

ネットワークトモグラフィ技術の研究動向

鶴 正人

社会や経済のインフラになったインターネットでは、品質や信頼性を維持するためのネットワーク管理が不可欠である。しかし、大規模性・多様性・管理の分散性に起因して、様々なネットワーク状態・特性の直接的な把握は容易ではなく、それらを間接的・部分的な計測から推定する技術が必要である。中でもネットワークトモグラフィと呼ばれる技術の概要と研究動向を紹介する。ネットワークを横断する複数のパスに沿った通信の挙動の計測から内部の局所状態を推定し、また、ネットワーク内部の複数箇所での通過通信量の計測からネットワークを横断する大域的な通信流量を推定できる。

キーワード：インターネット，ネットワーク計測，統計的推定，ネットワークトモグラフィ

1. ネットワーク管理とネットワークトモグラフィ

インターネットは、既に社会や経済のインフラの役割を担っている。それに伴い、広い意味の「品質」～性能や効率、公平性、信頼性、安全性などが問われるようになってきた。一般に、大規模なサービスを提供するシステムでは、「計測（解析・推定）」「モデル化」「設計・制御」の技術が三位一体となって、品質管理を支えているが、インターネットなどの情報通信サービスにおいても、利用状況の把握、異常事態の検出・復旧・予防、資源割り当てや、設備量の適正化・最適化をタイムリーかつ経済的に行うことが重要であり、そのためにはネットワーク計測が不可欠である。

しかし、インターネットにおいては、その大規模性・多様性・管理の分散性に起因して、様々なネットワーク状態・特性の直接的な把握は容易ではなく、それを間接的・部分的な計測から推定する技術が研究されてきた。例えば、インターネット（複数のネットワークサービスプロバイダ（ISP）を経由している）を介した2点間の通信において品質が悪化した場合に、その原因が端末なのかインターネットなのか、通過しているどのISPに責任があるのか、さらにそのISPの中のどの箇所の問題があるのか、を瞬時に調べることは現実にはできていない。本稿では、そのような問題

を解決する技術の中でネットワークトモグラフィと呼ばれる技術を紹介する。

Tomographyは、ギリシャ語では「交わる、切る」という意味があり、通常、さまざまな方向から対象物にX線、電磁波、超音波などを当て、透過・散乱した情報から、対象物内部の物理量などを導き出して断層画像を得る方法を指す。医療診断用のX線CT（Computed Tomography）、MRI（Magnetic Resonance Imaging）、PET（Positron Emission Tomography）を始め、地質学、分子生物学、考古学など様々な分野で使われている。ネットワークトモグラフィも、この類推で名前が付けられた情報通信ネットワークにおける計測・推定の技術で、広く捉えると、直接観測することが困難なネットワークの局所的または大域的な状態・特性を、観測が容易な複数の（複合的）現象の観測結果から推定する手法といえる。一般に、異なる時間、異なる場所、異なる特性の計測間の相関が隠れた特性の推定において重要であるが、ネットワークトモグラフィでは、元々は空間的相関を利用してきた。

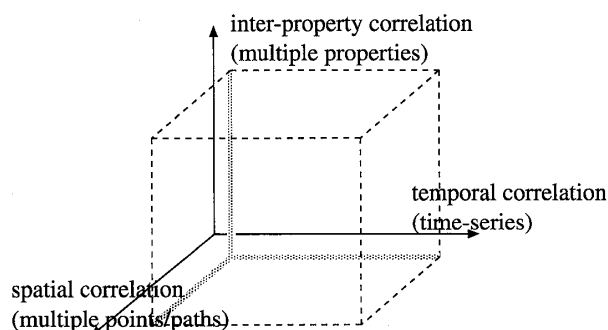


図1 時間・空間・特性間の相関の計測

典型的なネットワークトモグラフィーの形態としては以下の2つがある[1][2].

- ネットワークを横断する複数のパスに沿った通信の挙動を計測して内部の局所的状態やトポロジーを推定する. 特に複数のパスでのエンドツーエンド特性を同時に計測し, その相関から複数パスに共有される区間の特性を推定する.
- ネットワーク内部の複数点において通過する通信量を計測してネットワークを横断する大域的な通信フローの流量(単位時間当たりの通過量)を推定する. 特に複数の地点での通過流量を同時に計測し, その相関から複数地点を縦断するフローの流量を推定する.

前者では, 内部の特定区間(リンクまたは複数のリンクの並び)でのパケットロス率, 遅延分散, 遅延増分(絶対遅延から固定遅延を引いたもの, キューイングによる遅延相当)の分布などの量的特性や, ロスや遅延の増大が多発しているかどうかの質的状态, 始点から複数の終点への経路木の構造などを推定する. 後者は, OD(Origin-Destination)トラヒック行列推定問題やトラヒック交流問題とも呼ばれ, どこからどこへ, どのくらい, どのようなトラヒックが流れているかを推定するが, その空間粒度は, POP間, AS間, ネットワーク間, ルータ間など様々であり, また対象トラヒックも, 全パケットではなく, 特定種類のパケットに絞ることも比較的容易である.

2. 狭義のネットワークトモグラフィーの原理

最も狭義かつ単純な場合の原理を説明する. 図2は, ネットワーク内部の3本のリンク(区間)の状態を2本のパスに沿った計測から推定する例である. 始点ノードAから終点ノードCとDへ向けてマルチキャストの計測パケットを多数回送信し, 終点でそれらの不

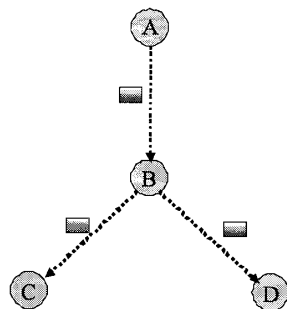


図2 2パス3リンクの単純な関係(トポロジー)

着(パケットロス)や始点を出発してから終点に到着するまでに掛った時間(パケット遅延)を毎回計測する. 途中のどの区間でロスが起きたか, どのくらい遅延増分を経験したかは直接知りえないとする.

このとき, 区間A→B, B→C, B→Dの内部状態(観測できない)を各々 X_0, X_1, X_2 と置き, パス1(A→B→C), パス2(A→B→D)で観測される状態を各々 Y_1, Y_2 と置き,

$$Y_1 = X_0 + X_1, Y_2 = X_0 + X_2 \quad (1)$$

の関係が成り立つとする. 個々のパケットの通過(0)・不通過(0以外)やパケット遅延増分, 一定時間内のパケット通過率(1-ロス率, 対数を取ると和の関係になる)や平均遅延などを扱う場合, この関係が成り立つ. そして, $Y=(Y_1, Y_2)$ の観測から $X=(X_0, X_1, X_2)$ に関する情報を推定したい.

同様に, 図3は, 3本の個々のネットワーク間フローの流量を2つのルータでの通過量(集約フローの流量)の計測から推定する例である. ルータにおいて, 通過するパケットがどのフローに属するかをいちいち調べることはコストが大きく, 場合によっては不可能であるが, 単にインターフェースを通過する量(パケット数やバイト数)を数えるのは容易である. ネットワーク間のフローA→C, A→B, B→Cの流量(直接観測できない)を各々 X_0, X_1, X_2 と置き, ルータ1, 2で観測される通過量を各々 Y_1, Y_2 と置くと, 再び式(1)の関係が成り立つ. 共通して言えるのは, 観測可能な確率ベクトル Y と推定対象の確率ベクトル X の間に, ネットワークの経路や観測位置に依存した行列 A を介して線形関係 $Y=AX$ がある点, そして一般には A が逆行列を持たず, Y の1回の観測値から X の出現値を確定できず, 統計的・情報理論的な手法を用いて, X に関する推定を行う点である. 実際の推定は, 仮定も手法も様々である. 一般に, 観測の時間粒度 T と推定対象状態の時間粒度 S の関係は, $T \leq S$ であるが, 純粋な統計的推定に基づくものは S/T が大きいこと, つまり定常状態における多数回の観測が必要である.

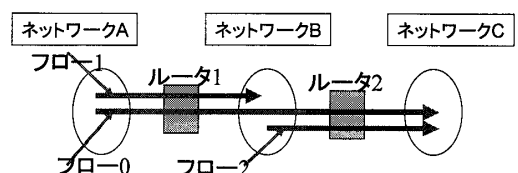


図3 2観測点3フローの単純な関係

以下では、これらの単純な例における基本的な推定手法の計算例を説明する。

- 状態は有限個の離散値： $\{0, 1, \dots, M\}$ を取る、
 - X_0, X_1, X_2 は互いに独立である、
 - X_0, X_1, X_2 とも状態 0 を取る確率は正である、
- という仮定の下で、 n 回の Y の観測（試行）から X の統計量を推定する。図 2 の例であれば、各区間でのパケット遅延増分の離散化を考えれば分かりやすい。一方、図 3 の例であれば、各フローの流量（単位時間あたりのバイト数を必要なら量子化し、さらに最小流量からの差で考える）を想定できる。

まず、最尤推定法を説明する。 $C(s, t)$ を、 $Y_1=s$ かつ $Y_2=t$ であった試行の回数とし、 $U(i), V(i), W(i)$ を、各々 X_0, X_1, X_2 が値 i を取る確率（例えば、 $U(i)=\Pr[X_0=i]$ ）とする。このとき、観測された $\{C(s, t)|s, t=0, 1, \dots, M\}$ の対数尤度は、 $K(s, t)=\min(s, t)$ と置けば、

$\sum_{s,t=0}^M C(s, t) \log(\sum_{k=0}^{\min(s,t)} U(k) \times V(s-k) \times W(t-k))$ に比例するので、これを最大化する $\{U(i), V(i), W(i)|i=0, \dots, M\}$ を求めればよい。ただし、一般には解析的に解けないので、EM (Expectation-Maximization) 法などを使って数値的に近似解を求めるが、初期値の与え方が問題になる。図 2 の例においてパケットロス率の推定計算を行ってみる。状態として、0 (1 以上) はパケットの通過 (不通過) を表すことにすると、 $U(0)$ は区間 $A \rightarrow B$ の通過率を意味する。このとき、上のモデルで $M=1$ の場合に相当し、対数尤度の最大化が解析的に計算でき、 $m_1=C(0, 0)+C(0, 1)$, $m_2=C(0, 0)+C(1, 0)$ と置けば、

$$U(0)=\frac{m_1 \times m_2}{n \times C(0, 0)}, V(0)=\frac{C(0, 0)}{m_2},$$

$$W(0)=\frac{C(0, 0)}{m_1}. \quad (2)$$

が最尤推定式となる。

一方、逆関数法と呼ばれる推定方法は以下のようなものである。 Y_1, Y_2 が各々 i 以下である確率を $D(i), E(i)$ とし、同時に i 以下である確率 $\Pr[Y_1 \leq i$ かつ $Y_2 \leq i]$ を $F(i)$ と置き、また、 X_1, X_2 が各々 i 以下である確率を $\underline{V}(i)=\sum_{k=0}^i V(k)$, $\underline{W}(i)=\sum_{k=0}^i W(k)$ と置くと、 $m=0, 1, \dots, M$ の各々で、次の関係が成り立つ。

$$D(m)=\sum_{i=0}^m U(m-i) \times \underline{V}(i),$$

$$E(m)=\sum_{i=0}^m U(m-i) \times \underline{W}(i),$$

$$F(m)=\sum_{i=0}^m U(m-i) \times \underline{V}(i) \times \underline{W}(i). \quad (3)$$

この系は m に関して再帰的に解いていくことが可能であり、すなわち逆関数を持つので、 $D(m), E(m), F(m)$ を観測値から標本平均で推定すれば、それらに逆関数を適用して、 $U(i), V(i), W(i)$ を推定できる。先と同じ図 2 の例で具体的に計算すると、 $D(0), E(0), F(0)$ は各々、 $\frac{m_1}{n}, \frac{m_2}{n}, \frac{C(0, 0)}{n}$ で推定でき、それを使って式(3)を解くと、式(2)と同じ推定式が得られ、先の最尤推定と一致する。ただし、これは最も単純なこの例だけでの話であり、一般には一致しない。なお、どちらの推定も任意のトポロジーに拡張可能である。

さらに、 X_0, X_1, X_2 の分散 $Var[X_0], Var[X_1], Var[X_2]$ に関しては、もっと直接的に推定できる。すなわち、独立性の仮定の下では、式(1)から、

$$Cov[Y_1, Y_2]=Var[X_0],$$

$$Var[Y_1]=Var[X_0]+Var[X_1],$$

$$Var[Y_2]=Var[X_0]+Var[X_2]. \quad (4)$$

が成り立つので、 Y_1, Y_2 の観測から、各々の分散および共分散を推定して上式を解けばよい。

3. ネットワークトモグラフィ技術の進展

3.1 ネットワーク内部の状態・特性の推定

複数のパスでのエンドツーエンド特性を同時に計測し、複数パスに共有される内部区間の特性を推定する、という問題は、90年代末のMINCプロジェクト[3]がマルチキャスト木を用いた手法を理論解析して火を付けた[4][5]。一方、実用的なユニキャスト計測のパケットペアを用いてマルチキャスト計測を近似して同様の推定を行う手法も研究され[6]~[9]、また、不完全な計測データや複数木の組み合わせ、あるいは大規模化における縮約などに発展した[10]~[12]。

これらの推定においては、始点から複数の終点への経路木（トポロジー）が与えられて、その中の各区間（木の枝）の特性を推定するものが多いが、その木構造自体を同時に推定する手法もある[13]~[15]。ただし、それらはあくまでパケットロス率や遅延分散のような計測対象品質によって「区別できる」解像度の木構造しか推定できない。それに対して、中継ノード（ルータやスイッチ）でのストア&フォワードによって発生する遅延を利用した、リンク品質に依存しない木構造推定手法を紹介する[16]。3つ以上の終点がある木構造を推定するために、サンドイッチプローブと呼ぶ、短(P)・長(Q)・短(R)の3つの計測パケット

のトリオを、始点からある2つの終点に向けて送信する。先頭 P と末尾 R の短パケットは一方の終点宛、中央の長パケット Q は他方の終点宛とし、また、 P と Q は十分間隔を開け、 Q と R は連続（隣接）させる。このとき、 Q が途中の分岐ノードで分かれるまでの間は、 R は Q の直後をついていくので、中継ノードを通過するごとに Q のせいで待たされ、その結果、 P と R の間隔は Q が分岐するまでの共有区間での中継ノードの段数に比例して伸びる。この計測をすべての終点ペアに対して行い、終点での P と R の到着間隔を計測し、最終的に木構造全体を、モデルの自由度も考慮した上で最尤推定する。

一方、ここまでの手法は、「パケット単位の状態」を複数個所で同時に計測し、それらの相関を利用してパケット単位の状態に関する統計量を推定するため、大規模なネットワークでは計測や計測結果の処理のオーバーヘッドが大きい。そこで、「単位時間内の性能状態」を複数個所で同時に計測し、それらの相関を利用して性能状態に関する定性的な推定・判断を行う新しいアプローチが始まった[17]~[21]（4節参照）。

あるいは、推定ではなく、線形関係 $Y=AX$ から、「解ける」部分 X （状態が一意に確定するリンクの集合）を効率的に見つける手法も研究されている[22][23]。

3.2 OD トラフィック行列の推定

複数の地点での通過流量（集約フロー流量）を同時に計測し、複数地点を縦断するフロー流量を推定する、という問題は、車の交通流推定問題にヒントを得て90年代中旬から始まった。まず、各フロー流量を、互いに独立な、ポアソン分布または平均と分散の間に特別の関係が成り立つという制約付きの正規分布によってモデル化し、モデルのパラメタを推定した[12][24][25]。一方、少量・不規則なフローは正規分布ではモデル化できないため、そのようなフローを推定対象にできる有限離散分布による手法も提案された[26]。これらはいずれも統計的な分布推定である。

一方、フロー流量間の独立性を仮定せず、代わりにインターネットのトラフィックの性質を考慮したモデルを使って、情報理論的に妥当なパラメタを推定することで $Y=AX$ を解く手法がある[27][28]。代表的なものが「重力モデル」であり、これはネットワーク i から j へのフロー流量を T_{ij} 、ネットワーク i から流出するフロー流量の総和（集約）を S_i 、ネットワーク j へ流入するフロー流量の総和を D_j と置くと、 T_{ij}

と $S_i \times D_j$ は比例しやすい、と仮定し、 $\{T_{ij}\}$ と $\{S_i \times D_j\}$ を離散分布と見て、その Kullback-Leibler 距離が最小になるように $\{T_{ij}\}$ （すなわち X ）を推定する。モデルの妥当性がキーになるが、実データを用いた性能比較もなされている[29]。また、ルータの経路表を変更して異なるフロー集約を発生させ、それを計測して推定に用いることのできる制約条件を増やす手法も提案された[30]。

さらに、最近では、精度や信頼性の向上のために、フロー流量あるいはその他の情報が部分的には直接計測・利用できるという前提で、それらの情報と全体の推定を組み合わせ、また、Kalman Filter, Particle Filter のような時系列予測も併用して逐次最適化を行う推定手法が研究されている[31]~[33]。

直接的に計測するという観点からは、広域でパケットを追跡できる Trajectory Sampling[34]を用いればパケットの始点終点アドレスを調べることなしに、多地点での通過フロー流量のサンプル推定が可能になる。また、Cardinality Summary[35]を用いれば、各ルータにおいて全通過パケットに関するコンパクトな情報（スケッチ）を記録し、その共通集合を数えることで、ある2つのルータの両方を通過したパケット数の概数を計算できる（ただしバイト数の計測はできない）。

4. 推定手法の実験事例

まず、日本のインターネット上の複数地点に計測パケット送受信端末を置き、それらの間のフルメッシュのパスに沿って比較的短い単位時間内の性能状態を観測し、品質劣化の原因区間の推定を行った。

図4のように、2拠点 A, B において、3つの国内大手 ISP に加入し、30(6×5)パスに沿ってお互い独立に平均 50 [ms] 間隔で計測パケットを送受信し、また1分ごとに traceroute や DNS 情報を使って経

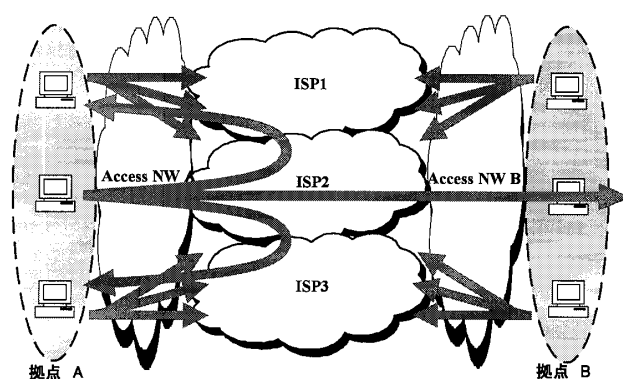


図4 品質劣化箇所の推定手法の実験環境

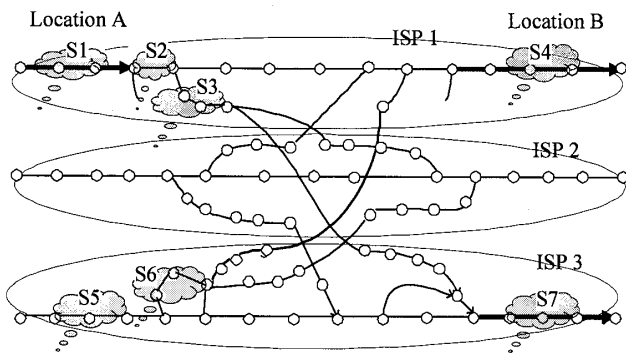


図5 品質劣化多発箇所の推定結果

路を推定した。一つ目の手法は、15秒間の計測パケットのロス率によるもので[19]、ロス率が1%以上のパスをbad、0.5%以下のパスをgoodとして、badの発生はまれであるという仮定の下で、badパスが検出されたときに、原因区間を絞り込む。図2でいえば、i)パス1がgood、パス2がbadなら、区間B→Dがbadの原因であると推定し、ii)パス1も2もbadならば、区間A→Bが原因である可能性が高いと推定する。

他方、5秒間の計測パケットの遅延変動による手法も検討・実験した[20]。これは、各パケットの遅延増分の時系列をその5秒間の「性能状態」と見なし、状態間の近似度を時系列パターンの比較におけるタイムワープ法を利用して定義し、ある種の階層的クラスタリングを適用することで、共通の区間が品質劣化の原因になっている可能性の高いパス集合を抽出するものである。図5では、長期実験中に、A拠点からB拠点の方向に関して、2つの手法の各々によって品質劣化がしばしば推定された区間S1~S7を示す(黒色太線が遅延増大、灰色雲がパケットロス)。

次にODトラヒック行列の推定手法に関して、大学のキャンパス間接続点および対学外の接続点にパケット収集計測装置を置き、極めて短い単位時間内の通過量を繰り返し観測し、式(3)、(4)の原理に基づいてフロー流量の分散と平均を推定した実験を取り上げる[36]。図3において、AとBが大学内の2つのキャンパスネットワーク、Cが学外ネットワーク(SINET)である。外向きのTCPフローに関して、キャンパス間ルータ1および対外接続ルータ2において0.2秒ごとの通過パケット数を1,000秒間観測し、フロー0, 1, 2(A→C, A→B, B→C)の平均と分散を推定した。全パケットのダンプから真値も調べた。図6は500秒ごとに1,000秒区間をスライドさせて連続的に5,000秒間にわたって推定した場合の真値と推定値の比較で

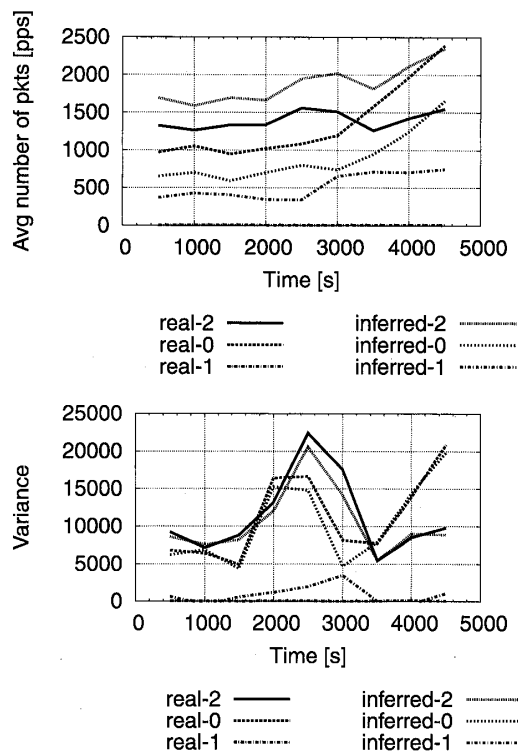


図6 3フローのTCPパケット数に関する平均と分散

ある。分散は高い精度で推定ができていますが、平均の推定は、最小流量の推定での誤差(偏差)の影響が大きい。

5. まとめ

情報通信ネットワークにおいて、直接観測することが困難な局所的または大域的な状態・特性を推定する手法であるネットワークトモグラフィーについて簡単に紹介した。特にインターネットの品質管理における期待は大きく、実用化に向けて様々な研究が現在も活発に進行中である。なお、実ネットワークの品質管理にどのように使われるか、については文献[37]が参考になる。本稿が日本での研究の活性化につながれば幸いである。本研究の一部は、日本学術振興会・科研費基盤(S)(18100001)の支援を受けている。

参考文献

- [1] M. Tsuru and Y. Oie. Introduction to the network tomography. IEICE Technical Rep. IN 2001-106, Nov. 2001.
- [2] M. Coates, A. Hero, R. Nowak and B. Yu. Internet tomography. IEEE Signal Proc. Mag., 19(3): 47-65, 2002.
- [3] A. Adams, T. Bu, T. Friedman, et al. The use of

- end-to-end multicast measurement for characterizing internal network behavior. *IEEE Commun. Mag.* 38(5) : 152-158, 2000.
- [4] R. Caceres, N. Duffield, J. Horowitz and D. Towsley. Multicast-based inference of network-internal loss characteristics. *IEEE Trans. Info. Theory* 45(7) : 2462-2480, 1999.
- [5] F. Presti, N. Duffield, J. Horowitz and D. Towsley. Multicast-based inference of network-internal delay distributions. *IEEE/ACM Trans. Networking* 10(6) : 761-775, 2002.
- [6] N. Duffield, F. L. Presti, V. Paxson and D. Towsley. Network loss tomography using striped unicast probes. *IEEE/ACM Trans. Networking* 14(4) : 697-710, 2006.
- [7] M. Tsuru, T. Takine and Y. Oie. Inferring link loss rates from unicast-based end-to-end measurement. *IEICE Trans. Commun. E 85-B(1)* : 70-78, 2002.
- [8] Y. Tsang, M. Coates and R. Nowak. Network delay tomography. *IEEE Trans. Signal Process.* 51(8) : 2125-2136, 2003.
- [9] M. Shih and A. Hero. Unicast-based inference of network link delay distributions with finite mixture models. *IEEE Trans. Signal Process.* 51(8) : 2219-2228, 2003.
- [10] N. Duffield, J. Horowitz, D. Towsley, et al. Multicast-based loss inference with missing data. *IEEE J. Selected Areas in Commu.* 20(4) : 700-713, 2002.
- [11] M. Rabbat, M. Coates and R. Nowak. Multiple Source Internet Tomography. *IEEE J. Selected Areas in Commu.* 24(12) : 2221-2234, 2006.
- [12] G. Liang and B. Yu. Maximum pseudo likelihood estimation in network tomography. *IEEE Trans. Signal Process.* 51(8) : 2043-2053, 2003.
- [13] S. Ratnasamy and S. McCanne. Inference of multicast routing tree topologies and bottleneck bandwidths using end-to-end measurements. *Proc. IEEE infocom*, New York, Mar. 1999.
- [14] N. Duffield and F. Presti. Network tomography from measured end-to-end delay covariance. *IEEE/ACM Trans. Networking* 12(6) : 978-992, 2004.
- [15] A. Bestavros, J. Byers and K. Harfoush. Inference and labeling of metric-induced network topologies. *Proc. IEEE infocom*, New York, June 2002.
- [16] M. Coates, R. Castro, R. King, Y. Tsang and R. Nowak. Maximum likelihood network topology identification from edge-based unicast measurements. *Proc. ACM Sigmetrics*, New York, Aug. 2002.
- [17] V. Padmanabhan, L. Qiu and H. Wang. Server-based inference of internet link lossiness. *Proc. IEEE infocom*, San Francisco, April 2003.
- [18] N. Duffield. Network Tomography of Binary Network Performance Characteristics. *IEEE Trans. Information Theory* 52(12) : 5373-5388, 2006.
- [19] A. Tachibana, S. Ano, T. Hasegawa, M. Tsuru and Y. Oie. Locating Congested Segments over the Internet Based on Multiple End-to-End Path Measurements. *IEICE Trans. Commu. E 89-B(4)* : 1099-1109, 2006.
- [20] A. Tachibana, S. Ano, T. Hasegawa, M. Tsuru and Y. Oie. Locating Congested Segments on the Internet by Clustering the Delay Performance of Multiple Paths. *Proc. IEEE ICC*, Glasgow, June 2007.
- [21] R. Kompella, J. Yates, A. Greenberg and A. Snoeren. Detection and Localization of Network Black Holes. *Proc. IEEE infocom*, Anchorage, May 2007.
- [22] Y. Zhao, Y. Chen and D. Bindel. Towards Unbiased End-to-End Network Diagnosis. *Proc. ACM Sigcomm*, Pisa, Aug. 2006.
- [23] H. Nguyen and P. Thiran. Network Loss Inference with Second Order Statistics of End-to-End Flows. *Proc. ACM Sigcomm IMC*, San Diego, Oct. 2007.
- [24] Y. Vardi. Network tomography: Estimating source-destination traffic intensities from link data. *J. Am. Stat. Assoc.* 91(433) : 365-377, 1996.
- [25] J. Cao, D. Davis, S. V. Wiel and B. Yu. Time-varying network tomography: Router link data. *J. Am. Stat. Assoc.* 95(452) : 1063-1075, 2000.
- [26] M. Tsuru, T. Takine and Y. Oie. Inferring traffic flow characteristics from aggregated-flow measurement. *IPSJ Journal* 43(11) : 3291-3300, 2002.
- [27] A. Medina, N. Taft, K. Salamatian, S. Bhattacharyya and C. Diot. Traffic matrix estimation: Existing techniques and new directions. *Proc. ACM Sigcomm*, Pittsburg, Aug. 2002.
- [28] Y. Zhang, M. Roughan, C. Lund and D. Donoho. An information-theoretic approach to traffic matrix estimation. *Proc. ACM Sigcomm*, Karlsruhe, Germany, Aug. 2003.
- [29] A. Gunnar, M. Johansson and T. Telkamp. Traffic Matrix Estimation on a Large IP Backbone—A Comparison on Real Data. *Proc. ACM Sigcomm IMC*, Taormina, Italy, Oct. 2004.

- [30] A. Soule, A. Nucci, R. Cruz, E. Leonardi and N. Taft. Estimating Dynamic Traffic Matrices by using Viable Routing Changes. *IEEE/ACM Trans. Networking* 15(3) : 485-498, 2007.
- [31] A. Soule, A. Lakhina, N. Taft, K. Papagiannaki, et al. Traffic Matrices : Balancing Measurements, Inference and Modeling. *Proc. ACM Sigmetrics*, Banff, Canada, June 2005.
- [32] E. Airoldi and C. Faloutsos. Recovering latent time-series from their observed sums : network tomography with particle filters. *Proc. ACM Sigkdd*, Seattle, Aug. 2004.
- [33] G. Liang, N. Taft and B. Yu. A Fast Lightweight Approach to Origin-Destination IP Traffic Estimation Using Partial Measurements. *IEEE/ACM Trans. Networking* 14, Special issue on networking and information theory : 2634-2648, 2006.
- [34] N. Duffield and M. Grossglauser. Trajectory Sampling for Direct Traffic Observation. *IEEE/ACM Trans. Networking* 9(3) : 280-292, 2001.
- [35] M. Cai, J. Pan, Y. Kwok and K. Hwang. Fast and accurate traffic matrix measurement using adaptive cardinality counting. *Proc. ACM Sigcomm workshop on Mining Network Data*, Philadelphia, Aug. 2005.
- [36] 立花, 内田, 鶴, 尾家. フロー流量統計推定手法の実環境における評価実験. 電子情報通信学会ソサイエティ大会講演論文集 BS-8-2, 2007年9月.
- [37] 石橋. 広域インターネットトラフィック測定・分析と異常トラフィック検出. 電子情報通信学会技術報告 IN 2007-107, 2007年11月.