

大規模言語モデルを用いた競輪記事生成におけるレース紹介記事の要素選択手法の提案 A Proposal of Component Selection Method for Race Introduction Articles in Generating Bicycle Racing Articles Using a Large-Scale Language Model

早貸 虎之介¹⁾, 横山 想一郎²⁾, 山下 倫央²⁾, 川村 秀憲²⁾

Toranosuke Hayakashi¹⁾, Soichiro Yokoyama²⁾, Tomohisa Yamashita²⁾, Hidenori Kawamura²⁾

1 はじめに

スマートフォンと高速通信インフラの普及, SNS や動画配信サービスなどの発信プラットフォームの拡大, さらに IoT 機器や行政・企業によるオープンデータ公開の進展により, ユーザー生成テキスト, ショート動画, 商品レビュー, 環境ログ, 行政統計データなど多種多様な情報が爆発的に増加している. 利用者は限られた時間で膨大な選択肢を取捨選択せねばならず, 認知的負担が高まっている. このため, 情報の内容だけでなく提示方法も整理し, 状況や文脈に応じて必要な要素だけを抽出して提示する仕組みが求められている. こうした課題は, EC サイトの商品比較, 変動の激しい金融商品の投資判断, スポーツの勝敗予測を伴う娯楽など, 多様な場面で顕在化している.

公営競技の一つである競輪では, 1日あたり最大50レース近くが開催される [1]. 出走表, オッズ, 選手の連携パターン (ライン) など情報量は多く, 初心者から上級者までの知識や興味に合わせた要約を求める声が多い.

競輪のレース紹介記事に登場する要素には, 地元選手の出走, 注目選手の連勝, ライン戦術, 重賞レースの格付け, 新昇格選手の動向などがある. しかし我々の既存の自動記事生成手法 [2] は過去に扱った要素を参照しないため, 多数の記事を作成すると次の課題が顕著になる. 第一に, 地元選手や人気選手といった話題性の高い要素ばかりが重複し, 他の視点が取り上げられにくい (記事内容の偏り). 第二に, 類似した見出しや定型句が繰り返され, 読者が飽きて閲読意欲が低下する (表現の冗長さ). 第三に, 的中しやすさ, 高配当, 観戦価値など異なる観点に十分対応できず, 一部の読者層のニーズが満たされにくい (多様な視点の不足). 結果として記事群全体の情報価値と多様性が損なわれ, レース観戦や車券購入の意思決定支援が十分に果たせなくなる.

競輪の楽しみ方は多岐にわたり, 的中しやすいレースを選びたい読者, 高配当を狙いたい読者, 駆け引きそのものを観戦したい読者など, 求めるポイントは人によって大きく異なる. こうした多様なニーズに応えるには, 生成記事に含める要素と紹介すべきレースの双方を動的に制御できる仕組みが不可欠である.

本研究では, 記事要素の発生頻度を考慮して希少な事象を優先的に選択する記事要素選択アルゴリズムと, 選択された要素を満たすレースを決定するレース選択アルゴリズムを統合的に設計する. 文章生成そのものは既存

の大規模言語モデル (LLM) で実現できるため, 本稿では要素選択とレース選択という前処理部分に焦点を当て, アルゴリズムの設計を行う.

本稿は, 第2章で関連研究を整理し, 第3章で競輪の概要を説明する. 第4章で提案する記事要素選択アルゴリズムとレース選択アルゴリズムを詳述し, 第5章では提案アルゴリズムの動作確認を行い, 要素選択とレース選択が意図どおり機能することを事例ベースで示す. 最後に第6章で本研究の結論と今後の展望を述べる.

2 関連研究

スポーツ記事生成におけるイベント抽出型アプローチとして岩永らの研究 [3] が挙げられる. 同研究はプロ野球のテキスト速報を入力とし, 試合終了後に配信されるダイジェスト記事を自動生成した. 重要度の高い打撃イベントをヒューリスティックに抽出し, テンプレートに埋め込むことで記事を作成する手法である. 記事内要素 (イベント) の選定は「試合中に発生した出来事の重要度」に依存しており, 試合をまたぐ履歴管理や希少性の定量評価は行っていない.

田川・嶋田らの研究 [4] では, 同じく野球を対象に, 決定的場面表現 (Game-changing Phrase: GP) を戦評記事へ組み込む方法が提案されている. テンプレート型生成とエンコーダ-デコーダ型ニューラル生成を比較し, GPを含む要約文の可読性と事実整合性を評価している. GPは希少イベントに相当するが, 出現頻度を踏まえた体系的な管理や履歴参照は採用していない.

競輪ドメインでの代表例として吉田らの研究 [5] がある. 過去データからレース結果を予測する Transformer モデルを用い, 予測結果を定型テンプレートに流し込むことで予想記事を生成した. 対象レースの選定は予測モデルの出力に依存しており, 記事要素の多様性や希少事象の抽出は考慮されていない.

最新の大規模言語モデル (LLM) を用いた試みとして染谷らの研究 [6] では, サッカーのトラッキングデータから実況文を生成した. GPT-4 系モデルをファインチューニングすることで高い可読性を得たものの, 「どのプレーをハイライトとすべきか」という選択が弱く, 重要局面の抽出や希少性の管理は未解決の課題として残されている.

以上のように, 国内のスポーツ記事生成研究では, 重要イベント抽出やレース予測を用いた文章生成といった要素を個別には扱ってきた. しかし, 要素発生履歴を考慮して希少事象を体系的に選択し, その要素に適合したレースを動的に決定するという二段階の選択問題を同時に扱った先行例は確認できない. 本研究はこのギャップを埋め, 連続生成時の偏り・冗長性・視点不足を同時に解消するアルゴリズム基盤を構築することを目指す.

1) 北海道大学 大学院情報科学院,

Graduate School of Information Science and Technology, Hokkaido University

2) 北海道大学 大学院情報科学研究院,

Faculty of Information Science and Technology, Hokkaido University

3 競輪

本章では、本研究で扱う競輪についての概要と公営競技としての特性を示す。

3.1 競輪概要

競輪は、自転車を使用したトラックレースである。レースは通常、最大9人の選手により行われ、バンクと呼ばれる競争路を周回し1,500mから3,000mの距離を走破する順番を競う。

競輪の特徴として、選手がレース中に「ライン」と呼ばれる縦列を形成し、協力しながら走行する点が挙げられる。ラインの先頭を走る選手はペースをコントロールできる一方、後方の選手は風よけを利用して体力を温存できる。レース終盤では、ライン内の選手同士も競争し、各個人が1着を目指す。このラインの概念は、投票戦略を考える際や観戦を楽しむうえで重要な競輪の要素である。

3.2 車券

競輪は公営競技であり、観戦者はレース結果を予想して車券を購入できる。車券はパリティ方式 [7] で販売され、オッズは投票割合によって決定される。主な賭式として、二連単 (1・2 着を順番通り予想)、三連単 (1・2・3 着を順番通り予想)、三連複 (1・2・3 着の組み合わせを予想) がある。

4 提案手法

本研究では、記事に含めるべき要素を制御するための一手法として、要素の出現頻度や鮮度を考慮したスコアをもとにレースを選定し、間接的に記事構成要素の分散を図るアルゴリズムを提案する。

4.1 レース選定アルゴリズムの設計

本研究では、読者の興味や記事全体の多様性を考慮し、毎日1件の注目レースを選定するアルゴリズムを設計した。入力としては、対象日のレース一覧とその出走表、および過去に記事として採用されたレースの履歴を用いる。採用履歴はレース単位で記録されており、各記事内で実際にどの要素が言及されたかまでは考慮していない。

記号の定義：

- r : レース, k : 要素 (注目ポイント)
- P_r : レース r に含まれる要素の集合
- Art_k : 要素 k を含むレースが記事として採用された回数
- $Last_k$: 要素 k を含むレースが最後に採用された日
- N_k^{year} : 年間で要素 k を含むレースの総数

要素スコア (Element Score) $Score_k$ の計算：

$$Base_k = \frac{C}{N_k^{year} + \epsilon} \quad (1)$$

$$Rarity_k = \log \left(1 + \frac{\alpha}{\max(Art_{k, week}, 1)} \right) \quad (2)$$

$$Fresh_k = \exp \left(-\frac{\beta}{\max(\Delta days_k, 1)} \right) \quad (3)$$

$$Score_k = Base_k \cdot Rarity_k \cdot Fresh_k \quad (4)$$

レーススコア (Selection Score) S_r の計算：

$$S_r = \sum_{k \in P_r} Score_k + MultiBonus \cdot (|P_r| - 1) \quad (5)$$

ここで、 $|P_r|$ はレース r に含まれる要素数であり、MultiBonus は複数要素を含むレースに対して加算される補正係数である。

アルゴリズムの手順：

Step 1: 採用レース履歴 H をもとに、各要素 k の Art_k および $Last_k$ を算出する。

Step 2: 各要素 k に対して、要素スコア $Score_k$ を計算する。

Step 3: 各レース r に対して、構成要素 P_r に含まれる $Score_k$ を合算し、選定スコア S_r を計算する。

Step 4: スコア S_r が最大のレース r^* を選定する。

Step 5: S_r が同点の場合は、以下の優先順位に基づいて r^* を選定する：

- 含まれる要素の希少性 (Rarity) の合計が高いレース
- 含まれる要素の鮮度 (Fresh) の合計が高いレース
- 上記でも同点の場合はランダムに選定

Step 6: 選定されたレース r^* に含まれる要素 k の Art_k および $Last_k$ を履歴に基づき更新する。

実装上の制約

本手法では、過去に記事として採用されたレースの履歴のみを記録対象としており、各記事内で実際にどの要素が言及されたかは考慮していない。したがって、スコアリングにおいては、記事に採用されたレースに含まれていた要素すべてを「採用された要素」と見なして処理を行っている。しかし実際には、記事本文において明示的に取り上げられた要素はその一部である可能性があり、本手法にはこの点に関する曖昧さが存在する。

これは本研究における制約の一つであり、将来的には記事本文の自然言語処理を通じて、実際に使用された要素を同定する処理の導入が課題として挙げられる。

5 実験および評価

本章では、提案手法の有効性を確認するために実施した2種類の実験の検証について述べる。

5.1 要素スコアの変動検証

要素スコア (Base, Rarity, Fresh) が、採用履歴に応じて設計通りに変動するかを確認するため、2018年6月1日から2019年5月31日までの全レースデータを用いて検証を行った。

まず、7日間にわたり1日1レースをランダムに選出し、それらを仮想的な採用履歴と見なして、8日目の時点における各要素 k のスコア $Score_k$ を計算した。この履歴パターンを複数生成し、以下のような2点に注目してスコアの挙動を観察した：

- 出現回数異なる要素における希少性スコア (Rarity) の変動
- 最終採用日からの経過日数異なる要素における鮮度スコア (Fresh) の変動

図1は、出現回数とRarityスコアの関係を示しており、出現頻度が高い要素ほど希少性スコアが低下するこ

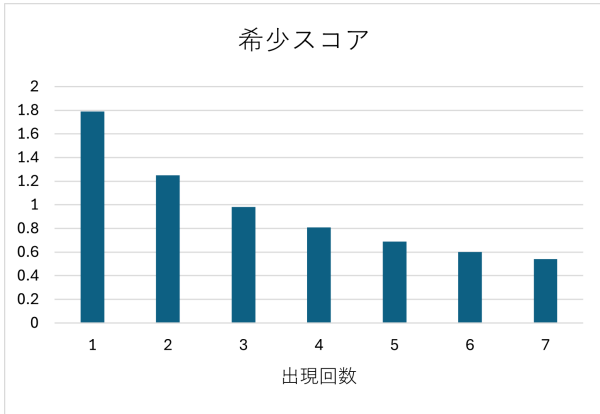


図1 出現回数と希少性スコアの関係

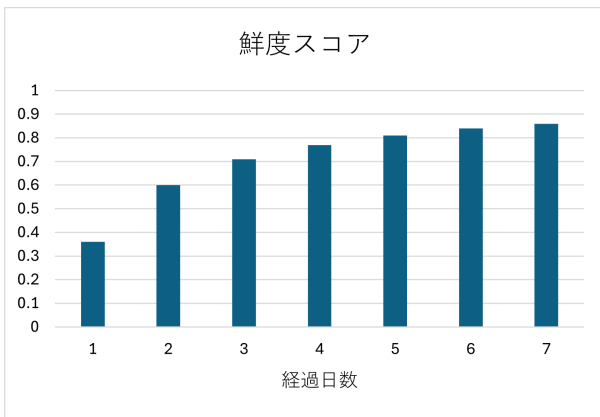


図2 最終採用日からの経過日数と鮮度スコアの関係

とが視覚的に確認できる。また、図2は、最終採用日からの経過日数とスコアの関係を示しており、日数が長いほど鮮度スコアが高くなる傾向がみられた。

これらの結果から、Rarity および Fresh の補正項が意図通りに機能し、要素スコア全体が設計に沿って変動していることが確認された。

5.2 スコアによるレース比較の妥当性検証

本実験では、2018年6月1日から2019年5月31日までの全レースデータを用い、以下の手順で検証を行った：

- 1日1レースをランダムに7日間分選出し、これを履歴 \mathcal{H} と見なす
- 8日目に、候補レース A, B を用意し、それぞれの要素集合 P_A, P_B を抽出
- 各要素 k について Score_k を計算し、それぞれのレースに対して S_A, S_B を算出
- $S_A > S_B$ かどうかを確認し、選定ロジックの意図と合致しているかを分析

本実験には、明示的な正解ラベル（どちらが望ましいか）は存在しないため、設計意図に基づいた定性的な評価を行った。

具体的には、次のような観点から選定理由の妥当性を検討した：

- スコアの高い方のレースが、より希少かつ鮮度の高い要素を含んでいるか
- 直近の履歴に含まれていない要素が優先されているか

表1 出現回数・最終出現日を変化させた要素スコア比較（基本動作の意図通りの例）

要素	1日目	2日目	3日目	4日目	5日目	6日目	7日目	スコア
k_1	✓				✓		✓	0.36
k_2	✓					✓		0.46

表2 出現回数・最終出現日を変化させた要素スコア比較（基本動作の期待通りの例）

要素	1日目	2日目	3日目	4日目	5日目	6日目	7日目	スコア
k_1	✓						✓	0.46
k_2		✓				✓		0.76

表3 連続出現によるスコア変動の比較（意図と異なる例）

要素	1日目	2日目	3日目	4日目	5日目	6日目	7日目	スコア
k_1		✓				✓	✓	0.59
k_2			✓	✓	✓			0.70

るか

複数パターンで実験を行った結果、スコアの高いレースはおおむね、より希少な要素を含むか、最終採用からの経過日数が長い要素を持つ傾向がみられた。これは、提案手法における Rarity・Fresh 補正項が意図通り機能しており、履歴情報をもとにレースのスコア付けが行われていることを示唆している。

5.3 補正項の個別動作検証とその限界

要素スコアの補正項 (Rarity, Fresh) が意図通り動作しているかを確認するため、基本スコア (Base) を 1.0 で固定したうえで、出現回数や最終出現日を変化させたシミュレーションを実施した。

表1, 2, 3は過去1週間の記事要素 k_1 と k_2 の出現の有無を示しており、表中のチェックマーク ✓ はその要素が記事として出現したことを示している。

まず表1では、過去1週間の出現回数が3回である要素 k_1 と過去1週間の出現回数が2回の要素 k_2 の要素スコアが示されている。出現回数が少ない要素 (k_2) がより高いスコアを獲得する結果となり、Rarity 補正が意図通りに機能していることが確認された。

また、表2では、過去1週間の出現回数は2回ずつではあるが、出現日が1日前と7日前である要素 k_1 と出現日が2日前と6日前である要素 k_2 の要素スコアが示されている。出現回数と同じ2要素において、より最終出現日が古い k_2 の方が高スコアとなっており、Fresh 補正も期待通りに働いていることがわかる。このように、補正項の基本的な動作は期待通りであり、希少性や鮮度の高い要素を優先する設計が適切に機能しているといえる。

一方で、表3では、出現日が2日前、6日前、7日前と分散して出現している要素 k_1 と出現日が3日前、4日前、5日前と集中して出現している要素 k_2 の要素スコアが示されている。この場合、出現回数は同じでも出現タイミングに偏りがあり、意図通りの要素スコアが得られないことが確認された。 k_2 は3日間連続して出現している一方で、 k_1 は日を空けて分散して出現している。このような状況では、 k_1 の方が飽きにくく、より高く評価されることが望ましいが、実際には k_2 がより高スコアとなった。

この結果は、Rarity および Fresh 補正では「連続使用」の抑制効果を十分に実現できていないことを示唆する。将来的には、出現間隔や連続出現回数を考慮する新たな

表4 各要素スコアとレーススコアの加算構造

レース	要素スコア				合計スコア
	k_1	k_2	k_3	k_4	
R_1	1.55	1.55	0.19	0.19	5.60
R_2	1.55	0.49	0.49	0.49	5.12

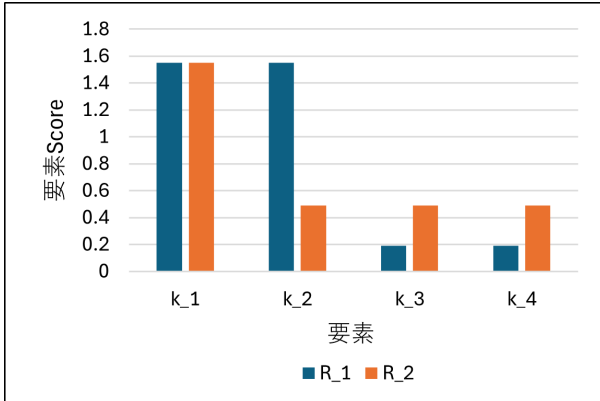


図3 各レースにおける要素スコアの内訳

補正項の導入が望まれる。

5.4 レーススコア構造の確認

提案手法では、レーススコア S_r は、各要素 k のスコア $Score_k$ を単純加算して求めている (式 (6))。したがって、希少で高スコアな要素を多く含むレースが、自然と高スコアになることが期待される。

この性質が適切に反映されているかを確認するため、表4に示す2レース R_1 と R_2 の構成要素とスコアを比較した。 R_1 は、高スコア要素 k_1, k_2 を含みつつ、低スコア要素も2つ加えている構成であり、 R_2 は k_1 の他はすべてスコアの低い要素で構成されている。

このとき、 R_1 のスコアは5.6、 R_2 は5.12であり、想定通り「高スコア要素をより多く含むレース」が優先される結果となった。図3に、各レースにおける要素スコアを可視化した棒グラフを示す。

要素スコアの理論値 (Base = 1.0 と仮定) において、0.19 ~ 1.77 の範囲にある中で、より希少性の高い要素を含むレースが選定されており、加算構造が意図通り機能していることが確認できた。

ただし、本検証は一例に過ぎず、異なるスコア分布や要素組み合わせに対するさらなる実験を通じて、加算構造が常に妥当なレース選定を導くかどうかを検証する必要がある。今後は、より多様な構成パターンに対する評価を通じて、レーススコア算出のロバスト性を確認していく必要がある。

6 おわりに

本研究では、大規模言語モデルによる競輪記事生成に向けて、過去の採用履歴に基づき記事内要素の希少性と鮮度を考慮し、レース単位での選定を通じて記事の多様性を確保するスコアリング手法を提案した。

要素スコアの補正項 (Rarity, Fresh) は、出現回数や最終出現日といった履歴情報に基づいて設計されており、基本的には意図通りに機能することが定性的に確認された。また、要素スコアの加算構造を用いたレーススコア計算によって、高スコアな要素を多く含むレースが優先的に選定される傾向が観察され、スコアリングアルゴリ

ズムの基本動作が妥当であることが示唆された。

一方で、要素の連続出現や分布の偏りといった文脈的な変動に対して、現行の補正項では十分に対応できないケースも見られた。また、本手法は記事に含める要素を直接制御するものではなく、レースの選定を通じて要素分布を間接的に制御している点に限界がある。

今後は、連続出現の抑制や要素分布の局所的な偏りへの対応、さらには記事本文との整合性を考慮した要素同定の導入など、より柔軟で実用的なアルゴリズムへの発展が求められる。加えて、実際の読者ニーズに基づく多様性指標や主観的評価指標の設計も今後の課題である。

参考文献

- [1] 経済産業省. 競輪・オートレース業界の現状と課題, 2023. https://www.meti.go.jp/shingikai/sankoshin/seizo_sangyo/sharyo_kyogi/pdf/018_01_00.pdf.
- [2] 後藤健之介, 横山想一郎, 山下倫央, 川村秀憲. 競輪における注目レース選定とllmを用いたレース紹介記事生成手法の検証.
- [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. 1. 言語処理学会, 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] 吉田拓海, 横山想一郎, 山下倫央, 川村秀憲. 競輪における予想記事の自動生成システムの開発. 電子情報通信学会論文誌D 情報・システム, Vol. J105-D, No. 1, pp. 60-74, January 2022.
- [6] 染谷大河, 石垣達也, 高村大也. トラッキングデータからのサッカー実況生成. 言語処理学会 第31回年次大会 発表論文集, pp. 1. 言語処理学会, 2025.
- [7] 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, 01 2019.