定理等における数式)

②

*タイトル: Neural JPEG: End-to-End Image Compression Leveraging a Standard JPEG Encoder-Decoder

*背景: 画像圧縮において、機械学習を用いることで符号化性能が向上している。しかし、学習させた DNN は標準的な手法との互換性がないため、PC や携帯電話での使用が困難。

*目的: 標準手法(ここでは JPEG)の符号側と復号側の両方を拡張することで汎用性を向上+JPEG の符号化性能の向上。

*手法: RNN により画素間の関連性(構造)情報を学習し、DCT 係数に重み付けを行うことでエントロピーを削減する。復号側では逆の処理を行うことで画像をもとに戻すことが可能?

*結果: PSNR, MS-SSIM, LPIPS において既存手法から符号化性能が改善。

*関連性: JPEG の Q テーブルを RNN により再現的なことをする点が考え方的に面白そうだと思い読んだ。読んでみて、手法に対する感想は特にはないが、画質の評価手法として SSIM 系のほかに、やはり LPIPS も加えたほうがそれっぽいかと感じたため、準備しておきたい。

*参考文献：

①

- [1] D.L.Donoho, “Compressed Sensing,” *IEEE Transactions on Information Theory*, vol.52, no.4, pp.1289-1306, (2006).
- [2] 田中 利幸, “圧縮センシングの数理,” *IEICE Fundamentals Review*, vol.4, no.1, pp.39-47, (2010).
- [3] 三村 和史, “圧縮センシング-疎情報の再構成とそのアルゴリズム-,” 数理解析研究所講究録, 第 1803 巻, pp.26-56, (2012).
- [4] 酒井 智弥, “圧縮センシングの基礎原理と画像再構成アルゴリズムの進歩,” *Medical Imaging Technology*, vol.34, no.4, pp.177-185, (2016).

②

- [5] Mail Ankur, Alexander Ororbia, “Neural JPEG: End-to-End Image Compression Leveraging a Standard JPEG Encoder-Decoder,” ArXiv, abs/2201.11795, (2022).
(arxiv.org/abs/2201.11795, 2022/05/21 閲覧)