

# 誤差逆伝播学習法によるスギ材の強度性能推定

寺 床 勝 也<sup>1)</sup>

(2004年10月19日 受理)

Estimation of Strength Properties for *Cryptomeria japonica* by Back Propagation method

TERATOKO Katsuya<sup>1)</sup>

## 要 約

誤差逆伝播学習法によって求めたスギ丸太材の動的ヤング係数 ( $E_{f-est}$ ) を推定した。この手法による丸太材の動的ヤング係数は、打撃音法で得られた動的ヤング係数 ( $E_{f-act}$ ) と比較し評価された。その結果、度数分布図の傾向はほぼ一致し、両者の相関係数は  $r = 0.8$  を示した。結論として、この手法による強度等級区分の可能性が示唆された。

キーワード：誤差逆伝播学習法，打撃音法，動的ヤング係数，スギ，強度等級区分

## 1. はじめに

国産スギ材の利用上の制限となる原因に、材質強度のばらつきと含水率の樹幹内分布（含水率勾配）の変動が大きいことがあげられる。特に、材質強度のばらつきは、スギ材の品種間の格差に加え、同一品種内、もしくは同一林分においても個体間格差が著しく大きいことが特徴である<sup>1)</sup>。それゆえ、スギ材を有効利用する際には、利用目的に応じた材質強度の区分が必要で、一定した品質の強度性能を確保することが重要となる。

現行では、スギ材の強度性能を品質確保するために、丸太材の打撃音による強度等級区分（グレーディング）が主流となっている。これは、丸太の木口断面を打撃し、丸太材内部に縦振動を励起させて得られる1次共振周波数と丸太の材長、および丸太材の密度をファクターとして動的ヤング係数を推定するものである<sup>2)</sup>。ただ、この手法の場合、密度の計測において煩雑な作業集約的な労働がともなうとともに、コスト的に非効率であり、現実的には木材生産サイドで利用されてい

---

1 鹿児島大学教育学部

1 Faculty of Education Kagoshima University

い。また、これらの測定を自動ライン化したプラントも開発されたものの<sup>3)</sup>、一般的な製材所においては導入コストの課題も残り実質的には機能していないのが実状である。以上のことをふまえると、より簡便かつ低コストな丸太材の強度性能を推定する手法を確立すべきであることが求められている。

本研究では、従来から用いられている打撃音法<sup>4)</sup>から求めた丸太材の動的ヤング係数を推定する目的で、ニューラルネットワークに着目した。特に、情報のパターン認識に優れる誤差逆伝播学習法を適用し、丸太材の動的ヤング係数を推定するためのニューラルネットワークモデルを構築した。従来の非破壊試験法である打撃音法との比較を通して、誤差逆伝播学習法によるスギ材の強度性能推定の可能性について検討した。

## 2. 研究方法

### 2-1. 供試材

供試材として、鹿児島県内の異なる林分から出材されたスギ中目丸太材（末口直径140～300mm）254本を用いた。

### 2-2. 供試材の調査

供試材は、材長、元口直径、末口直径、重量を実測したのち、打撃音法<sup>4)</sup>により動的ヤング係数 ( $E_f$ ) を次式(1)により求めた。

$$E_f = (2Lf)^2 \rho \cdots \cdots (1)$$

ここで、 $E_f$ ：動的ヤング係数 (GPa)、 $L$ ：材長(m)、 $f$ ：1次共振周波数 (Hz)  $\rho$ ：密度（または容積重）(kg/m<sup>3</sup>),

また、丸太のプロファイル情報として、平均年輪幅（全平均値、心材部平均値、辺材部平均値）、樹幹内含水率、心材率、未成熟材率、完満度、樹齢、木口断面に現れる年輪数、番玉、採取林分、品種について情報を収集した。

### 2-3. 誤差逆伝播学習法の構築

誤差逆伝播学習法は、脳の神経回路（ニューロン）を模擬した情報処理技術<sup>5)</sup>であり、ニューロンの信号伝達処理を機能モデル化したものである。図1に、その基本素子である出力層ユニットの概念を示す。

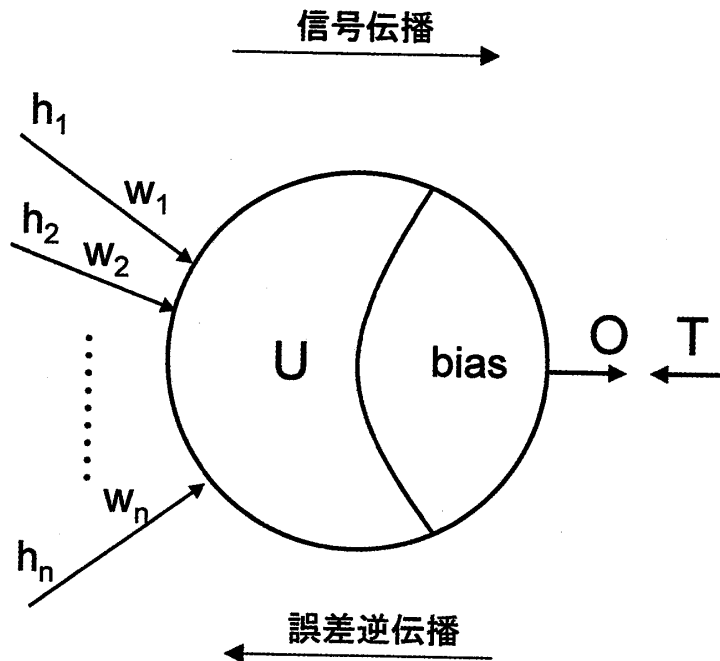


図1 出力層ユニットの基本仕様

入力  $h_1, h_2, \dots, h_n$  が与えられると、ユニット間のシナプス結合強度（重み）  $w_1, w_2, \dots, w_n$  によって、入力と重みとの積和を求め、また、このユニットがあらかじめもつ閾値  $bias$  との和により内部状態  $U$  を次式(2)で算出する。

$$U = \sum (h_n \times w_n) + bias \dots \dots \dots (2)$$

出力信号  $O$  は内部状態  $U$  をシグモイド関数により次式(3)で求める。

$$O = f(U) = \frac{1}{(1 + \exp(-U))} \dots \dots \dots (3)$$

誤差逆伝播学習法は、出力信号  $O$  と教師信号  $T$  の誤差を次式(4)により求め、その誤差の総和  $E$  が最小となるように各ユニット間の重みを更新するしくみとなっている。

$$E = \frac{\sum (T - O)^2}{2} \dots \dots \dots (4)$$

このユニットを、3層（入力層、中間層、出力層）の3層で構成し、すべてのユニットを完全に結合した、完全結合型階層ニューラルネットワークを構築した（図2）。表1に、誤差逆伝播学習法の基本仕様と入出力情報について示す。

入力層は、入力情報にもとづき18ユニットを配した。中間層は1層15ユニット、出力層は1層1

ユニットとし、シグモイド関数により信号伝播させた。

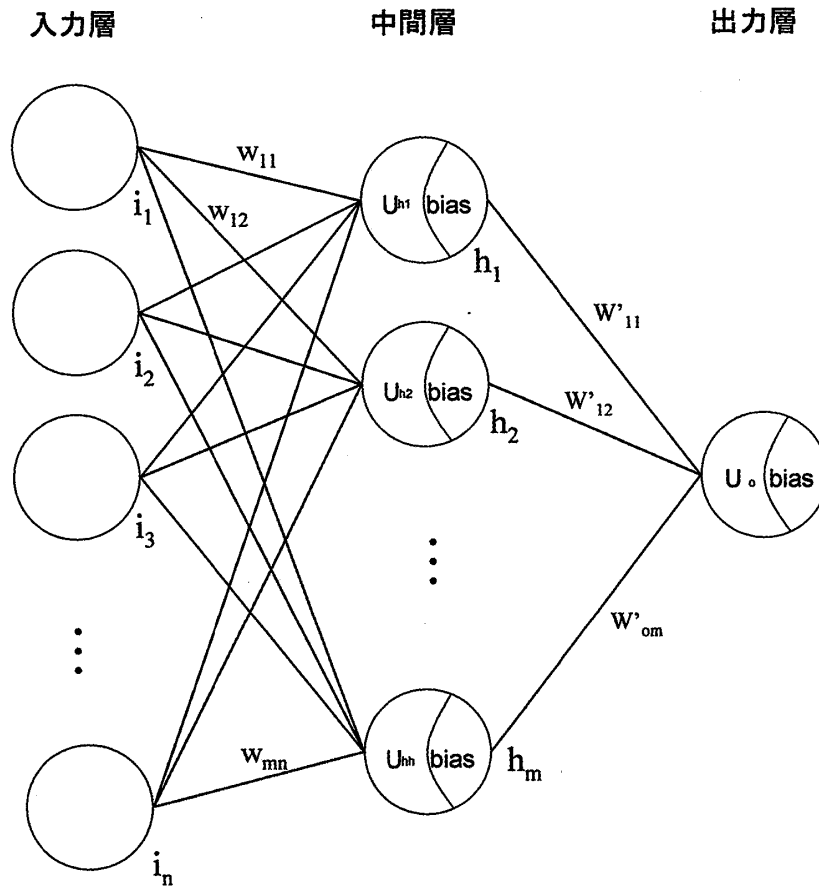


図2 階層型ニューラルネットワークの概念

表1 誤差逆伝播学習法の基本仕様と入力情報

基本仕様		入力情報		
ネットワークタイプ	階層型	材長(cm)	丸太重量(kg)	完満度(%)
学習法	誤差逆伝播	元口径(cm)	丸太容積重(kg/cm <sup>3</sup> )	樹齢(年)
階層数	3層以上	末口径(cm)	1次共振周波数(Hz)	木口面年輪数(個)
各階層のユニット数	入力層:18	平均年輪幅(cm)	樹幹内平均含水率(%)	番玉(-)
	中間層:15	平均年輪幅(心材部)	心材率(%)	採取林分(-)
	出力層:1	平均年輪幅(辺材部)	未成熟材率(%)	品種(-)
伝達関数	シグモイド関数	出力教師信号		
層間結合タイプ	完全結合型	打撃音法により求めた丸太の動的ヤング係数(GPa)		

入力信号は、丸太材の調査で得られたプロフィール情報をもとに、次式(5)により [0, 1] に正規化した。教師信号は、打撃音法であらかじめ得られた動的ヤング係数 (以下、 $E_{f-act}$ ) を用い同様に正規化した。

$$Z = \frac{(x_i - \bar{x})}{\sigma_x} \dots \dots (5)$$

ここで、 $x_i$ : i 番目のデータ、 $\bar{x}$ : 平均値、 $\sigma_x$ : 標準偏差

学習訓練は、入力情報と出力教師信号の訓練用学習セットを用いた。訓練用学習セットはスギ材のデータ254組のうち224組をランダムにサンプリングした。学習の繰り返し回数は、各学習セットにつき20000回の学習訓練を行わせ、重みを更新させて、最終的にニューラルネットワークモデルを構築した。

#### 2-4. 評価のための検定

学習を完了したニューラルネットワークモデルに、残りの入力信号と出力教師信号のパターン30組を検定用セットとしネットワークモデルに与えた。その結果、出力された動的ヤング係数の出力推定値（以下、 $E_{f-est}$ ）について、あらかじめ打撃音法で実測した動的ヤング係数（以下、 $E_{f-act}$ ）と比較することで評価した。

### 3. 結果および考察

#### 3-1. 度数分布表現にみた出現頻度の比較

$E_{f-act}$ と $E_{f-est}$ を比較として、度数分布図を図3に示す。それぞれの出現頻度の形状は、非常によく近似した分布傾向を示した。 $E_{f-act}$ の平均値は4.44(GPa)で、標準偏差は0.724を示し、一方、 $E_{f-est}$ の平均値は4.465(GPa)で、標準偏差は0.797となった。また、両者の母平均のt検定の結果、1%の危険率で有意であった。

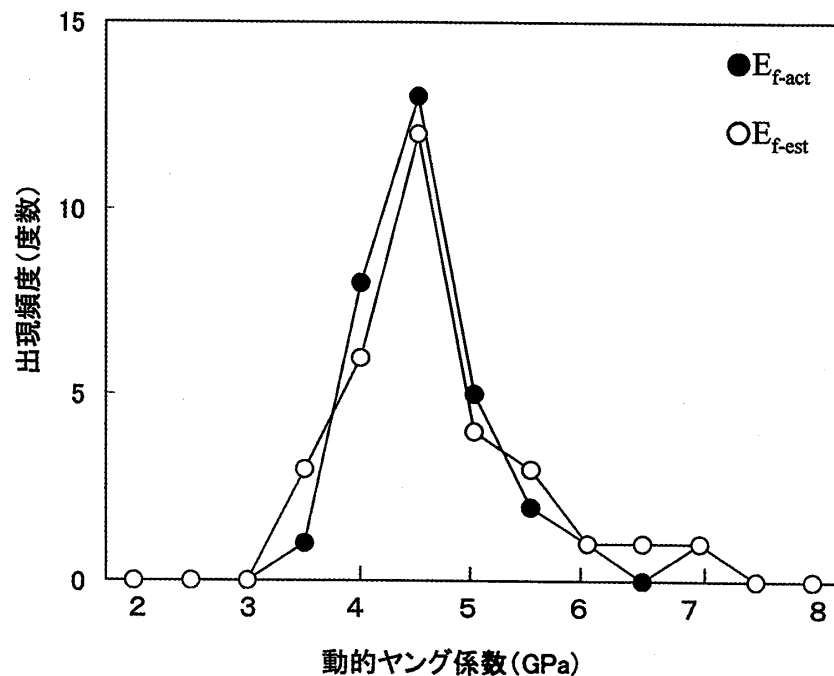


図3 打撃音法と誤差逆伝播学習法による動的ヤング係数の度数分布

### 3-2. 相関図でみた対応

$E_{f-act}$  と  $E_{f-est}$  の対応する値について単回帰による相関関係を図4に示す。両者の関係は、正の高い相関を示し、相関係数は  $r=0.824$  を示した。また、単回帰式を求めると、 $E_{f-est}=0.9085E_{f-act}+0.4301$  となった。y切片を0にした場合、 $E_{f-est}=1.0029E_{f-act}$  となり、回帰係数はほぼ1を示したことから、 $E_{f-act}$  と  $E_{f-est}$  の両者には、ほぼ1対1の対応を示したことから、誤差逆伝播学習法による推定が可能であるといえる。

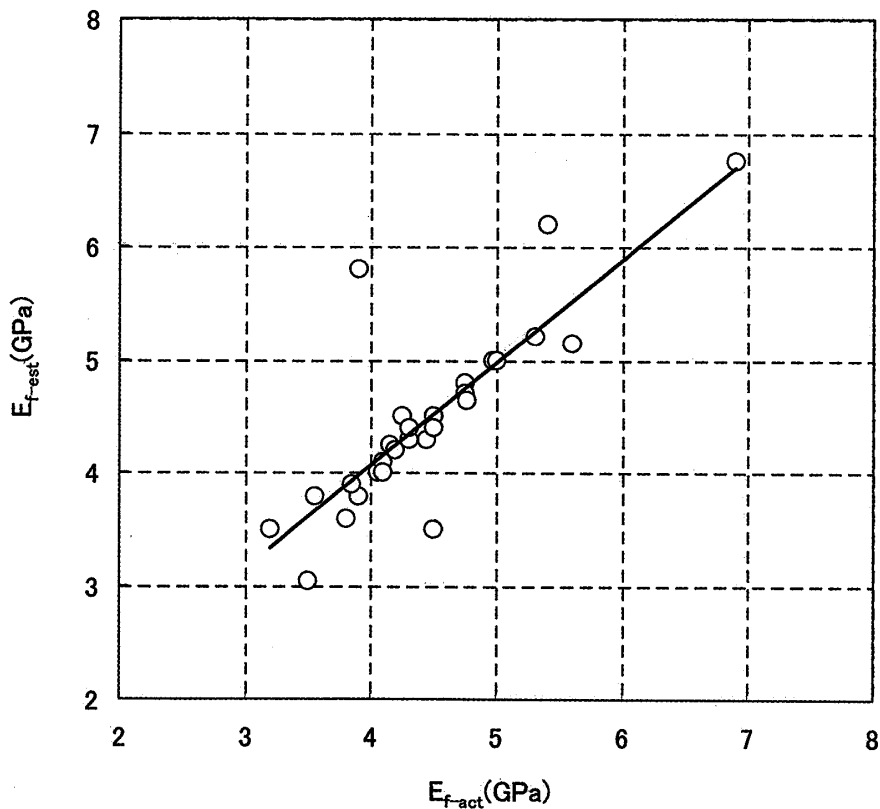


図4 打撃音法による  $E_{f-act}$  と誤差逆伝播学習法による  $E_{f-est}$  との関係

## 4. 結 論

本研究では、丸太材の強度性能を確保するために、従来の打撃音法により求めた動的ヤング係数  $E_{f-act}$  と、誤差逆伝播学習法を適用して推定した動的ヤング係数  $E_{f-est}$  について比較検討した。その結果、以下の結論を得た。

- ①  $E_{f-act}$  と  $E_{f-est}$  の両者の度数分布の形状は、近似した結果を示した。
- ②  $E_{f-act}$  と  $E_{f-est}$  の単回帰分析から、両者には正の高い相関関係が認められた。

以上の結論から、誤差逆伝播学習法による動的ヤング係数の推定は可能であるといえる。ただ、今回用いた18種類の丸太材のプロファイル情報の中には、欠損する可能性もあり、なおかつ、情報収集に困難をとまなうものもあるため、今後は入力情報の精査に加えて、よりコンパクトなネットワークモデルの構築が必要といえる。

## 5. 参考文献

- 1) 中村昇, 高岸毅, 名波直道, 有馬孝禮, 内迫貴幸: スギ丸太のヤング係数の地域差と丸太内部の変動, 木材工業, 第46巻, 315(1991)
- 2) 祖父江信夫: FFT スペクトルアナライザを用いた木材の過渡的縦振動によるヤング係数測定, 木材学会誌, 32, 744-747 (1986)
- 3) 鹿児島県工業技術センター研究成果報告書: 中小断面集成材の製造システムの開発, 21-25 (1998)
- 4) 寺床勝也, 藤田晋輔, 服部芳明: 南九州産スギ材の強度性能 (I) 打撃音法による縦継ぎ材の強度推定, 鹿児島大学農学部学術報告, 第47号, 29-36 (1997)
- 5) 馬場則夫, 小島史男, 小澤誠一: ニューラルネットの基礎と応用, 4-25, 共立出版 (2002)

### Abstract

The predicted values of dynamic elasticity ( $E_{f-est}$ ) for logs of *Cryptomeria japonica* were estimated by Back Propagation Method.  $E_{f-est}$  that were calculated by this method were evaluated with actual value ( $E_{f-act}$ ) that were obtained by TLVT (an analysis of Tones of Longitudinal Vibration by Tap) method. As the results, the frequency distributions of  $E_{f-act}$  and  $E_{f-est}$  showed a tendency similar well and the correlation coefficient was 0.8 between  $E_{f-act}$  and  $E_{f-est}$ . In a conclusion, the possibility of this method is suggested for mechanical grading.

**Keywords** : Back Propagation method, TLVT (an analysis of Tones of Longitudinal Vibration by Tap) method, dynamic elasticity, *Cryptomeria japonica*, mechanical grading