

ニューラルネットを用いた魚種の識別 — 体色データの設定に関する一考察 —

平 雄一郎*・森元映治*・中村 誠*

Discrimination of Fish Species with Neural Networks — A Study on Setting of Color Data —

Yuichiro Taira*, Eiji Morimoto*, and Makoto Nakamura*

This report deals with a discrimination method of fish species with neural networks. In the authors' previous works, the feature parameters about color information used as the inputs of neural network were set at the points of a fish image, and the experiment showed that such a setting method of color data has a poor discrimination performance. The objective of this report is to find an effective setting method of color data for fish discrimination. Firstly, the method in which the feature parameters are set not at the points but in the areas of a fish image was considered, and the effectiveness of this method was confirmed by the experiment. Secondly, the problem of reduction in the number of color parameters was addressed, and it was showed in the experiment that the number can be reduced from 27 to 6.

Key words : Fishery engineering, Classification, Artificial intelligence, Image processing

1 緒 論

近年、我が国の漁業従事者数は減少の傾向にあるため、漁業関連作業の機械化・自動化が求められている。そこで著者らは、魚種の分別作業機械を対象として、その魚種自動識別法の開発を行ってきた^{1)~4)}。まず第1報¹⁾では、トラスプロトコル^{5),6)}の考えに基づいた特徴点(ランドマーク)を設定し、また第2報²⁾では、形状変形が少ない頭部付近でのみランドマークを設定し、それを識別用データとして入力に用いる階層型ニューラルネットワークを構成することにより魚種を識別する方法を考案した。これらの報告では、ランドマークを手動で設定していたので、つぎに第3報³⁾では、魚体画像から画像処理技術により魚体特徴データを取り込み、そのデータを用いて階層型ニューラルネットワークにより魚種を識別する方法を開発した。この報告では、1)形状データに関して、ランドマーク間の距離と角度よりも魚体の縦横比(アスペクト比)の方が魚種の特徴が現れること、2)形状データと体色データを比較すれば、形状データの方が魚種の誤認が少ないことが明らかにされた。また、魚体特徴データの個数

は、形状データの場合が19個、体色データの場合が27個であった。実装置への適用においては、入力数の減少は計算時間、つまり、処理時間の短縮につながるため、魚体特徴データの個数は少ないほど好ましい。そこで第4報⁴⁾では、形状データのみに着目し、その入力数を19個から4個に減らすことに成功した。

一方、我々が魚種を特定する場面を回想すれば、形状だけでなく体色情報も大いに利用していることが分かる。前報³⁾において、体色データに対する識別性能は不十分であることが示されたが、これは設定方法に問題があった可能性がある。

本報では、識別のための特徴量として体色データのみに着目し、前報³⁾よりも識別性能が高い設定方法を考案する。さらに、処理時間の短縮を実現するために、その個数の低減を試みる。

2 実験方法

本報で取り扱う方法は、基本的に前報³⁾と同様であるので、ここでは簡単にまとめる。魚体画像の画像処理から

ニューラルネットによる魚種の識別までの流れはつぎの通りであり、この一連の流れはコンピュータのプログラミング言語（ここでは、C言語を使用）で記述されている。

- (i) 画素（ピクセル）を単位とした魚体画像の2次元座標 (x, y) における色情報 $f_c(x, y)$ をコンピュータ内に取り込む。また、対象物である魚体を1、それ以外の背景を0とする2値画像処理⁷⁾を行い、画像の2次元座標 (x, y) の2値情報 $f_M(x, y)$ を求める。
- (ii) 2値情報 $f_M(x, y)$ を用いて次式で求まる魚体の重心 $G(x_G, y_G)$ を決定する。

$$x_G = \frac{\sum_x \sum_y x \cdot f_M(x, y)}{\sum_x \sum_y f_M(x, y)}, \quad y_G = \frac{\sum_x \sum_y y \cdot f_M(x, y)}{\sum_x \sum_y f_M(x, y)}$$

また、 $f_M(x, y)$ を用いて境界線追跡⁷⁾を行い、魚体の輪郭線を構成する座標点を求めて、互いの距離が最大となる2点を選定する。この2点は吻端と尾端であるので、撮影された魚の向きがすべて統一されていることを前提とすれば、吻端 T を決定できる。吻端 T をランドマーク①に取る (Fig. 1 参照)。

- (iii) 線分 TG の中点を通る垂線と輪郭線の交点をそれぞれ②および③とする。また、輪郭線①-②を4等分する点を④、⑤および⑥とする。同様に、輪郭線①-③に対しては、⑦、⑧および⑨とする。
- (iv) 線分④-⑦を4等分する点を⑩、⑪および⑫とする。同様に、線分⑤-⑧に対しては、⑬、⑭および⑮、線

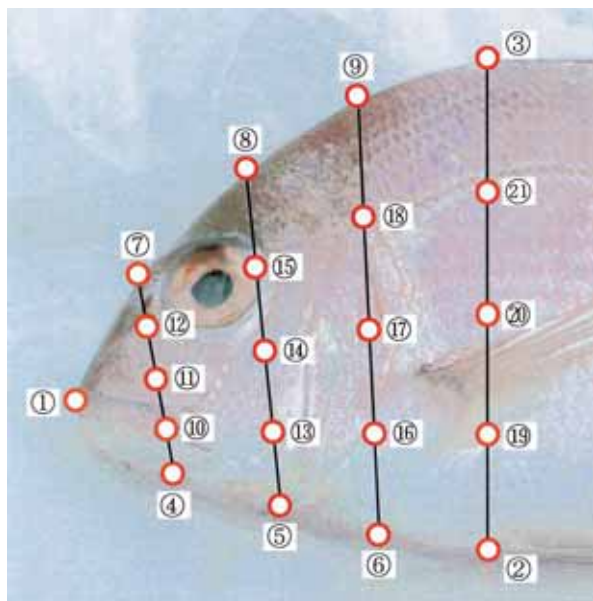


Fig. 1. Landmarks on a fish.

分⑥-⑨に対しては、⑯、⑰および⑱、線分②-③に対しては、⑲、⑳および㉑とする。これでランドマークの設定が終了する。

- (v) ランドマークを利用して、識別用データとなる体色に関する特徴量を設定する。なお、設定方法は次節で解析・検討する。
- (vi) 特徴量を階層型ニューラルネットワークに入力する (Fig. 2 参照)。それから、結合強度を介して得られた出力と教師データを比較することにより、その魚種を特定する。なお、学習段階では、出力の教師データを与えて、誤差逆伝播法⁸⁾により結合強度の学習を行う。

3 結果および考察

3.1 従来法と提案法の性能比較

まず、従来の体色データ設定方法³⁾の問題点を明らかにするために、従来法に対して特徴量解析を行った。解析実験で対象とした魚種は、Fig. 3に示すアカアマダイ (*Branchiostegus japonicus japonicus*, B. J. J.)、イボダイ (*Psenopsis anomala*, P. A.)、ウマズラハギ (*Navodon modestus*, N. M.)、キダイ (*Taius tumifrons*, T. T.)、サンマ (*Cololabis saira*, C. S.)、マアジ (*Trachurus japonicus*, T. J.)、マダイ (*Chrysophrys major*, C. M.)、ヤマトカマス (*Sphyræna japonica*, S. J.) の8種類であり、これらをつぎの2通りの魚種群に分けた。なお、前文の括弧内は図中で使用する略号⁹⁾である。

魚種群1：イボダイ、ウマズラハギ、キダイ、マダイ
魚種群2：アカアマダイ、サンマ、マアジ、ヤマトカマス

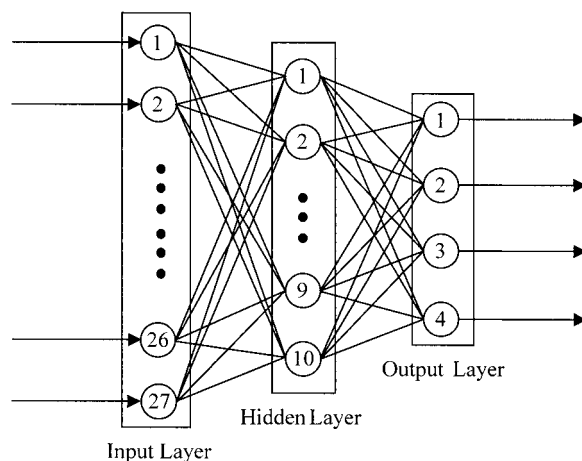


Fig. 2. Layered neural network for 27 color data.

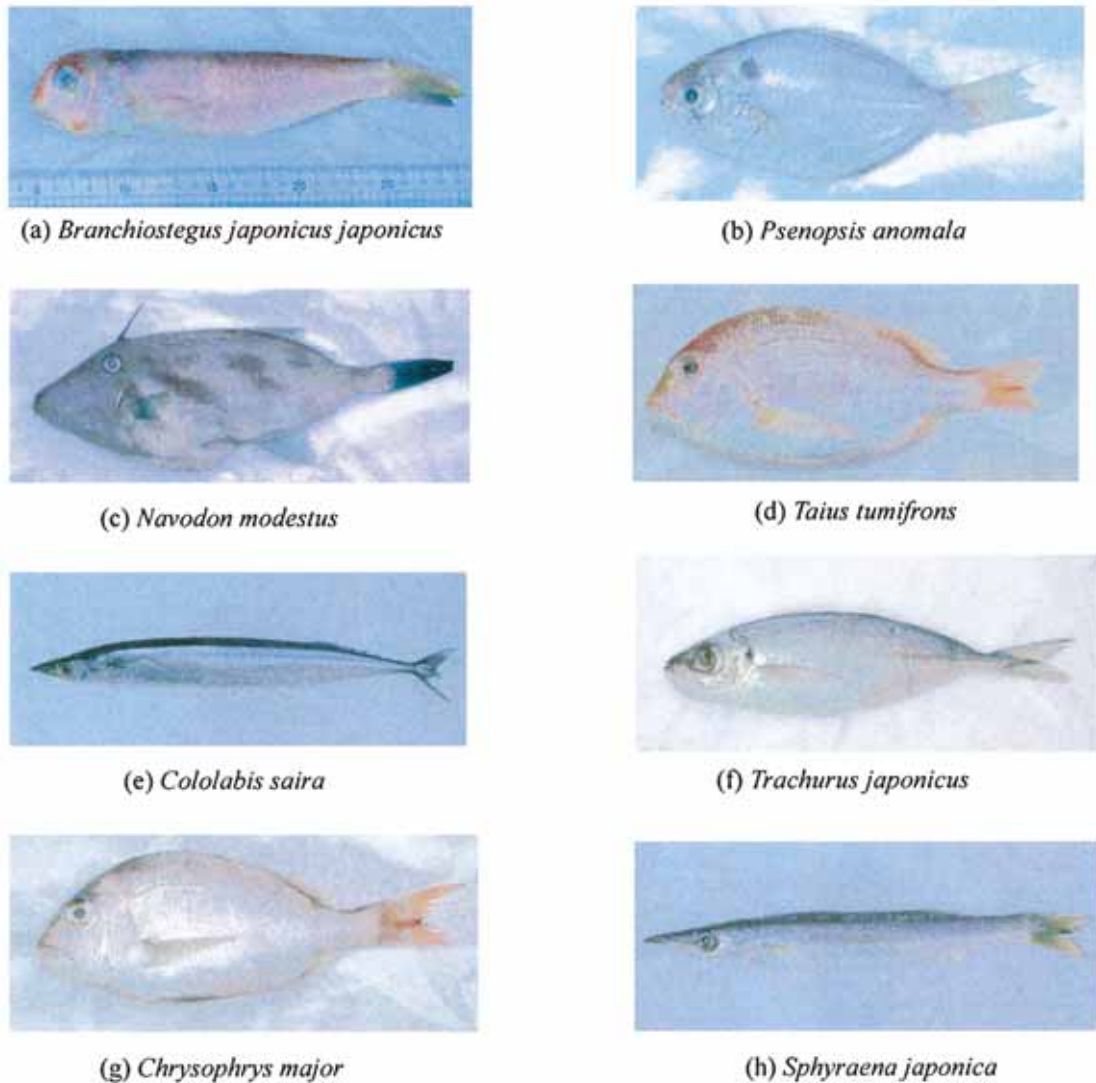


Fig. 3. Fishes used for discrimination.

これらの魚种群では、体色情報での魚種判別法の評価を明確にするため、形状が似ているものを選んだ。また、解析対象である従来の特徴量³⁾をTable 1に示す。この設定方法は、ランドマークの画素を中心とする周囲5画素×5画素の平均のRGB値(赤緑青)を特徴量とするものである。

魚种群1と2の特徴量をFig. 4と5にそれぞれ示す。両図(a)は各個体10尾の平均値、両図(b)はその標準偏差である。ただし、特徴量の値は前報³⁾と同様に正規化している。また、両図(a)と(b)の横軸はTable 1に示した体色に関する各特徴量の名称である。両図(a)からすれば、各魚種の平均値が重なっている部分は少ないので、この設定方法はそれなりの識別性能があってもおかしくない。一方、両図(b)より、各魚種の標準偏差はかなり大きいことが分かる。標準偏差はデータのバラツキを表現しており、データの信頼性の目安となるものである。すなわち、

Table 1の特徴量に対するデータ信頼性は低いことになる。この標準偏差が大きいことが従来の体色データ設定方法の問題点であると考えられる。

ここでは、従来法における標準偏差が大きい原因は、ランドマーク近傍の平均値という点の情報で特徴量を設定していることであると推測し、ランドマークを頂点とする多角形の平均値という面積の情報で特徴量を設定する方法を提案する。まず、提案法に対して特徴量解析を行った。対象とした魚种群は従来法の場合と同一である。また、提案法の特徴量をTable 2に示す。この設定方法は、3個のランドマークを頂点とする三角形領域の平均のRGB値を特徴量とするものであり、その個数を従来法の27個と同程度になるように24個としている。

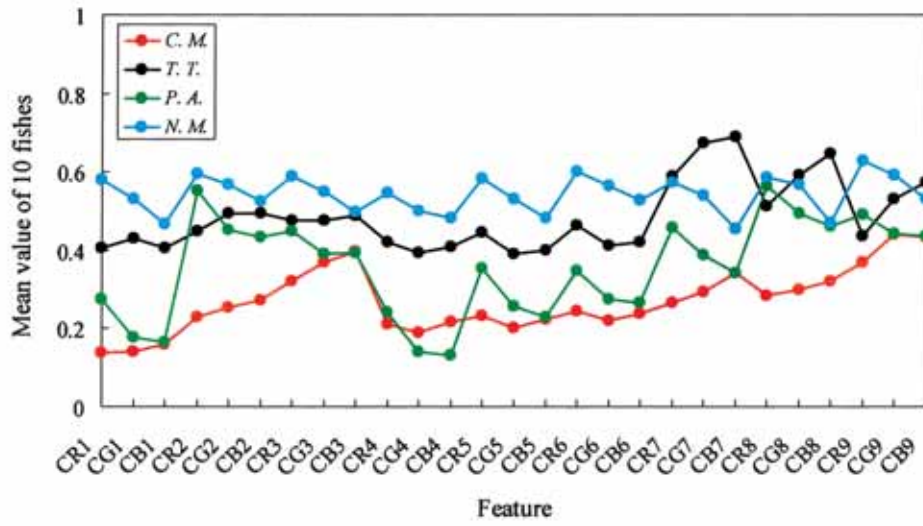
魚种群1と2の特徴量をFig. 6と7にそれぞれ示す。両図(a)は各個体10尾の平均値、両図(b)はその標準偏差で

Table 1. Conventional setting of color data.

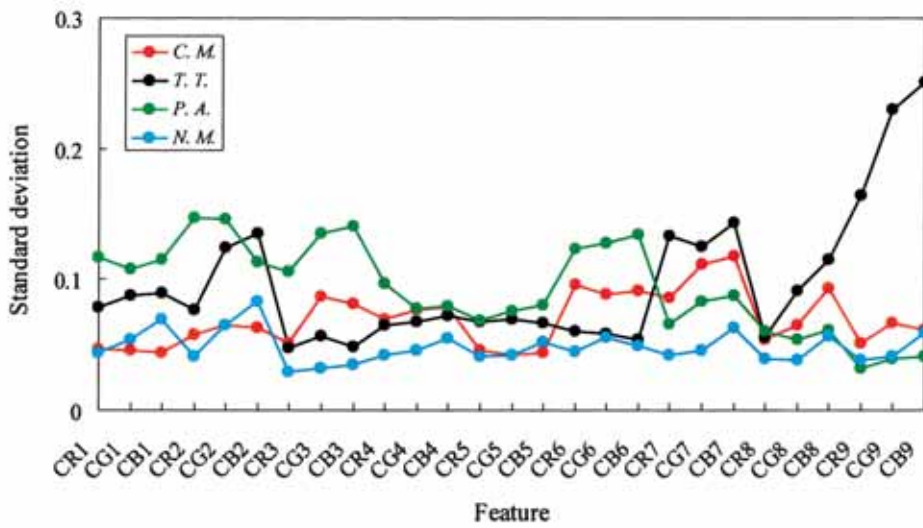
Feature	Definition	Feature	Definition
CR1	Red of RGB at ⑰	CB5	Blue of RGB at ⑬
CG1	Green of RGB at ⑰	CR6	Red of RGB at ⑩
CB1	Blue of RGB at ⑰	CG6	Green of RGB at ⑩
CR2	Red of RGB at ⑭	CB6	Blue of RGB at ⑩
CG2	Green of RGB at ⑭	CR7	Red of RGB at ⑱
CB2	Blue of RGB at ⑭	CG7	Green of RGB at ⑱
CR3	Red of RGB at ⑪	CB7	Blue of RGB at ⑱
CG3	Green of RGB at ⑪	CR8	Red of RGB at ⑮
CB3	Blue of RGB at ⑪	CG8	Green of RGB at ⑮
CR4	Red of RGB at ⑯	CB8	Blue of RGB at ⑮
CG4	Green of RGB at ⑯	CR9	Red of RGB at ⑫
CB4	Blue of RGB at ⑯	CG9	Green of RGB at ⑫
CR5	Red of RGB at ⑬	CB9	Blue of RGB at ⑫
CG5	Green of RGB at ⑬		

Table 2. Proposed setting of color data.

Feature	Definition	Feature	Definition
CAR1	Red of RGB in triangle ①⑪⑦	CAR5	Red of RGB in triangle ①④⑩
CAG1	Green of RGB in triangle ①⑪⑦	CAG5	Green of RGB in triangle ①④⑩
CAB1	Blue of RGB in triangle ①⑪⑦	CAB5	Blue of RGB in triangle ①④⑩
CAR2	Red of RGB in triangle ⑪⑭⑧	CAR6	Red of RGB in triangle ⑪⑤⑭
CAG2	Green of RGB in triangle ⑪⑭⑧	CAG6	Green of RGB in triangle ⑪⑤⑭
CAB2	Blue of RGB in triangle ⑪⑭⑧	CAB6	Blue of RGB in triangle ⑪⑤⑭
CAR3	Red of RGB in triangle ⑭⑰⑨	CAR7	Red of RGB in triangle ⑭⑥⑰
CAG3	Green of RGB in triangle ⑭⑰⑨	CAG7	Green of RGB in triangle ⑭⑥⑰
CAB3	Blue of RGB in triangle ⑭⑰⑨	CAB7	Blue of RGB in triangle ⑭⑥⑰
CAR4	Red of RGB in triangle ⑰⑳③	CAR8	Red of RGB in triangle ⑰②⑳
CAG4	Green of RGB in triangle ⑰⑳③	CAG8	Green of RGB in triangle ⑰②⑳
CAB4	Blue of RGB in triangle ⑰⑳③	CAB8	Blue of RGB in triangle ⑰②⑳

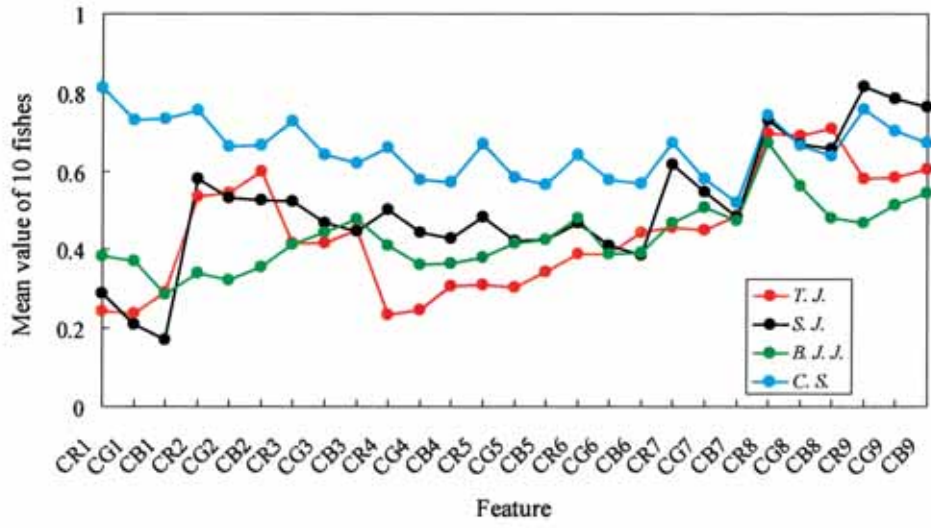


(a) Mean value

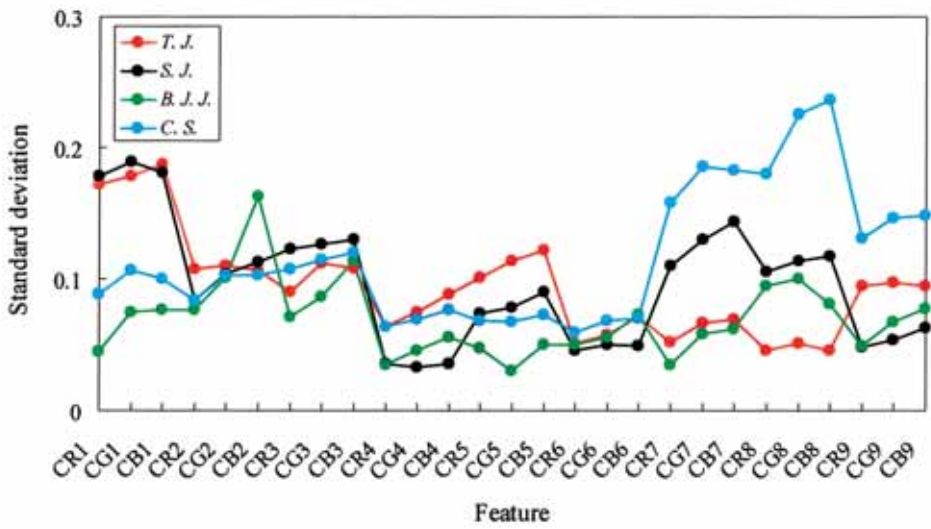


(b) Standard deviation

Fig. 4. Color data for conventional method (C. M., T. T., P. A., and N. M.).

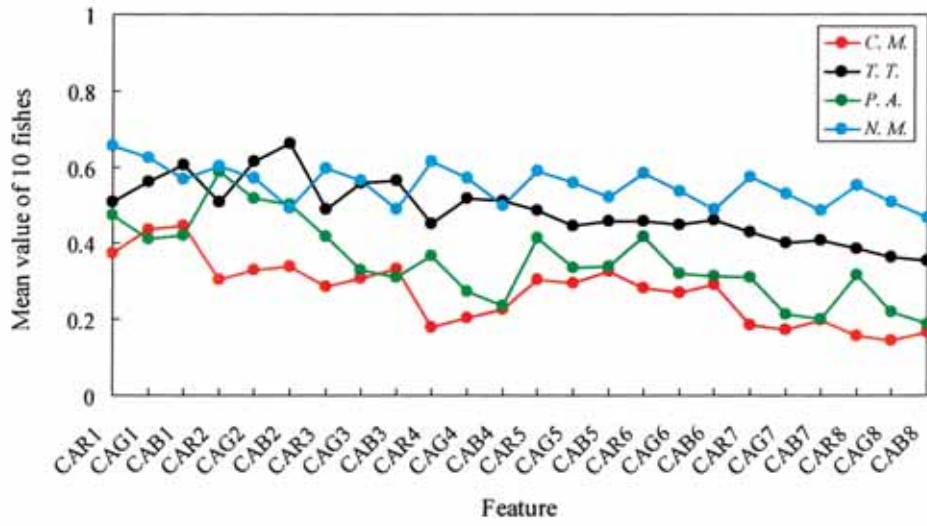


(a) Mean value

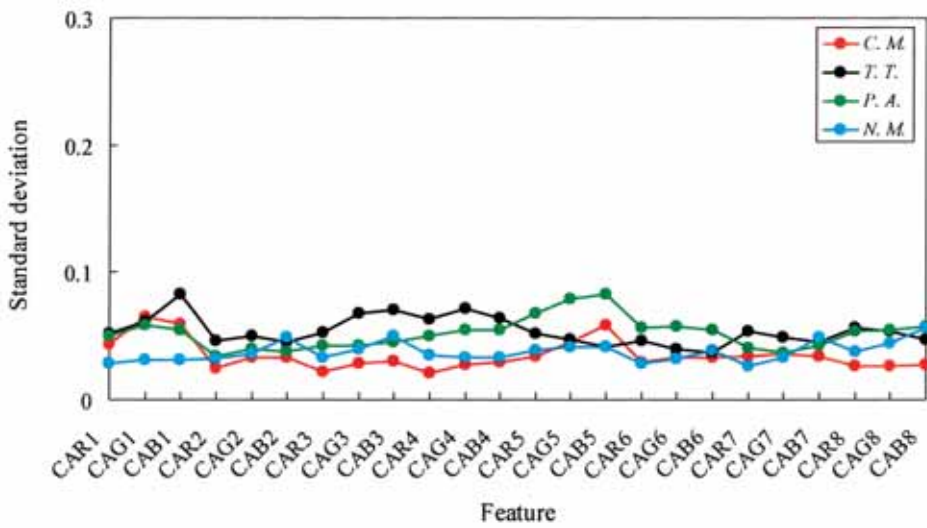


(b) Standard deviation

Fig. 5. Color data for conventional method (T. J., S. J., B. J. J., and C. S.).

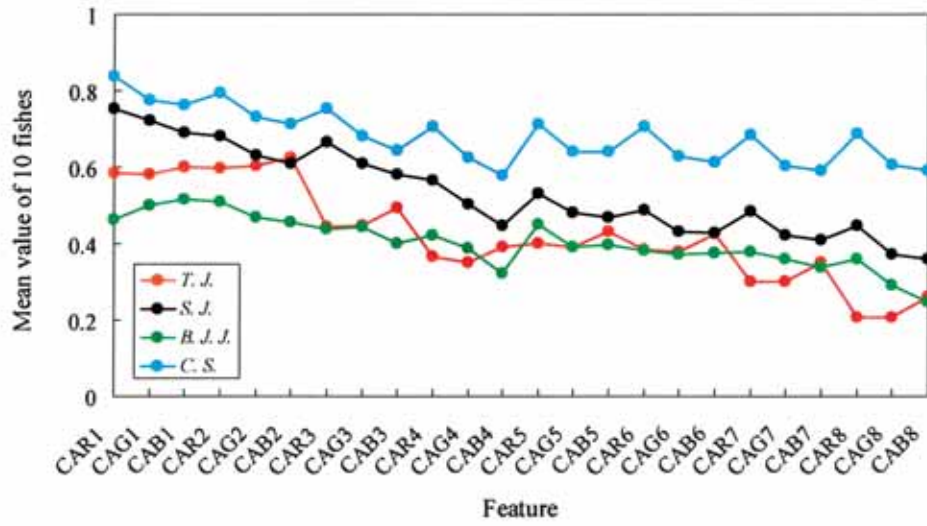


(a) Mean value

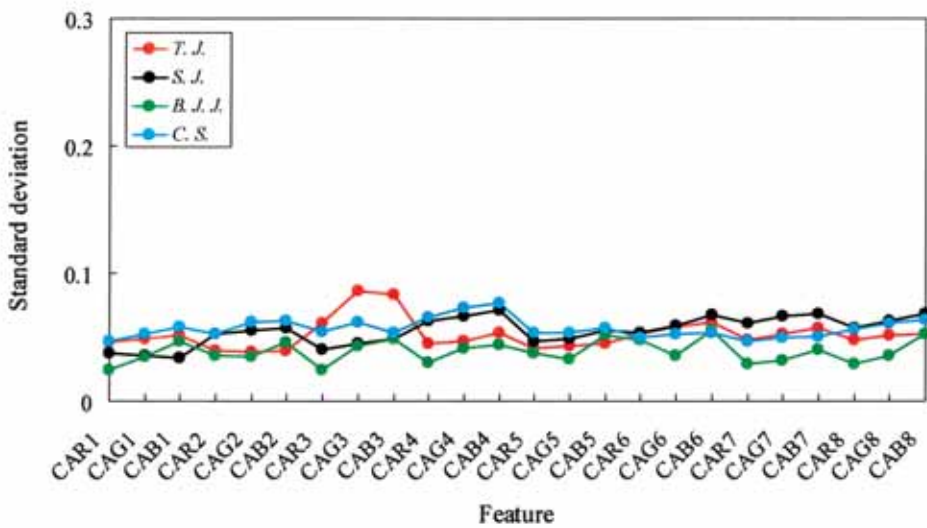


(b) Standard deviation

Fig. 6 . Color data for proposed method (C. M., T. T., P. A., and N. M.).



(a) Mean value



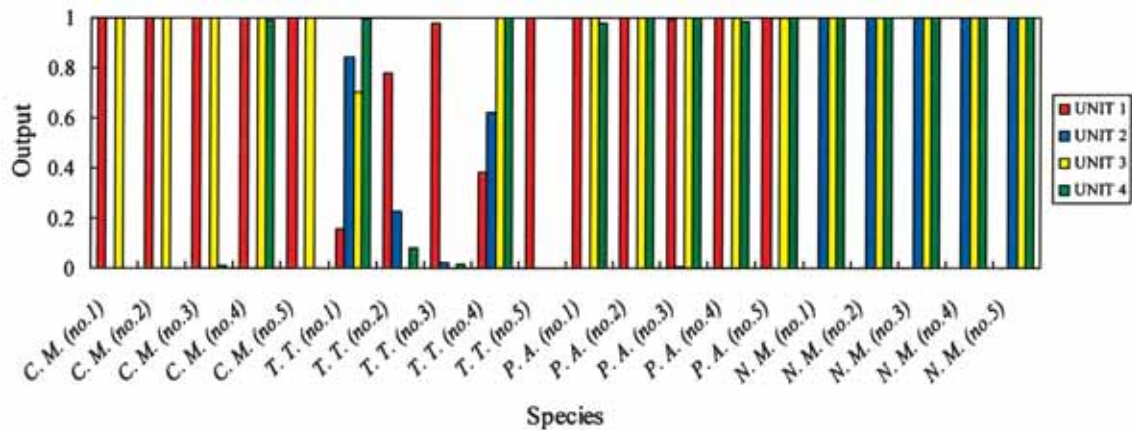
(b) Standard deviation

Fig. 7. Color data for proposed method (T. J., S. J., B. J. J., and C. S.).

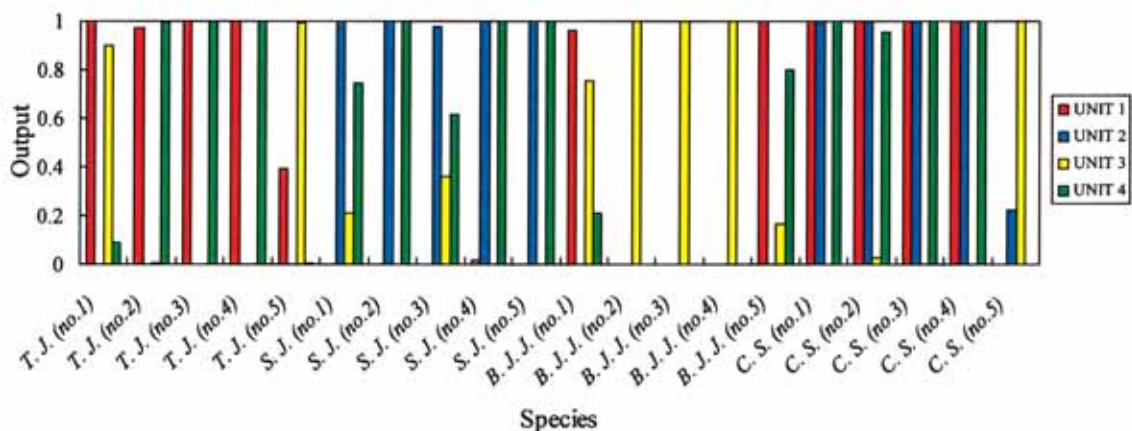
ある。ただし、特徴量の値は従来法と同様に正規化している。また、両図(a)と(b)の横軸はTable 2に示した体色に関する各特徴量の名称である。Fig. 4から7の(a)より、提案法と従来法では、特徴量の平均値に顕著な差は現れていない。一方、Fig. 4から7(b)より、従来法では、標準偏差が0.1を超えるものも多いのに対して、提案法では、すべての標準偏差が0.1未満である。これにより、提案法は標準偏差が抑えられた特徴量設定法であることが分かる。

つぎに、実際に従来法と提案法の識別性能を比較するため、魚種識別実験を行った。ここでは、各魚種に対して10尾を用意し、学習用データとして5尾を適当に選んでネットワークに学習させて、残りの5尾を未学習データとして識別実験に用いた。学習の際に設定した各魚種の教師信号値はTable 3の通りである。また、ニューラルネットの設定パラメータは、比較を公正にするため、従来法と提案法

で同じ値を選定した。なお、学習率^{*)}は0.3、モーメント係数^{*)}は0.3、中間層の個数は10、出力層の個数は4とした。従来法と提案法の識別実験結果をそれぞれFig. 8と9に示す。各図において、その横軸を魚種名に、縦軸をネットワーク出力に取っている。なお、各魚種に対してTable 3で設定した教師信号パターンと、図中のネットワーク出力が同じであれば正しく識別できている。また、各出力ユニットに対する教師信号値は0か1であるので、結果を考察する際には、ユニットの出力が0.5以上であれば1、0.5未満であれば0と考えることにする。両図(a)より、魚种群1において、従来法ではマダイ1尾、キダイ2尾の合計3尾の誤認があり、また、提案法では誤認がないことが分かる。つぎに、両図(b)より、魚种群2において、従来法ではマアジ2尾、アカアマダイ2尾、サンマ1尾の合計5尾の誤認があり、また、提案法ではマアジ1尾、サンマ1尾の合計2尾の誤認があることが分かる。この結果、従来



(a) C. M., T. T., P. A., and N. M.



(b) T. J., S. J., B. J. J., and C. S.

Fig. 8. Discrimination results for conventional method.

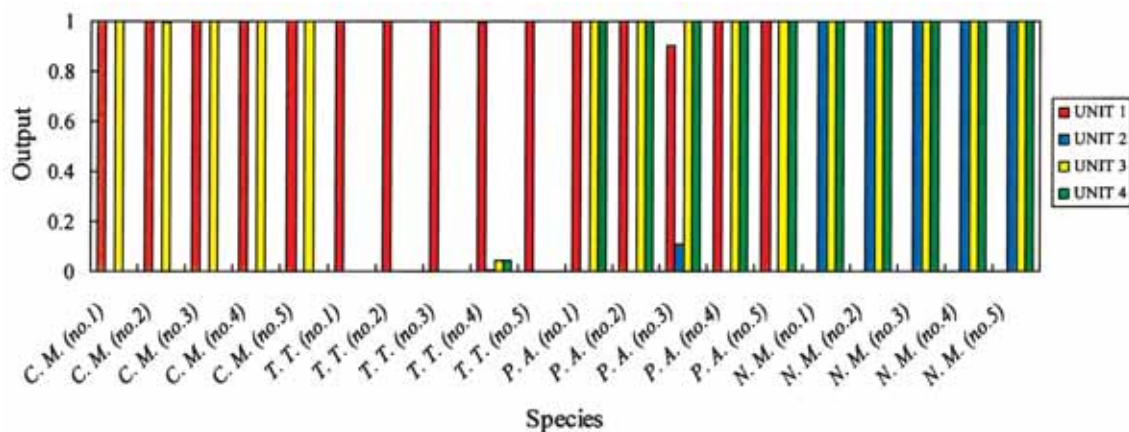
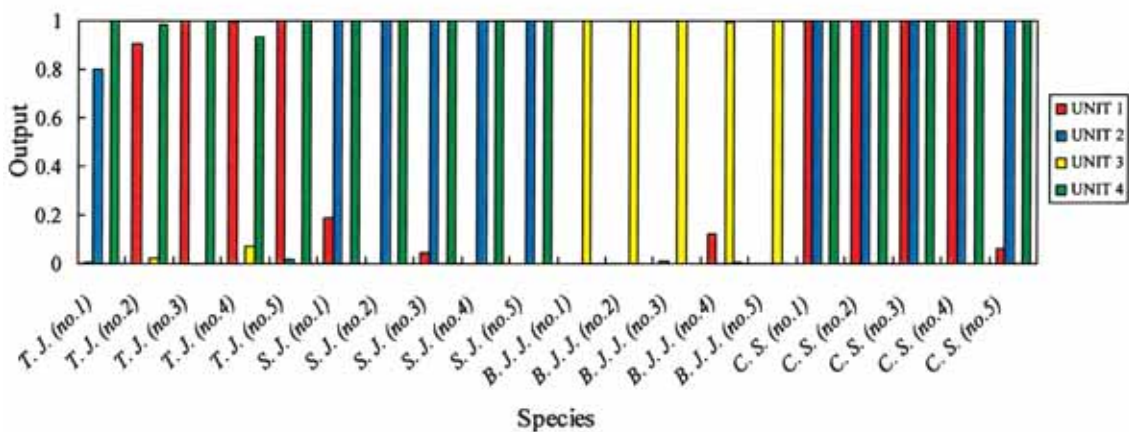
(a) *C. M.*, *T. T.*, *P. A.*, and *N. M.*(b) *T. J.*, *S. J.*, *B. J. J.*, and *C. S.*

Fig. 9. Discrimination results for proposed method.

法よりも提案法の方が良好な識別性能を有することが確認された。

3.2 入力数の低減

ここでは、3個のランダムマークを頂点とする三角形領域の平均のRGB値を特徴量とする提案法に対して、その適切な個数を調べるための識別実験を行った。対象とする魚種群、その教師信号値、ニューラルネットの設定パラメータなどの条件は前項と同一とした。また、Table 2に示す特徴量を入力として使用し、その個数を24個、18個、12個、6個とした。なお、その選定に関しては様々なものが考えられるため、1) 1個の領域に対してRGBの3個が組となること、2) 魚体の上部と下部で体色が異なる魚種が多いことを考慮し、上下の領域を対とすることを基準とした。この基準によれば、特徴量24個の場合は取り方1種類、18個は4種類、12個は6種類、6個は4種類あり、以下の結

果ではその平均値を用いている。

識別実験を行った結果、Fig. 10に示す識別成功率が得られた。なお、図の横軸はニューラルネットの入力数（特徴量の個数）であり、縦軸は（4魚種×各5尾の計20尾に対する）識別の成功率である。図中のGroup 1と2は前項の魚種群1と2にそれぞれ対応している。また、参考のため、従来法の魚種群1と2の成功率も図中に記入している（破線：魚種群1、一点鎖線：魚種群2）。図より、すべての入力数において、高い識別成功率が得られていることが分かる。特に、入力数6個の識別成功率が12個よりも高く18個と同程度であることは興味深い。この結果、識別性能をほとんど劣化させることなく、特徴量の個数を24個から6個に低減できることが明らかとなった。なお、入力数が6個において、最高の識別成功率が得られたもの（魚種群1：95%、魚種群2：100%）は、CAR1、CAG1、CAB1、CAR5、CAG5、CAB5を選んだ場合であった。

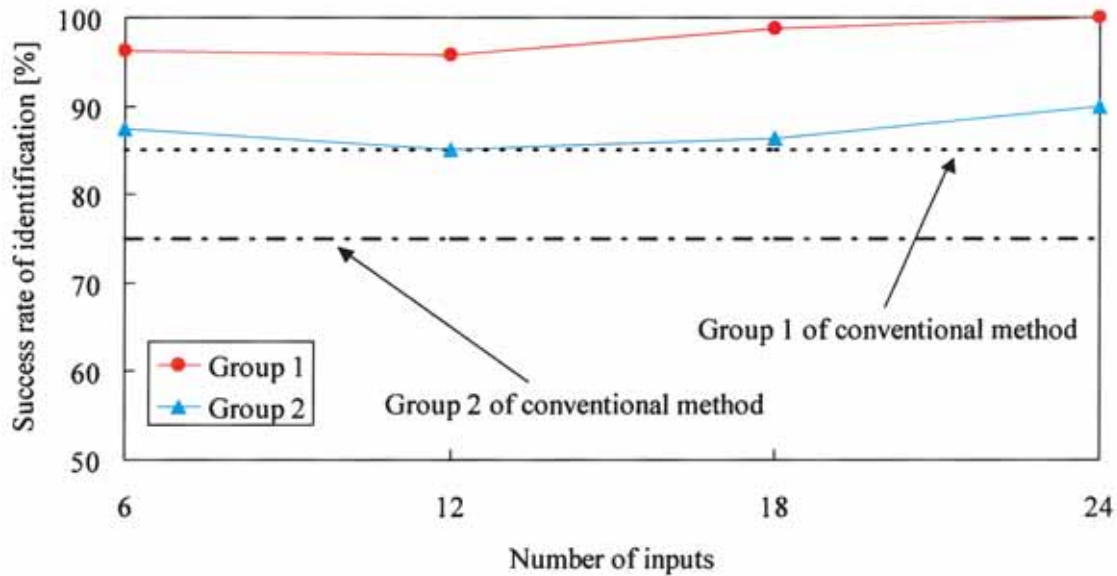


Fig.10. Success rates of identification.

Table 3 . Teacher signal patterns.

	UNIT 1	UNIT 2	UNIT 3	UNIT 4
<i>B. J. J.</i>	0	0	1	0
<i>P. A.</i>	1	0	1	1
<i>N. M.</i>	0	1	1	1
<i>T. T.</i>	1	0	0	0
<i>C. S.</i>	1	1	0	1
<i>T. J.</i>	1	0	0	1
<i>C. M.</i>	1	0	1	0
<i>S. J.</i>	0	1	0	1

4 結 論

本報では、画像処理データを用いたニューラルネットによる魚種の識別法³⁾に対して、特徴量として体色データのみに着目し、より識別性能が高い設定方法について検討した。従来法³⁾はランドマーク近傍の平均値という点の情報で特徴量を設定しているのに対し、提案法はランドマークで囲まれた三角形領域の平均値という面積の情報で特徴量を設定している。まず、特徴量解析および識別実験により、従来法よりも提案法の方が高い識別性能を有することを確認した。つぎに、提案法において、処理時間の短縮を実現するために、特徴量の個数の低減を試みた。その結果、特徴量の個数をさらに24個から6個に減らすことが

できることが分かった。

最後に、前報¹⁾で低減を試みた形状データ（アスペクト比）4個と、本報における体色データ6個を複合データとして特徴量に用いるならば、識別性能・処理時間の面でより実用に適した魚種識別方法が得られることが期待できる。

文 献

- 1) 森元映治・中村 誠・大崎榮喜・平岡 敦・加藤隆憲・須田有輔・和田憲造：階層型ニューラルネットによる魚種の識別，水産大学校研究報告，49(3)，105-116，2001.

- 2) 森元映治・平 雄一郎・富安 登・中村 誠・加藤隆憲・一瀬純弥：頭部形状データを用いたニューラルネットワークによる魚種の識別, 水産大学校研究報告, 51(4), 125-131, 2003.
- 3) 平 雄一郎・森元映治・富安 登・中村 誠：画像処理データを用いたニューラルネットワークによる魚種の識別, 水産大学校研究報告, 52(4), 139-147, 2004.
- 4) 平 雄一郎・森元映治・中村 誠：ニューラルネットワークを用いた魚種の識別—特徴量解析による入力数の低減—, 水産大学校研究報告, 53(4), 137-145, 2005.
- 5) R. E. Strauss and F. L. Bookstein：The Truss: Body Form Reconstructions in Morphometrics, *Systematic Zoology*, 31(2), 113-135, 1982.
- 6) R. E. Strauss and L. A. Fuiman：Quantitative Comparison of Body Form and Allometry in Larval and Adult Pacific Sculpins, *Canadian Journal of Zoology*, 63, 1582-1589, 1985.
- 7) 谷口慶治：画像処理工学—基礎編—, 共立出版, 1996.
- 8) 坂和正敏・田中雅博：ニューロコンピューティング入門, 森北出版, 1997.
- 9) 阿部宗明：原色魚類検索図鑑 I, 北隆館, 1989.