

ニューラルネットを用いた魚種の識別 特徴量解析による入力数の低減

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, 中村, 誠 メールアドレス: 所属:
URL	https://fra.repo.nii.ac.jp/records/2011802

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



ニューラルネットを用いた魚種の識別 — 特徴量解析による入力数の低減 —

平 雄一郎*・森元映治*・中村 誠*

Discrimination of Fish Species with Neural Networks — Reduction in Number of Inputs by an Analysis of Feature Data —

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

We have developed a discrimination method of fish species by neural networks with image processing data. In this method, automatic procedure from fish image processing to fish species discrimination was achieved. Furthermore, the experiment in discrimination of fish species was successfully performed. The method, however, needs a large number of the feature parameters of a fish image used as the inputs of the neural network. Therefore, the method is unsuitable for implementation because this means that a tremendous amount of calculation is needed. In this report, we address the problem of reduction in the number of the feature parameters, i.e., the inputs of the neural network by means of an analysis of the feature data. The experimental results in this report showed that the number of inputs can be reduced from 19 to 4.

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。その一つとして、魚種の分別作業機械があり、著者らは自動化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, 3)}。まず第1報¹⁾では、トラスプロトコル^{4, 5)}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の識別を行った。しかしこれらの報告^{1, 2)}では、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。そこで第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考案した。しかしながら、まずは画像処理から識別までの流れの自動化のみを主眼としていたので、画像処理技術で設定可能な魚体特徴データ、すなわち、ニューラル

ネットワークへの入力の選定などには課題が残っている。特に、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、形状および体色データの場合が46個であり、識別に必要な個数としては多いと考えられる。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。そこで本報では、魚体特徴データを解析することにより、識別可能な入力数の低減を試みる。

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

2004年12月24日受付. Received December 24, 2004.

* 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).

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⁶⁾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⁶⁾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。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、線分⑥-⑨に対しては、⑯、⑰および⑱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特徴量を設定する。なお、設定方法は次節で解析・検討する。

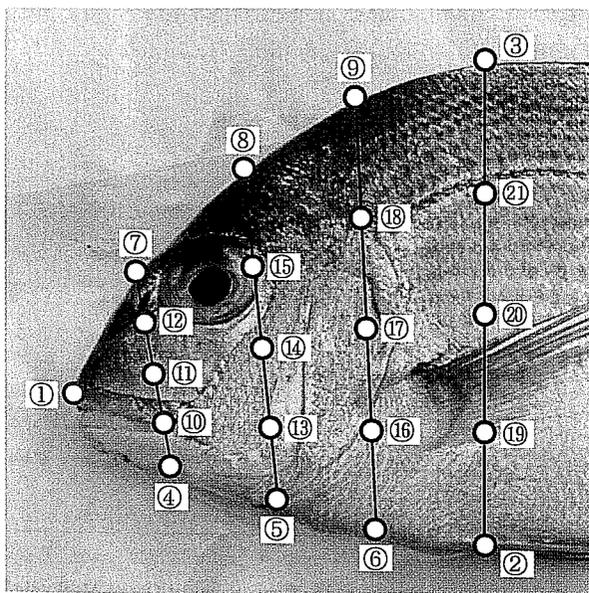


Fig. 1. Landmarks on a fish.

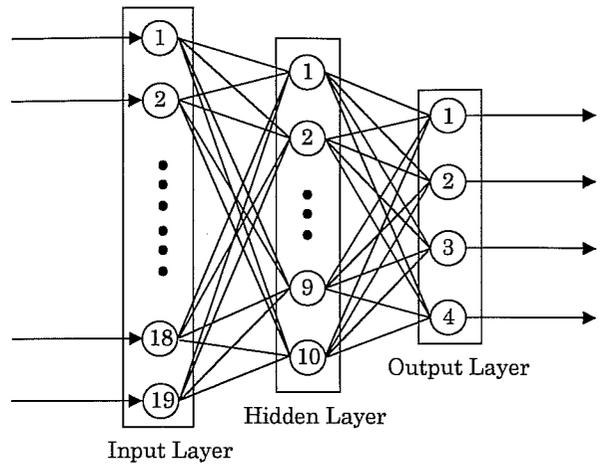


Fig. 2. Layered neural network for 19 shape data.

- (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⁷⁾により結合強度の学習を行う。

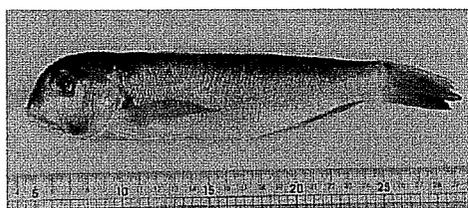
3 結果および考察

前報³⁾では、形状データ19個、体色データ27個と形状および体色データ46個の3通りの特徴量に対して識別実験を行った。その結果、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いこと、また、形状と体色データを複合しても、入力数の増加の割にはそれほど効果が得られないことが分かった。識別性能が同程度であれば、ニューラルネットへの入力の個数が少ないほど、処理時間が短縮されて、より実装に適しているといえる。ここでは、形状データのみに着目し、その個数がさらに低減可能であるかを検討する。

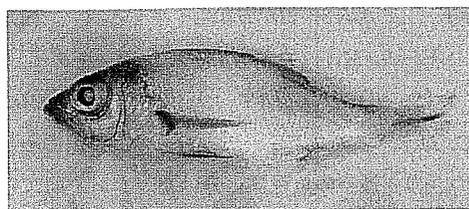
3.1 魚体特徴量の解析

一般に、ニューラルネットワークは魚種識別のような定式化困難な入力パターンの場合であってもデータ学習機能によりそれを識別可能にできることが知られている⁷⁾。しかしながら、定式化は困難であっても入力パターンに何らかの傾向がなければ、たとえニューラルネットであっても識別は難しいと考えられる。そこで、入力である各魚種の特徴量の解析を試みる。

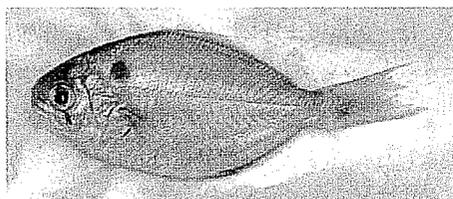
解析実験で対象とした魚種は、Fig. 3 に示すアカアマダ



(a) *Branchiostegus japonicus japonicus*



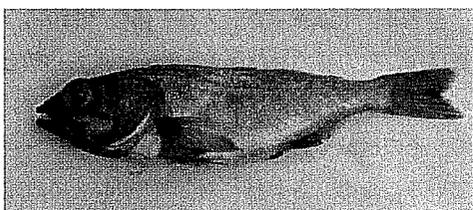
(b) *Döderleinia berycoides*



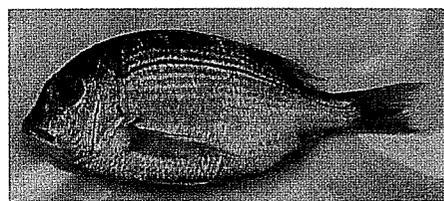
(c) *Psenopsis anomala*



(d) *Navodon modestus*



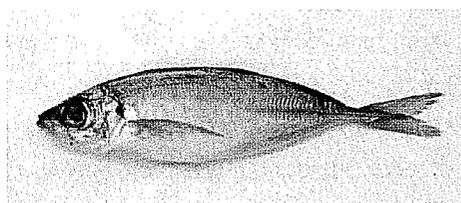
(e) *Sebastiscus marmoratus*



(f) *Taius tumifrons*



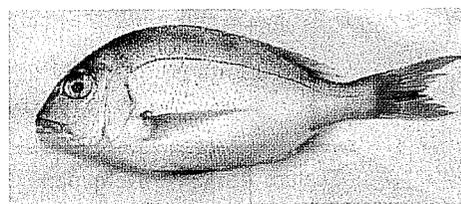
(g) *Scomberomorus niphonius*



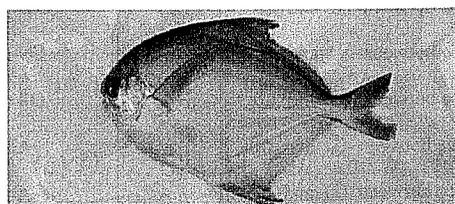
(h) *Trachurus japonicus*



(i) *Sardinops melanosticta*



(j) *Chrysophrys major*



(k) *Pampus argenteus*

Fig. 3. Fishes used for discrimination.

イ (B. J. J.), アカムツ (D. B.), イボダイ (P. An.), ウマズラハギ (N. M.), カサゴ (S. Ma.), キダイ (T. T.), サワラ (S. N.), マアジ (T. J.), マイワシ (S. Me.), マダイ (C. M.), マナガツオ (P. Ar.) の11種類であり, これらをつぎの3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: 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3: アカムツ, カサゴ, マアジ, マイワシ

また, ここで解析する特徴量をTable 1に示す。なお, これは前報³⁾で使用した形状データの設定法と同じである。

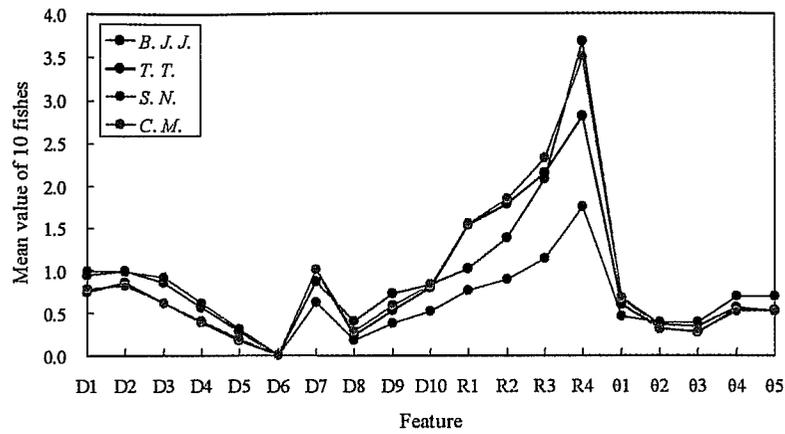
魚種群1から3の特徴量(各個体ともに10尾の平均値)をFig. 4に示す。なお, 図の横軸はTable 1に示した形状に関する各特徴量の名称であり, 縦軸はその値に対応している。Fig. 4 (a)より, 魚種群1において, 距離データではキダイとマダイが, また, 角度データではアカアマダイ, キダイとマダイがよく似ているが, アスペクト比(縦横比)では4魚種に違いが現れている。Fig. 4 (b)より, 魚種群2において, 距離および角度データでは4魚種の傾向が似ているが, アスペクト比では4魚種に顕著な差があることが分かる。Fig. 4 (c)より, 魚種群3において, 距離および角度データではマイワシを除く3魚種がよく似ているが, アスペクト比では差が現れている。これらより, すべての魚種群における傾向として, 距離および角度データではそれほど違いが現れないが, アスペクト比では差が顕著であることが分かる。ニューラルネットワークは, 入

力パターンの傾向により, その魚種を識別するので, 各魚種間の特徴量の傾向に明確な差があるほど識別が容易となり, 正答率が高くなるはずである。したがって, 全19個の形状データの中で, 主にアスペクト比4個により魚種の違いを判断している可能性が高い。そこで, 従来の形状データ19個を入力とする場合とアスペクト比4個の場合を比較するための識別実験を行った。

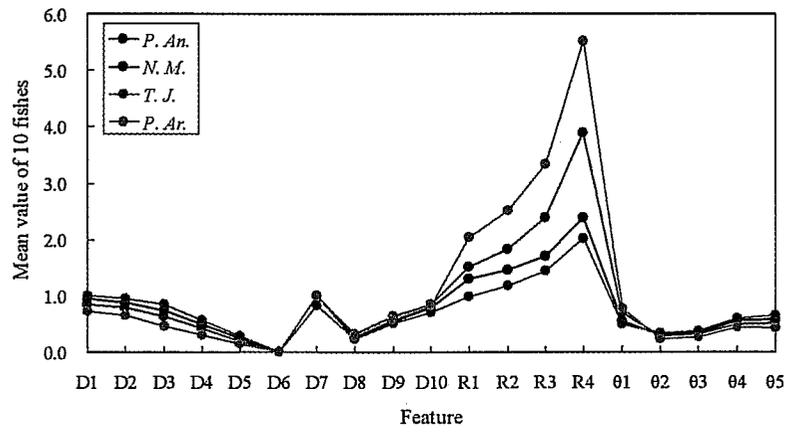
ここでは, 各魚種に対して10尾を用意し, 学習用データとして5尾を適当に選んでネットワークに学習させて, 残りの5尾を未学習データとして識別実験に用いた。学習の際に設定した各魚種の教師信号値はTable 2の通りである。また, ニューラルネットの設定パラメータは, 比較を公正にするため, 入力19個と4個の場合で同じ値を選定した。なお, 学習率⁷⁾は0.3, モーメント係数⁷⁾は0.3, 中間層の個数は10, 出力層の個数は4とした。入力19個と4個の場合の識別実験結果をそれぞれFig. 5と6に示す。各図において, その横軸を魚種名に, 縦軸をネットワーク出力に取っている。なお, 各魚種に対してTable 2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, 魚種群1において, 入力19個の場合はキダイ1尾, サワラ1尾, マダイ2尾の合計4尾の誤認があり, また, 入力4個の場合はキダイ1尾, サワラ1尾, マダイ1尾の合計3尾の誤認があることが分かる。つぎに, 両図(b)より, 魚種群2において,

Table 1. Definitions of 19 shape data.

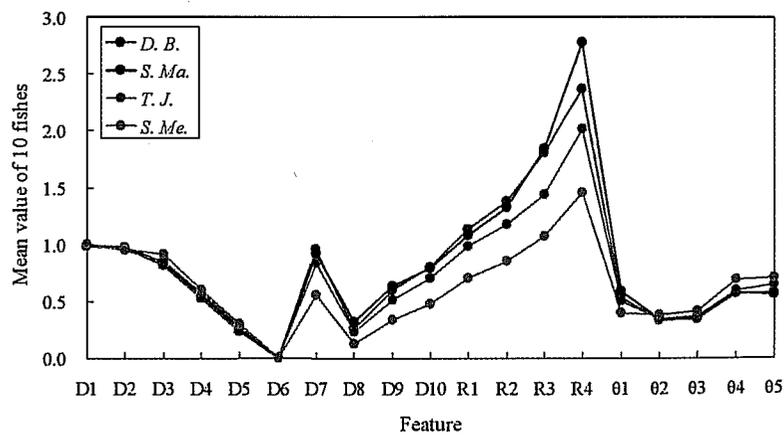
Feature	Definition	Feature	Definition
D1	Distance between ① and ②	R1	D7 divided by D3
D2	Distance between ① and ③	R2	D10 divided by D4
D3	Distance between ① and ⑩	R3	D9 divided by D5
D4	Distance between ① and ⑰	R4	D8 divided by D6
D5	Distance between ① and ⑭	$\theta 1$	Angle ④①⑦
D6	Distance between ① and ⑪	$\theta 2$	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 ①⑧⑩
D10	Distance between ⑥ and ⑨		



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

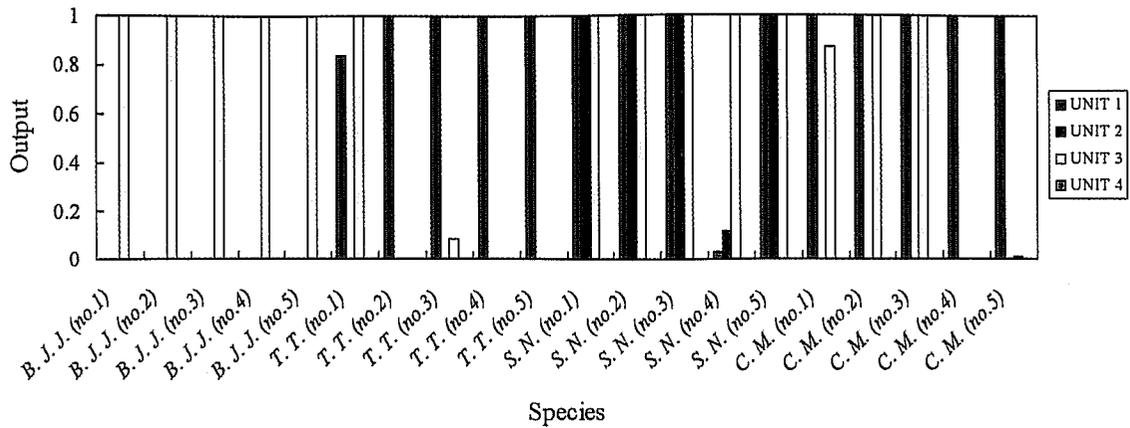


(b) *P. An.*, *N. M.*, *T. J.*, and *P. Ar.*

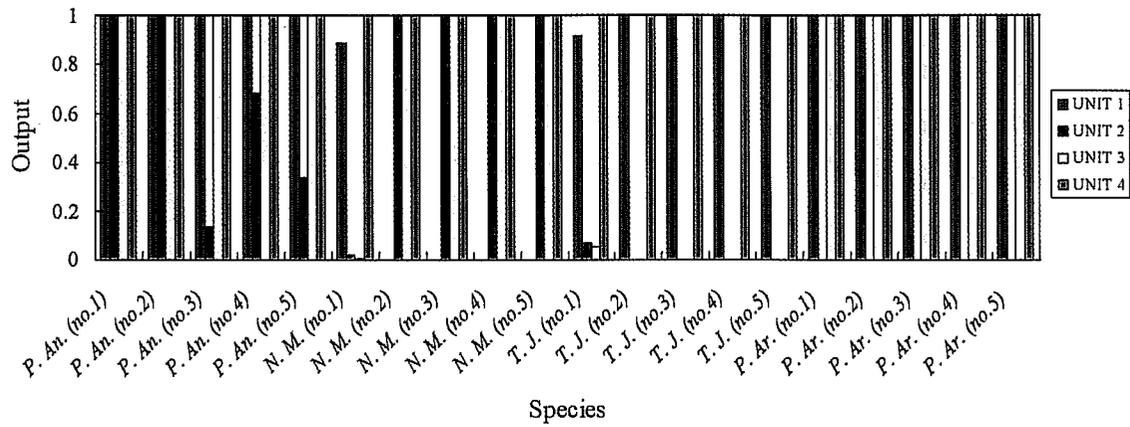


(c) *D. B.*, *S. Ma.*, *T. J.*, and *S. Me.*

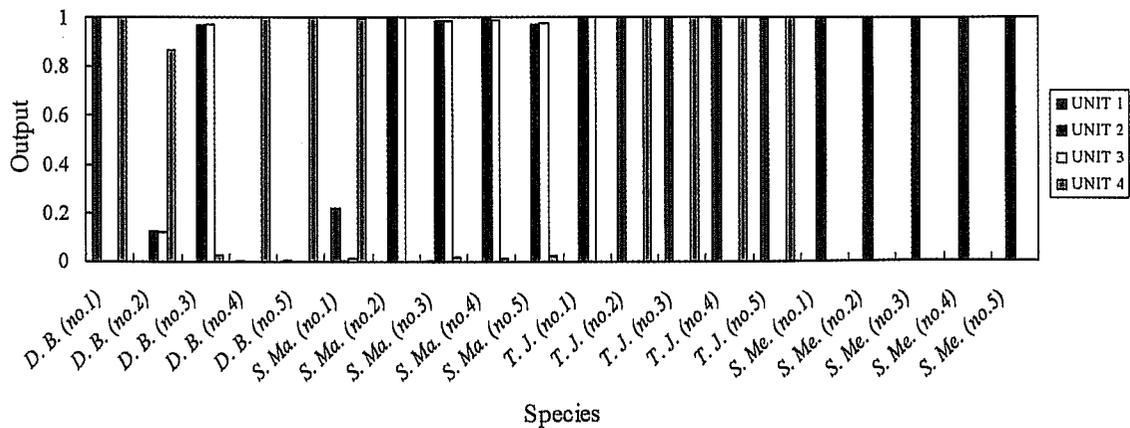
Fig. 4. Shape data in feature parameters.



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

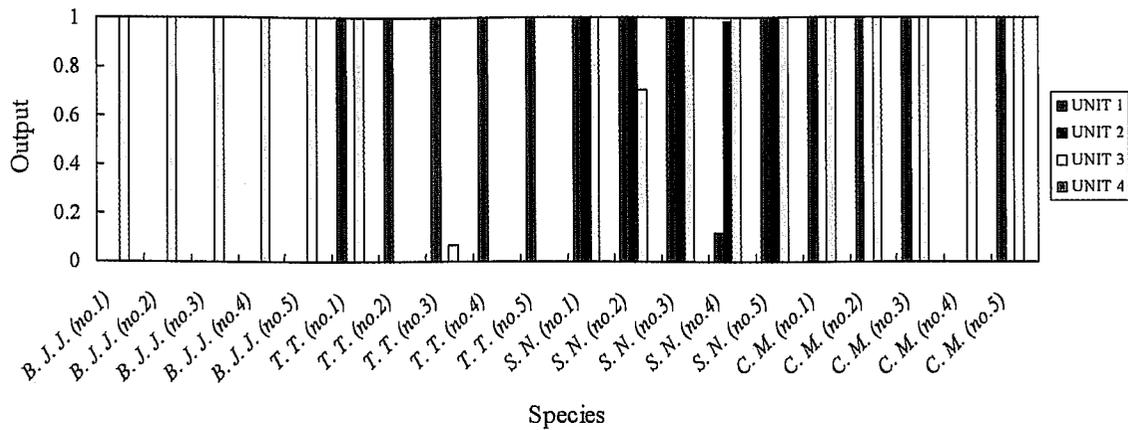


(b) *P. An.*, *N. M.*, *T. J.*, and *P. Ar.*

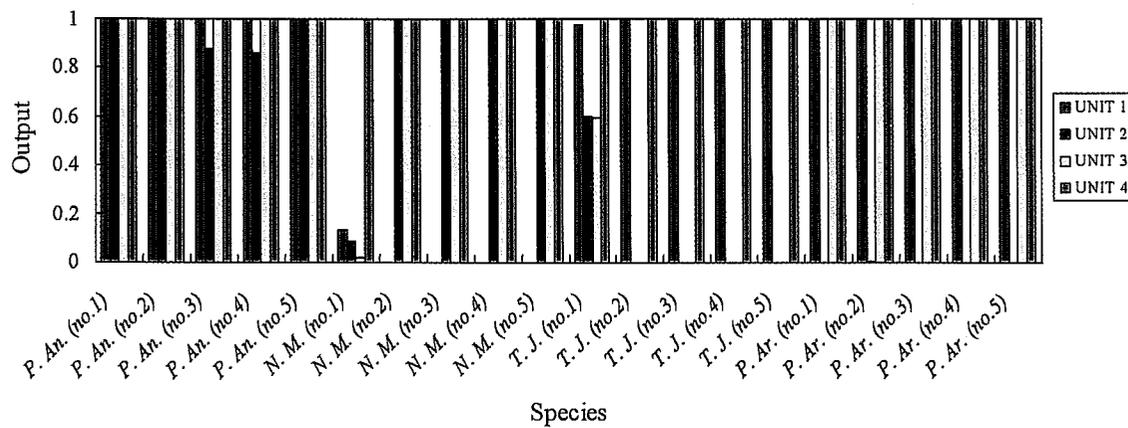


(c) *D. B.*, *S. Ma.*, *T. J.*, and *S. Me.*

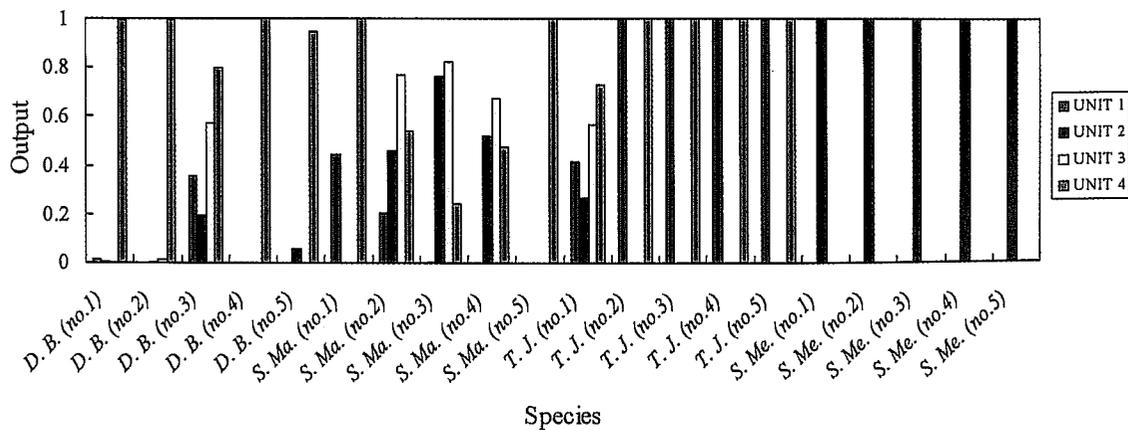
Fig. 5 . Discrimination results for 19 Inputs.



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



(b) *P. An.*, *N. M.*, *T. J.*, and *P. Ar.*



(c) *D. B.*, *S. Ma.*, *T. J.*, and *S. Me.*

Fig. 6 . Discrimination results for 4 Inputs.

Table 2. Teacher signal patterns.

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

入力19個の場合はイボダイ 2尾, ウマズラハギ 1尾の合計 3尾の誤認があり, また, 入力 4個の場合はウマズラハギ 1尾, マアジ 1尾の合計 2尾の誤認があることが分かる。したがって, 魚種群 1と2では, 入力19個よりも4個の方が1尾分だけ多く識別に成功している。さらに, 両図(c)より, 魚種群3において, 入力19個の場合はアカムツ 2尾, カサゴ 1尾, マアジ 1尾の合計 4尾の誤認があり, また, 入力 4個の場合はアカムツ 1尾, カサゴ 3尾, マアジ 1尾の合計 5尾の誤認があることが分かる。すなわち, 魚種群3では, 入力 4個よりも19個の方が1尾分だけ多く識別に成功している。以上より, アスペクト比 4個を入力とする方法は, 従来の形状データ19個の場合と同程度の識別性能であることが確認された。これにより, 形状データは19個から4個に減らすことが可能であるといえる。

3.2 アスペクト比を用いた魚種識別

つぎに, アスペクト比のみに着目して, その適切な個数を調べるための識別実験を行った。ここでは, 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。すなわち, 前項の識別実験と異なるものは入力のみである。また, 入力であるアスペクト比はTable 3のように設定し, 入力 2個の場合はR1とR4, 入力 4個の場合はR1~R4, 入力 6個の場合はR1~R5とR8, 入力 8個の場合はR1~R8を選定した。なお, Table 1と3におけるR1~R4の取り方は同一である。つまり, 入力 4個の場合, 本項と前項の入力の設定は同じである。

識別実験を行った結果, Fig. 7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(アスペクト比の個数)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 1~3は前項の魚種群1~3にそれぞれ対応している。図より, 入力数が2~6までの範囲では, 識別成功率はその数に従って高くなる傾向があることが読み取れる。また, 入力数が2個の場合であっても, 70%以上の成功率が得られており, その個数の少なさを考慮すると, 形状データとしてアスペクト比を選定することの有効性が窺い知れる。一方, 入力の個数が6から8に増えた場合, 識別成功率は低下していることが図より観測される。これにより, 識別性能の改善のためにはアスペクト比の個数を単に増やせばよいわけではないことが分かる。今回の結果からすると, アスペクト比の個数は6個が適しているといえる。

Table 3. Definitions of shape data by aspect ratio.

Feature	Definition
R1	D7 divided by D3
R2	D10 divided by D4
R3	D9 divided by D5
R4	D8 divided by D6
R5	D7 divided by D6
R6	D10 divided by D5
R7	D9 divided by D4
R8	D8 divided by D3

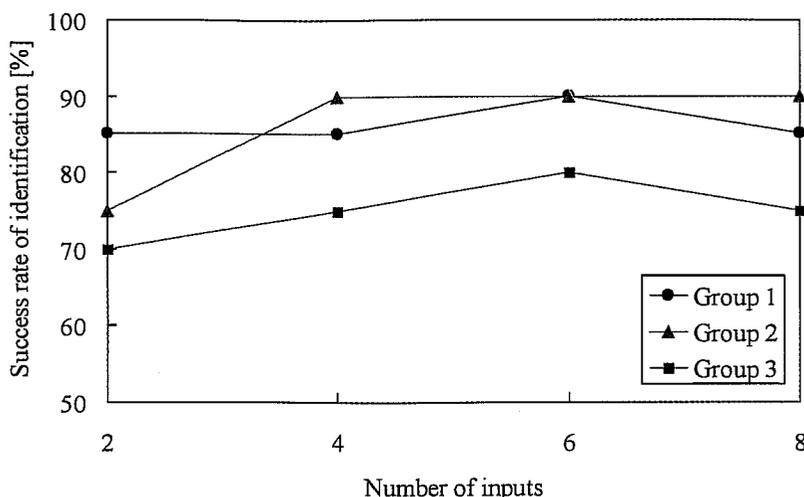


Fig. 7. Success rates of identification for shape data by aspect ratio.

4 結 論

本報では、前報³⁾で考案した、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法に対して、入力数低減のために特徴量解析および識別実験を行った。その結果、形状データ入力は19個から4個に減らすことが可能であることと、形状データの設定法としては距離と角度よりもアスペクト比が遥かに有効であることが分かった。さらに、アスペクト比のみを入力とした場合について識別実験を行い、アスペクト比の個数は6個が適していることが分かった。

最後に、本実験のプログラム作成およびデータ取得にご協力をいただいた本校学生の柴田匡久仁君に感謝の意を表します。

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) 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による魚種の識別，水産大学校研究報告，52（4），139-147，2004.
- 4) R. E. Strauss and F. L. Bookstein：The Truss：Body Form Reconstructions in Morphometrics, Systematic Zoology, 31（2），113-135，1982.
- 5) 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.
- 6) 谷口慶治：画像処理工学—基礎編—，共立出版，1996.
- 7) 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.
- 8) 阿部宗明：原色魚類検索図鑑 I，北隆館，1989.