

ニューラルネットワークによる移動距離を考慮した 試合日程の最適化

坂口 琢哉[†] 石崎 俊[†]
[†]慶應義塾大学大学院 政策・メディア研究科

Abstract

大規模なスポーツのリーグ戦などで試合日程を作成する際、考慮すべき要素の一つに各チームの移動距離の最小化が挙げられる。本稿ではこの問題を組み合わせ最適化問題と捉え、ニューラルネットワークを用いて総移動距離の短い試合日程を作成するモデルを提案した。提案モデルにおいて、試合日程作成のために必要不可欠な制約は制約層のニューロン、一方チームの長距離移動抑制や連続した同一対戦試合の禁止といった付加的な条件は側抑制として符号化した。また、本モデルを日本のプロ野球のセ・リーグ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%であるような試合日程を作成できた。

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

Sakaguchi Takuya[†] Ishizaki Shun[†]
[†]Graduate School of Media and Governance, Keio University

Abstract

When creating the schedule of a major sports league or so, the minimization of total travel cost for each team is one of the most important factors we should consider. In this study we regarded this problem as combinational optimization problem, proposed a model with neural network architecture creating a schedule with keeping total travel cost low. We encoded several constraints essential for consistent scheduling as neurons in a constraint layer, while additional factors inhibiting long-range travel or same match-up series as lateral inhibition. We applied this model to the schedule of NPB(*Nippon Professional Baseball*) Central League, and succeeded to create a schedule in which total travel cost was about 60% compared to the real schedule.

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一つ設定し、対戦相手の会場との往來を繰り返しながら、予め決められた日程に従って試合を消化していく事が多い。本稿は、このようないわゆる「ホーム&アウェイ方式」のリーグ戦日程を対象に、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。

本問題はスケジューリング問題の一種、特に「スポーツスケジューリング問題」と呼ばれる問題で、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に関する主な研究[3]としては、これまでに Russell[1]や Nemhauser[4]、宮代[5]等が存在するが、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。探索の効率化を中心とした研究例としては、進化的計算手法を用いた Yang [2]があるが、定量的な考察が少ないため、どの程度合理的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踏まえ、特に移動距離の総和を短縮するような試合日程を効率的に作成する為の計算モデルを提案する。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用いて、上記の問題を解決する。

ニューラルネットワークは組み合わせ最適化問題を解く代表的な手法の一つであり[6]、これまでも一般的なスケジューリング問題

を含む様々な問題に対して応用されている [7][8][9]. 本稿ではこれらを参考にしつつ, 移動距離に着目したスポーツスケジューリング問題に応用し, 特に日本のプロ野球を対象に試合日程を作成し, 検証する.

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.

まず, チーム数 $2t$ のチームが適当な組み合わせで一日に t 試合を消化しつつ, 各相手とホーム&アウェイで s 試合ずつ, 計 $2s$ 試合を対戦する事を考える. この試合日程表は, ホームとなるチームを行に, 試合日を列にとり, 対戦相手となるアウェイチームを該当マスに記入した $2t$ 行 $2s(2t-1)$ 列の表で表現できる(表 1 参照).

表 1: 試合日程表

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

また, この試合日程を作成する際に必要な制約は, 以下の 2 つとする.

- ・制約 1: 全てのホームチームにおいて, 各アウェイチームとの試合数はそれぞれ s 試合ずつである.
- ・制約 2: 全ての日程において, 各チームはホーム/アウェイに関わらず 1 試合だけ登場する.

提案モデルの目的は, 上記の制約を満たすような試合日程を作成する事であるが, 同時に, 以下の 2 つの条件についても考慮する.

- ・条件 1: 会場間の移動コストをなるべく抑える.
- ・条件 2: 同一相手との連続した対戦を避ける.

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.

ニューラルネットワークの構造は「試合日程層」の上位に「制約層」が 2 層存在する計 3

層構造とし, 試合日程層と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も存在する(図 1 参照).

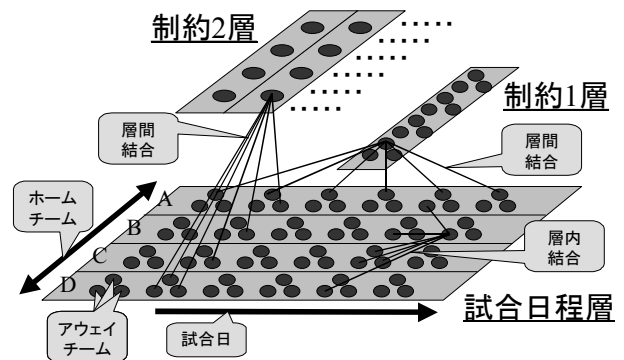


図 1: ネットワークの構造

試合日程層

試合日程層では, 表 1 の構造をそのまま写像した $2t \times 2s(2t-1)$ の格子の中に, $(2t-1)$ 個ずつ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} はアウェイチームと 1 対 1 で対応し, 例えば n_{112} が発火した場合, それは「第 1 日目にホームチーム A とアウェイチーム B が対戦する」という状態を表わす. 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} に基づき次式で決定する.

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

θ は閾値, h はヒステリシス係数である.

制約層

制約層には制約 1 と制約 2 に対応した 2 種類の層があり, 本稿では「制約 1 層」「制約 2 層」と呼ぶ. 制約 1 層のニューロン $m^{(1)}_{ij}$ および制約 2 層のニューロン $m^{(2)}_{ki}$ には, それぞれ特定の試合日やチームが割り当てられており, 割当の範囲で試合数の合計を監視しつつ, それが制約で定義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, ニューロンは発火せず, また制約層の全ニューロンが発火しない時, 即ち, 制約が完全に満た

された時、ネットワークの動作は収束する。

$m^{(1)}_{ij}$ と $m^{(2)}_{ij}$ の出力値 $V^{(1)}_{ij}$, $V^{(2)}_{ij}$ は、それぞれ内部電位 $U^{(1)}_{ij}$, $U^{(2)}_{ij}$ に対し線形に決定する。

$$V^{(1)}_{ij} = U^{(1)}_{ij} \quad (2)$$

$$V^{(2)}_{ki} = U^{(2)}_{ki} \quad (3)$$

層間結合

制約 1 層, 制約 2 層と試合日程層の間には, 双方向でそれぞれ重み 1 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, 制約を満たす解へと導く. 試合日程層から制約 1 層への結合は式(4)で, 一方試合日程層から制約 2 層への結合は式(5)で定式化される.

$$U^{(1)}_{ij} = -(\sum_k Y_{kij} - s) \quad (4)$$

$$U^{(2)}_{ki} = -(\sum_j Y_{kij} + \sum_j Y_{kji} - 1) \quad (5)$$

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.

$$\Delta X_{kij} = \alpha V^{(1)}_{ij} + \beta V^{(2)}_{ki} \quad (6)$$

α および β はパラメータである.

層内結合

試合日程層内に存在する層内結合は, 条件 1 および 2 を符号化した側抑制であり, 隣合うニューロン間で会場間が遠いものや, 対戦相手と同じもの同士の同期発火を抑制する事で, これらを含むような試合日程を回避する. 前者は式(7)で, 後者は式(8)で, それぞれ定式化される.

$$\Delta X^{(1)}_{kij} = -(\sum_l Y_{(k-1)li} D_{il} + \sum_l Y_{(k-1)jl} D_{ij} + \sum_l Y_{(k-1)lj} D_{il}) \quad (7)$$

$$\Delta X^{(2)}_{kij} = -(Y_{(k-1)ij} + Y_{(k-1)ji}) \quad (8)$$

ただし, D_{ij} は $i \sim j$ 間の会場の距離である.

そしてこれらの要素を式(6)に加算する事で, 側抑制の影響を考慮した動作式が得られる.

$$\Delta X_{kij} = \alpha V^{(1)}_{ij} + \beta V^{(2)}_{ki} + \gamma \Delta X^{(1)}_{kij} + \varepsilon \Delta X^{(2)}_{kij} \quad (9)$$

2.3 アルゴリズム

本節では, これまでに示したネットワークが実際に動作する手順を示す.

step1: X を一様乱数で初期化
 step2: 式(1)により Y を計算
 step3: 式(4), (5)により $U^{(1)}$, $U^{(2)}$ を計算
 step4: 式(2), (3)により $V^{(1)}$, $V^{(2)}$ を計算
 step5: 全ての $V^{(1)}$, $V^{(2)}$ について, 値が 0 だった場合にはネットワークの動作を収束
 step6: 式(7), (8), (9)により X を更新
 step7: step2 に戻って反復する

3.結果

3.1 移動距離を考慮しない場合との比較

前述のパラメータ $\gamma=0$ とする事で, 移動距離の側抑制を考慮しない「単純な」試合日程を作成できる. こうして得られた日程との比較を行い, 移動距離を符号化した側抑制が, 実際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. 具体的には, 会場間の距離を $[0,10]$ の一様乱数に従って決定した上で, 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, 2.3 節のステップを 10000 回以上回して作成された試合日程 5 通りの総移動距離の平均を比較した(図 2 参照).

その結果, 移動距離を考慮したモデルでは, 考慮しないモデルと比べ総移動距離がチーム数 4 の場合で 80%程度, チーム数 6 の場合で 65%程度の試合日程を作成できた.

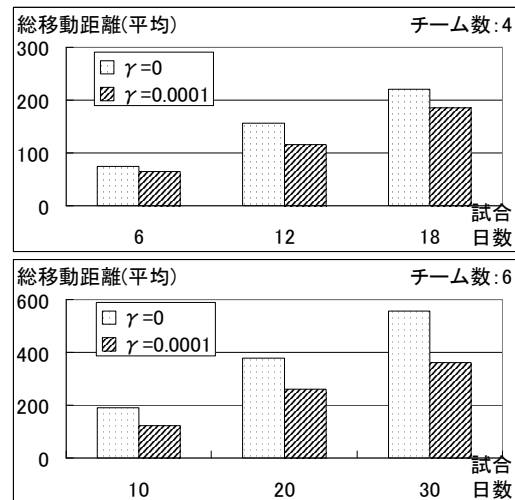


図 2: 条件ごとの総移動距離平均

3.2 プロ野球セ・リーグ日程の作成

本モデルを用いて、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、それぞれ年間140試合を消化する。以下に、各本拠地の位置関係を示す(表4参照)。また、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の結果不規則な形をしており、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。
- (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) 雨天中止等による追加日程は考慮しない。

表4: セ・リーグの本拠地と会場間の距離(単位:100km)

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

これらを踏まえ、提案モデルによりセ・リーグの試合日程を作成した(図3参照)。収束時間の長期化を予測し、 $\gamma=0.00003$ とした。

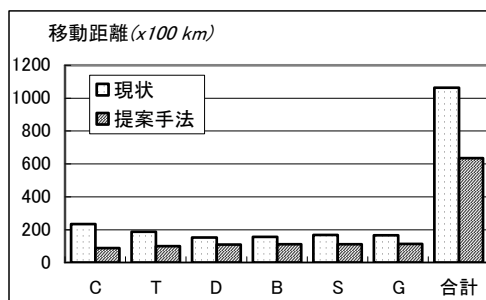


図3: チーム別総移動距離

グラフにあるように、提案手法が作成した日程は、現状に比べ全体の総移動距離を59.6%に抑えている。また、移動距離が特に大きか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、先に示した要素の他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事は難しいが、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言える。

4.おわりに

本稿ではNP困難とされるスポーツスケジューリング問題に対し、ニューラルネットワークを用いた数理モデルによる解法を提案した。提案モデルはチームの移動距離を抑えつつ試合日程を作成するもので、移動距離を考慮せずに作成した日程や実在するプロ野球の日程との比較を行う事で、モデルの有効性を検証した。

今後の課題として、チーム数や試合日数に応じた各パラメータの調整や既存手法との有効な比較方法の検討、移動距離以外の様々な要素の導入等を考えている。

参考文献

- [1] R.A.Russell and J.M.Y.Leung, "Devising a cost effective schedule for a baseball league", Operations Research, Vol.42, pp.614-625, 1994.
- [2] J.T.Yang, H.Huang and J.Horng, "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] G. L. Nemhauser and M. A. Trick, "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] S.Y.Foo and Y.Takefuji, "Scaling Properties of neural networks for job-shop scheduling", Neurocomputing, Vol.8, pp.79-91, 1995.
- [9] 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, pp.99-106, 2001.