

量子アニーリングを用いた医師配置最適化シミュレーション

川口英明¹

概要：医療提供体制確保のためには、医師配置を最適化する必要があるが、実データに則した最適配置を直接的に算出した研究はほとんどない。本研究では、医師配置最適化問題を制約条件付き組合せ最適化問題と捉え、量子アニーリングを用いた最適化シミュレーションを行った。組合せ最適化問題の中でも、地図の塗り分け問題に着目し、東京都を対象に、医師数を増やす優先順位を示す色を二次医療圏ごとに割り当てた。医師がある区画に集中し過ぎないように、二次医療圏間の隣接関係を制約条件にしつつ、各二次医療圏の医師数を均等に割り当てるために、以下の3項からなるハミルトニアンを設計した。具体的には、(1) 各二次医療圏に確実に1色を割り当てる制約項、(2) 医師歯科医師薬剤師調査の実データを用いて、各二次医療圏の医師数を均等化するコスト項、(3) 地理空間情報を用いて、隣接する二次医療圏間なるべく異なる色を割り当てるコスト項、である。D-Wave マシンを用いた量子アニーリングとシミュレーテッドアニーリングを、(a) 第3項を含むハミルトニアンを用いて隣接関係を考慮する場合と、(b) 第3項を含まないハミルトニアンを用いて隣接関係を考慮しない場合に分けて実行した。いずれの場合でも、シミュレーテッドアニーリングで最適解として得られたハミルトニアンは、量子アニーリングに比べて低かったが、量子アニーリングとシミュレーテッドアニーリングは視覚的に類似した塗り分け地図を提示した。また、(a) は (b) に比べてばらつきをもった塗り分けが実行されており、同色の集積を避けるような最適化が実行されていた。

キーワード：量子アニーリング、医師配置問題、ヘルスサービスリサーチ、空間統計

Allocation optimization of physicians using quantum annealing

HIDEAKI KAWAGUCHI^{†1}

1. 結論

1.1 はじめに

近年、日本の総医師数は増加傾向ではあるものの、医師の配置が社会問題となっている。診療科ごとに見ても、医師の地理的偏在は指摘されており、米国と比較してもその偏在の程度は大きいことが知られている[1].

医療資源に地理的偏在が生じた場合、日本のフリーアクセス可能な医療提供体制の崩壊につながり、各地域の健康格差が生じる可能性がある。例えば、精神科医がいる市区町村はそうでない市区町村に比べ自殺率が有意に低いこと[2]や、急性心筋梗塞の地域死亡率には冠動脈 CT といった医療機器の配置が関連していること[3]が知られている。そのため、医師数をはじめとした医療資源の適正配置は喫緊の課題であり、社会的なニーズが高い問題と言える。

1.2 医師数問題に関するこれまでの背景

医師数に関する研究について、1992 年度厚生科学研究費補助金による「新たな医師需給の予測に関する研究報告」においては、2015 年には約 19,000 人の医師が過剰になると報告され[4]、さらに、2005-2006 年度に実施された、医師需給の実証的な調査研究では、2015 年ごろまでは需要が供給を上回るが、それ以降は需要が下回ると報告された[5]。このように、2000 年代中頃までは、医師需給不均衡は社会

問題として表面化していなかった背景がある。しかし、地域によっては医師不足問題が徐々に社会問題となり、2011 年度の文部科学省の「今後の医学部入学定員の在り方等に関する検討会」において、今後の人口構造を考慮した医師のキャリアパスを中心に、医師配置問題における政策的課題が指摘された[6].

医師供給の全体像に関しては、診療科に着目した医師のキャリアパスと将来推計に関する研究が行われてきた[7]. この研究では、医師歯科医師薬剤師調査のデータをもとに、診療科別医師数の将来推計が行われ、今後、総医師数は増え続けると予測されている。また、医学部定員数増員を全国的に展開し、医師養成数を増加させるという方針（安心と希望の医療確保ビジョン 2008 年 6 月）[8]、昨今の医学部新設状況など、政策的な方向性を鑑みると、今後の総医師数は増加傾向にあると考えられる。

しかし、医師数問題で喫緊の課題となっているのは、医師の地理的偏在である。上記報告にあるように、総数や診療科別での医師数は増加傾向ではあるものの、医師数を増やしても医師の地理的偏在は改善されないという報告がある[9]。さらに、その後の追試においても、依然として医師数は増えても医師の地理的偏在は解消されていないことが確認されている[10]。今後もこの傾向は続いていくことが予測され、どのように医師配置を適正化するかが重要である。

¹ 東京大学医学部附属病院
The University of Tokyo Hospital

1.3 医師配置最適化問題と量子アニーリング

これまでの研究は、現状が続いた場合の将来予測シミュレーション[6][11]や、医師配置問題が与える影響に関する現状分析[2][3]に留まっており、最適配置を直接的に算出した研究報告はほとんどない。実データに則した最適配置の提示が実施できれば、より直接的に政策立案支援に資すると期待される。

医師配置の最適化のためには、各地域の医師数なるべく均等になるように増やすべき地域を割り当てる必要がある。一方で、公平性の観点からは、医師数を重点的に増やす地域が集中し過ぎないように、地域間の隣接関係を制約条件として考慮する必要がある。つまり、医師配置最適化問題は、制約条件付きの組合せ最適化問題と捉えられる。

最適化シミュレーションの手法として、量子アニーリングが注目を集めている[12]。量子アニーリングとは、量子揺らぎを利用し、ハミルトニアンと呼ばれるコストを表す関数が最低となる状態を探索することで、組合せ最適化問題を高速に解く技術である。

本研究では、医師配置最適化問題を制約条件付き組合せ最適化問題と捉え、量子アニーリングを用いた最適化シミュレーションを行う。組合せ最適化問題の中でも、地図の塗り分け問題に着目し、東京都を対象に、医師数を増やす優先順位を示す色を二次医療圏ごとに割り当てる。その際、医師数の実データと、東京都の地理空間情報を空間統計学的手法で処理して得られたデータを用いてハミルトニアンを設計し、実状況に即した最適化シミュレーションを実施する。

2. 目的

実データを用い設計したハミルトニアンに対し量子アニーリングを実行し、医師の最適配置を示す色塗り分け地図を作成し、その評価を行う。

3. 方法

3.1 研究デザイン

本研究は公的な二次データを用いた研究であり、地域レベルでの医師数データや人口データの集計値（マクロデータ）を利用した研究である。本研究では、東京都の島嶼地域を除くすべての二次医療圏を対象とした。二次医療圏とは、各地域に必要な医療資源量を考慮するための行政区分であり、複数の市区町村から構成される。島嶼地域を除く東京都は12の二次医療圏で構成されている（図1）。

本研究では、組合せ最適化問題の中でも、地図の塗り分け問題に着目し、医師を増やす優先順位を表す4色を地図に塗り分けた。順番に、優先順位が高い、優先順位が比較的高い、優先順位が比較的低い、優先順位が低い、を表す

4色である。

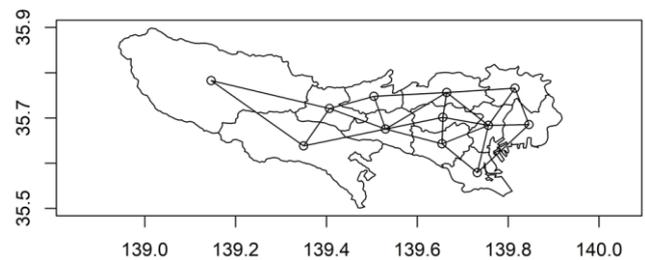


図1 東京都（島嶼除く）の二次医療圏と隣接関係

3.2 使用データについて

医師数に関しては、医師歯科医師薬剤師調査のデータを使用した。医師歯科医師薬剤師調査は、厚生労働省が2年に一度行う、医師・歯科医師・薬剤師の性別、業務の種別、従事場所、診療科等の分布を明らかにすることを目的とした調査である。日本に居住する医師、歯科医師、薬剤師は、それぞれ医師法、歯科医師法、薬剤師法により、厚生労働大臣に届出をすることが義務づけられており、原則全員回答の調査である。本研究では、調査票の中の項目に則り、医療施設に従事している医師数のデータを用いた。最新の調査結果が2018年度のデータであるため、本研究では、2018年度のデータを対象とした。

人口データについては、2015年度に実施された国勢調査のデータを用いた。

医師数データ、人口データは共に、政府統計の総合窓口（e-Stat）からダウンロードした[13]。それぞれのデータを用い、東京都の各二次医療圏の人口1000人当たりの医師数を算出し、データとして使用した。

二次医療圏の地図情報に関しては、Municipality Map Maker ウェブ版（MMM4W）の市区町村の区分けデータをダウンロードし、この区界データをもとに、ArcGISを用いて統合した[14]。

3.3 空間統計学的手法について

地域差の分析など、地理的情報を加味したデータ分析手法として、空間統計学的手法が知られている。空間統計学的手法は、位置座標を持ったデータに関する統計学的手法であり、データの空間的な側面を利用することで、統計分析を高度化し、信頼性を向上させようと試みる点に特徴がある。

3.3.1 空間的自己相関

地理的な情報を有するデータの特徴として、距離が近ければ近いほど、事物の性質が似る、という「空間的自己相関」が挙げられる。空間的自己相関は、距離の近いデータが似た傾向を示す「正の自己相関」と、距離の近いデータが異なった傾向を示す「負の自己相関」に大別される[15]。この空間的自己相関を明示的に表現するには、各地域の隣

接関係を構造化する必要がある。隣接関係の構造化のツールとして最もよく用いられているものの一つは、空間重み行列である。空間重み行列は、地域が隣接しているかどうかや、地域同士の近さなど、隣接情報を行列化したものである。空間重み行列を用いることで、地域間の隣接関係を明示的に表現でき、また、空間的自己相関を表現することができる。

3.3.2 空間重み行列

空間重み行列を設定するには、まず地域ポリゴン同士の隣接関係を定義する必要がある。本研究では、各二次医療圏の地域ポリゴンの幾何学的重心（セントロイド）を、各二次医療圏の代表点とした。代表点の隣接関係としては、ある二つの地域ポリゴンの区境界が隣接しているかどうかで隣接関係を定義した。各二次医療圏の代表点をノードで、隣接関係をエッジで表したグラフを、地図上にマッピングした（図 1）。

次に、上記で定義した隣接関係に重みを定義し、空間重み行列を設定し、地点間の近接性を表現する。本研究では、空間重み行列の作成のため、緯度・経度を用いて、各地域ポリゴンの代表点間の大円距離を算出し、その逆数の二乗を重みとして用いた。そのため、距離が遠いとその分重みが小さくなる。また、行列の全要素の和で各要素を割り、空間重み行列の標準化を行った。

3.4 量子アニーリングについて

3.4.1 ハミルトニアン設計

量子アニーリングで組合せ最適化問題を解く際には、問題に対応した目的関数と制約条件を設定し、それに基づいてハミルトニアンを設定する必要がある。本研究では、組合せ最適化問題のうち、地図の塗り分け問題に着目し、医師を増やす優先順位を表す色を地図に塗り分ける問題として定式化することとした。より具体的には、優先順位が高い、優先順位が比較的高い、優先順位が比較的低い、優先順位が低い、を表す 4 色を塗り分ける。地図の塗り分け問題のハミルトニアン設計には、文献[16]を参考にしつつ、制約条件をコスト関数として設計することとした。

医師配置最適化のためには、医師数が集中し過ぎないように地域間の隣接関係を制約条件にしつつ、各地域の医師数が均等になるよう、各二次医療圏に色を割り当てる必要がある。これらの制約条件を踏まえ、本研究では、(1) 各二次医療圏に確実に 1 色を割り当てる制約項、(2) 医師数データを用い各二次医療圏の医師数を均等にするためのコスト項、(3) 空間重み付行列を用い、隣接する二次医療圏間なるべく違う色にするためのコスト項の合計 3 項から成るハミルトニアンを設計した。下記にて、QUBO 形式の式で設計したハミルトニアンについて言及する。

(1) 各二次医療圏に 1 色を割り当てる制約項

まずは、地図の塗り分け問題として成立するため、各二次医療圏に割り当てる色が必ず 1 色となる条件項を下記のようにハミルトニアン A として設定した。

$$H_A = \sum_{v=1}^{12} (1 - \sum_{i=1}^4 x_{vi})^2$$

v が二次医療圏の数、 i が色の数、 x は 0-1 変数である。

(2) 各二次医療圏の医師数を均等にするためのコスト項

続いて、実際の医師データを用い、各二次医療圏の医師数を均等にするためのコスト項を下記のようにハミルトニアン B として設定した。

$$H_B = \sum_{i=1}^4 \sum_{v=1}^{12} P_i (DOC_v^{second} - DOC^{Median})_{x_{v,i}}$$

DOC^{second} は各二次医療圏の人口 1000 人対医師数、 DOC^{Median} はその中央値を表す。P はペナルティ項を表し、医師を増やす優先順位を表す色に付与された重みを表している。本研究では簡便のため、優先順位が高い順にそれぞれ 4, 3, 2, 1 の値を付与した。

(3) 隣接二次医療圏を異なる色にするためのコスト項

最後に、空間重み行列を用い、隣接する二次医療圏間なるべく違う色にするためのコスト項を下記のようにハミルトニアン C として設定した。

$$H_C = \sum_{i=1,4} \sum_{u,v \in E} W_{u,v} x_{v,i} x_{u,i} + \sum_{i=2,3} \sum_{u,v \in E} W_{u,v} x_{v,i} x_{u,i} + \sum_{i=1,3} \sum_{u,v \in E} W_{u,v} x_{v,i} x_{u,i+1} + \sum_{i=2,4} \sum_{u,v \in E} W_{u,v} x_{v,i} x_{u,i-1}$$

W が空間重み行列を表す。E が東京都の各二次医療圏の中心点をノードとするグラフのエッジを表す（図 1）。なお、隣接条件に応じて重みを変えられるように、隣接条件ごとにハミルトニアンを分割して設計したが、本研究では簡便のため全ての隣接条件が等しい重みを有するとした。

目的関数の設定について、隣接関係の考慮の有無で使用されるハミルトニアンを分けることとした。すなわち、(a) 隣接関係を考慮して最適化する場合のハミルトニアンは、(1) - (3) のすべての和とし、(b) 隣接関係を考慮せずに最適化する場合のハミルトニアンは、(1) (2) の和として設定した。

ハミルトニアンを QUBO 形式で表現する際には、PyQUBO を用いて実装を行った[17]。PyQUBO は、組み合わせ最適化問題の目的関数を QUBO に変換することを簡単に実行できるソフトウェアである。

3.4.2 シミュレーションの実行

D-Wave マシン[18]を用いた量子アニーリングとシミュレーテッドアニーリングを、(a) 第3項であるハミルトニアンCを含むハミルトニアンを用いて隣接関係を考慮する場合と、(b) 第3項を含まないハミルトニアンを用いて隣接関係を考慮しない場合に分けて実行した。量子アニーリング、シミュレーテッドアニーリングを、共にそれぞれ10000回サンプリングし、最もハミルトニアンが低い値の時の解を、組合せ最適解とした。

3.4.3 空間的自己相関の評価

得られた医師増加優先順位を示す塗り分け図の色がどの程度ばらつきを有しているか、すなわち、空間的自己相関の程度を調べるため、モラン統計量を算出した。モラン統計量は、空間的自己相関の有無に関する指標であり、値が1に近いときは正の自己相関の存在を示唆し、逆に-1に近いときは負の自己相関の存在を示唆する[19]。

さらに、より詳細に各色の隣接関係を、定量的に評価するため、Join Count 統計量を算出した。Join Count 統計量を用いることで、各色の空間的凝集性を精査することができる[20]。

3.5 倫理的配慮

本研究は、東京大学大学院医学系研究科・医学部倫理委員会の承認(2020年6月26日、審査番号:2020086NI)を得ている。

4. 結果

4.1 東京都の二次医療圏ごとの医師数

表1は東京都の二次医療圏の人口1000人対医師数をまとめたものである。最大値と最小値の差が大きく、ばらつきが大きいことが特徴である。また、平均値と中央値に乖離が見られ、歪みのある分布となっている。

表1 人口1000人対医師数

最小値	第1四分位	中央値	平均値	第3四分位	最大値
1.605	1.679	2.273	3.253	3.087	11.879

4.2 シミュレーションの結果

4.2.1 シミュレーテッドアニーリングの結果

図2が(a)第3項を含むハミルトニアンを用いて隣接関係を考慮する場合にシミュレーテッドアニーリングを行った結果、最もハミルトニアンが低い値の時の解を地図上に示したものである。図中の数字は各二次医療圏の人口1000人対医師数を表す。黒色が強いほど、医師を増やす優先順位が高いことを示す。図2が示すように、西東京エリアのような、人口1000人対医師数が低い地域に優先順位を高く割り当てている一方で、なるべく隣接する二次医療圏が同

じ色にならないよう、ある程度のばらつきをもった塗り分け図になっていることがわかる。

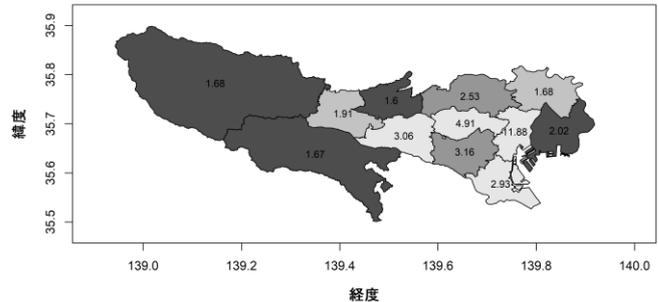


図2 隣接を考慮したシミュレーテッドアニーリング

図3は、(b)第3項を含まないハミルトニアンを用いて隣接関係を考慮しない場合にシミュレーテッドアニーリングを行った結果、最もハミルトニアンが低い値の時の解を地図上に示したものである。隣接関係を考慮した図2に比べ、東京の周辺部のエリアに優先順位を高く割り当てた地域が集積しており、また、中央部では優先順位を低く割り当てた地域が集積するなど、色の集積が認められる。

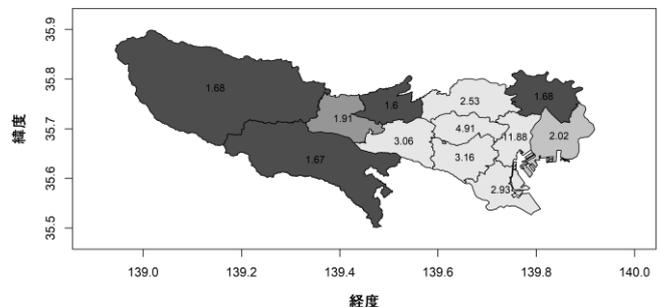


図3 隣接を考慮しないシミュレーテッドアニーリング

4.2.2 量子アニーリングの結果

図4が(a)第3項を含むハミルトニアンを用いて隣接関係を考慮する場合に量子アニーリングを行った結果、最もハミルトニアンが低い値の時の解を地図上に示したものである。シミュレーテッドアニーリングの結果である図2と同様、人口1000人対医師数が低い地域に優先順位を高く割り当てている一方で、ある程度のばらつきをもった塗り分け図となっている。

図5は、(b)第3項を含まないハミルトニアンを用いて隣接関係を考慮しない場合に量子アニーリングを行った結果、最もハミルトニアンが低い値の時の解を地図上に示したものである。優先順位を高く割り当てた地域と、優先順位を低く割り当てた地域がそれぞれ集積しており、隣接関係を考慮した場合である図4に比べて、色のばらつきは認められなかった。

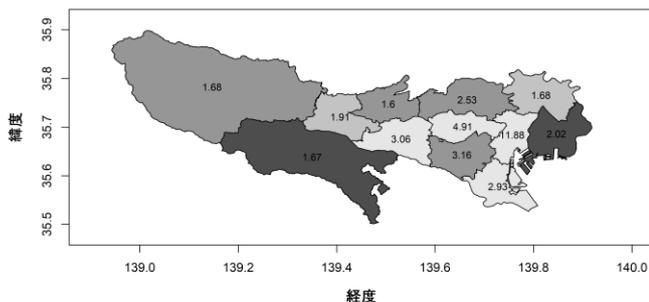


図4 隣接を考慮した量子アニーリング

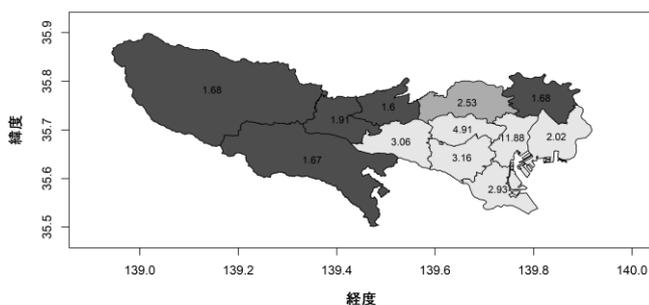


図5 隣接を考慮しない量子アニーリング

4.2.3 ハミルトニアンと比較

シミュレーテッドアニーリングと量子アニーリングをそれぞれ 10000 回サンプリングし、得られたハミルトニアンの中で最も低い値をまとめたのが表 2 である。(a) 第 3 項を含むハミルトニアンを用いて隣接関係を考慮する場合、(b) 第 3 項を含まないハミルトニアンを用いて隣接関係を考慮しない場合のどちらの場合でも、シミュレーテッドアニーリングの方が量子アニーリングよりも低いハミルトニアンを提示した。

表 2 ハミルトニアンの結果

	シミュレーテッド アニーリング	量子アニーリング
(a) 隣接の考慮あり	1.988	2.021
(b) 隣接の考慮なし	0.088	0.099

4.3 空間的自己相関の評価

4.3.1 モラン統計量

表 3 がシミュレーテッドアニーリングと量子アニーリングで得られた塗り分け図のモラン統計量をまとめたものである。どちらのシミュレーションでも、(b) 第 3 項を含まないハミルトニアンを用いて隣接関係を考慮しない場合は、統計学的有意に正の空間的自己相関が認められ、同色の集積性が認められた。一方で、(a) 第 3 項を含むハミルトニ

アンを用いて隣接関係を考慮する場合は、統計学的有意ではないものの、負の空間的自己相関が認められ、隣接関係を制約条件にしたことによって、塗り分けにばらつきが生じていることが定量的に認められた。

表 3 モラン統計量の結果

	シミュレーテッド アニーリング	量子アニーリング
(a) 隣接の考慮あり	-0.295 (p=0.17)	-0.387 (p=0.08)
(b) 隣接の考慮なし	0.322 (p=0.03)	0.288 (p=0.04)

4.3.2 Join Count 統計量

表 4 が、(a) 第 3 項を含むハミルトニアンを用いて隣接関係を考慮する場合にシミュレーテッドアニーリングを行った場合の、Join Count 統計量の結果である。1 が黒色を表し、数字が大きくなるにつれ、白色に近づく。すなわち、最も医師を増やす優先順位が高い色が 1 であり、優先順位が低くなるにつれ数字が大きくなる。色の組合せを見てみると、1:1 や 2:2 などの同色の組合せは期待値に比べて Join count 値は低く、同色の隣接をできるだけ避けるように色が割り当てられていることがわかる。一方で、優先順位が最も低い色と優先順位が 2 番目に高い色の組合せが期待値より統計学的有意に高くなっており、ばらつきをもって塗り分けがされている。

表 4 隣接を考慮したシミュレーテッドアニーリングの Join Count 統計量の結果

色の組合せ	Join count	期待値	z-value
1:1	0.05	0.55	-1.30
2:2	0.00	0.09	-0.57
3:3	0.00	0.09	-0.57
4:4	0.72	0.55	0.46
2:1	0.13	0.73	-1.37
3:1	0.95	0.73	0.52
3:2	0.15	0.36	-0.67
4:1	1.04	1.45	-0.73
4:2	2.51	0.73	4.11
4:3	0.44	0.73	-0.65
Jtot	5.23	4.73	0.94

表 5 が、(b) 第 3 項を含まないハミルトニアンを用いて隣接関係を考慮しない場合にシミュレーテッドアニーリングを行った場合の、Join Count 統計量の結果である。色の組合せを見てみると、4:4 という、優先順位が最も低い色の集積が統計学的有意に認められた。また、異なる色の組合せの Join count 値の合計を示す Jtot が統計学的有意に期待値を下回っており、同色が集積していることがわかる。

表5 隣接を考慮しないシミュレーテッドアニーリングの結果

Join Count 統計量の結果			
色の組合せ	Join count	期待値	z-value
1:1	0.05	0.55	-1.30
2:2	0.00	0.00	NA
3:3	0.00	0.00	NA
4:4	3.23	1.36	3.29
2:1	0.62	0.36	0.82
3:1	0.33	0.36	-0.11
3:2	0.00	0.09	-0.57
4:1	1.05	2.18	-1.78
4:2	0.19	0.55	-0.92
4:3	0.53	0.55	-0.03
Jtot	2.72	4.09	-2.23

表6が、(a) 第3項を含むハミルトニアンを用いて隣接関係を考慮する場合に量子アニーリングを行った場合の、Join Count 統計量の結果である。シミュレーテッドアニーリングの結果と同様、同色の隣接をできるだけ避けるように、また、一方でばらつきをもって塗分けがされている。量子アニーリングの結果でも、優先順位が最も低い色と優先順位が2番目に高い色の組合せのJoin count値が、期待値よりも統計学的有意に高くなっている。

表6 隣接を考慮した量子アニーリングの結果

Join Count 統計量の結果			
色の組合せ	Join count	期待値	z-value
1:1	0.00	0.09	-0.57
2:2	0.13	0.55	-1.07
3:3	0.00	0.09	-0.57
4:4	0.72	0.55	0.46
2:1	0.05	0.73	-1.57
3:1	0.58	0.36	0.69
3:2	0.52	0.73	-0.47
4:1	0.63	0.73	-0.22
4:2	2.92	1.45	2.57
4:3	0.44	0.73	-0.65
Jtot	5.14	4.73	0.78

表7が、(b) 第3項を含まないハミルトニアンを用いて隣接関係を考慮しない場合に量子アニーリングを行った場合の、Join Count 統計量の結果である。シミュレーテッドアニーリング同様、4:4 という、優先順位が最も低い色の集積が認められる。

表7 隣接を考慮しない量子アニーリングの結果

Join Count 統計量の結果			
色の組合せ	Join count	期待値	z-value
1:1	0.67	0.91	-0.49
2:2	0.00	0.00	NA
4:4	2.69	1.36	2.33
2:1	0.29	0.45	-0.48
4:1	1.28	2.73	-2.22
4:2	1.08	0.55	1.38
Jtot	2.64	3.73	-1.71

5. 考察

シミュレーションの結果、シミュレーテッドアニーリングでも、量子アニーリングでも、人口1000人対医師数が少ない地域に医師を優先して増加するような割り当てが行われていた。さらに、隣接関係を考慮したハミルトニアンを導入した場合は、しない場合に比べて、塗分けにばらつきが生じており、医師数をなるべく均等にしつつ、医師数を増やす地域が集中し過ぎないような最適化が実行されていた。このように、実データと地理空間情報を用いてハミルトニアンを設定することによって、実状況に適した最適化を実装することができた。

一方で、本研究にはいくつかの限界と課題が存在する。第一に、ハミルトニアン設計について、例えば、4色に割り振ったペナルティの設定や、隣接条件の重みの設定など、改良の余地が挙げられる。今後は、これらの条件を変えた上で感度分析を行い、より実用に適したハミルトニアンを設定する必要がある。第二に、本研究では横断的なデータのみを用いている。医師の増加優先順位の割り当てをより精緻にシミュレーションするには、縦断的な時系列データを用い、各地域の医師数の変化量も踏まえたハミルトニアン設計が必要な可能性がある。第三に、得られた塗分け図を社会医学的に評価する必要がある。空間的自己相関の定量化指標を用いることで、設定した制約条件が満たされていることを確認したものの、得られた塗分け図の通りに医師を増加させれば、各地域の健康状況が改善するかどうかは定かではない。今後はより社会医学的に重要なアウトカムと紐づけて議論する必要があるだろう。

謝辞 本研究は、JSPS 科研費 JP20K14979 の助成を受けたものである。

参考文献

- [1] Matsumoto M, Inoue K, Bowman, R and Kajii E. Self-employment, specialty choice, and geographical distribution of physicians in Japan: A comparison with the United States.

- Health Policy. 2010, 96(3), p.239-244.
- [2] Kawaguchi H, Koike S. Association between the Density of Physicians and Suicide Rates in Japan: Nationwide Ecological Study Using a Spatial Bayesian Model. PLoS ONE. 2016, 11(2): e0148288.
- [3] Kawaguchi H, Koike S, Sakurai R, Ohe K. Association between number of institutions with coronary computed tomography angiography and regional mortality ratio of acute myocardial infarction: a nationwide ecological study using a spatial Bayesian model. Int J Health Geogr. 2018, 17(1):13.
- [4] “医師需給の見直し等に関する検討会意見. 平成 6 年 11 月 2 日”. <http://www.mhlw.go.jp/shingi/2005/02/dl/s0225-4e2.pdf>, (参照 2020-9-13).
- [5] “医師の需給に関する検討会報告書 平成 18 年 7 月”. <http://www.mhlw.go.jp/shingi/2006/07/dl/s0728-9c.pdf>, (参照 2020-9-13).
- [6] “今後の医学部入学定員の在り方等に関する検討会(第 2 回)議事録 : 文部科学省”. http://www.mext.go.jp/b_menu/shingi/chousa/koutou/043/gijiroku/1302745.htm, (参照 2020-9-13).
- [7] Koike S et al. Estimation of physician supply by specialty and the distribution impact of increasing female physicians in Japan. BMC Health Services Research. 2009, 9(180), p.1-9.
- [8] “安心と希望の医療確保ビジョン 平成 20 年 6 月. 厚生労働省”. <http://www.mhlw.go.jp/shingi/2008/06/dl/s0618-8a.pdf>, (参照 2020-9-13)
- [9] Kobayashi Y, Takaki H. Geographic distribution of physicians in Japan. Lancet. 1992, 340(8832), p.1391-1393.
- [10] Inoue K et al. Transition of physician distribution (1980–2002) in Japan and factors predicting future rural practice. Rural Remote Health. 2009, 9(2):1070, p.1-9.
- [11] Hara K et al. Future projection of the physician workforce and its geographical equity in Japan: a cohort-component model. BMJ Open. 2018, 17;8(9):e023696.
- [12] Kadowaki T and Nishimori H. Quantum annealing in the transverse Ising model. Phys. Rev. E. 1998, 58, p.5355-5363.
- [13] “政府統計の総合窓口(e-Stat)”. <https://www.e-stat.go.jp/>, (参照 2020-9-13).
- [14] 桐村喬, 中谷友樹, 矢野桂司. 市区町村の区域に関する時空間的な地理情報データベースの開発-Municipality Map Maker for Web-. GIS-理論と応用-. 2011, 19, p.83-92.
- [15] 堤盛人, 瀬谷創. 応用空間統計学の二つの潮流:空間統計学と空間計量経済学. 統計数理. 2012, 60, p. 3-25.
- [16] Lucas A. Ising formulations of many NP problems. Frontiers in Physics. 2014, 2(5).
- [17] Tanahashi K et al. Application of Ising Machines and a Software Development for Ising Machines. J. Phys. Soc. Jpn. 2019, 88, 061010.
- [18] Johnson MW et al. Quantum annealing with manufactured spins. Nature. 2011, 473, p.194-198.
- [19] Tamesue K et al. Income disparity and correlation in Japan. Rev. Urban Reg. Dev. Stud. 2013, 25, p.2-15.
- [20] 古谷知之. R による空間データの統計分析(統計科学のプラクティクス). 朝倉書店, 2011, p.64-66.