

# 歩行者向け回遊情報提供のためのエージェントシステム\*

## Agent System Assisting Pedestrians in Urbanized Area for Activity Planning

内田 敬\*\*・奥 健太\*\*\*

Takashi UCHIDA\*\*, Kenta OKU\*\*\*

### 1. はじめに

従来、安心で快適なまち歩きを支援するために、案内標識や固定情報端末の設置により歩行者向けの情報提供が行われている。近年はユビキタスコンピューティングの時代に向けて、「いつでも」、「どこでも」情報提供を行う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<sup>1)</sup>が研究されている。更に、ユーザに代わって(代理人=エージェントとして)情報検索・取得を行うソフトウェア技術の応用研究も進められつつある<sup>2)</sup>。

本研究ではそのようなシステム開発の基礎として、ユーザの嗜好を学習し施設検索支援や自動的な(フッシュ)情報提供を行う、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を開発・検討する。

### 2. エージェントシステム

#### (1) システム構成

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。エージェントは状況に応じてユーザの要求を判断し、それを満たすための処理を自律的に考え行動する。本研究では、このようなエージェントシステムの歩行者ナビゲーションシステムへの応用を将来目標としている。

図-1はそのエージェントシステム構成の概念図である。ユーザはエージェントシステムを利用するために、例えば PDA (携帯型情報端末)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て尋ねながら、外部に存在する(汎用的な)施設・経路 DB (データベース)(後述)から情報を検索する。エージェントは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。この学習が進行すれば、初めての場所・状況であってもユーザの要求を推測し、嗜好にあった施設候補などの提示が可能となる。

例えば、よく喫茶店に行き、特に雰囲気の良い店を好むユーザが出張した場合、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は推測し、最寄りの喫茶店を外部 DB にアクセスして探す。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フッシュ提供する(図-2)。このようなフッシュ提供が可能となるには、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。エージェントは図-3のような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。

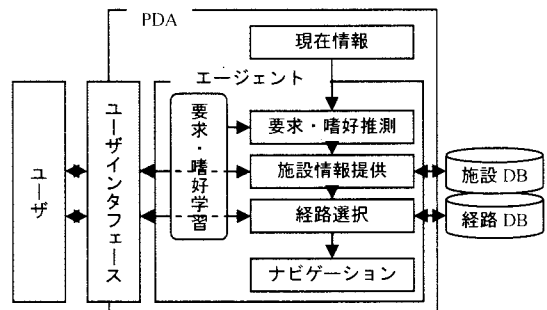


図-1 エージェントシステムの構成

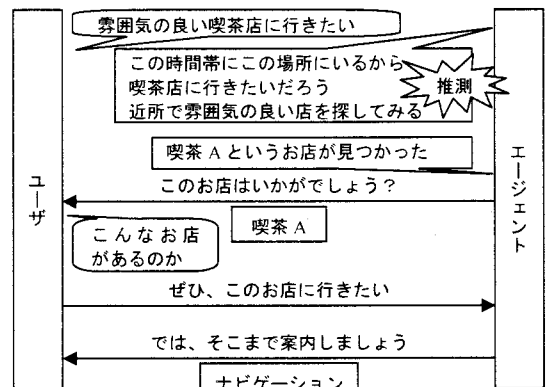


図-2 エージェントによる施設情報のフッシュ提供

\* キーワーズ:ITS, 歩行者・自転車交通計画, 交通情報, 情報処理

\*\* 正会員 博(工) 大阪市立大学大学院工学研究科 (大阪市住吉区杉本 3-3-138 TEL06-6605-3099 uchida@civil.eng.osaka-cu.ac.jp)

\*\*\* 工学士 奈良先端科学技術大学院大学情報科学研究科

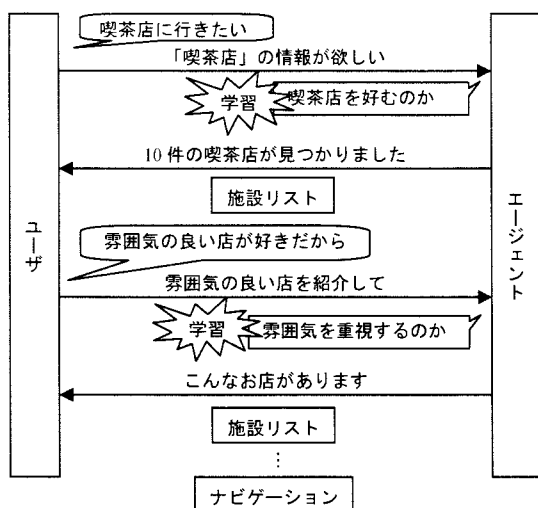


図-3 ユーザとの対話によるエージェントの学習

本研究では、図-1 に示したエージェントシステムのうち、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開発する。

## (2) 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している。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。なお本研究では、施設カテゴリを 15 種、施設種別を各カテゴリにつき最大 14 種、施設属性を 16 種、それぞれ設定した。表-2 および表-3 はその一例である。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、施設の個性を表現する。

なお、施設 DB は歓楽街などのように、DB を用意する価値のあるエリアを対象として、外部的に置かれるもの（例えば「電子ガイドブック」とする。また、本システムは歩行者向けの回遊情報提供を対象としているため、そのエリアは人が歩いて行くことのできる範囲を想定している。

## (3) 学習メカニズム

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) <sup>3)</sup> 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。一般に NN は表-4 のような

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（一例）

| 施設カテゴリ<br>(全 15 種) | 施設種別<br>(各カテゴリにつき全 14 種) |      |         |
|--------------------|--------------------------|------|---------|
|                    | コンビニ                     | スーパー | 雑貨      |
| 日用品店               | コンビニ                     | スーパー | 雑貨      |
| 純「ショップ」            | 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（一例）

| 施設属性 (全 16 種) |     |    |
|---------------|-----|----|
| 規模            | 雰囲気 | 価格 |

3 つのパラメータを持つ。

本研究では、表-5 に示すように互いに出力の異なる 3 つの NN を並置することによって、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、NN1 においては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 NN1 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との対話入力によって与えられる。

ここで、表-5 中の  $n$  は、各 NN の入力層、出力層、それぞれにおけるニューロン数である。入力層のニューロンとして構成される現在情報の設計例を表-6 に示す。ここでは、5 種類の現在情報を設定し、それぞれの状態を表すためのニューロンが複数存在する。例えば、「曜日」という現在情報には、「日曜日」から「土曜日」までの 7 つのニューロンが存在し、今、日曜日であった場合、入力値として「日曜日」のニューロンに 1 が、それ以外のニューロンには 0 が入力される。表-6 に示すように、入力層のニューロン数は 5 種類の現在情報をすべて合わせて 25 である。一方、(2) で設計した施設カテゴリ、施設種別、

施設属性、それぞれにおける1項目が、それぞれのNNにおける出力層のニューロン1つに対応する。したがって、出力層のニューロン数は、施設カテゴリ、施設種別、施設属性、それぞれの種類数に対応する。

#### (4) 学習フェーズ

表-7のように、エージェントの学習進行度合に応じて3つの学習フェーズを設定する。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、その状況におけるユーザの要求、嗜好を学習する。具体的には、エージェントは全施設のリストを単純に提示し、ユーザは自身の重視する属性項目を指定してソートする。このソート操作から、エージェントはユーザの嗜好すなわち属性項目に関する重みを学習する。

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。具体的には、エージェントは施設カテゴリを推測して絞り込んだ候補リストをユーザに提示する。フェーズ1と2の違いは、フェーズ2の方がリストに掲載される候補施設が絞り込まれている点にある。このことは、フェーズ2はユーザにとっては施設選択の手間が小さくなるが、エージェントの学習にとっては、限定された候補に関する嗜好情報しか得られないために仮に不適切な絞り込みを行ってしまうと誤った学習に落ち込む危険があることを意味する。

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)システム構成で例示した図-2、図-3はそれぞれフェーズ3、1にあたる。

各フェーズの移行の判定には表-8に示すフェーズ移行判定指標を用いる。ここで一致率とは、ユーザの要求とエージェントの判断とが一致した割合であり、表-8の式のように、NNの学習誤差を一致率として換算したものである。この式はニューロン1つあたりの最大誤差基準値を0.5としたときのそれに対する誤差の割合を求め、それを1から引くことによって一致率に換算している。この基準値0.5という設定は、エージェントが全く無作為に判断したとしても5割の確率で一致するであろうという根拠に基づく。一方、ユーザはエージェントの情報提供に対して、満足/不満の二者択一で評価する。満足度とは、エージェントの情報提供に対して、ユーザが満足した回数であり、表-8の式で表される。それぞれ、一致率は学習精度、満足度はユーザ適応性に対する評価指標となる。

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<br>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  | 出力値        |
|     | n    | n          |
| NN1 | 現在情報 | 要求施設カテゴリ   |
| NN2 |      | 要求施設種別     |
| NN3 |      | 施設属性に対する重み |
|     |      | 15         |
|     |      | 14         |
|     |      | 16         |

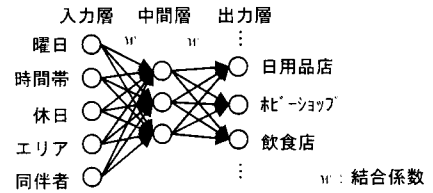


図-4 NN1の構造（概略）

表-6 現在情報の設計例（一例）

| 現在情報 | n | ニューロン設計例（一例） |             |             |  |
|------|---|--------------|-------------|-------------|--|
| 曜日   | 7 | 日            | 月           | 火           |  |
| 時間帯  | 8 | 00:00-06:00  | 06:00-09:00 | 09:00-11:00 |  |
| 休日   | 1 | 休日           |             |             |  |
| エリア  | 4 | 一般           | ショッピング      | ビジネス街       |  |
| 同伴者  | 5 | 単独           | 家族          | 仲間          |  |

表-7 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-8 フェーズ移行判定指標

| 判定指標 | 説明                       | 計算式                                                                     |
|------|--------------------------|-------------------------------------------------------------------------|
| 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 | $\left(1 - \frac{\sqrt{e}}{0.5}\right) \times 100(\%)$<br>$e$ : NNの学習誤差 |
| 満足度  | エージェントの情報提供に対する満足度       | $\frac{\text{ユーザの満足回数}}{\text{情報提供回数}} \times 100(\%)$                  |

### 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、経済的な制約が大きい。そこで、実験対象の都市空間およびその空間上において回遊行動を取るユーザをそれぞれ仮想的に構築した、エ

エージェントシミュレーションソフトウェアを用いて仮想実験を行った。本実験による分析内容は、1)NNパラメータの感度、2)フェーズ移行目標値がもたらす学習成果の違い、3)ユーザ類型別の学習成果の違いおよび傾向、4)学習後の NN の結合係数とユーザの行動嗜好との関係、の4つである。以下に全体的な実験方法を示した後、各分析方法およびその結果について述べる。

## (2) エージェントシミュレーションソフトウェア

本研究で構築したエージェントシミュレーションソフトウェアの概念図を図-5に示す。本ソフトウェアにおいて歩行者ナビゲーションシステムに用いるPDAとユーザの利用環境をシミュレートする。そのうちの 1)エージェントシステムおよび 2)GUI (Graphical User Interface)をシミュレートする。1)エージェントシミュレーションでは本研究の対象である要求・嗜好判断システム、施設情報提供システム、要求・嗜好学習システムの3つのサブシステムをシミュレートする。2)GUI シミュレーションでは施設情報要求画面、施設リスト画面、施設詳細情報画面をシミュレートする。本研究ではエージェントシミュレーションの設計に重点をおき、GUI シミュレーションは仮設計とした。

図-5に示すようにメイン画面に仮想空間が表示され、そこに仮想的に設計した施設DBから施設が配置される。その仮想空間上でユーザの移動をシミュレートする。ユーザはPDAのGUIシミュレーションにより歩行者ナビゲーションシステムを仮想的に利用する。そのGUIを通してユーザとエージェントとの対話的操作をシミュレートする。

## (3) 実験方法

前項(2)で示したシミュレーションソフトウェアは人との対話形式の仮想実験への適用も可能ではあるが、ここでは人の代わりとなる仮想ユーザを設定し、仮想空間上を自動行動させる。本実験では表-9のような仮想空間を設定した。シチュエーションおよび施設DBのアイテム数は表-10のようにした。仮想ユーザは表-11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、全ユーザ共通の固定パラメータを表-12のように設定した。これはユーザのエージェント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。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。エージェントの学習機会は、最大で1日あたり24回となる。ただし表-12に示す「情報要求確率」に従って要求されたときのみ学習が実行される。

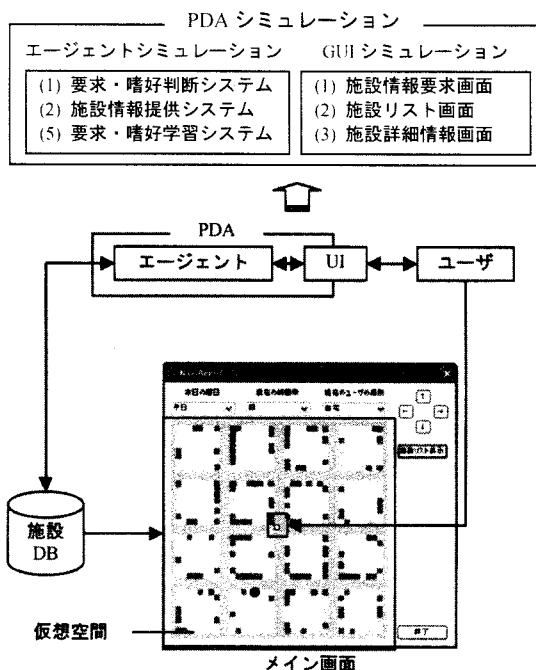


図-5 エージェントシミュレーションソフトウェア概念図

表-9 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-10 シチュエーション、施設DBのアイテム数

| 対象       | 設定項目 | アイテム数            | 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(1カテゴリ30件)      | 表-2       |
|          | 種別   | 1カテゴリ当り3(件数ランダム) | 表-2       |
|          | 属性項目 | 3                | 表-3       |

表-11 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<br>シチュエーションごとに設定      |
| 要求施設種別の割合   | 要求する施設種別の割合<br>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<br>シチュエーション、施設カテゴリごとに設定  |

表-12 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 | 条件設定値                                             |
|--------|-----|---------------------------------------------------|
| 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%)<br>休日: 9:00~21:00 (毎時20%) |

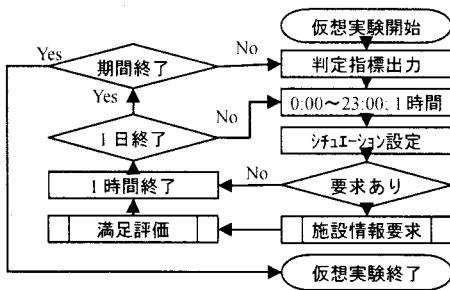


図-6 仮想実験のフロー

表-13 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-14 仮想ユーザ類型

| 仮想ユーザ | ユーザ類型               |
|-------|---------------------|
| 1     | 偏りがある（1項目のみ考慮）      |
| 2     | 偏りが小さい（2項目を同程度に考慮）  |
| 3     | 偏りが無い（3項目を同程度に考慮）   |
| 4     | やや偏りがある（3項目を不均等に考慮） |

表-15 仮想ユーザの設定例

| ユーザ | 同伴者 | エリア    | 割合(%) | 重視する属性    |
|-----|-----|--------|-------|-----------|
| 1   | 単独  | 一般     | 100   | 価格        |
| 3   | 単独  | 一般     | 50    | 価格、雰囲気、規模 |
|     | 単独  | ショッピング | 50    | 価格、雰囲気、規模 |

表-16 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, 0.5, 0.7, 0.9 |
| $\alpha$ | 0.0~1.0 | 0.1, 0.3, 0.5, 0.7, 0.9 |
| $m$      | 2~30    | 2.5, 10, 15, 20, 25, 30 |

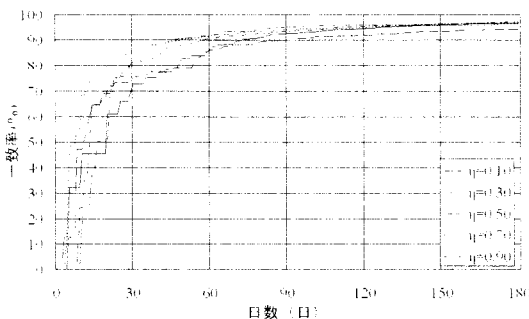


図-7 感度分析結果（実験段階1、仮想ユーザ1、 $\eta$ ）

表-17 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 |

仮想実験のフローを図-6に示す。各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、エージェントは情報提示し、ユーザは情報閲覧動作（ソーティング）を行う。これがエージェントの学習機会である。次に、エージェントが提示した施設に対して仮想ユーザは満足評価も行う。仮想ユーザパラメータ（施設属性に対する重み）を考慮して施設属性値を評価し、満足か不満かのいずれかが決定される。なお、この満足評価値は、エージェントの学習には用いられない。単に評価に用いられるのみである。

仮想実験は表-13に示す5段階に分け、表-14のように4種類の個性を持つ仮想ユーザを用いて行う。表-15は、その4種類のうち仮想ユーザ1および3の設定例である。第1〜4段階においては表-13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う。その結果から得られる、パラメータ感度の小さい範囲内で第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。

#### (4) NN パラメータの感度

##### (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みる。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-16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。

##### (b) 分析結果

図-7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、仮想ユーザ1において学習定数 $\eta$ を変化させ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みられ、収束値へ影響したといえる。それに対して、 $\eta=0.3, 0.7, 0.9$ においては基準値の場合と同じ値に収束している。

同様の評価を各実験段階、各仮想ユーザ、各パラメータについて行った結果、学習速度および収束値へ影響を与えない NN パラメータ値の範囲は表-17

に示す通りとなった。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-18 に示す。

(5) フェーズ移行目標値による学習成果の違い

(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、その目標値がもたらす学習成果の違いをみる。

フェーズ2ではエージェントが提示する施設リストが絞り込まれるからユーザの施設選択の負担はフェーズ1よりも軽い。しかし学習が不十分なままにフェーズ2へ移行すると、不適切な絞り込みによりユーザの満足率は低くとどまり、またエージェントにとってもユーザ嗜好の精確な学習の機会を損なうこととなる。したがって、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することが望ましい。

本分析の結果から、その2つの条件を満たすようなフェーズ移行目標値の目安を得る。なお、ここではフェーズ3（プッシュ提供）への移行は取り扱わない。

(b) 分析結果

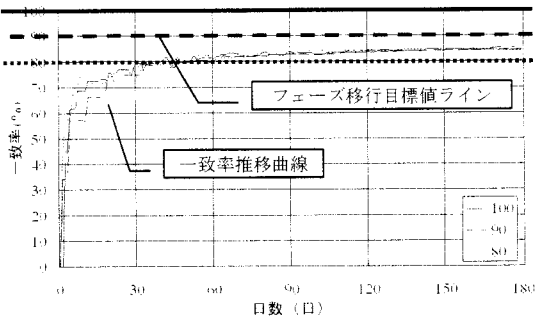
図-8にフェーズ移行目標値に対する一致率推移グラフを示す。図-8中に示す水平線は一致率のフェーズ移行目標値のラインを表し、一致率がこのラインを超えることによって、フェーズ1からフェーズ2へ移行することになる。また、フェーズ移行目標値に対する学習精度と移行時期を表-19に示す。

目標値50～70%においては、フェーズ2へ移行した直後に一致率に振動が見られた。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されなかった。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、これは移行時期を考慮すると遅いともいえる。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なままフェーズ2へ移行している。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見られなかった。

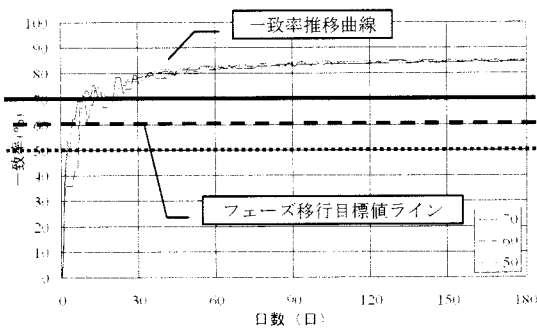
したがって、目標値70%が移行時期と学習精度のバランスが良いといえよう。

表-18 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  |



(a) 80～100%



(b) 50～70%

図-8 フェーズ移行目標値に対する一致率推移グラフ

表-19 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%    | ×    | ○    |

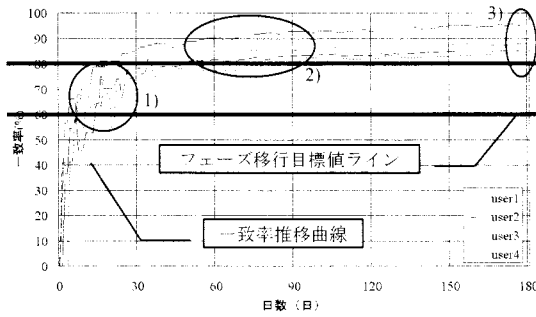
(6) ユーザ類型別の学習成果

(a) 分析方法

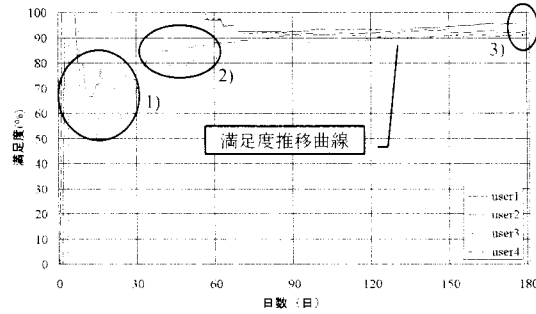
ユーザ類型別の学習成果を分析するために、前述の3)の分析を行った。ここでは、一致率および満足度の時間推移からユーザ類型別の学習成果の違いおよび傾向を分析する。

(b) 分析結果

一致率および満足度の時間推移グラフを図-9に示す。図-9中に示す水平線はフェーズ2およびフェーズ3への移行目標値のラインである。ここでは、フェーズ2への移行目標値を60%、フェーズ3への移行目標値を80%とした。一致率の時間推移、つまり学習精度に関して以下のことが分かった。



(a) 一致率



(b) 満足度

図-9 ユーザ類型別の一致率および満足度の時間推移

- 1) 日数にして10日前後で、学習不十分のままフェーズ移行したため、一致率の推移が不安定である。しかし、その後学習が繰り返されることによって一致率が上昇し安定化する傾向がみられる。
- 2) ユーザ1におけるフェーズ3への移行時期が20日程度であるのに対して、他のユーザでは30日以上であった。したがって、フェーズ3への移行時期は、ユーザ1のような偏りのあるユーザほど早い。
- 3) 偏りのあるユーザほど学習精度が良く、全体的にも学習精度が良い。

また、ユーザ満足度の時間推移、つまりユーザ適応性に関して以下のことが分かった。

- 1) ユーザ2、3において、学習不十分のままフェーズ移行したため、エージェントが誤って学習した。その結果、ユーザの満足度が不安定である。
- 2) 1)のような、満足度が不安定な状態から、徐々に上昇し、安定状態に向かっている。これは学習を繰り返すことによって、正確に学習され、満足度の上昇につながっていることを示している。
- 3) 最終的には、高い満足度で収束している。

これは時間経過とともに、どのようなユーザ類型に対しても満足できる情報提供が可能であることを示している。

## (7) NN 結合係数とユーザ行動嗜好との関係

### (a) 分析方法

学習後のNNの結合係数 $w$ (図-4参照)から各ニューロン相互の関係の強さをみることができる。ここで、入力層の第 $i$ ニューロンと中間層の第 $j$ ニューロンとの結合係数を $w_{ij}^{IM}$ 、中間層の第 $j$ ニューロンと出力層の第 $k$ ニューロンとの結合係数を $w_{jk}^{MO}$ とし、それぞれの結合係数行列を $W^{IM}, W^{MO}$ とすると、次式ようになる。

$$W^{IM} = \begin{bmatrix} w_{0,0}^{IM} & w_{0,1}^{IM} & \cdots & w_{0,m-1}^{IM} \\ w_{1,0}^{IM} & \ddots & & \vdots \\ \vdots & & \ddots & \vdots \\ w_{l-1,0}^{IM} & \cdots & \cdots & w_{l-1,m-1}^{IM} \end{bmatrix} \quad (1)$$

$$W^{MO} = \begin{bmatrix} w_{0,0}^{MO} & w_{0,1}^{MO} & \cdots & w_{0,n-1}^{MO} \\ w_{1,0}^{MO} & \ddots & & \vdots \\ \vdots & & \ddots & \vdots \\ w_{m-1,0}^{MO} & \cdots & \cdots & w_{m-1,n-1}^{MO} \end{bmatrix} \quad (2)$$

ここで、 $l, m, n$ はそれぞれ入力層、中間層、出力層のニューロン数とする。入力層から出力層への(中間層を暗示化した)ニューロンの結合係数 $W^{IO}$ は

$$W^{IO} = W^{IM} \times W^{MO} \quad (3)$$

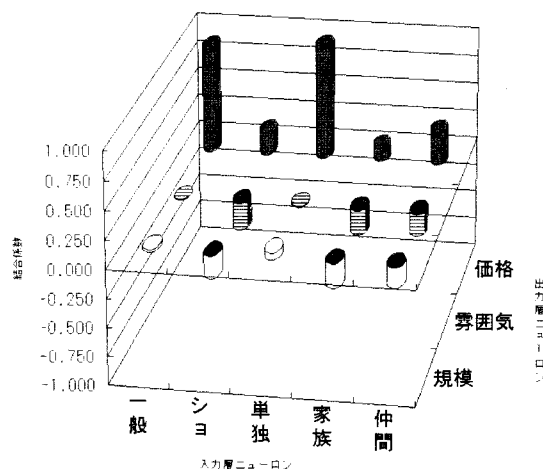
より求めることができる。ここに、入力層の第 $i$ ニューロンから出力層の第 $k$ ニューロンまでの結合係数は、 $w_{ik}^{IO}$ と表すことができる。実験結果より得られたこの $w_{ik}^{IO}$ と仮想ユーザの施設属性に対する嗜好(重み)とを比較することによって、エージェントの学習の正確性をユーザ類型別に分析する。

### (b) 分析結果

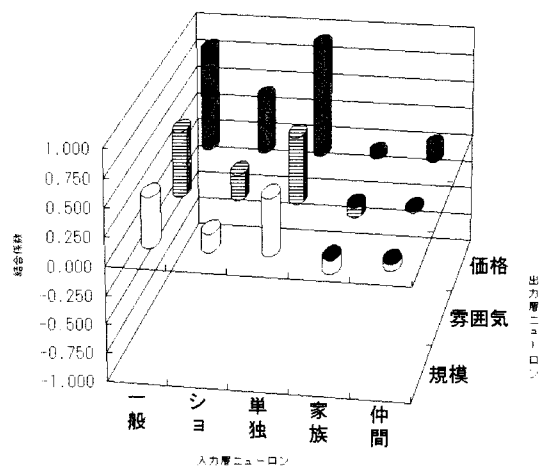
図-10に仮想ユーザ1,3に関する実験結果を示す。なお、これらは入力層ニューロンと出力層ニューロンとの間の結合係数 $w$ であり、入力値と出力値の関係の強さを示している。得られた結合係数がシチュエーションごとに異なるのは、表-11に示したように仮想ユーザのパラメータをシチュエーションごとに変えて設定したためである。例えばユーザ1の場合、「単独」、「一般」におけるシチュエーションに対してのみユーザ嗜好を設定したため、それ以外のシ

チューエーションに対しては、結合係数の調整が行われていない。

表-15 に示したようにユーザ 1 は「価格」のみを考慮するように設定した。エージェントの学習結果としての  $w$  は、「単独」、「一般」において「価格」に対する値が大きくなり、設定どおりの結果が得られた。一方、ユーザ 3 は「単独」、「一般」、「ショッピング」において「価格」、「雰囲気」、「規模」を均等に評価するはず（表-15 参照）が  $w$  にばらつきが生じた。これより、嗜好に偏りのあるユーザほど正確に学習が行われるということが分かった。これは今回のエージェントの学習メカニズムとして、1 回の学習に与えられる教師信号が 1 つのみであるということから、同時に複数の学習が行えないためである。



(a) 仮想ユーザ 1



(b) 仮想ユーザ 3

図-10 入力層から出力層の結合係数

#### 4. まとめと今後の課題

本研究では、歩行者ナビゲーションシステムへの応用を目標としてエージェントシステムを構築した。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、より現実空間に近い実験を行うためには、UI（ユーザインタフェース）などの拡張、改良が必要となる。

本研究における仮想実験では、実験期間および仮想ユーザのパラメータ、施設 DB、仮想空間などの種々の実験条件の設定にあたっては十分に検討していない。したがって、より現実に近い条件下で実験を行うためには、このような実験条件を厳密に検討する必要がある。今後、実験条件の厳密な検討を行うことで、条件の違いによる実験結果の比較検討等も行うことが可能である。

本システムのように、将来のユビキタス社会において、ユーザの嗜好に合った情報をタイムリーに提供することにより、集客性が向上し、ひいては地域活性化および経済活性化につながる事が期待される。その効果をより高めるためには、情報提供者や施設および店舗経営者などの地元側との連携を図っていく必要がある。

本稿で例示した施設属性項目のうち、「規模」や「価格」などは客観的に評価でき、それをそのまま属性値として決定できる。しかし、「雰囲気」のような質的属性値に関しては、外部の施設 DB 作成者による主観の評価となるため、それが必ずしもユーザの主観の評価と一致するとは限らない。したがって、ユーザにとって信頼できる DB とそうでない DB とが存在することが考えられる。そこで、エージェントはユーザの嗜好のみならず、施設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。つまり、対象エリアに置かれている複数の施設 DB のうち、ユーザにとって最もふさわしい DB をエージェントが選ぶということが必要である。その際、例えば情報誌作成者などのような外部 DB 作成者が、ユーザの信頼を勝ち得るべく、いかように「雰囲気」を定義・記述すべきかを検討することが新しい商業戦略の一つとなろうとも思われる。



## 参考文献

- 1) 内田敬: 中心市街地での歩行者ナビゲーションシステムー御堂筋の事例. 第 2 回 ITS シンポジウム 2003Proceedings. pp.53-58, 2003.
- 2) 長尾隆編著: エージェントテクノロジー最前線. 共立出版, 2000.
- 3) HAYKIN Simon. NEURAL NETWORKS: a comprehensive foundation [International Edition]. Prentice Hall International. Upper Saddle River. 1999.

---

### 歩行者向け回遊情報提供エージェントシステム

内田 敬・奥 健太

従来、案内標識や固定情報端末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」情報提供を行う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。本研究ではそのようなシステム開発の基礎として、ユーザの嗜好を学習し施設検索支援や自動的な（プッシュ）情報提供を行う、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を開発・検討する。

本稿ではそのシステムの具体設計を提示するとともにシステムの利用例および利用メリットについても論じる。また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結果より本システムの学習精度およびユーザ適応性を示す。

---

### Agent System Assisting Pedestrians in Urbanized Area for Activity Planning

Takashi UCHIDA, Kenta OKU

In recent years, researches on the Personal Navigation System which offers information “whenever”, “wherever” with a Personal Digital Assistance have been forming cutting edge of the field. In this research, an Agent System is developed to be applied to the Personal Navigation System. The system learns demand and taste of an user and enables the user gets information of the facilities which the user may want to visit.

This paper proposes an Agent System with illustrations and discusses merits of the system. This study shows performance of the Agent System through virtual experiments using software which simulates the system in urban environment.

---