

# PACS: 機械学習とワードクラウドを用いた論文および学会 要旨スライド自動生成手法の提案とその実装

谷口 航平<sup>1,a)</sup> 濱川 礼<sup>2</sup>

**概要:** 本論文では機械学習を用いて論文要旨スライドを自動生成し、生成したスライドのうち同一学会で発表されたものにテキストマイニングを行なった後、ワードクラウドを用いてその学会の要旨スライドを自動生成するシステム「PACS」について述べる。研究活動において、論文サーベイは非常に重要な過程の1つである。それは自身の研究における新規性、優位性の検証に繋がるからである。現在の論文サーベイ手法は論文のデータベースから研究のキーワードや学会名で検索し、ヒットした論文を1つ1つ読み、内容をまとめる。しかしながら、検索の仕方によっては関連のない論文がヒットする場合や、そもそもの学会の論文を調べればいかわからない場合がある。そのため膨大な量の論文をサーベイするとなると現状のサーベイ手法は非効率的である。そこで、論文一本の大まかな流れを短時間で把握し、かつそれが発表された学会のキーワードを知ることができればより効率的にサーベイができると考えた。我々は機械学習とワードクラウドを用いて論文および学会要旨スライドを自動生成するシステム「PACS」を開発した。PACSでは人間が作成した論文要旨スライドを学習データとして利用し、機械学習を用いて論文本文のテキストデータを入力することで、論文要旨を1枚スライドとして自動生成する。その後、自動生成された論文要旨スライドのうち同一学会のスライドにテキストマイニングを行うことで導出した学会のキーワードを、ワードクラウドを用いることで学会要旨スライドとして自動生成する。また、サーベイの効率が向上するかどうかの評価実験も行ったため、その結果についても述べる。

## 1. はじめに

研究活動において、論文サーベイは重要な過程の1つである。現在の論文サーベイ手法は、自身の研究テーマに関連するキーワードを Google Scholar[1] や ACM Digital Library[2] といった論文のデータベースで検索したり、Github[3] や Qiita[4] でまとめられている論文を1つ1つ読んでいくといった手法がある。

しかしながら、研究活動を目的とした論文執筆の経験がない研究者(以下、研究初心者)は、多くの場合サーベイや研究に関する知識や経験がない。また、どの学会でも論文の採択数が毎年膨大な量の増加を示している。ユーザインタラクションの代表的な国際学会を例に挙げると、「The ACM Symposium on User Interface Software and Technology 2019」[5]では93件の論文が採択されており、前年から13件の増加を示している。他にも、「ACM International Conference on Intelligent User Interfaces 2019」[6]では8

件増加し71件の論文が、「The ACM CHI Conference on Human Factors in Computing Systems 2019」[7]では前年から37件増加した703件の論文が採択されている。このため、研究初心者はもちろんのこと、経験のある研究者でもサーベイに膨大な時間が必要である。このような状況下では、より効率的に論文サーベイをする手法が必要である。

そこで我々は1つ1つの論文のおおまかな内容を把握し、後から気になる論文のみをじっくり読むスタイルにすればサーベイの効率が向上するのではないかと考え、機械学習を用いて1つの論文を1枚のスライドにまとめて自動生成するシステム PTOS を開発した[8]。PTOS の評価実験ではサーベイの効率が向上したという結果が得られた。

しかしながら PTOS では学習データやスライドのレイアウト等で課題が存在していた。我々は PTOS の課題を解決していくことで更なるサーベイの効率化ができると考え、PTOS を改良することにした。また、我々は研究初心者がサーベイをする際の壁は他にないだろうかという点について調査を行ったところ、1つの壁を発見した。それは、「学会についての知識不足」である。研究の経験が豊富な研究者であれば自身の研究がどういった分野の学会とマッチしているかを理解しており、「適した学会から論文を探

<sup>1</sup> 中京大学工学研究科情報工学専攻  
Chukyo University

<sup>2</sup> 中京大学工学部情報工学科  
Chukyo University

a) k.tanny.uni@gmail.com

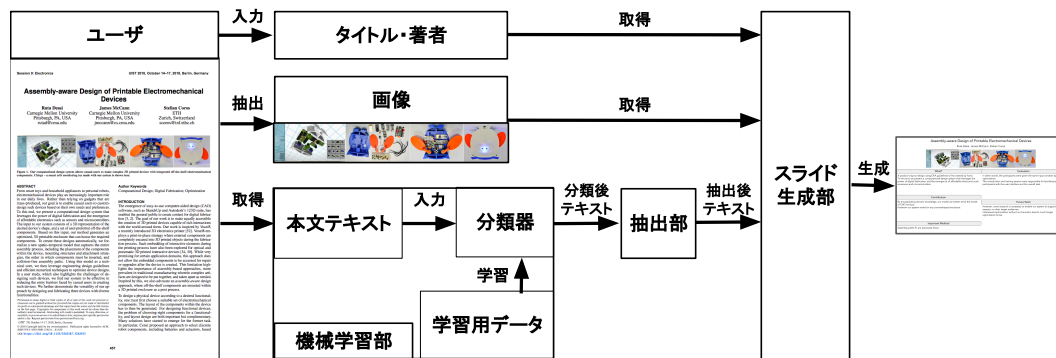


図 1 PTOS のシステム構成

す「適した学会で発表をする」という事が容易に可能であるが、研究初心者はそれができないため、その分サーベイの効率も落ちる。

そこで我々はユーザが PTOS で生成した論文要旨スライドからその論文が発表された学会のテーマ・キーワードを導出し、可視化することができれば研究初心者でも学会についての知識を素早く得ることでき、サーベイの効率が向上すると考え、PTOS を改良したシステム PACS を開発した。PACS とは「Paper And Conference to Slide」の略である。

PACS は PTOS における論文要旨スライドとは別に学会のテーマ・キーワードを可視化スライド（本論文ではこれを学会要旨スライドと定義する。）を合わせて自動生成する。学会のテーマ・キーワードの導出は自動生成した論文要旨スライドのうち同一学会で発表されたものの文章をテキストマイニングを施すことで行った。その後、ワードクラウドによってテキストマイニングの結果を可視化し、学会要旨スライドとしてユーザに提示する。

## 2. PTOS からの改良点

この章ではまず PTOS での「論文要旨スライド生成」について述べ、PACS の PTOS から改良した箇所と改良した理由について述べる。

### 2.1 PTOS における論文要旨スライド生成

PTOS のシステム構成図を図 1 に示す。各部の詳細については [8] で述べているため省略する。PTOS では論文の本文のテキストデータ一文一文に対して以下のような 5 つのカテゴリで分類を行い。カテゴリごとに数文抽出することでスライド生成を行う。

- 「どんな研究か (What)」
- 「新規性はどこか (Contribution)」
- 「技術の核はどこか (Important Method)」
- 「有効性の検証をどう行ったか (Evaluation)」
- 「今後の展望はあるか (Future Work)」

この分類の仕方は学術論文の様々な読み方 [9][10][11] や、

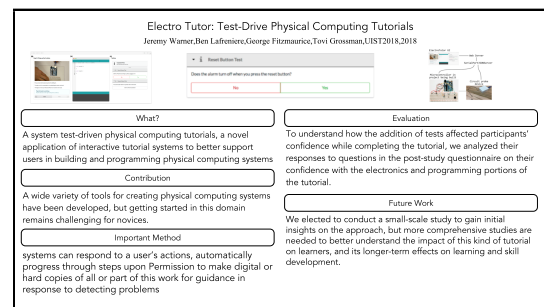


図 2 学生が作成した 1 枚スライド

落合が「先端技術とメディア表現 1 # FTMA15」のスライド [12] の 65 枚目で紹介していた論文をまとめる際のフォーマットを参考している。

5 つのカテゴリに分類するため、PTOS では fastText を利用して機械学習を行い、5 クラス分類ができる分類器を作成した。学習データは学生が 5 つのカテゴリをもとに UIST2018 の論文から作成した 1 枚スライド (計 78 枚) 内のテキストデータをラベル付けを行い利用した。実際に学生によって作成された 1 枚スライドを図 2 に示す。対象の論文は UIST2018 の「ElectroTutor: Test-Driven Physical Computing Tutorials」 [13] である。

分類後に各クラスからクラス確率の高い 1~2 文をそれぞれ抽出し、図 3 のテンプレートを基にスライドを生成する。スライドの生成には Google Slides API を利用した。論文タイトルと著者に関してはシステム上でユーザが CUI 上で入力することで取得し、画像については論文の pdf ファイルから画像を抽出することができる Poppler [14] を利用し、初めに抽出された画像をリサイズ処理を施しスライドに反映している。

### 2.2 改良点と改良理由

#### 2.2.1 学習データの増加

PTOS の評価実験にて、抽出した文章がカテゴリに適しているかどうかについては、対象とする論文によって全てのカテゴリに適した文章を抽出したり、逆に全てのカテゴリに不適な文章を抽出したりと必ずしも良い結果が得られ

論文のタイトル	
論文の筆者	
論文の画像	
What	Evaluation
Contribution	Future Work
Important Method	

図 3 1枚スライドテンプレート

なかった。これは学習データの不足や学習データに利用した学会が1つのみであったため、他の学会、特に別の研究分野の学会の論文に対して適用できない可能性があることが原因であると考えられた。そこで PACS では PTOS の学習データに5つの学会の論文を用いたデータを追加することにした。

濱川研究室に属する学生の協力により、PACS の学習データ数は表 1 のようになった。

### 2.2.2 学習の際の epoch 数の調整

PTOS の評価実験で必ずしも良い結果が得られなかったもう一つの理由として過学習が考えられる。

PTOS では次元数 300, epoch 数を 500 として機械学習を行い分類器を作成していたが、それが理由で過学習していた可能性が考えられる。そこで PACS では次元数は PTOS と同じ 300, epoch 数を 100 に減少させて機械学習を行い分類器を作成した。

### 2.2.3 センテンス数の可変性

センテンス数とは論文要旨スライドに載せるカテゴリごとの文の数のことである。PTOS では、「Important Method」のみセンテンス数を 1, 他のカテゴリのセンテンス数を 2 としてスライドを生成していた。

センテンス数は論文への理解に大きな変化を及ぼさないという仮定の下で、PTOS ではセンテンス数を固定していたが、PTOS の評価実験の際被験者から「もっと Important Method について知りたい」「Future Work はそんなにも必要ない」など、人によってセンテンス数を増減したいという意見が得られた。また、濱川研究室に属する学生 9 人に我々が無作為に選んだ論文を読んでもらい、どのセクションを重要視して読んだかアンケートを行った。図 4 に結果を示す。この結果からどのセクションを重要視して読むかは人によって違うと考えられる。また被験者の中には論文

表 1 学習に使用したデータ

ラベル名	データ数
What	144
Contribution	150
Important Method	127
Evaluation	151
Future Work	135

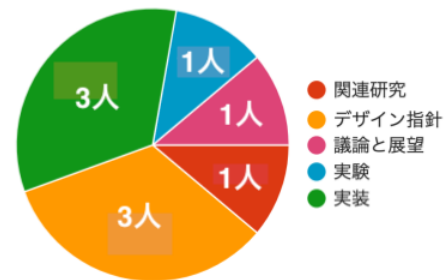


図 4 アンケート結果

によってどこを読みたいか変えるという者もいた。よって PACS ではそれぞれのカテゴリに対してユーザがセンテンス数を指定できるようにした。

しかし、一枚スライドに収まるセンテンス数は 10 が限界であったため、PACS はユーザが指定した各カテゴリのセンテンス数の合計が 10 を超えないように制限を設けている。

### 2.2.4 学会要旨スライド生成部の追加

PACS の要とも言える、PTOS からの改良点がこの学会要旨スライドである。第 1 章でも述べたが、本論文における学会要旨スライドとは、以下のデータが載せられているスライドの集合だと定義する。

- 学会で発表された論文の画像
- 学会のテーマまたはキーワード

どういった学会なのかは、学会名で検索すればある程度することは理解可能であるが、「実際にどういった研究があるか」「今その学会では何が流行しているのか」を一目で理解することは研究初心者はもちろんのこと、ある程度経験のある研究者でも難しい。

「実際にどういった研究があるか」については論文に載せられている画像や図、表を見せるのが最も良いのではないかと考えられる。そこで PACS では自動生成した論文要旨スライドで使用している論文の画像データを学会ごとに蓄積し、学会要旨スライドに全て載せる機能を追加した。

「今その学会では何が流行しているのか」については学会によってはある程度知ることができる可能性が高い。例えば開催するたびにテーマを指定している学会や募集要項で複数のキーワードを載せている学会も多い。しかし大きなテーマは把握できるものの、技術的な部分や複数のキーワードの中でもどれが最も重要であるかといった、より細かい要素は一目で把握することはできない。そこで PACS が自動生成した論文要旨スライドの中で同一学会のものに載せられている文章を蓄積し、分析することで細かい要素・キーワードを導出できるのではないかと考えた。これは論文の概要にはキーワードが含まれていることが多いため、論文要旨スライドにもキーワードが含まれている可能性が高いと考えられるからである。

PACS では、学会要旨スライドに導出したキーワードを

載せる。ただキーワードを載せるだけではその中でもどれが頻出しているまたは重要であるキーワードか、キーワードの羅列では把握しづらいと考えられるため、可視化の仕方を考える必要があった。キーワードの頻出度合い・重要度を考慮してユーザに見やすく可視化する手法として我々はワードクラウドに着目した。

ワードクラウドは文章中で出現頻度が高いまたは重要である単語を、頻度・重要度に応じた大きさで図示する手法である。この手法を用いることで一目で学会の細かな要素・キーワードをユーザが把握できると考えられる。

したがってPACSでは自動生成した論文要旨スライドの中から同一学会のものを集め、

(1) 論文の画像集合

(2) ワードクラウドで可視化された頻出・重要キーワード

以上の要素を含めた2枚スライドを学会要旨スライドとして自動生成する。それぞれのイメージを図5、6に示す。

### 3. 関連研究

#### 3.1 論文要旨自動生成の取り組み

PTOS[8]でも述べたが、論文要旨自動生成の取り組みは様々なものが行われている。中須賀らは「概要」を学習させることで論文全文の各文がどれだけ要旨に使われやすいかを算出し[15]、衣川らはEncoder-Decoder機構を要旨自動生成に適用したモデルをベースにして、論文の章構造の活用を検討した[16]。抽出ベースの要約手法を使用してAIによる論文要旨自動生成を行なっているものにPaper Digest[17]がある。Paper DigestはWebで利用可能なサービスであり、オープンアクセスの論文であれば論文要約が可能となっている。

PTOSではユーザが読みたい論文の要旨を一枚スライ

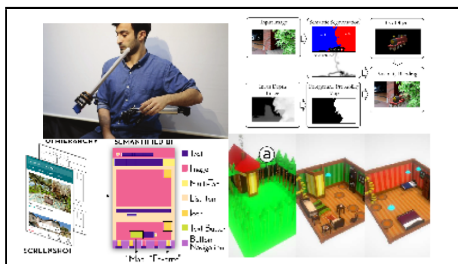


図5 論文の画像集合のイメージ

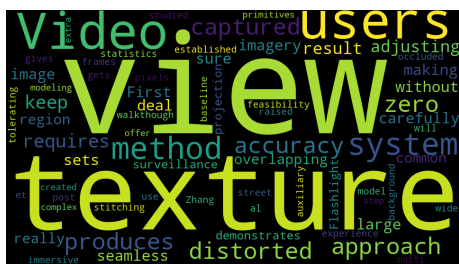


図6 可視化されるキーワードのイメージ

ドという、よりシンプルな形で提供しており、PACSではさらに同一学会で発表された論文から学会のテーマ・キーワード、どんな研究が発表されたかを視覚的にわかりやすい形で提供する。

#### 3.2 ワードクラウドによる可視化

ワードクラウドはテキストマイニングの結果を可視化する手法として様々な場所で利用されている。よく見られるのがSNSにおける発言の傾向の分析である。

Parkは、マスメディアに掲載されている他国に関するテキストを分析し、他国の国内及び外交政策の変化を調査した。その結果を可視化する際にワードクラウドを作成し、より考察を深めている[18]。

上野らはタブレット端末等を用いて生徒が感想や意見を掲示板に書き込み、その内容を画面上で共有する取り組みをより良いものにするためにワードクラウドを使用している[19]。教員が授業中に書き込まれた内容を全て把握してまとめていくことは書き込みが多かったり、時間がない場合は難しい。そこで書き込み内容にテキストマイニングを施し、結果を可視化することで教員・生徒が掲示板内容の傾向把握や授業のまとめを行いやすいシステムを設計している。

### 4. システム概要

PACSはPTOSの改良版であるため、図1の構成にさらに学会要旨スライド生成に必要なモジュールを追加した。PACSのシステム構成図を図7に示す。PTOS部から画像データ蓄積部と文章データ蓄積部へデータが蓄積されるタイミングは図1における以下の二つの場合である。

- 論文から画像を抽出するタイミング
- 抽出部からスライド生成部にテキストが送信されるタイミング

上記のタイミングを満たした際にPTOS部から画像・文章データ蓄積部へとそれぞれデータが送られる。

以下では、図7に示したPACSで追加したモジュールとそれに合わせて改良を加えたPTOS部の箇所について述べる。

#### 4.1 画像・文章データ蓄積部

画像・文章データ蓄積部ではPTOS部から送られてきた画像・文章データを各学会ごとにまとめ、必要に応じて学会要旨スライド生成部へとそれらのデータを送る。このモジュールの役割はPTOS部から送信された画像・文章データを蓄積するのみであるが、文章データ蓄積部では蓄積する前にデータに対して処理を行なっている。また学会ごとに蓄積する為の処理を容易にするため、PTOS部のユーザ入力時の操作を改良している。以下ではその二点について詳細に述べる。

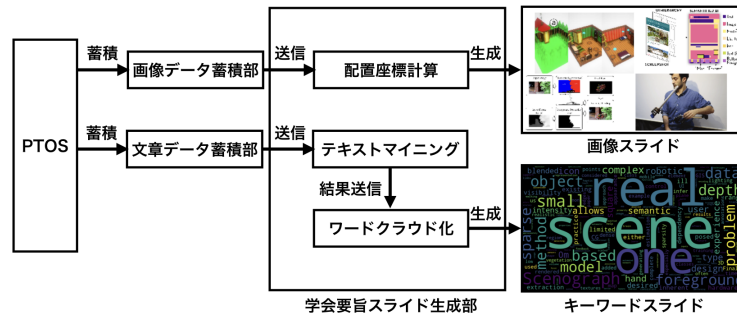


図 7 システム構成

#### 4.1.1 文章データを蓄積する前の処理

初めは論文要旨スライドの生成に使用したテキストを全て蓄積していたが、最終的に「Evaluation」の項目に当てはまるテキストのみ除外して蓄積するようにした。

後述するが、これはテキストマイニング手法が tf-idf 法を利用しているため「Evaluation」の項目を含めようとワードクラウドに出現する単語がほぼ全て「Evaluation」に関わる単語になってしまうからである。特に被験者を意味する「Participant」がどの学会要旨スライドでも出現してしまった。これはどの分野においても「Evaluation」は共通のセクションであり、共通する単語が頻出してしまふからであると考えられる。キーワードスライドとして表示させたいのは学会の特色や技術、流行であるため、「Evaluation」の項目は適していないと判断し、蓄積する対象から除外することとした。

#### 4.1.2 ユーザ入力時の操作

第 2.2.3 項で説明したセンテンス数の可変性と PACS における学会ごとの画像・文章データの蓄積を行うため、PACS ではユーザが CUI 上で入力する項目を増加させた。

入力の流れは次のようになる。

- (1) 要旨スライドを作成したい論文ファイルの入力
- (2) 学会名の入力
- (3) 論文タイトルの入力
- (4) 著者名の入力
- (5) センテンス数の入力

上記のうち (2) ,(5) が PACS から追加された箇所である。

学会名の入力によってその論文の画像と文章データの保存先が決定する。蓄積部に該当する学会の保存先が存在しなかった場合は入力された学会名の保存先を新しく作成し、そこに画像と文章データを蓄積する。

センテンス数の入力ではユーザがセンテンス数の合計が 10 になるように 5 つのカテゴリそれぞれのセンテンス数を入力する。もし 10 を超える場合は再度入力を必要とし、超えない場合はスライド内に収まりきるため、そのままスライド生成へと移行する。

#### 4.2 学会要旨スライド生成部

学会要旨スライド生成部では、画像・文章データ蓄積部から送信されたデータを基に図 7 に示した画像スライドとキーワードスライドの生成を行う。

##### 4.2.1 画像スライド生成

画像データ蓄積部から送られてきた画像群をスライドに反映させる処理をここで行う。

画像スライド生成の際に問題となるのは画像の配置である。配置する座標をランダムにすると図 8 のように、全ての画像が重なってしまう可能性がある。これではユーザがどんな研究が行われているか理解しづらくしてしまう。しかしながら画像がある程度蓄積されてくるとランダムな配置であろうとなかろうと重なる箇所は発生する。PACS ではこの重なりを低減させるために図 9 のようにスライドの領域を格子状に分割し、図 9 の場合であれば 1 枚目の画像は領域 1 の中で、2 枚目の画像は領域 2 の中で、8 枚目の画像は領域 8 の中でランダムに配置するように座標を計算する。

##### 4.2.2 キーワードスライド生成

文章データ蓄積部から送られてきた文章群をスライドに反映させる処理をここで行う。

キーワードを導出するためにはまず送られてきた文章群に対してテキストマイニングを施す必要がある。キーワードスライドでは学会の特色や技術、流行に繋がる単語を導出する必要があるため、単語の重要度を含めた重み付けが必要となってくる。そこで我々は文書に含まれる単語の重要度を評価する手法の 1 つである、tf-idf 法を採用した。

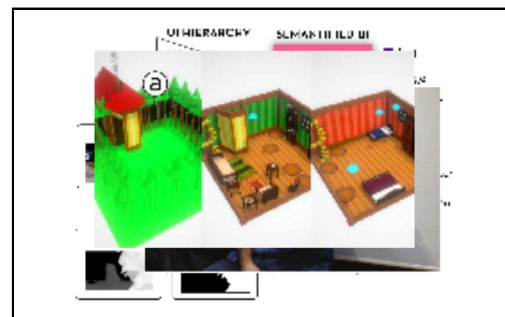


図 8 ランダム配置で起こる問題の例

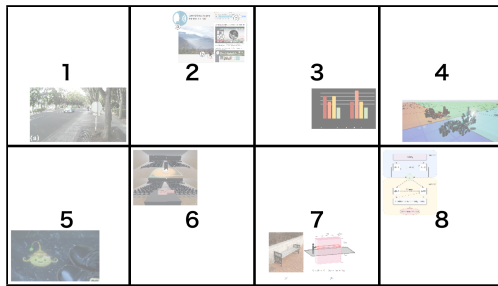


図 9 画像の重なりを低減する手法

この手法により重み付けされた単語群をワードクラウドによって可視化する。

PACS では Python のオープンソース機械学習ライブラリである scikit-learn の CountVectorizer を使用することで tf-idf 法による重み付けを行い、ワードクラウドによる可視化処理を PIL (Python Image Library) によって行っている。PIL によって生成されたワードクラウドは画像形式となっているため、これを一旦プログラム上で保存し、その後 Google Slides API を用いてスライドに貼り付けることによってキーワードスライド生成を行なっている。

## 5. 評価

PACS の有効性を検証するために以下の 3 点について評価を行った。被験者は濱川研究室に属する学生 8 名 (うち研究初心者 7 名、研究経験者 1 名) であった。

- サーベイ時間
- 論文要旨スライド
- 学会要旨スライド

以下では評価実験の内容と結果および考察について述べる。

### 5.1 手順

実験の流れは以下の通りである。

- (1) 学会を 1~2 つ選択
- (2) 選択した学会から論文を計 6 本選択
- (3) 選択した論文と PACS で生成したその論文の要旨スライドを読む
- (4) (2)~(3) を選択した論文の数だけ行う
- (5) PACS で生成した学会要旨スライドを読む
- (6) アンケートに回答

学会は被験者が興味のある学会を選んでもらい、学会を 2 つ選んだ場合はそれぞれの学会から論文を 3 本ずつ選択する。(3) では論文とスライドを読む時間をそれぞれ計測する。これはサーベイ時間についての評価を行うためである。

### 5.2 結果

評価の際に生成した論文要旨スライドの出力例を図 10 に、学会要旨スライドの画像スライド・キーワードスライ

ドの例を図 11, 図 12 に示す。出力例の対象は学会名「International Society for Music Information Retrieval 2019 (ISMIR2019)」[20]、論文名「Conditioned-U-Net: Introducing a Control Mechanism in the U-Net for Multiple Source Separations」[21] である。

#### 5.2.1 サーベイ時間

被験者によって読む対象にした論文のページ数に偏りがあるため、論文一本およびスライド一枚を読み終えるのにかった時間は評価せず、被験者が論文を読んだ時間の合計とスライドを読んだ時間の合計をそれぞれのサーベイ時間として評価した。計測結果を図 13 に示す。

全被験者で論文全てを読む時間に対してスライド全てを読む時間の方が大幅に少ないことがわかる。スライドが一枚スライドにまとめられていることから論文よりもスライドを読む時間が少ないことはほぼ自明のことではあるが、例えば 2 ページで構成されている論文であっても論文を読む時間が 3 分なのに対しスライドを読む時間は 1 分と短縮できていた。また、全被験者で論文を読み終えるのにかった時間の最大は 43 分であったがスライドを読み終える時間は 4 分と大幅に短縮できていることがわかった。

このことから、サーベイ時間の点では PACS を利用することでサーベイにかかる時間を短縮することが可能であり、論文サーベイの効率化に繋がると考えられる。

#### 5.2.2 論文要旨スライド

論文要旨スライドについては以下の項目について 5 段階評価でアンケートを行なった。

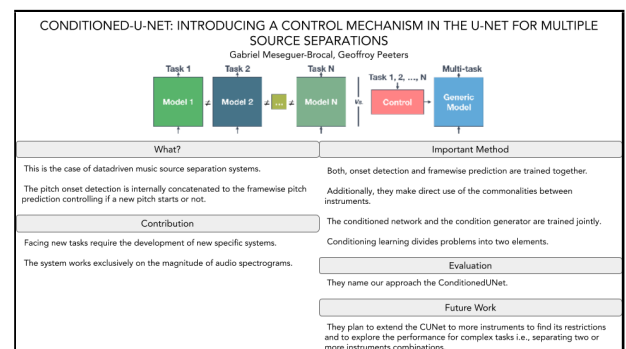


図 10 論文要旨スライド：出力例

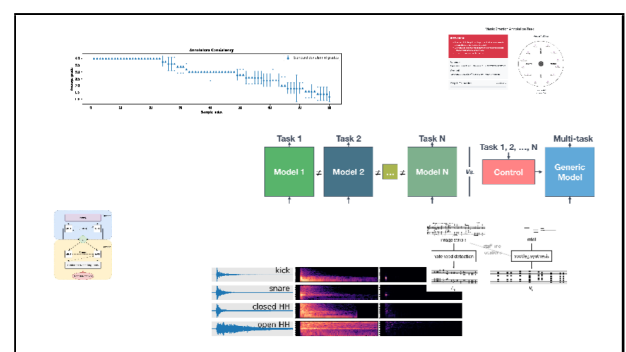


図 11 学会要旨：画像スライド：出力例



ドは学会のイメージを掴む上で重要な役割を持ち、役に立つものだと考えられる。

また、さらなる改良をするために「邪魔なキーワードは存在していたか」被験者に尋ねてみたところ、「approach」や「et al」という回答が得られた。PACSでは「Participant」のみ除外するような処理を施していたが、今後は他にも多くの論文で共通する単語が他にないか探し、除外していく必要がある。

## 6. 結論・今後の展望

我々は機械学習によって論文のテキストデータから論文要旨スライドを生成し、論文サーベ이를支援するシステムPTOSを改良し、生成した論文要旨スライドからテキストマイニングを用いて学会のキーワードを導出し、ワードクラウドを用いることで学会要旨スライドも自動生成するシステムPACSを開発した。

評価実験によって学会要旨スライドの画像スライドはサーベ이의支援に適していなかったが、キーワードスライドは学会のイメージを掴むのに重要な役割を示しており、研究初心者の論文サーベ이의支援が可能であると考えられる。

今後はよりサーベ이의効率化を向上させるため、以下のような課題の解決を目指し、PACSを改良していく。

- 入力データの前処理
- 研究内容を理解するのに最も適した画像の選択
- 画像スライドの改善
- キーワードスライドの改良
- 学習データの増加

PACSは更なる拡張が期待できる。例えば画像スライドは現状では画像を載せるだけになっているが、画像に該当論文・スライドへのリンクを付加することができれば画像から興味のある論文を読むことを可能にする。また、キーワードスライドによって似たような学会と紐づけることができれば、一つの学会から別の同じ分野の学会を知ることが可能になり、より学会の知識を深め、さらには論文サーベいもより膨大な量をこなすことができる。

さらに、現状ではデータの蓄積をユーザごとに独立して行っているが全ユーザのデータをサーバを用意して一箇所に蓄積するようであれば学会・論文の大きな繋がりを持ったネットワークの生成を可能にし、研究初心者だけでなく研究経験者も使用可能な論文サーベいのための新たなツールとして期待できる。

## 参考文献

- [1] Google Scholar トップページ  
<https://scholar.google.co.jp/>, 2019年12月10日アクセス
- [2] ACM Digital Library トップページ  
<https://dl.acm.org/>, 2019年12月10日アクセス
- [3] 2017年のディープラーニング論文100選  
<https://qiita.com/sakaiakira/items/f225b670bea6d851c7ea>, 2019年12月10日アクセス
- [4] Awesome Deep Vision <https://github.com/kjw0612/awesome-deep-vision>, 2019年12月10日アクセス
- [5] UIST2019 <http://uist.acm.org/uist2019/>, 2019年12月10日アクセス
- [6] IUI2019 <https://iui.acm.org/2019/>, 2019年12月10日アクセス
- [7] CHI2019 <https://chi2019.acm.org/>, 2019年12月10日アクセス
- [8] 谷口航平, 濱川礼, 2019, “PTOS: 機械学習を用いた論文要旨スライド自動生成システムの提案と開発”, インタラクシオン2019論文集, pp.635-640.
- [9] How to read a research paper  
<https://ccc.inaoep.mx/~esucar/Clases-semdr/Lecturas/reading.pdf>, 2019年12月10日アクセス
- [10] Four tips for reading a scientific paper  
<https://www.sciencenewsforstudents.org/blog/eureka-lab/four-tips-reading-scientific-paper>, 2019年12月10日アクセス
- [11] How to Read an Engineering Research Paper  
<https://cseweb.ucsd.edu/~wgg/CSE210/howtoread.html>, 2019年12月10日アクセス
- [12] 先端技術とメディア表現1 #FTMA15 スライド  
<https://www.slideshare.net/Ochyai/1-ftma15>, 2019年12月10日アクセス
- [13] Warner, Jeremy and Lafreniere, Ben and Fitzmaurice, George and Grossman, Tovi, 2018, “ElectroTutor: Test-Driven Physical Computing Tutorials”, Proceeding UIST '18 Proceedings of the 31st Annual ACM Symposium on User Interface Software and Technology, pp.435-446.
- [14] Poppler <https://poppler.freedesktop.org/>, 2019年12月12日アクセス
- [15] 中須賀 謙吾, 鶴岡 慶雅, 2015, “談話構造を利用した学術論文の自動要約生成”, 言語処理学会 第23回年次大会 発表論文集, pp.150-153
- [16] 衣川 和亮, 鶴岡 慶雅, 2015, “学術論文の章構造に基づくニューラル自動要約モデル”, 言語処理学会 第21回年次大会 発表論文集, pp.569-572
- [17] Paper Digest  
<https://www.paper-digest.com/>, 2019年12月10日アクセス
- [18] Park, Chul-Soo, 2019, “An Investigation on the Periodical Transition of News related to North Korea using Text Mining”, Journal of Intelligence and Information Systems, 25(3), pp.63-88.
- [19] 上野 将, 市川 尚, 富澤 浩樹, 阿部 昭博, 2019, “ワードクラウドを用いた授業中の掲示板書き込み内容を可視化するシステムの開発と評価”, 第81回全国大会講演論文集, 2019(1), pp.557-558
- [20] ISMIR2019 <https://ismir2019.ewi.tudelft.nl/>, 2019年12月10日アクセス
- [21] Gabriel Meseguer-Brocal, Geoffroy Peeters, 2019, “Conditioned-U-Net: Introducing a Control Mechanism in the U-Net for Multiple Source Separations”, Proceedings of the 20th International Society for Music Information Retrieval Conference.