

K-010

# 個人嗜好を学習する歩行者情報提供エージェントシステム

Agent System Assisting Pedestrians Based on the Personal Preference

奥 健太† 内田 敬‡  
Kenta Oku Takashi Uchida

## 1. はじめに

従来、案内標識や固定情報端末等の設置により歩行者向けの情報提供が行われている。近年は「いつでも」、「どこでも」情報提供が可能になるシステムとして歩行者ナビゲーションシステムの研究が進められている。例えば個人の持つ携帯情報端末(PDA)に施設や経路等の情報提供を行うものが研究されている。<sup>1)</sup>

本研究ではそのようなシステムをさらに拡張し、より便利な情報提供を行えるサポートシステムを考案する。ユーザの嗜好に応じて施設検索を支援したり、興味のある施設情報を自動的に提供、つまりプッシュ提供するようなシステムを考案する。このようなシステムをニューラルネットワークに基づくエージェントシステムとして実現する。

## 2. エージェントシステム

### (1) システムの利用例

エージェントシステムはユーザの行う情報処理を代行するものである。歩行者ナビゲーションシステムにおいてエージェントシステムが実用化されれば、図-1のようなことが可能となる。

図-1 はあるユーザがエージェントシステムを利用してあるイメージである。このユーザはよく喫茶店に行き、特に雰囲気の良い店を好む。出張先で喫茶店に行きたがっていることをエージェントが推測し、最寄りの地域内の喫茶店を探す。このエージェントは過去のユーザの行動から雰囲気の良い店を好むことを知っており、それに合う施設の情報をプッシュ提供している。

図-1のようなプッシュ提供が可能になるには、エージェントがユーザの要求、嗜好を十分に学習する必要がある。エージェントは施設情報提供タスクにおけるユーザの対話的操作を通じて学習を行う。図-2はその対話的操作を例示したものである。

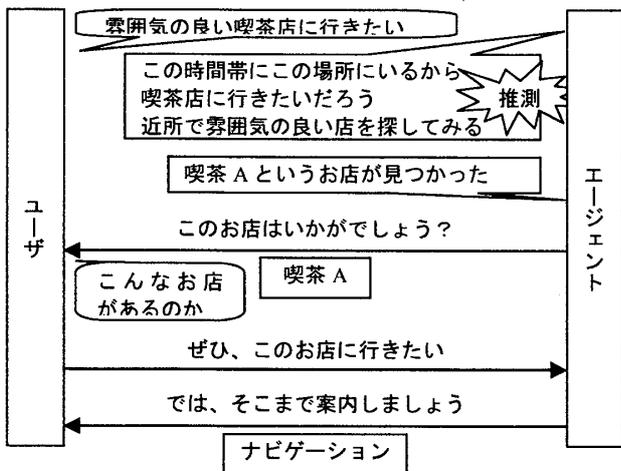


図-1 エージェントによる施設情報のプッシュ提供

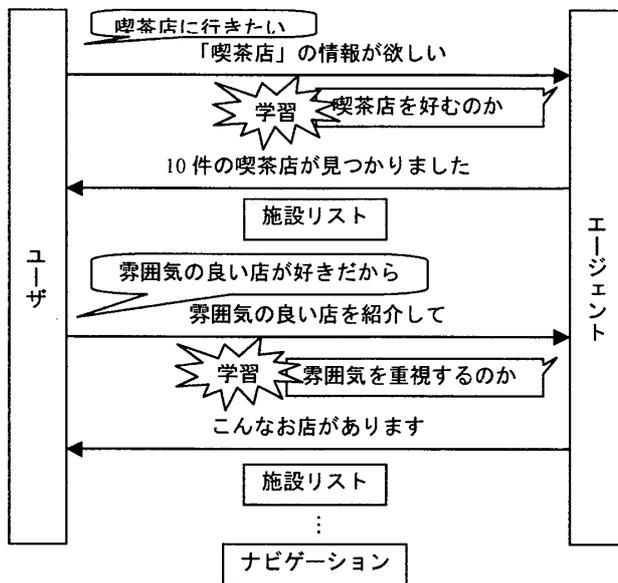


図-2 ユーザとの対話によるエージェントの学習

### (2) 概念設計

図-3 は歩行者ナビゲーションシステムにおけるエージェントシステムの概念図である。ユーザは歩行者ナビゲーションシステムを利用するために PDA を用いる。エージェントは PDA 内に存在し、そのユーザインタフェースを介してユーザと対話する。エージェントはユーザの要求を推測し、外部に存在する施設および経路 DB から情報を検索する。エージェントはこのユーザとの対話から、現在情報として与えられた状況におけるユーザの要求、嗜好を学習する。この学習が進行することによってユーザの要求、嗜好を推測することが可能となる。なお本研究では、図-3 に示したエージェントのサブシステムのうち、要求・嗜好学習および推測、施設情報提供のサブシステムを設計した。

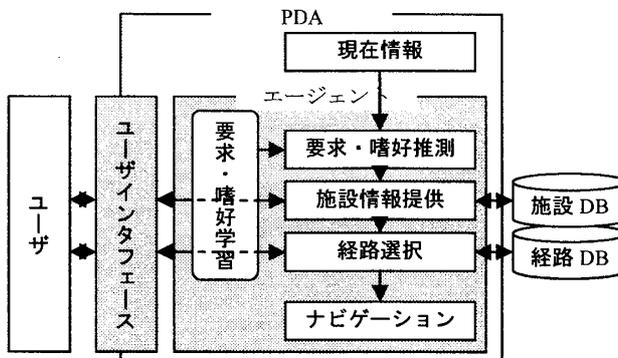


図-3 エージェントシステムの概念図

### (3) 施設 DB 設計

表-1 は施設 DB の項目設計例である。表-1 にはまたエージェントがユーザの要求、嗜好を学習する際にキーとなる

†奈良先端科学技術大学院大学 学生員  
‡大阪市立大学大学院工学研究科 正会員

項目、施設情報を検索する際にキーとなる項目、ユーザにとって有益な情報の項目を示す。なお本研究では施設の種類に関して、その大分類を施設カテゴリ、各カテゴリに属する小分類を施設種別と区別して用いる。その設計例を表-2に示す。また表-3に示すような施設属性項目を用いる。ここでは簡単のため各項目の属性値として5段階の得点を設定することによって、施設の個性を設定する。

表-1 施設 DB の項目設計例と用途分類

項目	エージェント		ユーザ
	学習	検索	
施設 ID		○	
施設名			○
施設カテゴリ <sup>*1</sup>	○		○
施設種別 <sup>*1</sup>	○		○
所在地		○	○
連絡先			○
営業時間		○	○
情報・広告			○
施設属性 <sup>*2</sup>	○		○

\*1:表-2,\*2表-3

表-2 施設カテゴリおよび施設種別の設計例

施設カテゴリ	施設種別		
日用品店	コンビニ	スーパー	雑貨
靴・シューズ	書店	PC	音楽
飲食店	ファミリーレストラン	喫茶	ファストフード

表-3 施設属性の設計例

施設属性		
規模	雰囲気	価格

(4) 学習メカニズム<sup>2)</sup>

本研究では、エージェントの学習メカニズムとして階層構造ニューラルネットワーク(NN)を用いる。NNは学習を繰り返すことによって、正しい答えが出せるようになり、また曖昧な入力に対しても正しく判断できるという特徴を持つ。NNは表-4のような3つのパラメータを持つ。本研究では、表-5のように3つのNNを用いることによって、それぞれユーザの要求する施設カテゴリ、種別、施設属性に対する嗜好(重み)を学習、推測する。

例としてNN1の構造を図-4に示す。現在情報として、入力層に曜日、時間帯、休日、エリア、同伴者が入力されると、出力層の施設カテゴリに0~1の値が出力される。その値がNNによる判断であり、これが0.5以上である施設カテゴリがユーザの要求する施設カテゴリとして推測される。NN2に関しても同様である。NN3に関しては出力値がそのままユーザの施設属性に対する重みとして判断される。学習の際の教師信号はユーザからの対話入力によって与えられる。

表-4 NNパラメータ

パラメータ	説明
学習定数 $\eta$	学習速度に影響
安定化定数 $\alpha$	学習誤差振動に影響
中間層のユニット数 $m$	少:学習不十分 多:過学習→汎化能力が低下

表-5 本研究で用いる NN

	入力層		出力層	
	入力値	数	出力値	数
NN1	現在情報	25	要求施設カテゴリ	15
NN2			要求施設種別	14
NN3			施設属性に対する重み	16

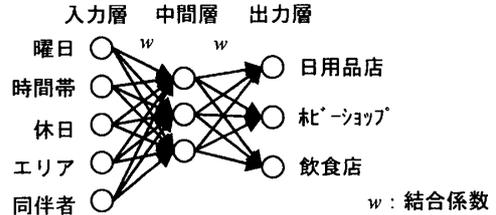


図-4 NN1の構造(例)

(5) 学習フェーズ

表-6のように、エージェントの学習進行度合に応じて3つの学習フェーズに分ける。フェーズ1ではユーザとの対話の中で要求を尋ねながら、ある状況におけるユーザの要求、嗜好を学習する。フェーズ2ではその学習成果を活用し、与えられた状況におけるユーザの要求、嗜好を推測し、ユーザの行う施設検索操作を支援する。フェーズ3では推測したユーザの要求、嗜好に基づいて施設情報をプッシュ提供する。なお(1)システムの利用例で示した図-1はフェーズ3、図-2はフェーズ1にあたる。

各フェーズの移行の判定には表-7のようなフェーズ移行判定指標を用いる。この判定指標が各フェーズの目標基準値を超えることによって、そのフェーズにおいて目標が達成されたと考え、次のフェーズへ移行する。

表-6 エージェントの学習フェーズ

フェーズ	エージェント
1	学習のみ行う
2	学習を行いつつ、ユーザの施設情報検索を支援する
3	施設情報をプッシュ提供する

表-7 フェーズ移行判定指標

判定指標	説明
一致率	ユーザの要求とエージェントの判断との一致した割合
満足度	エージェントの情報提供に対する満足度

3. システム挙動分析のための仮想実験

(1) 概要

エージェントシステムの挙動を分析するために実験を行う。しかし、これを現実の空間で行う場合、物理的、時間的、経済的な制約が加わる。そこで、エージェントシミュレーションソフトウェアを構築し仮想実験を行った。1)NNパラメータの感度分析、2)フェーズ移行目標値がもたらす学習成果の違いの分析、3)ユーザ類型別の学習成果の違いおよび傾向の分析、4)学習後のNNの結合係数とユーザの行動選択との関係の分析、の4つの分析を行った。ここでは、1)、2)の分析結果に重点をおいて示す。

(2) 実験方法

ソフトウェア上に仮想空間を構築する。仮想ユーザを設

定し、その空間上を自動行動させる。本実験では表-8のような仮想空間を設定した。また、その仮想空間上におけるシチュエーションおよび施設 DB のケース数は表-9のようにした。仮想ユーザは表-10のようなパラメータを持ち、これにより個性を設定する。なお、全仮想ユーザの固定パラメータとして表-11のように設定した。これはユーザの歩行者ナビゲーションシステムの使用頻度の違いによる学習成果のばらつきを避けるためである。

仮想実験のフローを図-5に示す。実験期間は仮想6ヶ月とし、毎日1時間ごとに処理を進める。毎日の初めにフェーズ移行判定指標を出力する。所与の割合に基づいて設定されるシチュエーションにおいて、仮想ユーザが施設情報を要求した場合に、仮想ユーザのパラメータに基づいて目的施設を設定する。その際、エージェントが情報提供した施設に対する仮想ユーザの満足評価を行う。

表-8 仮想空間の条件設定

設定項目	条件
空間	一様な都市
次元	2次元空間
大きさ	40×40 (1マス=1施設の大きさ)
総施設数	90件
施設配置方法	ランダム

表-9 シチュエーション、施設 DB のケース数

対象	設定項目	ケース数	具体設定例
シチュエーション	同伴者	3	単独、家族、仲間
	エリア	2	一般、ショッピング
施設 DB	カテゴリ	3カテゴリ (1カテゴリ30件)	表-2
	種別	1カテゴリ3種別 (1種別件数ランダム)	表-2
	属性項目	3	表-3

表-10 仮想ユーザのパラメータ

パラメータ	説明
シチュエーション割合	同伴者およびエリアの割合
要求施設カテゴリの割合	要求する施設カテゴリの割合 シチュエーションごとに設定する
要求施設種別の割合	要求する施設種別の割合 シチュエーション、施設カテゴリごとに設定
施設属性に対する重み	施設属性に対する重み シチュエーション、施設カテゴリごとに設定

表-11 仮想ユーザの固定パラメータとその設定例

パラメータ	条件数	条件設定例
休日指定	1	週休2日(曜日指定なし)
情報要求確率	1	平日: 16:00~21:00 (毎時 10%) 休日: 9:00~21:00 (毎時 20%)

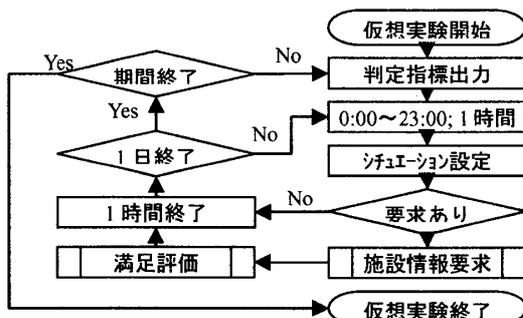


図-5 仮想実験のフロー

### (3) 実験の段階分け

仮想実験は表-12に示すように5段階に分けて実行する。各段階において表-13のような4つの種類の仮想ユーザを用いて実験を行う。第1~4段階においては表-12のように固定パラメータと設定パラメータを設定し、1)NNパラメータの感度分析を行い、NNパラメータが学習成果に与える影響を分析する。その分析結果からパラメータを変更しても影響を与えない範囲を把握する。その範囲内で第5段階の実験におけるNNパラメータを設定し、2)~4)の分析を行う。なお第1~4段階においては、フェーズの移行は考えずにフェーズ1による情報提供のみで実験を行う。

表-12 実験段階

実験段階	1	2	3	4	5
シチュエーション	—	○	○	—	○
要求施設カテゴリ	—	—	—	○	○
要求施設種別	—	—	—	○	○
施設属性に対する重み	○	—	○	—	○

○: 設定、—: 固定

表-13 仮想ユーザの設定

仮想ユーザ	ユーザ類型
1	偏りがある
2	偏りが小さい (特定の2つの項目を同程度に見る)
3	偏りがない
4	やや偏りがある

### (4) NNパラメータの感度分析

#### (a) 分析方法

NNパラメータの感度分析において、まず基準パラメータで仮想実験を行い、一致率の時間推移グラフを出力する。それを基準グラフとし、NNパラメータ変更後の一致率の時間推移グラフと比較し、学習速度および収束値に与える影響を分析する。その分析結果からパラメータを変更しても影響を与えない範囲を把握する。

基準パラメータは表-14に示したNNパラメータの検討範囲のうち下線の値を用いた。この基準パラメータから分析を行いたいパラメータのみを変更し、その結果のグラフと基準グラフとを比較する。

表-14 NNパラメータの検討範囲と検討値

NNパラメータ	検討範囲	検討値
$\eta$	0.0~1.0	0.1, 0.3, <u>0.5</u> , 0.7, 0.9
$\alpha$	0.0~1.0	0.1, 0.3, <u>0.5</u> , 0.7, 0.9
$m$	2~30	2, 5, 10, 15, <u>20</u> , 25, 30

#### (b) 分析結果

図-6は感度分析において行った実験結果のうち、例として実験段階1の仮想ユーザ1において学習定数 $\eta$ を調整した際の一致率の時間推移を示したものである。この結果から $\eta=0.1$ における一致率の収束値が基準値 $\eta=0.5$ におけるそれよりも小さくなったということが分かり、収束値へ影響したといえる。それに対して、 $\eta=0.3, 0.7, 0.9$ においては一致率の収束値には影響は与えなかった。このような評価を各実験段階、各仮想ユーザ、各パラメータについて同様に行った。この感度分析の結果、学習速度および収束値へ影響を与えなかったNNパラメータの範囲は表-15のようになった。この範囲の最小値を第5段階の実験における

NN パラメータとして設定した。その設定値を表-16 に示す。

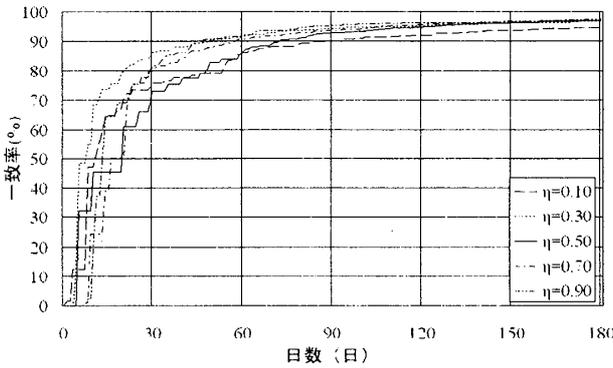


図-6 感度分析結果 (実験段階1、仮想ユーザ1、 $\eta$ )

表-15 影響を与えない NN パラメータの範囲

	$\eta$	$\alpha$	$m$
NN1	0.3~0.7	0.3~0.7	10~30
NN2	0.5	0.3~0.9	10~20
NN3	0.3~0.7	0.3~0.9	10~30

表-16 第5段階の実験における NN パラメータ設定値

	$\eta$	$\alpha$	$m$
NN1	0.30	0.30	10
NN2	0.50	0.30	10
NN3	0.30	0.30	10

(5) フェーズ移行目標値による学習成果の違い分析

(a) 分析方法

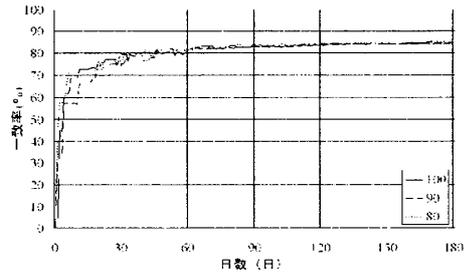
第5段階の実験において、一致率に関するフェーズ2への移行目標値を50~100%の間で設定し、その目標値による学習成果の違いを分析する。その結果から、エージェントが十分に学習した状態で、かつ可能な限り早くフェーズが移行できるような目標値を把握する。なお、ここではフェーズ3への移行は考えない。

(b) 分析結果

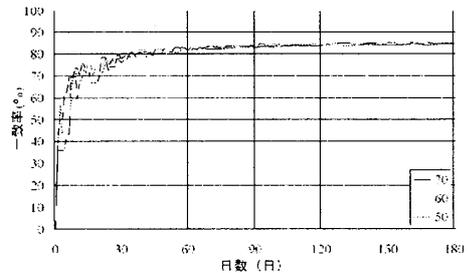
フェーズ移行目標値に対する一致率推移グラフを図-7に示す。また、フェーズ移行目標値に対する学習精度と移行時期を表-17に示す。目標値50~70%においては、ちょうどフェーズ2へ移行する時点において、一致率が振動した。これに対し、目標値80%においては、フェーズ2へ移行する時点においても、それほど一致率の振動は見られなかった。また、目標値90~100%においては、実質フェーズ移行はなかった。これより、目標値を80%に設定すれば、エージェントが十分に学習した上でフェーズ移行ができるといえる。しかし、移行時期を考えると遅いといえる。一方、目標値が50~60%であれば、移行時期は早いものの、エージェントの学習が不十分のままフェーズ2へ移行していることが分かる。目標値が70%であれば、比較的フェーズ移行時期が早く、やや一致率が振動しているものの、それほど大きな振動はなかった。

表-17 フェーズ移行目標値に対する学習精度と移行時期

フェーズ移行目標値	学習精度	移行時期
80%~	○	×
70%	○	○
50~60%	×	○



(a) 80~100%



(b) 50~70%

図-7 フェーズ移行目標値に対する一致率推移グラフ

(6) ユーザ類型別の学習成果の分析

ユーザ類型別の学習成果を分析するために、前述の3)、4)の分析を行った。3)では一致率および満足度の時間推移からユーザ類型別の学習成果の違いおよび傾向を分析する。4)では学習後の NN の結合係数とユーザの行動選択との関係から学習の正確性を分析する。図-8は3)の実験結果である。3)および4)の分析結果より、嗜好に偏りのあるユーザの方が学習成果が上がりやすく、かつ早い時期から満足できる情報提供が可能である、ということが分かった。

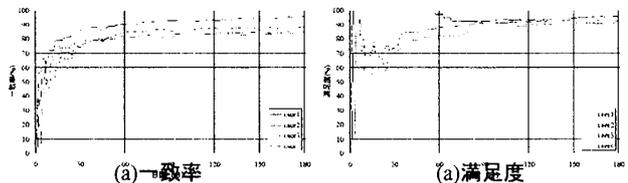


図-8 ユーザ類型別の一致率および満足度の時間推移

4. まとめ

構築したエージェントシステムについて以下のことが分かった。嗜好に偏りのあるユーザは学習成果が上がりやすく、かつ早い時期から満足できる情報提供が可能である。フェーズ移行目標値を一致率70%とすれば、移行時期と学習精度のバランスが良い。

本研究では、エージェントシミュレーションソフトウェアを構築して仮想実験を可能とした。今後、UI (ユーザインタフェース) などの拡張、改良を加えることによって、より現実空間に近い実験を行うことができる。

「雰囲気」のような質的的属性値に関しては、ユーザの嗜好のみならず、属性値を与える外部DBに対するユーザ信頼度も合わせて学習するよう拡張する必要がある。

参考文献

- 1) 内田敏：中心市街地での歩行者ナビゲーションシステム—御堂筋の事例, ITS シンポジウム.
- 2) SIMON HAYKIN: NEURAL NETWORKS, PRENTICE HALL, 1999.