

# 時系列データからの要約文の自動生成

近藤 颯<sup>1</sup> 沼尾 雅之<sup>1</sup>

**概要**：近年、IoT の普及によりセンサなどから得られる時系列データは様々な場面で利用されている。しかし、データをそのまま表やグラフで表示しても専門知識のない人が解釈することは非常に困難である。そのため、時系列データを要約した文章を自動生成する研究が行われている。本研究では、時系列データからそのデータを要約した文章を生成することを目的とした、任意の時系列データの入力に対応した文章生成システムを提案する。時系列データから文章を自動生成する研究の多くは、ある1種類のドメインのデータに対して文章生成を行っており、複数のドメインのデータに対応した文章生成の研究は少ないため、本研究では任意の時系列データに対応した汎用的なシステムを提案する。本システムにより複数のドメインの時系列データから文章を生成し評価した結果、任意の時系列データから文章が自動生成できることを確認した。

## Automatic Generation of Textual Summaries from Time-Series Data

HAYATE KONDO<sup>1</sup> MASAYUKI NUMAO<sup>1</sup>

### 1. はじめに

センサ類の増加や発達により、IoT が普及したことで、非常に多くの時系列データが得られるようになった。時系列データから得られる情報は有用なものが多く、データ分析によって様々な場面で利用されている。しかし、現状では時系列データはそのまま表やグラフで表示されることが多く、専門知識のない人が解釈することは非常に困難な場合であることが多い。そのため、専門知識のない人にも理解できるように、時系列データを要約した文章を自動生成する研究が行われている。

本研究では、時系列データの特徴を要約し文章化することを目的とした、時系列データから要約文を自動生成するシステムを提案する。また、本システムは時系列データのドメインに縛られない汎用的なシステムを目指す。

### 2. 関連研究

時系列データから文章を生成する研究は、ルールベースによる文章生成と機械学習による文章生成の大きく2つの手法に分けることができる。

#### 2.1 ルールベースによる文章生成

ルールベースによる文章生成とは、文章を生成するための穴埋めのテンプレートを予め作成しておき、入力データによってテンプレートの穴に入れる語句を変更して文章生成をする手法である。テンプレートに沿って文章を生成するため、不自然な文章になりにくいという利点がある。

Ramos-Soto ら [1] は4日間の天気予報からそれらを要約した文章を生成するシステムを提案した。この研究では、入力データを中間コードと呼ばれるものに記号化し、予め定義したルールに則って中間コードを言語化し、テンプレートに当てはめることで文章を生成した。入力する天気予報のデータには、天気を示すアイコン(晴れや雨など)、気温、風向きと風速が含まれている。また、ファジィ理論を用いることで、入力データを要約した中間コードの生成を実現させている。提案システムの生成した文章は人が記述した文章に近い自然な文章であることが確認された。

#### 2.2 機械学習による文章生成

機械学習による文章生成とは、データとそれに対応した文章を訓練データとして学習を行い、その学習モデルにデータを入力することで文章を予測する手法である。

青木ら [2] は株価のデータからその動向を示す文章を生

<sup>1</sup> 電気通信大学大学院 情報理工学研究科 情報・ネットワーク工学専攻 The University of Electro-Communications

成するシステムを提案した。この研究では、入力データと過去のデータをクラスタリングし、入力データが属するクラスに分類された過去のデータの動向を示す文書を用いて、文章を生成した。過去のデータの動向を示す文書からバイグラムの言語モデルを構築し、確率的に尤もらしい単語を組み合わせることで、動向内容を示す文章を生成することを確認した。

村上ら [3] は、気象予報モデルをシミュレーションして得られる時系列数値予報マップから文章を生成するシステムを提案した。この研究では、多層パーセプトロン (MLP) を用いて特徴抽出を行うことで数値予報マップから特徴ベクトルを生成し、Long Short-Term Memory (LSTM) を用いたりカレントニューラルネットワーク (RNN) を用いて特徴ベクトルから文章を生成した。評価実験の結果、正解テキストに近い内容の文章を生成することが確認された。更に、村上らは同じように RNN を用いて、株価のデータから文章を生成する手法も提案している [4]。

### 3. 既存手法の分析

#### 3.1 時系列データからの文章自動生成システム

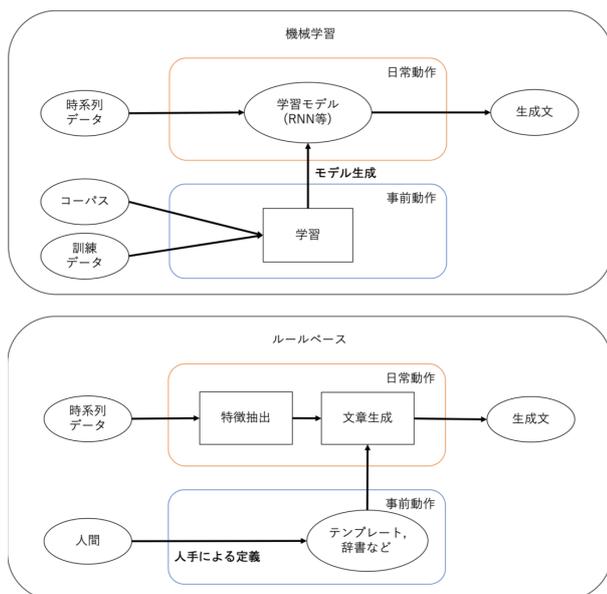


図 1 時系列データからの文章自動生成システムの全体像

前章で述べたように、時系列データから文章を生成するシステムは大きく 2 つに分類される。図 1 に両システムの全体像を示す。機械学習、ルールベース共に時系列データを入力、生成文を出力とし、時系列データから文章に変換するシステムとなっている。また、システムは予め用意する事前動作とデータを入力するたびに動作する日常動作に分けられる。

機械学習では事前動作にて訓練用の時系列データとそれに対応するコーパスから学習モデルを生成し、日常動作にて時系列データから文章を予測する。そのため、大量の訓

練データとコーパスを用意する必要があるが、学習モデルから自動で文章を生成できる。機械学習を用いたシステムは自動翻訳システムの入力から文章から時系列データに置き換わったものとみなすこともできる。

ルールベースでは事前動作にて文章生成のためのテンプレートや辞書を作成し、日常動作にて入力データの特徴を記号化し、その後テンプレート等から文章を生成する。テンプレート等は人手で作成しなければいけないが、機械学習より自然な文章を生成することができる。

#### 3.2 関連研究の課題

任意のドメインの時系列データを入力する汎用的なシステムを想定した場合、ルールベースによる文章生成と機械学習による文章生成の 2 つの手法にはそれぞれ課題が存在する。

ルールベースによる文章生成では、入力データのドメインに対応したルールを予め定義しておく必要がある。入力データのドメインによって生成文に使用される語彙や表現は異なるため、予め定義しなければならないルールが膨大な量になると考えられる。さらに、ルールの定義は人手で行うことが殆どであるので、膨大な量のルールを定義することは現実的ではない。

機械学習による文章生成では、入力データと同じドメインの訓練データが大量に必要となる。また、訓練データの内容を表したコーパスも必要となる。従って、任意の時系列データが入力されるため、訓練データとコーパスも入力データのドメインと同じ数だけ必要となる。これらのデータセットを用意するのは極めて困難であるため、汎用的なシステムとして運用することは難しいと考えられる。

### 4. 提案システム

本研究では、任意の時系列データに対して、特徴を要約した文章の自動生成システムを提案する。本システムはルールベースのシステムとなっているが、任意のドメインに対応するためにテンプレート生成の部分を自動化した物となっている。図 2 に示すように、本システムは時系列データ、キーワード、ラベルを入力とし、文章を出力する。キーワードとは「気温」や「心拍数」等の時系列データのドメインを表す単語、ラベルとは数値データの評価指標として用いられる単語に基づいた単語の組である。評価指標として用いられる単語の組は主に「高い—正常—低い」と「正常—異常」の 2 種類になる。従って、ラベルはこれらの単語と同じ意味を持ち、入力キーワードに適した単語の組であることが期待される。

提案システムの流れは以下ようになる。

- (1) 事前に、入力キーワードで Web 検索を行い、キーワードに関するテキストデータを収集する。
- (2) 収集したテキストデータからキーワードの共起語を抽

出し、辞書を構築する。

- (3) 時系列データの入力に対して、その入力データの特徴となる部分時系列を抽出する。
- (4) 抽出した特徴を他の部分時系列と比較し、その結果に応じて入力ラベルを付与して記号化する。
- (5) 事前に構築した辞書に格納された共起語と、記号化した特徴に付与されているラベルから部分時系列を言語化する。

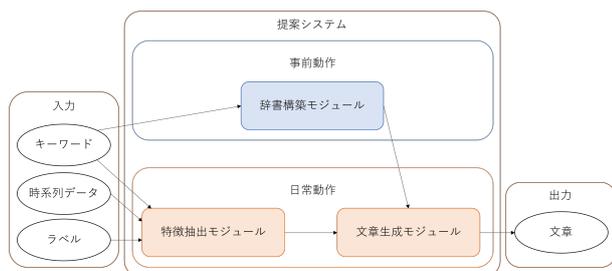


図 2 システム構成図

提案システムは大きく以下の 3 つのモジュールから構成されており、事前動作と日常動作のモジュールに分けられる。

- (1) 辞書構築モジュール
- (2) 特徴抽出モジュール
- (3) 文章生成モジュール

次節以降で、各モジュールについて述べる。

#### 4.1 辞書構築モジュール

辞書構築モジュールは事前動作のモジュールである。図 3 に辞書構築モジュールの構成を示す。まず、Web 検索エンジンを用いてユーザが入力した時系列データのドメインを表すキーワードで Web 検索をし、ヒットした Web サイトをクロールする。次に、クロールした Web サイトの本文をスクレイピングする。その後、スクレイピングした本文のうち、入力キーワードを含んだ文章に対して構文解析を行い、その結果を辞書に格納する。

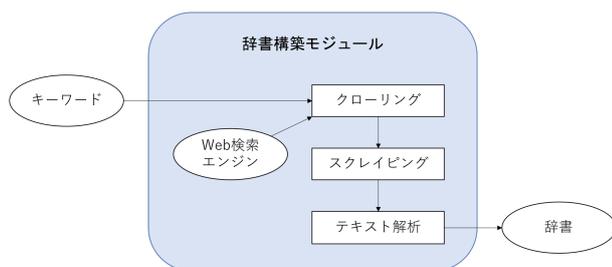


図 3 辞書構築モジュール構成図

#### 4.2 特徴抽出モジュール

特徴抽出モジュールは日常動作のモジュールであり、時系列データを入力するとそのデータの特徴を抽出し、入力ラベルを基に各特徴を記号化したデータを出力する。本研究では、時系列データに対して異常部位検出を行うことで得られる異常度をその時系列データの特徴として扱う。

図 4 に特徴抽出モジュールの構成を示す。まず、入力された時系列データに対して異常部位検出を行い、そのデータの特徴を抽出する。その後、抽出された特徴それぞれを記号化する。記号化した特徴が持つパラメータはその部分時系列の時刻、値、異常度を表すラベルの 3 つとしている。異常度を表すラベルは、抽出された異常部位の時刻が含まれる部分時系列は異常がある部分時系列として、正常な部分時系列と比較を行い適切な入力ラベルが付与される。入力ラベルが「正常—異常」のパターンであれば、正常部位は「正常」に対応するラベルが付与され、異常部位には「異常」に対応するラベルが付与される。また、入力ラベルが「高い—正常—低い」のパターンであれば、異常部位が正常部位より高い値を取っていれば「高い」に対応するラベルが、低い値を取っていれば「低い」に対応するラベルが付与される。

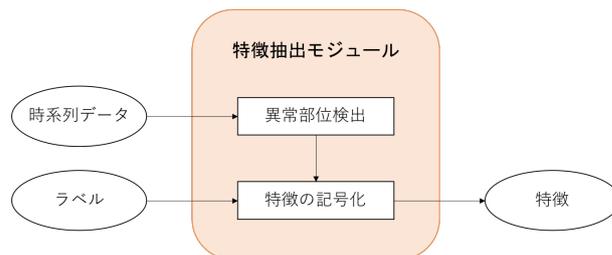


図 4 特徴抽出モジュール構成図

#### 4.3 文章生成モジュール

文章生成モジュールは日常動作のモジュールであり、特徴抽出モジュールの出力である記号化された特徴が入力されると、辞書構築モジュールにて構築した辞書を用いて入力された特徴から文章を生成する。図 5 に文章生成モジュールの構成を示す。まず、辞書に格納されている単語の中から、入力キーワードの共起語となる単語を取得する。その後、キーワードの共起語と入力されたラベルとの類似度を単語分散表現を用いて計算し、その類似度を基にキーワードの共起語をラベルに分類する。そして、各特徴に含まれるラベルに属する共起語を用いて文章を生成する。

単語分散表現を用いると共起語を分類する際に対義語も類義語と推定されてしまう問題点を考慮する必要がある。例えば、「高い—正常—低い」という入力ラベルのもと、入力キーワードの共起語である「多い」と「少ない」を分類する場合、「高い」のラベルには「多い」が、「低い」のラ

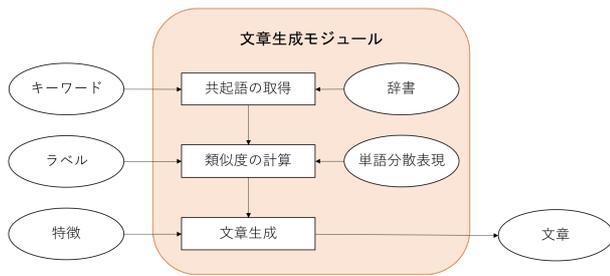


図 5 文章生成モジュール構成図

ベルには「少ない」がそれぞれ分類されることが期待されるが、対義語同士の類似度が高くなってしまいうために、「低い」のラベルに「多い」と「少ない」の両方が分類されてしまう可能性が存在する。また、単語分散表現の学習に用いた訓練データによっては、類似度が高くなると期待される2つの単語に対して、実際の計算では類似度が低くなってしまいう可能性が存在する。そのため本研究の実装では、次の2つの処理を加えることで精度の向上を図る。

#### 4.3.1 対義語を考慮した共起語の分類

辞書に格納された共起語の対義語を得ることで、共起語の誤分類を防ぐ。対義語が存在する共起語が類似度によりどのラベルに分類されるか決定した時点で、そのラベルと対義語の類似度を計算し、共起語との類似度と比較する。もし対義語との類似度の方が高ければ、対義語をそのラベルに分類し、元々の共起語は対義語が分類されたラベル以外のラベルに分類されるように再度分類する。

#### 4.3.2 同義語を考慮した類似度の算出

同義語や上位語、下位語などがまとめられた概念辞書を用いて、類似度の精度向上を狙う。辞書から取得した共起語を概念辞書に入力し、共起語ごとに同義語の集合を取得する。この集合の要素全てに対し、入力ラベルとの類似度を計算する。各ラベルに対して、共起語自身との類似度と共起語に対する同義語との類似度の平均を算出し、その平均を共起語との類似度として共起語の分類に使用する。

## 5. 実装

本章では本研究にて提案したシステムの各モジュールの実装について述べる。

### 5.1 辞書構築モジュール

本研究では Yahoo 検索エンジン<sup>\*1</sup>を用いて入力キーワードについて検索し、ヒットした Web ページをクロウリングする。また、構文解析器として KNP[5]を用いて、クロウリングした Web サイトの本文に対して構文解析を行い、構文解析結果を辞書として MongoDB<sup>\*2</sup>に格納する。

\*1 <https://search.yahoo.co.jp/>

\*2 <https://www.mongodb.com/>

### 5.2 特徴抽出モジュール

本研究では特異スペクトル変換<sup>\*3</sup>を用いて異常部位を検出する。また、入力された時系列データを任意の窓幅  $w$  の長さを持つ  $n$  個の部分時系列に分割し、それぞれの部分時系列に対してその特徴を記号化する。

### 5.3 文章生成モジュール

本研究では単語分散表現として Skip-gram モデルの Word2vec[6]を用いてコサイン類似度を計算する。訓練データには Wikipedia<sup>\*4</sup>の文章を用いて学習を行い、次元数は 100、学習に使用する周辺語の数は 5、訓練データとして入力する単語の最低出現頻度は 5 回以上として実装する。

#### 5.3.1 共起語の取得

辞書構築モジュールで得られた構文解析結果のうち、入力キーワードで取得したテキストの格解析結果を用いて共起語を取得する。格解析で得られる述語項構造のうち、入力キーワードと一致する項の述語を全て取得することで入力キーワードの共起語が得られる。また、共起語の出現回数が 3 回未満であればその共起語は破棄される。

#### 5.3.2 共起語の分類

辞書から共起語を取得した後に、それらを類似度を基に入力ラベルに分類する。この処理により、特徴抽出モジュールで出力される記号化された特徴を持つラベルに対してどの共起語を用いるかを決定する。全ての共起語に対して、入力ラベルに含まれる単語それぞれとの類似度を算出し、最も類似する入力ラベルに分類する。ただし、最も類似するラベルとの類似度が閾値よりも低ければ、その共起語はどの入力ラベルとも類似しない単語とみなし、その共起語は破棄している。

共起語の対義語は形態素解析器 JUMAN++[8]を用いて取得する。辞書構築モジュールで KNP を用いて構文解析を行う際に、KNP は JUMAN++を用いて文章を単語に分けた結果を用いて構文解析を行う。これは日本語が英語のように単語の間に切れ目がなく、どこからどこまでが1つの単語かが容易に判定できないため、解析器を用いて単語に分ける必要があるためである。JUMAN++の辞書には、ある単語に対応する対義語が同時に格納されているため、形態素解析を行い各単語に分けた際にその単語に対応する対義語が存在すれば、その対義語も解析結果として出力する。つまり、ある共起語に対応する対義語が Web サイトの本文に含まれていなくても、KNP の解析結果から同時に取得できる。

同義語は日本語 WordNet[7]を用いて取得する。WordNet とは国立研究開発法人情報通信研究機構 (NICT) により公開されている、同義語や上位語、下位語などがまとめられた日本語の概念辞書である。WordNet に登録され

\*3 井出剛・杉山将 『異常検知と変化検知』, 2015 年, 講談社

\*4 <https://ja.wikipedia.org/wiki>

ている各単語は同義語のグループに分類されており、ユーザは同義語の検索や上位下位などの単語間の関係を得ることができる。

## 6. 評価実験

### 6.1 目的

本研究で提案したシステムに複数のドメインの時系列データを入力し、各時系列データの特徴を要約した文章を生成する。また、提案システムに対して時系列データを要約した特徴を抽出できているか、生成された文章に対して自然な文章かつ抽出した特徴に合致しているかどうかについて評価する。

### 6.2 実験設定

表 1 人手による評価の項目

評価指標	概要
正確さ	各時刻の文章は入力データの特徴を表しているか
流暢さ	日本語の文章として正しいか、または読みやすいか

実験には、マットセンサを用いて収集したバイタルデータのうち、2018年11月10日の24時間分の心拍数、呼吸数、2018年12月27日の24時間分の体動の3種類のデータを利用した。心拍数と呼吸数のデータは1分ごとに計測されており、体動データは125個の体動センサの値の標準偏差を1秒毎に計算した結果となっている。

提案システムには、心拍数データに対しては「心拍数」を入力キーワード、「高い—正常—低い」を入力ラベルとして、呼吸数データに対しては「呼吸数」を入力キーワード、「高い—正常—低い」を入力ラベルとして、体動データに対しては「寝返り」を入力キーワード、「する—しない」を入力ラベルとして入力した。また、入力データに対する窓幅は24、特異スペクトル変換の窓幅は10とし、文章生成に用いる共起語は分類された共起語のうち最も類似度の高い共起語とした。

提案システムの出力結果の評価として、出力結果をプロットし元々の入力データと比較することで、特徴抽出ができていないか、また特徴に付与するラベルが正しいかを評価した。さらに、出力された文章の正確さと流暢さを評価するために、7人の評価者に図6、図7、図8を提示し、表1の各項目に対して5段階で評価を行った[1][3]。

### 6.3 実験結果

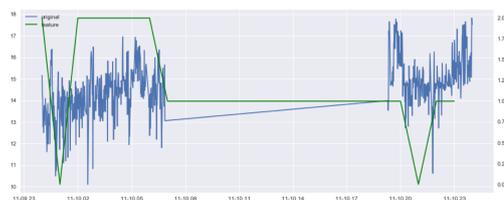
入力した各データに対して、元々の入力データと抽出した特徴をプロットした図と提案システムによる生成文を図6、図7、図8にそれぞれ示す。入力データと特徴のプロットは、青色のグラフが元々の入力データのプロット、緑色のグラフが抽出した特徴のプロットである。入力ラベルが

「高い—正常—低い」のパターンであれば、「高い」は2、「正常」は1、「低い」は0となるように、「正常—異常」のパターンであれば、「正常」は0、「異常」は1となるようにプロットしている。また、人手による評価結果を表2に示す。



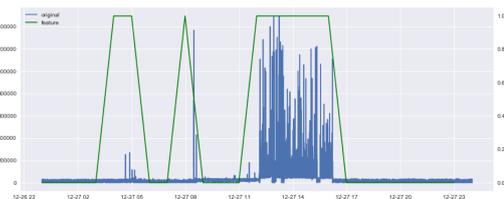
0時から1時までは心拍数が低くなる  
2時から4時までは心拍数が高い  
5時は心拍数が安定する  
6時は心拍数が低くなる  
7時から20時までは心拍数が低くなる  
21時は心拍数が低くなる  
22時から23時は心拍数が安定する

図 6 心拍数に対する入力データと特徴のプロットと生成文



0時は呼吸数が多い  
1時は呼吸数が少なくなる  
2時から6時までは呼吸数が多い  
21時は呼吸数が少なくなる

図 7 呼吸数に対する入力データと特徴のプロットと生成文



0時から3時までは寝返りを覚える  
4時から5時までは寝返りを行っている  
6時から7時までは寝返りを覚える  
8時は寝返りを行っている  
9時から11時までは寝返りを覚える  
12時から16時までは寝返りを行っている  
17時から23時までは寝返りを覚える

図 8 体動に対する入力データと特徴のプロットと生成文

表 2 人手による評価結果

	心拍数		呼吸数		体動	
	正確さ	流暢さ	正確さ	流暢さ	正確さ	流暢さ
平均値	3.43	4.29	3.57	4.43	4.43	3.14
中央値	3	4	4	5	4	3
標準偏差	0.79	0.76	0.98	0.79	0.53	1.35

## 6.4 考察

図8から体動データに対しては変動をうまく要約できていることが確認できる。しかし、図6、図7から心拍数と呼吸数のデータに対してはうまく抽出できていない部分があることが確認できる。特に、図6の0時頃や23時頃はデータの値は高くなっているが「高い」のラベルは付与されていない。また、図7の0時から7時ごろまではデータの値は正常値を取りつつ一部低くなっているが、主に「高い」のラベルが付与されている。さらに、19時頃と23時頃のデータの値が高くなっているのに対してラベルは「正常」となっている。これらの原因は、特異スペクトル変換による異常検出の精度が良くないためにうまく特徴を抽出できていない箇所があることだと考えられる。特異スペクトル変換の窓幅が小さすぎたため、比較対象の部分時系列が近すぎてしまい、うまく異常を検知できていない。さらに、この実験で使用したデータは変動が細かいため大きく影響を受けていると考えられる。しかし、変動が滑らかなデータが入力されたときのことを考えると、単に大きい窓幅の入力ではデータの変化を検出しにくくなるため、入力データごとに最適な窓幅を算出する処理が必要だと考えられる。

人手の評価結果については、心拍数や呼吸数などの入力ラベルが「高い—正常—低い」のパターンであるデータに対しては正確さが低く、入力ラベルが「正常—異常」のパターンである体動データに対しては正確さが高いということが表2から分かる。これは、入力ラベルが「高い—正常—低い」のパターンであるデータによる文章の正確さは、異常検出の精度に加えて検出した異常部位と正常部位との比較にも依存する一方、入力ラベルが「正常—異常」のパターンであるデータによる文章の正確さは異常検出の精度にしか依存しないためだと考えられる。また、体動データは他のデータと比べて値の変化が激しく、正常部位と異常部位の境界が明確であることも原因だと考えられる。

流暢さについては、心拍数と呼吸数のデータの文章は高いが、体動データの文章は低く、さらに標準偏差が非常に高いことが分かる。これは、体動データのキーワードである「寝返り」の共起語である「覚える」という単語が「正常」ラベルに分類されてしまったために、日本語として不自然な文章が生成されてしまったことが原因である。「正常」ラベルとして入力した「しない」という単語と「覚える」という共起語の類似度は0.446203であった。同じような類似度を取る単語の組に「高い」と「上げる」や「正常」と「安定」があるため、0.446203という類似度は類似していないとみなせる値であるとは言えないと考えられる。従って、Word2vecの学習データを見直すなどの、単語分散表現の精度も考慮する必要があると考えられる。

## 7. おわりに

### 7.1 まとめ

本論文では、時系列データの特徴を要約した文章の自動生成システムを提案した。また、3種類のセンサデータを用いて評価実験を行い、Webからの入力キーワードの共起語の獲得、入力データからの特徴抽出と記号化、記号化した特徴の文章化を自動で行えることが確認できた。

### 7.2 今後の課題

評価実験の結果として、入力データの特徴を捉えた文章を生成できることが確認された。しかし、生成された文章は窓幅で区切った部分時系列に対して1対1の対応となっており、入力データ全体の動向を示した文章は生成できていない。長期間の時系列データを入力した場合には、長期間の変動の傾向が出力されることが期待されるため、部分時系列と文章が1対1ではなく、過去のデータと比較した結果を考慮して文章を生成する必要がある。

また、本研究で提案したシステムは複数のドメインの時系列データに対応する汎用的なシステムとなっているが、入力された時系列データに対しても生成される文章は1対1の対応となっている。そのため、複数のドメインの時系列データを同時に入力し、それらの出力文章を統合した文章を出力する、またはそれらのデータの相関関係から得られる結果についての文章を出力するといったことができていない。例えば、「心拍数が高い」という結果と「体温が高い」という結果から「熱がある」という結果が考えられるように、複数のデータの組み合わせから推定される結果は非常に有用な情報であると考えられる。

このような文章を生成するためには、コーパスからの知識獲得が必要であると考えられる。コーパスの文章中に「熱があるときは心拍数が高くなる」という文章と「熱が出ると体温が上がる」という文章が存在した場合、これらの文章から熱と心拍数、熱と体温の関係が得られ、この知識を基に心拍数データと体温データから「熱がある」という文章を生成できると考えられる。このように、知識獲得の機能を追加することによって、ある入力データに対してより詳しく説明した文章を生成できるだけでなく、複数の入力データを組み合わせ、それらの関係を詳しく説明した文章を生成できると考えられる。

### 参考文献

- [1] Ramos-Soto A, Bugarín AJ, Barro S, and Taboada J, "Linguistic Descriptions for Automatic Generation of Textual Short-Term Weather Forecasts on Real Prediction Data," IEEE Transactions on Fuzzy Systems, vol. 23, pp. 44–57, 2015.
- [2] 青木 花純, 小林 一郎, "時系列データのパターンを考慮した言語モデルに基づく自然言語生成," 情報処理学会第78

- 回全国大会講演論文集, 595-596, 2016.
- [3] 村上 聡一郎, 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, 2017.
  - [4] 村上 聡一郎, 渡邊 亮彦, 宮澤 彬, 五島 圭一, 柳瀬 利彦, 高村 大也, 宮尾 祐介, “時系列数値データからの概況テキストの自動生成,” 言語処理学会第 23 回年次大会発表論文集, 2017.
  - [5] 笹野 遼平, 河原 大輔, 黒橋 禎夫, 奥村 学, “構文・述語項構造解析システム KNP の解析の流れと特徴,” 言語処理学会第 19 回年次大会発表論文集, 2013
  - [6] Tomas Mikolov, Kai Chen, Greg Corrado, and Jeffrey Dean, “Efficient estimation of word representations in vector space,” ICLR Workshop, 2013.
  - [7] H. Isahara, F. Bond, K. Uchimoto, M. Utiyama, and K. Kanzaki, “Development of the Japanese WordNet,” In Sixth International conference on Language Resources and Evaluation (LREC 2008), 2008.
  - [8] H. Morita, D. Kawahara, and S. Kurohashi, “Morphological Analysis for Unsegmented Languages using Recurrent Neural Network Language Model,” EMNLP, pp. 2292-2297, 2015.