

履歴を考慮した事例ベース推論の一手法*

5 G-2

山口 陽三、乾 伸雄、野瀬 隆、小谷 善行
(東京農工大学 工学部 電子情報工学科)

1 はじめに

履歴を考慮した事例ベース推論の応用例として、野球の監督エキスパートシステムを作成した。本システムは、ある状況が入力されたら、その状況において最と思われる作戦を、事例ベース推論によって決定する。

人間の野球監督は過去の試合での経験といったもののに、そのチームの選手個人に関する情報や、その試合の履歴情報も考慮に入れて作戦を決定している。本稿では、事例ベース推論にこれらも取り入れることで、より柔軟かつ精密な出力を得ることを期待する。

2 データの表現方法

計算機に野球を扱わせるためには、あるデータ構造で野球というゲームを計算機内で表現する必要がある。

スコアブックは図1のような一つの箱の集まりで表現されるが、非常に細かく忠実に野球というゲームを表現できる構造になっている。本システムでは、スコアブック上に記載される内容を、計算機内でのデータの表現に取り入れることとした。

また、作成したシステムは、事例ベース推論で作戦を考えるシステムなので、野球を表現する形式も、事例として使えるよう一般的であり、できるだけ状況を細かく記述する必要がある。以上を踏まえ、本稿では次のような形式を提案する。

data-試合番号-チーム名(データ番号, イニング,
得点(自チーム, 相手チーム), 相手投手名, カウント
(S,B,O), 打順, 打者名, 走者名(1塁,2塁,3塁),
作戦, 打者の行動, 走者の行動, イベント, 打球の方向).

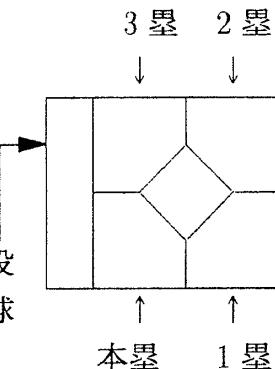


図1: スコアブックを構成する一つの箱

3 状況の類似度

ある状況が入力されたら、その状況と類似した状況を事例ベースから検索する。まず、状況を構成する要素を以下のように定義した。

- $\frac{\text{点差}}{\text{残りイニング}}$
- アウトカウント+走者位置
- 投球カウント
- 打順

この四つの中でも、作戦を決める上では、アウトカウント+走者位置の部分に非常に強い影響を受けると思われるので、この部分が一致しない事例は事例ベースから検索しないこととした。そして他の三つの要素についても図2のような類似係数表を事例から作成した。

そして、ある二つの状況(状況Aと状況B)の類似度は次式で計算される。

$$\text{類似度}(A, B) =$$

$$\begin{aligned} & (\text{類似係数}_{\text{点率}}(A, B) + \text{類似係数}_{\text{投球カウント}}(A, B) \\ & + \text{類似係数}_{\text{打順}}(A, B)) / 3 \\ & (\text{点率} \text{とは } \frac{\text{点差}}{\text{残りイニング}} \text{ のこと}) \end{aligned}$$

*One Method For A Case Based Reasoning Which Uses History
Yozo Yamaguchi, Nobuo Inui, Takashi Nose, Yoshiyuki Kotani
Department of Computer Science, Tokyo University of Agriculture and Technology

$$D = \begin{pmatrix} 1 & 2 & \dots & 9 \\ 1.0 & d_{12} & \dots & d_{19} \\ d_{21} & 1.0 & \dots & d_{29} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ d_{91} & d_{92} & \dots & 1.0 \end{pmatrix}$$

$(d_{ij} = d_{ji}, d_{ii} = 1.0)$
 $(i, j = 1, 2, 3, \dots, 9)$

図 2: 打順についての類似係数表

この値が 0.5 を越えた事例を採用することとした。これにより、アウトカウント + 走者位置部が一致した事例のうち、約 30 % が採用される。

また、項目 A と項目 B の類似係数（打順についての類似係数なら、例えば 2 番打者と 3 番打者の類似係数）は作戦の使用回数に着目し、事例より計算した。 $S_{\text{作戦}}(A)$ を、項目 A においてその作戦が使われた回数とすると、

$$\text{類似係数}_{\text{作戦}}(A, B) = 1 - \frac{|S_{\text{作戦}}(A) - S_{\text{作戦}}(B)|}{S_{\text{作戦}}(A) + S_{\text{作戦}}(B)}$$

$$\text{類似係数}(A, B) = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \text{類似係数}_i(A, B)$$

$(M$ は作戦種類数)

4 作戦の選択方法

3 節では、事例の検索方法を示した。その次の段階として、過去の類似したいくつかの事例において使われた作戦が有効だったかどうかを評価する必要がある。そこで、状況遷移確率というものを考え、これと得点確率によって作戦を評価することとした。OR は、アウトカウント + 走者位置のことである。

状況遷移確率-jirei(バント, OR(0,1), OR(1,2), 0.7).
「現在の状況 OR(0,1)(=無死 1 塁) からバントという作戦をしようした場合には、事例からの計算によれば 70 % の確率で状況 OR(1,2)(=1 死 2 塁) に遷移する」

また、作戦決定に使う要素として、事例の他に個人情報と履歴情報も考慮するので、ある状況でのある作戦の状況遷移確率は、

- 状況遷移確率-jirei(バント, OR(0,1), OR(1,2), 0.7).
- 状況遷移確率-kojin(バント, OR(0,1), OR(1,2), 0.6).
- 状況遷移確率-rireki(バント, OR(0,1), OR(1,2), 0.5).

と三つ作られる。本稿ではこれを、上から 5:3:2 の比重で重み付けを行い、一つの作戦について一つの状況遷移確率を作成することとした。

そして作戦評価値の計算は、

$$\text{作戦評価値 } (k, \text{ 作戦}) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \text{状況遷移確率 } (\text{ 作戦, 現状況, 次状況}_i) \times \text{ 得点確率 } (k, \text{ 次状況}_i)$$

ここで N は予想される次状況の個数、 k は取るべき点数であり、そのときの点差やイニシエーションによる。得点確率(k , 状況 A) は、状況 A から k 点以上取れる確率であり、これはあらかじめ事例より計算されている。

5 実験結果・考察

実験は、自作の野球ゲーム上で行った。実験は同じチームどうしの対戦で行った。作成したエキスパートシステムは、ランダムに作戦を出力する監督との対戦で、40 試合で 63 % の勝率を残した。ランダム監督同士の対戦での勝率は 48 % から 52 % の間の勝率をとっているので、ランダム監督よりはよい作戦出力をしていると考えられる。また、履歴の考慮により、序盤にある状況で失敗した作戦を、終盤の似た状況で使わない傾向も現れた。一方、成功した作戦を再び使う傾向にあるので、実際の試合においては相手に作戦を読まれやすいシステムとなりそうである。

今後の課題としては、いくつかのシステムで比較実験を行い、最適な係数を決めていくつもりである。

参考文献

- [1] 小林 重信 著: 「事例ベース推論の現状と展望」,
人工知能学会誌 Vol.7, No.4, 1992-7, pp.559-566,
1992