

# 周期的変動を伴うネットワーク遅延の 圧縮センシングを利用したアクティブ計測

Active Measurement Using Compressive Sensing for Periodic Delay

広川将吾  
Shougo Hirokawa

渡部康平  
Kohei Watabe

中川健治  
Kenji Nakagawa

長岡技術科学大学 電気系  
Department of Electrical Engineering, Nagaoka University of Technology

## 1 まえがき

近年、インターネットサービスプロバイダーとユーザーの間においてネットワークサービス保証 (Service Level Agreements; SLAs) が重要になりつつある [1]. SLAs の遵守を検証するためにはネットワークにおける遅延やパケットロスについて詳細なデータが必要である. しかし, アクティブ計測においては, ネットワーク負荷の観点からは試験パケット数を少なくする方が好ましいが, 試験パケット数を少なくすると詳細なデータが得られないため, ネットワーク負荷と精度の間にトレードオフ関係が存在する.

圧縮センシング [2][3] はスパースなベクトルで表現されるデータを少ない計測から再構成する技術である. 信号処理の分野で広く利用されており, トラヒックマトリクスの推定やネットワークトモグラフィなどネットワークの分野でも利用されてきている.

本稿では TCP の輻輳制御による遅延時系列の周期性を利用して遅延の時系列をスパースなベクトルとして表現し, 僅かな試験パケットから得られた遅延データを基に, 詳細な遅延時系列を圧縮センシングで推定する手法を提案する.

## 2 圧縮センシングによる再構成

圧縮センシングでは, スパース性に関する知識を利用して, 計測対象の  $n$  次元ベクトル  $\mathbf{x}$  をより次元の小さな  $m$  次元で表される計測値のベクトル  $\mathbf{y}$  から推定する. 今, ベクトル  $\mathbf{x}$  と  $\mathbf{y}$  の間に,  $\mathbf{y} = A\mathbf{x}$  の線形関係があるとする. ここで,  $A$  は計測方法を表現する  $m \times n$  の行列である. 本来, 計測値  $\mathbf{y}$  は  $n$  個以上の成分がなければ完全な計測対象  $\mathbf{x}$  を得ることができないが,  $\mathbf{x}$  が  $k$ -スパース ( $\mathbf{x}$  は高々  $k$  個しか 0 でない成分を持たない) であるとき, 圧縮センシングによる推定は必ずしも  $n$  回の計測を必要としない.  $n$  次元ベクトル  $\mathbf{x}$  が  $k$ -スパースであるとき, 以下の式で与えられる  $\hat{\mathbf{x}}_0$  は多くの  $A$  について  $\mathbf{x}$  に一致し,  $m(>k)$  次元ベクトル  $\mathbf{y}$  を基に  $\mathbf{x}$  を再構成できる.

$$\hat{\mathbf{x}}_0 = \arg \min \|\mathbf{x}'\|_0 \quad \text{subj. to} \quad \mathbf{y} = A\mathbf{x}', \quad (1)$$

ここで,  $\|\cdot\|_0$  はベクトルの非ゼロ成分の個数を表す. 式 (1) による再構成を  $l_0$  再構成と呼ぶ.

$l_0$  再構成は多くの  $A$  の選び方について正しい再構成の結果を与えるが, 非ゼロ成分の最小化の問題は一般に NP 困難であることが知られている. 対して, 式 (1) の

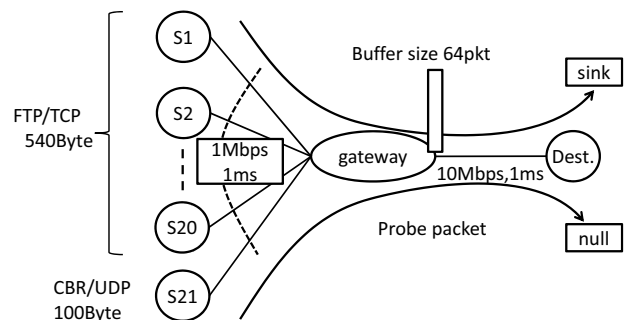


図1 ネットワークトポロジー

$\|\cdot\|_0$  を  $l_1$ -ノルムに置き換えた  $l_1$  再構成は, 精度の点で劣るものの線形計画問題に帰着できるため, 有効である.

また,  $\mathbf{x}$  がスパースでない場合も, 適切な基底変換行列  $B$  によってスパースに変換できれば, 圧縮センシングを利用できる.  $\mathbf{x}$  が  $B$  によりスパースベクトルに変換されると, 圧縮センシングによる推定結果  $\hat{\mathbf{x}}_1$  は次の式によって得られる.

$$\hat{\mathbf{x}}_1 = \arg \min \|B\mathbf{x}'\|_1 \quad \text{subj. to} \quad \mathbf{y} = A\mathbf{x}'. \quad (2)$$

圧縮センシングにより, 元のベクトルが適切に推定されるには, 以下の2つの条件が満たされる必要がある.

- 計測対象ベクトルが  $B$  によってスパースに変換可能である.
- 計測行列  $A$  と基底変換行列  $B$  との間にインコヒーレント性が存在する.

インコヒーレント性とは, 計測行列  $A$  の第  $i$  行ベクトルを  $\mathbf{a}_i$ , 正規直交基底変換行列  $B$  の第  $j$  行ベクトルを  $\mathbf{b}_j$  としたとき, 以下で定義される  $\mu(A, B)$  が小さいことを指す.

$$\mu(A, B) = \sqrt{n} \max_{1 \leq i, j \leq n} |\mathbf{a}_i \cdot \mathbf{b}_j|$$

$\mu(A, B)$  は 1 から  $\sqrt{n}$  までの値を取り,  $\mu(A, B)$  が  $\sqrt{n}$  に近いと  $l_1$  再構成による再構成はうまく機能しない.

## 3 圧縮センシングを利用したアクティブ計測

$\mathbf{x}$  をネットワーク遅延の時系列,  $\mathbf{y}$  を試験パケットによって計測された遅延と考え, 遅延時系列の周期性を利用して圧縮センシングを適用することで少ない試験

パケットから遅延の時系列を高精度に推定できる。TCP によるトラヒックが流れるネットワーク遅延の時系列には輻輳発生時に TCP の輻輳制御に起因する周期変動が見られる。TCP によるパケット転送ではパケットロスを検知して輻輳したと判断されると、パケットの送信レートを下げて遅延とパケットロスを抑える。輻輳が回避されると送信レートが上昇し、トラヒック量の増大により再びボトルネックリンクにおいて、輻輳が発生する。TCP の輻輳制御に起因する周期変動を利用して、遅延の時系列をスパースに変換するため、基底変換行列  $B$  として式 (3) に示す周波数空間に変換する行列を使う。

$$B = \begin{pmatrix} CW_{0,0} & CW_{0,1} & \cdots & CW_{0,n-1} \\ CW_{1,0} & CW_{1,1} & \cdots & CW_{1,n-1} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ CW_{\frac{n-1}{2},0} & CW_{\frac{n-1}{2},1} & \cdots & CW_{\frac{n-1}{2},n-1} \\ SW_{\frac{n-1}{2}+1,0} & SW_{\frac{n-1}{2}+1,1} & \cdots & SW_{\frac{n-1}{2}+1,n-1} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ SW_{n-1,0} & SW_{n-1,1} & \cdots & SW_{n-1,n-1} \end{pmatrix} \quad (3)$$

$$CW_{i,j} = \cos\left(\frac{2\pi i j}{n}\right), SW_{i,j} = \sin\left(\frac{2\pi i j}{n}\right)$$

式 (3) で与えられる  $B$  により、 $B\mathbf{x}$  がスパースベクトルとなるため、圧縮センシングによる推定が可能になる。

#### 4 シミュレーションによる評価

周期性を利用した圧縮センシングにより、遅延時系列を再構成可能であることを示すために、Network Simulator 2 (NS-2) によるシミュレーションから得られた遅延の時系列を用いて評価を行った。ボトルネックリンクにおいて輻輳が発生するようなネットワークモデルを NS-2 を用いて構成し (図 1)、UDP フローを試験パケットとして用いた遅延のアクティブ計測を行う。

ソースノード S1~S20 からは FTP/TCP フローが送出される。ノード S21 からは 10 ms ごとに UDP の試験パケットが送出され、20 秒間の遅延の時系列データを得る。図 2 に示すように周期性のある遅延時系列が得られた。

図 2 の時系列のうち、輻輳の激しい区間を抜き出し、遅延時系列  $\mathbf{x}$  として、圧縮センシングを利用した推定を行う。 $\mathbf{x}$  から確率 0.2 で選択したデータ  $\mathbf{y}$  だけを用いて式 (2) で推定を行った。ネットワークの遅延の時系列  $\mathbf{x}$ 、試験パケットによって計測された遅延  $\mathbf{y}$ 、遅延の推定結果  $\hat{\mathbf{x}}_1$  をそれぞれ破線、三角の点、実線で図 3 に示す。

図から、少ないネットワーク遅延の時系列データから圧縮センシングの推定により元の遅延データの概形を捉えていることがわかる。

#### 5 まとめ

本稿では、アクティブ計測による遅延の推定に圧縮センシングを用いることで、詳細な遅延計測に必要なアクティブ計測の試験パケットの僅か 20% のみを利用して概形を捉えた推定結果を得られることを示した。今回は

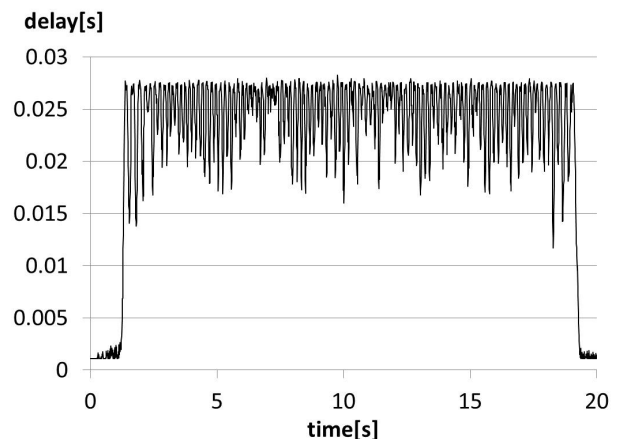


図 2 ネットワークの遅延時系列

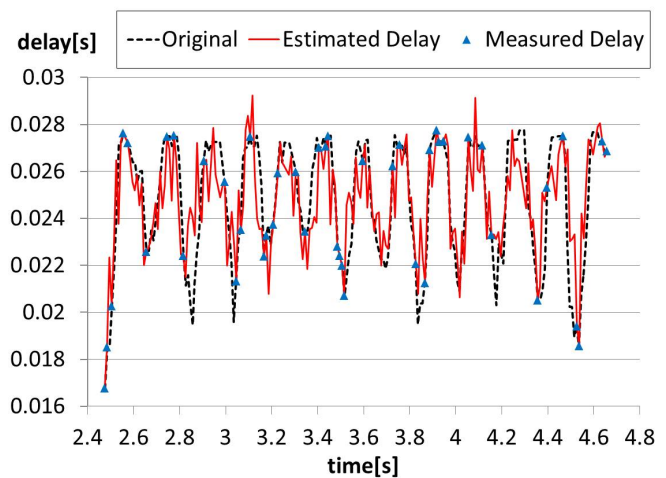


図 3 遅延の推定結果

NS-2 によるシミュレーションを用いたが、今後は実際のネットワークにも適用して評価を行う予定である。

#### 謝辞

本研究の一部は、JSPS 研究活動スタート支援 26880008 の助成を受けたものである。

#### 参考文献

- [1] J.Sommers, P.Barford, N.Duffield, A.Ron, "Accurate and Efficient SLA Compliance Monitoring", ACM SIGCOMM Computer Communication Review, Vol.37, No.4, 2007.
- [2] 田中 利幸, "圧縮センシングの数理", IEICE Fundamentals Review, Vol.4, No.1, 2010.
- [3] K.Hayashi, M.Nagahara, T.Tanaka, "A User's Guide to Compressed Sensing for Communications System", IEICE Transactions on Communication, Vol.E96-B, No.3, 2013.