



1. はじめに
 2. 提案手法
 3. 実験結果と考察
- おわりに

Order-Planning Neural Text Generation From Structured Data

Shigeaki Onoda

Graduate School of Information Engineering, Toyama Prefectural University
t855005@st.pu-toyama.ac.jp

Okuhara Lab, AM 9:00- Friday., December 21, 2018,
Toyama Prefectural Univ.



1.1. 本研究の背景・目的

1. はじめに
2. 提案手法
3. 実験結果と考察

背景

質疑応答システムや対話システムにおいて表敬式のデータから文書を生成するタスクは重要である。

そしてルールベースからエンコーダー・デコーダーモデルの適用により柔軟な文生成が可能となった。

しかし、生成される単語の順序は考慮されず完全なものとは言い難い。

目的

そこで本研究はエンコーダー・デコーダーをベースとしながらも文の順序を考慮した Table-To-Text を可能とすることを目指す。



1.2. 先行研究及び研究タスク

- はじめに
- 提案手法
- 実験結果と考察

おわりに

対象となる表形式データ

本研究では入力として扱うデータとして wikipedia の人物の biography を対象とする

Table:

ID	Field	Content
1	Name	<i>Arthur Ignatius Conan Doyle</i>
2	Born	<i>22 May 1859 Edinburgh, Scotland</i>
3	Died	<i>7 July 1930 (aged 71) Crowborough, England</i>
4	Occupation	<i>Author, writer, physician</i>
5	Nationality	<i>British</i>
6	Alma mater	<i>University of Edinburgh Medical School</i>
7	Genre	<i>Detective fiction fantasy</i>
8	Notable work	<i>Stories of Sherlock Holmes</i>

Text: Sir Arthur Ignatius Conan Doyle (22 May 1859 – 7 July 1930) was a British writer best known for his detective fiction featuring the character Sherlock Holmes.

Figure: 1: wikibio の一例



1.2. 先行研究及び研究タスク

1. はじめに
2. 提案手法
3. 実験結果と考察
おわりに

先行研究

テーブル情報をそのまま文字列として入力した **Lebret** らの研究がある。彼女らの研究は複雑な表形式データを扱えるようになった反面コンテンツの順序の再現が不足している。

目標

そこで本研究では以下をモデル化することを目指した。

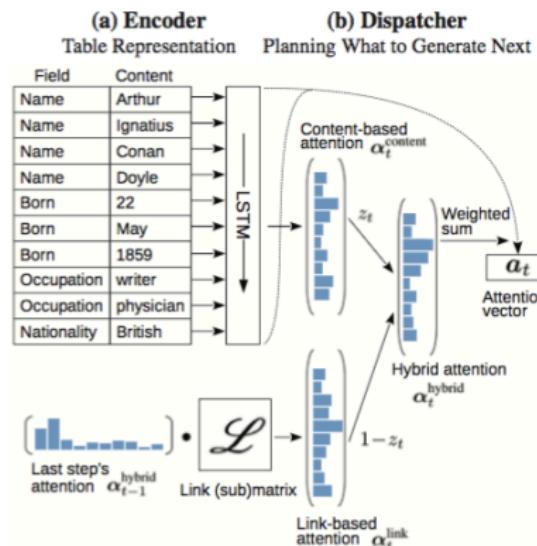
- 単語の順序
- (表の) コンテンツの順序

2.1. 提案手法のサマリー

本研究におけるモデル

従来研究では RNN ベースのエンコーダー・デコーダー モデルを利用
本研究のモデルは以下の 3 つの要素からなる

- 1 表の情報をまとめるエンコーダー
- 2 表のコンテンツと Link-based-attention をまとめるディスパッチャー
- 3 圧縮された情報を単語を生成するデコーダー





2.2. Encoder

1. はじめに
2. 提案手法
3. 実験結果と考察

おわりに

定式化

c_i : i 番目のコンテンツの埋込ベクトル (例: shigeaki onoda)

f_i : i 番目の一一致するフィールド (例: name)

x_i : c_i と f_i の結合ベクトル **要は表の情報を詰め込んだもの！**

h_i : i 番目のコンテンツの単語に該当するエンコード後のベクトル

W, U : (学習対象の) 重みパラメータ

g : LSTM のゲート

$$[g_{\text{in}}; g_{\text{forget}}; g_{\text{out}}] = \sigma(W_g \mathbf{x}_i + U_g \mathbf{h}_{i-1}) \quad (1)$$

$$\tilde{\mathbf{x}}_i = \tanh(W_x \mathbf{x}_i + U_x \mathbf{h}_{i-1}) \quad (2)$$

$$\tilde{\mathbf{h}}_i = g_{\text{in}} \circ \tilde{\mathbf{x}}_i + g_{\text{forget}} \circ \tilde{\mathbf{h}}_{i-1} \quad (3)$$

$$\mathbf{h}_i = g_{\text{out}} \circ \tanh(\tilde{\mathbf{h}}_i) \quad (4)$$



2.3. Dispatcher

何を次に生成するか？

1. はじめに
2. 提案手法
3. 実験結果と考察

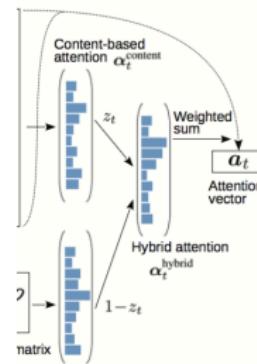
おわりに

本モデルでは Attention メカニズムを利用する

Attention メカニズムとはその名の通りに何に注視 (attention) するか表現する。

従来と違う点は本研究では入力単語からの attention に加え表データの field 間のつながりにも attention を用いその 2 つのハイブリッドモデルを単語選択に利用する。

(b) Dispatcher
Planning What to Generate Next





2.3. Dispatcher

Content-Based Attention

field と content に分けた以外は通常の Attention と同じ

$$\tilde{\alpha}_{t,i}^{(f)} = \mathbf{f}_i^\top (W^{(f)} \mathbf{y}_{t-1} + \mathbf{b}^{(f)}) \quad (5)$$

$$\tilde{\alpha}_{t,i}^{(c)} = \mathbf{h}_i^\top (W^{(c)} \mathbf{y}_{t-1} + \mathbf{b}^{(c)}) \quad (6)$$

$$\alpha_{t,i}^{\text{content}} = \frac{\exp \{ \tilde{\alpha}_{t,i}^{(f)} \tilde{\alpha}_{t,i}^{(c)} \}}{\sum_{j=1}^C \exp \{ \tilde{\alpha}_{t,j}^{(f)} \tilde{\alpha}_{t,j}^{(c)} \}} \quad (7)$$

Link-Based Attention

φ : f_i と f_j の関係を表す学習対象パラメータ
 $= i$ つまりテーブル間の関係を表す変数

$$\alpha_{t,i}^{\text{link}} = \text{softmax} \left\{ \sum_{j=1}^C \alpha_{t-1,j} \cdot \mathcal{L}[f_j, f_i] \right\} \quad (8)$$

$$= \frac{\exp \{ \sum_{j=1}^C \alpha_{t-1,j} \cdot \mathcal{L}[f_j, f_{i'}] \}}{\sum_{i'=1}^C \exp \{ \sum_j \alpha_{t-1,j} \cdot \mathcal{L}[f_j, f_{i'}] \}} \quad (9)$$



2.4. Hybrid Attention

2つのベクトルをつなぐ

1. はじめに
2. 提案手法
3. 実験結果と考察

$$z_t = \sigma(\mathbf{w}^\top [\mathbf{h}'_{t-1}; \mathbf{e}_t^{(f)}; \mathbf{y}_{t-1}]) \quad (10)$$

$$\boldsymbol{\alpha}_t^{\text{hybrid}} = \tilde{z}_t \cdot \boldsymbol{\alpha}_t^{\text{content}} + (1 - \tilde{z}_t) \cdot \boldsymbol{\alpha}_t^{\text{link}} \quad (11)$$

ここで e_t は f_i の総和.

\mathbf{h}'_{t-1} :前のステップ隠れ状態.

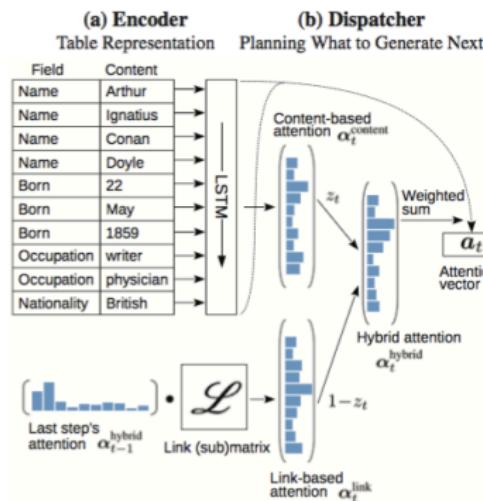
また \bar{z} は link-based を強く扱う傾向があるため $\bar{z} = 0.2z_t + 0.5$ という調整を行った.

2.5. Decoder

本研究におけるデコーダー

注視すべき単語の定式化は以下である.

$$\mathbf{a}_t = \sum_{i=1}^C \alpha_{t,i}^{\text{hybrid}} \mathbf{h}_i \quad (12)$$





3.1. 実験環境

実験設定

■ データ・セット

WIKIBIO という wikipedia の biography を 728.321 個集めたものを利用

■ データの配分

訓練 : テスト : 検証 = 8:1:1

辞書設定

単語を数値に変えるため単語とベクトルの対応付辞書を構築.

20,000 語を登録した.

ただしデータ・セット中に 900k 以上の未知語 (未登録語) が存在した.



3.2. 実験結果

全体の結果

- はじめに
- 提案手法
- 実験結果と考察

おわりに

BLEU, ROUGE, NIST というコンピュータによる文章モデル評価を使用.

Table 1: ベースモデルと提案モデルのスコア

Group	Model	BLEU	ROUGE	NIST
Previous results	KN	2.21	0.38	0.93
	Template KN	19.80	10.70	5.19
	Table NLM ^l	34.70	25.80	7.98
Our results	Content attention only	41.38	34.65	8.57
	Order planning (full model)	43.91	37.15	8.85

結果,

ハイブリッドを導入した提案モデルが一番スコアが高かった.



3.2. 実験結果

- はじめに
- 提案手法
- 実験結果と考察

おわりに

Table 2: 生成された biography

Name	Emmett John Rice	Reference	emmett john rice (december 21 , 1919 – march 10 , 2011) was a former governor of the federal reserve system , a Cornell university economics professor , expert in the monetary systems of developing countries and the father of the current national security advisor to president barack obama , susan e. rice .
Birth date	December 21, 1919	Content-based attention	emmett john rice (december 21 , 1919 – march 10 , 2011) was an economist , author , public official and the former american governor of the federal reserve system , the first african american UNK .
Birth place	Florence, South Carolina, United States	Hybrid attention	emmett john rice (december 21 , 1919 – march 10 , 2011) was an american economist , author , public official and the former governor of the federal reserve system , expert in the monetary systems of developing countries .
Death date	March 10, 2011 (aged 91)		
Death place	Camas, Washington, United States		
Nationality	American		
Occupation	Governor of the Federal Reserve System, Economics Professor		
Known for	Expert in the Monetary System of Developing Countries, Father to Susan E. Rice		

考察

ハイブリットのモデルのほうが"american"という"Nationality"に関する情報を"occupation"である"economist"の前に生成できているという点で表の field の順序を再現できている。



まとめ

本研究によりできるようになったこと

従来のコンテンツベースの attention と異なり **link** 行列を使用することでコンテンツの順序をモデル化できた。

また自己適応ゲート (z) により 2 つの attention を自然に制御することが可能となった。



ご清聴ありがとうございました。