

新生児の自発運動評価を目的とした General Movements 診断支援システム

中 島 翔 太*・右 田 涼*・早 志 英 朗*・芝 軒 太 郎**
島 圭 介***・島 谷 康 司****・中 塚 幹 也*****・竹 内 章 人*****
中 村 信*****・栗 田 雄 一*・辻 敏 夫*

A Clinical Diagnosis Support System for General Movements Evaluation to Assess Spontaneous Movements in Infants

Shota NAKASHIMA*, Ryo MIGITA*, Hideaki HAYASHI*, Taro SHIBANOKI**,
Keisuke SHIMA***, Koji SHIMATANI****, Mikiya NAKATSUKA*****, Akihito TAKEUCHI*****,
Makoto NAKAMURA*****, Yuichi KURITA* and Toshio TSUJI*

This paper proposes a markerless infant movement assessment system for general Movements (GMs) evaluation. This system calculates twenty-five types of evaluation indices related to the movements of an infant such as movement frequency and rhythm of movement from binary images that are extracted from video images using the background difference and the frame difference. Movement discrimination based on GMs is also performed using a neural network. Medical doctors thus can intuitively understand the movements of infants without long-term observations. This will be helpful in supporting their diagnoses of disabilities and diseases in the early stages. The distinctive feature of this system is that the movements of infants can be measured without using any markers for motion capture and can discriminate movements based on GMs automatically using a neural network. In the experiments conducted during the study, evaluation and classification of infant movements based on GMs are demonstrated using the proposed system for full-term infants and low birth weight infants. The results revealed that the proposed system can evaluate infant movements similarly to a licensed evaluator and can classify GMs with a certain accuracy (average classification rates: $76.2 \pm 2.83\%$ for four types GMs classification, $92.9 \pm 1.98\%$ for normal/abnormal classification).

Key Words: general movements, markerless monitoring system, movement analysis

1. はじめに

2012 年度時点で低出生体重児の出生率は 9.6% と報告されており¹⁾, 今後も増加することが予測される. 新生児・乳幼児に発生する病状・障害の改善には, 起立・歩行訓練や認知訓練などの機能取得訓練が有効であることから²⁾, 病状・障害の早期発見がきわめて重要となる.

従来, 新生児 (以下, 児) の運動異常と障害の関連性が指摘されており³⁾, 運動の特徴から病状・障害を早期に発見する方法がさまざま提案されている. たとえば, Brazelton 新生児行動評価⁴⁾は医師が児に音や光などの刺激を与え, その反応を観察することで運動を評価している. また, Vojta 法⁵⁾は, 児に特定の姿勢をとらせて反応を引き起こし, 発達段階に適した反応が観察されるかを評価している. しかしながら, これらの手法は長時間にわたる児の拘束や刺激が必要であり, 児の負担となっている可能性がある.

一方, 児に刺激を与えることなく運動の正常・異常を判定する方法として, 自発運動の一種である general movements

* 広島大学大学院工学研究科 東広島市鏡山 1-4-1

** 茨城大学工学部 日立市中成沢町 4-12-1

*** 横浜国立大学大学院工学研究科

横浜市保土ヶ谷区常盤台 79-5

**** 県立広島大学保健福祉学部 三原市学園町 1-1

***** 岡山大学大学院保健学研究科 岡山市北区鹿田町 2-5-1

***** (独法) 国立病院機構岡山医療センター

岡山市北区田益 1711-1

* Graduate School of Engineering, Hiroshima University, 1-4-1 Kagamiyama, Higashi-Hiroshima

** College of Engineering, Ibaraki University, 4-12-1 Nakanarusawa-cho, Hitachi

*** Faculty of Engineering, Yokohama National University, 79-5 Tokiwadai, Hodogaya-ku, Yokohama

**** Faculty in Health and Welfare, Prefectural University of Hiroshima, 1-1 Gakuen-cho, Mihara

***** Graduate School of Health Sciences, Okayama University, 2-5-1 Shikata-cho, Kita-ku, Okayama

***** National Hospital Organization Okayama Medical Center, 1711-1 Tamasu, Kita-ku, Okayama

(Received April 30, 2014)

(Revised July 10, 2014)

(以下, GMs) を評価する方法が注目されている⁶⁾. GMs は運動の特徴に基づいて正常2種類, 異常5種類に分類が可能である⁷⁾. しかしながら, GMs の評価には訓練による熟練および特殊なライセンス⁸⁾を必要とし, 長時間の観察を伴う. また, 目視により評価を行なう必要があるため, 定量的かつ客観的な評価は困難である. そのため, 児の運動の長時間観察および GMs に基づく児の運動の定量評価・自動識別が可能となれば有用である.

そこで本論文では, 動画像を用いることで非接触・非侵襲に新生児運動を抽出し, GMs に基づいて児の運動を評価・自動識別するシステムを提案する. 提案システムは1台のカメラを用いて計測した動画像から児の運動の特徴を抽出し, 児の運動をさまざまな観点より定量的に解析する. そして, 確率ニューラルネットを用いることで解析結果から児の運動の自動識別を可能とする. これにより, 児の病状・障害の早期発見が期待でき, 医師の診断支援につながると考えられる.

以下, 2章では GMs および新生児運動の定量評価に関する関連研究について述べ, 3章で GMs 評価システムについて説明する. 4章では提案システムを用いて児14名に対して運動解析・GMs 評価を行なうことで, 提案システムの有効性を検証し, 最後にまとめと今後の課題とする.

2. 関連研究

2.1 General movements (GMs)⁶⁾

GMs は児の自発運動の中でも最も頻繁に見られる代表的な全身運動であり, 数秒から数分程度持続する. この運動は受精後8~9週より観察され, 修正齢15~20週以降, 随意運動の出現に伴って消滅する. また, GMs は脳幹から脊髄にかけて存在するといわれる central pattern generator により生成され, 大脳皮質の発達に伴い運動の特徴が変化すると考えられている³⁾. このことから, GMs は神経系の状態を反映していると考えられ, GMs を観察することで神経状態の正常・異常を評価する方法として確立されている⁶⁾. GMs の評価は神経学的検査と同等以上に障害の予後予測が可能と報告されており⁹⁾, 運動から障害の有無を判断する有益な方法であるといえる.

GMs は運動の特徴に基づき Table 1 に示す正常2種類・異常5種類に分類されている⁷⁾. たとえば, 正常な GMs である writhing movements (以下, WMs) は修正齢6~9週ごろまで見られ, 楕円を描く運動や上肢の伸展運動などの特徴をもち, もがく (writhing) 印象を与える. また fidgety movements (以下, FMs) は WMs と入れ替わるように修正齢6~9週ごろから出現し, 15~20週まで観察される正常な GMs であり, 特徴的な足蹴り運動などが存在する. それに対して, 異常な GMs である poor repertoire of GMs (以下, PR) は修正齢6~9週まで見られ, 一連の運動が単調, 運動のパターンに多様性が見られないなどの特徴をもつ. また同時期に見られる異常な GMs である cramped-synchronized GMs (以下, CS) は硬直して見える, 運動の滑らかで優美な

Table 1 Taxonomy of GMs

Corrected age	Normal GMs	Abnormal GMs
6 - 9 (weeks)	Writhing movements	Poor repertoire of GMs Cramped-synchronized GMs Chaotic GMs
6 - 20 (weeks)	Fidgety movements	Absent fidgety movements Abnormal fidgety movements

特徴が欠如しているなどの特徴を有する⁷⁾.

2.2 新生児運動の定量評価

児の障害の早期発見を目的とした新生児運動の定量的な計測・評価に関する試みはこれまでさまざまな検討されており, たとえば Algra ら^{10), 11)}は, 児の手足に電極を取り付けることで筋電位信号を計測し, 正常な GMs における児の筋活動や運動の持続時間などを評価している. また, 位置センサや加速度計を利用し, 児の四肢の変位や加速度から GMs および自発運動を定量的に評価するシステムも提案されている^{12)~16)}. 中でも, Heinze ら¹⁴⁾は被験児の四肢に装着した加速度センサを用いて, 自発運動時の四肢の加速度や速度の周期性などを評価することで, 障害の有無が判別可能であることを示唆している. しかしながら, これらの研究では児に電極やマーカなどのセンサを取り付けているために児の自然な運動が阻害される可能性がある.

これに対し, マーカレスで新生児運動を定量的に計測・評価する方法も提案されている. たとえば, 島ら¹⁷⁾は児を撮影した動画像に画像処理を施すことで児の運動を解析し, 定量評価を可能としている. また, Adde ら¹⁸⁾は児を撮影した動画像から, 児の全身運動の大きさなど算出し2種類の GMs を評価している. その結果, GMs の差異を明らかにすることで脳性麻痺の予後予測の可能性を示唆している. ただし, 全身運動の評価のみでは各部位に現れる GMs の特徴を評価することは困難であり, 対象とした2種類以外の GMs を自動識別することは不可能である. より多くの GMs を識別するためには, 各部位の運動をさまざまな角度から解析する必要がある. 次章では児の運動を多くの観点から定量的に解析し, GMs を識別可能な提案システムについて説明する.

3. General movements 評価システム

Fig. 1 に提案する General movement 評価システムの構成を示す. 提案システムは, 1. 被験児の運動計測, 2. 運動の特徴抽出, 3. 特徴による運動解析, 4. GMs に基づく運動識別, 5. 動画像・解析結果の表示とデータベースへの保存処理の5つから構成される. 以下, システムの詳細について説明する.

3.1 運動計測

運動計測では1台のビデオカメラを用いて児の運動を計測する. まず, ベッドに単色の布を敷き, ビデオカメラをベッドの真上にレンズが下向きになるように設置する. なお, 児は仰臥位でベッドの中央にいるものとし, 児の全身が画角か

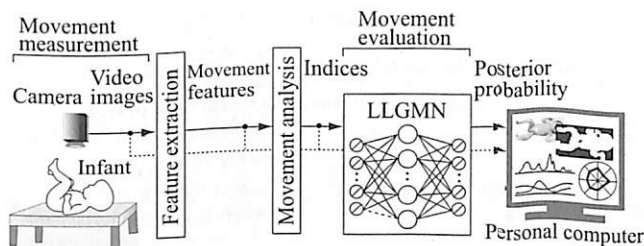


Fig. 1 Overview of the proposed GMs evaluation system

ら外れないようにビデオカメラの高さを調節する。そして、ビデオカメラの撮影面が児と並行になるようにして児の運動を計測する。このようにして計測した動画をサンプリング f_s [Hz] で PC 内のデータベースに保存する。

3.2 特徴抽出¹⁷⁾

Fig. 2 に計測画像の一例とその特徴抽出画像を示す。提案システムは、計測した画像 (Fig. 2(a)) を明度成分画像に変換し、閾値 T で児の体位部分を画素値 1 (白)、背景を画素値 0 (黒) とする背景差分画像に変換する (Fig. 2(b))。また同時に、隣接するフレーム間の画像の差分から閾値 T で児が動いた部分を画素値 1 (白)、動いていない部分を画素値 0 (黒) とするフレーム間差分画像を抽出する (Fig. 2(c))。ここで、児の四肢の運動を抽出するため、Fig. 3 に示すように全身を含む領域および領域を分割する線分を設定する。まず、背景差分画像から児の身体の輪郭を最小二乗法を用いて楕円で近似し、楕円に外接する矩形 (領域 B) を算出する (Fig. 3(a))。このとき、領域 B の各方向に対する画素数を α [pixel], β [pixel] とする。そして、児の運動が領域内に収まるように上下左右にマージン a_1 [pixel], a_2 [pixel], a_3 [pixel] を設けて運動領域 A を決定する。マージンは領域 B の各方向にそれぞれ $a_1 = t_{a1}\alpha$, $a_2 = t_{a2}\alpha$, $a_3 = t_{a3}\beta$ (ただし, t_{a1} , t_{a2} , t_{a3} は定数) とする。つぎに、上半身と下半身の大きさの比率から運動領域 A を $\gamma: (1-\gamma)$ に分割する線分 UU' と運動領域 A を $\delta: (1-\delta)$ に分割する線分 VV' を求める (Fig. 3(b))。求めた線分を用いて分割した領域を A_k ($k = 1, 2, \dots, 9$) とし、Fig. 3(b) において児の左上肢に対応する領域を A_1 , 右上肢, 左下肢, 右下肢をそれぞれ A_2, A_3, A_4 , 上半身, 下半身, 左半身, 右半身, 全身をそれぞれ A_5, A_6, A_7, A_8, A_9 とする。なお、画像の左上を原点 (x_1, y_1) とし、 x 軸の画素数を W pixel, y 軸の画素数を H pixel, 画像の x 座標を x_w ($w = 1, 2, \dots, W$), y 座標を y_h ($h = 1, 2, \dots, H$) とする。

つぎに児の運動の特徴を抽出するため、各運動領域 A_k ($k = 1, 2, \dots, 9$) から体位変化 $^{(A_k)}P_l$, 運動変化 $^{(A_k)}M_l$ を算出する。また、 A_9 から各軸に対する重心速度 G^v ($G_{l,x}^v$, $G_{l,y}^v$), 重心変化 G^d ($G_{l,x}^d$, $G_{l,y}^d$) を算出する。ここで l ($l = 1, 2, \dots, L$) は動画のフレーム番号であり、 L は総フレーム数である。

体位変化 $^{(A_k)}P_l$ は児の身体の大きさ、運動変化 $^{(A_k)}M_l$ は身体の大きさに対する運動の大きさを表わす特徴量として次式で定義する。

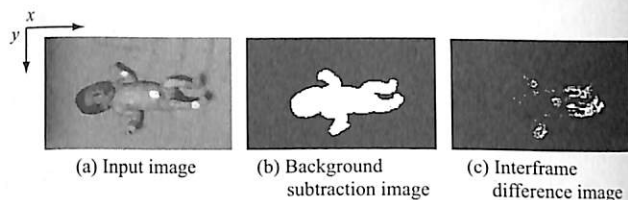


Fig. 2 Input image and feature-extracted images

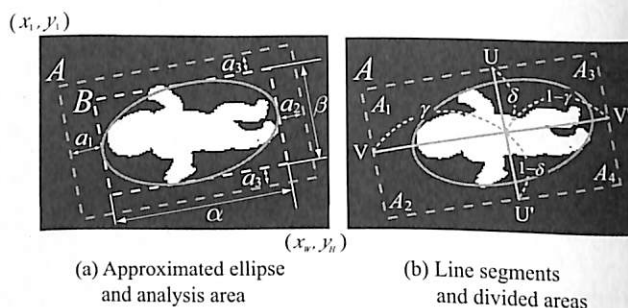


Fig. 3 Procedures of the image segmentation

$$^{(A_k)}P_l = \frac{\sum_{w=1}^W \sum_{h=1}^H ^{(A_k)}O_l(x_w, y_h)}{\sum_{w=1}^W \sum_{h=1}^H ^{(A_k)}O'_l(x_w, y_h)} \quad (1)$$

$$^{(A_k)}M_l = \frac{\sum_{w=1}^W \sum_{h=1}^H ^{(A_k)}O'_l(x_w, y_h)}{^{(A_9)}P_{ave.}} \quad (2)$$

$$^{(A_k)}O'_l(x_w, y_h) = |^{(A_k)}O_l(x_w, y_h) - ^{(A_k)}O_{l-1}(x_w, y_h)|$$

ここで $^{(A_k)}O_l(x_w, y_h)$ は運動領域 A_k における背景差分画像の画素値であり、画素が白の場合は $^{(A_k)}O_l(x_w, y_h) = 1$, 黒の場合は $^{(A_k)}O_l(x_w, y_h) = 0$ である。ただし、 $^{(A_k)}O'_l(x_w, y_h) = 0$ とする。 $^{(A_9)}P_{ave.}$ は L 個の $^{(A_k)}P_l$ のうち、最大値から E 番目までの平均値である ($E \leq L$)。重心速度 ($G_{l,x}^v$, $G_{l,y}^v$) は隣接するフレーム間における児の重心の変動、重心変化 ($G_{l,x}^d$, $G_{l,y}^d$) は L フレームの重心の平均 ($G_x^{ave.}$, $G_y^{ave.}$) からの変動を表わす特徴量として次式を用いて算出する。

$$(G_{l,x}^v, G_{l,y}^v) = \left(\frac{G_{l,x} - G_{l-1,x}}{\sqrt{^{(A_9)}P_{ave.}}}, \frac{G_{l,y} - G_{l-1,y}}{\sqrt{^{(A_9)}P_{ave.}}} \right) \quad (3)$$

$$(G_{l,x}^d, G_{l,y}^d) = \left(\frac{G_{l,x} - G_x^{ave.}}{\sqrt{^{(A_9)}P_{ave.}}}, \frac{G_{l,y} - G_y^{ave.}}{\sqrt{^{(A_9)}P_{ave.}}} \right) \quad (4)$$

ここで $G_{l,x}$, $G_{l,y}$ は背景差分画像から次式で算出する重心座標である。

$$G_{l,x} = \frac{1}{^{(A_9)}P_l} \sum_{w=1}^W \sum_{h=1}^H x_w ^{(A_9)}O_l(x_w, y_h) \quad (5)$$

$$G_{l,y} = \frac{1}{^{(A_9)}P_l} \sum_{w=1}^W \sum_{h=1}^H y_h ^{(A_9)}O_l(x_w, y_h) \quad (6)$$

ただし $G_{1,x}^v = 0$, $G_{1,y}^v = 0$ とする。

3.3 運動解析

運動解析では、特徴抽出で得られた運動の特徴量から医学的知見を基に、運動を定量的に評価するための評価指標を算出する。提案システムでは、(I) 児の運動の時間や大きさを

表わす運動量, (II) 各部位間における運動の比率・相関を表わす運動バランス, (III) 運動の周波数情報を表わす運動リズム, (IV) 重心の変化を表わす重心変動の 4 つの観点より合計 J 個の指標を算出し, 評価を行なう.

3.3.1 運動量

運動量は以下の 3 つの指標からなる.

- 運動頻度 $^{(A_k)}I_1$
- 運動強度 $^{(A_k)}I_2$
- 運動回数 $^{(A_k)}I_3$

まず, 運動の有無を判定する閾値 M_{th} を設定する. 運動頻度 $^{(A_k)}I_1$ は総フレーム L に対する運動した時間の割合として次式で定義する.

$$\begin{aligned} ^{(A_k)}I_1 &= \frac{100}{L} \sum_{l=1}^L ^{(A_k)}\kappa_l \\ ^{(A_k)}\kappa_l &= \begin{cases} 1 & (^{(A_k)}M_l \geq M_{th}) \\ 0 & (^{(A_k)}M_l < M_{th}) \end{cases} \end{aligned} \quad (7)$$

運動強度 $^{(A_k)}I_2$ は運動した時間の単位フレーム当たりの運動の強さとし,

$$\begin{aligned} ^{(A_k)}I_2 &= \frac{1}{L'} \sum_{l=1}^L ^{(A_k)}\nu_l \\ ^{(A_k)}\nu_l &= \begin{cases} ^{(k)}M_l & (^{(A_k)}M_l \geq M_{th}) \\ 0 & (^{(A_k)}M_l < M_{th}) \end{cases} \end{aligned} \quad (8)$$

とする. ここで L' は $^{(A_k)}M_l$ が M_{th} 以上となったフレーム数の総和である. また, $^{(A_k)}M_l$ が q 番目に M_{th} 以上となる瞬間のフレームを $^{(A_k)}l_q^{st}$ とし, $^{(A_k)}l_q^{st}$ 後に $^{(A_k)}M_l$ が q 番目に M_{th} 以下となる瞬間のフレームを $^{(A_k)}l_q^{ed}$ とする. その区間 $[^{(A_k)}l_q^{st}, ^{(A_k)}l_q^{ed}]$ を q 番目の運動 ($q = 1, 2, \dots, Q$; Q は総運動回数) と定め, このとき運動回数 $^{(A_k)}I_3$ は以下の式で算出する.

$$^{(A_k)}I_3 = \frac{Q}{L} \quad (9)$$

ただし, $^{(A_k)}l_q^{ed} \geq L$ の場合, $^{(A_k)}l_q^{ed} = L$ とする.

3.3.2 運動バランス

運動バランスは以下の 3 つの指標を用いて解析を行なう.

- 運動頻度比 $^{(k_1, k_2)}I_4$
- 運動強度比 $^{(k_1, k_2)}I_5$
- 協調性 $^{(k_1, k_2)}I_6$

運動領域間の運動頻度 $^{(A_k)}I_1$, 運動強度 $^{(A_k)}I_2$ のそれぞれの比率を運動頻度比 $^{(k_1, k_2)}I_4$, 運動強度比 $^{(k_1, k_2)}I_5$ とし, 式により算出する.

$$^{(k_1, k_2)}I_4 = \frac{^{(k_1)}I_1}{^{(k_2)}I_1} \quad (10)$$

$$^{(k_1, k_2)}I_5 = \frac{^{(k_1)}I_2}{^{(k_2)}I_2} \quad (11)$$

ここで k_1, k_2 ($k_1, k_2 = 1, 2, \dots, 8$) は児の全身を除く運動領域を表わし, $k_1 \neq k_2$ である. ただし, $^{(k_2)}I_1 = 0$, $^{(k_2)}I_2 = 0$ の場合は $^{(k_1, k_2)}I_4 = 0$, $^{(k_1, k_2)}I_5 = 0$ とする.

また, 協調性 $^{(k_1, k_2)}I_6$ は運動変化 $^{(k_1)}M_l$, $^{(k_2)}M_l$ に対して次式で表わされる規格化相互相関を用いて算出した各領域間の相関係数とする.

$$^{(k_1, k_2)}I_6 = \frac{\sum_{l=1}^L (^{(k_1)}M_l - ^{(k_1)}M^{ave.}) (^{(k_2)}M_l - ^{(k_2)}M^{ave.})}{\sqrt{\sum_{l=1}^L (^{(k_1)}M_l - ^{(k_1)}M^{ave.})^2} \sqrt{\sum_{l=1}^L (^{(k_2)}M_l - ^{(k_2)}M^{ave.})^2}} \quad (12)$$

ここで $^{(k_1)}M^{ave.}$ および $^{(k_2)}M^{ave.}$ はそれぞれ L 個の $^{(k_1)}M_l$, $^{(k_2)}M_l$ の平均値を表わす.

3.3.3 運動リズム

運動リズムは児の運動の周波数情報を表わす以下の 6 つの指標から評価する.

- 運動変化の中心周波数 $^{(A_k)}I_7$
- 運動変化の 2 次モーメント $^{(A_k)}I_8$
- 重心速度の中心周波数 $^{(A_g)}I_{9x}$, $^{(A_g)}I_{9y}$
- 重心速度の 2 次モーメント $^{(A_g)}I_{10x}$, $^{(A_g)}I_{10y}$
- 重心変化の中心周波数 $^{(A_g)}I_{11x}$, $^{(A_g)}I_{11y}$
- 重心変化の 2 次モーメント $^{(A_g)}I_{12x}$, $^{(A_g)}I_{12y}$

まず, 運動変化 $^{(A_k)}M_l$, 重心速度 $(G_{l,x}^v, G_{l,y}^v)$, および重心変化 $(G_{l,x}^d, G_{l,y}^d)$ に対して高速フーリエ変換 (fast Fourier transform: FFT) を施す. そして, 最大値が 1 となるように正規化を行なったパワースペクトル密度の分布から, 次式で表わされる中心周波数 $F_{cntr.}$ ならびに中心周波数周りの 2 次モーメント $D_{cntr.}$ の逆数を算出する.

$$F_{cntr.} = \frac{\sum_{f=0}^{f_{max}} f P(f)}{\sum_{f=0}^{f_{max}} P(f)} \quad (13)$$

$$D_{cntr.} = \sqrt{\frac{\sum_{f=0}^{f_{max}} P(f)(f - F_{cntr.})^2}{\sum_{f=0}^{f_{max}} P(f)}} \quad (14)$$

ここで, $P(f)$ は正規化後のパワースペクトル密度, f_{max} は解析に用いる周波数帯域の最大値である. その後, 周波数解析フレーム L_f ($L_f \leq L$, $\frac{L}{L_f} \in \mathbb{N}$) ごとに算出された中心周波数, 中心周波数周りの 2 次モーメントの逆数の平均値を求める.

3.3.4 重心変動

重心変動は以下の 2 つの指標から評価する.

- 重心速度量 $^{(A_g)}I_{13x}$, $^{(A_g)}I_{13y}$
- 重心変化量 $^{(A_g)}I_{14x}$, $^{(A_g)}I_{14y}$

重心速度量 $^{(A_g)}I_{13x}$, $^{(A_g)}I_{13y}$, 重心変化量 $^{(A_g)}I_{14x}$, $^{(A_g)}I_{14y}$ は次式で表わされる重心速度 $(G_{l,x}^v, G_{l,y}^v)$, および重心変化 $(G_{l,x}^d, G_{l,y}^d)$ の総フレーム L に対する平均値と定

義する.

$$({}^{(A_9)}I_{13x}, {}^{(A_9)}I_{13y}) = \left(\frac{1}{L} \sum_{l=1}^L G_{l,x}^v, \frac{1}{L} \sum_{l=1}^L G_{l,y}^v \right) \quad (15)$$

$$({}^{(A_9)}I_{14x}, {}^{(A_9)}I_{14y}) = \left(\frac{1}{L} \sum_{l=1}^L G_{l,x}^d, \frac{1}{L} \sum_{l=1}^L G_{l,y}^d \right) \quad (16)$$

3.4 GMsに基づく運動識別

算出した評価指標値を用いて GMs に基づく運動識別を行なう. まず, 各評価指標値を評価の基準となる被験児群の運動 (たとえば正常な GMs) の各指標の平均値 μ_j ($j = 1, 2, \dots, J$) と標準偏差 σ_j を用いて, 次式より標準化を行なう.

$$z_j = \frac{(I_j - \mu_j)}{\sigma_j} \quad (17)$$

ここで z_j は標準化後の各指標値である. 標準化を行なうことで, 基準となる被験児群の運動は平均値を 0, 標準偏差を 1 とする正規分布に従い, 対象とする児の運動が基準からどの程度ばらついているか評価可能である.

運動の識別には, Tsuji らによって提案されたフィードフォワード型ニューラルネットの一種である Log-Linearized Gaussian Mixture Network (以下, LLGMN)¹⁹⁾を用いる. LLGMN は混合正規分布モデルを対数線形化してネットワークに展開したものであり, サンプルデータが従う確率分布を学習的に推定することが可能である. まず, あらかじめ C 種類の GMs を解析して得られた学習データ $z^{(n)} = [z_1^{(n)}, z_2^{(n)}, \dots, z_J^{(n)}]^T \in \mathbf{R}^J$ ($n = 1, 2, \dots, N_c; N_c$ は各 GMs の学習データ数) を LLGMN に学習させる. 学習後の LLGMN に新たに解析して得られた指標値 z を入力することで, 被験児の運動が学習した各 GMs のどれに属するかを事後確率 $\mathbf{Y} = [Y_1, Y_2, \dots, Y_C]^T$ として出力することが可能である. そして, 解析区間 L フレームごとに算出した事後確率を全解析区間で加算平均し, 最も値の高い GMs を児の運動 Type c ($c = 1, 2, \dots, C$) として識別する. これにより, 計測画像の運動をあらかじめ定義した C 種類の GMs の運動タイプに自動的に識別することが可能である. また, あいまいな識別による誤識別を防止するため次式で定義するエントロピー S を利用する.

$$S = - \sum_{c=1}^C Y_c \log Y_c \quad (18)$$

S があらかじめ設定した閾値 S_{th} 以上の場合, また, 上半身または下半身の運動頻度が 0 の場合は, どの基準タイプにも類似しないと判断し Type 0 とする.

3.5 表示・保存

Fig. 4 に構築したシステム画面を示す. 図の (a) は計測画像および画像処理により得られた背景差分画像とフレーム間差分画像, (b) は特徴量である運動変化 $(A_k)M_l$, 重心速度 $(G_{l,x}^v, G_{l,y}^v)$, および重心変化 $(G_{l,x}^d, G_{l,y}^d)$ の時間推移を表示している. (c) は計測画像の解析結果をレーダーチャートで表示しており, (d) は GMs に基づく運動の識別結果を表

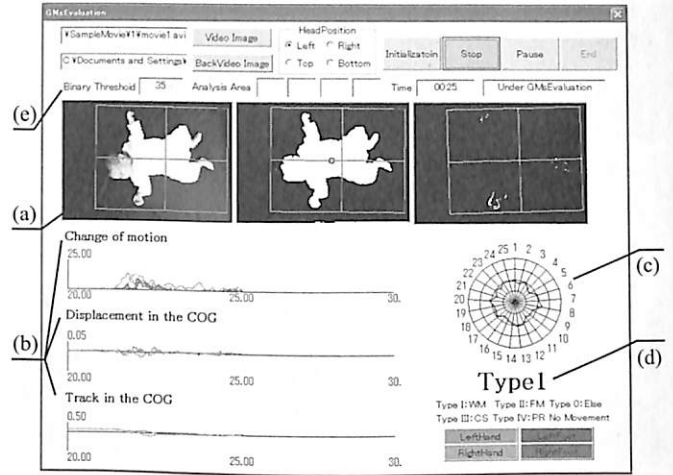


Fig. 4 Screenshot of the proposed system

わしている. (e) では, 2 値化閾値 T と被験児の頭の向きを設定でき, 動画の撮影状態に合わせた解析, 評価が可能である. 提案システムを用いることで運動の特徴を視覚的にとらえること, さらに, 異常が現れた場合にはその時刻の動画像とあわせた運動の再確認が可能となる.

4. 実験

4.1 方法

提案システムの GMs 評価への有効性を確認するため, 児の運動解析および GMs 識別実験を行なった. 被験児は低出生体重児を含む児 12 名 (Sub. A~C: 満期出生児, D~L: 低出生体重児) と DVD「Prechtl 教授の早期乳児の神経機能評価法診断的手段としての General Movements」²⁰⁾ から教則用に用いられている動画像のうち 2 名 (Sub. M, N) の計 14 名とし, 睡眠時および啼泣時を避けた自然な運動を行なっている時間帯 (平均 428.25 ± 300.67 s) を解析した. 撮影は医師の立会いのもと児に危険や負担がかからないように十分配慮して行なった. 計測ならびに解析時の各パラメータはそれぞれ, $f_s = 30$ Hz, $t_{a1} = 0.02$, $t_{a2} = 0.02$, $t_{a3} = 0.03$, $W = 720$ pixel, $H = 480$ pixel, $E = 10$, $M_{th} = 0.05$, $f_{max} = 5$ Hz, $L = 900$ frame, $L_f = 300$ frame とした. ただし, 動画像ごとに撮影条件が異なるため, 領域分割の比率である γ , δ は児の運動が領域内に入るように, 閾値 T は背景差分画像が抽出できるよう試行錯誤的に設定した. なお, 動画像のノイズの影響を低減するため運動変化・重心速度に対して 2 次のバターワースフィルタで平滑化を行なった (運動変化カットオフ周波数 $f_{cut}^m = 10$ Hz, 重心速度カットオフ周波数 $f_{cut}^v = 5$ Hz). また FFT の窓幅は 128, オーバーラップ 127 とし, 規格化相互相関関数の窓幅は 300, オーバーラップ 299 とした. 解析領域は上半身および下半身 ($k = 5, 6$) のみに着目し, 評価指標数を $J = 25$ とした.

実験ではまず, 撮影した動画像を GMs 評価ライセンス^{s)}を保有する理学療法士 (以下, 専門家) に評価させた. 30 s (900 frame) ごとに最も多く出現した評価結果に基づいて分

Table 2 Number of data for each general movement

	WMs	FMs	CS	PR
Number of data	193	279	31	66

類した各 GMs のデータ数は **Table 2** に示すとおりである。

GMs 識別では、識別対象クラス数を $C = 4$ とし、WMs, FMs, CS, PR の各 GMs をシステムの評価結果の Type 1~4 にそれぞれ対応させた。なお、識別精度検証のためエントロピー閾値 $S_{th} = 1$ とすることで4つのクラスのいずれかに識別されるようにした。また、標準化には正常な GMs である WMs および FMs の学習データ ($N_c = 16$, 合計 32 サンプル) を使用した。そして、解析後の全データから Type ごとに 16 サンプルの学習データ (合計 64 サンプル) を無作為に抽出して LLGMN に学習させ、残りのサンプルを識別した。ここでは、提案システムと専門家の評価結果が一致した割合から平均識別率を算出することで識別精度を検証した。平均識別率は学習データを無作為に3回入れ替えたときの平均値である。

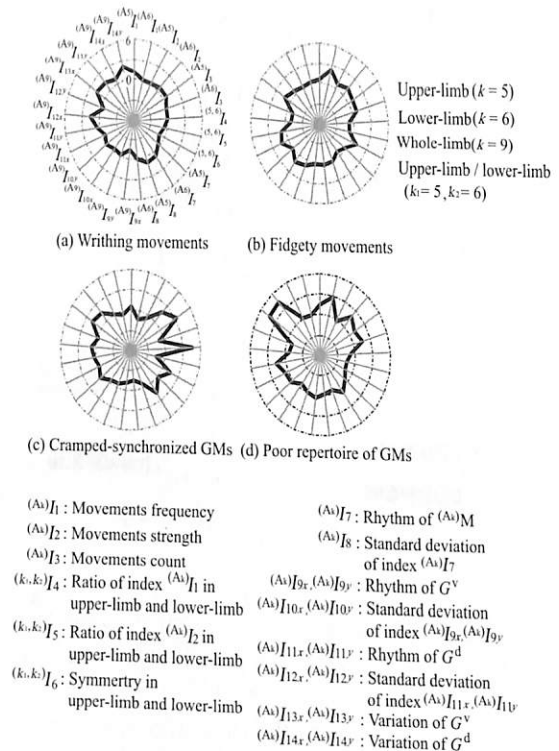
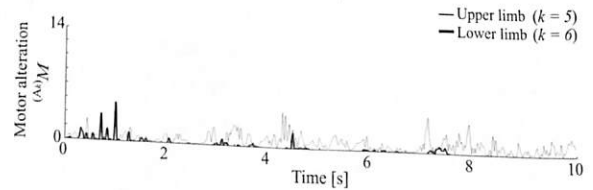
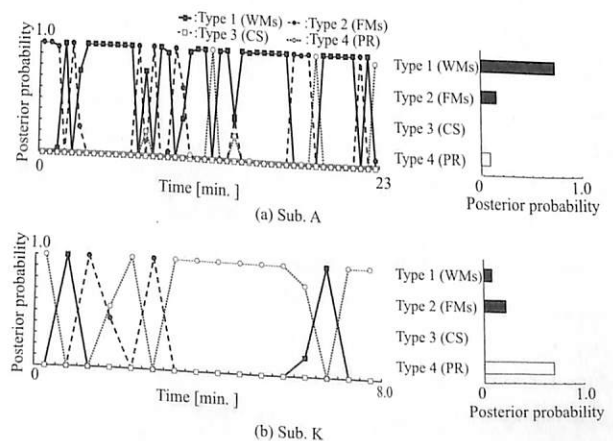
なお、すべての計測実験はヘルシンキ宣言に則り、県立広島大学研究倫理委員会 (保健福祉)、国立循環器病センター倫理委員会の承認の下、両親に実験の目的、方法などの説明を十分に行ない、同意の上実施した。

4.2 結果

Fig. 5 に、各 GMs に対応する動画像を解析して得られたレーダーチャートの一例を示す。レーダーチャートの各軸は各評価指標値を表わしている。**Fig. 6** は CS の上半身と下半身の運動変化を示しており、縦軸は運動変化 $(A_k)M$ 、横軸は解析時間である。

Fig. 7 に一例として Sub. A および Sub. K に対する事後確率の変化を示す。なお、横軸は時間、縦軸は事後確率である。また、LLGMN の学習に用いた区間および専門家がそのほかの運動と指摘した区間を除く全解析区間の加算平均をあわせて示している。各被験児において最も事後確率の高い運動は Sub. A では Type 1, Sub. K では Type 4 であった。

Table 3 に識別結果より算出した混同行列の一例を示す。ここで行と列はそれぞれシステムの識別結果と専門家の評価結果である。なお、4クラスの平均適合率²¹⁾は $78.2 \pm 13.8\%$ であった。また、**Fig. 8(a)** は各運動タイプにおける平均識別率であり、縦軸は4つの各運動タイプ、横軸は平均識別率を表わしている。各運動タイプの平均識別率は Type 1 が $71.9 \pm 1.86\%$, Type 2 が $76.3 \pm 5.83\%$, Type 3 では 100% , Type 4 は $84.0 \pm 9.93\%$ であり、全運動タイプの平均識別率は $76.2 \pm 2.83\%$ であった。さらに、**Fig. 8(b)** に4つの運動タイプを正常・異常の観点から2つに分類した際の平均識別率を示す。ここでは、Type 1 および Type 2 を正常な運動、Type 3 および Type 4 を異常な運動とし、各軸は **Fig. 8(a)** と同様である。**Fig. 8(b)** より正常な運動、異常な運動の平均識別率はそれぞれ $93.7 \pm 2.64\%$, $87.7 \pm 7.64\%$ であり、全体では

**Fig. 5** Radar charts of evaluation indices for each GM**Fig. 6** Motor alteration $(A_5)M$ and $(A_6)M$ of CS**Fig. 7** Time series and means of the posterior probabilities for each type (Subjects A and K). The results of the GMs evaluator are "WMs" for Sub. A and "PR" for Sub. K, respectively

$92.9 \pm 1.98\%$ であった。

4.3 考察

Fig. 5(a), (b) より、正常な GMs である WMs および FMs は各評価指標値においておおよそ 0SD の値をとることがわかる。これは、正常な GMs (WMs および FMs) の学習デー

Table 3 Example of confusion matrix

		Condition (determined by a licensed evaluator)			
		WMs	FM	CS	PR
Outcome of the proposed system	Type 1	128	61	0	1
	Type 2	33	197	0	3
	Type 3	1	0	15	0
	Type 4	15	5	0	46

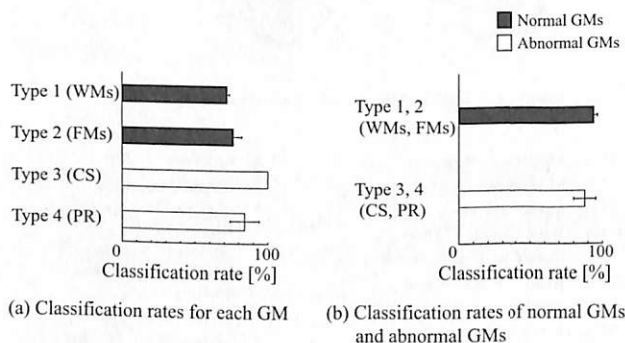


Fig. 8 Classification rates for the four GMs classification and the normal/abnormal GMs classification

タを用いて標準化を行なったためである。一方、異常な運動であるCS, PRは一部大きな値をとる評価指標があり、いびつな概形をしている。中でも、Fig. 5(c), CSでは上半身と下半身の運動頻度比の指標値^(5, 6) I_4 が大きな値をとっており、上半身と比べ下半身の運動頻度が小さいことが考えられる。そこで、運動頻度の算出に用いた運動変化⁽⁴⁾ M の時系列を上半身・下半身ごとに確認すると、ほとんどの時刻において上半身より下半身の運動変化が小さいことがわかる (Fig. 6参照)。これは、CSの特徴である硬直性⁷⁾が下肢に現れ、動画画像中において下肢をほとんど動かさなかったためだと考えられる。以上より、提案システムが算出する評価指標値から児の運動の特徴を抽出し、レーダーチャートの形状から直感的に正常・異常の違いを把握することが可能となった。

Fig. 7に対して専門家の評価結果は、Sub. AはWMsが随時顕著に見られ、Sub. Kは解析時間全体を通してPRが出現していると評価しており、提案システムと専門家の評価が類似する結果となった。これにより提案システムの出力事後確率が診断支援に有用である可能性が示唆された。

Table 3より、平均適合率が $78.2 \pm 13.8\%$ であったこと、ならびにFig. 8(a)より、どの運動タイプにおいても70%以上の識別率であったことから、提案システムを用いてある程度の精度で4つの運動タイプを識別することが可能であると考えられる。また、Fig. 8(b)より、運動の正常・異常の判別という点に着目すると識別精度はより向上し、全運動の平均識別率は $92.9 \pm 1.98\%$ と高い識別率を確認することができた。

以上の結果より、提案システムを用いて、GMsに基づく運動異常のスクリーニングができる可能性を示した。

5. まとめと今後の課題

本論文では、新生児障害の早期発見を目的としたGMsの定量評価・自動識別が可能なGeneral movements評価システムを提案した。提案システムは、1台のカメラを用いて新生児の運動を計測し、計測画像に画像処理を施すことで運動の特徴を抽出できる。さらに、得られた特徴量から医学的知見に基づいた運動解析を行ない、解析結果に対し確率ニューラルネットを用いることでGMsに基づいた運動識別が可能である。

実験では、児14名を対象にGMsに基づく運動解析および運動識別を行なった。結果より、提案法を用いることで児の運動の特徴をとらえられていることを確認するとともに、GMsに基づく運動識別が可能であることを明らかにした。特に正常・異常で分類した際には $92.9 \pm 1.98\%$ と高い識別率が確認できたことから、提案法による医師の診断支援の可能性を示した。

今後は、新生児特定集中治療室(NICU)で計測を行ない、障害を有する可能性の高い低出生体重児の被験児数および撮影時間の増加を図ることで、さらなるシステム有効性の検証を行なう。また、児の運動を3次元的に計測することで、下肢の蹴り上げ運動といった2次元平面では計測が困難な新生児運動を抽出し、識別可能なGMsを増加させる。さらに、運動の優美さや重心の安定性、各部位間におけるGMsの移行などGMsの特徴をより詳細に定量化することで、GMsの識別精度の向上を目指す。これにより、障害の早期発見のための診断支援を行なう予定である。

謝辞 本研究は文部科学省科学研究費補助金新学術領域研究「構成論的発達科学」(No. 25119506)の助成を受けた。ここに改めて謝意を表します。

参考文献

- 1) 総務省統計局：平成24年度人口動態調査，
<http://www.e-stat.go.jp/SG1/estat/List.do?lid=000001112798> (accessed 28 January 2014)
- 2) A. Shumway-Cook and M. Woollacott: モーターコントロール原著第3版運動制御の理論から臨床実践へ，田中繁，高橋明(監訳)，617，医歯薬出版(2009)
- 3) H.F.R. Prechtl: State of the art of a new functional assessment of the young nervous system: An early predictor of cerebral palsy, *Early Human Development*, **50**-1, 1/11 (1997)
- 4) T.B. Brazelton and J.K. Nugent: *Neonatal Behavioral Assessment Scale*, 3rd Edition, Mac Keith Press (1995)
- 5) V. Vojta: 乳児の脳性運動障害(第6版)，富雅男(訳)，医師薬出版(2004)
- 6) H.F.R. Prechtl: Qualitative changes of spontaneous movements in fetus and preterm infant are a marker of neurological dysfunction, *Early Human Development*, **23**-3, 151/158 (1990)
- 7) C. Einspieler, H.F.R. Prechtl, F. Ferrari, G. Cioni and A.F. Bos: The qualitative assessment of general movements in preterm term and young infants: Review of the methodology, *Early Human Development*, **50**-1, 47/60 (1997)
- 8) C. Einspieler: GENERAL MOVEMENTS TRUST,

<http://www.general-movements-trust.info/> (accessed 28 January 2014)

- 9) G. Cioni, H.F.R. Prechtl, F. Ferrari, P.B. Paolicelli, C. Einspieler and M.F. Roversi: Which better predicts later outcome in fullterm infants: Quality of general movements or neurological examination?, *Early Human Development*, **50**-1, 71/85 (1997)
- 10) M. Hadders-Algra, L.A. Van Eykern, A.W.J. Klip-Van den Nieuwendijk and H.F.R. Prechtl: Developmental course of general movements in early infancy. II: EMG correlates, *Early Human Development*, **28**-3, 231/251 (1992)
- 11) M. Hadders-Algra: General Movements in early infancy: What do they tell us about the nervous system?, *Early Human Development*, **34**-1-2, 29/37 (1993)
- 12) L. Meinecke, N. Breitbach-Faller, C. Bartz, R. Damen, G. Rau and C. Disselhorst-Klug: Movement analysis in the early detection of newborns at risk for developing spasticity due to infantile cerebral palsy, *Human Movement Science*, **25**-2, 125/144 (2006)
- 13) P.R. Berge, L. Adde, G. Espinosa and O. Stavadahl: ENIGMA-Enhanced interactive general movement assessment, *Expert Systems with Applications*, **34**-4, 2664/2672 (2008)
- 14) F. Heinze, K. Hesels, N. Breitbach-Faller, T. Schmitz-Rode and C. Disselhorst-Klug: Movement analysis by accelerometry of newborns and infants for the early detection of movement disorders due to infantile cerebral palsy, *Medical and Biological Engineering and Computing*, **48**-8, 765/772 (2010)
- 15) L. Berthouze and M. Mayston: Design and validation of surface-marker clusters for the quantification of joint rotations in general movements in early infancy, *Journal of Biomechanics*, **44**-6, 1212/1215 (2011)
- 16) S. Waldmeier, S. Grunt, E. Delgado-Eckert, P. Latzin, M. Steinlin, K. Fuhrer and U. Frey: Correlation properties of spontaneous motor activity in healthy infants: A new computer-assisted method to evaluate neurological maturation, *Experimental Brain Research*, **227**-4, 433/446 (2013)
- 17) 島, 大澤, ト, 辻, 辻, 石井, 松田, 折戸, 池田, 野田: ビデオ画像を利用した新生児運動のマーカース・モニタリングシステム, *計測自動制御学会論文集*, **45**-4, 224/232 (2009)
- 18) L. Adde, J.L. Helbostad, A.R. Jnrnsenius, G. Taraldsen, K.H. Grunewaldt and R. Stoen: Early prediction of cerebral palsy by computer-based video analysis of general movements: A feasibility study, *Developmental Medicine & Child Neurology*, **52**-8, 773/778 (2010)
- 19) T. Tsuji, O. Fukuda, H. Ichinobe and M. Kaneko: A Log-Linearized Gaussian Mixture Network and Its Application to EEG Pattern Classification, *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics-Part C, Application and Reviews*, **29**-2, 60/72 (1999)
- 20) H.F.R. Prechtl: プレヒテル教授の早期乳児の神経機能評価法 診断的手段としての General Movements, 弓削マリ子 (監修・著), 医学映像教育センター (2010)
- 21) M. Sokolova and G. Lapalme: A systematic analysis of performance measures for classification tasks, *Information Processing and Management*, **45**-4, 427/437 (2009)

[著者紹介]

中島 翔太



2014年広島大学工学部第二類卒業。現在、同大学院工学研究科博士課程前期在学中。新生児の生体信号解析、運動解析などの研究に従事。

右田 涼



2013年広島大学工学部第二類卒業。現在、同大学院工学研究科博士課程前期在学中。乳幼児の生体信号解析、運動解析などの研究に従事。

早志 英朗



2012年広島大学工学部第二類卒業。2014年広島大学大学院工学研究科博士課程前期修了。現在、同大学院工学研究科博士課程後期在学中。生体信号解析、ニューラルネットに関する研究などに従事。IEEEの会員。

芝 軒太郎



2010年広島大学大学院工学研究科博士課程前期修了。2012年同博士課程後期修了。日本学術振興会特別研究員 (DC2), 同特別研究員 (PD), 2013年広島大学大学院工学研究科特任助教を経て、2014年より茨城大学工学部助教。博士 (工学)。生体信号解析、次元削減、マン・マシン・インタフェースなどの研究に従事。IEEEなどの会員。

島 圭介 (正会員)



2007年広島大学大学院工学研究科博士課程前期修了。2009年同博士課程後期修了。2007~2008年日本学術振興会特別研究員 (DC1), 2009~2012年同特別研究員 (PD)。同年横浜国立大学大学院工学研究科助教を経て、2013年同准教授。現在に至る。博士 (工学)。生体信号解析、ニューラルネット、ヒューマンインタフェースなどの研究に従事。IEEEなどの会員。

島谷 康司



1999年理学療法士免許取得。同年より興生総合病院リハビリテーション科勤務。2006年県立広島大学保健福祉学部理学療法学科助手・助教・講師を経て、2012年より同大学准教授。2014年より同大学大学院准教授、助産専攻科准教授 (兼務)。現在に至る。2004年日本大学大学院博士課程前期修了。2008年広島大学大学院総合科学研究科人間科学部門身体運動科学研究領域博士後期課程修了。博士 (学術)。2013年 Institute Giannina Gaslini Child Hospital, Italy, Clinical and Research Fellow。新生児理学療法、発達障害児理学療法など発達科学研究に従事。

中 塚 幹 也



1986年岡山大学医学部卒業。92～95年米国NIH客員研究員。94年岡山大学大学院修了。岡山大学医学部産科婦人科助手、講師を経て、2006年に岡山大学医学部保健学科教授、2007年より岡山大学大学院保健学研究科教授、現在に至る。医学博士。日本産科婦人科学会認定医。日本生殖医学会生殖医療専門医。日本母性衛生学会評議員。GID(性同一性障害)学会理事長。日本産科婦人科学会代議員など。生殖医療、周産期医療などの診療および研究に従事。

竹 内 章 人



2003年三重大学医学部医学科卒業。2013年岡山大学大学院医歯薬学総合研究科博士課程修了。現在、岡山医療センター新生児科医師。医学博士、小児科専門医、小児神経専門医。新生児脳波、発達障害、実行機能などの研究に従事。

中 村 信



1993年山形大学卒業。同年より国立岡山病院(現(独法)国立病院機構岡山医療センター)小児科勤務。2003 Monash Medical Centre, Monash Univ. Melbourne, Australia, Clinical and Research Fellow。2006年より国立病院機構岡山医療センター新生児科医師。日本小児科学会専門医。日本未熟児新生児学会評議員。日本周産期・新生児医学会、日本小児臨床薬理学会、Perinatal Society of Australia and New Zealand, Asian Society for Pediatric Researchなどの会員。

栗 田 雄 一



2004年奈良先端科学技術大学院大学情報科学研究科博士後期課程修了。博士(工学)。2005年広島大学大学院工学研究科特任教員、2007年奈良先端科学技術大学院大学情報科学研究科助教を経て、2011年より広島大学大学院工学研究科准教授。同年より科学技術振興機構さきがけ研究員を兼任。IEEE、日本ロボット学会などの会員。

辻 敏 夫(正会員)



1985年広島大学大学院工学研究科博士課程前期修了。同大学工学部助手、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。計測自動制御学会学術奨励賞(86)、同論文賞(2002)、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)、K.S.Fu Memorial Best Transactions Paper Award of the IEEE Robotics in 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)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。IEEE、日本人間工学会、バイオメカニズム学会、日本機械学会、電気学会などの会員。