

QA サイトでの共起ネットワークを用いた関連症状の発見

本白水健輔[†] 湯本 高行[†]

[†] 兵庫県立大学 情報科学研究科 〒651-2197 兵庫県神戸市西区学園西町 8 丁目 2-1

E-mail: †{ad21d049,yumoto}@gsis.u-hyogo.ac.jp

あらまし 本論文では、病気における症状の関連性を分析し、特定の症状から関連のある症状の発見を行う。QA サイトには実際に患者が医師に聞くようなテキストが含まれていることから、QA サイトの質問データを用いる。質問データから症状に関する用語を抽出し、相関ルールを用いて共起を求める。求めた症状の共起を共起ネットワークで表す。実験では、得られた共起ネットワークを用いたコミュニティ分析やグラフの中心性、HITS アルゴリズムなどの重要度を表す指標を用いることで関連症状を発見する。また、2つの提案手法による関連症状の比較や重要度を表す指標を用いたグラフの可視化を行う。

キーワード 医療・ヘルスケア, グラフマイニング, 相関ルール

1 はじめに

病気においては重要な症状が存在する。また、些細な症状が重病の症状である場合もあり、症状を把握しておくことは重要である。このような症状をできるだけ早くに気づき、正しい治療が速やかに行うことができれば、重症化を防ぐことや軽症で済む場合もある。しかし診察において、このような重要な症状を見逃してしまう場合が考えられる。例えば、患者自身の判断で申告しない場合である。この時の原因には大きく2種類の要因があると考えている。1つ目は重要な症状がその患者にとって主でない症状であった場合である。具体例として“腹痛”という自覚症状を挙げる。この時、一般的には胃腸炎などのお腹の風邪と予想することが多いと考えられる。ここに“肩の痛み”という症状があるとしても、直接“腹痛”と関連付けることなく、肩こりと捉えて、患者自身の判断で申告しない可能性がある。しかし、“腹痛”や“肩の痛み”は心筋梗塞の症状であるため、見逃してしまうと病気の発見が遅れ、重症化してしまう恐れがある。2つ目はその症状が患者にとって表現しづらいような症状の場合である。例として、患者が症状や病名の名称を知らない場合や医師に指摘された症状とニュアンスが違って、症状の認識に乖離があり申告しない場合などである。

これらの課題に対して、システムが関連症状を推薦することによって、重要な症状の見逃しを防ぐことができると考えた。そこで本研究では病気における関連症状を推薦するにあたっての関連症状の発見手法を示す。

まず、関連症状を発見するためのテキストデータとして QA サイトにおける質問データを用いる。QA サイトの質問データ、特にヘルスケア関連の質問データには実際に患者が医師に聞くようなテキストが含まれている。また、QA サイトの質問データは、基本的に1つの質問が1人に対応している。これらの点に着目し、QA サイトの質問データを用いて症状の関連を分析し、関連症状の発見することができると思った。QA サイトの質問データは、関連症状発見においての症状に関する用語の抽

出を行うためのテキストデータとして用いる。抽出した症状の用語を相関ルールを用いて共起を検出をする。求めた症状の共起情報を共起ネットワークで表し、グラフの中心性や HITS アルゴリズムなどを用いてグラフの分析を行うことで関連症状を推薦するために必要な症状の組み合わせを発見する。また、新本らの研究 [1] では、QA データを用いた関連症状について研究されているが、関連症状の発見において、グラフの分析が用いられていないため、本研究では、グラフの分析を用いる関連症状の発見を行う。

本論文の構成を以下に示す。まず2章では関連症状の発見において、使用するデータおよび辞書について説明する。3章では本研究に用いる相関ルールおよび Apriori アルゴリズム、HITS アルゴリズムの概念を述べる。4章では関連症状の発見の手法として病名表現の抽出、相関ルールを用いた共起の検出手法、共起ネットワークを用いたグラフの分析手法を述べる。5章では、実際の症状を入力し、その出力をグラフの分析手法別での比較を述べる。6章では、まとめと今後の課題を述べる。

2 関連研究

2.1 相関ルール

相関ルールとは、ある事象が発生する場合に、別の事象が発生するような同時性や関連性を示す事象の組み合わせである。この事象の組み合わせを $X \Rightarrow Y$ と記述する。この X を前提部、 Y を結論部と呼ぶ。本研究ではこの X, Y が標準病名となる。また、各アイテムの共起を発見する単位をトランザクションと呼び、全トランザクション数を N とする。相関ルールを見出すための評価指標として、支持度 (support)、確信度 (confidence)、リフト値 (Lift) がある。

支持度とは、事象 X, Y が同時に起こる頻度を表す指標である。つまり、1つのトランザクションにアイテム集合 X, Y を同時に含む頻度である。支持度を表す式を以下に示す。

$$\text{support}(X \Rightarrow Y) = \frac{\text{count}(X \cup Y)}{N} \quad (1)$$

確信度とは、事象 X が起こった時、同時に事象 Y が起こる確率を表す。つまりアイテム X が含まれるトランザクション内でアイテム Y を含む確率である。確信度を表す式を以下に示す。

$$\text{confidence}(X \Rightarrow Y) = \frac{\text{count}(X \cup Y)}{\text{count}(X)} \quad (2)$$

リフト値とは、事象 X, Y が独立に出現すると仮定したときに比べて何倍出現するかを表す指標である。リフト値を表す式を以下に示す。

$$\text{lift}(X \Rightarrow Y) = \frac{\text{count}(X \cup Y) \times N}{\text{count}(X) \text{count}(Y)} \quad (3)$$

相関ルールにおけるデータから頻出アイテム集合を検出する際、データサイズが大きい場合が多く、頻出アイテム集合を検出する計算時間が膨大になる。この問題に対して、対象のデータに閾値を設けて、計算量を減らすことができる。このような場合に用いられるアルゴリズムとして Apriori アルゴリズムがある [3]。Apriori アルゴリズムとは、相関ルールを検出する際の頻出アイテム集合を支持度で閾値を予め設定し、幅優先探索で求めるアルゴリズムである。この頻出アイテム集合は相関ルールにおけるトランザクションとなる。Apriori アルゴリズムを用いた頻出アイテム集合の検出する処理を以下に示す。

1. 設定した閾値を満たす要素数 1 の頻出アイテム集合を求める。
2. 要素数が k の頻出アイテム集合から要素数 $k+1$ のアイテム集合を生成する。
3. 生成したアイテム集合が頻出かを検証する。
4. 要素数 $k+1$ の頻出アイテム集合が存在した場合、 k の値を 1 増やし 2. に戻る。

2.2 HITS アルゴリズム

HITS アルゴリズム (Hyperlink-Induced Topic Search)[4] とは、グラフ構造における重要ノードを発見する手法である。HITS アルゴリズムでは、オーソリティとハブという概念によって重要ノードを表現する。オーソリティとは、グラフ内で重要な情報を発信するノードを指す。ハブとは重要な情報にリンクしているノードを指す。このオーソリティとハブを発見するための指標としてハブスコアとオーソリティスコアを定義する。オーソリティスコアは、そのノードがリンクしているノードのハブスコアの合計値となる。ハブスコアは、そのノードにリンクしているノードのオーソリティスコアの合計値となる。オーソリティスコアを a 、ハブスコアを h とし、ノード v と置き、ノード v_i からノード v_j に接続するエッジの重みを w_{ij} と置く。これらを用いてオーソリティスコア、ハブスコアを表す式を以下に示す。また、 $in(v_i)$ はノード v_i にリンクしているノードの集合を表し、 $out(v_i)$ はノード v_i がリンクしているノードの集合を表す。 t は HITS アルゴリズムにおける繰り返し回数を表

す。以下の式を用いた出力を繰り返すことで、オーソリティスコア、ハブスコアを求める。

$$a^{t+1}(v_i) = \sum_{v_j \in in(v_i)} w_{ij} h^t(v_j) \quad (4)$$

$$h^{t+1}(v_i) = \sum_{v_j \in out(v_i)} w_{ij} a^t(v_j) \quad (5)$$

2.3 医療系テキストマイニング

以前からテキストマイニングを医療に用いた研究が存在する。岡部らの研究 [7] では、医療事故における事故の種類や発生場所、担当看護師などのテキストデータを用いた共起ネットワークの分析が行われている。医療現場においてヒヤリとしたことやハットすることをレポート形式でまとめたインシデントレポートと呼ばれるテキストデータが用いられ、テキストに含まれる語句の共起情報を用いた重要語句や関連語句の抽出手法と実際のインシデントレポートに対する解析が行われた。

3 本研究の対象データおよび辞書

3.1 データセット

本研究では、関連症状を発見するための対象データとして QA サイトにおける質問データを用いる。使用する QA データは Yahoo! データセット第 3 版 [6] を使用する。Yahoo データセット第 3 版は Yahoo! 株式会社のサービスの一つである Yahoo! 知恵袋におけるデータセットである。本研究では、病気および症状に関連する質問データのみが必要であるため、上記のデータセット内における“病気、症状”カテゴリを利用する。本研究で実際に使用する Yahoo! 知恵袋における質問例を表 1 に示す。本研究では表 1 に示したテキストのように、実際に患者が医師に聞くようなテキストを想定している。

表 1 本研究で用いる Yahoo! 知恵袋の質問例

1	頭痛、吐き気、焦点が合わない、ということがあり 4時間くらいで頭痛のみになりました。これは脳震盪が起きていたということではないでしょうか？
2	最近、腹痛が続きます。腹痛といっても、我慢できないほどではなく、へそ周辺がチクチクする感じです。そのほかにも背中が弱いズキとした痛み、肩甲骨周辺もチクチクする感じの痛みがあります。これは大腸ガンなどががんがえられるのでしょうか？ 自分は猫背で姿勢が悪いのでそういうのも影響しているのでしょうか？
3	頭が痛くて目が重くて ちゃんと呼吸してるか不安になります。熱っぽいのに熱はありません。日々の疲れはなかなかとれません。

3.2 症状に関する用語の辞書

関連症状を発見するにあたって、症状に関連する用語を定義する必要がある。そこで本研究では、奈良先端科学技術大学院

大学ソーシャル・コンピューティング研究室が公開している患者表現辞書 [2] を使用する。患者表現辞書とは、患者が実際に用いる病名表現を網羅した辞書である。データは約 9000 件あり、データの属性としては、出現形、部位、表現例、方言地方、ICD10 コード、エビデンスがある。しかし、すべてのデータに対して各属性すべてが存在するわけではない。この患者表現辞書における出現系は、1 つの症状に対して複数の病名表現を表す用語が存在する。本研究では、症状を表す用語として、患者表現辞書における出現形を用いる。

4 関連症状の発見手法

4.1 手法の概要

本研究では、患者表現辞書の出現系に含まれる病名表現を用いて、症状の関連性を見出し、関連症状を発見する。関連症状の発見手法における処理のフローを以下に示す。

- (a) 質問データから病名表現を抽出
- (b) 相関ルールによる共起関係の検出
- (c) 共起ネットワークの構築と分析
- (d) 関連症状の発見

4.2 病名表現の抽出

本研究では、症状の共起情報をもとに関連症状を発見する。そのため、QA サイトにおける質問データから病名表現を抽出する必要がある。病名表現を抽出するための手法を以下に示す。

初めに、質問テキストデータに対しての処理を示す。1 つの質問データに対して形態素解析を行い、形態素に分解する。形態素に分解したテキストを集合とする。次に、患者表現辞書の出現系に対しての処理を示す。まず、患者表現辞書には、病気における症状に直接関連のない病名表現が含まれているため、患者表現辞書から直接症状と関係のないと判断した約 80 件の病名表現を削除する。本研究で使用する病名表現と使用しない病名表現の一部を表 2 に示す。本研究では、表 2 での“やし”、“なし”、“はい”のように症状以外の単語として含まれてしまう病名表現や、“何をしているのだろう”、“普通でない感じ”、“どうでもいい”などの、症状といえない表現や症状以外にも使用されるような表現を削除する。

表 2 患者表現における出現形例

本研究で使用する病名表現例	本研究で使用しない病名表現例
頭部の痛み	やし
喉が痛い	なし
意識障害	ぞう
健忘症	はい
足が痺れる	何をしているのだろう
目の痛み	どうしたのだろう
目の下が痙攣する	普通でない感じ
肺炎	よくわからない
息苦しい	どうでもいい

直接症状と関係のない病名表現を削除し、残った患者表現辞書の各出現系に対して形態素解析を行い、形態素に分解する。分解した形態素に対して品詞の割り当てを行い、集合とする。

作成した集合から助詞、助動詞を削除する。これらの処理を行った質問データと患者表現辞書を用いて、症状の抽出を行う。この時、患者表現辞書の処理を行う病名表現の優先順位として、患者表現辞書の各集合における単語数の多い病名表現から判定を行う。質問データから症状を抽出する処理のフロー以下に示す。また、データの前処理および (1) から (3) の処理を図 1 に示す。

- (1) 質問データの単語集合に出現形の単語集合がすべて含まれているかを判定する。
- (2) 含まれている場合、出現系と質問 ID を質問と語の対応関係として記録し質問データの単語集合から出現系の単語集合を削除する。
- (3) すべての出現形を判定するまで (1)、(2) を繰り返す。
- (4) これらの処理をすべての質問データに対して行う。

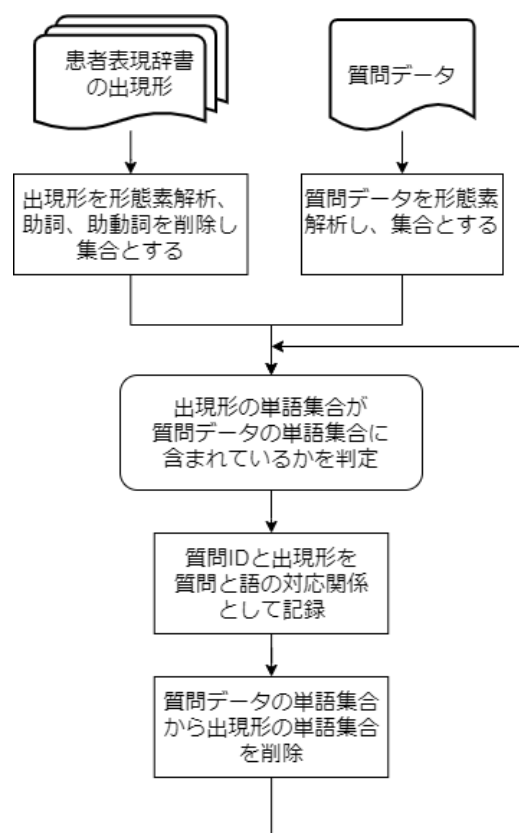


図 1 症状抽出の処理

4.3 相関ルールによる共起関係の検出

本研究では、症状の共起を表現する手法として相関ルールを用いる。4.2 節で得た質問と語の対応関係に対して、質問 ID でグループ化を行う。グループ化を行った各 ID を相関ルールにおけるトランザクションとし、支持度、確信度、リフト値を計算する。また、本研究では、相関ルールにおける頻出アイテムを求め、アイテムセットを作成する手法として Apriori アルゴリズムを用いる。Apriori アルゴリズムを用いる際の支持度の閾値を下限として設定し、アイテムセットを作成する。作成したアイテムセットをもとに確信度、リフト値を求める。

4.4 共起ネットワークの構築と分析

本研究では、相関ルールを抽出するための指標である支持度、確信度リフト値を用いて、症状表現の関連性を共起ネットワークを用いて分析する。共起ネットワークとは、テキストデータから得られる語の関連性を示したネットワークである。

4.3 節の処理によって得られた支持度、確信度、リフト値は、症状 2 語の関係を表しているため、相関ルールにおける前提部、結論部にあたる症状を共起ネットワークのノードとし、この前提部から結論部に向かってエッジを張り、有向グラフとして表現する。また本研究では、共起ネットワークにおけるエッジに対して、そのエッジに接続する 2 語の症状の確信度をエッジの重みとする。本研究では、相関ルールにおける確信度以外の支持度、リフト値を閾値として設定し、共起関係の絞り込みを行う。

これらの処理を行ったネットワークを用いてグラフの分析を行う。本研究では、グラフの分析として、グラフのコミュニティ分析を行う。本研究では、グラフのコミュニティ分析を行う手法として、Girvan-Newman 法 [5] を用いる。Girvan-Newman 法とは、エッジ媒介中心性を用いたコミュニティ抽出手法である。エッジ媒介中心性とは、ネットワークにおけるノード間の最短経路にそのエッジが含まれる度合いを示す指標である。このエッジ媒介中心性を用いて、グラフ構造全体から、エッジ媒介中心性の最大値を持つリンクを削除し、新たに得られたグラフ内のエッジ媒介中心性を計算する。この処理を繰り返すことで、コミュニティを抽出する手法である。本研究では相関ルールによって得られた共起ネットワークに対し、Girvan-Newman 法を用いてコミュニティを抽出し、コミュニティの可視化を行う。

4.5 関連症状の発見

4.5.1 エゴグラフを用いた関連症状の発見

本研究では、1 つの症状のから関連する症状を出力することが目的である。しかし、共起ネットワーク全体からでは、1 つの症状に対して関連する症状を抽出することができない。そのため、入力値となる症状に対して関連する症状を抽出するため、入力値の症状から半径 r のエゴグラフを作成し、作成したエゴグラフ内での重要ノードを求める。重要ノードを求める手法として度数中心性、HITS アルゴリズムを用いる。度数中心性とは、ノードのネットワーク内での重要性を評価する指標である。度数中心性を用いた重要ノードの抽出では、共起ネットワーク内で度数中心性の高いノードを抽出する。HITS アルゴリズムを用いた重要ノードの抽出では、式 (4)、(5) でのノード v_i からノード v_j に相関ルールにおける前提部と結論部が対応し、 w_{ij} に確信度が対応する。また、ノードの初期値を 1 とし、各ノードに対してハブスコア、オーソリティスコアを求める。これを手法 1 とする。

4.5.2 終点ノードの導入

エゴグラフを構成するノードに対応する症状は一般的には中心ノードに対応する症状との関係が強い。しかし、全体グラフで度数中心性が高いノードに対応した症状はどの症状とも関連しているが、エゴグラフにおいて中心ノードに対応する症状と

の関係がとりわけ強いわけではない。このことを表現するために、中心ノードに対応する症状と同じ症状に対応するノードを新たに追加し、全体グラフでの度数中心性が低いノードのみからエッジを張る。この追加したノードを終点ノードと呼ぶ。終点ノードの追加例を図 2 に示す。図 2 では症状 A、症状 B、症状 C のようなノードが全体グラフでの度数中心性が低く、症状 D が全体グラフでの度数中心性が高い場合である。

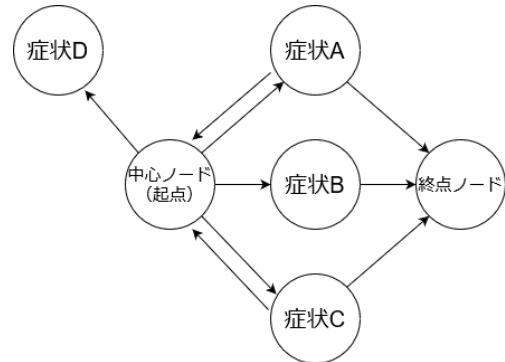


図 2 終点ノードの追加例

このサブグラフを用いてハブスコア、オーソリティスコア、度数中心性を求め、各スコアの最大ノードを関連症状として出力する。これを手法 2 とする。これによって、全体グラフで度数中心性の高いノード以外のノードのスコアを上げることで、全体グラフで度数中心性の高かったノードをエゴグラフ内でのハブスコアを相対的に下げることができる。

5 実 験

5.1 コミュニティ分析の実験

5.1.1 実験方法

QA サイトにおける質問データから病名表現を抽出し、相関ルールによって得られた共起ネットワークの分析と実際の病名表現から関連する症状の出力を示す。QA サイトにおける質問データとして Yahoo!知恵袋における質問データ“病気、症状”カテゴリ約 4 万件を用いる。Apriori アルゴリズムによってアイテムセットを求めるときの支持度の閾値を 0.0001、共起ネットワークを作成する際のリフト値の閾値を 1.0 とする。確信度の上位 100 件を共起ネットワークとして表す。

5.1.2 実験結果

4 章で述べた手法および 5.1 節で述べた実験設定によって得られる共起ネットワークに対してコミュニティ分析を行い可視化したものを図 3 に示す。図 3 では、各コミュニティを色分けしており、コミュニティ分割数を 6 に設定している。図 3 では、各コミュニティがそれぞれ関連のある症状が抽出できていることがわかる。ノードが水色のコミュニティでは“逆流性食道炎”や“胃がいたい”など胃に関連のある病名表現が抽出され、ノードがオレンジ色のコミュニティでは“喉がいたかった”や“熱が出た”など風邪に関係する病名表現を抽出することができた。



図3 共起ネットワークのコミュニティ

5.2 関連症状の発見の実験

5.2.1 実験方法

Apriori アルゴリズムによるアイテムセット作成時の支持度の閾値を 0.0001、共起ネットワークを作成する際のリフト値の閾値を 15.0 とする。関連症状の発見においては確信度の上位 3000 件を共起ネットワークとして表す。エゴグラフを作成する半径は 2 と 3 の 2 種類で実験を行う。実験 2 では、手法 1 と手法 2 の各スコア最大ノードの種類数と各スコアの平均の比較を行う。実験 2 ではエゴグラフを作成する半径を 3 として実験を行う。共起ネットワーク全体は有向グラフとして表現し、エゴグラフに追加する終点ノードに接続するためのエッジの重みは一定である。また、手法 2 における終点ノードにエッジを接続する全体グラフにおける次数中心性の閾値を 0.1 とする。

実験 1 では、共起ネットワーク内に含まれる病名表現からランダムに 10 語を選んで語ごとにエゴグラフを作成する。それぞれのエゴグラフに対して、4 章で述べた手法および 5.2.1 で述べた実験設定によって得られる関連症状候補となる各スコア最大ノードと入力値となる中心ノードを示す。

次に、実験 2 について述べる。実験 2 では、確信度の上位 3000 件から得られる共起ネットワーク内に含まれる病名表現からランダムに 100 語を選んで語ごとにエゴグラフを作成する。それぞれのエゴグラフ内のハブスコア、オーソリティスコア、次数中心性の最大ノードを求める。これを手法 1、手法 2 それぞれを用いて求める。

5.2.2 関連症状の抽出結果

実験 1 の結果および考察を述べる。手法 1 におけるエゴグラフの半径が 2 の出力を表 3、半径が 3 の出力を表 4 に示す。手

法 2 におけるエゴグラフの半径が 2 の出力を表 4、半径が 3 の出力を表 5 に示す。表 3 では、ランダムに選んだ入力値に対して、それぞれのスコアの最大ノードが関連症状を発見できている場合もある。しかし、オーソリティスコア最大ノードと次数中心性最大ノードが同じ症状を出力している場合が多いことがわかる。表 4 の半径 3 をエゴグラフによる各スコア最大ノードはどのような入力に対しても“喉がいたかった”や“痛みがある”といったような症状につながってしまい、それらの症状は特定の症状に対しての関連症状として不適切な症状が出力され、特定の症状から関連症状を発見する場合、エゴグラフの半径を大きくするにつれて特定の症状に収束することが分かった。表 5、表 6 の手法 2 を用いた各スコアの最大ノードは手法 1 と同様にオーソリティスコア最大ノードと次数中心性最大ノードが同じ症状を出力している場合が多い。しかし、他の中心ノードの各スコア最大ノードと重複がほとんどないことから、中心ノードに応じて関連症状が出力できていることがわかる。

表 3 手法 1 における半径 2 の場合の関連症状例

中心ノード	ハブスコア最大ノード	オーソリティスコア最大ノード	次数中心性最大ノード
強いしびれなど	熱のある感覚	べんが出ない	べんが出ない
お腹の調子が良くない	お腹がおかしい	何も食べたくない	何も食べたくない
発作を起こす	パニック障害	パニック障害	パニック障害
血が出ること	熱のある感覚	べんが出ない	べんが出ない
頭がいたい	聴こえなくなった	聴こえなくなった	話すことが出来ない
水分補給症	くも膜下出血	回復しない	回復しない
飲みづらい	足の力が入らない	寝れてません	寝れてません
残尿	膀胱炎	膀胱炎	膀胱炎
背中痛	肩痛	筋肉が痛い	筋肉が痛い
腎不全	食後の血糖値が高い	糖尿病	糖尿病

次に、実験 2 の結果および考察を述べる。関連症状の候補と

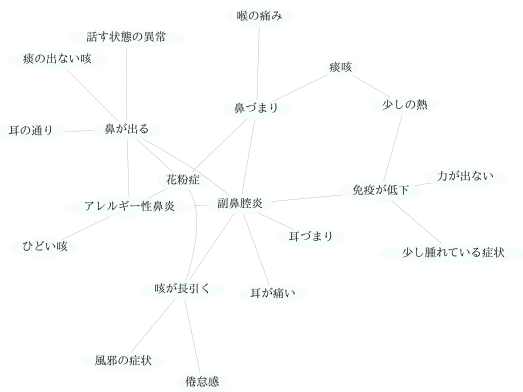


図 5 オートリティスコアの可視化

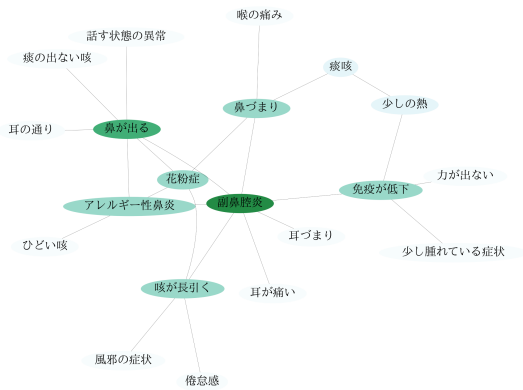


図 6 次数中心性の可視化

書を用いて病名表現を抽出、相関ルールによる症状の共起の検出、共起ネットワークの分析を行うことで、関連のある症状の発見を行った。

コミュニティ分析では、QA サイトにおける質問データから得られる共起情報に、症状の関連があることを発見することができた。関連症状の抽出の実験では、実際の症状から関連症状の発見を行ったが、手法 1 においてエゴグラフの半径によって同じ症状に収束してしまう問題があった。しかし手法 2 では、終点ノードを追加することで、症状の収束を抑えられることが分かった。しかし、使用する患者表現辞書の出現形、相関ルールにおける支持度、リフト値の閾値によっては、出力される関連症状が大きく変わることがあるため、各閾値の設定を見直し、より適切な関連症状の発見するための設定や手法の改善をする必要がある。

文 献

- [1] 新本拓也, 湯本高行, 金子周司, 磯川梯次郎, 松井伸之, 上浦尚武 “QA サイトでの共起に基づく患者の自覚症状入力支援”, 情報処理学会研究報告データベースシステム (DBS), 2019.16, pp.1-6, 2019.
- [2] 奈良先端科学技術大学院大学ソーシャル・コンピューティング研究室, “患者表現辞書”, <https://sociocom.naist.jp/patient-dic/>
- [3] Rakesh Agrawal, Tomasz Imielinski, Arun Swami, “Mining association rules between sets of items in large databases”, ACM SIGMOD International Conference on Management of Data, pp.207-216, 1993.
- [4] Jon Michael Kleinberg, “Authoritative sources in a hyper-

linked environment”, Journal of the ACM, Vol 46, pp.604—632, 1999.

- [5] Michelle Girvan and Mark Newman, “Community structure in social and biological networks”, PNAS, 99(12), pp.7821–7826, 2002.
- [6] 国立情報学研究所, “情報学研究データリポジトリ Yahoo!知恵袋 (第 3 版)”, https://www.nii.ac.jp/dsc/idr/yahoo/chiebkkr3/Y_chiebukuro.html
- [7] 岡部博貴, 吉川大弘, 古橋武, “メタデータと語句の共起情報を利用したインシデントレポート解析システムの提案”, 知能と情報 (日本知能情報ファジィ学会誌), vol.18, No.5, pp.689-700, 2006