

# 発表スキル向上のための スライド内の要素に対する指摘内容生成モデル

川瀬 卓也<sup>†</sup> 東中 竜一郎<sup>†</sup> 大平 茂輝<sup>‡</sup> 長尾 確<sup>†</sup>

<sup>†</sup>名古屋大学 大学院情報学研究科

<sup>‡</sup>名古屋大学 情報基盤センター

## 1. はじめに

研究発表などでは、プレゼンテーションソフトで作成したスライドを使用することが多い。発表内容の正確な理解と良い議論のためにスライドが果たす役割は大きく、近年ではスライドの質を自動で評価する研究が行われている[1]。

しかし、スライドの修正を行う場合、どの部分をどう修正すれば良いのか分からないことが多いため、スライドの評価には改善点とその理由を一緒に示すことが望ましい。

そこで本研究では、スライド内の要素に対してどのように修正すればよいかという指摘を自動生成する手法を提案する。

## 2. 研究対象のスライドおよびデータ

研究対象となるスライドは、学生が学会発表本番までに繰り返し行う発表練習において使用した PowerPoint スライドとする。著者らの研究室では、独自の発表練習支援システムを構築・運用している[2]。発表者が発表練習を行う際に、他の参加者はタブレットを用いてスライド中の文や図などの要素に対して様々な指摘を行うことができる。システムは指摘された要素とその指摘内容をスライドと共に指摘データとして記録している。

本研究では、システムが記録した様々な指摘のうち、表1に示す頻出する指摘内容を対象として、スライド中の文要素から得られる指摘データと文要素から抽出される特徴を用いて、指摘を自動生成する手法を提案する。

## 3. 提案手法

本研究の目的は、スライド内の要素に対して、予想される指摘内容を自動生成することである。しかし、スライドを修正する際に、どこをどのように修正すれば良いかという判断は人によって大きく異なり、正解となる指摘表現を一意に定めることは難しい。そこで、表1に示した指摘内容を自動生成するニューラルネットワークモ

表 1. 頻出する指摘内容

インデント×	文章の量が適切でない
改行位置×	表現が適切でない
文の配置×	説明が不足している
文字の大きさ×	順序がおかしい
文字の配色×	並列関係になっていない
誤字脱字×	意味が分かりにくい
読点×	例が欲しい
不必要	

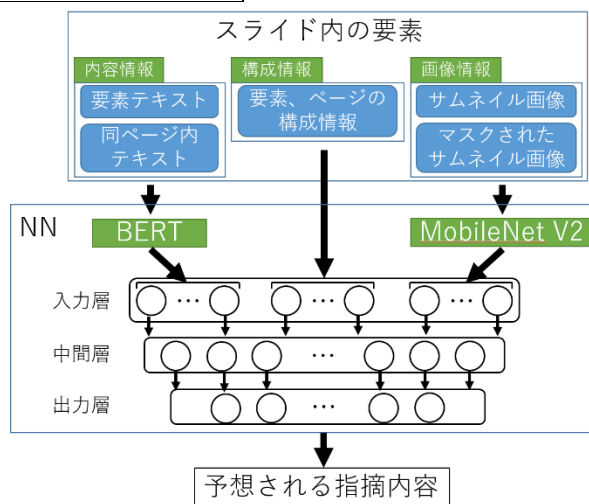


図 1. モデルの概要

デルを作成した。学習モデルの概要図を図1に示す。

### 3.1 スライドの特徴抽出

本研究で使用する特徴は大きく分けて内容情報、構成情報、画像情報の3種類に分類され、スライドファイルを解凍して得られる Office Open XML を解析して得られたデータから抽出される。以下では、その3種類の特徴抽出について述べる。

#### 3.1.1 内容情報の抽出

要素およびスライドの内容を表現するための特徴として、東北大学の乾・鈴木研究室が公開している訓練済み日本語 BERT モデル[3]により、テキストをベクトルに変換したものを特徴量として使用した。対象となる要素のテキストと、要素と同ページ内の全てのテキストから得られる文脈ベクトルを使用することで対象要素の文

Comment Generation Model for Elements in Slides for Improving Presentation Skills

<sup>†</sup>KAWASE, Takuya (kawase@nagao.nuie.nagoya-u.ac.jp)

<sup>†</sup>HIGASHINAKA, Ryuichiro (higashinaka@i.nagoya-u.ac.jp)

<sup>‡</sup>OHIRA, Shigeki (ohira@nagoya-u.jp)

<sup>†</sup>NAGAO, Katashi (nagao@nuie.nagoya-u.ac.jp)

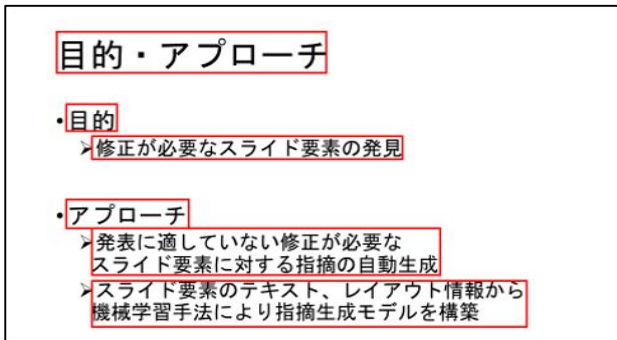


図 2. スライドの構造

表 2. 構成情報

矩形の座標	要素の文字数
矩形の幅, 高さ	ページ内テキストの文字数
インデントレベル	要素の文節数
読点の有無	ページ内テキストの文節数
改行の有無	1文字当たりの矩形面積

的位置づけを表現する。

### 3.1.2 構成情報の抽出

スライド内の要素は図 2 で示すように矩形情報として解析されており, 要素が持つメタデータをそのまま構成情報として抽出した。表 2 に要素から抽出した構成情報の一覧を示す。

### 3.1.3 画像情報の抽出

視覚的な情報として, スライドのサムネイル画像から MobileNetV2[4]により得られる特徴量を画像情報として抽出した。通常のサムネイル画像と, 対象となる要素の矩形部分を黒塗りにしたサムネイル画像を入力することで, どの部分の要素が対象となっているかを表現する。

## 3.2 学習モデルの作成

3.1 節で述べた 3 種類の特徴を連結したものを入力とし, 指摘内容を自動生成するニューラルネットワークモデルを作成する。指摘データは 1 要素に複数の正解となる指摘を持っているため, マルチラベル分類問題とみなして学習を行う。

## 4. 学習モデルによる指摘内容の自動生成

### 4.1 データセット

学習に用いるデータセットとして 1237 個の指摘データを 8:1:1 に分割し, それぞれ学習データ, バリデーション用データ, テストデータとして用いた。

### 4.2 学習モデルの評価

モデルの出力は表 1 の指摘の生成確率を表す 15 次元のベクトルであり, この確率の順番で指摘内容をランキングしたのに対して平均逆順位 (MRR) と Mean Average Precision (MAP) による評価を行った。ベースラインとして, データセット内の指摘内容を出現頻度順に並べて作成した固

表 3. 指摘ランキングの評価結果

	MRR	MAP
ベースライン	0.529	0.506
提案手法 (「画像」抜き)	0.589	0.568
提案手法 (「内容」抜き)	0.622	0.602
提案手法 (「構成」抜き)	0.630	0.614
<b>提案手法</b>	<b>0.637</b>	<b>0.617</b>

表 4. 素性を変えた時の指摘内容別 MRR の変動

	「構成」抜き	「画像」抜き	「内容」抜き
意味が分かりにくい	0.038	-0.154	-0.211
文字の配色×	-0.072	-0.413	-0.052
文字の大きさ×	0.049	-0.144	0.037
並列関係になっていない	-0.319	-0.414	-0.244

定ランキングを使用した。比較対象として, 提案手法から内容情報, 構成情報, 画像情報を一つずつ除いて同様の学習を行い, 評価指標の違いを確認した。表 3 に評価結果を示す。ランダムフォレストなどの分類器による手法とも比較し, 提案手法の方が優れていることを確認した。また, 素性を変えて学習を行い, 指摘内容ごとに MRR の値を確認した。MRR の値が大きく変動した指摘内容の一部を表 4 に示す。この結果から, 特に画像情報を除いた場合に MRR の値が大きく減少していることがわかる, それ以外の特徴も指摘の予測生成に貢献しており, 複数の特徴の組み合わせによって性能が向上すると思われる。

## 5. おわりに

本稿では, スライド内の要素に対する指摘内容を自動生成する手法を提案した。今後は, 生成結果の有用性を検証しつつ, ユーザへの支援手法の考案を行う予定である。

## 参考文献

- [1] 栗原, 加藤, 大浦: SlideChecker: プレゼンテーション資料の基礎的な定量的自動評価手法, WISS 論文集, pp. 89-94, 2009.
- [2] 小林, 大平, 長尾: 聴き手から効果的に指摘を収集しフィードバックを容易にする発表練習システム, 情報処理学会第 77 回全国大会講演論文集, pp. 621-622, 2015.
- [3] J. Devlin, M. W. Chang, K. Lee, K. Toutanova: BERT: Pre-training of Deep Bidirectional Transformers for Language, CoRR, 2018.
- [4] M. Sandler, A. Howard, M. Zhu, A. Zhmoginov, L. C. Chen: MobileNetV2: Inverted Residuals and Linear Bottlenecks, The IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), pp. 4510-4520, 2018.