

テクニカルノート

家庭用ゲーム機の加速度センサを用いた歩行動作で表現された感情の識別に関する一考察

飯村 伊智郎^{†1} 甲 斐 久 規^{†1} 中 山 茂^{†2}

本研究では、他の種類のセンサを用いることなく、加速度センサのみで、歩行動作で表現された感情のより高性能な識別が可能であることを確認することを目的として、先行研究での加速度センサの装着部位である腰に、上腕と下腿とを加えた合計3個の加速度センサで、識別実験を行った。実験の結果は、他の種類のセンサを用いることなく、加速度センサのみで、歩行動作で表現された感情の識別が可能であることを示唆している。また、本手法は古典的な階層型ニューラルネットワークを用いているが、C-SVC法を用いた従来手法に比べて少ない特徴量でより高い識別率を示すことが確認された。

Remarks on Recognizing Emotions Expressed by Walking Motion by Using Acceleration Sensors of Home Gaming Console

ICHIRO IIMURA,^{†1} HISANORI KAI^{†1}
and SHIGERU NAKAYAMA^{†2}

In this study, we examined recognizing emotions expressed by walking motion, for the purpose of confirming whether more efficient recognition is possible by using only acceleration sensors without using the other kinds of sensors. The acceleration sensors were attached to the upper arm and the lower leg of an examinee in addition to the waist which was the wearing part of an acceleration sensor in the previous study. The experimental result suggests that more efficient recognition of emotions expressed by walking motion is possible by using only acceleration sensors. We have also confirmed that the proposed method have shown higher recognition rates by using relatively few feature quantity in comparison with the conventional method, which employed C-SVC method, though the proposed method employed classical multilayer neural network.

1. はじめに

人間はそのときどきだっている感情により、表情や動作などが異なる場合がある。よって、人間は表情や動作から相手の感情を推定^{*1}し、より円滑なコミュニケーションを行おうとする。人間と機械とのコミュニケーションにおいても、表情や動作を通じた感情のやりとりは重要なものであるといえ、もし機械が人間同様に人間の感情を識別することができれば、人間と機械がより円滑にコミュニケーションできると考えられる。人間の感情の視知覚に関する研究は、これまで因習的に顔に表現された感情、つまり顔の表情にフォーカスを当ててきた。近年では、感情的なボディーランゲージ、すなわちポーズや動作を通しての感情表現に着目した研究があり、石井ら¹⁾やSchindlerら²⁾の研究によると、人間の歩行動作やポーズから感情の識別が可能であることが報告されている。歩行動作を対象とした先行研究の多くは、モーションキャプチャシステムを用いているが、将来的には、人間の全身にわたる動作を計測するために、センサを内蔵した着衣型のセンサスーツを着るようになるだろう。この点をふまえた感情識別の実証実験として、安価で手軽に使える任天堂(株)の家庭用ゲーム機Wii(ウィー)^{*2}に付属のWiiリモコンを加速度センサとして採用し歩行者に装着してもらい、歩行動作で表現された感情の識別を行った福井ら³⁾や田村ら⁴⁾の先行研究がある。2010年に報告された田村らの先行研究⁴⁾では、単一加速度センサから得られた3軸の加速度情報をもとに、Chain Support Vector Classifier(C-SVC)法⁵⁾による4感情(中立、悲しみ、喜び、怒り)を対象とした識別実験を行っており、人間が推定できない特定の感情を表現した歩行動作から感情の識別が可能であることを示している。その一方で、RBFカーネルのパラメータを被験者ごとに調整しているにもかかわらず、人間が推定しやすい喜びを表現した歩行動作からの感情識別ができていないケースがある。その理由として、喜びの感情を表現した歩行動作には、単一加速度センサでは得られない重要な情報があるためとしている。また、4感情の平均感情識別率は69.2%にとどまっており、高い識別率

^{†1} 熊本県立大学

Prefectural University of Kumamoto

^{†2} 鹿児島大学

Kagoshima University

^{*1} 本論文では先行研究⁴⁾にならない、人間が感情を推定するときに「推定」の語句を、計算機が感情を推定するときに「識別」の語句を用いるものとする。

^{*2} <http://www.nintendo.co.jp/wii/>を参照されたい。

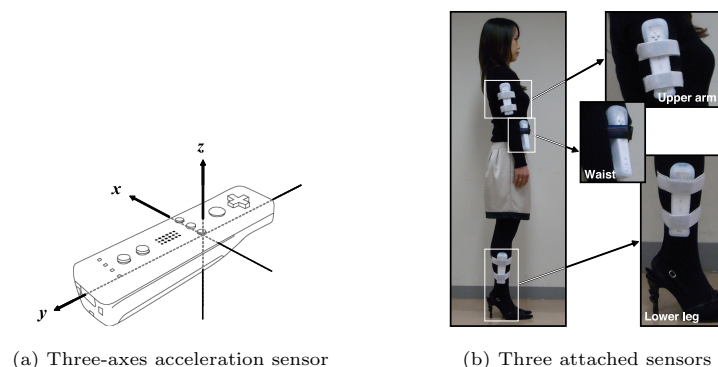


図 1 三軸加速度センサ (Wii リモコン) の外観および被験者への加速度センサの装着部位

Fig. 1 Appearance of three-axes acceleration sensor (Wii remote) and three sensors attached to an examinee.

とはいい難い。

本研究では、他の種類のセンサを用いることなく、加速度センサのみでより高性能な感情識別が可能であることを確認することを目的として、先行研究での加速度センサの装着部位である腰に、上腕と下腿とを加えた合計 3 個の加速度センサで、歩行動作で表現された感情の識別実験を行った。10 名の被験者を対象とした計算機による感情識別実験を通して、加速度センサのみでより高性能な識別が可能であることを検証した。

2. 感情識別に用いた運動の特徴量

本研究で加速度計測に用いるデバイスには、任天堂 (株) の家庭用ゲーム機 Wii に付属の Wii リモコンを採用した。その外観および座標系を図 1 (a) に示す。Wii リモコンには、Bluetooth や三軸加速度センサ、赤外線を検出する CMOS センサが搭載されている。本研究では、その Bluetooth によるケーブル接続不要の利便性と、三軸加速度センサによる加速度取得の容易性の観点から、加速度計測用デバイスとして Wii リモコンの採用を決定した。なお、開発言語は Java 言語とし、Bluetooth を介した Wii リモコンの制御には WiiRemoteJ1.5 を用いた。なお、Wii リモコンで計測可能な x , y , z 軸方向の加速度は約 $\pm 5G$ の範囲であり、そのサンプリング周波数は約 100 MHz である。

筆者らの先行研究である加速度センサを用いたジェスチャ認識⁶⁾では、運動の特徴量として正規化された加速度の時系列推移を用いた。しかしながら、感情識別の場合、その正規

化により感情による加速度の強弱が均されてしまい、ジェスチャ認識と同様の特徴量では適さないことが予備実験で確認され、むしろ加速度の時系列推移よりも加速度の強弱の度合いが重要であることが分かった。そこで本研究では、歩行動作時に 1 つの加速度センサから得られる三軸方向の加速度から、各軸方向での最大値や最小値、平均値を算出し、それら合計 9 データ (= 3 [データ/軸] $\times$ 3 [軸]) を、1 つの加速度センサから得られる 1 回の歩行動作の特徴量として採用し、感情識別実験に用いた。

今回の実験では、図 1 (b) に示すように、加速度センサの y 軸の正方向が下向きになるように統一して、先行研究^{3),4)}での腰以外に上腕と下腿を加えた合計 3 カ所に加速度センサを装着した。下腿については、歩行時のバイオロジカルモーションからの感情推定においては下半身の情報が有効であるとする石井らの先行研究¹⁾における見解に基づき、上腕については、歩行時の感情と腕の振り具合には何らかの関係があるとする筆者らの推察のもと、これら部位への加速度センサの装着を決定した。つまり、1 つの加速度センサから 9 データが取得され、加速度センサは 3 カ所に装着するため、合計 27 データが 1 回の歩行動作で取得されることになり、これらを運動の特徴量とした*1。[-5G, 5G] の範囲で得られるこれらの運動の特徴量は、実際には [0, 1] の範囲に正規化して今回の識別実験に使用した。なお、石井ら¹⁾の先行研究では、右半身と左半身とでは感情推定率に有意な差は表れなかったと報告していることから、今回の実験では右半身に加速度センサを装着するものとし、軸のキャリブレーション処理は行っていない。また、静止状態の加速度センサから得られた各軸の加速度値には基準値からの僅少なズレがあったが、それらの値の補正処理は行っていない。

図 2 は、ある 1 人の被験者における、1 感情あたり 20 サンプルの正規化された運動の特徴量を、二軸ごとに散布図として示したものである。同図の赤色の点は中立の歩行動作時の特徴量であり、緑色は悲しみ、紫色は喜び、そして青色は怒りの歩行動作時の特徴量を表している。なお、今回は加速度センサから得られる [-5G, 5G] の範囲の加速度値を [0, 1] の範囲に正規化しているため、図 2 における 0.1 目盛りが 1 G の加速度値に対応する。図 2 を見ると、各部位の運動の特徴量は感情ごとにまとまった分布をしていることが分かり、このことは 4 感情の識別の可能性を示唆している。

なお、加速度計測時の重力加速度の取扱いであるが、重力加速度は当然のことながらつねに計測され、また緯度により異なるものの、今回の実験は同一の場所で加速度を計測してい

*1 身体動作の特徴は、空間性、時性、そして力性の大きく 3 つの要素に大別できる。先行研究^{3),4)}では、これらのすべての要素を含んだデータを運動の特徴量として用いているが、今回採用した特徴量は空間性と力性の 2 要素を含んでいると考えられる。

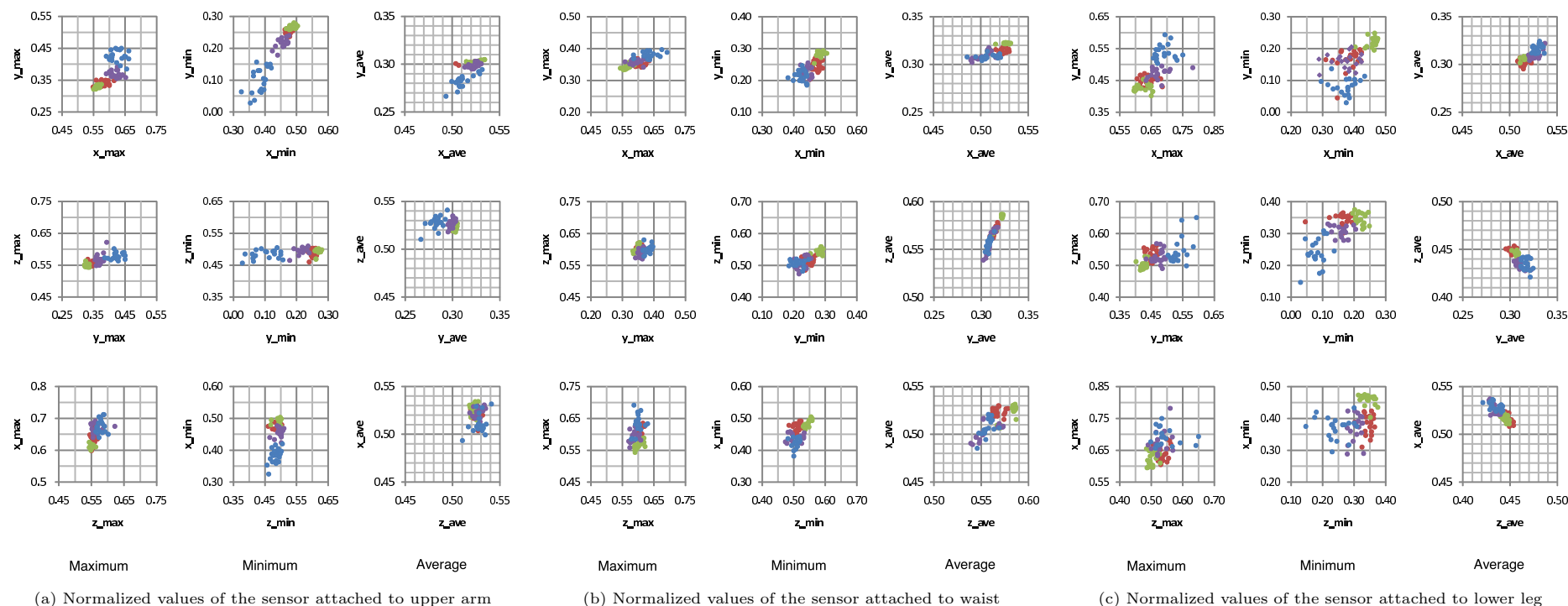


図 2 被験者に装着された 3 個の加速度センサから得られた運動の特徴量の散布図 (赤：中立，緑：悲しみ，紫：喜び，青：怒り)

Fig. 2 Scatter diagrams of kinetic feature quantity obtained from three acceleration sensors attached to an examinee (Red: Neutral, Green: Sad, Purple: Joy, Blue: Anger).

ることから，被験者ごとの実験条件は等しいと考えられる．よって，本研究では，その重力加速度を含めた加速度を識別実験に使用するものとした．

3. 歩行動作で表現された感情の識別

3.1 階層型ニューラルネットワークによる識別実験

ニューラルネットワークは，人間の脳にある神経細胞（ニューロン）の仕組みをモデル化した情報処理機構である．古典的な手法ではあるがパターン認識などの問題への適用で十分に実用性が確認されているため，本研究では 3 層の階層型ニューラルネットワークを識別器

に採用した．なお学習には，教師あり学習法である誤差逆伝搬（Back-Propagation: BP）法を用いた．本研究の目的は，他の種類のセンサを用いることなく，加速度センサのみで，歩行動作で表現された感情のより高性能な識別が可能であることを確認することであるため，本実験では，中立（Neutral），悲しみ（Sad），喜び（Joy），怒り（Anger）の 4 感情を含めた歩行動作を対象に，先行研究⁴⁾にならい，被験者ごとに識別器を構築し感情を識別させた．本来であれば被験者を混ぜて実験すべきであるが，先行研究⁴⁾との識別率の比較のために識別器の構築条件を合わせた．被験者は大学生 10 人（A～J）とし，各被験者には，前述のとおり，上腕，腰，下腿の 3 カ所に加速度センサを装着してもらった．1 人の被験者が

ら採取するデータは、学習データとして各感情の歩行動作を 20 サンプルずつ、テストデータとして各感情の歩行動作を 10 サンプルずつである。歩行距離は約 3m とし、歩行時は不自然な動作や誇張表現をしないように被験者に指示し、また歩行の速さに制限は設けていない。学習データは識別器の構築に用い、テストデータは構築された識別器による感情識別率を評価する際に用いた。

採用した階層型ニューラルネットワークの構成は、次のとおりとした。入力層は特徴量のデータ数に合わせて 27 ユニット、中間層は予備実験より 40 ユニットと決定した。出力層は、識別対象である 4 つの感情数に合わせて 4 ユニットとした。また、BP 法による学習に係るパラメータ値は、予備実験により決定し、収束の速さに関する学習係数 $\eta = 0.25$ 、前回の重みの修正量をもとにした学習時の振動抑制に関する安定化係数 $\alpha = 0.5$ とした^{*1}。学習の終了条件は、出力層の出力値と教師信号との誤差の自乗和が 1.0×10^{-3} 未満に達した時点とした。

なお評価する項目は、被験者ごとの 4 感情に対する識別率とし、被験者 i の感情 j に対する識別率 $R_{i,j}[\%]$ は、次のように定義する。

$$R_{i,j} = \frac{E_{i,j}}{T_{i,j}} \times 100\%. \quad (1)$$

ただし、 $T_{i,j}$ は被験者 i における感情 j のテストデータの総数であり、 $E_{i,j}$ は被験者 i における感情 j のテストデータのうち識別器が感情 j と識別したデータの数である。

3.2 実験結果および考察

本実験より得られた識別率を、表 1 に示す。同表より、本手法はいずれの被験者においても安定した高い識別率を示していることが分かる。特に、被験者 D, G, J においては 4 感情すべてにおいて 100% という非常に高い識別率が得られている。被験者 C や I においては、喜びと怒りの感情の識別率が若干低いという結果が得られたが、この場合は喜びと怒りの感情を互いに誤識別している状態であった。この 2 人の被験者については、今回の感情識別に用いた運動の特徴量的には、喜びと怒りの感情において、それらの差が出にくい歩行動作であったものと思われる。また、各感情における識別率の平均値を見ると、4 感情すべてにおいて高い識別率が得られており、特に悲しみの感情に対する識別率が非常に高いことが分かる。悲しみの感情を表現した歩行動作は、他の 3 感情を表現した歩行動作に比べ、加速度の振れ幅が比較的狭いため、それが特徴となり高い識別率が得られたのではないかと思わ

表 1 4 感情（中立、悲しみ、喜び、怒り）に対する識別率 $R_{i,j}[\%]$

Table 1 Recognition rates $R_{i,j}[\%]$ about the four emotions (Neutral, Sad, Joy and Anger).

Examinees	Neutral	Sad	Joy	Anger	Average
A (Male)	90	100	100	100	97.5
B (Female)	80	90	100	100	92.5
C (Male)	100	100	70	60	82.5
D (Female)	100	100	100	100	100.0
E (Male)	100	100	80	90	92.5
F (Female)	90	100	70	100	90.0
G (Female)	100	100	100	100	100.0
H (Male)	100	100	90	100	97.5
I (Male)	100	100	70	70	85.0
J (Male)	100	100	100	100	100.0
Average	96.0	99.0	88.0	92.0	93.8

れる。なお、他の 3 感情に比べて悲しみの感情に対する識別率が非常に高い点については、次章で述べる先行研究と同様の傾向である。

これらの結果から、本手法は、他の種類のセンサを用いることなく、加速度センサのみで、歩行動作で表現された感情のより高性能な識別が可能であることが確認できる。なお今回の実験においては、男性のみの平均感情識別率が 92.5%、女性が 95.6% であり、その差は 3.1% と僅少で、性別による識別率の大きな差異は見られなかった。

本研究の応用性としては、たとえば、独居老人に対して、遠隔地に居る家族とのコミュニケーションでの応用可能性などがあると考えられる。

4. 先行研究との識別性能の比較

本研究で構築した識別器の有効性を確認するため、加速度センサを用いた感情識別を行った先行研究⁴⁾との性能比較を行った。歩行動作で表現された感情の被験者ごとの識別率の平均値を比較した結果を、図 3 に示す。なお、先行研究に関するデータは、識別器の構築条件や実験条件が等しい文献 4) の実験 1 の結果を採用した。文献 4) の従来手法では、単一加速度センサから得られた 3 軸の加速度情報をもとに、FFT 処理を行いその後主成分分析で次元を圧縮して寄与率が 95% 以上となるデータを選択し、さらに 3 軸の加速度情報の最大値および最小値のデータを加えたものを 1 回の歩行動作における運動の特徴量として C-SVC 法で識別実験を行うなど、本研究における識別手法とは異なるため、単純な比較はできないが、従来手法で識別が困難であった中立において、本手法では他の感情と同様に高い識別

*1 学習係数 η や安定化係数 α に関する詳細については、文献 7) を参照されたい。

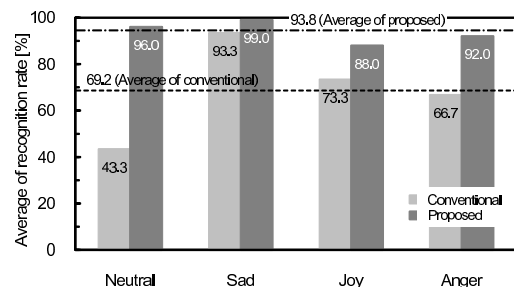


図3 歩行動作で表現された感情の平均識別率 [%] における従来手法との性能比較

Fig. 3 Performance comparison with conventional method on the average recognition rates [%] of emotions expressed by walking motion.

率を示しており、特定の感情における識別率の極端な低下は見られない。ちなみに、中立の感情においては、本手法は従来手法に比べ 50%以上の識別率の向上が認められる。なお、4感情における平均識別率は、従来手法が 69.2%であるのに対して本手法は 93.8%である。

従来手法における特徴量は、被験者によってそのデータ数が異なる。最も少ない被験者のケースと比較すると、従来手法では腰における 3 軸方向の加速度情報をもとに抽出した 36 データを特徴量としているのに対して、本手法は腰以外に上腕と下腿の加速度情報を利用しているものの、特徴量としてのデータ数は 27 データであり、従来手法の 3/4 である。今回の実験の範囲では、採用した加速度センサの装着部位が最適であるとは断定できないが、少なくとも、上腕、腰、そして下腿の加速度情報は、歩行動作で表現された感情を識別するために重要となる情報を取得できる部位の候補となりうることを示唆している。

5. おわりに

実験の結果から、本手法では、他の種類のセンサを用いることなく、加速度センサのみで、歩行動作で表現された感情のより高性能な識別が可能であることが確認できた。また、従来手法に比べて少ない特徴量でより高い識別率を示すことが確められた。本研究は、Wii リモコンを加速度計測用デバイスとした感情識別に関する筆者らの初期実験に値するものであり、今後は被験者の年齢層を広げ、また感情の程度を考慮した識別実験を行いたい。さらに、感情表現を演じている歩行動作だけでなく、本当の感情を有している歩行動作を対象とした識別実験を行いたいと考えている。

謝辞 本研究は、(株)アリテックからの受託研究の一環として実施したものである。ここ

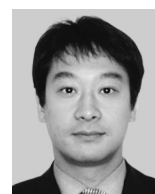
に謝意を表する。

参考文献

- 1) 石井雅博, 丸田英徳: バイオロジカルモーションからの感情知覚に関する研究, 信学技報, Vol.105, No.165, HIP2005-42, pp.123-126 (2005).
- 2) Schindler, K., Van Gool, L. and de Gelder, B.: Recognizing emotions expressed by body pose: A biologically inspired neural model, *Neural Networks*, Vol.21, No.9, pp.1238-1246 (2008).
- 3) 福井博章, 田村宏樹, 田中 寿, 淡野公一: 単一加速度センサを用いた感情識別, 信学技報, Vol.108, No.389, NLP2008-113, pp.109-114 (2009).
- 4) 田村宏樹, 淡野公一, 石井雅博, 唐 政: 加速度センサを用いた感情を込めた歩行動作の識別実験, 知能と情報: 日本知能情報ファジィ学会誌, Vol.22, No.1, pp.65-72 (2010).
- 5) Chang, C.-C. and Lin, C.-J.: LIBSVM – A Library for Support Vector Machines, 入手先 (<http://www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin/libsvm/>) (参照 2010-02-14).
- 6) 飯村伊智郎, 藤木拓郎, 中山 茂: 家庭用ゲーム機の入力デバイスを用いた階層型ニューラルネットワークによるジェスチャ認識, 情報処理学会論文誌, Vol.51, No.1, pp.199-203 (2010).
- 7) Rumelhart, D.E., Hinton, G.E. and Williams, R.J.: Learning Internal Representations by Error Propagation, *Parallel Distributed Processing*, Vol.1, MIT Press, MA, pp.318-362 (1986).

(平成 22 年 10 月 26 日受付)

(平成 23 年 1 月 14 日採録)



飯村伊智郎 (正会員)

昭和 44 年生。平成 6 年上智大学大学院博士前期課程修了。同年 (株)日立製作所日立研究所入所, 平成 9 年熊本県立技術短大講師, 平成 14 年熊本県立大学総合管理学部総合管理学科助手, 平成 15 年同講師, 平成 18 年同助教授, 平成 19 年より同准教授。平成 16 年鹿児島大学大学院博士後期課程修了。博士 (工学)。平成 13 年情報処理学会大会奨励賞受賞, 平成 15 年日本機械学会計算力学部門優秀講演表彰受賞, 情報処理学会九州支部奨励賞受賞。主として, 進化論的計算手法, 群知能, 分散並列処理, 実世界指向ユーザインタフェースの研究に従事。電子情報通信学会, 電気学会, システム制御情報学会, 人工知能学会, 進化計算学会, 信号処理学会等各会員。



甲斐 久規

昭和 62 年生. 平成 22 年熊本県立大学総合管理学部総合管理学科卒業. 同年 (株) KIS 入社. 学士 (総合管理学). 主として, 実世界指向ユーザインタフェース, ニューラルネットワーク, 拡張現実に興味を持つ.



中山 茂 (正会員)

昭和 23 年生. 昭和 52 年京都大学大学院博士課程修了. 同年上智大学助手, 昭和 56 年京都工芸繊維大学助手, 昭和 62 年兵庫教育大学助教授, 平成 9 年より鹿児島大学工学部情報工学科教授. 京都大学工学博士. 平成 8 年情報文化学会学会賞受賞, 平成 12 年九州工学教育協会賞受賞. 主として, 分散オブジェクト, 量子コンピュータ, 群知能, 進化的アルゴリズムの研究に従事. 電子情報通信学会, 電気学会等各会員.