

アクティブ・メディエーション・システムによる データマイニング—映像情報のクラスタリング—

片山 幸治 仲川 亜希 金山 智一 小西 修

高知大学理学部数理情報科学科

高知大学人文学部社会経済学科

780 高知県高知市曙町 2-5-1

{katayama, kanayama, konishi}@is.kochi-u.ac.jp

{akinakag}@cc.is.kochi-u.ac.jp

概要

データベースからの知識発見の処理は、データの撰択、データの前処理、データ変換、データ解析、そして解釈と評価という5段階を経る。我々の開発しているアクティブ・メディエーション・システム：HI-AMSは、エージェント技術と能動データベースを統合したものであり、知識発見処理の各々機能を有する。本稿では、HI-AMSのデータ評価機能を主に、映像情報の自動索引付けについて述べる。そこでは、相関ルールと自己組織化マップを組み合わせた共出現ルール法が用いられる。

キーワード： データマイニング、クラスタリング、自己組織化マップ、相関ルール、
共出現情報、ビデオ映像

Data Mining in the Active Mediation System: HI-AMS

Koji KATAYAMA, Aki NAKAGAWA, Tomokazu KANAYAMA, Osamu KONISHI

Dept. of Information Science, Faculty of Science, Kochi University

2-5-1 Akebono-cho Kochi 780 Japan

{katayama, kanayama, konishi}@is.kochi-u.ac.jp

{akinakag}@cc.is.kochi-u.ac.jp

Abstract

The processing of knowledge discovery in database involves five phases: data selection, data processing, data transformation, data analysis, and interpretation and evaluation. The active mediation system: HI-AMS which we are building to support knowledge discovery in information resources, consists of a framework that integrates agent technologies and active database. In this paper, we describe the video information processing on top of the HI-AMS. It focuses on data evaluation functions of automatically clustering and indexing video information. The algorithm which we call a co-occurrence rule, consists of the combination of self organizing future's map and association rules.

Key words: data mining, self-organizing map, association rules, co-occurrence data, video data

1 はじめに

近年、データベースをはじめデジタル技術の進歩と相俟って種々の大量の情報が蓄積されてきており、その大量情報の有効活用が求められている。その重要な課題の一つとして、“データマイニング”や“データベースからの知識発見”という研究が盛んになり、その手法の実用化も始まっている。そこで用いられるアルゴリズムは、分類、クラスタリング、決定木、相関ルールなどが主要なものである。これらは、従来、文献情報を対象にした情報検索の研究分野や、機械学習などの人工知能分野で研究開発されたものであるが、データマイニングは、これらを超大規模なデータに適用して、そこから有用な知識を発見しようとする試みである。[1], [2], [3]

我々は、大規模な(約10万件)文献情報を対象に、文献の中に共出現する重要ターム(キーワード)間の情報に注目した相関ルール抽出アルゴリズムを開発してきた。これは、共出現タームペア集合を自己組織化マップによってクラスタリングし、そのクラスから相関ルールを抽出することによって、与えられた文献集合の特徴を表す概念マップを創出できるものである。[10]我々は、このアルゴリズムを大量の画像データに適用し、有用なデータマイニングを行った実験の試みを報告した。[11]上記のアルゴリズムは、文献集合のキーワードが要素であるが、画像データの場合は、画像の中のある単位ブロック(例えば、 20×20 ピクセル)がその要素となり、それは、画像の部分を表す特徴パターンのセルと見なすことができる。本稿では、このアルゴリズムを、ビデオ映像に適用し、ビデオ映像の自動索引付け法についての実験を試みた。この手法は、我々が開発しているHI-AMSのデータ評価エージェントの機能の一つである。2章では、我々の開発したデータマイニング法について、3章では、実験結果について、つづいて4章では、HI-AMS上のデータマイニングを述べ、最後の章でまとめを行っている。

2 共出現ルール法

我々の提案している共出現ルール法 [11] について説明する。ここでは対象を画像集合とし、次のような3段階の処理からなる。

1. 画像情報のマッピング

2. 共出現セルの抽出

3. 共出現セルのクラスタリング

2.1 画像情報のマッピング

画像情報を $M \times N$ 単位のブロックに分割し、各ブロックに対してニューラルネットワークの一種である Kohonen の自己組織化マップ (Self-Organizing Map: 以下 SOM) [9] を用いる。これにより、マッピングされたブロックを1画像のなかの特徴パターンの分布とみなすことができる。このブロックをパターンセルとする。SOM は、1990年に T.Kohonen によって提案されたパラダイムであり、ベクトルで表される入力パターン間の位相関係を、学習アルゴリズムにより発見、分類して位相地図を組織化する2層のネットワークである。このときベクトルの各成分はパターンの要素に対応している。

この結果得られた地図は、ネットワークに与えられたパターン間の自然な関係構造を表している。ネットワークは処理ユニットの入力層と競合層の組み合わせであり、教師なし学習により訓練される。入力パターンは競合層で活性化されるユニットにより分類される。パターン間の類似は競合層のグリッド上の近さの關係に写される。

訓練が終了した後、パターン関係やパターングループが競合層で観察される。

SOM によるマッピングの過程において、ブロックに分割する場合の M と N の値が重要となる。あまり細かく分割すると画像中に出現している物体の特徴の一部分しかとらえることができない。逆に大きすぎるとそれぞれのブロックの特徴のとらえかたがあいまいになる。いずれにしても、このブロックの切り出し方によって特徴パターンの分布は異なってくる。

22	13	13	19	19
10	5	21	19	19
15	13	21	19	19
23	10	22	13	3

図1 SOMによるマッピング例

2.2 共出現パターンセルの抽出

SOM によってパターン化されたすべての画像中のパターンセルに対して共出現語対抽出アルゴリズムを適用し、パターンセルの共出現関係を求める。

- 共出現関係

画像の中のパターンセル間の共出現関係を得るために同じ画像中に共出現するパターンセルの対 (共出現対) を求める。

定義 1 画像集合 G を

$$G = (G_1, G_2, \dots, G_n) \text{ とする.}$$

ドキュメント集合から抽出されるパターンセルを $CELL_k = (c_{1k}, c_{2k}, \dots, c_{nk})$, (c_{ik} は画像 G_i のパターンセル) とすると、共出現対は

$$C(CELL_k, CELL_h) = \{[c_{ik}, c_{ih}] | c_{ik} \in G_i, c_{ih} \in G_i\} \text{ となる.}$$

定義 2 $C(CELL_k, CELL_h)$ に重みを付けるために、 $CELL_k$ と $CELL_h$ の間の距離 (結合度) を次のような関数で与える。

$$f(CELL_k, CELL_h) = \frac{\text{freq.of} C(CELL_k, CELL_h)}{\sqrt{[\text{freq.of} CELL_k \times \text{freq.of} CELL_h]}}$$

ここで、 $\text{freq.of} CELL_k = \sum t_{ik}$
 $\text{freq.of} CELL_h = \sum t_{ih}$

- 共出現対の抽出アルゴリズム

次にこの定義に基づいた共出現対の抽出手順を示す。

共出現対の抽出では、パターンセル間の組み合わせが考えられ、画像内の共出現回数を求めるために、 $n(n-1) \times m$ 回の計算を必要とする。ここで、 n は画像中から抽出されたパターンセル数、 m は画像枚数を表す。

step1 画像集合からパターンセルを抽出し、パターンセルの出現頻度の降順にソートした候補リストを準備する。

step2 候補リストを得た元の画像集合を対象に、候補リストの各パターンセルを検索要素とした検索を行なう。

表 1: 共出現語対データの例

C_1	C_2	f_1	f_2	cof	$cohesion$
15	21	206	65	37	0.42

step3 その検索結果の集合から候補リストと同様にパターンセルを切り出し、頻度の降順にソートする。ここで、検索語となったパターンセル (頻度統計の第 1 位のもの) とそれ以外のパターンセル (第 2 位以降からある頻度以上のものまで) との組み合わせが、共出現対である。このとき、第 2 位以降のパターンセルの頻度は第 1 位のパターンセルとの共出現回数を示している。

step4 候補リストの全てのパターンセルについて、**step2,3** を繰り返す。

step5 得られた共出現語に対して、定義 2 による結合度を計算する。このようにして得られた共出現対のデータは表 1 に示すような属性をもったリレーションとして表される。

ここで C_1, C_2 はパターンセル、 f_1, f_2 はそれぞれのパターンセルの頻度、 cof は共出現する頻度、 $cohesion$ は結合度を表す。

このアルゴリズムを画像データに対して適用させた例を以下に示す。まず、表 2 のような関係データベースを考える。

表 2: 画像とパターンセルのデータベース例

画像 No.	パターンセル
1	0, 6, 14
2	4, 6, 21
3	0, 4, 6, 21
4	4, 21

これに共出現対抽出アルゴリズムを用いると図 1 のようになる。この場合には、# は画像 No. を、 C_1, C_2 はパターンセルを表し、 f はそのパターンセルの頻度、 cof は共出現の頻度を表す。

#	C	C	#	#	f	C	C1	C2	f1	f2	Cf
1	0	0	1	1	2	0	0	14	2	1	0 6 2 3 2
1	6	0	3	3	2	0	0	21	2	3	4 6 3 3 2
1	14	4	2	2	3	4	4	0	3	2	4 21 3 3 3
2	4	4	3	3	3	4	4	6	3	3	6 21 3 3 2
2	6	4	4	4	3	4	4	21	3	3	4 21 3 3 3
2	21	6	1	1	3	6	4	21	3	3	4 21 3 3 3
3	0	6	2	2	3	6	6	0	3	2	6 0 3 2 2
3	4	6	3	3	3	6	6	0	3	2	6 0 3 2 2
3	6	14	1	1	1	14	6	4	3	3	6 4 3 3 3
3	21	21	2	2	3	21	6	14	3	1	6 14 3 1 1
4	4	21	3	3	3	21	6	21	3	3	6 21 3 3 3
4	21	21	4	4	3	21	6	21	3	3	6 21 3 3 3

#	f	C	C1	C2	f1	f2
1	3	6	6	0	3	2
1	2	0	6	14	3	1
1	1	14	0	14	2	1
2	3	4	4	6	3	3
2	3	6	4	21	3	3
2	3	21	6	21	3	3
3	3	6	6	4	3	3
3	3	4	6	0	3	2
3	2	0	6	21	3	3
3	3	21	4	0	3	2
4	3	4	4	21	3	3
4	3	21	0	21	2	3
			4	21	3	3

図1: 共出現対抽出の過程

	0	1	2	3	4	..
0	1.00	0.00	0.53	0.00	0.70
1	0.00	1.00	0.00	0.54	0.00
2	0.53	0.00	1.00	0.00	0.54
3	0.54	0.54	0.00	1.00	0.68
4	0.70	0.00	0.00	0.68	1.00
..

図2 入力パターン例 (結合度を用いる)

- (1) Cでソート
- (2) Cの頻度 (f) を求める
- (3) #でソート
- (4) それぞれで組み合わせをとる
- (5) C1, C2の順にソート
- (6) ペアの頻度 (Cf) が n 以上のもの (ここで は 2) を取り出す

2.3 共出現集合のクラスタリング

パターンセルの特徴ベクトルを生成する際に、得られた共出現関係を用いる。対象となる画像集合から、出現頻度の高い共出現関係をもつパターンセルを取り出し、これらの共出現対の結

合度をパターンセルの重みとして与える。入力パターン例の一部を図2に示す。こうして得られた特徴ベクトルにSOMを適用して学習を行わせる。こうして得られたマップでは自動的に関連の強いパターンセルが近くにまとめられる(図3)。

3 実験

3.1 実験データ

まず、ビデオ映像に対してあらかじめ手動によりカットを切り出しておく。そして、カットからサンプルとなるフレームを取り出す。今回の実験ではコンピュータと人間のチェスの対戦のビデオ映像(カラー情報)を対象とした。このフレームをクラスタリングすることにより、カット映像の索引付けを行なった。

10, 15 20, 22	8	19
13	23	6 17, 9
0, 7 12, 21	18 14, 24	1, 2, 4 5, 11

図3 共出現集合のクラスタの例

3.2 実験方法

1. 縦120×横160のフレームを縦30×横32のセル(20個:4×5)に分割する。
2. 各フレームごとにパターンセルの画素を入力ベクトル(30×32×3(RGB))としてSOMによる学習を行う。出力結果には5×5のマップを用いた。このマップのクラスタのアドレスで各フレームのマッピングを行なう。
3. 各フレームごとにパターンセルのヒストグラムを求め、頻度が2以上のものを対象に候補リストを作成する。
4. これらの集合に共出現語対抽出アルゴリズムを適用する。
5. 共出現対の結合度(cohesion)を入力ベクトルとし、共出現対集合の自己組織化マップによりクラスタリングする。SOMの入力ベクトルは25で、結果の出力には3×3のマップを用いた。
6. 得られたクラスタから共出現対集合を取り出す。
7. この共出現対集合によって画像の索引付けを行う。

3.3 実験結果

図4に示すような15枚のカットに対して、索引付けを行なった結果を図5に示す。ここでは得られたクラスタから人物画像を含むような共出現対を取り出し、索引付けを行なった。



図4 索引付けする前のカット

4 データマイニングと HI-AMS

データベースからの知識発見、あるいはデータマイニングの処理は、データ選択、データの前処理、データ変換、データ解析、そして解釈と評価という5段階を経る。我々の開発しているアクティブ・メディアエージェンツ・システム: HI-AMSは、協調情報エージェンツ技術と能動データベースを統合したものであり、分散環境統合やメディア統合に適応できるアーキテクチャになっている。我々は、以前に、HI-AMSのもとでの協調マルチメディア情報収集法を示した。[8]そこでは、情報収集エージェンツ(ロボット)により、Webドキュメントの公開された画像ファイルを収集し、それらを自動的に分類・管理し、画像データベースとして利用者に提供するシステムについて述べた。複数の情報収集エージェンツが、ある計画のもとで協調しながら画像ファイルを収集する。このエージェンツ協調のために能動データベースのECAルールが適用される。収集された画像データは、データベースシステムに格納され、自己組織化マップにより自動クラスタリングされる。また、類似



図5 索引付けの例

画検索としてのインタフェースには、ECAルールにより実体化ビューが生成される。協調エージェントによる、これら一連の処理が能動データベース上で行われる。本稿でのビデオ映像の自動索引付けについても、このHI-AMSの上で実験された。ロボットのかわりに、センサーエージェントが起動し、データ評価のエージェントのところで、相関ルールと自己組織化マップを組み合わせた共出現ルール法が用いられた。

5 おわりに

われわれは、画像のパターンセルの共出現関係に注目した共出現ルールアルゴリズムを提案し、ビデオ映像のカットに対する索引付けを行った。人物の写っているカットの索引付けによる結果を示した。今回は映像のコンテンツ情報(RGB)を用いて索引付けを行なったが、コンテンツ情報のみではなく、ビデオ情報の2次情報(音声、シナリオ、登場人物)などと組み合わせたほうが、より意味のある索引付けを行なうことができると思われる。

今後の課題として、

1. ビデオ情報の2次情報(音声、シナリオ、登場人物)と組み合わせた手法の開発
2. 美術画などのRGB画像への適用

などがある。

参考文献

- [1] Alex, A.F., and Simon, H.L., "Mining Very Large Databases with Parallel Processing", Luwer Academic Publishers, 1998.
- [2] Fayyas, U.M., Djorgovski, S.G., and Weir, N., "Automatic teh Analysis and Cataloging of Sky Surveys", In Advances in Knowledge Discovery and Data Mining, pp.471-493, AAAI Press/MIT Press, 1996.
- [3] Fomg, J. (Edt.), " Data Mining , Data Warehousing & Client / Server Databases ", Proc. 8 the Int. Database Workshop , Springer , 1997.
- [4] Chang , S. , "Exploring Fomctionalites in the Compressed Image / Video Domain ", ACM Computing Serveys , Vol.27 , No.4 , pp.573-575 , 1995.
- [5] Lienhart , R .,Pfeiffer , S. , and Effelsberg , W. , "Video Abstracting ", CACM , vol.40 , No.12 ,1997.
- [6] 長坂晃朗, 田中 讓: カラービデオにおける自動索引付け法と物体探索法, 情報処理学会論文誌, Vol.33, No.4, pp.543-550, 1992.
- [7] 波多野 賢治, 亀井 利之, 田中 克己: 多段階自己組織化マップによるビデオ映像記述支援と類似シーン検索, 情報処理学会論文誌, Vol.39, No.4, pp.933-942, 1998.
- [8] 保木大典, 片山幸治, 仲川亜希, 小西 修: 協調マルチメディア情報収集法, 情処研報, Vol.97, No.56, 97-DBS-113, pp.335-340, 1997.7.
- [9] Kohonen. T. , Self - Organizing Maps , Springer , 1995.
- [10] 小西 修: アクティブ・メディアエーション・システムの設計と実装 -エージェント型データベースの研究-, 平成9年度科学研究費重点領域研究「高度データベース」東京ワークショップ講演論文集, pp. 260-275, 1997年6月.
- [11] 仲川亜希, 片山幸治, 金山智一, 小西 修, 菊地時夫: 画像データベースのためのデータマイニング法の拡張, 情処研報, Vol.98, No.34, pp71-78, 98-DBS-115, 1998.5.