

# 感性ルールベースを用いた日本語フォント自動作成システム

堀田 創<sup>†</sup> 野澤 貴<sup>†</sup> 萩原 将文<sup>†</sup>

本論文では感性ルールベースを用いた日本語フォント自動作成システムを提案する。提案手法は様々なデザインのフォントを自動生成することを目的としている。フォントは、各文字の骨格情報に、太さなどのパラメータによる肉付けが行われることで生成される仕組みとなっている。また、ユーザの入力には感性語を用いる。感性語とフォントデザインの対応は、各フォントに対する印象がファジィルールとして保存されている。これらはアンケートによって得られた感性情報を解析することで構築される。感性の反映には、遺伝的アルゴリズムを用いている。これにより、フォントは世代が進むにつれてユーザの入力した感性語に合った形状となり、ユーザは要求したイメージに近いフォントを手軽に作成することが可能となっている。本システムは従来のシステムを大幅に改良したものである。まず使用可能な漢字の文字数が 72 文字から 6,355 文字へ拡張されている。また感性の反映に感性ルールベースが適用され、ユーザの入力に対してより適切なフォントが出力されるようになった。ユーザインタフェースは従来のようなスタンドアロンアプリケーションから WEB アプリケーションへと移行され、通常のブラウザから使用可能となっている。被験者による評価実験により、提案システムと従来システムとの、出力されたフォントに対する感性反映度および多様性の比較を行った。その結果、提案システムの有効性が確認されている。

## An Automatic Japanese Font Designing System Using Kansei Rule Base

HAJIME HOTTA,<sup>†</sup> TAKASHI NOZAWA<sup>†</sup> and MASAFUMI HAGIWARA<sup>†</sup>

In this paper, we propose a Japanese font designing system using fuzzy-logic-based Kansei rule base. With this system, a user can easily create favorite fonts by inputting some words. A main idea of the proposed font design method is the addition of various effects to basic font skeleton data. In order to determine the design effects, the proposed system employs fuzzy-logic-based Kansei database and it derives the desired design effects from the input impression words. The following three points is the improvement from the conventional system. First, the number of Kanji characters is increased from 72 to 6,355. Second, a Kansei database is prepared using the automatic rule creating method for Kansei data. Third, a user interface is improved. According to the experimental results, we confirmed that the new system excels the conventional one in respect of reflection of desired impression and the variety of the created fonts.

### 1. はじめに

近年、機能デザインにおける快適さや商品デザインの親しみやすさ、映像デザインにおける広告効果など、人間の感性を考慮してデザインを行うことに関して需要が高まっている。感性工学は、人間の感性を定量的に解析しデザインの要素へと翻訳する技術のことであり、注目されている分野の 1 つである<sup>1)~4)</sup>。

感性工学では、感性の評価・解析などの研究が行われている。文献 5)~7) では統計的解析法により感性とデザインの対応が解析されている。文献 8), 9) ではニューラルネットワークを用いた感性解析手法が提

案されている。また文献 10) では顧客の購買行動と感性との関連性が評価され、文献 11) では感性モデルを構築し商品の推薦に応用するなど、感性情報を用いた様々な試みも行われている。一方で、感性をデザインシステムに応用するようなシステムも数多く研究されている。文献 12)~14) ではポスター、三次元空間、生け花などを、ユーザの要求する感性に合わせて自動的にデザインするようなシステムが開発されている。しかしながら現状では、感性の解析手法がデザインシステムへと直接応用されている研究はきわめて少ない。これは感性工学の定義から重要な研究課題の 1 つであると考えられる。

本論文では、日本語フォントのデザインに注目する。現在日本語フォントデザインは広告やロゴデザインから、個人用の文書などまで、様々な分野で顕在的な需

<sup>†</sup> 慶應義塾大学理工学部  
Faculty of Science and Technology, Keio University

要が存在している<sup>15)</sup>。またインターネットサービスにおける Web1.0 から Web2.0 へのシフトにとともに、ブログサービスなどのユーザ個人個人における自己表現が活発になっている。このような場合においても多様なフォントへの潜在的な需要が存在していると考えられる。

ところが現状では、日本語フォントはアルファベットに比べ、公開されているフォント数はきわめて少数となっている<sup>16),17)</sup>。これは日本語フォントの文字数が大変多いからである。

従来のフォント作成手法は、試行錯誤しながら 1 文字ずつ作成していく方法が一般的である<sup>17)</sup>。このような場合、作成には膨大な時間と労力が必要になる。一方、近年ではユーザの筆跡を入力することで手書き風フォントを作成する商品が注目されている。これらのシステムでは特定の文字を書くだけでそれ以外の文字も自動的に生成され、すべての文字をデザインする時間に比べ短時間で手軽に作成できるものとなっている。しかしながらこれらの手法は手書き風のフォントに限定され、明朝体のようなデザインフォントには対応していない。文献 18) では感性与フォントを結び付けたフォント作成システムを提案している。しかしこれは大文字の英字に限定されているため、日本語フォントは作成することができない。

そこで和田らは感性を反映できる日本語フォント自動作成システムを提案している<sup>19)</sup>。このシステムでは感性語を入力することで手軽に日本語フォントを作成することが可能となっている。また、明朝体やゴシックをはじめ手書き風フォントなども出力することが可能となっている。しかしながら漢字への対応が 72 文字であり不足している点、感性反映のためのファジールールが開発者自身によってコーディングされている点などの大きな問題点が存在している。

そこで本論文では、和田らのシステムを大幅に改良した日本語フォント自動作成のための新しいシステムを提案する。提案システムでは対応文字数が JIS 第 2 水準である 6,355 文字にまで拡張され、通常の使用ではほぼ不足しない文字数にまで対応している。また、筆者らの感性情報からのファジールール抽出法<sup>20)</sup>を用い、感性情報の解析結果をデザインシステムへ応用する試みを行った。

以下、2 章では日本語フォント自動作成システムの概要について、3 章では感性ルールベースの構築方法

について述べる。また 4 章で評価実験について述べ、5 章を結論とする。

## 2. 日本語フォント自動作成システム

### 2.1 システムの概要

提案システムの流れを図 1 に示す。本システムでは、フォントの自動生成をするために感性語を用いている。採用した感性語を表 1 に示す。ユーザは複数の感性語を選び、それぞれに対し印象の反映度合いを「非常に強める」「強める」「普通」「弱める」「非常に弱める」から選択する。なお、感性語の選定にはフォントのイメージを形容詞対により主成分分析した研究<sup>21)</sup>を参考としている。これらの論文における第 2 主成分までの主成分空間においてできるだけ均等に分布するように感性語を選択した。

これらの感性語が入力されると、まず感性・パラメータ変換部において感性語からフォントパラメータというフォントの中間形態へと変換される。フォントパラメータとは太さや傾きなど、フォントを形作るための一連の数値群のことを表している。表 2 にフォントパラメータの一覧を示す。感性・パラメータ変換部では遺伝的アルゴリズムを用いているため、一対の感性語入力に対しフォントパラメータは多様なものが出力される。感性・パラメータ変換部では 3 章で詳説する感性ルールベースを用いている。

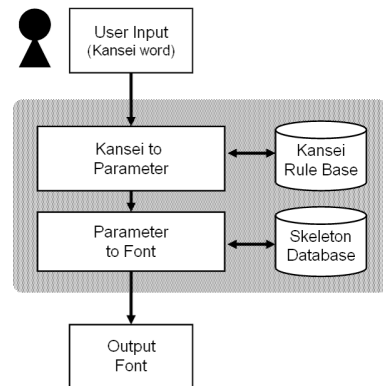


図 1 提案システムの流れ

Fig.1 A flow of the proposed system.

表 1 ユーザが入力する感性語  
Table 1 List of impression words.

古い	新しい
重厚な	軽快な
落ち着いた	躍動的な
平凡な	個性的な
暖かい	冷たい
野暮な	洗練された

テクノアドバンス社：MY FONT，イースト社：おれん字 2 など。

表 2 フォントパラメータの種類  
Table 2 List of font parameters.

種類	パラメータ名
Typography	Gothic, Mincho, Reisho
Basic	horizontal thickness, vertical thickness, width, height
StrokeShape	start weight, middle weight, end weight
Noise	skeleton, outline
Distortion	horizontal distortion, vertical distortion
WaveEffect	horizontal wave, vertical wave
Slope	horizontal slope, vertical slope

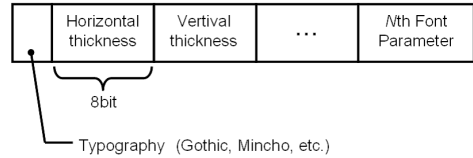


図 3 遺伝子コーディング  
Fig. 3 Gene coding.

続値が入力される前提で構成されている。したがって、フォントパラメータ空間においては位相構造が保存されており、すべてのフォントパラメータについて推論を行うことができるようになっている。

システムでは、感性を反映させるための感性ルールベースをファジィルール形式で保持している。ユーザーによる感性語入力に基づき、使用するファジィルールを選択しながら感性反映度の評価値を表す関数を形成している。

まず、ファジィルールについて説明する。印象から適切な形状を導出するファジィルールでは、前件部に印象、後件部に形状パラメータを割り当てるのが一般的である<sup>3)</sup>。しかしこのような表現では1つの印象値に対して1つの代表的な形状しか推論できない。そこで提案システムのファジィルールでは、前件部にフォントパラメータ、後件部に印象を割り当てている。このような表現により、各フォントパラメータに対して印象の評価値を推論することができ、遺伝的アルゴリズムと組み合わせられることで1つの印象値に対して様々なフォントパラメータの生成が可能となっている。

以下に、提案システムで用いているファジィルールの一般形を示す。

$$\begin{aligned} \text{Rule } r: & \text{ if } x_1 \text{ is } L_{1r} \text{ and } x_2 \text{ is } L_{2r} \dots && \text{(前件部)} \\ & \text{ then } y \text{ is } y_r. && \text{(後件部)} \end{aligned}$$

ここでルール  $r$  は、入力値  $x_1, x_2, \dots$  がそれぞれ  $L_{1r}, L_{2r}, \dots$  にあてはまる場合の出力値  $y$  が  $y_r$  であるというルールを表現している。ここで、前件部における  $L_{1r}, L_{2r}, \dots$  はメンバシップ関数のラベルを表している。提案システムではメンバシップ関数を図4のようなつりがね型関数で定義している。以下はルール  $r$  の  $i$  番目の要素に対するメンバシップ関数を示す。

$$\mu_{ir}(x_i) = \exp \left\{ -\frac{(x_i - a_{ir})^2}{\sigma_{ir}^2} \right\} \quad (1)$$

ここで、 $a_{ir}$  は中心値、 $\sigma_{ir}$  は広がり度合いを示している。

以上によって各フォントパラメータに対する印象の評価が得られる。遺伝的アルゴリズムでは、これらの

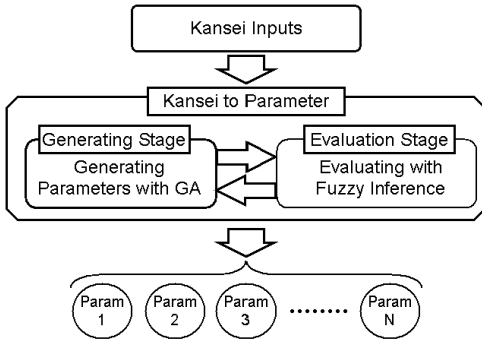


図 2 感性・パラメータ変換部の流れ  
Fig. 2 A flow of Kansei to parameter part.

次に、パラメータ・フォント変換部において、フォントパラメータは各文字の骨格情報と合成され、実際のフォントを形成し出力する。

以下、感性・パラメータ変換部およびパラメータ・フォント変換部について述べたあと、それら进行操作するユーザインタフェースについて説明する。

### 2.2 感性・パラメータ変換部

提案システムでは従来システム<sup>19)</sup>のフレームワークを継承しており、感性の反映にファジィ推論および遺伝的アルゴリズムを用いている。感性・パラメータ変換部の流れを図2に示す。ユーザーが感性語を入力すると、個体生成部で数々の個体が生成される。評価部ではユーザーの入力した感性語に適合しているかどうか(感性反映度)の評価を行い、進化計算によりユーザーの感性に対して最適化を行う。指定された世代だけ進化を繰り返した後、各個体の遺伝子がフォントパラメータとして出力される。図3に用いた遺伝子型を示す。各遺伝子は表2に示した各フォントパラメータを表している。また、1つのフォントパラメータは8bitで遺伝子表現されている。遺伝的操作には一様交叉、選択淘汰、突然変異といった標準的なアルゴリズムが採用されている。

なお、遺伝的アルゴリズム上ではフォントパラメータは離散的に表現されるが、ファジィルール自身は連

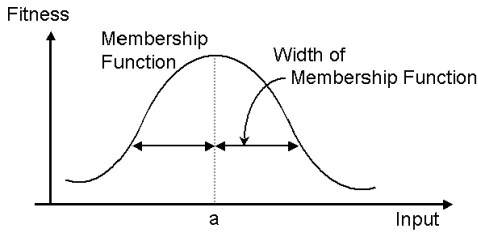


図4 メンバシップ関数の形状  
Fig.4 Membership function.

推論結果をもとにユーザの入力値と照合しながら各フォントの適応度を求める．フォントの適応度  $f$  は次式で定義されている．

$$f = \sqrt{\sum_k (I_{Uk} - I_{Sk})^2} \quad (2)$$

ここで、 $I_{Uk}$  はユーザが入力した感性語  $k$  についての入力値、 $I_{Sk}$  はシステムが推論した感性語  $k$  についての推論値を示している．この式では類似度をユーザからのとシステムの推論値とのユークリッド距離で求めているため、この値が小さければ小さいほどフォントの適応度は高く、最良値は 0 となっている．

ユーザからされる度合いは、「非常に強める」、「強める」、「普通」、「弱める」、「非常に弱める」の5段階である．それぞれの言葉に対し、システム内での度合いの値を 1, 0.85, 0.5, 0.15, 0 と設定した．印象の推論には、次章で説明する、ファジィルールの自動抽出法によるファジィルールを用いている．この手法により取得されたファジィルールは、全アンケートデータの統計をとっている関係上、0.85 以上の推論結果を満たすことは稀である．予備実験として、各ルール群に対してランダムなを行い推論結果の数値の分布を確認したところ、各の 1.3%が出力値 0.85 を超え、0.9%が出力値 0.15 を下回る結果となった．以上から、「非常に強める」という要求だけでなく、「強める」という要求も事実上は最大限印象を大きくするという意味となる．

本システムにおいて「非常に強める」と「強める」の区別は、複数の印象語が指定された場合に、どちらの印象語を優先するかを指定することを目的としている．式 (2) は印象の自乗誤差により適応度を計算しているが、この自乗誤差が、「非常に強める」を指定したときの方が大きくなる．「非常に弱める」と「弱める」についても同様である．

印象の類似度を適応度として評価することで、適応度の高いパラメータ個体ほど次の世代に残る確率が高くなる．このようにして遺伝的操作と評価の繰返し

表 3 制御点情報

Table 3 List of skeleton data.

パラメータ	説明
線の種類	はね、とめ、はらいの情報
線の方向	ストロークが向かう方向の情報
スケルトン	芯線を表す点の座標
アウトライン	芯線を肉付けしたもの

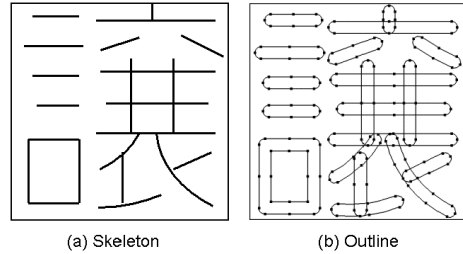


図 5 骨格情報  
Fig.5 Skeleton data.

により、各パラメータ個体は次第にユーザのした印象に近づいていくことになる．最終的に適応度の高いパラメータ個体が、フォントパラメータとしてパラメータ・フォント変換部に送られる．

### 2.3 パラメータ・フォント変換部

パラメータ・フォント変換部では、感性・パラメータ変換部によって得られたパラメータをもとに、実際の文字形状へと変換している．骨格データベースにはそれぞれの文字についての骨格情報が保存されており、これらに対して、共通のフォントパラメータを加えることで、統一的な書体で共通化した文字セットを作成しており、これをフォントと呼んでいる．本研究では文献 19) のフォント作成部を継承しており、骨格データにおける漢字数が 72 文字から 6,355 文字へと拡張されている．

骨格データが保有する情報を表 3 に示す．骨格データベースではこれらのデータが各文字ごとに定義されている．フォントは、すべての文字における芯線データおよびアウトラインデータに対し制御点を移動し端情報を付加することで生成される．骨格データの座標情報について、図 5 に示す．(a) はスケルトンデータ、(b) はアウトラインデータを示している．

骨格情報の 6,355 文字への拡張には、文献 22) による骨格情報を用いた．文献 22) は文字を部品ごとに細分化し、部品合成によって様々な文字の骨格を定義するという試みであり、使用する部品とその合成方法に関して、Lisp によって定義したデータが提供されている．これらの組合せによって、ほぼすべての常用漢字の骨格の定義を、少ない情報量で実現している．提案



図 6 ユーザインタフェース  
Fig. 6 User interface.

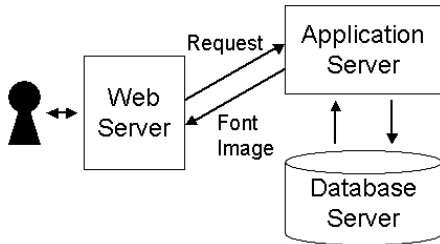


図 7 アプリケーション構成  
Fig. 7 Application structure.

システムではこれらの骨格情報をもとに、アウトライン情報を付加し、すべての文字について図 5 に示すようなフォーマットへの変更を行った。

2.4 ユーザ・インタフェース

ユーザインタフェースを図 6 に示す。ユーザは感性語とその度合いを入力するとフォントイメージが PNG 形式の画像として出力される仕組みになっている。また図 7 は、提案システムのアプリケーション構成図を示している。本システムでは Web サーバからきたユーザの要求をアプリケーションサーバに渡し、感性・パラメータ変換部やパラメータ・フォント変換部の処理はすべてアプリケーションサーバによって計算されている。この際、適宜データベースサーバから骨格情報などの必要なデータを取得している。なお、提案システムでは Web アプリケーションに PHP、アプリケーションサーバには Java のプログラム、データベースサーバでは MySQL を採用している。

2.5 従来手法からの新規点

以上のシステムにおいて、基本的な構成は従来手法である和田らの手法<sup>19)</sup>を継承している。新手法の、従来手法からの新規点は以下の 3 点である。

- 感性ルールベースの仕様

従来手法までは、アンケートを設計者が集計し、平均値を主とした集計結果をもとに、妥当であろうと考えられるファジールールを設計者が設計者の判断でコーディングしていた。また、集計時に平均値を用いる関係上、アンケート時に被験者に提示するフォントはつねに同じものであったため、フォントの提示数的に被験者に対して非常に負担の大きいアンケートになっていた。

これに対し、新手法では、感性情報からのファジールール抽出法によるファジールールの抽出を行うことで、自動的にファジールールが出力される。また、これにともない、アンケートも Web による自動化を行った。以上により、アンケート取得時には被験者に負担を与えないようにしながら、一方で集計が自動的に行われ、設計者の負担が軽減されるようになった。さらに、

- 文字数の拡張  
従来手法は 72 文字のみをフォントに反映させることしかできず、実用上は問題があった。これらは骨格データの準備をシステム運用者が必要な文字についてすべて作成することで回避できたが、文献 22) にも記述されているとおり、フォントをデザインするには 1 年以上かかってしまい、現実的ではなかった。そこで新手法では、文献 22) によるデータを参照し、それに従った漢字の部品合成アルゴリズムを用いることで骨格データを作成し、それを用いている。これによりシステムの実用性が大幅に向上している。
- インタフェースの拡張  
従来手法ではアプリケーションベースのインタフェースであり、一般的なユーザが使用するのは困難であった。それに対し新手法では、Web インタフェースに変更し、だれでもインターネット環境があるだけでフォントが作成できるように変更した。

3. 感性ルールベースの構築

3.1 感性情報の収集

感性ルールベースを構築するための感性情報の収集のために、様々なフォントイメージに対する各感性語の度合いを尋ねるアンケートを行った。アンケートはインターネットを通して WEB 上で行い、アクセスのたびにランダムにフォントが変わるようなシステムを実装した。アンケートに用いたユーザインタフェースを図 8 に示す。

アンケートは一般の学生 62 人の被験者を対象に各

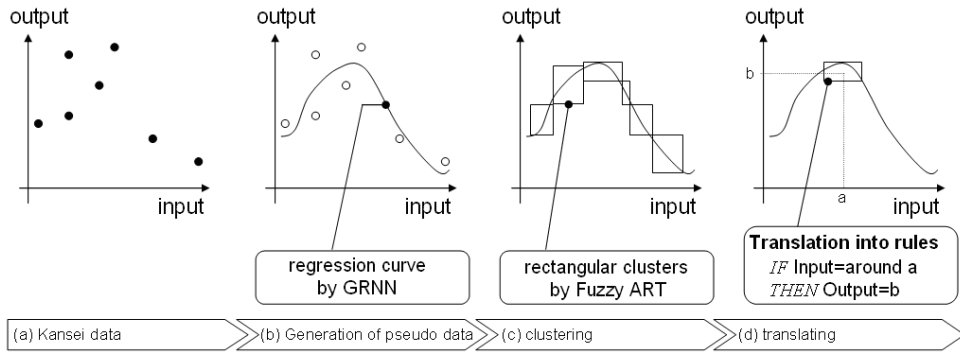


図 9 ファジイルール抽出 Fig. 9 Extraction of fuzzy rules.

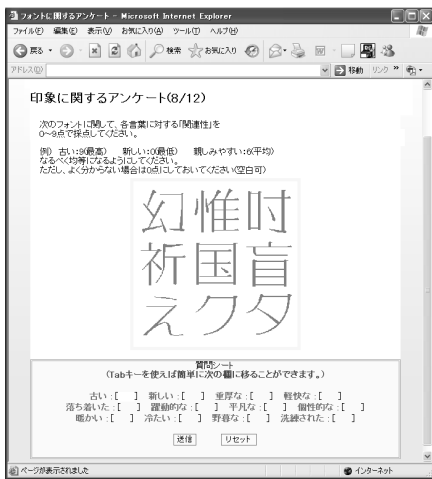


図 8 アンケート Fig. 8 An online questionnaire sheet.

9問ずつ行った．各フォントイメージに対して度合いを尋ねた感性語は表 1 に示したものですべてである．各フォントイメージは，ランダムに指定したフォントパラメータをもとに，2章で示したパラメータ・フォント変換部によって画像化されて出力されたものである．アンケートデータは，次節で示す手法によって解析され，それによってファジイルールが抽出される．アンケートデータは，フォントパラメータおよび印象語ごとの度合いの 2 部で構成されており，前者はファジイルールの前件部に相当する．同様に，後者はファジイルールの後件部に相当する．

3.2 感性情報からのファジイルール自動抽出法

ファジイルールの抽出は，筆者らの提案している文献 20) のアルゴリズムを用いている．この手法は，データ数が少なく，さらに大きな分散を含むようなデータからでもルールを抽出可能であるという特長を有している．

図 9 はファジイルール抽出の流れを示している．本手法では，3.1 節のように収集した感性データを入力することによって，最終的にファジイルールを得ることが可能である．本手法は擬似データ生成段階，クラスタリング段階，ファジイルール化段階の 3 つの段階からなりたっている．

図 9 (a) は初期状態の感性データを示している．図の INPUT はファジイルールの前件部，すなわちフォントパラメータ空間を示し，同様に OUTPUT は後件部，すなわち印象の度合いを示す．アンケートは主観評価であるため，感性データは分散を多く含んでいるという性質を持っている．また，総じてデータ数が少なくなってしまうという問題点がある．

以下，各段階の概要を示す．

以下に感性情報からファジイルールが抽出されるまでの手順を記す．

(1) 擬似データ生成段階

図 9 (a) は感性データの教師データセットを表している．これらの感性データが General Regression Neural Network ( GRNN : 一般回帰ニューラルネットワーク )<sup>23)</sup> によって学習され，そのネットワークに対しランダムな入力を与えることによって擬似データが生成される．図 9 (b) は GRNN によって回帰曲線が生成される様子を表している．GRNN は一般に頑健性が強く，また学習が高速であるという特徴を持つ．この段階により，少ないデータからの補間および個人差によるばらつき平均化が行われている．

(2) クラスタリング段階

Fuzzy ART ( Adaptive Resonance Theory : 適応共鳴理論 )<sup>24)</sup> により，生成された擬似データがクラスタリングされる．Fuzzy ART は教師なし学習のニューラルネットワークであり，高

速なクラスタリングが可能である．図 9(c) は，クラスタリングのなされる様子を表している．このように空間を矩形にクラスタリングすることにより，ファジィルール化が容易に行える．

### (3) ファジィルール化段階

各クラスがファジィルールへと翻訳される．図 9(d) のように，クラスタ中心の入力空間，出力空間がそれぞれファジィルールの前件部，後件部へと対応している．その後，ルール数の削減が行われる．

その後，ルール数の削減が行われる．

ルールの削減は，精度を下げないように無駄なルールを削除する工程を繰り返すことで行われる．ファジィ推論の誤差  $e$  は，ある擬似データ  $i$  に関する GRNN の出力  $y'_i$  とファジィ推論結果  $\hat{y}_i$  により，

$$e = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y'_i - \hat{y}_i)^2 \quad (3)$$

と定義される．ここで  $N$  は擬似データの個数を表している．ここで，それぞれのルールについて削減した場合の誤差と削減しない場合の誤差を調べる．もし削減後の方が精度が向上した場合に限り，以下のアルゴリズムに基づいた削減を行う．

- 1)  $\ell = 1$  に設定する．
- 2)  $\ell$  番目のルールを取り除いて推論を行い，その誤差を  $e_a$  とする．
- 3) すべてのルールを用いて推論を行い，その誤差を  $e_b$  とする．
- 4)  $|e_b - e_a| < d_{err}$  を満たした場合，そのルールを削除する．  
ここで  $d_{err}$  は誤差判別のための定数である．
- 5) 上式を満たさない場合， $\ell$  に 1 を加える．
- 6)  $\ell$  番目のルールが存在する場合 2) へ戻る．

### 3.3 ファジィルールの抽出

ファジィルールの抽出は表 2 の書体以外の各種類について抽出を行った．図 10 に得られたルールの例を示す．なお，これらのルールは，実際には数値で与えられているが，簡単のため言語化して表示している．また，得られたルール数の平均を表 4 に示す．

各ルール群に対する推論精度は表 5 のようになっている．以下はクロスバリデーションにより評価している．データ自身に個人差などの分散を含んでいるため，全体的に RMSE が大きくなっている傾向がある．本手法によるファジィルールの推論精度と，誤差逆伝

- (1) If horizontal thickness is *very low* and vertical thickness is *low*  
THEN warmth is *very low*.
- (2) If horizontal thickness is *very high* and vertical thickness is *very high*  
THEN imposingness is *very high*.
- (3) If horizontal thickness is *high* and vertical thickness is *very high*  
4mm width is *standard* and height is *very low*  
THEN antiquity is *very high*.
- (4) If horizontal slope is *very high* and vertical slope is *very high*  
THEN liveliness is *very high*.
- (5) If noise is *very high*  
THEN elegance is *very high*.
- (6) If horizontal thickness is *very high* and vertical thickness is *very low*  
THEN commonness is *very high*.

図 10 抽出されたファジィルール例  
Fig. 10 Examples of extracted rules.

表 4 平均ルール数  
Table 4 Average number of rules.

種類	次元数	ルール数平均
Basic	4	28.1
StrokeShape	6	41.4
noise	3	20.7
distortion	2	31.6
waveEffect	2	32.6
Slope	2	39.2

表 5 ルール別の RMSE  
Table 5 RMSE of each fuzzy rules.

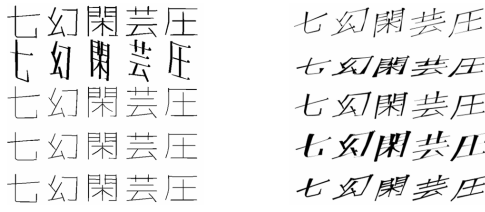
種類	提案法	BPNN
<i>basic</i>	0.19.2	0.284
<i>strokeShape</i>	0.237	0.319
<i>noise</i>	0.148	0.223
<i>distortion</i>	0.308	0.303
<i>waveEffect</i>	0.210	0.232
<i>slope</i>	0.164	0.245

播ニューラルネットワーク (Back Propagation Neural Network: BPNN) により感性データが学習された場合の出力の誤差を比較したところ，distortion 以外の場合において BPNN よりも低い推論精度となっている．

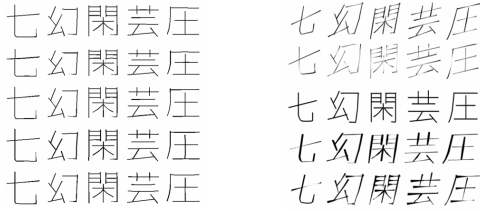
## 4. 評価実験

### 4.1 フォントの出力

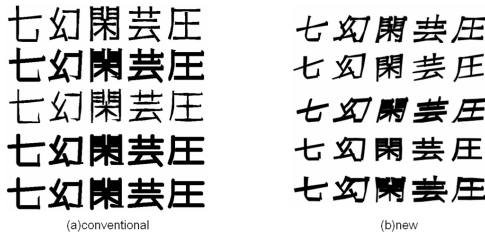
従来システムによるフォント出力例と提案システムでのフォント出力例を図 11 に示す．アンケートを非線形的に解析し，その結果をファジィルールに適用しているため，フォントの多様性が従来システム<sup>19)</sup>に



(I) 新しい, 躍動的な



(II) 軽快な, 個性的な



(III) 重厚な

図 11 フォント出力例  
Fig. 11 Output samples.

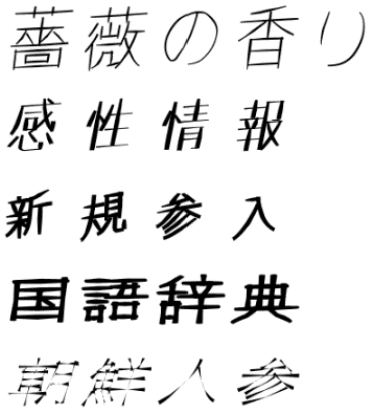


図 12 多数の文字出力例  
Fig. 12 Outputs of various characters.

比べて大幅に向上していることが分かる。また図 12 に示すように、日常用いるほとんどの文字をカバーしているため様々な用途で用いることができる。

#### 4.2 感性反映に関する評価実験

提案システムによって出力されるフォントが、感性を反映しているものかどうかを検証するため、評価実験を行った。提案システムのファジィルールには、3

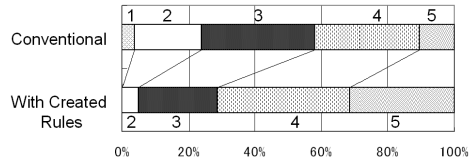


図 13 感性反映度の評価  
Fig. 13 Degree of Kansei reflection.

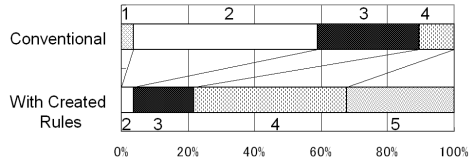


図 14 多様性の評価  
Fig. 14 Degree of variety.

章で示した 62 人のデータを利用している。ファジィルールについては和田らの作成したルール<sup>19)</sup>との比較を行った。以下の実験は、主に作り手側の意思がどの程度反映されているかを確かめるものである。

#### (1) 印象語の選択

入力する印象語は 1~2 語、印象の強さは最大とした。それぞれの組合せはそれぞれ矛盾のない組合せを選んだ。また、従来ルールと提案システムのルールは、それぞれ 2 つのシステムで同じ印象の入力とした。

#### (2) 感性の反映度の評価

2 つのシステムで作成された各フォントグループごとに、感性の反映度の評価を行った。評価はすべて 5 段階評価で行われた。

#### (3) 出力の多様性の評価

最後に、2 つのシステムで作成された各フォントグループごとに、多様性の評価を行った。評価はすべて 5 段階評価で行われた。

以上の手順で実験を行い、評価は被験者 15 人によって行われた。

図 13 に感性の反映度の分布を示す。従来システムの評価平均が 3.25 なのに対し、提案システムの評価平均が 3.98 であり、評価が向上していることが分かる。また図 14 に多様性の分布を示す。こちらも従来システムの評価平均が 2.47 であるのに対し、提案法は 4.07 と向上している。

以下、感性反映度の評価に関する個人差についての考察を行う。まず、各質問における感性反映度の分散値の平均を比較した。その結果、従来法が 0.79 であるのに対し提案法は 0.57 と大幅に減少している。これより、質問ごとの個人差は従来法よりも提案法の方が大きくなっていることが分かる。



一方、感性反映度の平均と分散の相関係数は  $-0.62$  であり、この値は感性反映度が小さいものほど分散が大きくなっている傾向を示唆している。また、提案法では感性反映度を「5」と評価をした被験者が 0 人であるようなフォントは存在していない。

すなわち、感性反映度を下げている原因は、ファジィルール生成時の誤差のほかに、システムでは感性の個人差までは反映されていないという点があげられる。今後の課題として、個人差が反映できるような仕組みを導入することがあげられる。

#### 4.3 読み手がうける印象について

フォントデザインにおいては、作り手側の意思がどの程度反映されているかだけでなく、読み手側がフォントをどのように受け止めているかを確かめることも重要となる。理想的には、2つの感性語があった場合に、それらの言葉の間に類似度が定義されていた場合、その距離を比較することでシステムの評価を行うことが望ましいと考えられる。しかしながら、感性語間の類似度について、妥当な定義を行うことは困難であるといえる。したがって、若干正確さには欠けるかもしれないが、以下のような手順で実験を行った。

- (1) 4.2 節の実験と同様、2つの印象語を選択し、それぞれ印象の強さを最大にし、フォントを生成する。
- (2) 被験者に、そのフォントを提示し、12個の印象語の候補から、2つ選択してもらうようなアンケートを実施する。
- (3) 生成時の印象語と、被験者による印象語の一致度を集計し、旧システムと新システムを比較する。

以上のようなアンケート形式の評価実験を、被験者 15 人に対して行った。各被験者に 10 個のフォントを提示した。

一致度の集計は、以下のように得点を付けることで行った。

- (1) 初期の得点を 20 点とする。
- (2) 生成時に指定した 2 つの形容詞について、被験者の回答に一致したものが含まれる場合は +1 点、逆の形容詞が含まれた場合は -1 点とする。

以上の得点法により、各フォントは 0 点 ~ 40 点の範囲となる。

表 6 は、実験の結果を示している。このように、従来法に比べて提案法の方が感性語の一致度が向上していることが分かる。実験の結果評価に対し、たとえば「重厚な」と「暖かい」が同時に指定されることが多いことから、感性語の類似度は高いと考えられる。し

表 6 感性語の一致度  
Table 6 result of the test of coincidence.

手法	得点
従来法	23.9
提案法	27.6

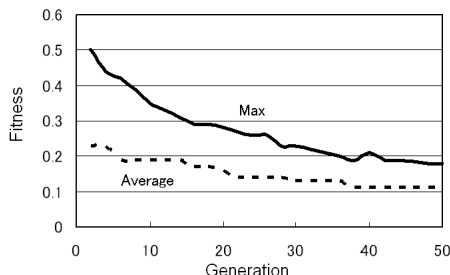


図 15 GA の適応度

Fig. 15 Graph of the fitness values of GA.

かしながら評価の際は一致度を測っているため「重厚な」と「暖かい」は区別されており、得点には反映されない。したがって、感性語の類似度をどのように定義し、評価を行うかについて深い考察を行うことが今後の課題となる。

#### 4.4 遺伝的アルゴリズムによる適応度の向上

提案システムでは、遺伝的アルゴリズムにより感性反映度を向上させる仕組みとしている。この実験では、遺伝的アルゴリズムにより、世代ごとに評価が向上していることを示すために、各世代の個体に対し、式 (2) で計算される適応度の計算を行った。

本システムで用いた遺伝的アルゴリズムの各パラメータは、個体数 200、世代数が 50 世代、突然変異率 0.02 としている。図 15 は適応度の推移を示している。以下は、4.2 節の実験で用いた感性語および度合いの入力に対する適応度であり、MAX は 200 個体のうち最大のもの、AVE は 200 個体の適応度の平均値である。式 (2) に表すとおり本システムではグラフにある適応度の値の低いものほどよいという選択方式を取っているおり、適応度は、 $[0, 1]$  の範囲である。図より、世代ごとに進化していることが分かる。

#### 5. おわりに

本論文では、感性ルールベースを用いたフォントデザインシステムを提案した。特長として、6,355 文字の漢字に対応し日常用いる漢字のほぼすべてに対応した点、感性ルールベースを用いた点、ユーザインタフェースを Web プラットフォームに移行させた点などがあげられる。また評価実験から、提案システムの有効性および感性ルールベースをアンケートから抽出

しそれを用いたことで、感性の反映が促進されたことが確認されている。

謝辞 本研究の一部は、日本学術振興会科研費基盤研究(C)(17500149)の助成を受けて行われた。

### 参 考 文 献

- 1) 長町三生: 感性商品学—感性工学の基礎と応用, 海文堂出版 (1993).
- 2) 辻 三郎: 感性の科学—感性情報処理のアプローチ, サイエンス社 (1997).
- 3) 中森義輝: 感性データ解析—感性情報処理のためのファジィ数量分析手法, 森北出版 (2000).
- 4) 大澤 光ほか: 感性工学と情報社会—感性工学は情報社会の課題にどう取り組もうとしているのか, 森北出版 (2000).
- 5) 土屋敏夫, 松原行広: 感性工学を用いた食品広告のデザイン分析, 感性工学研究論文集, Vol.3, No.2, pp.31–36 (2003).
- 6) 大蔵典子, 荒巻孝輔, 中村康明, 中山記男: 癒し系ロボット開発コンセプトの感性解析, 感性工学研究論文集, Vol.4, No.2, pp.51–58 (2004).
- 7) 河野小夜子, 中森義輝: あいまい性を考慮した数量化 III 類手法による感性データの分析, 感性工学研究論文集, Vol.2, No.2, pp.33–42 (2002).
- 8) 石原茂和, 石原恵子, 長町三生: 感性工学データ解析のための自己組織化ニューラルネットワークを用いた階層的クラスタリング手法の開発, 電子情報通信学会論文誌 D-II, Vol.82, No.1, pp.179–189 (1999).
- 9) 鈴木健嗣, 橋本周司: ニューラルネットワークを用いた感性情報の数量化, 電子情報通信学会論文誌 D-II, Vol.82, No.4, pp.677–684 (1999).
- 10) 石田厚子, 湊 淳, 小澤 哲: 顧客の商品に対する感性の購入意思決定・品質予測への影響分析, 感性工学研究論文集, Vol.5, No.2, pp.9–16 (2005).
- 11) 村上知子, 古岡信和, 折原良平, 古川康一: CAM法を用いた個人嗜好モデルに基づく商品推薦システム, 人工知能学会論文誌, Vol.20, No.5, pp.346–355 (2005).
- 12) 宮崎隆之, 萩原将文: 感性を反映できるポスター作成支援システム, 情報処理学会論文誌, Vol.38, No.10, pp.1928–1936 (1997).
- 13) 今井久夫, 海野裕志, 萩原将文: 学習機能を有する仮想空間作成システム, 情報処理学会論文誌, Vol.45, No.6, pp.1696–1703 (2004).
- 14) 是永基樹, 萩原将文: 対話型進化計算法によるフラワーレイアウト支援システム, 感性工学研究論文集, Vol.4, No.2, pp.45–52 (2004).
- 15) DESIGN, F.: *FONT MANIA*, エムディーエヌコーポレーション (2002).
- 16) 大町尚友: レタリックエッセンス, 日本文芸社 (2000).
- 17) 組版工学研究会: 和文電子活字総合見本帳, 朗

文堂 (1999).

- 18) 村上浩之, 萩原将文: 感性を反映できるフォント自動作成システム, 感性工学研究論文集, Vol.2, No.1, pp.73–78 (2002).
- 19) 和田彰男, 堀田 創, 萩原将文: 多様なデザイン機能を備えた感性を反映できる日本語フォント自動作成システム, 感性工学研究論文集, Vol.52, No.6, pp.9–16 (2006).
- 20) 堀田 創, 萩原将文: 文字デザインを例とした感性情報からのファジールール自動抽出法, 電子情報通信学会論文誌 D, Vol.J89-D, No.10, pp.2361–2369 (2006).
- 21) 生田目美紀, 石川重遠: 日本語デジタルフォントの感性的評価日本語フォントイメージ調査例, 感性評価 4, 筑波大学感性評価も出る特別プロジェクト研究報告集, pp.169–173 (1999).
- 22) 田中哲朗, 岩崎英哉, 長橋賢児, 和田英一: 部分合成による漢字スケルトンフォントの作成, 情報処理学会論文誌, Vol.36, No.9, pp.2122–2131 (1995).
- 23) Specht, D.F.: A General Regression Neural Network, *IEEE Trans. Neural Networks*, Vol.2, No.6, pp.567–576 (1991).
- 24) Carpenter, G., Grossberg, S., Markuzon, N., Reynolds, J. and Rosen, D.: Fuzzy ARTMAP: A neural network architecture for incremental supervised learning of analog multidimensional maps, *IEEE Trans. Neural Networks*, Vol.3, pp.698–712 (1992).

(平成 18 年 3 月 29 日受付)

(平成 18 年 12 月 7 日採録)



堀田 創

2005 年慶應義塾大学理工学部情報工学科卒業。現在、同大学大学院修士課程在学中。感性情報処理に関する研究に従事。



野澤 貴

2006 年慶應義塾大学理工学部情報工学科卒業。現在、同大学大学院修士課程在学中。感性情報処理に関する研究に従事。



萩原 将文（正会員）

1982年慶應義塾大学工学部電気工学科卒業．1987年同大学大学院博士課程修了．工学博士．同年同大学助手．以来，ニューラルネットワーク，ファジィシステム，進化計算，感性工学の研究に従事．現在，同大学教授．1991～1992年度スタンフォード大学訪問研究員．1986年丹羽記念賞，1987年電子情報通信学会学術奨励賞，1990年IEEE Consumer Electronics Society 論文賞，1994年安藤博記念学術奨励賞，1996年日本ファジィ学会著述賞，2003年日本感性工学会技術賞，2004年同学会論文賞受賞．電子情報通信学会，日本知能情報ファジィ学会，人工知能学会，電気学会，日本神経回路学会，感性工学会，デザイン学会各会員．IEEE シニアメンバ．

---