

ニューラルネットワークによる移動距離を考慮した 試合日程の自動生成

坂口 琢哉[†] 石崎 俊^{††}

スポーツのリーグ戦などで使用する試合日程の作成は、一般に「スポーツスケジューリング問題」と呼ばれ、NP 困難とされる問題の 1 つである。本稿ではこの問題に対し、ニューラルネットワークを応用することで有効な試合日程を効率的に作成する数理モデルを提案した。その際、各チームの移動距離などに言及し、これを抑制しつつ日程作成を行うモデルとした。実験により提案モデルを評価した結果、チーム数や試合数の増加にともなう探索空間の拡大に対し効率的に日程を作成できることや、移動距離を通常より 50～80% に抑制することなどが確認された。また、モデルを実在する日本のプロ野球公式戦日程に適用した結果、総移動距離が現状に対し約 60% となる日程を作成できた。

A Neural Network Model for Sports Scheduling Problems with Considering Travel Cost

TAKUYA SAKAGUCHI[†] and SHUN ISHIZAKI^{††}

The task to create a schedule for games of sports league such as baseball or soccer is often called as “Sports Scheduling Problem”, which is considered as a kind of NP-Hard problem. In this study we approached this problem and proposed a mathematical model with neural network architecture to create an appropriate schedule effectively, considering keeping its total travel cost low. We evaluated our model and confirmed its efficacy to create schedules even in expansion of search space with an increase of teams or games, and its performance to reduce the travel cost by 50–80%. We also applied this model to the real Japanese professional baseball league and succeeded in creating the schedule with about 60% of total travel cost compared with the real one.

1. はじめに

スポーツなどでリーグ戦を行う場合、各チームが本拠地となる試合会場を 1 つ設定し、対戦相手の会場との往來を繰り返しながら、あらかじめ決められた日程に従って試合を消化していくことが多い。本稿は、このようないわゆる「ホーム&アウェイ方式」の試合日程を対象に、これを自動的かつ合理的に作成する手法について提案するものである。

上記のような試合日程は無数に考えられるが、実際にはチームの対戦に矛盾がないか、試合数の合計は正しいかといった制約をつねに考慮する必要がある、これらを満たした日程を作成する作業は一種の組合せ最適化問題と考えることができる。また実用的な試合日

程の作成には、同時に各チームの移動距離や遠征の頻度、対戦相手の偏りなどについても言及する必要があるだろう。こうした問題はスケジューリング問題の一種として特に「スポーツスケジューリング問題」と呼ばれ、現時点では NP 困難と予想されている²⁾。

スポーツスケジューリング問題は様々な背景や角度からアプローチが試みられており、主な研究としては Russell ら¹⁾ や Nemhauser ら⁴⁾、宮代ら⁵⁾ などが存在する。Russell らのモデルはアメリカのプロ野球である MLB、Nemhauser らのモデルは米大学バスケット対抗戦 (ACC)、宮代らのモデルは日本のサッカー J リーグの試合日程を対象としており、いずれも「HA テーブル」を用いた 2 段階のプロセスによって試合日程を作成する。Nemhauser らと宮代らのモデルは、ホーム試合とアウェイ試合が偏りすぎないことを重視した一方、Russell らのモデルは各チームの移動距離に言及した日程の作成を目指したものである。両者は本質的には相反するものであり、それらは HA テーブルにおいてホーム試合、あるいはアウェイ試合が連続する

[†] 慶應義塾大学 SFC 研究所
Keio Research Institute at SFC

^{††} 慶應義塾大学大学院政策・メディア研究科
Graduate School of Media and Governance, Keio
University

「ブレイク」と呼ばれるポイントを最小化するか最大化するか、という問題に帰結される³⁾。本稿で提案するモデルは移動距離に比重を置いたものであり、後者の視点に近い。

また、これらはいずれも試合日程を実現するための方法論に着目した研究であり、それを実装する段階では全探索を使用するなど、その効率化に関してはあまり言及していない。合理的な試合日程作成に関する研究としては進化的計算手法を用いた Yang ら²⁾があるが、定量的な考察が少ないため、どの程度有効なモデルであるのか判断が難しい。

本稿ではこのような背景をふまえ、主に試合日程作成の効率化という視点からスポーツスケジューリング問題にアプローチする。具体的には、ホップフィールド型ニューラルネットワークを改良したモデルを用いて、試合日程を短時間で自動生成することを目的とする。またその際、各チームの移動距離にも言及し、これをできるだけ短縮する方向で日程を調整することを目指す。

ニューラルネットワークは組合せ最適化問題を解く代表的な手法の1つであり⁶⁾、これまでも様々な問題に対して応用されている⁷⁾。それらの中にはナイトツアー問題のようにパズル的なものもあれば⁸⁾、スケジューリング⁹⁾ やクラスタリング¹⁰⁾ のように実用的なもの、あるいはいろは歌の自動生成のようなユニークなもの¹¹⁾ も存在する。本稿で提案するモデルはこれらを参考にしつつ、ネットワークを階層型にして制約を表現する層を設けたことで、終了条件の明示的な指定が可能となったものである。

2. 提案手法

2.1 問題設定

本稿で対象とする試合日程の条件を述べる。

ここでは簡単のため、対戦に余りが出ないようチーム数は偶数の $2t$ とし、これらを適当な組合せで1日 t 試合実施する。また、各チームはそれぞれの相手とホーム、アウェイで s 試合ずつ、計 $2s$ 試合を対戦する。したがって1チームにおける総試合数は $2s(2t-1)$ 試合であり、各チームはこれを1日1試合ずつ消化していく。

これらをふまえて、ホームとなるチームを行に、試合日を列にとった $2t$ 行 $2s(2t-1)$ 列の表を作成できる(表1参照)。表中に記入された記号はアウェイとなるチームを表し、該当する試合日、該当するホームチームとの試合があることを表す。たとえば、表1の1行2列目は、第2日目にチームAがチームCと、

表1 各チームの対戦表

Table 1 A match-up table for each team.

ホーム チーム	試合日					
	1	2	3	4	5	6
A	B	C			D	
B		D	C			A
C	D			A	B	
D			A	B		C

表2 会場間の距離の一例

Table 2 A sample of distances among stadiums.

	A	B	C	D
A	0.0	2.0	7.0	3.0
B	2.0	0.0	5.0	4.0
C	7.0	5.0	0.0	4.0
D	3.0	4.0	4.0	0.0

チームAの本拠地で対戦することを意味している。

また、この表における制約は以下の2つである。

- 制約1 すべてのホームチームにおいて、各アウェイチームとの対戦数はそれぞれ s 試合ずつである。
 制約2 すべての日程において、各チームはホーム/アウェイにかかわらず1試合にだけ登場する。

提案モデルの目的は、上記の制約をとともに満たした試合日程の作成であり、これらは試合日程を作成するうえでの絶対条件である。

一方、各チームのホームとなる会場間には、移動に必要なコストがあらかじめ設定されているものとし、チームが連続した試合日間で会場を移動する場合、該当する移動コストが発生するものとする(表2参照)。

移動コストの要素には物理的な距離のほか、移動時間や交通機関の状態などが考えられるが、本研究ではこれらを一括して「移動距離」と表記する。

移動距離は合理的な試合日程を考えるうえで重要な要素であるが、一方でこれを重視しすぎると、チームが1つの会場にとどまってしまう、同じ対戦相手ばかりと何度も試合を続けるという事態が予測される。そこで、移動距離は考慮しつつも単調な試合日程にならないことを目的とし、以下の2つの制約を追加する。
 制約3 各チームの移動距離をできるだけ抑制する。
 制約4 同一対戦相手との連続した試合をできるだけ回避する。

ただし、これらは制約1、制約2とは質的に異なるあくまで付加的な条件であり、提案モデルは制約3、制約4を考慮するものの、その最適解は保証しないものとする。

2.2 ネットワーク

前節で設定した問題に対し、ニューラルネットワークによる解決を試みる。

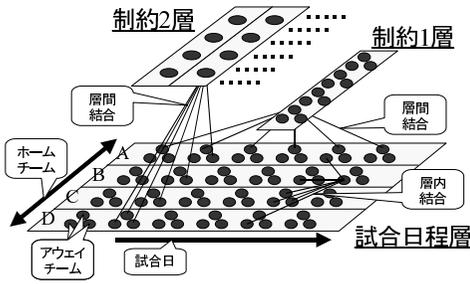


図 1 ネットワークの構造
Fig. 1 The network structure.

提案モデルにおけるニューラルネットワークは「試合日程層」の上位に「制約 1 層」「制約 2 層」が存在する計 3 層構造であり、試合日程層と両制約層の間には双方向の層間結合が存在する。また、試合日程層には層内結合が存在する（図 1 参照）。

本節では、これらのネットワークの構造と動作について概説する。

試合日程層 試合日程層は、表 1 のマトリクスがそのまま射影された構造になっており、 $2t \times 2s(2t-1)$ の格子の中に、それぞれ $(2t-1)$ 個のニューロンが配置されている。これらのニューロン n_{kij} は、それぞれが対戦するアウェイチームと 1 対 1 で対応しており、たとえば 1 行 2 列目の格子の中で n_{213} が発火した場合、それは表 1 同様「第 2 日目にホームチーム A とアウェイチーム C の対戦が実行される」という状態を表す。 n_{kij} は一般的な McCulloch-Pitts 型ニューロンであり、その出力値 y_{kij} は、内部電位 x_{kij} に基づいて次式で与えられる。

$$y_{kij} = \begin{cases} 1 & (\theta + h \leq x_{kij}) \\ y_{kij} & (\theta - h \leq x_{kij} < \theta + h) \\ 0 & (x_{kij} < \theta - h) \end{cases} \quad (1)$$

θ は閾値、 h はヒステリシス係数である。

制約層 制約層には 2 種類存在し、本稿ではそれぞれ「制約 1 層」「制約 2 層」と表記する。制約 1 層は前節で述べた制約 1 を、一方制約 2 層は制約 2 の成立を検証する役割を担っている。制約 1 層のニューロン $m_{ij}^{(1)}$ および制約 2 層のニューロン $m_{ki}^{(2)}$ には、それぞれ特定の試合日やチームが割り当てられ、その範囲において実行される試合数を監視し、制約と照合させる。たとえば $m_{13}^{(1)}$ は、ホームチーム A とアウェイチーム C の対戦を監視し、その総数を制約 1 と照合させるニューロンであり、同様に $m_{21}^{(2)}$ は第 2 日目にチーム A が試合に登場する回数を制約 2 と照合させるニューロンである。これらのニューロンは、監視する試合の実行数が制約で設定された数字より大きいと

負に、小さいと正に発火する。制約を満たしている場合、ニューロンは発火しない。そして、制約層におけるすべてのニューロンが発火しなかった場合、制約 1、制約 2 は完全に満たされており、このときネットワークは適切な試合日程を作成できたとして、動作を停止させる。

$m_{ij}^{(1)}$ の出力値 $v_{ij}^{(1)}$ と $m_{ki}^{(2)}$ の出力値 $v_{ki}^{(2)}$ は、それぞれの内部電位 $u_{ij}^{(1)}$ 、 $u_{ki}^{(2)}$ に対し線形に変化する。

$$v_{ij}^{(1)} = u_{ij}^{(1)} \quad (2)$$

$$v_{ki}^{(2)} = u_{ki}^{(2)} \quad (3)$$

層間結合 制約 1 層、制約 2 層と試合日程層の間には双方向の層間結合が存在し、これらがニューロン間の相互作用を発生させている。そしてこれにより、制約層は試合日程層の発火状態を把握し、また試合日程層は制約層のフィードバックを受けながら、制約を満たす日程へと徐々に近付いていく。

試合日程層から制約 1 層への層間結合は式 (4) で、一方試合日程層から制約 2 層への層間結合は式 (5) で定式化される。

$$u_{ij}^{(1)} = - \left(\sum_k y_{kij} - s \right) \quad (4)$$

$$u_{ki}^{(2)} = - \left(\sum_j y_{kij} + \sum_j y_{kji} - 1 \right) \quad (5)$$

これらの式から、制約層ニューロンは自分が監視している試合日程層ニューロンのみと結合し、またその発火数が少ないと正に、多いと負に内部電位が変化することが理解できる。

またフィードバックとなる、制約層から試合日程層への結合は式 (6) によって定式化される。

$$\Delta x_{kij} = \alpha v_{ij}^{(1)} + \beta v_{ki}^{(2)} \quad (6)$$

ここで $\alpha > 0$ 、 $\beta > 0$ であり、これらはそれぞれ制約 1 と制約 2 の日程作成に対する影響力を表すパラメータである。

層内結合 試合日程層に存在する層内結合は制約 3 と制約 4、すなわち各チームの「移動距離」および「同一対戦相手との連続試合」をそれぞれ側抑制として符号化したものであり、特に会場間が遠いニューロンどうしや、対戦相手と同じニューロンどうしの同期発火を抑制することで、これらを含む試合日程の作成を回避する効果がある。

まず制約 3 の符号化として、ニューロン n_{kij} について「ホームチーム i がアウェイから戻ってくる場合」「アウェイチーム j がホームから出向いてくる場合」「ア

ウェイトチーム j が別のアウェイから移動してくる場合」を考慮し、それぞれに対応するニューロン $n_{(k-1)*i}$, $n_{(k-1)j*}$, $n_{(k-1)*j}$ と抑制結合させる。その際、結合重みは移動距離に比例した値とする。

$$\Delta x_{kij}^{(1)} = - \left(\begin{array}{c} \sum_l y_{(k-1)li} d_{il} + \\ \sum_l y_{(k-1)jl} d_{ij} + \\ \sum_l y_{(k-1)lj} d_{il} \end{array} \right) \quad (7)$$

d_{ij} は会場 i と会場 j との間の移動距離であり、この値はあらかじめ与えられているものとする。一方、制約 4 の符号化として、 n_{kij} の直前の試合で対戦相手在同一である $n_{(k-1)ij}$ および $n_{(k-1)ji}$ と抑制結合させる。

$$\Delta x_{kij}^{(2)} = - (y_{(k-1)ij} + y_{(k-1)ji}) \quad (8)$$

そしてこれらの項を式 (6) の内部電位に追加することで、側抑制の影響を考慮した動作式が得られる。

$$\Delta x_{kij} = \alpha v_{ij}^{(1)} + \beta v_{ki}^{(2)} + \gamma \Delta x_{kij}^{(1)} + \varepsilon \Delta x_{kij}^{(2)} \quad (9)$$

ただし $\gamma > 0$, $\varepsilon > 0$ であり、それぞれ制約 3 と制約 4 の影響力を表すパラメータである。

2.3 エネルギー関数

本節では、提案モデルが有効な試合日程を合理的に作成するうえで妥当である理由を、エネルギー関数の概念から説明する。

本モデルにおいてエネルギー E は、式 (10) のように制約層ニューロンの出力値 v の 2 乗和として定義され、最終的に $E = 0$ 、すなわちすべての v が 0 となり、制約 1 と制約 2 を完全に満たす方向にネットワークの状態が推移していけばよい。

$$E = \alpha \sum_i \sum_j (v_{ij}^{(1)})^2 + \beta \sum_k \sum_i (v_{ki}^{(2)})^2 \quad (10)$$

一方、 E を合理的に減少させる動作式としては式 (11)、式 (12) に示されるような最急降下法が有名であるが、本モデルにおける Δx の動作式 (6) は、これらから式 (10)、式 (2) と式 (3)、式 (4) と式 (5) を使うことで導出可能であり、したがって最急降下法に基づいた本モデルの妥当性が保証される。

$$\frac{d}{dt} x_{kij} = - \frac{\delta E}{\delta y_{kij}} \quad (11)$$

$$\Delta x_{kij} = \mu \frac{d}{dt} x_{kij} \quad (12)$$

ただし、 $\mu > 0$ の適当な係数とする。ここで、 Δx が

実際に従うのは式 (6) ではなく、これに制約 3、制約 4 の項を加えた式 (9) であるため、本モデルは必ずしも最急降下法に厳密であるわけではない。この問題に対しては、実際には後述するパラメータの調整により、これらの項の影響を微小にしたことで、実用上のパランスを保たせた。

2.4 アルゴリズム

前節で示した動作式に従い、モデルが問題解決を行う手順を示す。具体的には、最初にすべての x を $[0, 1]$ の一様乱数で初期化した後は、基本的に以下に示す手順を 1 ターンとし、これを繰り返す。

step1 式 (1) により y を計算

step2 式 (4), (5) により $u^{(1)}$, $u^{(2)}$ を計算

step3 式 (2), (3) により $v^{(1)}$, $v^{(2)}$ を計算

step4 すべての $v^{(1)}$, $v^{(2)}$ について、値が 0 だった場合にはネットワークの動作を停止

step5 式 (7), (8), (9) により x を更新

またこれとは別に、初期状態が解まであまりにも遠かった場合やネットワークが局所解に陥ってしまった場合に対処する目的で、 x の初期化を 100,000 ターンごとに定期的に行うこととした。

一般に、ニューラルネットワークで組合せ最適化問題を解く場合、ネットワークの動作は解が発見された段階で自然に収束する。しかし本問題の場合、すべての会場が同一点に配置されていない限り式 (7) の値が 0 になることはなく、ネットワークは収束しない。そこで、step4 において制約 1 と制約 2 のみに言及し、試合日程層ニューロンの発火状態がこれらを満たした時点で、ネットワークを明示的に停止させる方法を採用した。

3. 結果

3.1 使用したパラメータと出力例

提案モデルを実装し、実験を行った。

まず 4 チーム各 6 試合で、会場間の移動距離が表 2 で与えられた場合の、本モデルにより作成された試合日程の例を示す (表 3 参照)。この試合日程における総移動距離は 47.0 であった。

各パラメータについて、ここでは日程作成に対する各制約の影響力の比を、制約 1 : 制約 2 : 制約 3 : 制約 4 = 1 : 1 : 0.01 : 0.1 と設定し、これを反映して $\alpha = \beta = 0.01$, $\gamma = 0.0001$, $\varepsilon = 0.001$ とした。また、 $\theta = 1.0$, $h = 0.2$ とした。

3.2 チーム数・試合数の増加とターン数

モデルの有効性を示すために、 s と t に関する様々な条件について、ネットワークが試合日程を作成する

表 3 出力結果の一例

Table 3 A sample schedule by the system.

ホーム チーム	試合日					
	1	2	3	4	5	6
A			B		C	D
B				A	D	C
C	B	A	D			
D	A	B		C		

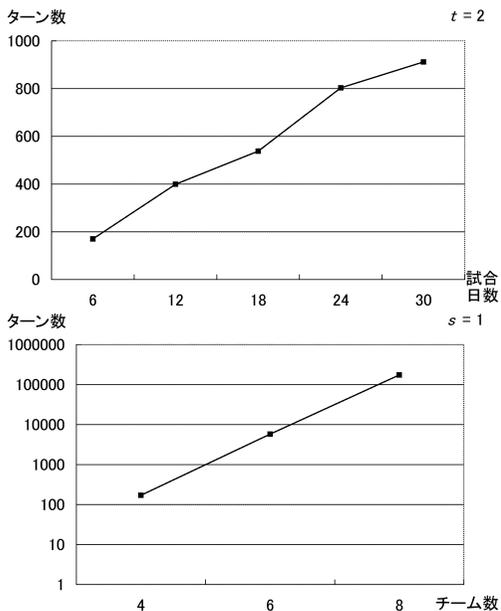


図 2 試合数/チーム数の増加にともなうターン数の推移
Fig. 2 Turns to create a schedule for game/team increasing.

までにかかったターン数を測定した。

具体的には、 $t = 2$ に固定し、そのうえで s を増加させながら試合数を 6, 12, 18, 24, 30 とした場合、および $s = 1$ に固定し、 t を増加させてチーム数を 4, 6, 8 とした場合についてそれぞれ測定を行った (図 2 参照)。各実験において会場間の移動距離は 1 回ごとに乱数で決定し、日程作成に要したターン数は 10 回の平均とした。

チーム数 $2t$ 、試合数 $2s(2t - 1)$ において、各試合日に各チームが対戦する可能性のある試合はそれぞれ $(2t - 1)$ 試合存在するから、全体の探索空間は $2^{(2t-1) \times 2t \times 2s(2t-1)}$ となり、 s については指数関数、 t についてはその 3 乗の指数関数に従って拡大していく。提案モデルはその中から制約 1 と制約 2 を満たし、かつその最小値は保証しないものの移動距離の比較的小さい日程を探索する。そしてその課題に必要なターン数は、図 2 より s に対しては線形関数に、 t に対しては指数関数にそれぞれ従う傾向が見られ、探索空間の

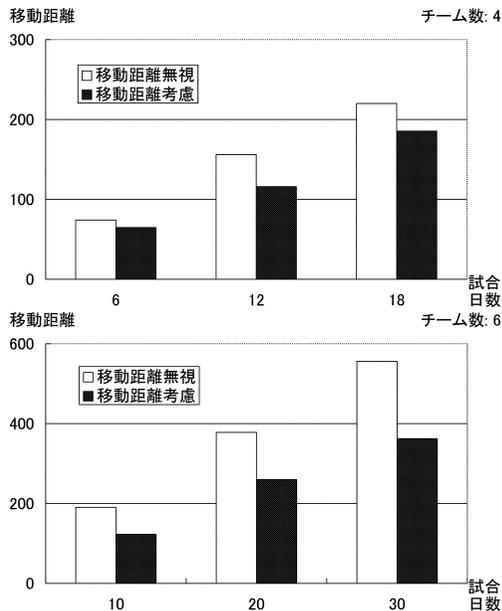


図 3 側抑制の有無による移動距離
Fig. 3 Travel costs with or without considering lateral inhibition.

拡大率と比較して効率的に試合日程を作成することが結論付けられた。

3.3 移動距離の減少率

パラメータ $\gamma = 0$ とすることで、移動距離を無視した「単純な」試合日程を作成することができる。こうして得られた日程との比較を行うことで、移動距離を符号化した側抑制が、提案モデルにおいてどの程度合理的な試合日程の作成に寄与しているかを検証した。

まず、チーム数が 4 である場合の 6, 12, 18 試合と、チーム数が 6 である場合の 10, 20, 30 試合について、各 5 通りの試合日程を作成し、それらの移動距離の平均を比較した (図 3 参照)。また本実験に限り、ネットワークの初期化頻度を 10,000 ターンとした。

実験の結果、移動距離を考慮したモデルでは、無視したモデルに比べチーム数 4 の場合で 80% 程度、チーム数 6 の場合では 65% 程度の移動距離で試合日程が作成された。

次に、会場の配置と移動距離との関係を調査するため、会場間の位置関係が

パターン (a) すべて等距離

パターン (b) 1 会場のみ隔離

パターン (c) 2 会場ずつのまとまり

であるような 3 通りの配置を用意し、各パターンにおいて作成される試合日程の移動距離を比較した。その際、チーム数は 4、試合数は 12 試合とし、比較する移動距離の値は 100 回の平均とした (図 4 参照)。

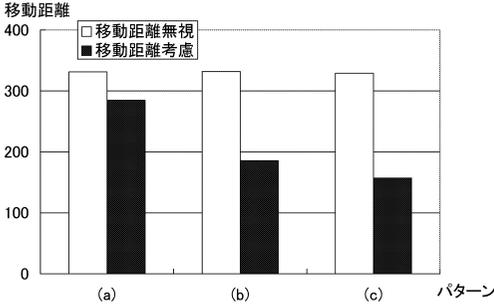
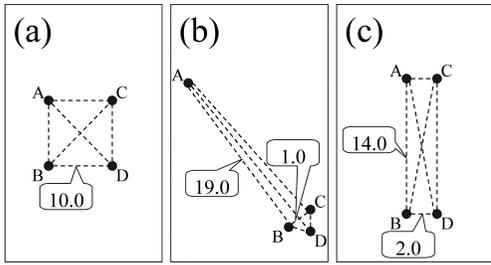


図 4 会場の配置パターンと移動距離

Fig. 4 Location patterns of stadiums and their travel costs.

この結果、特にパターン (b) とパターン (c) において顕著な差が見られ、移動距離を無視した試合日程に対しそれぞれ平均 56%, 48% の試合日程を作成することができた。これは会場間がすべて等距離に配置されたパターン (a) では移動距離を考慮する意味が原理的にないが、パターン (b) やパターン (c) では合理的な移動経路が明らかに存在し、提案モデルはそれらを探索するうえで有効であったことを示唆している。

これらの実験の結果から、本モデルに実装された側抑制が、作成される試合日程の移動距離を抑制するうえで効果的に働いていることが示された。

3.4 実日程との比較

本モデルの実用性を検証するために、プロ野球セ・リーグ公式戦日程を対象とした実験を行った。

2004 年のプロ野球セ・リーグには、広島 (C), 阪神 (T), 中日 (D), 横浜 (B), ヤクルト (S), 巨人 (G) の 6 チームが存在し、それぞれ 140 試合を消化する。また、各チームの本拠地の位置関係は次のようになっている (表 4 参照)。

実際のプロ野球の試合日程は、雨天中止への対応や地方興行政策など、様々な要素によってかなり不規則な形になっており、ここでは簡単のため以下のような簡略化を行う。

- (1) プロ野球では、必ず 2-3 試合をまとめた節単位で移動を繰り返すため、これに従い 140 試合を 50 節に分けた節単位の日程を作成する。

表 4 プロ野球セ・リーグの本拠地と会場間の距離 (×100 km)
Table 4 Stadiums and their distances of Central League, Nippon Professional Baseball (×100 km).

本拠地 (チーム)	広	甲	ナ	横	神	東
広島市民球場 (広島)	0.00	3.25	5.39	8.56	8.60	8.56
甲子園球場 (阪神)	3.25	0.00	2.14	5.72	5.77	5.72
ナゴヤドーム (中日)	5.39	2.14	0.00	3.56	3.83	3.79
横浜スタジアム (横浜)	8.56	5.72	3.56	0.00	0.35	0.35
神宮球場 (ヤクルト)	8.60	5.77	3.83	0.35	0.00	0.05
東京ドーム (巨人)	8.56	5.72	3.79	0.35	0.05	0.00

表 5 セ・リーグ日程の出力結果

Table 5 A schedule of Central League by the system.

ホーム チーム	試合節												
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13
C	T	D	T	G	D	S	D	G					
T		G		D	B	D						S	C
D			S								T	G	
B	D	S	G			G		D	C	T	S	C	
S	G			B			B	T	D	C			D
G					S		T		T	D	C		B

ホーム チーム	試合節												
	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24	25	26
C					B	S	G	S	T	B	T	D	
T	D	C	S	C	S	G	B	D		G			
D		B	C	B	G	B	S						
B			C						D			T	D
S	B	G		G					G	D	B		C
G	C							B			D	S	T

ホーム チーム	試合節												
	27	28	29	30	31	32	33	34	35	36	37	38	39
C													B
T		C											D
D	C			T	C	T					T	C	
B	T	S	D	C	G	S		T	C	T	C		
S			C	T	C		C	D	T	D		T	
G	S	D	T	D		T	B	C	D	C	S	B	S

ホーム チーム	試合節											
	40	41	42	43	44	45	46	47	48	49	50	
C	T	B	S	G	S	G	B	D				
T		S	G	B	G	B	S	B				C
D	S	G	B	S	B	S	G		T	C	G	
B	G								S			
S							G		T	B		
G									C	B		

- (2) 全日程のうち 1 割程度は地方試合であるが、その多くは本来の本拠地と同県あるいは隣県であるため、移動距離に関しても通常試合と等しく扱う。
- (3) 雨天中止やストライキなどによる追加日程については考慮しない。

これらをふまえ、提案モデルによりセ・リーグの試

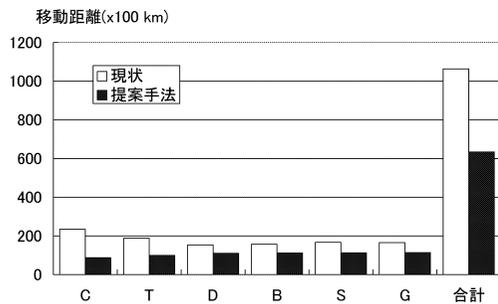


図5 チームごとの移動距離

Fig. 5 Travel costs for each team.

合日程を作成した。動作の長期化を予測し、パラメータを $\gamma = 0.00003$ とした。作成された日程とその移動距離、および同条件下で計算された、2004年プロ野球セ・リーグ公式戦日程における実際の移動距離との比較を示す(表5および図5参照)。

提案手法が作成した日程は、現状に比べ総移動距離を59.6%に抑えている。また、現状では移動距離に最も負担のあった広島が大きく減少しており、結果的にチーム間での移動負担の不公平感も改善されている。

実際のプロ野球日程の作成には、先に示した要素のほかにも球場の利用状況やTV放映など実に多様な要素が考慮されるため、結果を単純に比較することは難しいが、少なくとも移動距離に関しては、提案モデルによる有効性を示せたといえる。

4. おわりに

本稿では、スポーツなどで多く採用されている「ホーム&アウェイ方式」のリーグ戦を対象に、各チームの移動距離が短い試合日程の作成を目的としたモデルを提案した。モデルは3層構造のニューラルネットワークであり、日程作成に必要な制約は、制約層や側抑制によって符号化した。また実験として、チーム数や試合数の増加にともなう日程作成までのターン数の推移や移動距離の減少率、会場の配置による移動距離の差などを検討し、いずれも有効な結果を得ることができた。最後に、2004年プロ野球の実際のセ・リーグ公式戦日程との比較を行い、モデルの実用可能性についても言及した。

今後の課題として、各パラメータの最適値の模索やアニーリング手法の採用などが考えられる。また試合日程層ニューロンの符号化や制約層ニューロンの動作式を改良することで、より合理的なモデルの可能性を追求する。さらに、移動距離以外の様々な要素についても、導入を検討していく。一方評価に関しては、既存手法との有効な比較方法を検討するとともに、本モ

デルを様々な実日程に適用していくことで、その実用性についてより考察を深めたい。そして最後に、本モデルをスポーツスケジューリングに限らず、様々な問題に適用する方法を模索していきたい。

謝辞 慶應義塾大学大学院政策・メディア研究科の青葉雅人氏、同大学SFC研究所の茶志川孝和氏には、本研究の実験手法などに関して有用なアドバイスをいただきました。深く感謝いたします。

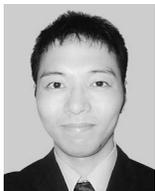
参考文献

- 1) Russell, R.A. and Leung, J.M.: Devising a Cost Effective Schedule for a Baseball League, *Operations Research*, Vol.42, pp.614-625 (1994).
- 2) Yang, J.T., Huang, H.D. and Horng, J.T.: Devising a Cost Effective Baseball Scheduling by Evolutionary Algorithms, *Congress on Evolutionary Computation*, pp.1660-1665 (2002).
- 3) 松井知己: スポーツのスケジューリング, オペレーションズ・リサーチ, Vol.44, pp.141-146 (1999).
- 4) Nemhauser, G.L. and Trick, M.A.: Scheduling a Major College Basketball Conference, *Operations Research*, Vol.46, pp.1-8 (1998).
- 5) 宮代隆平, 松井知己: 1993年Jリーグの再スケジューリング, オペレーションズ・リサーチ, Vol.45, pp.81-83 (2000).
- 6) Hopfield, J.J. and Tank, D.W.: Neural Computation of Decisions in Optimization Problems, *Biological Cybernetics*, Vol.52, pp.141-152 (1985).
- 7) Takefuji, Y.: *Neural Network Parallel Computing*, Kluwer Academic Publishers (1992).
- 8) Lee, K.C. and Takefuji, Y.: Neural Computing for Knight's Tour Problems, *IEEE Transactions on System, Man and Cybernetics*, Vol.24, No.2, pp.300-306 (1994).
- 9) Foo, S.Y., Takefuji, Y. and Szu, H.: Scaling Properties of Neural Networks for Job-Shop Scheduling, *Neurocomputing*, Vol.8, pp.79-91 (1995).
- 10) 舘 俊太, 武藤佳恭: ホップフィールド型ニューラルネットによる制約条件付きクラスタリング, 情報処理学会論文誌: 数理モデル化と応用, Vol.44, No.SIG7 (TOM8), pp.91-98 (2003).
- 11) 吉池紀子, 北端美紀, 武藤佳恭: ニューラルコンピューティングの「いろは歌」作成への応用, 情報処理学会論文誌: 数理モデル化と応用, Vol.42, No.SIG5 (TOM4), pp.99-106 (2001).

(平成16年11月22日受付)

(平成17年1月7日再受付)

(平成17年1月19日採録)



坂口 琢哉

1977年生．1999年慶應義塾大学環境情報学部卒業．2001年同大学大学院政策・メディア研究科修士課程修了．2004年同博士課程単位取得退学．現在同大学 SFC 研究所訪問

所員．主にニューラルネットワーク・コンピューティング，自然言語処理の研究に従事．



石崎 俊（正会員）

1970年東京大学工学部計数工学科卒業．同助手を経て1972年通産省工業技術院電子技術総合研究所勤務．1985年推論システム研究室長．自然言語研究室長を経て1992年か

ら慶應義塾大学環境情報学部教授．1994年から政策・メディア研究科教授兼任．ニューロインフォマティクス，認知科学，自然言語処理等に興味を持つ．
