

スポーツ記事速報システムの構築：金鷲旗・玉竜旗大会を事例に

嶋田 和孝[†] 塩田 宰[†] 近藤 陽一[†] 村重 剛弘^{††} 矢澤 達也^{††}

[†] 九州工業大学 知能情報工学研究系 〒820-8502 福岡県飯塚市川津 680-4

^{††} 株式会社西日本新聞社 技術局 技術企画室 〒810-8721 福岡県福岡市中央区天神 1-4-1

E-mail: †shimada@ai.kyutech.ac.jp, ††{takehiro.murashige,tatsuya.yazawa}@nishinippon-np.jp

あらまし 本稿では、西日本新聞社が主催する柔剣道大会である金鷲旗・玉竜旗大会を対象とした試合結果の速報システムについて報告する。この速報システムは人間が入力した勝敗データを基に 40～50 文字程度の速報記事を自動生成する。まず、事前にテンプレートを半自動生成する。過去に人間が書いた戦評記事からテンプレート候補を自動生成し、その後、人手によるテンプレートの取捨選択と精錬化を行う。そのテンプレートを利用した速報システムは 2019 年の金鷲旗・玉竜旗大会で実運用され、1390 試合の速報記事を自動生成した。8 日間の大会開催期間に 275 万回の閲覧があり、高いエンゲージメント率を得た。

キーワード スポーツ速報, 記事生成, テンプレート型

Sports games article generation of Judo and Kendo tournaments

Kazutaka SHIMADA[†], Tsukasa SHIOTA[†], Yoichi KONDO[†], Takehiro MURASHIGE^{††}, and

Tatsuya YAZAWA^{††}

[†] Kyushu Institute of Technology 680-4 Kawazu, Iizuka, Fukuoka 820-8502, JAPAN

^{††} The Nishinippon Shimbun Co. Ltd. 1-4-1 Tenjin, Fukuoka Chuoku, Fukuoka, 810-8721 JAPAN

E-mail: †shimada@ai.kyutech.ac.jp, ††{takehiro.murashige,tatsuya.yazawa}@nishinippon-np.jp

Abstract In this paper, we report a sports game article generation system for Judo and Kendo tournaments. The system is based on a template-based sentence generation mechanism. We generate template candidates automatically, and then polish the templates by hand in advance. The system generated articles of 1390 games by using the polished templates and posted the articles to Twitter. We obtained approximately 3 million views and high engagement rates.

Key words Sports game information, Article generation, Template-based method

1. はじめに

新聞社にとって日々の新聞作成には多くの労力がかかり、その効率化は重要な課題である。近年、ニューラルネットワークを利用した文章の自動生成に関する研究が多く行われているが、実際の新聞記事では、インタビューが必要であったり、記事内容への人手による検証・考察が必要であったりと完全な自動化は難しい。一方で、スポーツの結果など、単なる事実を伝えるだけであれば、記事の自動作成が可能である場合も少なくない。本稿では、西日本新聞社が主催する柔剣道大会（金鷲旗および玉竜旗大会）の試合結果の速報システムについて述べる。金鷲旗および玉竜旗大会では、これまで図 1 に示すような戦評記事を記者が書いていた。一つの記事自体は数文（40～50 文字程度）の短い記事だが、大会中の全試合について、このよう

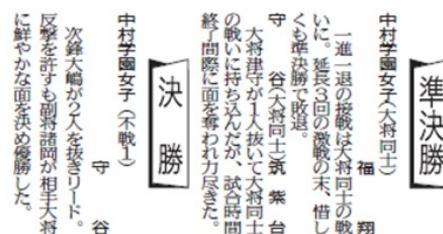


図 1 実際の新聞記事の例。2018 年 7 月 27 日付西日本新聞紙面より引用。

な記事を作成することは労力のかかる作業である。そこで、この戦評記事の自動生成を試みる。この自動生成によって、記者の労力は大幅に削減される。また、この自動生成された記事を Twitter へ投稿する仕組みも導入する。これにより、従来は翌



図 2 Twitter による速報の出力。試合ごとに一つの tweet として投稿される。一つの tweet には試合結果から自動生成された速報記事と星取り表が含まれる。校名にモザイク処理。

日の朝刊まで公開されなかった戦評記事が試合終了とほぼ同時に公開されることになり、速報性を保つこともできるというメリットが生まれる。

古くから利用されている文章生成はテンプレートに基づく手法が多かった。基盤となる文を用意し、汎用的な部分（たとえば選手名など）をスロット化し、入力データをそのスロットに適用することで文章を生成する手法である。型にはまったような文しか生成できないが、制御がしやすいというメリットがある。一方で、前述のように、近年の文章生成に関する研究では、ニューラルネットワークを利用した手法（Encoder-Decoder モデルに基づく手法[1] など）が多く提案されている。ニューラルネットワークによる手法では、それ以前の手法と比較して、流ちょうで自然な文が生成される傾向がある。実際に、ヘッドライン生成[1] など様々なタスクでその有用性が確かめられている。しかしながら、ニューラルネットワークによる手法では事実性の問題（元データにはない情報を生成してしまうこと）が生じることが知られている。実際に我々が過去に作成した野球のインニング速報の自動生成において、テンプレート型とニューラル型の 2 種類の生成システムを比較評価した際、同様の傾向が得られている[2]。本システムが新聞社による速報システムだという点を踏まえると誤報は許されない。そこで、本稿では事実性を担保しやすく、出力の制御が容易なテンプレート型の速報生成システムを構築する。過去に記者が書いた戦評記事を基に、田川らの手法[2]を参考にし、テンプレートを自動生成する。生成されたテンプレートを人手により検証・整備し、選別されたテンプレートをを用いて戦評を自動生成し、それを速報として Twitter に投稿する。

本システムは実際に 2019 年の金鷲旗および玉竜旗大会で運用された^(注1)。その概観を図 2 に示す。本システムは、試合結

果を入力とし、その試合結果（星取り表）と結果から生成された速報記事を Twitter に投稿し、公開する^(注2)。2019 年の大会では、全 1390 試合の速報を生成し、275 万回の閲覧があった。

2. 関連研究

スポーツの試合記事などを生成する研究は多く存在する。たとえば、Allen ら[3]は、野球に関する様々なデータから新聞記者が書いたような試合の記事の生成に取り組んでいる。Tagawa and Shimada は[4]は Twitter から抽出したサッカーの試合に関する tweet をつなぎ合わせてその試合の要約を生成する手法を提案している。吉田ら[5]は競輪を対象としたテンプレートベースの予想記事生成に関する研究をしている。

本システムは試合結果をデータとして受け取り、それを文として生成する。これは data2text などとも呼ばれる。data2text ではスポーツ以外にも様々な研究が存在する。McRoy らは、has-property(John,age,20) のような形式から、“John’s age is 20.” のような文を生成するシステムを開発している。具体的には、事前に定義された文をそのまま返すルール (The String rule) や事前に定義されたテンプレートのスロットを埋めた文を返すルール (The Template rule) などの 10 のルールを用意している。人手でテンプレートを用意するのはコストのかかる作業だが、本研究では、田川らの手法を参考に既存の戦評記事からテンプレートを自動生成し、その効率化も図る。ただし、効率化のみならず、内容の正確さを最重要課題としているため、このテンプレートを精錬化し、事実と異なる記事が生成されないように細心の注意を払っている。

ニューラルネットワークによる data2text の研究も枚挙に暇がない。Murakami ら[6]は、日経平均株価の 1 日分のデータと 7 営業日分の終値のデータから概況テキストの自動生成に取り組んでいる。同じく、村上ら[7]は、気圧や気温、風向きなどの予測値が格納された数値予報マップから天気予報コメントの自動生成に取り組んでいる。一方で、これまでに述べてきたように、本システムでは事実性の担保や制御のしやすさから、今回はニューラルネットワークによる手法ではなく、テンプレート型の手法を採用している。

3. 金鷲旗・玉竜旗速報生成システム

本節では、作成した速報生成システムの概観とシステム上で最も重要なテンプレートの生成について順に説明する。

3.1 システム概観

本システムの全体像を図 3 に示す。速報生成システムの入力データは人間が入力した対戦データである。試合会場に常駐するスタッフが公式記録を基に星取り表を作成し、それをシステムに入力する。システムは定期的に入力データの更新をチェックし、新規の対戦結果が入力されていればそのデータを基に速報の生成を開始する。

過去の対戦結果のデータとその対戦成績に対するテンプレートは事前に半自動的に生成されている。テンプレートは過去に

(注1)：次年度以降も運用予定だったが、コロナ禍により 2020 年および 2021 年の大会が中止となったため、実運用は現状では 2019 年のみである。

(注2)： https://twitter.com/nishinippon_kg

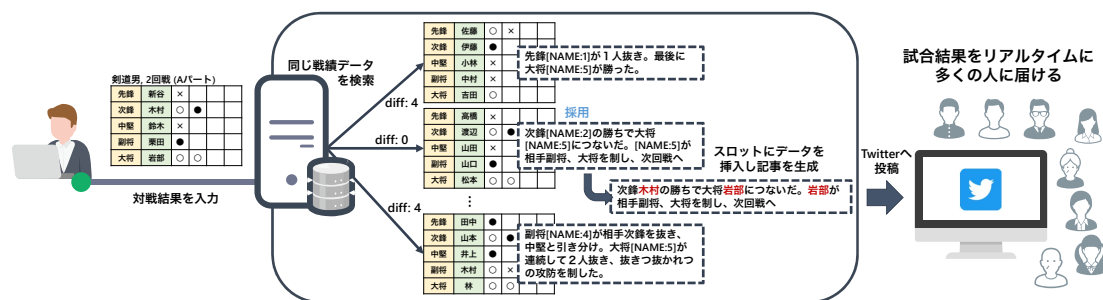


図3 速報生成システムの流れ。

人間の記者が書いた戦評を基に人名などの部分がスロット化されたものである。テンプレートについての詳細は次節で述べる。

システムは入力された対戦データと一致する過去の対戦データを検索する。具体的には入力データと過去の戦績との編集距離を総当たりで取り、距離が0（完全一致）となるものを採用する。0となるものが複数ある場合はランダムに一つ選び、0となるものが存在しない場合は、これも後述する汎用的なテンプレートを用いる。選ばれたテンプレートのスロットに処理対象となっている対戦成績中のデータ（人名など）を適用し、その記事をTwitterに星取り表と併せて投稿する。

3.2 テンプレート生成

本システムで最も重要な要素はテンプレートである。このテンプレートは過去の金鷲旗・玉竜旗で人間に記者が書いた戦評記事から半自動生成をする。大きな流れとしては

- 人名の削除などによるテンプレート候補の自動生成
- 人手によるテンプレートの取捨選択と精錬化

で構成される。過去に記者が書いた戦評記事は3852本あり、上記の処理を経て、速報システムでは約600種類のテンプレートを作成し、利用している。以降順に説明する。

3.2.1 テンプレート候補の自動生成

まず、テンプレート候補の自動生成についてである。ここでは、たとえば

先鋒笠が朽き倒しや合わせ技などで5人抜き。終始攻めの姿勢を見せ、相手を寄せ付けなかった。

という文から

先鋒[SenpoName]が5人抜き。終始攻めの姿勢を見せ、相手を寄せ付けなかった。

のようなテンプレートを作り出したい。具体的には、人名部分のスロット化と技名などの不要語の削除である。

人名をスロット化するには戦評中の人名箇所を特定する必要がある。今回、テンプレート化の対象となるものは、戦績（星取り表）とそれに紐付いた戦評記事である。つまり、星取り表中の人名から戦評に現れる人名部分は容易に推定が可能である。そこで、星取り表中の人名を利用して、文字列マッチングを行い、戦評中の人名箇所をスロット化する。

次に技名の除去である。本来なら技名（柔道なら内股や大外刈り、剣道なら面や胴）もスロット化し、テンプレートの要素とすべきではあるが、現状での入力データには決まり技などの情報は存在せず、入力となるのは星取り表で表現される勝ち・負け・引き分けの情報のみである。従って、技名のスロット化

は今回は行わない。しかし、技名がテンプレートに残っていることは事実性の低下に繋がるため無視できない。たとえば前述の例で、「朽き倒しや合わせ技」の部分が残ったままでは、入力された試合の決まり技がこれらと異なる場合は誤報を生成してしまうことになり、それは避けなければならない。

技名は基本的に有限であるため、辞書ベースで削除箇所を特定する。技名から直近の格助詞までを削除するなどシンプルなルールで技名箇所を削除する。

3.2.2 人手による精錬化

3.2.1節で説明した手法により、原理的には3852個のテンプレートが作成される。しかし、自動生成されたテンプレートには多くの文法的な誤りなどが含まれる。特に技名の削除はシンプルなルールで行われており、多くの不適切箇所が残る。典型的には、次の例のように、修飾している節が誤って残ってしまう場合が多い。

緊迫した攻防で2回戦同様大将戦に。期待に応え、切れ味鋭い内股を繰り出し一本勝ち。

↓（技名「内股」を削除）

緊迫した攻防で2回戦同様大将戦に。期待に応え、切れ味鋭い繰り出し一本勝ち。

他にも、そのデータ固有の表現が存在する場合も少なくない。たとえば、選手の体型を表すような表現（「大柄な先鋒[SenpoName]」や「次鋒[JihoName]が長身を活かし」など）や選手の行為（「勝利を決めガッツポーズ」など）がある。これら不適切な箇所を機械学習によって特定することもアプローチの一つではあるが（これについては後述する）、機械学習による手法では(1)訓練データの作成にコストがかかる、(2)訓練データの規模が十分とはいえない（最大で3852記事）、(3)機械学習では100%の精度は得にくい、などの現実的な問題を勘案し、実運用するシステムを作るという本稿での立ち位置を踏まえ、3.2.1節で作成したテンプレート候補を人手により取捨選択し、誤り箇所の訂正などを行い、質の高いテンプレートを作成する。

また、いくつか追加でスロットを作成する。たとえば、一進一退の熱戦。3勝2敗1分けから副将

[FukushoName]が相手大将と引き分けて、3回戦突破。

のような例で「3回戦」という部分は実際には何回戦目であっても適用が可能である。このような部分もスロット化し、「[gameNum]回戦突破」のようにテンプレートを改良する。

加えて、これらとは別に見出しを生成するためのテンプレートも用意する。具体的には以下の形をしている。

#[gameType] [gameNum] 回戦 [gamePart] パート
[winnerResult] [winner] (gameCond) [loser]
gameType は Twitter のハッシュタグを作るために用いられ、「柔道男子」、「柔道女子」、「剣道男子」、「剣道女子」のいずれかが入る。gameNum はその試合が何回戦か、gamePart にはいくつかに分かれたトーナメント表のパート番号、winnerResult には試合結果が適用される。winner と loser にはチーム名が適用され、gameCond は決着が付いた状態（大将同士や不戦 n 人など）が適用される。これらのデータは入力データ含まれたメタデータや星取り表から埋めることができる。具体的には

#剣道男子 2 回戦 A パート 3 勝 2 敗 2 分

九工大付属高校（大将同士）知能情報高校
のような形になる。見出しテンプレートはこの一つのみであり、すべての速報記事の先頭に埋め込まれる。

さらに、生成のためのテンプレートが見つからない場合を考える必要がある。今回は完全一致する戦績のテンプレートを利用するという制約を課しているため、入力された戦績と一致するデータが存在しない場合も生じうる。この問題は完全一致の戦績データ（編集距離が 0）がない場合は、より近い戦績のデータ（編集距離が 1 以上）で代用するという方法でも対応可能だが、実際に生成される速報記事を確認したところ、事実性が大幅に低下する場合があった。そのため、類似データを使うのではなく、完全一致するものがなかった場合に使う汎用的なテンプレートも手作業で用意する。具体的には次のような汎用テンプレートを適用する。

[Role][Name] が [winNum] 人抜きし、[nextGame] 回
戦進出を決めた。

ここでは、戦績から最も勝ち数が多い選手を特定し、その選手の役職を Role に、名前を Name に入れ、その選手の勝ち星数を winNum に適用する。複数人抜きをした選手がいなければ、単に

見出し文 + [nextGame] 回戦進出を決めた。
とだけ出力される。

4. 結果・分析・考察

この節では、実装および実運用したシステムについて、その結果を分析・考察する。前述のように、本システムは 2019 年 7 月 22 日から 29 日まで実施された金鷲旗・玉竜旗大会で実運用された。同大会で開催された 1390 試合分の速報記事を自動生成した。システムは入力を受け取って以降は完全に自動化されており、Twitter 投稿前の人手チェックなどは行っていない。すべての事例を検証したわけではないが、速報としての事実性はほぼ 100% の精度を保っていると考えられる。

本システムで生成された記事と実際に記者が書いた記事との比較をする。ただし、2019 年の人手記事は存在しないため、以下は過去の戦績と過去の記事との比較に基づく考察である。

自動） 中堅まで引き分ける接戦。副将同士で海津が 1 勝。相手大将に引き分け、勝利した。

記者） 中堅まで引き分けが続く熱戦。副将海津が 1 人抜いて相手対象と引き分け、接戦を制した。

上記のように自動生成の記事は人間の記者が書いた記事と遜色



図 4 動画からの骨格情報の取得。

ない。一方で、以下の事例は、人間の記者が書いた記事のほう洗練されていると感じる例である。

自動） 4 人が引き分ける実力伯仲の好試合。最後は大将田中が相手大将を破り勝利をつかんだ。

記者） 副将まで引き分けが続く互角の戦い。大将田中は延長の末、力強い面で相手対象を下した。

記者は実際に試合を見て記事を書いている（表現を決めている）ため、この例の「力強い面で」のような表現を書くことができる。しかしながら、前述のように、本システムの入力には勝敗のデータと試合に関するメタ情報（何回戦の試合かなど）しかないため、決め技やその場面がどのように表現されるべきかを推定することができない。速報としては問題ない範囲の差ではあるが、より人間の表現力に近づけるには、星取り表以外のデータ（モダリティ）が必要となるだろう。2019 年の大会を撮影した映像を OpenPose [8] で解析したところ、骨格データは比較的良好に取得できることを確認している（図 4）。近年、MS-AAGCN など、骨格情報やその動き、結合情報を統合的に利用して行動を推定する手法も多く研究されている [9]。動画から得られる情報を用いて、動作特徴などを推定し、より表現力のある速報生成システムを構築することは興味深い今後の課題である。

前述のように、表現力では多少人間に劣るところはあるものの、適切に試合内容を伝える記事を生成することには成功している。これは、3.2.2 節で説明した人手による精錬化の功績が大きい。しかし、文そのものは短いといえど 4000 弱のテンプレートを目視で確認し、修正を繰り返すという作業コストは決して小さくない^(注3)。したがって、不要箇所やテンプレートとして使えない表現をできるだけ自動的に特定できることが望ましい。そこで、このシステム運用後に、取り除きたい箇所に BIO 方式でアノテーションをし、機械学習モデルによる削除箇所の推定実験を行った。ここでは、その部分をすべて取り除くとテンプレートとして利用できるようになる箇所を推定する問題として、削除開始点に B タグ、それ以外の削除対象に I タグ、削除しないところに O タグをつけた。たとえば、「先鋒近藤が華麗な技で 5 人抜き。」という文があった場合、削除対象は「華麗な技」だけではなく「華麗な技で」となるため、アノテーションは

(注3)：もちろん、この 1 回のテンプレートの精錬化で、次年度以降、少なくとも記者は 1300 試合もの記事を書かなくて済むというのが大きなメリットであるのは疑いようもない。

表 1 不要箇所推定実験.

Accuracy	Precision	Recall	F 値
0.89	0.39	0.57	0.46

先鋒/o 近藤/o が/o 華麗な/B 技/I で/I 5/o 人/o
抜き/o。/o

となる。ここで、たとえば「先鋒塩田の素早い足さばきで 5 人抜きを達成」という文があったとして、削除したいのは「素早い足さばき」に関連する部分だが、この表現を削除すると「先鋒塩田の 5 人抜きを達成」という非文になる。このような場合は、部分的にタグを付けるのではなく、この文すべてが削除対象になるようにアノテーションをしている（つまり文頭が B でそれ以降はすべて I とする）。1800 文程度に上記のアノテーションをし、bi-LSTM でモデルを構築した。実装には nagisa^(注4)を利用している。データのうち、8 割を訓練データに、2 割をテストデータとした場合の精度は表 1 となった。Accuracy は各 BIO タグの正誤を表しており、Precision, Recall, F 値は削除すべき箇所すべてを正しく推定できた場合（つまり、ある削除箇所に対して B から始まる I の系列が過不足なく推定された場合）の精度である。この Precision では、作業者にさらなる負荷を掛ける可能性もあり、実運用には向かないだろう。この点についても今後の課題である。以下はうまくいった例とうまくいかなかった例である。

成功例

先鋒大島が切れのある動きで一気に 4 人抜き。相手大将と引き分け、惜しくも 5 人抜きならず。

→ 先鋒大島が一気に 4 人抜き。相手大将と引き分け、惜しくも 5 人抜きならず。

先鋒森光の鋭い技が光る。面や小手、胴を巧みに使い分け相手を圧倒。3 度目の 5 人抜きを達成。

→ «全削除»

失敗例

先鋒近藤が多彩な攻めで相手を翻弄（ほんろう）。5 人抜きで一気に勝負を決め、貫禄を見せた。

→ 先鋒近藤が相手を（ほんろう）。5 人抜きでた

先鋒から副将まで引き分け。大将同士は延長 1 回にもつれ込んだが、中野の引き面が決まった。

→ 先鋒から副将まで引き分け。大将は

最後に速報システムによる記事化と Web 配信の効果について分析・考察する。速報記事は全試合分ほぼリアルタイムに Twitter に投稿された。期間中（8 日間）に 275 万回閲覧された。投稿にどのぐらいの人が反応したか（星取り表画像のクリックやリツイート、いいねを押す行為など）を測るエンゲージメント率を調べたところ、各投稿に平均で 9%、最大で 22% の反応があった。2019 年以前の新聞記事との差は単純には比較できないが、速報としての情報の充実さや視認性（速報記事と星取り表の併用）も含めて、肯定的な評価が得られていると判断してよいだろう。また、速報記事配信による副次的なメリッ

トとして、Twitter ユーザからの反応によって、試合データの間違いも検出された。具体的には、ユーザから実際の試合結果と速報記事が一致しないとの指摘があった。これは速報生成部（テンプレート）のミスではなく、データベースに入力されたデータの誤り（つまりデータ入力スタッフによるミス）であった。このようなデータ入力ミスの検知にも今回の速報生成システムは効果的に機能していることが確認された。

5. おわりに

本稿では、スポーツ速報生成システムの一事例として、柔剣道大会の速報生成システムについて説明した。テンプレート型の生成手法を採用した。テンプレート候補を過去の戦評から自動生成し、それを人手で精錬した。質の高いテンプレート群を作成したことで、100% の事実性を保った速報システムを実現できた。速報システムは多くのユーザに閲覧され、副次的な産物として、データの入力ミスの検知などにも役に立っている。今後の課題としては、人手によるテンプレートの精錬化コストを下げるための不要箇所自動推定の精度向上などがあげられる。また、入力のマルチモーダル化による表現力の向上も興味深い課題となる。

謝辞 テンプレートの精錬化のために、テンプレートの確認作業を担当された西日本新聞社の方々に感謝申し上げます。

文 献

- [1] Alexander M. Rush, Sumit Chopra, and Jason Weston. A neural attention model for abstractive sentence summarization. In *Proceedings of the 2015 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing*, pp. 379–389, 2015.
- [2] 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.
- [3] Nicholas D. Allen, John R. Templon, Patrick Summerhays McNally, Larry Birnbaum, and Kristian Hammond. A data-driven sports narrative writer. In *AAAI Fall Symposium Series*, 2010.
- [4] Yuuki Tagawa and Kazutaka Shimada. Generating abstractive summaries of sports games from japanese tweets. In *Proceedings of the 7th International Conference on E-Service and Knowledge Management*, pp. 82–87, 2016.
- [5] 吉田拓海, 横山想一郎, 山下倫央, 川村秀憲. 競輪を対象としたレース結果の予測と予想記事の生成. 人工知能学会全国大会論文集, Vol. JSAI2018, No. 4F1OS11c01, 2018.
- [6] Soichiro Murakami, Akihiko Watanabe, Akira Miyazawa, Keiichi Goshima, Toshihiko Yanase, Hiroya Takamura, and Yusuke Miyao. Learning to generate market comments from stock prices. In *Proceedings of the 55th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics*, 2017.
- [7] 村上総一郎, 笹野遼平, 高村大也, 奥村学. 数値予報マップからの天気予報コメントの自動生成. 言語処理学会 第 23 回年次大会発表論文集, pp. 1121–1124, 2017.
- [8] Zhe Cao, Tomas Simon, Shih-En Wei, and Yaser Sheikh. Realtime multi-person 2d pose estimation using part affinity fields. In *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, pp. 7291–7299, 2017.
- [9] Lei Shi, Yifan Zhang, Jian Cheng, and Hanqing Lu. Skeleton-based action recognition with multi-stream adaptive graph convolutional networks. *IEEE Transactions on Image Processing*, Vol. 29, pp. 9532–9545, 2020.

(注4) : <https://github.com/taishi-i/nagisa>