

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

メタデータ	言語: Japanese 出版者: 水産大学校 公開日: 2024-10-11 キーワード (Ja): キーワード (En): 作成者: 平, 雄一郎, 森元, 映治, 富安, 登, 中村, 誠 メールアドレス: 所属:
URL	https://fra.repo.nii.ac.jp/records/2011784

This work is licensed under a Creative Commons Attribution 4.0 International License.



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

平 雄一郎*¹・森元映治*¹・富安 登*²・中村 誠*¹

Discrimination of Fish Species by Neural Networks with Image Processing Data

Yuichiro Taira*¹, Eiji Morimoto*¹, Noboru Tomiyasu*², and Makoto Nakamura*¹

This report deals with a discrimination method of fish species by neural networks. In the authors' previous works, the landmarks used as the input data of the layered neural networks on a fish image were set manually. Taking into consideration the application of the methods to an automated discrimination device, it is desirable that the process from the setting of the landmarks to the identification of the fish species is automatic. In this report, a discrimination method of the fish species by the layered neural networks with the image processing data has been developed. The procedure of this method is as follows: (i) a fish image measured by a visual sensor, such as a camera, is put into the computer and applied to the image processing; (ii) the landmarks are calculated by using the image processing data and used to compute the feature parameters, such as the distances between the landmarks; (iii) the layered neural network, which is previously trained by means of the error back propagation method, identifies the fish species by using the feature parameters as the input. The procedure (i)-(iii) can be represented by programming languages. Furthermore, the experiment in discrimination of fish species was performed, and the results showed the effectiveness of the proposed method.

1 緒 論

近年、我が国の水産市場では、外国産魚種が多く見受けられるようになり、魚種の分別作業は以前と比較して難しくなっている。一方、漁業従事者数は減少の傾向にあり、新たに多くの熟練者を生み出すことは望めそうにない。そこで、魚種の分別作業を支援または自動化する装置が求められており、著者らはそのための基礎研究として魚種の識別に関する研究を行ってきた^{1,2)}。まず第1報¹⁾では、トラスプロトコル^{3,4)}の考えに基づいて魚体側面上に特徴点(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の識別を行った。しかしこの方法では、魚体の一部が変形あるいはねじれている場合にはランドマーク間

の位置関係が歪むため、識別用データの誤差が大きくなるという問題が生じた。そこで第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、前報と同様な階層型ニューラルネットワークを用いて魚種の識別を行い、頭部形状データのみで識別可能であることを確認した。しかしながら、従来の報告では、適切なランドマークの配置と、ニューラルネットワークによる魚種識別法の有用性確認を主眼としていたので、実データを得る際の魚体画像に対するランドマークの設定は手動で行っていた。

本報では、魚種の分別作業の自動化という点を考慮して、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検討する。

2004年1月14日受付. Received January 14, 2004.

* 1 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).

* 2 水産大学校水産学研究科水産技術管理学専攻 (Fisheries Science and Mechanical Engineering, Graduate School, National Fisheries University).

2 実験方法

2.1 画像処理と特徴データ

カメラなどの視覚センサでコンピュータ内に取り込んだ画像は、画素（ピクセル）を基準単位とした適切な2次元座標の情報で表現される。カラー画像であれば通常、光の3原色であるRGB（赤緑青）の色情報となる。したがって、背景を含む魚体の画像は、ある2次元座標の点 (x, y) に対する色情報のベクトル値関数 $f_c(x, y)$ としてコンピュータ内に取り込まれる。

取得した画像情報には、背景が含まれるため、背景と対象物である魚体の2つの領域に分離することも必要である。そこで、魚体の領域を1とし、背景を0とする2値画像処理³⁾を行う。すなわち、座標点 (x, y) に対して2値関数を $f_m(x, y)$ とすると、魚体領域であれば $f_m(x, y) = 1$ 、背景であれば $f_m(x, y) = 0$ となるようにする。また、この2値関数から画像の特徴量である重心（魚体の面積の中心）も求めることができる。

以上より、2次元座標の点 (x, y) に対する色情報 $f_c(x, y)$ および背景と魚体を区別する情報 $f_m(x, y)$ が利用可能な魚体画像の情報であり、これらから魚種を識別できるようなランドマークを設定する。前報²⁾では、形状変形の少ない頭部に着目し、眼球中心、吻端および胸鰭起点上部を基準としたランドマークを取ることで、良好な識別結果が得られた。しかしながら、人間が魚の眼球中心などを特定することは比較的容易であるが、現状の画像処理技術でこれを行うことは困難であり、たとえ得られたとしても精度のあるデータは期待できそうにない。そこで今回は、2値情報 $f_m(x, y)$ を利用して設定可能な、Fig. 1のようなランドマークの配置を考えた。その設定手順はつぎの通りである。

- (i) 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。

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

また、 $f_m(x, y)$ を用いて境界線追跡³⁾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ると、吻端Tを決定できる。

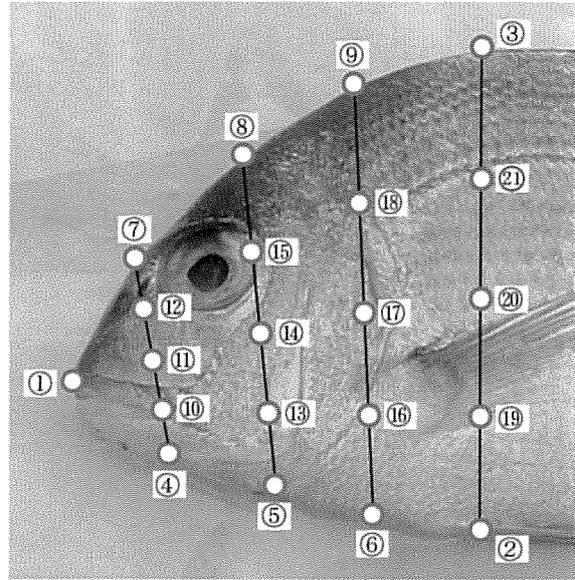


Fig. 1. Landmarks on a fish.

吻端Tをランドマーク①に取る。

- (ii) 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。なお、前報²⁾と同様に、頭部付近にランドマークを設定するため、この垂線を境界として吻端Tのある部分を頭部とみなす。
- (iii) 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。

つぎに、これらのランドマークを利用して、識別用データとなる特徴量を設定する。まず、魚体の形状に関する特徴量として、ランドマーク間の距離、魚体の縦と横の比率、および各線分間のなす角度をTable 1に示すように取る。なお、魚体の大きさに依存しないように、前報²⁾と同様の方法で、距離と角度に対してデータの正規化を行う。ただし、魚体の縦と横の比率に関しては、すでに無次元量となっているので、正規化は行わない。つぎに、魚の体色に関する特徴量をTable 2に示すように取る。体色データは、1つのランドマークに対してRGB（赤緑青）の3種類あり、それぞれに対して、ランドマークの画素を中心とする周囲5画素×5画素の領域の平均値を取る。

Table 1. Definition of shape data.

Feature	Definition	Feature	Definition
D1	Distance between ① and ②	R1	D7 divided by D3
D2	Distance between ① and ③	R2	D10 divided by D4
D3	Distance between ① and ⑩	R3	D9 divided by D5
D4	Distance between ① and ⑰	R4	D8 divided by D6
D5	Distance between ① and ⑱	$\theta 1$	Angle ④①⑦
D6	Distance between ① and ⑲	$\theta 2$	Angle ①②③
D7	Distance between ② and ③	$\theta 3$	Angle ①③②
D8	Distance between ④ and ⑦	$\theta 4$	Angle ①⑤⑩
D9	Distance between ⑤ and ⑧	$\theta 5$	Angle ①⑧⑫
D10	Distance between ⑥ and ⑨		

Table 2. Definition 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 ⑱	CB6	Blue of RGB at ⑩
CG2	Green of RGB at ⑱	CR7	Red of RGB at ⑱
CB2	Blue of RGB at ⑱	CG7	Green of RGB at ⑱
CR3	Red of RGB at ⑲	CB7	Blue of RGB at ⑱
CG3	Green of RGB at ⑲	CR8	Red of RGB at ⑱
CB3	Blue of RGB at ⑲	CG8	Green of RGB at ⑱
CR4	Red of RGB at ⑱	CB8	Blue of RGB at ⑱
CG4	Green of RGB at ⑱	CR9	Red of RGB at ⑱
CB4	Blue of RGB at ⑱	CG9	Green of RGB at ⑱
CR5	Red of RGB at ⑬	CB9	Blue of RGB at ⑱
CG5	Green of RGB at ⑬		

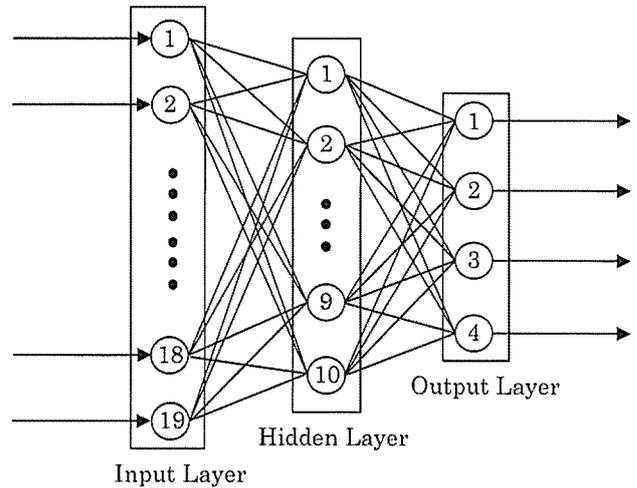


Fig. 2. Layered neural network for shape data.

2.2 ニューラルネットワーク

識別のためのネットワークは、前報^{1,2)}と同様に、階層型で3層構造とし、その学習法には誤差逆伝播法⁶⁾を用いる。ただし、入力層のユニット数は識別のために用いる特徴量の個数と同じである。すなわち、形状データの場合は19個、体色データの場合は27個、形状および体色データの場合は46個となる。また、出力層のユニット数は4個とした。さらに、中間層の数は簡単な予備実験を行い、その識別結果を参考にして10個に設定した。なお、出力層のユニッ

ト数の選定には、魚種の数や教師信号値の取り方など、様々な条件を考慮する必要があるが、基本的な傾向は前報²⁾と同様であり、今回は出力数の違いによる比較は行わない。例として、形状データを入力とする場合のネットワーク構成をFig. 2に示す。さて、前項における魚体データの画像処理から本項のニューラルネットワークによる識別までの一連の作業は、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）で記述されており、前報^{1,2)}よりも魚種識別の自動化が考慮されている。

3 結果および考察

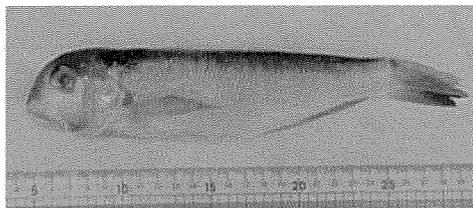
ここでは、前節で示した方法の識別性能を調べるため、魚種の識別実験を行った。今回対象とした魚種は、Fig. 3 に示すアカアマダイ (*B. J. J.*), イボダイ (*P. An.*), ウマズラハギ (*N. M.*), キダイ (*T. T.*), サワラ (*S. N.*), マアジ (*T. J.*), マダイ (*C. M.*), マナガツオ (*P. Ar.*) の 8 種類であり、つぎの 2 通りの魚種群に分けて、それぞれに対して識別を行った。なお、前文の括弧内は図中で使用する略号⁷⁾である。

魚種群 1 : アカアマダイ, キダイ, サワラ, マダイ

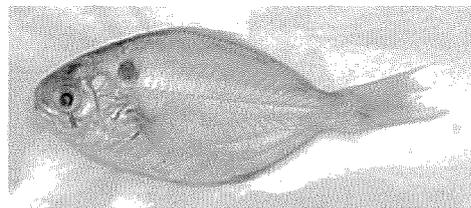
魚種群 2 : イボダイ, ウマズラハギ, マアジ,

マナガツオ

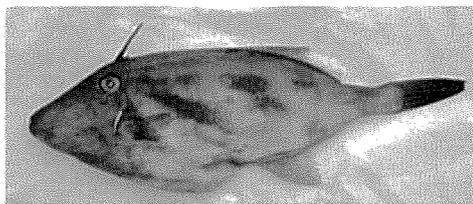
魚種群 1 では、外観が似ているキダイとマダイが含まれるようにし、魚種群 2 では、形状が比較的似ているイボダイ、ウマズラハギおよびマナガツオを選んだ。また、各魚種に対して 10 尾を用意し、学習用データとして 5 尾を適当に選んでネットワークに学習させて、残りの 5 尾を未学習データとして識別実験に用いた。



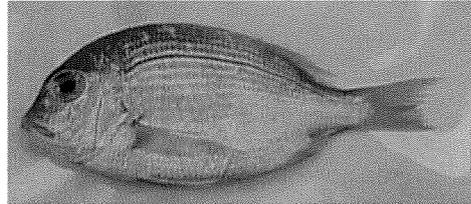
(a) *Branchiostegus japonicus japonicus*



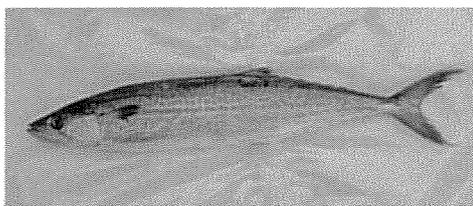
(b) *Psenopsis anomala*



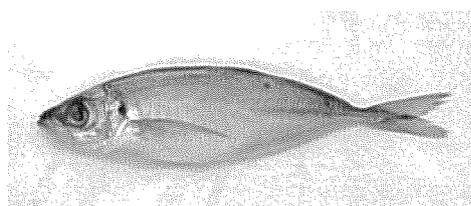
(c) *Navodon modestus*



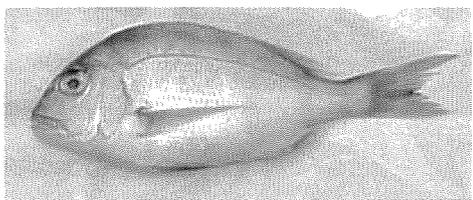
(d) *Taius tumifrons*



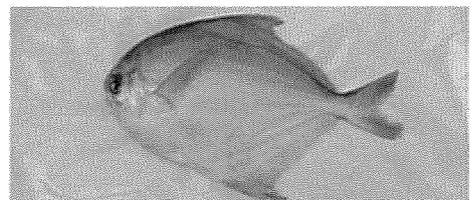
(e) *Scomberomorus nipponius*



(f) *Trachurus japonicus*



(g) *Chrysophrys major*



(h) *Pampus argenteus*

Fig. 3. Fishes used for discrimination.

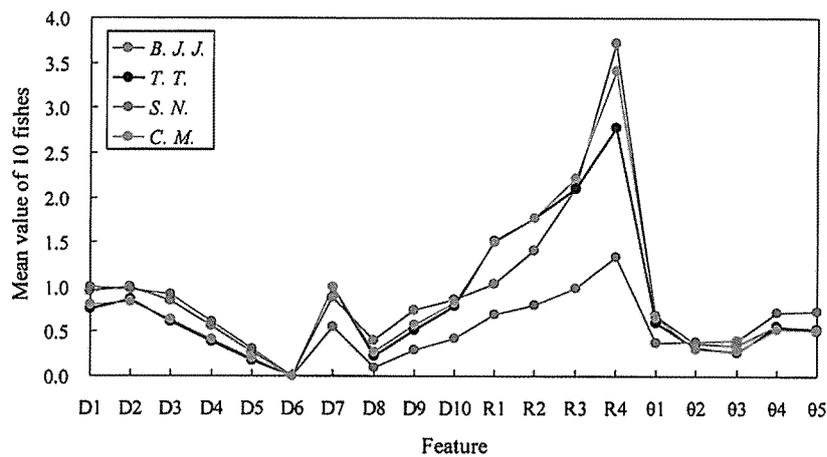
3.1 魚体特徴量の解析

識別実験を行う前に、まず画像処理により得られる魚体の特徴量について解析する。魚种群1および2の特徴量（各個体ともに10尾の平均値）をFig. 4および5にそれぞれ示す。両図(a)の横軸はTable 1に示した形状に関する各特徴量の名称であり、縦軸はその値に対応している。また、両図(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り、縦軸はその値である。なお、前節で述べたように、大きさや単位などによる影響を軽減するため、本図中の特徴量はデータの正規化を行っている。

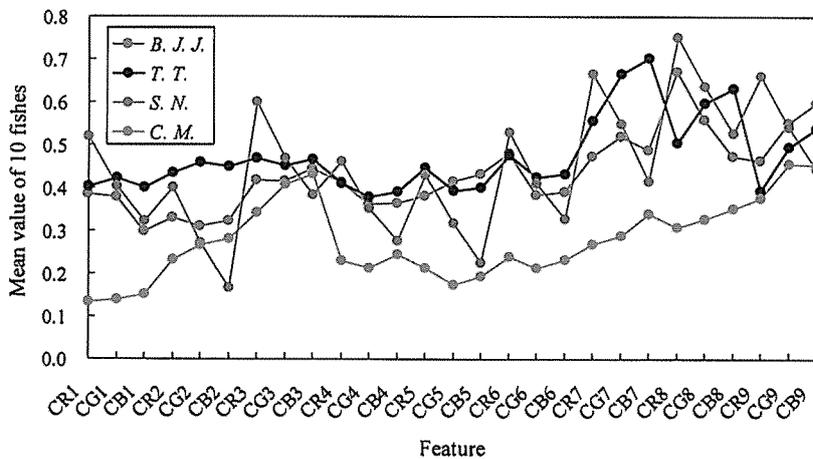
Fig. 4 (a)より、サワラを除くタイ3種類(アカアマダイ、キダイ、マダイ)の形状データが似ていることが分かる。

特に、キダイとマダイはよく似ており、縦横比R4で違いが分かる程度である。また、距離と角度よりも縦横比の方が各魚種の特徴が明確に現れている。一方、Fig. 4 (b)より、体色データでは、キダイとマダイに違いが生じている。ただし、このデータでは、アカアマダイとキダイの傾向が似ていることが分かる。

Fig. 5 (a)より、距離と角度ではどの魚種も似ているが、縦横比では明確に差異が生じている。また、Fig. 5 (b)より、ウマズラハギが他魚種と体色の傾向がやや異なり、イボダイとマナガツオの傾向が似ている。魚种群2では、形状が似ている魚種が3種類含まれているが、形状データである縦横比を取ると、各魚種の特徴が現れている。

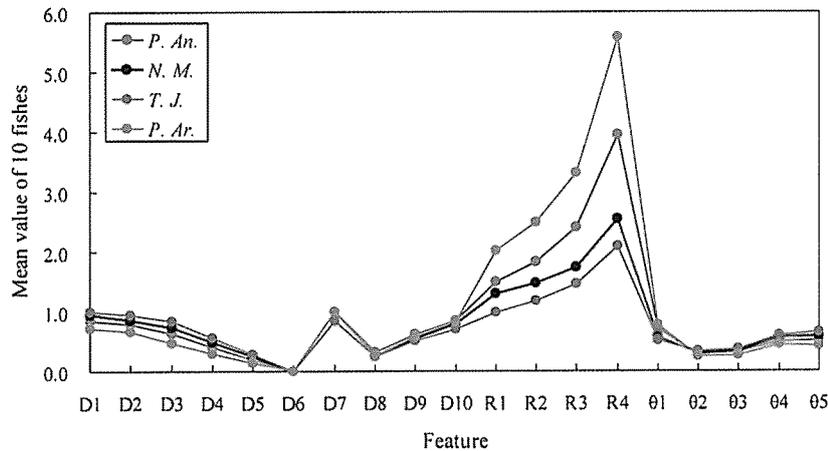


(a) Shape data

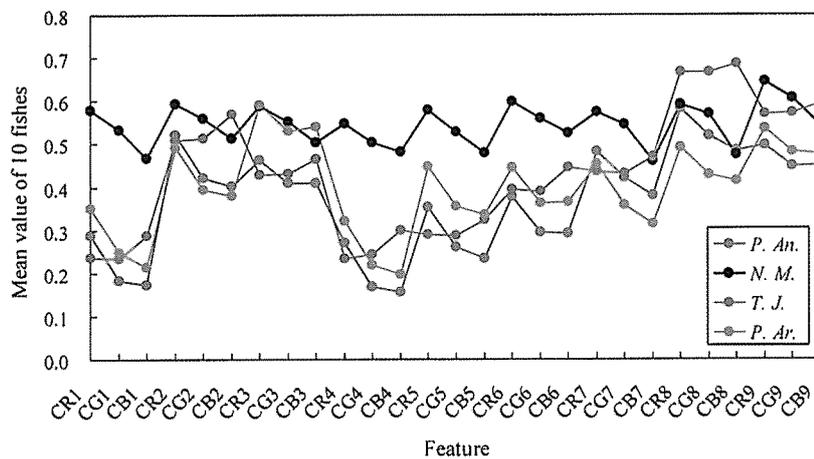


(b) Color data

Fig. 4. Feature data (B. J. J., T. T., S. N., and C. M.).



(a) Shape data



(b) Color data

Fig. 5. Feature data (*P. An.*, *N. M.*, *T. J.*, and *P. Ar.*).

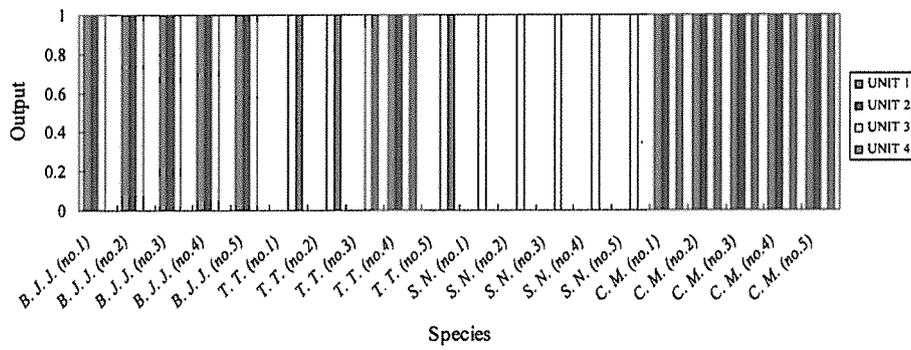
3.2 ニューラルネットによる魚種識別

ここでは、ニューラルネットワークによる魚種識別実験の結果を示す。なお、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。まず、魚种群1に対する識別結果をFig. 6に示す。この図の(a), (b)と(c)はそれぞれ、形状データ、体色データと、それらの複合データの場合であり、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。図より、サワラとマダイはすべてにおいて識別に成功した。アカアマダイでは、形状および複

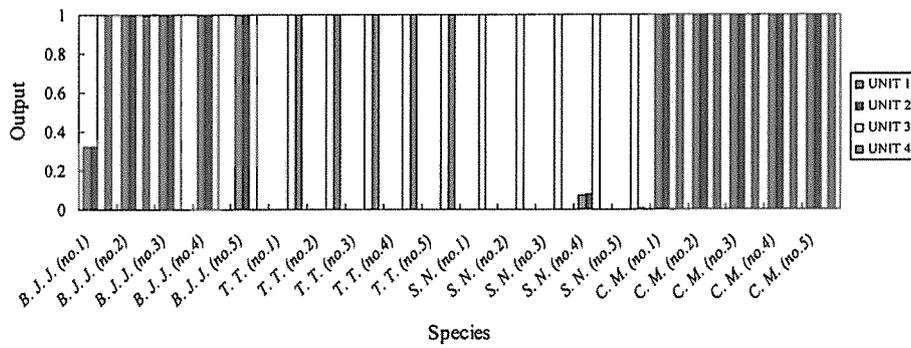
合データの場合はすべてが正しく識別できているが、体色データの場合に2尾がキダイ、マダイとそれぞれ識別された。この場合、体色データで誤認した魚は、形状データでは識別に成功しており、複合データの場合は形状データの影響により正しく識別できている。キダイでは、体色データの場合に正しく識別されているが、形状と複合データの場合に1尾の同じ魚に対してマダイと認識した。前項の特徴量解析における結果、すなわち、キダイとマダイの形状データは非常に似ているが、それらの体色データは傾向が異なるということが、この識別結果に反映されていると考えられる。また、アカアマダイの場合と逆に、形状データが誤りで体色データが正しいが、複合データでは正しくない方に影響されている。このように、形状データと体色データで識別結果が異なる場合、それらの複合データでは

Table 3. Teacher signal patterns.

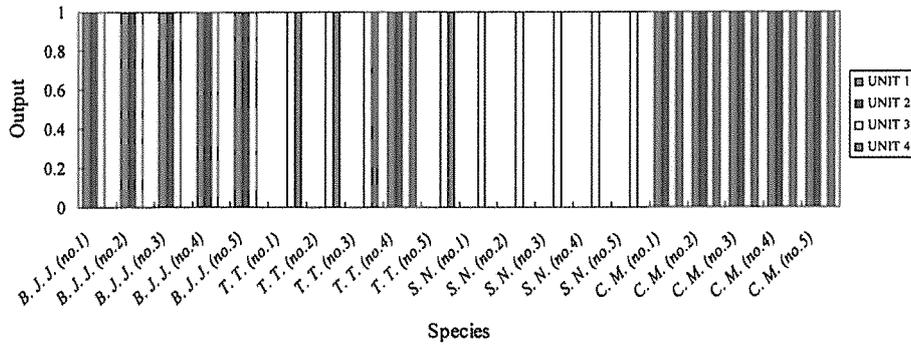
	UNIT 1	UNIT 2	UNIT 3	UNIT 4
<i>B. J. J.</i>	1	1	1	0
<i>P. An.</i>	0	1	1	1
<i>N. M.</i>	0	1	1	0
<i>T. T.</i>	0	0	1	1
<i>S. N.</i>	0	0	1	0
<i>T. J.</i>	0	1	0	0
<i>C. M.</i>	1	1	1	1
<i>P. Ar.</i>	1	0	1	1



(a) Shape data



(b) Color data



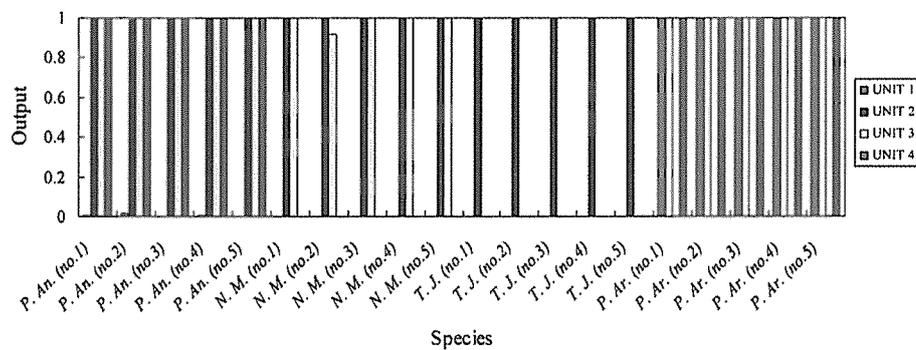
(c) Shape and color data

Fig. 6. Discrimination results (*B. J. J.*, *T. T.*, *S. N.*, and *C. M.*).

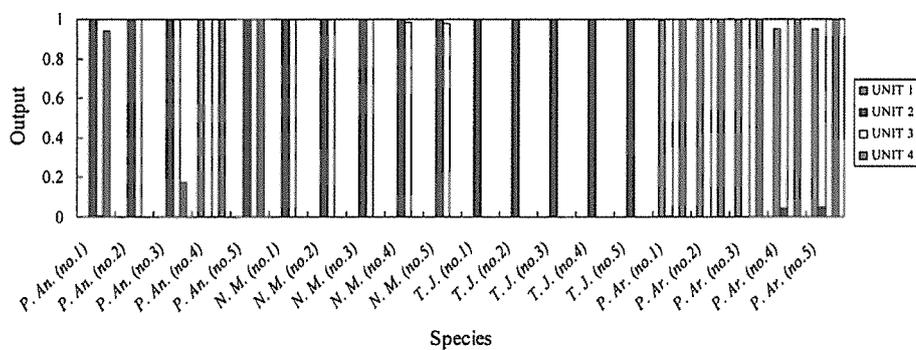
必ずしも正しい方が選択されるわけではない。なお、魚種群1では、識別が非常に難しいと考えられるキダイとマダイを意図的に含めており、さらに、その識別成功率を考慮すると、識別結果は良好であった。

つぎに、魚種群2に対する識別結果をFig. 7に示す。図より、ウマズラハギ、マアジおよびマナガツオはすべてにおいて識別に成功した。一方、イボダイでは、形状および複合データの場合はすべてが正しく識別できているが、体

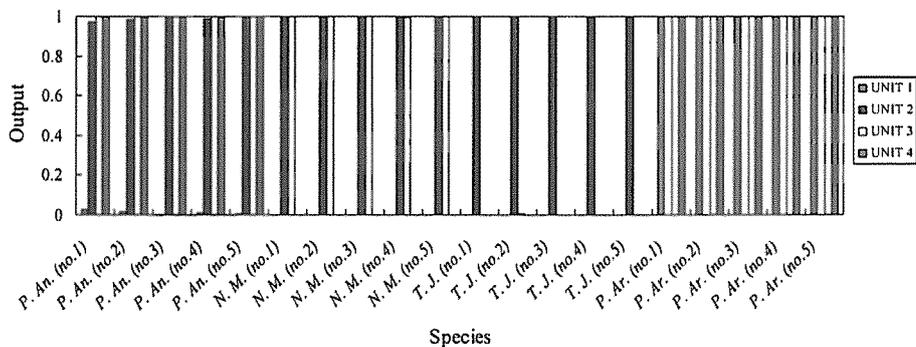
色データの場合には正答率が悪く、1尾が不明であり、2尾がウマズラハギと、1尾がマナガツオと識別された。この場合、魚種群1のアカアマダイの場合と同様に、体色データで誤認した魚は、複合データを用いた際には形状データの影響により正しく識別できている。魚種群2においても、形状が比較的似ているイボダイ、ウマズラハギおよびマナガツオを含めており、さらに、識別成功率を考慮すると、識別結果は良好であった。



(a) Shape data



(b) Color data



(c) Shape and color data

Fig. 7. Discrimination results (*P. An.*, *N. M.*, *T. J.*, and *P. Ar.*).

4 結 論

本報で得られた結果はつぎの通りである。

- (1) 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考案した。この手法では、魚体の画像処理から識別までの流れをすべて、コンピュータのプログラミング言語で記述することが可能であり、魚種識別機械への適用が考慮されている。
 - (2) 画像処理により得られた魚体の特徴量データを解析し、形状データでは、ランドマーク間の距離と角度よりも、魚体の縦横比の方が魚種の特徴が現れることが分かった。
 - (3) 実験により、良好な識別性能を有することを確認した。なお、形状データと体色データでは、形状データの方が魚種の誤認が少なかった。
- 最後に、今後の課題を以下に示す。
- (1) 特徴量解析などにより、特徴量の個数を減少させて、計算効率を上げる。また、体色データに関して、広範囲の平均を取るなど、魚種の特徴がより現れるような設定法を考える。
 - (2) 形状データと体色データで識別結果が異なる場合、それらの複合データでは必ずしも正しい方が選択されるわけではないことが分かったので、特徴量の取り方が多少違う複数のネットワークを用意して、多数決によ

り識別結果を決定する方法など、その解決法を考案する。

参考文献

- 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による魚種の識別，水産大学校研究報告，51(4)，125-131，2003.
- 3) R. E. Strauss and F. L. Bookstein：The Truss: Body Form Reconstructions in Morphometrics, *Systematic Zoology*, 31(2), 113-135, 1982.
- 4) 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.
- 5) 谷口慶治：画像処理工学—基礎編—，共立出版，1996.
- 6) 西川禎一・北村新三：ニューラルネットと計測制御，朝倉書店，1995.
- 7) 阿部宗明：原色魚類検索図鑑 I，北隆館，1989.