

# ラベルつきノードを含むネットワークのVR可視化の一手法

佐々日向子<sup>†</sup> MaximeCordeil<sup>††</sup> 伊藤 貴之<sup>†</sup> 吉田 光男<sup>†††</sup>

<sup>†</sup> お茶の水女子大学理学部情報科学科 〒112-8610 東京都文京区大塚2丁目1番1号

<sup>††</sup> Monash University Faculty of Information Technology Wellington Rd, Clayton VIC 3800

<sup>†††</sup> 豊橋技術科学大学 情報・知能工学系 〒441-8580 愛知県豊橋市天伯町雲雀ヶ丘1-1

E-mail: <sup>†</sup>g1420520@is.ocha.ac.jp, <sup>††</sup>max.cordeil@monash.edu, <sup>†††</sup>itot@itolab.is.ocha.ac.jp,

<sup>††††</sup>yoshida@cs.tut.ac.jp

あらまし ネットワークの可視化に関する研究は数多く発表されてきたが、大規模なデータに対する可視化結果の複雑さを回避するための課題はまだ残っている。一方で、近年では複合的なデータから構築されたネットワークの可視化が増えており、例としてノードに1個以上のラベルが付与されたネットワークの可視化が課題となっている。この問題を解決するために、我々はネットワークの接続構造とラベル情報の関係を表現するために3つの手法を組み合わせて描画するネットワークの可視化手法を提案する。1つ目はVR空間に3次元で構築されたネットワークを配置し、視点移動のための回転操作によって、ユーザが興味をもつ部分を対話的かつ効果的に可視化する手法。2つ目は凸包を用いた集合可視化により、ネットワークとラベルを同時に可視化する手法。3つ目はブラッシング機能を用いることで複数のラベルを持つノードを表現する手法である。本論文ではTwitterから得たユーザ間のフォロー関係とRTされた政党ツイートのネットワークを適用した例を紹介する。

キーワード ネットワーク, VR可視化, 集合可視化, ラベル

## 1はじめに

ネットワークの可視化において、ネットワークの接続構造とラベル情報を同時に可視化したい場合や、一つのノードに複数のラベルを付与して可視化をしたい場合がある。例えばソーシャルネットワークでは、ユーザ間の友人関係が複雑なネットワークを形成している。多くの場合において、それぞれの人物は、職場、親戚、趣味などの多種多様なコミュニティに同時に身を置いている。このコミュニティと友人関係との相関を可視化することで、ソーシャルネットワークの分析に大いに役に立つことが期待される。また、コミュニティの関係を分析することで、ソーシャルネットワークにおける情報の拡散の分析やレコマンド機能の精度の向上に利用できると期待される。

ネットワークの可視化におけるもう一つの潮流は、バーチャルリアリティ(VR)技術の採用である。近年ではHTC ViveやOculusなどのVRツールが安価で入手できるようになった。これによりVR技術の普及が進み、VRを使った3次元可視化の研究も進められている。清川ら[1]が述べるように、VRを使った可視化ではいくつかのメリットがあげられる。一般的なディスプレイを用いたネットワークの3次元可視化では、ネットワーク自体の操作に加えて視点移動も手の操作に頼る必要があった。しかしほうマウントディスプレイ(HMD)を用いたVRシステムでは、首の動きを視点移動に反映できるため、ネットワーク自体の操作と視点移動を並行することができる。これにより、ディスプレイによる可視化と比較して操作性の向上が見込まれる。加えて、ディスプレイよりもHMDの方が、視野角が広いことから、より広大な空間を情報表示に用いるこ

とが可能である。これらの利点により、我々はネットワーク可視化の環境としてVRを検討している。

これらの背景により我々は、ラベル情報を有するネットワークのVR環境下での可視化に取り組んでいる。本研究が想定するネットワークデータでは、ノードに複数のラベルを付与できること、そして各々のラベルには特微量ベクタが実数で与えられているとする。言い換えると、 $m$ 種類のラベルがあるデータにおいて、個々のノードには各々のラベルへの特微量ベクタが $m$ 次元ベクトルで付与されているとする。

以上のような仕様をもったネットワークを可視化するために、本研究ではVR環境下において以下の3種類の可視化機能を組み合わせた手法を提案する。

- ネットワークをVR空間に配置して対話的な視点操作とともに可視化する機能。
- ネットワークの接続構造にもとづいたクラスタリングを適用せず、ノードにあらかじめ付与されたラベル情報にもとづいてノードの集合を可視化する機能。
- ブラッシング機能を用いることで、集合可視化では見られない個々のノードのラベルの可視化する機能。

本手法ではネットワークのノードが有する各変数に対応した軸をVR空間内部に生成する。ここで変数とは3次元座標値と特微量ベクタを含む。本報告では、特微量ベクタの変数を表す軸のことを「ラベル軸」と呼ぶ。ブラッシング機能とは、VR空間内に描画されたネットワークに任意のラベル軸を近づけると、対応しているノードとラベル軸の間にエッジ(以下ラベルエッジと呼ぶ)を表示することで、ネットワークとラベルの相関を可視化する機能である。これにより、複数のラベルを所持したノードの表現を可能にする。さらにVRデバイスとし

て HMD を用いることで、一般的なディスプレイを用いた可視化よりも広大な空間を駆使した可視化を実現できる。これにより、多数のノードを有する大規模なネットワークに対して視認性の高い可視化を実現できる。

本報告では、我々が提案した手法を VR 可視化ツール ImAxes [2] を改良することで実装した事例を報告する。

本報告の構成は以下のとおりである。2 章では関連研究について述べる。3 章では提案手法について、4 章では本手法の実行結果と考察を述べる。そして 5 章では本研究のまとめと今後の課題、展望について述べる。

## 2 関連研究

### 2.1 ネットワークの 2 次元可視化と 3 次元可視化

ネットワークの可視化手法は 2 次元空間にノードを配置する手法が圧倒的に多いが、3 次元以上の空間にノードを配置する手法もいくつか発表されている。

ネットワークの 2 次元可視化と 3 次元可視化の可読性を実験によって比較した論文もいくつか発表されている。Ware ら [3] の実験では、ネットワークを読み取る所要時間とその誤り率から可読性を検証した。結果として、ノード数が 100~140 個の場合は 3 次元可視化が 2 次元可視化よりも所要時間が短かったことを示している。また、2 次元可視化では被験者による読み取りの誤り率が最大 40% であったのに対して、3 次元可視化では最大 20% であった。さらに Ware らは 3 次元可視化における回転操作についても検証しており、2 次元可視化の操作に加えて自動回転、手動回転、頭の動きに同期した回転、そしてそれぞれ立体視メガネを装着しているか否かの要素を加えての 8 つの実装を比較した。その中でも最もネットワークの読み取り時間が短かったのは、立体視メガネをかけずに手動回転させる方法だった。このことから、手動操作の 3 次元可視化に有用な面があることがわかる。

### 2.2 VR を用いた可視化

近年では Vive や Oculus といった安価な VR デバイスの普及により、可視化の研究開発にも手軽に VR デバイスを適用できるようになった。さらに、Unity をはじめとするゲームエンジンソフトウェアが VR デバイスを用いたシステム開発をサポートするようになったことで、VR を使った可視化システムの研究開発が以前よりも容易になっている。

ImAxes [2] は Cordeil らによって開発された没入型可視化ツールである。VR 空間にデータセットから生成された軸を置き、それらをユーザが操作することで VR 空間に任意の可視化結果が得られる。例えば、任意の二軸を平行に組み合わせれば平行座標プロット (PCP) が、直角に組み合わせれば散布図が描画される。この ImAxes では、軸の置き方によって 2 次元可視化や 3 次元可視化、散布図行列など、単一のツールで多種多様な可視化手法を試すことができる。我々はこのツールにネットワークの 3 次元可視化機能を新たに付け加える形で実装を進めている。

Drogemuller ら [4] は VR を適用したグラフ可視化ツール VRige を開発した。この研究では人物をノード、クラスタリングノードを大きいノード、エッジを交友関係で表現している。各ノードには人物の年齢、性別、職業などの多種類のラベルがそれぞれ付与されている。ユーザはフィルターキューブを操作することで任意に特定のラベルのみに注目することが可能である。しかし、この研究では多種類のラベルは付与できるものの、1 種類につき 1 つのラベルの付与しか想定されていない。さらに、付与されているラベルはコントローラでノードを選択しないと確認できず、ラベル間の相関を視認することは難しい。

### 2.3 3 次元可視化における集合可視化

Poco ら [5] は 3 次元空間での集合可視化に関する比較実験を実施した。彼らが比較した対象の可視化手法は全部で 5 種類あり、それぞれ convex hull、各ノードに対しての等値曲面で囲む手法、non-convex hull、non-convex hull に対しての等値曲面で囲む手法、そして各ノードに着色する手法である。彼らはこれらの手法に対してユーザテストを用いることで読み取りの正確性、読み取り速度、そして読み取りやすさを検証した。その中で、convex hull は正確性には劣っていたが、読み取り速度と読み取りやすさが優れている。さらに、convex hull は最も実装が容易であり計算時間も短いため、現時点では convex hull を集合可視化に採用している。一方で将来的には convex hull よりも可読性が高いとされている non-convex hull での実装を想定している。

## 3 提案手法

本章では提案手法の処理手順について述べる。

図 1 に本手法の処理手順を示す。本手法は大きく分けて 4 つの工程がある。まず 1 つ目の工程にて、分析したいデータを整形し入力する。2 つ目の工程では、そのデータをもとにラベル軸を生成する。3 つ目の工程では、ラベル軸の配置されている VR 空間ににおける座標をもとに可視化結果を計算し、それを描画する。このとき、ネットワークと凸包を描画する。最後に、ブラッシングが必要な場合はラベルエッジを描画する。この 2 つ目から 4 つ目までの工程は、ユーザが VR 空間内のラベル軸を動かすたびに自動的に反復される。

3.1 節ではデータの入力について、3.2 節ではラベルの生成について、3.3 節では可視化結果の描画について、3.4 節ではブラッシングの詳細を説明する。

### 3.1 データの入力

本手法では、ネットワークを構成する各ノードは、ID、座標値、各特徴量ベクタの値、そしてそのノードが接続しているノード ID の配列を有することを想定する。これらの変数は全て整数または実数で与えられる。なお、各ノードの座標値はあらかじめ計算されているものとする。また、各ラベルは特徴量ベクタの各次元に対応しており、特徴量ベクタの複数の次元において 0 より大きな値が割り当てられることがあるものとする。

本手法では伊藤ら [6] のネットワーク可視化手法に採用され

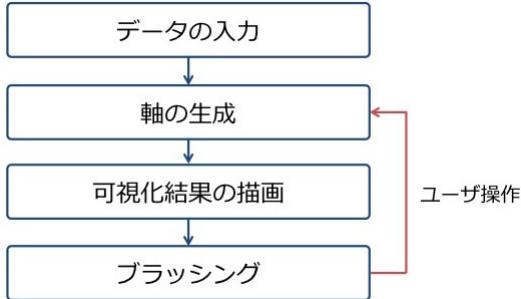


図 1: 处理手順

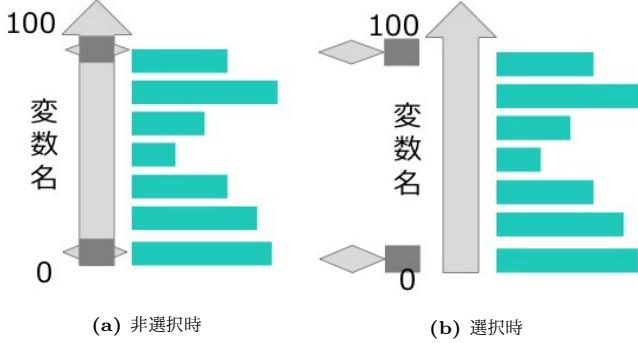


図 2: 生成されるラベル軸の概要図

たノード間距離を踏襲している。この手法では、任意の 2 ノードの特微量ベクタの内積からノード間距離を算出する。ここで、特微量ベクタに基づくノード間距離を  $d_{vec}$ , 2 つのノードが所持する特微量ベクタをそれぞれ  $a_i, a_j$  とする。ここから以下の式で特微量ベクタの余弦を求める。

$$inner = \frac{a_i \cdot a_j}{|a_i||a_j|} \quad (1)$$

さらに、この内積を用いて以下の式

$$d_{vec} = 1.0 - inner \quad (2)$$

によって 2 つのノード間距離を計算する。

そして、算出されたネットワークに多次元尺度構成法 (MDS) を用いることで 3 次元上の座標を算出している。これにより、付与されたラベルの帰属度の傾向が近いノードが近くになるようなネットワーク配置となる。

### 3.2 ラベル軸の生成

入力されたデータからラベル軸を生成して 3 次元空間に配置する。このときラベル軸は特微量ベクタの次元の数だけ生成する。図 2(a) はラベル軸の概要図である。各ラベル軸の右側には、特微量ベクタ中の対応する次元の値の分布をヒストグラムとして描画する。また、ラベル軸の左側には変数名と変数値の最小値と最大値が表示される。図 2 では 0 から 100 の変数値を例としている。各ラベル軸にはコントローラで掴む、離す、投げるなどの物理的な操作を適用することができる。本手法において、ユーザは主にこのラベル軸を移動させたり、組み合わせることで分析をする。これにより、単純な操作で多彩な可視化結果を得ることができる。

各ラベル軸にはフィルタリング機能がある。コントローラで特定のラベル軸を選択したとき、ラベル軸の形が図 2(b) のように変化する。黒色のオブジェクトと白のひし形のオブジェクトはそれぞれコントローラでラベル軸間を移動することができる。二つの黒色のオブジェクトはオブジェクト間だけヒストグラムを描画する。このオブジェクトを移動することで、ヒストグラムの描画範囲を任意に指定することができる。また、黒のオブジェクトを動かしたのち、白のひし形のオブジェクトを動かすことで、フィルタリングされていた描画範囲が正規化される。このとき、変数値の最小値と最大値が描画されているヒストグラムの範囲から更新される。

### 3.3 可視化結果の描画

続いて、配置されたラベル軸の位置にもとづいて可視化結果を描画する。このとき、可視化結果は全て  $-0.5 < x, y, z < 0.5$  に正規化された座標系で描画する。これにより、可視化結果がラベル軸の間に描画されるようにする。各ノードの色は、ノードが所持する特微量ベクタの中で最も大きい値を有する次元に対応した色で着色される。エッジには両端のノードの色のグラデーションで着色する。

また本手法では、ラベルを凸包で表現する機能を実装している。凸包は対象となる全てのノードを囲む最小の凸多角形である。凸包の生成にはギフト包装法や QuickHull といった数多くのアルゴリズムが知られており、計算時間が圧倒的に小さい。本手法では、ユーザが選択したラベルを少しでも所持しているノード、言い換えればユーザが選択したラベルに対応する次元に 0 より大きな値が代入されているノードを対象として凸包で囲む。また本手法では、ユーザが複数のラベルを同時に選択したときに複数の凸包を同時に描画する。凸包の重なりを視認しやすいように、全ての凸包にアルファブレンディングを適用して、透過した状態で描画する。

### 3.4 ブラッティング

可視化結果の描画を終えたのち、描画されているネットワークとの距離が閾値以下のラベル軸がある場合、ラベル軸に描画されていたヒストグラムを消してブラッティングを適用する。このとき、ネットワークのエッジと視覚的に区別するために、ブラッティングによって描画されるラベルエッジは破線で表現される。なおラベルエッジは接続先のノードと同じ色で描画される。

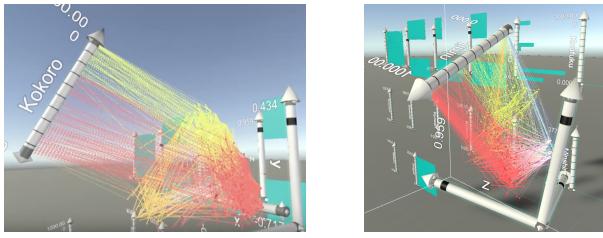
## 4 実行結果

我々はゲームエンジン Unity および VR デバイス HTC Vive を用いて本手法を実装した。HTC Vive はヘッドマウントディスプレイに加えて 2 本のコントローラがあるため、操作の自由度が高い。本手法では VR 空間上の可視化結果を掴む操作をするために HTC Vive を採用した。

本実験では SNS ツールである Twitter から取得したデータセットを使用して可視化を実施した。ランダムに選出された 1000 人のユーザをノード、各ユーザが RT したツイートの政党

赤	自由民主党
オレンジ	立憲民主党
黄	日本のこころ
緑	維新の党
青	日本共産党
青	公明党
紫	幸福実現党
紫	希望の党
白	ラベルなし

図 3: ラベルと色の対応表



(a) 日本のこころ (b) 自由民主党  
図 4: ブラッキングの可視化結果

をラベル、そして各ユーザのフォロー関係をエッジとする。政党のツイートは Twitter 社から公式のアカウントであることを認証されたアカウントのツイートのみを採用する。本実験におけるラベルは自由民主党、立憲民主党、日本のこころ、維新の党、日本共産党、公明党、幸福実現党、希望の党の 8 つである。各ノードは所持する特徴量ベクタのなかで最も値の大きい次元に対応するラベルの色で着色されている。各ラベルとそれを表す色の対応を表 3 に示す。なお、どのラベルも所持しないノードは白色で着色されている。

ここでブラッキング機能により、各ラベルとネットワークの相関を可視化した。さまざまなラベルに着目して可視化を反復した上で、自由民主党と日本のこころの関係について着目した。日本のこころに対応するラベル軸に接続されたラベルエッジには黄色と赤色で着色されたものが多い。黄色は日本のこころを表しているため、軸の上部に黄色のエッジが集中しているのは当然のことである。一方で、自由民主党を示す赤色が軸の下半分を占めている。自由民主党のラベル軸でブラッキングをしたときにも同様の可視化結果が見られる。これらの結果から、自由民主党のツイートを多く RT しているユーザは日本のこころのツイートも RT していることが多いこと、反対に、日本のこころ党を多く RT しているユーザは自由民主党のツイートも RT していることがわかる。これにより、自由民主党と日本のこころには深い関係があることが推測される。実際にこの 2 党を調査したところ、日本のこころは自民党に吸收合併されていることから、政策が近かったことが背景にあると考えられる。

本手法では、フィルタリングを適用した複数のラベル軸を組み合わせることで、複雑な条件でブラッキングをすることが可能である。例えば図 4 では自由民主党と日本のこころのラベル軸

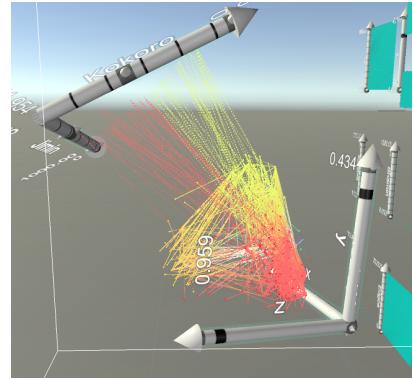


図 5: 2 本のラベル軸を組み合わせたブラッキング結果

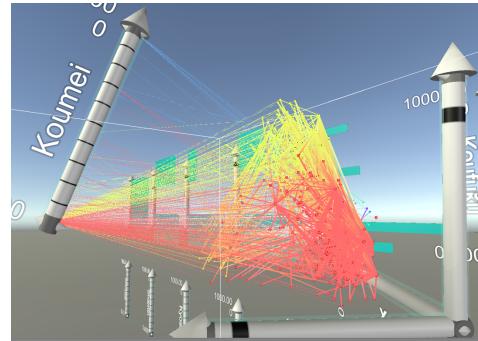


図 6: 公明党のラベル軸でのブラッキング結果

をそれぞれ 50%以上でフィルタリングし、それらを直角に組み合わせた状態でブラッキングしたときの結果である。これにより、自由民主党と日本のこころの特徴量ベクタをそれぞれ 50%以上持つノードのみに着目した可視化を実現できる。

図 6 は公明党のラベル軸によってブラッキングしたときの結果である。公明党のラベル軸でブラッキングをしたときには、ラベル軸から伸びるエッジの色は青色と赤色、そして黄色が多く見られた。青色は公明党を表すので妥当な結果だが、自由民主党を合わせ赤色と日本のこころを表す黄色のエッジが多く見られるということから、自由民主党や日本のこころに関心を持つユーザが公明党のツイートも興味の対象であることがうかがえる。この可視化結果の大きな原因として、公明党と自由民主党は与党という共通点が考えられる。また、日本のこころに関心のあるユーザは自由民主党のツイートも RT しやすい。このことから、日本のこころに関心のあるユーザが公明党にも関心を持ちやすいことが推測できる。

日本共産党のラベル軸でブラッキングをしたときにも面白い結果が得られた。図 7 はそのときの結果である。日本共産党のラベル軸から伸びているエッジの色は主に水色、紫色、オレンジ色である。水色は日本共産党、紫色は希望の党、オレンジ色は立憲民主党を示す。軸の上部に水色のエッジが多いのは妥当な結果だが、軸の中部に紫色、そして下部にオレンジ色のエッジが多い。下部には自由民主党を示す赤色のエッジも混じっている。つまり、この結果から希望の党、立憲民主党、自由民主党の順に相関が高いといえる。実際に調べたところ、日本共産党と立憲民主党は、野党共闘で話題になっている。また、希望

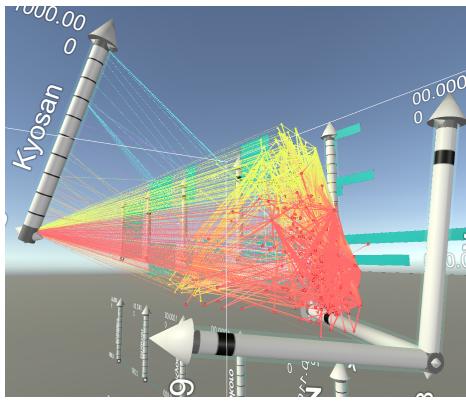


図 7: 日本共産党のラベル軸でのブラッシング結果

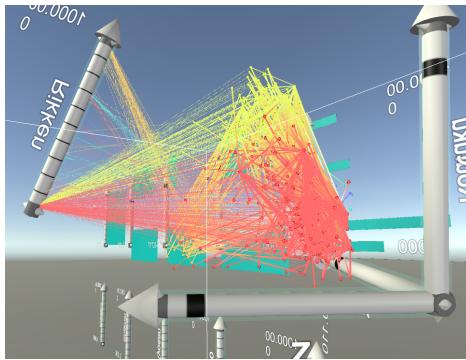


図 8: 立憲民主党のラベル軸でのブラッシング結果

の党が結党されたのち、日本共産党と希望の党で合流の話があがつたらしい。

また、立憲民主党のラベル軸でブラッシングをしたときの結果が図 8 である。立憲民主党のラベル軸からは水色のエッジが多く伸びており、日本共産党との相関が高いことが示唆される。同時に、赤色のエッジも多い。立憲民主党は自由民主党と正反対の政策を掲げており、規模も大きいため自由民主党と比較されることが多い。ゆえに、自由民主党に関心を持つユーザが立憲民主党を多く RT しているのは 2 つの政党を比較するためなのではないかと推測される。

ここまで可視化結果から、多くのラベル軸から赤色と黄色のエッジが見られた。このことから、政治に関心を持ち、複数の政党を RT しているユーザが一定数存在し、かつそのユーザは自由民主党や日本のこころのツイートをより多く RT していると推測される。また、政策が近い場合や共闘している党同士はよく同時に RT される傾向があることがわかる。逆に政策が正反対の場合でも同時に RT されることもあるが、主に規模が大きい党に RT が集中しているように見える。

図 9 は凸包を描画する前のネットワーク、図 10 は凸包を描画した後のネットワークを複数の角度から撮影した画像である。赤色の凸包は自由民主党を表している。凸包を描画する前のネットワークでは赤色のノードは一部分に固まっている。そのため、自由民主党を RT したユーザが全体の 3 分の 1 程度であるように見える。一方で凸包を適用してみると、凸包がネットワークの描画領域の半分以上を覆っており、自由民主党を RT したユーザが意外と多かったことを視認できる。

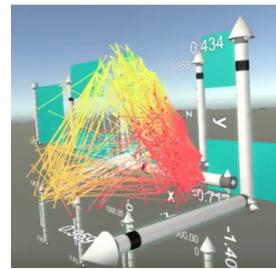


図 9: 凸包を描画する前のネットワーク

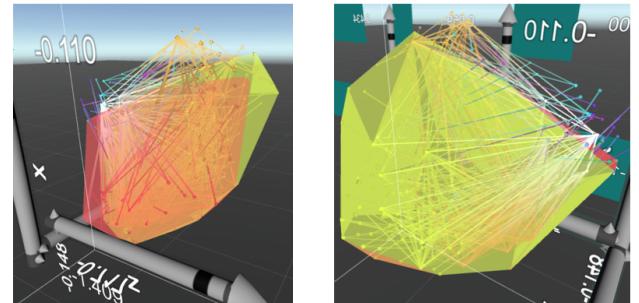


図 10: 複数の角度から見た凸包によるラベル可視化

一方で現状の問題点として、凸包でのラベル表現では対象外のノードを多く囲んでしまうことから、凸包を適用した可視化はあまり正確な可視化とはいえない。また、凸包の重なりを視認できるようにアルファブレンディングを使用して凸包を透過させているが、現状ではこの透過が効果的でない場合があり、凸包の重なりを視認しにくい。他の 2 つのラベルを可視化したときでは重なりを視認しやすい場合もあることから、この問題の原因として図 10 の凸包は形状が似ているためにアルファブレンディングの調節が難しいことが考えられる。

## 5 評価実験

本実験は、本手法を用いることで、ユーザがどのように分析を行うのか、そして実際にユーザが使ったときの所感をもとに本手法の評価するためを行った。本実験では 2 人のネットワーク分析の専門家がユーザとして参加した。これは、本手法はある程度データ分析に慣れている人をユーザとして想定しているからである。

本実験にて使用したデータは、Twitter から得たユーザ 1000 人のフォロー関係とユーザが RT した政党ツイートのネットワークである。これは第 4 節にて使用したデータと同じものである。

### 5.1 実験手順

最初に、実験被験者に本手法についてとデータの詳細を説明した。次に、実際の操作の説明を行いながら、5 分程度の練習を行った。その後実験者に課題を伝え、実際にツールを使いながら課題に取り組んでもらった。その際に、実験者にはどのような意図で操作を行っているのか逐一口頭で述べてもらった。最後にアンケートに回答していただいた。本実験においての課題は「Twitter での宣伝活動に注力しているとおもわしき政党

はどれかを推測する」というものである。

## 5.2 アンケート項目

本ツール使用後、実験被験者にアンケート調査を実施した。質問項目は以下の通りである。

- (1) 過去に VR の経験はあるか。また、回数はどれくらいか。
- (2) HTC Vive による操作の難易度はどれほどだったか。操作がしにくい点はあったか（フリーコメント）。
- (3) 問題について、難しいと感じたか。
- (4) ブラッシングを用いたラベル可視化は、見やすいと感じたか。
- (5) 実験中の身体的または認知的な不快感の有無。ある場合には、その不快感の説明（フリーコメント）。
- (6) この研究に実験に関するフリーコメント（提案、問題点など）

## 5.3 実験結果

被験者の 1 人は分析の結果、維新の党と立憲民主党が Twitter での宣伝に力を入れていると推測した。どのラベル軸をブラッシングしても赤と黄色のラベルエッジが多く見られるため、ノードが赤と黄色のユーザは政治に関心があり、複数の政党のツイートを幅広く RT していると推測した。そのため、赤と黄色のラベルエッジはあまり重要な情報ではなく、ブラッシングをしたときに赤、黄色、そしてブラッシングしているラベル軸のラベルに対応した色以外に複数の色のラベルエッジが描画される政党の方が他の政党を支持しているユーザにも RT されているため、より Twitter での宣伝に力を入れていると判断した。被験者のもう 1 人は自由民主党と日本のこころが Twitter での宣伝に力を入れていると推測した。これは、全てのラベル軸において、赤と黄色のラベルエッジが非常に多く見られたことから自由民主党と日本のこころの 2 党は、多くのユーザに RT されていると分析した。

2 人の被験者の共通したアンケート回答として、両者とも VR の経験はほとんどなかったが操作がしやすかったと答えていた。さらに、ブラッシングを用いたラベル表現は見やすかったと回答した。両者とも 20 分から 30 分近く実験を行なっていたが、VR 酔いなどによる身体的な不快感はなかったと回答した。また、操作面において具体的にあげられた課題点として、定点センサによって操作が阻害されることがあった、カメラから離れた位置の操作が難しかったなどがあげられた。描画についての課題点としては各ラベルに対応した色が覚えられなかった、ヒストグラムが小さすぎて見えなかった、操作時の再描画の際のちらつきや描画の停止が気になった、などがあげられた。そして機能面の課題として各ノードの詳細情報を見る機能が欲しい、ネットワークを拡大縮小表示できたらいい、などがあげられた。

## 5.4 考察

本実験において被験者 2 人の回答は全く違うものになってしまった。これは、被験者に課した課題が抽象的であったために、設問への解釈が被験者ごとに違っていたからではないかと

推測する。また、被験者の 1 人は操作時にセンサがぶつかってしまっていたが、もう 1 人の被験者ではそのような現象は起らなかった。これは私のセンサの配置が悪かったことが原因だと推測する。

ブラッシングを用いたラベル表現はあまり一般的ではないため、操作に慣れない被験者には難しいことが考えられた。しかしアンケートの結果では被験者両者ともに操作がわかりやすく、ブラッシングによるラベル可視化を見やすいと評価していた。このことから、本手法は有用性があることが示唆された。

## 6 まとめと今後の課題

本報告では、VR 空間上でネットワークの接続構造とラベル分布を同時に可視化する一手法を提案した。本手法では凸包によるラベルの集合可視化、ラベル軸のブラッシングといった機能により、ネットワーク中のラベルの分布を視認しやすくする。

今後の課題として、ラベルの集合可視化を全面的に改善したい。具体的には、ラベルの集合可視化を凸包ではなく 3 次元の non-convex hull で実装することを検討している。non-convex hull は凹部の生成を許しながら点群を囲むため、凸包よりも複雑な形状を描画することが可能である。これにより、対象外のノードを凸包内部に囲んでしまう問題を解決できると考える。さらに、ラベルの集合が複雑な形になることで、集合をあらわす形状が似すぎることで重なりの視認性を低下させている問題も避けることができると期待される。

また、ネットワークの拡大表示やノードに注目した情報表示の実装することで、より効率的にネットワークの分析が行えるだろう。今後は、評価実験であげられた課題点を改善したのちに、より多くの被験者による実験に挑戦し、本手法の有用性をより盤石にしていきたい。

## 文 献

- [1] 清川, “バーチャルリアリティ技術を用いた科学的可視化のメリット,” I 可視化情報学会誌, Vol.37, No.146, pp.2-7, 2017.
- [2] M. Cordeil, A. Cunningham, T. Dwyer, B. M. Thomas, K. Marriott “ImAxes: Immersive Axes as Embodied Affordances for Interactive Multivariate Data Visualisation,” Proceedings of the 30th Annual ACM Symposium on User Interface Software and Technology, pp. 71–83, 2017.
- [3] C. Ware and G. Franck, “Evaluating Stereo and Motion Cues for Visualizing Information Nets in Three Dimensions,” ACM Transactions on Graphics, Vol. 15, No. 2, pp. 121-140, 1996.
- [4] A. Drogemuller, A. Cunningham, J. A. Walsh, W. Ross, B. H. Thomas, “VRige: Exploring Social Network Interactions in Immersive Virtual Environments,” Big Data Visual and Immersive Analytics, 10.13140/RG.2.2.34201.67689, 2017.
- [5] J. Poco, R. Etemadpour, F. P. Paulovich, T. V. Long, P. Rosenthal, M. C. F. Oliveira, L. Linsen, R. “MinghimA Framework for Exploring Multidimensional Data with 3D Projections,” Eurographics, IEEE Symposium on Visualization, Vol.30, No.3, pp.1111-120, 2011.
- [6] T. Itoh, K. Klein, “Key-node-Separated Graph Clustering and Layout for Human Relationship Graph Visualization,” IEEE Computer Graphics and Applications, Vol. 35, No. 6, pp. 30-40, 2015.