

# サービス設計支援のためのニューラルネットを用いた サービス評価予測手法

## An Evaluation Method for Service Design Using Neural Networks

川口 博之      木見田 康治      舘山 武史      下村 芳樹  
Hiroyuki Kawaguchi      Koji Kimita      Takeshi Tateyama      Yoshiki Shimomura

首都大学東京システムデザイン学部  
Dept. of System Design, Tokyo Metropolitan University

In recent years, we have to realize the activation of industries by the tendency to heighten the added value of service and the upgrade of the level of society. We have requested engineered methods to evaluate designed services objectively from the customers' aspects. The authors propose a method to estimate customer satisfaction rating of services from designed values and persona models where the customer is expressed by using Neural Networks. Moreover, the authors propose a frame of software that supports service designs by mounting the proposed method as an evaluation function of service CAD.

### 1. 緒言

近年、社会の成熟により、これまでの物質至上主義の社会経済は、消費者の動向に後押しされ、量より質、モノからサービスへとシフトし始めている。製造業においても、製品を通じて提供されるサービスや知識がより一層重視され始め、製品そのものより製品を通して提供されるサービスや知識を重視する傾向が加速しつつある。このような背景のもと、サービスの基礎的理解と、サービスの高付加価値化による産業の活性化、社会水準の高度化を実現するための方法論を工学的アプローチによって達成することを目的とする学問学際である「サービス工学」が提案されている[下村 05]。サービス工学では、サービスの表現方法の確立、サービス開発者間の情報交換ツールとしてのソフトウェアの開発、サービスの開発・改善に関する事例解析などの研究が行われている。

一般に、質の高いサービスを供給するためには、サービス設計の早期段階からレシーバ像を固定化し、適切なサービスの内容を決定する必要がある。サービス工学では、サービスの受給者であるレシーバを明確な「個」として区別し、記述するためにペルソナ[Cooper 99]と呼ばれる概念を導入し、レシーバの多様な価値観を表現するペルソナモデルを提案している[土井 04]。ペルソナモデルでは、レシーバに関する情報の多くは自然言語で記述されるため、これまでペルソナモデルをコンピュータ上で直接に情報処理し、顧客視点の定量的なサービスの評価に用いることは困難であり、ペルソナモデルをサービスの設計・改善に十分に有効利用できていないのが現状であった。そ

こで本稿では、設計者への情報提示にとどまっていたペルソナモデルを、サービスの評価予測に有効に利用できるように、計算機で計算可能な形式に拡張する。そして、拡張したペルソナモデルと、予測や分類、クラスタリングなどに用いられているニューラルネットワークを組み合わせた、設計したサービスに対する顧客の満足度を予測するシステムの枠組みを提案し、サービス設計支援ソフトであるサービスCAD[下村 05]への実装を行う。

### 2. 提案手法

#### 2.1 ペルソナモデルの表記形式の拡張

ペルソナとは、人口統計学的データ(性別・年齢・学歴などの社会的、経済的な要素)と心理的データ(性格・ライフスタイル・趣味のような心理的な要素)という二つの主要要素によって構成され、設計者の意思決定上の判断材料を得る目的で設定される仮想的なターゲットのことである[土井 04]。ペルソナのデータは設計者が設定するが、全てを設計者が恣意的に決定するのではなく、人口統計や様々なマーケティング手法などによって与えられる定量・定性的なデータから導出されるターゲット集団をグループ化し、そのグループの代表となる人物として作られるため、一定の客観性が担保される。

このペルソナモデルを構成するデータの種類は、さらに量的データと質的データの2種類に大別される。ペルソナモデルにおける量的データとは年齢・年収などのデータであり、質的データは性別・性格などのデータである。後者の質的データは数値として観測することが困難であるが、それらのデータに対応する数値を設計者らが事前に作成したテンプレートなどにより対応付けることで、数量化を行うことが可能となる[郡山 97]。テンプレートによって整数または実数で表される量的データへ変換さ

れた質的データは、数値ごとの独立性を保つためにBit 化変換 (例えば、性別のデータにおいて、男性、女性の量的データがそれぞれ1,2である場合、男性を01, 女性を10と変換する) する。また、元々量的データであるデータは階層化して正規化 (例えば、10~79歳の年齢を10歳間隔で7つの階層[①10~19歳, ②20歳~29歳, ..., ⑦70歳~79歳]に区切ったデータである場合、34歳は階層②に当たり、正規化すると、 $2/7=0.29$ となる) を施す。これにより、自然言語表記であったペルソナモデルが、コンピュータ上で計算可能なペルソナモデルへと拡張される。

項目	回答	数値化	正規化 & Bit化
年齢	25	10	0.1538
性別	男	1	0.5000
職種	大学生	3	00001000
職業	学生	7	0000001000
...			
個性	忍耐強い	5	0.1300
ライフスタイル	早起き	5	00010
趣味	車	6	00001
Life of Value	Excitement	3	0.1345
...			
		3	

図1 ペルソナモデルの記述様式

## 2.2 ニューラルネットワーク

ニューラルネットワークは人間の脳の仕組みを模倣した情報処理モデルであり、データマイニングや意思決定の分野などにおいて広く利用されている。予測や分類、クラスタリングなど定式化が困難な問題に対して適応可能な汎用性の高い分析手法であり[Michael 99], 具体的な適用例としては金融分野における時系列予測, 医療診断, 欠陥品の検知, 効果的な顧客層の特定, 市場バスケット分析, などがある。

## 2.3 ニューラルネットを用いた評価予測システム

一般にサービスは、その受け手であるレシーバの主観により多様な見方が存在するため[下村 05], レシーバのサービスに対する評価を、設計者が予測することは困難である。そこで本研究では、前節で提案した計算可能なペルソナモデルとニューラルネットワークを用いて、ペルソナモデルに記述されたレシーバの人口統計学的データ, サービスの各要素に対する重要度, 設計者が設定するサービス設計値などから、レシーバのサービスに対する満足度を予測するシステムを構築する。サービス設計値とは、例えば、航空機の機内サービスにおける「前後のシートの間隔」などのサービス提供内容に関する具体的な数値であり、重要度, 満足度とはそれぞれそのサービス提供内容に関する重要度, 満足度である。これらのデータは、アンケートにより取得する。重要度, 満足度は量的データであることから正規化を施し、またペルソナモデルのデータは2.1節で説明した手法

を用いて計算可能なデータに変換し、それぞれをニューラル・ネットワークの学習用データとして用いる。アンケートで取得した顧客・設計値・重要度のデータを入力、受給したサービスの満足度を出力として入出力関係を学習させることにより、設計者が任意に設定した様々なペルソナモデルの、サービスに対する評価を予測することが可能となる。本研究で提案するシステムの構成を図2に示す。システムの構成は、学習用のアンケートで取得した顧客・設計値・重要度のデータと、満足度予測用の設計者が設定するペルソナ・設計値・重要度のデータである入力データ、ニューラルネットワークにより入力と出力の定式化を行う機能部、教師用データの満足度とネットワークが出力する満足度予測値の出力データからなる。そして、入力データを機能部のニューラルネットに入力し、教師データの満足度との入出力関係を学習させる。学習終了後、予測を行いたいペルソナモデルのデータを入力し満足度予測値を出力する。

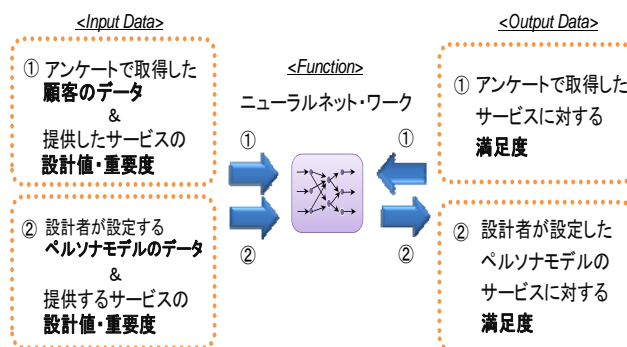


図2 ペルソナモデルを用いたサービス評価予測システム

## 3. 事例検証

### 3.1 問題設定

本研究で提案するシステムの動作を事例「国内線航空機の機内サービス」を用いて検証する。学習用(一部はシステム評価用)のデータとして、同サービスに対する満足度と重要度と期待度、及び顧客情報に関するアンケート調査結果を用いた。アンケートは、1ヶ月以内に国内線航空機をビジネス用途で利用した500人の顧客を対象にweb調査を行い、回答者の人口統計学的データ(年代, 性別, 職業, 職種, 国内外, 所有車台数, 既婚者について共働きの有無, 同居形態, 同居子供数, 年収)と、機内サービスにおける満足度を-3(非常に不満)から3(非常に満足), 重要度も同様に、1(重要でない)から7(重要である)の7段階から被験者に選択させ取得したものである。本検証の目的は、本研究で提案するシステムを用いて、設計者がターゲットとして設定したペルソナのサービスに対する満足度予測値を求めることである。

### 3.2 評価手順

本提案システムは、下記の4過程から成る。

**準備過程:** アンケートにより取得した顧客のデータ、サービス設計値、重要度、満足度のデータを2.1.で説明した手法により、計算可能なデータへと変換する。変換するデータは、図2の入力データと出力データの①にあたる。

**学習過程:** 準備過程において変換したアンケートデータ500人のうち、半分の250人分のデータを機能部のニューラル・ネットワークに学習用データとして入力する。ここで学習データを分ける理由は、残りの250人分のデータを次の学習結果の評価過程で評価用データとして用いるためである。この流れは、図2における①の矢印にあたる。また、ネットワークの出力と教師データ(アンケートで取得した満足度)間の誤差平均が小さくなるように、ニューラル・ネットワークの学習率、モーメント係数、中間層のニューロン数、学習回数パラメータを、数回の試行を通して調整する。学習率とは、ネットワークの重み付けの更新度合いを左右し、モーメント係数は学習速度を向上させるパラメータである。また、中間層のニューロン数は、ネットワークの非線形関数の近似能力に寄与する。学習回数に関しては、数回の予備検証において1000回程度で誤差の値がある値に収束することから、2000回と設定する。また、本研究では多入力多出力の機能部のニューラルネットの作成だけではなく、学習する入出力関係の単純化を見込んで多入力単出力のニューラルネットを複数作成し、出力結果の比較を行った。多入力単出力のニューラルネットは、予測を行う満足度の項目の数だけ構築することになる。

**学習結果の評価過程:** 評価用として分離した残り250人分のアンケートデータを機能部に入力し、その出力値である満足度の値と、アンケート結果の満足度の値との差を出力誤差とし、平均誤差、最大誤差、及び平均誤差の標準偏差を求め、学習の精度を判断する過程である。本実験では、学習率とモーメント係数は0.1~0.5で0.1刻み、中間ニューロン数は3~7で1刻みの範囲とし、まず全ての組み合わせ計125通りに対して評価を行う。そして、その中で最も平均誤差が小さい値の組み合わせを、次の評価予測過程で用いるパラメータの組として採用する。

**評価予測過程:** ターゲット顧客であるペルソナのデータを任意に設定し、学習させたニューラル・ネットワークにデータを入力し、サービスに対する満足度予測値の算出を行う。この過程は、図2の②の矢印の流れにあたる。本事例で予測を行う満足度は、「前後のシートの間隔」、「シートの座り心地」、「他人との間隔」、「スタッフの気配り」、「空間の静かさ」の5項目に対する満足度である。本実験で設定したペルソナの一例を下記に示す。年齢

は50~54歳、会社役員で不動産開発販売を行う男性、年収1000万~1500万とし、満足度予測を行う項目の重要度は、順に「やや重要」、「やや重要」、「かなり重要」、「どちらでもない」、「どちらでもない」と設定した。このペルソナに対する満足度予測結果を次節に示す。

### 3.3 実験結果

3.2節の学習結果の評価過程で述べたように、最も平均誤差が低かった学習率、モーメント係数、中間ニューロン数の設定の組は、それぞれ0.2、0.5、5であり、図3に示すように、設計者が設定したペルソナの情報から、アンケートにより取得したサービスに対する評価傾向より、5種類のサービス評価項目に対する満足度予測値を算出することが出来た。また、多出力と単出力との精度の比較を表1に示す。学習データでの結果は、多出力の平均誤差に対し、単出力の平均誤差はおよそ20分の1になった。また、テストデータでの結果は、多出力の平均誤差に対し、単出力の平均誤差の方が大きくなった。これについての考察は5章で行う。

項目	満足度予測	評価表示
前後のシートの間隔	0.7142	満足
シートの座り心地	0.5714	どちらでもない
他人との間隔	0.8571	大変満足
スタッフの気配り	0.7692	満足
空間の静かさ	0.4285	不満足

図3 設定したペルソナの満足度予測結果

表1 多出力と単出力の平均誤差の比較

満足度項目	学習データ		テストデータ	
	多出力	単出力	多出力	単出力
前後のシートの間隔		0.002490		0.201671
シートの座り心地		0.001736		0.189381
他人との間隔	0.064198	0.002797	0.169911	0.195393
スタッフの気配り		0.010729		0.222824
空間の静かさ		0.001850		0.201387

### 4. サービス CAD(Service Explorer Xi)への実装

本研究では、Service Explorer Xi[吉光 06]と呼ばれるサービス設計支援ソフト上で、本提案手法をサービス評価ツールとして利用可能とするためのインターフェースの実装を行った。具体的には、学習用入出力データの設定、機能部の学習率、モーメント係数、中間ニューロン数、学習回数設定、及び本評価ツールの実行をXi上で行うインターフェースを実装した。

今回実装を行った満足度に関する評価予測システムのツールは、実際にアンケートによって取得した満足度を用いて評価

予測を行う方法であるため、より顧客視点に基づいた満足度の算出が可能となる。この点が、従来のペルソナモデルの自然言語による評価方法と今回実装を行った提案手法との差異であり、サービス設計支援ソフトのツール機能として設計支援の効果を高めることが期待される。

## 5. 考察

上記の手順により、様々なペルソナの満足度予測値を算出することが可能であることが実験によって示された。以降では、学習結果の評価過程で得られた平均誤差、最大誤差、平均誤差の標準偏差から、算出された予測結果の精度について考察を行う。今回の検証は多出力での評価過程で平均誤差は**0.207**、最大誤差は**0.732**であった。これは、7段階としたサービスに対する満足度が実際の結果と平均で1段階、最大で6段階ずれる可能性があることを示している。また、満足度予測値が全項目において、ずれがなかったデータと、ずれが1段階だけであったデータを比較したものが表2である。5項目ともにずれがなかったデータ数は全体の**0.13%**、5項目ともにずれが1つ以内のデータ数は全体の**14.0%**であった。学習用データの平均誤差の値は比較的低いため、本提案システムから得られる予測結果は、学習用に用いたアンケート結果に近い入力に対しては比較的信頼性が高い予測が期待できるといえる。また、最大誤差については、レシーバの価値観の多様性により、全く同じ入力データを持ちながらサービスの評価と逆になる程の大きな誤差のある回答が含まれていたことが考えられる。このような、少数派ともいえる出力の誤差を増大させるデータの扱いについては、今後の課題とする。

次に、多出力と単出力の出力結果を比較し、それらの精度について比較する。学習時に用いた入力データを、学習が終了したニューラルネットに再度入力して出力誤差の平均値を比較した場合、多出力の平均誤差に対し単出力の平均誤差は約20分の1にまで軽減することができた。しかし、予測を行うテストデータの入力に対する出力値においては、多出力の平均誤差に対し単出力の平均誤差が大きくなるという結果となった。これは学習データに近いデータが入力されれば、正確な満足度予測を行えるということであり、学習データ数を増やすことで予測を行うテストデータの出力においても正確な満足度予測を行うことが可能であると考えられる。

また、今回は学習結果の精度を計る指標として、平均誤差、最大誤差、平均誤差の標準偏差を求め、それぞれの指標を用いて学習時の学習精度に対して情報を得ていた。しかし、評価予測を行うシステムとして、出力される値の誤差が非常に小さい

値だったとしても、出力する度にばらつきがあるならば、出力結果の信頼性を欠くことになる。すなわち、出力結果に一貫性があるかを判断する指標を追加することが必要である。

## 6. 結論

本研究では、従来の自然言語表記であるペルソナモデルを計算可能な形式に拡張し、それをを用いて設計したサービスに対する満足度を予測するシステムを提案し、サービスCADに実装した。そして、国内線航空機サービスのアンケートを用いて検証を行った結果、設計者が設定するペルソナの航空機サービスに対する満足度の予測値を得ることが出来、サービスの設計・改善に有効利用するための可能性を示した。

表2 満足度5項目のずれの比較

	ずれ無し	ずれ1つ以内
個人スペースの広さ	47 / 250 (18.7%)	185 / 250 (74.2%)
シートのすわり心地	39 / 250 (15.6%)	169 / 250 (67.6%)
他人との間隔	70 / 250 (28.0%)	167 / 250 (66.7%)
スタッフの気配り	90 / 250 (36.0%)	171 / 250 (68.4%)
空間の静けさ	113 / 250 (45.3%)	153 / 250 (61.3%)

## 参考文献

- [下村 05] 下村芳樹, 原辰徳, 渡辺健太郎, 坂尾知彦, 新井民生, 富山哲男: サービス工学の提案- 第1報, サービス工学のためのサービスモデル化技法-, 日本機械学会論文集C編, Vol.71, No.702, pp.315-322 (2005).
- [Cooper 99] Cooper, A: The Inmates Are Running the Asylum, Sams, 1999
- [土井 04] 土井博貴, 原辰徳, 渡辺健太郎, 下村芳樹: サービス工学に基づくサービスCAD システムの構築(第11報) -ペルソナベースドシナリオモデルの提案-, 2004年度精密工学会秋季大会講演論文集, pp. 1-2, 2004
- [郡山 97] 郡山彬, 和泉沢正隆: 統計・確立のしくみ, 日本実業出版社, 1997
- [Michael 99] マイケル J.A.ベリー, ゴードン S.リノフ(著) / 江原, 佐藤, 朝稲, 河野, 寺田, 斉藤, 谷岡, 藤本(共訳): データマイニング手法, 1999
- [吉光 06] 吉光陽平, 原辰徳, 新井民夫, 下村芳樹: サービス設計支援システム ServiceExplorer E(Xi) の開発, Design Symposium2006講演論文集, pp. 193-198, 早稲田大学, 東京, 2006