小型魚類の生体電気信号を利用したバイオアッセイシステムの提案

 寺 脇
 充*・曽
 智*

 平 野
 旭*・辻
 敏 夫*

A Bioassay System Using Bioelectric Signals from Small Fish

Mitsuru Terawaki*, Zu Soh*, Akira Hirano* and Toshio Tsuji*

Although the quality of tap water is generally examined using chemical assay, this method cannot be used for examination in real time. Against such a background, the technique of fish bioassay has attracted attention as an approach that enables constant monitoring of aquatic contamination. The respiratory rhythms of fish are considered an efficient indicator for the ongoing assessment of water quality, since they are sensitive to chemicals and can be indirectly measured from bioelectric signals generated by breathing. In order to judge aquatic contamination accurately, it is necessary to measure bioelectric signals from fish swimming freely as well as to stably discriminate measured signals, which vary between individuals. However, no bioassay system meeting the above requirements has yet been established. This paper proposes a bioassay system using bioelectric signals generated from small fish in free-swimming conditions. The system records signals using multiple electrodes to cover the extensive measurement range required in a free-swimming environment, and automatically discriminates changes in water quality from signal frequency components. This discrimination is achieved through an ensemble classification method using probability neural networks to solve the problem of differences between individual fish. The paper also reports on the results of related validation experiments, which showed that the proposed system was able to stably discriminate between water conditions before and after bleach exposure.

Key Words: bioassay, bioelectric signals, small fish

1. はじめに

近年,工場排水の流出事故が年に数回報告されており,有害な化学物質による水道水源の汚染が問題となっている.そのため,水源,貯水池および浄水場では,このような汚染された水がわれわれの家庭に供給されることを防ぐために水質検査が実施されている.浄水場における水質検査は,水に含まれる化学物質の濃度を分析し,水道法で定められた水質基準と照合する方法であるが,化学物質は種類に応じて分析方法が異なるため,すべての有害物質を毎日検査するには時間やコストがかかり現実的ではない.そのため現状では,日常的に検査する項目は,水の色,濁度,残留塩素の3つだけであり,これ以外の検査項目は月に1回程度しか検査されない1)したがって,汚染事故が起こった場合,実害が報告されるまで水質汚染を発見できない恐れがある.このような状況から,厚生労働省は従来の検査方法に加え,生物を用いた毒性試験

であるバイオアッセイの併用を推奨している²⁾.

バイオアッセイとは生物の反応から環境の変化を推定する 手法で、連続的な検査が可能、生体への総合的な影響を評価 できるといった利点がある。一般に水質検査では、試験生物 として魚類が用いられている。魚類に関する主なバイオアッ セイ法は、画像処理を用いた行動解析によって魚の異常行動 を検知する方法と、魚が発する生体電気信号を常時観測し、 その信号の変化から異常を捉える方法に分類される。

行動解析を利用したシステムとして、川端³)は水槽上部から撮影した複数のメダカの映像を画像解析することによって、全体の移動量から死亡を検知し警報を出すシステムを提案している。これに対して、Kang et al. ⁴)は2台のカメラによりメダカの行動を3次元解析することで行動を立体的に捉え、異常行動を検出するシステムを提案している。しかしながら、有害物質の影響は必ずしも異常行動として現われるとは限らないため、これらのシステムでは魚が死亡するまで汚染を発見できない場合があり、まだ十分な性能とはいい難いのが現状である。

一方,魚類の生体電気信号は毒性に対して敏感な変化を示すことが報告されており $^{5)}$,水質汚染の発生を早期に知らせる信号源として期待されている $^{6)}$. そのため,このような生体電

^{*} 広島大学大学院工学研究科 東広島市鏡山 1-4-1

^{*} Graduate School of Engineering, Hiroshima University, 1– 4–1 Kagamiyama, Higashi-Hiroshima (Received February 19, 2010) (Revised January 12, 2011)

気信号を利用したシステムがいくつか提案されている $^{7)\sim9}$). たとえば、Shedd et al. 9)は生体電気信号から呼吸頻度を求め、その変化から水質汚染の判別を行なうシステムを提案している. しかしながら、計測信号のノイズを低減することを目的として、体の大きさに対して窮屈な水槽を用い、遊泳を制限している. そのため、行動制限によるストレスが呼吸を乱し、誤判別を引き起こしてしまう可能性がある. また、誤判別率を定量的に評価していないという問題があった.

これに対して著者らの研究グループでは、複数の電極を利用することによって遊泳中のメダカから生体電気信号を計測し、リアルタイムで周波数スペクトルの変動を観測することが可能なシステムを提案している¹⁰⁾.このシステムを用いた計測実験により、非接触・非拘束の条件下において、生体信号の周波数情報が水質汚染の評価指標として有効であることを示した。しかしながら、計測した生体信号のSN比の時間変動や個体差の問題から水質汚染の自動判別法は確立できておらず、信号の観測機能のみにとどまっていた。

そこで本論文では、自由遊泳中の小型魚類の生体電気信号に基づき水質汚染の自動判別を行なうシステムを提案する. 提案システムは、水質が変化した際に生じる魚の生体電気信号の周波数スペクトルの変化¹⁰⁾を、確率ニューラルネットを用いて識別する. さらに、生体信号の SN 比の時間変動や試験魚の個体差を考慮することを目的としてアンサンブル識別法¹¹⁾を用い、複数の試験魚による判別結果を総合的に評価して汚染判別を行なう.

以下、2章では魚から発生する呼吸波およびその発生原理について述べ、試験魚について説明する。3章では呼吸波を計測し、その信号を基に水質汚染の行なうことを目的に構築したプロトタイプシステムの構成について説明する。4章では構築したプロトタイプシステムを用いて行なった漂白剤暴露実験およびその識別実験について示す。

2. 呼吸波と試験魚

魚の体の周囲には電場が形成されており、周期的な電位変動が生じていることが報告されている $^{6),12)$. この電位の発生には魚の浸透圧機構が関係しており、鰓などの生体膜では体内と体外をイオンが移動するため $^{13)}$ 電位が生じる. そして、魚の呼吸に伴う鰓蓋の開閉運動に応じてイオンの移動量が変動することにより (Fig. 1 参照)、電位変動が生じていると考えられている. なお、このような呼吸に同期した生体電気信号は呼吸波 $^{14)}$ と呼ばれている. これまでに、著者らは呼吸波が 2 ~ 10 Hz の周波数帯域に現われることを確認している $^{10)}$. 呼吸は自律神経系の働きの影響を受けており、自律神経の働きは周囲の環境に応じて調整されているため、呼吸波から環境の変化を間接的に観測することが可能だと考えられる. そこで、本研究ではこの呼吸波を計測対象とした.

提案システムでは、試験魚として OECD(経済協力機構) テストガイドラインにおいて試験生物に指定されている 15 メダカを用いた、メダカは成魚でも体長 $25\sim35\,\mathrm{mm}$ 、体重

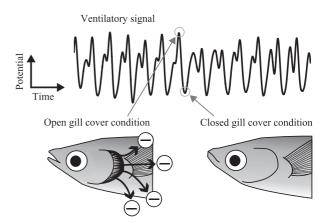


Fig. 1 Relationship between gill cover movement and ion movement

 $0.25\sim0.30\,\mathrm{g}$ 程度の小型魚類である。そのため化学物質に対する感度が比較的よく、試験魚に適している。

3. 呼吸波状態判別システム

提案する呼吸波状態判別システムを Fig. 2 に示す。本システムは信号計測部,信号処理部,状態判別部から構成され,遊泳中のメダカの呼吸波から水質汚染の判別を行なう。 Fig. 2 に示すように,メダカを1 匹ずつ別々の計測水槽に入れ,並列して信号を計測する。そして,信号処理,状態判別も個体ごとに行ない,最後に各個体の識別結果を統合し,呼吸波の状態を判別する。アンサンブル識別法を用いて複数匹の結果を総合的に判断することにより,個体差の影響による誤判別の低減を図る。以下に各部の詳細を示す。

3.1 信号計測部

信号計測部では、最大 25ch での計測が可能な脳波計 (EEG-1200:日本光電)を用いて呼吸波を計測する。まず、水槽の底面に配置した L 個の電極から呼吸波の計測を行ない、つぎに、計測した信号をインタフェースモジュール (PCI-3521: Interface)を用いて AD 変換し、サンプリング周波数 f_s Hz で解析用 PC に取り込む。なお、計測電極には、生体信号の計測に一般的に用いられている Ag-AgCl 電極を採用した。また、ノイズの低減を目的として、信号の増幅には双極導出法による差動増幅を取り入れた。

3.2 信号処理部

信号処理部では、PC に入力された信号に対してフィルタ 処理、信号選択、周波数解析を行ない、呼吸波の周波数スペクトルを算出する.以下に各処理の詳細について述べる.

まずフィルタ処理では,入力信号をバンドパスフィルタ(低域カットオフ周波数 f_{low} Hz,高域カットオフ周波数 f_{high} Hz)で濾波する.つぎに信号選択において,解析に最適な信号を選択する.呼吸波は μ V オーダーの微弱な信号であるため水の抵抗によって信号が減衰し,計測される信号の振幅が非常に小さくなってしまうという問題がある 10).そこで,L 個の電極から計測された信号のうち,実効値 R(i) $(i=1,\cdots,L)$ が最大の信号を解析用信号として選択する.これにより,魚

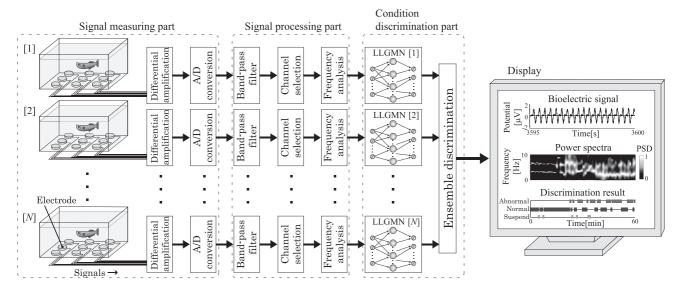


Fig. 2 Structure of the signal measurement and discrimination system

が移動していてもよりノイズの少ない信号を取り扱うことが 可能となる.

$$R(i) = \sqrt{\frac{1}{T} \sum_{n=1}^{T} x(n)^2},$$
(1)

ここで、x(n) は計測信号、T は計測信号のデータ数である。 周波数解析では、突発的なノイズの影響を受けにくい特長をもつ AR モデル $^{16)}$ を用いて、信号の周波数スペクトルを求める。AR モデルは次式で与えられる。

$$x(n) = -\sum_{k=1}^{K} a(k)x(n-k) + \varepsilon(n), \tag{2}$$

ここで、x(n-k) は計測信号、 $\varepsilon(n)$ は予測誤差(ホワイトノイズ)を表わす。また、K は AR モデルの次数である。このモデルは適切な AR パラメータ a(k) により、過去の計測信号から現在の信号データ x(n) を予測する。なお AR モデルのパラメータは、時間窓 T_w 、オーバーラップ T_o として、Yule-Walker 法により算出する。パワースペクトル密度 (PSD) P(f) は、求めた AR モデルを用いて次式により計算する。

$$P(f) = \frac{\sigma_{\varepsilon}^{2}}{\left|1 + \sum_{k=1}^{K} a(k)e^{j2\pi kf}\right|^{2}},$$
(3)

ここで、 σ_{ε}^2 はホワイトノイズの分散を表わす。また、各時間における周波数スペクトルのパターンの変動に注目するため、PSD は次式により $0\sim10\,\mathrm{Hz}$ の範囲で正規化する。

$$P_{\rm n}(f) = \frac{P(f)}{\max_{f}(P(f))} \qquad : (f = [0, 10]). \tag{4}$$

以上のようにして求めた周波数スペクトル $P_{\mathbf{n}}(f)$ を時系列で表示することにより、リアルタイムで周波数成分を観測する

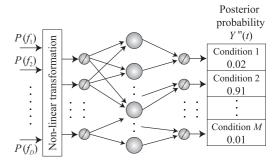


Fig. 3 Structure of the LLGMN

ことが可能である.

3.3 状態判別部

状態判別部では,信号処理部において呼吸波から算出した 周波数スペクトル $P_n(f)$ により汚染状態の判別を行なう.ここで,本システムでは個体差の影響を考慮するためアンサンブル識別を行なう.このアンサンブル識別法は集団学習 $^{11)}$ の考え方に基づいており,多数の推定結果を組み合わせることによって全体の識別性能を向上させることを目的としている. 提案法は,まず個体ごとに呼吸波の状態判別を行なった後,全 N 個体による多数決をとることによって最終的な出力を決定する.

各個体における状態判別には、辻らによって提案された Log-Linearized Gaussian Mixture Network (LLGMN) $^{17)}$ と呼ばれる確率ニューラルネットを用いた。 Fig. 3 に LLGMN の構成を示す。 LLGMN は統計構造の一種である混合正規分布を内包した確率ニューラルネットであり、あらかじめ設定したいくつかの状態のうち、入力したデータがそれぞれの状態に属する事後確率 $Y^m(t)$ ($m=1,\cdots,M;M$ は状態数) を算出することができる。このニューラルネットは、人の筋電位信号や脳波などの動作識別に用いられており、高い識別能力を示すことが確認されている 17 .

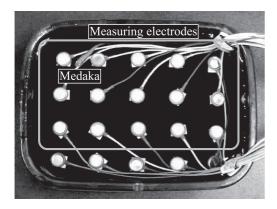


Fig. 4 Measuring aquarium used for the bleach exposure experiment

LLGMN は、サンプルデータを用いて自動的に内部のパラメータを調整する学習機能を有している。本システムでは、あらかじめ識別対象である全状態 (たとえば、正常時、異常時など) の呼吸波を計測し、これらをサンプルデータとして LLGMN に学習させる。学習後の LLGMN に任意の周波数スペクトルを入力すると、各状態の事後確率を出力する。ここで、アンサンブル識別のため次式により全状態の中で最大の事後確率を 1、それ以外を 0 に変換する。

$$\tilde{Y}^m(t) = \begin{cases}
1 & (m = \arg\max_{m} Y^m(t)) \\
0 & (\text{otherwise})
\end{cases}, (5)$$

このようにして算出した $\tilde{Y}^m(t)$ の N 個体における平均 $\bar{Y}^m(t)$ を最終的な事後確率として出力する.

識別結果は一般的に事後確率の最も高い状態とするが,入力されたスペクトルパターンがどちらの状態にも属さない場合も考慮する必要がある.そこで最後に,事後確率に対する識別判定閾値 θ を設け,状態 m のうちのいずれかの事後確率が $\bar{Y}^m(t) > \theta$ の場合は $Y^m(t)$ が最大となる状態を識別結果とし, $\bar{Y}^m(t) < \theta$ の場合は曖昧な状態として識別は保留とする.

4. 実 験

提案システムを用いて水質汚染による呼吸波の変化を計測 可能なことを確認するために、漂白剤暴露実験を行なった。 また、水質汚染を判別することが可能かどうか確認するため に、状態判別実験を行なった。

4.1 漂白剤暴露実験

提案システムにより、水質汚染発生時のメダカの応答を観測する実験を行なった.水質異常の状態は、家庭用の漂白剤を暴露することで、人為的に引き起こした.

4.1.1 実験条件

実験には、1 日以上、計測用水槽に馴化させたメダカを 15 匹 (Medaka $1\sim15$) 用いた、計測時間は 90 分間とし、計測開始から 30 分後に NaClO を主成分とする家庭用の漂白剤 5 ml (希釈倍率 100) を暴露した、そして、水質が正常な状態

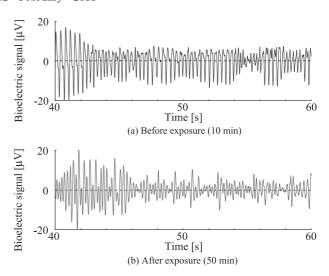


Fig. 5 Examples of the measured bioelectric signals (Medaka 1)

と異常な状態,各状態に対する呼吸波の応答について観測した.なお,計測は各個体1匹ずつについて行なった.実験条件を以下に示す.

• 信号計測部

水槽: $150 \, (\mathrm{W}) \times 100 \, (\mathrm{D}) \times 50 \, (\mathrm{H}) \, \mathrm{mm}$ 入力 ch 数:L=15,格子状 (5×3) に配置 (**Fig. 4**) サンプリング周波数: $f_s=1000 \, \mathrm{Hz}$

• 信号処理部

フィルタ: $f_{low}=2\,\mathrm{Hz},\ f_{high}=10\,\mathrm{Hz}$ AR モデル:次数 K=200, 窓幅 $T_w=30\,\mathrm{s},$ オーバーラップ $T_o=20\,\mathrm{s},$ 分解能 $0.244\,\mathrm{Hz}$

4.1.2 実験結果

実験結果の一例として Medaka 1 における計測結果を示す. Fig. 5 は計測された信号波形の一例で、Fig. 5 (a) が漂白剤 暴露前に計測された信号波形、Fig. 5 (b) が暴露後に計測された信号波形である。一方、Fig. 6 (a) に全計測時間における周波数スペクトルの時間推移を示す。ここで、PSD の大きさはグレースケールにて表示している。Fig. 5 (a), (b) を比較すると、計測した信号の振幅情報からは大きな違いを確認するのが難しいことがわかる。しかしながら、Fig. 6 の周波数解析結果からは暴露直後の $30\,\mathrm{min}$ から少しタイムラグがあるものの、暴露後大きく傾向が変化していることが確認できた。このことから、水質汚染の判別に周波数スペクトルが有効であることを確認できた。

つぎに Fig. 6 (b) に (a) とは異なる個体の呼吸波の周波数スペクトルを示す. 図から, Fig. 6 と同様に, 暴露前と後でスペクトルの傾向が変化していることが確認できる. しかしながら, ピーク周波数の推移の仕方など, 周波数スペクトルにも個体差が現われていることがわかる. このことから, 周波数スペクトルを基に識別を行なう際も個体差による影響について考慮する必要があることが示唆された.

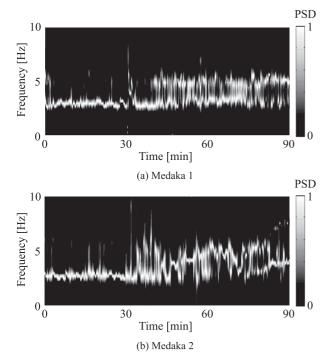


Fig. 6 Power spectra of the measured time-series during the bleach exposure experiment

4.2 状態判別実験

4.1節の漂白剤暴露実験において得られた計測データを用い, 提案法による識別実験を行なった.以下に識別条件を示す.

• 状態判別部

識別状態:正常、異常の2状態 (M=2)

学習データ:各状態 30 データ × 2 個体(正常:1分ごと, 異常:2分ごと,周波数範囲:0~10 Hz)

はじめに、学習に使用した個体を除く全個体(N=13)を識別データとして用いて識別実験を行なった。まず $\theta=0.6$ とした場合の時間ごとの識別結果を $\mathbf{Fig.7}$ (a)に示す。図は上から事後確率、識別結果である。 $\mathbf{Fig.7}$ (b)の灰色グラフに各 10分間の識別率の平均(97.0%)とその標準偏差(6.3%)を示す。図から、漂白剤を暴露した 30 min を境に識別結果が正常から異常へ移り変わっていることが確認できる。また、事後確率の最大値を閾値とした識別判定処理を設けていることにより、事後確率が 0.6 以下である曖昧な識別の場合は識別保留となり、2 状態を安定して識別できていることがわかる。誤識別は暴露直後で多く発生しており、これは周波数解析において窓幅 $T_w=30$ s としていること、および化学物質の影響がメダカに現われるまでのタイムラグが原因だと考えられる。

つぎに、学習用の個体を変化させた場合の識別率について調べるために、計測に用いた全 15 匹のゼブラフィッシュから 2 匹の学習用個体を選び出す全組合せ($_{15}$ C $_{2}=105$ 通り)について識別率を算出した。全学習用個体の組合せの平均識別率は 92.1%であった (Fig. 7 (b) の白色のグラフ参照)。この結果は、識別率が学習個体に大きく依存しないことを示し

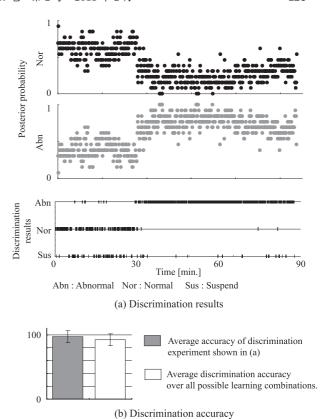


Fig. 7 Discrimination results by ensemble discrimination (N=13)

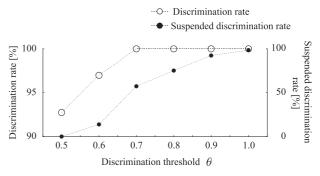


Fig. 8 Effect of discrimination threshold θ on discrimination rate and suspend rate

ている. ただし, 実際に提案システムを運用する場合には識別率が高くなるような学習個体を事前に選択しておくことが望ましい. 学習個体の選択法については今後, 検討する予定である.

ここで、Fig. 7 のデータを用いて識別判定閾値 θ を変化させた場合の全時間での識別率および識別保留率を求めた。 Fig. 8 に識別結果を示す。白丸が識別率、黒丸が識別保留率である。 図より、 θ が 1 に近づくに従い識別率は上昇するが、識別保留率は 100%に近づいていくことがわかる。本論文では識別率を高めにして誤識別をできるだけ少なくすることを優先し、識別判定閾値を $\theta=0.6$ に決定した。

さらに、アンサンブル識別を行なう上で識別に使用する最 適な個体数を検討することを目的として、識別に用いる個体

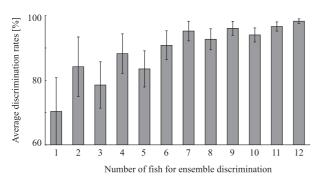
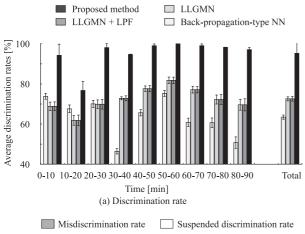


Fig. 9 Effect of the number of test fish on discrimination ability



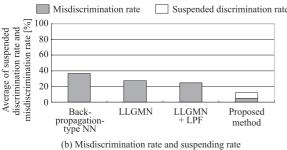


Fig. 10 Discrimination accuracy of water conditions

数を変化させて識別実験を行なった。識別個体数を変化させた場合($N=1,2,\cdots,12$)の識別率について調べた。なお、学習データにはすべて同一の個体を用いた。各個体数での全組合せの平均識別率と標準偏差を $\mathbf{Fig.}$ 9 に示す。図より,個体数を増加させるに従って平均識別率も上昇していることがわかる。そして,個体数 12 匹の場合は 98%以上と高い平均識別率が得られていることから,提案手法の有効性が示された。また,組合せによっては 100%を示すデータもあり, 13 匹すべてを用いるよりも高い識別率を示す場合があることが確認できた。これより,識別に用いる個体をうまく選定することができれば,少ない個体数でもより精度の高い識別が実現できる可能性がある。

最後に、本論文で提案したアンサンブル識別法の識別能力を確かめるために、異なる識別手法との比較を行なった。比較手法としては、(1) 誤差逆伝搬型ニューラルネット (BPNN) ¹⁸⁾、

(2) LLGMN ¹⁷⁾, (3) LLGMN+ローパスフィルタ (LPF) を 選択した. (1) の BPNN と (2) の LLGMN を比較すること により統計構造 (LLGMN) による効果を, (2) の LLGMN と 提案手法 (LLGMN+アンサンブル識別) を比較することによ りアンサンブル識別導入による効果を定量的に評価すること ができる. さらに, 提案法と (3) の LLGMN+LPF を比較す ることにより集合平均(アンサンブル平均)と時間平均(LPF による時間軸方向への移動平均)の効果の差異を確認できる. ここで、(1) の BPNN では本手法で用いる LLGMN に合わ せ,入力層には線形ユニットを42個,中間層にはそれぞれ10 個, 出力層にはシグモイド関数ユニットを2個用意し, 出力の 和は1になるように正規化した.(2)は提案手法において使 用している LLGMN と同じものとし、事後確率を算出した. (3) は LLGMN の出力である事後確率 $Y^m(t)$ を LPF により 平滑化した後, 出力の和が1になるように正規化した. この 平滑化は識別結果の時間的な変動を低減させることを目的と して導入しており、サンプリング周波数 $f_s = 0.1 \, \mathrm{Hz}$ 、カット オフ周波数 $f_{cut} = 0.015 \,\text{Hz}$ に設定したローパスフィルタを 用いた. これらの手法により各個体について事後確率 $Y^m(t)$ を算出し、その平均値から識別結果を判定した. なお、提案 手法以外ではアンサンブル識別を用いていないため、識別保 留率は0%である.

Fig. 10 (a) に各手法による時間ごとおよび全時間での識別率を、Fig. 10 (b) に提案手法の識別保留率と誤識別率の帯グラフ、および比較手法の誤識別率を示す。ここで、Fig. 9 より識別個体数は 12 個体 (N=12) とし、 $\theta=0.55$ とした。平均識別率は、提案手法では各組合せの平均、それ以外の手法では各個体の平均を示しており、図中のエラーバーは各平均に対する標準偏差を表わしている。図より、すべての時間帯において提案法の識別率が最も高いことが確認できる。また、全時間での平均識別率を比較すると、(1)<(2)<(3)<提案手法となっており、ニューラルネットへの統計構造の導入、およびアンサンブル識別の効果により、識別率を向上できていることが確認できた。

5. ま と め

本論文では、遊泳中の小型魚類を対象とした呼吸波状態判別システムを提案した。提案システムでは、複数の電極を使用することにより、自由遊泳中の試験魚から呼吸波の計測が可能である。また、評価指標として信号源からの距離に影響を受けにくい周波数情報に着目しており、移動時にもモニタリングすることが可能である。水質汚染を想定して行なった漂白剤暴露実験により、暴露前後において呼吸波の周波数スペクトルに変化が現われることを確認した。

提案手法では、ニューラルネットを用いた識別を行なっており、周波数スペクトルを利用した状態判別が可能である。また、複数の試験魚の反応を総合的に評価するアンサンブル識別を行なうことにより、個体差による識別精度への影響を低減することが可能である。検証実験では、漂白剤暴露実験

で得られた計測データを用いて識別を行なった結果,誤差逆 伝搬型ニューラルネットや LLGMN を単独で適用するよりも アンサンブル識別は高い識別率が得られることが確認できた.

今後は、識別率のさらなる向上と識別保留の減少を目的に、正常状態での計測データから、試験魚に適した個体を選定する手法を検討するとともに、漂白剤以外の暴露実験を行なうことにより、周波数スペクトルのほかに水質汚染の評価指標となり得る指標を検討する予定である。なお、メダカの呼吸波は有害物質以外の環境変化、たとえば水温変化や光刺激、音刺激などによっても変化する可能性がある。これらの刺激に対しては、たとえば水温をヒーターで一定に制御したり、外界の光や音を遮断した計測環境を用意することである程度、対処できるが、人為的にコントロールできない刺激も存在する可能性があるため、今後はさまざまな刺激に対する呼吸波変化の特徴をより詳細に検討する必要があると考えている。

参考文献

- 1) 厚生労働省:水道法施行規則の一部を改正する省令 (2003)
- 2) 厚生労働省:「米国の同時多発テロ」を契機とする国内におけるテロ事件発生に関する対応について (2001)
- 3) 川端雅博:複数のメダカを使った水質連続監視装置「オルセイバー」, 資源環境対策, **42**-2, 78/80 (2006)
- 4) I.J. Kang, J. Moroishi, A. Nakamura, K. Nagafuchi, S.G. Kim and Y. Oshima: Biological monitoring of detection of toxic chemicals in water by the swimming behavior of small freshwater fish, Journal of the Faculty of Agriculture Kyushu University, 54, 209/214 (2009)
- 5) 松尾雄三:フナのえら蓋の活動電位による急性毒性の監視実験,水道協会雑誌,**54**-10,17/25 (1984)
- 6) American Society for Testing and Materials (ASTM): Standard Guide for Ventilatory Behavioral Toxicology Testing of Freshwater Fish, E1768-95 (2008)
- M. Thomas, A. Florion and D. Chretien: A Newwarning Biomonitor Using a Weakly Electric Fish, Apteronotus Albifrons (Gymnotiformes), and The Effect of Temperature on The Bioelectric Responses, Environmental Monitoring and Assessment, 51, 605/620 (1996)
- 8) W.H. van der Schalie, T.R. Shedd, M.W. Widder and L.M. Brennan: Response Characteristics of an Aquatic Biomonitor Used for Rapid Toxicity Detection, Journal of Appleid Toxicology, J. Appl. Toxicol., 24, 387/394 (2004)
- 9) T.R. Shedd, W.H. van der Schalie, M.W. Widder, D.T. Burton and E.P. Burrows: Long-Term Operation of an Automated Fish Biomonitoring System for Continuous Effluent Acute Toxicity Surveillance, Bull. Environ. Contam. Toxicol., 66, 392/399 (2001)
- 10) M. Terawaki, A. Hirano, Z. Soh and T. Tsuji: Unconstrained and Noninvasive Measurement of Bioelectric Signals from Small Fish, Artificial Life and Robotics, 14, 728/733 (2009)
- 11) 甘利, 麻生, 津田, 村田: パターン認識と学習の統計学 新しい概念と手法, 139/222, 岩波書店 (2003)
- S. Umezawa and H. Watanabe: On the Resperation of the Killifish Oryzias Latipes, Journal of Experimental Biology, 58, 305/325 (1973)
- 13) 岩田,平野:浸透圧機構,魚類生理学(板沢靖男編),東京恒星 社厚生閣(1991)
- 14) 浅野、羽生:魚類の行動と生体電気、回遊魚の生物学(森沢正昭編)、181/195、学会出版センター(1987)
- 15) Organisation for Economic Co-operation and Development

- (OECD): Test No.203: Fish, Acute Toxicity Test, OECD Guidelines for the Testing of Chemicals (1992)
- 16) 臼井, 伊藤, 三田:生体信号処理の基礎, 107/155, オーム社 (1985)
- 17) T. Tsuji, O. Fukuda, H. Ichinobe and M. Kaneko: A Log-Linearized Gaussian Mixture Network and Its Application to EEG Patter Classification, IEEE Trans. on Syst., Man, and Cybern.-Part C: App. and Reviews, 29-1, 60/72 (1999)
- 18) D.E. Rumelhart, J.L. McClelland and R.J. Williams: Learning internal representations by error propagation, Parallel Distributed Processing, 1, 318/362 (1986)

「著 者 紹 介]

脇

充



2008 年広島大学工学部第二類卒業. 2010 年広島大学工学研究科博士課程前期修了見込み. 魚類の生体信号解析, 信号処理, パターン識別に関する研究に従事.

曽 智



2008 年広島大学工学研究科博士課程前期修了. 現在, 広島大学大学院工学研究科博士課程後期在学中. 主として, マウスの嗅覚系のシミュレーション, ニューラルネットに関する研究などに従事.

平野 旭



1980 年 8 月 15 日生. 2008 年広島大学大学院 工学研究科博士課程後期修了, 現在に至る. 工学 博士. 人工生命体, シミュレーション生物学, バ イオミメティクスなどの研究に従事.

敏 夫(正会員)



1959 年 12 月 25 日生. 85 年広島大学大学院工学研究科博士課程前期修了. 同年広島大学工学部助手. 94 年同助教授を経て,2002 年より同大学大学院工学研究科教授,現在に至る. 工学博士. 本会学術奨励賞(86),論文賞(2002,2008),バイオメカニズム学会論文賞(90),日本義肢装具学会論文賞(2000),日本医科器械学会論文賞(2003),日本機械学会ロボティクス・メカトロニクス部門学術業績賞(2004),IEEE R & A Society The K. S. Fu Memorial Best Transactions Paper Award (2004) などを受賞. 人間とロボットの運動制御,生体信号解析,ニューラルネット,ヒューマン・マシンシステムなどの研究に従事.