

0-004

ニューラルネットワークを用いたTUR-BT術後の膀胱癌の再発予測  
 Recurrence Prediction of Bladder Cancer after TUR-BT using Artificial Neural Network

岸田 和也† 山口 崇志† マッキン ケネス J.† 永井 保夫†

Kazuya Kishida Takasi Yamaguchi Kenneth J. Mackin Yasuo Nagai

松本和将‡ 大草洋‡

Kazumasa Matsumoto Hiroshi Okusa

1. はじめに

TUR-BTとは尿道から膀胱内に内視鏡を挿入し、発生した腫瘍を切除する手術手法である[6][7]。開閉手術よりリスクが低い為、現在では、膀胱癌の手術のほとんどがTUR-BTによるものである。しかし、TUR-BT術後の膀胱癌再発予測手法はまったく確立されておらず、膀胱癌が再発した場合、死亡するリスクが高まる。膀胱癌の予測の難しさは有効な腫瘍マーカーが無く、医療データ特有の値の曖昧さも含め、問題が複雑である為であると考えられる。

本稿では、TUR-BT時の臨床データを基に階層型ニューラルネットワークを用いた術後の再発予測を行い、階層型ニューラルネットワークを用いた手法がTUR-BT術後の膀胱癌の再発予測が可能かを検証する。さらに、今後の課題についても検討する。

2. 膀胱癌の臨床データ

学習に用いた臨床データは北里大学から提供された実データを用いる。データは19個の属性を持ちそのうちの12個の属性を用いる(表1)。また、臨床データはTUR-BT術後5年以上再発しなかった患者および再発した患者のデータ200件を用いる。200件のうち2分の1の100件を学習データとし、残りのデータ100件を評価用未学習データとして用いる。

表1 膀胱癌患者の臨床データ属性一覧

属性	値の種類
入力	
Gender (性別)	ブール型
AGE (年齢)	連続値
Tumor Status (腫瘍状態)	ブール型
Prior recurrence rate (再発頻度)	カテゴリ (3)
Tstage (深さ)	ブール型
Grade (腫瘍進行)	カテゴリ (3)
Concomitant CIS (合併症)	ブール型
size (cm) (大きさ)	ブール型
Tumors (腫瘍数)	連続値
IVT (化学療法)	ブール型
Type of IVT (化学療法の種類)	カテゴリ (3)
出力	
Recurrence (再発)	ブール型

† 東京情報大学 総合情報学部 情報システム学科  
 Department of Information Systems, Tokyo University of Information Sciences

‡ 北里大学医学部  
 Kitasato University, School of Medicine

3. 提案手法

3.1 階層型ニューラルネットワーク

ニューラルネットワーク[1][2]とは、脳の神経細胞(ニューロン)やそれらが結合した神経回路網(ニューラルネットワーク)の構造を基礎に、脳の持つ情報処理能力の、人工的実現を目指した数学モデルである(図1)。

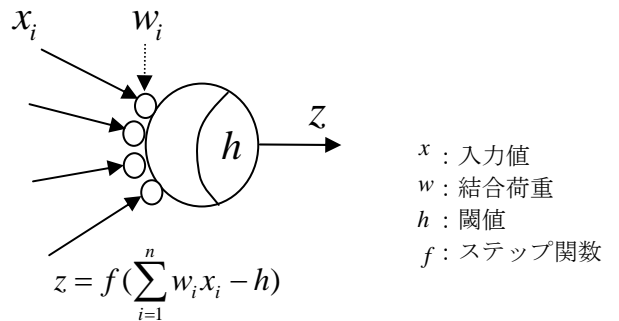


図1 ニューロンユニットの模式図

階層型ニューラルネットワーク[3]は信号が入力から出力へ順に伝わり出力が入力側に戻らない構造のネットワークである。このネットワークは入力を受ける入力層と出力層、およびいくつかの中間層からなる(図2)。

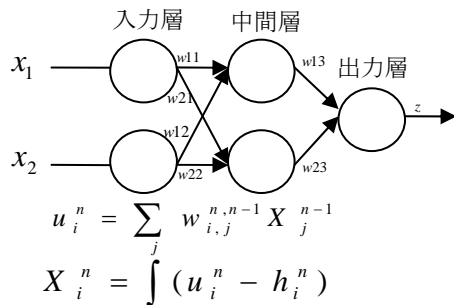


図2 階層型ニューラルネットワークモデル

3.2 ニューラルネットワークによるモデル化

本研究は、階層型ニューラルネットワークを用い、学習方法には誤差逆伝播法(BackPropagation: BP)を使用する。表1のように入力データ数は11個、出力データ数は1個となる。出力結果には再発リスクを判断させる。その為教師信号に癌が再発する例に1、再発をしない例に0を出力させる。本モデルではニューロンを入力層に11ユニット、中間層に11ユニット、出力層に1ユニットで図3のように構成する。BPを用いた学習は、図4の流れで行なう。

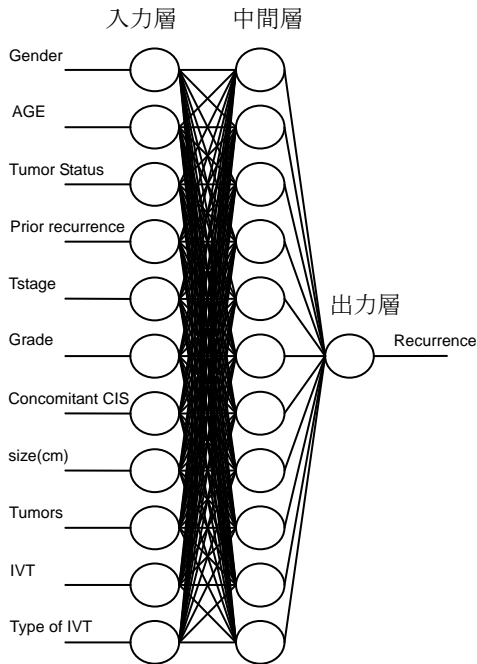


図3 本研究でのニューラルネットワークモデル

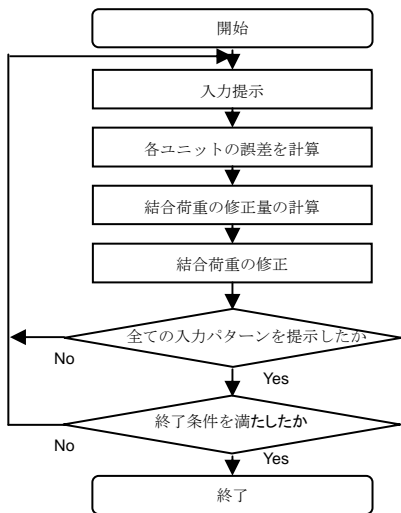


図4 BPの処理の流れ

## 4. 実験

### 4.1 実験手法

200件から再発データ32件を含めた100件を学習データとして使い、残りの100件を評価用未学習データとした。まず、学習データを用いて10000回学習させ、そのあとに評価用未学習データで実験を行なった。次に学習セットを変更し10回実験を繰り返した。

### 4.2 結果

図5では、学習データを用いた10回分の平均誤差の変化を出力している。現在、利用した学習セットにより精度にばらつきが出てしまうため10回の平均予測正解率が71.6%となっている。100件の学習データの中に1、2件し

かないようなデータが特徴的なデータとみなされノイズとなってしまった為、学習データに依存してしまう傾向が見られた。

学習前の結合荷重や閾値の値はランダムで初期化されているが、BPは初期値に依存してしまう為、収束までの学習回数が大きく変わってしまう。この問題はBP法の既知の問題点でもあるが今後の検討が必要である。

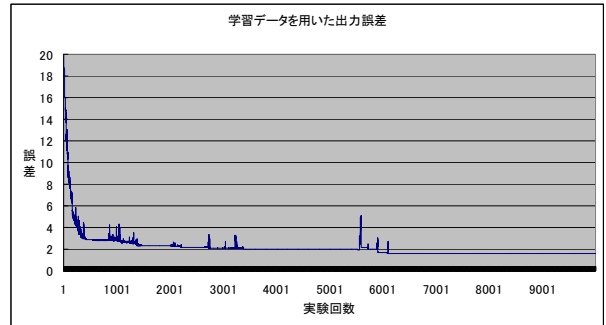


図5 学習回数による平均誤差の変化

## 5 考察

癌についてのニューラルネットワークを用いた研究はすでに行われている[4][5]。ニューラルネットワークは、分類識別においてその識別関数学習の有効な手法であり、パターン学習において広く利用されている。しかしながら、胃癌や肝臓癌、腎臓癌ではニューラルネットワークを用いた研究が報告されている[4][5]が、一方でTUR-BTでの膀胱癌の研究はまだ報告されていない。本稿では、膀胱癌の再発リスクを求める為に、BPを用いたニューラルネットワークで個々の患者に対して再発リスクを判定することを行った。この結果、70%を超える精度を得ることができた。また、既存の手法では、膀胱癌の再発予測はおよそ60~70%の精度が報告されている。

本研究の予測値は過去の膀胱癌研究(60%~70%)と比較して良好な数値であるといえる。今後、ニューラルネットワークの構造、入力層のニューロンの数、教師信号表現法、データの学習方法などを検討し、一層TUR-BTに適した手法に調整する予定である。

### 参考文献

- [1] 桐谷滋, “ニューロコンピュータ” 技術評論社(1989).
- [2] 平野廣美, “C++とJavaでつくるニューラルネットワーク”, パーソナルメディア株式会社(2008).
- [3] 小倉久和, 小高知宏, “人工知能システムの構成” 近代科学社(2001).
- [4] 馬場伸孝, Hassan Y., 田崎栄一郎, “ニューラルネットワークによる医療診断支援システム” 第18回ファジィシステムシンポジウム講演論文集(2002).
- [5] 山口崇志, マッキンケネス J., “木構造SOMを用いた膀胱癌データからルール抽出”, 第23回ファジィシステムシンポジウム講演論文集(2007).
- [6] 最新医学大辞典, 編集委員会, “最新医学大辞典 第3版”, 医薬出版株式会社(2005).
- [7] 日本泌尿器科学会, 日本病理学会 “泌尿器科・病理膀胱癌取扱い規約”, 金原出版株式会社(2001).