

# 生体表現システム：ファジィインタフェースを用いた培養神経回路網とロボットとの相互接合†

林 勲\*1・徳田 農\*2・清原 藍\*3・田口 隆久\*4・工藤 卓\*5

我々は、ラット海馬からの分散培養神経回路網とロボットで閉ループを構成する生体表現システムを提案している。このシステムでは、培養神経回路網からロボットへの制御信号を推論するトップダウン信号とロボットから培養神経細胞への刺激入力を決定するボトムアップ信号の2種類の信号系統をもつ。

本論文では、この生体表現システムのインタフェース機能としてのファジィ推論に注目し、ケペラロボットの直進走行の走行実験の事例を用いて、ファジィ推論の適合度の推移と誘導活動電位頻度の変化から、培養神経回路網の学習性とファジィインタフェースの適応性について議論する。

キーワード：脳機械インタフェース、培養神経回路網、生体ロボット、ファジィインタフェース

## 1. はじめに

最近、脳とコンピュータ等の外界機器を直接結合して、外界機械を制御する脳機械インタフェース(BMI: Brain Machine Interface)や脳コンピュータインタフェース(BCI: Brain Computer Interface)の研究が活発に行われている[1, 2]。脳は機器から得られる外界の情報によって環境のダイナミクスを学習し、機器は脳の学習により適応制御が可能となり、その双方向の学習の機会が脳に新たな思考性を与える。すなわち、この相互インタラクションは脳の“学習性”と機器の“適応性”に支えられ、全体システムは“環境ダイナミクス”に対応した閉ループの循環型ネットワークを構成している。しかし、脳からの信号は、場合によっては非同期の自発的活動や反射反応の誘発的信号が混在し、また、外部機器においても突発的な異常信号やノイズ信号により異常動作を発生する場合がある。したがって、BCIやBMIでは、このような適応外信号や異常信号が発生した場合に、機器の制御を安定

化させることが困難であるという指摘がある。従来の方法では、異常反応を検知し、その制御を停止することに重点が向けられていた。しかし、一方で、脳と機器の間にインタフェースのモデルを介在させて、制御を安定化させる必要もある[3]。

我々は、脳細胞としてのラットの海馬の分散培養神経回路網と外界認識機器としてのロボットとを相互接合し、合目的な知識獲得および行動表現が可能な“生体表現システム”を提案している[4-7]。培養神経回路網とロボットとを接続する研究には、S.M.Potterらのモデル[8, 9]やWarwickらのモデル[10]がある。その他にも、培養神経回路網によるフライトシミュレーションの実験[11]などもある。しかし、S.M.Potterらの初期のシステムAnimat[8]は単純に神経回路網と外界機器とを接続するのみであり、学習機能はなく衝突回避のような合目的な行動は生成されていない。その後、Hybrot[9]では、電気刺激を適切に印可することで培養神経回路網の出力特性をゴール達成に合致するように調整することに成功している。しかし、神経回路網の目標値は人工的に与えられ、培養神経回路網は目標にただ合致しているのみでロボットの制御が行われているとはいえない。また、Warwickらのモデルにしても意図的な制御が行われているとはいえず、ロボットなどの実機の制御は困難といえる。

本論文では、この生体表現システムのインタフェース機能としてのファジィ制御に注目し、ファジィルールの前件部の適合度の推移と誘導活動電位頻度の変化から、培養神経回路網の学習性とファジィインタフェースの適応性の両学習機能について、その特性を議論する。ここでは、培養神経回路網とロボットとの

† Biomodeling System: Interactive Connection between Cultured Neuronal Network and Moving Robot Using Fuzzy Interface  
Isao HAYASHI, Minoru TOKUDA, Ai KIYOHARA, Takahisa TAGUCHI and Suguru N. KUDOH

\*1 関西大学大学院 総合情報学研究科  
Graduate School of Informatics, Kansai University

\*2 楽天(株)  
Rakuten, Inc.

\*3 (株)シームス  
Seems Inc.

\*4 独立行政法人 産業技術総合研究所 関西センター  
AIST Kansai, National Institute of Advanced Industrial Science and Technology

\*5 関西学院大学 理工学部  
School of Science and Technology, Kwansei Gakuin University

インタフェースモデルとしてファジィルールを用い、培養神経回路網の学習性[12, 13]と学習型ファジィ推論の適応性[14]により、ロボットが規範的な制御行動だけでなく、周りの環境のダイナミクスに適応した学習的な制御行動が可能であることを示す。ファジィルールが培養神経回路網とロボットとのインタフェースモデルとして採用されているので、ここでは、このインタフェースを“ファジィインタフェース”と呼ぶ。ファジィインタフェースとは、塚本[15]によって提唱され、言語と数学、言語と感性、生物と行動規範のように、相異なる二者間を仲介する媒体として、ファジィ集合が有用かつ最適であることから、このようなファジィ集合の特質を特にファジィインタフェースと呼んでいる。構造的には、ロボットにケベラを用いて、培養神経回路網とケベラ間にボトムアップ処理とトップダウン処理の2種類のファジィインタフェースを提案する。ボトムアップ処理では、ケベラのIRセンサ情報を読み取り、ファジィ推論ユニット(FLBU)を用いて培養神経回路網への電流刺激の回数を推論する。トップダウン処理では、培養神経回路網の活動電位の頻度から、ファジィ推論ユニット(FLTD)によりケベラの左右のアクチュエータのモータ速度を推論して、ケベラを制御する。本来、培養神経回路網のみでロボットを学習することに関して、高学習の実現が困難[16, 17]であったが、本システムでは、ファジィインタフェースにより培養神経回路網がケベラの行動からボトムアップ処理を介して入力刺激を受け、ケベラはトップダウン処理での培養神経回路網のパターン反応からアクチュエータのモータ速度を推論する高精度の学習型制御が可能となる。

ここでは、まず培養神経回路網に刺激を与え、その反応の規範性を確認してファジィルールを構築する手法について述べる。次に、刺激シミュレータを用いてファジィルールの後件部のモータ速度を学習する手法について概説する。実際の走行では、ケベラは学習後のファジィルールと培養神経回路網の学習性によって、コースに沿った直進走行が可能となる。走行実験を繰り返し行い、ファジィルールの前件部の適合度の推移と誘導活動電位頻度の変化を観測し、神経結合の強度および記録外液のマグネシウムイオン量を変化させ、ファジィインタフェースの適応性と培養神経回路網の学習性について議論する。

本システムは、培養神経回路網とロボットとを相互接合して、合目的な行動表現が可能となった初めてのシステムである。

## 2. 生体表現システム

図1に生体表現システムの概要を示す。ファジィインタフェースとしてのファジィルールは、ケベラから得られた外界情報の変化を適応的に捉えて培養神経回路網へ刺激として与え、培養神経回路網から得られた規範的な刺激反応を学習してケベラのアクチュエータへ制御量として与える。一方、培養神経回路網は、自発的神経活動により、外界情報に順応的な学習を行う。このように、生体表現システムは、ファジィインタフェースの適応性と培養神経細胞の学習から構成され、この学習が機能的にかつ協調的に稼働することによって初めて生体と外部機器の統合システムは合目的な知識獲得や行動表現が可能となる。

両学習機能が無規則に稼働するのでは高精度な制御は達成できない。外界情報の質や量、時系列な環境変化によって学習機能を切り替える必要がある。しかし、学習機能を単純に切り替えるとしても、外界からの信号が培養神経回路網の学習性にどのように影響を与えるかを検討する必要がある。そこで、まず単純に時系列によって学習機能をスイッチングすることを考える。具体的には、ケベラの走行に先立ち、最初に刺激シミュレータによる培養神経細胞の反応活動電位の頻度から最急降下法を用いて制御ルールを構築する。その後、学習されたファジィルールでケベラの走行を繰り返し、外界の信号により培養神経回路網の学習がどのような影響を受け、どのように制御ルールの選択性に影響するかを検証する。

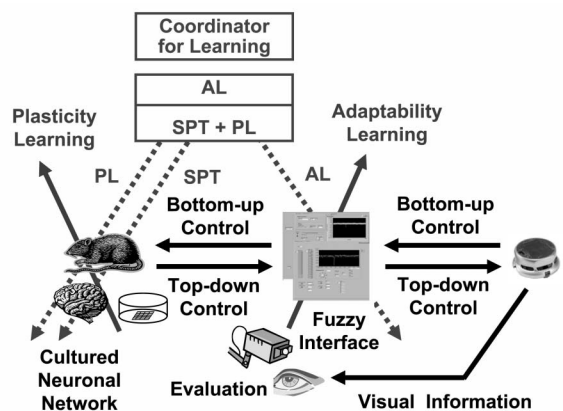


図1 Biomodeling System

### 2.1 学習型ファジィ推論による学習

まず、ケベラII(AAIジャパン社製)の走行前段階で、培養神経回路網へ刺激信号を与えるケベラのセンサ信号を想定した刺激シミュレータを構築し、培養神経回路網の刺激反応からケベラのアクチュエータのモータ速度を制御するファジィルールを構築する。図2に刺激シミュレータによるファジィルールの構築法を示す。ここで、 $L$ はケベラの左側のIRセンサーからの入力信号を表し、 $R$ は右側からの信号を表す。実際の走行実験では、ファジィ推論によりケベラのIR信号から培養神経回路網の2電極への電流刺激の回数を推論する。しかし、刺激シミュレータでは、このケベラのIR信号の代用として信号発生プログラムにより培養神経回路網の2電極へ刺激を与える。培養神経回路網への刺激及び反応活動電位の頻度の計測は、細胞外電位多点計測システム(アルファメッドサイエンス社製、MED64)を用いた。

ファジィルールの構築は次のように行う。まず、多点計測システムの64電極を8個ごとのブロックに分割する。ある電極に刺激信号  $S^L$ ,  $S^R$  が与えられたとき、各電極の検出時間幅内での活動電位スパイクの平均頻度数を算出して、各ブロック内でスパイク頻度が顕著に反応した1電極を検出する。ファジィルールでは、この8電極のスパイク頻度を入力属性  $a_j^L$ ,  $a_j^R$ ,  $j=1, 2, \dots, 8$  として、また、出力属性はケベラの2個のアクチュエータのモータ速度  $v^L$ ,  $v^R$  として設定する。ただし、前件部のメンバシップ関数は活動電位に対する *Low* と *High* の2種類とし、出力のモータ速度は出力比が10:1となるように、シングルトンの-20~+20で与えた。したがって、ファジィルールは8入力2出力から構成され、全体で  $256 \times 2 = 512$  個のルールを構成する。ファジィ推論は、培養神経回路網が必ずしも刺激活動電位に対する反応パターンの活動電位が

一定でなく異常反応が全体の適合度に影響する点を考慮して、前件部の適合度計算は *min* 演算を採用し、後件部はシングルトンで定義して、デファジィファイアは重心演算を採用した。ファジィルールの学習は最急降下法を用い、ケベラが左右のIRセンサーで障害物を検出して、その障害物から回避するようにファジィルールの後件部のモータ速度を学習する。

いま、多点計測システムの2電極に刺激  $S^L$ ,  $S^R$  が与えられ、その反応パターンとして、スパイク頻度  $\mathbf{a}^L = (a_1^L, a_2^L, \dots, a_8^L)$ ,  $\mathbf{a}^R = (a_1^R, a_2^R, \dots, a_8^R)$  が得られたとしよう。第  $i$  番目のファジィルールの前件部にスパイク頻度  $\mathbf{a}^L$ ,  $\mathbf{a}^R$  を入力し、適合度  $\mu_i(\mathbf{a}^L)$  と  $\mu_i(\mathbf{a}^R)$  を計算する。

$$\begin{aligned} \mu_i(\mathbf{a}^L) &= \mu_{i,L/H}(a_1^L) \wedge \mu_{i,L/H}(a_2^L) \wedge \dots \wedge \mu_{i,L/H}(a_8^L) \\ \mu_i(\mathbf{a}^R) &= \mu_{i,L/H}(a_1^R) \wedge \mu_{i,L/H}(a_2^R) \wedge \dots \wedge \mu_{i,L/H}(a_8^R) \\ &t = 1, 2, \dots, 256 \end{aligned}$$

ただし、 $\mu_{i,L/H}(a_j^L)$ ,  $\mu_{i,L/H}(a_j^R)$ ,  $j=1, 2, \dots, 8$  は、メンバシップ関数 *Low* または *High* に対するスパイク頻度  $a_j^L$ ,  $a_j^R$  のメンバシップ値である。

第  $i$  番目のファジィルールの後件部のモータ速度  $v_i^L$ ,  $v_i^R$  は、モータ速度の教師値  $T_{\mathbf{a}^L}^L$ ,  $T_{\mathbf{a}^R}^L$ ,  $T_{\mathbf{a}^L}^R$ ,  $T_{\mathbf{a}^R}^R$  との差分によって、最急降下法により次のように更新される。

$$\begin{aligned} v_i^{L,new} &= \begin{cases} v_i^{L,old} + \alpha^L \mu_i(\mathbf{a}^L)(T_{\mathbf{a}^L}^L - v_i^{L,old}) & ; \text{ for spike pattern } \mathbf{a}^L \\ v_i^{L,old} + \alpha^L \mu_i(\mathbf{a}^R)(T_{\mathbf{a}^R}^L - v_i^{L,old}) & ; \text{ for spike pattern } \mathbf{a}^R \end{cases} \\ v_i^{R,new} &= \begin{cases} v_i^{R,old} + \alpha^R \mu_i(\mathbf{a}^L)(T_{\mathbf{a}^L}^R - v_i^{R,old}) & ; \text{ for spike pattern } \mathbf{a}^L \\ v_i^{R,old} + \alpha^R \mu_i(\mathbf{a}^R)(T_{\mathbf{a}^R}^R - v_i^{R,old}) & ; \text{ for spike pattern } \mathbf{a}^R \end{cases} \end{aligned}$$

ただし、 $\alpha^L$ ,  $\alpha^R$  は学習係数である。また、 $T_{\mathbf{a}^L}^L$  はケベラの左刺激に対する左側のアクチュエータ速度の教師値、 $T_{\mathbf{a}^R}^L$  は左刺激に対する右側のアクチュエータ速度の教師値、 $T_{\mathbf{a}^L}^R$  は右刺激に対する左側のアクチュエータ速度の教師値、 $T_{\mathbf{a}^R}^R$  は右刺激に対する右側のアクチュエータ速度の教師値である。

### 2.2 培養神経回路網による学習

ファジィルールの学習後、ケベラが直進路を繰り返して走行し、培養神経回路網の学習性によってさらに高精度の直進走行を実現する。図3に本システムのハードウェアの概要を示す。培養神経回路網とケベラ間の計算負荷を2台のコンピュータに分散させるため、ポ

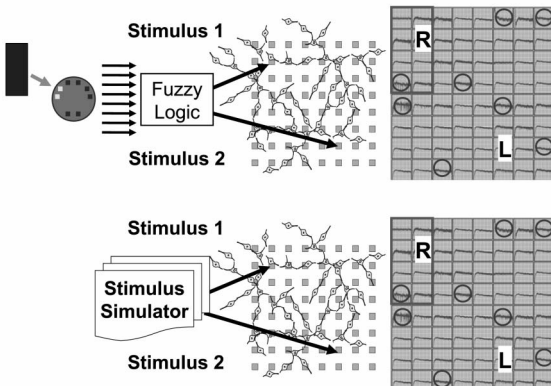


図2 Design of Fuzzy Rule by Stimulus Simulation

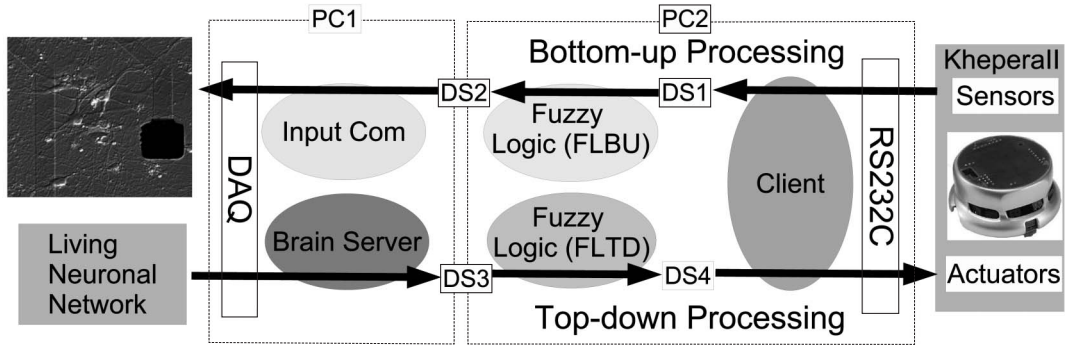


図3 Living Neuronal Network and Khepera Robot

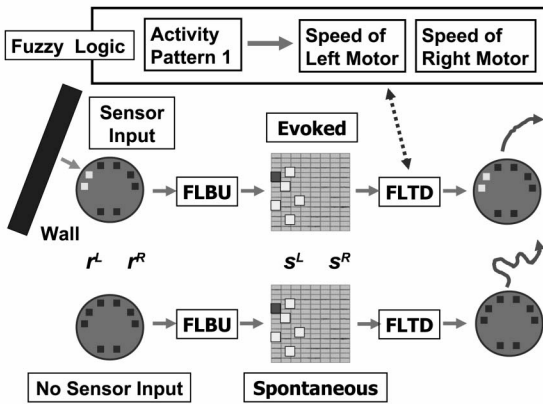


図4 Control of Khepera Robot with Living Neuronal Network

トムアップ処理とトップダウン処理を構成した。ボトムアップ処理では、ClientがケペラのIRセンサ情報を読み取り、データソケットDS1を経由して、ファジィ推論ユニット (FLBU) を用いて電流刺激の回数を推論する。その後、Input ComとDAQを介して培養神経回路網を電気刺激する。ただし、多点計測システムでは刺激電極数が2点という制約があるので、Clientで左右4個のケペラのセンサ値による平均値からの偏差を算出し、FLBUにおいて2点の刺激電極での電気刺激の回数を決定して電流刺激を行う。一方、トップダウン処理では、DAQを介してBrain Serverが検出時間幅に出現した培養神経回路網の活動電位の頻度をDS3に書き込み、ファジィ推論ユニット (FLTD) が活動頻度からケペラの左右のアクチュエータのモータ速度を推論して、DS4を介してケペラを走行制御する。

本システムによるケペラの障害物回避及び直進走行アルゴリズムの概要を図4に示す。ケペラには8個のIRセンサーが左右にそれぞれ4個ずつ(前方に3個、後方に1個)装着されていることから、左右のIRセン

サーの8個の平均値からの偏差  $r^L$ ,  $r^R$  を算出して、ファジィ推論ユニット (FLBU) に入力し、培養神経回路網への刺激電極位置と回数  $S^L$ ,  $S^R$  を推論する。培養神経回路網はこの刺激に反応し、反応パターンを出力する。ファジィ推論ユニット (FLTD) にこの反応パターンを入力し、ケペラを障害物から回避して直進走行させる。

### 3. 実験と考察

走行実験では、実際にケペラを直進路に沿って走行させ、ファジィルールの適合度と培養神経回路網の反応活動電位から、培養神経回路網の学習性について議論する。

培養神経細胞としては、胚令17~18日のラット胎児脳から海馬領域を摘出し、トリプシン処理により解離する。8×8個の微小平面電極を備えた培養皿に内径6mmのクロニングリングを配置し、この内部へ解離した30万個の細胞を播種する。血清を含むD-MEM/F12培地で炭酸ガス培養装置中に14~40日間培養したものを実験に用いた。走行路は全長120mm、幅90mmの直進路とし、ケペラがIRセンサーだけの入力によって、走行路の中心に位置する基準線に沿って走行することを制御目的とした。図5にケペラの走行路を示す。

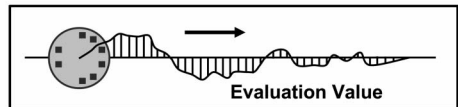
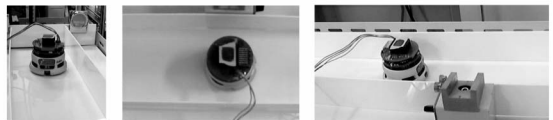


図5 Experimental Track

実験は次の3種類を行う。

**実験1**：培養神経回路網への刺激シミュレータを用いて、ファジィルールの後件部のモータ速度を学習し、学習型ファジィ推論の適応性を議論する。

**実験2**：ケベラの直進走行において、培養神経回路網の自発的神経活動の頻度に影響を与える記録外液のマグネシウムイオン量を変化させ、ファジィルールの前件部の適合度の変化と培養神経回路網の学習性を議論する。

**実験3**：ケベラの直進走行において、基準線からの隔たりを評価値とし、培養神経回路網の学習性を議論する。

**3.1 刺激シミュレータを用いたファジィルールの学習**

実験1では、刺激シミュレータを用いて、走行前にファジィルールの後件部のモータ速度を学習した。後件部のモータ速度の初期値を  $v_i^L = v_i^R = 5$ 、モータ速度の教師値を  $T_{aL}^L = 10$ ,  $T_{aR}^L = 0$ ,  $T_{aL}^R = 1$ ,  $T_{aR}^R = 10$  とし、刺激パターンを乱数プログラムにより発生させて、最急降下法によりファジィルールの後件部のモータ速度  $v_i^L$ ,  $v_i^R$  を学習した。ただし、神経細胞の過度の可塑的变化が起こらないようにするため、マグネシウムイオン濃度  $5mM$  の条件で10秒間隔で刺激を入力し、反応検出時間幅を  $50ms$  として、150回試行の約25分間の学習で後件部のモータ速度を学習した。

学習されたファジィ推論のモータ速度と教師値との偏差を図6に示す。(A)は学習回数に対するファジィ推論の結果と教師値の偏差を示す。(B)は10回ごとの学習回数での分散の変移を示す。なお、“ $L_{speed}$ ”はケベラの左側のアクチュエータのモータ速度を示し、“ $R_{speed}$ ”はケベラの右側のアクチュエータのモータ速

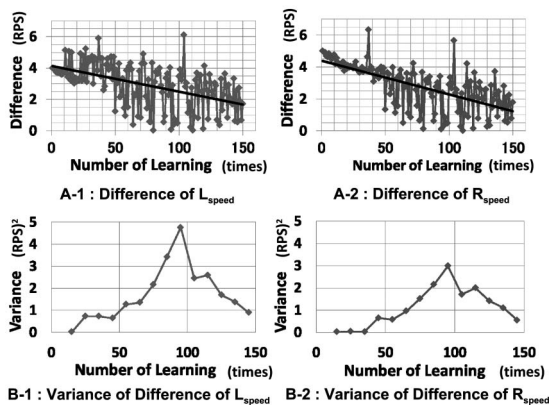


図6 Learning of Fuzzy Rule

度を示す。

(A)の結果に対して、学習回数  $t$  を説明変数として、ファジィ推論の結果と教師値との偏差  $d$  を目的変数とする回帰分析を行った。この回帰分析は5%の有意水準で有意と判定された。図6に得られた回帰直線を示す。

$$d^L = 4.148 - 0.0165t$$

$$d^R = 4.404 - 0.0212t$$

これらの結果から、学習が進行するにつれてファジィ推論の結果と教師値との偏差が減少していることがわかる。実際、図6では、150回の学習で、 $L_{speed}$ の偏差は40.3%に縮小して1.673となり、 $R_{speed}$ の偏差は27.8%に縮小して1.224となった。一方、(B)の結果では、学習回数が100回程度までは分散は大きくなっていくが、その後、収束の方向に向かっていることがわかる。

次に、学習されたファジィルールの後件部のモータ速度を図7に示す。(A)は256個のファジィルールの後件部の左側のアクチュエータのモータ速度を示し、(B)は右側のアクチュエータのモータ速度を表す。また、ファジィルールに対する右側と左側のアクチュエータの偏差を図8に示す。(A)は256個のファジィルールに対する“ $L_{speed} - R_{speed}$ ”の偏差を表し、(B)は

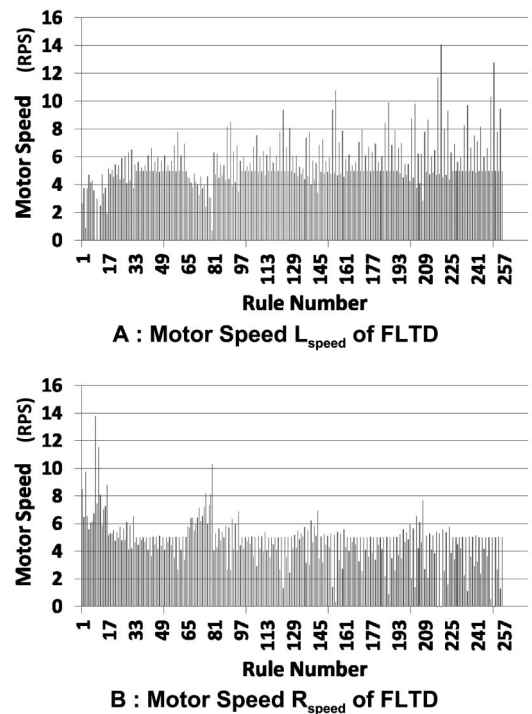
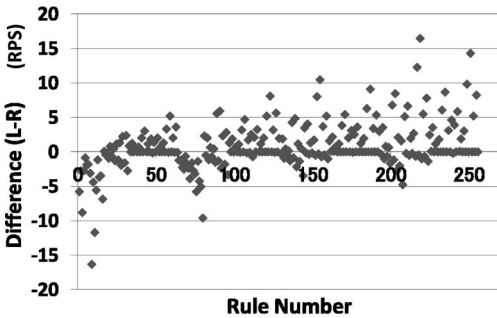


図7 Consequent Motor Speed of Fuzzy Rule

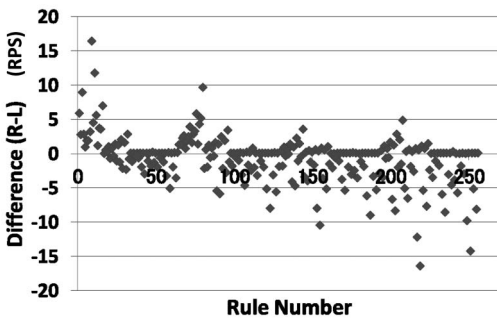
“ $R_{speed} - L_{speed}$ ”の偏差を表す。(A)から、ルール番号が大きいルールでは、 $L_{speed} - R_{speed}$ の値が大きく、この番号付近のルールを用いて右旋回の制御ルールを構成できることがわかる。また、(B)から、ルール番号が小さいルールでは、 $R_{speed} - L_{speed}$ の値が大きく、この番号付近のルールを用いて左旋回の制御ルールを構成できることがわかる。

これらの結果から、培養神経回路網は同じような刺激に対して同じような反応パターンを出力する規則性があり、学習の繰り返しによって、その規則性がより顕著化する傾向があることがわかる。したがって、ここでは、この培養神経回路網の規則性をファジィルールとして構築し、最急降下法により後件部のモータ速度を学習した。学習後のファジィルールを以下に示す。

- $R_1$  : If  $a_1$  is *High* and ... and  $a_8$  is *High*  
then  $L_{speed} = 11.7$  and  $R_{speed} = 0.12$
- $R_2$  : If  $a_1$  is *High* and ... and  $a_8$  is *Low*  
then  $L_{speed} = 1.75$  and  $R_{speed} = 6.33$
- ⋮
- $R_{256}$  : If  $a_1$  is *Low* and ... and  $a_8$  is *Low*  
then  $L_{speed} = 1.33$  and  $R_{speed} = 2.33$



A : Difference of  $R_{speed}$  from  $L_{speed}$



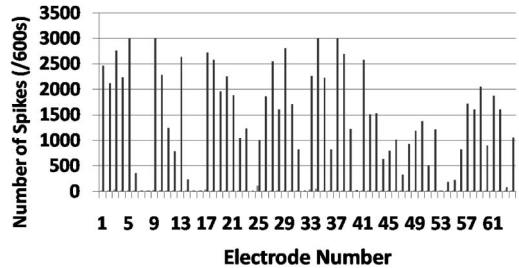
B : Difference of  $L_{speed}$  from  $R_{speed}$

図8 Deviation of Consequent Motor Speed of Fuzzy Rule

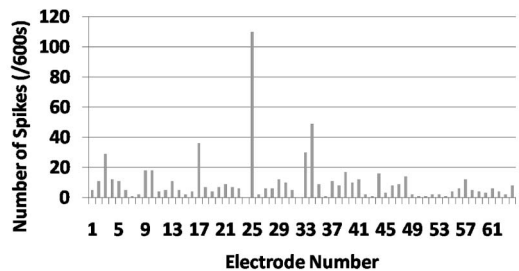
### 3.2 マグネシウムイオン量変化による培養神経回路網の学習

実験2では、実際にケベラを直進走行させ、マグネシウムイオン量の変に対するファジィルールの前件部の適合度への変化と培養神経回路網の学習性を議論した。実験過程としては、まず、 $5mM$ のマグネシウムイオン濃度で直進走行させて観測を行い、続いて、記録外液のマグネシウムイオン濃度を $1mM$ に置換して走行させて観測を行った。図9に、マグネシウムイオン濃度を変化させた場合の培養神経回路網の自発活動電位頻度の変化を示す。(A)がマグネシウムイオン濃度を $5mM$ とした場合の64電極に対する自発活動電位頻度であり、(B)が $1mM$ の場合の自発活動電位頻度である。マグネシウムイオン濃度が $1mM$ では、 $5mM$ の場合と比較して自発活動電位頻度が飛躍的に増大していることがわかる。

また、マグネシウムイオン濃度が $1mM$ と $5mM$ の場合のFLTDへの入力値の変化、及びケベラの速度を図10に示す。(A)は時間変動に対するFLTDへの8個の入力値の変動、すなわち、培養神経回路網の自発的活動電位頻度の推移であり、(B)はその平均値である。(B-1)では、マグネシウムイオン濃度条件 $1mM$ が $5mM$ の場合よりも約8%ほど大きかった。この条件の違いを反映して、(B-2)では、マグネシウムイオン

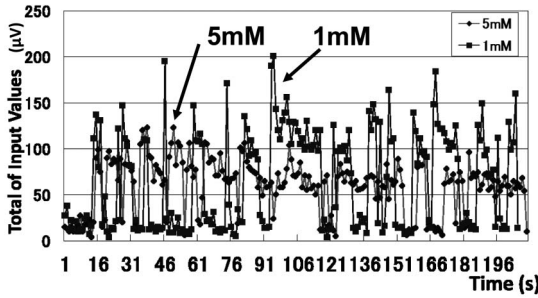


A : Number of Spikes under  $5mM$  of  $MgCl_2$

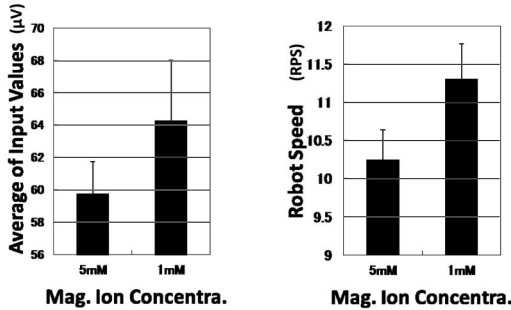


B : Number of Spikes under  $1mM$  of  $MgCl_2$

図9 Difference of Spontaneous Spikes due to  $MgCl_2$



A : Total of Input Values to FLTD due to  $MgCl_2$



B-1 : Average of Input Values to FLTD due to  $MgCl_2$

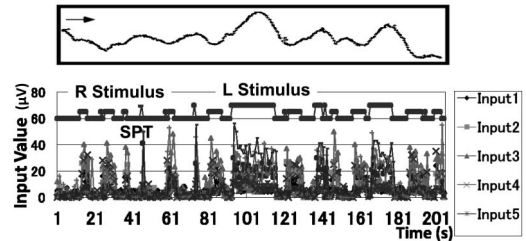
B-2 : Robot Speed due to  $MgCl_2$

図10 Difference of Input Values to FLTD and Robot Speed due to  $MgCl_2$

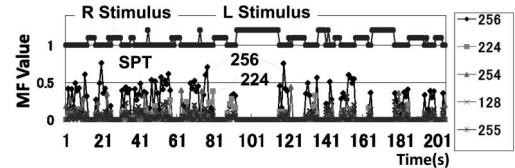
濃度条件 $1mM$ のロボットの走行速度が増大した。

これらの結果から、マグネシウムイオン濃度を $1mM$ に減じた場合、ゆらぎの元となる自発的活動電位頻度は増大するが、同時にシナプス伝達効率も増大して誘導活動電位発生が安定化し、制御の安定性を得る可能性が示唆された。なお、 $1mM$ のマグネシウムイオン濃度条件下では活動電位がほとんど発生していない状態もあり、 $5mM$ と比較して自発的活動電位の頻度が高くなったとはいえ、全体的に活動電位が高くなっているとはいえない。つまり、シナプス強度を一樣に強化したとしても、マグネシウムイオン濃度の低減によって、特定の電流刺激に対応した神経回路網の誘導活動電位空間パターンを安定化させることができる。この結果は大変興味深い。

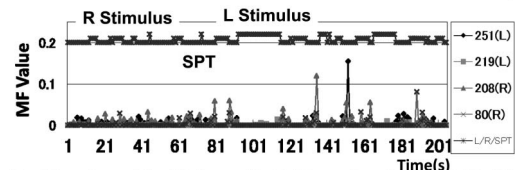
次に、 $1mM$ のマグネシウムイオン濃度でケペラを直進走行させ、走行時間に対するFLTDのファジィルールの前件部の適応度の変化を観測した。図11に $1mM$ 記録外液下でのケペラ走行の一例の軌跡とFLTDでのファジィルールの前件部の適合度の変化を示す。ケペラの走行の距離に対して、(A)にケペラのセンサ信号の変化、すなわち、FLBUへの8入力値の変化を示し、(B)にFLTDのファジィルールの前件部の適合度の変化を示す。ただし、(A)~(C)では、培養神経



A : Input Values to FLBU under  $1mM$  of  $MgCl_2$



B : Membership Value of FLTD under  $1mM$  of  $MgCl_2$



C : Membership Value of FLTD under  $5mM$  of  $MgCl_2$

図11 Trace of Khepera Robot and Membership Values of FLTD

回路網が自発的の神経活動と学習をもつことから、それぞれの上段のダイアグラム表示で、ClientがInputComに“L Stimulus(左刺激)”または“R Stimulus(右刺激)”, “SPT(自発的の神経活動：電流刺激なし)”のいずれの信号を送ったかを示した。また、(B)では、すべてのルールの中で平均適合度の高い5個のルールのみを示した。さらに、比較のため、(C)には、 $5mM$ のマグネシウムイオン濃度条件下での適合度が高いルールを示した。

図11のケペラの軌跡から、ケペラは蛇行走行ではあるが壁にぶつかることなく直進方向に走行していることがわかる。(A)において、培養神経回路網に“L Stimulus”と“R Stimulus”が加えられた場合、例えば、“L Stimulus”に対しては“Input 4”, “R Stimulus”に対しては“Input 3”に特徴的な高頻度のスパイクをもつ活動電位パターンが出現した。また、“SPT”に対しては、多様な活動パターンが見られた。一方、(B)において、“SPT”では、5個のルールの中で、特に、256番目のルールが高い適合度を示している。256番目のルールは前件部の各変数のメンバシップ関数が全てLowとなるルールである。“SPT”とは、ケペラから培養神経回路網への電流刺激が全くない状態であり、ケペラは神経活動の内部状態のゆらぎをそのまま反映して走行している。したがって、この特性は理解でき

る。また、224番目のルールも高くなっている。224番目のルールは、前件部の1変数のメンバシップ関数がHighであり、他のメンバシップ関数が全てLowとなるルールであるので、この結果も理解できる。さらに、(C)において、5mMのマグネシウムイオン濃度は1mMのマグネシウムイオン濃度条件と比較して、発火しているファジィルールは圧倒的に少なく、前件部の適合度も低い。すなわち、活動電位パターンはマグネシウム濃度条件に強く依存していることがわかる。ただし、1mMと5mMで適合度が高いファジィルールは必ずしも一致しておらず、マグネシウムイオン濃度によって活動電位パターンが特定化されていることもわかる。

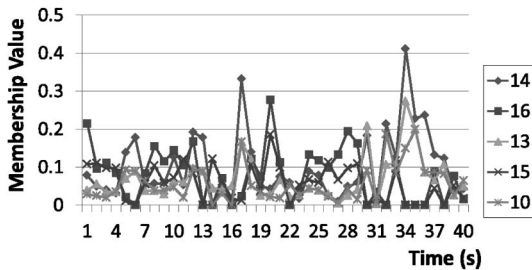
さらに、詳細にファジィルールを検証するため、図11(B)の“L Stimulus(左刺激)”と“R Stimulus(右刺激)”に対して、走行時間が40sまでの平均適合度の高いルールを図12に示した。図12では、“L Stimulus(左刺激)”と“R Stimulus(右刺激)”のそれぞれの40sまでの高いルールのみを抽出しているのので、図11の(B)のルールとは異なっている。図12(A)の“L Stimulus(左刺激)”では、ケペラが左側に壁を感知し、14番目と13番目のルール、あるいは、16番目と15番目のルールがそれぞれ同時発火して、“ $L_{speed}$ ”のファジィルールの前件部の適合度を高め、ケペラが右旋回するように制御している。すなわち、これらのルールの組み合わせ

せが数回出現することから、“L Stimulus(左刺激)”に対して、培養神経回路網が同じ傾向の反応活動電位パターンを学習的に発生していることがわかる。また、(B)の“R Stimulus(右刺激)”に対しても、同様な傾向をもち、ケペラが右側に壁を感知した場合、“ $R_{speed}$ ”のファジィルールの前件部の適合度を高め左旋回していることがわかる。

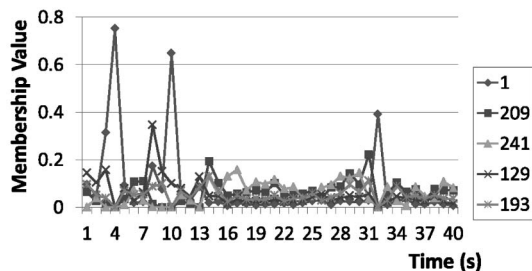
### 3.3 ケペラの直進走行の評価

実験3では、走行コース上方にウェブカメラを設置し、色情報を検出する動き追従プログラムを用いて、1mM記録外液下でのケペラの走行を観測した。具体的には、走行路において、ケペラのスタート位置の座標点から走行コースの中心軸に沿って設けた基準線とケペラの走行軌跡の座標との偏差を検出し、その絶対値を評価値とした。図13に走行の繰り返し回数に対する評価値の推移を示す。ただし、横軸は走行回数、縦軸は評価値であり、評価値は走行実験ごとのフレーム数の補正を行っている。走行実験を繰り返すにつれて、学習によって評価値が減少し、ケペラは基準線により近く追従するように学習していくことがわかる。また、表1に、20回の走行実験における完走番号とその完走率を示す。20回の走行実験で、完走した場合は16回、壁に衝突して完走できなかった場合が4回となった。完走率は80%と高く、培養神経回路網の学習性によって、規範的な反応パターンが得られ、ファジィ推論が精度良く機能していることがわかる。これまでの培養神経回路網とロボットとを結合した研究において、ロボットが与えられた目標を達成するように培養神経回路網によって制御されたことはなく、しかも、走行路を完走するような数値目標の実験も存在しないことを考えると、この完走率の80%は高い値と考えることができる。ただ、完走できなかった場合も20%あり、蛇行走行を排除するための走行時間の短縮化と共に今後の課題とした。

表1において後半の走行が全て完走していることや図13において後半の走行の評価値が減少していることから、培養神経回路網が繰り返し走行によって学習を確実に高精度化していることが予想される。そこで、走行過程を距離によって、初期(E)、中期(M)、後期(L)の3区間に分割し、各区間での“L Stimulus”、“R Stimulus”、“SPT”の誘導活動電位の頻度の変化を分析した。3区間の誘導活動電位頻度の変化を図14に示す。“L Stimulus”と“R Stimulus”では、誘導活動電位頻度が走行中に減少しているが、“SPT”は明確に変動しなかった。この理由として、数十秒の走行時間で神経回路網の応答特性に何らかの変動が生じており、自



A : Membership Value for  $L_{speed}$  of FLTD



B : Membership Value for  $R_{speed}$  of FLTD

図12 Membership Values of FLTD until 40s



表1 Completed Run Rate of Khepera Robot

	Experiment Number	Rate
Completed Run	1,3,4,5,6,7,8,9,10,14 15,16,17,18,19,20	80.0%
Incompleted Run	2,11,12,13	20.0%

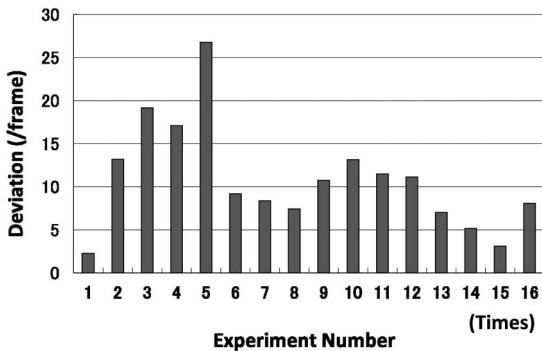


図13 Trace Deviation of Khepera Robot

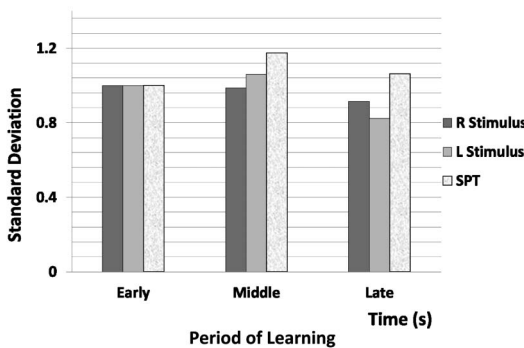


図14 Alteration in Action Potentials While Khepera Robot is Moving

発的活動とセンサ入力による誘発的活動とが分離していると考えられる。なお、数分間の非走行期間の後で引き続き実験を再開した場合、この差は初期状態に戻っていた。これらの結果から、複数の神経細胞から出力された活動値がそのまま統合された神経細胞の活動値であると仮定すると、この誘導活動電位頻度の減少は出力合成器としての神経回路網がアンサンブル学習をおこなっていることを示唆している。この結果は神経生理学の観点からも大変興味深い。

#### 4. おわりに

本論文では、培養神経回路網と外界機器から構成される生体表現システムを提案し、ケペラロボットの走行実験を用いて、培養神経回路網の学習的な神経活動と学習型ファジィ推論の適応性について議論した。今

後、ファジィインタフェースの有用性を検討するためにも、他手法との比較検討は必要である。また、培養神経回路網の学習的变化と学習型ファジィ推論の適応性の相互関連性についてより深く議論する必要がある。さらに、培養神経細胞のシナプス伝達効率を変更するために“報酬系”を付与した強化信号による自律学習や連合学習の可能性について議論する必要がある。

なお、本研究の一部は、文部科学省科学研究助成金(基盤研究(C))課題番号18500181および(基盤研究(A))課題番号19200018と「特定領域研究マルチスケール操作によるシステム細胞工学」課題番号18048043の助成を得た。

#### 参考文献

- [1] M.A.Lebedev, J.M.Carmera, J.E.O'Doherty, M.Zacksenhouse, C.S.Henriquez, J.C.Principe, and M.A.L.Nicolelis: Cortical ensemble adaptation to represent velocity of an artificial actuator controlled by a brain-machine interface, *Journal of Neuroscience*, Vol.25, No.19, pp.4681-4693 (2005).
- [2] L.R.Hochberg, M.D.Serruya, G.M.Friehs, J.A.Mukand, M.Saleh, A.H.Caplan, A.Branner, D.Chen, R.D.Penn, J.P.Donoghue: Neuronal ensemble control of prosthetic devices by a human with tetraplegia, *Nature*, Vol.442, pp.164-173 (2006).
- [3] I.Hayashi, T.Taguchi, and S.N.Kudoh: Learning and memory in living neuronal networks connected to moving robot, *Proc. of 8th International Symposium on advanced Intelligent Systems (ISIS2007)*, pp.79-81, Sokcho, Korea (2007).
- [4] S.N.Kudoh, C.Hosokawa, A.Kiyohara, T.Taguchi, and I.Hayashi: Biomodeling system-Interaction between living neuronal network and outer world, *Journal of Robotics and Mechatronics*, Vol.19, No.5, pp.592-600 (2007).
- [5] S.N.Kudoh, I.Hayashi, and T.Taguchi: Synaptic potentiation re-organized functional connections in a cultured neuronal network connected to a moving robot, *Proc. of the 5th International Meeting on Substrate-Integrated Micro Electrode Arrays (MEA2006)*, pp.51-52, Reutlingen, Germany (2006).
- [6] I.Hayashi, T.Taguchi, and S.N.Kudoh: Biomodeling system by living neuronal network connected to moving robot, *Proc. of International Symposium on Artificial Brain with Emotion and Learning (ISABEL2006)*, pp.164-165, Seoul, Korea (2006).
- [7] 林 勲, 田口隆久, 工藤卓: ラット海馬の培養神経細胞による小型ロボットとの生体表現システム, 第22回ファジィシステムシンポジウム講演論文集, pp.561-562 (2006)
- [8] D.J.Bakkum, A.C.Shkolnik, G.Ben-Ary, P.Gamblen, T.B.DeMarse, and S.M. Potter: Removing some 'A' from AI: Embodied cultured networks, in *Embodied Artificial Intelligence*, edited by F.Iida, R.Pfeifer, L.Steels, and Y.Kuniyoshi, New York, Springer, pp.130-145 (2004).

- [9] Z.C.Chao, D.J.Bakkum, and S.M. Potter : Shaping embodied neural networks for adaptive goal-directed behavior, *PLoS Comput Biol*, Vol.4, No.3, e1000042 (2008).
- [10] K.Warwick : Implications and consequences of robots with biological brains, *Journal of Ethics and Information Technology*, Vol.12, No.3, pp.223-234 (2010).
- [11] T.B.DeMarse and K.P.Dockendorf : Adaptive flight control with living neuronal networks on microelectrode arrays, *Proc. of 2005 IEEE International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN2005)*, pp.1549-1551, Montreal, Canada (2005).
- [12] S.N.Kudoh and T.Taguchi : Operation of spatiotemporal patterns stored in living neuronal networks cultured on a microelectrode array, *Advanced Computational Intelligence and Intelligent Informatics*, Vol.8, No.2, pp.100-107 (2003).
- [13] 工藤卓, 林勲, 田口隆久 : 神経細胞とシナプス可塑性, 知能と情報, Vol.18, No.3, pp.362-368 (2006)
- [14] 林勲, 古橋武 : ファジィ・ニューラルネットワーク, 朝倉書店 (1996)
- [15] 塚本弥八郎 : 言語モデルと数学モデルのインタフェースとしてのファジィ, 第24回ファジィシステムシンポジウム講演論文集, pp.251-254 (2008)
- [16] D.Xydas, D.J.Norcott, K.Warwick, B.J.Whalley, S.J.Nasuto, V.M.Becerra, M.W.Hammond, J.Downes, and S.Marshall : Architecture for neuronal cell control of a mobile robot, in *European Robotics Symposium 2008*, edited by H.Bruyninckx, L.Preucil, and M.Kulich, Springer, Vol.44, pp.23-31 (2008).
- [17] P.Marks : Rat-brained robots take their first steps, *New Scientist*, Vol.199, No.2669, pp.22-23 (2008).  
(2010年3月21日 受付)  
(2011年3月17日 採録)

[問い合わせ先]

〒569-1095 大阪府高槻市霊仙寺町2-1-1

関西大学大学院 総合情報学研究所

林 勲

TEL : 072-690-2488

TEL : 072-690-2491

E-mail : ihaya@cpii.kutc.kansai-u.ac.jp

著者紹介



はやし いまお  
林 勤 [正会員]

1981年大阪府立大学工学部経営工学科卒業後、シャープ(株)入社。1985年大阪府立大学大学院工学研究科経営工学専攻博士前期課程修了。松下電器産業(株)(現パナソニック(株))中央研究所を経て、1993年阪南大学商学部経営情報学科講師、1997年経営情報学部教授、1997年南オーストラリア州立大学 KES 招聘研究員。1999年米国ボストン大学大学院 CNS 招聘研究員。2010年米国ボストン大学大学院 CNS 招聘教授。2004年より関西大学総合情報学部総合情報学科教授。現在に至る。神経回路モデルを用いた視覚モデル、ファジィインタフェースによる脳とロボットとの相互結合モデルの研究に従事。工学博士。米国電気電子学会 (IEEE)、日本知能情報ファジィ学会、日本神経回路学会、日本視覚学会、日本基礎心理学会、システム制御情報学会等の会員。



とくだ みのり  
徳田 農 [非会員]

2009年関西大学総合情報学部卒業。2011年関西学院大学大学院理工学研究科情報科学専攻修了。2011年より楽天株式会社勤務。学習型簡略ファジィ推論を用いたニューロ・ロボットのプロトタイプ開発とHebb則を用いた学習システムの開発に従事。工学修士。



きよはら あい  
清原 藍 [非会員]

2006年鹿児島大学大学院理工学研究科ナノ構造先端材料工学専攻博士前期課程修了。2006年度(独)産業技術総合研究所テクニカルスタッフとして神経工学研究に従事。2009年より関西学院大学大学院理工学研究科情報科学専攻にて研究員として本研究に従事。2010年大阪大学大学院理学研究科博士後期課程修了。2010年より株式会社 SEEMS 勤務。理学博士。



たぐち たかひさ  
田口 隆久 [非会員]

1983年大阪大学大学院基礎工学研究科物理系生物工学専攻博士後期課程修了。大阪大学基礎工学部助手等を経て、現在(独)産業技術総合研究所関西センター所長。脳神経工学(Neuronics)の一環として、シナプス操作技術、神経再接続技術の開発を行ってきた。博士(工学)。北米神経科学会、日本神経科学会、日本生物物理学会等の会員。



くどう すくろ  
工藤 卓 [正会員]

1997年大阪大学大学院基礎工学研究科物理系生物工学専攻博士後期課程中途退学。1998年(独)産業技術総合研究所セルエンジニアリング研究部門研究員。2009年より関西学院大学理工学部人間システム工学科准教授。神経回路網動態の解明と制御技術の開発に加え、近年は神経回路網と人工情報処理システムの融合による新しい合成知能も模索している。博士(理学)。北米神経科学会、電気学会、計測自動制御学会等の会員。

## **Biomodeling System: Interactive Connection between Cultured Neuronal Network and Moving Robot Using Fuzzy Interface**

by

**Isao HAYASHI, Minori TOKUDA, Ai KIYOHARA, Takahisa TAGUCHI  
and Suguru N. KUDOH**

### **Abstract :**

We have proposed “biomodeling system”, in which the “top-down bio-processing” for sending actuator signals to robot from living neuronal network cultured on a 2-dimensional electrode arrays, and the “bottom-up robot-processing” for electrical stimulation to living neuronal network from robot are connected between neuronal network and robot. In this paper, we discuss two kinds of learning mechanism, which are the learning process of living neural network and the adaptability learning of fuzzy logic using the tracking estimation of Khepera II in a straight lane.

**Keywords :** Brain-machine Interface, Cultured Neuronal Network, Bio-robot, Fuzzy Interface

Contact Address : **Isao HAYASHI**

*Graduate School of Informatics, Kansai University  
2-1-1, Ryozenji-cho, Takatsuki, Osaka 569-1095, JAPAN*  
TEL : 072-690-2448  
FAX : 072-690-2491  
E-mail : ihaya@cbii.kutc.kansai-u.ac.jp