目次

1. はじめに 1

1.1. 研究背景 1

1.2. 研究目的 2

2. 論理型ネットワークトモグラフィ 3

2.1. ネットワークトモグラフィとは 3

2.2. グループ検査 4

3. ネットワークトモグラフィの数理モデル 6

3.1. グラフネットワークによる表現方法 6

3.2. 数理モデルによる定式 6

4. 故障リンク検出手法とその評価 8

4.1. 数値計算で使用するネットワークの概要 8

4.2. 問題の前提条件 10

4.3. 故障リンク検出アルゴリズム 10

4.3.1. CBPアルゴリズム 10

4.3.2. 故障リンク検出アルゴリズムの概要 10

4.3.3. 故障リンク検出アルゴリズム 12

4.3.4. 初期観測パス集合の生成方法 14

4.3.5. 追加観測パスの選定方法 14

4.4. 性能評価の方法 16

4.5. 各ネットワークに対しての性能評価 16

5. 考察 18

6. まとめと今後の展望 19

参考文献 20

# はじめに

## 研究背景

近年, 急速な技術革新により情報通信網におけるトラフィックが急増している(表 1). この背景の一つに情報通信機器の性能向上や利用拡大があげられる. 現在私たちが利用しているスマートフォンで生成されるトラフィックはフィーチャー・フォン37台分に相当するといわれている. また, 携帯電話販売台数に占めるスマートフォンの割合は2011年では26. 6%であったのに対し, 2015年では51. 5%と急成長している. フィーチャー・フォンより多くのトラフィックを生成するスマートフォンの増加が影響を与えていることが分かる. 二つ目にデータの高品質化があげられる. 主に動画の高画質化であり, スマートフォンにおけるトラフィック増大の原因であると考えられる.

情報通信技術を用いた様々なサービスがあるが, IP電話やテレビなどの映像配信サービスはリアルタイムでなければならないという特徴がある. ネットワークの品質が劣化している場合, サービスは断片的になってしまう. IP電話であれば交信が断片的になってしまい, 動画の視聴ではロードによる待ち時間が発生してしまう. リアルタイムにサービスを提供する為には高品質なネットワークが要求される. ネットワークの品質を劣化させる要因はノードやリンクの故障など無数にある. 迅速に故障箇所を推定し対応できればネットワークの品質を高めることができ, 高品質なサービスの提供に繋がる. しかしネットワークの大規模化・多様化に伴い故障箇所の推定が困難になっている. そこで急増するトラフィックとリアルタイム性のサービスのための高品質なネットワークの提供を目指し, ネットワークトモグラフィを用いた故障リンク検出の評価を行う.

表 1 インターネットの変遷

|  |  |
| --- | --- |
| **年** | **世界のインターネット トラフィック** |
| **1992** | 100GB/日 |
| **1997** | 100GB/時 |
| **2002** | 100GBps |
| **2007** | 2000GBps |
| **2014** | 16, 114GBps |
| **2019** | 51, 795GBps |

## 研究目的

本研究の目的は故障リンクを適応型ネットワークトモグラフィによって推定し, 推定するまでに用いた観測パス数を非適応型と全パス観測と比較し, 性能を評価する. 評価方法としてコンピュータを用いた数値実験を行う.

　性能評価には特徴の異なるネットワークを用い, それぞれのネットワーク中の故障リンク(*k = 1, 2* は故障リンクの数) を検出する. 全リンクの全ての組み合わせでリンクを故障させ, 故障リンクを見つけるまでに要した観測パス数を計測する. それぞれのネットワークで計測した観測パス数の最大値・平均・分散を算出し, ネットワークトポロジーが適応型ネットワークトモグラフィの性能にどのような影響をもたらすか調べる.

# 論理型ネットワークトモグラフィ

## ネットワークトモグラフィとは

トモグラフィ(Tomography)とは, 計測が困難な内部情報を計測可能な外部情報をもとに推定するための手法である. 日本語では断層撮像法とも訳され, 医療現場で使用されるCT(Computed Tomography)スキャンが有名である. CTスキャンでは, 電磁波の一種であるX線を検査対象に照射する. X線はその後検査対象に一部吸収され, 照射元の反対側にあるX線検出装置に到達し記録される. 記録されたデータはフーリエ変換や行列計算をすることによって複合され, 検査対象の内部情報を目に見える形で得ることができる. しかし, 特定方向からのX線照射によって検査をした場合, 2次元での情報しか得られない. したがって, 検査対象が人間の身体であった場合, 得られるのは表面上でどの位置にあるかで, 表面からどのくらの深さに位置しているかは推定することができない. そこで, 様々な角度からX線を照射し得られた記録を解析することにより3次元での情報を得ることができる.

ネットワークトモグラフィにおいても, CTスキャン同様に考えることができる. CTスキャンにおける照射物であるX線は, ネットワークトモグラフィでは2ノード間のパケット転送に置き換えられる. また, 検出する対象は故障リンクとする. 図 1に示すように, 観測する2ノード間の経路はノードとリンクによって形成されているため, 複数のパスを構築することができる. 複数のパスを使いノードSからパケットを転送させ, そのパケットがノードGまで到達するか否かを調べる. 複数の観測パスの疎通を確認することにより, 故障箇所を推定することができる. **図 1**では観測パスの例を示している. この経路にパケットを流し観測を行う.



図 1 観測パスの例

## グループ検査

グループ検査(Group Testing)とは, 多数の検体に含まれる少数の陽性の検体を効率よく見つけるための手法である. 検査回数の削減を目的とし, 医療分野での応用が期待されている. 例として, 血液検査によって多数の検体から少数の陽性の検体を見つけ出す場合をあげる. 検体の血液を一つ一つ調べても陽性の検体を見つけ出すことができるが, 検体の数が多い場合コストがかさむ. そこで検体をグループに分け, グループ内の検体から採取したプールと呼ばれる混合させた血液を検査することにより, 検査回数を削減することができる. 検査したプールが陽性であった場合, そのグループ内に陽性の検体が含まれることを示し, 陰性ならそのグループ内には陽性の検体が存在しない. 一つの検体を複数のグループに入れることにより, 検査結果より陽性の検体を推定することができる. 簡単な血液検査のイメージを図 2に示す. 上段は検体, 下段はプールを表し, 実線は検体がどのプールに含まれるかを示している. また, 白は陰性, 黒は陽性を示している. 陽性のプールに血液を混ぜた検体は陽性の疑いがあるが, 陰性のプールにも含まれる場合候補から除外されるため推定することができる. 図 2の検査段階では, 陽性の疑いがある検体を左から4番目と5番目の検体に絞ることができる. この2つの検体の血液を個別に検査することにより, 陽性の検体を確定することができる. グループ検査を適応しなかった場合, 陽性の検体を確定するまでに8回の検査が必要だが, この例では6回で確定できるため, グループ検査の有用性が確認できる.



図 2 グループ検査の例

グループ検査は大きく分けて, 適応型と非適応型に分類することができる. 適応型は段階的にグループ検査を行う手法で, 検査結果をもとに新たなグループを生成し検査を行う手法である. 非適応型は予め全てのグループを決定し検査する手法である. 一般的に適応型はグループの生成に扱える情報が多いため, 検査回数を非適応型よりも減らせる. しかし, 段階的にグループを生成する特性上, 検査も段階的に行う必要性がある. 一方, 非適応型は最初に全てのグループを決定するため, 全ての検査を同時に行える. しかし, 非適応型のグループ検査を用いた場合, 確実に陽性の検体を見つけるために様々なパターンのグループを作成する必要がある.

ネットワークトモグラフィにおいて, 2ノード間の観測方法として全パターンの観測パス(全パス観測)を用いることもできるが, 好ましくない. ネットワークの多様化・大規模化に伴い, 全パス観測では観測パス数が膨れ上がるとともに, 不要な観測パスも含まれるため, ネットワーク上に無意味なパケットを流してしまうためである. 不要な観測パスとは, その観測によって検査に影響を与えないことが分かっている観測パスのことを言う. そこで, グループ検査の考え方をネットワークトモグラフィに適応する. 検体をリンクとすると, 観測パスをグループとみなすことができる. 血液検査の例同様に, 疎通しなかった観測パスに含まれるリンクは故障の疑いがあるが, 他の疎通した観測パスにも含まれている場合は故障候補から除外される. これにより故障リンクを推定することが可能になる.

# ネットワークトモグラフィの数理モデル

## グラフネットワークによる表現方法

ネットワークを有向グラフによって表し, とする, はノード集合, はリンク集合とする. グラフに重み(コスト)はなく, ループと多重辺を含まない単純グラフを使用する. 小規模なネットワークの例を図 3に示す. 図 3は, の単純有向グラフである.



図 3 グラフネットワークによる表現の例

## 数理モデルによる定式

*L* = はリンク数とする. また, 故障リンク候補集合を とし, 故障していないリンクを正常リンクとする. 始点ノード(パケットの送信元)を , 終点ノード(パケットの送信先)を とし, これらを観測ノードと呼ぶ. 観測パスの集合を とし, 番目の観測パス は観測パスに含まれるリンク集合である, は観測パスの数とする. また, 同じノードを2回通る観測パスは構築できないものとし, 故障リンクを通過するパケットは確率1で破棄されるものとする.

リンク状態ベクトルを と定義し, は次式で与えられる.

すなわち, が正常であれば, 故障していれば である. また, 観測ベクトルを と定義する. は観測パス を使い, 始点ノードから送信されたパケットが終点ノードに到達すれば0, に故障リンクが含まれ, パケットが途中で破棄された場合1となる. は次式で与えられる.

すなわち, 観測パス に含まれる全てのリンクが正常であった場合, パス を使用した観測は疎通するので. 疎通しなかった場合 となる. これらより, 観測ベクトル とリンク状態ベクトル は次式の関係となる. ただし, は論理積・論理和を表し, はリンク が観測パス に含まれている場合, 含まれていない場合 とする.

すなわち, はリンク が観測パス に含まれ, 故障リンクであった場合に1となり, 論理和をとるため, が一つでも1になった時点で となる.

を要素とする行列を*R*とし, 経路行列と呼ぶ. 簡単な例として, 3. 1節図 3に示すネットワークにおける経路行列*R*を考える. 観測パス数 とし, 各観測パスは, , , とする. 経路行列*R*は次の行列で与えられる.

# 故障リンク検出手法とその評価

## 数値計算で使用するネットワークの概要

シミュレーションには特徴の異なる3種類の小規模なネットワークを用いる. 使用するネットワークは, ネットワーク(a), ネットワーク(b), ネットワーク(c)とする. ネットワークの概要を表 2に示す. ネットワーク(a), (b)は左右対称であり, (a)は格子状, (b)は次数が他に比べて多いノードを持つのが特徴である. ネットワーク(c)はネットワーク(a), (b)を組み合わせた左右非対称なネットワーク・トポロジーとなっている. ネットワーク(a), (b), (c)を図 4, 図 5, 図 6に示す.

表 2使用するネットワークの概要

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
|  | ネットワーク(a) | ネットワーク(b) | ネットワーク(c) |
| リンク数 | 22 | 23 | 21 |
| ノード数 | 14 | 13 | 13 |
| 特徴 | 格子状 | 次数が大きい | 格子状で次数大 |



図 4 ネットワーク(a)



図 5 ネットワーク(b)



図 6 ネットワーク(c)

## 問題の前提条件

シミュレーションおけるネットワークトモグラフィでは, 適応型のグループ検査を用いる. 観測ノードの配置方法として文献[3]では, ネットワーク上の任意の点に配置可能としているが, 本稿ではネットワーク上の2ノードを固定的に観測ノードとし, その2ノード間で観測パスを構築する. また, 観測ノード間の全経路が列挙されているものとし, 使用するネットワークはコストのない単純有向グラフとする. パケット破棄率は1とする. すなわち, 故障リンクを通過するパケットは確率1で破棄されるものとする. また, 適応型のグループ検査を使用する.

## 故障リンク検出アルゴリズム

### CBPアルゴリズム

の推定方法として, グループ検査における複合方法の一つCBPアルゴリズム[4]を用いる. このアルゴリズムを用いるにあたって, を故障リンク候補集合, を故障リンク確定集合とする. CBPアルゴリズムを図 7に示す. 図 7における処理1では, 全てのリンクを故障リンク候補集合へ追加している. 条件1では, 観測パスが疎通したか否かを判定している. 疎通していた場合は, 処理2で, その観測パスに含まれるリンクを故障リンク候補集合から除外している. 条件2 では, 各観測パスに含まれるリンクの内, 故障リンク候補集合に入っているリンクの数が1個であるか否かを判定している. 1個であった場合, そのリンクは故障していることが確定するので, 処理3で故障リンク候補集合と故障リンク確定集合を更新している.

### 故障リンク検出アルゴリズムの概要

故障リンク検出アルゴリズムの概要を図 8に示す. 前節で述べたように, CBPアルゴリズムでは始めに全リンクを故障リンク候補集合へ追加するため, 故障リンクを検出し逃すことはない. 本稿の手法ではこの性質を利用して故障リンクを推定する. 図 8 (a)は初期状態であり, 初期観測パス集合*W*int を生成する. (b)は初期観測パスによる観測結果より凡その故障リンク箇所をCBPアリゴリズムを用いて推定している. (c)では(b)の結果より追加の観測パスを選定し, 観測を行っている. (c)の観測結果として(d)でCBPアルゴリズムを用いて故障リンクを検出している. この様に凡その故障箇所を推定し, 段階的に観測パスを選定しているため, 非適応型に比べて観測パスの数を抑えることができる. 初期観測パス集合の生成方法については4.3.4節, 追加観測パスの選定方法ついては4.3.5節, で述べる.



図 7 CBPアルゴリズム

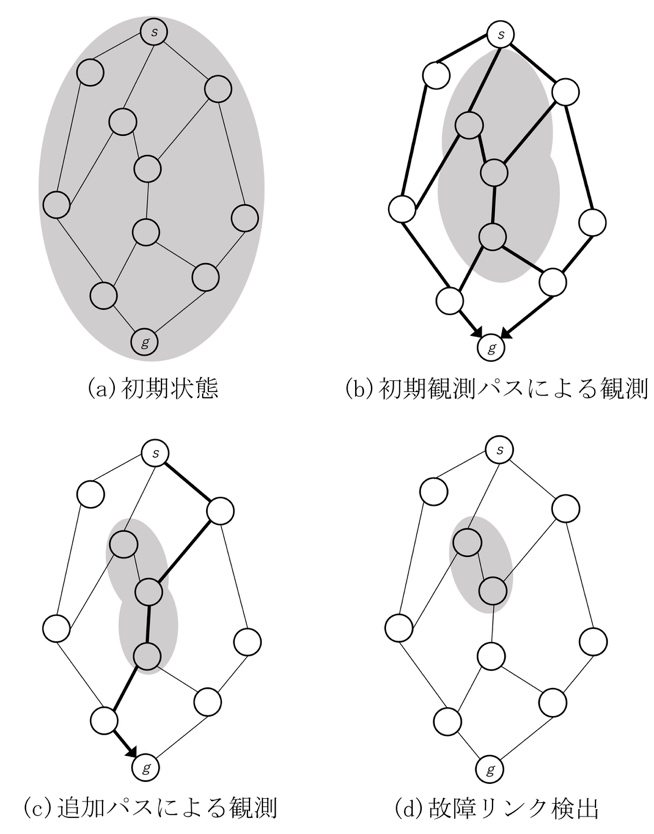


図 8 故障リンク検出の流れ

### 故障リンク検出アルゴリズム

適応型グループ検査とCBPアルゴリズムを用いた故障リンク検出アルゴリズムに図!!に示す. 処理1では全てのリンクを故障リンク候補集合へ追加し, 処理2では, 初期観測パス集合を生成している. 処理3~4では生成された初期観測パス集合を用いて観測を行い, CBPアルゴリズムを用いて故障リンク候補集合及び故障リンク確定集合を更新している. 条件1にループ処理では, 故障リンク候補集合及び正常リンクから構成される観測パスを追加し, 故障リンク候補集合と故障リンク確定集合を更新している. この処理では追加できる観測パスがなくなるまで繰り返し行う.

../フローチャート_ALL.pdf

図 9 故障リンク検出アルゴリズム

### 初期観測パス集合の生成方法

CBPアルゴリズムでは全てのリンクは最初に故障リンク候補集合へする. この特性上, どの観測パスにも含まれないリンクがある場合そのリンクを故障リンクとしてしまう. この誤検出を回避するため, 初期観測パス集合*W*intの選定では, 全リンクが少なくとも1つ以上の初期観測パスに含まれるように選定する. 初期観測パス集合の生成手順を図!! に示す. 図中 は既にいずれかの観測パスに含まれているリンクの集合であり, 選択済みリンク集合と呼ぶ. 処理1では選択済みリンク集合 と初期観測パス集合*W*intを空にしている. whileは選択済み集合に全てのリンクが含まれるまで繰り返し処理を行う. 処理2では, 選択済みリストに入っていないリンクを最も多く含まれる観測パスを*W*としている. 処理3では処理2で選定した*W*を初期観測パス集合に追加し, *W*に含まれるリンクを選択済みリンク集合に追加している.

### 追加観測パスの選定方法

グループ検査を用いたネットワークトモグラフィで故障リンクを推定するためには, 故障リンク候補集合の大きさを小さくする必要がある. 故障リンク候補集合の要素を含む観測パスを用いてパケット転送を成功させることができれば, 故障リンク候補集合を小さくすることができる. そこで以下に示す条件に当てはまる観測パスは追加観測パスとして選定されない. (3)は既に疎通しないことが分かっている観測パスに含まれるリンクのうち故障リンク候補の要素であるリンクと, 追加観測パス候補に含まれるリンクのうち故障リンク候補の要素であるリンクが一致する場合を意味する.

1. の要素を含む.
2. の要素を全く含まない.
3. となる任意の に対し, となる.

上記条件のいずれも満たさないパスのうち, の要素数の半数に最も近い故障リンク候補を含む観測パスを追加観測パスとする.

../フローチャート_Init.pdf

図 10 初期観測パス集合の選定方法

## 性能評価の方法

ネットワーク(a), (b), (c)に対してネットワーク中の故障リンク(*k = 1, 2* は故障リンクの数)を推定するのに必要な観測パス(=初期観測パス*+*追加観測パス)の数を数値実験によって得る. 例として3.1章の図 3に示すネットワークにおける性能評価を考える. *k = 1* とした場合, 故障リンクの取りうる組み合わせはe1, e2, e3, e4, e5, e6, e7, e8, e9, e10, e11 である. 同様に*k = 2* 場合は(e1, e2), (e1, e3), (e1, e4), … , (e10, e11) となり, リンク数を*N*とした場合*k*に対する故障リンクの全ての組み合わせの数は*NCk* となることが分かる. 故障リンクの箇所により必要な観測パスの数が異なるため, 全ての故障リンクの組み合わせに対して数値実験を行い, 得られたパス数の平均, 最大, 分散を性能評価の指数とする.

## 各ネットワークに対しての性能評価

ネットワーク(a), (b), (c)に対する性能評価の結果をそれぞれ表3, 表4, 表5に示す. 表は本稿の故障リンク検出手法を用いて得られた観測パス数の結果を示している.

表 3 ネットワーク(a)に対する性能評価結果

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
|  |  | *k = 1* | *k = 2* |
| 全パス観測 |  | 20 | 20 |
| 本研究の手法 | 最大パス数 | 13 | 20 |
| 平均パス数 | 9.5 | 11.08 |
| 分散 | 2.16 | 4.26 |
| 非適応型 |  | 12 | 18 |

表 4 ネットワーク(b)に対する性能評価結果

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
|  |  | *k = 1* | *k = 2* |
| 全パス観測 |  | 22 | 22 |
| 本研究の手法 | 最大パス数 | 16 | 20 |
| 平均パス数 | 11.87 | 12.84 |
| 分散 | 2.20 | 4.20 |
| 非適応型 |  | 16 | 22 |

表 5 ネットワーク(c)に対する性能評価結果

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
|  |  | *k = 1* | *k = 2* |
| 全パス観測 |  | 22 | 22 |
| 本研究の手法 | 最大パス数 | 14 | 19 |
| 平均パス数 | 9.71 | 12.12 |
| 分散 | 3.35 | 8.94 |
| 非適応型 |  | 14 | 21 |

# 考察

表3~5の結果より, どのネットワークトポロジーにおいても故障リンク数に関係なく平均パス数は非適応型に比べて少なくなっていることが分かる. 特に*k = 2* の場合非適応型ではほぼ全パス観測に近いパス数を必要としているが, 適応型の平均パス数を見ると大幅に観測パス数を減らせている. 非適応型では全ての観測パスを予め設定するが, 適応型は段階的に観測を行い, 観測結果より故障箇所を絞り込んでから適当な観測パスを追加しているため観測パス数を抑えることができていると考える. 一方最大パス数を見ると, どのネットワークトトポロジーにおいても*k = 2* の場合は全パス観測に近いパス数を必要としている. この要因は図 11 に示す場合が考えられる. 図 11ではリンク*e* が故障していた場合, 故障リンクに繋がっているノードへ流入・流出するリンクは故障とみなしてしまう. 故障リンクに繋がっているノードの次数が多い場合故障リンク候補集合の要素も大きくなる. したがって, 故障リンク候補集合を小さくしようと追加観測パスが選定されるため観測パス数が多くなると考える. これと同じ理由から, 観測ノード(*s, g*) に接続しているリンクが故障した場合も観測パス数が増えてしまうと考える.

../識別できない故障リンクの例.pdf

図 11 故障リンクを検出できな例

# まとめと今後の展望

本稿では故障リンク検出のための適応型ネットワークトモグラフィの性能を非適応型ネットワークトモグラフィと比較して評価した. 非適応型に比べて観測パス数を減らせることを確認した. 本稿の前提条件のように観測ノードが固定かつ限られた条件下において, ネットワークの形状によって故障リンクを検出できない問題は今後の課題とする.

# 参考文献

1. CISCO

アクセス日 : 2016/01/17

URL : http://www.cisco.com/c/en/us/solutions/collateral/service-provider/ip-ngn-ip-

next-generation-network/white\_paper\_c11-481360.html

1. 向本他, “論理型ネットワークトモグラフィを用いた故障リンク検出のための観測パス構築手法, 信学技報, vol. 114, No. 209, CQ2014-65. pp. 147-152, Sep. 2014.
2. 向本他, 適応的論理型ネットワークトモグラフィにおける初期観測パス選択に関する検討, 電子情報通信学会総合大会(基礎・境界公演論文集), A−22−5, p301, Mar. 2015.
3. A. Karbasi and M. zadimogphaddam, “Sequential Group Testing with Graph Constraints”, Proc. 2012 IEEE Informa-tion Theory Workshop (ITW), pp. 292-296, Sep 2012.
4. C. L. Chan, P. H. Che, S. Jaggi, and V. Saligrama, “Non-adaptive probabilistic group testing with noisy measure-ments: Near-optimal bound with efficient algorithms”, Proc. the49th Annual Allerton Conference on Communi-cation, Control, and Computing, pp. 1832-1839. Sep2011