

階層型ニューラルネットによる魚種の識別<sup>\*1</sup>森元映治<sup>\*2</sup>・中村 誠<sup>\*2</sup>・大崎榮喜<sup>\*2</sup>・平岡 敦<sup>\*4</sup>・  
加藤隆憲<sup>\*2</sup>・須田有輔<sup>\*3</sup>・和田憲造<sup>\*5</sup>

## Discrimination of fish species by layered neural networks

Eiji Morimoto <sup>\*2</sup>, Makoto Nakamura <sup>\*2</sup>, Eiki Osaki <sup>\*2</sup>, Atsushi Hiraoka <sup>\*4</sup>,  
Takanori Katoh <sup>\*2</sup>, Yusuke Suda <sup>\*3</sup>, and Kenzo Wada <sup>\*5</sup>

The identification and classification of fish species by neural networks with a back propagation algorithm has been studied on the basis of the truss-protocol method which characterized the features of fish shapes in processing image information. The feature vector composed of elements from twenty-one relations among the landmarks normalized by fish body length was defined as the learning network input along with the introduction of two new landmarks for the parietal region and the eye center. A dual structured network learning was developed to improve the test results for the population of eleven species, showing satisfactory accuracy in the specific sort discrimination and the multi species recognition.

## 1 緒 言

近年、日本の水産業市場には外国産の魚が多く輸入されるため、類似した魚種が分別されること無く市場に出回ることが多くなっている。これは魚種の識別が必ずしも熟練者によって行われていないことが主な原因であるが、この問題の根幹には我が国における水産業の低速化と若年層における労働職種の志向の変化から漁業従事者が減少し、かつ高年齢化しつつあるという状況がある。したがってその解決には人力によらぬ何らかの方法を検討することが必要であると考えられる。本論文ではその方法の一つとして、

外観の情報から魚体形状の特徴を定量化し、魚種を識別する方法について検討した。人が魚体を見る場合、いくつかの特徴となる部位に注目し、それらの相対的位置関係を判断する。例えば、目、口、背鰭、腹鰭といった、形状が明瞭に判断できる部位の位置関係を抽出し、それにより魚種を認識する。分別を機械に行なわせる場合にも、熟練者の持つ知識及び技術を活用しながら作業を行うシステムを構築することが出来れば、質の高い作業結果が得られるものと期待される。その様な観点から本研究では情報の定量化のために魚種の分類に開発された方法を用い、ニューラルネット学習によって選別する方法について検討した。

---

水産大学校研究業績 第1643号, 2000年11月2日受付。

Contribution from National Fisheries University, No.1643, Received Nov. 2, 2000.

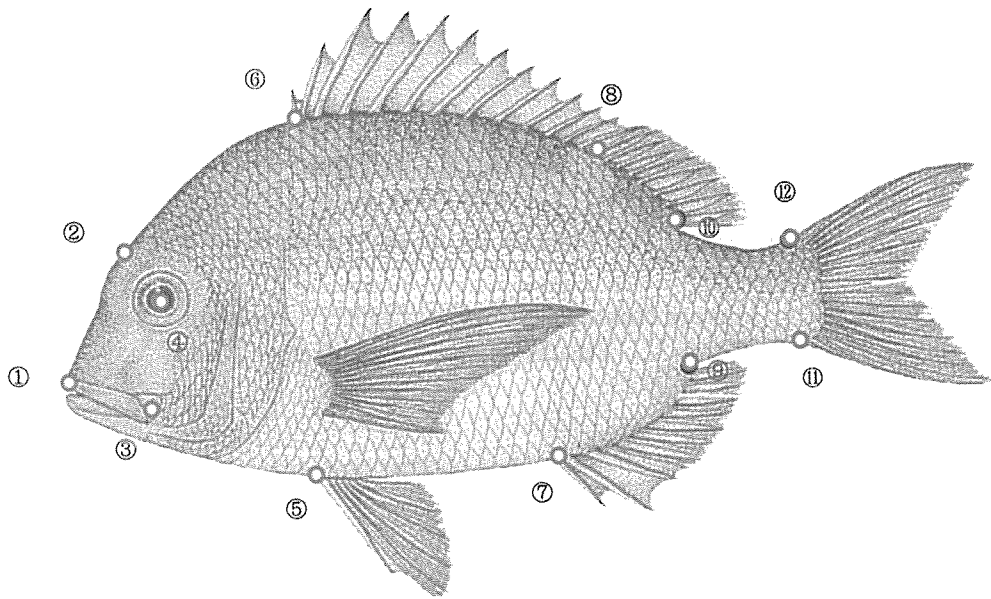
\*1 国際人間工学シンポジウム2000(平成12年)にて発表。

\*2 水産大学校海洋機械工学科海洋環境工学講座(Laboratory of Ocean Environmental Engineering, Department of Ocean Mechanical Engineering, National Fisheries University)

\*3 水産大学校海洋生産管理学科資源環境計画学講座(Laboratory of Marine Resources and Environment Planning, Department of Fishery Science and Technology, National Fisheries University)

\*4 川崎油工(株)(Kawasaki Hydromechanics Corp.)

\*5 山口大学工学部機械工学科(Department of Mechanical Engineering, Yamaguchi University)



- |                            |                                      |
|----------------------------|--------------------------------------|
| ① tip of snout             | ⑦ origin of anal fin                 |
| ② parietal region          | ⑧ origin of soft dorsal portion      |
| ③ posterior end of maxilla | ⑨ insertion of anal fin              |
| ④ center of eye            | ⑩ insertion of dorsal fin            |
| ⑤ insertion of pelvic fin  | ⑪ origin of lower lobe of caudal fin |
| ⑥ origin of dorsal fin     | ⑫ origin of upper lobe of caudal fin |

Fig. 1. Trasprotocol landmarks for fish with one dorsal fin

## 2 理 論

### 2.1 トラスプロトコル

魚体外観の画像から魚種形状を認識し情報を定量化するためにトラスプロトコル<sup>1,2)</sup>を導入した。この方法では魚の側面に特徴となる点を決め、それらの相対的位置関係から形状の特徴を表す。この特徴点をランドマークと呼ぶ。ランドマークとしては、吻端、頭頂部、主上顎骨後端部、背鰭や腹鰭の起部と後端部などが用いられる<sup>3)</sup>。本研究でデータとして用いたランドマークはFig.1<sup>8)</sup>に示す①～⑫の全12点である。これらのうち、特に③と④の点は今回新たに定義したランドマークで、いずれも画像から明瞭に読みとられる点である。また、トラスプロトコルとしては頭頂部の

ランドマーク②の明瞭な定義が与えられていなかったため、新たな定義を与えた。すなわち、Fig.2<sup>8)</sup>に示すように第一

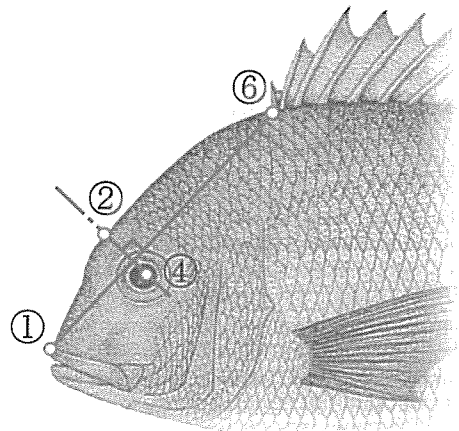


Fig. 2. Difinition of the parietal region

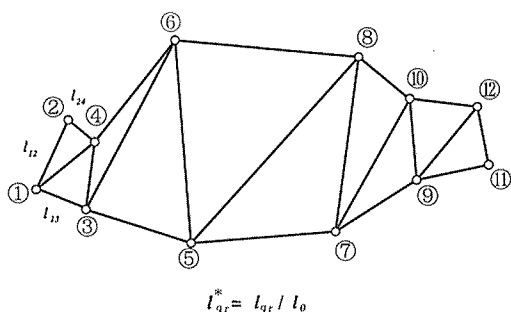


Fig. 3. Triangulate network applied to 12 landmarks

背鰭起部⑥と吻端①を結ぶ直線に対して、眼球中心④を通りこれに直交する線を引き、この直線が魚体の輪郭と交わる点を頭頂部②とした。

これらのランドマークを用いて形状部位の相対的関係を記述するために、Fig. 3 に示すようにランドマーク間を直線で結び5個の四辺形を作る。さらに各々の四辺形に対角線を一本ずつ引き三角形を形作る。以上の操作により得られたランドマーク  $q$  と  $r$  の間の距離を  $l_{qr}$  とし、体長  $l_0$  により正規化した値を  $l_{qr}^*$  と表す。

$$l_{qr}^* = \frac{l_{qr}}{l_0} \tag{1}$$

これにより魚体の形状は21個のスカラー量  $l_{qr}^*$  により特徴付けることができる。

## 2.2 ニューラル・ネットワーク

魚種の識別には階層型ニューラル・ネットワークを用い、その学習はバック・プロパゲーション法によった<sup>4)</sup>。ニューロンの基本構造を Fig. 4 に示す。いま  $j$  番目のユニットに注目し、これに接続する  $n$  個のユニットから信号  $x_i$  が入力されているものとする。このとき  $x_i$  はシナプス荷重  $w_{ji}$  に比例して  $j$  番目ユニットに伝達され、ニューロン内で総和  $s_j$  が作られる。さらに  $s_j$  がある閾値  $\theta_j$  を超えたとき、ユニットは強さ  $y_j$  の信号を出力する。これらの関係を数式で表すと、

$$s_j = \sum_{i=1}^n w_{ji} x_i \tag{2}$$

$$y_j = f_j(s_j - \theta_j) \tag{3}$$

ここで  $f_j(\cdot)$  は出力関数を表す。

Fig. 5 のような入力層  $I$ 、出力層  $O$ 、中間層  $H$  からなる階層型構造のネットワークを考える。図中、 $u_{pk}$  を  $p$  番目の入力パターンのユニット  $k$  への入力、 $y_{pj}$  を  $p$  番目の入力パターンに対するユニット  $j$  への出力とする。 $x_{pi}$ 、 $x_{pi}$  はそれぞれ  $p$  番目の入力パターンに対するユニット  $i$ 、 $j$  の出力である。 $w_{ji}$  はユニット  $i$  からユニット  $j$  間の信号の重み付けを行うシナプス荷重、 $s_{pj}$  はユニット  $j$  に入力される信号の和、 $\theta_j$  は閾値である。これより、

$$s_{pj} = \begin{cases} \sum_{i=1}^n u_{pi} w_{ji} & i \in I \\ \sum_{i=1}^n x_{pi} w_{ji} & i \in H \cup O \end{cases} \tag{4}$$

$$x_{pj} = f_j(s_{pj} - \theta_j) \text{ (但し, } j \in O \text{ のとき, } x_{pj} = y_{pj}) \tag{5}$$

ここで、閾値  $\theta_j$  も入力ノードの一つとして考えると、

$$s_{pj} = \begin{cases} \sum_{i=1}^{n+1} u_{pi} w_{ji} & i \in I \\ \sum_{i=1}^{n+1} x_{pi} w_{ji} & i \in H \cup O \end{cases} \tag{6}$$

(但し、 $x_{p(n+1)} = -1$ 、 $w_{j(n+1)} = \theta_j$ )

$$x_{pj} = f_j(s_{pj}) \text{ (但し, } j \in O \text{ のとき, } x_{pj} = y_{pj}) \tag{7}$$

これにより、入力ベクトル  $u_p$  から出力ベクトル  $y_p$  を算出する。

シナプス荷重の修正方法としてはデルタ則<sup>5)</sup>を用いた。パターン  $p$  に対する出力  $y_{pj}$  とその教師出力  $t_{pj}$  の間の二乗誤差を次のように定義する。

$$E_p = \frac{1}{2} \sum_j (y_{pj} - t_{pj})^2 \tag{8}$$

この二乗誤差を各シナプス荷重ごとに最小になるよう修正

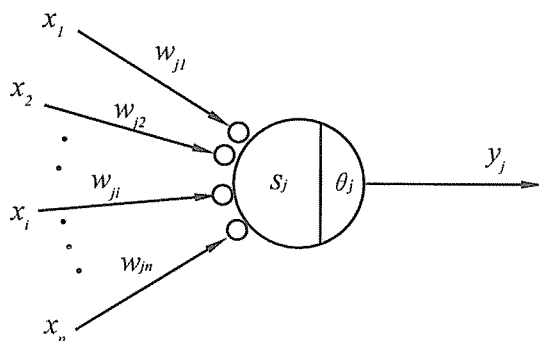


Fig. 4. Neuron model

し、全体の誤差が減少することとする。このことより、

$$\Delta_p w_{ji} \propto - \frac{\partial E_p}{\partial w_{ji}} \tag{9}$$

ここで

$$\begin{aligned} \frac{\partial E_p}{\partial w_{ji}} &= \frac{\partial E_p}{\partial s_{pj}} \frac{\partial s_{pj}}{\partial w_{ji}} \\ &= \frac{\partial E_p}{\partial s_{pj}} \frac{\partial}{\partial w_{ji}} \sum_k x_{pk} w_{jk} \\ &= \frac{\partial E_p}{\partial s_{pj}} x_{pi} \end{aligned} \tag{10}$$

さらに、

$$\delta_{pj} = \frac{\partial E_p}{\partial s_{pj}} \tag{11}$$

とおくと、

$$\frac{\partial E_p}{\partial w_{ji}} = \delta_{pj} x_{pi} \tag{12}$$

また、

$$\begin{aligned} \delta_{pj} &= \frac{\partial E_p}{\partial s_{pj}} \\ &= \frac{\partial E_p}{\partial x_{pj}} \frac{\partial x_{pj}}{\partial s_{pj}} \\ &= \frac{\partial E_p}{\partial x_{pj}} f_j'(s_{pj}) \end{aligned} \tag{13}$$

次に、 $\partial E_p / \partial x_{pj}$  について考える。

まず出力層 ( $j \in O$ ) の場合、 $x_{pj} = y_{pj}$  であるから

$$\begin{aligned} \frac{\partial E_p}{\partial x_{pj}} &= \frac{\partial E_p}{\partial y_{pj}} \\ &= \frac{\partial}{\partial y_{pj}} \left\{ \frac{1}{2} \sum_j (y_{pj} - t_{pj})^2 \right\} \\ &= y_{pj} - t_{pj} \end{aligned} \tag{14}$$

また中間層 ( $j \in H$ ) の場合、

$$\begin{aligned} \frac{\partial E_p}{\partial x_{pj}} &= \sum_k \frac{\partial E_p}{\partial s_{pk}} \frac{\partial s_{pk}}{\partial x_{pj}} \\ &= \sum_k \delta_{pk} \frac{\partial}{\partial x_{pj}} \left( \sum_l w_{kl} x_{pl} \right) \\ &= \sum_k \delta_{pk} w_{kj} \end{aligned} \tag{15}$$

シナプス荷重の修正は以下のように行われる。

$$w_{ji}^* = w_{ji} + \Delta_p w_{ji} \tag{16}$$

(9)式と(12)式より

$$\Delta_p w_{ji} = -\eta \delta_{pj} x_{pi} \tag{17}$$

$$\delta_{pj} = \begin{cases} f_j'(s_{pj}) (y_{pj} - t_{pj}) & j \in O \\ f_j'(s_{pj}) \sum_k \delta_{pk} w_{kj} & j \in H \end{cases} \tag{18}$$

出力関数として次の形のロジスティック関数を用いた。

$$f(x) = \frac{1}{1 + \exp(-\beta x)} \tag{19}$$

$\beta$  は傾きを与えるパラメータで、 $\beta \rightarrow \infty$  でステップ関数になる。

今回のシミュレーションでは、中間層には  $\beta = 1$  のロジスティック関数、出力層に  $\beta$  をパラメータとするロジスティック関数を用いた。それぞれの微分は次のようになる。

中間層；

$$\begin{aligned} \frac{df(x)}{dx} &= \frac{\exp(-x)}{\{1 + \exp(-x)\}^2} = \frac{\{1 + \exp(-x)\} - 1}{\{1 + \exp(-x)\}^2} \\ &= f(x) - f^2(x) \end{aligned} \tag{20}$$

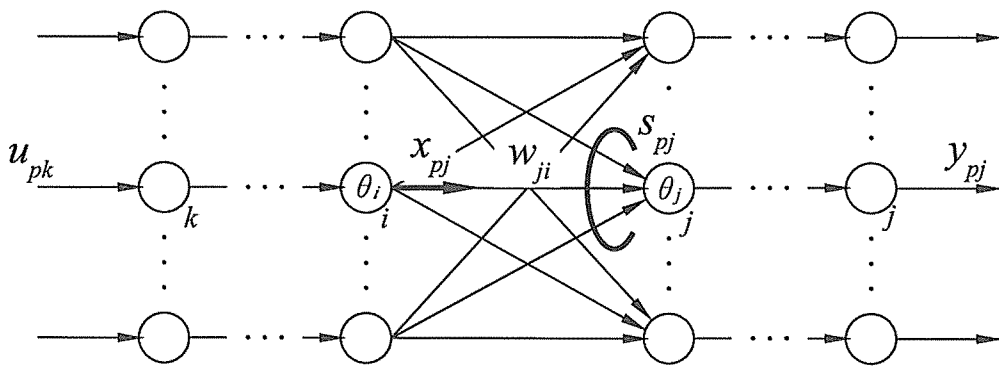


Fig. 5. Layered neural network

出力層：

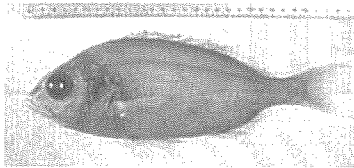
$$\frac{df(x)}{dx} = \frac{\beta \exp(-\beta x)}{\{1 + \exp(-\beta x)\}^2} = \beta \frac{\{1 + \exp(-\beta x)\} - 1}{\{1 + \exp(-\beta x)\}^2} \\ = \beta \{ f(x) - f^2(x) \} \quad (2)$$

(18)式において、 $j \in H$  の  $f_j'(s_{mj})$  には(2)式、 $j \in O$  の

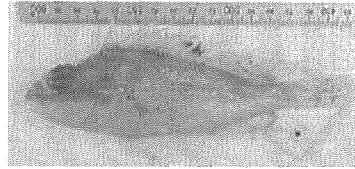
$f_j'(s_{mj})$  には(2)式をそれぞれ適用した。

### 3 識別結果

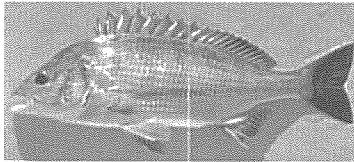
ネットワークの構造は、トラスプロトコルによる相対距離と魚種の識別値を、それぞれ入力データと出力値の教師データとするため、入力層ノード21個、出力層ノード1個



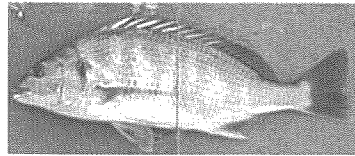
(a) *Dentex macrophthalmus*



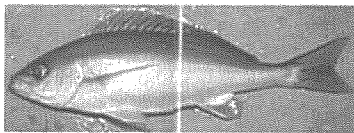
(b) *Scorpaena notata*



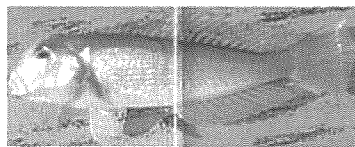
(c) *Acanthopagrus schlegeli*



(d) *Acanthopagrus latus*



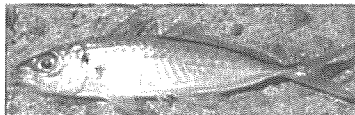
(e) *Prapristipoma trilineatum*



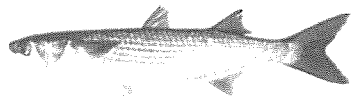
(f) *Branchiostegus japonicus*



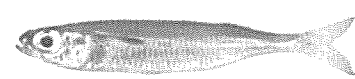
(g) *Sillago parvisquamis*



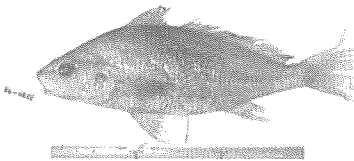
(h) *Trachurus japonicus*



(i) *Mugil cephalus cephalus*



(j) *Atherinomorus lacunosus*



(k) *Umbrina canariensis*

Fig. 6. Fishes used for the classification

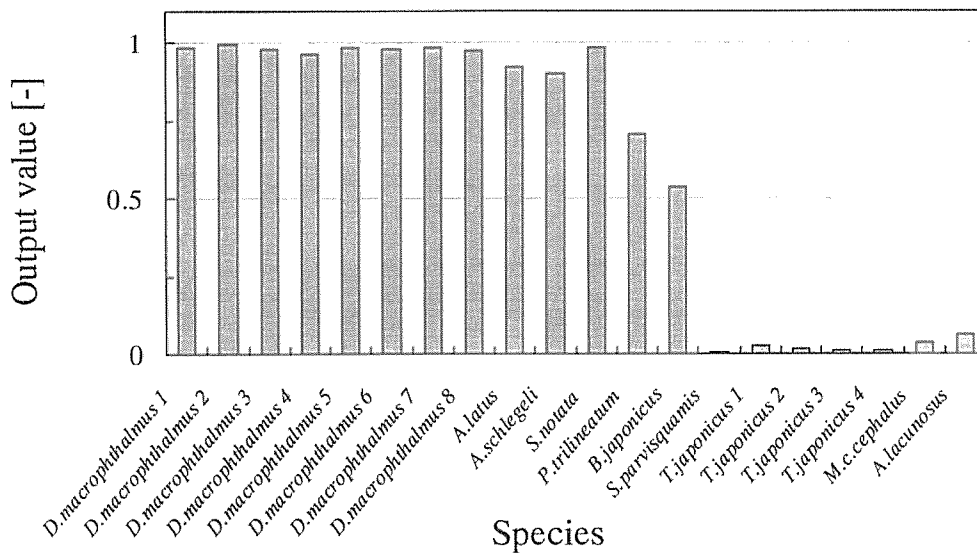


Fig. 7. Discrimination of each individuals (21-21-1 network,  $\eta = 0.1$   $\beta = 1$ )

である。特に入力には (1) 式を要素とする特徴ベクトルである。中間層は 1 層および 2 層の構造を用いた。また、二重構造のネットワークを構成し識別の精度を検討した。

今回サンプルとして用いた魚は Fig. 6 に示すタイ科 *D. macrophthalmus*, フカサゴ科 *S. notata*, クロダイ, キチス, イサキ, アカアマダイ, アオギス, マアジ, ボラ, イワシ, および *U. canariensis* の 11 種類である<sup>6-10)</sup>。識別方法としては、複数の魚種からなる母集団から特定の一種類の魚種を選別する場合、および複数の魚種を各々認識する場合について検討した。

### 3. 1 特定 1 魚種の選別

まず特定の一種類の魚種を選別する場合について述べる。特定魚種として *D. macrophthalmus* を用い、ネットワークの学習における出力値を 1, その他の魚種に対する値を 0 とし、21 個のネットワーク入力と教師データを与える 3 層構造のネットワークを学習させた。予備的検討から学習回数は 10,000 回をめぐとした。

学習結果を Fig. 7 に示す。まずこの学習例では選別対象となる *D. macrophthalmus* の出力値がほぼ 1 に近いという結果を得た。また対象魚種と形状の大きく異なるこれらの魚種については、ほぼ 0 の出力となっている。しかしなが

ら中央部に示す数種類の魚種については対象魚種との分離が不十分で、これは魚形が右側に並ぶグループの魚種より対象魚種に近似していることに因るものである。また、Fig. 8 は教師データの構造を変えて学習した結果であるが、対象魚種とその他の魚種との差は大きいものの、一部の魚種の学習が十分では無いため中間的値を示した結果となっている。このため分離の精度を向上させるために本研究では二重の構造を持つネットワーク学習アルゴリズムを提案した。すなわち Fig. 9 で、まず第一番目のネットワークで対象魚と大きく形状の異なるものを区別し、次に対象魚に近い魚種について分離学習を行い対象魚を絞り込む。Fig. 10 が最終的に得られた出力で、*D. macrophthalmus* のみを抽出することができた。

画像からランドマークの位置を抽出する際、鰭が倒れているなどの理由で、位置を読みとれない場合がある。したがってランドマーク位置を推定することを試みた。Fig. 11 はランドマーク⑧背鰭の軟条起部が不明瞭である場合の推定法を示す。まず⑧と隣接する点の相対関係を調べ、①と⑩の間に基準線をとる。⑦を通り⑧へ向かう線分が、この基準線となす角を  $\theta$ , また⑥~⑩の線との交点を P とし、⑦~P の距離を基準に⑧の位置を比率  $t$  で表す。以上よりサンプル魚について  $\theta$  と  $t$  の平均値を求め⑧の位置を推定する。この推定値を用いて学習させた結果、ランドマークが読み取り難いデー

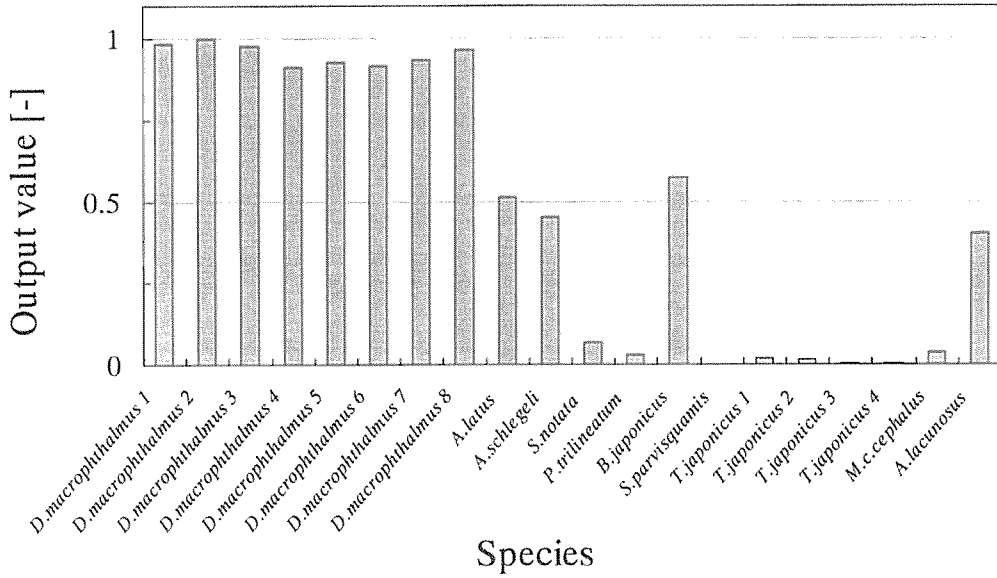


Fig. 8. Discrimination of each individuals (21-21-1 network,  $\eta = 0.1$   $\beta = 1$ )

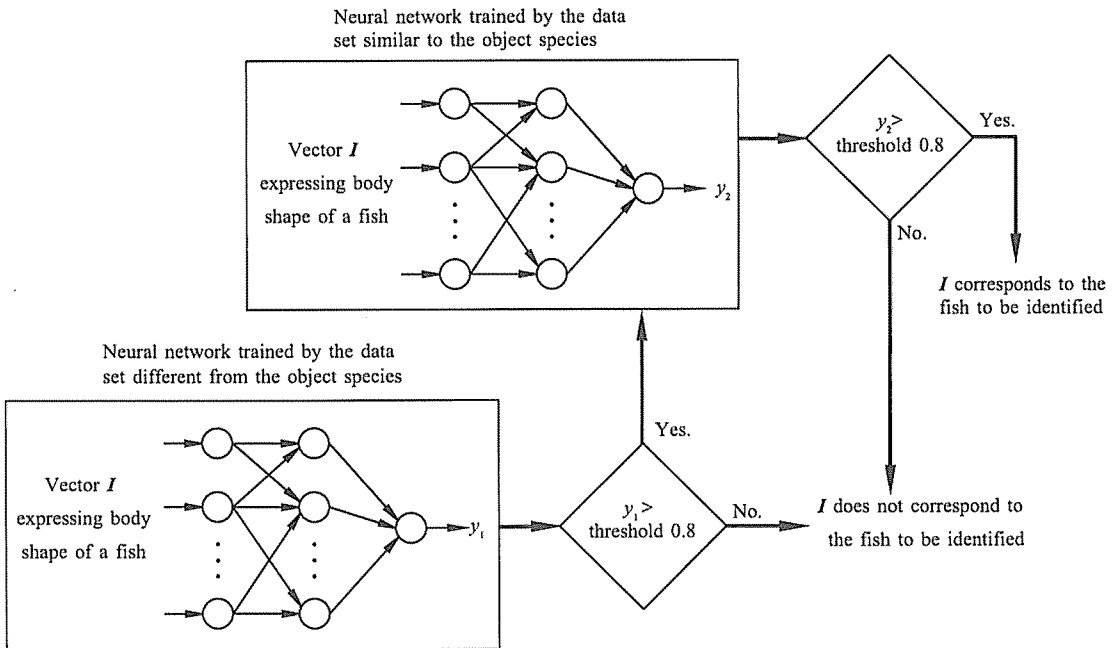
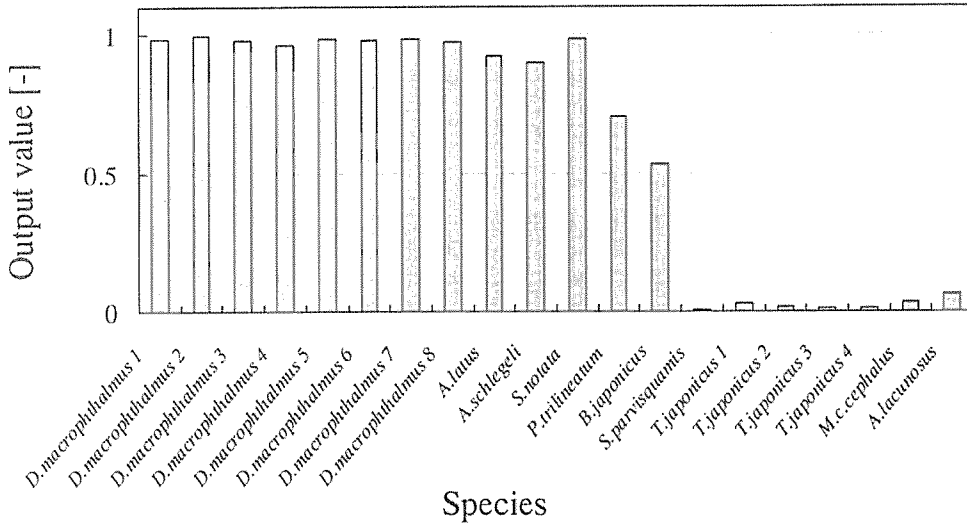
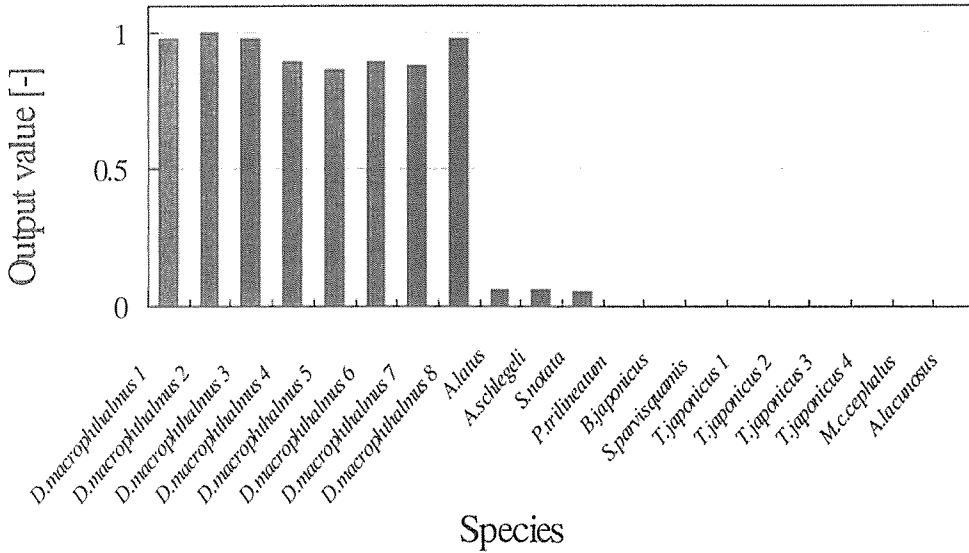


Fig. 9. Dual structured algorithm



(a) No.1 network output



(b) No.2 network output

Fig. 10. Classification by structured neural net algorithm



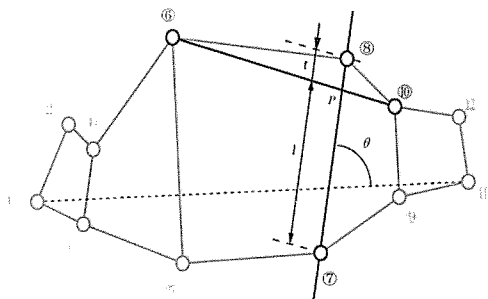


Fig. 11. Estimation of uncertain landmark  
タについても良好な識別結果が得られた。

### 3. 2 多魚種の分類

タイ科 *D. macrophthalmus*, ニベ科 *U. canariensis*, ア

ジ科マアジの3種類の識別を試みた。これらの魚種は科が異なり、かつデータ数が豊富に得られたため対象として用いた。識別ではネットワークの出力ノードを1個とする場合と、出力ノードを3個とする場合の2通りを試みた。出力ノード1個の場合には教師データを3魚種について各々異なる値にして学習させた。

ここでは、

$$\begin{aligned} D. macrophthalmus &= 1, \\ U. canariensis &= 2, \\ \text{マアジ} &= 3 \end{aligned}$$

とした。

またノード数3個の場合には

$$\begin{aligned} D. macrophthalmus &= (1, 0, 0), \\ U. canariensis &= (0, 1, 0), \\ \text{マアジ} &= (0, 0, 1) \end{aligned}$$

とした教師データにより学習をおこなった。

Fig.12は出力ノードが1個の場合の結果である。複数の魚種について良好な認識を行っていることがわかる。また

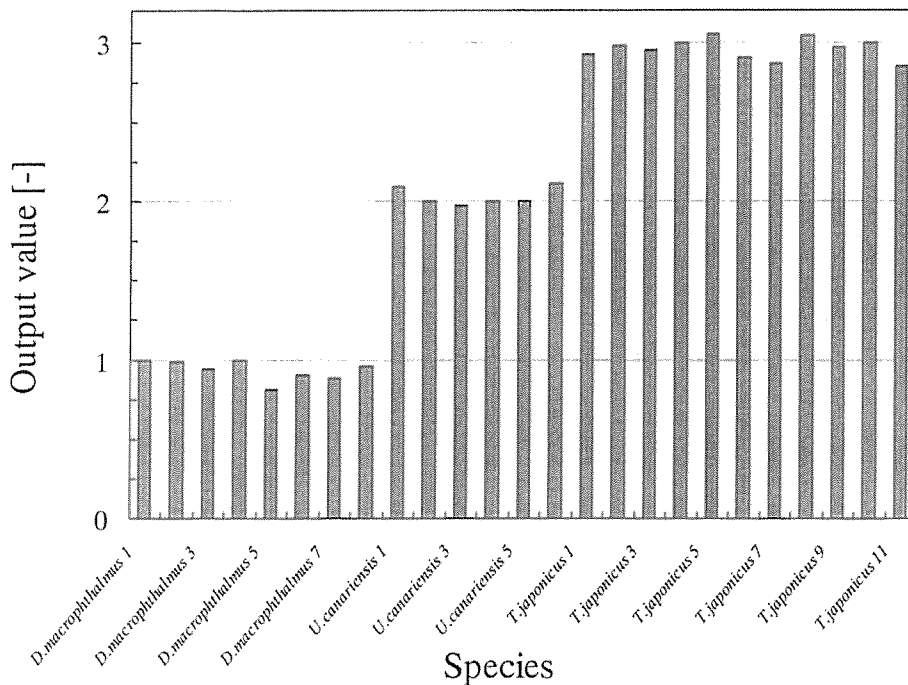


Fig. 12. Identification of each in dividualls (21-21-1 network,  $\eta = 0.1$   $\beta = 1$  )

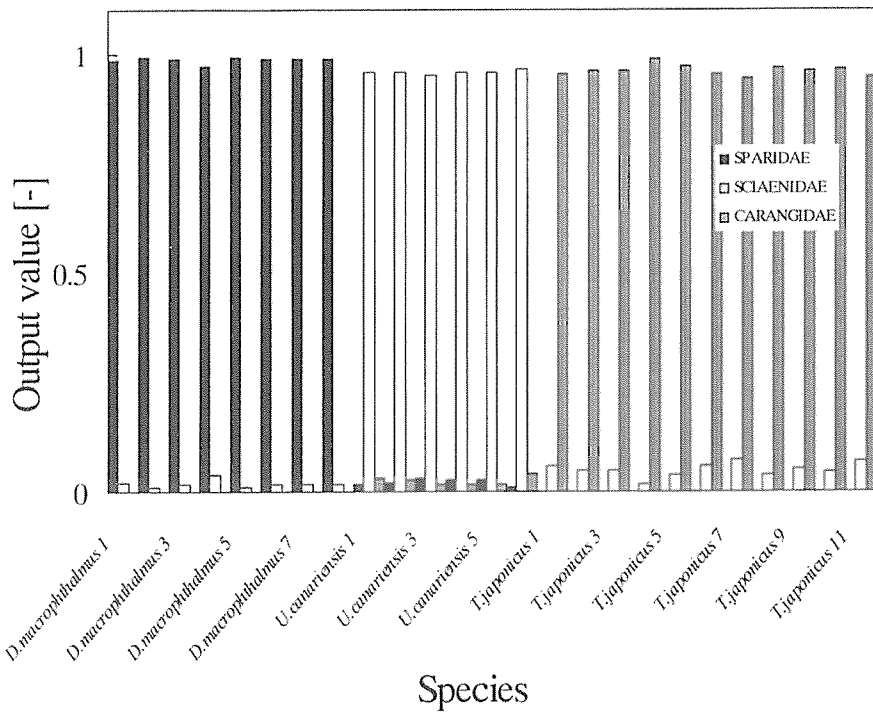


Fig. 13. Identification of each individuals (21 - 21 - 1 - 13 network,  $\eta = 0.05$   $\beta = 1$  )

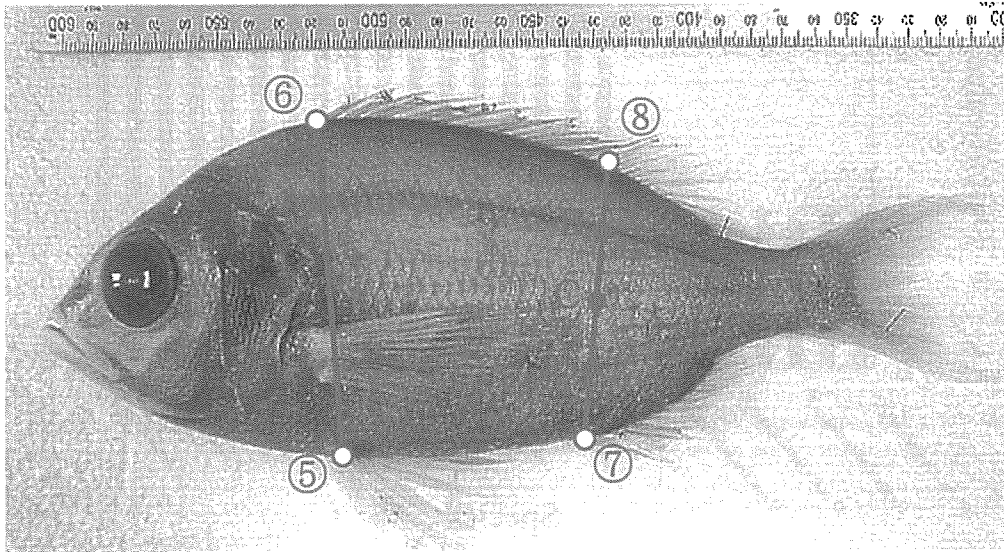


Fig. 14. Sampling points for RGB color data

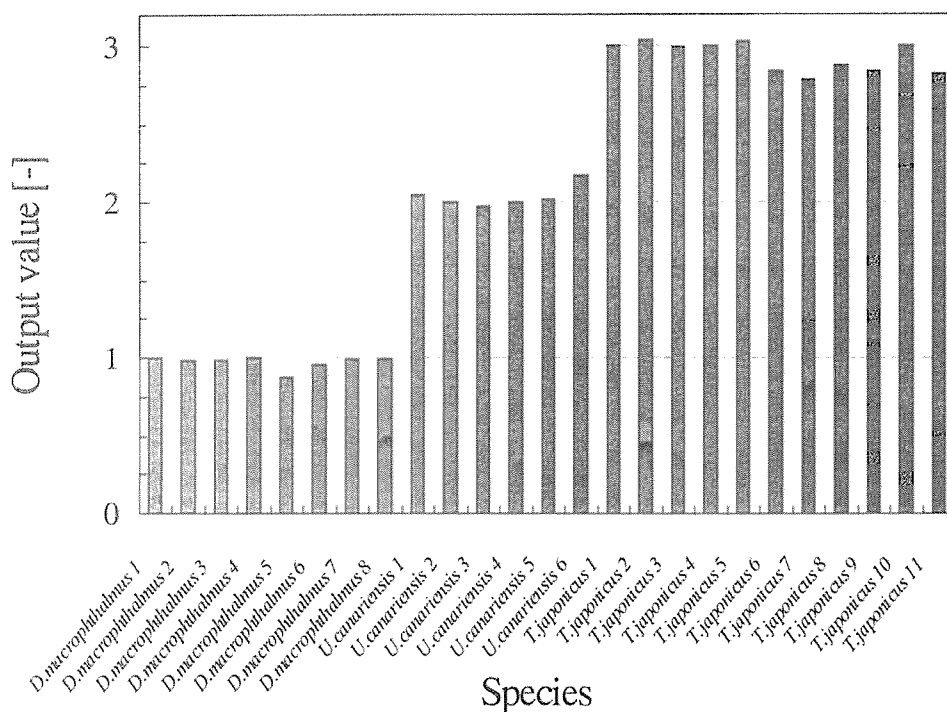


Fig. 15. Identification of each individuals in the case of learning using color date (21-21-1 network,  $\eta = 0.1$   $\beta = 1$ )

この Fig. 13 は出力ノード 3 個による結果であるが、この場合も対象とする魚種を他の魚種と明瞭に区別して認識が行われていることがわかる。

### 3. 3 表面色を用いた識別

人が魚種を特定する場合、形状に加えて魚の色も重要な情報となる。無論、体表面の色は、一色かつ一様では無く複雑ではあるが、概して青い魚あるいは赤い魚と表現し認識することが出来ることから、その情報は、少なくとも、人が認識する際の一つ情報となり得る。そこで、ここでは、体表面の一部から色の情報を取り出し、選別に及ぼす影響について、検討を行った。今回は、Fig. 14 のように、数点の色情報の平均値を RGB 値として、ネットワークデータに与えた。識別結果を Fig. 15 に示す。ネットワーク学習後の認識では色データの付加による精度の向上が見られた。しかしながら、その識別誤差の減少はわずかな値にとどまった。その理由としては、第一に、今回の色の情報が各個体について比較的バラつきが大きかったことである。また、

第二に、形状の情報に付加する形でデータを与えたため、学習に対する色情報の感度が低かったと考えられる。しかし魚種を大別するには経験的にも色の情報は有効であることから、選別の初段階で活用すれば、効率を上げるために有用であると考えられる。

## 4 結 言

以上をまとめると；

- (1) 魚種を外観の画像情報から識別するためにトラスプロトコルを基本として階層型ネットワーク学習による方法を用いた。
- (2) 特定魚種の選別および多種の魚種の識別のいずれも良好な結果が得られた。
- (3) 2重構造のネットワーク学習により選別精度を向上することができた。
- (4) 魚体表面の色が選別に及ぼす効果についても検討し有効性が認められた。

## 主な記号

$E$	: 二乗誤差
$f$	: 出力関数
$H$	: 中間層
$I$	: 入力層
$l_o$	: 体長
$l_{pr}$	: トラス長
$l^*_{qr}$	: 無次元トラス長
$O$	: 出力層
$s_{pj}$	: ユニット $j$ に入力される信号の総和
$u$	: 入力ベクトル
$u_{pk}$	: パターン $p$ のユニット $k$ への入力
$w_{ij}$	: ユニット $i$ から $j$ への信号にかかるシナプス荷重
$x_{pi}$	: パターン $p$ に対するユニット $i$ の出力
$x_{pj}$	: パターン $p$ に対するユニット $j$ の出力
$y$	: 出力ベクトル
$y_{pj}$	: 入力パターン $p$ に対するユニット $j$ の出力
$\Delta w_{ij}$	: $w_{ij}$ の修正量
$\eta$	: 学習率
$\theta_i$	: $i$ 番目ニューロンの閾値

## 添字

$i, j$	: ユニット番号
$p$	: 入力パターン番号
$q, r$	: ランドマーク番号

## 文 献

- 1) R.E.Strauss and F. L. Bookstein : Systematic Zoology, 31(2), 113 ~ 135 (1982).
- 2) R.E.Strauss and L.A.Fuiman: Canadian Journal of Zoology, 63, 1582 ~ 1589 (1985).
- 3) C.B.Schreck and P.B.Moyle, eds.. American fisheries society, 109 ~ 140 (1990).
- 4) 甘利俊一・向殿政男: ニューロとファジィ, 培風館, 東京, 1994, pp.55 ~ 66.
- 5) M.T.Hagan, H.B.Demuth, M.Beale : Neural Network Design, PWS Publishing Company, Boston, 1996, pp.7-13.
- 6) P.J.P.Whitehead, M.L.Bouchot, J.C.Hureau, J.Nielsen, E.Tortonese : Unesco, 517 ~ 1007, (1986).
- 7) 中坊徹次編: 日本産 魚類検索一全種の同定一, 東海大学出版会, 東京, 1993, pp.1 ~ 1236.
- 8) 阿部宗明・本間昭郎: 現代おさかな辞典, エス・ティー・エス, 東京, 1997, pp.115 ~ 451.
- 9) 小西英人: 新さかな大図鑑, 週刊釣りサンデー, 東京, 1997, pp.26 ~ 209.
- 10) 益田一・尼岡邦夫・荒賀忠一・上野輝彌・吉野哲: 日本産魚類大図鑑, 東海大学出版会, 東京 1988, pp.104 ~ 137.