感性会話型ロボット「ifbot」の表情制御の 感情空間へのマッピング*

加納 政芳 † 吉田 宏徳 [†] 加藤 昇平 [†] 伊藤 英則 [†] 名古屋工業大学

1 はじめに

感性会話型ロボット ifbot は , 自らの感情と話者の感情を考慮に入れて会話を行うロボットである . ifbot は , 自らの感情を表現するために数十種類の表情を持ち , これらの表情を表出しながら会話する . 本稿では , ifbot の表情を感情空間にマッピングすることで , ifbot が表出する表情の特性を抽出することを試みる . 特性の抽出には恒等写像学習を使用する . また , ifbot の表情に , より違和感のない変化を持たせることを目的として , 感情空間を利用したシームレスな表情表出のための手法について検討する .

2 ifbot

図 1 に ifbot の概観を示す . ifbot は , 身長 $45 \mathrm{cm}$ 重さ $7 \mathrm{kg}$ であり , 2 つの腕を有し , 車輪により移動する . ifbot には感性制御技術が実装されている . この技術は対話者の声の抑揚や調子からその人の感情を認識し , ロボットに感情を持たせる . ifbot はこの技術によって得られた感情を用いて会話を行う .



図 1: ifbot の概観.

3 ifbot の表情表出機構

図 1 に ifbot の表情表出機構の概要を示す.ifbot は表情表出ために,10 のモータおよび計 102 の LED を持つ.モータは,首を 2 軸(同図 θ_{N1} , θ_{N2}),左右のそれぞれの目を 2 軸(同図 $\theta_{E1}^{(L)}$, $\theta_{E2}^{(R)}$, $\theta_{E2}^{(R)}$, $\theta_{E2}^{(R)}$),左右のそれぞれのまぶたを 2 軸(同図 $\theta_{L1}^{(L)}$, $\theta_{L2}^{(L)}$, $\theta_{L1}^{(R)}$, $\theta_{L2}^{(R)}$) の方向へ動作させる.LED は頭部口部などの各部位に配置され,感情を表現する.これらの機構により,ifbot は表情豊かなコミュニケーションを行うことができる.

4 感情空間の構築

本稿では,ifbotの表情を感情空間にマッピングするために恒等写像学習 [1] を使用する.恒等写像学習のネットワークは,図3 に示すように5 層で構成される.また,第3 層のユニット数は入出力ユニット数より少ない構造を持つ.学習は入力データを教師信号として与えることにより行われる.入力データは,10 のモータ出力値と,それぞれの部位の LED の出力値をパターン分類したデータ(図2, L_H , L_M , L_E , L_C , L_T) とする.

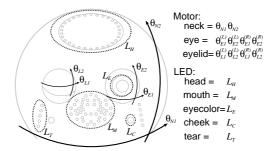


図 2: ifbot の表情表出機構.

学習によって,第3層には入力データを特徴づける情報が抽出される.本稿では,第3層に抽出される特徴空間を感情空間として利用する.

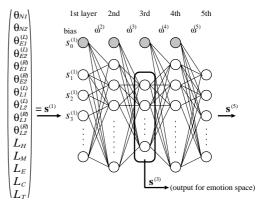


図 3: 感情空間の構築.

5 感情空間を利用した表情作成手法

ifbot の表情は,平静時の表情(以下,平静)から開始し同表情で終了する時系列データ(表情シーケンス)で構成されている.このため,2つの表情を遷移する際には必ず平静を経由することになる.人間の表情表出の場合には,感情と感情との表情遷移の間に平静が必ず含まれるということはない.ifbotに,より自然な表情変化を持たせるためには,円滑な表情制御が必要となる.しかしながら,ifbotの表情シーケンスを直接制御することは難しい.そこで,表情シーケンスが感情空間内に描く軌跡を用いて,2つの表情シーケンスをシームレスに連結する手法を検討する.

5.1 ガウス関数を用いた表情シーケンス作成手法

本稿では,シームレスな表情シーケンス作成にガウス関数による曲線平滑化を用いる.シーケンスの平滑化にはフーリエ記述子を用いることも考えられる.しかしながら,同記述子を用いた場合には,1)シーケンスの構成点数が変化する,2)平滑化の度合が一定であるため特徴的な表情表出が失われる,という問題点がある.これに対して,ガウス関数による平滑化ではシーケンスの構成点数は変化しない.また,ガウス関数に標準偏差 σ の値を構成点ごとに設定できるため,平滑化度合を動的に変化させることが可能である.そこで,を動的に変化させることで,表情の特徴を残しつつ

^{*}Mapping Emotion from Expression of Sensibility-Technology-based robot "Ifbot".

Masayoshi Kanoн[†], Hironori Yoshida[†], Shohei Kato[†] and Hidanori Izoh[†]

 $^{^{\}dagger}$ Nagoya Institute of Technology, Gokiso-cho, Showa-ku, Nagoya 466-8555, Japan.

シームレスに表情を連結する手法を提案する.

具体的には,まず,感情空間内に2つのシーケンス $s_1(i)$ $(i=0,\ldots,N-1)$, $s_2(j)$ $(j=0,\ldots,M-1)$ を考える.つぎに, $s_1(i)$ と $s_2(i)$ を連結して新しいシーケンス $s_{1,2}(i)$ を作成する.

$$\mathbf{s}_{1,2}(i) = \begin{cases} \mathbf{s}_1(i) & (i < N) \\ \mathbf{s}_2(i+N) & (\text{otherwise}). \end{cases}$$
 (1)

つぎに,得られたシーケンスの各成分 $s_{1,2}^{(j)}(i)$ (j は成分の識別子)をガウス関数で平滑化する.

$$S_{1,2}^{(j)}(i,\sigma) = s_{1,2}^{(j)}(i) \otimes g(i,\sigma)$$

$$= \int_{-\infty}^{+\infty} s_{1,2}^{(j)}(t) \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} e^{\frac{-(i-t)^2}{2\sigma^2}} dt. \quad (2)$$

ここで , $\sigma=$ 一定 とした場合には , 一般的な曲線の平滑化手法となる . 本稿では , σ の値を以下の式に基づき動的に変化させる .

$$\sigma = \begin{cases} -\frac{\sigma_{\text{max}} - \sigma_{\text{min}}}{\alpha} |i - N| + \sigma_{\text{max}} & (|i - N| < \alpha) \\ \sigma_{\text{min}} & (\text{otherwise}). \end{cases}$$
(3)

ただし, σ_{\max} は σ の最大値, σ_{\min} は同最小値, α は平滑化パラメータである.

こうして得られたシーケンス $\mathcal{S}_{1,2}(i,\sigma)$ から ifbot の表情シーケンスを復元したものをシームレスな表情シーケンスとする.復元は, $\mathcal{S}_{1,2}^{(j)}(i,\sigma)$ を恒等写像学習のネットワークの第 3 層に入力し,第 5 層から表情シーケンスを出力することにより行われる.

6 感情空間の構築と評価

本実験では,50 人に対して行ったアンケートから感情空間を解析する.アンケートでは ifbot の表情を提示し,回答者はそれを基本 6 感情 [2] のいづれかの表情に類別する.恒等写像学習のネットワークのユニット数は,15,45,3,45,15 とした.同ネットワークの学習には29 の表情シーケンスを使用した.

恒等写像学習により構築された感性空間を図4に示す.同図(A)は,高回答率を得た表情(表1)の軌跡を示している.同図より,ifbotが表情として表出する感情が感情空間内で分類されていることがわかる.

つぎに,提案手法の有効性を検証する.パラメータは $\sigma_{\max}=40$, $\sigma_{\min}=1$, $\sigma_{\alpha}=150$ とした.従来の方法で怒りの表情 ($\exp 2$) と悲しみの表情 ($\exp 6$) をつなげた表情を図 5 に示す.提案手法を用いて作成した表情を図 6 に示す.図 5 では平静 (同図 (a)) を経由しているのに対し,図 6 では同表情を経由していないことがわかる.

7 おわりに

本稿では,恒等写像学習を用いてifbot の表情を感情空間にマッピングすることで,ifbot の表情特性を抽出することを試みた.また,感情空間を利用したシームレスな表情表出のための手法について検討した.

謝辞

ifbot は株式会社ビジネスデザイン研究所の製品企画・総合プロデュースのもと,特に,形状デザイン,表情制御メカニズムはブラザー工業株式会社,および,表情制御ソフトはブラザー工業株式会社,ロボス株式会社,名古屋工業大学が共同開発した.関連各位に感謝する.

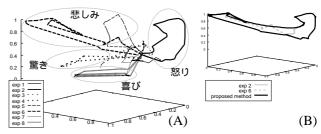


図 4: 感情空間.

表 1: アンケート結果(%). 各分類において,60%以上の回答率を得た上位2 表情を示す(嫌悪,恐れに対して60%を越える回答率を得る表情はなかった).

表情	怒り	嫌悪	恐れ	喜び	悲しみ	驚き	その他
exp1	78	14	0	0	4	0	4
exp2	84	4	4	2	0	2	4
exp3	0	0	0	14	0	66	20
exp4	0	0	2	22	0	72	4
exp5	2	6	4	0	86	0	2
exp6	0	0	8	2	90	0	0
exp7	0	4	0	84	0	6	6
exp8	0	0	0	96	0	4	0

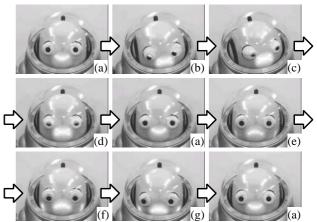


図 5: 怒り (exp2) から悲しみ (exp6) への表情変化(従来の方法).(a):平静,(b)(c)(d):exp2,(e)(f)(g):exp6.

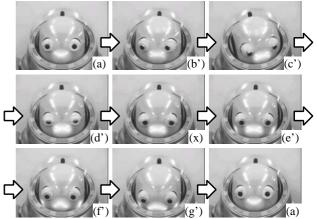


図 6: 怒り (exp2) から悲しみ (exp6) への表情変化(提案手法). 図 4(B) の軌跡から復元された表情.

参考文献

- [1] Christopher M. Bishop. Neural Networks for Pattern Recognition. Oxford University Press, 1995.
- [2] Paul Ekman. Unmasking the Face. Prentice-Hall, 1975.