A Lossless Compression Method of Time-Series Data Based on Increasing Average of Neighboring Signals

Tetsuya Takezawa Non-member (NIPPON TELEGRAPH AND TELEPHONE WEST CORPORATION)

Koichi Asakura Non-member (Nagoya University, asakura@watanabe.ss.is.nagoya-u.ac.jp)

Toyohide Watanabe Member (Nagoya University, watanabe@watanabe.ss.is.nagoya-u.ac.jp)

Keywords: lossless compression, time-series data, Golomb-Rice coding

Time-series data are sequences of attribute values which are sampled at appropriate intervals, such as audio data, movie data, sensor data of a car, and so on. Development of data compression methods for time-series data is very important to handle time-series data effectively. Reducing consumption of expensive resources such as disk space, transmission bandwidth and so on, can be achieved by the time-series data compression.

Golomb-Rice coding is a well-known lossless compression algorithm for time-series data. Golomb-Rice coding can handle a signal of which the absolute value of a amplitude value is small. In order to shorten the code length of signals, methods for reducing absolute values of a differential signal were proposed actively until now. These methods utilized past similar signals or predicted signals for generating differential signals. However, these traditional methods cannot handle the signal of which absolute amplitude values are increased drastically like a pulse signal. In other words, the absolute values of a signal cannot be decreased enough, since past signals or predicted signals are not similar to the signal. In our research, the purpose is that the signals of which absolute values are increased drastically are compressed effectively by generating the differential signals on the basis of Golomb-Rice coding.

In our approach, the signal which increases neighboring average of a pulse signal is adopted as a reference signal. By using the reference signals, the changes of absolute values can be modest. The effectively generating differential signals is achieved based on not only reducing the absolute values of the differential signal but also increasing the neighbor average of the pulse signal. In this paper, we propose a method which selects an effective reference signal focused on increasing the neighbor average of a pulse signal on the basis of cumulative distribution features.

Fig. 1 shows a processing flow of our data compression procedure. Our algorithm consists of three steps as follows.

Fig. 1. Processing flow

- (1) A differential signal is generated using the signals which appeared just before.
- (2) An advanced differential signal is generated using the reference signals.
 - (a) The signal whose absolute value of amplitude is large, is detected by using a moving average method.
 - (b) A reference signal is selected based on the cumulative distribution features.
- (3) A code sequence is generated based on the Golomb-Rice coding.

As a result of our experiment, we confirm that our proposed method can generate codes whose length is shortened. The code length is decreased to 97% on average and up to 81% in comparison with the traditional method.

近傍平均値の増大に着目した時系列データ可逆圧縮

非会員 竹澤 哲矢* 非会員 朝倉 宏一**
正 員 渡邊 豊英**

A Lossless Compression Method of Time-Series Data Based on Increasing Average of Neighboring Signals

Tetsuya Takezawa*, Non-member, Koichi Asakura**, Non-member, Toyohide Watanabe**, Member

Golomb-Rice coding is a well-known compression algorithm for sensor data. When time-series data changes drastically with the large amplitudes such as a pulse signal, the code length based on Golomb-Rice coding becomes very long. In order to shorten the code length, amplitude of signal is decreased by calculating differential signal between a raw signal with a similar signal. In this paper, we develop a lossless compression method for time-series data such as sensor data. In traditional methods, finding the past-signal from which a differential signal with low amplitude can be generated is the main topic. However, if there are no past-signals to reduce sufficiently the amplitude of differential signal, the data compression procedure takes only low effects. In our approach, a signal which decreases energy of a pulse signal or increases energy of the neighboring signal of a pulse signal is adopted to generate differential signals. In order to select an effective signal, we propose a method for detecting reference signals based on cumulative distribution features of time-series data. As results of experiments, we confirm that our proposed method can generate codes whose length is shortened. The code length was decreased to 97% on average and up to 81% in comparison with the traditional method.

キーワード：可逆圧縮，時系列データ，Golomb-Rice 符号化

Keywords: lossless compression, time-series data, Golomb-Rice coding

1. はじめに

時系列データとは、ある時間間隔でサンプリングされた特性値列を指す。例として、楽曲に代表される音声データ、映画やテレビ番組などの動画像、対象の特性を得るための観測データなど（自動車のセンサー、株価、気象情報、星像など⁽¹⁾）がある。時系列データを計算機で効率よく扱うためには、時系列データのサイズを縮小させる時系列データ圧縮技術が重要となる。時系列データ圧縮により、記憶容量や通信容量などを節約することができ、より多量の情報より高速に扱うことができる。

観測データなどの時系列データを可逆圧縮する方法として、Golomb-Rice 符号化手法がよく知られている⁽²⁾⁽³⁾。Golomb-Rice 符号化手法は、時系列データを構成する数値の絶対値が小さい場合に高圧縮を実現できる。一方、絶対値が急激に変化する信号を圧縮すると、圧縮後の符号が長くなるという問題がある。この問題に対処するため、予測信号や過去の信号との差分を利用し、信号の絶対値やエネルギーを低減させる手法が提案されてきた⁽¹⁾⁽⁴⁾⁽⁵⁾。しかし、これらの提案にはパルス信号に対しては圧縮の効果が低いという問題があった。センサーでの観測データには、緩やかな変動の中に短区間の急激な変動が現れるという特性があり、時系列データの圧縮においては、パルス信号のような急激な変動に対してどのように対処するかが重要である。

本稿では、センサーによる観測データを代表とする時系列データを可逆圧縮する方法として、Golomb-Rice 符号化手法に基づき、急激に変動する信号を残差処理により圧縮する手法を提案する。残差処理において、より効果的な圧縮を実現するためには参照信号の選択基準が重要である。本稿では、時系列データの累積分布特徴を用いて、参照信号を選択する手法を提案する。本手法を用いることにより、

* 西日本電信電話株式会社
大阪府 大阪市 中央区 馬場町 3-15
NIPPON TELEGRAPH AND TELEPHONE WEST CORPORATION
3-15, Banba-cho, Chuo-ku, Osaka

** 名古屋大学大学院 情報科学研究科 社会システム情報学専攻
愛知県 名古屋市 千種区 不老町
Department of Systems and Social Informatics, Graduate School of Information Science, Nagoya University
Furo-cho, Chikusa-ku, Nagoya

絶対値の低減に基づく既存手法と比較して、圧縮時の符号を短くすることが可能となる。

本稿の構成は以下のものである。2 章では、関連研究をまとめ、問題点を明らかにする。3 章では、参照信号選択に対するアプローチを述べる。4 章では、我々が提案する時系列データ圧縮のアルゴリズムを述べる。5 章では提案手法の有効性を示すための実験と考察を示す。6 章で本稿をまとめる。

2. 関連研究

本章では、時系列データ圧縮の基本手法となる Golomb-Rice 符号化の原理と特徴について述べ、次に符号長を短くするために信号のエネルギーを低減する手法について述べる。

〈2・1〉 **Golomb-Rice 符号化** Golomb-Rice 符号化は、時系列データに対して有効な符号化手法である⁽²⁾⁽³⁾。Golomb-Rice 符号化処理のアルゴリズムを Fig. 1 に示す。まず、記号（数値）が正なら 2 倍し、負なら -2 倍して 1 を引く。この処理により、数値列の全ての値が正となり、偶数か奇数かにより元記号の正負を判断できる。その記号を 2 進数に変換する。近傍平均値の桁数より大きい桁を連長圧縮法（ランレングス圧縮法）を用いて符号化し、近傍平均値の桁数より小さい桁はそのまま符号にする。近傍平均値 ave_i は次式によって与えられる。

$$ave_i = \frac{1}{\alpha} \sum_j \begin{cases} x_{i-j} & (1 < j \leq \frac{1}{2}\alpha) \\ \frac{x_{i-j}}{2} & (\frac{1}{2}\alpha < j \leq \frac{3}{4}\alpha) \\ \vdots & \vdots \\ \frac{x_{i-j}}{\alpha} & (j = \alpha) \end{cases} \dots\dots(1)$$

ここで、 x_i は i 番目の記号、 α は近傍の範囲を決定する閾値である。

Golomb-Rice 符号化では、近傍平均値の違いにより、同じ数値でも符号化後の符号長が大きく異なる。その違いを、“50” という数値の符号化処理を例として、Fig. 2 に示す。“50” を最初に 2 倍して 100 とし、2 進数化して $(1100100)_2$ を得る。ここで、近傍平均値を 2 進数表現したときの桁数が 5 桁のときの符号化処理を Fig. 2(a) に、近傍平均値が 0 のときの符号化処理を Fig. 2(b) に示す。Fig. 2(a) では、6 桁以上に対して連長圧縮が適用され、5 桁以下はそのまま符号として利用される。すなわち、 $(11)_2$ を連長圧縮処理により “0001” と符号化し、5 桁以下はそのまま利用されるので、最終的に “000100100” の 9 ビットの符号が得られる。これに対して、Fig. 2(b) では、すべての桁が連長圧縮されるので、“00...001” という 101 ビットの符号が生成される。このように、Golomb-Rice 符号化には、記号の桁数が急激に変化するとき、符号長が非常に長くなるという問題点がある。

〈2・2〉 **絶対値の低減** 上記の問題を解決するために、信号の絶対値を低減させる手法が提案されている。類似信号との差分処理により絶対値を低減させることが基本的な

```

ALGORITHM golomb-rice
begin
  while not end of signals do
     $s :=$  a signal value.
     $av :=$  average value of neighboring signals.
     $k :=$  digit number of  $av$ .
    if  $s < 0$  then
       $s := s * -2 - 1$ .
    else
       $s := s * 2$ .
    endif
     $upper :=$  greater-than- $k$  digit of  $s$ .
     $lower :=$  less-than-or-equal-to- $k$  digit of  $s$ .
    output run-length code for  $upper$ .
    output  $lower$ .
  endwhile
end

```

Fig. 1. An algorithm of Golomb-Rice coding

Fig. 2. Examples of Golomb-Rice coding

考え方であり、過去数点分の信号から次に現れる信号の値を予測する手法⁽⁴⁾⁽⁵⁾や、過去の信号や他チャネルの信号から類似信号を検出する手法⁽¹⁾⁽⁴⁾⁽⁵⁾が報告されている。

前者の手法では、過去数点分の値から次の信号値を補外法などにより予測し、その予測値と信号値の差分処理により、絶対値を低減させる。周期的な時系列データや変化の少ないデータなど、過去の系列から次の信号値が精度よく予測可能なときは効果的であるが、上記で述べたようなパルス信号の系列データに対しては有効でない。

後者の手法では、類似した過去の系列データとの差分処理により絶対値を低減させる。ここで、類似信号との差分処理により生成された信号を残差信号と呼び、そのときに用いる過去または他チャネルの信号を参照信号と呼ぶ。残差信号は次式によって表される。

$$z_t = x_t - r \times y_t \dots\dots\dots(2)$$

このとき、 z_t は残差信号、 x_t は元の信号、 y_t は参照信号である。また、 r は残差信号の二乗ノルム $|z|^2$ を最小化する係数であり、以下のように計算される。

$$r = \frac{\mathbf{x}^T \times \mathbf{y}}{\mathbf{y}^T \times \mathbf{y}} \dots\dots\dots(3)$$

ここで、 $\mathbf{x}^T$ はベクトル $\mathbf{x}$ の転置を表す。残差信号から元の信号に復元するためには、参照信号の位置、係数 r 、記号の長さの 3 種類のデータを付加する必要がある。符号長

を短くするためには、どの参照信号を利用するか、すなわち参照信号を選択する基準が重要である。参照信号の選択には、一般的に残差信号エネルギーに基づく手法が用いられる。すなわち、残差信号のエネルギー

$$e = \sum_i z_i^2 \dots \dots \dots (4)$$

が最小となる参照信号を選択する。

3. アプローチ

残差信号を生成して信号値の絶対値を低減させる方法に基づき Golomb-Rice 符号化の問題点を解決する方法として、過去の信号系列から次に現れる信号の値を予測する手法や、過去の信号や他チャネルの信号から類似信号を検出する手法について述べた。これらの処理により一般的にエネルギーの低い残差信号を得ることができる。しかし、突発的に現れるパルス信号に対しては、これらの処理によってエネルギーを十分に低減させることが難しいという問題がある。この問題点を Fig. 3 に示す時系列データを用いて説明する。Fig. 3 には、残差処理により得られた二種類の信号が表されている。信号 A は小さい値 (100) が連続して現れた後、大きい値 (900) が現れている。それに対し、信号 B では連続して現れる小さい値 (0) が信号 A と異なっている。この二種類の信号のエネルギーと Golomb-Rice 符号化を適用したときの符号長を Table 1 に示す。この表から、残差信号のエネルギーは信号 B の方が小さいが、符号化後の符号長は大きく異なり、信号 A の方が短いことが分かる。これは、信号 A に連続して現れる小さい値 (100) によって近傍平均値が増加しているため、大きい値 (900) との桁数の差が小さくなることで生じた差である。以上より、パルス信号に対して Golomb-Rice 符号化手法を効率よく適用するためには、信号の絶対値を低減させる残差処理を適用するとき、残差信号のエネルギーではなく、残差信号の近傍平均値を考慮に入れて参照信号を選択することが有効であることが分かる。

我々は残差信号の絶対値低減に加え、パルス信号の近傍平均値の増大に着目し、効果的な残差処理を実現する。残差信号の近傍平均値を考慮に入れた参照信号選択の方法として、累積分布特徴を用いた手法について述べる。

〈3・1〉 累積分布特徴 参照信号を選択するとき、残差信号の絶対値を低減させること、および残差信号におけるパルス信号の近傍平均値を増大させることを両立させる必要がある。残差信号の絶対値を低減させるには、従来のようにエネルギーが最小となる参照信号を選択することである程度達成できる。しかし、パルス信号に対しては、近傍平均値を増大させることが効果的であり、従来の方法ではそれを満たす参照信号を検出することができない。

両者を両立させる参照信号の検出指標として、我々は累積分布特徴を用いる。累積分布特徴とは、信号の絶対値に対する累積分布から、適当な周期 M でサンプリングした数値列を表す。Fig. 4 に累積分布特徴の生成アルゴリズム

Fig. 3. Sample signals

Table 1. Energies and code lengths

	Energy	Code length [bit]
signal A	17,100	300
signal B	8,100	1,800

```

ALGORITHM Cumulative
INPUT:
   $sv_i$ : a sequence of signal values.
   $M$ : a sampling interval.
OUTPUT:
   $cum_j$ : a sequence of cumulative distribution.
begin
   $cv := 0$ .
   $i := 0$ .
   $j := 0$ .
  while not end of  $sv_i$  do
     $cv := cv + sv_i$ .
    if  $i \bmod M = 0$  then
       $cum_j := cv$ .
       $j := j + 1$ .
    endif
     $i := i + 1$ .
  endwhile
end

```

Fig. 4. An algorithm of calculating cumulative distribution

を示す。 M の値は、対象とする信号の高周波数特徴をどの程度累積分布特徴に反映させるかにより決定される。累積分布特徴を用いることにより、エネルギーを最小化するパルス型の参照信号と同様に、エネルギーが分散し近傍平均値を増大させる効果のある参照信号も検出することができる。したがって、パルス信号でない通常の信号に対しては残差信号のエネルギーを最小にする参照信号を、パルス信号に対しては近傍平均値を増大させるエネルギーが分散した参照信号を、それぞれ検出することができる。そのため、残差信号のエネルギーを最小とする参照信号を選択する手法と比較して、Golomb-Rice 符号化手法を効率よく適用可能な残差信号を出力することが可能となる。

4. 累積分布特徴を用いた信号圧縮

本章では、累積分布特徴を用いた信号圧縮の手法について

Fig. 5. Processing flow

Fig. 6. Our proposed algorithm

て述べる。Fig. 5 に信号圧縮の概要を、Fig. 6 に信号圧縮アルゴリズムを示す。本手法は 4 ステップ、すなわち、

- (1) 差分信号生成処理、
- (2) 累積分布特徴に基づく参照信号選択処理、
- (3) 残差信号生成処理、
- (4) Golomb-Rice 符号化処理、

からなる。このうち、本手法において特徴的な差分信号生成処理と、累積分布特徴に基づく参照信号選択処理について、以下それぞれ述べる。

〈4・1〉 差分信号生成処理 〔2・2〕節において、予測信号を用いて信号絶対値を低減する手法について述べた。我々は予測信号として 1 時刻前の信号を採用する。すなわち、入力信号 x_t に対する差分信号生成処理として、

$$x'_t = x_t - x_{t-1} \cdots \cdots (5)$$

の計算を施し、 x'_t を続く処理の対象信号とする。ここで、1 時刻前の信号との差 x'_t を差分信号と呼ぶ。Fig. 7 に差分信号生成処理のアルゴリズムを示す。

〈4・2〉 累積分布特徴に基づく参照信号選択処理 参照

Fig. 7. An algorithm for generating differential signals

Fig. 8. An algorithm for selecting the reference signal

信号を選択し残差信号を生成する必要があるのは、入力信号の絶対値が大きい場合である。すなわち、入力信号の絶対値が小さい場合は、残差信号を生成せずそのまま符号化の方が、残差信号生成した場合と比較して、生成される符号長が短くなる[†]。したがって、まず入力信号の絶対値により残差信号を生成するか否かを決定し、残差信号を生成する場合は、累積分布特徴を計算して参照信号を選択する。

Fig. 8 に、累積分布特徴に基づいた参照信号選択処理のアルゴリズムを示す。以下、入力信号の絶対値により残差信号を生成するか否かの条件分岐処理と、参照信号の選択処理について具体的に述べる。

〈4・2・1〉 残差信号生成処理の起動条件 累積分布特徴から参照信号を選択して残差信号を生成するとき、その処理に必要な計算コストと、その復号化に必要な付加的なデータに関する検討が必要となる。本アルゴリズムでは、移動平均に基づいて残差信号生成処理を起動するか否かを決定する。移動平均値 a_i は次式によって表される。

[†] 残差信号を生成したとき、残差信号を生成したときに利用した参照信号に関する情報などが付加的に必要となり、それらの情報により逆に符号長が長くなる場合がある。

$$a_i = \sum_{k=i-W}^{k=i+W} \frac{x'_k}{2W+1} \dots\dots\dots (6)$$

ここで、 W は移動平均として利用する前後の点の数を、 x'_k は差分信号を表す。 a_i がしきい値以上となったとき、残差信号生成処理が実行される。

〈4・2・2〉 累積分布特徴による参照信号選択処理

〈4・2・1〉節で述べた条件が成立したら、累積分布特徴を生成し参照信号を選択する。 x'_i から開始される長さ L の信号の絶対値に対する累積分布 $f_L(i)$ は以下のように定義される。

$$f_L(i) = \sum_{j=0}^L |x'_{i+j}| \dots\dots\dots (7)$$

この累積分布を正規化し、 M 点間隔でサンプリングすることで、累積分布特徴を得ることができる。時刻 i から開始される長さ N の信号に対する累積分布特徴 $V = (v_1, \dots, v_k, \dots, v_{N/M})$ (ただし、 $N \bmod M = 0$) は、次式によって与えられる。

$$v_k = \frac{f_{M \times k}(i)}{f_N(i)} \quad (k = 1, \dots, N/M) \dots\dots\dots (8)$$

計算した累積分布特徴を過去の信号の累積分布特徴と比較することで、参照信号を選択する。二つの累積分布特徴の類似度は、ユークリッド距離を用いて計算される。入力信号の累積分布特徴 V_s と過去の信号の累積分布特徴 V_p のユークリッド距離は、

$$d = \sqrt{\sum_{i=0}^{N/M} (v_{si} - v_{pi})^2} \dots\dots\dots (9)$$

と表される。 d が最小となる V_p が参照信号として選択される。

参照信号が選択された後、時刻 i と V_s が、新たに参照信号候補として保存され、次に続く処理で利用される。

〈4・3〉 提案アルゴリズムの性質

本節では、差分信号を生成するための参照信号を探索する方法として、従来手法であるエネルギー差分を用いた手法と、提案手法である累積分布を用いた手法について、計算量とメモリ使用量の観点から考察する。

〈4・3・1〉 計算量

従来手法、提案手法とも、処理の流れは同様であり、

- (1) 特徴量の計算、
- (2) 特徴量を用いた参照信号の探索、
- (3) 参照信号を用いた差分信号の計算、

である。ここで、差分信号の計算処理はどちらも同一であるので、ここでは前 2 つの処理に焦点を当てる。

特徴量の計算処理に対しては、従来手法では (4) 式が、提案手法では (7)、(8) 式が、それぞれ対応する。差分処理対象信号の信号長 L を用いると、従来手法は $O(L)$ の計算量である。それに対し、提案手法では、式の定義をそのまま

用いれば (7) 式は $O(L^2)$ 、(8) 式は $O(L)$ となるが、(7) 式は漸進的に計算可能であるので、 $O(L)$ で計算可能である。したがって、提案手法の計算量は $O(2L)$ となる。また、参照信号の探索処理に関しては、従来手法では差分信号を生成し、そのエネルギー量を計算するので、参照信号の個数を R 、参照信号の長さを L' とすれば、計算量は $O(L' \cdot R)$ となる。それに対して、提案手法では累積分布の比較処理となるので、計算量は $O(\frac{N}{M} \cdot R)$ となる。参照信号の長さを L' に正規化すれば、提案手法と従来手法は同じ計算量となる。

上記の分析より、定性的には、従来手法、提案手法とも、 L, R に対する計算量の変化の性質はほぼ同様である。しかし、提案手法は従来手法に比較して、 $O(L)$ に対応する計算時間が余分に必要となり、この計算時間の増加と圧縮率のトレードオフが重要となる。

〈4・3・2〉 メモリ使用量

参照信号の探索のためには、 R 個の参照信号候補の特徴量をあらかじめ計算し格納する必要がある。特に、提案手法で用いる累積分布の計算には時間がかかるので、すでに計算した累積分布特徴を蓄積し再利用することは合理的ではあるが、そのために使用メモリ量が多くなる。ここで、保持する特徴量を、

従来手法: < 信号開始点, 信号終了点 >

提案手法: < 信号開始点, 信号終了点, < 累積分布 >>
としたとき、メモリ使用量は約 $2 \cdot (2 + \frac{N}{M})$ となる。したがって、提案手法では少ない参照信号数で圧縮率の向上を図ることが重要となる。

5. 評価実験

本章では、提案した圧縮手法の有効性を確認するために実施した評価実験について述べる。まず、提案手法の基本的な性能を確認するため、人工的に生成した時系列データをを用いた予備実験を実施した。次に、実際の時系列データを例として、様々な車載センサーから得られたデータを用いて評価実験を実施した。実験パラメータとして、 $\frac{N}{M}$ を 10、すなわち累積分布特徴を表すベクトルの長さを 10 とした。これにより、提案手法のメモリ使用量が、従来手法のおおよそ 6 倍となるので、同メモリ量での性能評価のため、従来手法の R を 120 に、提案手法の R を 20 に、それぞれ設定した。また、 L は信号により動的に可変し、最大で 200 とした[†]。

〈5・1〉 予備実験

予備実験では、人工的な時系列データを生成し、そのデータを

- (1) 差分信号のみを用いた手法、
- (2) エネルギー量による参照信号選択アルゴリズムを用いた手法、
- (3) 累積分布特徴による参照信号選択アルゴリズムを用いた提案手法、

[†] 移動平均値が閾値を超えた点を開始点、閾値を下回った点を終了点とし、 $L = \text{終了点} - \text{開始点} + 1$ である。

Fig. 9. Experimental results for pseudo data

により圧縮し、圧縮後のコード長を比較した。まず基になる時系列データとして、周期 50 ステップとした高さ 500 のパルス信号を生成した。その時系列データに対して、パルス高の 1%, 2%, 5%, 10% の白色雑音を印加した時系列データを 10 個ずつ生成し、圧縮後のコード長の平均値と最短・最長値を計測した。ここで、残差信号生成処理の記号条件、すなわち (2), (3) の手法が起動される条件として、移動平均値の計算時のパラメータ W 、および移動平均値に対するアルゴリズム CumulativeDifferential 中の閾値 $Thres$ の値の設定は非常に重要である。本実験では、 $W = 4$ とし、9 点の平均値を求め、パルス信号により (2), (3) の処理が起動されるよう、閾値を 50 とした。(1) と (2), (3) の比較により残差信号処理の有効性を、(2) と (3) の比較により参照信号選択基準の有効性を、それぞれ評価する。

実験結果を Fig. 9 に示す。グラフの横軸は印加した白色雑音の割合を、縦軸は (1) の手法に対する (2), (3) の手法の生成コード長の割合を、それぞれ表している。図を見ると、雑音が 0% のとき、(2), (3) どちらの手法もコード長が約 65% となっており、残差信号処理の有効性が確認できる。しかし雑音が 1% 印加されると、提案手法ではコード長が約 88% になっているのに対し、従来手法ではコード長が 100% を超え急激に長くなっていることが分かる。雑音により近傍平均値が増大し、それにより参照信号として選択される信号が異なった結果であることが分かる。この実験結果により提案手法の有効性を確認することができる。雑音の割合が大きくなるとコード長が長くなり、雑音が 10% となると (2), (3) とほぼ同じコード長になっているが、提案手法の方がより短いコードを生成していることが確認できる。

上記の予備実験により、我々が提案した累積分布特徴を用いた参照信号選択処理の有効性を確認することができた。

〈5・2〉 評価実験 本節では、実際の車載センサーから得られた時系列データを対象として、提案手法の有効性を確認する。利用した時系列データの諸元を以下に示す。

Fig. 10. Experimental results for sensor data

Table 2. Length of compressed codes

	code length	ratio of code length
Method A	1,370,769	-
Method B	1,278,151	93.2%
Method C	1,234,535	90.0%

信号数: 119 個
 サンプルング: 0.01 秒間隔
 データ長: 10,000 点 (100 秒間)
 データ形式: 整数

このデータのうち、残差処理が起動した 20 個のデータを用いて、エネルギー量を用いた従来手法と、累積分布を用いた提案手法を用いて生成したコード長を比較した結果を Fig. 10 に示す。提案手法により符号の短縮化が図られたのは 20 個中 12 個だった。大幅に符号長が短くなったデータを図より確認できる。また、5 個は従来手法よりも符号長が長くなったが、その差は数% であることも分かる。3 個は同一符号長となった。

特に 4 番目のデータは圧縮効果が高く、提案手法の符号長は既存手法の符号長の約 81% に減少した。この入力信号と、従来手法、提案手法による残差信号のうち、特徴的な部分を Fig. 11 に示す。Fig. 11(a) では、信号の振幅が大きくなっている部分に対して、従来手法、提案手法の差分処理により振幅を小さくすることができたことが分かる。また、Fig. 11(b),(c) では、圧縮率を悪化させる大きな要因であるパルス状の信号に対する処理結果を示している。提案手法により、パルス信号が出現するの近傍の信号値が大きくなっていることが確認できる。このことより、近傍平均値の増大が圧縮効率の向上に効果的であることが分かる。

一方、提案手法の効果が最も低かった 14 番目のデータでは、提案手法の符号長は既存手法の符号長の約 103% となった。このデータの波形を Fig. 12 に示す。パルス状の信号がほとんど発生しない場合は、既存手法による残差信号のエネルギー低減の効果が明確であり、これにより符号長が短くなったと考えられる。

すべてのデータに対して、差分処理 (Method A)、既存

(a) Differential signals for normal signal sequence

(b) Differential signals for pulse signal

(c) Differential signals for pulse signal

Fig. 11. Sequences of signal (No.4)

手法による残差処理 (Method B), 提案手法による残差処理 (Method C) を用いて圧縮したときの符号長の合計を, Table 2 に示す。提案手法は, 差分信号と比較すると約 10%, 既存手法と比較すると約 3% 符号長を短縮できた。また, 実行時間を比較すると,

従来手法: 0.86 秒

提案手法: 0.71 秒

となり, データ量と比較してそれほど差はなかった。

以上より, パルス信号による圧縮率の低下に対して, 本稿で提案した累積分布特徴を用いた参照信号選択アルゴリズムが効果的であることが確認できた。

6. おわりに

本稿では, パルス信号の高圧縮を目的とした, 時系列デー

(a) Original dirrerential signal

(b) Dirrerential signal with existing method

(c) Dirrerential signal with proposed method

Fig. 12. Overview of signal (No.14)

タに対する可逆圧縮手法を提案した。パルス信号の近傍平均値を増大させるというアプローチに基づき, 累積分布特徴を用いた参照信号選択アルゴリズムを提案した。従来の残差信号エネルギーに基づいた参照信号選択アルゴリズムと比較して, 符号長を約 97% にすることができた。特にパルス信号が数多く含まれる信号に対しては, 符号長が約 81% になり, 本手法の効果を確認することができた。

あまりパルス信号の含まれない信号の場合, 既存手法の方が計算コストが低く, 圧縮率にはそれほど変化がなかった。また, 今回の実験では, アルゴリズム中のパラメータは一定であった。入力信号の特徴に合わせて, 既存手法と提案手法を選択的に利用したり, アルゴリズム中のパラメータを変化させるなど, 入力信号に適応する処理の実現により, さらなる圧縮を実現することが今後の課題である。

(平成 19 年 3 月 14 日受付, 平成 19 年 9 月 5 日再受付)

文 献

- (1) 山田良透 他: 「JASMINE プロジェクトのためのデータ圧縮技術」, 国立天文台報, Vol.8, pp.15-20 (2005)
- (2) R.F. Rice et al.: "Some Practical Universal Noiseless Coding Techniques", JPL Publication 79-22 (1979)
- (3) S.W. Golomb et al.: "Run-length Encodings", *IEEE Trans.*

- on *Information Theory*, Vol.IT-12, No.3, pp.339-401 (2003)
- (4) 鎌本 優 他:「チャネル間相関を用いた多チャネル信号の可逆圧縮符号化」, 情処学論, Vol.46, No.5, pp.1118-1127 (2005)
- (5) M. Hans te al.: "Lossless Compression of Digital Audio", *IEEE Signal Processing Magazine*, Vol.18, No.4, pp.21-32 (2001)

竹 澤 哲 矢 (非会員) 2005 年 名古屋大学 工学部 電気電子・情報工学科 卒業。2007 年 同大学大学院情報科学研究科 社会システム情報学専攻 博士課程前期課程修了。同年 西日本電信電話 (株) 入社。現在, ソリューション業務として, 主にネットワーク系のソリューションを提案・構築する業務に従事。在学時, 時系列データ圧縮に関する研究に興味を持つ。情報処理学会会員。

朝 倉 宏 一 (非会員) 1992 年 名古屋大学 工学部 情報工学科 卒業。1994 年 同大学大学院 工学研究科情報工学専攻 博士課程前期課程 修了。1995 年 同大学院 工学研究科情報工学専攻 博士課程後期課程 中途退学。同年 同大学院 工学研究科 情報工学専攻 助手。2003 年 同大学 工学部 電気電子・情報工学科 助教授。現在, 同大学 評価企画室 准教授。博士 (工学)。計算機クラスタ環境における並列処理, アドホック・ネットワーク等に興味を持つ。情報処理学会, 電子情報通信学会各会員。

渡 邊 豊 英 (正員) 1972 年 京都大学 理学部 卒業。1974 年 同大学院 工学研究科 数理工学専攻 修士課程修了。1975 年 同博士課程 中途退学。同年 京都大学 大型計算機センター助手。1987 年 名古屋大学 工学部 情報工学科 助教授。現在同大学大学院 情報科学研究科 社会システム情報学専攻 教授。京都大学工学博士。知識/データ工学, 協調学習環境, 並列・分散処理, 文書理解, 図形解釈等に興味を持つ。情報処理学会, 電子情報通信学会, 日本ソフトウェア科学会, 人工知能学会, 教育システム情報学会, 日本データベース学会, ACM, IEEE Computer Society, AAAI, AACE, KES International 各会員。