

修 士 論 文

題 目 評価構造における単語間の関係
性可視化に関する研究

指導教員 小山田 耕二 教授

京都大学大学院 工学研究科 電気工学専攻

氏 名 小澤 啓太

平成 28 年 2 月 4 日

目次

第 1 章	序論	1
第 2 章	関連研究	4
2.1	評価構造と評価グリッド法	4
2.2	テキストデータ分析	7
2.3	重複阻止	8
第 3 章	提案システム	11
3.1	使用データ	11
3.2	座標計算	12
3.2.1	単語間距離行列の作成	12
3.2.2	次元削減	14
3.2.3	重複阻止	14
3.3	計算方法	18
第 4 章	提案システム	20
4.1	システム要件	20
4.2	システム設計と実装	21
4.2.1	概要	21
4.2.2	ユーザインタラクション	22
第 5 章	評価実験	24
5.1	比較実験	24
5.1.1	比較対象	24
5.1.2	実験データ	24
5.1.3	実験内容	24
5.1.4	実験手順	25
5.2	ケーススタディ	25

5.3 ユーザーフィードバック	26
第 6 章 実験結果	27
6.1 比較実験	27
6.2 ケーススタディ	27
6.3 ユーザーフィードバック	27
第 7 章 考察	28
7.1 比較実験	28
7.2 ケーススタディ	28
7.3 ユーザーフィードバック	28
第 8 章 結論と課題	29
8.1 結論	29
8.2 課題	29
謝 辞	30
参 考 文 献	31

第1章 序論

人々の価値観が多様化している現代社会において、人々がある対象をどのように評価するか、何故そのように評価するかという評価の解明が意思決定に必要不可欠となってきた。現在、多くの企業にとって市場は自国だけでなく世界全体へと移行しつつあり、消費者の好みは年齢や性別、志向性だけでなく国、宗教などによって多様化している。多様化により、商品のターゲット設定も具体的かつ狭まる傾向にあり、より精度の高いマーケティング・リサーチが企業体には必要となっている。精度の高いマーケティング・リサーチには、意思決定の結果がどのような効果をもたらすかエビデンスを用いて議論するエビデンスベースな意思決定が必要である。エビデンスベースな意思決定技術の確立は、企業体での意思決定だけでなく国家や個人の意思決定の質の向上という意味でも重要性が高くなってきている。

人々の評価を解明する手法の一つに評価グリッド法という、半構造化インタビューを用いた定性調査手法がある。評価グリッド法は、環境心理学やマーケティング調査、感性工学といった分野で日本を中心に幅広く利用されており、人間が何を知覚して、その知覚からどのような理解をし、どのような価値を見出しているのかというある対象物の評価構造を把握することができる。評価構造は「良い－悪い」等、価値判断に寄与している理解の単位（評価項目）と、評価項目の間に存在する因果関係から構成され、概観を可能にするためネットワーク図として表現されることがある（図 1.1）。ネットワーク図で表す場合、頂点は評価項目を表しており、文章でラベル付けされている（図 1.2）。また、評価項目間の因果関係をネットワーク図の枝で表現する。マーケティング分野などでは、この評価構造を分析することで、人間の感性を把握でき、人間の求める商品の推測につながるので、評価構造の効果的な分析方法に関する要求が高まっている^{6),7)}。評価構造の分析に関する研究は数多く行われている^{8),9)}。従来の評価構造は、模造紙や付箋などに手書きすることで作成される場合が多く、作成者の大きな負担となっていた。しかし、近年では E-grid* のような、評価グリッド法のインタビューと分析をサポートする Web アプリケーションも開発され、評価構造作成、分析の効率化が進んでいる^{5),6)}。

* <http://egrid.jp>

E-grid のような評価グリッド法を支援するアプリケーションが増加する中、同時に問題が発生している。それは、評価構造の大規模化に伴う見やすさの低下である。従来の手書きでの作成では大人数の評価構造の統合などが困難であったが、Web アプリケーションなどの登場により容易に行えるようになった。大人数の評価構造が統合されることで、評価項目数が増加し、指定された領域に評価構造全体を表示するには評価構造を縮小する必要が発生した。縮小された評価構造では評価項目の文字や評価項目間の関係性が見づらく、分析を短時間で行うことが困難になるという問題が発生した。(図 1.3) 分析する際の着目点として、評価構造内での頻出語の発見、頻出語と因果関係を持つ項目の把握があげられる。評価構造内で頻出する単語とは、多くの人が回答した内容である。また、頻出語と隣接する評価項目を知ることで、頻出語が評価されている理由などを知ることができる。このように、頻出する評価項目や頻出語と隣接する評価項目を発見することで消費者の嗜好の傾向を把握することができる。従来の評価構造分析手法では、評価構造を構成する評価項目間の因果関係に着目して因果関係の定量化を行う手法は数多く提案されている。^{8),9)} しかし、評価項目の文章、文章内の単語に着目した評価構造の可視化手法は提案されていない。評価構造の文章や単語に着目することで、頻出語や頻出語と因果関係を持つ項目の発見が容易になるだけでなく、似た内容の評価項目の統合にもつながり、評価構造の頂点数が多くなった場合でも分析を行うことができる。

以上の問題を解決するために本論文は、評価項目内に出現する単語の頻度と、評価構造内での単語間の位置関係を反映した評価構造データ向けのテキストベースの可視化手法を提案し、提案手法を用いた評価構造可視化システムの開発を行った。提案システムでは、評価構造内の評価項目の文章を形態素解析し、抽出した単語を Word Cloud 技術によって可視化する。Word Cloud とは文章中で出現頻度が高い単語を複数選び出し、その頻度に応じた大きさを図示する可視化技術である。また、提案システムでは Word Cloud 内の単語の配置座標を、本論文で提案する評価構造内単語の座標計算手法を適用し決定した。提案する評価構造内単語の座標計算手法では、はじめに評価構造内での各単語間の位置関係をネットワーク図の最短距離を用いて計算する。この単語の位置関係を多次元尺度構成法により二次元の値に縮小し、この値を Word Cloud 内での単語の配置座標とする。しかし、単語の配置座標決定時は単語間の重複が発生し、単語間の関係が分かりづらくなる可能性があるため、単語間の位置関係を維持しつつ重複阻止を行った座標

を Word Cloud 内の単語の配置座標とした。重複阻止では単語間の相対的位置関係の保持を行いつつ、指定領域の最大活用するためのフォントサイズの最適化も行った。これにより、単語数に応じて最適なフォントサイズ、評価構造内での単語の位置関係を保持した読みやすい可視化を達成した。また、提案システムでは指定した単語の関係性を詳細に表示する機能や、評価構造のネットワーク図可視化と Word Cloud 可視化を併置し、二つの可視化のインタラクティブな操作を可能にすることでより効率的な分析を可能とした。

本論文では、評価構造の Word Cloud 可視化の有効性、Word Cloud 内の単語配置方法の有効性を検証するために二種類の比較実験を行った。一つは、評価構造の Word Cloud 可視化の有効性を測るために比較実験を行い、単語数が多い場合の評価構造の頻出単語の発見、頻出語と因果関係を持つ単語の発見に関して Word Cloud 可視化が有効であることを証明した。また、Word Cloud 内の単語配置方法の有効性を検証するため、単語をランダムに配置した場合と提案手法に基づき配置位置を決定した場合とでの比較実験を行った。比較実験により、頻出単語の発見が容易になり、単語の座標関係から頻出語と因果関係の強い単語の把握に有効であることが証明された。もう一つの実験は、提案システムの評価として提案システムを用い評価構造の分析を行ってもらい、その後にシステムに関するアンケートを行った。提案システムによって多くの人の共有する評価基準や、その原因の推測に大きく貢献することが期待される。

本論文の構成は以下の通りである。第1章は、本論文の序論である。第2章は、本論文の関連する研究について述べる。第3章では、提案手法と使用するデータの説明を行う。第4章では、提案システムを用いた評価実験の内容を述べる。第5章では第4章で行った評価実験の結果を、第6章では、考察を行う。最後に、第7章では本論文の結論と今後の課題について述べる。

第2章 関連研究

本研究では、評価構造の文章の頻出語や関係性を可視化する。本章では、評価構造と評価構造を作成する評価グリッド法に関する研究、テキストデータ内の頻出語や関係性の可視化に関する研究、評価構造を Word Cloud で可視化する際に使用する単語の重複阻止法に関する研究に分けて関連研究を述べる。

2.1 評価構造と評価グリッド法

評価グリッド法とは半構造化インタビュー手法であり、この手法によって引き出された価値判断のネットワークが評価構造である。^{6),7)} 半構造化インタビューとは、質問の流れがある程度決まっているインタビューで、一般的な自由形式の非構造化インタビューと、質問の流れが完全に固定された構造化インタビューとの中間にあたる。評価グリッド法は、デプスインタビューでもあり、基本的に回答者とインタビュアーによる1対1の面談式インタビューを行い、回答者が自覚していない深層心理を聞く事ができる。

評価グリッド法は、レパートリー・グリッド法¹⁰⁾と呼ばれる臨床心理学の手法を元にしており、提案された当初はレパートリー・グリッド発展手法と呼ばれていた。レパートリー・グリッド法は各人が固有に持つ認知構造を抽出するために開発された面接調査手法である。レパートリー・グリッド法は、被験者の認知構造の全体を抽出するためインタビューの時間が長く被験者の負担が大きいという問題が挙げられていた。評価グリッド法は、認知構造のうち評価に関与する評価構造のみの抽出を行なうためインタビューの効率化が達成された。また、評価構造には評価に関与する要素である評価項目が存在し、この評価項目の因果関係を明らかにするためにラダーリング法を取り入れることで、評価構造を階層ネットワーク構造として表現可能にした。

評価グリッド法は、人々が持つ認知構造のうち、ものごとの評価に関する部分、すなわち人間がある対象をどのようなプロセスで理解し、評価していると考えるかを効率的に引き出すことを目的として開発された。評価グリッド法は、環境心理学分野で讃井らによって開発された手法であり、評価グリッド法の利用は環境

心理学だけに留まらず、マーケティング調査や感性工学、魅力工学へと適用分野を広げてきた。マーケティング調査においては、評価グリッド法は商品企画七つ道具の一部として知られており、商品企画における顧客の潜在ニーズを調査するために実施される。感性工学及び魅力工学においては、評価グリッド法は製品の魅力を評価するための手法として位置づけられている。

評価グリッド法によるインタビュー手順はオリジナル評価項目の抽出とラダーリングの繰り返しである。オリジナル評価項目とは、インタビューの起点となる評価項目であり、ラダーリングとは、オリジナル評価項目からより抽象的な評価項目とより具体的な評価項目を引き出すための手順である。インタビューにあたって、いくつかの調査対象を刺激要素として複数個準備しておく。オリジナル評価項目の抽出では、刺激要素の中から2つを回答者に提示し、どちらのほうが好ましいかを選択してもらう。そして、何故選択した要素のほうが好ましいと思ったのか理由を尋ね、回答された理由をオリジナル評価項目として記録し、その回答をオリジナル評価項目としてグラフに描く。理由が複数個ある場合は、それらを全て記録する。刺激要素が3個以上存在する場合は、インタビューの時間短縮のため、回答者に刺激要素の好ましい順位をつけてもらい、順位が隣り合う刺激要素を提示し、オリジナル評価項目の抽出を行う場合がある。ラダーリングでは、オリジナル評価項目からより抽象的な上位概念を引き出すラダーアップと、より具体的な下位概念を引き出すラダーダウンを行う。ラダーアップでは、オリジナル評価項目としてあげられた理由「○○」について、「○○だとなぜいいのですか」と質問を行い、回答された理由を上位概念として記録する。さらに、回答された上位概念についてラダーアップを行い、それ以上の上位概念が引き出せなく成るまで続ける。ラダーダウンではラダーアップとは逆に、オリジナル評価項目としてあげられた理由「△△」について「具体的にどういうところが△△なのですか」と質問を行い、回答された理由を下位概念として記録する。そして、ラダーアップと同様に、引き出された下位概念についてさらにラダーダウンを行い、それ以上の下位概念が引き出せなく成るまで繰り返す。途中で理由が複数個挙げられた場合は、上位概念または下位概念を枝分かれさせつつ上述の手順を繰り返す。ラダーリングで抽出したオリジナル評価項目の上位項目と下位項目はグラフにマッピングする。刺激要素全てのペアに対してオリジナル評価項目の抽出とラダーリングを行えばインタビューを終了する。以上の手法を取ることで、評価構造はある概念に対する評価を明らかにすることができるとされている。

評価グリッド法によって引き出された価値判断のネットワークを評価構造と呼ぶ。価値判断のネットワークとは、すなわち、人がある対象を評価する時に、どのような価値観を重視しているか、ある要素が満たされたときどのような価値観が満たされるか、ある価値観を満たすためにはどのような要素が必要であるかといった価値判断の接続関係である。評価グリッド法のインタビューは基本的には回答者と質問者の2人で行い、個人毎の評価構造図を作成する。その後、回答者全体の評価構造を把握する場合は、個人毎の評価構造を統合し全体の評価構造を作成する。また、評価構造中の価値判断の単位のことを評価項目と呼ぶ。評価グリッド法は、調査対象者の価値判断の全体像を把握する上で有効である。

讃井らは人々の住環境に関する評価構造を作成し、個人が持つ住環境評価の実態を明らかにした。また、評価グリッド法では個人毎の評価構造を統合し全体の評価構造を作成する場合もある。その際、評価構造内の評価項目間の因果関係について分析するために評価項目間の因果関係を定量化する分析手法が数多く提案された。尾上らは、満足度の高い学会についての因果関係を調べるため、評価項目間の因果関係モデルの構築を行った。⁸⁾ 評価グリッド法での結果からアンケート項目を設計及び実施し、アンケート結果をもとにグラフィカル連鎖モデリングを用いた因果関係モデルの構築と構造方程式モデリングによる分析を行った。他にも、アンケート結果をもとに重回帰分析やパス解析、階層分析、共分散構造分析などを行う研究も提案されている。本村らは、評価グリッド法により抽出したスケルトン構造を基にしてベイジアンネットの統計的学習により定量的なモデルを構築し、確率推論アルゴリズムの適用を行った。⁹⁾

評価グリッド法は、従来は紙ベースで実施されることが多く、分析作業などにおいて調査者の負担が大きかった。しかし、近年はE-gridのような評価グリッド法のインタビューと分析をサポートするWebアプリケーションも開発され、大人数の評価構造の統合が容易になった。同時に、評価構造の統合が容易になることにより評価構造内のノード数が増え、評価構造の概観や分析が困難になった。評価構造を分析する場合ノードのラベルを読む必要があるが、限られた領域に表示する必要があるため、ノード数が増加するとノードの表示領域が小さくなり、ラベルが読みづらくなってしまふ。この問題に対して尾上らは評価項目数の削減を行った。¹¹⁾ 各評価項目のネットワーク中心性を計算し、ネットワーク中心性の低い各評価項目を表示しないことで、問題を解決した。本論文は、二つの方法から問題解決を行った。一つ目の方法は助詞や助動詞などの意味無し語を排除。二つ目の方法は評価構造

内で複数回出現する単語の出現回数を一度に減少させることで、重要度が低い意味を持つ単語の領域を確保しつつ、従来より読みやすい可視化に成功した。

2.2 テキストデータ分析

本研究では前節で述べたように、評価構造を持つテキストデータを分析することで、頻出単語の発見、頻出語と強い関係を持つ単語の発見を目的としている。テキストデータ分析は様々な目的のもと行われており、KH Coder* のような、テキストデータを統計的に分析するためのフリーソフトウェアも開発されている。

KH Coder のようなコンピュータを用いたテキストデータ分析は古くから数多く提案されてきた。1960 年台の後半には、既に 2 つのテキスト分析アプローチが提案されていた。一つは Dictionary-based アプローチと呼ばれ、分析者が分類基準を作成し、分析車の持つ理論や問題意識を操作化するためのアプローチである。Dictionary-based アプローチはコーディング規則を設けることで、データを絞り、様々な側面からデータを見ることができる点である。その反面、意図的に理論や仮説に都合の良いコーディングが作成される危険も存在する。もう一つは、Correlational アプローチと呼ばれるもので、分析者の理論仮説や問題意識により汚染されていない状態で、多変量解析などによってコンピュータにデータ分析してもらうアプローチである。近年では、この二つのアプローチを統合したアプローチが提案されている。¹²⁾ はじめに Correlational アプローチによりデータ全体を要約し、その結果を元にコーディングを作成する手順を踏むことで、分析車の持つ理論や問題意識の影響を極力受けない形でデータを分析することが可能となる。提案システムでも二つのアプローチからテキスト分析を行う。

始めの Dictionary-based アプローチに関する研究は数多く行われている。テキスト内で頻出する特徴語を抽出することや、語と語の関係性を調査するために階層クラスター分析や共起ネットワークを行う手法、内容が似た文書の群を探すクラスター分析など多岐にわたる。提案システムでは、前章で述べたように頻出語や単語間の関係性の分析を行うための可視化を行った。提案システムでは、Correlational アプローチとして、選択した単語の共起語の表示などを行った。

単語の出現回数の可視化に関して、Word Cloud のように単語の出現回数と単語の大きさを比例させる手法が多く提案されている。bubble chart では単語の中心を

* <http://khc.sourceforge.net/>

中心点とし円を描き、単語の出現回数と円の大きさを比例させている。また、出現回数順にリスト表示する手法なども活用されている。提案手法では、文字の色や透明度、座標から他の情報も同時に可視化できる Word Cloud を用いることにした。

テキストデータ内の単語の関係性の可視化に関して、ネットワーク可視化や多次元尺度構成法などが挙げられる。ネットワーク可視化は、共起した単語間に線を引く共起ネットワークなど、数多く提案されている。Riehmann らは WORDGRAPH というネットワーク図を用いたワイルドカードを含む文脈依存のフレーズ選び支援ツールを提案した。¹³⁾ WORDGRAPH では検索結果に合致した文章を図 1.2 のように可視化する。検索結果では例文に下線を引き、各例文で共起する単語が存在する場合に、共起単語の下線をまとめることで見やすさを向上した。多次元尺度構成法では、高次元属性を持つ分類対象物を低次元空間における点の布置で表現する手法であり、点間の距離で関係性を表す。Erick らは次元削減を用いた Web 検索結果の可視化を行った。¹⁶⁾ 検索結果のページのテキストデータからそれぞれ文書ベクトルを生成し、次元削減を行うことで文書ベクトルが近い検索ページが近くに配置される。同時に、クラスタリングを行うことで、検索結果に複数分野の情報がある場合に目的の分野の情報を発見しやすくなった。ネットワーク図では、ノード数が増えた場合にエッジ数も同様に増加し、全てを表示することでノード間の関係が分かりづらく成るので、提案手法では多次元尺度構成法を採用した。評価構造内での単語の距離関係から距離行列を作成し、多次元尺度構成法を用いることで単語の座標を決定することで、単語間の位置関係から関係性を読み取れるようにした。しかし、次元削減することで単語の関係性が分かりづらく成るという問題があるので、その問題に対処すべく、提案システムでは、利用者が単語を選択すると選択単語が出現する評価項目の上位概念、下位概念の単語との関係を可視化されるようにした。以上のように、必要最低限の情報のみを可視化することで、読みやすさが低下することを防いだ。

2.3 重複阻止

前節では、テキストベースの可視化の一つとして、単語の位置座標を計算した Word Cloud による可視化について触れた。提案手法のように、多次元データを次元削減し、低次元空間に配置する際、複数の対象が重なることは問題とされている。このような重複問題は、ネットワーク表示でも問題とされており、重複阻止

手法は古くから研究がされている。重複阻止に関する研究では、以下の美的基準のいずれかを考慮したレイアウトを生成する。

- 対象の相対的位置関係を保持する
- 対象間の距離関係を維持する
- 指定された領域からはみ出さない
- 指定領域の空白部分を減らす

重複阻止手法では大きく三種類のアプローチが提案されていた。一つ目は、均等スケーリングである。均等スケーリングでは、図形やオブジェクトを全ての方向に同じ倍率で拡大または縮小するアプローチである。このアプローチでは、オブジェクトの相対的位置関係や距離関係は維持されるものの、不必要に対象を移動させる必要があり、指定領域を拡大する必要があるという問題が発生する。

二つ目のアプローチは、力学モデルである。力学モデルは、グラフを対象としており、グラフの頂点と辺に仮想的な力を割り当て、力学的エネルギーの低い安定状態を探すことで重複を阻止する。Xiaodi らは Force-Transfer algorithm(FTA) を提案した¹⁵⁾。FTA では一定の規則に基づきオブジェクトを選択し、重複オブジェクトが存在するか調べる。重複オブジェクトを発見した場合、重複オブジェクトを水平方向か垂直方向かに移動させる力を発生させる。移動する方向は重複が解除されるまでに移動する距離が短い方向を選択する。移動したオブジェクトと重複する他のオブジェクトも同距離同方角に移動する。移動が終わったら他のオブジェクトを探し、同様の操作を行う。以上の操作を繰り返す手法である。FTA では、対象間の距離関係を維持した重複阻止が達成された。Strobelt らは RWordle-C を提案した。¹⁴⁾ RWordle-C は FTA と同様に一定の規則に基づきノードを選択し、重複ノードの有無を調べ、重複ノードを発見した場合、重複ノードを渦状に移動させる。初期位置を渦の中心とし広がるように移動させ、重複が解除される位置まで移動させる。力学モデルを用いた重複阻止では、均等スケーリングに比べ、レイアウトがコンパクトになる利点があるが、上記の力学モデルを Word Cloud に適用すると、単語の文字列の方向と重複阻止のために移動する方向の相関が強く、指定領域をはみ出すことや、指定領域内に空白部分が多く残るという問題が発生する。そこで、提案手法では三つ目の条件付き最適化を適用した。

条件付き最適化では、重複問題を制約条件を用いた最適化計算に置き換えることで重複を阻止する。Erick らは、可視化対象の座標を変数とした目的関数を作成し座標を計算する手法を提案した。¹⁶⁾ NEIGHBORHOOD PRESERVING SNIPPET LAYOUT では、目的関数に重複阻止と単語の距離関係の維持を目的とした関数を作成することで対象間の距離関係を保持しつつ、重複の発生しない座標計算を可能とした。また、Erick らは目的関数に、制約条件を追加した最適化手法も提案している。¹⁷⁾ 可視化対象は二次元空間に配置されており、はじめに指定領域内で格子を生成し、座標点が存在する細胞だけを残し、細胞の x,y 座標を変数として最適化する。最適化計算を行う際に、相対的位置関係保持、細胞間の重複阻止、指定領域の最大利用、指定領域外への細胞のはみ出し禁止など、複数の制約条件を設けることで適切な細胞配置を可能にした。このように、条件付き最適化では複数の美的基準を制約条件に置き換えることで様々な条件を満たした重複阻止を可能とする。提案手法では Erick らが提案したエネルギー関数を用いた重複阻止の最適化計算手法を参考にし、Word Cloud で表示する単語内の 1 文字を格子の 1 細胞と置き換え、細胞の位置の最適化計算を行った。また、Erick らの制約条件を一部修正し新制約条件を追加することで Word Cloud での単語配置に適した座標計算を可能とした。

第3章 提案システム

本章では、提案システムで使用する評価構造のテキストデータの説明と、評価構造のテキストデータから単語の Word Cloud 内座標を計算するまでのプロセスについて述べる。

3.1 使用データ

評価構造データ向けのテキストベース可視化を行うにあたって、評価グリッド法による評価構造データの作成を行った。本研究では、E-Grid を用いて評価構造データの作成を行った。E-Grid とは、評価グリッド法に基づいた評価構造の抽出や分析をビジュアル的に支援するシステムであり、評価構造を抽出する機能から評価構造データを作成した。E-Grid でのインタビューは基本的に 1 人ずつで行い、個人の評価構造を作成する。その後、回答者全体の評価構造を把握するため、個人毎の評価構造を統合し全体の評価構造を作成する。E-Grid により作成される評価構造データは評価項目と隣接する評価項目、評価項目の回答者数 (= 重み)、評価項目のテキストラベル、評価項目の回答者名等が格納されている。提案する可視化手法は評価項目の重み、隣接する評価項目の情報、評価項目内のテキストラベルの情報を使用する。提案手法では文章ではなく単語ごとに可視化する必要があるため、テキストラベルに形態素解析を行った。形態素解析には日本語形態素解析システム MeCab¹⁸⁾ と形態素解析辞書 Unidic を使用した。Unidic は、語彙素・語形・書字形・発音形の階層構造を持つので、表記の揺れや語形の変異にかかわらず同一の単語と識別することが可能である。提案手法では、表記の揺れや語形の変異がある単語はそれぞれの単語の語彙素を表示する。形態素解析により抽出した単語の中で品詞が名詞・動詞・形容詞のいずれかである単語を提案システムでは使用する。以上から得られたデータに以下のプロセスを通し可視化を行う。

3.2 座標計算

提案システムでの可視化プロセスは大きく3つに分けられる。はじめに、評価構造データから評価構造内単語間の距離行列を作成する。次に、評価構造内単語間の距離関係を保持したまま単語を Word Cloud 可視化するため、次元削減法を用いて各単語の x, y 座標を計算する。最後に、計算した座標では単語間の重複が発生する場合があるので、単語の重複を阻止し、しかし単語間の位置関係を崩さず、指定領域を最大限活かすことのできる単語の座標を再計算する。Word Cloud に可視化する際は再計算された座標を使用する。以下の項では、可視化プロセスの詳細を説明する。

3.2.1 単語間距離行列の作成

前章で記述したとおり、提案手法では Word Cloud 内の単語の座標を評価構造内での単語の距離関係を考慮して決定する。評価構造内の単語間の距離関係は単語が使用されている頂点の距離関係から計算され、距離行列 D で表す。単語間距離行列 D は、評価構造から計算される出現行列 F 、頂点間距離行列 U 、重み行列 A から計算される。Fig. 2 は評価構造と評価構造から取得された出現行列 F 、頂点間距離行列 U 、重み行列 A の例を表す。以下では出現行列 F 、頂点間距離行列 U 、重み行列 A の導出方法を述べる。頂点群は $N \in n_1, n_2, \dots, n_l$ 、単語群は $W \in w_{11}, w_{12}, \dots, w_{1k}, w_{21}, \dots, w_{ij}, \dots, w_{lm}$ 、で表す。 n_i, w_{ij} はそれぞれ頂点、単語を表し、 $n_i \in w_{i1}, w_{i2}, \dots, w_{ip}$ となる。

出現行列

出現行列 F は頂点と単語の関係を表す行列である。出現行列の列は評価構造内の頂点を、行は全頂点から形態素解析を行い取り出したの全ての単語群を表す。 i 行目の単語が j 列目の頂点の文章に出現する場合、第 i 行第 j 列の要素が 1 となり、出現しない場合は 0 となる行列である。この行列から各頂点に出現する単語を知ることができる。

$$F = \begin{pmatrix} f_{11} & \dots & f_{1l} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ f_{m1} & \dots & f_{ml} \end{pmatrix} \quad (3.1)$$

$$f_{ij} = \begin{cases} 1 & (n_i \in w_j) \\ 0 & (otherwise) \end{cases}$$

頂点間距離行列

頂点間距離行列 U は、各頂点間の距離関係を表す行列である。ネットワーク図の頂点 V_i と V_j の最短距離の経路でノードを n 個経由する場合、第 i 行第 j 列と第 j 行第 i 列の要素が $n+1$ となる行列である。最短経路の計算は幅優先探索アルゴリズムを使用した。このアルゴリズムは横型探索とも言われ、以下のルールに従って探索を行う。

1. 根ノードを空のキューに加える。
2. ノードをキューの先頭から取り出し、以下の処理を行う。
 - ノードが探索対象であれば、探索をやめ結果を返す。
 - そうでない場合、ノードの子で未探索のものを全てキューに追加する。
3. もしキューが空ならば、グラフ内の全てのノードに対して処理が行われたので、探索をやめ”not found”と結果を返す。
4. 2に戻る。

$$U = \begin{pmatrix} u_{11} & \dots & u_{1l} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ u_{l1} & \dots & u_{ll} \end{pmatrix} \quad (3.2)$$

重み行列

各頂点の重み行列 A は、各頂点の回答者数を表す行列である。

$$A = \begin{pmatrix} a_{11} & \dots & a_{1l} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{l1} & \dots & a_{ll} \end{pmatrix} \quad (3.3)$$

上記の 3 行列 F , U , A を計算した後, 以下の式によって単語間距離行列 D を計算する. ネットワーク図内の単語 w_i と w_j の最短距離の平均値が, 第 i 行第 j 列と第 j 行第 i 列の値となる行列である.

$$D = \frac{1}{2}FAUA^T F^T = \begin{pmatrix} d_{11} & \dots & d_{1m} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ d_{m1} & \dots & d_{mm} \end{pmatrix} \quad (3.4)$$

3.2.2 次元削減

次に, 評価構造内単語間の距離関係を保持したまま単語を Word Cloud 可視化するため, 単語の x , y 軸の値を求めるために次元削減を行う. 次元削減を行うことで, 単語数の行と 2 列の行列式を計算し, この 2 次元の値を単語の x , y 軸の値にする. 提案システムでは多次元尺度構成法を適用することで次元削減を行う. 多次元尺度構成法とは, 多変量解析の一手法である. 分類対象物の関係を低次元空間における点の布置で表現する. 多次元尺度法では, 始めにヤング・ハウスホルダー変換を施す. ヤング・ハウスホルダー変換は距離の 2 乗の行列に両側から中心化行列をかける演算であり, 以下の式で表す.

$$P = -\frac{1}{2}JDJ^T \quad (3.5)$$

単語数を n とすると, 行列 J は単位行列から全要素に $1/n$ の行列を引いた $n \times n$ 行列を引いた $n \times n$ 行列. 行列 D は点 x_i と x_j の間の距離 d_{ij} の 2 乗を要素とする $n \times n$ 行列である. 次に, P をスペクトル分解することで固有値, 固有ベクトルを求め, 固有値の大きい方から 2 つ取り, 対応する固有ベクトルを取り出す. 各単語の x, y 座標は取り出した 2 つの固有ベクトルの値となる.

3.2.3 重複阻止

最後に, 計算した座標では単語間の重複が発生するので, 単語間の相対的位置関係を崩さないように単語の重なるの除去を行う. 提案手法では Erick らが提案した重複阻止手法を参考にした.¹⁷⁾ Erick らの提案手法では指定領域内で格子を生成し, 格子の 1 区画を細胞と呼ぶ. そして座標点が存在する細胞だけを残し, 細胞の位置座標を最適化計算する手法である. この手法では, 細胞間の相対的位置関係保持, 細胞間の重複阻止, 指定領域の最大利用を達成する最適な細胞の座標を計

算する. 提案手法では単語内の 1 文字を格子の 1 細胞, 各単語を細胞が隣接する長方形と置き換え, 単語の位置の最適化計算を行う. 提案手法では, 正方形の細胞ではなく長方形の細胞の座標最適化計算なので一部制約条件を修正した. 以下の節では最適化計算で用いる目的関数, 制約条件の説明を行う.

指定領域に配置する単語の集合を $G = g_1, g_2, \dots, g_n$ とし, 単語の各文字, すなわち各細胞の集合を $H = h_{11}, h_{12}, \dots, h_{1m}, h_{21}, \dots, h_{nm}$ とする. 各細胞は正方形であり, $h_{ij} = (x_{ij}, y_{ij}, w_{ij})$ で表される. (x_{ij}, y_{ij}) は正方形 g_{ij} の中心点, $w_{ij} > 0$ は正方形 g_{ij} の辺の長さである. w_{ij} は $w_{ij} = \alpha_i \delta, \alpha_i$ は $\alpha_i = e_i(\max(e_1, e_2, \dots, e_n))$ と表し, e_i は単語 g_i の評価構造内での出現頻度を表す. すなわち $w_{i1} = w_{i2} = \dots = w_{im}$ となる. δ は再編成後の最頻出語の辺の長さを表す. 各細胞は縦, 横の辺の長さが $W \times H$ である指定領域内で細胞間の大きさの比率を維持しつつ, 細胞間の重複阻止と指定領域の最大利用, 細胞間の相対的位置関係の保持を達成するように再編成される.

目的関数

指定領域内で単語を再編成するために, 提案手法では単語の再編成を以下のよう最適化問題として定式化した.

$$\begin{aligned}
& \text{minimize } E(\mathbf{z}) = E_{\text{comp}}(\mathbf{z}) + E_{\text{resize}}(\mathbf{z}) \\
& \text{subject to } A\mathbf{z} \leq \mathbf{b}, \mathbf{z} = [\mathbf{x} \ \mathbf{y} \ \mathbf{r} \ \delta]^T, \\
& \quad \mathbf{x} = (\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_N)^T \in \mathbf{R}^N \\
& \quad \mathbf{y} = (\mathbf{y}_1, \mathbf{y}_2, \dots, \mathbf{y}_N)^T \in \mathbf{R}^N \\
& \quad \mathbf{r} = (\mathbf{r}_{12}, \dots, \mathbf{r}_{1N}, \mathbf{r}_{23}, \dots, \mathbf{r}_{2N}, \dots, \mathbf{r}_{N-1N})^T, \mathbf{r}_{ij} \in [0, 1] \\
& \quad \delta \leq \min(W, H),
\end{aligned} \tag{3.6}$$

\mathbf{z} は求める変数である. \mathbf{x}, \mathbf{y} は細胞の重心座標, \mathbf{r} は単語の重複を防ぐための調整変数, δ は再編成後の最頻出語の辺の長さを表す変数である. A, \mathbf{b} は最適化問題の制約条件を表す行列である. エネルギー項 $E_{\text{comp}}(\mathbf{z}), E_{\text{resize}}(\mathbf{z})$ はそれぞれ単語と指定領域を操作する関数である. 前者は単語間重複と相対的位置関係の保持を考慮する単語集約エネルギー項, 後者は指定領域を可能な限り最大利用するための指定領域最大利用エネルギー項である. 以下では 2 つのエネルギー項についての詳細を述べる.

単語集約エネルギー項 一つ目のエネルギー関数 $E_{comp}(\mathbf{z})$ は単語集約エネルギー項であり, この関数の目的は細胞を狭い範囲で簡潔に表すことである. エネルギー関数 $E_{comp}(\mathbf{z})$ は, 細胞の重心座標を変数とした二次関数で以下の式で表す.

$$E_{comp}(\mathbf{z}) = C \sum_{(i,j)} (x_i - x_j)^2 + (y_i - y_j)^2, \quad (3.7)$$

$$C = \frac{1}{(\min(W, H) \times \frac{n(n-1)}{2})},$$

$(i, j) = (j, i)$ は単語 (g_i, g_j) , $i, j \in 1, 2, \dots, n$ の組み合わせを表す. x_i, y_i は単語 g_i の重心点の座標であり, $x_i = \frac{\sum_j x_{ij}}{m}$, $y_i = \frac{\sum_j y_{ij}}{m}$ で表す. n は単語数を表し, m は単語 g_i の文字数である. C は標準化のための定数であり, 指定領域最大利用エネルギー項との値の調節を行う. $E_{comp}(\mathbf{z})$ は単語間の距離が短くなるほど小さくなり, 最小となるのは全単語の重心点が重なる場合である.

指定領域最大利用エネルギー項 二つ目のエネルギー関数 $E_{resize}(\mathbf{z})$ は指定領域最大利用エネルギー項であり, この関数の目的は指定領域を細胞で最大限満たすことである. 上記したように全ての細胞の辺の長さは, 最大の細胞の辺の長さに依存している. そこで提案手法では指定領域最大利用エネルギー関数を以下の二次関数で表す.

$$E_{resize}(\mathbf{z}) = (\delta - \min(W, H))^2, \quad (3.8)$$

$\min(W, H)$ とは指定領域の短辺の長さを表す. $E_{resize}(\mathbf{z})$ は細胞の辺が長くなるほど小さくなり, 指定領域の短辺の長さと最大の細胞の辺の長さが等しい場合に最小になる.

制約条件がない場合だと式 (?) のエネルギー関数は全細胞の重心が重なり, 最大の細胞の辺の長さが指定領域短辺の長さと等しい場合が最小となる. この状況では単語重複が達成されていないので 3 つの制約条件を設けた. 次項では 3 つの制約条件の詳細を説明する.

制約条件

式 (?) で表したように, A, \mathbf{b} は制約条件を表す行列であり, 重複阻止, 相対的位置関係, 指定領域からのみ出しの阻止の保持を行う. 各単語の初期座標は (x_i, y_i) と

与えられており、単語の相対的位置関係を保存するための制約条件は以下で表される。

$$\begin{aligned} x_{p1} \leq x_{p2} \leq \dots \leq x_{pn} &\Rightarrow x_{pi} - x_{pi+1} \leq 0 \\ y_{p1} \leq y_{p2} \leq \dots \leq y_{pn} &\Rightarrow y_{pi} - y_{pi+1} \leq 0 \end{aligned} \quad (3.9)$$

$p, q : \{1, 2, \dots, n\} \rightarrow \{1, 2, \dots, n\}$ は単語の初期座標 x_i, y_i を大きさ順に並び替えるために使用した。

重複阻止は以下の制約条件を用いて行われる。

$$\begin{aligned} |x_j - x_i| &\geq \frac{(\alpha_i n_i + \alpha_j n_j)}{2} \delta, \\ &\text{or} \\ |y_j - y_i| &\geq \frac{(\alpha_i + \alpha_j)}{2} \delta, \end{aligned} \quad (3.10)$$

式 (?) から $x_j \geq x_i, y_j \geq y_i$ が成り立つ場合, $|x_j - x_i| = x_j - x_i, |y_j - y_i| = y_j - y_i$ となり、式 (?) は以下のように表すことができる。

$$\begin{aligned} x_j - x_i &\leq -\frac{(\alpha_i n_i + \alpha_j n_j)}{2} \delta, \\ &\text{or} \\ y_j - y_i &\leq -\frac{(\alpha_i + \alpha_j)}{2} \delta, \end{aligned} \quad (3.11)$$

この数式の *or* 条件はバイナリ値 $r_{ij} \in \{0, 1\}$ を用いて次式のように表すことができる。

$$x_j - x_i \leq \alpha_{ij} \delta + M r_{ij} \Leftrightarrow y_j - y_i \leq \alpha_{ij} \delta + M(1 - r_{ij}), \quad (3.12)$$

$$\alpha_{ij} = -\frac{(\alpha_i n_i + \alpha_j n_j)}{2} \quad (3.13)$$

M は値のとても大きい定数, n_i は単語 i の文字数を表す. r_{ij} は式 (?) の不等式の片方が成立する場合, もう片方の式を成立させる. 例えば, $x_j - x_i \leq \alpha_{ij} \delta$ が成り立つ場合, r_{ij} を 0 とする. その場合, $y_j - y_i \leq \alpha_{ij} \delta + M(1 - r_{ij})$ は y がどんな値であろうと成り立つ

最後に 単語が指定領域外に出ることを防ぐために以下の制約条件を設定した。

$$\begin{aligned} 0 &\leq x_i - \frac{a_i n_i}{2} \delta \text{ and } x_i + \frac{a_i n_i}{2} \delta \leq W, \\ 0 &\leq y_i - \frac{a_i}{2} \delta \text{ and } y_i + \frac{a_i}{2} \delta \leq H, \\ &i = 1, 2, \dots, N, \end{aligned} \quad (3.14)$$

この3つの制約条件により、重複阻止と指定領域の最大利用、細胞間の相対的位置関係の保持を満たした単語の再編成が達成される。

3.3 計算方法

提案手法では、単語間距離行列を計算したが、この計算は python を用いた。単語間距離行列を求めるために頂点間距離行列を求めたが、その際の幅優先探索は MATLAB を用いて行った。

また、提案手法では単語の重複阻止のために最適化計算を行っており、この計算は混合整数二次計画問題である。最適化計算には、Gurobi Optimization Package* により提供されるソルバー Gurobi Optimizer を用いて行った。Gurobi Optimizer では、最適化計算は混合整数二次計画問題は分枝限定法を使って解く。分枝限定法とは最適化問題の最適解を求めるための汎用アルゴリズムであり、アルゴリズムは以下となる。 P_0 を最適化問題 (最小値を求める問題)、 z を最適解の最小値、 $f(P)$ を目的関数の値、 $g(P)$ を目的関数の緩和問題の値とする。

1. 初期設定 : $A = P_0, z = \infty$
2. $A = \phi$ ならば終了。
 - $z = \infty$: 問題 P_0 は解を持たない
 - $z < \infty$: $f(P_0) = z$
3. 集合 A の中から、部分問題 P_i を選択
4. もし、緩和問題 P'_i が解を持たなければ、

$A = A - P_i$ として、2 へ戻る

そうでなければ、

もし、 $g(P'_i) = f(P_i)$ として、 P_i の最適値が得られたら、

$z = \min\{z, f(P_i)\}$, $A = A - P_i$ として、2 へ戻る。

そうでなければ

* <http://www.gurobi.com/>

もし, $g(P'_i) \cong z$ ならば

$A = A - P_i$ として, 2 へ戻る.

そうでなければ

問題 P_i を, 部分問題 P_{i1}, \dots, P_{ik} に分解し, $A = (A - P_i) \cup \{P_{i1}, \dots, P_{ik}\}$ として, 2 へ戻る.

第4章 提案システム

4.1 システム要件

本節では、評価グリッド法の専門家のインタビュー結果¹⁹⁾を通して、評価構造分析システムの要件を分析した。以下では、インタビュー結果から得られた、評価構造分析に求められている機能を示す。

評価構造の全体を把握する

分析者はどのような単語や評価項目が評価構造内に現れているかに関心がある。頻出する単語、評価項目だけでなく一度しか出現しない単語、評価項目にも予想外の発見が存在する可能性はある。全体評価構造図を作成した後に、分析者は評価構造図を俯瞰し評価構造の全体像をつかむ。しかし、評価構造の規模が増大するに連れて評価構造の探索にかかる時間は増加し、見逃してしまう評価項目、情報が発生する可能性もある。評価構造図をコンパクトに表示し、対話的な操作を可能にすることは、評価構造の全体把握を行う上では重要である。

評価項目間の関係性を把握する

評価項目の上位概念、下位概念を知ることが個人が持つ価値観の因果関係を表している。この因果関係は評価構造が持つ重要な情報の一つである。評価項目間の関係性を知るためには、分析者は注目した評価項目と隣接する評価項目を探索する。評価構造の規模が大きくなるにつれ、評価項目間の関係は複雑になり、評価項目間の関係性は把握しづらくなる。そのため評価構造図の読みやすさは重要な要素であり、その関係を確認するためのインタラクションが必要となる。

重要な項目を特定する

評価構造は複数人の実験参加者が回答した評価項目が存在する。この評価項目は、多くの人が共有している評価基準であり、分析者にとってこの評価項目を特定することは重要な事である。重要な評価項目を見つけるためには、重要な評価項目を自動的に絞り込むことや強調表示することが必要となる。

実験参加者をグループ分けする

実験参加者は異なる意見を持つグループに分けることができる場合があり、分析者は実験参加者をグループ分けできるかを試す。従来は、評価構造を手書きで作成しており、実験参加者が10人を超えるような規模の大きい評価構造の場合、グループ分けを行うのはかなりの時間を要した。そのため、実験参加者のグループ化を考慮した上で自動評価構造のレイアウトをすることが必要である。

評価項目をグループ分けする

評価構造内の評価項目をグループ分けすることは分析において必要である。従来は、分析者が主観的に評価項目を分類し、グループを作成していたが、分析者の主観が入る場合があり、分析者によってグループ分けの結果が異なる場合がある。そのため、客観的な基準をもとにグループ分けを行う機能が必要である。

4.2 システム設計と実装

前節で述べたシステム要件をもとに、評価構造分析システムの開発を行った。本節では提案システムの設計と実装の詳細について述べる。

4.2.1 概要

図7は提案システムのスクリーンショットである。提案システムは3つの要素から構成されており、それぞれ評価構造ウィンドウ、Word Cloud ウィンドウ、評価項目リストウィンドウである。評価構造ウィンドウでは、評価構造図を表示する。このウィンドウの目的は、評価構造内の評価項目間の関係性を直接見ることである。評価構造ウィンドウは Word Cloud ウィンドウ、評価項目リストウィンドウと連動していて、あるウィンドウでの操作が即座に他ウィンドウに反映される。Word Cloud ウィンドウでは提案手法を用いた評価構造内の評価項目で使用されている単語を表示する。Word Cloud ウィンドウでの目的は、重要な単語の発見や、単語間の概括的な関係性の発見、評価構造の概要把握が挙げられる。評価項目リストウィンドウでは Word Cloud ウィンドウで選択した単語が使用されている評価項目を表示する。評価項目リストウィンドウの目的は、利用者が単語に注目した場合の詳細な情報を示すことである。

提案システムは HTML や Javascript といった Web 標準技術を用いて開発された Web アプリケーションである。また、レイアウトの一部を bootstrap を用いて実装されており、タブレット端末のような画面の小さい装置や PC ディスプレイ、タイルディスプレイのような大画面好解像度での柔軟なレイアウトを可能にしている。

システム要件と提案システムの機能は以下のように対応している。

評価構造の全体を把握する

利用者は Word Cloud ウィンドウを見ることで評価構造の概要を把握することができる。

評価項目間の関係性を把握する

利用者は Word Cloud ウィンドウ内の単語の位置関係から評価項目内の単語間の関係性を把握することができる。また、その中から注目したい単語を選択することで、注目した単語と共起する単語、評価構造内で隣接関係にある単語を知ることができる。また、Word Cloud ウィンドウ内で単語を選択することで、評価項目リストウィンドウでは選択単語が使用されている評価項目がリスト表示され、評価構造ウィンドウでは選択単語が使用されている評価項目が強調される。

重要な項目を特定する

利用者は Word Cloud ウィンドウ内のフォントサイズが大きい単語を見ることで評価構造内でよく使用される単語を把握することができる。

実験参加者や評価項目のグループ分けを行う機能は搭載しておらず、今後の課題とする。

4.2.2 ユーザインタラクション

提案システムでは主に 2 つのユーザインタラクションを搭載している。1 つ目は Word Cloud 内単語の評価構造内での関係性を表示するための単語選択、2 つ目は Word Cloud 内単語の評価構造内での関係性の絞り込みを行うためのリスト内チェックボックス選択である。

1つ目の機能は、Word Cloud ウィンドウで発見した注目したい単語の詳細情報を知るための機能である。注目したい単語を選択することで3つのウィンドウが連動し表示画面が変化する。Word Cloud ウィンドウでは、選択した単語の評価構造内での関係性を表示する。選択単語がと評価項目内で共起している単語が紫色に、選択単語が使用されている評価項目と隣接する評価項目内の単語が青色、もしくは赤色に変化する。上位概念の評価項目の単語は青色、下位概念の評価項目の単語は赤色で表示される。同時に、選択単語と選択単語が使用されている評価項目と隣接する評価項目内の単語は矢印で結ぶ。矢印は下位概念の単語から上位概念の単語に向けて結ばれ、単語の上位、下位関係を示す。評価項目リストウィンドウでは、選択単語が使用されている評価項目を表示することで評価項目の情報を示す。評価構造ウィンドウでは、選択単語が使用されている評価項目とその上位、下位概念の評価項目が強調される。選択単語が使用されている評価項目は紫色、その上位、下位項目はそれぞれ青色、赤色で強調される。これによって注目単語と関係をもつ評価項目の書齋を把握することができる。

また、2つ目の機能は1つ目の機能を使用した後に使えるようになり、選択単語が複数の評価項目で使用されている場合に、その中の特定の評価項目が評価構造内のどこにあるのか、その上位、下位項目は何であるかを知りたい際に使用される。評価項目リストウィンドウ内で、詳細を知りたい評価項目の列のチェックボックスを選択することで、評価構造ウィンドウでは、選択評価項目、その上位階項目のみが強調される。同時に Word Cloud ウィンドウでも、選択評価項目、その上位階項目の単語のみが強調される。これらのインタラクションにより利用者は注目したい情報を対話的な操作から得ることができる。

第5章 評価実験

本章では、提案手法の有効性を証明するために行った比較実験とケーススタディ、ユーザーフィードバックの評価実験について述べる。

5.1 比較実験

5.1.1 比較対象

実験では、2組の比較実験を行った。1組目は提案手法による可視化結果と従来のネットワーク表示の比較である。この比較実験により、Word Cloud による可視化の有効性を証明する。2組目は提案手法のように Word Cloud の単語の座標を計算して配置した可視化結果と、配置座標をランダムに決定した可視化結果との比較結果を行った。こちらの比較実験では Word Cloud の配置座標を考慮することの有効性を証明する。

5.1.2 実験データ

実験には3種類の評価構造ネットワークデータを使用する。それぞれのデータは、E-gridを使用したインタビュー結果から得られたものを元にした。ノード数はそれぞれ15個、45個、139個の3種類用意した。

5.1.3 実験内容

3種類の評価構造データの可視化に対してそれぞれ3種類のタスクを用意した。実験内容はシステム要件で述べられた以下の三つの項目を考慮して作成を行った。(1) どのような評価項目が現れているかを見る。(2) 選択した評価項目と関連する評価項目を見つける。(3) 重要な評価項目を特定する。

システム要件(1)では、評価構造の要約や予想外の要素の特定など評価構造の全体を把握することが望まれていた。そこでタスク1では、評価構造内に存在する評価項目をランダムに指定し、発見するというタスクを設定した。頻出する評価項目だけでなく、1度しか回答されていない評価項目など様々な評価項目を発

見する時間、精度を計測することでシステム要件 (1) への有効度を確認めた。システム要件 (2) では、評価項目の上位項目と下位項目の発見が望まれていた。そこでタスク 2 では、評価構造内に存在する評価項目をランダムに指定し、その項目と隣接する項目を発見するというタスクを設定した。評価項目の上位、下位項目の発見の時間、精度を計測することでシステム要件 (2) への有効度を確認めた。システム要件 (3) では、複数の実感参加者から回答される評価項目の特定が望まれていた。そこでタスク 3 では、評価構造内で複数の実感参加者から回答された評価項目を発見するというタスクを設定した。タスク 3 を行うことでシステム要件 (3) への有効度を確認めた。

1 つのタスクにつき制限時間を 100 秒とした。実験用のプログラムは Web ベースで開発を行い、結果の記録や問題の生成を自動化した。

5.1.4 実験手順

実験参加者は 7 人である。実験参加者毎に、可視化結果とデータの組み合わせをランダムに生成し、順番に実行するように指示をした。実験には、ネットワーク図が画面内に収まる十分な大きさのディスプレイと、使い慣れたポインティングデバイスを使用するように指示をした。

5.2 ケーススタディ

本節では、提案システムを用いたケーススタディを 1 名が行い、提案システムで評価構造の頻出語や頻出語から帰結する評価基準の探索を行った。実験に使用した機材は CPU が Intel Core i7、メモリが 16.0GB、OS が windows 8 の PC である。参加者にはシステムの使用方法について事前にビデオを見せて説明した。以下では実験に使用したデータについて述べる。

ケーススタディでは、行きたい旅行先についての評価構造を使用した。被験者は、複数人での旅行計画を考えており、その際に多くの旅行参加者の希望をかなえた旅行計画を作成するために提案システムを使用した。評価構造データは、E-grid を使用して作成された。データは被験者との旅行に参加する 6 人から得られた評価構造を統合して作成された。Word Cloud では評価構造のテキストデータの中から名詞、動詞、形容詞を抽出して可視化した。また、名詞のうち数字は除外した。

5.3 ユーザーフィードバック

比較実験後に?名の参加者にはシステムに関する 5 段階評価アンケートを行った。5 段階評価アンケートの項目は以下である。

- 新しい発見や仮説構築につながる示唆が得られそうか
- 多くの人が共有する評価項目を発見することに有効であるか
- 評価項目間の因果関係を発見することに有効であるか

また、ケーススタディの後に 1 名の参加者にも同様のアンケートを行った。その際に以下の項目を追加した。

- 旅行計画を作成する際に役に立ったか
- 参加者の行きたい旅行先についての概要を把握することができたか

比較実験とケーススタディ参加者には、5 段階評価アンケートと同時に提案システムの有効な点や改善が必要な点に関する自由記述アンケートを行った。

第6章 実験結果

6.1 比較実験

ほげ

6.2 ケーススタディ

hogege

6.3 ユーザーフィードバック

hoge

第7章 考察

7.1 比較実験

ほげ

7.2 ケーススタディ

hogege

7.3 ユーザーフィードバック

hoge

第8章 結論と課題

8.1 結論

ほげ

8.2 課題

ほげげ

謝 辞

ほげ

参 考 文 献

- 1) 奥西智哉, 炊飯米を生地に添加したパンの官能評価. 日本食品科学工学会誌, 56, 424-428, (2009).
- 2) 入江正和, 豚肉質の評価法. 日本養豚学会誌, 39, 221-254, (2002).
- 3) 来田宣幸, 赤井聡文. 野球における球速と球速感の関係. 日本認知心理学会発表論文集, 42-42, (2009).
- 4) 中前光弘, 順位法を用いた視覚評価の信頼性について: 順序尺度の解析と正規化順位法による尺度構成法. 日放技学誌, 56, 725-730, (2000).
- 5) 大山正, 瀧本誓, 岩澤秀紀. 順位法を用いた視覚評価の信頼性について: 順序尺度の解析と正規化順位法による尺度構成法. 行動計量学, 20, 55-64, (1993).
- 6) J. Sanui, Visualization of users' requirements: Introduction of Evaluation Grid Method, Proceedings of the 3rd Design and Decision Support System in Architecture and Urban Planning Conference, 365-374, (1996).
- 7) 讃井純一郎, 乾正雄. レパートリー・グリッド発展手法による住環境評価構造の抽出: 認知心理学に基づく住環境評価に関する研究 (1). 日本建築学会計画系論文報告集, 367, 15-22, (1986).
- 8) 尾上洋介, 久木元伸如, 小山田耕二. 可視化情報学会における会員満足度の因果関係分析. 可視化情報学会論文集, 34, 43-51, (2014).
- 9) 本村陽一, 金出武雄. ヒトの認知・評価構造の定量化モデリングと確率推論. 電子情報通信学会技術研究報告, 104, 25-30, (2005).
- 10) G. A. Kelly, The Psychology of Personal Constructs, 1 and 2, (1955).
- 11) Y. Onoue, N. Kukimoto, N. Sakamoto, K. Koyamada, Network Coarse-Graining for Evaluation Structures, In Proc. of International Conference on Simulation Technology, 34, 447-450, (2015).

- 12) 樋口耕一, テキスト型データの計量的分析. 理論と方法, 19, 101-115, (2004).
- 13) Riehmann. P, Gruendl. H, Potthast. M, Trenkmann. M, Stein. B, Froehlich. B, WORDGRAPH: Keyword-in-Context Visualization for NETSPEAK's Wildcard Search. Visualization and Computer Graphics, IEEE Transactions on 18.9, 1411-1423, (2012).
- 14) Strobelt. H, Spicker. M, Stoffel. A, Keim. D, Deussen. O, Rolled- out Wordles: A Heuristic Method for Overlap Removal of 2D Data Representatives, Computer Graphics Forum, 31, 1135-1144, (2012).
- 15) Huang. X, Lai. W, Force-transfer: a new approach to removing overlapping nodes in graph layout, Proceedings of the 26th Australasian computer science conference, 16, 349-358, (2003).
- 16) Gomez-Nieto. E, San Roman. F, Pagliosa. P, Casaca. W, Helou. E. S, Oliveira. M. C. F, Nonato. L. G, Similarity Preserving Snippet-Based Visualization of Web Search Results, Visualization and Computer Graphics, IEEE Transactions on, 20, 457-470, (2014).
- 17) Gomez-Nieto. E, Casaca. W, Motta. D, Hartmann. I, Taubin. G, Nonato. L, Dealing with Multiple Requirements in Geometric Arrangements, Visualization and Computer Graphics, IEEE Transactions on, 1, (2015).
- 18) T. Kuo, K. Yamamoto, Y. Matsumoto, Applying Conditional Random Fields to Japanese Morphological Analysis, Proceedings of the 2004 conference on empirical methods in natural language processing, 230-237, (2004).
- 19) 尾上洋介, 評価構造のビジュアル分析に関する研究, 博士論文, 2016.

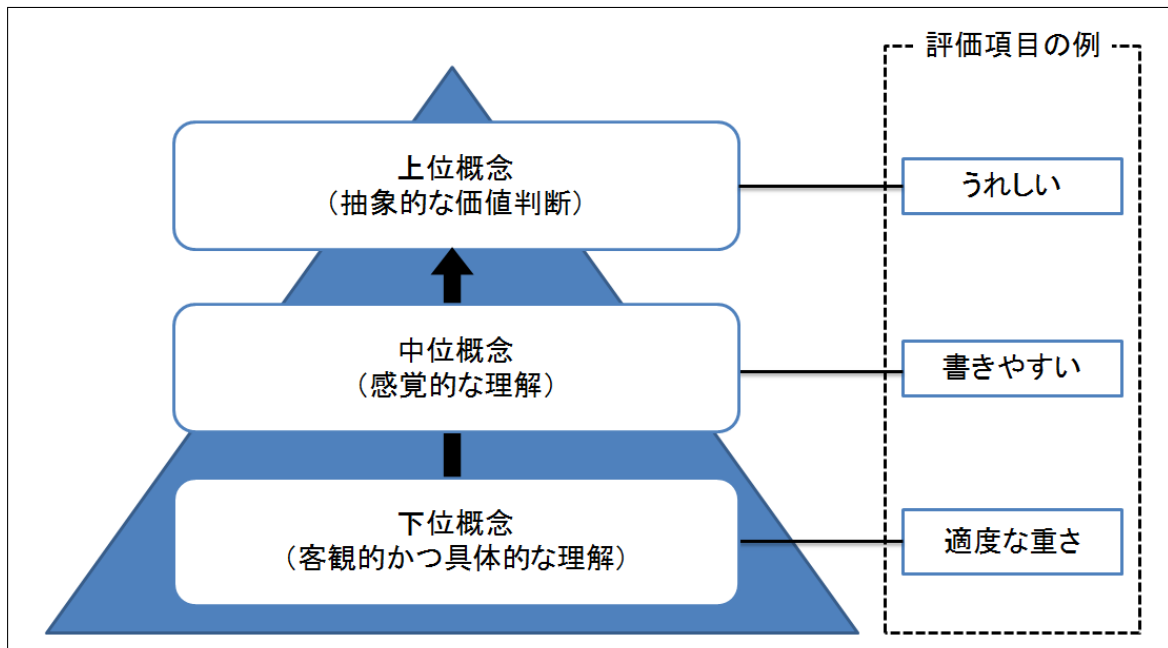


図 1.1: 評価構造の構成

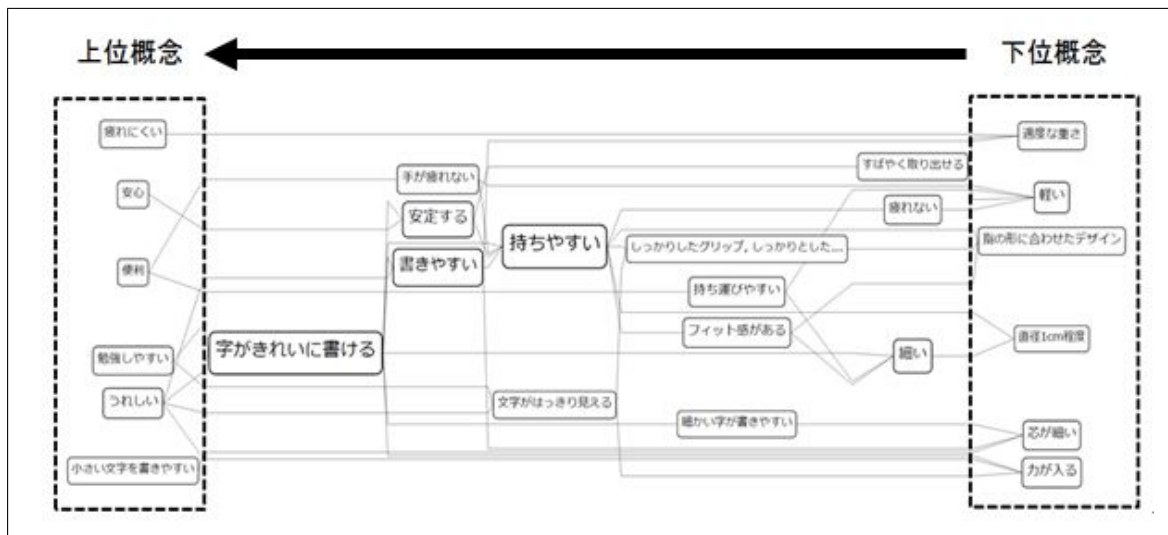


図 1.2: 評価構造 1

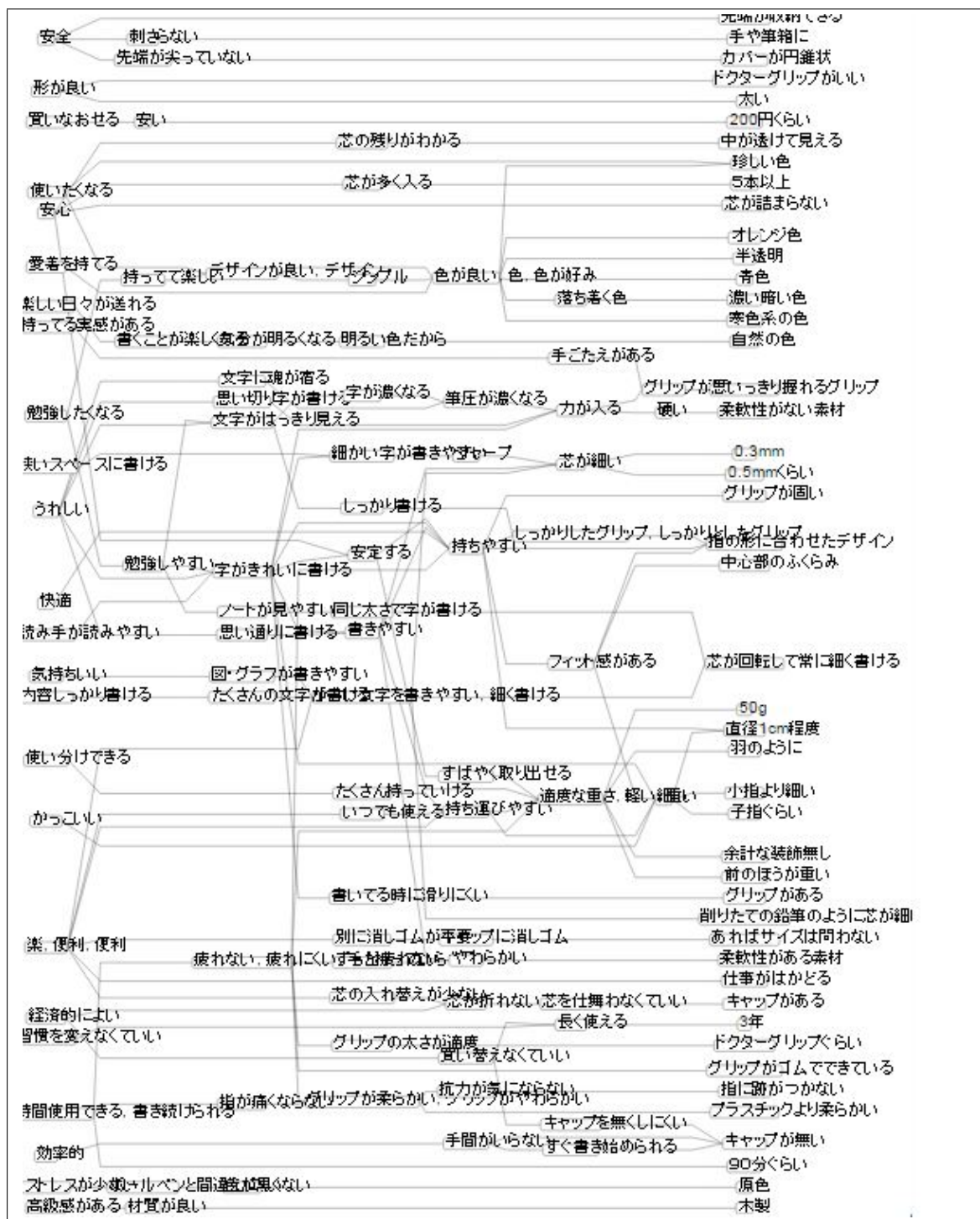


図 1.3: 評価構造 2