

## インターネットにおけるネットワーク遅延予測の一考察

城谷 貴志      渡辺 尚      太田 剛      水野 忠則

静岡大学

ビデオ・オン・デマンドやテレビ電話などの、マルチメディアデータを現状のインターネットを介して通信すると、ネットワーク遅延が問題となる。これは、インターネット(特にWAN)におけるネットワーク遅延が、平均が大きく、分散も大きい特徴を持っているからである。

本研究では、インターネットにおけるネットワーク遅延を予測することを目的とし、(1)多重マルコフ過程法、(2)遅延の振動性に注目する方法、(3)加重平均法、(4)ニューラルネットワークを用いる方法、(5)カオスを用いる方法の5つを考察する。そして、それぞれの方法に対して評価を行い、ヒット率では(4)が、計算量では(2)が、最も良い結果であったことを示す。

## Network Delay Prediction on Internet

Takashi Shirovani      Takashi Watanabe      Tsuyoshi Ohta      Tadanori Mizuno

Shizuoka University

Due to its large deviation, the network delay via Internet affects the performance of time critical communication such as audio, video data transfer. Thus, precise and light-weight prediction scheme is indispensable to the communication. This paper discuss 5 network delay prediction schemes; multi-stage Markovian chain scheme, mode selection scheme, linear prediction, prediction with Neural network, and prediction using Chaotic attractor. We show though Neural network achieves the highest hit-ratio, mode selection scheme is effective from view point of computation cost.

### 1 はじめに

近年、World-Wideなコンピュータネットワークである、インターネットが注目されている。インターネットを利用することの最大の利点は、世界中のインターネットに接続されたコンピュータから、居ながらにして、最新の情報を得ることができることにある。さらに、インターネットに接続されているコンピュータから、自分の持っている情報を世界へと発信できることにもある。

また、インターネット上にある資源を利用す

ることも可能になっている。そして、コンピュータネットワークに関する技術の飛躍的な進化にともない、リアルタイムでデータをやりとりする必要性が出てきている。しかし、現存のネットワークにおいてのデータのやりとりでは、ネットワーク遅延が無視できないものとなっているのも事実である。

ここで、ターンアラウンドタイムを最小にするような負荷分散を例にとりて考えてみると、各コンピュータにジョブを配送する際にそれを正確に見積ることが必要となる。そのためには、ターンアラウンドタイムを構成しているパラメー

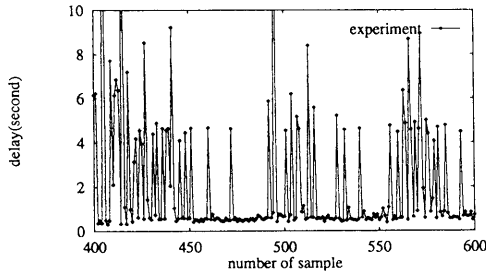


図 1: インターネットでのネットワーク遅延

タ(ジョブの実行時間、ネットワーク遅延など)を知ることが必要となる。さらに、それらの中でもネットワーク遅延に着目してみる。すると、LAN における遅延は小さくほぼ一定であり、無視することができるが、WAN における遅延は大きく変動するので、無視することができない。従って、これを正確に見積る方法を確立することができれば、より効果的な負荷分散の達成が期待できる。

このように、リモートホストまでのネットワーク遅延を有効に見積る方法を確立することの意義は大きい。よって本稿では、ネットワーク遅延の予測法を提案し、それぞれの方法についての考察を行うことを目的とする。

以下、本稿では、

- 多重マルコフ過程を用いた予測
- 遅延の振動性に注目した予測
- 線形法を用いた予測
- ニューラルネットワークを用いた予測
- カオスを用いた予測

の各予測方式についての提案および考察を行う[2]。

## 2 インターネットにおけるネットワーク遅延

### 2.1 遅延の分布

静岡大学(浜松)と金沢大学の間で、インターネットを通じて 20 秒間隔でデータ交換を行い、28000 個(約 155 時間)の往復のネットワーク遅延を収集した。遅延の時間的変動の一部を図 1 に示す。また、遅延の分布を図 2 に示す。

図 2 より、インターネットでのネットワーク遅延分布は 0.55 秒、4.8 秒、6.4 秒の 3 つの点にピークがあることが分かった。

### 2.2 遅延の予測

インターネットにおける遅延は図 1 に示したように、分散が大きく、予測は容易でない。さらに、リアルタイム性を要求されるような状況での使用を考え、予測手法は簡便なものが見ましいと思われる。

そこで、本稿では予測手法を大きく 2 つに分類する。すなわち、

- ・離散値で予測する方法  
測定した遅延を数状態に分割し、その状態変化を予測する。

- ・連続値で予測する方法  
測定した遅延を時系列データをみなし予測する。

である。そして、それぞれの得失は以下のように考えられる。

- ・離散値で予測  
連続値であるネットワーク遅延を数状態(本稿では 3 状態)として考えることができる。その反面、予測した遅延が離散値であるため、予測がおおざっぱなものになりやすい。

- ・連続値で予測  
予測の際の連続値の扱いが難しくなるが、予測結果が連続値であるため、細かな予測が可能である。

本稿では、離散値で予測を行うために、図 2 のネットワーク遅延分布を式 (1) のように、3 つのアーラン分布の重ね合わせにより近似を行った。図 2 にその近似結果も示す。

$$f(x) = \sum_{i=1}^3 C_i \frac{r_i \mu_i (r_i \mu_i x)^{r_i-1}}{(r_i-1)!} e^{-r_i \mu_i x} \quad (1)$$

$$\begin{cases} r_1 = 19 \\ \mu_1 = 1/0.55 \\ C_1 = 1/15 \end{cases} \quad \begin{cases} r_2 = 127 \\ \mu_2 = 1/4.8 \\ C_2 = 1/90 \end{cases} \quad \begin{cases} r_3 = 134 \\ \mu_3 = 1/6.4 \\ C_3 = 1/80 \end{cases}$$

この 3 つの分布により、測定したネットワーク遅延が 3 つの状態(低遅延・中遅延・高遅延)に分割できるものと仮定する。

以下で述べる予測手法を分類すると、

- 離散値で予測する方法  
多重マルコフ過程を用いた予測、遅延の振動性に注目した予測、ニューラルネットワークを用いた予測

- 連続値で予測する方法  
線形法を用いた予測、カオスを用いた予測となる。

### 2.3 遅延予測の評価基準

遅延を予測した結果の評価基準として、

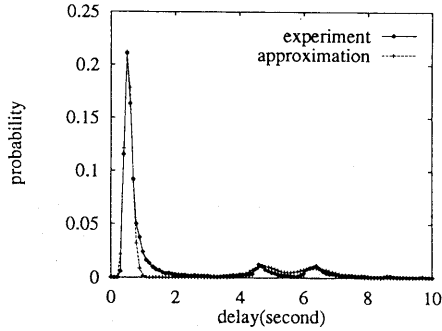


図 2: インターネットにおけるネットワーク遅延分布とその近似

- 予測遅延と実際の遅延との平均 2 乗誤差
  - 予測結果を連続値としてとらえた時の評価。ただし、離散値で予測した場合には、それぞれの状態を示す分布の中間値を用いて連続値に変換して計算する。
- 予測した遅延の状態が実際の遅延の状態と等しい場合をヒットしたとし、それを確率で示したヒット率
  - 予測結果を離散値としてとらえた時の評価。ただし、連続値で予測した場合には、予測結果を離散値に変換して計算する。

の 2 つを用いる。

### 3 ネットワーク遅延の各予測法

#### 3.1 多重マルコフ過程を用いた予測

連続値であるネットワーク遅延を直接予測することは困難である。しかし、図 2 から、ネットワーク遅延の状態は低遅延、中遅延、高遅延の 3 つの離散状態から成ると考えられる。本方式ではこれを利用し、予測を簡単化する。すなわち、遅延が 1 秒未満であれば低遅延、1 秒以上 5.5 秒以下であれば中遅延、5.5 秒より大きければ高遅延、として多重マルコフ過程を適用する。

図 3 に、2 重マルコフ過程における状態遷移図を示す。この図で、LL は過去 2 回で観測された遅延がいずれも低遅延であったことを示している。そして、LL の状態において、次に観測された遅延が中遅延であったならば、状態は LM に遷移する。

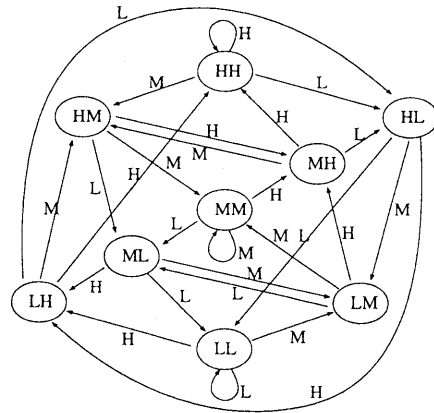


図 3: 2 重マルコフ過程の状態遷移図

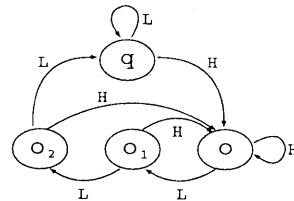


図 4: 低遅延モードと振動モード  
 q: 低遅延モード  
 o, o<sub>1</sub>, o<sub>2</sub>: 振動モード

#### 3.2 遅延の振動性に注目した予測

図 1 より、ネットワーク遅延は比較的低遅延で安定している期間と、高低の間で激しく振動している期間とが存在することが分かる。従って、遅延には低遅延モードと振動モードがあると考えられる。そこで、低遅延モードでは  $r_1, \mu_1$  を用いるアーラン分布 (式 1) によって、振動モードでは 4 重マルコフ過程によって遅延を予測するのが本方式である。また、この時の低遅延モードと振動モードの遷移規則を図 4 に示す。この図は、低遅延モードで高遅延が 1 度観測されると振動モードになり、振動モードで 3 度連続で低遅延が観測されると低遅延モードになることを示している。

#### 3.3 線型法を用いた予測

最近の  $m$  個のネットワーク遅延をもとにして遅延の予測を行う。ベクトル  $\mathbf{w}$  は、Lagrange の未定定数法によって、予測値と観測値の平均 2 乗

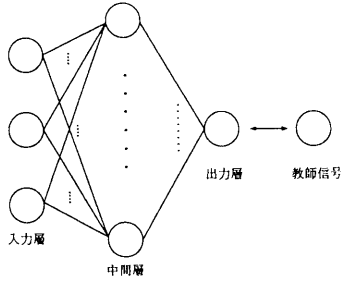


図 5: ニューラルネットワークモデル

誤差を最小にするように求められる。そして、式 2 により次の遅延が予測される。ただし、 $l$  番目の遅延の予測値を  $y_l (l > m)$  とし、 $x_j$  は  $j$  番目に観測された遅延であるとする。

$$y_l = \sum_{i=1}^m w_i x_{l-m-1+i} \quad (2)$$

すなわち、最近の  $m$  個のネットワーク遅延の加重平均を次の遅延とみなす予測法である。

### 3.4 ニューラルネットワークを用いた予測

システムの状態やパラメータの組合わせを、ニューラルネットワークを用いて学習する手法が数多くなされている (例えば、[3])。そこで本稿では、遅延の状態変化を学習することにより予測する手法として、バックプロパゲーション型の 3 層構造のニューラルネットワークを用いる方法を提案する。過去 3 つの遅延データを学習データ、次に得られる遅延データを教師信号とし学習を行う (図 5)。そして、過去 3 つの遅延データに対して学習の結果を適用した時に、バスの重みに対して閾値を設け、あるバスの重みがある閾値よりも大きい時には、そのパターンが学習されたとする。

実験は、10000 個のデータについて遅延予測を行いそれについて評価を行った。その結果、100 個のデータについて 10000 回の学習を行ったときには 0.55 のヒット率を示した。しかしながら、学習データ数を増やすほど、そして学習回数を増やすほど予測不能のものが多くなることが分かった。よって、遅延の振動性に注目し、低遅延モードにおける予測を切り離して考えることにより、予測不能のものを減らす手法を取り入れた。すなわち、振動モードにおいてのみ学習結果を利用して予測する実験を行った。また、予測できないものについては、振動モードにおける状態変化のパターンが学習できなかったことになるので、低遅延モードでの性質を利

表 1: ニューラルネットワークを用いた予測結果

学習データ数		学習回数	
		1000	10000
100	予測不能サンプル数	1196	1838
	振動モードでのヒット率	0.60	0.65
	予測できた中でのヒット率	0.66	0.70
	全体のヒット率	0.58	0.57
1000	予測不能サンプル数	7021	7280
	振動モードでのヒット率	0.84	0.00
	予測できた中でのヒット率	0.794	0.789
	全体のヒット率	0.24	0.21

表 2: バスの重みの閾値とヒット率の関係

バスの重みの閾値	予測不能数	ヒット率 1	ヒット率 2
0.60	0	0.61	0.61
0.65	262	0.62	0.61
0.70	262	0.67	0.66
0.75	342	0.67	0.65
0.80	846	0.69	0.63
0.85	846	0.69	0.63
0.90	1519	0.68	0.57
0.95	1838	0.70	0.57

用して予測を行った。

結果を表 1 に示す。ただし、10000 個のデータ中で低遅延モードとみなされるものが 2720 個あり、低遅延モードでのヒット率は 0.789 で不変である。すなわち、予測不能のものは振動モードにおいてのみ発生し、それが 7280 個あった時には振動モードで予測できたものが存在しなかったことを意味する。また、全体でのヒット率とは予測した 10000 個中でヒットしたものの割合であり、振動モードにおいて全く予測不能であっても、全体のヒット率は最低でも 0.21 である。

表 1 より、振動モードでのヒット率は、学習データ数を増やすほど、そして学習回数を増やすほど良くなる傾向にある。しかしながら、予測不能のものがなくなる結果となっており、ついには予測できるものがなくなっている。また、予測できたものについてはヒットしている可能性が高くなっている。

次に、学習されたとみなすバスの重みの閾値を変化させる実験を行った。その時の学習データ数は 100、学習回数は 10000 である。その結果を表 2 に示す。ただし、表中のヒット率 1 とは予測できたものの中でのヒット率を、ヒット率 2 とは全体でのヒット率を示している。

この結果、バスの重みを 0.70 にした場合に全

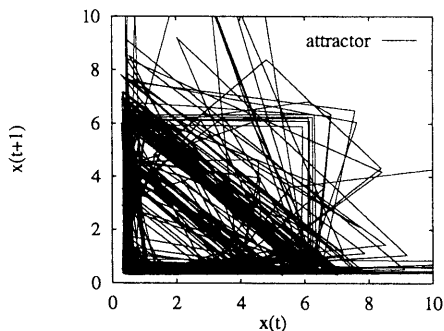


図 6: アトラクタ ( $m = 2, \tau = 1$ )

体のヒット率が最高になることが分かった。

### 3.5 カオスを用いた予測

時系列データをカオス理論を用いて再現する試みが、いくつか行われている (例えば、[1])。本稿では、これを利用し、観測されたネットワーク遅延を時系列データとみなし、その時系列データ  $x(t)$  に対して、ベクトル  $X(t) = \{x(t), x(t+\tau), x(t+2\tau), \dots, x(t+(m-1)\tau)\}$  を作る。すると、これらのベクトルは  $m$  次元空間内の 1 点を与え、時間  $t$  を変化させてゆくと状態空間内に一つの軌道が得られる (アトラクタ)。 $m = 2, \tau = 1$  としたときの再構成したアトラクタを、図 6 に示す。

新たに観測された遅延データ  $x_t$  を用いて、既知の遅延データにより構成したアトラクタの軌道上で  $x_t$  の  $m \times 2$  個の近傍点  $X_{T_i}$  に対する重心座標  $X_{T_i}$  と、 $X_{T_i}$  の 1 ステップ先の点  $X_{T_{i+1}}$  に対する重心座標  $X_{T_{i+1}}$  を求める。そして、次式により 1 ステップ先の  $x_{t+1}$  を求める。

$$x_{t+1} = (x_t - X_{T_i}) + X_{T_{i+1}} \quad (3)$$

すなわち、図 7 で示すように、 $X_{T_i}$  と  $X_{T_{i+1}}$  の関係が  $x_t$  と  $x_{t+1}$  の間にも成立することを仮定し、遅延を予測する。

この方法で、 $m$  を 2 から 50 まで、 $\tau$  を 1 から 10 まで、それぞれ変化させヒット率と平均 2 乗誤差を求めた。その結果、 $m = 32, \tau = 2$  の時にヒット率が最高を示した。また、 $m$  を大きくすればするほど平均 2 乗誤差が大きくなることも分かった。

## 4 考察

### 4.1 実験結果の考察

多重マルコフ過程を用いた予測

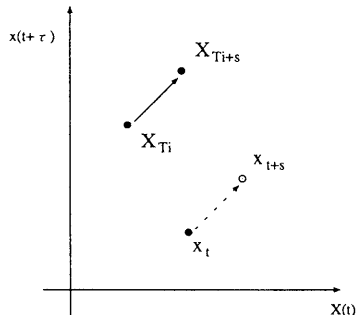


図 7: カオスを用いた方法

表 3 より、4 重マルコフ過程で誤差が最小となるが、他の多重マルコフ過程の結果と比較して、それほど差が見られない。予測手法の簡単化のためには、1 重マルコフ過程が最良となる。しかし、ヒット率をも考慮すると 4 重マルコフ過程を用いる予測がよいと考えられる。

#### 遅延の振動性に注目した予測

表 3 より、平均 2 乗誤差はそれほど小さくはないものの、約 60% の確率で次の遅延状態を予測できる。

#### 線形法を用いた予測

表 3 より、最近 100 個の加重平均を用いた予測法が最も平均 2 乗誤差を小さくする。

#### ニューラルネットワークを用いた予測

表 2 より、予測不能数が全体の 1 割程度あっても構わないとするならば、約 70% の確率で次の遅延状態を予測できる。

#### カオスを用いた予測

表 3 より、他のどの方式よりも平均 2 乗誤差が小さい。しかし、ヒット率の観点からは良い結果を示していない。

## 4.2 実装時の問題

例えば、実際の負荷分散に用いた場合、予測に要する計算量やその予測法、そしてネットワーク遅延の動的変化への追従が問題となる。以下に、各方式について考察する。

#### 多重マルコフ過程を用いた予測

本方式では、状態遷移確率表を保持することと、1 回のジョブ配送について 1 回の乱数生成が必要となる。状態遷移確率表は、過去のネット遅延の状態の回数だけを計測していればよいので、線形法に比べればネットワーク遅延の性質が変化した場合にも、柔軟に対処できる可能性がある。しかし、

表 3: ヒット率と平均 2 乗誤差

予測方法	ヒット率	平均 2 乗誤差
1 重マルコフ	0.52	5.74
2 重マルコフ	0.52	5.73
3 重マルコフ	0.57	5.56
4 重マルコフ	0.58	5.56
5 重マルコフ	0.58	5.55
遅延の振動性に注目	0.63	5.48
最近 10 個の加重平均	0.39	5.36
最近 20 個の加重平均	0.36	5.26
最近 50 個の加重平均	0.35	5.20
最近 100 個の加重平均	0.31	5.16
ニューラルネットワーク	0.66	5.22
カオス	0.41	4.06

連続値である遅延を 3 状態で表すことの正当性を考察する必要がある。

#### 遅延の振動性に注目した予測

基本的には、多重マルコフ過程法と同様である。しかし、低遅延モードと振動モードの遷移をあらかじめ知っておく必要がある。

#### 線形法を用いた予測

標本を収集した後に、最適な重み  $w$  を決定するために方程式を解く必要がある。 $w$  が求めれば、ジョブ配送時には式 (2) だけでネットワーク遅延を予測できる。ネットワーク遅延の性質が変化しない場合には  $w$  をそのまま使用すればよいが、変化した場合には  $w$  の再計算が必要になる。

#### ニューラルネットワークを用いた予測

各層間のパスの重みを求める計算量が多い。これは、各層間のパスの数、学習回数、学習に用いるデータ数のオーダーである。また、多重マルコフ過程法などと同様に遅延を 3 状態で表すことの問題点が残る。

#### カオスを用いた予測

ある程度の遅延データが集まらなるとアトラクタが構成できない。さらに、計算量がアトラクタの次元、用いるデータ数のオーダーである。

## 5 結論

本稿では、まず、インターネット上でのネットワーク遅延の測定を行った。その結果、インターネットでは遅延の分散と変動が大きいことが分かった。そして、予測方法を離散値で予測する方法と連続値で予測する方法に 2 分し、それぞれについて 5 つの手法を提案し、考察を行っ

た。さらに、離散値で予測する方法においては、ネットワーク遅延を 3 つのアーラン分布関数で近似し、その結果を用いた予測法や学習による予測法を提案し考察を行った。

それぞれの予測方法について、平均 2 乗誤差やヒット率、そして計算量の観点からの考察を行った。その結果、線形法による予測では平均 2 乗誤差が小さくなり、遅延の振動性に注目した予測では、他方式と比較して高いヒット率であった。ニューラルネットワークを用いる方法では、比較的小さい平均 2 乗誤差を持ちながら、提案した方式の中では最高のヒット率であった。カオスを用いる方法では、他方式と比較して低い平均 2 乗誤差を持っていた。さらに、計算量の面からは、遅延の振動性に注目した予測が有利であった。

今後の課題として、次のようなことが考えられる。

#### ・予測法に対する多面的な評価

アプリケーションにより要求される評価法が異なる。例えば、時間の制約があるデータでは、予定時間よりも早く目的地へ到着すれば問題は起こらない。すなわち、予測した遅延よりも実際の遅延が小さければ、予測が要求を満たしたことになる。

#### ・インターネット上でのネットワーク遅延の予測実験

今回用いたデータは、金沢大と静岡大という限定された端点間のものである。従って、本稿の結果を異なった端点間に適用し、その有効性を考察する必要がある。

## 参考文献

- [1] 岡崎 朋美, 岩坪 理恵子, 松田 主税, 谷口 順: “パケット通信網におけるトラフィック予測の一検討,” 信学技報, IN93-126, 1994.2.
- [2] 城谷 貴志, 渡辺 尚, 太田 剛, 水野 忠則: “負荷分散の実装におけるネットワーク遅延の影響とその予測について” 信学技報, IN94-164, 1995.3.
- [3] N.Ogino and Y.Wakahara: “Application of Neural Network in ATM Call Admission Control Based on Cell Transfer State Monitoring with Dynamic Threshold,” IE-ICE Transactions on Communication, Vol. E78-B, No.4, 1995.