

オートエンコーダを用いた地震波信号の圧縮に関する検討

工藤 忍¹ 谷田 隆一¹ 木全 英明¹

概要: 日本全国各地に設置された地震計からリアルタイムに地震波信号が取得・蓄積されている。これらの地震波信号は将来の大規模地震への防災シミュレーションや都市計画、地殻解析等、様々な活用や応用が期待されているが、取得したデータのストレージコストの増加や流通時における通信帯域コストが課題となっている。地震波信号は上下・東西・南北の3成分の1次元信号から構成されるため、各成分をチャンネルとする音声信号とみなすことができる。よってこれまで検討されてきた音声信号に対する圧縮手法が適用できると考えられる。しかし、従来の音声信号に適用されている圧縮手法を地震波信号に適用すると低ビットレートにおいて復元精度が十分ではないという問題があった。一方で、近年ではニューラルネットワークを用いた機械学習ベースの圧縮手法の1つであるオートエンコーダを用いた圧縮手法が数多く提案され、従来の手法を上回る結果を示している。しかし、地震波信号に対して適用した例は報告されていない。そこで、本稿ではオートエンコーダを用いた地震波信号の圧縮手法を提案する。シミュレーション実験により従来の音声信号圧縮手法と比較して低ビットレートにおいて復元精度が向上することを示す。

1. はじめに

日本全国各地に地震計が設置されており、観測地点の地面の揺れがリアルタイムに取得・蓄積されている [1]。これらの地震波信号は将来の大規模地震への防災シミュレーションや都市計画、地殻解析等、様々な活用や応用が期待されているが、地震波信号は時間方向のサンプリングレートが高く (100Hz 等)、また 24 時間 365 日休みなく取得されているためデータ量が膨大になり、ストレージコストや流通時における通信帯域コストの増加が課題となっている。現在、地震波信号の圧縮方式に WIN フォーマット [2][3] が採用されているが、本フォーマットは1つ前のサンプルとの差分を可変長符号化することで圧縮を行っているため、データに高周波成分が多く含まれる場合には差分が小さくならず圧縮効率が低下する。また、本フォーマットは可逆圧縮であるため大幅なデータ削減は見込めない。そこで本稿では大幅なデータ量削減を実現するため非可逆圧縮による地震波の高効率な圧縮手法の開発に取り組む。

地震波信号は上下・東西・南北の3成分の1次元信号から構成されるため、各成分をチャンネルとする音声信号とみなすことができる。そのため音声信号に対してこれまで検討されてきた圧縮手法 (例えば AAC[4]) が適用できると考えられる。しかし、従来の音声信号に適用されている圧縮手法を地震波信号に適用した場合、地震波信号と音声信号の性質が異なるため低ビットレートにおいて復元精度が

十分ではないという問題があった。また、近年ではニューラルネットワークを用いた機械学習ベースの圧縮手法の1つであるオートエンコーダを用いた圧縮手法 [5] が提案されている。画像データ等に対して従来の手法を上回る結果を示しているが、地震波信号に対して適用した例はまだ報告されていない。

本稿ではオートエンコーダを用いた地震波信号の圧縮手法を提案する。提案法ではオートエンコーダのハイパーパラメータの1つである量子化精度 (量子化ステップサイズ) に関して改良を図った新たな適応量子化手法を提案し、既存の固定量子化精度と比較してどのレートにおいても最適な復元精度を実現する。シミュレーション実験により従来の音声信号圧縮手法と比較して低ビットレートにおいて復元精度が向上することを示す。

2. 関連研究

2.1 AAC

Advanced Audio Coding (AAC)[4] は音声信号に対する代表的な非可逆圧縮方式であり、地上デジタル放送や音楽配信等で広く採用されている方式である。AAC エンコーダの構成を図1に示す。AACでは入力信号を MDCT (Modified Discrete Cosine Transform) で周波数スペクトルに変換する。そして聴覚特性を利用して重要な周波数に対して量子化ビットを多く割り当て、そうでない周波数に対して少なく割り当てることにより効率的な符号量の削減を図る。また、更なる符号化効率向上のためブロック切り

¹ 日本電信電話株式会社 NTT メディアインテリジェンス研究所

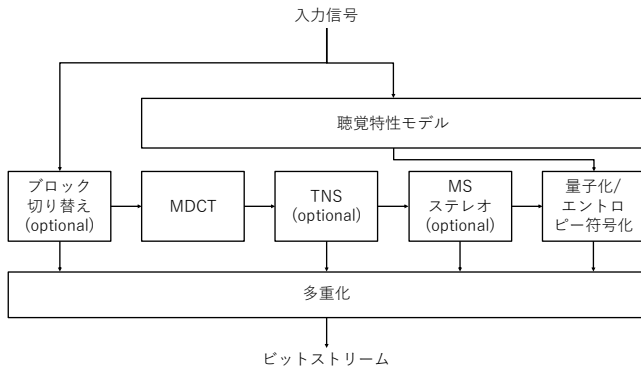


図 1 AAC エンコーダの構成

替えや TNS(Temporal Noise Sharing), MS ステレオ等のツールがオプションとして用意されている. AAC の後継として様々な方式も提案されているが基本構成は同じである.

本方式は音声信号のみを対象としており聴覚特性モデルを利用して符号化効率の向上が図られているため, 地震波信号に対してはうまく作用せず特に低ビットレートでは復元精度が十分でないという問題がある.

2.2 オートエンコーダ

ニューラルネットワークを用いた機械学習ベースの圧縮手法の 1 つであるオートエンコーダを用いた圧縮手法 [5] が提案されている. オートエンコーダはエンコーダ E とデコーダ D の 2 つのネットワークにより構成される. エンコーダは入力信号 x を符号化特徴 $w (= E(x))$ にマッピングし, 量子化演算 Q を施し, 符号化データ $z (= Q(w))$ を出力する. デコーダは符号化データから復元信号 $\hat{x} (= D(z))$ を得る.

オートエンコーダは式 (1) の目的関数を最適化する $\min_{E,D}$ 問題として定式化される.

$$\min_{E,D} L = \mathbb{E}[d(x, D(z))] + \lambda_r r(z). \quad (1)$$

ここで $d(x, \hat{x})$ は入力信号 x と復元信号 \hat{x} の再構成損失を表す関数, $r(z)$ は符号量損失を表す関数, λ_r は符号量損失の重み係数を表す. 予め量子化精度を固定した場合は符号量損失は 0 となる.

3. 提案法

本稿ではオートエンコーダを用いた地震波信号の圧縮手法を提案する. 図 2 に提案法の概要を示す. 提案法は画像データに対して適用されている手法を 1 次元データに拡張しつつ, ハイパーパラメータの 1 つである量子化ステップに関して改良を加えたものである.

従来の量子化演算では量子化精度 (量子化ステップサイズ) を全ての符号化特徴に対して一律に設定している. ここで, 符号化特徴はデータの基底とみなすことができるた

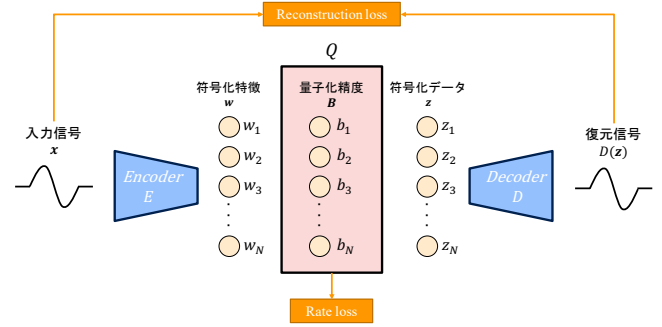


図 2 提案法の概要

め, エンコーダおよびデコーダが線形変換のみで構成される場合は最適となるが, 非線形変換で構成されている場合は最適となる保証はない. そこで, 本手法では各符号化特徴の量子化精度 (本稿では一様量子化とする) をパラメータ $B = [b_1, b_2, \dots, b_N]^T$ としてユニット単位で学習により求めることで最適な量子化処理を実現する. また, 量子化精度 b_i が 0 となったユニットはそのユニット z_i を使用しない (0 として処理) ことで符号化特徴数の同時学習も実現する. 提案法の目的関数を式 (2) に示す.

$$\min_{E,D,B} L' = \mathbb{E}[d(x, D(Q(E(x), B)))] + \lambda_r r(z), \quad (2)$$

$$Q(w, B) = \begin{bmatrix} q(w_1, b_1) \\ \vdots \\ q(w_N, b_N) \end{bmatrix}, \quad (3)$$

$$q(w_n, b_n) = \begin{cases} 0 & b_n = 0, \\ \lfloor \frac{\zeta(w_n) * (2^{b_n} - 1) + 0.5}{2^{b_n - 1}} \rfloor & \text{otherwise,} \end{cases} \quad (4)$$

$$r(z) = \mathbb{E}[(\sum b_n - R)^2]. \quad (5)$$

ここで $\zeta(\cdot)$ はシグモイド関数, R は目標符号量を表す.

4. 評価実験

提案法の有効性を示すため, シミュレーション実験を行う.

4.1 実験条件

データセットは高感度地震観測網 (Hi-net)[1] の神奈川県周辺の 18 地点の最大深度 3 以上の地震について, 学習データは 2004 年から 2010 年までのデータ (計 4530 サンプル), 検証データは 2012 年から 2019 年までのデータ (計 5649 サンプル) を使用し, 学習データは地震発生から 180 秒間のうち 120 秒間のデータをランダムに抽出し, 検証時は地震発生から 120 秒間を使用した. また, データはゼロ平均及び最大絶対値が 1 となるように正規化処理を施し, そのスケール値は 32bit で別途符号化した. ネットワークは図 3 に示すように Resnet ベースの 1 次元畳み込み層 x6 と全結合層で構成し, 最適化は Adam(学習率 10^{-4})[6] を用いて 100 万ステップ学習した.

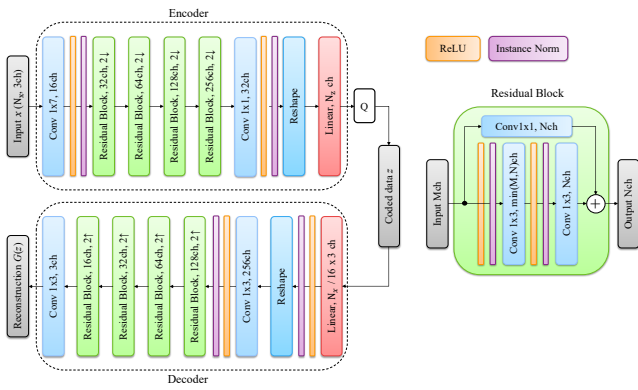


図 3 提案法のネットワーク構成

目標符号量 R は $\{1024, 2048, 4096, 8192, 12288, 16384\}$ bit, 符号化特徴次元数はそれぞれ目標符号量と同一に設定し, 再構成損失 d は最小二乗誤差, λ_r は 10^{-8} に設定した.

4.2 比較手法

提案法の構成で量子化処理を固定量子化精度とした場合 ($b = \{1, 2, 4, 8\}$) と音声符号化標準 AAC[4] との比較を行った. 固定量子化精度の手法では符号化特徴次元数をそれぞれ R/b と設定し, AAC は 3 次元の地震波形データを left, center, right のチャンネル成分として, サンプリングレートを 8000Hz に変換し, ffmpeg[7] を用いてビットレートを 1kbps-16kbps に設定した.

4.3 実験結果及び考察

図 4 に各手法の PSNR と圧縮率をプロットした結果を示す. 固定量子化精度手法 (Fixed) は量子化精度によって性能に大きくばらつきがあり, 同一圧縮率において最大約 5dB の差が生じている. 傾向としては低いレートほど量子化精度が低いものが優位で, 高いレートになるにつれて量子化精度が高いものが優位になっている. 一方で提案法はどのレートにおいても PSNR の低下がない. 図 5 に提案法の各圧縮率における学習された量子化精度の割合を示す. この結果から提案法の量子化精度は最も低いレートでは 1bit の割合が最も多く, レートが上がると徐々に 2bit, 3bit と量子化精度が高くなっていることが分かる. これは上記の固定量子化精度の結果が示すように低レートでは量子化精度を低くし, レートの上昇に伴って量子化精度を高くする方が良いという結果を自動的に獲得できていることを示している. AAC は低レートでは PSNR の低下が顕著であり, オートエンコーダと比較して同一 PSNR を実現するのに最大 8 倍以上の符号量を必要とする. 低レートで AAC の復元性能が低いのは, AAC が周波数変換に基づいた手法であるため変換基底が地震波形に最適化されていないためと考えられ, 一方でオートエンコーダは学習により適切な変換基底が得られているため低レートでの復元性能

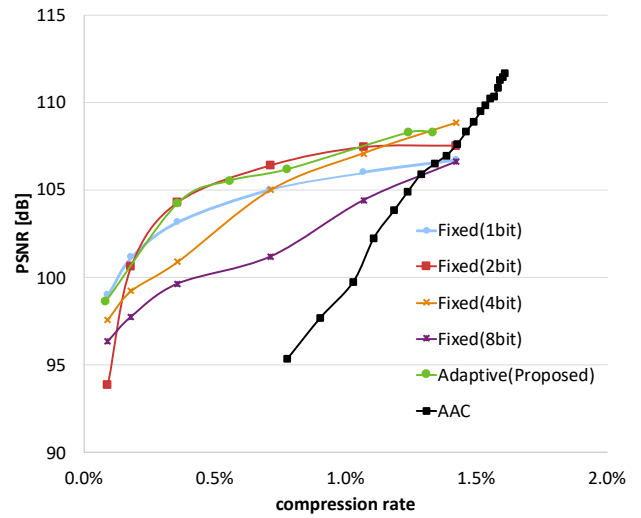


図 4 各手法の圧縮性能結果

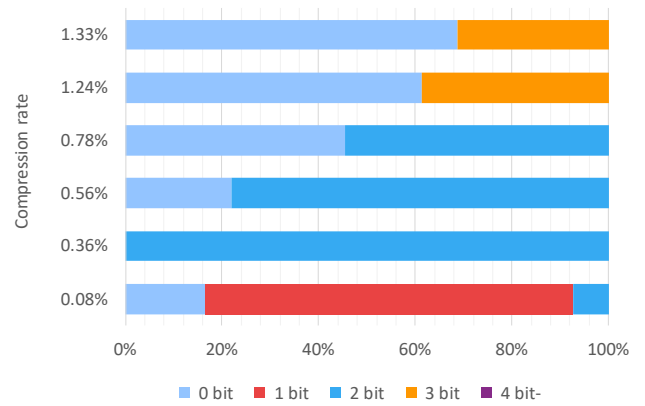


図 5 提案法の各圧縮率における学習された量子化精度

が高くなったと考えられる. 図 6 に同一圧縮率 (約 0.78%) における提案法と AAC の上下方向成分の復元結果を示す. AAC は主観的に大きく信号波形が劣化しているが, 提案法は圧縮率が $1/100$ 以下でも顕著な劣化がなく高い復元精度を実現できている.

5. 結論

本稿ではオートエンコーダを用いた地震波信号の圧縮手法を提案した. 提案法ではオートエンコーダのハイパーパラメータの 1 つである量子化精度に関して改良を図った新たな適応量子化手法を提案し, 既存の固定量子化精度と比較してどのレートにおいても最適な復元精度を実現すると同時に従来の音声信号圧縮手法 AAC と比較して低ビットレートにおいて復元精度が向上することを示した.

参考文献

- [1] National Research Institute for Earth Science and Disaster Resilience. *NIED Hi-net*. National Research Institute for Earth Science and Disaster Resilience, 2019. doi:10.17598/NIED.0003.

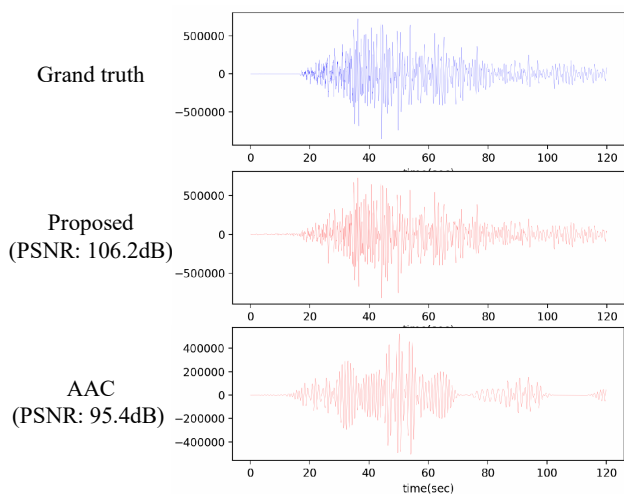


図 6 圧縮率約 0.78% における提案法と AAC の復元結果

- [2] ト部卓. 多チャンネル地震波形データのための共通フォーマットの提案. 日本地震学会講演予稿集, (2):24, 1994.
- [3] Win システム. <http://wwwweic.eri.u-tokyo.ac.jp/WIN/man.ja/winformat.html>.
- [4] ISO/IEC JTC1/SC29. Information technology - generic coding of moving pictures and associated audio information-is 13818-7 (mpeg-2 advanced audio coding, aac). 1997.
- [5] Johannes Ballé, Valero Laparra, and Eero P. Simoncelli. End-to-end optimized image compression, 2017.
- [6] Diederik P. Kingma and Jimmy Ba. Adam: A method for stochastic optimization, 2014.
- [7] Suramya Tomar. Converting video formats with ffmpeg. *Linux Journal*, 2006(146):10, 2006.