

# Web/ビデオコンテンツからのストラータグラフの 抽出とそのクロスメディア検索への利用

湯本 高行<sup>†</sup> 田中 克己<sup>†</sup>

<sup>†</sup> 京都大学大学院情報学研究科社会情報学専攻 〒606-8501 京都市左京区吉田本町

E-mail: †{yumoto,tanaka}@dl.kuis.kyoto-u.ac.jp

あらまし 本稿では、コンテンツの内容を表現する記述手法として、ストラータグラフを提案し、これを Web ページおよびビデオの字幕データから抽出する手法について述べる。ストラータグラフは各ノードにキーワード集合とストラータ(コンテンツ内の意味的なユニット)が対応し、エッジにはコンテンツ内のキーワードの共起関係が対応しているような DAG である。このストラータグラフは、コンテンツ内における語の共起関係を階層的に記述しており、これによって、あるキーワードに着目した形で新たなストラータの階層的な定義などが可能になる。また、ストラータグラフを利用したキーワード検索、クロスメディア検索の手法について述べる。

キーワード 代数的ビデオ, クロスメディア検索, ストラータグラフ

## Extraction of a Strata Graph from Web/Video Content and its Application to Cross-Media Retrieval

Takayuki YUMOTO<sup>†</sup> and Katsumi TANAKA<sup>†</sup>

<sup>†</sup> Department of Social Informatics, Graduate School of Informatics, Kyoto University

Yoshida Honmachi, Sakyo, Kyoto 606-8501, Japan

E-mail: †{yumoto,tanaka}@dl.kuis.kyoto-u.ac.jp

**Abstract** In this paper, we propose a "strata graph", which describes content of a web page and a video. We also explain about how to extract it from a web page and closed caption data of a video. Strata are semantic units of contents such as paragraphs of a web page and scenes of a video. A strata graph is a DAG, whose nodes correspond to keyword sets and strata sets, and whose edges describe co-occurrence relationships between keywords included in contents. This strata graph represents hierarchical co-occurrence structure of keywords, and hierarchically defines new strata depending on keywords. We also describe about keyword-based retrieval and cross-media retrieval by using strata graphs.

**Key words** Algebraic video, cross-media retrieval, strata graph

### 1. はじめに

現在, Web 上では膨大な数の Web ページにアクセスでき, 家庭のハードディスクレコーダには大量のビデオコンテンツが蓄積されているという状況がごく一般的になっている. Web ページについては, 各種検索エンジンによって, 一般ユーザでも望む Web ページに辿りつくことが比較的容易になっている. しかし, ビデオコンテンツについては, 番組名や番組のジャンルを表すキーワードとのマッチングによる検索に頼るしかなく, 望むビデオコンテンツ, 殊にシーンを探すことは非常に困難である. また, 今後はストレージの容量の増大や一部のハードディスクレコーダで実現されているような自動録画機能によって, 一般ユーザが利用できるビデオコンテンツの量は飛躍的に増大

すると考えられる. このことは現状の問題をさらに深刻なものにしていく. 現在, 多くのビデオコンテンツに対しては, シーンごとではなくビデオ全体に対してメタデータづけがされていることが, 検索精度を落とす一因になっている. ビデオ検索を効果的に行うためには, 粒度の異なるシーンごとに利用可能なメタデータを付加することが必要である.

また, ハードディスクレコーダの登場は, ビデオコンテンツと Web コンテンツを関連づけて利用するためのインフラを整えたと言えるが, 現在, Web コンテンツとビデオコンテンツは別々に利用されることが多い. また, ビデオコンテンツから Web コンテンツを検索する研究 [1], [2] はあるが, ビデオシーンの粒度が一定であり, ビデオコンテンツと Web コンテンツを相互に検索することもできない. これは, Web コンテンツやビ

デオコンテンツの両方に使え、ユニットの粒度を考慮したメタデータが付加されていないことが原因である。

そこで、本研究では、Web ページの文章やビデオの字幕情報からストラータグラフを抽出し、それをメタデータとして利用することにより、これらの問題を行うことにより解決する。ストラータグラフとは、代数的ビデオ [3], [4] のストラータを Web ページの部分 (段落など)、ビデオのシーンに対応する字幕の文章とし、層状化型の内容記述として、ストラータ内でのキーワード間の共起関係を階層的に付加したグラフである。さらに、ストラータグラフではストラータへの語の含まれ方をノードの構造に反映させることで、語の間の結びつきの強さの表現や階層的なストラータの定義が可能である。

また本稿では、このストラータグラフを利用したキーワード検索やクロスメディア検索の手法について述べる。

## 2. ストラータグラフ

### 2.1 概要

ストラータグラフはコンテンツの各区間に対応するストラータとストラータ間の関係を表現するグラフ構造からなる。

以下では、特に指定のないかぎり、ストラータはストラータグラフにおけるストラータのことを示すものとする。

### 2.2 ストラータの定義

Web コンテンツおよびビデオコンテンツの字幕情報を区間に分割したものをストラータと定義する。ストラータはストラータ同士の区間和や連結をとることによって、新たなストラータを定義できる。また、ストラータには最小単位となる最小ストラータが存在し、それは Web コンテンツであれば各段落が相当し、ビデオコンテンツであれば各シーンが相当するものとする。最小ストラータ  $s$  にはそのストラータに含まれるキーワード集合  $kw(s)$  が定義できる。

ストラータの包含関係は、 $s_1 \cap s_2$  はストラータ  $s_1, s_2$  の共通部分とし、 $s_1 \cup s_2$  はストラータ  $s_1, s_2$  の区間和をとったものとする。また、 $s_1 \cap s_2 = \phi$  はストラータ  $s_1, s_2$  に共通部分がないことを表すものとする。任意の最小ストラータ  $s_i, s_j$  ( $i \neq j$ ) に対して、常に  $s_i \cap s_j = \phi$  である。

### 2.3 ストラータグラフの定義

各ノード  $n$  はノード自身が持つ固有キーワード集合  $ckw(n)$ 、各ノードに対応するストラータ集合  $strata(n)$  を持つとする。同一のコンテンツ内から生成した任意のノード  $n_i, n_j$  ( $i \neq j$ ) について、 $ckw(n_i) \cap ckw(n_j) = \phi$  とする。

ノード  $n_i, n_j$  ( $i \neq j$ ) について  $strata(n_i)$  に含まれる任意の最小ストラータ  $s$  に対して、 $kw(s) \supset ckw(n_j)$  が成り立つとき、 $n_j$  から  $n_i$  への経路が存在するとし、 $n_i \prec n_j$  と定義する。また、 $n_j$  は  $n_i$  よりも上位、 $n_i$  は  $n_j$  よりも下位と表現するものとする。 $n_i \prec n_h \prec n_j$  となるようなノード  $n_h$  が存在しなければ、 $n_j$  から  $n_i$  に直接エッジがつながっているとす。ノード  $n$  へと直接エッジがつながるノードの集合を  $parent(n)$ 、逆にノード  $n$  から直接エッジがつながるノードの集合を  $child(n)$  と定義すると、上記の  $n_i, n_j$  の関係は  $n_i \in parent(n_j)$  かつ  $n_j \in child(n_i)$  と記述できる。一般に  $parent(n)$ 、 $child(n)$  は

複数存在してもよい。

また、 $child(n_{min}) = \phi$ 、 $parent(n_{max}) = \phi$  となるノードをそれぞれ極小ノード、極大ノードと定義する。極小ノード  $n_{min}$  が対応するストラータ集合  $strata(n_{min})$  は必ず単一の最小ストラータのみとなり、 $ckw(n_{min})$  はその極小ノードが対応する最小ストラータにしか出現しない。極小ノードは最小ストラータの数だけ存在し、一対一対応をとる。また極大ノードは複数あってもかまわない。

極小でないノード  $n$  について以下のように定義する。

$$strata(n) = \bigcup_{n_i \in child(n)} strata(n_i)$$

このように定義されたストラータ  $strata(n)$  を階層的に定義されたストラータと呼び、これはキーワード  $ckw(n)$  によって新たに定義されたストラータである。また、最小ストラータの持つキーワード  $kw(s)$  は、以下のように計算できる。

$$kw(s) = ckw(parent^*(node(s))) \quad (1)$$

ここで、 $parent^*(n)$  は  $parent^*(n) = \{n_i | n \prec n_i\} \cup \{n\}$ 、つまり、あるノード  $n$  自身と  $n$  に到達する経路を持つノード集合と定義し、ノード集合  $N$  に対して、

$$ckw(N) = \bigcup_{n \in N} ckw(n)$$

と定義する。最小でないストラータ  $s$  の持つキーワード  $kw(s)$  も式 (1) のように定義する。これは階層的に定義された  $s$  にとって、 $child^+(node(s))$  が持つ固有キーワードは瑣末であるときみなすためである。ただし、 $child^+(n) = \{n_i | n_i \prec n\}$  とする。

ストラータグラフのイメージを図 1 に示す。

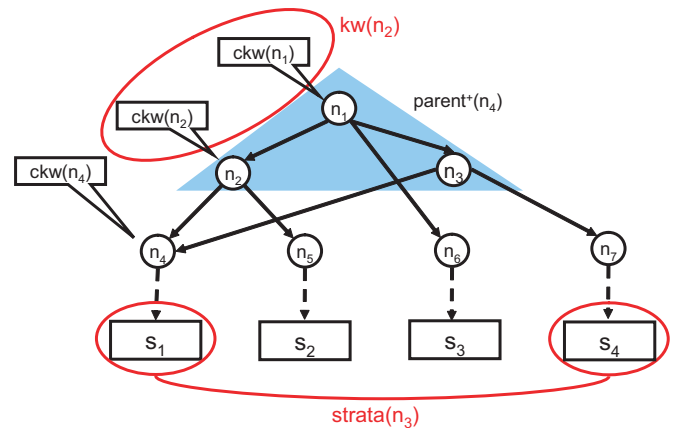


図 1 ストラータグラフのイメージ

### 2.4 ストラータグラフの性質

以上のように定義することで、ストラータグラフの構造を決定することができ、ストラータグラフは DAG になる。

$n_j \in parent^*(n_i)$  のとき  $n_i \preceq n_j$  と定義すると、任意のノード  $n$  に対して、反射律  $n \preceq n$  が成り立ち、また定義より、推移律  $n_i \preceq n_h \wedge n_h \preceq n_j \Rightarrow n_i \preceq n_j$  が成り立つため、 $\preceq$  は半順序関係になる。このとき、極小ノード  $n_{min}$  は  $\forall n \preceq n_{min}$ 、

極大ノード  $n_{max}$  は  $\exists n \geq n_{max}$  なので、半順序における極小、極大の定義にも合っている。また、ストラータグラフにおいては、 $n_{min}$  は複数存在するため、ストラータグラフは下界は存在しない。 $n_{max}$  はそのコンテンツが単一のテーマについて扱うものであれば、唯一に決まるので、上界は存在するが、複数のテーマからなる場合は上界は存在しない。

### 2.5 ストラータグラフの意味

各ノードは、より上位のものがより多くのストラータに含まれるようなキーワードを固有キーワードとして持っている。そのため、上位のノードの固有キーワードはそのコンテンツにとってより重要な概念を表している。また、下位のノードの固有キーワードはそのノードが対応するストラータを他のストラータとの違いを顕著に示すという点において重要な語である。つまり、 $n_h < n_i < n_j$  ならば、キーワード  $ckw(n_j)$  で表される文脈の中で、キーワード  $ckw(n_i)$  は出現し、さらにその文脈の中で、キーワード  $ckw(n_h)$  が表れることを意味する。ただし、深さについては特に意味はなく、 $n_i < n_j$  かつ  $n_l < n_m < n_j$  で  $n_i \neq n_l, n_m$  かつ  $n_i \neq n_l, n_m$  のとき、 $ckw(n_i)$  と  $ckw(n_l)$  の重要度を比較することはできない。

また、極小でないノード  $n$  はそのノードの固有キーワード  $ckw(n)$  という上位の概念に着目した  $strata(n)$  というストラータを新たに定義していることを意味している。そのため、 $strata(n)$  については、 $child^+(n)$  のキーワードを含まないものとしている。

### 2.6 代数的ビデオとの比較

MIT メディアラボで開発された代数的ビデオは、生のビデオデータに関して、以下のような操作を適用することで、特定されたビデオ区間であるストラータを定義するデータモデルである。

- Creation: ビデオの区間指定
- Composition: 連結や区間和、差などの複数のストラータの合成による新たなストラータの定義
- Presentation: 表示するビデオの領域の指定
- Description: ストラータに対する内容記述

代数的ビデオの特徴は、ストラータが階層的に定義できる点と、入れ子型の層状化法に基づいた内容記述が付加されている点である。また、グラフ構造は内容記述を行うだけでなく、ビデオの編集も行うことができる。図2に代数的ビデオの例を示す。

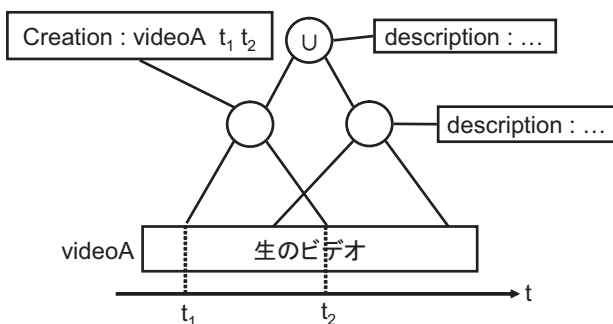


図2 代数的ビデオの例

表1 代数的ビデオとストラータグラフとの比較

代数ビデオ	ストラータグラフ
ストラータ	ビデオの区間だけではなく、Web 文書の段落なども含む
Creation	極小ノードに相当
Composition	区間和の演算のみ対応しており、極小でないノードに相当
Presentation	非対応
Description	キーワードと固有キーワードに相当

表1は代数的ビデオにおける各概念がストラータグラフにおいて何に相当するかを示すものである。このように代数的ビデオがビデオに対する一般的な操作を広く浅くカバーしているのに対し、ストラータグラフは内容記述に特化し、またビデオだけでなく、Web 文書も対象としている。

### 3. ストラータグラフの抽出

前節のようにストラータグラフを定義すると、Web コンテンツおよびビデオコンテンツに付加された字幕からストラータグラフを抽出することが可能である。代数的ビデオがアノテーションとして主に手動生成されるのに対し、ストラータグラフが自動抽出が可能であることは大きな利点である。

#### 3.1 抽出アルゴリズム

ストラータグラフは、前処理、本処理、後処理の3つの過程で抽出される。

##### 3.1.1 前処理

###### a) 最小ストラータ集合の算出

最小ストラータへの分割は、Web ページとビデオコンテンツで扱いが異なる。まず、Web ページであるが、タグ構造を用いて段落の分割を行う。ビデオコンテンツについては画像解析、単純な自然言語処理などを使ってある程度、細かい粒度で最小ストラータを定義する。これらの最小ストラータの分割の際に多少の分割ミスが含まれていたとしてもストラータグラフの構造による補正が可能であると考えられる。

###### b) キーワード集合の算出と処理順序の決定

コンテンツ中に含まれるすべてのキーワードをキーとするハッシュテーブルを作成する。コンテンツ毎にハッシュテーブルを作成するので、ハッシュテーブルはあまり巨大にはならないと想定している。ハッシュの値としては、そのキーワードが出現する最小ストラータ集合をとるものとし、それを計算する。ハッシュ関数を以下のように記述する。 $hash(k) = S_k$  (ただし、 $k$  はキーワードで、 $S_k$  はキーワード  $k$  が出現する最小ストラータ集合とする。)

##### 3.1.2 本処理

ストラータ集合  $S$  が含む最小ストラータの数  $|S|$  が小さいものから順に以下の処理を行う。

###### a) ノードの初期化

処理対象のキーワード  $k$  に対して、ノード  $n_k$  を生成し、 $ckw(n_k) \leftarrow k$ ,  $strata(n_k) \leftarrow hash(k)$  とする。

###### b) $child(n_k)$ の算出

まず、 $S \leftarrow hash(k)$  とする。続いて、 $s \in S$  となる  $s$  から1つの  $s$  を選出し、 $n \in parent^*(node(s))$  で、 $strata(n) \subseteq hash(k)$

となるような最も上位の  $n$  を求める． $S \leftarrow S \setminus \text{strata}(n)$  とし、 $S = \phi$  になるまで上記の手順を繰り返す．

c) ノードの統合

$\text{strata}(n_{k_i}) = \text{strata}(n_{k_j})$  となったら、 $n_{k_i}$  と  $n_{k_j}$  を統合し、 $n_{k_{ij}}$  とし、 $ckw(n_{k_{ij}}) = ckw(n_{k_i}) \cup ckw(n_{k_j})$  とする．

d) parent の更新

$n \in \text{child}(k)$  となる  $n$  に対して、 $\text{parent}(n)$  に  $n_{k_{ij}}$  を追加する．つまり、 $\text{parent}(n) \leftarrow \text{parent}(n) \cup \{n_{k_{ij}}\}$  を実行する．また、 $n_{k_{ij}}$  が極小ノードの場合に限り、 $\text{node}(\text{strata}(n_{k_{ij}})) \leftarrow n_{k_{ij}}$  を実行する．

処理のイメージを図 3 に示す．

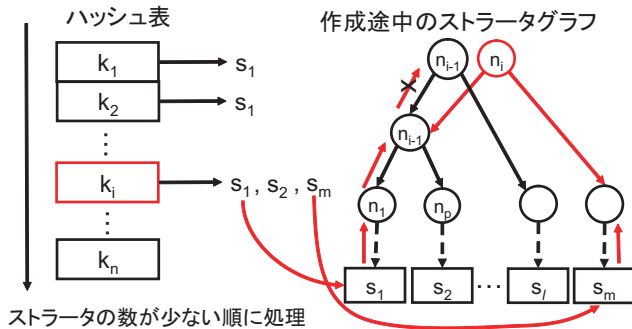


図 3 ストラータグラフ抽出処理のイメージ

3.1.3 後処理

a)  $kw(n)$  の計算

ストラータグラフの全ノードについて、極大ノード集合  $N_{max} = \{n | \text{parent}(n) = \phi\}$  から幅優先で  $\text{child}^*(n)$  をたどっていき、 $kw(n) \leftarrow ckw(n) \cup kw(\text{parent}(n))$  を実行する．

b) グラフ構造の検証・再構成

最小ストラータの分割が細かすぎる場合、図 4 の色つきの部分のような他のノードから孤立したノードが発生する．このような場合、以下のような基準によって、最小ストラータをマージし、それに応じて、ストラータグラフの再構成を行う．

- 各ストラータ間の時間距離
- キーワードの包含関係

図 4 の破線で囲まれた部分は、色つきのストラータが隣接するストラータとマージされ、新たな最小ストラータになることを示している．

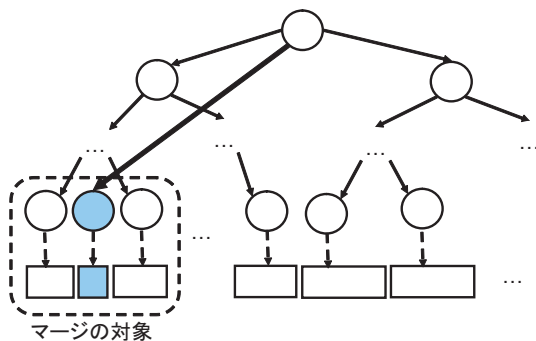


図 4 細かすぎる最小ストラータの例

3.2 抽出例

ニュース記事からストラータグラフを抽出する例について説明する．2004/12/19 の日刊スポーツの、NBA の田臥選手が解雇されたという記事は以下の内容を示す 4 つの段落からなっている．

- 第 1 段落:NBA フェニックスサンズが田臥選手が解雇すると発表．
- 第 2 段落:田臥選手と GM のコメント
- 第 3 段落:チームの近況
- 第 4 段落:田臥の近況

このような文章から各段落をストラータとして、ストラータグラフを抽出すると図 5 のようになる．(一部省略あり．)

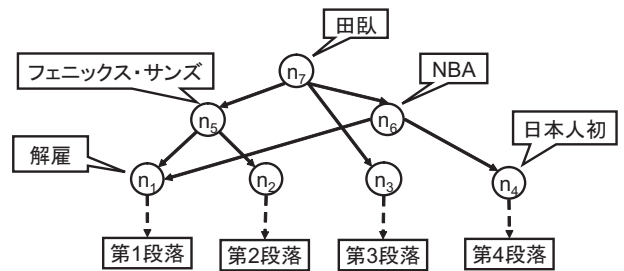


図 5 ストラータグラフ抽出の例

上記のような規模の文章ではある程度の深さを持つストラータグラフを構成できるが、もっと短い文章を対象にすると、単一のノードしかできないなど一般的なキーワード集合によるインデックスづけと同様になってしまい、ストラータグラフの特徴が活かせない．

4. 検索への利用

ストラータグラフはコンテンツ内から該当の箇所を探すタイプの検索に適した構造をしている．そのため、従来型の検索で候補を絞り込んだ後に以下で示すような手法で検索を行うことによって、より精度の高い検索を行うことが可能になる．検索の対象となるストラータグラフを  $G_2$  とおく．検索においては、入力したクエリに対応する内容の部分グラフ  $G'_2$  を検索対象である  $G_2$  から発見し、それに対しての評価関数を計算することによって、検索解の順位づけを行う．このような  $G'_2$  を解部分グラフと定義する．解部分グラフはキーワードやノードの親子関係の違いをある程度、許容した形で類似したものを算出する．検索のクエリとしては、キーワード検索ではキーワード集合  $K$ 、クロスメディア検索では、検索に用いるコンテンツから抽出したストラータグラフ  $G_1$  とする．クロスメディア検索とはある形式のコンテンツを用いて異なる形式のコンテンツを検索する検索手法である．

4.1 解部分グラフ

解部分グラフ  $G'_2$  の満たすべき条件を以下のように定義する． $k \in K$  (クロスメディア検索のときは  $k \in ckw(\text{node}_{max}(G_1))$ ) を満たす  $k$  について、 $k \in kw(G'_2)$  とし、 $k \in ckw(n_0)$  を満たす  $n_0$  が存在するとする．ただし、 $\text{node}_{max}(G)$  をあるストラータグラフ  $G$  の極大ノード集合とし、 $kw(G)$  をストラータグラ

フ  $G$  に含まれるキーワード集合とする．その  $n_0$  に対して，任意の  $n \in G'_2$  は  $n \prec n_0$  または  $n_0 \prec n$  を満たすとする．また， $G'_2$  の任意の極大ノードまたは極小ノード  $n_{bound}$  は以下を満たす．

$$\begin{cases} ckw(n_{bound}) \cap K \neq \phi & (\text{キーワード検索の場合}) \\ ckw(n_{bound}) \cap kw(G_1) \neq \phi & (\text{クロスメディア検索の場合}) \end{cases}$$

つまり，解部分グラフは(極大ノードが持つ)あるキーワードを中心にクエリに含まれる各キーワードが繋がった最小のグラフであると言える．図6に解部分グラフのイメージを示す．

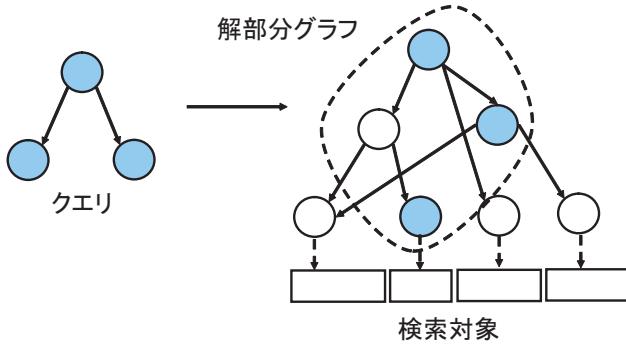


図6 解部分グラフのイメージ

この解部分グラフ  $G'_2$  は以下のような手順で見出す．

$G'_2 = \phi$  とする．ストラータグラフ  $G_2$  の極大ノード集合  $node_{max}(G_2)$  より，以下を満たす  $n_0 \in node_{max}(G_2)$  を  $G'_2$  に追加する．

$$\begin{cases} kw(n_0) \cap K \neq \phi & (\text{キーワード検索の場合}) \\ ckw(n_0) \cap ckw(node_{max}(G_1)) \neq \phi & (\text{クロスメディア検索の場合}) \end{cases}$$

次に  $n \in child^+(n_0)$  に対して，同じく幅優先で探索し，以下を満たすノード  $n$  と  $n$  までのエッジとノードを  $G'_2$  に追加する．

$$\begin{cases} kw(n) \cap K \neq \phi & (\text{キーワード検索の場合}) \\ ckw(n) \cap ckw(node(G_1)) \neq \phi & (\text{クロスメディア検索の場合}) \end{cases}$$

最後に  $n \in parent^+(n_0)$  に対して，同じく幅優先で探索し，以下を満たすノード  $n$  と  $n$  までのエッジとノードを  $G'_2$  に追加する．

$$\begin{cases} kw(n) \cap K \neq \phi & (\text{キーワード検索の場合}) \\ ckw(n) \cap ckw(node(G_1)) \neq \phi & (\text{クロスメディア検索の場合}) \end{cases}$$

これらの手順によって得られた  $G'_2$  が解部分グラフである．

#### 4.2 評価関数

評価関数には，以下の2つの尺度がある．

- 問い合わせに用いたキーワードの問い合わせ先での位置付け
- 問い合わせに用いたキーワードの問い合わせ内での位置付け

前者はキーワード検索とクロスメディア検索のどちらにでも使えるが，後者は問い合わせ自体にキーワード間の関係が対等であるようなキーワード検索では使えない．以下では，前者の例として，キーワード検索において，問い合わせ先でのストラータ間の平均距離を評価関数として用いた場合と後者の例として，クロスメディア検索において，問い合わせの元でのキーワードの影響度の総和を評価関数として用いた場合について述べる．

##### 4.2.1 キーワード検索における評価関数

評価関数としてストラータ間の平均距離  $d_{mean}$  を用いる．まず，互いのストラータがどの程度離れているかを示すストラータ距離  $d$  を以下のように定義する．

$$d(s_i, s_j) = \begin{cases} 0 & (s_i \cap s_j \neq \phi \text{ のとき}) \\ |i - j| & (s_i \cap s_j = \phi \text{ のとき}) \end{cases}$$

これを用いて，ノード間の距離を以下のように定義する．

$$d(n_i, n_j) = \begin{cases} 0 & (n_i \cap n_j \neq \phi) \\ d(strata(n_i), strata(n_j)) & (n_i, n_j \text{ が極小ノード}) \\ \min(d(s_{i_l}, s_{j_m})) & (\text{その他}) \end{cases}$$

ただし， $s_{i_l} \in strata(n_i), s_{j_m} \in strata(n_j), s_{i_l}, s_{j_m}$  は最小ストラータである．距離関数の例を図7に示す．

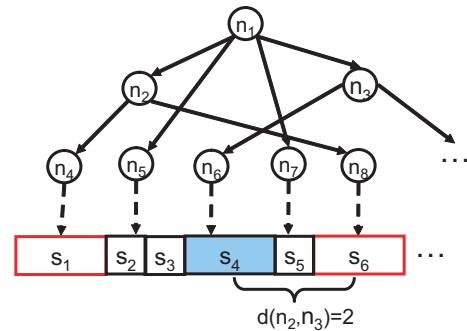


図7 距離関数のイメージ

$N = \{n | K \cap ckw(n) \neq \phi, n \in G'_2\}$  について  $d_{mean}$  を以下のように定義する．

$$d_{mean}(N) = \left( \sum_{n_i, n_j \in N}^{i > j} d(n_i, n_j) \right) \cdot \frac{2}{|N|(|N| - 1)}$$

ただし， $|N|$  は集合  $N$  の要素数である． $d_{mean}(N)$  が大きいほど指定されたキーワードがコンテンツ中に散らばっていることを示すため， $d_{mean}(N)$  が小さいものが検索の解として適切である．

通常は分散を定義してそれを利用するのが一般的であるが，ストラータグラフにおいては離れた位置にある最小ストラータを  $strata(n)$  の要素に持つノード  $n$  の重心を求めた場合， $strata(n)$  に含まれないストラータが重心になってしまうことがある．これはキーワード間の偏りを表現するにあたって不自然である．このため，分散による方法ではなく，平均距離を評価関数として採用した．

#### 4.2.2 クロスメディア検索における評価関数

$G_1$  に対してどの程度の影響を持つノードが  $G'_2$  にどの程度含まれているかを示す評価関数  $f$  を以下のように定義する。まず,  $|strata(n)|$  をストラータ集合  $strata(n)$  に含まれる最小ストラータの数,  $|ckw(n)|$  をノード  $n$  の固有キーワードの総数と定義する。ストラータグラフ  $G$  に含まれる最小ストラータの延べの総数  $|strata(G)|$  は以下のように定義できる。

$$|strata(G)| = \sum_{n \in node(G)} |ckw(n)| \cdot |strata(n)|$$

次にストラータグラフ  $G$  に含まれるキーワード  $k$  の  $G$  に対する影響度  $\alpha_G(k)$  を以下のように定義する。

$$\alpha_G(k) = \frac{|strata(n)|}{|strata(G)|} \quad (\text{ただし } k \in ckw(n) \text{ とする})$$

この影響度は上位のノードほど高くなっている。また, 常に以下が成り立つ。

$$\sum_{k \in ckw(G)} \alpha_G(k) = 1$$

(ただし,  $kw(G)$  はストラータグラフ  $G$  に含まれるキーワードの集合であるとする。)

評価関数  $f$  を以下のように定義する。

$$f(G'_2) = \sum_{k \in ckw(G'_2)} \alpha_{G_1}(k)$$

これは  $f(G'_2)$  がより大きい  $G'_2$  が解としてより適していることを意味する。

図 8 に例を示す。クエリのノード  $n_1, n_2, n_4$  は, 解部分グラフ内の色つきのノードの固有キーワードを固有キーワードに含んでいるとする。この場合, クエリのうち, 色のついたノードの影響度の総和が評価値になる。図 8 のクエリ側では, ストラータの延べの総数は, 以下のように計算できる。

$$|strata(G)| = \sum_{1 \leq i \leq 5} |strata(n_i)| = 3 + 2 + 1 + 1 + 1 = 8$$

また, 解部分グラフを  $G'$  とするとその評価値  $f(G')$  は以下のように計算できる。

$$\begin{aligned} f(G') &= \sum_{k \in ckw(G')} \alpha_G(k) \\ &= \alpha_G(ckw(n_1)) + \alpha_G(ckw(n_2)) + \alpha_G(ckw(n_4)) \\ &= 3/8 + 2/8 + 1/8 = 0.75 \end{aligned}$$

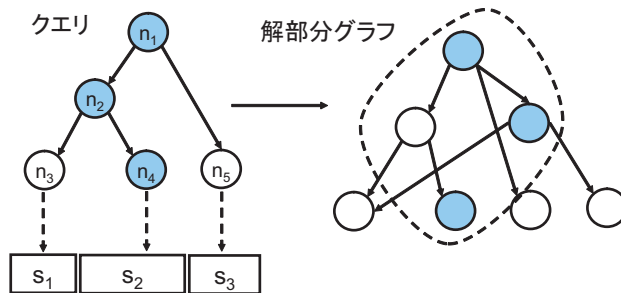


図 8 クロスメディア検索の例

## 5. おわりに

本稿では, ストラータグラフを定義し, Web ページとビデオコンテンツ (の字幕) からストラータグラフを抽出する方法およびそれを検索に利用する手法について述べた。ストラータグラフは語の共起のみに着目した汎用的なグラフであり, この手法はさまざまな分野のコンテンツに利用できる。また, 他の手法と併用することによってさらに精度の向上が予想される。今後の課題は以下のとおりである。

- 検索におけるストラータグラフの有効性の検証  
従来手法と比較することで, ストラータグラフが検索において有効であることを明確に示す必要がある。
- 最小ストラータの決定手法の検討  
グラフ構造の検証・再構成の項で述べたように, 最小ストラータへの分割の仕方が細かすぎても, ストラータグラフの構造によって, ある程度は修正が可能であると考えている。修正が可能な水準の最小ストラータの決定手法について検討する必要がある。

## 謝 辞

本研究の一部は, 21 世紀 COE プログラム「知識社会基盤構築のための情報学拠点形成」および平成 16 年度科研費基盤研究 (A)(2)「モバイル環境におけるコンテンツのマルチモーダル検索・呈示と放送コンテンツ生成」(課題番号: 14208036, 代表: 田中克己) によるものです。ここに記して謝意を表すものとします。

## 文 献

- [1] Qiang Ma, Katsumi Tanaka, "Topic-Structure Based Complementary Information Retrieval for Information Augmentation", Lecture Notes in Computer Science (APWeb2004), pp. 608–619 (2004).
- [2] Monika Henzinger, Bay-Wei Chang, Brian Milch and Sergey Brin, "Query-Free News Search", Proceedings of the Twelfth International World Wide Web Conference (WWW2003), pp.1–10 (2003).
- [3] Weiss, R., Duda, A. and Gifford, D.: "Content-based Access to Algebraic Video", In Proc. of the International Conference on Multimedia Computing and Systems, pp.140–151 (1994).
- [4] Weiss, R., Duda, A. and Gifford, D.: "Composition and Search with a Video Algebra", IEEE Multimedia, 2(1), pp.12–25 (1995).