

抽出だけで良い要約は生成できるか?

平尾努 永田昌明

日本電信電話株式会社 NTT コミュニケーション科学基礎研究所
 {hirao.tsutomu,nagata.masaaki}@lab.ntt.co.jp

1 はじめに

ニューラルネットワークによる系列変換モデル [Sutskever 14, Bahdanau 14] には、従来の言語生成技術では困難であった、流暢な文を生成できるという大きな利点がある。その流暢さは、ある程度の長さの文では人間が生成した文と見分けがつかないほどであることから、テキスト生成タスクの一つである文書要約にも適用されている。これにより、文書要約研究の主流は文書からその一部を抜き出す抽出型要約¹(extractive summarization) から系列変換モデルを利用した生成型要約 (abstractive summarization) へと移りつつある。ヘッドライン生成 [Rush 15]、単一文書要約 [See 17, Tan 17, Gehrmann 18] ではそれが顕著であり、我々は自動要約研究のパラダイムシフトに直面している。しかし、系列変換モデルには無視できない程度の割合で原文の意味とは異なる要約を生成してしまうという致命的な問題が指摘されている [Cao 18, 田川 18]。

一方、抽出型要約は原文書の一部を抜き出して要約を生成するため、圧縮率に対する柔軟性がやや低いものの、原文の意味とは異なる要約を生成する可能性はほぼない。この点において、抽出型要約は現在の生成型要約に対して大きな利点を持っている。また、人間が文書を要約する際、原文書の単語、フレーズ、あるいは文そのものを再利用して要約を生成することが多い。たとえば、後述する Text Analysis Conference (TAC) の参照要約に含まれるユニグラムの約 90%、バイグラムの 60% は原文書から抜き出したものである。こうしたことを考えると、原文書からの何らかのユニットを抽出するだけでもある程度の「良い」要約は生成可能であると考えるのが自然だろう。そして、それは要約システムは本当にテキストを生成すべきなのかという疑問につながる。よって、抽出型要約でどこまで「良い」要約を生成できるか、どこまで人間の要約に近づけるかを調べることは今後の自動要約研究の発展に重要な意味を持つ。

そこで、本研究では、自動評価指標を最大化する抽出型オラクル要約、つまり、自動評価指標という観点から最良の抽出型要約を人手により評価することで抽出だけでどの程度良い要約が生成可能かを調査する。具体的には、TAC 2009, 2011 のデータに対して、文抽出、EDU² 抽出、チャンク抽出という 3 種の要約手法で ROUGE [Lin 04]、BE [Hovy 06] を目的関数としたオラクルを生成し、その内容としての良さをピラミッド法 [Nenkova 04] で、言語品質としての良さを Quality Questions³ で評価した。その結果、これらオラクルのピラミッドスコアは 0.6 程度⁴ であり、抽出

のみでも非常に高いピラミッドスコアを獲得できることが分かった。特に、EDU 抽出、チャンク抽出オラクルは文抽出オラクルよりも高いスコアであったが、言語品質は文抽出オラクルよりも大きく劣ることも分かった。

2 抽出によるオラクル要約

2.1 オラクル要約の定義

自動評価指標 (ROUGE/BE) を $f()$ 、参照要約の集合 \mathcal{R} 、原文書における抽出の最小ユニット⁵ 集合を \mathcal{S} とすると、オラクル要約は以下の定義となる。

$$O = \arg \max_{S \subseteq \mathcal{S}} f(\mathcal{R}, S) \quad (1)$$

$$\text{s.t. } \ell(S) \leq L.$$

L は与えられた要約長であり、 $f()$ は以下の式で与えられる。

$$f(\mathcal{R}, S) = \frac{\sum_{i=1}^{|\mathcal{R}|} \sum_{j=1}^{|\mathcal{U}_{\mathcal{R}}|} \min\{N(u_j, R_i), N(u_j, S)\}}{\sum_{i=1}^{|\mathcal{R}|} \sum_{j=1}^{|\mathcal{U}_{\mathcal{R}}|} N(u_j, R_i)} \quad (2)$$

$\mathcal{U}_{\mathcal{R}}$ は自動評価スコアの計算に利用する原子ユニットの参照要約全体における集合であり、ROUGE-2 であればバイグラム集合、BE であれば依存関係にある単語対とその関係からなるタプル集合であり、 u_j はその j 番目の要素である。式 (2) の分母が定数であることに注意すると、オラクル要約を求める問題は、式 (2) の分子の最大化問題となる。

以下に、文抽出型要約、EDU 抽出型要約、圧縮型要約のそれぞれに対するオラクル要約を生成するための整数計画問題を示す。

2.2 文抽出によるオラクル要約

式 (2) の分子を最大化する文の組合せは以下の整数計画問題を解くことで得ることができる。

$$\text{maximize } \sum_{i=1}^{|\mathcal{R}|} \sum_{j=1}^{|\mathcal{U}_{\mathcal{R}}|} z_{i,j} \quad (3)$$

$$\text{s.t. } \sum_{k=1}^{|\mathcal{S}|} \ell_k s_k \leq L \quad (4)$$

$$N(u_j, R_i) \geq z_{i,j} \quad \forall i, j \quad (5)$$

$$\sum_{m \in V_{u_j}^{\text{bi}}} t_m \geq z_{i,j} \quad \forall i, j \quad (6)$$

$$s_{\text{id}(m)} \geq t_m \quad \forall m \in V_{u_j}^{\text{bi}} \quad (7)$$

$$s_k \in \{0, 1\} \quad \forall k \quad (8)$$

$$z_{i,j} \in \mathbb{Z}_+ \quad \forall i, j \quad (9)$$

⁵文, EDU, チャンク

¹抽出型要約という用語は、文抽出による要約生成を指すことが多いが、本稿では、文に限らずテキスト中の一部を抜き出して要約を生成する手法をまとめて抽出型要約と呼ぶ。

²Elementary Discourse Unit. 節に相当する。

³<https://duc.nist.gov/duc2007/quality-questions.txt>

⁴TAC 参加システム全体でのピラミッドスコアの平均は 0.3 程度。

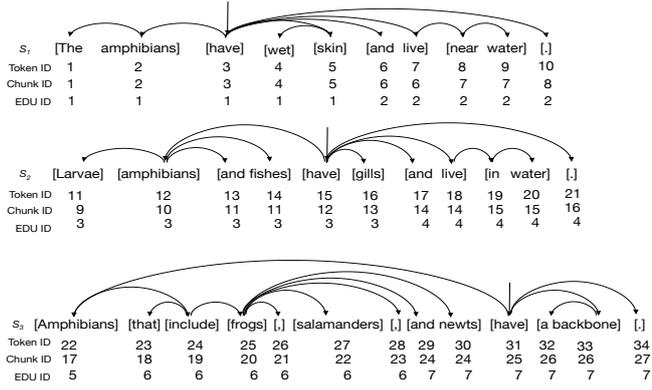


図 1: 単語, チャンク, EDU の関係

s_k は k 番目の文をオラクル要約に含めるか否かを表すバイナリ変数, l_k は k 番目の文の長さ (単語数) であり, 制約 (4) はオラクル要約の単語数が L 以下であることを保証する. $z_{i,j}$ はバイグラム u_j のオラクル要約における頻度であり, 式 (2) 分子の \min 操作は制約 (5), (6) で表現する. なお, $V_{u_j}^{\text{bi}}$ は, バイグラム u_j の単語 ID で表現された出現位置の集合である. 図 1 の例において $u_j = \text{"and live"}$ の場合, $V_{u_j}^{\text{bi}} = \{(6, 7), (17, 18)\}$ となる. t_m は, $V_{u_j}^{\text{bi}}$ の m 番目の要素, つまり, あるバイグラムをオラクル要約に含めるか否かを表すバイナリ変数である. $\text{id}(m)$ は, $V_{u_j}^{\text{bi}}$ の m 番目の要素に対応するバイグラムが出現するの文 ID であり, 図の例では $\text{id}(1)=1, \text{id}(2)=2$ となる. よって, 制約 (7) によりあるバイグラムをオラクル要約に含める場合には, それを含む文もオラクル要約に含まれることが保証される.

オラクル要約生成の目的関数として BE を用いる場合にはバイグラムではなく係り受けタプルに基づく $V_{u_j}^{\text{dep}}$ を利用する. $u_j = \text{"amphibians have(sbj)"}$ であれば, $V_{u_j}^{\text{dep}} = \{(2, 3), (12, 15), (22, 31)\}$ となる.

2.3 EDU 抽出によるオラクル要約

式 (2) の分子を最大化する EDU (Elementary Discourse Unit) の組合せは以下の整数計画問題を解くことで得ることができる.

$$\text{maximize } \sum_{i=1}^{|\mathcal{R}|} \sum_{j=1}^{|\mathcal{U}_{\mathcal{R}}|} z_{i,j} - \sum_{k=1}^{|\mathcal{S}|} s_k \quad (10)$$

$$\text{s.t. } \sum_{n=1}^{|\mathcal{E}|} l_n e_n \leq L \quad (11)$$

$$N(u_j, R_i) \geq z_{i,j} \quad \forall i, j \quad (12)$$

$$\sum_{m \in V_{u_j}^{\text{bi}} \cup V_{u_j}^{\text{skp}}} t_m \geq z_{i,j} \quad \forall i, j \quad (13)$$

$$e_{\text{left}(m)} \geq t_m \quad \forall m \in V_{u_j}^{\text{bi}} \cup V_{u_j}^{\text{skp}} \quad (14)$$

$$e_{\text{right}(m)} \geq t_m \quad \forall m \in V_{u_j}^{\text{bi}} \cup V_{u_j}^{\text{skp}} \quad (15)$$

$$e_g \leq 1 - t_m \quad \forall g \in D_m \quad (16)$$

$$s_{\text{id}(n)} \geq e_n \quad \forall n \quad (17)$$

$$t_m \in \{0, 1\} \quad \forall m \in V_{u_j}^{\text{bi}} \cup V_{u_j}^{\text{skp}} \quad (18)$$

$$e_n \in \{0, 1\} \quad \forall n \quad (19)$$

$$s_k \in \{0, 1\} \quad \forall k \quad (20)$$

$$z_{i,j} \in \mathbb{Z}_+ \quad \forall i. \quad (21)$$

式 (10) は目的関数であり, $z_{i,j}$ は文抽出オラクルの場合と同様, バイグラム u_j のオラクル要約における頻度である. EDU 抽出によりオラクル要約を生成する場合, EDU を独立に抽出すると断片化が起きてしまい, 要約としての可読性が著しく低下する. そこで, 文献 [Morita 13] に従い, 目的関数の第二項で断片化を制御する. $\sum_{k=1}^{|\mathcal{S}|} s_k$ は抽出した EDU のもととなった文の数であり, 多くの文から EDU を抽出すると目的関数の値は小さく, 少ない文から EDU を抽出すると目的関数の値は大きくなる. 式 (11) は要約の長さの制約であり, e_n は n 番目の EDU をオラクル要約に含めるか否かを表すバイナリ変数, l_n は n 番目の EDU の単語数である. 式 (12), (13) は式 (2) の \min 操作を表している. 文抽出とは異なり, ある文からスキップを含む EDU を抽出すると原文からは抽出できない新たなバイグラムをオラクル要約に含めることができる. そこで, 任意の EDU の最後の単語とそれよりも右側に出現する EDU の最初の単語で構成されるスキップバイグラムを考慮する. 図の例では $u_j = \text{"amphibians and"}$ のとき, $V_{u_j}^{\text{bi}} = \{(12, 13)\}$, $V_{u_j}^{\text{skp}} = \{(22, 29)\}$ となる⁶. 式 (14), (15) は, $V_{u_j}^{\text{bi}} \cup V_{u_j}^{\text{skp}}$ の要素に対応するバイグラムをオラクル要約に含める際, それを含む EDU もオラクル要約に含めるための制約である. $\text{left}(m)$ は, $V_{u_j}^{\text{bi}} \cup V_{u_j}^{\text{skp}}$ の m 番目の要素の左側の単語が属する EDU の ID, $\text{right}(m)$ はその右側の単語が属する EDU の ID を表す. なお, $\text{left}(m)$ と $\text{right}(m)$ の間にギャップがある場合, ギャップに含まれる EDU はオラクル要約に含めることができない. よって, $D_m = \{\text{left}(m) + 1, \dots, \text{right}(m) - 1\}$ として, 式 (16) を導入する. $m = 2$ のとき, つまり, "amphibians₂₂ and₂₉" をオラクル要約に含めるときには, $\text{left}(2)=5, \text{right}(2)=7$ であるから, 5 番目の EDU と 7 番目の EDU を同時にオラクル要約に含め, $D_2 = \{6\}$ であるから 6 番目の EDU はオラクル要約には含めない. 式 (17) は, EDU と文の依存関係を表す.

オラクル要約生成の目的関数として BE を用いる場合には, $V_{u_j}^{\text{bi}} \cup V_{u_j}^{\text{skp}}$ を $V_{u_j}^{\text{dep}}$ に置き換え, 式 (16) の制約を除外する. これは, 係り受けタプルはそもそもギャップを含んでもよいからである.

2.4 チャンク抽出によるオラクル要約

式 (2) の分子を最大化するチャンクの組合せを得るための整数計画問題を以下に示す.

$$\text{maximize } \sum_{i=1}^{|\mathcal{R}|} \sum_{j=1}^{|\mathcal{U}_{\mathcal{R}}|} z_{i,j} - \sum_{k=1}^{|\mathcal{S}|} s_k \quad (22)$$

$$\text{s.t. } \sum_{n=1}^{|\mathcal{C}|} l_r c_r \leq L \quad (23)$$

$$N(u_j, R_i) \geq z_{i,j} \quad \forall i, j \quad (24)$$

$$\sum_{m \in V_{u_j}^{\text{bi}} \cup V_{u_j}^{\text{skp}}} t_m \geq z_{i,j} \quad \forall i, j \quad (25)$$

$$c_{\text{left}(m)} \geq t_m \quad \forall m \in V_{u_j}^{\text{bi}} \cup V_{u_j}^{\text{skp}} \quad (26)$$

$$c_{\text{right}(m)} \geq t_m \quad \forall m \in V_{u_j}^{\text{bi}} \cup V_{u_j}^{\text{skp}} \quad (27)$$

⁶1 文目の (2,6) というスキップバイグラムも "amphibians and" であるが, "amphibians" が EDU の最後の単語でないため無視する.

$$c_g \leq 1 - t_m \quad \forall g \in D_m \quad (28)$$

$$s_{\text{id}(r)} \geq c_r \quad \forall r \quad (29)$$

$$c_{\text{parent}(r)} \geq c_r \quad \forall r \quad (30)$$

$$t_m \in \{0, 1\} \quad \forall m \in V_{u_j}^{\text{bi}} \cup V_{u_j}^{\text{skp}} \quad (31)$$

$$c_r \in \{0, 1\} \quad \forall r \quad (32)$$

$$s_k \in \{0, 1\} \quad \forall k \quad (33)$$

$$z_{i,j} \in \mathbb{Z}_+ \quad \forall i. \quad (34)$$

ほぼ、EDU 抽出によるオラクル要約と同じ定式化である。目的関数は変わらず、長さ制約がチャンクの長さに基づく式へと変更される。 $V_{u_j}^{\text{skp}}$ は、チャンクの最後の単語とそれよりも右側のチャンクの先頭単語で構成されるスキップバイグラムの集合である。たとえば、 $u_j = \text{"amphibians and"}$ の場合、 $V_{u_j}^{\text{skp}} = \{(2, 6), (12, 13), (12, 17), (22, 29)\}$ となる。制約 (26)-(28) も EDU 抽出によるオラクルと同様、長さ 2 の単語列をオラクルに含めるために同時にオラクルに含めなければならないチャンクと削除しなければならないチャンクを表す。さらに、抽出したチャンクが文として成り立つように、チャンクをノードとする根つき部分木となるように式 (30) を導入する。

オラクル要約生成の目的関数を BE にする場合、式 (26),(27),(31) の $V_{u_j}^{\text{bi}} \cup V_{u_j}^{\text{skp}}$ を $V_{u_j}^{\text{dep}}$ に置き換え、式 (30) を削除する。

3 評価指標

要約の評価は内容評価、言語品質の評価という 2 つの観点から行う。

3.1 内容評価

要約の意味内容としての良さを人手で測る方法として、TAC の公式指標として採用されたピラミッド法 [Nenkova 04] を用いる。ピラミッド法は複数の参照要約が与えられることを前提とする。まず、各参照要約を意味ユニットである SCU (Summary Content Unit) へと分解し、参照要約間で同じ意味の SCU を同定する。そして、SCU の重みをそれを含む参照要約の数とする。つまり、多くの参照要約で言及される SCU に高い重みを与える。たとえば、4 つの参照要約が与えられた場合、SCU の最大重みは 4、最低重みは 1 となる。この手続きにより参照要約中のすべての SCU に重みが与えられる。一般的に高い重みの SCU の数は少なく、低い重みの SCU の数が増える。これがピラミッドの形に見えることからピラミッド法と名付けられた。次に、システム要約の SCU と参照要約の SCU との間の意味的対応関係を人手で決定し、システム要約のピラミッドスコアを SCU の重み和とする。ただし、これを参照要約の平均 SCU 数で獲得できる最大の SCU の重み和で割ることで値が $[0, 1]$ となるように正規化しておく⁷。

3.2 言語品質評価

要約の言語品質としての良さを人手で測る方法として、DUC の公式指標として採用された Quality Ques-

⁷正確にはこの正規化では 1 を超える場合があり得る。

tions を用いる。これは、要約の言語品質を文法性 (Grammaticality)、非冗長性 (Non-redundancy)、参照の明確性 (Referential Clarity)、焦点 (Focus)、構造と一貫性 (Structure and Coherence) という 5 つの側面に対し、評価者が 5 段階 (1 が最低、5 が最高) で点数を与える評価法である。

4 実験

4.1 実験の設定

データセットとして、TAC-2009, 2011 の複数文書要約タスク (イニシャルタスク) を用いた。文書セット数は 44、各文書セットにはニュースが 10 記事与えられ、参照要約は 4 つ与えられる。なお、要約長の制限は 100 単語である。

オラクル生成の目的関数として ROUGE/BE を採用し、文抽出、EDU 抽出、チャンク抽出の計 6 種のオラクル要約を生成し評価した。TAC-2009, 2011 の双方に対し、TAC 開催時にピラミッド評価で最高スコアを記録したシステムをベースラインとして採用し、TAC-2009 に関しては、人間による文抽出要約システムもベースラインとして採用した。

ピラミッド評価には TAC-2009, 2001 の開催時に人手で作成されたピラミッドデータを評価のサポートツール DUCView-1.4 で読み込み、評価者がシステム要約の評価を行った。ピラミッド評価、言語品質評価とも各文書セットに対して評価者は 1 名であり、データセット全体を 4 名で手分けして評価を行った。

4.2 実験結果と考察

表 1 に実験結果を示す。なお、カッコ内の数値は分散を表す。TAC-2009 のデータにおけるオラクル要約のピラミッドスコアは BE を目的関数とした EDU 抽出が最高値 0.624 を記録した。この値は TAC の最良システムよりも約 0.2 ポイント高い。TAC-2011 でも同じく BE を目的関数とした EDU 抽出が最高値 0.673 を記録し、最良システムよりも約 0.12 ポイント高い。オラクルが参照要約を参考に生成されたもの、要約システムが 10 年程度前のものという 2 点を考慮してもこれは大きな差である。もちろん、生成型要約のピラミッドスコアの上限値である 1 には程遠い値であるが、現状、生成型要約の性能が抽出型要約を遥かに上回ってはいないことから、それが 0.6 というピラミッドスコアを得ることはできないだろう。よって、この結果は抽出だけでも良い要約を生成する余地がまだまだ残っていることを示している。次に、オラクル間を比較すると、EDU 抽出がややチャンク抽出よりも良く、双方とも文抽出よりも明らかに良い。同じ長さ成約のものでは、文というある程度の長さのユニットを抽出するよりもそれより小さなユニットを抽出したほうが情報を多く詰め込むことができるのでこの結果は妥当である。

一方、言語品質評価においては、オラクル要約は優れているとは言い難い。特に、チャンク抽出、EDU 抽出の文法性は低く、2 から 3 程度でしかない。双方とも、文頭のユニットを抽出するとは限らないため、文頭が小文字で始まる文がある、チャンク抽出は依存関係を保存するようにチャンクを抽出するがそもそも依存関係を正しく推定できていないことがしばしばある。

表 1: 評価結果

		Pyramid	Quality Questions				
			Gram.	Non-red.	Ref.	Focus	Str.
2009	Sent(BE)	.552	3.91(0.45)	3.89(0.65)	3.44(1.13)	3.75(0.76)	3.47(1.04)
	Sent(ROUGE)	.574	3.88(0.29)	3.83(0.69)	3.49(1.05)	3.88(0.72)	3.55(1.02)
	EDU(BE)	.624	2.12(0.93)	3.25(0.66)	2.55(0.70)	2.75(0.78)	2.16(0.82)
	EDU(ROUGE)	.607	1.91(0.74)	2.85(0.74)	2.53(0.50)	2.69(0.87)	2.02(0.82)
	Chunk(BE)	.618	2.60(1.06)	3.31(0.89)	3.17(0.96)	3.14(0.98)	2.38(1.05)
	Chunk(ROUGE)	.608	3.23(0.79)	3.56(0.88)	3.30(0.73)	3.40(0.85)	2.81(1.04)
	Peer ID=3	.444	4.76(0.20)	4.56(0.54)	4.49(0.52)	4.58(0.49)	4.53(0.48)
	Peer ID=40	.432	4.73(0.31)	4.05(1.11)	4.34(0.54)	4.40(0.58)	4.12(0.72)
2011	Sent(BE)	.639	4.50(0.25)	4.39(0.44)	4.20(0.44)	4.59(0.31)	3.90(0.46)
	Sent(ROUGE)	.648	4.56(0.29)	4.30(0.48)	4.28(0.48)	4.57(0.38)	3.90(0.50)
	EDU(BE)	.673	2.47(0.64)	3.78(0.78)	3.86(0.69)	4.30(0.62)	3.06(0.64)
	EDU(ROUGE)	.659	2.34(0.72)	3.93(0.77)	3.68(0.76)	4.19(0.77)	2.95(0.73)
	Chunk(BE)	.663	3.24(0.50)	3.97(0.74)	3.68(0.63)	4.32(0.56)	3.36(0.50)
	Chunk(ROUGE)	.664	3.12(0.61)	4.12(0.61)	3.77(0.77)	4.41(0.54)	3.38(0.51)
	Peer ID=22	.556	4.62(0.33)	4.52(0.39)	4.38(0.48)	4.47(0.59)	4.08(0.64)

こうしたことが文法性が低いと判断される要因と考える。また、チャンク抽出、EDU抽出オラクルほどの観点においても文抽出オラクルよりもスコアが低く、文よりも小さな単位を抽出して要約を生成すると言語品質が低下することを示している。また、TAC-2009の文抽出オラクルの文法性は参加システムよりも劣っているが、これは、文境界認定の性能に依存していると考えられる。

以上より、チャンク抽出、EDUオラクル要約は要約の内容評価という点から非常に高い評価を得たが、要約の言語品質という点においては文抽出よりも大きく劣ることが分かった。

5 おわりに

本研究では、文抽出、EDU抽出、チャンク抽出オラクルをTAC-2009, 2011のデータを用いて、人手で評価した。内容評価にはピラミッド法を用い、言語品質の評価にはDUCのQuality Questionsを用いた。評価結果より、チャンク抽出、EDU抽出のピラミッドスコアは0.6を超え、非常に高い水準にあることが分かった。しかし、それらの言語品質は、文抽出と比較すると大きく劣ることが明らかとなった。これらの結果は、今後も抽出型要約の研究を続ける価値があることを示唆している。ただし、チャンク抽出、EDU抽出の言語品質が文抽出と比較すると大きく劣ることから、要約として意味内容を保持したままどれだけ言語品質を改善していくかが今後の課題として明らかとなった。

参考文献

- [Bahdanau 14] Bahdanau, D., Cho, K., and Bengio, Y.: Neural Machine Translation by Jointly Learning to Align and Translate, *CoRR*, Vol. abs/1409.0473, (2014)
- [Cao 18] Cao, Z., Wei, F., Li, W., and Li, S.: Faithful to the Original: Fact-Aware Neural Abstractive Summarization, in *Proceedings of the 32nd AAAI Conference on Artificial Intelligence*, pp. 4784–4791 (2018)

- [Gehrmann 18] Gehrmann, S., Deng, Y., and Rush, A.: Bottom-Up Abstractive Summarization, in *Proceedings of the 2018 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing*, pp. 4098–4109 (2018)
- [Hovy 06] Hovy, E., Lin, C.-Y., Zhou, L., and Fukumoto, J.: Automated Summarization Evaluation with Basic Elements, in *LREC 2006*, pp. 889–902 (2006)
- [Lin 04] Lin, C.-Y.: ROUGE: A Package for Automatic Evaluation of Summaries, in *Proc. of Workshop on Text Summarization Branches Out*, pp. 74–81 (2004)
- [Morita 13] Morita, H., Sasano, R., Takamura, H., and Okumura, M.: Subtree Extractive Summarization via Submodular Maximization, in *Proceedings of the 51st Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics*, pp. 1023–1032 (2013)
- [Nenkova 04] Nenkova, A. and Passonneau, R.: Evaluating Content Selection in Summarization: The Pyramid Method, in *HLT-NAACL 2004*, pp. 145–152 (2004)
- [Rush 15] Rush, A. M., Chopra, S., and Weston, J.: 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)
- [See 17] See, A., Liu, P. J., and Manning, C. D.: Get To The Point: Summarization with Pointer-Generator Networks, in *Proceedings of the 55th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics*, pp. 1073–1083 (2017)
- [Sutskever 14] Sutskever, I., Vinyals, O., and Le, Q. V.: Sequence to Sequence Learning with Neural Networks, in *Proceedings of the 27th International Conference on Neural Information Processing Systems, NIPS'14*, pp. 3104–3112 (2014)
- [Tan 17] Tan, J., Wan, X., and Xiao, J.: Abstractive Document Summarization with a Graph-Based Attentional Neural Model, in *Proceedings of the 55th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics*, pp. 1171–1181 (2017)
- [田川 18] 田川 裕輝, 島田 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. 357–392 (2018)