

F-031

帰納論理プログラミングを用いた野球ダイジェスト制作システム

Baseball Digest Production System using Inductive Logic Programming

宮崎 勝† 柴田 正啓† 八木 伸行†

Masaru Miyazaki Masahiro Shibata Nobuyuki Yagi

1 はじめに

放送局では夜のスポーツニュースなどでその日に行われたスポーツの試合ダイジェストを放映するのが一般的であるが、データ放送などによる野球の試合メタデータ配信も増えてきており、放送局側だけでなく受信機側でダイジェスト映像の生成を行える可能性も高くなってきた。番組制作者のダイジェスト制作手法を受信機側で実現することができれば、視聴者の都合に合わせた柔軟なダイジェスト映像の提供が可能となる。本稿は、野球の試合メタデータに対して帰納論理プログラミングの技術を適用することで、手作業で制作したダイジェスト映像の情報からハイライトシーンの概念定義を帰納学習する手法を提案する。番組制作者が持つノウハウを獲得する枠組みを実現することにより、ハイライトシーンの候補となる複雑な試合状況を容易に抽出し、ダイジェスト映像の制作に利用することが可能となる。

2 従来のダイジェスト制作手法

スポーツのダイジェスト映像制作においては、番組制作者が試合映像を見ながら重要と思われるシーンを取り出し、編集を行うのが一般的である。このため、制作者には野球への造詣が深いことはもちろん、ハイライトシーン選択に関する高度なノウハウや編集スキルが必要とされる。ダイジェスト映像の自動作成に関しては、音響データを利用してハイライトシーンを抽出する手法 [1] や様々なマルチメディア情報を組み合わせて打撃シーンの抽出を行う手法 [2] などが提案されているが、これらは白熱するシーンを自動で抽出する手法であり、個々の番組制作者のノウハウを獲得する機能を提供してはいない。制作者があるシーンを重要であると判定するにはそれなりの根拠があると考えられ、制作者が作成したダイジェスト映像からその根拠を知識として学習、蓄積することができる枠組み提案することにより、番組制作の知識やノウハウを積極的に利用したダイジェスト制作システムが実現できる。

3 帰納学習によるハイライトシーン抽出

ダイジェスト映像制作を省力化するアプローチとして、試合状況を記述したメタデータの利用は有効である。打撃シーンなどの重要シーンにタグ付けが行われていれば、それらを集めることによって、ダイジェスト映像を自動生成することができる。しかし、実際に人手で制作されたダイジェスト映像には、ホームランなどの打撃シーンに限らず、惜しいシーンやチャンスのシーン、またはその時期に注目されている選手に関わるシーンなどが選ばれていることも多い。観客の気持ちが高まる複

雑な状況を抽出し、魅力的なダイジェストを作成するためには、試合状況からシーンの重要度を判定する手法が必要となる。

筆者らは、SemanticWeb の分野で用いられているオントロジー技術をメタデータに適用することにより、重要シーン情報をメタデータに自動付加することができるダイジェスト制作システムを提案している [3]。あらかじめ盛り上がる試合状況をオントロジー上に定義しておくことで、入力された試合メタデータを自動で解析し、「ヒット」などの状況に対して「逆転のヒット」といったより高度なメタ情報を付加して試合知識ベースに蓄積することができる [4]。番組制作者が事前にこのような定義を作成しておくことにより重要シーンを容易に検索することが可能となるが、あらかじめ定義を作成するコストや定義の汎用性の問題から、制作者が手作業で選択したハイライトシーンの特徴を用いて「どのような状況がハイライトシーンであるか」という一般的な概念を自動的に学習する仕組みが求められる。

3.1 帰納論理プログラミングの利用

制作者が作成したダイジェスト映像からの概念抽出は、例からの帰納学習と考えることができる。筆者らはハイライト概念を帰納学習する手法として、帰納論理プログラミング (ILP) [5] を利用した。ILP は述語論理上で帰納推論を展開する枠組みであり、様々な分類問題において分類のための規則を得ることを目的としている。前述したダイジェスト制作システムに ILP 処理系である Progol [6] を導入し、制作者のノウハウを帰納推論する枠組みを試作した。本システムの概要を図 1 に示す。

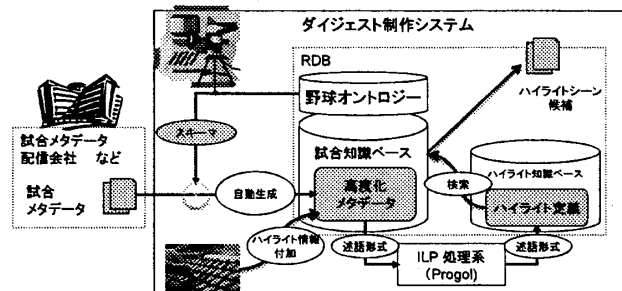


図1 ILPを用いたダイジェスト制作システムの概要図

3.2 ILPを用いたハイライト定義の学習

Progolによる学習で必要となるのは、学習したい目標概念、概念に対して与えられる事例（正例/負例）、および背景知識である。野球のハイライトシーン学習において、目標概念は「どのようなシーンがハイライトシーンとしてふさわしいか」であり、正例は「ハイライトとして選ばれたシーン」、負例は「ハイライトとして選ばれなかったシーン」、背景知識は「あるシーンの試合状況（SBO情報や投手や打者の名前、打撃結果など）」に対応する。これらはすべて Prolog 述語形式で ILP 処理

†NHK 放送技術研究所 (人間・情報)

系に入力する必要があるが、ダイジェスト制作システムで利用されている XML 形式の試合メタデータは Prolog 述語形式へ一意に変換可能である。Progol への入力となる述語の例を表 1 に示す。

表 1 ILP への入力述語の例

	Prolog 形式の述語
正例	highlight(scene0110102).
負例	:- highlight(scene0120404).
背景知識	strike(scene0110102, 2).
	ball(scene0110102, 1).
	onBase(scene0110102, first).
	...

Progol は正例と背景知識を用いてハイライトシーン定義の仮説群を生成する。正例を最も多く説明し、負例を最も少なく説明するような仮説の探索を行い、最も評価値の高かった仮説をハイライトシーンの概念定義として出力する。Progol の出力例を図 2 に示す。

```
highlight(A):-hasevent(A,B),batkind(B,homerun).
highlight(A):-onbase(A,second),onbase(A,third),strike(A,2).
highlight(A):-hasEvent(A,B),onbase(A,first),out(A,2),
                batKind(B,grounder).
```

図 2 Progol の出力例

最初の出力は、「ホームランシーンがハイライトシーンである」という概念定義を、2つめの出力は、「ランナー二塁三塁、2ストライクという状況がハイライトシーンである」という概念定義を表している。1つめの定義は容易に想像のつくものであるが、2つ目は打撃結果に関わらず注目すべきシーンを表しており、単純な安打シーンだけでなく、得点のチャンスといった複雑な状況をハイライト概念定義として得られることがわかる。本システムでは、このように得られたハイライト概念定義をハイライト知識ベースに蓄積し、試合知識ベースからのシーン検索に利用することができる。学習されたハイライト概念定義は Prolog の述語形式で表わされているため、知識ベースへの問い合わせ言語に自動的に変換することで、シーンの検索を行う。

4 実験

本システムを用いて実際の試合データからハイライト概念定義を取り出す実験を行った。まず、プロ野球の 20 試合分の試合メタデータを人手で作成し、それぞれのメタデータに対し、夜のスポーツニュースでダイジェスト映像として選ばれたシーンに対して手作業でハイライト情報を付加した。ハイライトシーンとして選ばれたシーンを正例、選ばれなかったシーンを負例、それらのシーンに関する SBO カウントや進塁情報などを背景知識として抽出したところ、各試合平均して約 10 個の正例、約 282 個の負例および約 6872 個の背景知識が含まれていた。これらのデータを用い、Progol による帰納推論処理を行った。

まず試合ごとにハイライト定義の学習を行い、得られたハイライト定義を用いてその試合からのシーン抽出を行った結果を表 2 の実験 1 に示す。これは、1 試合の平均ハイライトシーン数 10 個に対して得られたハイライトシーン定義数が平均 3.45 個であり、その定義がその試合の実際のハイライトシーンの約 6 割を正しく表現で

きていることを表している。

次に、ランダムに選択した 10 試合を訓練データとして帰納学習を行った後、得られたハイライト定義を残りの 10 試合に適用してシーン検索を行った。これを 10 回繰り返した結果の平均値を表 2 の実験 2 および 3 に示す。実験 2 は正例・負例を用いた結果、実験 3 は正例のみを用いた結果である。実験 2 では、「得点シーン」といった試合に共通するような定義が得られ適合率は上がるものの、各試合特有の盛り上がる状況を抽出できなかったため、再現率が低くなっている。実験 3 では、試合特有の複雑な状況が定義として数多く得られたが、他の試合に適用できる汎用性がないため、適合率が低くなってしまっている。定義の一般性を調整するために、非ハイライトシーンである負例の与え方についても検討が必要である。

表 2 シーン検索実験結果

	獲得定義数	適合率	再現率
実験 1 (試合平均)	3.45	1.0	0.58
実験 2 (10 回平均)	4.44	0.61	0.44
実験 3 (10 回平均)	26.8	0.13	0.65

5 おわりに

本稿では、帰納論理プログラミングの手法を用いて人手で作成したダイジェストからハイライトシーンの概念定義を自動的に学習する枠組みを提案した。ハイライトシーンを選択する根拠は各試合特有の状況に大きく影響されることが明らかになったため、イベントの前後関係など試合の流れを表現するパラメータを背景知識に加えることで、他の試合にも適用できるより一般的なハイライト定義を抽出することができると考えられる。今後は、筆者らが開発した野球オントロジーの概念定義や、試合の流れ、選手などに関するより詳細な情報を背景知識として用いることを検討し、より高精度なハイライトシーン抽出を目指していく。

参考文献

- [1] Yong Rui, et al. Automatically extracting highlights for tv baseball programs. In *MULTIMEDIA '00: Proceedings of the 8th ACM international conference on Multimedia*, 2000.
- [2] Mei Han, et al. An integrated baseball digest system using maximum entropy method. In *MULTIMEDIA '02: Proceedings of the 10th ACM international conference on Multimedia*, 2002.
- [3] 宮崎ほか. 野球知識ベースを用いたダイジェスト制作システムの開発. FIT2007, 第 6 回情報科学技術フォーラム, Vol. 2, No. F-044, pp. 445-446, 2007.
- [4] Masaru Miyazaki, et al. OWL metadata framework for a baseball Q&A system. In *Proceedings of the Poster Track, 5th International Semantic Web Conference*, 2006.
- [5] S.Muggleton. Inductive logic programming. *New Generation Computing*, Vol. 13, No. 4, pp. 295-318, 1991.
- [6] S.Muggleton. Inverse entailment and progol. *New Generation Computing*, Vol. 13, No. 4-5, pp. 245-286, 1995.