

アンケート結果と政府統計に基づく 医療機関選択シミュレーションの設計と実装

十倉伸太郎, 村田忠彦, 松原光也, 名取良太, 曹陽, 森本伍一



文部科学大臣認定 共同利用・共同研究拠点
関西大学ソシオネットワーク戦略研究機構
関西大学政策グリッドコンピューティング実験センター
(文部科学省私立大学社会連携研究推進拠点)

Policy Grid Computing Laboratory,
The Research Institute for Socionetwork Strategies,
Joint Usage / Research Center, MEXT, Japan
Kansai University
Suita, Osaka 564-8680, Japan
URL: <https://www.pglab.kansai-u.ac.jp/>
<http://www.kansai-u.ac.jp/riss/>
e-mail: pglab@ml.kandai.jp
tel. 06-6368-1228
fax. 06-6330-3304

関西大学政策グリッドコンピューティング実験センターからのお願い

本ディスカッションペーパーシリーズを転載、引用、参照されたい場合には、ご面倒ですが、弊センター（pglab@ml.kandai.jp）宛にご連絡いただきますようお願い申し上げます。

Attention from Policy Grid Computing Laboratory, Kansai University

Please reprint, cite or quote WITH consulting Kansai University Policy Grid Computing Laboratory (pglab@ml.kandai.jp).

アンケート結果と政府統計に基づく 医療機関選択シミュレーションの設計と実装

十倉伸太郎¹, 村田忠彦^{2,3}, 松原光也³, 名取良太^{2,3}, 曹陽³, 森本伍一²

Design and Implementation of Agent Simulation for Healthcare Provider Selection Based on Questionnaire and Government Statistics

Shintaro Tokura¹, Tadahiko Murata^{2,3}, Mitsuya Matsubara³,
Ryota Natori^{2,3}, Yang CAO³, Goichi Morimoto²

概要

近年、マルチエージェントモデルをベースとした社会シミュレーションが、様々な分野から注目されている。これまでに取り組まれてきたシミュレーションの多くは、KISS (Keep It Simple, Stupid) 原理に基づいて設計されている。しかし、単純に設計された人間の意思決定モデルに基づく社会シミュレーションは、現実と比較した場合の妥当性を問われることが多い。従って、本研究では、アンケート結果から ID3 によって人間のふるまいを表す If-Then ルールを抽出する。さらに、抽出された意思決定ルールを用いた社会シミュレーションとして、大阪府吹田市における地域医療問題を対象として扱う。患者の医療機関選択行動を分析することで政策に向けた議論へ発展させる。

Abstract

Recently, social simulation based on multi-agent model attracts attentions from many researchers in various fields. Many simulations in the past are designed based on KISS (Keep It Simple, Stupid) principle. However, social simulations based on such simple decision model has difficulty to show some detail findings for the real world. Therefore, we try to develop an agent-base simulation system using decision rules extracted from the questionnaire about routine health maintenance by ID3. Then, we apply our agent-base simulation system to medical issues in a city in Japan. We analyze patient's healthcare provider selection, and develop a discussion for policy planning on healthcare providers in a city.

キーワード：社会シミュレーション, 意思決定モデル, 地域医療問題

Keywords: Social simulation, Decision model, Community medical issues

1 関西大学大学院総合情報学研究科 Graduate School of Informatics, Kansai Univ.

2 関西大学総合情報学部 Faculty of Informatics, Kansai Univ.

3 関西大学政策グリッドコンピューティング実験センター Policy Grid Computing Laboratory, Kansai Univ.

1. 研究背景

近年、マルチエージェントモデルを用いた社会シミュレーションが、社会科学や自然科学など多様な分野から注目を集めている。社会シミュレーションとは、コンピュータ上で社会現象や経済現象、自然現象などをモデル化してシミュレートすることによって、現実社会の複雑な仕組みを解明するために用いられる技法である[1-7]。社会シミュレーションは、これまでの統計手法や数値実験と並ぶ新たな手法として、政策立案者や組織の意思決定者からその効果が期待されている。シミュレーションを用いて現実の様々な現象を抽象化することによって、政策立案や様々な意思決定に向けて新たな議論の題材を提供することができる。さらに、コンピュータ上に構築する仮想空間において、現実には困難な状況を作り出して効果を検証することが出来る。

社会シミュレーションから得られる結果を用いた政策提言及び意思決定に説得力を持たせるには、モデルとしての妥当性が問われる[8]。これは、社会シミュレーションのモデリングの観点で重要な課題となっている。社会シミュレーションでは、エージェントが人間や組織に対応し、エージェント間やエージェントと環境間の相互作用をモデル化する研究が多くなされている。エージェントや環境の間にある相互影響によって変化する全体の傾向をマクロな視点から観察することは、現実の様々な現象を解明する上で非常に有用な研究である。人間と社会を取り巻く環境をモデルとする社会シミュレーションにおいて、人間の意思決定プロセスをモデル化して行動ルールを生成することは重要な課題である。個々の人間を単純にモデル化したシミュレーションによって得られる知見は、現実問題に置き換えた場合の妥当性を問われることが多く、ミクロな視点からモデリングを見直すことが要求されている[9, 10]。

人間の意思決定プロセスは、周りの環境や人間など様々な要素から影響を受けており、コンピュータ上でモデル化することが大変困難である。従って、モデル作成者の主観に基づくモデル化は妥当性に疑問が呈されることが多い。先行研究では、人間の心理をモデル化した行動規則をエージェントに埋め込んだマルチエージェントシミュレーションが行われている[11]。人間の意思決定モデルを心理学の観点からモデル化することで、モデルとしての妥当性を追求している。しかし、実際の人口規模など大規模シミュレーションへの発展を考えた場合、様々なパターンの意思決定モデルを設計する必要性が生じる。従って、適用できるシミュレーションの規模は限定的になると考えられる。現実の人口規模を再現するなどの大規模な社会シミュレーションへの発展を見据えながらも、妥当な意思決定モデルを自動的に構築するには、アンケート結果などの現実に基づいたデータを用いて、その属性を解析することで意思決定プロセスを自動的にモデル化することが有効となる。データから知識を獲得する手法は多く提案されているが、構造の理解や知識の解釈が容易であることから決定木による If-Then ルールの抽出が多く用いられている。決定木の構築に

よる分類手法の代表的なものに、J.R. Quinlan によって提案された ID3[12, 13]がある。その基本原理は獲得情報量の期待値を最大とする属性を選択することで決定木を構築するものである。情報量の導入により、決定木の構築において最も分類効率の良い入力属性を選択することができる[14, 15]。

本研究では、エージェントの意思決定モデルをアンケート結果から生成する手法を用いて社会シミュレーションを構築する上で、地域医療問題を対象として扱った。近年、医療費抑制策の影響による医師不足や地方交付税の削減などの影響によって、病院の経営や不採算な診療科の存続が困難になっている。公立病院においては、採算性などの面から民間医療機関で提供が困難となっている医療の提供が求められる中で、財政的に健全な経営が困難となっている。これらの地域医療問題は、農村部のみならず都市部においても深刻な状況となっており、地域の医療機関の再編、統廃合が必要となる[16-18]。これらの問題を受けて、医療現場の IT 化を推進するなどの対策によって医師をはじめとした医療従事者の負担を軽減するなどの対策も行われている[19]。しかし、地域医療問題を解決するには、医療機関側の対策だけでなく受診者の行動様式にも変化が必要である。受診者が平等に適切な医療を受けるためには、かかりつけ医制度の推進が有効だと考えられている[20]。かかりつけ医制度は、受診者が日常的な健康を管理する医師を持つことで、病気の早期発見や適切な判断を受けることが可能となることを目指している。

本研究では、地域医療問題を解決するための政策立案に向けて、受診者の行動様式をモデル化した社会シミュレーションを構築する。ここでは、受診者の医療機関選択行動を、シミュレーションにおけるエージェントの行動モデルとして設計する。本シミュレーションにより、現実には実験が困難な公立病院の存廃に関わる影響を想定し、影響の及ぶ病院への支援体制などの地域医療に関する政策や戦略などの検討が可能となる。

本論文では、2.から 4.にかけて本シミュレーションを構成する各モデルについて詳述し、5.以降でシミュレーション結果と本論文のまとめを述べる。2.では、本シミュレーションにおいて仮想空間を表現するための地理情報システムを紹介する。3.では、シミュレーションにおける人間の意思決定モデルについて、アンケート結果から ID3 を用いて行動ルールを抽出する方法について詳述する。行動ルールの抽出については、アンケート結果からのルール抽出と分析を行っている。4.では、患者の受診行動をモデル化する上で必要となる罹患率と状態遷移について詳述する。5.では、2.から 4.で説明した各モデルで構成されるシミュレーションの結果を示す。さらに、シミュレーション結果を用いて、政策立案に向けた議論への展開を図る。6.では、本論文のまとめを述べる。

2. 地理情報システム

本章では、地理情報システム（GIS）の概要やシミュレーションに用いる必要性を述べた後、シミュレーションの構築に GIS を用いた研究事例を紹介する。そして、本研究で構築する社会シミュレーションにおいて、GIS の概念をどのように導入するかを説明する。

社会シミュレーションはその設計がより現実的であるほど、有効な知見や考察を得ることが出来る。現実的なシミュレーションの結果から得られた知見や考察を用いることで、信頼性の高い政策立案に結びつくことが期待される。社会シミュレーション上で社会現象をモデル化するには環境のモデル化が必要となる場合がある。対象とする現象や問題によって、モデルとするべき環境の定義は異なる。本研究で扱う地域医療問題では、受診者の医療機関選択行動をモデル化するため、実際の地域をシミュレーション上での環境としてモデル化する必要がある。本シミュレーションでは、実際の地域をより正確にモデル化するため、GIS の座標データを用いて受診者や医療機関の配置を行った。GIS とは現実社会を地図上に抽象化し、多様な属性情報を一元管理することで、地域的な事象を収集、管理、分析、可視化できるシステムである。GIS における地図はデジタル化された数値地図を基に構成され、データベース化された地理情報と対応している。

近年、シミュレーション上での環境構築に GIS を用いた研究が多くなされている[21, 22]。GIS が用いられた研究としては、地域特性に依存して複雑な行動規範を持つ交通行動の分析に空間情報を用いたモデルなどがある[23]。さらに、地震や津波などの自然災害においてその被害範囲や避難経路の予測などの研究がなされている[24-26]。一方、マルチエージェントシミュレーション（MAS）の環境構築に GIS の概念をどのように組み込むかは課題がある。Goncalves らは GIS と MAS を統合するフレームワークについて提案し、MAS 上で GIS のデータをどのように扱うかについて 2 つの手法をあげている[27]。1 つは、MAS から動的に GIS のデータベースへアクセスする動的手法である。2 つ目は、MAS の実行前に地理データを導入しておく静的手法であるが、必要に応じたデータの追加が許されない点について指摘している。Goncalves らは、テストシナリオの MAS において GIS のデータをあらかじめ取り込む手法を用いている。本研究では、大阪府吹田市の GIS 座標データをあらかじめ取り込む手法を用いる。取り込んだ座標データを用いてエージェントや医療機関の配置を行うことで、より現実に近い位置関係をシミュレーション上で構築した。この際、エージェントの配置に関しては、各地域の中心座標とした。これは、アンケートの実施において個人情報保護法などの観点から、個人の詳細な位置情報を特定できないようにシミュレーションを実施するためである。

3. アンケート結果に基づく行動ルールの生成と同定

本章では、アンケート結果から If-Then ルールを抽出する方法や抽出したルールの妥当性について説明する。さらに、抽出されたルールからアンケート結果の特徴を分析する。

本研究で構築する社会シミュレーションでは、エージェントの行動ルールを If-Then ルールの形式で表現する。If-Then ルールとは、条件部 (If) と結論部 (Then) から構成されており、条件部に定義される場合にパターンマッチした時のみ結論部にある処理を行う。アンケート結果から If-Then ルールの条件部や結論部にどのような項目を用いるかは重要な選択となる。これは、アンケート調査でしか入手できないような情報はサンプル数が不足する恐れもあり、可能な限り各自治体が既に保持している情報を用いることが有効となるからである。従って、条件部にアンケート回答者の性別や年齢などの属性を表す項目を用いて、結論部には医療機関の種類（開業医，総合病院）を定義した。

本研究では、関西大学政策グリッドコンピューティング実験センターにより実施された、日常生活における健康に関するアンケート調査の結果を用いた。本アンケート結果を用いた If-Then ルールの生成において、条件部に回答者の属性を定義し、結論部に医療機関の種類（開業医，総合病院）を定義した。

アンケート結果から If-Then ルールを抽出する手法はこれまで多くの研究がなされてきたが、本研究においては決定木の構築による分類手法を用いた。決定木における各 If-Then ルールの定義は、最上位ノードから各節点を経て最終ノードを結んだものが 1 つの If-Then ルールとなる。従って、各節点は各回答者が持つ属性および属性値のいずれかとなる。生成される If-Then ルールは以下のように表すことができる。

$$\text{Rule } R: \text{If } A_1 \text{ is } V_{1j} \text{ and } A_2 \text{ is } V_{2j} \text{ and } \dots \text{ and } A_n \text{ is } V_{nj} \text{ Then Class } C \quad (1)$$

ここで R はルールのラベル， A は属性， V は属性に含まれる属性値で、アンケート結果における各サンプルの回答から値が定められる。また C はルールの結論部である。各 If-Then ルールの結論部は、医療機関の種類となる。各ルールの最終ノードにおいて、条件部において定義された属性に基づくサンプルを結論部クラスに分類し、最大サンプル数を持つ医療機関の種類が結論部となる。最大サンプル数を持つクラスが複数ある場合は、結論部を保留とする。識別率は各サンプルが持つ属性に基づいた If-Then ルールの結論部と、実際にアンケートで回答している結論部に該当する項目が同じなら正答、異なる場合は誤答、保留の場合はそのサンプルを保留として計算する。

3.1 日常生活における健康に関するアンケート調査

日常生活における健康に関するアンケート調査は、大阪府吹田市の住民から無作為に抽出された被験者を対象に郵送形式によって実施されたものであり、回答者は有権者である20歳以上に限定されている。アンケートは選択型回答形式であり、その中から回答者の個人属性に関わる項目をエージェントの属性と If-Then ルールの条件部に用いる。If-Then ルールの条件部に用いる属性とその属性値の詳細を表1に示す。本アンケート調査では、風邪の場合と単なる風邪でない場合の症状別に病院へ行くか行かないか、行く場合は開業医か総合病院かを質問項目としている。従って、If-Then ルールの結論部は、病院へ行かないか、開業医へ行くか、総合病院へ行くかの3クラスの場合と、病院へ行く場合のみを用いた開業医へ行くか、総合病院へ行くかの2クラスとする。さらに、風邪の場合と単なる風

表1 ルール生成に使用するために前処理したもの

性別	
1. 男性	2. 女性
年齢	
1. 20歳～39歳	2. 40歳～59歳
3. 60歳～89歳	
学歴	
1. (旧) 中学卒, (旧) 高校卒	2. 短大, 専修学校卒
3. 大学卒	4. 大学院卒
居住年数	
1. 3年未満	2. 3年～10年未満
3. 10年～20年未満	4. 20年以上
住宅分類	
1. 持ち家 (一戸建て)	2. 持ち家 (共同住宅, 分譲マンションなど)
3. 賃貸住宅	
職業	
1. 自営業主, 家族従業者	2. 勤務者
3. その他 (家事専業, 学生, 無職)	
月収	
1. 20万円未満	2. 20万円～30万円未満
3. 30万円～40万円未満	4. 40万円～60万円未満
5. 60万円以上	

邪でない場合の症状別にルール集合が生成される。

本アンケートの回答者数は 586 名である。本アンケート調査の分析では、586 名分のアンケート結果からデータのノイズであると考えられるケースを除き、表 1 で示した属性データを全て持つ 499 名のサンプルを用いた実験を行う。ここでのノイズとは、無作為に抽出した被験者に郵送しているアンケート用紙に対して他の回答者による回答が含まれている疑いのあるケースを示している。本アンケート結果からのルール抽出、および分析では、決定木手法として代表的な ID3 を用いる。ID3 の詳細なアルゴリズムの説明は、本論文の主旨から逸れるため差し控える。参考文献には、著者が過去に行った同様の分析として、ID3 を用いたアンケート結果の分析をあげている[28-32]。ID3 の詳細なアルゴリズムやアンケート結果の分析に適用する際の設定などは、参考文献を参照されたい。本アンケート結果において、風邪および単なる風邪でない症状の時に病院へ行かない、開業医へ行く、総合病院へ行く、のいずれかに回答したサンプルの人数を表 2 に示す。さらに、結論部を病院へ行かないか、開業医へ行くか、総合病院へ行くかの 3 クラスとして ID3 によって抽出した If-Then ルールの識別率と各階層における属性の使用回数を表 3 から表 5 に示す。

表 3 から、単なる風邪でない場合に比べて、風邪の場合の正答率が高いことがわかる。これは、表 2 において風邪の場合に病院へ行かない人が多いことが、最大サンプル数を持つクラスを結論部とするルール生成手法において正答サンプル数を増加させる要因となっている。さらに、表 4 は年齢が第一因子となっているが、表 5 では第一因子に月収が選択されている。これは、本アンケート結果に対する ID3 での分類において、単なる風邪でない場合に病院へ行かないか、開業医へ行くか、総合病院へ行くかの選択で月収が大きな影響を持つことを示している。病院へ行かないという選択肢に対して、家庭での月収が意思決定に影響を与えることは興味深い結果と考えることができる。さらに、症状ごとのルール集合における各結論部の割合を図 1 に示す。図 1 において、風邪の場合は病院へ行かないという結論部を持つルールが 95%を占めている。しかし、単なる風邪でない場合には、90%が病院へ行くという結論部を持つルールとなっている。

名取[20]の分析結果においても同様の傾向が示されており、風邪の場合と比較して単なる風邪でない場合の方が、病院へ行くという選択をする割合が高いとされている。さらに、風邪の場合には、性別による差異は見いだせないが、高齢になるほど病院へ行くという選択をする割合が高まっていることが示されている。単なる風邪でない場合には、年代による差異はないが、女性の方が病院へ行くという選択を行うことが示されている。

表2 アンケート結果における各回答に対するサンプルの人数

	風邪の場合	単なる風邪でない場合
行かない	337 人	38 人
開業医	127 人	258 人
総合病院	17 人	186 人
合計	481 人	482 人

表3 症状別で生成されたルール集合の識別率（開業医と総合病院，行かないの3クラス）

	風邪の場合	単なる風邪でない場合
正答率	71.7%	56.8%
誤答率	28.3%	37.8%
保留率	0.0%	5.4%
ルール数	39 個	52 個
サンプル数	481 人	482 人

表4 各階層における属性の使用回数（風邪の場合のルール集合）

	第1階層	第2階層	第3階層
性別	0	0	2
年齢	1	0	0
学歴	0	0	1
居住年数	0	2	2
住宅分類	0	0	2
職業	0	0	4
月収	0	1	2

表5 各階層における属性の使用回数（単なる風邪ではない場合のルール集合）

	第1階層	第2階層	第3階層
性別	0	0	2
年齢	0	0	3
学歴	0	0	4
居住年数	0	2	3
住宅分類	0	2	3
職業	0	1	2
月収	1	0	0

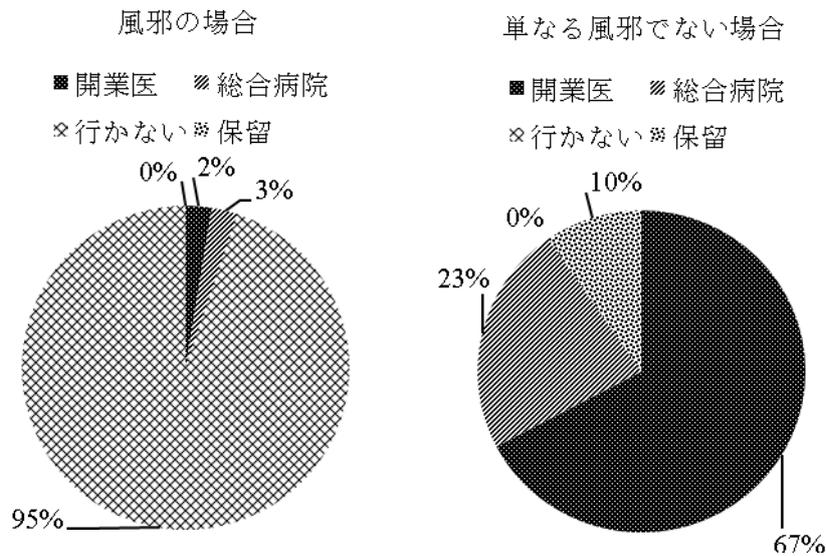


図1 3クラスで生成されたルール集合における結論部の割合

病院へ行かないという選択肢を含めた3クラスによるIf-Thenルールの生成では、風邪の場合に病院へ行かないという結論部を持つルールが95%を占めていた。しかし、表2において、病院へ行かないという回答をしたサンプルの割合はおよそ70%である。従って、3クラスの結論部によって生成されたルール集合は、サンプルの傾向を顕著に表しすぎている。また、シミュレーション内での意思決定に用いることを考えた場合、医療機関の選択行動を観察するという点においては好ましくない。

従って、本アンケート結果において、病院へ行くことを前提とした開業医へ行く、総合病院へ行く、のいずれかに回答したサンプルの人数を表6に示す。さらに、開業医へ行くか、総合病院へ行くかの2クラスで生成したルールの識別率と各階層における属性の使用回数を表7から表9に示す。表7から、単なる風邪でない場合に比べて、風邪の場合の正答率が高いことがわかる。これは、3クラスでの結果と同様に、表6において風邪の場合に開業医へ行く人が多いことが、最大サンプル数を持つクラスを結論部とするルール生成手法において正答サンプル数を増加させる要因となっていることを示している。さらに、表8と表9から、風邪の場合と単なる風邪でない場合のどちらのルール生成においても第一因子に年齢が選択されている。これは、本アンケート結果に対するID3での分類において、風邪の場合も単なる風邪でない場合も、開業医と総合病院のどちらへ行くかの選択で年齢が大きな影響を持つことを示している。

症状別に生成されたルール集合における、結論部の割合を図2に示す。さらに、それぞれのルール集合において、各結論部を持つルールによって、正答に分類されたサンプルの年齢の割合を図3と図4に示す。図2から、風邪の場合と比較して単なる風邪でない場合

のルール集合の方が、総合病院を選択する結論部を持つルールの割合が高いことがわかる。さらに、風邪の場合も単なる風邪でない場合も、高齢者層（60歳～89歳）の方が総合病院を選択する割合が高くなっていることが図3と図4に示されている。

こちらの結果からも名取[20]の分析結果と同様の傾向が見られており、風邪の場合と比較して症状が重いと考えられる場合の方が、総合病院を選択する傾向にあると示されている。さらに、どちらの症状においても高齢者層が比較的総合病院を選択しやすい傾向にあることを示した点が共通して見られた。

これらの分析結果から、本アンケート結果から抽出した If-Then ルールによる分析結果と、他の分析方法による結果との整合性を確認し、生成した If-Then ルールを意思決定モデルとして利用することの妥当性を示した。さらに、分析結果を用いた考察としては、症状が重くなると同時に総合病院を選択する割合が高くなる傾向が見られる。これは、かかりつけ医制度の趣旨を踏まえた上で必ずしも望ましい傾向ではない。さらに、症状の重さに関わらず、高齢者層の方が総合病院を選択しやすい傾向にある。従って、総合病院の移動や統廃合を考える上で、他の総合病院を選択しなければならない高齢者が多いようであれば、かかりつけ医制度の必要性が高まると考えられる。

表6 アンケート結果における各回答に対するサンプルの人数

	風邪の場合	単なる風邪でない場合
開業医へ行く	127人	258人
総合病院へ行く	17人	186人
合計	144人	444人

表7 症状別で生成されたルール集合の識別率（開業医と総合病院の2クラス）

	風邪の場合	単なる風邪でない場合
正答率	90.3%	58.3%
誤答率	6.9%	34.9%
保留率	2.8%	6.8%
ルール数	34個	40個
サンプル数	144人	444人

表 8 各階層における属性の使用回数（風邪の場合のルール集合）

	第 1 階層	第 2 階層	第 3 階層
性別	0	0	2
年齢	1	0	0
学歴	0	0	2
居住年数	0	1	2
住宅分類	0	0	4
職業	0	1	1
月収	0	1	1

表 9 各階層における属性の使用回数（単なる風邪ではない場合のルール集合）

	第 1 階層	第 2 階層	第 3 階層
性別	0	0	1
年齢	1	0	0
学歴	0	0	1
居住年数	0	1	4
住宅分類	0	0	2
職業	0	1	2
月収	0	1	2

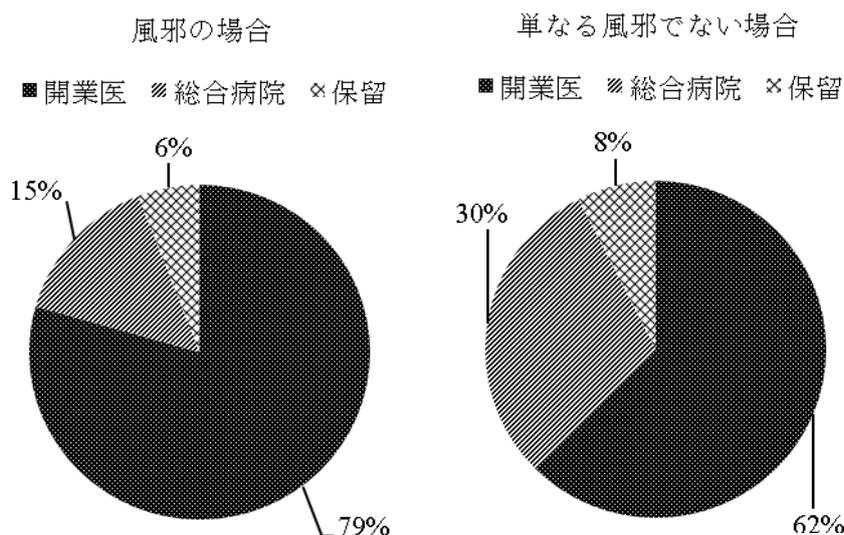


図 2 2 クラスで生成されたルール集合における結論部の割合

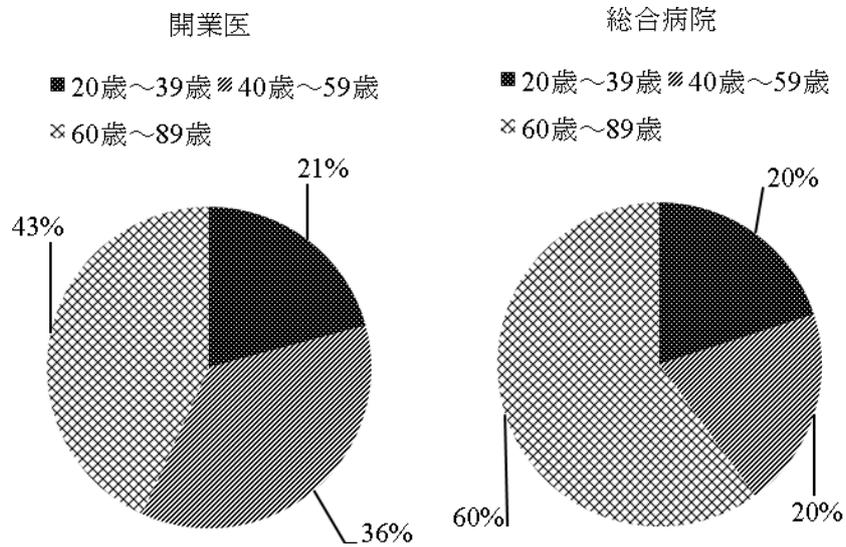


図3 風邪の場合のルール集合における各結論部に分類されたサンプルの割合

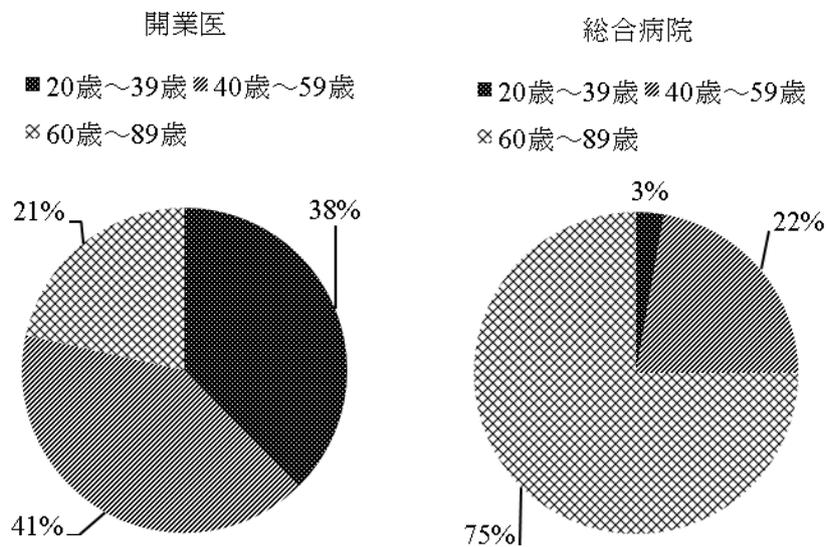


図4 単なる風邪でない場合のルール集合における各結論部に分類されたサンプルの割合

4. シミュレーションの設計と実装

本章では、アンケート結果より生成された If-Then ルールをエージェントの意思決定モデルとする社会シミュレーションの設計方法を述べた後、エージェントの罹患率の設計に用いた厚生労働省の病院報告データとその利用方法やエージェントの状態遷移について述べる。そして、各モデルを使ったシミュレーション全体の構成と流れを説明する。

4.1 罹患率と状態遷移

本研究では、シミュレーションを構成するモデルについて、実際のアンケート結果や統計データを用いることでモデルとしての妥当性を追求している。従って、罹患率と状態遷移の設計においては、政府統計の総合窓口である e-Stat[33]から入手できる厚生労働省の病院報告データに基づいて症状ごとに設計する。

シミュレーションにおけるエージェントの状態は、図5のように、健康、発症、自宅療養、通院、入院、退院の6つに分けられる。まず、健康状態から発症に遷移するため、吹田市における10万人あたりの月別症状別発症患者数を次式のように推計する。

吹田市における10万人あたりの月別症状別発症患者数

$$= \text{罹患率 } X_i \times \text{吹田市における10万人あたりの月別症状別外来患者数} \quad (2)$$

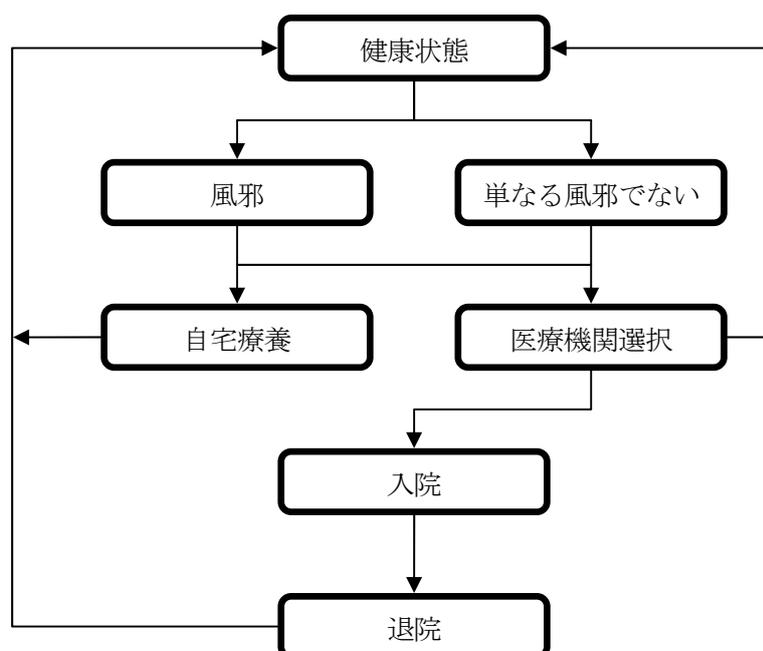


図5 状態遷移の流れ

ここで、罹患率 X_i は、病院を利用しない患者を含む全ての発症患者数を求めるための係数である。 X_1 を風邪の発症率、 X_2 を単なる風邪でない症状の発症率とし、アンケート結果に基づいて、それぞれの症状が出た場合の通院割合の逆数とする。 外来患者数とは、発症した場合に通院した患者数であり、実際には通院しない患者もいる。 従って、発症患者数の推計において、罹患率にアンケート結果に基づく通院割合の逆数を用いた。 吹田市における 10 万人あたりの月別症状別外来患者数を厚生労働省の病院報告データにおける 10 万人あたりの外来患者数をもとにして次のように定義する。

吹田市における 10 万人あたりの月別症状別外来患者数

$$= \text{大阪府における 10 万人あたりの外来患者数} \times \alpha \quad (3)$$

$$\times \text{外来患者数に対する月別変動率} \times \beta$$

ここで、 α は、吹田市民病院における吹田市統計書[34]から得られた実際の外来患者数に合わせるための調整パラメータである。 一方、 β は、症状別の外来患者数を推計するためのパラメータである。 α は、初期値 $\alpha=1$ としてシミュレーションを行い、シミュレーションから得られた吹田市民病院の患者数と、実際の吹田市民病院の患者数の差分に基づいて α の値を決定する。 実際の吹田市民病院の患者数との差分に基づいて得られた市民病院調整係数 α の値は、8.05 である。 吹田市民病院は、吹田市民以外にも利用されているが、市立吹田市民病院改革プラン[18]において入院患者のうち 77.1%、外来患者のうち 86.9% が吹田市在住であることが示されており、その利用者の多くが吹田市民であることから、本シミュレーションにおける吹田市民の利用者に対するパラメータ調整に利用できると考える。

月ごとの患者数の変動をシミュレーション内で表現させるため、厚生労働省の病院報告データにおける月次データをもとに月別変動率を求め、外来患者数に反映させる。 外来患者数の中から風邪と思われる患者数と単なる風邪でない患者数を決定するため、吹田市民病院の診療科別患者数に基づいて、内科患者数の割合を風邪の割合 β とする。 ここで、風邪以外の診療科患者数の割合を単なる風邪でない割合 $1-\beta$ として(3)式の β の代わりに用いる。

(2)式に基づく確率で発症したエージェントは、アンケート結果に基づく通院割合に従って、自宅療養と通院の 2 状態に遷移する。 ここで、発症確率とアンケート結果に基づく通院割合は、症状別に与えられる。 続いて、吹田市における月別新入院患者数を、外来患者数の総和に基づいて次のように定義する。

吹田市における 10 万人あたりの月別新入院患者数

$$= \text{吹田市における 10 万人あたりの月別外来患者数} \times \text{新入院患者数} \quad (4)$$

$$\div \text{外来患者数} \times \text{新入院患者数に対する月別変動率}$$

ここで、吹田市における 10 万人あたりの月別外来患者数とは、(2)式の症状別外来患者数の総和である。また、新入院患者数、外来患者数、月別変動率は、厚生労働省の病院報告データに基づく数値である。さらに、月別退院患者数を厚生労働省病院報告データに基づき、次のように定義する。

吹田市における 10 万人あたりの月別退院患者数

$$= \frac{\text{吹田市における 10 万人あたりの在院患者数} \times \text{退院患者数}}{(\text{新入院患者数} + \text{在院患者数}) \times \text{退院に対する月別変動率}} \quad (5)$$

なお、吹田市における 10 万人あたりの在院患者数は、厚生労働省病院報告データに基づく、10 万人あたりの在院患者数を初期値として、(3)式の新入院患者数を加えたものである。

4.2 シミュレーションの設定

エージェントは、住民基本台帳による町丁別・年齢（5 歳刻み）別人口、世帯数に基づき、実際の年齢構成、および人口分布で仮想空間上にある各町丁の中心座標へ配置した。ただし、アンケート調査と同様に有権者のみとしたため、20 歳から 89 歳の 278,499 人のエージェントを配置した。医療機関においては、実際に大阪府吹田市に存在する 253 の開業医と 13 の総合病院を詳細な住所情報に基づいて GIS 座標上に配置した。

次に、エージェントの個人属性をアンケート結果から割り当てる。これまでのモデルと同様に実際のデータに基づいた設計とすることで妥当性を追求するためである。しかし、エージェントの行動ルールである If-Then ルールを同じアンケート結果から抽出しているために前提条件および問題点が生じる。シミュレーションにおいて、各エージェントは自身の属性と合致する条件部を備える If-Then ルールを自身の行動ルールとする。従って、風邪の場合と単なる風邪でない場合それぞれのルール集合において、自身の属性に合致する条件部を備えるルールが存在しなければならない。しかし、症状別で抽出されたルール集合は、結論部に使用しているアンケート項目が異なるために対象としているサンプルも異なる。従って、エージェントの個人属性を単純にアンケート結果から割り当てても、条件部の合致するルールが必ずしも存在するとは限らない。さらに、吹田市の各地域に実際の年齢分布に基づいて配置しているため、ルール集合に適合できるように年齢を調整することは望ましくない。

これらの問題を受けて、年齢分布を変更せずにアンケート結果からエージェントの属性を割り当てるための処理を実装した。はじめに、どちらかのルール集合内に条件部の合致するルールが存在するように属性を割り当てるため、10 万人対 1 日平均患者数のデータにおける外来と新入院の比率で確率的にどちらかのルール集合を選択する。次に、アンケー

ト結果から得られる、各症状時において開業医か総合病院のいずれかを選択する確率を用いて、結論部が開業医か、総合病院のルールをランダムに1つ選択する。さらに、ルールの条件部に年齢が含まれている場合は、既に住民基本台帳から割り当てられている年齢と同値であるかを確認する。異なる場合は、条件部に年齢が含まれていないルールか、同値の年齢を備えるルールを探索する。次に、ルールの条件部をエージェントの属性値としてそのまま割当てて。未割当ての属性については、選択されたルールの条件部に適合するサンプルの属性値を用いて等確率に割当てて。最後に、もう一方のルール集合に条件部の合致するルールが含まれているかを確認する。含まれていない場合は、いずれのルール集合にも条件部の合致するルールが含まれるまで、初めから属性値の割当てを行う。

4.3 シミュレーションの流れ

これまでに説明した各モデルをまとめると同時にシミュレーションの流れを説明する。はじめに、シミュレーションの初期設定として、エージェントの個人属性をアンケート結果と住民基本台帳から割り当てて。さらに、各エージェントの居住区域と各医療機関を実際の位置情報と人口分布に基づいて設定する。次に、罹患率に基づいて各症状への状態遷移を行い、それぞれの症状に応じた行動として通院や入院、退院を行う。この際、各エージェントは自身の症状に応じたルール集合から条件部の合致するルールを1つ選択し、ルールの結論部に基づいて最も近い開業医か総合病院を選択する。ここで、アンケート結果における各症状時に医療機関へ行くかどうかという項目を確率として導入する。これによって、自宅療養という選択肢をエージェントに持たせることが可能となる。

シミュレーションは、現実と同様に1日単位で罹患と医療機関選択行動が確率に基づいて繰り返し行われる。そして、1月単位で各医療機関における患者数を集計して比較、分析する。この際、シミュレーションにおいて乱数を使用していることから、100回の実験で得られた結果を平均して考察している。

本研究では、上述した通常シミュレーションに加えて、地域医療問題の対象となっている公立病院の存廃に関する考察を述べるために市民病院を除いた場合のシミュレーションを行う。これによって、周辺の医療機関へ与える影響などを示すことが可能となる。

5. シミュレーション結果と考察

本章では、はじめに吹田市の年齢分布とアンケート結果から得られるサンプルの年齢分布を比較することで、実際のデータとアンケート結果との乖離を示す。本シミュレーション内では、エージェントを実際の年齢分布と位置情報に基づいて配置している。しかし、他の個人属性においては、あくまでアンケート結果から割り当てた属性であることを考慮

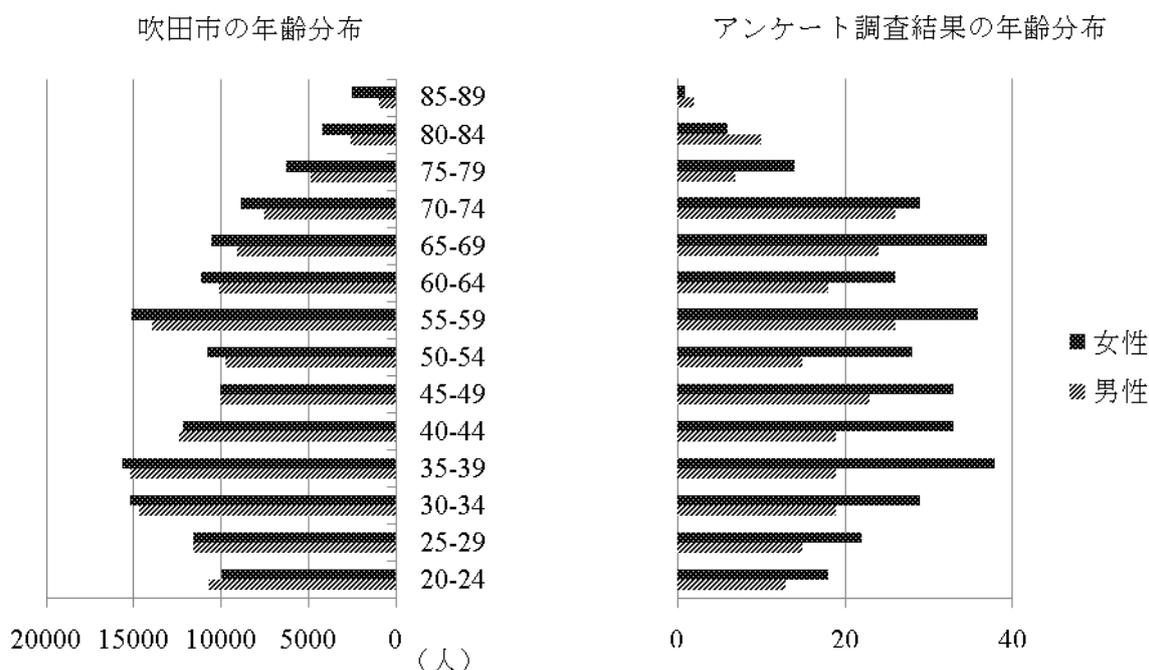


図6 吹田市とアンケート結果の年齢分布

しなければならない。次に、各症状における月別平均患者数の推移を示し、実際の統計データから求めた月別変動率を用いることの有用性を検証する。次に、吹田市民病院を含めたシミュレーション結果と除いた結果を比較し、その影響を検証する。この際、各医療機関における受診患者を属性によって分類することで、ミクロな視点からエージェントの設計を行うことの有用性を検証する。最後に、シミュレーションから得られた結果を用いて政策的にどのような議論へ展開できるかを検討する。

5.1 実データとアンケート結果の乖離

実際のデータとアンケート結果の乖離を把握するため、吹田市の年齢分布とアンケート結果におけるサンプルの年齢分布を図6に示す。図6から、アンケート結果におけるサンプルの年齢分布では、実際のデータと比較して女性の割合が高い。このように、アンケート結果からエージェントの属性を割り当てる場合は、実際のデータとの乖離を把握する必要がある。

5.2 シミュレーション結果

実際の統計データから求めた月別変動率を用いることの有用性を検証するため、各症状における月別平均患者数の推移を図7から図10に示す。図7から図10は、すべて吹田市

民病院を含めたシミュレーションによって得られた結果である。なお、以降に示すシミュレーション結果は、使用する If-Then ルールの生成時において、結論部を開業医へ行くか、総合病院へ行くかの2クラスにしたものである。図7は、シミュレーションにおいて健康の状態にあったエージェントを各月ごとに集計したものである。図8は、風邪や単なる風邪でない症状にあつて、医療機関への受診行動ではなく自宅療養を選択したエージェントを各月ごとに集計したものである。図9と図10は、それぞれ風邪の場合や単なる風邪でない症状にあつて、開業医か総合病院の医療機関を選択したエージェントを各月ごとに集計したものである。これらの結果を算出するにあたって、4.1で詳述した罹患率と状態遷移において、人口10万人対1日平均患者数のデータのみを使用した確率設定を用いると各月の平均がほぼ一定になることが考えられる。しかし、月別変動率を人口10万人対1日平均患者数のデータを用いた確率に掛け合わせることで、実際のデータに基づいた各月の変動をシミュレーション上で表現することができた。さらに、開業医と総合病院で患者の年齢構成が異なることから、実際のアンケート結果に基づいて生成した If-Then ルールの構造が患者の選好として影響していることが分かる。

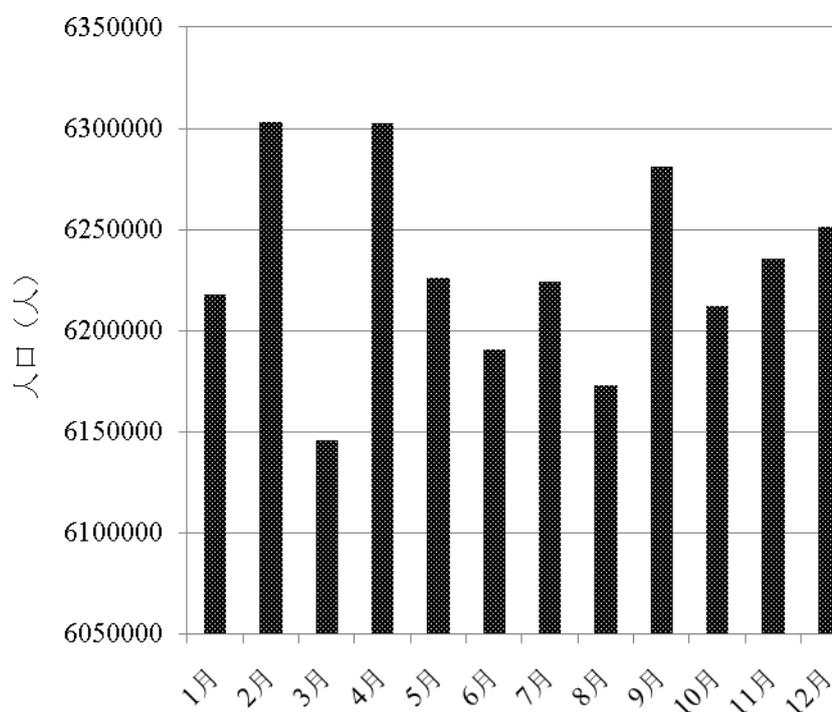


図7 健康の月別人口の推移

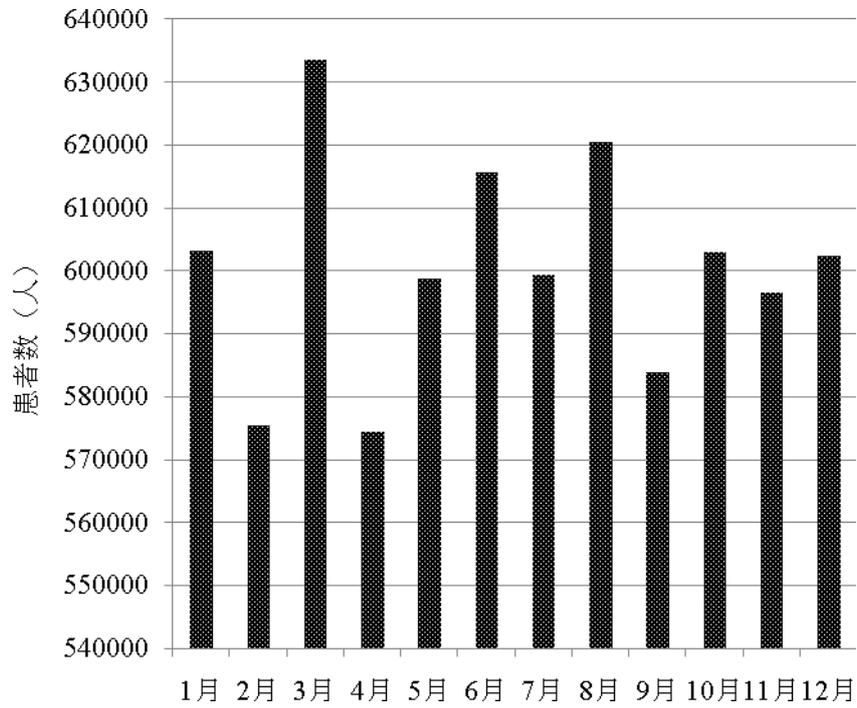


図8 自宅療養の月別患者の推移

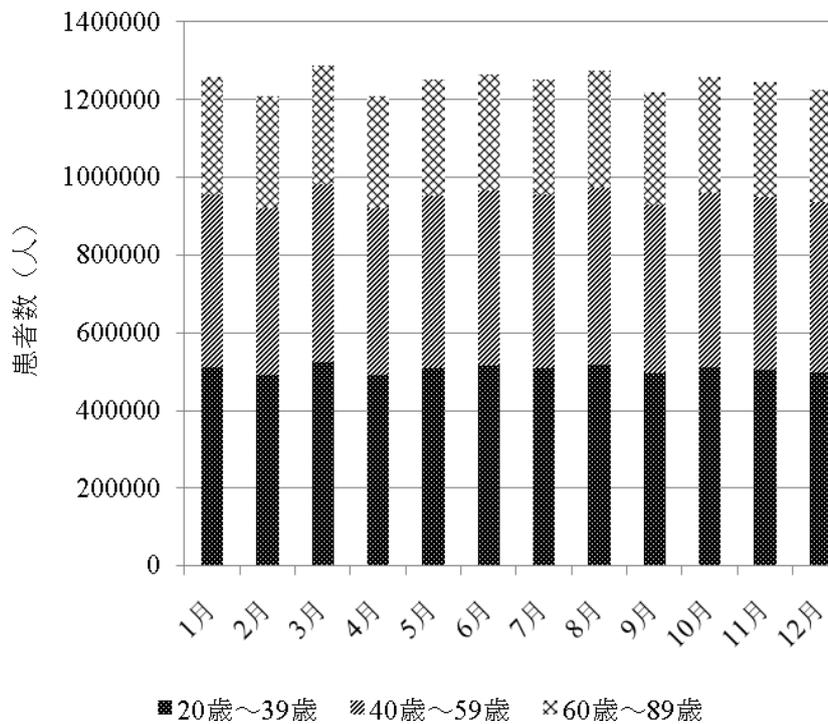


図9 開業医の月別患者数の推移

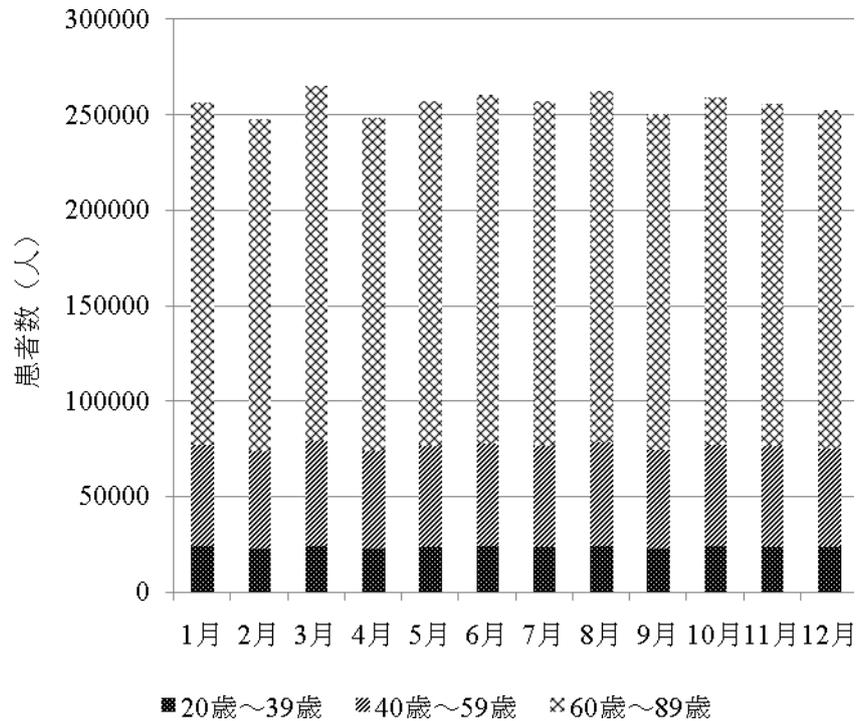


図10 総合病院の月別患者数の推移

吹田市民病院を含めたシミュレーション結果と除いた場合の結果を比較することで、吹田市民病院の存廃による影響を分析する。1.で述べた地域医療問題に関して、公立病院の経営が困難となっており、周辺の総合病院との統廃合などが目されているためである。従って、ここでは総合病院に注目してシミュレーション結果を示す。さらに、3.1で地域医療の課題に向けてかかりつけ医制度の必要性を示したが、その議論への発展を考えた場合にも、総合病院の患者数を把握することが重要となる。吹田市民病院を含めた場合と除いた場合のシミュレーション結果における、各総合病院の1月の患者数を図11と図12に示す。図11から、各総合病院の患者数に大きな違いが見られる。これは、シミュレーションの設定として最も近い開業医か総合病院を選択する仕組みになっていることから、各総合病院がカバーする地域の人口に大きな違いがあるからだと考えられる。従って、医療機関の統廃合や移動に関する議論には、各地域の人口が大きく関与すると言える。さらに、シミュレーション内での罹患率に実データに基づく調整パラメータを用いることで、シミュレーションから得られた吹田市民病院の患者数を実際の患者数に近づけることができた。図12から、吹田市民病院をシミュレーション上で廃止した場合、他の総合病院へ患者数の影響が及んでいることがわかる。ここでは、吹田市民病院を選択していたエージェントの居住区域にとって、吹田市民病院の次に近い総合病院がその影響を受けることが示されている。

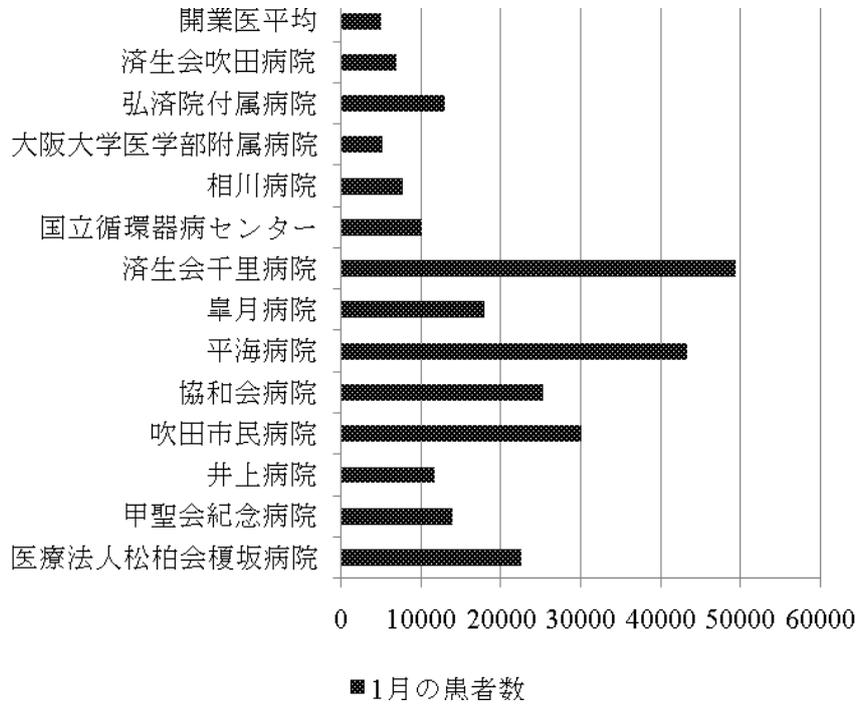


図 11 吹田市民病院を含めたシミュレーション結果

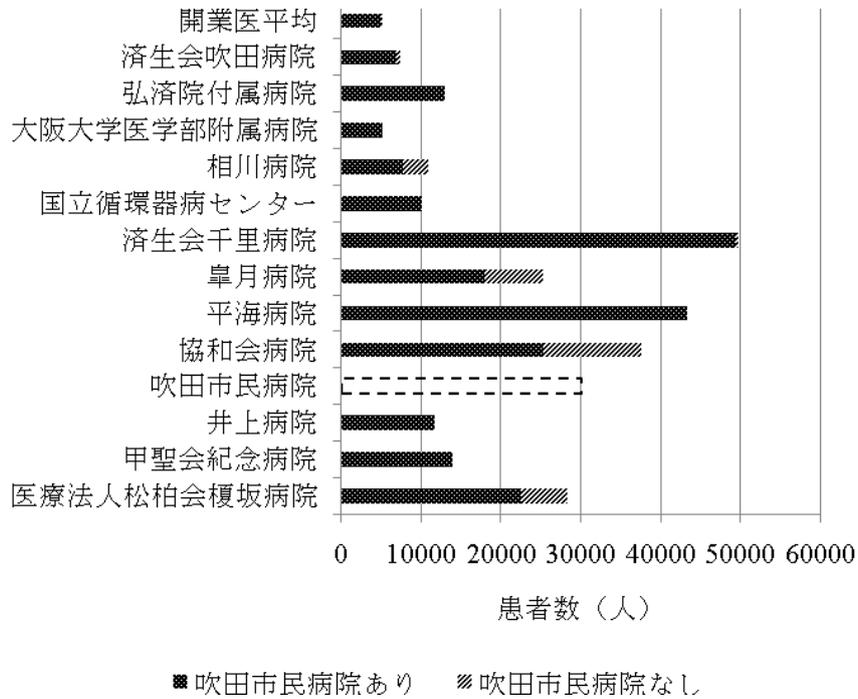


図 12 吹田市民病院を除いたシミュレーション結果

図 11 と図 12 から、吹田市民病院をシミュレーション上で廃止したことにより、影響を受ける総合病院と流入患者数を示すことができた。しかし、患者数を横軸とした棒グラフだけでは、それぞれの病院の位置関係が把握できない。政策立案に向けた結果の見せ方として、実際の地図上で各医療機関がどのような位置関係となっているかを同時に示すことが望まれる。従って、図 11 と図 12 で示されている患者数を Google Earth 上にマッピングすることを試みた。Google Earth へのマッピングには、森本らが開発している描画ツール [35] を使用した。この描画ツールによって、各医療機関が地図上でどのような位置関係となっているか、そして、各医療機関の患者数がどのように変化するかを図 13 と図 14 に示す。図 13 は、図 11 と同様に吹田市民病院を含めた設定で実験した結果である。縦棒が各総合病院の患者数を表している。図 14 は、図 12 と同様に吹田市民病院をシミュレーション上で廃止した場合の結果である。実際の地図上にマッピングすることで、吹田市民病院の廃止による影響が地図上で把握することができる。政策立案に向けた議論として、どのような医療機関が影響を受けやすいか、また、患者の属性を解析することでどのような影響を受けるかが分析できる。今後、各医療機関の特徴などを詳細にモデル化することにより、より現実的な分析や患者の行動変容を分析することができる。

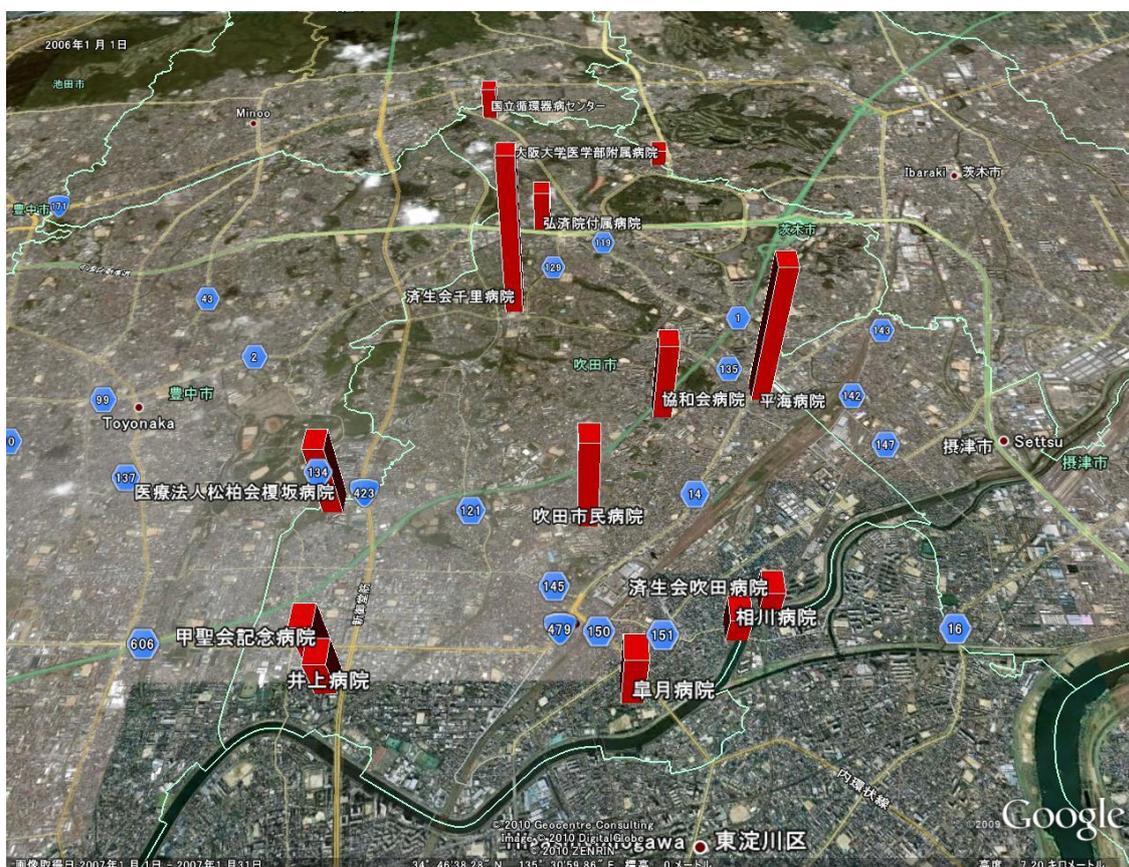


図 13 吹田市民病院を含めたシミュレーション結果のマッピング

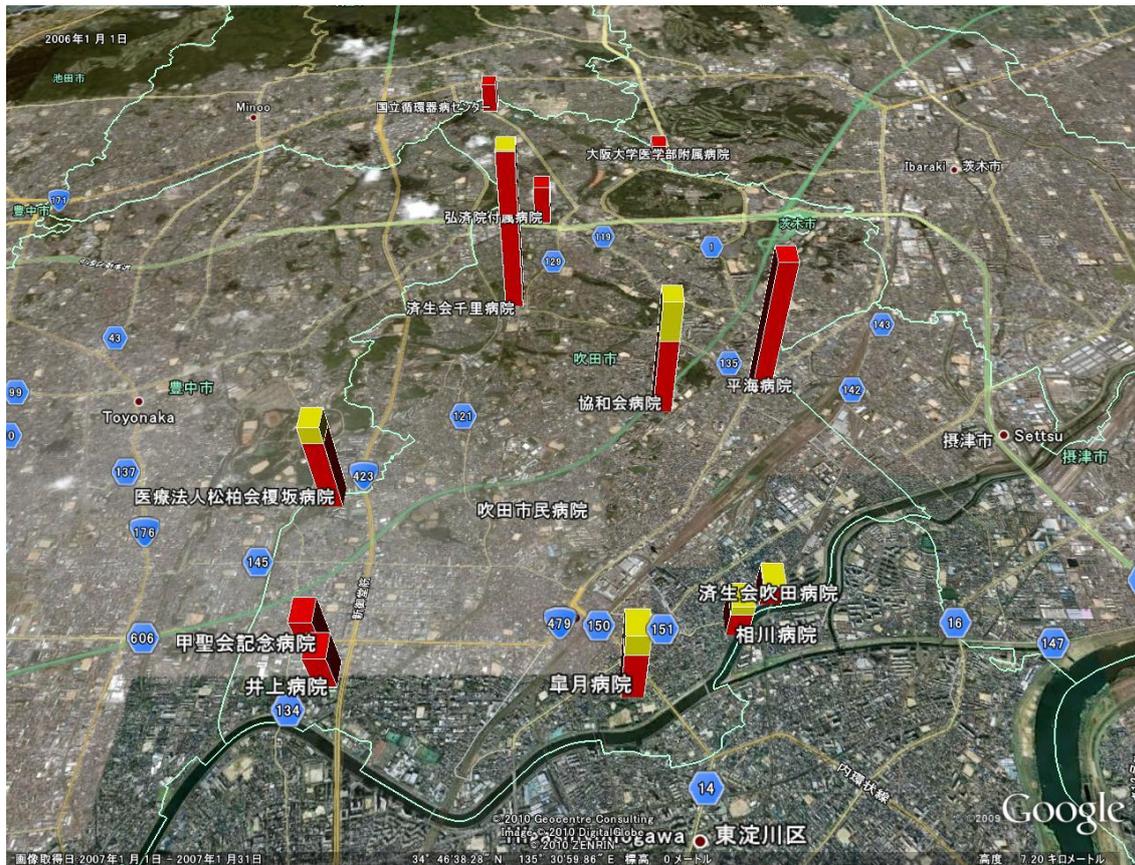


図 14 吹田市民病院を除いたシミュレーション結果のマッピング

次に、吹田市民病院の年齢構成を図 15 に示し、吹田市民病院を除いたシミュレーションにおいて影響を受ける総合病院において、吹田市民病院を除く前との年齢構成の比較を図 16 から図 21 に示す。図 16 から図 21 において、左側が吹田市民病院を含めたシミュレーションでの年齢構成となっており、右側が吹田市民病院を除いた場合に流入する患者数を含めた年齢構成となっている。各図は、順番に医療法人松柏会榎坂病院、協和会病院、泉月病院、済生会千里病院、相川病院、済生会吹田病院の年齢構成となっており、いずれも吹田市民病院を除いた場合に影響を受ける総合病院である。

各図において、吹田市民病院の廃止によって年齢構成の変化が見られる医療機関もある。本シミュレーションでは、各地域の年齢構成を住民基本台帳に基づいて設計しているため、吹田市民病院と他の総合病院との間にある地域で年齢構成の特徴が現れていると考えられる。同時に、吹田市民病院へ通っていた患者にとって、自身と違う属性を持つ患者の多い医療機関を選択しなければならない可能性を示している。従って、他の総合病院へ通うことによる満足度の変化が見られると考えられる。

本研究でのシミュレーションにおいて、エージェント個々の属性をアンケート結果などの実データを用いて、ミクロな視点から設計していることが特徴となっている。これによ

って、年齢構成だけでなく性別や収入などの個人属性に関しても同様の変化を検証することができる。今後、各地域による属性の偏りなどを詳細にモデル化することによって、医療機関の存廃や移動による患者の行動変容に関する分析が可能となる。

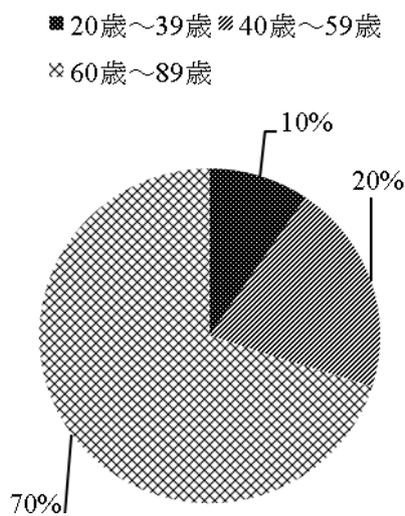


図 15 吹田市民病院の年齢構成

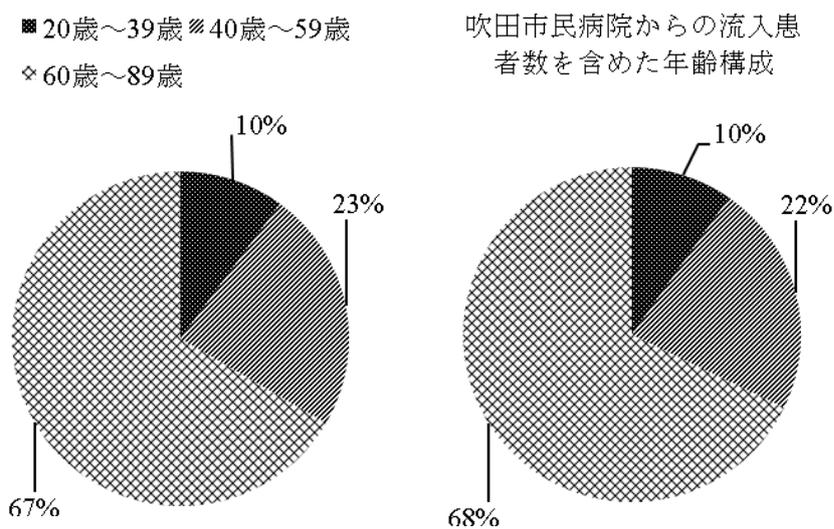


図 16 医療法人松柏会榎坂病院の年齢構成

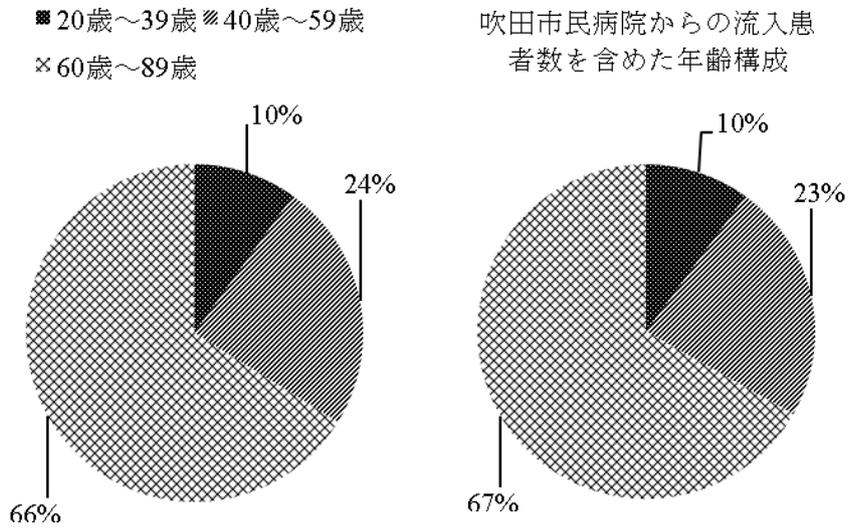


図 17 協和会病院の年齢構成

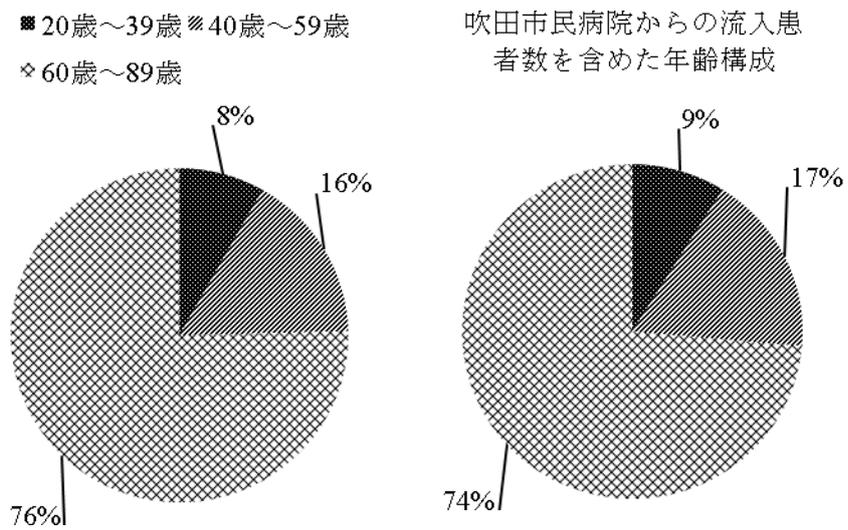


図 18 皐月病院の年齢構成

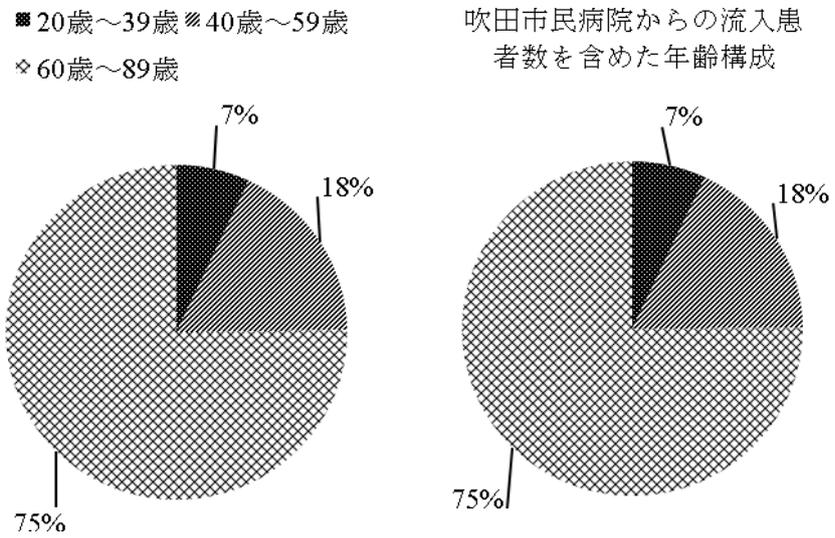


図 19 済生会千里病院の年齢構成

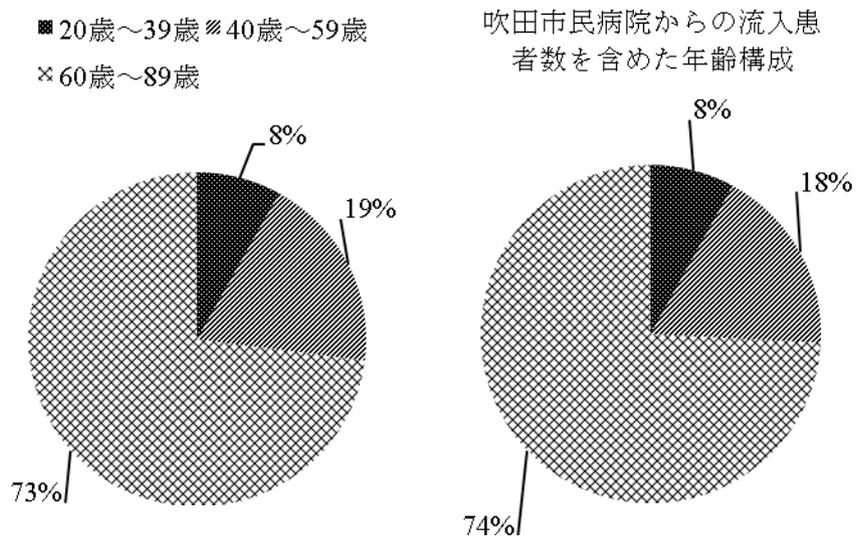


図 20 相川病院の年齢構成

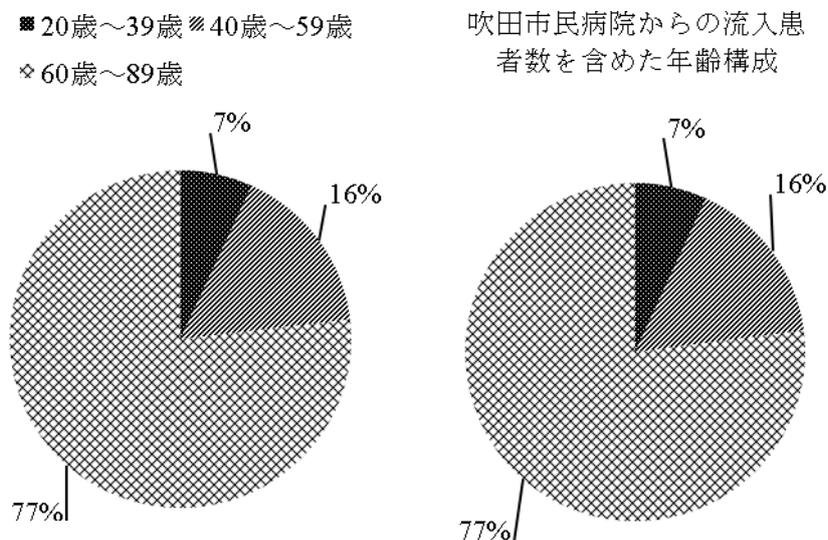


図 21 済生会吹田病院の年齢構成

5.3 シミュレーション結果から政策への展開

シミュレーション結果をどのように政策へ結びつけるかには課題がある。ここでは、本研究におけるシミュレーションの結果を基に政策立案に向けた議論へ発展させる。例えば、吹田市民病院の廃止によって周辺の総合病院はどのように影響を受けるのかを考える。吹田市民病院を除いた場合の各医療機関への流入平均患者数と、当該病院から吹田市民病院までの直線距離を表 10 に示す。表 10 における括弧内の数字は、吹田市民病院からの流入患者数については降順、吹田市民病院との直線距離については昇順で番号付けを行ったものである。さらに、流入平均患者数と吹田市民病院までの直線距離の相関分析を行った結果を表 11 に示す。表 10 と表 11 から、吹田市民病院からの流入平均患者数と吹田市民病院までの直線距離には、有意な相関が認められないことがわかる。本シミュレーションの医療機関選択行動では、最も近い開業医か総合病院を選択するように設計している。しかし、2 番目に近い相川病院に流入患者数が多くないことが分かる。

表 11 の結果において有意な相関が認められない原因として、各地域の人口の違いが医療機関の存廃における影響に関与しているためだと考えられる。さらに、吹田市民病院を廃止した場合の影響は、それぞれの医療機関が密集しているか、あるいは離れた地域に立地しているかで大きく異なる。各医療機関の位置関係によって影響する度合いが異なる例を図 24 に示す。本シミュレーションの設計において、各エージェントは If-Then ルールの結論部に基づいて最も近い開業医か総合病院を選択する。従って、各医療機関がカバーする

受診者の居住地域をボロノイ図で表現することができる。中心の点が吹田市民病院、他の点が吹田市民病院を除いたシミュレーションで影響を受ける医療機関を表している。図 22 において、左図が吹田市民病院を含む場合、右図が吹田市民病院を除いた場合に各医療機関がカバーする範囲である。両図の比較から、他の医療機関とは離れた地域に立地する医療機関は、吹田市民病院廃止後により多くの地域をカバーすることになる。従って、吹田市民病院との距離とは関係なく患者数が増える可能性もある。そして、患者側にとっても遠い医療機関を選択せざるを得ない状況になることを意味している。従って、医療機関の統廃合や移動に伴う各医療機関への影響は、距離だけでの判断ではなく地域の人口をはじめとした他の要素を多分に考慮する必要があると考えられる。

表 10 吹田市民病院を廃止した場合に影響を受ける総合病院

	吹田市民病院との直線距離	吹田市民病院からの流入患者数
医療法人松柏会榎坂病院	2380.31m (5)	5720.77 人 (3)
協和会病院	1530.86m (1)	12261.73 人 (1)
皐月病院	1642.85m (3)	7415.05 人 (2)
済生会千里病院	2951.84m (6)	376.98 人 (6)
相川病院	1612.50m (2)	3169.06 人 (4)
済生会吹田病院	1714.94m (4)	470.94 人 (5)

表 11 吹田市民病院からの流入患者数と直線距離の相関

		吹田市民病院からの流入患者数
吹田市民病院との直線距離	Pearson の相関係数	-.493
	有意確率 (両側)	.321
	N	6

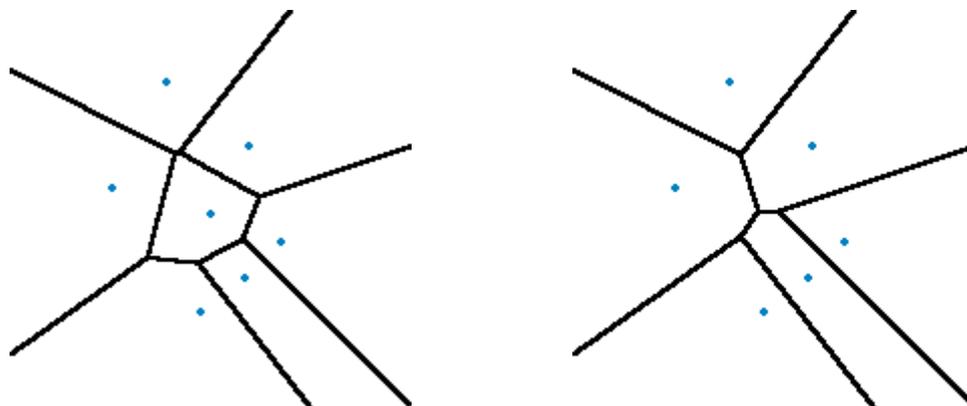


図 22 各医療機関のカバー範囲を表すボロノイ図

次に、表 10 と表 11 での考察と共に吹田市民病院との距離に比例して予算を配分することが望ましいのかを考える。シミュレーションで得られた各医療機関の年間平均患者数と、吹田市にある阪急電鉄や JR、モノレールの停車駅と各医療機関までの距離の相関分析を行った結果を表 12 に示す。表 12 から、各医療機関の年間平均患者数と最寄り駅までの距離には、5%水準で正の相関が見られる。つまり、最寄り駅までの距離が遠い医療機関ほど、年間平均患者数が多いことになる。さらに、各町丁の人口と最寄り駅までの直線距離の相関分析を行った結果を表 13 に示す。表 13 から、最寄り駅までの距離が遠い地域ほど、人口が多いことがわかる。本シミュレーションにおける医療機関選択では、最寄り駅までの距離などの要素を考慮していないため、表 12 において相関が認められないことは自然な結果だと考えられる。しかし、予算の分配に向けた空間分析として考えた場合、最寄り駅までの距離が遠いほど患者数は多く、予算の配分を多く必要とするように考えられる。しかし、実際の総合病院では、他の市区町村から公共交通機関を利用して受診する患者も当然考慮しなければならない。従って、予算の配分や病院の統廃合などを考える場合、地域の人口を考えると同時に公共交通機関による利便性とのバランスを考慮しなければならない。

表 12 最寄り駅までの距離と年間平均患者数の相関

		各医療機関の年間平均患者数
最寄り駅までの距離	Pearson の相関係数	.165*
	有意確率 (両側)	.043
	N	151

表 13 最寄り駅までの距離と各町丁の人口

		各町丁の人口
最寄り駅までの距離	Pearson の相関係数	.147*
	有意確率 (両側)	0.45
	N	185

6. おわりに

本研究では、アンケート結果や政府統計、GIS の座標データに基づいて、現実的な社会シミュレーションの構築を試みた。社会シミュレーションの例題として、大阪府吹田市の医療課題を取り上げた。シミュレーションにおけるエージェントの意思決定ルールを生成するにあたって、関西大学政策グリッドコンピューティング実験センターが実施した、日常生活における健康に関するアンケート調査を用いて分析を行った。アンケート結果から

If-Then ルールを抽出するにあたって、決定木の構築による分類手法として代表的な ID3 を用いた。日常生活における健康に関するアンケート調査の分析において、分析対象となるアンケートデータに対する識別率と他の分析手法による結果との比較により、シミュレーションにおけるエージェントの意思決定ルールとしての妥当性を考慮した。

シミュレーションの設計においては、現実的なモデルとなるように政府統計や GIS の座標データを用いた。エージェントは、住民基本台帳に基づいて各地域に実際の年齢分布で配置し、個人属性をアンケート結果から確率的に割り当てることでミクロな視点から設計した。医療機関は、吹田市にある 253 の開業医と 13 の総合病院を対象としており、実際の位置情報に基づいて配置した。シミュレーションは、厚生労働省の病院報告データから設計した罹患率に基づいて、エージェントが状態遷移と医療機関選択行動を繰り返すモデルとした。地域医療問題における公立病院の経営問題へ向けた議論として、通常のシミュレーションに加えて吹田市民病院を除いた場合のシミュレーションも行った。それらの結果から、医療機関の統廃合や移動に際した周辺医療機関への影響や、予算の再分配などの議論へ向けた発展を示した。また、各医療機関における患者数について、属性の内訳を割合で示して比較、分析した。これによって、エージェント個々の属性を実際のデータに基づいて設計したことによって、地域特性に基づいた政策立案への可能性を示した。

今後は、各医療機関の施設充実度や混雑度などの指標を導入することによって、エージェントの意思決定が自身の属性だけでなく外的要因によって変化するモデルを作成する。エージェント間や環境との相互作用を表現することによって、より現実的な社会シミュレーションの構築を目指していきたい。

参考文献

- [1] 高木英至, 社会科学におけるシミュレーション研究の現状, 日本ファジィ学会誌, Vol.11, No.1, pp.30-42, 1999.
- [2] Joshua M. Epstein and Robert Axtell, 服部正太, 木村香代子訳, 人工社会—複雑系とマルチエージェント・シミュレーション, 共立出版, 1999.
- [3] 山影進, 服部正太, コンピュータのなかの人工社会—マルチエージェントシミュレーションモデルと複雑系, 構造計画研究所, 2002.
- [4] 寺野隆雄, エージェント・ベース・モデリングへの招待, オペレーションズ・リサーチ: 経営の科学, 49(3), pp.131-136, 2004.
- [5] 三上達也, マルチエージェントモデルによる社会シミュレーション, 政策科学, Policy science 14(3), pp.121-134, 2007.
- [6] 村田忠彦, 社会シミュレーションとグリッドコンピューティング, セミナー年報, 第173回関西大学産業セミナー, pp.1-10, 2007.

- [7] 村田忠彦, 鶴飼康東, 政策グリッドコンピューティングとマルチエージェントシミュレーション, 多賀出版, 2008.
- [8] 寺野隆雄, エージェントベースモデリング: KISS 原理を超えて, 人工知能学会誌, 18(6), pp.710-715, 2003.
- [9] 古田一雄, 森野耕平, 世論形成のマルチエージェントモデルによるシミュレーション, 計測自動制御学会論文集, 42(1), pp.90-97, 2006.
- [10] 佐藤翔, 西平直史, 本多薫, 渡邊洋一, 人工社会モデルにおけるエージェントの個人差が与える影響, 山形大学人文学部研究年報, 5, pp.33-44, 2008.
- [11] Stacy C. Marsell, David V. Pynadath, Stephen J. Read, PsychSim: Agent-based modeling of social interactions and influence, *International Conference on Cognitive Modeling*, 6 pages, 2004.
- [12] J.R. Quinlan, Induction of Decision Trees, *Machine Learning*, Vol.1, pp81-106, 1986.
- [13] 馬野元秀, ID3, 日本ファジィ学会誌, Vol.6, No.3, pp.502-504, 1994.
- [14] Jianbing Huo, Xizhao Wang, Mingzhu Lu, Junfen Chen, Induction of Multi-stage decision tree, *Proc. of IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics*, pp.835-839, October 8-11, 2006.
- [15] 入月康晴, 古橋武, ファジィエントロピーに基づくファジィ ID3 の提案, 日本ファジィ学会誌, Vol.14, No.3, pp.329-333, 2002.
- [16] 長友薫輝, 地域医療の現状と課題: 自治体病院をめぐる動向について, *Annals of the Institute of Regional Studies, Tsu City College*, 13, pp.53-60, 2008.
- [17] 総務省, 公立病院改革ガイドライン, 2007-12-25, http://www.soumu.go.jp/main_sosiki/c-zaisei/hospital/pdf/191225_guideline.pdf.
- [18] 市立吹田市民病院, 市立吹田市民病院改革プラン, 2009-3, <http://www.mhp.suita.osaka.jp/fram/reforplan.pdf>.
- [19] 松原要一, 当院の取り組み: 地域医療の中核病院を目指す市立病院の立場から, 新潟医学会雑誌, 122(1), pp.25-29, 2008.
- [20] 名取良太, 医療政策と実態調査に基づくエージェント設計, 政策グリッドコンピューティングとマルチエージェントシミュレーション (多賀出版), pp.61-85, 2008.
- [21] 北田悟史, 田中敦, マルチエージェント手法による巡回バスのデマンド対応の効果, 電子情報通信学会技術研究報告, 105(50), pp.1-4, 2005.
- [22] 岡本強一, 堀田健治, GIS を用いた環境シミュレーションシステムの開発, 研究報告集 I, 材料・施工・構造・防火・環境工学, (77), pp.181-184, 2007.
- [23] 秋山孝正, 奥嶋政嗣, 和泉範之, マルチエージェント型ファジィ交通行動モデルの提案, 土木計画学研究・論文集, Vol.24, No.3, pp.489-498, 2007.
- [24] 堀宗朗, 宮嶋宙, 犬飼洋平, 小国健二, 地震時避難行動予測のためのエージェントシミュレーション, 土木学会論文集 A, Vol.64, No.4, pp.1017-1036, 2008.
- [25] 村木雄二, 狩野均, 地域性を考慮した広域災害避難シミュレーションのためのマルチエージェント

- ントモデル, 人工知能学会論文誌, 22, pp.416-424, 2007.
- [26] 渡辺公次郎, 避難シミュレーションモデルと GIS を用いた津波防災まちづくり計画支援システムの開発, 日本建築学会大会学術講演梗概集, 2007.
- [27] Antonio S. Goncalves, Armanda Rodrigues, Luis Gorreia, Multi-Agent Simulation Within Geographic Information Systems, *SCS-The Society for Modeling and Simulation International (United States)*, May, 2004, 6 pages.
- [28] 十倉伸太郎, 村田忠彦, ID3 による医療機関選択におけるエージェント行動ルールの同定, 日本知能情報ファジィ学会 ECOmp 研究部会研究発表会, 5 pages, 2008.
- [29] 十倉伸太郎, 村田忠彦, 医療機関選択アンケートからのエージェント行動ルールの ID3 による同定, 第 52 回システム制御情報学会研究発表講演会講演論文集, pp.637-638, 2008.
- [30] 十倉伸太郎, 村田忠彦, 松原光也, 子育てに関するアンケートからの医療機関選択ルールの抽出と同定, PGLab ディスカッションペーパーシリーズ, Vol.27, pp.1-12, 2008.
- [31] 十倉伸太郎, 村田忠彦, 医療機関選択アンケートからの意思決定ルールの抽出と同定, 第 24 回ファジィシステムシンポジウム講演論文集, pp.58-62, 2008.
- [32] 前田太陽, 十倉伸太郎, 松原光也, 村田忠彦, ID3 を用いた受診行動データの特徴抽出とその視覚化ツール, 第 14 回計算工学講演会論文集, Vol.14, Vol.1, pp.427-430, 2009.
- [33] 政府統計の総合窓口, e-Stat, <http://www.e-stat.go.jp/SG1/estat/>.
- [34] 吹田市, 平成 20 年版吹田市統計書, <http://www.city.suita.osaka.jp/home/soshiki/div-ssuishin/seisaku/original/001411.html>
- [35] 森本伍一, 村田忠彦, Google Earth を用いたシミュレーション結果の視覚化支援システム, PGLab ディスカッションペーパーシリーズ, Vol.50, pp.1-10, 2010.