

ファジィ・ニューラルネットワークを応用した システム・キッチン設計支援システム

02004194 今村 佳世 松下電工株式会社
01403074 野村 淳二 松下電工株式会社
01303394 田村 坦之 大阪大学大学院

1 はじめに

顧客のニーズの多様化に対応した設計支援の枠組みとしてバーチャル・リアリティ技術を応用した意思決定システムVSDSSがある。このシステムでは、顧客ごとに異なる仕様の製品をバーチャル・プロダクトとして直接体験できる。また、このVSDSSを基盤とした枠組みで、顧客の意思決定中の動的な選好の変化に対応するためのものとして動的意思決定支援システムが提案されている。このシステムでは、顧客の選好をあらゆるモデルをDM-Surrogate Modelとし、状況の変化にともないこのモデルを変化させる。

本稿では、この動的意思決定支援システム[1]の枠組みを用いたシステム・キッチン設計支援システムと、そのシステム内で用いているDM-Surrogate Modelについて報告する。DM-Surrogate Modelに用いている忘却型のファジィ・ニューラルネットワークは、本学会で別途報告する。

2 システム構成

システム・キッチン設計支援システムは、Figure 1に示す枠組みで構築した。このシステムでは、顧客の選好は、明るいや豪華などの形容詞で表現されるもののみを扱うこととした。DM-Surrogate Model構築部では、顧客が行うシステム・キッチンの評価を定式化する。システムでは、そのモデルを評価基準として顧客に提案する代替案(キッチン・プラン)を選択、作成する。もし、提案プランに満足できなかったなら、顧客は、そのプランに対する評価点をシステムに返す。この評価点を参考に、システムは、DM-Surrogate Modelを再構築し、このモデル

に基づく代替案を顧客に提案する。このしくみを利用すると、使いながら徐々に顧客と同等の評価を行うモデルが構築されていく。また、設計中の顧客の選好の変化にも対応してモデルは変化する。顧客は、バーチャル・プロダクトを用いて直接、仕様変更を行うこともできる。

3 DM-Surrogate Modelの構築

このシステムで利用するDM-Surrogate Modelは、忘却型のファジィ・ニューラルネットワークを用いた。顧客の入力したキッチンの評価属性(具体的キッチン・デザイン)を入力とし、対象キッチンの豪華なや都会的ななどのイメージに対する評価点を出力とするモデルである。モデルを構築するとき利用する基本的なデータは、アンケート調査によりえられたものである。実施したアンケートは、キッチン写真51枚、評価用形容詞対33個を用いた7段階SD尺度法によるキッチンのイメージ調査である。また、被験者はキッチン・プランナ24名である。モデル構築のときには、キッチン写真ごとに被験者回答の平均を評価点として利用した。

3.1 「豪華な」のDM-Surrogate Model

本稿では、調査した形容詞の中で、「豪華な」について構築したモデルを紹介する。ネットワークの構成は、5つの定性的属性と1つの定量的属性からなる6入力1出力で、入力変数は、 x_1 = 「キッチン・スペース(Kitchen Space)[2.5 - 15.8 (m^2)]」, x_2 = 「キッチン・タイプ(Kitchen Type)[I, II, L, U, Island, L+I]」, x_3 = 「キッチン・レイアウト(Kitchen Layout)[K, DK, LDK]」, x_4 = 「扉の色(Door Color)[Dark, Medium, Red, Light,

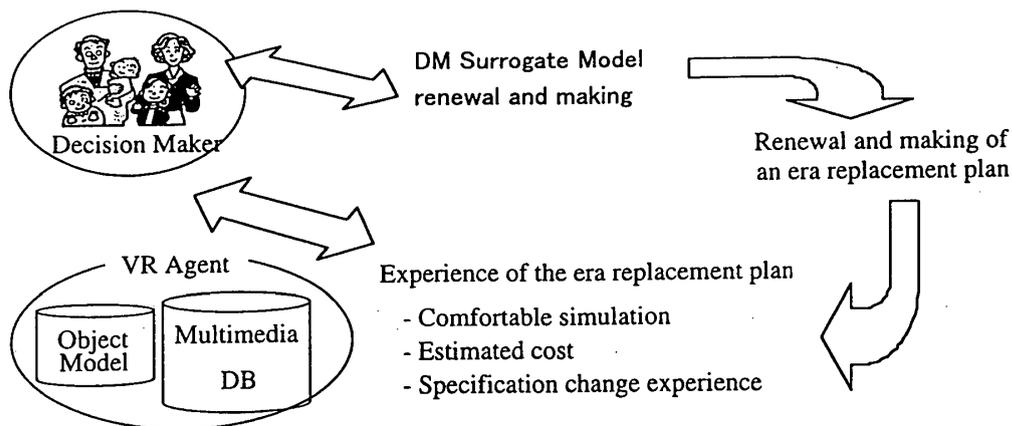


図 1: Software configuration

Monochrome] , $x_5 =$ 「カウンタの色 (Counter Color)[White, Not-White] , $x_6 =$ 「冷蔵庫の有無 (Refrigerator)[Exist, Not-Exist]」に対応させ、出力変数は、 $y_1 =$ 「豪華さの評価」点とした。定性値型メンバーシップ関数の更新関数には、シグモイド関数を用いた。ネットワークの学習は、キッチン写真に対応する x_1, \dots, x_6 の値とアンケート結果による評価点との組を 1 個の学習データとする全 51 個のデータを用いた。また、評価も同じデータを用いて行った。全データを用いた上記の学習を 1 回の試行とし、試行ごとに後件部実数値と定性値型メンバーシップ関数の初期値をランダムに与えた 10 回の試行の平均正解率は、79.0%、平均誤差は 9.8×10^{-2} 、平均ルール数は 17.1 ルールであった。ここでの正解は、得られたルールによる推論値と学習データの評価点との誤差が 0.5 以内とした。

学習は、自己組織化学習では、学習回数 1000 回、学習係数 0.2、近傍の初期値 0.5、忘却学習では、学習回数 3000 回、後件部実数値の学習係数は 0.4 で行った。また、メンバーシップ関数の中心値、幅の学習係数はそれぞれ 1.0×10^{-3} 、 1.0×10^{-4} 、定性的属性のメンバーシップ関数の学習係数は、 5.0×10^{-4} とし、忘却率と削除のしきい値は、後件部実数値では、 1.0×10^{-5} 、 1.0×10^{-3} 、定性的属性のメンバーシップ関数では、 1.0×10^{-5} 、0.99、定量的属性のメンバーシップ関数では、 1.0×10^{-8} 、0.99 とした。また、初期ルール数は 25 から始めた。以下に得られたルールの例を示す。

Rule 1 if $x_1 = G_1(2.06, 4.48)$
 & $x_2 = \{1/I, II, L, U, L+I\}$
 & $x_4 = \{0.08/Medium, 0.64/Light,$
 $0.04/Red, 1/Mono\}$

& $x_5 = \{1/White\}$
then $C_{11} = 15.8$

上記のルールを考察してみるとルール 1 は、キッチン・スペースが $2.06m^2$ を中心とした幅 0-4.48 の範囲を対象としていることから小さめのキッチンに対するものである。また、キッチン・タイプからみても Island 型という大きいタイプが対象外となっている。また、色に関しては、カウンタ色が White、扉の色が Light や Mono など明るめの色に対して強く影響のあるものとなっている。学習の結果、正解率では、ルール数 18 で最高 88% のものを得る事ができた。

4 おわりに

ファジィ・ニューラルネットワークを用いて 1 イメージとデザインとの関係抽出において、ノイズの多いばらつきのあるデータからも満足のいくルールを構築できることはわかった。この結果から、顧客の回答に矛盾が生じていても満足のいくルールが抽出できると予想される。今後は、システム利用時の顧客の選好の変動に対するモデルの対応度について実験していきたい。

本報告は、通商産業省「生活価値創造住宅開発プロジェクト」の「生活者参加型設計支援システムの開発」平成 9 年度研究成果の一部である。

参考文献

- [1] 今村佳世, 野村淳二, 田村坦之: VR エージェントを用いた動的的意思決定支援システム, 経営工学実践論文集, No.4, pp. 23-32, 1997.