

# 小口研究室 研究紹介 (2019年度)

## (お茶の水女子大学理学部情報科学科)

### 室内における動作解析のための合成動画データセット構築の検討 (研究担当: 磯井 葉那)

#### 研究背景

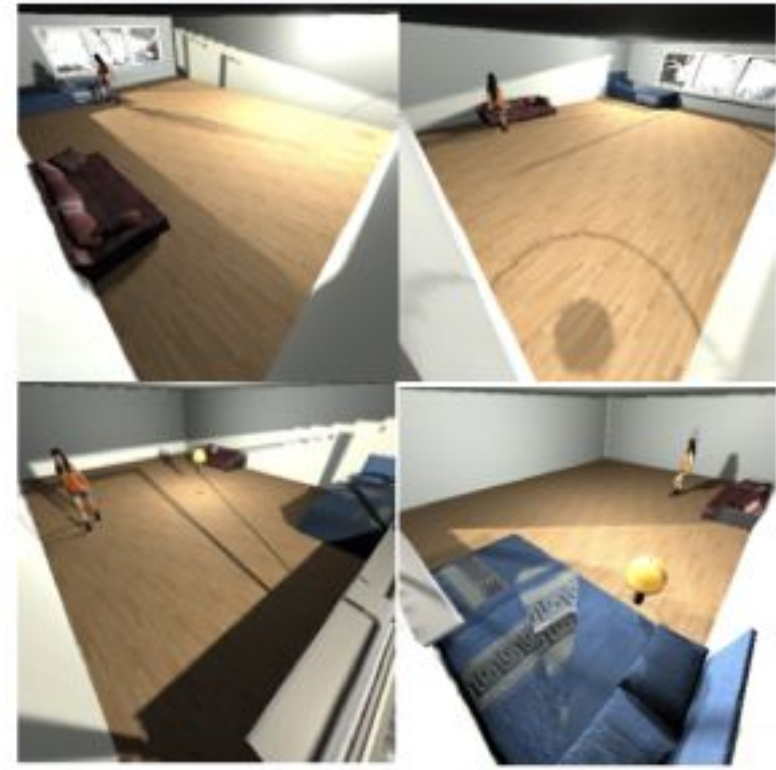
- Deep Learning による動画解析-
  - ◆ 高齢者や子どもの見守りへ
  - ◆ 解析精度は主に学習用データの量と質に依存
  - ◆ 室内動作解析のための十分なデータが存在しない
- 合成データセット-
  - ◆ 現実の動画の収集・ラベル付けは非常に高コスト
  - ◆ CGを使って画像データを自動的に生成
  - ◆ 動画の合成についてはまだあまり議論されていない

#### 研究課題

- ◆ 室内の行動解析に利用可能な合成動画データセットを構築
  - ◆ 動画の合成データを作成するにあたり、現実とのギャップを小さくする方法を調査
- 実際に人が部屋の中で動くような合成動画を作成し、実写の動画を用いて評価

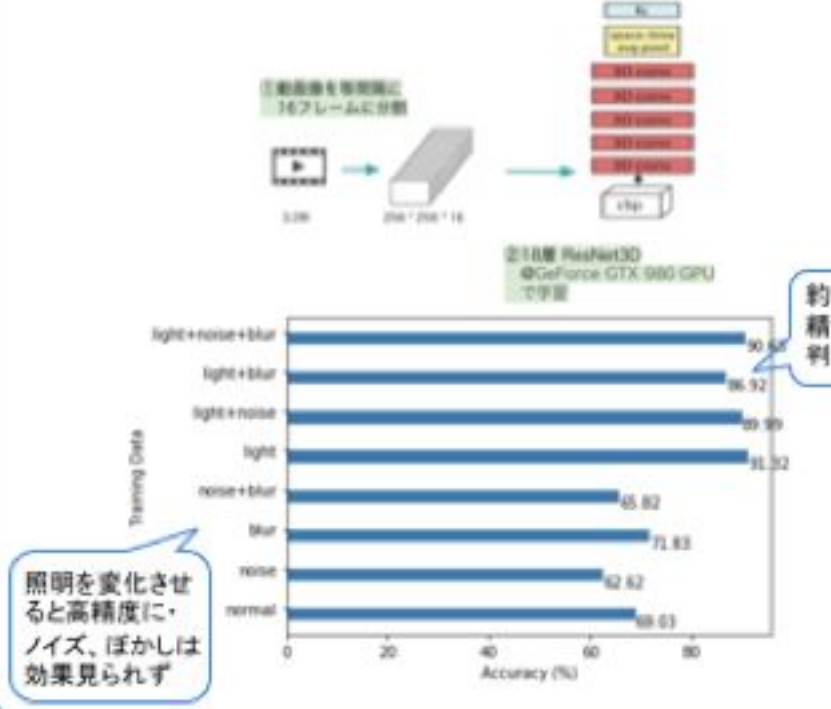
#### 作成した合成動画

- 部屋内で人が動く  
歩く・立ち止まる・座る・座っている・立ち上がるの5つの動作を行う
- 照明条件がランダムに変化  
光源がランダムに強さ・位置を変える
- 現実のカメラの劣化を模したノイズ・ぼかし  
ガウスノイズ・ガウスぼかしを施し、現実の動画に似せる
- 部屋の四隅上部から 5fps で撮影  
ユーザに提供する情報を整理

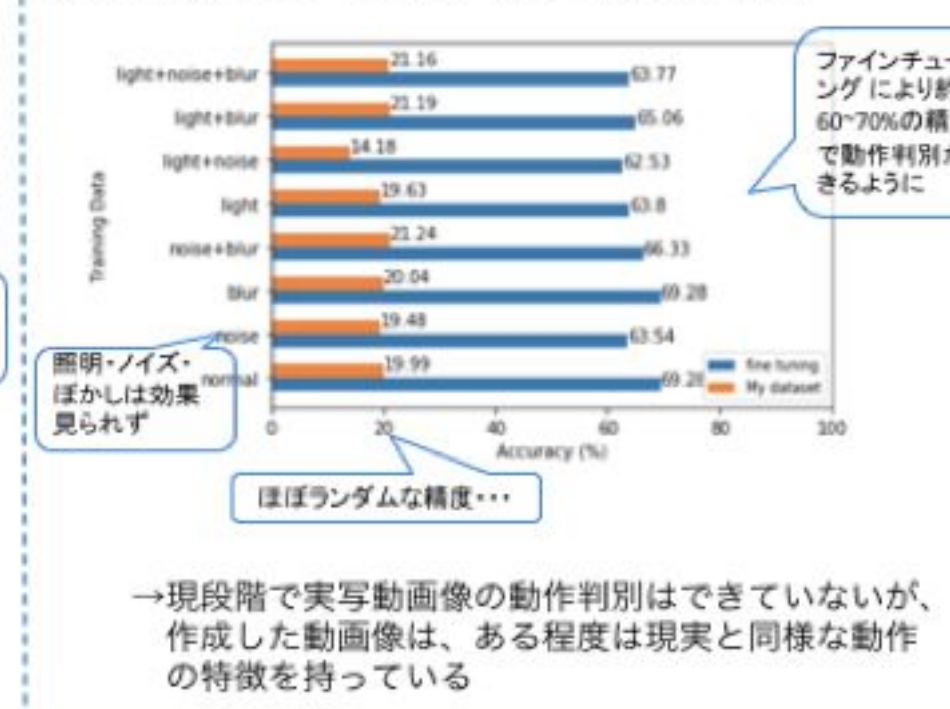


#### 評価実験

実験①  
作成した動画において、動作判別ができるか調査  
また、照明の変化・ノイズ・ぼかしの効果を調査



実験②  
作成した動画で学習したモデルで実写動画 STAIR-actions の動作判別ができるか調査  
また、照明の変化・ノイズ・ぼかしの効果を調査



#### まとめと今後の展望

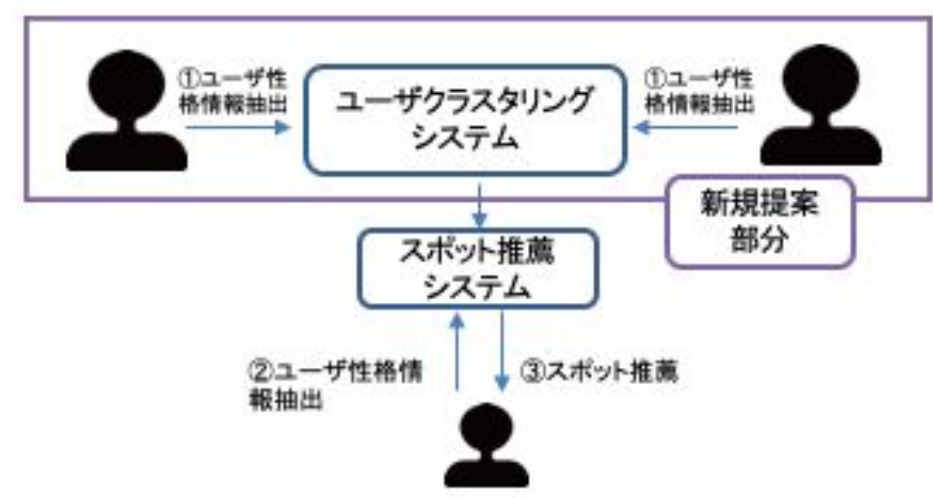
- まとめ-
  - ◆ 室内の動作解析のための合成動画データを作成
  - ◆ 現段階では実写データの動作解析はできない
  - ◆ だが、ある程度は同様な特徴を持っている
  - ◆ 現実に見えるために施した照明の変化・ノイズ・ぼかしは、現段階では効果は見られなかった
- 今後の展望-
  - ◆ 解析精度を上げる工夫
    - ・ 人が大きく映るようにカメラに追跡機能をつける
    - ・ 各クラスのデータ数を均等に調整
    - ・ さまざまな照明・カメラ・内装条件でのデータを用意
  - ◆ 作成したデータと同様な実写データを用意し、評価

### 観光地推薦のための性格特性を考慮したパーソナライズ性向上の一検討 (研究担当: 伊藤 桃)

#### 研究背景

- ◆ 2020年の東京オリンピック開催を受け訪日外国人は急激に増加している
- ◆ 近年、AIを用いた観光地推薦システムは様々な見受けられるが、その多くが、ユーザの趣味趣向のデータから似たような趣味趣向のスポットを推薦するものである
- ◆ より新規性のある推薦システムの需要が高まっている
- ユーザの性格成分を用いた観光地スポットの推薦を提案

#### 提案システム



- ① SNSから収集したユーザのテキスト情報から性格成分情報を抽出し、ユーザクラスタリングシステムにてユーザをクラスタリング
- ② 新たなユーザの性格情報を同様に抽出
- ③ ユーザクラスタリングシステムに情報を入れ、クラスタリングされたグループが行きやすいスポットを推薦

#### 研究対象と使用データ

- ◆ 提案システムを実現するために、そもそもスポットごとに性格成分が違うか IBM Personality Insights※を用いて検証
- ◆ データセット  
「観光地スポットデータ」  
一定のユニークユーザ数が得られた都内観光地データ  
  
「初詣スポットデータ」  
同じく一定のユニークユーザ数が得られた関東圏初詣スポットデータ

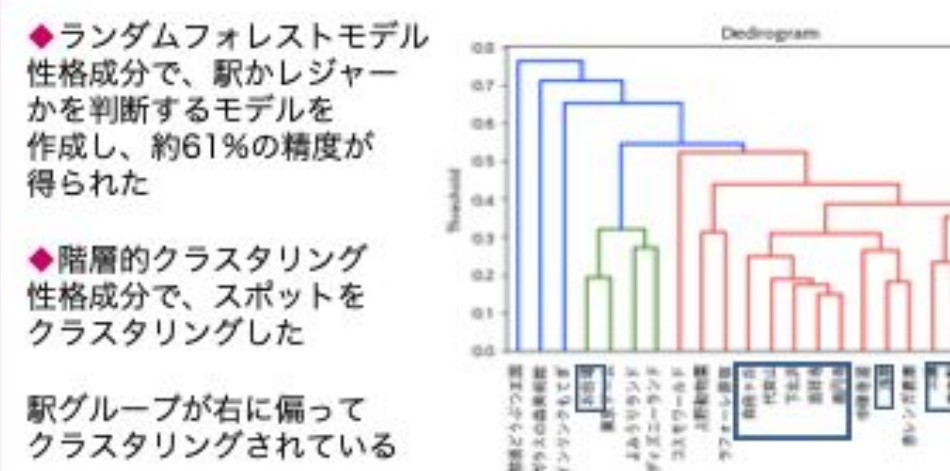
※ IBMが提供しているテキストデータから性格特性を算出するツール

#### 駅とレジャー施設比較実験

提案システム実現のため、そもそもスポットごとに性格成分が違うか駅とレジャー施設にて以下にて比較実験

◆ Cohen's d  
駅とレジャー施設のグループ間で効果量の指標であるCohen's dを算出

経路への開放性→	PI 項目名	効果量
社会との接触を求めるか→	big5.openness	0.507833
所属感を求めるか→	need_love	-0.303105
自己超越性→	need_closeness	-0.261188
調和性→	value_self_transcendence	-0.212750
	need_harmony	-0.206479

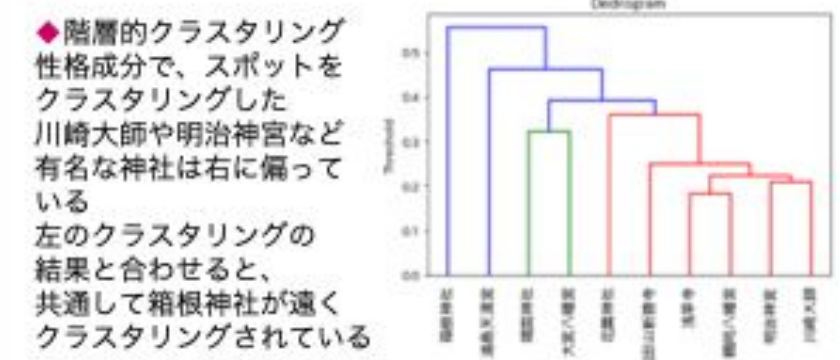


#### まとめと今後の課題

- ◆ 二つのデータを用いて、性格成分がスポットごとに違うかを調査し、幾分違いがあることを確認
- ◆ 他SNSからの情報も
- ◆ 観光地スポットに限らず、スポット推薦に話を拡大させていきたい

#### 初詣スポット比較実験

データを変え、初詣スポットデータにて同じように比較実験



◆ Cohen's d  
共通して箱根神社が遠くクラスタリングされていたので、箱根神社とそれ以外でCohen's dを算出

経路への開放性→	PI 項目名	効果量
社会との接触を求めるか→	big5.openness	-0.474621
所属感を求めるか→	need_closeness	0.406022
調和性→	big5.agreeableness	0.332959
調和性→	need_harmony	0.316028
社会との接触を求めるか→	need_love	0.305521

### 機械学習を活用した時系列データ予測モデルのAndroid端末への導入に関する一検討 (研究担当: 佐藤 里香)

#### 研究概要

- ◆ 研究背景  
スマートフォン、無線LANが急速に普及  
⇒ 無線通信は有線接続に比べ障害が多く脆弱なため、トラフィックの輻輳やパケットロスの問題
- ◆ 研究方針
  - ・ 無線LAN環境で端末に通信を行わせデータを取得
  - ・ サーバで機械学習を用いたデータの解析
  - ・ 輻輳を事前に予測して制御するモデルを作成、Android端末に組み込む

突発的に起こり、一度起こると制御が難しい上制御を試みるとさらに悪化してしまう可能性



#### TensorFlow Lite

TensorFlow(Googleの機械学習向けソフトウェアライブラリ)のモバイル環境向けライブラリ

- ・ 軽い、複数のプラットフォームで動く、速いといった特徴

- 利用手順
  1. サーバ側でTensorFlowにより機械学習を行う
  2. トレーニングモデルをTFLiteコンバータによりTensorFlow Lite対応形式のファイル(TFLite FlatBuffer File)に変換  
このファイルをクライアント側でTFLite Interpreterを用いてデバイス上で利用

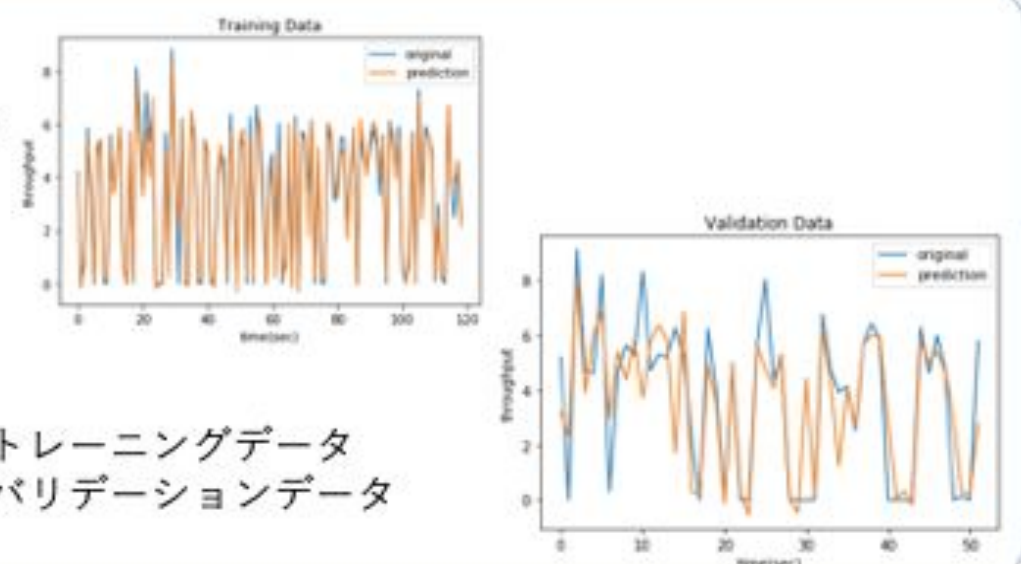
#### 実験内容

端末での無線LAN通信のスループットデータをLSTMで予測

- ・ TensorFlowのKerasを使用
- ・ 端末5台分、181秒間同時通信時のデータを使用
- ・ 各端末でt-10秒~t-1秒の10秒間のデータからt秒の値を予測
- ・ データをトレーニングデータ7割、バリデーションデータ3割に分割
- ・ epoch数300で実験

#### 実験結果

- ・ トレーニングデータ: かなり高いグラフの一致度
- ・ バリデーションデータ: トレーニングデータほどではないが増減のタイミングを捉えられている  
⇒ LSTMを用いたスループット予測による輻輳制御の可能性が示された



#### Android端末への導入のための形式変換

予測実験で作成した学習モデルをAndroid端末に導入するため、TensorFlow Lite対応形式に変換

- ◆ 変換前の学習モデルによる予測結果と変換後の学習モデルによる予測結果を比較
  - ・ 変換前と変換後では $10^{-6}$ ~ $10^{-7}$ 程度の誤差に留まっていることが確認できた

表1: TF Lite 変換前と変換後の予測結果の比較 (抜粋)

変換前	変換後	6.3142195	6.3142195
6.149592	6.149592	4.8584166	4.8584156
6.896998	6.896997	5.817004	5.817004
5.694547	5.6945453	5.790179	5.7901793
5.4197235	5.4197235	5.865675	5.8656754
0.2046532	0.2046533	4.009217	4.009212
-1.041405	-1.0414042	5.984577	5.9845777

#### 今後の課題

- ・ さらなる予測精度の向上
- ・ より先の時刻のトラフィックの事前予測
- ・ 予測モデルを組み込んだアプリケーションの制作
- ・ 端末上でのリアルタイムかつ高い精度での予測の実現