

## 大相撲力士に対する休場予測モデルの性能評価

05000645 神奈川大学 \*太田修平 OTA Shuhei  
01108985 法政大学 木村光宏 KIMURA Mitsuhiro

### 1. はじめに

日本の伝統的なスポーツである大相撲において、多くの力士は取組みによる怪我に悩まされてきた。怪我による休場力士の人数が増えることで相撲は魅力を失うため、力士の怪我を減らすための仕組み作りは長年必要とされている。そこで、太田ら [1] は力士の休場発生を表す統計モデルを提案し、力士の怪我のリスクを定量的に評価した。

しかし、提案されたモデルの良さは、モデルの学習データに対する適合度でのみ評価されており、学習に使用していない未知のデータに対するモデルの良し悪しは評価されていない。そこで、本研究は太田ら [1] が提案した2種類のモデルの、未知のデータに対する予測精度を調査する。

### 2. データ

本研究は、インターネットで公開されているデータベース [2] から、力士の生涯戦歴数 [単位:1000 日] と休場時刻 [単位:1000 日] のデータを取得する。生涯戦歴数は、力士が初土俵を踏んでから数えた本場所での勝ち、負け、休場の回数の総和である。休場時刻は力士が休場をした時点の生涯戦歴数である。このデータから Data-A と Data-B の2つのデータセットを作成する。

Data-A は、初土俵を 1973 年から 2003 年に踏み、幕内の番付を 1 場所以上維持したことがある力士 (該当者数=209) のデータである。モデルのパラメータを推定するために使用する。Data-B は、2019 年に幕内の番付を 1 場所以上維持したことがある力士のデータである。未知のデータに対するモデルの予測精度を評価するために使用する。

### 3. 休場予測モデル

太田ら [1] が提案した力士の休場のモデルを2つ導入する。さらにモデルに基づいた、力士が本場所で休場する確率 (休場確率と呼ぶ) の算出方法を示す。なお、モデル化のために以下を仮定する。  
(i) すべての力士の休場は独立で同一な計数過程に

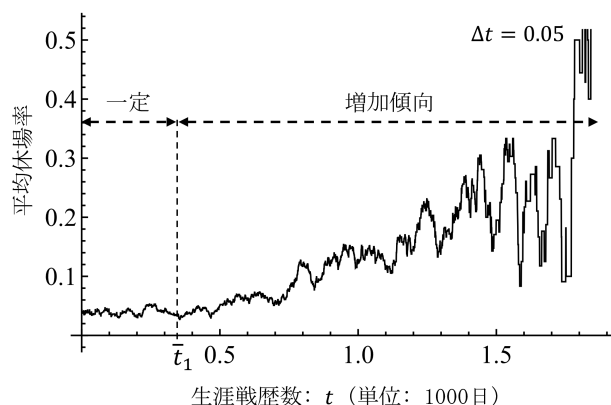


図 1: 平均休場率のふるまい ( $\bar{t}_1$  は Data-A に含まれる力士の 1 回目の休場時刻の平均値を表す)。

したがって発生する, (ii) 連続した休場は 1 回の休場とみなせる, (iii) 引退は 1 回の休場とみなせる。

休場発生モデル化のために、力士の平均的な休場の発生頻度を示す。時刻  $t (\geq 0)$  を力士の生涯戦歴数として、平均休場率を次のように定義する。

$$\text{平均休場率} = \frac{\text{時刻 } t \text{ で出場かつ } (t, t + \Delta t] \text{ で休場した力士の人数}}{\text{時刻 } t \text{ で出場した力士の人数}}$$

ただし、 $\Delta t$  は正の実数とする。図 1 は Data-A に含まれる力士の平均休場率のふるまいを表す。平均休場率はおおよそ 1 回目の休場時刻の平均値  $\bar{t}_1$  まで一定であり、その後は  $t$  が大きくなるにつれて増加する。この点に着目しモデルを導入する。

$T_{ij}$  を力士  $i$  の  $j$  回目の休場時刻を表す連続型確率変数とする ( $i = 1, 2, \dots, 209, j = 1, 2, \dots$ )。  $H_t$  は時刻  $t$  までに観測されたすべての休場時刻の集合とする。そして  $T_{ij}$  を計数過程のイベント発生時刻と見なして、その計数過程を強度関数で特徴づける。なお強度関数は直感的には、時刻  $t$  における瞬間的なイベント発生確率である。本研究は次のモデル 1,2 で与えられるそれぞれの強度関数  $\lambda(t|H_t)$  で計数過程を特徴づける [1]。

モデル 1:

$$\lambda(t|H_t) = \begin{cases} \lambda_0 & (t \leq T_{i1}) \\ \lambda_0 + ab(t - T_{i1})^{b-1} & (t > T_{i1}) \end{cases}.$$

モデル 2:

$$\lambda(t|H_t) = \begin{cases} \lambda_0 & (t \leq T_{i1}) \\ \lambda_0 + ab(t - T_{i1})^{b-1} + \sum_{T_{ij} < t} \alpha e^{-\beta(t-T_{ij})} & (t > T_{i1}) \end{cases}.$$

ただし,  $\lambda_0, a, b, \alpha, \beta > 0$  である.

モデル 1 は, 力士が初めて休場するまでの時間  $T_{i1}$  は指数分布に従い, 一度休場した以降は休場する確率が時刻に対して単調に変化することを表す. モデル 2 は, モデル 1 に加えて過去の休場で負った怪我の影響を考慮したモデルである.

次に, 休場確率の算出方法を示す. 力士  $i$  の生涯戦歴数が  $t_i$  である条件のもとで, 力士  $i$  が本場所中に  $j$  回目の休場をする確率を  $p_{ij}(t_i)$  とする. このとき, 本場所が 15 日間開催であることに注意すると, 休場確率  $p_{ij}(t_i)$  は次式で与えられる.

$$p_{ij}(t_i) = \begin{cases} 1 - e^{-0.015\lambda_0} & (j = 1) \\ 1 - e^{-\int_{t_i}^{t_i+0.015} \lambda(s|H_{t_i}) ds} & (j \geq 2) \end{cases}.$$

## 4. 実証分析

### 4.1. パラメータ推定と休場確率の評価

Data-A を用いて, モデル 1,2 のパラメータ  $\lambda_0, a, b, \alpha, \beta$  をそれぞれ最尤法で推定した. 推定結果を表 1 に示す. モデル 2 の AIC がモデル 1 の AIC よりも小さいことから, モデル 2 の方がよりパラメータの推定に使用したデータ (すなわち学習データ) に適合していることが分かる.

モデル 2 の推定結果に基づく休場確率の評価例を示す. 図 2 は, Data-B に含まれる 2019 年 1 月場所における幕内力士 42 名の休場確率  $p_{ID,j}(t_{ID})$  を表している. なお ID (= 1, 2, ..., 42) は, 番付の高い順に力士に割り振った番号である. 結果として, ID=2 の力士のように, 実際に休場した力士ほど休場確率が高く評価されている.

### 4.2. モデルの性能評価

未知のデータに対するモデル 1,2 の予測精度を評価する. 具体的には, パラメータの推定に使用しなかった Data-B を用いて, 2019 年の各本場所における全幕内力士の実際の休場または出場の同

表 1: パラメータの推定値と AIC.

Model	$\lambda_0$	$a$	$b$	$\alpha$	$\beta$	AIC
モデル 1	3.30	2.32	2.17	-	-	-1176.65
モデル 2	2.69	1.40	2.69	2.87	7.63	-1277.93

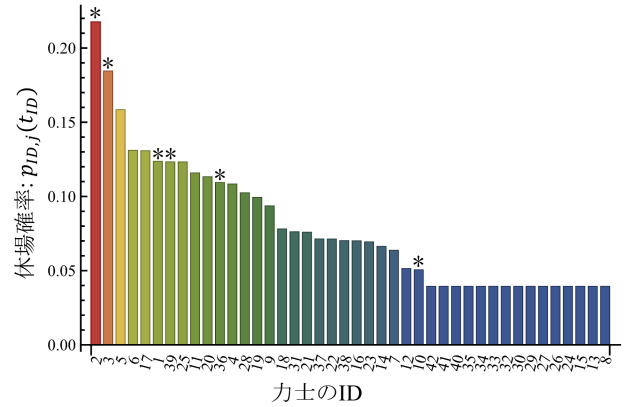


図 2: 2019 年 1 月場所における幕内力士 42 名の休場確率  $p_{ID,j}(t_{ID})$  (\*は実際の休場力士を表す).

時確率をそれぞれのモデルごとに求める. この同時確率が大きいモデルほど, 実際に起きた事象の発生確率を大きく見積もったことを意味するので, 予測精度が高いと言える.

この確率を評価した結果, モデル 1 は  $7.65 \times 10^{-40}$ , モデル 2 は  $4.59 \times 10^{-36}$  となり, モデル 2 の方が大きい. 従って, モデル 2 はモデル 1 よりも Data-B に対して予測精度が高いことが分かった.

## 5. おわりに

本研究は, まず実データを用いて 2 種類のモデルのパラメータをそれぞれ推定し, 次に推定に使用しなかったデータを用いてモデルの予測精度を評価した. 結果として, 力士の過去の怪我の影響を考慮した予測モデルの方が, 考慮していないモデルよりも予測精度が高いことが分かった.

## 謝辞

本研究の一部は JSPS 科研費 JP19K04892 および JP21K14373 の助成を受けたものである.

## 参考文献

- [1] 太田修平, 木村光宏, “Hawkes 過程を用いた力士の休場モデリングと休場予測,” 信学技報, Vol. 121, No. 216, pp. 1-6 (2021).
- [2] 相撲リファレンス, <http://sumodb.sumogames.de> (最終閲覧日 2022/4/1).