

情動モデルに基づくパートナーロボットの知覚システム

脇阪 史帆[†] 久保田 直行[‡]

[†] 東京都立大学工学部 〒192-0397 東京都八王子市南大沢 1-1

[‡] 首都大学東京システムデザイン学部 〒191-0065 東京都日野市旭が丘 6-6

E-mail: [†] wakisaka-shiho@c.metro-u.ac.jp, [‡] kubota@tmu.ac.jp

あらまし 近年、ロボットは、人間と混在する一般の環境での行動が求められている。その様な環境ではロボットの行動を事前に設計しておくことが困難であるため、ロボット自身で迅速かつ最適な判断を行い、安全な行動を選択しなければならない。また、人間の情動の一面である「不安」や「恐れ」は、危険の予測から回避にかけての状況判断に非常に効果的な役割を果たしている。そのため、本研究ではロボットが状況に合わせた適切な行動を選択・学習するために、情動モデルを用いた知覚システム及び行動適応システムを開発する。

キーワード 情動モデル、知覚システム、パートナーロボット、行動調整

A Perceptual System of A Partner Robot based on An Emotional Model

Shiho WAKISAKA[†] Naoyuki KUBOTA[‡]

[†] Faculty of Engineering, Tokyo Metropolitan University 1-1 Minamiosawa, Hachioji-shi, Tokyo, 192-0397 Japan

[‡] Dept. of System Design, Tokyo Metropolitan University 6-6 Asahigaoka, Hino-shi, Tokyo, 191-0065 Japan

E-mail: [†] wakisaka-shiho@c.metro-u.ac.jp, [‡] kubota@tmu.ac.jp

Abstract Recently, adaptive behaviors are required in environments coexisting with people. Since it is difficult to design robotic behaviors of such a robot beforehand, the robot should make its suitable decision as quick as possible and take the safe action. On the other hand, emotions such as anxious and fear play the useful and helpful roles in avoiding the dangerous situation. Therefore, we propose a perceptual system based on an emotional model and a behavioral adaptation system.

Keyword Emotional Models, Perceptual Systems, Partner Robots, Behavioral Adaptation

1. はじめに

近年、パートナーロボットやペットロボットの研究が盛んに行われており、それらのロボットには病院でのヘルパーや教育用のエージェントのような我々人間の生活環境の中で活動することが求められている。そのため、ロボットの行動を事前に設計することが困難な環境において活動しなければならず、その様な環境の中でロボット自身が直面する状況に迅速かつ適切な判断を行い、行動する必要がある。また、各家庭レベルでパートナーロボットが普及していく際、ロボットの動作に対する責任問題などが浮上してくると考えられ、ロボットの行動に対する安全性の確立が極めて重要な課題となってくる。現在、安全と安心は、様々な分野で活発に議論されている[1]。例えば、「安全・安心な社会の構築に資する科学技術政策に関する懇談会」の報告書では、「安全」を人とその共同体への損傷、ならびに人、組織、公共の所有物に損害がないと客観的に判断されることであるとし、「安心」を個人の主観的な判断に大きく依存するものであるとした上で、人が知識・経験を通じて予測している状況と大きく異なる

状況にならないと信じていること、自分が予想していないことはおきないと信じ、何かあったとしても受容できることとしている。さらに、安心は、安全と信頼により導かれると述べられている。したがって、本研究では、ロボット自身が感じる「安心」に着目し、人間との相互作用を介して、適応的な行動を行うための方法論の確立を目指す。ロボット自身が、人間と共有可能な安全・安心に関する度合いを学習することができるようになると、人間との共存がより容易になることが期待される。

ロボットにおける感情や情動に関する従来研究として、コミュニケーション時における情動の有用性に注目し、対話内容や表情・ジェスチャー認識によって相手の情動を推定する研究やロボットの情動モデルの構築を目指す研究、人間同士で行われていることと同等のコミュニケーション能力をロボットに実現する研究などが行われている[2,3]。一般に、情動は、比較的短時間の感情の動きを表し、不安や不快感も情動として扱われる場合もあるが、認知科学、脳科学、社会心理学など、分野ごとで情動や感情の定義も異なる。ま

た、生活の発展の観点から、我々人間は、直感的な危険回避や社会生活の円滑化のために、狩猟時代や農耕時代から現代に至るまで、適応的に感情を進展させてきたと認知科学の分野で考えられている[4]。さらに、進化心理学におけるアージ理論では、人間の非合理的な意思決定をさせるような感情に関する議論も行われており、恐怖や不安など外界の恐怖に対応する緊急事態アージや認知的感情を司る認知アージなどがある。

「不安」や「恐れ」は状況判断、とりわけ危険予測から危険回避時において非常に効果的な役割を果たす場合がある。現在、人間側がパートナーロボットの行動に安全性を配慮しているが、パートナーロボットやペットロボットが各家庭レベルに普及していくためには、ロボットも人間や環境への安全性をもたらさなければならない。そこで本稿では、パートナーロボットの安全性向上のために、情動モデルを用いた行動適応システムを提案する。

以下、パートナーロボットの詳細、情動モデル、行動適応システムについて説明した後、実験結果を通して、提案手法の有効性について議論する。

2. ロボットの計算的知能

2.1. パートナーロボット：MOBiMac

本研究では、パートナーロボットとして一体型のパソコンの筐体を用いた MOBiMac を開発した (図 1)。PC 及びロボット制御用に 2 つの独立した CPU が用いられており、RC-232C を介して通信が行われる。このロボットには 2 つのサーボモータ、7 つの超音波センサ、Pan-Tilt CCD カメラ、マイクなどを搭載する。このロボットは、センサ情報や CCD カメラ画像情報に基づき、障害物回避、目標追従、模倣学習などを行うことができる。さらに、人間との自然な会話に必要な情報を取得するために、人間検出、物体認識、ジェスチャー認識、顔の向き検出などを行う。本研究では、ロボットが行う知覚、認識、行動を行うために計算的知能を用い、以下では、人間検出及び物体認識について述べる。また、これらの視覚情報を用いた知覚システムと適応行動のためのアルゴリズムを説明する。

2.2. 人間検出

人間を検出するために、CCD カメラから得られた画像を用い、画像処理を行う。元画像のサイズは、640 × 480 画素である。計算負荷を削減し、高速な探索を実現するために、解像度を落とした画像上で差分抽出を用いることにより、移動物体を抽出し、それに合わせた注視領域内を中心とした画像処理を行う。

人間検出を単純化するために、人間の肌と髪の色に着目し、定常状態遺伝的アルゴリズム (steady-state genetic algorithm; SSGA) を用いたテンプレートマッ

ングを行う。人間検出に使用するテンプレート候補の形状を図 2 に示す。ここで、個体数を G とし、 i 番目の個体であるテンプレート P_i を、左上端の xy 座標、幅、

高さに相当する $(g_{i,1}^H, g_{i,2}^H), g_{i,3}^H, g_{i,4}^H$ で表す。SSGA は連続世代交代モデルであり、適応度の低い個体は遺伝的操作により生成された新しい個体と入れ替えられる。本稿では、最小適応度除外法、エリート交叉及び適応型突然変異を用いる。エリート交叉はランダムに選択した個体と最良個体間で一様交叉を行う。次に、下記の正規乱数を用いた適応型突然変異が行われる。

$$g_{i,j} \leftarrow g_{i,j} + \left(\alpha_j \cdot \frac{f_{\max} - f_i}{f_{\max} - f_{\min}} + \beta_j \right) \cdot N(0,1) \quad (1)$$

ただし、 f_i を i 番目の個体の適応度、 f_{\max} と f_{\min} を全個体中の最大、最小の適応度とし、 α_i と β_i を係数、オフセットとする。各個体の適応度は、次の式によって計算される。

$$f_i^H = C_{Skin}^H + C_{Hair}^H + \eta_1^H \cdot C_{Skin}^H \cdot C_{Hair}^H - \eta_2^H \cdot C_{Other}^H \quad (2)$$

ここで C_{Skin}^H , C_{Hair}^H , C_{Other}^H は、テンプレート内の肌色、髪の色、および他の色に対応する色のピクセル数をそれぞれ示し、 η_1^H , η_2^H は係数である。したがって、この問題は最大化問題として帰着される。

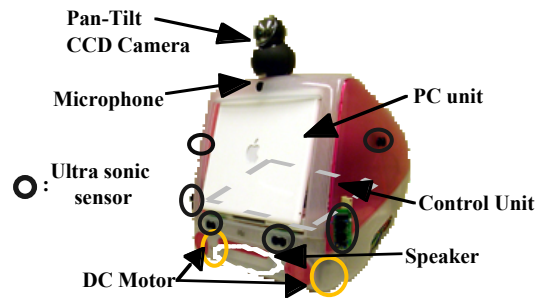


図1 パートナーロボット MOBiMac

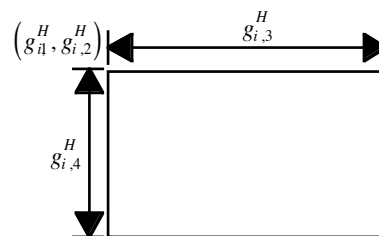


図 2 人間認識のためのテンプレート

2.3. 物体認識

物体認識も人間検出同様に、テンプレートマッチングに基づく SSGA による、色を基本とした物体・形状認識を行う。ここで、人間認識と物体認識で用いられる SSGA をそれぞれ、SSGA-H, SSGA-O とよぶ。図 4 に示す形状のテンプレート候補は SSGA-O により生成

される．図 3 は， $(g_{i,1}^o + g_{i,j}^o \cos(g_{i,j+1}^o), g_{i,2}^o + g_{i,j}^o \sin(g_{i,j+1}^o)) \quad i=1, 2, \dots, n, j=3, \dots, 2m+2$ で表される i 番目のテンプレートの j 個目の頂点 $g_{i,j}^o$ となるターゲットを見つけるために使われる，候補となるテンプレートを表している． $O_i (= (g_{i,1}^o, g_{i,2}^o))$ は画像上でのテンプレート候補の中心である． n と m はそれぞれテンプレート候補の数と，テンプレートに使用される探索点の数を表している．従って，テンプレート候補は $(g_{i,1}^o, g_{i,2}^o, \dots, g_{i,2m+2}^o)$ といった数値的なパラメタから構成される．適応度は以下のようにして計算される．

$$f_i^o = C_{Target}^o + \eta_i^o \cdot C_{Other}^o \quad (3)$$

ここで， η_i^o はペナルティに対する係数である．また， C_{Target}^o と C_{Other}^o はそれぞれ対象と一致する色のピクセル数とテンプレートに含まれるその他の色のピクセル数である．対象となる色はテンプレート候補内に多く含まれるピクセルの色によって選ばれる．したがって，単一色での最も大きい領域が画像の色空間の減少に抽出されている．1 動作は選択，交叉，突然変異から成っている．

さらに，同時に複数の物体を見つけるために k-means アルゴリズムを用いる．k-means への入力は，テンプレート候補の中心位置 $\mathbf{m}_j (= (g_{j,1}^o, g_{j,2}^o))$ ， $j=1, 2, \dots, n$ である．それぞれの入力に対する最も近い参照ベクトルを選んだあと， i 番目の参照ベクトルは i 番目のクラスタに含まれている入力の平均値によって更新される．もし，分類の過程で更新が行われなかった場合，この更新の過程は終わる．交叉と選択はそれぞれのクラスタ内で行われる．したがって SSGA-O は画像上の物体の空間分布によってクラスタリングされ，各クラスタ単位で異なる物体を探索する．

次に，SSGA-O により検出されたテンプレートの位置情報から，形状認識を行うために，スパイクニューロン (spiking neuron; SN) を適用した．検出したテンプレートの情報から，円，三角，四角を抽出するための 3 つのセンサニューロンを利用する．テンプレート候補における鋭角の数がセンサニューロンの入力に使われ，それぞれの形状に対応するセンサニューロンが発火すると，スパイク出力は発話システムや情動モデルに送られる．

人間検出や物体認識を含めた画像処理の様子を図 4 に示す．上段左側から順に，(a) 元画像，(b) 元画像か

らの差分画像，(c) 表情検出，(d) 物体認識およびロボットの進行方向に対する物体重心の距離，(e) 人間検出および姿勢抽出のための画像処理結果を示している．ここで，姿勢抽出と表情認識の説明は割愛する[5,6]．これらの画像処理の結果，図 4(g) に示すように，知覚内容に対応するセンサニューロンのスパイク出力を発火後，EPSP の考えに基づき，青いバーで時間減衰された数値情報として表される．この例では，左から，人間認識，右方向の注視，左方向の注視，物体認識，RGB 色認識・・・となっている．これらの認識に基づき，後述のニューラルネットワークを用い，図 4 (f) に示すロボットの内部状態(情動モデル)を更新していく．

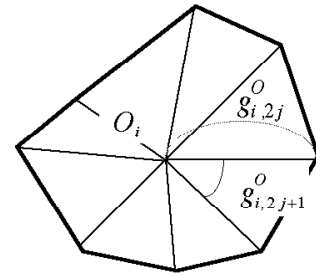


図 3 物体認識と形状認識のためのテンプレート

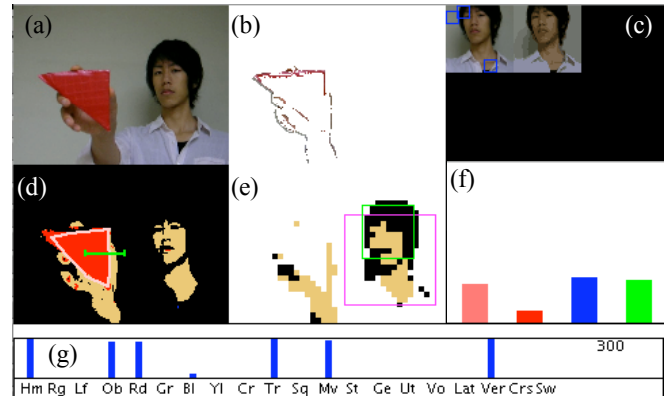


図 4 環境情報を取得するための画像処理

2.4. 情動モデル及び行動調整

本研究ではロボットの内部情報である情動 (emotion)，感情 (feeling)，雰囲気 (mood) が相互に作用する情動モデルをロボットと人間の対話をより効果的に行うために開発してきた[7]．ここで，前述の「安心」の定義にしたがい，経験を通じた予測との関係性などを考慮する場合，入力情報からの写像だけでなく，過去の成功・失敗などの経験的情報とも深く関係する．したがって，本稿では，「不安」や「恐れ」の情動を出力するために，複雑な非線形写像を経時的に学習することができるニューラルネットワーク (neural network; NN) を用いた情動モデルを提案する．図 5, 6 のように，NN において人間検出，物体認識，色情報，ロボット

の進行方向に対する認識物体の角度を入力とし、出力情報として安全度、安心度を出力する。ここでの安全は、人間が設計した教師情報により学習したものに基づき出力され、安心は、人間が示した安全の指標とは別に過去に成功したか、失敗したかの経験的情報に基づき、ロボット自らが更新する教師情報を用いる。すなわち、ここでいう安全度とは、第三者と共有可能な指標として用いられ、安心度は、ロボットの物理的・身体的の他、経験的に得られた行動などの身体性に基づくロボット固有の安全に対する度合いとして考える。そして、ロボットの行動モードとして、得られた安心度に基づき、安心状態では、「目的行動」を実行し、平常状態では、「安全性を向上するような適応行動」、不安状態では、危険を回避するための行動や目的行動の中止など、三つのモードを用意する。

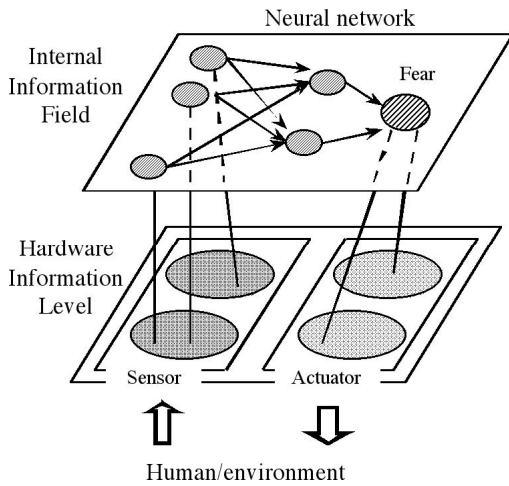


図5 パートナーロボットの全体構造

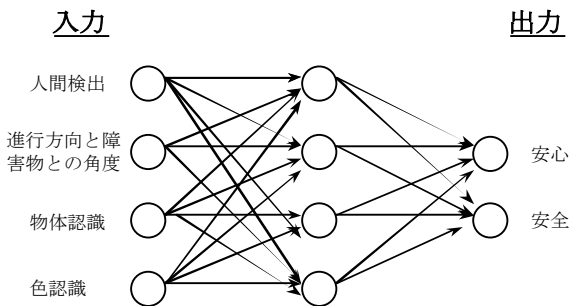


図6 3層フィードフォワードNN

3. 実験例

本稿では、まず、「不安」に関する判断を経験的にNNが学習可能であるかどうか予備実験を行い、検討する。まず、事前に用意した教師データを用いて障害物回避シミュレーションを行う。ここで、安全度の設定値を0~1.0までの値を用いて、人間が事前に設計し、それとは別にロボットが実際に障害物回避行動を介して、安全度を学習する。入力情報として、人間の有無、

物体検出として、三角形と丸い障害物、物体の色情報として、赤と青、近接障害物までの相対角度の6入力とする。実際に移動ロボットを対象としたコンピュータシミュレーションを行い、障害物回避を行わせる(図7)。ここで、距離センサにより検出した障害物の情報として形と色を仮想的に認識できるものとし、この属性に基づく仮想空間上でのロボット周辺の環境情報をシミュレーション画面下に示す(図7)。さらに、各物体とロボットとの距離にあわせて、危険度を算出するが、この危険度は各物体により異なる。ここで、ロボットが障害物を検出してから回避するまでの間に、この値がロボットにとっての危険性の基準を上回ったときに危険であると判断し、そうでないときに安全であるとする。したがって、ロボットは、実環境を想定したコンピュータシミュレーションを行うことにより、各物体の検出回数と各物体に対して安全であると判断する回数にしたがい、各障害物に対する安全度を経験的に学習することができる。ここで人間が事前に設計した安全度を、人間と客観的に共有可能な安全度とし、ロボットが経験的に学習した安全度を安心度とすることにする。

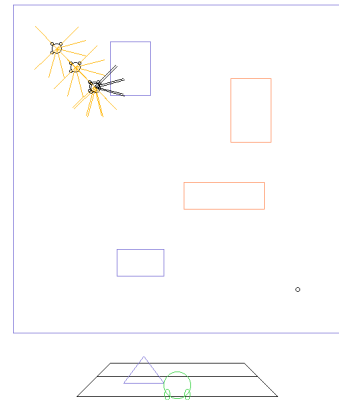


図7 障害物回避シミュレーションの例

まず、ニューラルネットワークの学習可能性に関する議論を行うためには、同じ教師データを用いる必要があるが、コンピュータシミュレーション上での学習を考えたとき、行動モードの変更は安心度・安全度の学習状況に大きく影響を与えるため、全く同じ条件で学習することはできない。したがって、ニューラルネットワークそのものの学習可能性の予備実験を行うために、典型的なパターンとして21種類の異なる状況を想定し、その状況におけるセンサ入力値と各状況に対応する出力値として、人間が設計した安全度、ロボットの行動結果による安心度を用いて学習を行う。ここでは、3層構造のフィードフォワードNNを用い、入力層のユニット数を6、中間層のユニット数を6、出力層のユニット数を2とし、学習方法は逆誤差伝播法を用

いる．学習回数は，40000 回とした．ロボット自身が，経験的に安全に回避できるという安心度を学習する方法として，以下の 3 種類を考える．

Case 1：第 k 回目までに安全であると判断した回数を s とした場合，以下のような確率で表現する方法

$$p(k) = \frac{s}{k} \quad (4)$$

Case 2：逐次的に更新する方法 (α を学習率とする)

$$p(k) = (1 - \alpha)p(k) + \begin{cases} \alpha & \text{if safe} \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (5)$$

上記 Case 1 と 2 は，この値を教師データとすることにより，逐次的に学習が行え，十分，多くの試行を行った場合，Case 1 では，教師データが，ロボットの行動能力にあわせた値に収束する．しかしながら，ロボットが行動学習を行った場合，学習初期のサンプルは，現在のロボットの行動能力に依存した結果として反映されていないので，直近のサンプルに依存した学習を行うためには，Case 2 が有効であることが考えられる．また，上記のように，安全度を推定せずに，直接，安全であると判断した場合には 1，そうでない場合は 0 として学習を行う方法を Case 3 とする．以下では，これら 3 種類の学習結果に関する比較を行う．

まず，21 種類の状況における安全度と安心度を真の教師データとするが，ロボット自身は，この安心度を経験的に学習できるかを検証するために，この教師データの安心度を，直接，用いることはできない．したがって，上記の Case 1～3 において，安全であると判断する確率を，真の教師データの安心度を用いることにより計算する．表 1 に真の安心度と出力値との二乗平均平方根誤差(Root Mean Square Error; RMSE)の 10 回平均を示す．ここで Case4 は，真の教師値を用いた学習結果である．

表 1 RMSE の 10 回平均の比較

	4000回	40000回
Case 1	0.0915	0.0544
Case 2	0.0939	0.0554
Case 3	0.0974	0.0622
Case 4	0.0843	0.0552

表 1 から，全ての Case において学習が進んでいることがわかるが，Case3 には学習の遅れが見られる．図 8 は，Case1 と Case2 における真の教師データと学習により得られた推定値との平均誤差の推移を表している．Case1 ではほとんど教師データに収束しているが，

Case2 では，学習係数にしたがい，逐次的に更新するため，安全と判断する確率の偏りに影響を受けるため，完全には収束しないことがわかる．しかしながら，この平均誤差は，実環境が動的であることを考慮すると，許容範囲内であると考えられる．

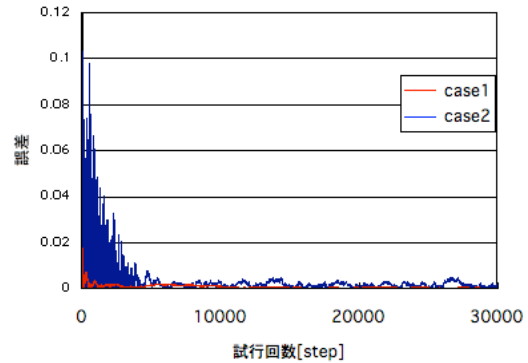


図 8 教師値と推定値の平均誤差の推移

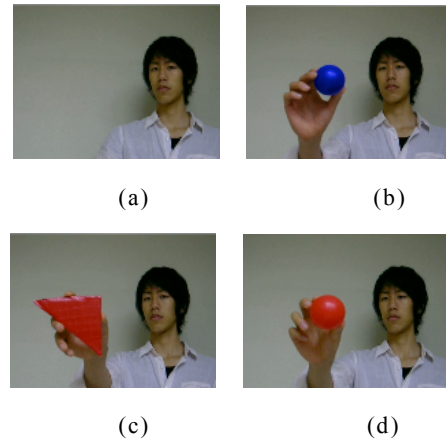


図 9 取得画像

次に，画像情報から NN の教師データにあわせた安心度の出力が得られているかを人間との相互作用実験を通して検証する．実験例として，上述のコンピュータシミュレーションで学習済みの NN を用いて，人間(ロボットに安心感を与える存在)と共に様々な物体を見せたときロボットの内部状態の変化を調べる．具体的には，人間の行動は，図 9 に示すように，(a)画像上に人間しかいない場合(0-65step)，(b)人と青いボールがある場合(66-260step)，(c)人間と赤い三角形(危険物)がある場合(261-410step)，(d)人間と赤いボールがある場合(411-670step)である．この実験における(a)と(c)の人間および物体認識結果を図 10，11 に示す．これら一連の流れで画像処理を行い情動モデルに反映させた結果が図 12，13 である．図 12，13 より，人間や危険物として設定していない物に対しては安心度，安全度は下がらずに，危険と判断した時のみ，これらの値が下がっていることがわかる．また，人間がロボットを注視

しているときには、安心度の減少が抑制されており、安全度と安心度の出力の差に反映していることがわかる。

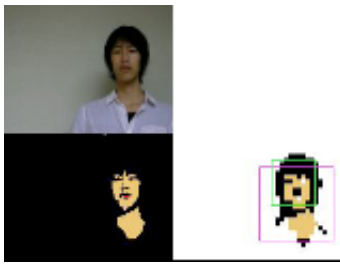


図 10 人間検出結果



図 11 物体認識結果

4. まとめ

本稿では、ロボットの行動の安全性をより高めるために情動モデルに注目し、ロボットの周りの環境を認識しその情報を元にロボットの内部情報である情動パラメタを更新する知覚システムを提案した。予備実験として、安心度を算出するための NN の教師値実験結果では、取得画像の画像処理から得られた情報をロボットの情動モデルに反映することができた。しかしながら、今回は、ロボットの学習にコンピュータシミュレーションを用いたが、人間とのリアルな相互作用に基づき、学習する手法を開発する必要がある。

今後の課題として、画像処理技術の向上、ロボットが安全と感じる基準の検討、実際にロボットにこのシステムを導入し、タスクの成功確率の更新や危険回避が行えているのかを検証する必要がある。

5. 問合せ先

首都大学東京 システムデザイン学部
久保田直行研究室
〒191-0065 東京都日野市旭が丘 6 丁目 6 番
TEL : 042-585-8606
E-mail : wakisaka-shiho@c.metro-u.ac.jp

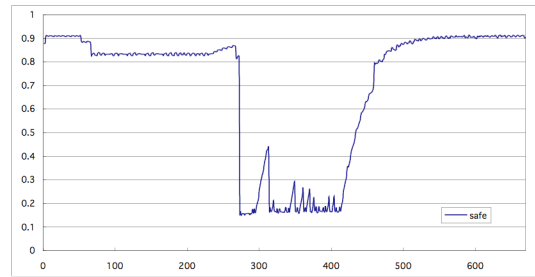


図 12 画像情報から得られる安全度の推移

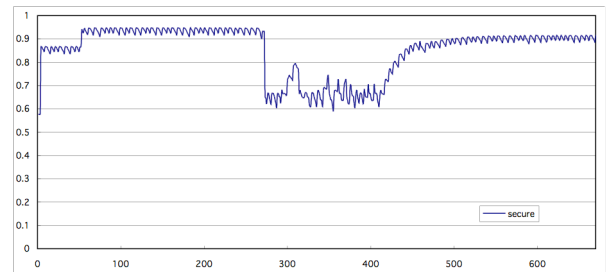


図 13 画像情報から得られる安心度の推移

文 献

- [1] 報告書, 「安心・安全な社会の構築に資する科学技術政策に関する懇談会」報告書, 文部科学省, 2004
- [2] 有賀康顕, 矢野良和, 道木慎二, 大熊繁, “生理情報を元にした音声による緊張度検出に関する検討”23rd Fuzzy System Symposium, 23 号, no.FA1-1, pp.597-602, Aug.2007
- [3] 上原由記子, 山崎洋一, 増田裕太, 畠山豊, 薫芳艶, 廣田薫“マスコットロボットシステムのための話者感情推論モジュールの構築” 23rd Fuzzy System Symposium, 23 号, no.TA2-2, pp.313-316, Sept.1995.
- [4] 戸田正直, 感情: 人を動かしている適応プログラム, 東京大学出版会, 東京, 1992.
- [5] Kubota, Shimizu, Abe, “Joint Attention of A Partner Robot Based on Computational Intelligence”, Proc. (CD-ROM) of 2nd International Symposium on Computational Intelligence and Intelligent Informatics (ISCI05), pp.196-201, 2005.
- [6] Naoyuki Kubota, Yu Tomioka, and Minoru Abe, “Temporal coding in spiking neural network for gestures recognition of a partner robot”, Proc (CD-ROM) of Joint 3rd International Conference on Soft Computing and Intelligent Systems and 7th International Symposium on advanced Intelligent Systems (SCIS & ISIS 2006), pp. 737-742
- [7] Naoyuki Kubota, Pei Jingzhe, Yoshikazu Mori, “An Emotional Model for Natural Communication of A Partner Robot” Proc (CD-ROM) of the 8th International Symposium on advanced Intelligent System (ISIS 2007), no.TA03-1, pp153-159, 2007