ソーシャルメディア分析サービスに おけるNLP技術の活用と 近年における使用技術の変化

株式会社ホットリンク 榊 剛史





# 軽く自己紹介

榊 剛史 (株)ホットリンク R&D部部長

東京大学 客員研究員

@tksakaki

- 興味領域
- Artificial Intelligence
- Computational Social Science
- Natural Language Processing
- Machine Learning
- 経歴

- 2006年:修士号(電子情報学)取得

- 2006~2009年:東京電力にて勤務

- 2009年10月:博士課程入学(松尾研究室)

- 2013年12月:博士号(技術経営学)取得

- 2014年~2015年:東京大学 特任研究員

- 2015年~現在:現職 <sup>第22回SIG-AM研究会</sup>



Earthquake shakes Twitter users
https://dl.acm.org/citation.cfm?/d=1772777
T Sakaik 章 2010- 後月限党 2821- | 関連記事
2010/04/26 - Twitter, a popular microblogging service, has receive xample, when an earthquake occurre, people make many Twitte arthquake, which enables detection of earthquake occurrence

2019/7/7

# 自己紹介・会社の概要

2010/7/7

# 会社概要

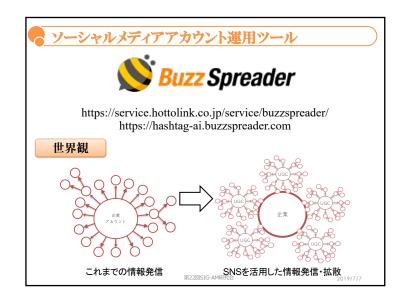
社 名	株式会社ホットリンク
本 社	東京都千代田区富士見1-3-11 富士見デュープレックスビズ5階
設 立	2000年6月26日
資 本 金	2,357百万円(2018年7月末時点)
株式市場	東京証券取引所マザーズ
代 表	代表取締役社長 内山 幸樹
事 業 内 容	ソーシャル・ビッグデータの分析・販売事業 クラウドサービス事業 インバウンドプロモーション支援事業など
連結子会社	株式会社トレンドExpress (100%子会社) EFFYIS, inc。 (100%子会社) 流行特急(100%中国小会社)

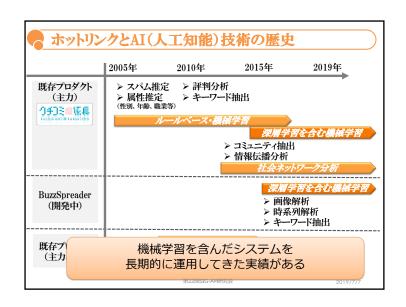
第22回SIG-AM研究会

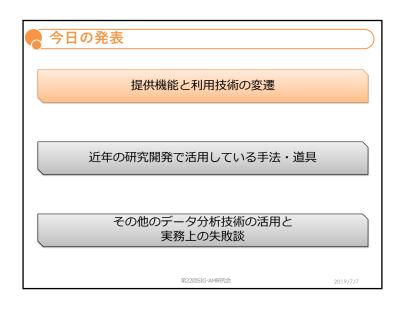


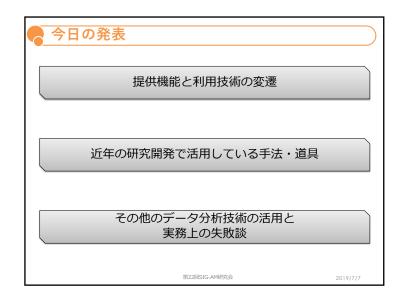




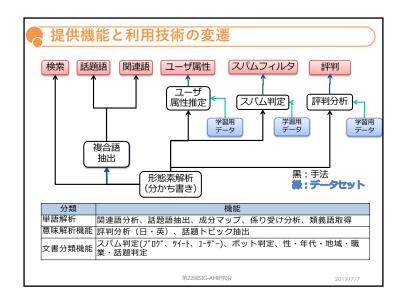


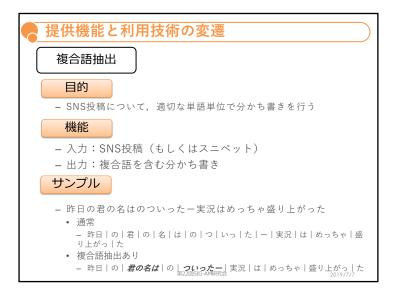


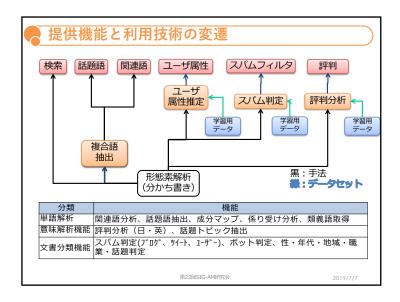












# ▶ 提供機能と利用技術の変遷

#### 評判分析

#### 目的

- SNS投稿について, 指定された対象語に対するポジ/ネガ/ニュートラルを出力する
- SNS投稿について、文全体のポジ/ネガ/ニュートラルを出力する

## 機能

- 入力: SNS投稿, 対象語 / SNS投稿
- 出力:ポジ/ネガ/ニュートラルの3値及びスコア

### サンプル

- 今年のお皿は2枚セットだよ!あと、サンリオくじが素敵すぎて.....(\* 'v')
   全体: Positive サンリオ: Positive
- 子持ちシシャモは食べれる!イクラは無理でした。。
- 全体:Neutral イクラ:Negative 第22回SIG-AM研究会

究会



## スパム投稿判定

#### 目的

- 入力された文書について、スパム投稿かどうかを二値で判定する

#### 機能

- 入力:投稿
- 出力:スパム/非スパムの2値

## サンプル

- シャツ メンズM ディープブルー ¥13000 送料無料
- [アダルトワード]興味あります。どMさんいない?
- 友人が台湾でスマホ盗まれた結果wwww

第22回SIG-AM研究会

2019/7/7

#### トー・ホットリンクとAI(人工知能)技術の歴史 2019年 ▮2005年 2010年 2015年 既存プロダクト > スパム推定 | 評判分析 属性推定 ▶ キーワード抽出 (主力) 深層学習 (性別、年齢、職業等) りチフ≥@係長 の時期 > コミュニティ抽! 機械学習 の時期 層学習を含む機は BuzzSpreader ▶ 画像解析 (開発中) ▶ 時系列解析 ルールベース+a > キーワード抽出 の時期 既存プロダクト > 株価予測> 選挙予測> 自動レコメンド (主力以外)

# 🥟 提供機能と利用技術の変遷

## ユーザ属性推定

#### 目的

- 特定のユーザによる投稿群から、ユーザの属性を推定する

#### 機能

- 入力:投稿群
- 出力:各属性のクラス(性別/年代)
- 性別:男性/女性
- 年代:10代/20代/30代/40代/50代/60代

第22回SIG-AM研究会

2019/7/7

ホットリンクとAI(人工知能)技術の歴史 2019年 ▮2005年 2010年 2015年 既存プロダクト > スパム推定 評判分析 属性推定 ▶ キーワード抽出 (主力) 深層学習 (性別、年齢、職業等) りチフ≥@係長 の時期 > コミュニティ抽! 機械学習 の時期 層学習を含む機は学習 BuzzSpreader ▶ 画像解析 (開発中) ▶ 時系列解析 > キーワード抽出 既存プロダクト > 株価予測> 選挙予測> 自動レコメンド (主力以外) 2019/7/7

# 🏓 ルールベース+αの時期

- 時期:2006年~2010年
- 分析対象
- ブログ/2ch中心
- 道具立て
- 形態素解析
- MeCab: 2006年9月にInitial release
  - Chasen/JUMANは速度の面から利 用せず
- 辞書:IPADIC
- Unidic(2006~2007)/ Naistdic(2007)
- 係り受け解析
- CaboCha: 商用利用不可
  - 京都大学テキストコーパス Ver4.0 2002年

第22回SIG-AM研究会

#### - 分類器

- Support Vector Machine: 自前で
  - TinySVM(2002)/Liblinear(2008)/c lassias(2009)

2019/7/7

## 🏓 ルールベース+αの時期

### スパム投稿判定

#### 機能

- 入力:投稿(ブログ)
- 出力:スパム/非スパムの2値

## アプローチ

- コンテンツ/タイトルについて、ルール・辞書ベースアプローチ
- タイトル:スパムワードによる判定
- コンテンツ:スパムワード/URLの出現パターン/文書内の改行・空白の 出現パターンから判定

第22回SIG-AM研究会

2019/7/7

## 🏓 ルールベース+αの時期

#### 複合語抽出

#### 機能

- 入力:SNS投稿(もしくはスニペット)
- 出力:複合語を含む分かち書き

### アプローチ

- 品詞の連接情報に対するルールベースアプローチ
- 品詞/品詞詳細情報ごとに、前の語との結合を規定
- 「名詞,一般」は前の語と結合する
- 「接頭詞」は前の語と結合しない

第22回SIG-AM研究会

2019/7/7

## 🏓 ルールベース+αの時期

#### 評判分析

#### 機能

- 入力:文書,対象語 /文書(2つのタイプの対応)
- 出力:ポジ/ネガ/ニュートラルの3値及びスコア

## アプローチ

- 対象語と評価語辞書の距離を用いた辞書・ルールベースアプローチ
- 入力文書から対象語の位置を抽出
- 入評価語辞書に含まれる単語のうち、入力文書に含まれる全ての単語とそ の位置を抽出
- 文書に含まれた評価語について、対象語からの距離を重みとして、ポジ ティブ/ネガティブスコアを算出する
- 全ての評価語について、評判スコアを合計し、最終的なポジティブ・ネガ ティブ・ニュートラルを判定する

第22回SIG-AM研究会

# 🥊 ルールベース+αの時期

## ユーザ属性推定

#### 機能

- 入力:投稿群
- 出力:各属性のクラス
- ※ブログ著者、性別のみ

## アプローチ

- Support Vector Machineによる文書分類
- 特徴量: Bag of Words
- 人手による学習・テスト用データ整備

第22回SIG-AM研究会

2019/7/7

# 機械学習の時代

- 時期:2010年~2015年
- 分析対象
- ブログ/Twitter中心
- 道具立て
- 形態素解析
- MeCab :
- 辞書:IPADIC
- Ipadic-neologd(2015年3月)
- 係り受け解析
- CaboCha/JdepP: 商用利用可能
- KNBコーパス:2009年9月

- 分類器
- · Support Vector Machine
- liblinear/Classias
- 分散表現
- word2vec

第22回SIG-AM研究会 2019/7/7

#### □ ホットリンクとAI(人工知能)技術の歴史 ▮2005年 2010年 2015年 2019年 > スパム推定 | 評判分析 既存プロダクト ➤ 属性推定 (性別、年齢、職業等) (主力) ▶ キーワード抽出 深層学習 りまつミ四条兵 の時期 理学習を合む機は学習 BuzzSpreader ▶ 画像解析 (開発中) ▶ 時系列解析 ルールベース+a > キーワード抽出 の時期 既存プロダクト > 株価予測 → 選挙予測> 自動レコメンド (主力以外) 第22回SIG-AM研究会 2019/7/7

# 機械学習の時代

#### 複合語抽出

#### 機能

- 入力: SNS投稿(もしくはスニペット)
- ・ 出力:複合語を含む分かち書き

## アプローチ

- 品詞の連接情報に対するルールベースアプローチ
- マルコフ連鎖(k=2)を想定した実装
- 「名詞,一般」と「名詞,一般」は結合する
- 「名詞,一般」と「接頭詞,名詞接続」は結合しない

第22回SIG-AM研究会 2019/7/7

# ▶ 提供機能と利用技術の変遷

#### 評判分析

#### 機能

- 入力:文書、対象語 / 文書(2つのタイプの対応)
- 出力:ポジ/ネガ/ニュートラルの3値及びスコア

### アプローチ

- 係り受け解析結果と評判語辞書に基づくルールベース
- 入力文書を分かち書き/係り受け
- 対象語と係り受け関係にあるのうち、評判語辞書にあるものを抽出
- 抽出した評価語において、ポジ/ネガのスコアを算出。ただし、係り受け のパターンによりスコアの反転などを実施
- 係り受け器:JDepP

第22回STG-AM研究会

2019/7/7

## 🏓 ルールベース+αの時期

#### ユーザ属性推定

#### 機能

- 入力:投稿群
- 出力:各属性のクラス
- ※Twitterユーザ、性別・年代

# アプローチ

- Support Vector Machineによる文書分類
- 特徴量: Bag of Words
- 手動アノテーションによる学習・テスト用データ整備

第22回SIG-AM研究会

2019/7/7

# ▶ 提供機能と利用技術の変遷

## スパム投稿判定

#### 機能

- 入力:投稿(ツイート)
- 出力:スパム/非スパムの2値

### アプローチ

- スパムツイートの内容に基づくNaïve Bayesアプローチ
- 特徴量:Bag of Words, Bag of Word-bigrams
- Naïve Bayesを用いてスパム判定モデルを学習
- 手動アノテーションによる学習・テスト用データ整備

第22回SIG-ΔM研究会

2019/7/7

# 🤛 SNSアカウントのプロフィール推定

## 各ユーザ属性の分類に有効な特徴量

女性 自己紹介:男子 自己紹介:女の子 自己紹介: 愛しています 自己紹介: 女性 発言:腐女子 自己紹介: キスマイ 発言:女子高生 発言: 腐男子

大学生 それ以外 自己紹介:回生 自己紹介:元気 自己紹介:女子大 自己紹介:海外旅 発言:レポート 自己紹介:キロ

発言: サークル 発言: 遠足

発言: 履修登録 発言: 職場

自己紹介: おばさん 自己紹介: ゲーム 自己紹介:在住 自己紹介:読書 自己紹介:蕎麦 自己紹介:社会人 発言:膝 発言:(t\_t)

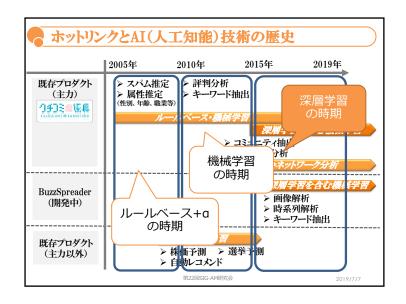
自己紹介: おじさん 自己紹介: 女子

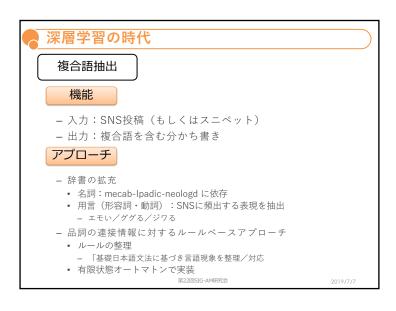
それ以外

ソーシャルメディア分析における AI技術活用とその失敗談

50代

2019/05/25





#### 深層学習の時代 ■ 時期:2015年~ 現在 ■ 分析対象 - Twitter中心 / ブログが Optional 道具立て - 形態素解析 - 分散表現 MeCab : • 単語分散表現:word2vec • 辞書: IPADIC-neologd 文分散表現:BERT - 分類器 - データセット構築 fasttext • Yahoo!クラウドソーシング Neural Network(Attention • 自動アノテーション Mechanism 第22回STG-AM研究会 2019/7/7

# 深層学習の時代

#### 評判分析

#### 機能

- 入力:文書 (タイプ2の対応)
- 出力:ポジ/ネガ/ニュートラルの3値及びスコア

# アプローチ

- BERT + fine-tuning
- 1年分のツイートによる文分散表現を学習
- クラウドソーシングによる学習・テストセットデータ構築

第22回SIG-AM研究会



# 深層学習の時代

## スパム投稿判定

#### 機能

- 入力:投稿(ツイート)
- 出力:スパム/非スパムの2値

## アプローチ

- Fasttextによる文書分類
- データセット構築
- 学習用データ:いくつかの仮説に基づく半自動アノテーション
- テストデータ:手動アノテーション

第22回SIG-AM研究会

2019/7/7

2019/7/7

▶ 提供機能と利用技術の変遷

■ 利用技術の変遷 まとめ

時期	複合語抽出	スパム判定	ユーザ属性推定	評判分析
ルールベース +a	ルールベース	ルールベース	Support Vector Machine	分かち書き+ ルールベース
機械学習	ルールベース	Naïve Bayes 手動アノテー ション	Support Vector Machine 手動アノテー ション	係り受け+ ルールベース
深層学習	ルールベース	Fasttext 自動アノテー ション	fasttext NN+ word2vec クラウドソーシ ング	BERT + fine-tuning クラウドソー シング

第22回SIG-AM研究会

# 深層学習の時代

## ユーザ属性推定

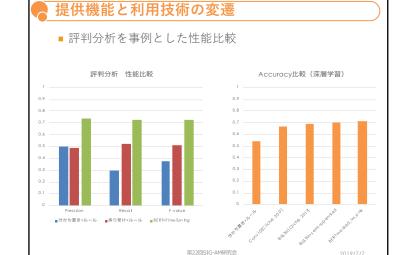
## 機能

- 入力:投稿群
- 出力:各属性のクラス

## アプローチ

- Fasttextによる文書分類
- NN-basedアプローチによる4種類属性の同時推定
- 性別/地域(都道府県)/年代/職業
- 特徴量:word2vec
- 自動アノテーションによる学習・テストセットデータ構築
- モデル自動更新の仕組みを導入

第22回SIG-AM研究会 2019/7/7



# 提供機能と利用技術の変遷

- ルールベース + α の時代
- 分析対象データの収集
- ルールと辞書の整備
- ルール整備 => テスト => 誤り分析 => ルール整備・・・・の繰り返し
- 機械学習の時代
- 学習・テストデータの収集
- 学習・テストデータへのラベル付け
- モデルの選定/パラメータチューニング
- 深層学習の時代
- 学習・テストデータの収集

徐々に泥臭い作業は減りつつある ルールベースの知見が活用できている 事前学習済みモデルの活用が進みつつある

第22回STG-AM研究会

2019/7/7

# ● 今日の発表

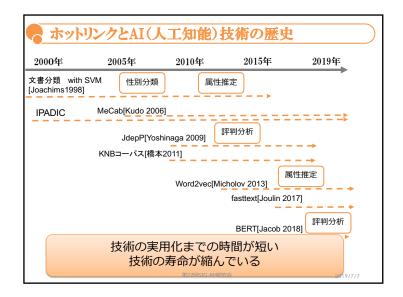
#### 提供機能と利用技術の変遷

近年の研究開発で活用している手法・道具

その他のデータ分析技術の活用と 実務上の失敗談

第22回SIG-AM研究会

2019/7/7



# 🥊 近年の研究開発で活用している手法・道具

- クラウドソーシングによるアノテーション
- 小規模・大量のタスクをクラウドワーカーに依頼する
- メリット
- 大規模なアノテーションデータが得られる
- 支払い金額を高くすれば、作業時間を短縮できる
- デメリット
- アノテーターの質・信頼性が均一でない
- アノテーション結果をそのまま採用することはできない
- 複雑なタスクを依頼することはできない

第22回SIG-AM研究会

# **近年の研究開発で活用している手法・道具**

- クラウドソーシングによるアノテーション
- 小規模・大量のタスクをクラウドワーカーに依頼する
- デメリットの解消策
- アノテーターの質を担保する
- チェック質問に回答できたワーカーの結果のみを採用
- 同じ質問を複数ワーカーに尋ねて、一致率が高い結果のみを採用
- 1つ辺りのタスクを設問数を多くしすぎない
- アノテーション作業を簡単な部分問題に分解する
- 例:評判分析におけるラベルの付け直し
- あるデータセットにおいて、不適切と思われるラベルのみ修正する
- 付与されたラベルが適切かどうかを尋ねるタスク
- 新たにラベルを付与するタスク

第22回SIG-AM研究会

2019/7/7

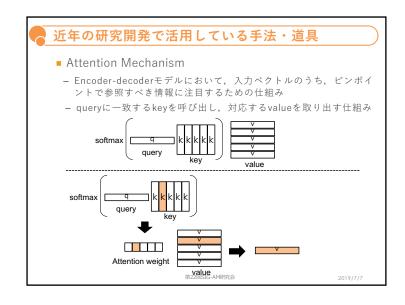
## 🎅 近年の研究開発で活用している手法・道具 ■ 単語分散表現(word2vec) - 言わずとしれた今の分散表現ブームの火付け役 - 設定された予測タスクを解くことでNNを分散表現を学習する - 分散表現はいくつかでているが、実用上はword2vecで十分 Continuous Bag of Words Skip-gram 観た 000000 000000 000 NN NN 000 昨日 観た 面白かっ 第22回SIG-AM研究会 2019/7/7

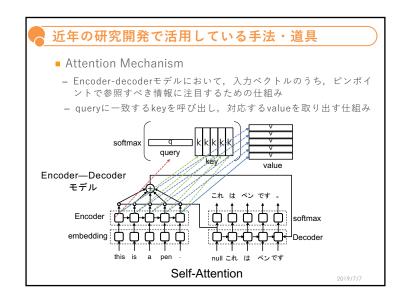
# 

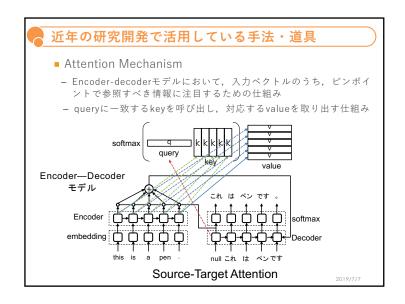
# 🤛 近年の研究開発で活用している手法・道具

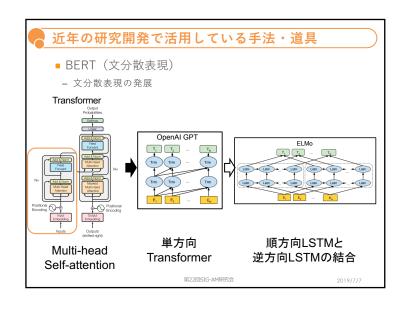
- fasttext (文書分類, 単語分散表現)
- FAIRによる単語分散表現/文書分類モデル構築のためのツール
- 単語分散表現はsub-word informationの利用に対応

第22回SIG-AM研究会



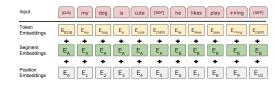






# ● 近年の研究開発で活用している手法・道具

- BERT (文分散表現)
- 既存手法
- Open AI: 単方向Transformer
- 次の単語を予測するタスクを解くため、先の単語を予測できない
- ELMO: 順方向LSTMと逆方向LSTMの連結による双方向学習を実現
- 順方向LSTMと逆方向LSTMを同時に学習することができない
- 双方向Transformer
- Randomにマスクされた単語を周辺情報から予測する



第22回SIG-AM研究会

2019/7/7

# 

🎅 近年の研究開発で活用している手法・道具

# 今日の発表

#### 提供機能と利用技術の変遷

#### 近年の研究開発で活用している手法・道具

その他のデータ分析技術の活用と 実務上の失敗談

第22回SIG-AM研究会

19/7/7

# 🥊 インタラクションに基づくユーザ属性推定

## 目的

- ソーシャルメディア上のインタラクションに基づく ユーザ属性を作成したい

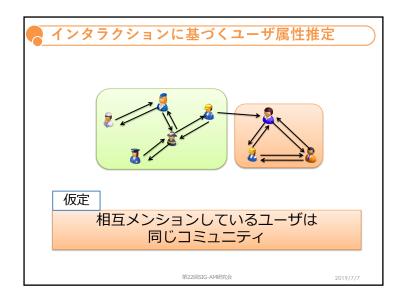
## 方法論

- Twitter上でのインタラクションからユーザのネット ワークを構築する
- ユーザネットワークにコミュニティ抽出の手法を適用 してコミュニティを抽出したのち、プロフィール文で 特徴付けし、それをユーザ属性の一つとして扱う

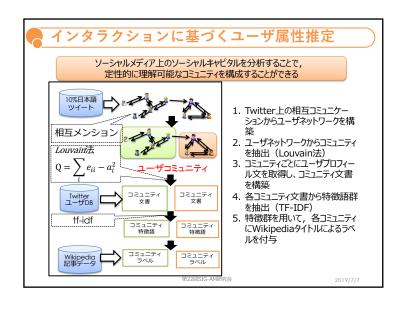
#### 貢献

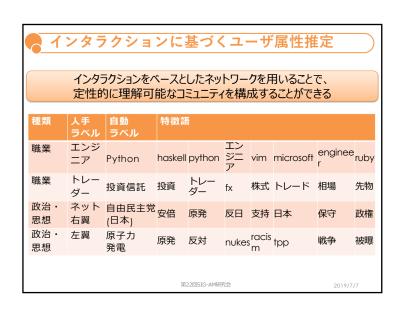
- Twitterユーザ特有の興味・関心を反映したラベルを ユーザに付与することができる

第22回SIG-AM研究会









# 🧖 インタラクションに基づくユーザ属性推定

インタラクションをベースとしたネットワークを用いることで、定性的に理解可能なコミュニティを構成することができる

## 属性種類 属性ラベル

サッカー<sub>,</sub>野球, アニメ(女性), アニメ(男性), ゲーム, テーマパーク, 創作(小説,

興味・関心 絵,歌)

アイドル,ジャニーズ,女性声優,男性声優,

ファン ミュージシャン(J-POP, K-POP) 政治思想 自民党支持, 民進党支持

職業 研究者,トレーダー,エンジニア 地域高校 静岡県 栃木県,大阪府,沖縄県

地域大学 東京都,九州,中部,近畿

第22回SIG-AM研究会

2010/7/

# ■ インタラクションに基づくユーザ属性推定

- TF-IDF法
- ある文書集合において、各文書に特徴的な単語に高いスコアを与
- $tfidf(t,d,D) = tf(t,d) \times idf(t,D)$ 
  - ・  $tf(t,d) = \frac{n_{t,d}}{\sum_k n_{k,d}} = \frac{\dot{\chi}}{\chi_{ed}}$  文書d内の全単語出現頻度
  - 単語tの文書dにおける出現頻度に関する重み
  - 単語tの出現回数が大きいほど大きくなる
  - 文書dが長い文書であるほど小さくなる
  - ・  $\mathrm{df}(t,D) = \frac{|\{d:t_i \in d\}|}{|D|} = \frac{$ 単語tが含まれる文書数 全文書集合 $_D$ に含まれる文書数
- $idf(t,D) = log \frac{1}{df(t,D)}$
- 単語tが含まれる文書数に関する重み
- 単語tが含まれる文書数が少ないほど値が大きくなる

第22回SIG-AM研究会

019/7/7

# 🧖 インタラクションに基づくユーザ属性推定

- Louvain法
- Modularityという指標を最大化するクラスタリング手法
- 既存のModularity-basedクラスタリング手法よりも、高速に処理することが可能
- Modularity :  $Q = \sum_{i \in C} \left\{ \frac{e_{ii}}{2m} \left( \frac{a_i}{2m} \right)^2 \right\}$

実際にクラスタi に含まれる エッジ数の割合 ランダムグラフにおいて クラスタ*i* に含まれるエッジ数の割合

第22回SIG-AM研究会

研究会 201

# ハッシュタグ推薦(画像)

## 目的

- 入力した画像からInstagramらしいハッシュタグを取得したい

## 方法論

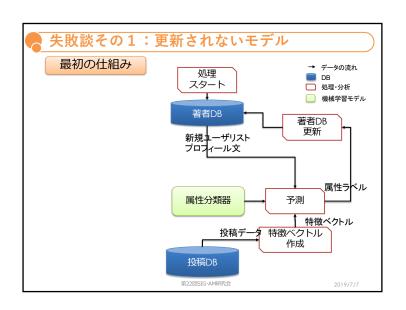
#### はカトヤル **貢献** (スライド公開時はマスク予定)

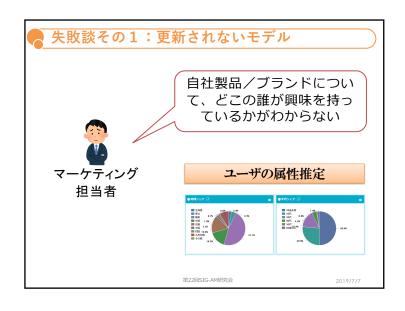
- 特定のユーザ群をターゲットとする場合のコンテンツ 作成やクリエイティブ作成の手掛かりとなる

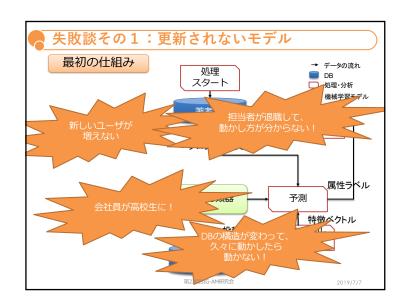
計外秘

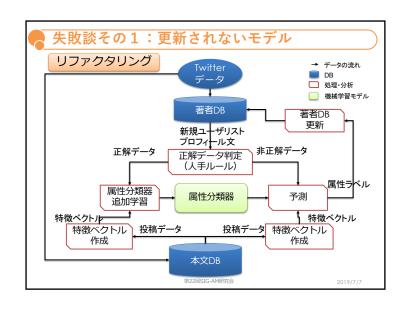
第22回SIG-AM研究会

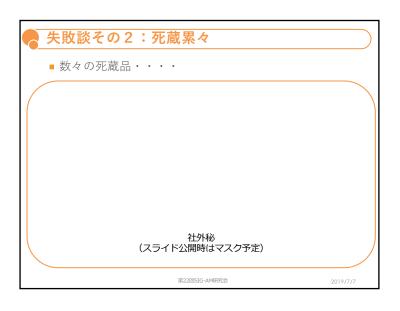


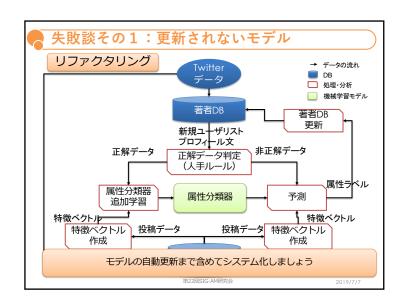


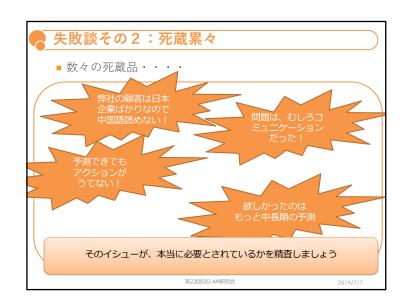


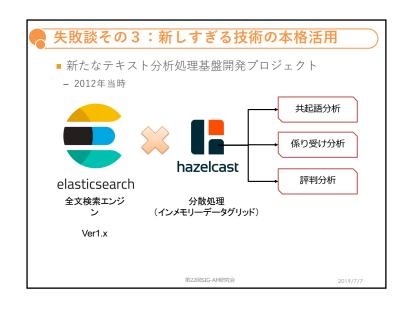


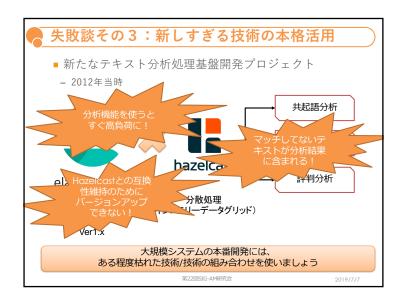


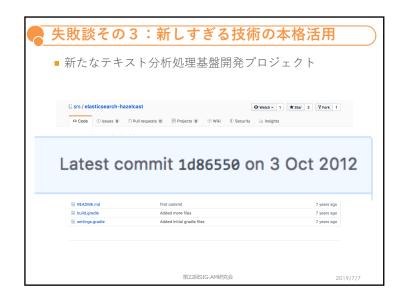














# おわりに

- ■ホットリンクでの利用技術の変遷を紹介
- 徐々にモデル構築のみに注力できるようになってきた
- 最先端技術が実用化されるまでの期間が年々短くなってきている
- つまり、技術の賞味期限も短くなってきている
- ■研究開発で活用している手法・道具の紹介
- アノテーションの労力を減らす手段が増えてきている
- 事前学習モデルの活用により、精度向上が容易に
- ■その他のデータ分析技術の活用と実務上の失敗談
- 自然言語処理と他の技術の組み合わせも有用
- 実務では、長期に使われることも想定する必要がある

第22同STG-ΔM研究会

019/7/7

# ■ CM:学習済みモデルの配布

- 単語分散表現:hottoSNS-w2v
- https://github.com/hottolink/hottoSNS-w2v

モデル	相関係数
日本語大規模SNS+Webコーパス	0.548
Wikipedia (ホットリンク)	0.478
Wikipedia (東北大)	0.472

- 文分散表現:hottoSNS-bert
- https://github.com/hottolink/hottoSNS-bert

モデル名	分かち書き	学習言語	学習ドメイン
BERT Multi	WordPiece	多言語	Wikipedia
BERT JP	SentencePiece	日本語	Wikipedia
hottoSNS-BERT	SentencePiece	日本語	Twitter

第22回SIG-AM研究会

参考文献

- [Joachims1998] Text categorization with support vector machines: Learning with many relevant features, Thorsten Joachims, ECML, 1998
- [Kudo 2006] MeCab, Taku Kudo, https://taku910.github.io/mecab/
- [Yoshinaga 2009] JDepP, Naoki Yoshinaga, <a href="http://www.tkl.iis.u-tokyo.ac.jp/~ynaga/jdepp/">http://www.tkl.iis.u-tokyo.ac.jp/~ynaga/jdepp/</a>
- [橋本2011] 構文・照応・評判情報つきプログコーバスの構築.橋本力, 黒橋禎夫, 河原 大輔, 新里圭司, 永田昌明. (2011). 自然言語処理 Volume 18, Number 2, pp.175-201.
- [Micholov 2013] Distributed Representations of Words and Phrases and their Compositionality, Tomas Mikolov, Ilya Sutskever, Kai Chen, Greg Corrado, Jeffrey Dean, CoRR
- [Joulin 2017] Bag of Tricks for Efficient Text Classification, Joulin, Armand and Grave, Edouard and Bojanowski, Piotr and Mikolov, Tomas, EACL, 2017
- [Jacob 2018] BERT: Pre-training of Deep Bidirectional Transformers for Language Understanding, Jacob Devlin, Ming-Wei Chang, Kenton Lee, Kristina Toutanova

第22回SIG-AM研究会 2019/7

以下、おまけスライド

第22回SIG-AM研究会