

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

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: 森元, 映治, 平, 雄一郎, 富安, 登, 中村, 誠, 加藤, 隆憲, 一瀬, 純弥 メールアドレス: 所属:
URL	https://fra.repo.nii.ac.jp/records/2011763

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



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

森元映治^{*1}・平 雄一郎^{*1}・富安 登^{*2}・
中村 誠^{*1}・加藤隆憲^{*1}・一瀬純弥^{*3}

Discrimination of Fish Species by Neural Networks with Head Area Shape Data

Eiji Morimoto^{*1}, Yuichiro Taira^{*1}, Noboru Tomiyasu^{*2},
Makoto Nakamura^{*1}, Takanori Katoh^{*1}, and Junya Ichinose^{*3}

The method of the fish species identification and classification using neural networks previously reported has been developed to process the limited data setting landmarks around the area of fish head. The intersections of the body outline and the circle that was centered on a fish eye with the radius of the segment between the center of eye and the origin of pectoral fin were taken as landmarks. The distances between the landmarks and the angles of line segments constructed neural networks data. The method showed good results for the tested data minimizing the error due to the distortion and lack of the image.

1 緒 論

本研究は魚体画像から魚種を自動識別する方法を検討するもので、我が国の水産市場では外国産魚種が増加する反面、漁業従事者が減少しつつあるため、魚種選別を機械化することを目的としている。前報¹⁾ではトラスプロトコル^{2,3)}を基に魚体片側面の全体にわたってランドマークを設定し、トラスを形成するようにマーク間を結び、形状特徴を定量化するために各線分長を体長で正規化した21個のデータを用いてニューラルネットワークの学習をおこない魚種を識別した。この方法により魚種による形状の違いを表現し識別をすることはできたが、魚体画像として側面の正確な映像を必要とするため市場で撮影した写真映像を処理するとき、魚体の一部がねじれたものや、映像の一部が欠落している場合には、計測が出来ないという問題を生じ

た。このため今回、形状に変形の少ない部分に注目してデータを構成し、部分的な映像で魚種判別に効果的でかつニューラルネット入力として適当なデータ構造を構成できる方法について検討した。

2 実験方法

2.1 形状データ

これまで採集した多くの撮影映像データを分析した結果、魚体頭部付近に注目した。この部分は魚体の骨格構造上からも外力に対して変形が小さいと考えられる。また背、腹および臀各鰭は捕獲し水揚げされた状態では通常胴体に付着していることが多く、したがって画像からそれらの鰭起部を読みとることは容易ではない。このため今回

2002年11月 8日受付. Received Nov. 8. 2002.

* 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).

* 3 水産大学校練習船耕洋丸 (Training Ship Koyo-maru, National Fisheries University).

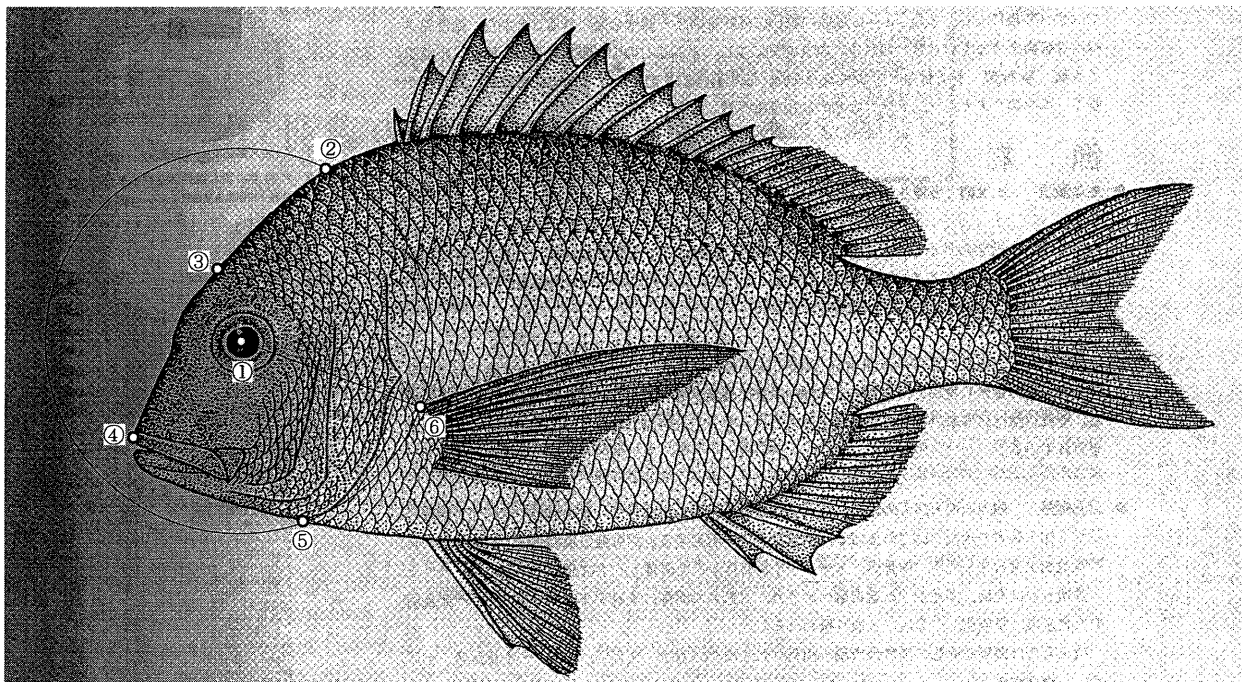


Fig. 1. Landmarks on fish.

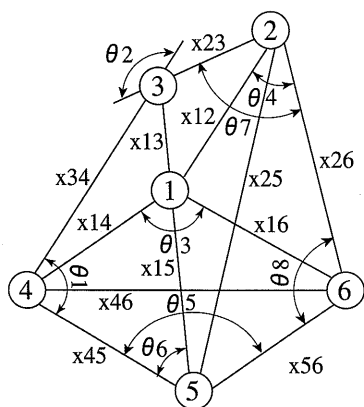
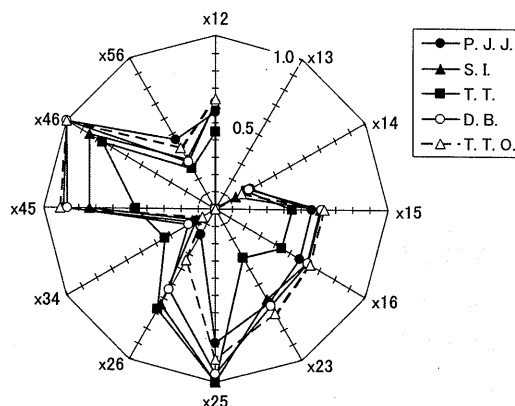
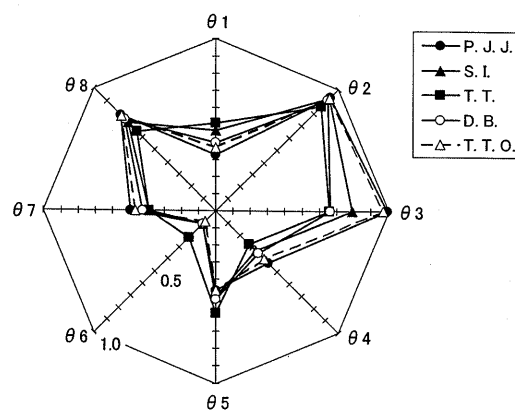


Fig. 2. Relation between landmarks, segments and angles.



(a) Segments



(b) Angles

Fig. 1⁴⁾に示すように、以下の手順でランドマーク①～⑥を設定した。すなわち、

- (i) 眼球中心、吻端、胸鰭起点上部にランドマークをとり、それぞれ①、④、⑥とする。
- (ii) ①を中心にして①と⑥を結ぶ線分を半径とする基準円を描く。
- (iii) 基準円と魚体外郭が交わる点2箇所をランドマークとし、それぞれ②、⑤とする。
- (iv) ⑤と①を結ぶ線分の延長線が魚体外郭と交わることをランドマーク③とする。

Fig. 2 のように各ランドマーク間の距離 x を測定値し、その最大値を $x_{\max}$ 、最小値を $x_{\min}$ とすると、次式で

Fig. 3. Shape of each individual (mean value of 4 fishes for each individual).

正規化した x^* を距離データ X とした。

$$x^* = \frac{x - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}}$$

また各線分間のなす角度 θ を計測し、これをトラス内角として π で正規化し、角度データ θ とした。

対象とした魚種は、マサバ、マダイ、クロマグロ、イシダイ、メバル、アカムツ、キダイの8種類である。これらの魚に対し同一魚種4個体についてランドマーク間の距離データ X と角度データ θ の値を、それぞれ12データ、8データずつサンプルした。Fig. 3に各データを円グラフとして描き、魚種による特徴をパターン化して示す。図中、魚種は次のように略号で記した⁵⁾；マサバ：P.J.J.，メバル：S.I.，キダイ：T.T.，アカムツ：D.B.，クロマグロ：T.T.O.。Xではキダイのデータx23, x34, x45に他魚種と

の違いが見られる。またマサバとクロマグロはデータx26を除いてよく似ていることがわかる。 θ についても絶対値としてはXに比して小さいが、キダイの形状が他魚種と異なることが示されている。またマサバとクロマグロのパターンが類似していることがわかる。

Table 1に得られたデータの分散を示す。データ計測に際しては、ランドマーク③、⑥を実画像上に設定することが困難であった。③は魚体が映像面に対して平行でないものが多く、距離が短くかつ基準長であるためデータに与える影響が大であったと考えられる。また⑥は鰭起部位置を映像上で明瞭に判断し難い場合があり、誤差の要因となった。各個体内のばらつきはXより θ のほうが小さく、画像の傾きに対して角度誤差の感度が低いため、精度よく読みとられていることがわかる。

Table 1. Variance of the data.

(a) Segments [$\times 10^{-4}$]

	P.J.J.	S.I.	T.T.	D.B.	T.T.O.
x12	2.89	2.30	13.03	9.02	7.33
x13	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
x14	5.72	0.49	3.26	0.81	2.87
x15	2.60	2.24	9.95	8.32	7.78
x16	1.91	2.79	12.04	8.91	7.33
x23	0.66	3.35	59.81	7.32	3.21
x25	16.97	0.00	0.00	16.05	33.11
x26	14.15	31.97	6.48	11.67	24.48
x34	32.40	9.61	20.29	2.43	3.51
x45	11.47	33.12	51.39	2.44	0.83
x46	0.00	9.33	17.78	0.13	0.00
x56	68.63	82.23	5.83	14.77	14.60

(b) Angles [$\times 10^{-4}$]

	P.J.J.	S.I.	T.T.	D.B.	T.T.O.
$\theta 1$	6.56	4.66	1.09	2.37	1.74
$\theta 2$	3.10	0.47	2.53	1.12	0.66
$\theta 3$	0.55	3.41	2.26	8.49	1.40
$\theta 4$	2.02	0.92	1.25	0.17	0.41
$\theta 5$	0.69	1.06	1.30	0.13	0.70
$\theta 6$	1.12	0.70	6.09	0.99	0.92
$\theta 7$	1.06	0.15	2.70	1.14	0.32
$\theta 8$	2.20	1.73	5.01	1.19	0.91

Table 2. Data properties.

Number of class		8
Number of learning data		4
Number of features	Segment data	12
	Angle data	8
	Segment and angle data	20

2.2 ネットワーク

ネットワークは階層型で3層構造とし、出力ユニットが1個（1出力形ネットワーク）、または4個（多出力形ネットワーク）である2種類の構造のものを選別法に応じて適宜用いた。Fig. 4に角度データを入力する場合の構造を

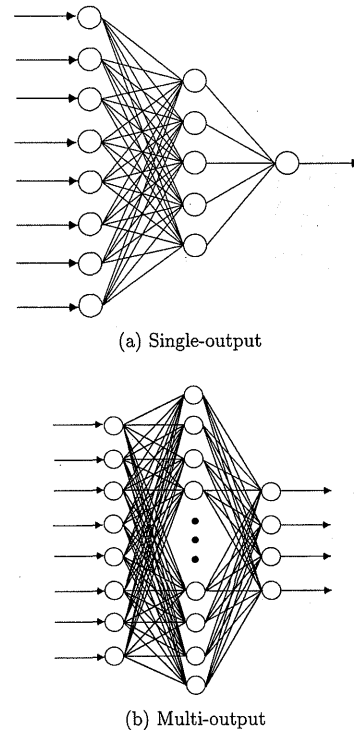


Fig. 4. Layered neural networks.

示す。学習法としては誤差逆伝播法⁶⁾を用い、学習係数を0.5~1.0の間に設定した。計算条件としては、予備実験をおこない結合荷重および出力誤差変動の状況を観測して、結合荷重の収束に十分と思われる誤差値 5×10^{-5} もしくは学習回数20000回を基準として認識学習を行った。計算プログラムにはC言語を用いた。

3 結果および考察

識別では対象魚種がすべて形状の異なる場合と、形状の似通ったものを含む場合とでおこなった。このためネットワークによる識別学習対象データを以下の2通りの魚種群から構成した。

魚種群1：マサバ、メバル、アカムツ、キダイ

魚種群2：マサバ、クロマグロ、メバル、キダイ

さらにこれらの魚種群に対し、距離データ、角度データ、

距離と角度を複合したデータのそれぞれを用いて識別学習をおこない比較検討した (Table 2)。

3.1 1出力形ネットワークによる識別

3.1.1 特定1魚種の識別

複数魚種群の中から特定の1魚種のみを識別抽出する。対象1魚種のみを教師信号値1, その他を教師信号値0として各対象魚種群から以下のように識別を行なう。

(i) 魚種群1からマサバのみを識別する

(ii) 魚種群2からマサバのみを識別する

Fig. 5 は魚種群1に対してマサバのみを識別した結果である。マサバの教師信号値を1, 他魚種を0として学習させたもので、ネットワーク入力データとしてランドマーク間距離 X , ランドマーク角 θ , および X と θ を合わせた複合データを用いた結果をそれぞれ図の(a), (b), (c)に示す。いずれの場合にも抽出対象としたマサバを明瞭に区別

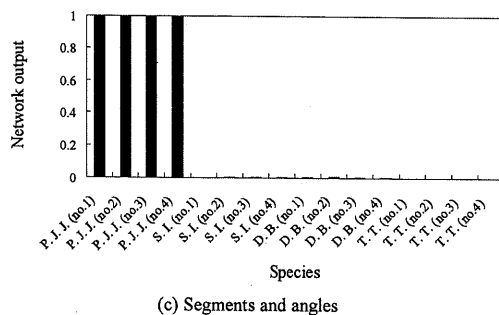
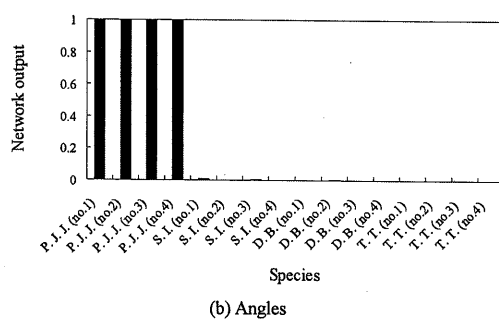
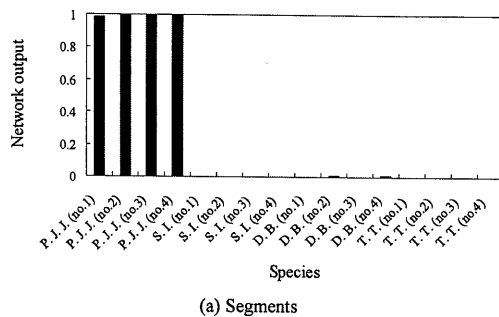


Fig. 5. Discrimination between P.J.J. and the other individuals S.I., D.B. and T.T.

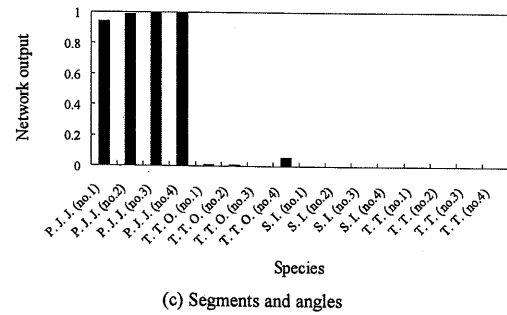
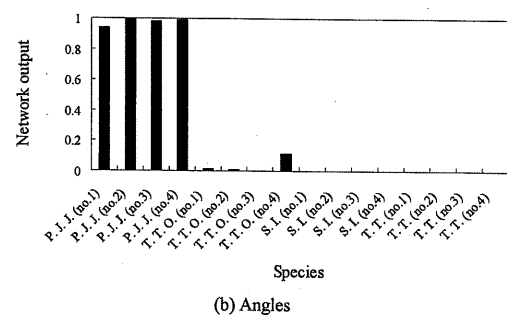
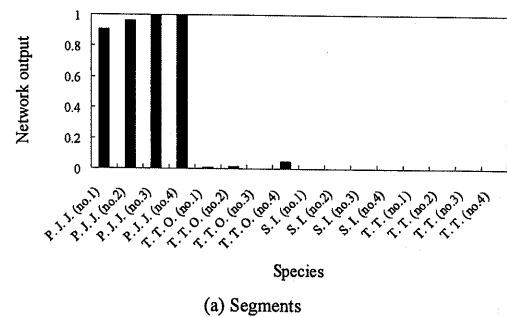


Fig. 6. Discrimination between P.J.J. and the other individuals T.T.O., S.I. and T.T.

していることがわかる。また識別の精度はいずれのデータ形式についてもほぼ同程度であった。

魚种群2に対して識別した結果をFig. 6に示す。この魚种群ではマサバとクロマグロの形状が他の魚種に比較して類似している点に特徴がある。入力データ X , θ , および X と θ のいずれについても他魚種からマサバを明瞭に識別していることがわかる。マサバの第1個体とクロマグロの第4個体について最大10%程度の誤差を示しているが、識別としては問題ないと考えられる範囲である。

3.1.2 複数魚種の識別

ネットワーク教師信号値を各魚種に対し次のように与え識別学習をおこなった。すなわち; マサバ: 0.9, マダイ: 0.8, クロマグロ: 0.6, インダイ: 0.5, メバル: 0.4, アカムツ: 0.3, キダイ: 0.1。

Fig. 7は魚种群1に対する結果で、データ X に対する

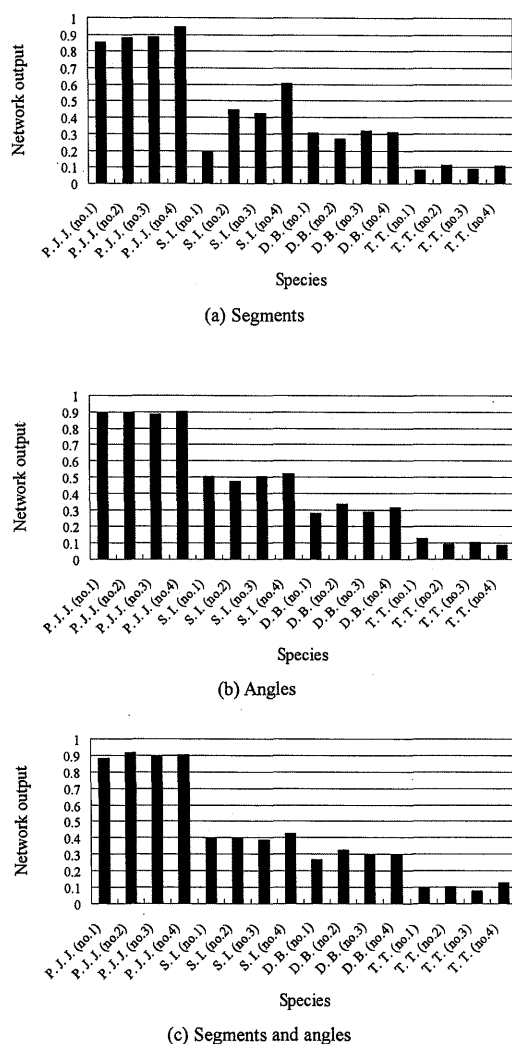


Fig. 7. Discrimination of each individual (P.J.J., S.I., D.B. and T.T.).

メバルの値に誤差が大きい、角度 θ に対しては良好な識別がおこなわれており、さらに X , θ の複合データを用いた場合、さらに結果が改善されている。

Fig. 8は魚种群2に対する識別結果である。データ X ではメバル以外は識別値にばらつきが大きく、 θ についてはマサバとクロマグロの精度の低下が顕著である。しかし複合データを用いた場合では各魚種ともばらつきはあるものの魚種相互間の識別には問題がない範囲の結果を示している。

3.2 多出力形ネットワークによる識別

ネットワークの出力ユニットを4個とし、魚種と教師信号との対応をTable 3のようにして学習させた。結果をFig. 9, Fig.10に示す。各魚種について4個体を識別した結果いずれも対応するユニットに1, 他は0とする教師値にほぼ近い値が得られていることがわかる。特に角度 θ

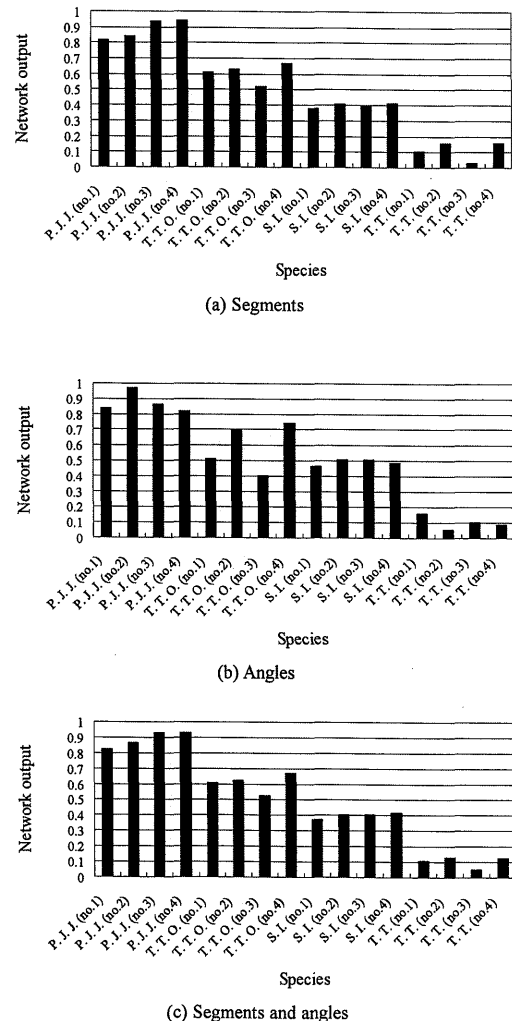


Fig. 8. Discrimination of each individual (P.J.J., T.T.O., S.I. and T.T.).

をデータとする場合Xデータに比較して認識精度が高いことがわかる。また複合データについても精度は θ のみをデータとした場合に次いで良好であった。

4 結 論

- (1) 魚体変形の少ない頭部付近に定義したランドマークを基に、ニューラルネットワーク学習データを構成し、良好な魚種識別結果が得られた。
- (2) 角度データ θ は距離データXよりばらつきが少なく、識別学習に有利である。またX, θ 複合データを用いた場合も良好な結果が得られる。
- (3) 多魚種を識別する場合、1出力形ネットワークより多出力形ネットワークが良好な識別結果を与えた。

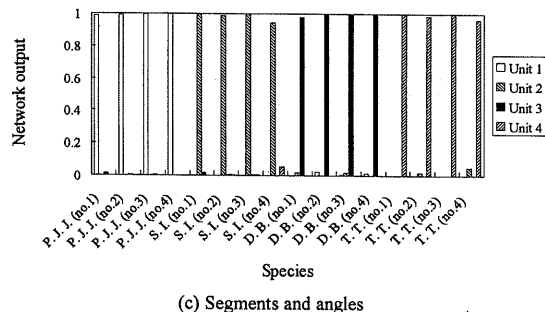
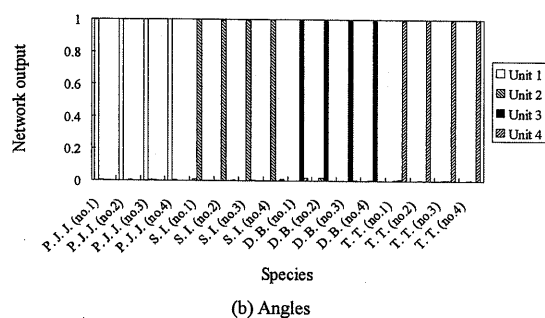
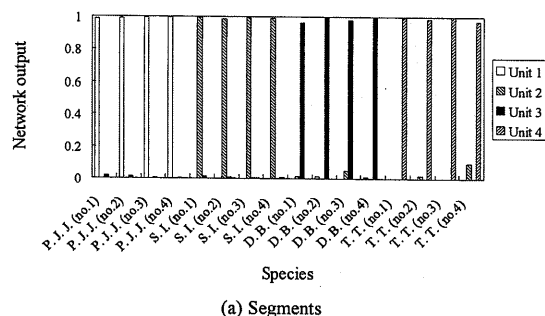


Fig. 9. Discrimination of each individual by multi-output network (P.J.J., S.I., D.B. and T.T.).

Table 3. Teacher signal patterns for multi-output network.

(a) P.J.J., S.I., D.B. and T.T.

	Unit 1	Unit 2	Unit 3	Unit 4
P.J.J.	1	0	0	0
S.I.	0	1	0	0
D.B.	0	0	1	0
T.T.	0	0	0	1

(b) P.J.J., T.T.O., S.I. and T.T.

	Unit 1	Unit 2	Unit 3	Unit 4
P.J.J.	1	0	0	0
T.T.O.	0	1	0	0
S.I.	0	0	1	0
T.T.	0	0	0	1

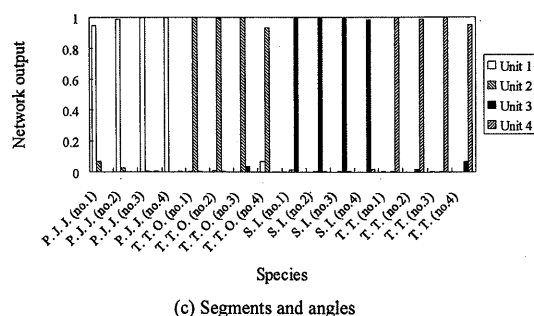
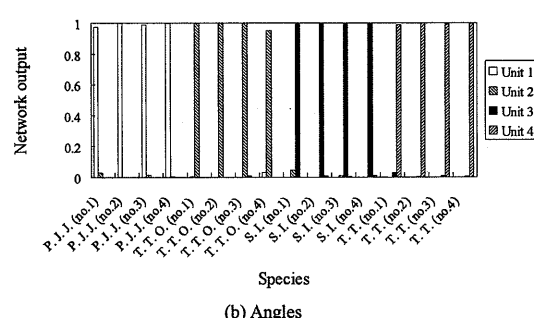
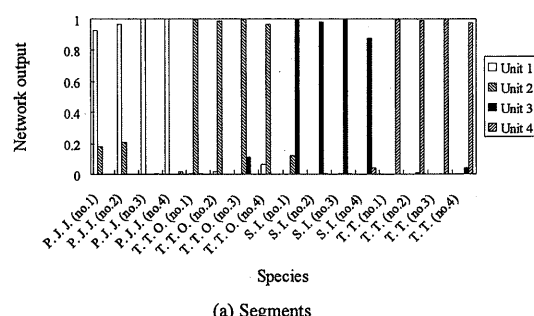


Fig.10. Discrimination of each individual by multi-output network (P.J.J., T.T.O., S.I. and T.T.).

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：水産大学校研究報告, **49** (3), 105-116 (2001).
- 2) R.E.Strauss and F.L.Bookstein：Systematic Zoology, **31** (2), 113-135 (1982).
- 3) R.E.Strauss and L.A.Fuiman：Canadian Journal of Zoology, **63**, 1582-1589 (1985).
- 4) 阿部宗明・本間昭郎：現代おさかな辞典, エヌ・ティー・エス, 東京, 1997, p.451.
- 5) 阿部宗明：原色魚類検索図鑑 I, 北隆館, 東京, 1989, pp.83-195.
- 6) S.Haykin：Neural Networks, Macmillan College Publishing Co. Inc., New York, 1994, pp.142-157.