

図書館マーケティングのための“友人関係”に関する考察

—基本概念とその適用—

Discussions on “Friendship Relation” for Library Marketing

—Basic Concept and its Applications—

南 俊朗
Toshiro Minami

【要 約】

本稿では、図書館マーケティングへの応用を念頭におき、“友人関係の程度（親近度）”なる概念を一般的に定める方法を提案する。そのための前提として、様々な対象物をエージェントとして擬人化し、自律したエージェント達がコミュニケーションを取りつつ全体として1つのシステムを構成するマルチエージェントシステムの考えを土台とする。人間以外のものもエージェントとして擬人化し、その友人関係の程度として親近度を定めることにより、本概念は多くの対象物に適用可能となる。たとえば、本と本や本と人の間にも親近度を定義することができる。本稿では親近度という心理的距離に関して、空間的な近さだけではなく、時間的な変化も取り入れて定義する。これは、また、我々人間が構成する社会や組織の構成や構造などを参考にした計算機モデルである社会的アルゴリズムとしての側面も持つ。これは様々な関係データから人と人の間の社会的関係を発見するアプローチとは逆向きの社会的ネットワークへのアプローチとして特徴的である。本稿では、また親近度の定義を図書館の座席間に適用し、分析を行う。

キーワード： 図書館マーケティング, 親近度, マルチエージェントシステム, 動的距離概念

Abstract

This paper proposes a general method for defining the “degree of friendship” in considering of applying to library marketing. This concept is generic enough to apply to various targets by dealing with them as human-like objects, or humanizing them. It is applicable between a book and another one, between a book and a person, etc. In this paper we define a friendship degree not only considering spatial, or physical, factor for closeness but also considering the change according to time passes, or temporal factor. The definition of friendship degree is also an example of social algorithm, not in the sense of finding social structure between people with data analysis, but in the sense of creating an algorithm that comes from the social or organizational structure. We apply the algorithm to the seat occupation data of a library in an example analysis.

Keywords: Library Marketing, Friendship Degree, Multi-Agent System (MAS), Dynamic Distance

1. はじめに

本稿の大きな目的は、図書館マーケティングへの応用を目指して、図書館世界へ新たなパラダイムに基づくアプローチを模索し、その有用性を議論することである。そのために多様な構成要素が織りなすシステムをエージェントと呼ばれる対象が多数集まり互いに協調していくマルチエージェントシステム (Multi-Agent System, MAS) としてのシステム構成を採用する。そのようなアプローチをとることにより、そのシステムを多様性を持った要素からなり、また、柔軟に構成されるシステムとして統一的に構築することができる。

図書館および図書館サービスは、1つの図書館が多様な要素により構成されるとともに、図書館と図書館が相互貸借 (Inter-Library Loan, ILL) サービス等を通して互いに協力関係を構築するなど自然な MAS 構造になっている。

本稿では、特にこのような図書館分野を対象に様々な要素をエージェントとして捉え、それらが相互に連結することにより、1つの大きなシステムを構成するシステム理解へのアプローチに焦点をあてて検討する。これはシステム全体を多様なエージェントからなる1つの社会として捉えることを意味する。

1つの MAS システムを1つの社会と捉えることにより、我々人間が構成する通常の社会や組織における知見を人間以外の物事をも含んだ対象の世界に応用することができる。これは興味深いアプローチであるが、これまでのところ大きな注目を集めてきていない。

本稿では、人と人の親密さ (親近度) を人と人の間の心理的距離 (近さ) と考え、このモデルに基づいたエージェントとエージェントの近さという概念を一般的に定義することを試みる。また、それを九州大学附属図書館[6]における座席の利用データに適用し、分析する。

様々なタイプのシステムをマルチエージェントシステムとして理解し、そこに人間の構成している社会や組織に関する知見を適用するアプローチは大きな潜在力を有するとみられる。本稿ではその方向に向けて1つの提案を行う。今後、そのよ

うなアプローチによる研究が広まっていくことが期待できる。

このような目的を達成するために、本稿は以下、次のように構成される。まず、第2節において、マルチエージェントシステム の概念およびその特徴などを説明する。第3節では、社会的構造をヒントとした計算モデルについて、更に詳しく検討する。それらの結果を受けて、第4節で、図書館分野を MAS 社会と理解するアプローチについてより具体的に検討を進める。その中で、エージェント間の親近度としての近さ概念を定義する。これは時間の経過により親近度が変化するという特徴を持つ。第5節では、その定義を利用して図書館における座席利用データを用いた座席間の親近度を調べる。最後に第6節において本稿での議論全体をまとめ、また、今後の課題を述べる。

2. マルチエージェントシステム

MAS 自体はロボットシステムをも含むより広い概念を指すものと解されるべきであるが、通常はソフトウェアエージェントをベースにした分散協調システムを指すことが多い。そのシステムイメージを図1に示す。

MAS はその表現通り、エージェントと呼ばれる主体が複数集まって構成される[21]。1つのエージェントは、単なる対象ではなく、自律性を持ち (Autonomous)、お互いに通信し合うことで一種の社会を構成し (Social Ability)、周りからの刺激に反応 (Reactive) すると同時に、自らの目標を達成するために積極的に周りに働きかける (Proactive) ような性格を持つものとして理解さ

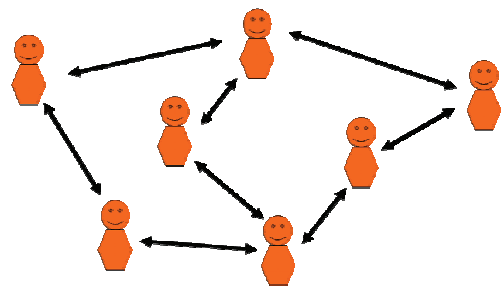


図 1. マルチエージェントシステム

れている。それらの中でも特に推論能力などの知的能力があるエージェントは知的エージェント (Intelligent Agent) と呼ばれる。それ以外にも、BDI (Belief, Desire, Intention) モデル[3]などに基づいた感情などの人間に類した性質を持つものと制限的に捉えられることも多い。その他、ネット上を移動するモバイルエージェント (Mobile Agent) と呼ばれるタイプのエージェント[19]も存在する。

実際に開発される MAS の個々のエージェントは必ずしもこれらのすべてを備えている訳ではなく、必要に応じて一部の機能のみを実装し、それをエージェントと呼ぶことも良くある。本稿ではシステム設計の方法論としての MAS に注目する。すなわち、MAS とは、擬人化され、エージェントと呼ばれる個々の構成要素がネットワーク環境の中に存在し、それらが分散・協調関係という社会的構造を構成しているモデルであると見なす。

このようにシステムを設計することで、システムを構成する基本要素であるエージェントの機能と、その実装方法を切り離すことができる。システム設計上の1つのエージェントは、1つのプログラムにより実装することもできるし、いくつかのエージェントの集まり、すなわち、サブ MAS として実装することもできる。更に、1人の人間もしくは人間コンピュータシステムを組み合わせる構成されるハイブリッド型システムとして実装することもできる。この柔軟性は MAS による実現の大きなメリットの1つである。

MAS の持つこのような特徴から派生するもう1つの利点はスケーラビリティ (Scalability) が自然に実現できることである。エージェント群がお互いにコミュニケーションをとりつつ1つの社会を構成する構造をとることで、その社会に新しいエージェントが新メンバーとして加わっても基本的な構造を保持したままシステムとして働くような仕組みが容易に実現できる。これも MAS を採用する大きなメリットである。

1つの MAS システムを1つの社会と見なすことにより、我々人間が構成する通常の世界や組織における知見を人間以外の物や事をも含んだ対象の世界に自然に適用することが可能である。これ

は興味深いアプローチであるが、これまで大きな注目を集めてきていない。本稿では、このタイプのアプローチの例として、人間の友人関係、すなわち、人と人の心理的近さをエージェントモデルに適用することによるエージェントとエージェント間の友人関係的近さを考察する。

3. 社会的構造と計算モデル

人と人のコミュニケーションに関わるデータを解析することにより、その社会的構造を明らかにしようという研究が活発に行われてきた。特にインターネットの普及に伴って、そのようなデータが比較的容易に入手できるようになったことが大きな背景的理由と言えよう。

たとえば、メールの記録や著作物の共著関係などのデータから人間関係のネットワーク、すなわちコミュニティなどの社会的構造を抽出する研究がある[7,15]。Web のリンク関係がいわゆる Small World 構造をしていることなども研究されている[20]。このような人間と人間の関係が構成するネットワークは社会的ネットワーク (Social Network) と呼ばれ、そのような人と人の繋がり構築を支援することを目的とした、ソーシャルネットワークサービス (Social Networking Service, SNS) と呼ばれるサービスがネット上で提供され、広く利用されている。そのようなサービスとして、mixi [14]や facebook [5]などが良く知られている。

これらのアプローチは、人間関係が構成する社会的構造を Web などから得られるデータを元に抽出し、それを人間が構成する社会構造に適用したり、そのような構造を理解するために用いようという計算機科学 (Computer Science) 的アプローチである。

このようなアプローチとは対照的に自然界に存在する構造を計算機科学に適用することにより、計算機科学の通常的手法では解決が困難な問題に対する異なる原理に基づくアプローチとして利用しようという方法が存在する。たとえば、ニューラルネットワーク (Neural Network, NN) [4]は神経系の働きを模したモデルを計算機内に構成し、

それを利用して、プログラミングが容易でない情報処理方法を自動的に学習させる手法である。遺伝的アルゴリズム (Genetic Algorithm, GA) [1] は遺伝子の変容による生物の進化の過程を計算機上で疑似的にシミュレートすることにより、情報処理を最適なものに進化させようというアプローチである。

この方向で、我々人間が形作っている社会や組織を構成する仕組みを情報処理に適用することで新しい情報処理の原理を構成するという社会的アルゴリズムへのアプローチも有効であろうと考えられる。その代表的な例が分散知能の分野で広く研究されている群知能 (Swarm Intelligence) [2] である。たとえば、アリやハチの群れに関して、個体は比較的単純な行動をとっているにも関わらず、集団としては環境の多様性に応じてかなり複雑な問題解決ができることに注目して、その動きをシミュレートし、複雑な問題を解こうというアプローチである。そこには、知的な問題解決には個体のそれぞれが高度な知性を持っているとは限らず、環境の複雑さから来る、すなわち知性の元は環境にあるという考え方がある。与えられた環境に関する個体間の情報伝達の仕組みとしてフェロモンなど、自然世界で用いられている仕組みを導入することなども広く行われている。

本稿で扱う友人関係を本などの人間以外に適用する試みは、このようなアプローチの例である。人間の社会構造を適用するアプローチの研究と比較して、人間の社会や組織に対する知見を応用する方向でのアプローチはまだ十分に研究されてきていない。この方向へのアプローチの一例を提示することも本稿の大きな貢献である。

4. 図書館への社会的視点からのアプローチ

本節では、MAS を図書館の体系に適用する方法について考察し、また、社会的アルゴリズムの適用法を議論する。本図書館モデルでは人や図書、本棚などの有形のものをエージェントと見なすのみならず、レファレンスサービスなどの無形のもの

のもエージェントと見なす。

このようなモデルには図書やサービスなど現実的にはエージェントのような自律的に情報処理する能力のないものが含まれる。また、何らかの情報処理機能を備えたものであってもその能力には大きな幅がある。このように多様な能力、多様な性格をもったものを統一的にエージェント化するために代理エージェントという概念が有用である。また、人と人の友人/知人関係をモデルとしたエージェント間の近さ概念に関して議論し、定義法を提案する。

4.1. 図書館システムの MAS 化

構成するあらゆるものをエージェントと見なす、MAS 化された図書館世界[10]の概要を図2に示す。図書館世界を構成する基本要素は図書館という組織や建物、図書館司書などの職員、もちろんサービスを受ける当事者である図書館利用者 (User, Patron)、そしてサービスのための基礎資源としての図書や雑誌、それらを保管・展示するための書棚などがある。サービス自体も閲覧、貸出、レファレンスなど様々である。これら全体をエージェントと見なすことにより図書館サービスの体系全体が MAS を構成することになる。

1つの図書館に関する全体が MAS として構成されるだけでなく、図書館と図書館の間にも MAS としての関係が作られている。図書館は ILL(Inter-Library Loan)サービスを通じてお互いに協力し合う。また、協議会や協会などの活動を通じて情報交換したり共同の企画や研修を行

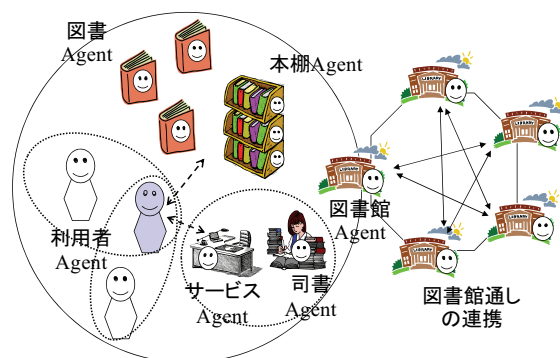


図2. 図書館世界のマルチエージェント化

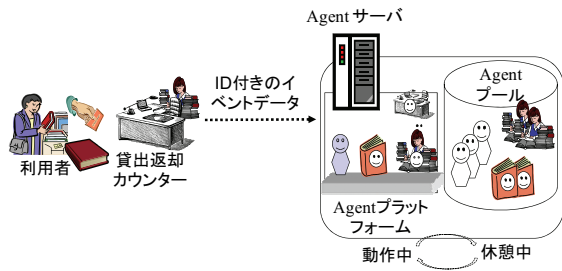


図 3. 実世界とエージェント世界の紐付け

ったりしている。このような関係も MAS 中のエージェント間関係と捉えることができる。

図 2 に示したイメージは MAS の世界に投影した図書館世界の様子である。個々のエージェントの行動や情報処理は現実の構成要素やそれらの行動に対応して行われることになる。実世界とエージェント世界を紐付ける仕組み[10]の概要を図 3 に例示する。

本例は、利用者がカウンターで図書の貸出もしくは返却をしているところを想定している。利用者、図書、サービスのそれぞれに対応した代理エージェントがある。利用者の ID 情報や図書の ID 情報がカウンターで読みとられると、その情報がエージェントサーバに送られる。サーバはエージェントプールで待機中の代理エージェントを起動する。本例の場合は、貸出・返却サービスに対応するエージェントは既に起動され動作中である。

当該の利用者が当該の図書の貸出処理を行っているというイベント情報がそれぞれのエージェントに送られることで、それぞれのエージェントは自分が何を行うべきかを理解し、必要な処理を行う。それぞれのエージェントは自分がやるべき仕事が終了次第、その状態を動作中から休憩中へと遷移し、再びエージェントプールで次の仕事まで待機することになる。

4.2. 近さの定義

ものどもの近さという概念は極めて基本的なものであり、幅広い分野で利用されている。近さの定義として数学的には距離空間 (Metric Space) という概念が存在する。ある集合 X の上に距離 $d: X \times X \rightarrow R^+$ (ここに、 R^+ は 0 以上の実数の集

合とする) が定められているというのは、関数 d が次の性質を満たす時である。

$$d(x,y) = 0 \quad \text{iff} \quad x=y$$

$$d(x,y) = d(y,x) \quad (\text{対称性})$$

$$d(x,z) \leq d(x,y) + d(y,z) \quad (\text{三角不等式})$$

この性質を緩和し、三角不等式を条件としない許容空間 (Tolerance Space) という概念も提起されている。

しかし、計算機科学で用いられている近さを表現する概念は、これらの条件を満たしていることに必ずしもこだわらない場合が多い。2つの要素の間に非負の実数が定義し、それを距離のように見なし、利用する。対称性を持った定義を採用することもある。

近さ概念はグラフ表示を利用して可視化され、全体構造を直観的に理解する助けとしたり、クラスタリングアルゴリズムを適用することにより、グループ分けしたりすることに用いられる。その結果は、対象領域における問題点の改善などに利用されることになる。

近さ概念の利用例として情報検索のためのキーワード推薦機能を取り上げる。キーワード推薦は、与えられたあるキーワードに対して、それと関連した別のキーワード、もしくはキーワード群、を利用者に提示することにより、利用者がより良い検索キーワードを発見・利用することを支援する機能である。

これは与えられたキーワードに何らかの意味で近いキーワードを発見する機能と考えることができる。キーワード間の近さを定義するために Web 文書におけるこれらのキーワードの共起性 (Co-Occurrence) 関係が利用できる。すなわち、与えられたキーワード A に対して、それと同時に文書中に現れる、すなわち共起する、可能性が高いキーワード B を A に対する推薦キーワードとして用いる訳である。

この近さ概念は対称性を持つとは限らない。なぜならば、A に対する B の共起確率と B に対する A の共起確率は一般的には異なっているからである。このようなキーワード推薦機能は現在では、Google をはじめ様々なサービスにおいて幅広く取り入れられている。

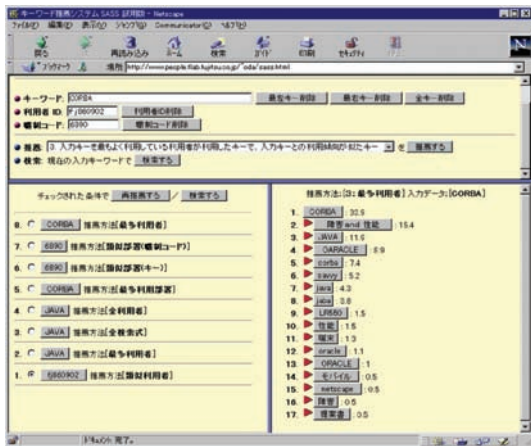


図4. キーワード推薦システム SASS の画面例

ここでは、キーワード推薦システムの例として SASS (Searching Assistant with Social Selection) システム[8,9,11,16,17]の概要を紹介する。本システムは様々な特徴を持った、検索者へのキーワード推薦システムとして開発された。その画面例を図4に示す。本システムは社内専用の検索エンジンへの付録機能として試行されたもので、検索エンジンのログデータからキーワードとキーワードの間の近さを計算し、それを用いて推薦を行う。

SASS の画面は3つの領域から構成される。上部領域は、元となる検索キーワードや、補助的な情報を入力する部分である。補助情報としては利用者の ID や所属などを入力する。これらは入力しなくても差し支えない。また、この領域で推薦されるキーワードを探す方法を指定することができる。複数の仕方でキーワード間の近さを計算できることは SASS の大きな特徴の1つである。

左下領域は、ログ情報を表示している。利用者は以前の状態に直ちに帰ることができる。右下領域は与えられたキーワードに対する推薦キーワードを表示する領域である。推薦キーワードは元のキーワードと近い順に表示される。

図5に基づき SASS で用いている多視点からのキーワード推薦機構を説明する。図左下にある元のキーワードに対してそれと関連性が高いと考えるキーワードを見つけるパスは右下のキーワードに向かっている矢印によって表されている。直接的なこの関係は文書における共起性情報を用いて

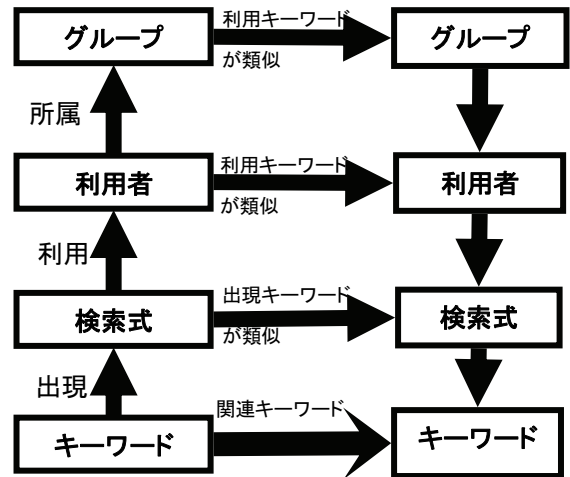


図5. 多視点からの近さに基づく推薦機構

も良いし、その他の方法によっても良い。

左下のキーワードから右下のキーワードに至るパスはこれだけではない。たとえば、左下のキーワードからその直上の検索式を通り、そこから右矢印をたどって出現キーワードが類似している検索式に至り、そこからこの検索式に出現する関係のあるキーワードに下向き矢印を通して至るパスも存在する。この方法は、検索式の部分を用いている利用者や、その利用者が属している部や課、プロジェクトチームなどのグループに置き換えることにより、他のパスにも同様に適用できる。それぞれのパスがキーワードの関連性に関する1つの視点を提供しているものと解釈することが可能である。

キーワード推薦以外の近さを利用した例として協調フィルタリング (Collaborative Filtering) がある。これはたとえば人のプロフィールデータを元に、その近さを定め、それを人と人の近さと見なし、それを利用したサービスを提供するメカニズムを実現する。図5における利用者間の類似度として用いることができる。

4.3. 時間変化のある近さの定義

前節で取り上げた近さの定義は時間的変化のない静的 (Static) なものであった。しかし、ものものの近さというものは、状況の変化によって変わるものである。たとえば、前節で取り上げた

キーワードを例にとると、語と語の近さ関係は元データの変化に合わせて変化していくものである。元データとして検索に用いられるキーワードを想定する。検索に用いられる検索語は時間の経過によって変化していくため、語と語の類似関係も変化していく。

Google の創業者達が考案した PageRank アルゴリズム[18]では、ページ (Hyper Text) 間のリンク構造に基づいて Web ページの重要性を計算する。すなわち、多くのページからリンクされるようなページは重要度が高く、また、重要なページからのリンクは一般のページからのリンクよりそのページの重要度向上への貢献が大きい。この例の場合も、インターネット上の Web ページの変化に伴いそれぞれのページの重要度も変化していくものである。

これらの例に見られるように、多くの近さ概念は時間的に変化する性質を持っている。本節では、このように時間的変化のある動的 (Dynamic) な近さ概念の定義について考察する。特に MAS を前提にエージェントとエージェントの間の近さを取り上げる。

システムの構成要素をエージェントとして擬人化した MAS における近さ関係のモデルとして、人間社会における人と人との近さ関係、すなわち、親密さ、親近度をモデルとして社会的アルゴリズム的にエージェント間の近さ関係を考察することは極めて自然な発想である。

図6に人と人の親近度の時間変化のイメージを示す。縦軸 (Closeness) は親近度を表す。値が大きくなるほど親近度が増す。親近度0は見知らぬ赤の他人を指すものとする。また、(心理的な)距離は親近度の逆数として定義できる。親近度の増加は距離の減少に対応する。赤の他人との距離は無限大 ∞ である。これはグラフ表示においてノード間のエッジが存在しないことに対応するものと解釈できる。

図6では値の初期値は0としている。これは赤の他人との親近度を想定しているためである。親子、兄弟姉妹、親族、近所などの関係では、当初からある程度の親近度があるため、その程度に応じて初期値が異なることになる。

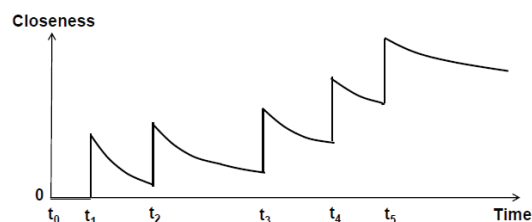


図6. 親近度による近さ関係のイメージ

横軸 (Time) は時間の推移に対応する。それぞれの t_i ($i=0,1,2,\dots$) は、親近度を変化させる様々なイベントの発生を表す。イベントによっては親近度を減少させるものや、一定の期間をかけて徐々に親近度を上げるものなどが存在しても良い。ここではある特定のイベントの瞬間 (イベント発生時刻) に親近度が増加するものとしてモデル化している。

イベントの際の親近度の変化量はイベントの種類や状況などによって異なるものと考えられる。たとえば、会って挨拶するだけのイベントの場合は親近度の増加はさほど大きくはならないであろう。会った後、時間をかけて意見交換したり、食事をしたりするなどより濃密な交流があれば親近度の増加はずっと大きくなるであろう。さらに、合宿などで「同じ釜の飯」を食べ、一緒に作業するような経験をする同士としての認識も芽生え、一層親近度が増すものと考えられる。具体的な増加量は本モデルを適用する実際の状況に応じて判断されるべき問題である。

イベントの後、次のイベントが起こるまでの間は「去る者は日々に疎し」と言われるように徐々に親近度が減少していくものとモデル化することにする。そのような曲線の形状は良く知られている Ebbinghaus の忘却曲線と同様になるものと考えられる。すなわち、イベント直後は親近度が急激に下がり、その割合が徐々に減少し、漸近的に親近度0に向かう曲線である。

更に、イベント直後の値が大きい、すなわち、親近度が大きくなると、両者の関係は安定的であると考えられる。この性質に対応するものとして、初期値が大きいほど親近度減少曲線の減少する割合が小さくなる、すなわち接線の傾きが大きくなる (負であり、絶対値が小さくなる) ものと設定

することにする。そのような曲線を描いたものが図6のグラフである。

以上の考察結果は親近度関数 $f(t)$ の性質としてより形式的に表現すると以下ようになる。

(i) $f(t) \geq 0$ 親近度の程度を正の実数で表現する。本稿では好意的な感情のみを扱うが、嫌悪感を負の親近度と解釈し、負の実数まで拡張することもできる。0 は赤の他人に対する親近度としてニュートラルな感情を表すものと解釈する。

(ii) $f(t_i+) - f(t_i-) =$ イベントの親近度に関する影響力。ここに、 $f(t_i+) = \lim_{h \rightarrow +0} f(t_i+h)$ $\lim_{h \rightarrow +0}$ は $h \rightarrow +0$ の極限值であり、 $f(t_i-) = \lim_{h \rightarrow +0} f(t_i-h)$ の $\lim_{h \rightarrow +0}$ は $h \rightarrow +0$ の極限值とする。イベントの影響力は実際のモデルに応じて定める必要がある。

(iii) $f'(t) \leq 0$ ($t_i \leq t < t_{i+1}$) 時間の経過に従って親近度は減少する。

$f(t) \leq f(s)$ ならば $f'(s) \leq f'(t)$ ($t_i \leq t < t_{i+1}$) 親近度が大きいほど親近度減少の割合は緩やかになる。

$f(t) = g(t)$ ($t_i \leq t < t_{i+1}$) ここに、 g は極限值が0、 $\lim_{t \rightarrow \infty} g(t) = 0$ ($t \rightarrow \infty$) なる関数とする。すなわち、その後イベントの発生がないと仮定したとき f は極限值が0になるような関数であることを条件とする。

これらの条件を満足する関数として、直感的に自然な形となる指数関数を用いた例を示す。

$$f(t) = \begin{cases} 0 & \text{if } t = t_0 = 0 \\ f(t_i) e^{-\frac{1}{\tau(t_i)}(t-t_i)} & \text{if } t_i \leq t < t_{i+1} \\ f(t_i) e^{-\frac{1}{\tau(t_i)}(t_{i+1}-t_i)} + I & \text{if } t = t_{i+1} \end{cases}$$

ここに、 I はイベント時の親近度の増加である。これらの条件を満たす別例、もしくは指数関数を用いた前例を簡易化した版として直線を用いた親近度関数のイメージを図7に示す。なお、親近度関数に対する前記条件(iii)の中の最後の項、すなわち値が漸近的に0に近づく部分が、値が0に

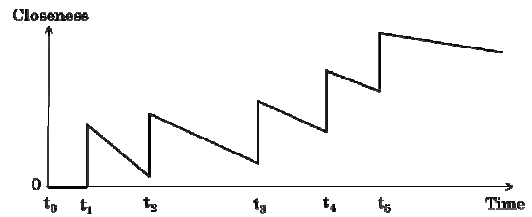


図7. 時間変化を伴う近さの定義(線形版)

なった時点以降0値を保持するものと解釈することにする。この例に関する1つの定義方法を以下に示す。

$$f(t) = \begin{cases} 0 & \text{if } t = t_0 = 0 \\ f(t_i) - \alpha / f(t_i) (t-t_i) & \text{if } t_i \leq t < t_{i+1} \\ f(t_i) - \alpha / f(t_i) (t_{i+1}-t_i) + I & \text{if } t = t_{i+1} \end{cases}$$

ただし、値が負の場合は0と見なすものとする。これは $\max(0, \cdot)$ という形で表現することもできる。 α は値の減少の程度を調整するための減少係数であり、値が大きいほど親近度は急激に減少することになる。

この定義に従うと、図7にあるように関数は折れ線グラフ状となる。

5. 図書館座席への親近度適用

前節で議論した親近度の概念を図書館における座席の利用状況データに適用する。まず、データの収集方法を説明し、その結果の一部を簡単に紹介する。その後、親近度を実際に適用した事例とその結果を報告する。



図8. 九州大学附属図書館中央図書館



図9. 第2情報サロン

5.1. 座席利用データの収集

本節では九州大学附属図書館中央図書館(図8)における座席利用調査データを用いて前節で議論した座席と座席の親近度を求め、その時間変化を調べる。当館のメインフロアは2階と3階である。利用者はスロープを上って2階から入館する。2階には図書の貸出カウンターやレファレンスカウンター、PCコーナーである第1情報サロン、ラーニングcommons、閲覧室、雑誌室などがあり、そして3階には第2情報サロン(図9)、閲覧室、視聴覚コーナー、学習室などが用意されている。

5.2. 座席利用の事例

本節では2009年に当館を対象に、金銀子博士(韓国果川市科学情報図書館、当時九州大学附属図書館研究開発室訪問研究員)によって実施された、利用者の座席利用状況調査データを用いる。



図10. 座席配置図

23	10	プリンタ	18	12
33	12		23	6
34	8	11	4	28
29	22	14	12	32

図11. 座席の利用回数(63回中)

その中から3階にある第2情報サロン(図9)に対する1月13日、4月16日、4月17日の調査データを選び、前節で提案された親近度計算法を適用する。

第2情報サロンは18席のパソコン席からなり、図10に示されるように配置されている。調査は、1月13日の調査では7回、そして4月の調査では開館直後の8:00から閉館前の21:30まで30分おきに行われ、1日につき28回のデータが得られた。その結果、調査回数の合計は63回である。

図11は63回の調査時点で座席が利用されていた回数を示したものである。その中で利用回数が最も多い5席が四角で、そして利用回数が少ない3席が点線楕円で示されている。

本図によると、利用者が好んで選択する座席は、出入口に比較的近い端の席であることが分かる。すなわち、自分の出入りには便利である一方、他の利用者の動線から離れており、自分の作業に支障がないような場所にある座席を好んでいるものと解釈できる。

最後部の座席(S41~S45)は前方の座席と比較して利用回数が大きい。端の席以外でもそうである。これは、短時間の利用を目的として入室し他の利用者から離れた席を利用するよりも、作業終了後速やかに退室できる利便性を優先する利用者がこれらの座席を利用しているものと考えられる。

四角で囲まれている座席の次に回数の多い座席はS11とS24の23回である。S11は端席であり、また、S41からS21へと続くライン上にあるため、この結果は妥当である。しかし、S24は端席では

表1 座席 S21 と S45 の共使用状況と親近度の変化

時刻	11	11.5	12	12.5	13	13.5	14	14.5	15	15.5	16	16.5	17	17.5	18	18.5	19	19.5	20	20.5	21	21.5
共利用	0	1	0	0	1	1	1	1	1	1	1	0	1	1	1	0	0	0	0	0	0	0
親近度	0	2	1.5	0.83	2	3.5	5.21	7.02	8.88	10.8	12.7	12.6	14.5	16.4	18.4	18.3	18.3	18.2	18.2	18.1	18.1	18

なく上記の観察結果からは説明できない。これは恐らく左隣にプリンタが設置されていることが影響しているものであろう。すなわち、疑似的に端席と同様の安心感を与えるために S24 席が好まれているという解釈である。

S25 席の利用は S32 や S34 席と同様に利用回数が少ない。これら 2 席の利用回数が少ないのは、その隣が利用回数の多い席であるための考えられる。これを S25 席に当てはめると、ここは比較的利用回数の多い S24 席の隣にあり、しかも S24 や S15, S14 などの利用者がすぐ脇を通るような席である。そのため、配置上は端席であっても、利用者にとっては心理的に通路上の席として認識されているために利用回数が少なくなっていると解釈することが可能である。

5.3. 座席利用データへの親近度適用例

本節では第2情報サロンのデータを用いて、親近度などの2つの座席間の関係を考察する。ある座席 A と別の座席 B が共利用されているとは、ある時刻に両方の座席が利用されていることと定義する。全18座席の共利用回数を4月16日の全28データを用いて調査した。

該当日における座席の利用回数は、多い順に S45 が 15、S21 が 14 であり、それに引き続き S31 が 13、そして、S24 と S41 の 13 である。

共利用回数が最も大きいのは、S21 と S45 の間の 11 回、それに引き続き、S31 と S21, S24, そして S41 と S45 間が 10 回である。表 1 に S21 と S45 の共利用状況を示す。最初の共利用は 11:30 であり、表では 11.5 と表現されている。その後、13:00 から 16:00 の間、そして 17:00 から 18:00 の間と 3 つの塊から構成されている。

このデータを元に第 4.3 節で提案した折れ線方

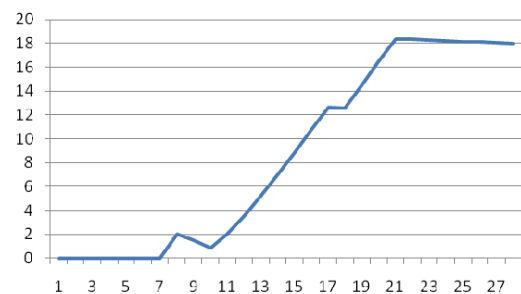


図1.2. 座席 S21 と S45 の親近度の推移

式による親近度の時間変化を計算した結果が表 1 の親近度であり、図 1.2 はそれをグラフ表示したものである。ここでは共利用を親近度を高めるイベントとし、1回のイベントに対する増加値 I を 2 とし、また減少係数 α を 1 と設定した。

親近度の変化を見ると 11:30 にいったん 2 に上昇した値は、その後の共利用の中断期間の間に 0 まで減少し 13:00 の共利用再開で初期値の 2 から開始している。すなわち、その後の親近度に対する影響に関して 11:30 の共利用はキャンセルされていることになる。

その後親近度の値は、16:00 の 12.7 まで上昇し、16:30 の中断で減少した結果、共利用が 17:00 に再開される直前には 12.5 と 0.2 だけ減少している。親近度が十分に大きいため中断の影響は限定的である。その後は、18:00 の 18.4 が最大値となり、最後の測定である 21:30 の最終値は 18 となった。

同様の方式で計算した結果、当該日の親近度の最終値は、S21 と S31 の間では 16.8、S31 と S45 の間では 13.5 となった。共利用回数と比較して、親近度の方が、共利用の中断の影響がより強く反映されるため、値の違いがより強調される結果となっている。

次に同じ共利用回数を持つ座席間の親近度の変

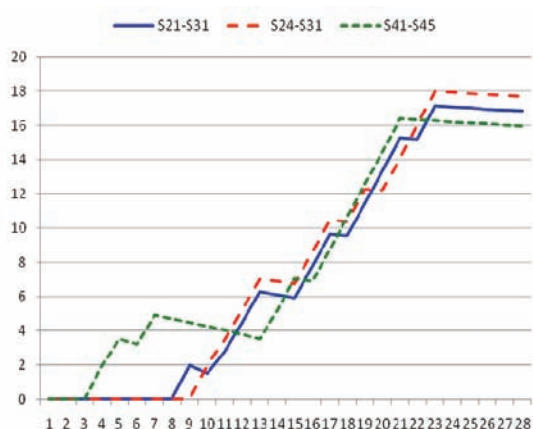


図13. 共利用回数10の3例に対する親近度の推移

異を比較する。図13は共利用回数が10である3つの座席ペア、S21とS31、S24とS31、そしてS41とS45に対する親近度の時間遷移を表示したものである。それぞれの最終値、すなわち最終時刻である21:30における親近度の値は、それぞれ16.8、17.7、16である。S21とS31の組とS24とS31の組は全般的に似た傾向を示している。それぞれ12:00の9回目と12:30の10回目に共利用が開始され、その後時々中断期間を取りつつ、親近度が単調増加し、そして19:00を最後に共利用が終了している。

一方、S41とS45の組は、比較的早い時間帯である9:30に共利用が開始されているものの11:30から14:00までの時間帯の共利用がなかったため、親近度が減少した結果、共利用が再開された14:30以降は他の2例と同様な利用があったものの最終値が低くなる結果となった。

親近度の定義から当然のこととは言え、以上の検討の結果、比較的利用者数の少ない早い時間帯に共利用として選択されたかどうかの違いが、最終的な親近度の値の違いに影響を与えていることが確認できた。本稿ではパラメタ値を $\alpha = 1$ 、 $I=2$ として比較検討を行った。これらの値を変更することにより、共利用に関するどのような差異がより強調されるかが変化する。今後、どのような目的にはどのようなパラメタ値が適切であるかなどを含めて更に検討を進めて行く必要がある。

6. まとめと今後の課題

本稿では、図書館マーケティング[12,13]への応用を目的として、利用者と利用者、利用者と図書、更には図書と図書、利用者とサービス、サービスと図書などの関係の深さを友人関係の度合い（親近度）として一般的に捉える方式を提案した。また、これらの概念を統一的に取り扱うために、図書館や図書館サービスに関わるあらゆる要素をエージェントとして擬人化し、それらが相互に協力しあって1つのシステムを構成するものとしてこれをモデル化した。このように図書館世界をマルチエージェントシステム（MAS）化することで、柔軟性やスケラビリティなどの性質をも自然に獲得することができた。

また様々な主体を擬人化することは、我々人間が構成している社会や組織に関する知見などを計算機内のモデルに導入することをも容易にする。これは多くの社会的アルゴリズムが情報サービスを提供するサーバなどにおいて自動的に収集することができるデータを分析することにより、人と人の間の社会的構造を発見する方向性とは逆向きでの社会的アルゴリズムへのアプローチである。本稿で提案したMASにおけるエージェントとエージェント間の親近度の概念は、このような社会的アルゴリズムの1つの試みとしての側面があることを再度指摘しておく。

エージェントとエージェントの親近度という概念は一種の距離概念であり、対象と対象の間の近さを表す概念である。従来の近さ概念の例としてキーワード推薦システムSASSにおけるキーワード間の近さ、すなわち関連性・類似性に関する概念について紹介した。本システムの特徴である多視点からの関連キーワードの発見という考え方は、エージェント間の親近度にも同様に適用でき、応用の広い概念である。

SASSなど従来の近さ概念は静的なものであった。本稿では、近さの程度が時間経過に伴って変化していく新たなアプローチによって親近度概念を捉える試みを行った。そのモデルは人と人の間の友人関係であり、それは時間的に変化するものである。すなわち、会って話をするなどのイベン

トの発生に合わせて親近度は増加する一方、交流しない期間が生じると親近度は減少する。本稿ではこのような特性をエージェント間の親近度に一般的に適用する方法を議論し、具体的な定義方法を提案した。

また、提案された親近度の計算方法を九州大学附属図書館における座席利用調査データに適用することにより、座席と座席の間の親近度を計算した実例を示した。今後、パラメタを調整したり、更に多くのデータに対してこのような分析を進めることにより、図書館マーケティングへ実際的に参考になる知見も得られるようになるものと期待できる。これが本研究にとって最も重要な今後の課題である。

謝辞

本稿で用いた九州大学附属図書館における座席利用データは韓国果川市情報科学図書館の金銀子博士より提供を受けました。同博士に感謝いたします。

参考文献

- [1] 安居院 猛, 長尾 智晴: “ジェネティックアルゴリズム”, 昭晃堂, 1993.
- [2] Blum, C., and Merkle, D. (Eds.): “Swarm Intelligence: Introduction and Applications”, Springer, 2008.
- [3] Bratman, M. E.: “Intention, Plans, and Practical Reasoning”, CSLI Publications, 1999.
- [4] J.デイホフ原著, 桂井浩訳: “ニューラルネットワークアーキテクチャ入門”, 森北出版, 1992.
- [5] facebook: <http://www.facebook.com/>
- [6] 九州大学附属図書館: <http://www.lib.kyushu-u.ac.jp/>
- [7] 松尾 豊, 友部 博教, 橋田 浩一, 中島 秀之, 石塚 満: “Web 上の情報からの人間関係ネットワークの抽出”, 人工知能学会論文誌, 20 巻 1 号 E, 2005.
- [8] 南 俊朗, 織田 充: “関連度を用いた Web 文書のナビゲーション”, マルチメディア通信と分散処理研究会, 情報処理学会, 2 月 1998.
- [9] 南 俊朗: “OJT 的な学習者支援を行う対話型システム”, 九州情報大学研究論集, 第 6 巻, 第 1 号, pp. 77-92, 2004.
- [10] Minami, T.: “Library Services as Multi Agent System”, N.T. Nguyen (Eds.): Proc. KES-AMSTA 2008, LNAI 4953, pp. 222-231, Springer, 2008.
- [11] 南 俊朗: “互助ネットワーク仮想図書館への構想—Library 2.0 のその先を目指して—”, 九州情報大学研究論集, 第 11 巻, 第 1 号, pp.27-43, 2009.
- [12] 南 俊朗: “利用者満足度アップを目指す図書館マーケティングデータ解析による図書館サービス進化への期待—”, 情報の科学と技術, 特集: データマイニングの活用, Vol.60, No.6, pp.242-248, 2010.
- [13] Minami, T. and Kim, E.: “Data Analysis Methods for Library Marketing in Order to Provide Advanced Patron Services”, International Journal of Database Theory and Application, Vol. 3, No. 2, 2010.
- [14] mixi: <http://mixi.jp/>
- [15] 野村 早恵子, 三木 武, 石田 亨: “コミュニティマイニングにおける Web 引用解析と文献引用解析の比較”, 電子情報通信学会論文誌 D-I, Vol.J87-D-I, No.3, pp.382-389, 2004.
- [16] 織田 充, 南 俊朗: “SASS: Web 文書の発想的検索支援システム”, 情報処理学会第 57 回全国大会, pp.203, 3 月 1998.
- [17] Oda, M. and Minami, T.: From “Information Search towards Knowledge and Skill Acquisition with SASS”, Proc. 2000 Pacific Rim Knowledge Acquisition Workshop (PKAW 2000), pp.245-260, 2000.
- [18] Page, L., Brin, S., Motwani, R., and Winograd, T.: “The PageRank Citation Ranking: Bringing Order to the Web”, Technical Report, Stanford InfoLab, 1999.
- [19] 佐藤一郎: “モバイルエージェント”, コンピュータソフトウェア, Vol.17, No.2, pp.45-54, 2000.
- [20] Watts, D.J.: “Networks, Dynamics, and the Small-World Phenomenon”, American Journal of Society, Vol.105, No.2, pp.493-527, 1999.
- [21] Wooldridge, M., and Jennings, N. R.: “Intelligent Agents: Theory and Practice”, Knowledge Engineering Review, Vol. 10, No. 2, 1995.