

パケット欠落に対するリアルタイム予測制御に関する研究 A Study the Real Time Predictive Control for Packet Loss

周 ギョウ玲[†] 濱本 和彦[‡] 大原 茂之^{††}
Xiaoling Zhou[†] Kazuhiko Hamamoto[‡] Shigeyuki Ohara^{††}

1. はじめに

現在、ネットワーク技術の応用で最も注目されているのは、マルチメディア通信である。これは、音楽、映像等の情報媒体とネットワーク技術とを組み合わせることで、新たな情報通信を実現しようというものである。その中でも、リアルタイム性を重視した音声・映像の同時配信によって、ミーティング形式やレッスン形式を実現しようとする研究が進んでいる。ただし、これを実現するためには、リアルタイム転送において、その障害となるパケット欠落という課題について考慮しなければならない。

パケット欠落は、ネットワークの経路上における経路制御の過程で、送信されたパケットが経路制御を行うルータマシンのバッファサイズを超えた場合に、サイズを超えた量だけ破棄されることによって生じる。このバッファサイズを増加させれば、パケットが破棄されることなく送信することができるが、コストの面で、その方法は現実的ではない。よって、パケットを回復する手段が必要となる。

本研究は、階層ニューラルネットワークの学習法であるバックプロパゲーション (Back Propagation, BP) 学習則によるハプティックデバイスニューラルネットワーク予測モデルを提案する。遠隔操作を行う際に、通信時間の遅延やパケット欠落を生じるような状況下においてもリアルタイム予測制御できることを目的として研究している。本研究によって現在のパケット通信状況から短期的な将来のパケット通信状況を予測し、リアルタイムパケット通信できるようになると考えている。

2. システム構成

パケット欠落に対するリアルタイム予測制御システムは、ニューラルネットワーク予測システム (Neural Network Predictive System, NNPS) とハプティックデバイスシステム (Haptic Device System, HDS) から構成される。図1にシステム構成の概略を示す。

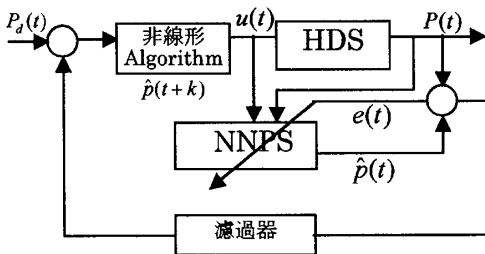


図1 システム構成概略

ニューラルネットワーク予測システム (NNPS) はハプテ

ックデバイスシステム (HDS) に対するニューラルネットワーク予測モデルを作って、リアルタイム修正できる。ニューラルネットワーク予測モデルを用いて、現在システムの入力と出力情報によって、未来の出力値を予測する。ニューラルネットワーク予測システム (NNPS) が提供した未来ある時間内の出力値と期待値によって、非線形 Algorithm で定義した二次目標関数を繰り返し優れたものにして、未来のコントロール序列を発生する。そして第一個コントロール量だけで次のコントロールする。濾過器はシステムの安定性とリアルタイム情報のフィードバック性がよくなる。

2. 1 ニューラルネットワーク予測システム (NNPS) のニューラルネットワーク予測モデルの設計

本研究は MathWorks 社が開発した MATLAB 7. 1 を用いて、階層ニューラルネットワークの学習法であるバックプロパゲーション (Back Propagation, BP) 学習則によって、図2のようなニューラルネットワーク予測モデルを提案する。

パケット通信情報を p_1, p_2, \dots, p_n として、 p_n はパケット通信情報が時間 t の変化に対する実際値となる。

予測モデル: $p_t = f(p_n)$

本研究は米国 SensAble 社が開発したハプティックデバイス (Haptic device) PHANTOM® Omni™ を用いている遠隔操作を行う際に、パケット通信情報はハプティックデバイス (Haptic device) の位置データ (x, y, z) と力情報データ (f) を用いている。

$p_n = (x_n, y_n, z_n, f_n)$, 予測モデル: $p_t = f(x_n, y_n, z_n, f_n)$

入力層 (第1層) 隠れ層 (第2層) 出力層 (第3層)

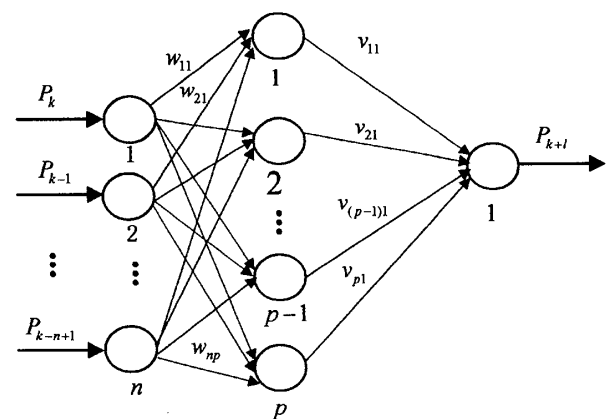


図2 ニューラルネットワーク予測モデル

ニューラルネットワークのバックプロパゲーション (Back Propagation, BP) 学習則による図2のような入力層 (H Layer), 隠れ層 (I Layer), 出力層 (J Layer) の3層を持つニ

[†] 東海大学大学院工学研究科電子工学専攻

[‡] 東海大学大学院工学研究科情報理工学専攻

^{††} 東海大学専門職大学院組込み技術研究科組込み技術専攻

ニューラルネットワーク予測モデルを作成した。入力層は n 個のユニットがあり、 n 個の packets 通信情報 $P_k, P_{k-1}, \dots, P_{k-p+1}$ を入力となり、隠れ層は p 個のユニットがあり、出力層 1 個のユニット p_{k+1} があって予測値である。

本モデルは隠れ層が Sigmoid 関数 $f(x) = \frac{1}{1+e^{-x}}$ を応答関数として用いる。最急降下法による各層ユニットの重みと閾値を調整する。

入力サンプル $p_k = (a_1^k, a_2^k, \dots, a_n^k)$ 、重み w_{ij} 、閾値 θ_j を用いて隠れ層各ユニットの入力 s_j を計算する。そして s_j を用いて応答関数 $f(x) = \frac{1}{1+e^{-x}}$ で隠れ層各ユニットの出力 b_j を計算する。

$$s_j = \sum_{i=1}^n w_{ij} a_i - \theta_j, b_j = f(s_j), j=1, 2, \dots, p.$$

2. ニューラルネットワーク予測システム (NNPS) のニューラルネットワーク予測モデルの訓練

はじめ、ニューラルネットワーク各層のユニットの重みとバイアス値は任意である。毎回予測する前に、まず T 個のサンプルデータを入力して、ニューラルネットワーク予測モデルを訓練してから、実際予測に応用する。ニューラルネットワーク予測モデルは予測しながら、訓練する方法を用いる。 p_{k+1} を予測するとき第 $k+1$ 個のサンプル区間の T 個のサンプルデータは表 1 のようになる。

	入力	目標
1	$(P_{k-T}, P_{k-T-1}, \dots, P_{k-T-p+1})$	P_{k-T+1}
2	$(P_{k-T+1}, P_{k-T}, \dots, P_{k-T-p+2})$	P_{k-T+2}
⋮	⋮	⋮
T	$(P_{k-1}, P_{k-2}, \dots, P_{k-n})$	P_{k+1}

表 1 第 $k+1$ 個のサンプル区間の T 個のサンプルデータ

以下はバックプロパゲーション (Back Propagation:BP) 学習則によるニューラルネットワーク予測モデルアルゴリズムである。

①モデルを初期化する。全部の重み w_{ij} 、 v_{ij} 、閾値 θ_j 、 γ_j にランダムな値を入れる。

②上の表のようなランダムな入力と目標サンプルを用いてモデルを訓練する。

(1)最大訓練回数を求める。

(2)各層ユニット重みとバイアス値を直す。

③予測値を計算する。

④ T 個のサンプルデータを前に移動して、②にして、続けて次の予測する。

訓練結果によってニューラルネットワーク予測モデルに影響するパラメーターは入力層のユニット数 n 、隠れ層のユニット数 p 、訓練データ数 T である。入力層のユニット数 n は未来の packets 情報と過去 packets 情報の関連性を表す。入力層のユニット数 n は大きくなると未来の packets 情報と過去 packets 情報の関連性が強くなる。大きすぎると予測正解率が低くなって計算量も増える。入力層のユニット数 n は小さくなると、未来の packets 情報と過去 packets 情報の関連性が弱くなる。小さすぎると関連性を表せない。だから入力層のユニット数 n を決めることが重要である。隠れ層のユニット数 p と訓練データ数 T も類似の問題がある。

3. ニューラルネットワーク予測モデルの検証

本研究はニューラルネットワーク予測モデルを評価する目標は予測誤差 $e(t) = p(t) - \hat{p}(t) \rightarrow 0$ (予測値と実際値は非常に接近する)、或いは $e(t)$ の二次形式は最小となる。欠落した packets を正しく予測できることである。

インターネットのトランスポート層プロトコルとして最も一般的なものは TCP (Transmission Control Protocol) と UDP (User Datagram Protocol) がある。TCP (Transmission Control Protocol) の特徴は信頼できて、欠落した packets を再送信して、欠落した packets が届けるようになるが、packets の送受信確認に時間も要する。UDP (User Datagram Protocol) は TCP (Transmission Control Protocol) と比べれば信頼性が劣る。逆に欠落した packets を再送信しなくて、通信速度が速くなる。マルチメディア通信はリアルタイム性を重視した音声・映像の同時配信を実現するため、インターネットのトランスポート層プロトコルは UDP (User Datagram Protocol) にする。その packets 欠落問題について本研究は提案するニューラルネットワーク予測モデルを用いて解決する目的とする。

本研究は UDP (User Datagram Protocol) 接続におけるハプティックデバイス (Haptic device) PHANTOM® Omni™ を用いている遠隔操作を行う際送信側 packets 情報と受信側 packets 情報によってニューラルネットワーク予測モデルを検証する。図 3 は遠隔操作を行うとき検証モデルである。

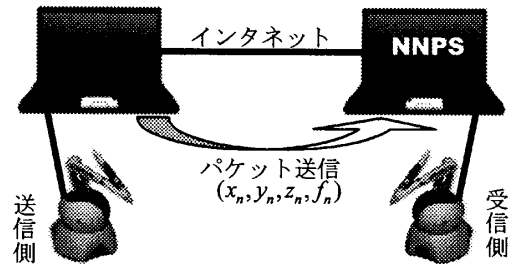


図 3 遠隔操作を行うとき検証モデル

ニューラルネットワーク予測モデルを検証するとき予測データの分析を発表ときに示す予定である。

4. おわりに

本研究は packets 欠落に対するリアルタイム予測制御が可能である。ニューラルネットワーク予測モデルを用いて予測するとき、予測時間と予測正解率の関係など問題について今後課題として研究続ける。

参考文献

[1] Raul Rojas "Neural networks: a systematic introduction"
 [2] Davey N, Hunt SP and Frank RJ, "Time Series Prediction and Neural Networks," IEEE Signal Processing Magazine, 1993, No. 1, pp. 8-39.
 [3] SensAble Technologies Inc: ホームページ
<http://www.sensable.com/>
 [4] Bahman Kermanshahi, 「ニューラルネットワークの設計と応用」
 [5] 吉田 明, 「ハプティックデバイスを用いた微小物体の操作性向上」, 東海大学大学院工学研究科機械工学専攻修士論文 (2001)