

## 競輪における購買支援コンテンツのためのレース結果予測手法の検討 Race Result Prediction Method for Purchase Support in Keirin

吉田 拓海<sup>1)</sup> 横山 想一郎<sup>2)</sup> 山下 倫央<sup>2)</sup> 川村 秀憲<sup>2)</sup>  
Takumi Yoshida Soichiro Yokoyama Tomohisa Yamashita Hidenori Kawamura

### 1 はじめに

IT 技術の発展に伴い、Web 上でのコンテンツ配信は誰でも容易に実行可能かつ非常に有効な宣伝方法となった。その一方で、人手による継続的なコンテンツ作成はコストが大きく、コンテンツ自動生成技術に高い需要がある。本研究では競輪を対象とする。

競輪では長年減少していた車券売上がネット投票の普及により回復傾向にあり [1]、事業活性化のために Web 上でのコンテンツ配信が重要視されている。競輪の情報発信の例として専門家によるレース結果の予想が記述された予想記事が挙げられる。競輪は 1 日あたり約 60 レース行われている。加えて、レースの出場選手は前日のレース結果に応じて決定されるため、予想記事の人手による執筆の負担は大きい。そのため、予想記事を含むコンテンツの自動生成技術への高い需要がある。

スポーツの分野では、記事の自動生成に関する研究が積極的に行われている。野球においては、打者成績からインニング速報を生成する研究 [2] や、テキスト速報から野球ダイジェストを生成する研究 [3]、打者成績からインニングの要約文を生成する研究 [4] などが行われている。上記の研究は、人手によるテキスト生成の負担を軽減するために行われている。

著者らはこれまでの研究で、競輪における予想記事生成システムの開発を進めてきた。先行研究 [2, 3, 4] では、生成する記事の内容は既知の結果であるが、本研究で生成の対象とする記事の内容は未知の結果である。そこで、本システムでは機械学習によってレース結果を予測し、その予測結果に基づいて記事を生成する。記事生成システムの概要を図 1 に示す。本稿では、レース結果の予測手法について検討する。

競輪とよく似た競技として競馬が挙げられ、競馬ではレース結果を予測する研究が数多く行われている。ニューラルネットワークを用いた予測 [5] や、サポートベクターマシンを用いた予測 [6]、ロジスティック回帰を用いた予測 [7]、ファジィ論理を用いた予測 [8] などが行われている。これらの研究では、ある 1 頭の馬のデータを入力として、その馬が 1 着になるか否かの分類や走破タイム、マージン (1 着の馬との差) の回帰を行い、レース結果を予測している。

著者らはこれまでの研究 [9] で、先行研究と同様に選手 1 人を機械学習の入力にする手法 (以降は 1 着予測モデルと呼ぶ) の他に、選手 9 人全員を入力に用いる手法 (以降は車券予測モデルと呼ぶ) を検討した。1 着予測モデルと車券予測モデルの性能を比較すると、車券予測モ

デルの方が高い精度で 1,2,3 着選手の着順を予測できることがわかっている (表 2)。その一方で、1 着選手の予測精度については 1 着予測モデルの方が精度が高いことから、1 着予測モデルと車券予測モデルを組み合わせたモデルによって、精度向上が期待される。本稿では、1 着予測モデルと車券予測モデルを組み合わせた転移学習モデルを提案し、その性能を検証する。

本稿では、第 2 章で本研究で取り扱う競輪について示す。第 3 章でレース結果予測手法について示す。第 4 章でレース結果予測手法の比較実験について示す。第 5 章で予測結果を用いた車券購買支援コンテンツについて紹介する。最後に第 6 章でまとめと今後の展望について示す。

### 2 競輪

本章では、本研究で取り扱う競輪について、競技としての競輪の概要を示す。

競輪は、自転車を使用した日本発祥のトラックレースである。レースは基本的に 9 人で行い、バンクと呼ばれる競争路を周回し 1,500m から 3,000m の距離を競う。

競輪にはその他の競技には無いラインという要素がある。選手はレース中にラインと呼ばれる縦列を形成し、同じラインの選手同士で協力しながらレースを進める。出場選手は誰の後ろにつくのか、自分が先頭で走るか否かについてレース前に宣言するため、どの選手同士がラインを組むかはレース前に公開される情報である。多くの場合は、同じ地域に所属する選手同士でラインを組む。

ラインの先頭を走る選手 (先行選手) は、走る速度や加速のタイミングを自由に決定することができるが、風の抵抗をラインの中で最も受けるため、他の選手よりも体力を消耗する。先行選手の後ろを走る選手 (番手選手) は、前方の選手を風よけに使用することができるため体力を温存することができる。その代わりに、番手選手は後ろから迫ってくる他ラインの選手をブロックすることで、先行選手を援護する役割がある。最後のゴール前の直線まで選手は同一ラインの選手と協力して走るが、レースの賞金は個人に与えられるため、最後は同一ラインの選手とも競争し、各個人が 1 位を目指す。ラインによって作られるレース展開は競輪特有のものである。

### 3 レース結果予測手法

本章では、機械学習を用いてレース結果を予測する手法として 1 着予測モデル、車券予測モデルについて説明する。また、車券予測モデルについては、1 着予測モデルを用いた転移学習モデルについて説明する。予測するレース結果は、1 着から 3 着となる選手の順序である。そのため、車番  $i$  が 1 着、車番  $j$  が 2 着、車番  $k$  が 3 着になる確率  $p(1st = i, 2nd = j, 3rd = k)$  を推定する。競輪において 1 着、2 着、3 着を着順通りに予想する賭式を車番三連勝単式 (三連単)、1 着、2 着を着順通りに予想する賭式を車番二連勝単式 (二車単) と呼ぶ。以降で

- 1) 北海道大学大学院情報科学研究科 Graduate School of Information Science and Technology, Hokkaido University, Sapporo, Hokkaido, Japan
- 2) 北海道大学大学院情報科学研究科 Faculty of Information Science and Technology, Hokkaido University, Sapporo, Hokkaido, Japan

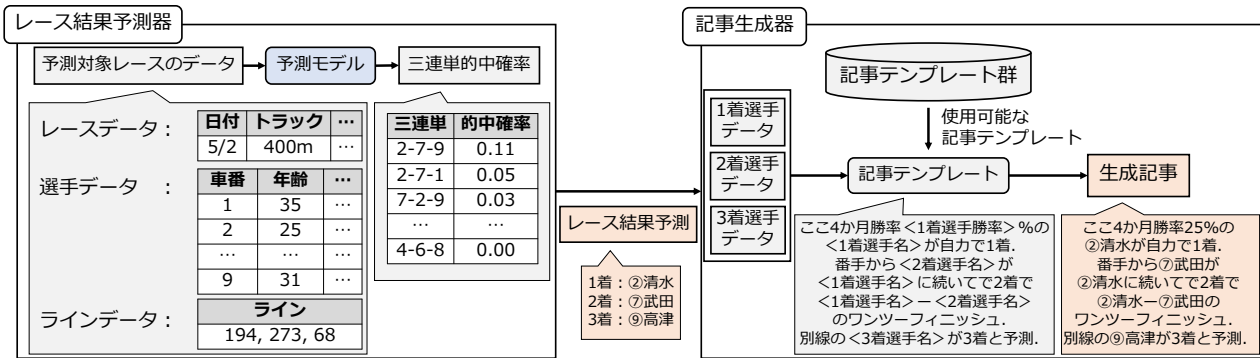


図1 記事生成システムの概要

は、確率  $p(1st = i, 2nd = j, 3rd = k)$  を三連単的中確率と呼ぶ。

本稿では、各モデルの分類器の学習アルゴリズムとして、著者らのこれまでの研究 [9] において良い精度を示した多層パーセプトロン (MLP) を用いる。

### 3.1 1着予測モデル

1着予測モデルは先行研究と同様に選手1人を入力として、その選手の1着確率を推定し、その値からレース結果を予測するモデルである。本モデルは次の2つのステップによって三連単的中確率を推定する。

1. 選手1人 (車番  $i$ ) を二値分類器の入力とし、車番  $i$  が1着になる確率を出走選手9人 ( $i = 1, 2, \dots, 9$ ) に対して求める。
2. それらの値から三連単的中確率を近似的に計算する。

以降では、二値分類器の入出力と三連単的中確率の計算方法について説明する。

#### 3.1.1 二値分類器の入力/出力

1着予測モデルはレースの特徴と選手1人 (車番  $i$ ) の特徴を入力とする。入力  $x_i$  の出力  $y_i$  を車番  $i$  が1着になる確率として扱う。ここで、 $y_i$  のレース内での総和が1になる ( $\sum_i y_i = 1$ ) ように、式1のような補正を行う。

$$y_i(\text{correction}) = \frac{y_i}{\sum_j y_j} \quad (1)$$

#### 3.1.2 二値分類器の学習

入力された選手が1着になるかを二値分類器に学習させる。入力  $x_i$  の教師ラベル  $t_i$  を次のように定義する。

$$t_i = \begin{cases} 0 & \text{place}_i > 1 \\ 1 & \text{place}_i = 1 \end{cases} \quad (2)$$

ここで、 $\text{place}_i$  は車番  $i$  の順位である。

#### 3.1.3 三連単的中確率の計算

二値分類器の出力値を用いて三連単的中確率を近似的に計算する。車番  $i$  が1着で車番  $j$  が2着となる条件付き確率を、車番  $i$  がいないレースでの車番  $j$  の1着確率と考える計算手法 [10] により計算を行う。計算式を式3に示す。

$$p(1st = i, 2nd = j, 3rd = k) = \frac{y_i y_j y_k}{(1 - y_i)(1 - y_i - y_j)} \quad (3)$$

### 3.2 車券予測モデル

車券予測モデルは、選手9人を比較することによってレース結果を予測するモデルである。このモデルは、1着予測モデルのような2段階の処理は行わずに多クラス分類器によって三連単的中確率を直接出力する。

#### 3.2.1 多クラス分類器の入力/出力

車券予測モデルはレースの特徴と選手9人 (車番1, 車番2, ..., 車番9) の特徴を入力とする。対応する選手のない入力値は0とする。このモデルは、多クラス分類器によって三連単的中確率を直接出力する。出力  $y$  は  $y[\text{index}(i, j, k)] = p(1st = i, 2nd = j, 3rd = k)$  となる504次元のベクトルである。 $\text{index}(i, j, k)$  を式4で定義する。

$$\begin{aligned} \text{index}(i, j, k) &= (i - 1) \times 56 + (j - 1) \times 7 + (k - 1) \\ &\quad - d_1 - d_2 - d_3 \\ d_1 &= \begin{cases} 0 & i > j \\ 7 & i < j \end{cases} \\ d_2 &= \begin{cases} 0 & i > k \\ 1 & i < k \end{cases} \\ d_3 &= \begin{cases} 0 & j > k \\ 1 & j < k \end{cases} \end{aligned} \quad (4)$$

式4は、選手9人から3人の車番を選んで得られる順列  $(i, j, k)$  を3桁の数値  $(100i + 10j + k)$  として昇順に並べることで0から503の値を割り当てている。

#### 3.2.2 多クラス分類器の学習

多クラス分類器に上位3人の選手の順序を学習させる。学習に用いる教師ラベル  $t$  は正解の三連単を表すワンホットベクトルであり、 $t[\text{index}(1st, 2nd, 3rd)] = 1$  となる。

#### 3.2.3 転移学習

1着予測モデルの学習データは選手単位であるのに対し、車券予測モデルの学習データはレース単位であるため、車券予測モデルは1着予測モデルと比較して学習データ数が少ない。そこで、1着予測モデルを学習した結果をもとに転移学習を行うモデルを提案し、その他モデルと比較する。転移学習モデルの概略図を図2に示す。本モデルは、車券予測モデルの入力として1着予測モデルの出力を使用するモデルと考えることができる。また、1着予測モデルの三連単的中確率の計算を車券予測モデルによって行うモデルとも考えることができる。

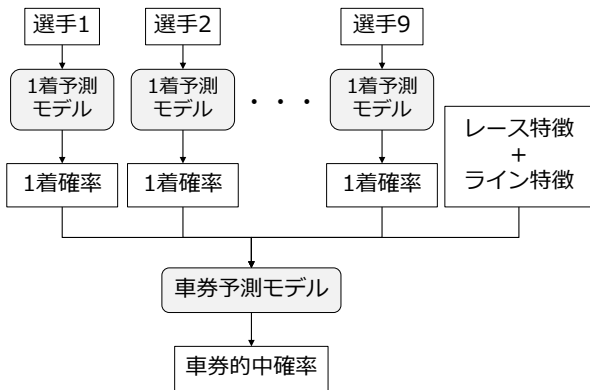


図 2 転移学習モデルの概略図

## 4 実験

本章では、前章で説明した各予測手法に実際のレースデータを適用して予測を行う方法を説明するとともに、予測手法の性能を比較した実験結果を示す。

### 4.1 実験設定

本節では、学習とテストに使用したデータ、予測に使用する特徴量、予測手法の性能を比較する項目について示す。

#### 4.1.1 データ

2014 年から 2018 年の間に実施された 109,578 レースのデータを使用した。2014 年から 2017 年のデータを訓練データとして使用し、2018 年のデータをテストデータとして使用した。

各レース数は訓練データが 96,176 で、テストデータが 13,402 であり、各選手数は訓練データが 798,868 で、テストデータが 112,030 である。また、訓練データの内、1 割のレースを検証データとして各モデルのハイパーパラメータを決定した。本稿では、以下の条件を満たすデータを使用した。

- 男性レース
- 同着無し
- 競り無し
- 欠損値無し

女性レースも存在するが、女性レースはラインが存在しないため、競技として男性レースと異なるため本稿では対象外とした。同着レースは同着なしのレースと同様に教師ラベルを付与することができないため、本稿では対象外とした。競りとは、ライン内で自分が有利な位置につくためにライン内の位置を複数人で奪い合うことを意味する。競りに勝った選手はその位置につくことができるが、負けた選手はその位置につくことができない。競りがあるレースはラインがレース前に確定しないため、本稿では対象外とした。また、特徴量として過去 10 レースの成績を用いているため、過去 10 レース出走していない選手は学習データの対象外とした。競りのあるレースや欠損値への対応は、本稿では対象外としたが、競輪のレース結果予測において重要な課題であり、今後の課題とする。

#### 4.1.2 特徴量

使用した特徴量を表 1 に示す。使用した特徴量はレース特徴、選手特徴、ライン特徴の 3 つに大別される。

表 1 入力特徴量

レース特徴	日付 バンクの長さ 選手特徴のレース内平均
選手特徴	年齢 競走得点 過去順位 S,H,B 回数 決まり手回数 先行選手か否か 自身の所属するラインの人数 ライン内で自身の前にいる選手の数
ライン特徴	ラインベクトル 前方選手ベクトル 後方選手ベクトル

レース特徴はレースに関する特徴であり、日付とバンクの長さ、選手特徴のレース内平均を使用した。バンクの長さは 333m,335m,400m,500m の 4 種類がある。選手特徴のレース内平均は、同一レース内の他の選手と比較するための特徴として、同一レースに出走している選手の過去成績に関する選手特徴の平均値を用いた。

選手特徴は、選手についての特徴であり、年齢や過去成績、所属するラインの情報を使用した。過去成績の情報として、競走得点や過去順位、SHB 回数、決まり手回数について、過去 10 レースの平均値を使用した。競走得点は、レースの成績によって選手に与えられる点数である。S,H,B はそれぞれ、S がレース開始時に先頭に出た回数、H が最終週の時点で先頭を走っていた回数、B が最終週の時点で先頭を走っていた回数を意味する。決まり手はレースの決着のつき方であり、逃げ、捲り、差し、マークの 4 種類がある。

ライン特徴は、ラインによる選手の相互作用を考慮するための特徴量であり、複数選手を入力とする車券予測モデルと転移学習モデルで使用する。ラインベクトル、前方選手ベクトル、後方選手ベクトルは、自身のラインと前後の選手を表すためのベクトルである。例えば、ラインが 1-9-3 の場合、車番 9 のラインベクトルは [1,0,1,0,0,0,0,0,1]、前方選手ベクトルは [1,0,0,0,0,0,0,0,0]、後方選手ベクトルは [0,0,1,0,0,0,0,0,0] となる。前方または後方の選手がいない場合はゼロベクトルを用いた。

#### 4.1.3 比較

各手法について、1 着選手、二車単、三連単の的中精度、二車単と三連単の回収率、三連単的中確率の推定精度を比較した。二車単は 1 着、2 着を着順通りに予想する賭式である。的中精度については、Top-K-accuracy を用いた。1 着選手については K=1, 2, 3、二車単と三連単については K=1, 5, 10 の Top-K-accuracy を用いた。回収率は的中確率が最大の車券を各レースで 1 点ずつ購入した場合の総配当金を総購入費で除算した値であり、配当の計算には確定オッズを使用した。三連単的中確率の推定精度については、横軸を推定確率、縦軸を実際の的中率とした確率値別出現率図 (Reliability Diagram) によって示す。三連単的中確率は値が高くなるにつれて発生頻度が少なくなるため、本稿では 0.1 以下の三連単的中確率を対象とした。

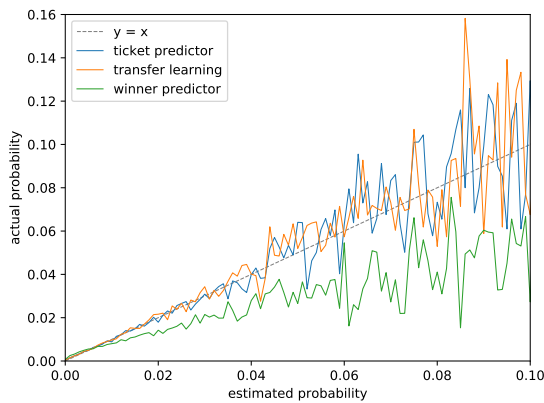


図3 確率値別出現率図

予測のベースラインとして、確定オッズによる予測を用いた。オッズとは公営競技における払戻金の倍率であり、投票券の投票数によって決定される。投票数の多い(人気の高い)投票券のオッズは低く、投票数の少ない(人気の低い)投票券のオッズは高くなる。つまり、オッズは投票者全体の予想を反映していると考えられる。

#### 4.2 結果・考察

各手法とオッズの1着予測、二車単予測、三連単予測のTop-K-accuracyを表2に示す。各手法の三連単的中確率の確率値別出現率図を図3に示す。各手法とオッズの回収率を表3に示す。

まず、車券予測モデルと転移学習モデルを比較する。表2から転移学習モデルによって全項目において精度向上していることが確認できる。また、図3から確率推定の精度に大きな差異は確認されず、本稿で提案する転移学習モデルの有効性を示している。転移学習モデルは、車券予測モデルの入力の選手特徴として、1着予測モデルの出力を使用したモデルであり、選手特徴の特徴抽出器として1着予測モデルを使用していると考えられる。本稿では、その特徴抽出器として1着予測モデルを使用したが、特徴抽出器の出力や抽出アルゴリズムについて検討することで、さらなる精度向上が期待される。

次に、1着予測モデルと転移学習モデルを比較する。表2から1着精度については、1着予測モデルの精度の方が僅かに高いことが確認できる。1着予測モデルは既に1着の予測に最適化されており、その出力をもとに再度1着予測を学習させる効果はないことを示している。本稿では、転移学習として1着予測モデルの学習をしたが、1着予測以外のタスクの学習も行い、それらを組み合わせることで、1着精度についても精度向上が期待される。また、二車単、三連単の予測精度については、転移学習モデルの方が高いことが確認できる。転移学習モデルは、1着予測モデルの車券的中確率の計算を車券予測モデルによって行うモデルと考えることができる。1着予測モデルの出力とラインを表現する特徴を用いて、再び的中車券の学習を行うことで、大きな精度向上が確認できることから、競輪のレース結果予測においてラインをどのように予測に組み込むかが重要であることがわかる。本稿では、同じラインの選手を表現するベクトル

を機械学習の入力特徴量に使用することで、ラインを表現したが、ラインの表現方法については検討が必要であると考えている。

最後に各予測モデルとオッズを比較する。競馬ではオッズによる馬の勝利確率の推定精度が非常に高いという報告[11]があり、オッズは優れた予測器であるということが知られている。表2から、競輪においてもオッズの予測精度は高いことが確認できる。しかし、オッズは観客の投票がなければ決定されないため、投票がされていない時点では、オッズを用いて予測を行うことはできない。また、オッズは投票締切まで変動する。そのため、注目度の低くあまり票の集まらないレースでは、オッズは時間経過によって大きく変動することもある。一方で、本稿で提案した予測手法の利点として、時間経過によって予測結果が変動することはなく、投票がなくても予測結果を出力可能であることが挙げられる。

また、表3から、機械学習による予測(特に車券予測、転移学習モデル)は、オッズによる予測よりも高い回収率を示している。競輪の投票券の購入者は利益を得ることを目的としているため、車券購入支援のための予測には予測精度だけではなく回収率という指標も重要である。表2の結果は、オッズが最小の投票券的中率であり、その的中時の配当は低い。

このように、本稿で提案した予測手法は、的中率に限ればオッズに劣っているが、回収率、予測結果の安定性、予測結果を出力可能なタイミングといった条件を考慮すると、車券購入支援のための予測としてはオッズよりも優れていると考えられる。

#### 5 車券購買支援

著者らはこれまでの研究で、図1に示す予想記事生成システムの開発を進めてきた。このシステムは実運用されており、株式会社チャリ・ロトのWebサイトAI-win<sup>1)</sup>にて生成した予想記事を公開している。またWebサイトでは、記事生成の際に行われるレース結果予測の結果をもとに、高配当を狙える車券を提示することで購入車券の提案を行っている。本章では、上述した予想記事の生成と購入車券の提案について紹介する。

##### 5.1 予想記事の生成

既存の予想記事は、初心者にとっては理解が難しく、今後の新規ユーザー獲得のためには初心者にも理解が容易な予想記事が求められる。そこで、著者らの予想記事生成システムでは、初心者向けの予想記事を生成することを目的とした。

記事生成の手法として、テンプレートによる生成手法[12]とEncoder-Decoderモデル[13]による生成手法が挙げられる。初心者向けの記事生成に既存記事を学習に用いる手法は適さない。また、実運用を考えると生成記事の人手による審査は現実的ではなく、文法のおよび事実には正確な文生成が求められる。以上を踏まえ、事前に人手により用意したテンプレートを用いる手法により記事を生成した。初心者にも理解しやすいように、1,2,3着の予測選手を明記するテンプレートを設定し、推定された三連単的中確率が最大の車券を説明する記事を生成した。

実際に生成された記事の例と既存記事を表4, 5, 6に示す。既存記事はチャリロト.com [14]より引用した。

1) <https://ai.chariloto.com/>

表2 予測モデルの比較(1着, 二車単, 三連単の Top K accuracy)

	1着 @1 [%]	1着 @2 [%]	1着 @3 [%]	二車単 @1 [%]	二車単 @5 [%]	二車単 @10 [%]	三連単 @1 [%]	三連単 @5 [%]	三連単 @10 [%]
1着予測	41.6	62.7	76.2	13.8	43.0	60.1	3.4	12.8	21.3
車券予測	37.7	58.5	72.9	18.6	48.2	64.1	7.0	20.8	30.8
転移学習 オッズ	41.2	62.1	75.5	20.4	50.0	66.6	7.5	22.3	32.9
オッズ	—	—	—	22.9	53.8	70.5	9.7	27.3	38.4

表3 予測モデルの比較(回収率)

	二車単回収率 [%]	三連単回収率 [%]
1着予測	83.1	83.0
車券予測	85.7	92.3
転移学習 オッズ	88.1	88.1
オッズ	77.8	83.8

表4 生成記事と既存記事の例1

	2019-6-13 取手競輪場 第2レース
既存記事	ずっと優出を続ける山崎のカマン捲りから。ただ新鋭の篠田は伸び盛りのヤングパワーあり、経験値十分な山中の自力戦も怖い
生成記事	勝ち星を量産している③山崎が自力で決めて1着。別線から⑤篠田が2着とスジ違いの決着。②山中が3着と予測。三連単予想は3-5-2です。

また、生成記事と既存記事を車券販売サービス会社の社員8名により、生成記事と既存記事をそれぞれ50件、初心者にも理解可能か、車券購入の助けになるか、記事として面白いかの3項目について、5段階で評価した。5段階評価基準を表7に示す。評価結果を表8に示す。表8の値は5段階評価の平均値を示している。この結果は、初心者向けの記事としての妥当性を示している。一方で、記事としての面白さについては、既存記事の評価が高い。また、生成記事は同じような単語、フレーズの使い回しにより、既存記事と比較すると生成パターン数が少ないということが課題である。

## 5.2 購入車券の提案

レース結果予測の際に推定される車券の中確率をもとに、高配当の期待できる車券を選別し、購入車券の提案として提示する。具体的には、的中確率とオッズの積によって配当の期待値を計算する。計算された配当の期待値が1を超える車券は、回収率が100%を超えるであろうという考えのもと車券を選別し、購入車券の提案として提示する。Webサイトでは、期待値が1.3,6を超える車券をそれぞれ★,★★,★★★と表して投票締切10分前に生成した予想記事とともに公開している。

真の車券の中確率を推定し、正確な配当の期待値を求めることは困難であり[11]、著者らの学習させた予測器によって選別された期待値1以上の車券を購入したとしても、長期的に回収率が100%を超える保証は無い。正確な車券の中確率を推定することは、今後の大きな課題である。

また、購入車券の提案という側面では、ユーザーからすると当たらない車券を購入し続けることは難しく、的中率も重要になってくる。また、当たるからと言って大量の車券を提示すれば良いという訳ではなく、提示結果の利便性についても考慮する必要がある。

表5 生成記事と既存記事の例2

	2019-6-13 函館競輪場 第5レース
既存記事	このクラスならスピード一枚上の橋本が中心。後ろ志水一中武で折り合うが戸塚一本間に注意。穴なら船倉だ。
生成記事	最近調子が良い①橋本が自力を生かして1着。同ラインの④志水が①橋本に続いて2着で①橋本-④志水のワンツーフィニッシュ。別線の②戸塚が3着と予測。三連単予想は1-4-2です。

表6 生成記事と既存記事の例3

	2019-6-17 青森競輪場 第2レース
既存記事	高橋は岩崎の援護で積極駆け。持ち前の粘り強さを発揮して①⑨ワンツー。岡田啓も自在に立ち回れる強味があり、高橋攻略の一発注。岡田裕も連候補に。
生成記事	若手の①高橋が自力を生かして1着。同ラインの⑨岩崎が①高橋に続いて2着。⑦佐藤が3着。北日本ラインが別線を抑えて上位独占と予測。三連単予想は1-9-7です。

## 6 まとめと今後の展望

本稿では、競輪の車券購買支援コンテンツのための機械学習を用いたレース結果の予測手法について検討した。選手1人を機械学習の入力とする1着予測モデルと選手9人全員を機械学習の入力とする車券予測モデルを組み合わせた転移学習モデルを提案し、1着、二車単、三連単の予測精度について比較する実験によって、その有効性を示した。また、機械学習によるレース結果の予測を用いた車券購買支援コンテンツとして、予想記事の生成と購入車券の提案の2つを紹介した。

今後の展望として、転移学習モデルで使用する選手特徴(転移学習の学習タスク)の検討やラインの表現方法を検討することによって、さらなる精度向上が期待される。また、予想記事の生成パターン数の増量や、購入車券の提案における的中率や提示結果の利便性などを考慮することで購入支援コンテンツとしての質の向上が期待される。

### 謝辞

本研究は、株式会社チャリ・ロトの支援を受け実施されたものです。ここに感謝の意を表します。

### 参考文献

- [1] 経済産業省製造産業局車両室. 競輪・オートレースを巡る最近の状況について. [http://www.meti.go.jp/shingikai/sankoshin/seizo\\_sangyo/sharyo\\_kyogei/pdf/010\\_01\\_00.pdf](http://www.meti.go.jp/shingikai/sankoshin/seizo_sangyo/sharyo_kyogei/pdf/010_01_00.pdf), 5/2018.
- [2] 村上聡一郎, 笹野遼平, 高村大也, 奥村学. 打者成績からのインニング速報の自動生成. 言語処理学会第22回年次大会発表論文集, pp. 338-341, 2016.
- [3] 岩永朋樹, 西川仁, 徳永健伸. テキスト速報を用いた野球ダ

表 7 5 段階評価

評価点	基準
5	非常にそう思う
4	そう思う
3	どちらかと言えばそう思う
2	どちらかと言えばそう思わない
1	そう思わない

表 8 生成記事と既存記事の評価 (5 段階評価の平均)

	初心者にも 理解可能か	車券購入の 助けになるか	記事として 面白い
既存記事	2.74	2.99	3.26
生成記事	3.51	3.59	2.77

イジェストの自動生成. 言語処理学会第 22 回年次大会発表論文集, pp. 238–241, 2016.

- [4] 田川裕輝, 嶋田和孝. スポーツ要約生成におけるテンプレート型手法とニューラル型手法の提案と比較. 自然言語処理, Vol. 25, No. 4, pp. 357–391, 2018.
- [5] Elnaz Davoodi and Ali Reza Khanteymooiri. Horse racing prediction using artificial neural networks. In *Proceedings of the 11th WSEAS International Conference on Neural Networks and 11th WSEAS International Conference on Evolutionary Computing and 11th WSEAS International Conference on Fuzzy Systems*, NN'10/EC'10/FS'10, pp. 155–160, Stevens Point, Wisconsin, USA, 2010. World Scientific and Engineering Academy and Society (WSEAS).
- [6] David Edelman. Adapting support vector machine methods for horserace odds prediction. *Annals of Operations Research*, Vol. 151, No. 1, p. 325, Nov 2006.
- [7] Noah Silverman and Marc Suchard. Predicting horse race winners through a regularized conditional logistic regression with frailty. *Journal of Prediction Markets*, Vol. 7, No. 1, pp. 43–52, 2013.
- [8] Manish Jogeeah, Akshay Kumar Chandoo, Selukoto Paupiah, and Sameerchand Pudaruth. Using fuzzy logic to predict winners in horseraces at the champ de mars. In *Proceedings of the Third International Conference on Digital Information Processing, E-Business and Cloud Computing, Reudit, Mauritius 2015*, 01 2015.
- [9] 吉田拓海, 横山想一郎, 山下倫央, 川村秀憲. 競輪予想記事の自動生成に向けた深層学習によるレース結果予測. *SIG-DOCMAS*, Vol. 15, pp. 1–7.
- [10] David A. Harville. Assigning probabilities to the outcomes of multi-entry competitions. *Journal of the American Statistical Association*, Vol. 68, No. 342, pp. 312–316, 1973.
- [11] 寺沢憲吾. 情報学者が競馬予想に踏み出すときに知っておくべきこと. 情報処理, Vol. 60, No. 2, pp. 154–158, jan 2019.
- [12] Kathleen McKeown and Dragomir R. Radev. Generating summaries of multiple news articles. In *Proceedings of the 18th Annual International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval, SIGIR '95*, pp. 74–82, New York, NY, USA, 1995. ACM.
- [13] Ilya Sutskever, Oriol Vinyals, and Quoc V Le. Sequence to sequence learning with neural networks. In Z. Ghahramani, M. Welling, C. Cortes, N. D. Lawrence, and K. Q. Weinberger, editors, *Advances in Neural Information Processing Systems 27*, pp. 3104–3112. Curran Associates, Inc., 2014.
- [14] 株式会社チャリ・ロト. チャリロト.com | 競輪・オート  
の車券・くじ購入のオフィシャルサイト. <https://www.chariloto.com/>, accessed 2019-06-17.