

# Twitterにおけるアニメの ネタバレ防止手法の提案

**田島 一樹(明治大学 総合数理学部B3)**

中村 聡史(明治大学 総合数理学部, JST CREST)

みなさんはネタバレをされた

経験ありませんか？

# ネタバレとは





# 新聞の記事でネタバレ

【炎上】東京新聞にスターウォーズ最大の秘密が掲載されて完全ネタバレ / ファンがマジでブチギレ

おもしろさが半減するほどのネタバレ

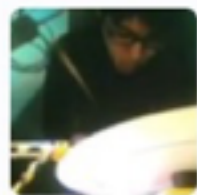
<http://buzz-plus.com>



著作者: lwpkommunikacio



# Twitterでネタバレ



1d  
大学ではインタラクション系の領域に突入したけどまさかLinuxのbuildすることになるとは思わなかったな

Details



1d  
僕だけがない街の真犯人って [REDACTED] だったのか！！

Details



n度寝

Details

1d

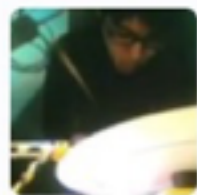
1d

1d



41分  
関西やから、ネタバレはされても仕方ないか...  
ハア～...  
Twitter見んかったら良かった...

# Twitterでネタバレ



1d  
大学ではインタラクション系の領域に突入したけどまさかLinuxのbuildすることになるとは思わなかったな

Details



©名探偵コナン



1d  
僕だけがない街の真犯人って



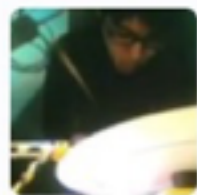
お気に入り作品のネタバレを絶対に知りたくない人は多くいる



41分  
関西やから、ネタバレはされても仕方ないか...  
ハア～...  
Twitter見んかったら良かった...



# Twitterでネタバレ



1d  
大学ではインタラクション系の領域に突入したけどまさかLinuxのbuildすることになるとは思わなかったな

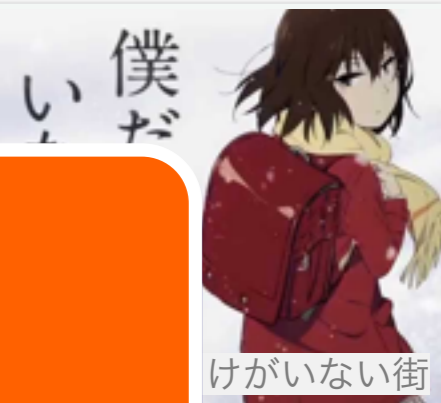
Details



©名探偵コナン



1d  
僕だけがいない街の直犯人って



僕だけがいない街

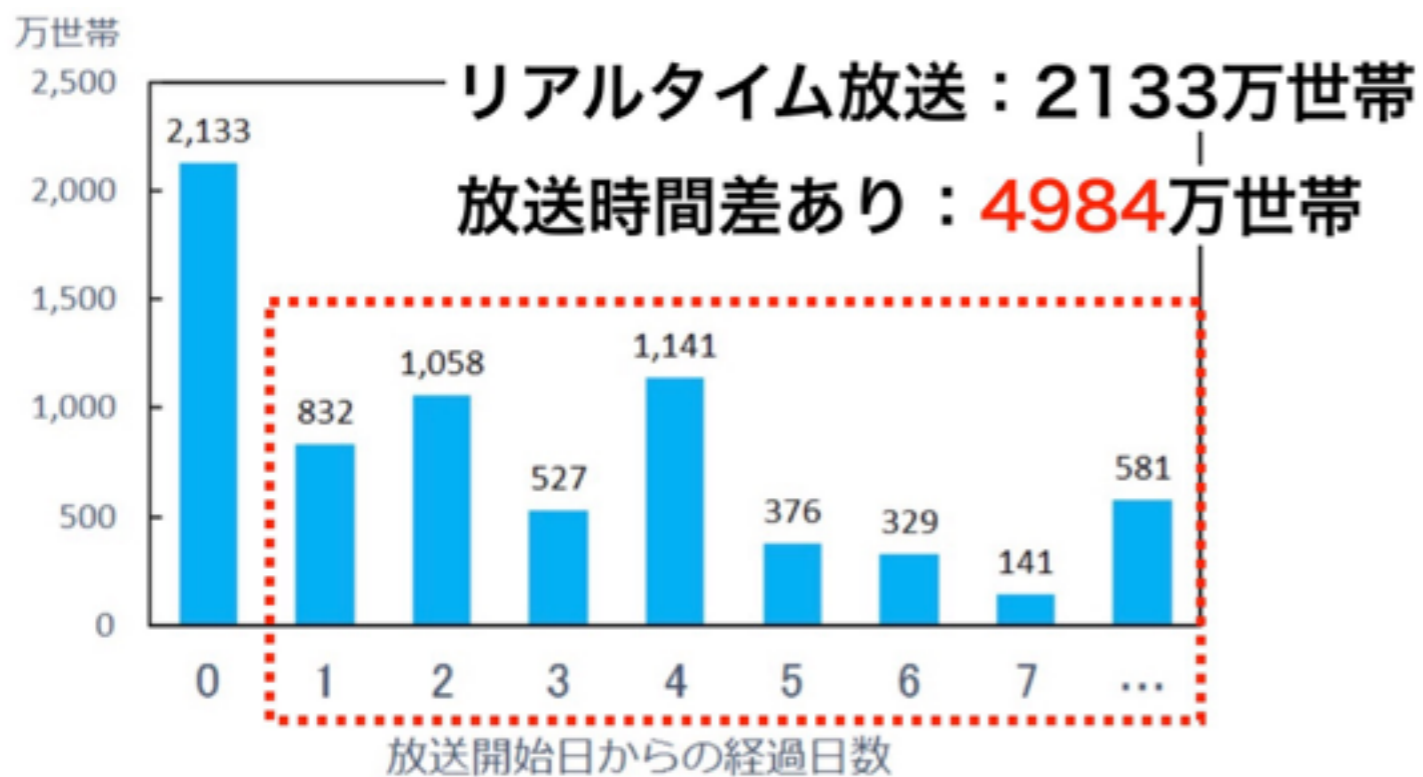
ネタバレ防止研究には需要があり、盛んになりつつある!



41分  
関西やから、ネタバレはされても仕方ないか...  
ハア〜...  
Twitter見んかったら良かった...

# 背景

放送時間差によってアニメのネタバレをされる可能性のある視聴者は全体の70%[田島 2015]





# 背景

放送時間差によってアニメのネタバレをされる可能性のある視聴者は全体の70%[田島 2015]



例)



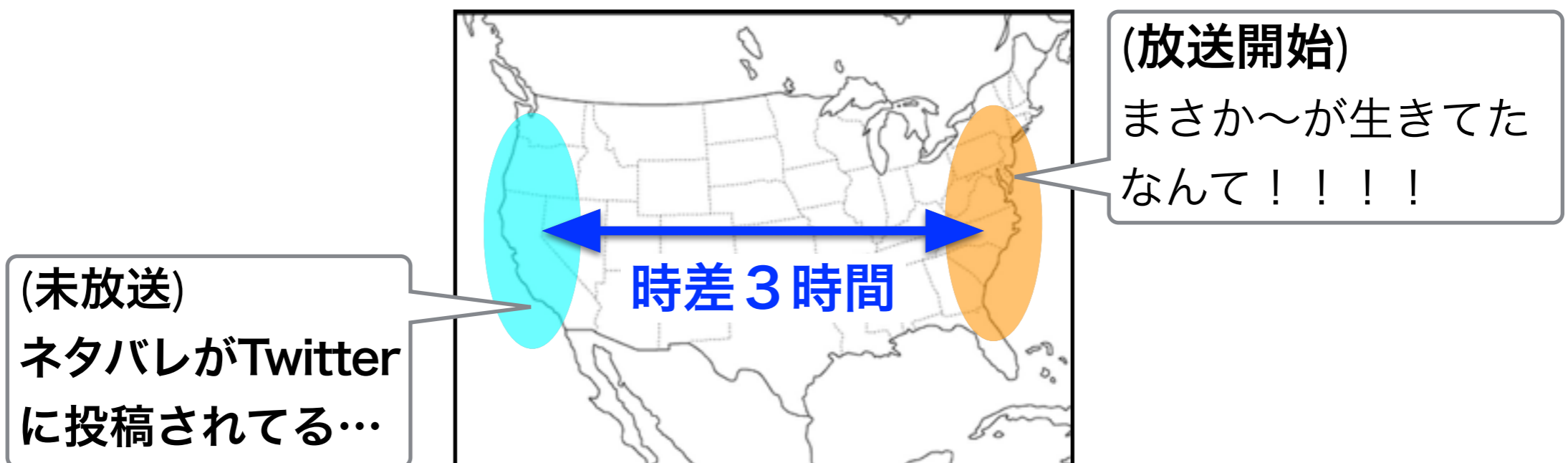
Twitterで起こるネタバレ防止が必要

# 関連研究

## The Twitter Mute Button[Golbeck 2012]

- ・ 海外においてもTwitterでのネタバレが問題に
- ・ 特定のスポーツやドラマに関する全てツイートの遮断を目指す

### ドラマの放送開始時





# 関連研究

## The Twitter Mute Button[Golbeck 2012]

- ・ 海外においてもTwitterでのネタバレが問題に
- ・ 特定のスポーツやドラマに関する全てツイートの遮断を目指す

ドラマの放送開始時

ネタバレでない投稿の誤検知が多い  
→ 日常的なコミュニケーションまで遮断  
される可能性が高い

に投稿されてる…



# 本研究の目的

## Twitterでのアニメのネタバレを防止する

- ・ネタバレを機械学習により判定する際に有効な**事前処理**と**単語ベクトル生成手法**を明らかにする
- ・ネタバレ判定を**同一作品内で行った場合**と**ジャンル分けして行った場合**のそれぞれの判定のしやすさ、しにくさなどを明らかにする



# 提案手法

	勝ったああああ！！ Details
	勝ったあああ！ Details
	城之内死す Details
	悟空死す Details

## 事前処理

正規化

人物名一般化

組み合わせ

## 単語ベクトル生成

形態素解析 or 係り受け解析

SVMを用いた機械学習  
によるネタバレツイート判定

# 提案手法

	勝ったああああ！！ Details
	勝ったあああ！ Details
	城之内死す
	

## 事前処理

正規化  
人物名一般化  
組み合わせ

## 単語ベクトル生成

形態素解析 or 係り受け解析

どの事前処理と単語ベクトル生成手法の組み合わせが判定に有効か比較, 検証

習  
判定



# 事前処理

- ・ ベースライン手法：ツイートをそのまま使用

- ・ 正規化手法

勝ったぞおおお!!!!!!!

勝ったぞおおおおおお!!

統一

勝ったぞお!

- ・ 人物名一般化手法

城之内死す → 重要人物死す

生尾死す → モブ死す

- ・ 正規化, 人物名一般化組み合わせ手法  
上記2つの手法の処理を同時に実行

# 形態素解析, 係り受け解析

## 形態素解析

ツイート例

**犯人の正体は主人公が駅前で会ったおじさんだった**

## 係り受け解析

ツイート例

**犯人の正体は主人公が駅前で会ったおじさんだった**

# 形態素解析, 係り受け解析

## 形態素解析

犯人/の/正体/は/主人公/が/駅前/で/会っ/た/  
おじさん/だっ/た

## 係り受け解析

→ 係り受け先





# 形態素解析, 係り受け解析

## 形態素解析

単語ベクトル

犯人/正体/主人公/駅前/会う/おじさん

(名詞・動詞・形容詞・副詞・連体詞)

## 係り受け解析

単語ベクトル

犯人の/正体は/主人公が/駅前で/会った/おじさんだった/

犯人の正体は/正体はおじさんだった/主人公が会った/

駅前で会った/会ったおじさんだった

# 番組連動ツイート収集と分類

$$\begin{matrix} 12 \\ \text{話} \end{matrix} \times \begin{matrix} 3000 \\ \text{件} \end{matrix} \times \begin{matrix} 3 \\ \text{人} \end{matrix} = \begin{matrix} 108000 \\ \text{件} \end{matrix}$$



- ① アニメ**12**話選定
- ② 実況ツイートを放送開始から終了まで取得
- ③ 1話につき**3000**件のツイートをランダムで選定
- ④ **3**人の評価者がネタバレかどうか分類

# データセット構築

## Twitterにネタバレが含まれていることを想定したデータセット

- **ネタバレツイート(正例)**

評価者の2/3以上がネタバレと判定したツイート

- **一般ツイート(負例)**

StreamingAPIでアニメ放送時間外に全ツイートからランダムに取得したものの





# データセット分類

- 同一作品データセット

作品ごとに特有な語があるという問題

- 1種類の作品

- ジャンル別データセット

アニメジャンルによってどのような出来事がネタバレになるのか異なるという問題

- バトル系作品
- ミステリー系作品

それぞれのデータセットごとに評価実験を行う

# 評価実験

## 同一作品

過去の話で学習し，最新話のネタバレ判定

Charlotte 全話 サブタイトル公開		第一話 我 他人を 思う	第二話 絶望の 旋律
第三話 恋 と 炎	第四話 木 剌 那 <b>学習用</b>	第五話 音 聴いた いつか	第六話 気づか なかった 幸せ
第七話 逃 避 行 果 の 行	第八話 選 逅	第九話 世 な こ 介 い に <b>学習用</b>	第十話 略 奪
第十一話 シ ャ ー ロ ッ ト	第十二話 約 束	第十三話 記 か こ 跡 の れ <b>判定用</b>	

# ジャンル別データセット

ミステリー系	六花の勇者 第 12 話 すべてが F になる 第 10 話 櫻子さんの足元には死体が埋まっている 第 11 話 終物語 第 5 話
バトル系	Fate/stay night[Unlimited Blade Works] 第 24 話 遊戯王 ARC-V 第 82 話 ワンパンマン 第 11 話 黒子のバスケ 第 75 話



# 評価実験

## バトル系, ミステリー系

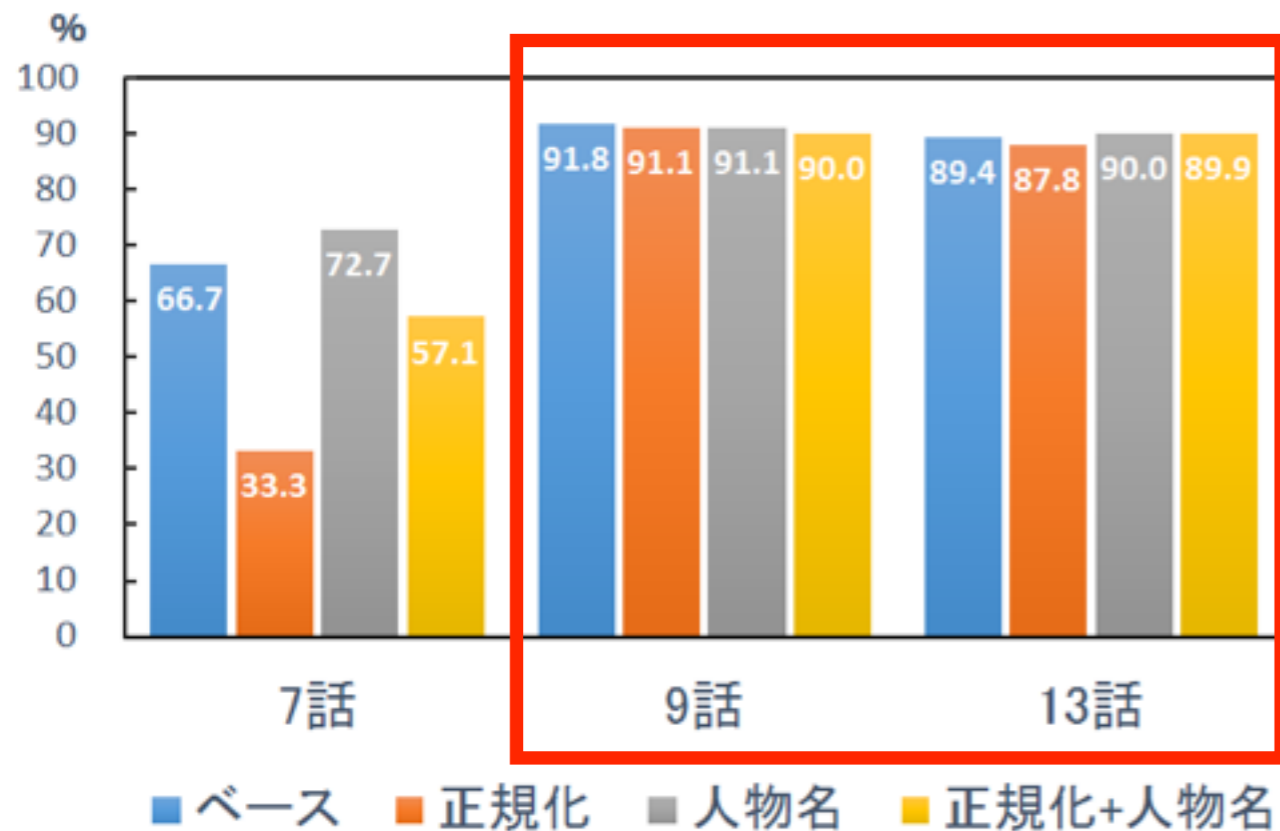
4話中3話を学習に利用し, 残った1話のネタバレを判定

- 4話分のアニメについて判定し平均精度を算出

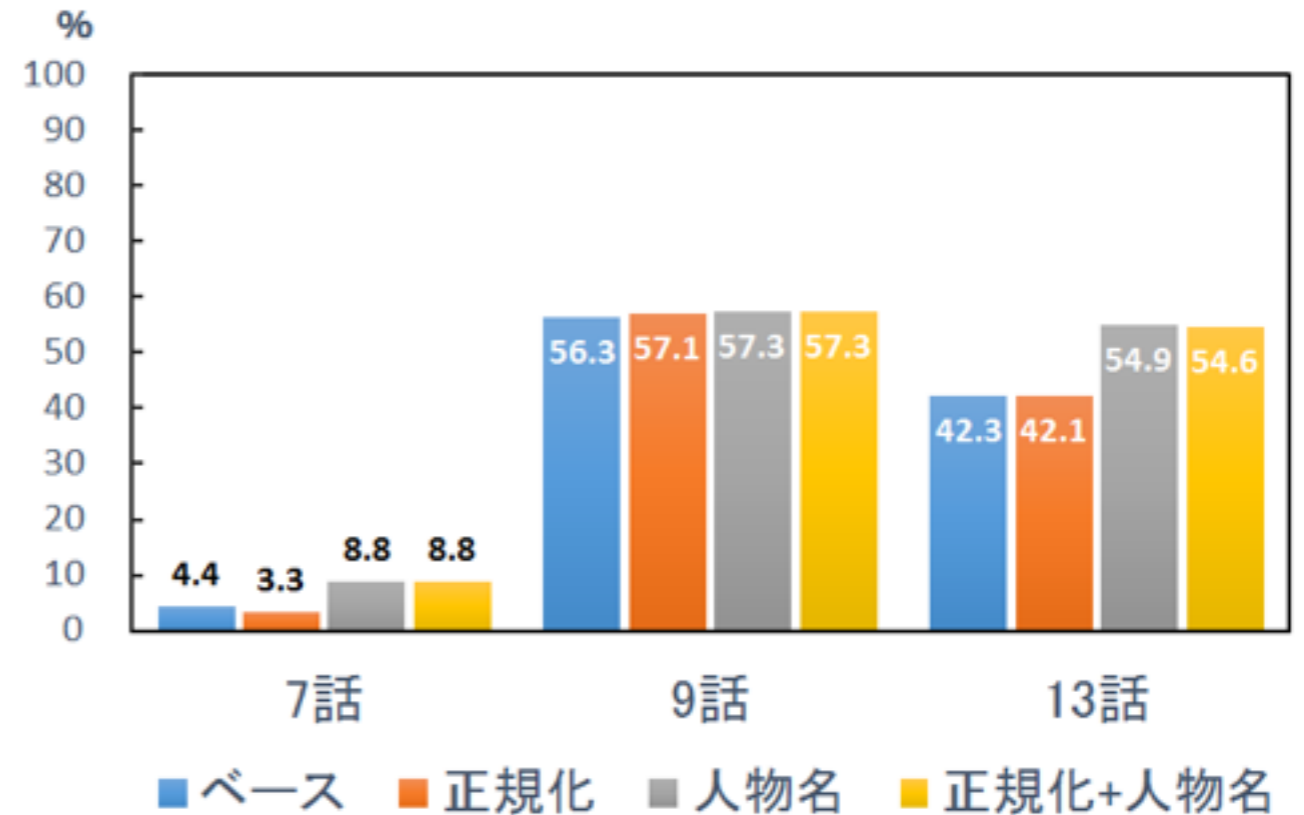


# 結果（同一作品：形態素解析）

## 適合率



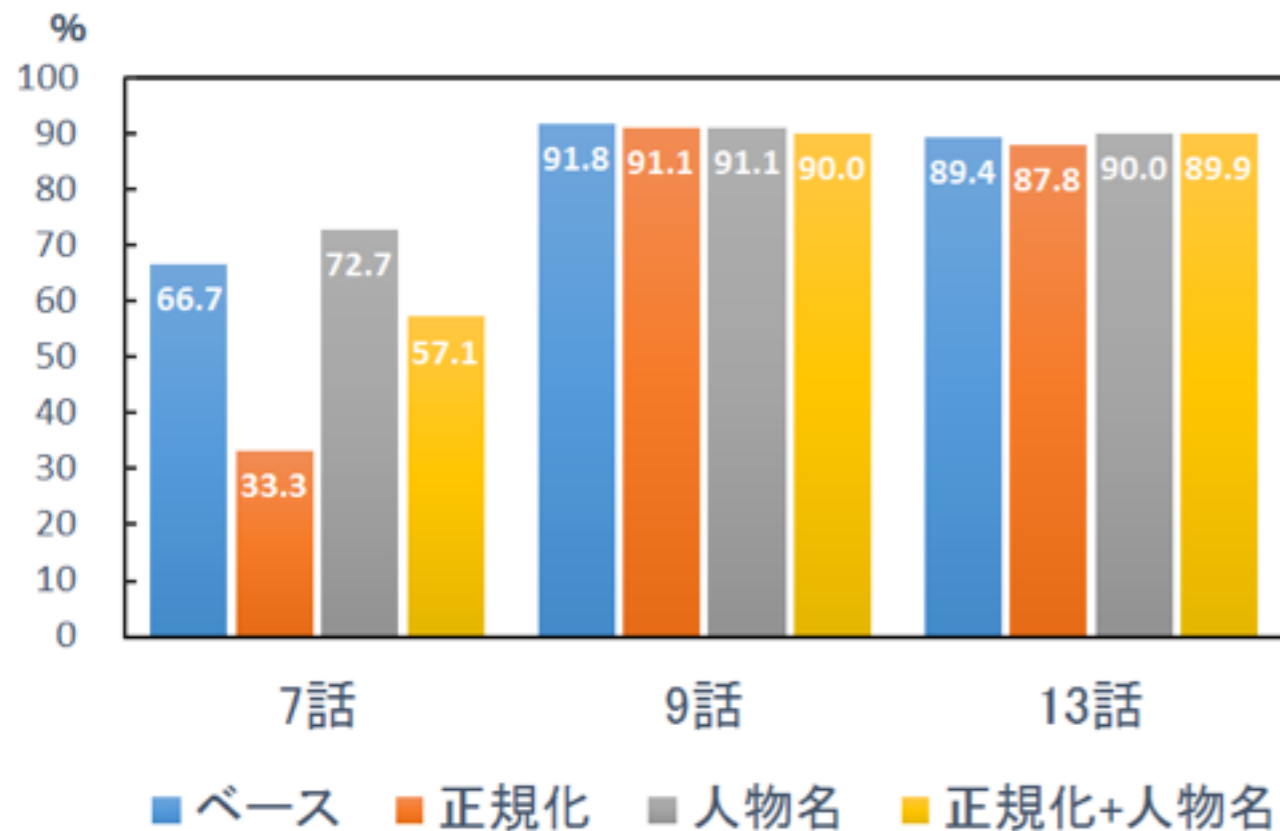
## 再現率



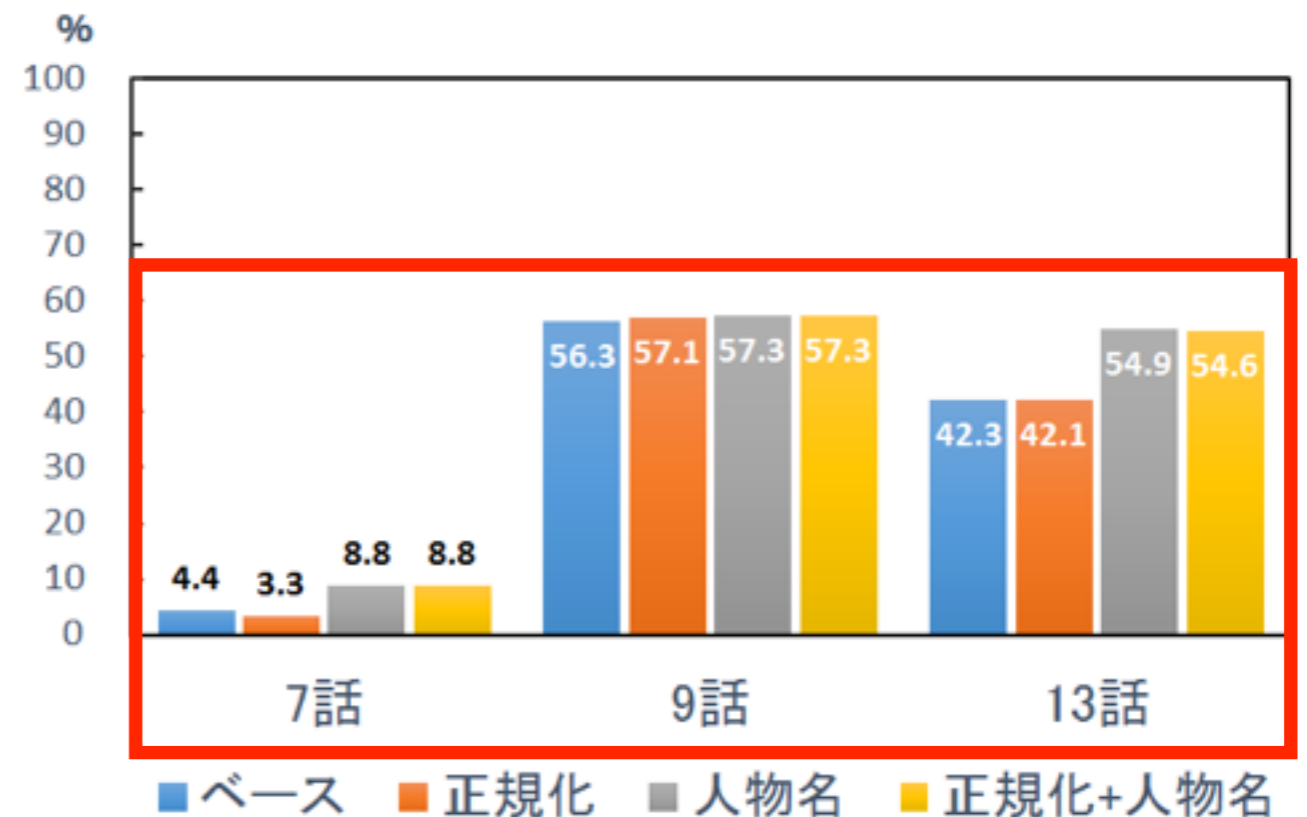
適合率が高く，ネタバレの誤検知が少ない

# 結果（同一作品：形態素解析）

## 適合率



## 再現率

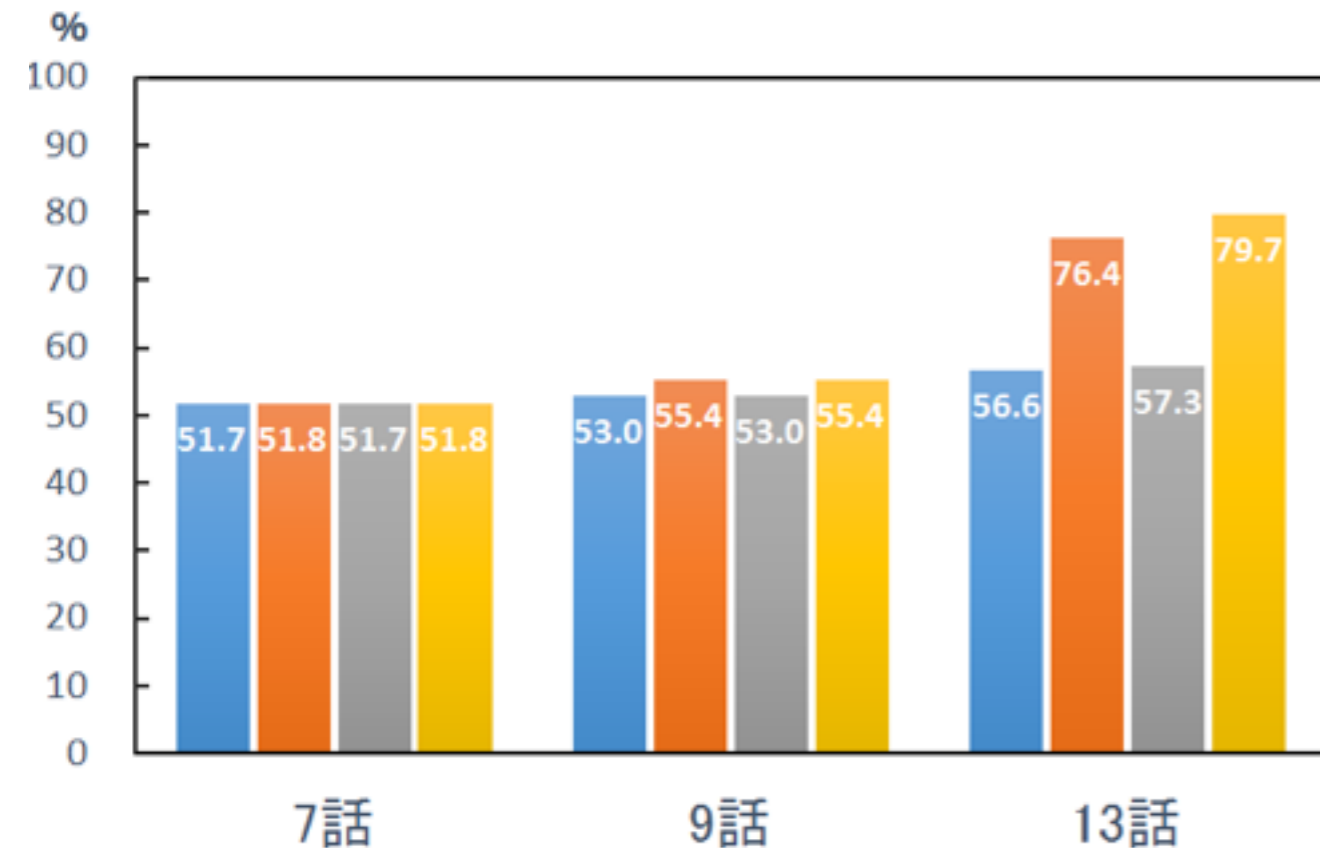


4話と7話の展開が異なるため再現率が低い

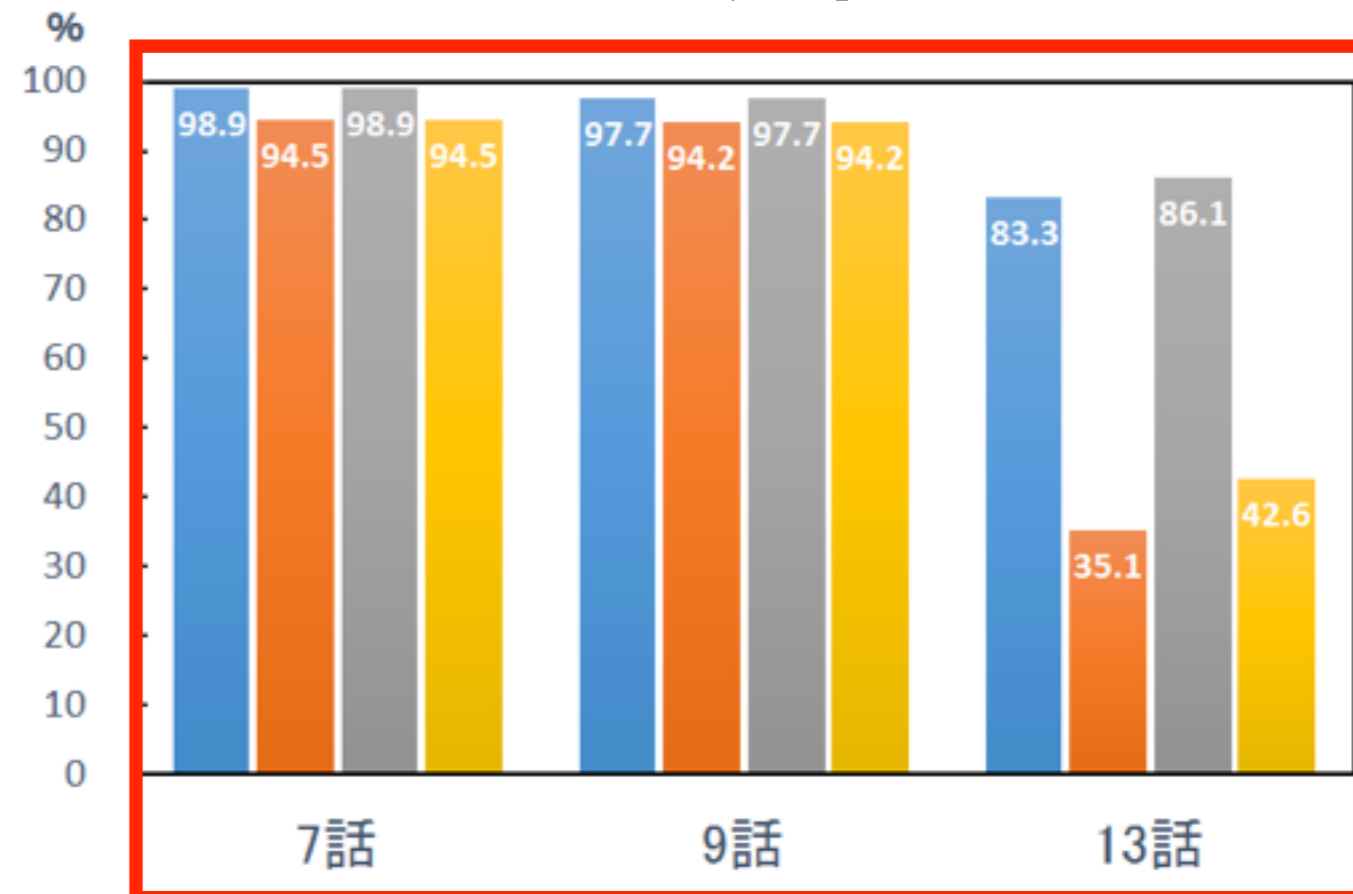


# 結果（同一作品：係り受け解析）

## 適合率



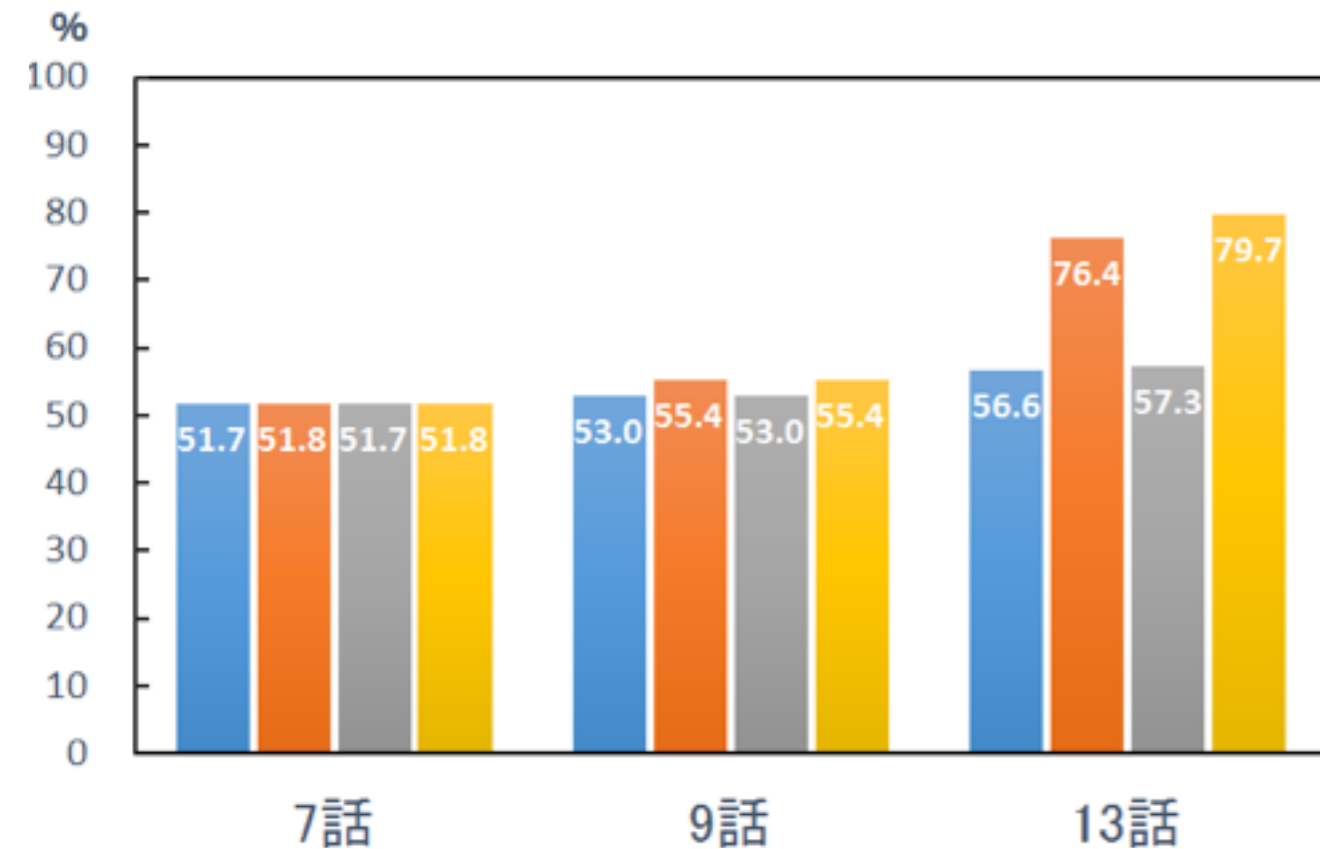
## 再現率



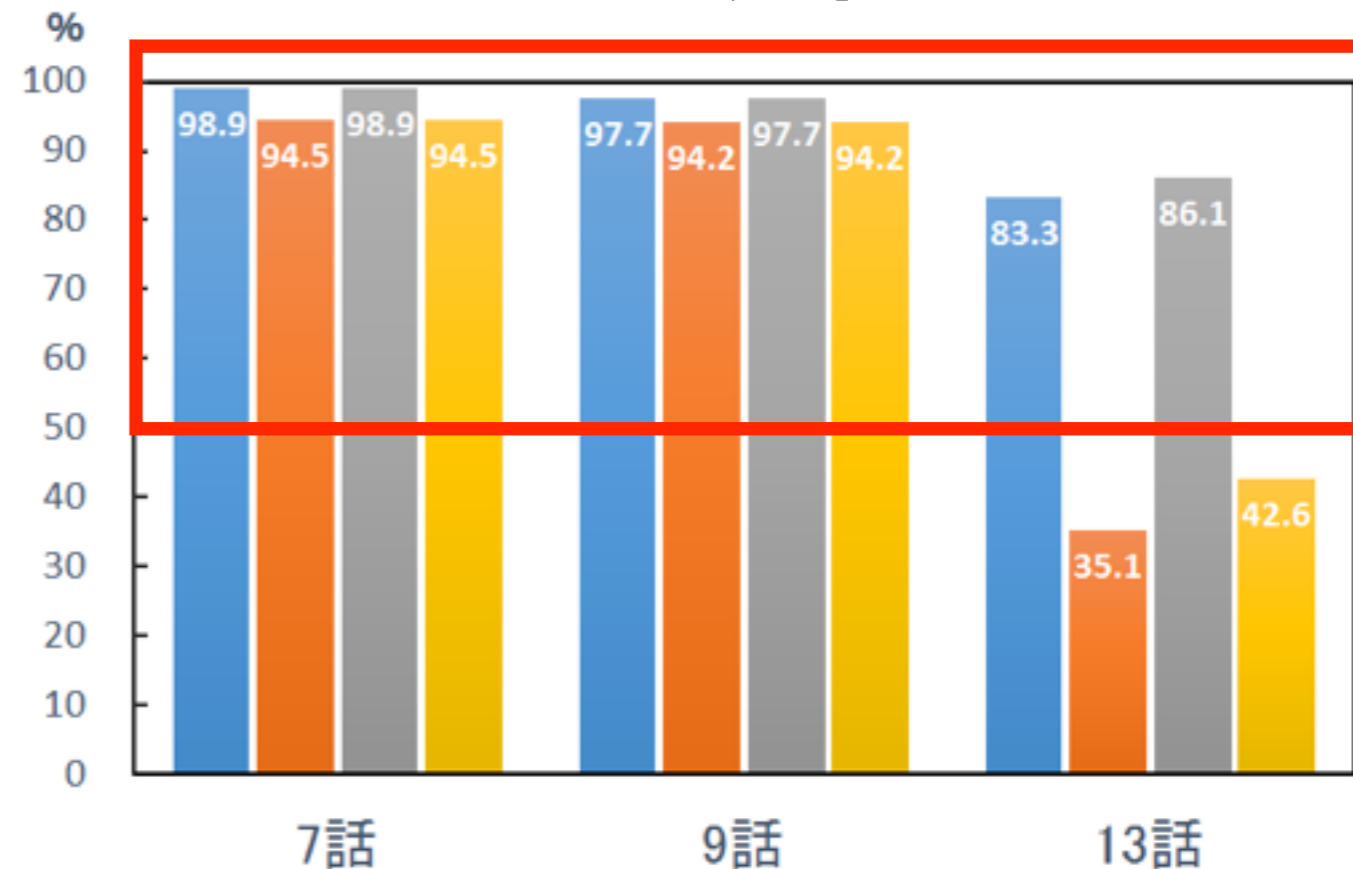
係り受け解析では少ないデータで多くの単語ベクトルを生成でき、再現率が高い

# 結果 (同一作品：係り受け解析)

## 適合率



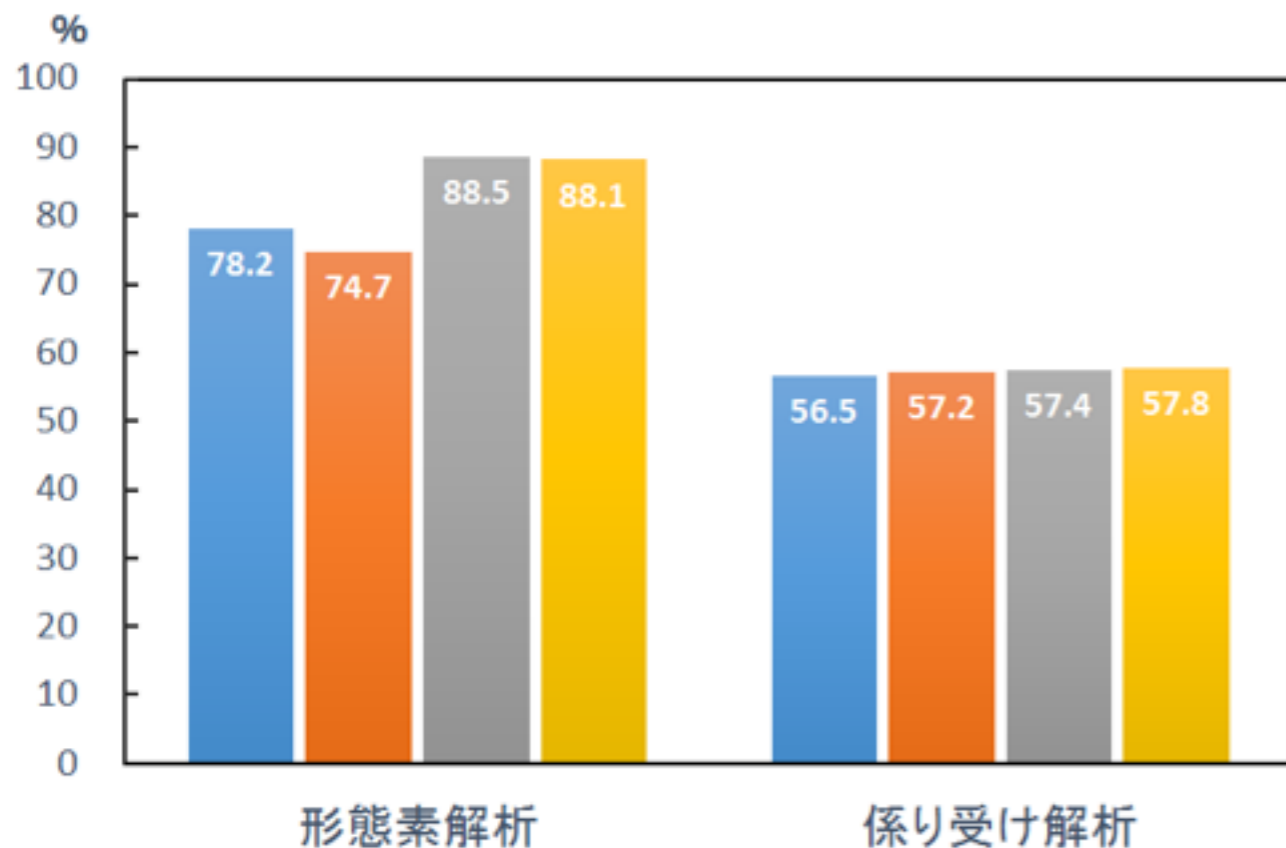
## 再現率



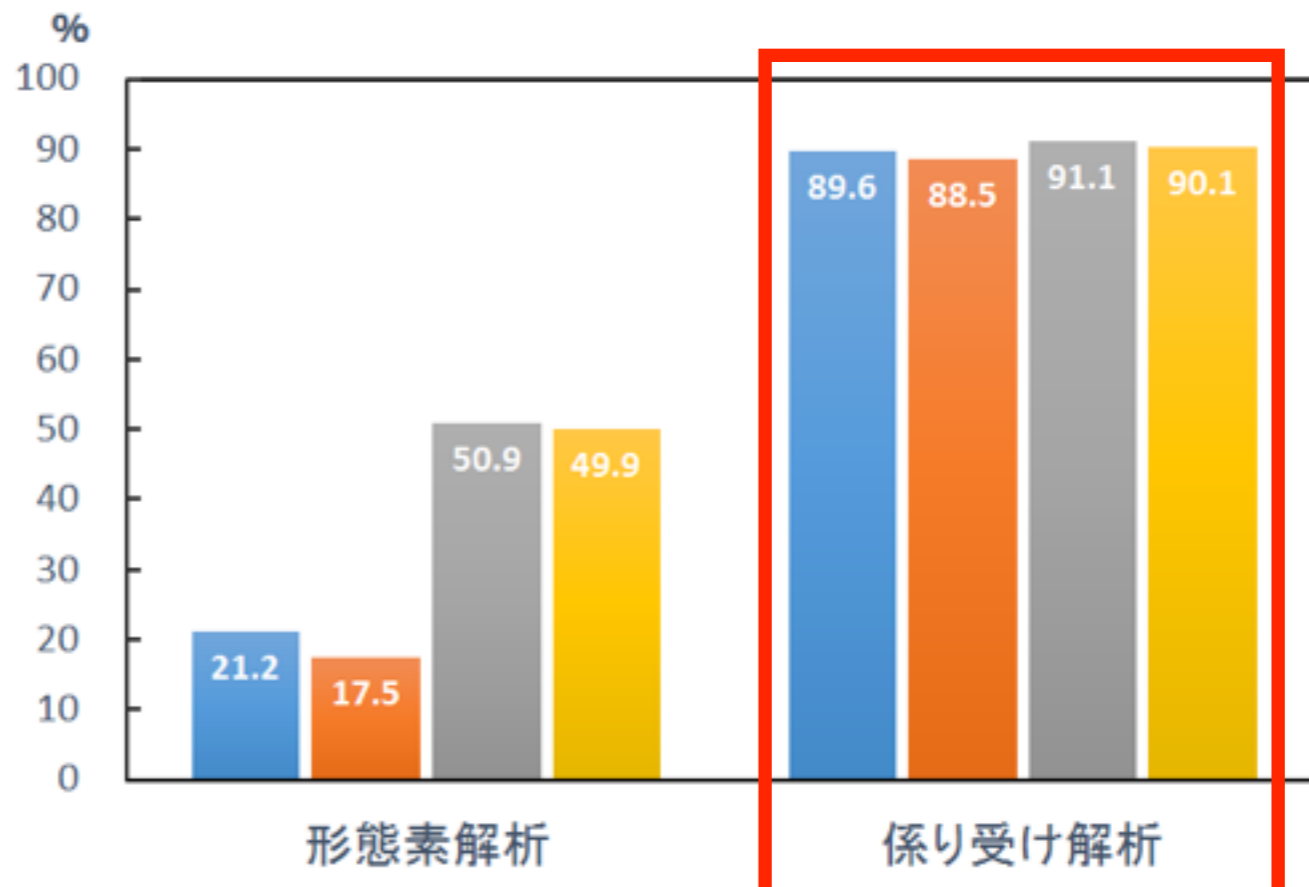
ストーリーが進むにつれて展開が異なってくるため判定が難しくなった

# 結果 (バトル系)

## 適合率



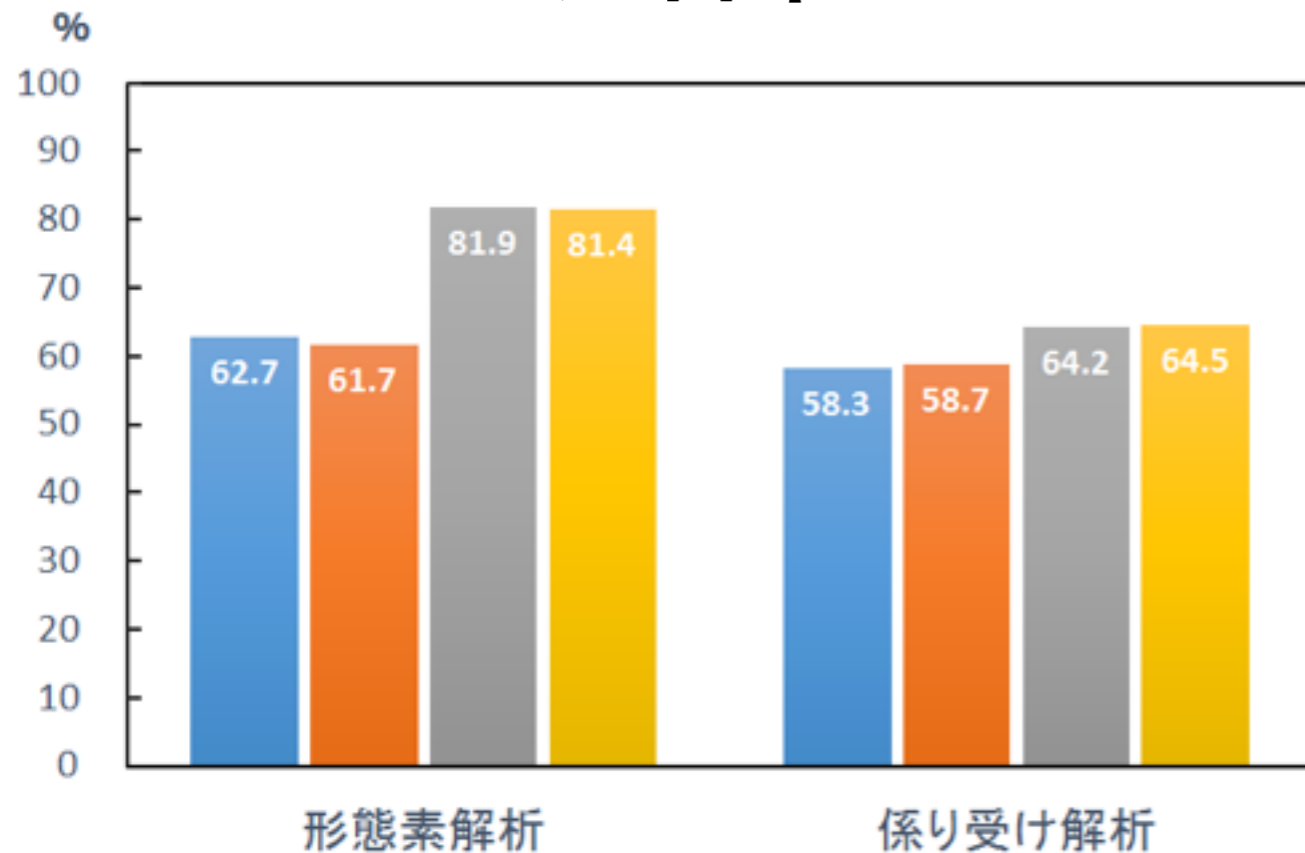
## 再現率



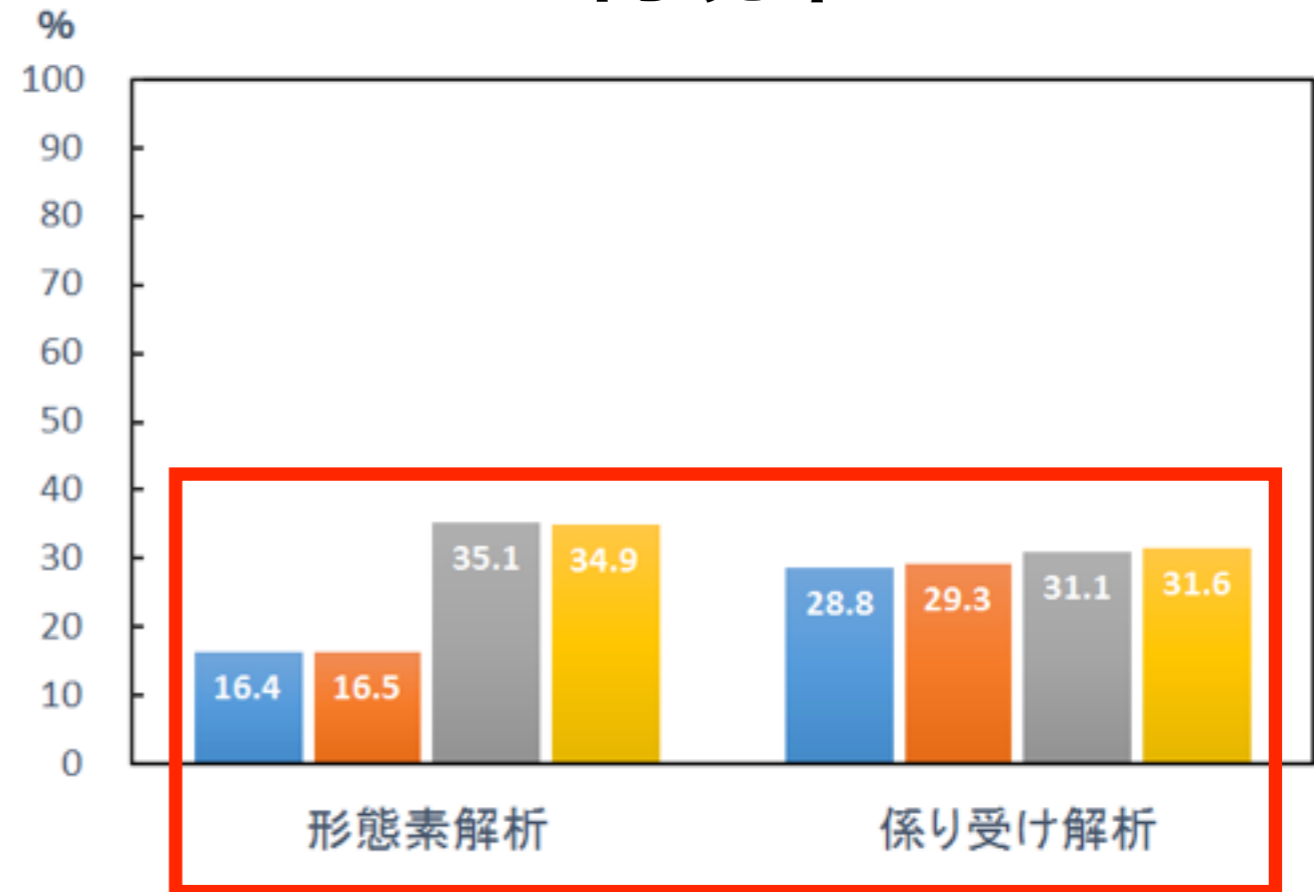
「勝った」「死んだ」といった語が共通して頻出し、再現率がかなり高い

# 結果 (ミステリー系)

## 適合率



## 再現率



ミステリーではトリックや作品特有語  
が多様であり、再現率がかなり低い



# 考察

- ・ 形態素解析よりも係り受け解析のほうが**少ないデータで多くの単語ベクトルを作成**でき、再現率が高かった
- ・ バトル系では「**死んだ**」「**勝った**」などの語が頻出したため再現率が高く、ミステリー系ではトリックなどのバリエーションが多いため再現率が低かった
- ・ 登場人物名を一般化し、**一般ツイートには含まれない単語ベクトルを作成**したことで精度が向上

# 判定失敗ツイートの特徴

同一作品	バトル系	ミステリー系
キャラの正体	キャラの特徴の変化	キャラの正体
キャラの特徴の変化 例) 記憶喪失, 病んでる	ユーザ自身の感情表現 例) やったあああああ	トリックに関する情報
共通して判定失敗		
作品に特有な語, 専門用語		
登場人物名と記号 (絵文字) の組み合わせ 例) 城之内~(T ^ T)(T ^ T)		
キャラ名が名称に置き換えられている 例) 博士, 妹		

# 今後の展開

## 判定性能の向上

- ・ 作品ごとの特有語をパターンマッチ
- ・ 重要人物を男女区別可能に
- ・ ネタバレデータセットの拡張

# まとめ

- Twitterのネタバレ判定には人物名一般化手法を利用し、かつ係り受け解析することが必須
- 同一作品内のネタバレは判定しやすいが、急展開後や1話目の判定が困難
- バトル系のネタバレ判定はしやすいが、一方でミステリー系のネタバレ判定は困難