

# ターニングポイントの解析に基づくダイジェスト作成方式

橋本隆子<sup>†1,†2</sup> 白田由香利<sup>†3</sup>  
飯沢篤志<sup>†1,†2</sup> 北川博之<sup>†4</sup>

近年、放送のデジタル化により、各種のメタデータが付加されたビデオコンテンツの配信がさかんになっている。このようなデジタル放送環境において、動的なダイジェスト生成は重要なアプリケーションの1つである。我々はこれまで利用者の嗜好を反映させたパーソナルなダイジェスト生成方式 (Personal Digest Making Scheme, PDMS) の研究を行ってきた。PDMSでは、加点事象のような成功プレイの重要度を判定することは可能であったが、もし成功していたら試合の流れを変えたかもしれない惜しかったシュートのような、不成功プレイの重要度を判定することはできなかった。本稿では、ダイジェスト作成のための新しい概念として「ターニングポイント解析」を提案する。ターニングポイント解析は、スポーツの各種試合における「勝利確率 (Winning Probability, WP)」に基づいている。勝利確率とは、試合の経過時間とその時点における得点差 (ホームチームの得点からアウェイチームの得点を引いた値) が与えられたとき、最終的にホームチームがアウェイチームを破って試合に勝利する確率を示すものである。勝利確率を利用することにより、成功プレイのみならず、不成功プレイの重要度を判定することが可能となり、より正確なダイジェスト生成を実現できる。本稿ではターニングポイント解析をサッカーの試合を例にとって説明し、実際のサッカーの試合に適した評価結果を述べる。

## Digest Making Method Based on Turning Point Analysis

TAKAKO HASHIMOTO,<sup>†1,†2</sup> YUKARI SHIROTA,<sup>†3</sup> ATSUSHI IIZAWA<sup>†1,†2</sup>  
and HIROYUKI KITAGAWA<sup>†4</sup>

Content providers have recently started adding a variety of meta data to various video contents. Digest viewing that uses the meta data is a new application in the digital broadcasting era. To build personal digests, we have developed a digest making method named PDMS (Personal Digest Making Scheme). PDMS extracts significant scenes and constructs digests automatically using the video program meta data. In PDMS, only a successful play event such as a goal that scored was considered significant, and a misplay event, such as a shot that did not score was not taken into account, although such event may affect game progress. This paper introduces a new concept of turning point analysis. The turning point analysis is based on a winning probability for sports programs. Winning probability indicates the probability of a home team beating an away team at the end of the game, given the current score and the time elapsed since the beginning of the game. Using the winning probability, we can more precisely evaluate the significance of each event, not merely a successful play but also a misplay. This paper presents turning point analysis for soccer matches. It also gives evaluation results of this turning point analysis for a recently broadcasted professional soccer matches.

†1 株式会社次世代情報放送システム研究所  
Information Broadcasting Laboratories, Inc.  
株式会社リコーより次世代情報放送システム研究所へ兼任出向中  
The authors are partly on loan from Software Research Center, Ricoh Company, Ltd. to Information Broadcasting Laboratories, Inc.

†2 株式会社リコー画像システム事業本部ソフトウェア研究所  
Software Research Center, Imaging System Business Group, Ricoh Company, Ltd.

†3 学習院大学経済学部  
Faculty of Economics, Gakushuin University

†4 筑波大学電子・情報工学系

## 1. はじめに

近年、放送のデジタル化が世界規模で急速に進展しており、各種のメタデータが付加されたビデオコンテンツの配信がさかんになっている。たとえば、スコアや選手名、プレイの情報、関連 Web ページのアドレスなど、各種のメタデータが付加された野球番組がデジ

Institute of Information Sciences and Electronics, University of Tsukuba

タル放送において配信されている．ビデオメタデータを利用したアプリケーションの1つに動的なダイジェスト生成がある．ビデオコンテンツに付加されたメタデータを利用して受信端末上で自動的にダイジェストを生成し、提示するサービスである．利用者の視聴時間やコストを軽減することが可能となる．そこで本稿では、ビデオメタデータを利用したダイジェスト生成方式について提案する．

我々はビデオメタデータを利用して利用者の嗜好を反映したパーソナルなダイジェスト生成方式( Personal Digest Making Scheme, PDMS )についてすでに提案を行っている<sup>1),2)</sup>．PDMSはスポーツ番組を対象とし、基本的なビデオメタデータを利用したルール記述に基づくダイジェスト生成方式である．各種ルールに従ってビデオコンテンツ内で発生した加点や逆転などのプレイの意味的重要度を算出し、利用者ごとの重要シーンを抽出する．

PDMSの特徴は加点や逆転などの成功プレイの重要度を動的に算出できることにある．しかし、より正確なダイジェスト生成を実現するためには、成功プレイのみならず、得点に至らなかった不成功プレイの重要度を算出できる仕組みが必要となる．たとえば、8対2で終了したサッカーの試合があったとする．この試合においてホームチームの8点目のゴール( その時点におけるスコアは7対1 )と、スコアが2対2の状況におけるアウェイチームの得点に至らなかった惜しかったシュート( 不成功 )のどちらの重要度が高いであろうか？ もしこの惜しかったシュートが成功していたならば、アウェイチームは逆転に成功し、その後の試合の流れが変わったかもしれない．この点を考慮すると、この惜しかったシュートのほうが8点目のゴールよりも重要と認識される場合がある．PDMSではこのような不成功プレイの重要度を判定することができなかった．

この課題を解決するために、我々はダイジェスト生成における新しい概念である「ターニングポイント解析( Turing Point Analysis )」を提案する．ターニングポイント解析は、スポーツの各種試合における「勝利確率」に基づいている．勝利確率とは、試合の経過時間とその時点における得点差( ホームチームの得点からアウェイチームの得点を引いた値 )が与えられたとき、最終的にホームチームがアウェイチームを破って試合に勝利する確率を示すものである．勝利確率を利用することにより、成功プレイのみならず、不成功プレイが試合の経過にどのような影響を与えたかを判定することが可能となり、より正確なダイジェスト生

成を実現できる．本稿ではターニングポイント解析をサッカーの試合を例にとりて説明し、実際のサッカーの試合に適用した評価結果を述べる．

本稿は次のような構成になっている．2章で関連研究について述べる．3章で我々の提案するターニングポイント解析について説明を行い、続く4章でPDMSの環境を利用して試作したシステムを紹介する．5章では、実際のサッカー番組に適用した例をあげ、評価を行い、6章で本稿における提案事項と今後の課題をまとめる．

## 2. 関連研究

本章では、ダイジェスト生成の関連研究について述べる．

従来のダイジェスト生成のアプローチには、大きく分けて次の2種類がある．

(A) 画像分析、音声解析などの認識技術を利用して、カメラカット、話者の変化などの検出を行い、重要場面の検索を行う<sup>3)~9)</sup>．

(B) 内容を見ながら、手作業でメタデータを付加し、その情報を利用して重要場面を検索する<sup>1),10)~13)</sup>．

(A)方式の長所は、認識技術を利用しているため、人手を介さずに自動で重要場面が検索できることである．短所は、画像や音声の特徴に強く関係する検索であるため、意味的な信頼度が低く、また一般に認識処理コストが高いことがあげられる．一方、(B)方式では、人手によるメタデータを利用するため、内容に関係した信頼性の高い重要場面の検索が可能となる．しかし、メタデータの付加に時間がかかるという短所がある．

一般にダイジェスト生成には高い信頼性が求められるため、(B)方式のほうが実用であると考えられる．また近年、多くのコンテンツ制作者がメタデータの付加サービスを始めていることもあり、我々は(B)方式によるダイジェスト生成の検討を行うこととした．

(B)方式のメタデータを利用してダイジェストを生成するためには、以下の3つのプロセスが必要となる．

- ① 意味的なまとまりを持つフレーム列を映像シーンとして抽出する．
- ② 各シーンの重要度を判定する．
- ③ 重要なシーンを選択する．

Zettsuらは画像認識処理とメタデータ解析処理を組み合わせて論理的な映像シーンを検索する方式を提案している<sup>11)</sup>．またUshiyamaらは、メタデータによる正規表現を利用した映像シーン抽出方式を提案している<sup>12)</sup>．これらの研究は、上記の①のプロセスに注目

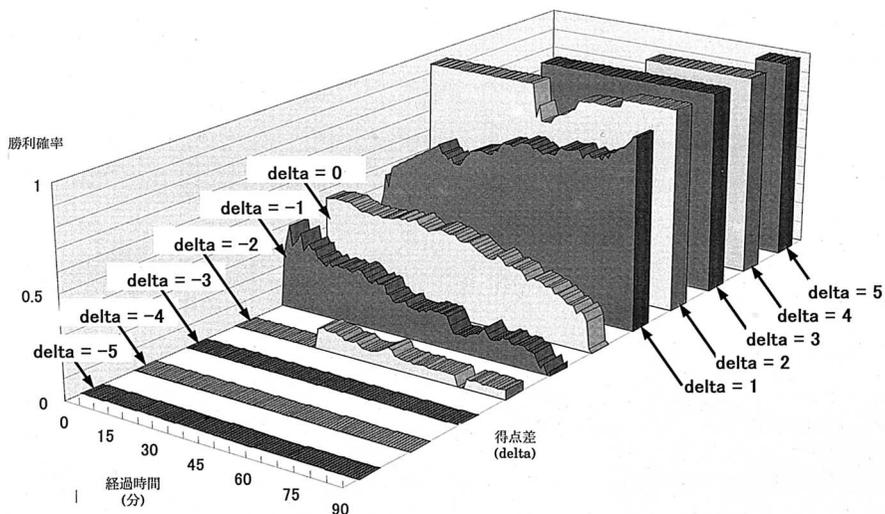


図1  $\text{delta}(\text{得点差}) = \{-5, -4, -3, -2, -1, 0, 1, 2, 3, 4, 5\}$  であるときの勝利確率 (サッカー・J1リーグ 2000年度 240試合から算出したもの)

Fig. 1 The values of winning probability with  $\text{delta} = \{-5, -4, -3, -2, -1, 0, 1, 2, 3, 4, 5\}$  calculated from 240 games of soccer J1 league in 2000.

したものであり、②および③のプロセスを実現する方式の提案はなされていない。Kamaharaらは、野球番組を対象として、ダイジェストの概要を説明するシナリオテンプレートをあらかじめ用意し、それを利用してダイジェストを生成する方式を提案している<sup>7),13)</sup>。この方式はストーリー性を持つダイジェスト生成には適しているが、動的に事象が発生するスポーツ映像に対して、必要なすべてのシナリオテンプレートを用意することは難しい。またこの方式では、加点やヒットなどのスコアブックに関連する情報を変更する事象に対する重要度設定は可能であるが、不成功の事象に対する重要度を設定することはできない。より正確性の高いダイジェストを作成するためには、前章で述べたような不成功の事象の重要度を判定する仕組みが必要となる。

### 3. ターニングポイント解析

本章では、我々が提案するターニングポイント解析を説明する。我々の提案するターニングポイント解析は、勝利確率 (Winning Probability, WP) に基づく解析方式である。ある試合に対して、WPを特定した、試合ごとの勝利確率を“Game Winning Probability (GWP)”と呼ぶ。以下では、具体的にターニングポイント解析の計算方式を説明する。

#### 3.1 勝利確率 (Winning Probability, WP)

本節ではWPを定義する。このWPの定義は「試合の経過時間とその時点における得点差 (ホームチー

ムの得点からアウェイチームの得点を引いた値)が与えられたとき、その時点に対して定義される、最終的にホームチームがアウェイチームを破って試合に勝利する確率」である。WPの値域は0~1であり、式“(1 - WP)”はホームチームが勝たない場合、つまり引き分ける、負ける、またはサッカーなどの場合、延長に突入する確率を示す。

WP値の特徴は以下のとおりである。

- 得点差 (ホームチームの得点からアウェイチームの得点を引いた値)が大きければWP値は大きくなり、小さければWP値も小さくなる傾向にある。つまり、得点差が大きいかほど勝利確率は高くなる。
- 得点差が正值のとき、試合の経過時間が大きくなるほど、WPの値も大きくなる傾向にある。これは逃げ切る確率が高くなるからである。

WPは関数  $w_p(t, \text{delta})$  と表現する。ここで  $t$  は試合経過時間を、 $\text{delta}$  は得点差 (ホームチームの得点からアウェイチームの得点を引いた値)を示す。たとえば、 $w_p(20, -2)$  は、試合開始後20分で、得点差が-2であるような状況におけるWP値を示す。 $w_p(t, \text{delta})$  の関数は過去の試合の記録データを利用して求めることが可能である。

たとえばサッカーの試合に関して、 $w_p(t, \text{delta})$  を求めた結果の例を図1および図2に示した。これらは2000年のJ1リーグにおける240試合の記録データをもとに計算した値である。図1は  $0 \leq t < 90$  として、

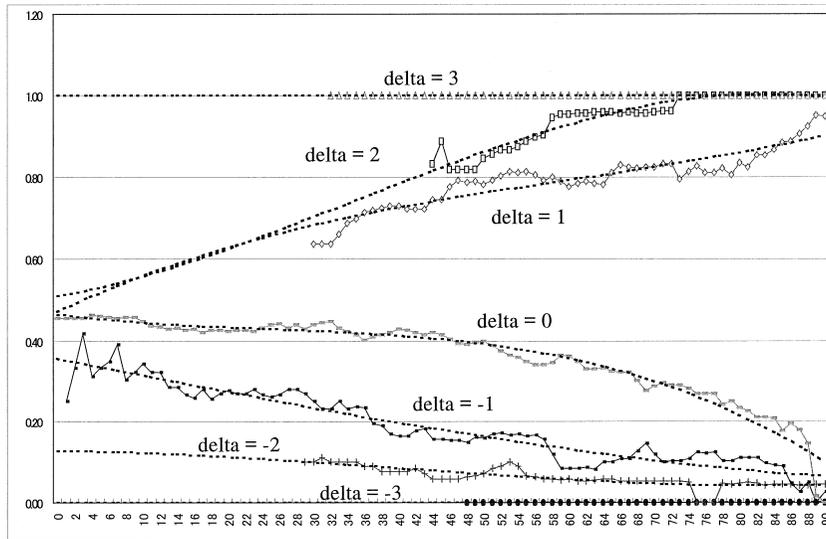


図2 多項式近似による関数  $w_p(t, \delta)$  ( $\delta = \{-3, -2, -1, 0, 1, 2, 3\}$ )

Fig. 2 Functions  $w_p(t, \delta)$  by regression analysis.

サッカーの基本的な試合時間である 90 分以内にホームチームが試合に勝利する確率である。このほかに延長して勝利する確率 ( $0 < t < 120$ )、引き分ける確率 ( $0 < t < 120$ ) がある。delta の範囲は  $-5$  から  $+5$  の間とした ( $\delta = \{-5, -4, -3, -2, -1, 0, 1, 2, 3, 4, 5\}$ )。

図 1 において、x 軸は試合の経過時間  $t$  (分)、y 軸は得点差  $\delta$  を示す。z 軸は WP の値を示す。たとえば  $\delta = 0$  のとき、試合開始時 ( $t = 0$ ) において WP 値は 0.46 である。0.5 を下回っている理由は、図 1 における WP は 90 分以内の勝利確率を表現したものであり、引き分けや延長の場合は含まれていないからである。同様の理由により、同じ  $t$  値の場合、 $\delta = -1$  の WP 値と  $\delta = 1$  の WP 値を足しても 1 を下回る。また、 $\delta = 1$  のときの WP を見ると分かるように、経過時間  $t$  が増加するに従い、WP 値も増加傾向にある。

次に  $\delta = 2$  のときの WP 値を見てみる。試合開始直後の WP 値は 1 であり、 $t$  が大きくなるにつれ WP 値は一時的に小さくなり、その後また 1 に近づく。これは試合開始直後に  $\delta = 2$  となる試合の数が少なく、WP を算出すると 1 になってしまうためである。このように試合開始直後などで、サンプル試合数が少ない場合 WP 値の信頼性が低くなることがある。そこで我々は WP の近似値を求めるため、信頼性の低い、サンプル試合数の少ない状態を省いた後、3 次の多項式近似を行い、WP 関数を求めた。図 2 は、 $\delta = \{-3, -2, -1, 0, 1, 2, 3\}$  の各値における WP 値の様子を 1 つのグラフにまとめて描いたものであ

る。サンプル数の少ない不適切部分はグラフ上から削除されている。信頼性が低い不適切部分を除いた WP 値に対する多項式近似結果関数はそれぞれ点線で示されている。計算された WP 関数は前述の特徴を表している。

### 3.2 試合ごとの勝利確率 (Game Winning Probability, GWP)

前節で求めた WP を実際に起こった試合に適用する。実際に起こった試合における WP を試合ごとの勝利確率 (Game Winning Probability, GWP) と呼ぶ。GWP は関数  $gwp(t, \text{gameID})$  で表現できる。ここで  $t$  は試合の経過時間であり、 $\text{gameID}$  は試合の記述子である。図 3 における実線は 2001 年 3 月 3 日に日本において開催されたサッカーの試合、ゼロックス・カップにおける GWP を示している。この試合は 0 対 3 で最終的にアウェイチームが勝利した試合であり、得点が追加されるたびに WP の値が下がっていく様子が図から読み取れる。

ここで WP と GWP の関係について述べる。前述のように WP は与えられた経過時間および得点差において、ホームチームが最終的にその試合に勝利する確率を示す。勝利確率の概念はスポーツ全般において適用可能な概念である。本解析では過去の試合の記録データを使ってあらかじめ算出された WP 関数を使って、新たな試合に対する GWP の計算を行う。以下に GWP を求める手順を示す。

まず、特定試合の任意時刻での得点差を返す関数  $\text{get\_delta}(t, \text{gameID})$  を定義する。関数  $\text{get\_delta}$  は

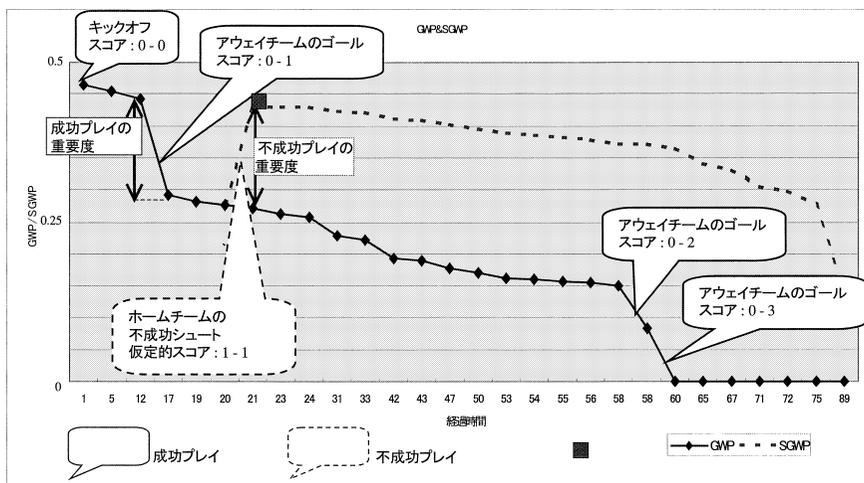


図3 2001年3月3日ゼロックスカップにおけるGWPとSGWP

Fig. 3 An example of GWP and SGWP for a professional soccer match in Japan called the Xerox Cup held March 3, 2001.

試合の経過時間と試合の記述子が与えられたときに、その時点における対象とする試合のホームチームの得点とアウェイチームの得点差を返す。たとえば、あるサッカーの試合 (gameID = 1) において、 $t = 20$  のときにホームチームのゴールが発生し、スコアが1対0になったとする。その場合の  $get\_delta(20, 1)$  は1となる。この  $get\_delta(t, gameID)$  と  $wp(t, delta)$  を利用し、特定の試合に対して、 $gwp(t, gameID)$  を次のように定義することができる。

$$gwp(t, gameID) = wp(t, get\_delta(t, gameID))$$

これが、現在注目している試合に対する WP の値、GWP を返す関数である。

### 3.3 成功プレイの重要度 (Successful Play Importance)

たとえば、サッカーの試合において、ゴールが発生すると GWP は大きく変化する。ゴールのようにスコアに変化を与えるプレイを成功プレイ (Successful Play) と呼ぶ。GWP が大きく変化したとき、そのプレイは重要であると認識できる。GWP の変化値を成功プレイの重要度 (Successful Play Importance, SPI) と定義する。図3では3つのゴールに対して SPI を求めることができる。SPI が大きいプレイが重要なプレイとなる。図3では1点目のゴールの SPI が最も大きく、重要度が高いと認識される。

### 3.4 試合ごとの仮定的な勝利確率 Suppositional Game Winning Probability, SGWP)

前節では成功プレイの重要度を求める方式について述べた。しかしより正確性の高いダイジェストを作成するためには成功プレイの重要度だけでは不十分である。

各種のスポーツ試合において、得点に至らなかったが惜しかったシュートのようなプレイがターニングポイントとなることがあるからである。この惜しかったプレイを不成功プレイと呼ぶ。たとえば、あるサッカーの試合において、惜しかったシュートがあったとする。そのシュートがもし成功していれば逆転できたかもしれない、というようなプレイだった場合、そのシュートは試合の経過において重要な事象となる。ダイジェストを作成するためには成功プレイのみならず不成功プレイの重要度を判定する仕組みが必要となる。我々はこの惜しかったプレイの重要度を「不成功プレイの重要度 (Misplay Importance, MPI)」と呼ぶこととする。我々のターニングポイント解析において、この MPI は試合ごとの仮定的な勝利確率 (Suppositional Game Winning Probability, SGWP) を示してくれる。たとえば「そのシュートが入っていたら勝っていたかもしれない」というプレイは「成功したならば」という仮定的な状況に基づいて、その重要度が判定される。

ターニングポイント解析における SGWP は得点に至らなかったシュートやダイレクトフリーキックなどの不成功プレイに対して算出される。関数  $sgwp$  は「もしそのプレイが成功していたら WP の値はどのようになっていたか」という仮定的な状況における GWP の値を返す。関数  $sgwp(gameID, playID)$  において、 $gameID$  は試合の記述子、 $playID$  はプレイの記述子を示す。以下に SGWP を求める手順を示す。

まずあるプレイにおける仮定的な経過時間を求める関数  $get\_suppositional\_time(playID)$  を定義

する．この関数 `get_suppositional_time` は `playID` で示されたプレイの不成功が確定した時点における経過時間を返す．次に仮定的なスコア関数 `get_suppositional_delta(gameID, playID)` を定義する．この関数は `gameID` で示される試合において `playID` で示されるプレイが成功した場合の仮定的な得点差を返す関数である．これらの関数により，関数 `sgwp(gameID, playID)` は次のように表現することが可能となる．

$$\text{sgwp}(\text{gameID}, \text{playID}) = \text{wp}(\text{get\_suppositional\_time}(\text{playID}), \text{get\_suppositional\_delta}(\text{gameID}, \text{playID}))$$

図3ではホームチームの不成功のプレイ(シュート)に対するSGWP値を求めている．さらに，もしそのシュートが成功していたらその後試合の経過がどのように変化したか，という予想を点線により示した．図3に示すように，もしホームチームのシュートが成功していたならば，スコアは1対1になり，仮定的な得点差は0となる．そしてSGWPの値も0.45に近くなったであろう，ということが分かる．

### 3.5 不成功プレイの重要度 (Misplay Importance)

我々は不成功プレイの重要度 (MPI) を SGWP と GWP の勝利確率の差として定義した (図3)．つまり，高い MPI 値を示すプレイが重要なプレイであると認識される．

しかし実際の試合において不成功プレイの重要度は MPI の値だけでなく，各プレイの質 (Quality of Play, QP) にも依存する．つまり，どの程度惜しかったのかという度合いに依存する．たとえば，あるシュートにおいて，ボールがゴールポストに蹴られ，得点に至らなかった場合，そのシュートの QP 値は高くなる．また，もしもボールがゴールマウスから遠く離れたシュートだったならば，そのシュートの QP 値は低くなる．そこで我々はプレイの QP 値を求める関数として `quality(playID)` を定義した．関数 `quality(playID)` の値域は 0 から 1 であり，MPI の加重とする．これにより不成功プレイの実質的な重要度は， $[\text{MPI}] * \text{QP}$  と表現される．後述する試作システムでは，QP 値は各シュートに対するボールのスピード，ゴールポストからの距離，シュートの種別 (ペナルティキックなど) のデータから決定した．このほかにも，知名度の高い選手のシュートの場合は QP 値を大きくするなどのルールが考えられる．

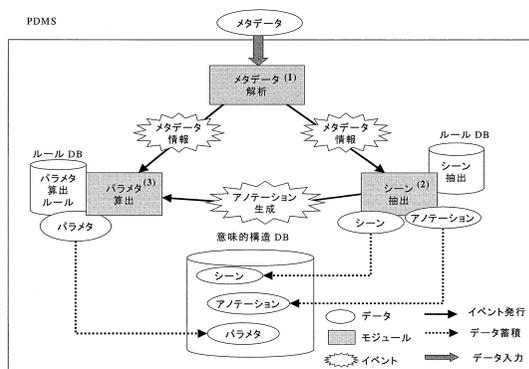


図4 PDMSのシステムアーキテクチャ

Fig. 4 System architecture of PDMS.

### 3.6 意味的な重要度を表現するパラメタ (Significance Parameter)

これまでの議論により，各プレイにおける意味的な重要度を表現する重要度パラメタ (Significance Parameter, SIGP) は以下のように定義できる．

A) 成功プレイのとき： $[\text{SPI}]$

B) 不成功プレイのとき： $[\text{MPI}] * \text{QP}$

ターニングポイント解析では，上記の値を重要度パラメタとして求めている．高いSIGPを持つプレイが意味的に重要であると認識される．

## 4. 試作システム

本方式の試作にあたっては PDMS の実装環境<sup>2)</sup>を利用した．そこで最初に PDMS の実装環境について説明し，次に PDMS の環境を利用して本方式をいかに試作したかについて説明する．

### 4.1 PDMSの実装環境

PDMSはメタデータ解析モジュール，シーン抽出モジュール，パラメータ算出モジュールの3つのモジュールおよびシーン抽出ルール，ステイタスパラメータ算出ルールデータベースおよび意味的構造データベースの3つのデータベースから構築されている (図4)．

PDMSにおいて，ビデオコンテンツおよびメタデータがデジタル放送により配信されると，メタデータ解析モジュールはメタデータを解析し，解析結果をシーン抽出モジュールとパラメータ解析モジュールに送信する．パラメータ算出モジュールは送られてきたメタデータの情報とルールデータベース内のパラメータ算出ルールに基づき，各種のパラメータ値を算出する．シーン抽出モジュールもまた送られてきたメタデータの情報とルールデータベース内のシーン抽出ルールに基づき，シーンを抽出する．算出されたパラメータ値および抽出されたシーン情報は意味的構造データベースに保持さ

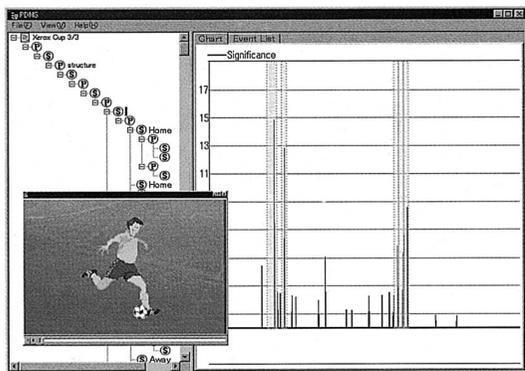


図5 スクリーン例  
Fig. 5 Screen example.

#	t	play	delta	Comment	QP
1	1	shot,0		アウェイチームのヘッディングシュート,不成功	0.1
2	5	shot,0		ホームチームのシュート,不成功	0.3
3	12	shot,0		アウェイチームのダイレクトフリーキック,不成功	0.3
4	17	goal,-1		アウェイチームのゴール,成功	
5	21	shot,-1		ホームチームのシュート,不成功	0.7
6	33	shot,-1		アウェイチームのシュート,不成功	0.1
7	53	shot,-1		アウェイチームのシュート,不成功	0.3
8	56	shot,-1		アウェイチームのシュート,不成功	0.5
9	57	shot,-1		アウェイチームのシュート,不成功	0.7
10	58	goal,2		アウェイチームのゴール,成功	

図6 メタデータ例  
Fig. 6 Meta data example.

れる。利用者のリクエストに応じて、高いパラメタ値を持つシーンを選択しダイジェストが作成される。

#### 4.2 ターニングポイント解析の実装

前節で説明した PDMS 環境においてターニングポイント解析を実装した。図5は本システムの画面例である。実装にあたり、メタデータおよびパラメタ算出ルールを以下のように記述した。なお各記述の文法その他については参考文献2)を参照されたい。

##### 4.2.1 メタデータ

サッカー番組のメタデータとして、本解析方式では、シュートおよびゴールが発生した時点における経過時間とプレイの内容、シュートの場合はそのプレイの質(QP)値について記述したデータを作成した。対象とするイベントは成功すると加点されるイベントとした。たとえばシュートやダイレクトフリーキックなどである。図6はメタデータ記述の例である。左から順に各メタデータの記述子、経過時間(分)、プレイの種別、得点差(delta)、プレイの内容、QP値が記述されている。

本メタデータにおける、各シュートのQP値はボー

表1 プレイの質(QP)値  
Table 1 Quality of play values.

	QP 値			
	速い	中	遅い	
ボールの速度	0.3	0.1	0	
ボールの位置	ゴールポスト	ゴールマウス内	ゴールマウス外	
	0.3	0.2	0	
シュートの種別	ペナルティキック	ダイレクトフリーキック	ドリブル	その他
	0.3	0.2	0.2	0

```

<Significance_Paramater_Calc_Rule>
<rule><trigger> Goal </>
<op>=</>
<value> Get_Successful_Importance(t, delta) </></>
<rule><trigger> shot </>
<op>=</>
<value> Get_Misplay_Importance(t, delta) * Preciseness
</></></>
    
```

図7 パラメタ算出ルール例  
Fig. 7 Parameter calculation rule example.

ルのスピード、ゴールポストからの距離、シュートの種別から自動的に算出される。表1は本メタデータにおけるQP値の決め方を示している。表1で、ボールの位置におけるゴールポストとは、ボールがゴールポストに蹴られたことを。またゴールマウス内とはそのシュートがゴールマウスの中に入るようなコースをたどっており、キーパーやディフェンスにはじかれたことを示す。

たとえば、もしボールのスピードが速く(QP = 0.3)、ボールがゴールマウスの中に入るようなコースをたどっていてキーパーにはじかれ(QP = 0.2)、かつそのシュートはペナルティキックによるものであった(QP = 0.3)場合、QPの値は合計で0.8(0.3+0.2+0.3)となる。

##### 4.2.2 パラメタ算出ルール

前項のメタデータおよびGWP/SGWPの値に基づき、重要度パラメタ(SIGP)の値を算出する。その算出ルールは図7のとおりである。

図7のルールでは、Get\_Successful\_Importance(t, delta)およびGet\_Misplay\_Importance(t, delta)という2つの外部関数を利用する。これらの関数は、それぞれ与えられたtおよびdeltaに対するSPIとMPIを返す関数である。

図7のルールでは、ゴールが発生すると、その時点におけるSPIの値が関数Get\_Successful\_Importanceか

ら返ってくる。その値を SIGP に代入する。またシュートが発生すると、関数 `Get_Misplay_Importance` から返ってきた MPI の値に QP の値を積算し、その結果を SIGP に代入する。

#### 4.2.3 重要プレイの抽出

上記パラメタ算出ルールにより算出された SIGP の値に基づき、PDMS は各プレイのランキングを行う。今回の試作ではプレイのランキングのみを行い、シーンの切り出し処理は実装しなかった。これはサッカーの場合、各プレイに対して、どこからどこまでをダイジェストシーンとして切り出すべきかということを決めることが困難であり、これについては別途検討を行う必要があると考えたためである。そのため本解析方式ではシーン抽出ルールを利用していない。

### 5. 評価

本章では、我々が提案するターニングポイント解析の評価を行う。我々は評価対象として、日本において実際に開催されたサッカーの試合「2001年3月3日に開催されたゼロックス・カップ」を含む3試合を選んだ。表2に、このゼロックス・カップの試合の評価結果である SIGP 値のリストを示した。そこに示されたように、評価結果において、最も重要なプレイはアウェイチームの最初のゴール ( $t = 17$ )、次に重要なプレイは、ホームチームによる惜しかったシュートである ( $t = 21$ ) が、選択されている。

提案方式を評価するため、我々は放送局などのコンテンツプロバイダにより制作された3つのサッカーダイジェスト番組との比較を行った。これらのダイジェストは専門家が見てシーン選択した番組であり、その信頼性は高い。よって、それらを正解とした。表2において「ダイジェスト番組 A, B, および C」の3列が正解を示している。

3番組のうち、ダイジェスト番組 A が 153 秒と最も長い。表2に示されているように、ダイジェスト番組の長さが長いほど、選択されるプレイ数は多くなる。A, B, C すべてのプログラムは重要なシーンを番組の長さに応じて包含していることが分かる。各ダイジェスト番組に対する我々の提案する方式の再現率を計算すると以下ようになる。

番組 A : (9プレイ中8プレイ選択) 89%

番組 B : (5プレイすべて選択) 100%

番組 C : (4プレイすべて選択) 100%

ダイジェスト番組 A の結果と比較したとき、9プレイのうち1つだけ違うプレイを選択しているため、再現率が 89% となっている。しかし、ダイジェスト番組

B および C における再現率は 100% である。この結果は、提案する方式が適切であることを示しているといえる。

以下に、他の試合に本解析を適用した結果を示す。以下の試合は J1 リーグの通常の試合であり、ゼロックス・カップに比べて報道量が少ないため、ダイジェスト番組は2種類となっている。

- 2001年3月10日, J1 リーグ, 東京ヴェルディ対 FC 横浜

この試合はアウェイチームの FC 横浜が延長の末、1対2の逆転勝利を収めた試合である。この試合に関しては、今回の実験では、0 t 90 の範囲では 90 分以内に勝利する勝利確率を、91 分以降は延長して勝利する勝利確率を適用し、SIGP の算出を行った。我々の方式では、以下の5つのプレイが重要プレイのベスト5として解析された。なお [ ] 内は SIGP の値である。

- ① 26分, ホームチームのゴール(成功, 1対0) [0.178]
- ② 46分, アウェイチームのダイレクトフリーキック(不成功) [0.112]
- ③ 81分, アウェイチームのシュート(不成功) [0.088]
- ④ 89分, アウェイチームのペナルティキック(成功, 1対1) [0.128]
- ⑤ 111分, アウェイチームの逆転ゴール(成功, 1対2) [0.708]

以下にダイジェスト番組 A, B の再現率を示す。

番組 A : (5プレイすべて選択) 100%

番組 B : (5プレイ中3プレイ選択) 60%

番組 A では、上記のすべてのプレイがダイジェストに含まれており、我々の方式が選択した不成功プレイが適当であることが示された。しかし番組 B では、上記の①, ②, ⑤のほか、アウェイチームの2本のシュート(不成功)が選択されており、再現率が 60% となっている。

- 2001年4月29日, J1 リーグ, 東京ヴェルディ対清水エスパルス

この試合はアウェイチームの清水エスパルスが1対2で勝利を収めた試合である。我々の方式では、以下の6つのプレイが重要プレイのベスト6として解析された。

- ① 20分, アウェイチームのシュート(不成功) [0.046]
- ② 26分, ホームチームのシュート(不成功) [0.070]

表 2 ターニングポイント解析の結果および TV ダイジェスト番組との比較

Table 2 Results of turning point analysis and comparison extracted scenes with those extracted by TV programs.

t	プレイ情報	delta	成功プレイ			不成功プレイ			重要度パラメータ (0.000~0.100)	ダイジェスト番組		
			GWP	成功プレイの重要度 (SPI)	SGWP	不成功プレイの重要度 (MPI)	QP	MPI+QP		A (153 sec)	B (90 sec)	C (47 sec)
1	1											
	アウェイチームのヘッディングシュート, 不成功	0	0.464		0.298	0.166	0.10	0.017	0.047	○		
2	5											
	ホームチームのシュート, 不成功	0	0.454		0.503	0.049	0.30	0.010	0.010	○		
3	12											
	アウェイチームのダイレクトフリーキック, 不成功	0	0.441		0.295	0.146	0.30	0.044	0.044	○		
4	17											
	アウェイチームのゴール, 成功	-1	0.292	0.149					0.149	○	○	○
5	21											
	ホームチームのシュート, 不成功	-1	0.272		0.431	0.159	0.70	0.113	0.113	○	○	○
6	33											
	アウェイチームのシュート, 不成功	-1	0.222		0.054	0.168	0.10	0.016	0.017			
7	53											
	アウェイチームのシュート, 不成功	-1	0.162		0.080	0.082	0.30	0.025	0.025			
8	56											
	アウェイチームのシュート, 不成功	-1	0.155		0.083	0.072	0.50	0.036	0.036	○		
9	57											
	アウェイチームのシュート, 不成功	-1	0.150		0.084	0.066	0.70	0.046	0.046	○	○	
10	58											
	アウェイチームのゴール, 成功	-2	0.084	0.066					0.066	○	○	○
11	60											
	アウェイチームのヘッディングシュート, 成功	-3	0	0.084					0.084	○	○	○

- ③ 41 分, アウェイチームのゴール (成功, 0 対 1) [0.254]  
 ④ 66 分, アウェイチームのゴール (成功, 0 対 2) [0.056]  
 ⑤ 79 分, ホームチームのシュート (不成功) [0.036]  
 ⑥ 89 分, ホームチームのゴール (成功, 1 対 2) [0.050]

以下にダイジェスト番組 A, B の再現率を示す.

番組 A: (6 プレイ中 5 プレイ選択) 83%

番組 B: (4 プレイ 2 プレイ選択) 50%

番組 A では, ①, ②, ③, ④, ⑥ の 5 つのプレイのほかに, 他のシュート (不成功) が選択されているため再現率が 83% となったが, 我々の方式が選択した重要度の高い不成功プレイ (①, ②) が含まれており, 我々の方式がほぼ妥当であることが示されている. 番組 B では③, ④, ⑤, ⑥ の 4 つのプレイが選択されている. 我々の方式による順序付けでは, ③, ②, ④, ⑥, ①, ⑤ の順となるので再現率は 50% となった.

以下では, 再現率が 100% にならなかった場合の理由をゼロックス・カップの結果を例にとりて考察する.

ゼロックス・カップの再現率の結果では, ダイジェスト番組 A における再現率が 89% となっており, 我々の方式においては 8 番目に重要なプレイは  $t=53$  ( $\# = 7$ ) のプレイである (表 2). しかしこのプレイは番組 A に

おいては選択されていない. これは, ダイジェスト制作者は我々の方式における SIGP の値だけでなく「そのプレイがどの選手によるものなのか」という情報を利用し, 人気選手のプレイならば最終的な重要度を上げるといった処理を行っているためと予想される.

同様に, 3 月 10 日の試合における番組 B, 4 月 29 日の試合における番組 A および B の再現率が低かったのも, ダイジェスト番組制作者が特定の選手に注目したプレイを選択しているためである. 現在, 我々の方式ではプレイを行った選手の名前などの属性を参照していない. 今後, 各種の属性値, およびその属性に関する過去の成績データベースなどを利用して, より正確な SIGP の値を算出していきたい.

## 6. 今後の課題と展望

本稿では新しいダイジェスト作成方式としてターニングポイント解析の提案を行った. この解析の概念は各種のスポーツ番組に適用可能である. ターニングポイント解析は, 勝利確率 (WP) というパラメータに基づいて行われる. WP を利用することにより, ゴールのような成功プレイのみならず, 従来方式では不可能であった, わずかに外れたシュートのような不成功プレイの重要度も算出することが可能となった. 本稿では, 提案した方式の試作システムおよびそのシステムを使つての評価結果を述べた. 評価結果から, 我々の提案するターニングポイント解析は, 専門家が人手

で選択する重要シーンとほぼ同じシーンを選択できることが証明された。今後は、選手名などの属性を利用することにより、さらに人手に近い正確度を持つ方式になるよう改良を続けていきたい。また、他スポーツへの WP の適用も検討していく予定である。

謝辞 本方式の検討およびこの発表にあたりサッカー映像を提供していただいた、日本テレビ放送網株式会社<sup>14)</sup>に深く感謝する。

### 参 考 文 献

- 1) Hashimoto, T., Shirota, Y., Iizawa, A. and Kunii, H.S.: Personalized Digests of Sports Programs Using Intuitive Retrieval and Semantic Analysis, *Conceptual Modeling — ER 2000, Proc. 19th International Conference on Conceptual Modeling*, Salt Lake City, Utah, USA, Oct. 9–12, Laender, A.H.F., Liddle, S.W. and Storey, V.C. (Eds.), Lecture Notes in Computer Science, Vol.1920, pp.584–585, Springer (2000).
- 2) Hashimoto, T., Shirota, Y., Iizawa, A. and Kitagawa, H.: A Rule-based Scheme to Make Personal Digests from Video Program Meta Data, *Proc. 12th International Conference DEXA2001*, Sep. 3–7, Lecture Notes in Computer Science, Vol.2113, pp.243–253, Springer (2001).
- 3) Nakamura, Y. and Kanade, T.: Semantic Analysis for Video Contents Extraction — Spotting by Association in News Video, *Proc. ACM Multimedia*, pp.393–401 (Nov. 1997).
- 4) Smith, M.A. and Kanade, T.: Video Skimming and Characterization through the Combination of Image and Language Understanding, *Proc. 1998 Intl. Workshop on Content-Based Access of Image and Video Database (CAIVD '98)*, pp.61–70, IEEE Computer Society (1998).
- 5) Hauptmann, A.G. and Lee, D.: Topic Labeling of Broadcast News Stories in the Informedia Digital Video Library, *Proc. 3rd ACM International Conference on Digital Libraries*, Pittsburgh, PA, USA, June 23–26, pp.287–288, ACM Press (1998).
- 6) Hauptmann, A.G. and Witbrock, M.J.: Story Segmentation and Detection of Commercials in Broadcast News Video, *Proc. IEEE Forum on Research and Technology Advances in Digital Libraries*, IEEE ADL '98, Santa Barbara, California, USA, April 22–24, pp.168–179, IEEE Computer Society (1998).
- 7) Kamahara, J., Kaneda, T., Ikezawa, M., Shimojo, S., Nishio, S. and Miyahara, H.: Scenario Language for automatic News Recomposition on The News-on Demand, Technical Report of IEICE DE95-50, Vol.95, No.287, pp.1–8 (1995) (in Japanese).
- 8) Nishida, M. and Ariki, Y.: Speaker Indexing for News Articles, Debates and Drama in Broadcasted TV Programs, *Proc. IEEE International Conference on Multimedia Computing and Systems (ICMCS)*, Volume II, pp.466–471 (1999).
- 9) Ariki, Y. and Matsuura, K.: Automatic Classification of TV News Articles Based on Telop Character Recognition, *Proc. IEEE International Conference on Multimedia Computing and Systems (ICMCS)*, Volume II, pp.148–152 (1999).
- 10) Shirota, Y., Hashimoto, T., Nadamoto, A., Hattori, T., Iizawa, A., Tanaka, K. and Sumiya, K.: A TV Programming Generation System Using Digest Scenes and a Scripting Markup Language, *Proc. HICSS34 34th Hawaii International Conference on System Science and CD-ROM of full papers*, Hawaii, USA, Jan. 3–6 (2001).
- 11) Zettsu, K., Uehara, K. and Tanaka, K.: Semantic Structures for Video Data Indexing, *Advanced Multimedia Content Processing, 1st International Conference, AMCP '98*, Osaka, Japan, Nov., 9–11, Nishio, S. and Kishino, F. (Eds.), Lecture Notes in Computer Science, Vol.1554, pp.356–369, Springer (1999).
- 12) Ushiyama, T. and Watanabe, T.: A Framework for Using Transitional Roles of Entities for Scene Retrievals Based on Event-Activity Model, *Information Processing Society of Japan Transactions on Database*, Vol.40, No.SIG 3(TOD 1), pp.114–123 (Feb. 1999). (in Japanese).
- 13) Kamahara, J., Nomura, Y., Ueda, K., Kandori, K., Shimojo, S. and Miyahara, H.: A TV News Recommendation System with Automatic Recomposition, *Advanced Multimedia Content Processing, Proc. 1st International Conference, AMCP '98*, Osaka, Japan, Nov. 9–11, Nishio, S. and Kishino, F. (Eds.), Lecture Notes in Computer Science, Vol.1554, pp.221–235, Springer (1999).
- 14) Nippon Television Network Corporation.  
<http://www.ntv.co.jp>

(平成 13 年 12 月 20 日受付)

(平成 14 年 3 月 3 日採録)



橋本 隆子(正会員)

1985年お茶の水女子大学理学部化学科卒業。同年(株)リコー入社。現在同社ソフトウェア研究所勤務。データベースシステムの研究開発に従事。1996年4月より2001年12月まで(株)次世代情報放送システム研究所に兼任出向し、デジタル放送環境におけるパーソナルダイジェスト作成方式の研究を行う。



飯沢 篤志(正会員)

1982年東京大学大学院理学系研究科情報科学専門課程修士課程修了。1985年(株)リコー入社。現在同社ソフトウェア研究所に勤務。1997年から(株)次世代情報放送システム研究所へ兼任出向し、放送機構を用いた超大規模分散データベースシステムの研究開発に従事。ソフトウェア学会、IEEE各会員。



白田由香利(正会員)

1989年東京大学大学院理学系研究科情報科学専門課程博士課程修了。(株)リコー(株)次世代情報放送システム研究所を経て、2001年4月より学習院大学経済学部助教授。理学博士。経営におけるデータベースシステムの応用研究に従事。日本経営数学会、ACM各会員。



北川 博之(正会員)

1978年東京大学理学部物理学科卒業。1980年同大学大学院理学系研究科修士課程修了。日本電気(株)勤務の後、1988年筑波大学電子・情報工学系講師。同助教授を経て、現在、同教授。理学博士(東京大学)。情報統合、情報配信、WWWの高度利用、XML、マルチメディアDB等の研究に従事。著書「データベースシステム」(昭晃堂)、「The Unnormalized Relational Data Model」(Springer-Verlag)等。ACM、IEEE-CS、電子情報通信学会、日本ソフトウェア学会各会員。