

# コミック中の発話タイミングに基づく人物相関図の作成手法

上野 高士<sup>†, a</sup> 風間 一洋<sup>†, b</sup>

† 和歌山大学大学院システム工学研究科 ‡ 和歌山大学システム工学部

a) *s181009@center.wakayama-u.ac.jp* b) *kazama@sys.wakayama-u.ac.jp*

**概要** 本稿では、コミック中の登場人物の発話タイミングに基づいて人物相関図を作成する手法を提案する。まず、コミック中の登場人物の発話タイミングベクトルから自動的に登場シーンを求め、2者の登場シーンベクトルから登場人物間の関係の強さを表す関連度と、関係の重要性を表す重要度、両者の立場の均衡性を表す均衡度と呼ぶ3つの指標を算出し、それらに基づいて人物相関ネットワークを作成する。さらに、実際のコミック画像のデータセットから書き起こしたセリフデータを用いて、シーン抽出と各指標の特性を分析すると共に、人物相関ネットワークを人物相関図として可視化して、妥当性を評価する。

**キーワード** コミック工学, 発話タイミング, シーン抽出, 人物相関図, 可視化

## 1 はじめに

日本のコミックは、キャラクターのデフォルメなどの独特の表現技術に加えて、高いストーリー性を持つことが特徴であり、現在では日本独自の文化として高く評価され、世界的にも注目されている。

コミックの重要な特徴は、画像情報とテキスト情報を自由に組み合わせ、二次元平面上に多彩な表現ができることにある。例えば、コマの分割や吹き出しの形なども一つの表現手段であり、さらに擬音語、擬態語、漫符を組み合わせることで、非常に高い表現力を持つ。

それゆえに、コンピュータ上でコミック情報を柔軟に扱えるようにすることは挑戦的な技術課題であり、コミック工学として盛んに研究が行なわれている。すでに、コミックの画像情報から、コマ、吹き出し、テキスト、キャラクターなどの認識と情報抽出の研究が重点的におこなわれている。さらにコミックの意味に踏み込む研究や機械学習による応用を盛んにするためには、それらの抽出された情報を用いて、さらにコマや吹き出しの順序やキャラクターの登場・退場などを構造化して豊富なメタ情報を含む大規模データセットが利用できることが望ましい。ただし、そのようなデータセットが利用できない今は、限られた情報をうまく活用する技術が必要であり、それはデータセット構築にも有用だと考えられる。

本稿では、コミック中の登場人物の台詞の意味的側面には踏み込まず、発話タイミングから推定した登場シーンを用いて算出した登場人物間の関連度、その関係の重要度、互いの位置づけを表す均衡度に基づいて、人物相関図を作成する手法を提案する。

## 2 関連研究

例えば、小説などのテキストデータから、登場人物の関係を自動抽出する研究が行われている。馬場らは、小説などのテキストデータから、人名や性別、年齢、年代、職業、身体的特徴、性格などの属性を抽出すると共に、台詞情報と入退場情報を利用して、2人の人物が同じ場面に登場しているかを判定し、人物相関図を描画する手法を提案した [1]。神代らは、物語のテキストデータから登場キャラクター同士の話し手・聞き手のエンティティを同定し、キャラクター関係図を自動構築する手法を提案した [2]。西原らは、発話文中の助詞・助動詞の組み合わせから役割を同定し、人間の仲の良さと上下関係を推定する手法を提案した [3]。西原らは、物語テキストの登場人物リストと人物関係を表す語の関係辞書を用いて人物関係文を同定し、さらに人物間の2項関係と3項関係の関係抽出パターンを用いて人物関係を抽出する手法を提案した [4]。これらの手法では、すべての状況がテキストだけで表現されていることが前提だが、コミックでは台詞以外はほとんど画像として表されるために、そのまま適用できない。

また、コミックを対象とした登場人物の関係の自動的抽出の研究も行われている。長岡らは、各コマにおける発話者とその台詞が記述されたデータセットを用いて、親族辞書により発話者とそのコマに登場する人物の親族関係を推定する手法を提案した [5]。京極らは、コミックのコマ内・外の人物の共出現情報に着目して人物間の関連度を求めると共に、関連度に基づいてグループ化して、人物の出現頻度と人物間の関連度、所属グループを用いて相関図として配置する手法を提案した [6]。提案手法は、人手による辞書の作成やコマ中のすべての登場人物の抽出などをおこなわずに、現時点でも入手可能な台詞の書き起こしデータ中の登場人物の発話タイミングだけで行える点が異なる。

### 3 登場人物の関係性の抽出

#### 3.1 発話タイミングと登場シーン

コミックデータから人物相関図を作成するためには、まず登場人物間の関係を求め、さらに文脈に基づいて登場人物の紹介文作成と人物関係のラベル付けをする必要がある。ただし、画像とテキストを用いて複合表現されるコミックでは文脈情報の抽出は困難な課題であり、それらの情報を抽出・構造化したデータセットもまだ利用できない。本稿では、文脈情報が必要な紹介文作成とラベル付けは今後の課題とし、コミック中の各登場人物の発話タイミングだけを用いて関係性の抽出を試みる。

各登場人物  $p_i$  の発話タイミングは、登場人物総数を  $M$ 、登場人物のセリフ総数を  $N$ 、登場人物集合を  $P = \{p_1, \dots, p_M\}$ 、とすると、ベクトル  $\mathbf{t}_i = (t_{i,1}, \dots, t_{i,N})$  と表せる。ここで、 $j$  は発話時刻のシーケンス番号であり、 $t_{i,j}$  は、 $p_i$  が時刻  $j$  に発話した場合に 1、それ以外は 0 とする。ただし、求めるべきはストーリー進行上の関係の有無であり、登場人物の発話回数は性格設定で大きく変化するので、ベクトル  $\mathbf{t}_i$  をそのまま利用できない。

そこで、登場シーンに着目する。コミックは複数の場面に分割でき、多くの場面を共有している登場人物間には何らかの関係があると推測できる。通常、文脈を考慮して分割する場面を、発話時点では必ず登場していることに着目し、発話間隔が短い場合には登場し続けていたと仮定して登場シーンを推定する。すなわち、登場人物  $p_i$  の発話タイミングベクトル  $\mathbf{t}_i$  に対して幅  $W$  のウィンドウを移動させ、 $t_{i,j}$  と  $t_{i,j+1}$  がウィンドウ内に同時に存在した場合には、その間もずっと登場していたとみなして、登場シーンベクトル  $\mathbf{s}_i = (s_{i,1}, \dots, s_{i,N})$  を作成する。このアルゴリズムの疑似コードを Algorithm 1 に示す。なお、fill 関数は  $\mathbf{t}_i$  の指定範囲の値を 1 にする関数である。

なお、本手法の登場シーンは人手による文脈を理解した抽出とは同じ結果にならないが、関係抽出に必要な同じ場面の共有度合いの判定に用いるために、若干の誤差ならば許容できると思われる。

#### 3.2 登場人物間の関係指標

次に、登場人物の登場シーンベクトル  $\mathbf{s}_i$  と  $\mathbf{s}_j$  から、**関連度**、**重要度**、**均衡度**と呼ぶ、登場人物の関係に関する 3 種類の指標を求める。

##### 3.2.1 関連度

**関連度**は 2 者間の関連性の強さを測る尺度であり、関係の有無を判定するために用いる。

同じ場面に頻繁に登場するほど関連性が高いはずという仮定に基づいて、次のように Simpson 係数を用いて

---

#### Algorithm 1 Scene Extraction

---

```

1: procedure EXTRACTSCENES( $\mathbf{t}_i$ )
2:    $start \leftarrow end \leftarrow 0$ 
3:   for  $j \leftarrow 1, N$  do
4:     if  $t_{i,j} = 1$  then
5:        $end \leftarrow j$ 
6:       if  $start = 0$  then
7:          $start \leftarrow j$ 
8:       else if  $j - end \geq W$  then
9:         fill( $\mathbf{t}_i, start + 1, end - 1$ )
10:         $start \leftarrow end \leftarrow 0$ 
11:       $j \leftarrow j + 1$ 
12:   if  $start \neq 0$  then
13:     fill( $\mathbf{t}_i, start + 1, end - 1$ )
14:   return  $\mathbf{t}_i$ 

```

---

登場人物  $i, j$  間の関連度  $R(\mathbf{s}_i, \mathbf{s}_j)$  を算出する。

$$R(\mathbf{s}_i, \mathbf{s}_j) = \frac{C(\mathbf{s}_i, \mathbf{s}_j)}{\min(C(\mathbf{s}_i), C(\mathbf{s}_j))} \quad (1)$$

$$C(\mathbf{s}_i) = |\{k | s_{i,k} = 1\}| \quad (2)$$

$$C(\mathbf{s}_i, \mathbf{s}_j) = |\{k | s_{i,k} = 1 \wedge s_{j,k} = 1\}| \quad (3)$$

なお、 $C(\mathbf{s}_i)$  はベクトル  $\mathbf{s}_i$  の非ゼロの要素数であり、 $C(\mathbf{s}_i, \mathbf{s}_j)$  はベクトル  $\mathbf{s}_i, \mathbf{s}_j$  で同時刻に非ゼロとなる要素数である。なお、 $0 \leq R(\mathbf{s}_i, \mathbf{s}_j) \leq 1$  であり、一般に高い値となるほど関連性が強くなる。

なお、集合の大きさの最小値を分母とする Simpson 係数を用いた理由は、和集合の大きさを分母とする Jaccard 係数よりも頻出する登場人物間の関係が高く評価される傾向があるために、主要人物を中心とした関係抽出に適しているからである。

##### 3.2.2 重要度

登場人物間の関連度は登場シーンベクトルの類似性から求めるので、例えばほとんど登場しなくても、登場場面がほぼ同じ場合に関連度が高くなる問題があるので、さらに関係の重要性も考慮する必要がある。

**重要度**は関係の重要性を測る尺度であり、ストーリー全体から見て重要な関係を抽出するために用いる。

まず、登場シーンが長いほど重要人物であるという仮定に基づいて、次のように登場人物  $i$  の重要度  $I(\mathbf{s}_i)$  を算出する。

$$I(\mathbf{s}_i) = \sqrt{\frac{C(\mathbf{s}_i)}{N}} \quad (4)$$

なお、 $0 \leq I(\mathbf{s}_i) \leq 1$  である。

さらに、例えば、片方が主人公なら他の登場人物と何らかの関係があるので、登場人物の関係の重要性は重要度が低い方の値で決まると仮定して、登場人物  $i, j$  の関

系の重要度  $I(s_i, s_j)$  を、次のように算出する。

$$I(s_i, s_j) = \min(I(s_i), I(s_j)) \quad (5)$$

なお、 $0 \leq I(s_i, s_j) \leq 1$  である。

### 3.2.3 均衡度

登場人物  $i, j$  の関係は、必ずしも対等ではない。例えば、主人公と脇役の場合は明らかに主人公の方が優位であり、また同じクラブに所属している仲間同志の場合は互いに対等であると考えられる。そこで、登場人物の立場の均衡性を求めて、それを考慮して扱う必要がある。

**均衡度**は、2者の立場の均衡性を測る尺度であり、対等な関係の登場人物をグループ化するために用いる。

ここで、登場人物の立場の均衡性は、片方だけ登場するシーンの長さの差で測ることができるという仮定に基づいて、登場人物  $i, j$  の関係の均衡度  $B(s_i, s_j)$  を、次のように算出する。

$$B(s_i, s_j) = \frac{C(s_i) - C(s_j)}{2 \times (C(s_i) + C(s_j) - C(s_i, s_j))} \quad (6)$$

なお、 $-0.5 \leq B(s_i, s_j) \leq 0.5$  であり、値が正なら登場人物  $i$  が、負なら登場人物  $j$  が優位であり、0 付近なら均衡しているとみなす。

## 4 人物相関図の作成

本稿では、次の手順で人物相関図を作成する。

### 4.1 登場人物間の関係の抽出

まず、ストーリー上で重要な登場人物の関係だけを抽出するために、登場人物  $i, j$  のスコア  $S(s_i, s_j)$  を関連度と重要度の積として計算し、条件  $S(s_i, s_j) > L_1$  を満たす関係を抽出する。

$$S(s_i, s_j) = R(s_i, s_j) \times I(s_i, s_j) \quad (7)$$

### 4.2 登場人物のグループ化

例えば、ドラマなどの人物相関図においては、単に2者間の関係を求めるだけでなく、家族や同じクラス、同じ職場などの単位で、登場人物をまとめて表示することが多い。

そこで、同じ場面での登場が多い登場人物達はストーリー上で何らかの共通のグループ属性を持つと仮定して、均衡度が条件  $|B(s_i, s_j)| < L_2$  を満たす登場人物をまとめてグループ化する。ただし、どのグループにも所属できなかった登場人物は、単一のグループとする。

なお、識別のために、各グループに“Group 1”, “Group 2”, ... のようにグループ名を付与する。

### 4.3 人物相関ネットワークの作成

最後に、登場人物とグループをノードとして、人物相関ネットワークを作成する。

表1 セリフデータの統計値

作品名	連続発話数			ページ内セリフ数
	平均	最小	最大	平均
ラブひな	1.81	1	54	11.01
ベルモンド Le VisiteuR	1.65	1	11	8.26
うるとら☆イレブン	1.95	1	12	6.83

まず、同一グループ  $x$  に所属する登場人物  $i, j$  の場合は、グループ  $x$  から登場人物  $i$  と登場人物  $j$  にエッジを張る。登場人物間にエッジは張らない理由は、完全グラフに近い構造になりがちなグループ内の人間関係を簡略に表現するためである。

次に、グループ  $x$  に所属する登場人物  $i$  とグループ  $y$  に所属する登場人物  $j$  が条件  $S(s_i, s_j) > L_1$  を満たす場合に、グループ間に関連性があるとみなして、グループ  $x$  とグループ  $y$  の間にエッジを張る。

## 5 評価

### 5.1 データセット

Manga109<sup>1</sup>[7] の、「ラブひな」(©赤松 健)、「ベルモンド Le VisiteuR」(©石岡シヨウエイ)、「うるとら☆イレブン」(©原作:渡辺達也, 作画:数野てんや) の3作品の1巻の画像データから人手で書き起こしたセリフデータを評価に使用した。

3作品のセリフデータの統計値を表1に示す。連続発話数は、ある登場人物が連続して発話した回数である。作品によって傾向が異なるが、平均値が小さく、登場人物が交互に発話する傾向があることがわかる。ページ内セリフ数は、各ページの登場人物のセリフ数である。その平均値は比較的大きく、セリフから進行状況を把握するために十分な粒度があることを示す反面、連続発話数も合わせて考慮すると、登場人物間のセリフのやりとりが頻繁に行なわれていることが推測できる。

### 5.2 登場シーンの分析

具体的に作品「ラブひな」の登場人物の発話タイミングから、どのようなシーンが抽出されるかを分析する。

まず、登場人物の発話タイミングの可視化結果を図1(a)に示す。縦軸は総発言数の多い順に上から並べた登場人物、横軸はその登場人物のセリフのシーケンス番号を示す。この結果から、「ラブひな」の主人公の浦島景太郎とヒロインの成瀬川なるは全体的に発話しているが、物語上あまり重要度ではないられる予備校の先生、車掌は局所的に少しだけしか発話していないなど、登場人物によって発話タイミングに顕著な違いが見られることがわかる。なお、1巻の段階では誰かわからない約束の女の子は、

<sup>1</sup><http://www.manga109.org/ja/>

実は幼少期の成瀬川なるで重要な存在とされているが、発言は散発的で少ないことがわかる。

次に、 $W = 10, 20$  で抽出したシーンの可視化結果を、図 1(b), 図 1(c) に示す。シーン抽出により、離散的だったタイミングが連続して異なる登場人物間の重なりが生じ、さらに  $W$  の増加につれて、その傾向がより顕著になることがわかる。例えば、浦島景太郎と成瀬川なるが主人公とヒロインであることが、この可視化結果から容易に推測できる。

### 5.3 登場人物の関係の 3 指標の分析

次に、登場人物の関係に関する 3 指標の特性を、作品「ラブひな」から  $W$  を変化させてシーンを抽出した時に、全体的な傾向がどの程度変化するかで分析する。

まず、図 2(a) に、 $W$  の変化に伴う登場人物の関係の関連度の全体的な傾向の変化を示す。横軸はすべての登場人物の組み合わせに対して計算した関連度を降順に並べた時の順位を、縦軸はその順位の関連度を示す。なお、順位は  $W$  によって変化することと、関連度が高くてもシーンが長いとは限らないことに注意する。各セリフに順次番号を付与しているため、発言タイミングには重複は存在せず、関連度を計算したとしても 0 になるが、シーンを抽出することで関連度が計算できるようになると共に、関係によって大きな差があることがわかる。また、 $W$  の増加と共に抽出されるシーンが長くなり、関連度が高くなる傾向がある。なお、関連度が最大値 1 の関係が多いが、これらは片方の登場シーンが非常に短かった。式 (1) からわかるように、片方の登場シーンが他方に完全に含まれた場合にも最大値となることから、さらに重要度が必要になることがわかる。

次に、図 2(b) に、 $W$  の変化に伴う登場人物間の関係の重要度の全体的な傾向の変化を示す。横軸はすべての登場人物の組み合わせに対して計算した重要度を降順に並べた時の順位を、縦軸はその順位の重要度を示す。この場合も、関連度と同様に関係によって大きな差があり、 $W$  の増加と共に全体的に増加する。なお、ごく一部の登場人物間の関係だけが特に高い値を持つが、これは主人公とヒロインの関係である。

さらに、図 2(c) に、 $W$  の変化に伴う登場人物間の均衡度の全体的な傾向の変化を示す。0 が 2 人の登場人物の均衡が取れた状態と仮定できるが、多くの場合正または負の値に集中しており、 $W$  の増加に伴い、その傾向がさらに明確になる。この結果は、提案手法によってグループ化される登場人物は、ごく一部に限られることを示している。

### 5.4 人物相関図の可視化結果の分析

最後に、「ラブひな」、「ベルモンド Le VisiteuR」、「うるとら☆イレブン」の書き起こしテキストデータに提案

手法を適用し、妥当性を分析した。

人物相関ネットワークの作成時のパラメータは、 $L_1 = 0.1$  とし、 $W$ 、 $L_2$  はデータセットに応じて設定した。人物相関図の可視化には、Cytoscape を使用した [8]。登場人物は円形、グループは角丸の矩形で表し、グループ間の関係と登場人物のグループへの所属関係はエッジで表した。なお、登場人物  $i$  を表す円形は、重要度  $I(s_i)$  に応じて直径を変化させた。

まず、「ラブひな」の人物相関図の可視化結果を、図 3(a) に示す。なお、 $W = 20$ 、 $L_2 = 0.25$  である。グループ 0 として主人公とヒロイン、グループ 1 としてひなた荘に住む他の住人、グループ 2 として主人公の予備校の親友、グループ 3 として主人公の叔母が抽出された。グループ間の関係もひなた荘、予備校、親族という共通項に基づいており、妥当だと考えられる。ただし、この物語で重要な意味を持つ、約束の女の子は抽出できていないが、それは発言回数が少なく、しかも発言間隔が長いので、シーンとしてまとめられなかったからである。

次に、「ベルモンド Le VisiteuR」の人物相関図の可視化結果を、図 3(b) に示す。なお、 $W = 20$ 、 $L_2 = 0.25$  である。グループ 0 には主人公とヒロインとその従者が、他のグループとしては敵対するグループが各章ごとに抽出される傾向が見られた。ただし、グループ 1 に主人公と共に戦う修道士が、グループ 2 に敵の拷問に使われたネズミが含まれるなど、同じ章に登場する敵対する登場人物が同一グループになった事例もあった。なお、グループ 3 が孤立している理由は、1 巻に登場していても、主人公とはまだ遭遇していないからである。

さらに「うるとら☆イレブン」の人物相関図の可視化結果を、図 3(c) に示す。なお、 $W = 10$ 、 $L_2 = 0.2$  である。グループ 0 は主人公チームの監督とマネージャだが、グループ 1 は全体を通して互いに競い合っている主人公と敵対チームの主力選手 2 人が混在していた。また、主人公と同じチームのメンバーがグループ 2, 3, 4, 6 のような孤立グループとして抽出された。この理由は、章ごとにチームの別の選手にスポットを当てる構成になっているからである。

以上の結果から、提案手法の抽出結果はコミックのジャンルによって大きく異なることがわかった。例えば、「ラブひな」の結果は良好だが、これは複数の場面を渡り歩きながら話が進行するような、ストーリー性が高い内容であるからであると考えられる。

これに対して、「ベルモンド Le VisiteuR」のような対戦物では、場面間の独立性が高いために別々のグループとして抽出され、また同じ場面に登場する敵対する登場人物でも同一グループになる場合もあった。ただし、より長いデータを用いれば、主人公の味方は敵より長く登

場するために分離性が高くなると推測でき、また特定場面だけに登場する場合でも、ドラマの人物紹介でよくあるように「その回のゲスト」として、敵対する登場人物をまとめる方法も考えられる。

ただし、「うるとら☆イレブン」のようなチームスポーツ物は、試合が長く続く傾向があり、特にサッカーのように敵味方合わせた人数が多い場合は、特定場面で特定人物に偏りがちなので、分脈を考慮しない提案手法では、うまく処理できないことがわかった。

## 6 おわりに

本稿では、コミックの登場人物の発話タイミングから抽出したシーン情報から人間関係の関連度、重要度、均衡度を求め、人物相関図を作成する手法を提案した。

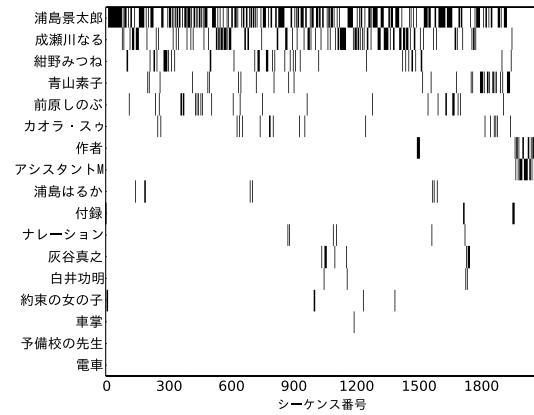
今後は、コミックの構造や文脈情報を用いることで、提案手法が向いていないジャンルのコミックに対しても性能を向上させると同時に、登場人物やグループの要約作成と、人間関係のラベルづけを行う予定である。

## 謝辞

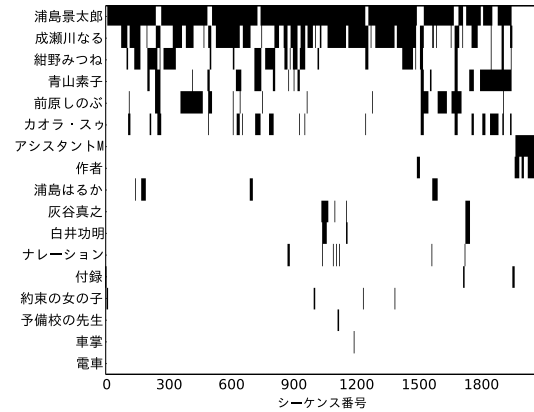
本研究に使用したデータセットを配布している Manga109 と、学術研究のための利用を許諾した作者に感謝する。また、本研究は JSPS 科研費 17H01826 の助成を受けた。

### 参考文献

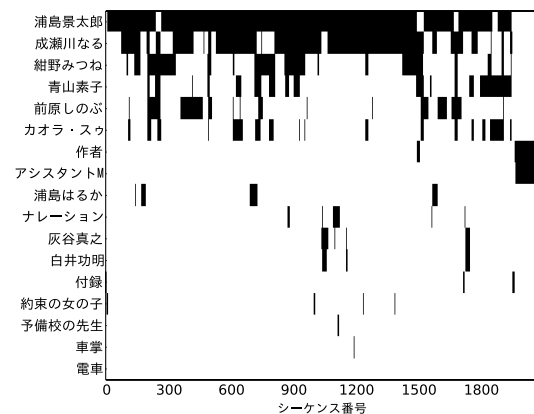
- [1] 馬場こづえ, 藤井敦. 小説テキストを対象とした人物情報の抽出と体系化. 言語処理学会第 11 回年次大会発表論文集, pp. 157-160, 2005.
- [2] 神代大輔, 高村大也, 奥村学. 物語テキストにおけるキャラクター関係図自動構築. 言語処理学会第 14 回年次大会発表論文集, pp. 380-383, 2008.
- [3] 西原陽子, 砂山渡, 谷内田正彦. 発話テキストからの人間の仲の良さと上下関係の推定. 電子情報通信学会論文誌 D, Vol. J91-D, No. 1, pp. 78-88, 2008.
- [4] 西原弘真, 白井清昭. 物語テキストを対象とした登場人物の関係抽出. 言語処理学会第 21 回年次大会発表論文集, pp. 628-631, 2015.
- [5] 長岡祐介, 京極亮太, 村上晴美. コミックのコマとセリフに着目した登場人物相関図の作成. HCG シンポジウム 2015, pp. 12-13. 電子情報通信学会, 2015.
- [6] 京極亮太, 上田洋, 村上晴美. コミックからの登場人物相関図の作成. 情報処理学会第 72 回全国大会講演論文集, pp. 555-556. 情報処理学会, 2010.
- [7] Y. Matsui, K. Ito, Y. Aramaki, T. Yamasaki, and K. Aizawa. Sketch-based Manga retrieval using Manga109 dataset. *arXiv:1510.04389*, 2015.
- [8] P. Shannon, A. Markiel, O. Ozier, N. S. Baliga, J. T. Wang, D. Ramage, N. Amin, B. Schwikowski, and T. Ideker. Cytoscape: a software environment for integrated models of biomolecular interaction networks. *Genome Research*, Vol. 13, No. 11, pp. 2498-504, 2003.



(a) 発話タイミング

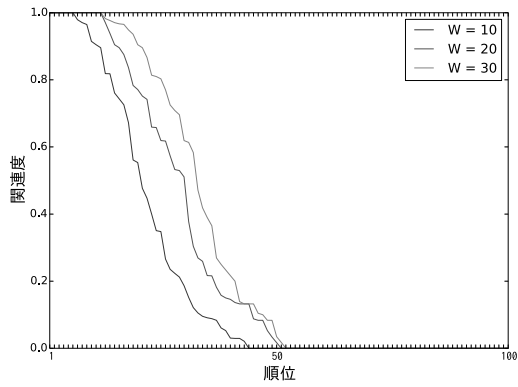


(b) 抽出されたシーン ( $W = 10$ )

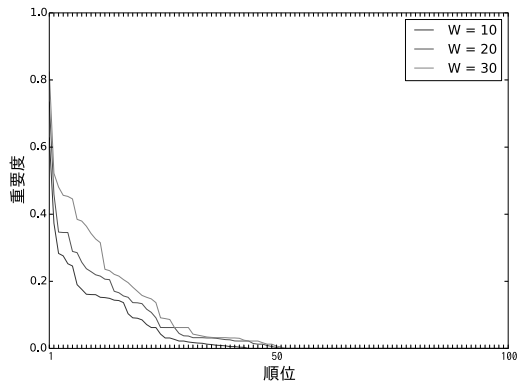


(c) 抽出されたシーン ( $W = 20$ )

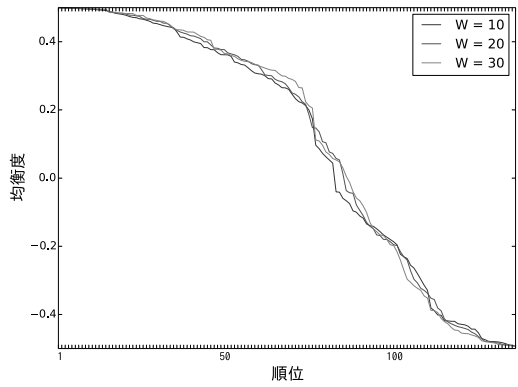
図 1 発話タイミングとシーン



(a) 関連度

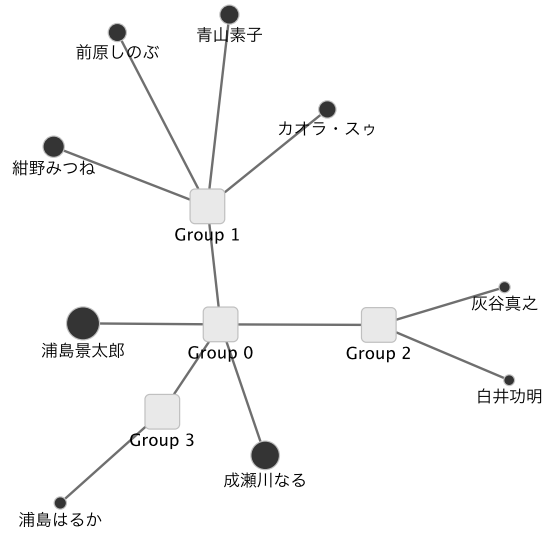


(b) 重要度

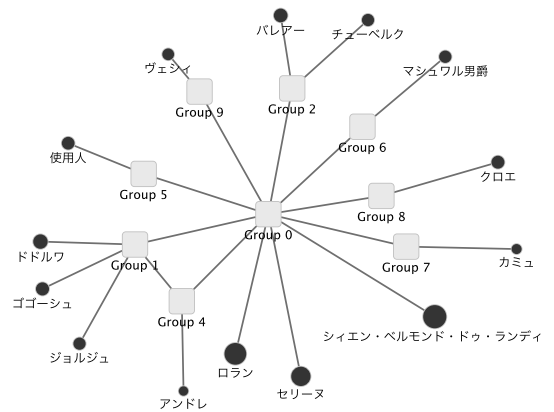


(c) 均衡度

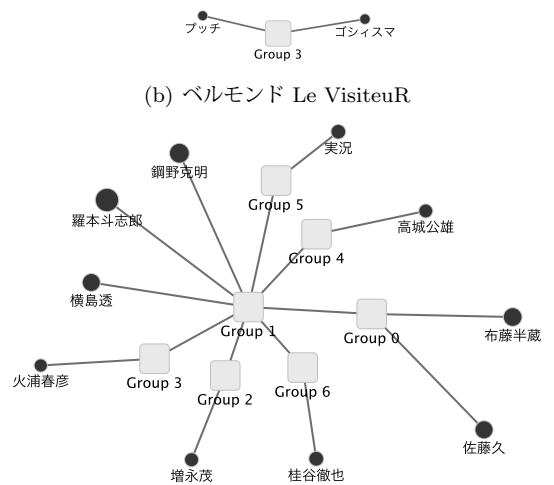
図 2 登場人物の関係の 3 指標の変化



(a) ラブひな



(b) ベルモンド Le Visiteur



(c) うるとら☆イレブン

図 3 登場人物の人物相関図の例