

ユーザーとエージェント群の共同作業による 3次元仮想空間の意匠設計

市田 良夫 秋吉 政徳

三菱電機(株) 先端技術総合研究所情報科学部

〒661-8661 兵庫県尼崎市塚口本町8-1-1

TEL: (06)497-7139 FAX: (06)497-7289

E-mail: {ichida,akiyoshi}@sys.crl.melco.co.jp

ユーザーとエージェントとの共同作業による3次元仮想空間の構築について考察した。3次元仮想空間の構築には多くの労力が必要であり、コンピュータの支援なしに望み通りのコンテンツを作成するのは困難である。本研究では、3次元仮想空間の意匠設計において、ユーザー支援を行う仮想的な共同設計者として複数のエージェントを用いることにより、ユーザーの負荷を軽減する方法について考察を行った。共同設計者であるエージェントとしては、ユーザーの感性を予測することで、ユーザーの感性に適したコンテンツを提案する感性予測エージェント、ユーザーに新しい発想の機会を与える発想支援エージェント、ユーザーの迷いを解消する迷い解消エージェント、ユーザーの感性の傾向を分析し、ユーザーに表示するアドバイスエージェント、またユーザーに新しい視点を与える乱数エージェントなどを考察した。

Collaborating Work on the Designing 3D Virtual-Reality with Agents

Yoshio Ichida Masanori Akiyoshi

Mitsubishi Electric Corporation Advanced Technology R&D Center

8-1-1, Tsukaguchi-honmachi, Amagasaki City, Hyogo 661-8661

TEL: +81-6-497-7139 FAX: +81-6-497-7289

E-mail: {ichida,akiyoshi}@sys.crl.melco.co.jp

In this paper, we suggest the possibility of collaborating work in constructing 3D virtual-reality world with agents. It is very difficult and trouble-some to construct 3D contents without the support of computer. We propose the way to decrease human burden by utilizing some supporting agents, which are virtual coloboraters. In this study, we adopt "KANSEI agent" which predict user's KANSEI and propose new design, "Conception agent" which generate new idea, "Advice agent" which analyze user's KANSEI and suggest tendency, and "Random agent" which make new contents randomly to make new point of view.

1. はじめに

ユーザーが望んでいるコンテンツの作成支援には、ユーザーの感性情報を把握し、それに応じた的確な支援が重要となる。感性情報処理に関してはこれまでに多くの研究が報告されている。ユー

ザーの感性を反映させる研究として、物理パラメータと感性情報との関係を多変量解析などの線形モデルを利用して記述する研究[1]や遺伝的アルゴリズムを用いた研究[2]、[3]などが挙げられる。

従来の研究の中には、線形モデルにより、物理空間と感性空間の関係を記述しているものが多い

[4].例えば、絵画における赤成分と“温かさ”という感性用語の関係の記述には近似的に線形モデルを用いることに違和感は感じない。しかしながら、赤成分と“都会的な”という感性用語に線形モデルを適用するのは明らかに妥当ではない。一般的に、感性情報は非線型な性質を持つことは自明であり、線形モデルでは限界がある。

物理パラメータと感性情報の非線型モデルとして、ニューラルネットワーク [5] や多項式近似などが挙げられる。また、ユーザーの感性に適したコンテンツを生成することに限定するならば、遺伝的アルゴリズムによる感性的な極値探索方法 [2]、[3] もある。これらの方法では、線形モデルの問題点である、感性の非線型性は解決できる。しかしながら、感性情報の特徴である、ユーザーごとの感性の違いや、同じユーザーにおいても状況によって変化するという特徴を的確に記述することは困難である。また、これらのモデルを用いて、ユーザー適応システムを構築するためには、ユーザーが過去にデザインしたコンテンツや、ユーザーの操作履歴をもとに学習を行うことが必要である。この学習には、システムの提案に対するユーザーの主観的な評価が必要となる。そのため、学習のためにユーザーの負荷が増加し、ユーザーの負荷を軽減するためのユーザー支援システムという目的に反してしまう。

これらの問題点は、1つのモデルにより感性空間と物理空間の関係を記述しようとする点にあると考える。感性情報は非線型かつ、非論理的な性質を持ち、同じユーザーにおいても状況に応じて変化するという性質を持つため、単独のモデルで記述するのは困難と考える。本研究では、遺伝的アルゴリズムの手法や、主成分分析、疑似乱数などを利用したユーザー支援を、それぞれ1つのエージェントとして扱い、それらのエージェントを複数用いるという手法でユーザー支援を試みた。

2. エージェント群の導入

ユーザーがコンテンツのデザインを行っているとき、システムは状況に適した支援を行うことが重要と考える。例えば、目的のデザインがすでにユーザーの頭の中でイメージできており、そのイメージ通りのデザインを作っている場合には、エー

ジェントはユーザーのイメージしているデザインを予測し、ユーザーが所望のコンテンツを得られるように支援することが重要である。また、ユーザーがデザインに行き詰まっているときには、ユーザーが新しい発想を行えるような支援を行うのが適切である。

多様な状況においてユーザー支援を行うためには、単一のモデルによる記述よりも、ユーザー支援に有効な複数の支援エージェントを用いる手法が適切であると考えられる。本研究では、支援手法の各々を1つのエージェントとみなし、各エージェントは適切なタイミングで自律的にユーザー支援を行う。支援方法はエージェントによって異なるため、各エージェントが提案を行うタイミングはエージェントごとに異なる。

各エージェントはユーザーの操作履歴や、ユーザーが過去にデザインしたコンテンツをもとに、ユーザーの感性の予測、発想支援、あるいは、アドバイスなどを自律的に行い、ユーザーの明示的な評価を必要としない。ユーザーはエージェントの提案内容に関して、気に入れば採用する。

3. 物理パラメータ

本研究では、具体的な対象として携帯電話の意匠設計支援システムの構築を試みた。ユーザーが変更できるパラメータとして、

- 携帯電話本体のくぼみ具合 α

$$x = x(\alpha + |y|(1 - \alpha)) \quad (1)$$

$$z = z(\alpha + |y|(1 - \alpha)) \quad (2)$$

- 携帯電話本体のひねり具合 β

$$x = x \cos y\beta + z \sin y\beta \quad (3)$$

$$z = -x \sin y\beta + z \cos y\beta \quad (4)$$

- 重力場モデルによる変形の強さ γ と重心の位置 \mathbf{x}_c ,

$$\mathbf{x} = \mathbf{x} + \frac{\gamma}{|\mathbf{x} - \mathbf{x}_c|^2} (\mathbf{x}_c - \mathbf{x}) \quad (5)$$

がある。ここで、 $\mathbf{x} = (x, y, z)$ は3次元空間での座標を表わす。ユーザーの仮想的な共同設計者であるエージェントは、これらの物理パラメータを適切に変更することでユーザーに提案を行う。

4. エージェント群の構成

本研究では、ユーザーを支援するエージェントとして、以下に示すエージェントを用いた。

4.1 感性予測エージェント

感性予測エージェントは、ユーザーの感性を予測することにより、ユーザーの感性に適したコンテンツを提案するエージェントである。ユーザーが過去にデザインした中で、ユーザーの感性に適したコンテンツ C_i を、

$$C_i = f(X_i) \quad (6)$$

として記述する。ここで、 X_i はコンテンツを決定付ける物理パラメータであり、各 X_i は、

$$X_i = (x_{i,1}, x_{i,2}, x_{i,3}, \dots, x_{i,p}) \quad (7)$$

のように p 個のパラメータで構成される。感性予測エージェントは、ユーザーの気に入ったコンテンツ C_i, C_j から新しいコンテンツ

$$C_k = f(x_{i,1}, x_{i,2}, \dots, x_{i,q}, x_{j,q+1}, \dots, x_{j,p}) \quad (8)$$

を提案する。このようにして得られるコンテンツは、ユーザーの過去のデザインを利用することで、ユーザーの感性に適したコンテンツを新しく生成している。例を以下に示す。図 1 は、ユーザーが生成したコンテンツである。これらのコンテンツをもとに、感性予測エージェントは図 2 のコンテンツを提案した。

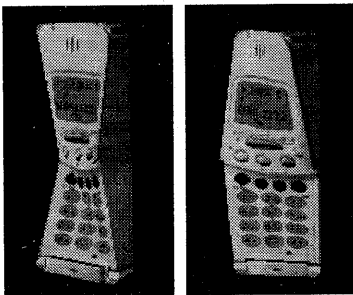


図 1: ユーザーが過去に作成したコンテンツ

ユーザーが新しくコンテンツをデザインしたときに、感性予測エージェントはコンテンツの提案を行う。

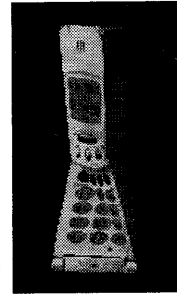


図 2: 感性予測エージェントが提案したコンテンツ

4.2 発想支援エージェント

発想支援エージェントは、人間の感性的な思考の推移を力学系とのアナロジーとして考える。ユーザーがコンテンツのデザインを行う過程、すなわち、ユーザーがコンテンツの物理パラメータを変更する過程を、力学系における速度場とのアナロジーで考える。このとき、発想の行き詰まりという現象を、力学系におけるアトラクターの考えを用いてモデル化する。すなわち、ユーザーの発想が行き詰まっている状態をアトラクターへの吸引と仮定する。発想支援エージェントは、ユーザーの発想がアトラクターへ吸引されていると判断すると、アトラクターからの脱出を試みることでユーザーに新しい発想の機会を与える。アトラクターへの収束としては以下の方法で判断する。

- 周期アトラクターへの収束。ユーザーの操作履歴から、コンテンツのパラメータ空間上で位置を求める。コンテンツ i と j の位相距離を $l_{i,j}$ で定義する。いま、 $j = i + n$ なる任意の i, j について

$$l_{i,j} < \epsilon \quad (9)$$

が成立するならば、ユーザーの思考がある周期アトラクターへ吸引されていると判断する。ここで ϵ は十分小さな正の実数値であり、 n は正の整数である。

- 固定点への収束。同様に、任意の i について、コンテンツ i と $i+1$ との位相距離について、

$$l_{i,i+1} < \epsilon \quad (10)$$

が成立した場合に、アトラクターへ収束していると判断する。

このように、ユーザーがあるアトラクターへ収束していると判断すると、発想支援エージェントは自律的に、新しいコンテンツを提案する。本研究で用いた新しいコンテンツの生成方法は、ユーザーが過去にデザインしたコンテンツ

$$C_i = f(X_i) = f(x_{i,1}, x_{i,2}, x_{i,3}, \dots, x_{i,p}) \quad (11)$$

を 0,1 のビット列として記述する。ここで、各パラメータ $x_{i,j}$ は $[0, 1]$ で正規化されているものとする。このとき、

$$b_{i,j} = \begin{cases} 0 & (x_{i,j} < 0.5) \\ 1 & (x_{i,j} \geq 0.5) \end{cases} \quad (12)$$

のように2値化すれば、各コンテンツは p 個のビット列で記述できる。

$$C_i = \{b_{i,j}\} \quad (j = 1, 2, \dots, p) \quad (13)$$

すなわち、 p 次元の連続なパラメータ空間を 2^p の離散的な部分空間に分割する。発想支援エージェントはこれらの部分空間のうち、ユーザーが過去にデザインしたコンテンツが含まれていない部分空間から、新しいコンテンツを提案することで、ユーザーの発想を支援する。この部分空間の選択方法として、

- 順番に探索していき、はじめに該当したものを選択。
- 該当する部分空間のうち、位相距離の和が最大となる部分空間を選択。
- 該当する部分空間のうち、最小位相距離が最大となる部分空間を選択。

などが考えられる。

発想支援エージェントの提案例を示す。図 3 はユーザーの過去の操作履歴のいくつかをあらわしている。このデータをもとにエージェントは、図 4 を提案した。

発想支援エージェントは全体が膨らんだ形状で、正の方向にひねったコンテンツがこれまで試されていないことを判断し、図 4 のコンテンツを提案した。

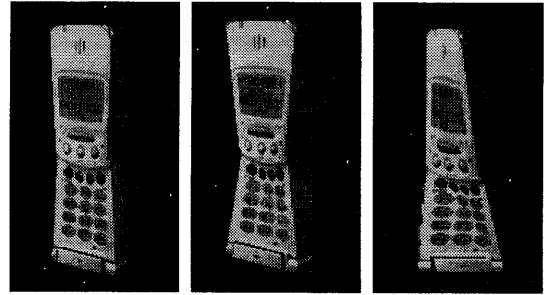


図 3: ユーザの作成したコンテンツ

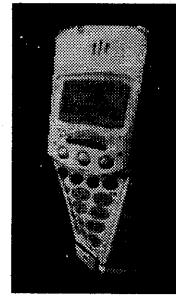


図 4: 発想支援エージェントが提案したコンテンツ

4.3 迷い解消エージェント

迷い解消エージェントは、ユーザーの感性に適したコンテンツが複数個ある場合に、それらのコンテンツの平均を提案することでユーザーの迷い解消を支援する。迷い解消エージェントは、ユーザーの操作を常に監視しており、ユーザーが新しいコンテンツをデザインしなくなり、過去に作ったコンテンツどうしを比較して、どれを選択するか迷っていると判断すると、自律的に提案を行い、ユーザーの最終デザイン決定の支援を行う。具体的には、 N 個のコンテンツ X_i に対して、エージェントは

$$X_{new} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N X_i \quad (14)$$

を新しいコンテンツとして提案する。

迷い解消エージェントの動作例を以下に示す。図 5 はユーザーが作成したコンテンツである。このコンテンツをもとに迷い解消エージェントは、図 6 のコンテンツを提案した。

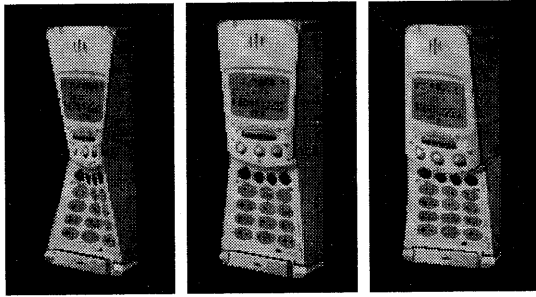


図 5: ユーザの作成したコンテンツ

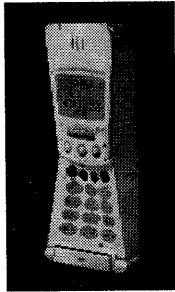


図 6: 迷い解消エージェントが提案したコンテンツ

4.4 アドバイスエージェント

アドバイスエージェントは、ユーザーのデザインの傾向を分析することで、ユーザーに新しい視点を与えたり、ユーザーが無駄な操作を繰り返さないように示唆するエージェントである。アドバイスエージェントは常にユーザーに対してデザイン傾向を表示する。

ユーザーに新しいデザインの可能性を示唆する方法について説明する。多くの物理パラメータが存在する場合には、ユーザーはすべてのパラメータを用いることは少ない。そのため、ユーザーにとって使用頻度の少ないパラメータが存在すると考える。そこで、パラメータ空間内でユーザーの使用頻度が少ない方向を計算する。ユーザーはこの方向にパラメータを変更した事が少ないので、この方向に値を変更したコンテンツを提案することで、ユーザーに新しい発想を与える可能性がある。いま、ユーザーのコンテンツ履歴、あるいは過去にデザインしたコンテンツが N 個あるとき、各々のコンテンツを $\mathbf{X}_i, (i = 1, 2, \dots, N)$ で表わすこととする。 \mathbf{X}_i の各パラメータは $[0, 1]$ に正規化され

ているものとする。このとき、ユーザーの使用頻度が最も少ない方向として、

$$z = \sum_{i=1}^p l_i x_i \quad (15)$$

において、 $\sum_{i=1}^p l_i^2 = 1$ の条件の下で、 z の分散がもっとも小さくなるものを選択することとする。ここで、 p は物理パラメータの個数である。いま、分散共分散行列 Σ を、

$$\Sigma = \{\sigma_{i,j}\} \quad (16)$$

$$\sigma_{i,j} = \frac{1}{N} \sum_{\lambda=1}^N (x_{i\lambda} - \bar{x}_{i\lambda})(x_{j\lambda} - \bar{x}_{j\lambda}) \quad (17)$$

で定義すると、 z として、 Σ の最も小さい固有値に対する固有ベクトルを選択すれば良い。この z の方向へ平行移動したコンテンツを提案することで、新しい発想を刺激すると考える。

次に、ユーザーの作業効率をよくする支援方法について説明する。ユーザーがデザインしたコンテンツを、クラスター分析を用いていくつかの母集団に分割する。それぞれの母集団をクラスターの重心で代表させることで、ユーザーの代表的な感性の傾向とできる。この代表的パターンをレーダーチャート上に表示することで、ユーザーの傾向を視覚的に表示する。ユーザーは表示された結果を利用してデザインを行う。例えば、2つの母集団の中間ぐらいのコンテンツをレーダーチャート上で作成する。図7はアドバイスエージェントによる、ユーザーの傾向分析である。

4.5 乱数エージェント

乱数エージェントは、ランダムにコンテンツのパラメータを決定する。このような方法は、一見無意味な操作と思えるが、Design Garally [6] においてはランダムなパラメータの変更を用いて、ユーザーに様々なコンテンツを提示することで、ユーザーの発想支援となっている。また、既存のオーサリングツールにおいても、乱数的な物理パラメータの変更が、ユーザーに新しいデザインのきっかけとして有効であると考えられる。

ユーザーが意匠設計においてアイデアが行き詰まっている場合には、ユーザーの意図とは関係なしに生成されるコンテンツが、新たな視点を与え

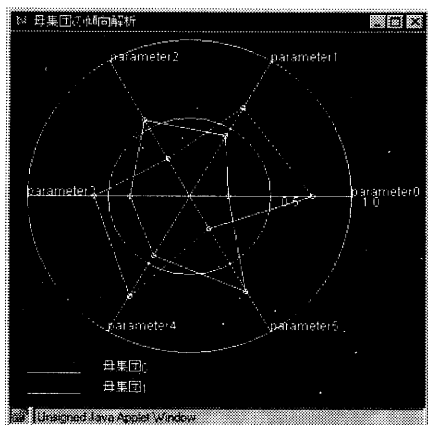


図 7: アドバイスエージェントによる分析

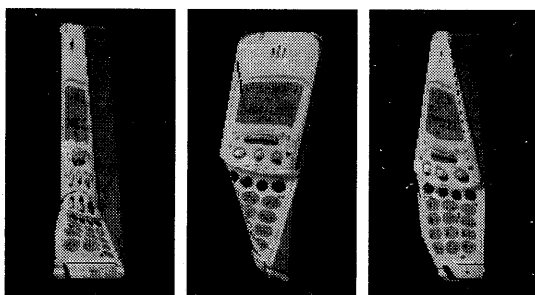


図 8: 乱数エージェントにより作成されたコンテンツ

るきっかけになると考える。図 8 は乱数エージェントにより生成されたいくつかのコンテンツである。乱数エージェントはユーザーから要求があったときのみ、ユーザーに提案を行う。

5. 定量的評価方法

本システムの有効性の定量的な評価方法として以下のような方法が考えられる。

- ユーザーがエージェントの提案の中で有益と思われるものを数える。
- エージェントの支援がある場合とない場合に、ユーザーが目的のコンテンツを得られるまでにかかった時間を計測する。
- ユーザーの操作回数を比較する。

6. おわりに

本研究では、ユーザーとエージェント群の協調作業による 3 次元仮想空間の構築について考察し

た。複数のユーザー支援エージェントで構成することで、多様なユーザーの要求に適應できるシステムが可能であると考えた。ユーザーが新しいデザインを作り出そうとしている場合には、発想支援エージェントによるユーザーの適切な支援が可能であり、より洗練されたデザインを行いたいときには感性予測エージェントが適切な支援を可能とする。状況に応じて、適したエージェントがユーザーの支援を行えるため、様々な状況においてこのシステムが有効であると考えられる。

本研究では携帯電話の 3D デザインを例にシステムを構築したが、コンテンツのパラメータをごく少数に限定して行った。今後は、より現実に近いパラメータ数ならびに、より現実に近いパラメータを用いるとともに、システムの有効性を確かめるための定量的な評価実験を行いたい。

参考文献

- [1] 加藤 俊一, 栗田多喜夫: 画像の内容検索, 情報処理学会, **33(5)**, pp466-477(1992).
- [2] Craig Caldwell, Victor S. Johnson: Tracking a Criminal Suspect through 'Face-Space' with a Genetic Algorithm, Proceedings of International Conference on Genetic Algorithms, pp416-421(1991).
- [3] 磯野 勝宣, 尾田 政臣, 赤松 茂: 遺伝的アルゴリズムを用いた顔の感性的イメージの生成, 信学技報 HIP97-4, p.25-32,(1997).
- [4] 栗田 多喜夫, 加藤 俊一, 福田 郁美, 板倉 あゆみ: 印象語による絵画データベースの検索, 情報処理学会論文誌, Vol. 33, No. 11, pp1373-1383(1992).
- [5] 原文雄: 表情認識システム, 「感性の科学」サイエンス社, pp132-136(1997).
- [6] J.Marks, B.Andalman, P.A.Beardsley, W.Freeman, S.Gibson, J.Hodgins, T.Kang, B.Mirtich, H.Pfister, W.Ruml, K.Ryall, J.Seims, S.Shieber: Design Galleries:A General Approach to Setting Parameters for Computer Graphics and Animation.