

# 顔表情の中長期モニタリングによる 心の健康状態推定に関する研究

研究期間：平成24年12月5日～平成27年3月31日  
(24AI第128号-3)

中京大学 工学部 機械システム工学科

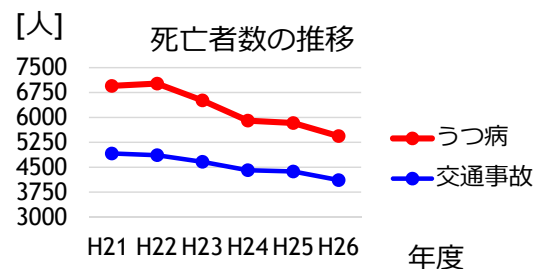
橋本 学

個人情報保護の観点から、顔画像データの表示を省略させていただいております。

## 研究の背景と研究課題

### 研究の背景

- うつ病などの精神性疾患の患者数が年々増加。
    - 独居高齢者，工場での単調作業従事者，
    - 避難生活者
    - 児童・生徒（学校内ストレス）
- ※うつ病等に起因する自殺者などによる社会的損失の推計額は、約2.7兆円/年  
(厚生労働省報道発表資料2010)



- わずかな感情を注意深くモニタリングする必要あり。
- メンタル面の**変化**に関する「早期の気づき」が重要。

### 研究課題

心の健康状態の把握支援を目的とし、画像によって顔表情をモニタリングするための手法を提案し、効果を実証する。

1. 微妙な表情を識別する手法の提案
2. 表情変化を検出する手法の提案
3. 心の健康状態把握支援システムに関する検討

# Contents

---

1. 研究の背景と研究課題
2. 研究成果
  1. 微妙な表情の識別手法
  2. 表情変化の検出手法
3. 今後の展開に関する検討
  - 心の健康状態把握支援システムの提案
  - ポジティブ状態（笑顔度合い）の計測に関する検討
4. 研究成果の総括

## 研究成果 1 : 微妙な表情の識別手法

---

# 基本アイデア

領域内の見えの変化  
人物A 人物B 人物C

ニュートラル

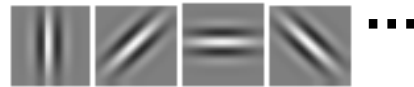
微妙な喜び (笑顔)

大仰な喜び (笑顔)

- 喜び表情が現れている箇所 (個人毎に多少異なっている)

- 顔の**特定領域**における「見え」の変化をGabor特徴量で捉える。  
見え変化の例：ほり・ほうれい線の凹凸, しわの角度・口角, 目・口の開け閉め
- 角度, 周期が異なる64種のGaborフィルタを利用する。
- 特定領域は機械学習を用いて個人ごとに設定。

## Gabor特徴量

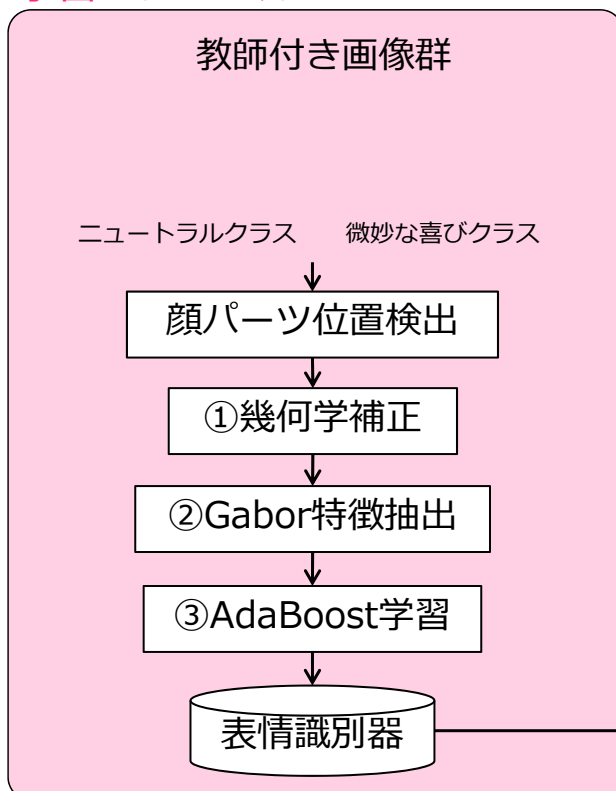


$$g_{\lambda, \theta}(x, y) = \exp\left(-\frac{x'^2 + \gamma^2 y'^2}{(2\sigma)^2}\right) \cos\left(\frac{2\pi}{\lambda} x' + \varphi\right)$$

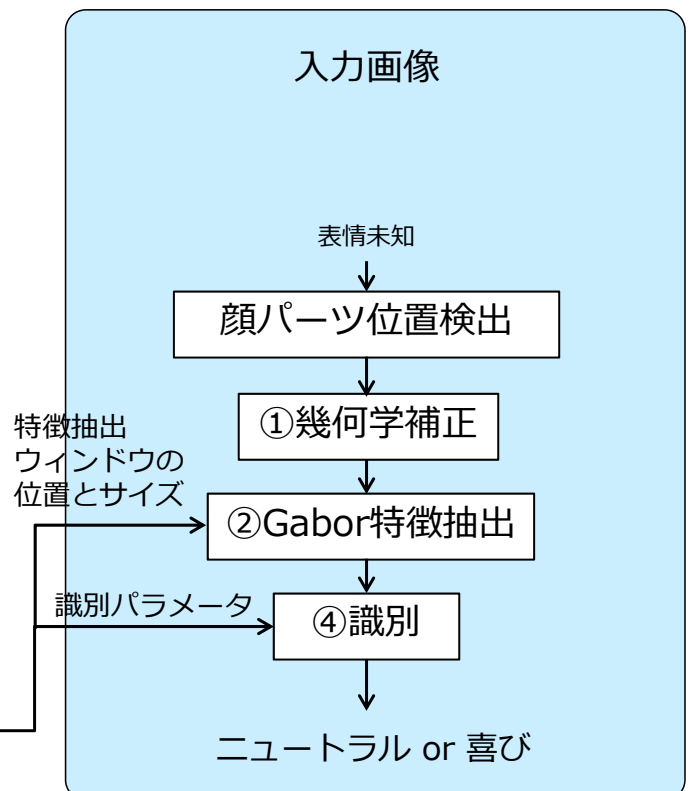
$$\begin{cases} x' = x \cos \theta + y \sin \theta \\ y' = -x \sin \theta + y \cos \theta \end{cases} \quad \gamma = 0.5, \varphi = 0$$

## 提案手法の概要 (例: 「ニュートラル」と「微妙」の識別)

### 学習モジュール



### 識別モジュール

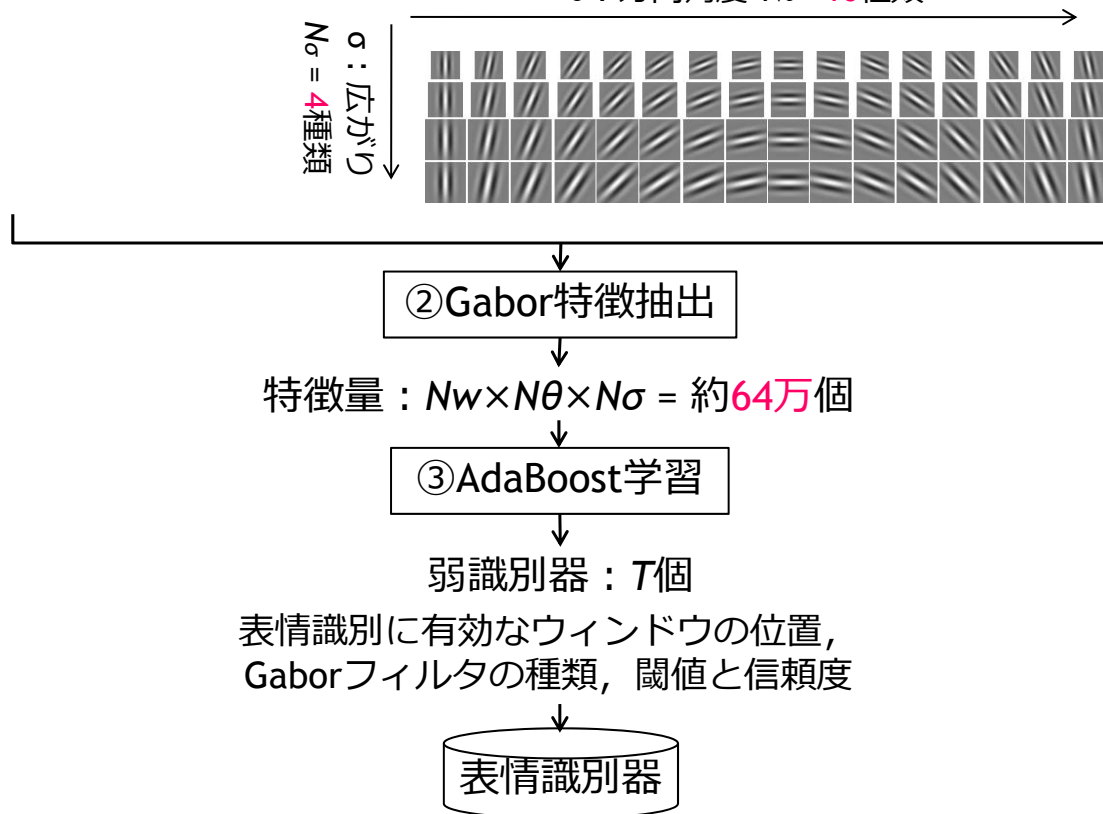


この2クラス識別器を複数組み合わせることによって、3クラス識別をおこなう。

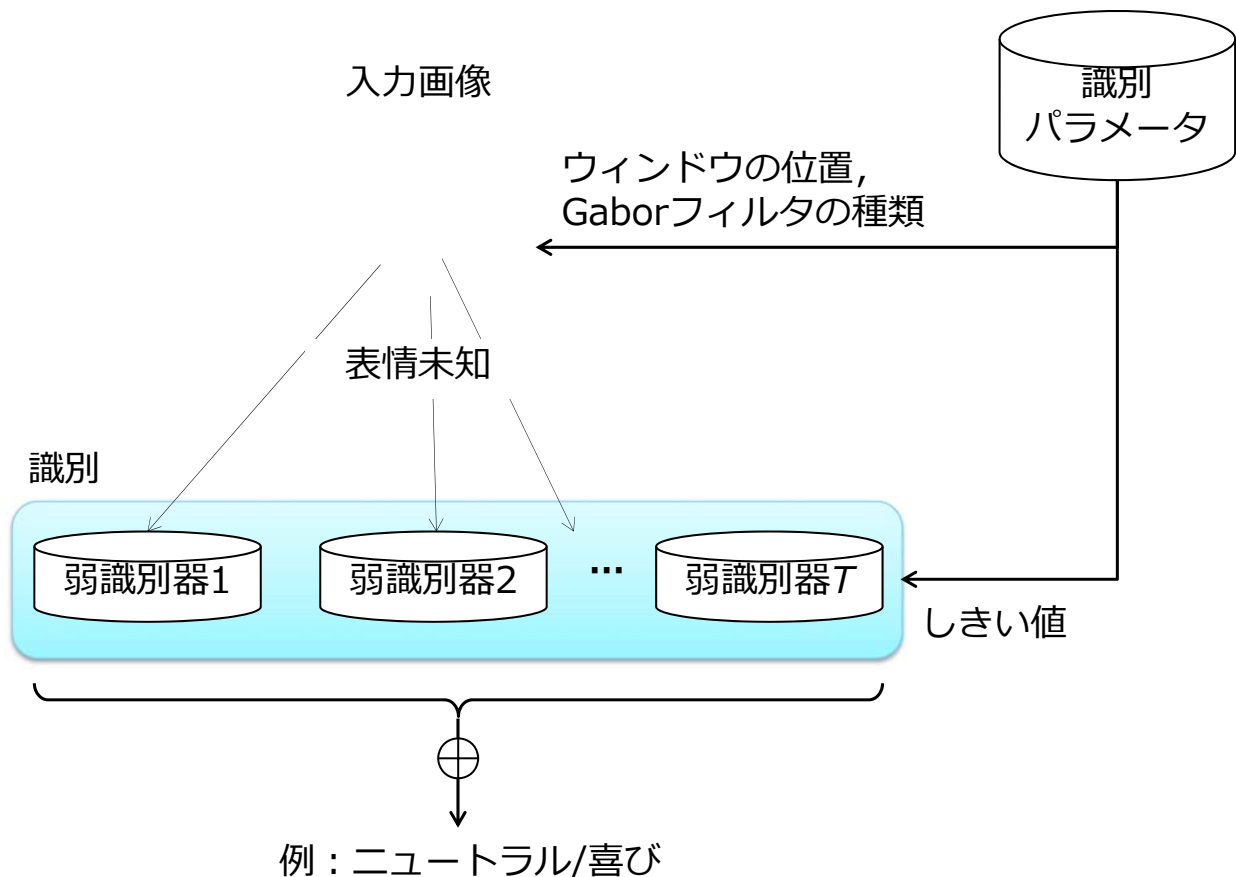
## ②特徴抽出 + ③AdaBoost学習

ウィンドウの候補数  $N_w =$  約1万個      Gaborフィルタ候補数  $N_\theta \times N_\sigma = 64$ 個

$\theta$  : 方向角度  $N_\theta = 16$ 種類



## ④識別



# 実験方法

## ■ 実験に用いた画像データの例（学習・テスト用）

学習に用いた画像（例：人物A）

ニュートラルクラス    微妙な喜びクラス

テストに用いた画像（例：人物A）

ニュートラルクラス    微妙な喜びクラス

## ■ 評価方法

被験者3名について、学習画像1916枚、テスト画像1850枚

$$\text{適合率 } (R_p) = \frac{\text{正しく判定された数}}{\text{喜びの表情と判定された数}}$$

$$\text{再現率 } (R_r) = \frac{\text{喜びの表情と判定された数}}{\text{識別画像に含まれる喜びの表情のデータ数}}$$

$$\text{F値} = \frac{2 \times R_p \times R_r}{R_p + R_r}$$

## 実験：個人ごとの表情認識性能（大仰な表情）

### ■ ウィンドウを自動設定した3人の人物に対する表情認識

大仰な表情

		人物A	人物B	人物C
上位5個を表示				
認識性能	人物	A	B	C
	F値	0.96	0.83	0.78
F値	学習	A	0.84	0.98
		B	0.80	0.77
		C	0.77	1.00

### ■ ウィンドウ設定箇所

- 個人で異なる

例：ほうれい線・口・目の周辺

### ■ 認識結果

- 同じ人物：F値 = 0.96以上
- 異なる人物：F値 = 約0.8

同じ人物のほうが高性能

異なる人物でも0.8程度を確保

# 実験：個人ごとの表情認識性能（微妙な表情）

## ■ ウィンドウを自動設定した3人の人物に対する表情認識

微妙な表情

人物A      人物B      人物C

上位5個を表示

認識性能		人物	テスト		
			A	B	C
F値	学習	A	0.77	0.67	0.67
		B	0.67	0.77	0.75
		C	0.67	0.68	0.94

## ■ ウィンドウ設定箇所

- 個人ごとに異なる
- ほうれい線・口・目の周辺

## ■ 認識結果

- 同じ人物：F値 = 0.77以上  
平均適合率：84.0%  
平均再現率：91.0%
- 異なる人物：F値 = 約0.68

1. 同じ人物のほうが高性能
2. 大仰な表情よりも性能劣化

# 実験：ウィンドウの設定方法に対する認識性能

## ■ 人物Aに対する認識

大仰

提案手法      比較手法

上位5個を表示

微妙

提案手法      比較手法

上位5個を表示

手法		提案手法	比較手法
特徴		Gabor	Gabor
ウィンドウ設定		自動	手動
F値	大仰な表情	0.96	0.99
	微妙な表情	0.77	0.80

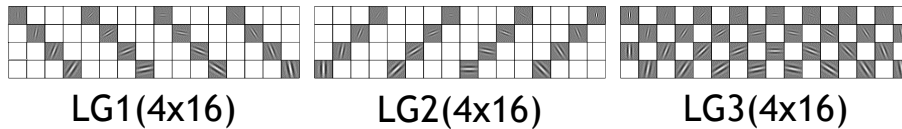
手動でウィンドウ設定したほうが性能は高いが、自動設定（提案手法）でも一定の性能が確保できた。

# 他手法との比較

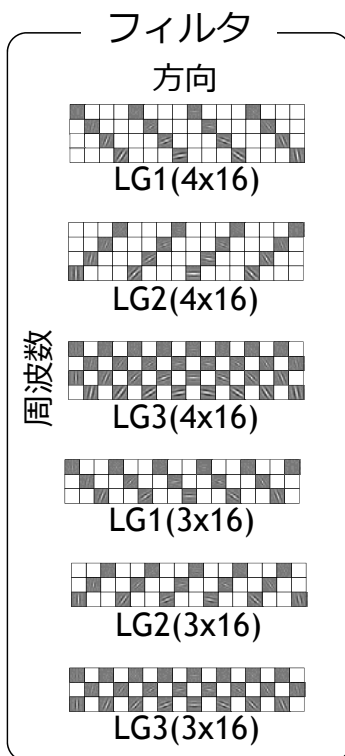
- 実験に用いた画像データセット  
20代の男性2名, 女性1名の計3名.  
微妙な笑顔, 大仰な笑顔を  
それぞれ50枚ずつ識別.

無表情    微妙な喜び    大仰な喜び  
被験者の顔画像例

- 比較手法
  - Gabor 特徴量を PCA で次元圧縮した後, LDA によって識別
  - Gabor フィルタをあらかじめ選択
    - $LG(N_\theta \times N_\sigma)$ :  $N_\theta$  は方向の種類数
    - $N_\sigma$  は広がり度合いの種類数



## 表情の識別成功率の評価



$$\text{識別成功率 (Pr)} = \frac{\text{正しく識別された画像数}}{\text{テスト画像に用いた画像数}} \times 100 [\%]$$

		識別成功率[%]	
手法	フィルタ	大仰な	微妙な
従来手法 [Hong-Boら]	LG1(4x16)	94.3	<b>80.7</b>
	LG2(4x16)	93.5	80.0
	LG3(4x16)	<b>94.4</b>	79.5
	LG1(3x16)	92.8	76.4
	LG2(3x16)	92.3	76.4
	LG3(3x16)	90.7	76.6
<b>提案手法</b>	-	<b>97.0</b>	<b>84.7</b>

提案手法の識別成功率は, 従来手法と比較して,  
大仰な喜びでは 2.6 %,  
微妙な喜びでは 4.0 %,  
高いことを確認した.

## 研究成果 2 : 表情変化の検出手法

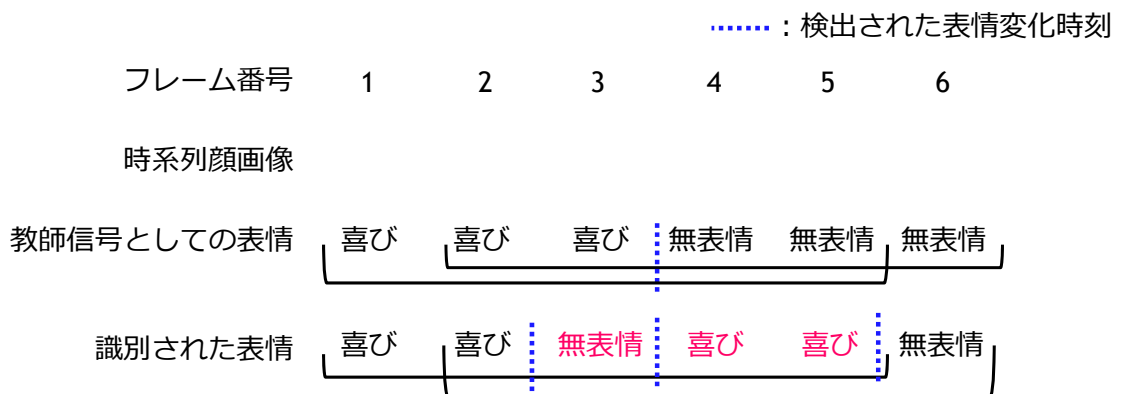
### 変化タイミングの検出

### 表情変化時刻検出の先行研究および本研究の目的

#### ■ 先行研究

一定区間における, 表情識別結果の出現頻度を利用

✓ 表情の誤識別に起因して, 変化時刻の誤検出が発生



#### ■ 本研究の目的

安定した表情変化時刻の検出



# 基本アイデア

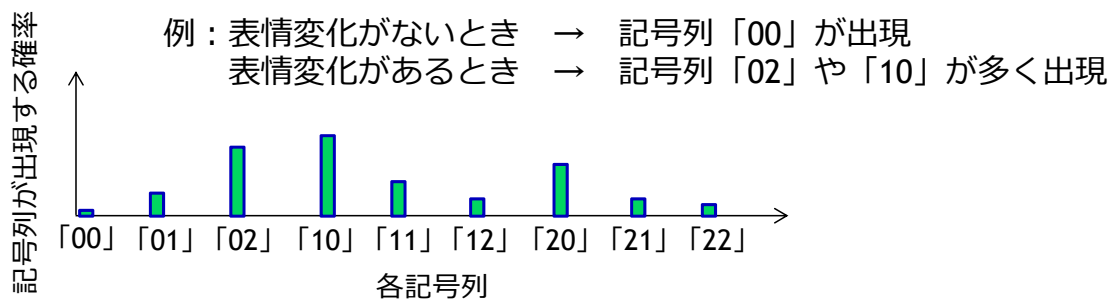
記号化された表情の変化確率（発生ヒストグラム）を学習

## 1. 表情を記号化し、これを用いて「変化」を表現

	フレーム番号	1	2	3	4	5
	識別された表情	1	1	0	0	0
無表情	0					
微妙な笑顔	1					
大仰な笑顔	2					

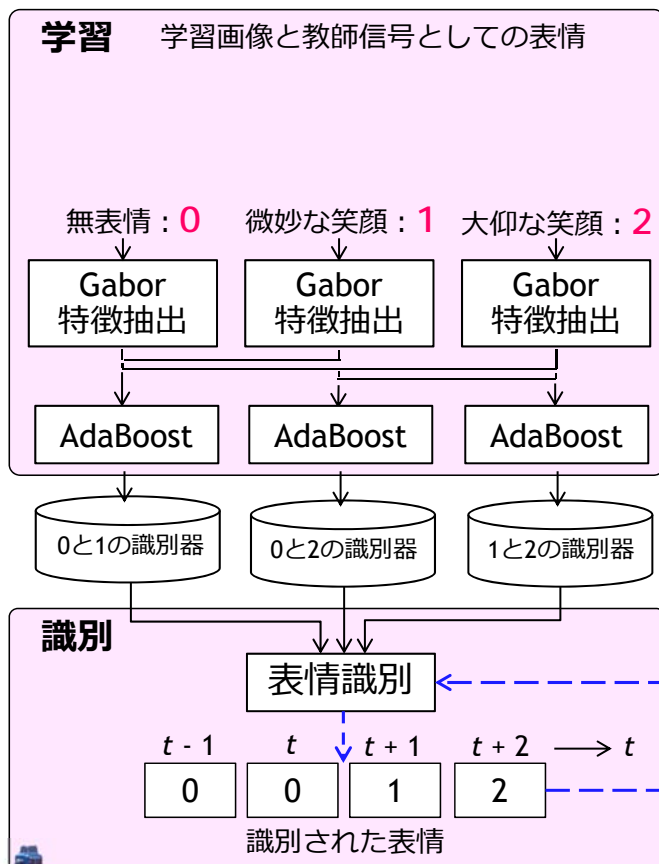
**記号列「10」**  
(微妙な笑顔の後, 無表情)

## 2. 表情が変化するときの記号列の「出現確率」を記録（学習）

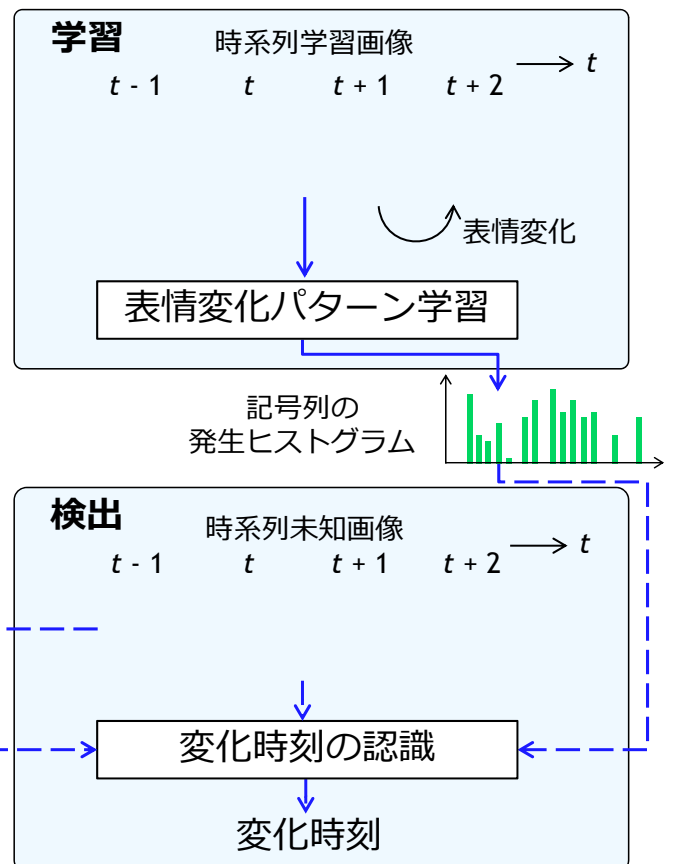


# 提案手法

## 表情識別



## 表情変化時刻検出



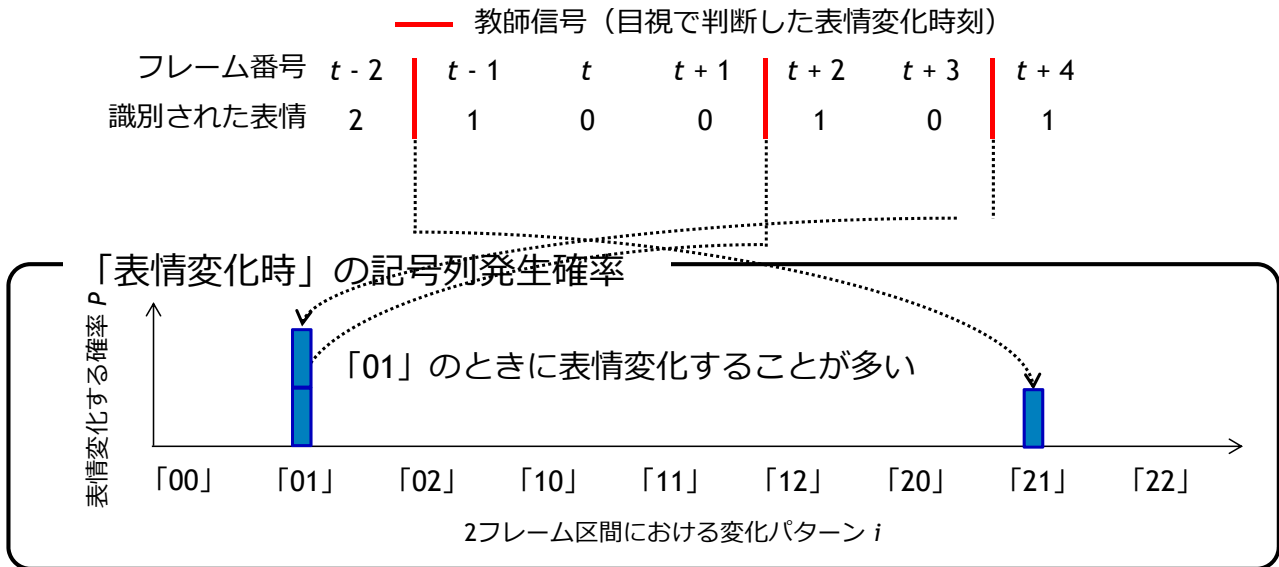
# 表情変化の発生ヒストグラムの学習

## ■ 表情の記号化

無表情 0    微妙な笑顔 1    大仰な笑顔 2

## ■ 変化パターンの例

「00」：無表情が2フレーム連続  
「01」：無表情の次に微妙な笑顔

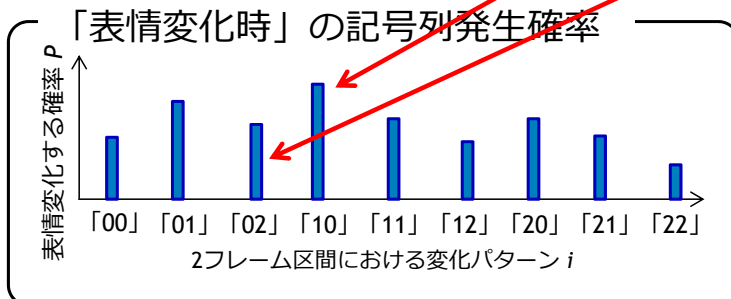


# 表情変化時刻の検出

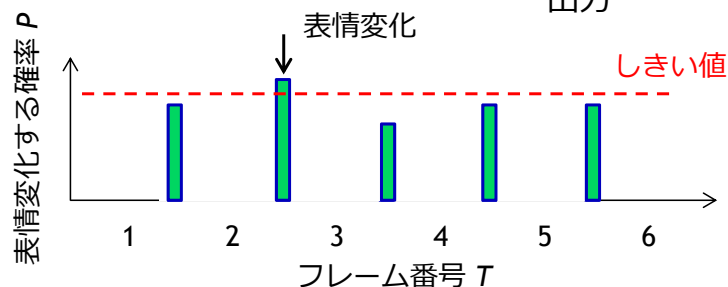
フレーム番号 1 2 3 4 5 6

時系列未知顔画像

識別された表情 1 0 2 2 2 2



1. 2フレーム区間をはじめ, 4フレーム区間と6フレーム区間のヒストグラムも学習
2. 3つのヒストグラムを統合して確率値を算出
3. しきい値を超えたタイミングを出力



# 実験方法

## ■ 実験に用いたデータセット

被験者：20代の男性 4 名, 女性 1 名の 5 名  
学習画像：39419枚      テスト画像：2000枚

被験者の顔画像例  
(顔画像は左から右に時系列にならぶ)

## ■ 表情変化時刻検出の性能評価実験

### ■ 従来手法（野宮らの手法）と比較

顔の幾何学情報に基づいて表情識別し、一定時間における表情の出現頻度を用いる手法

### ■ 表情識別に用いていない 5 名に対して、テスト画像を識別した。

### ■ 評価指標として、適合率と再現率を用いた。

# 表情変化時刻の検出性能の評価

## 実験結果

被験者	A		B		C	
	適合率 [%]	再現率 [%]	適合率 [%]	再現率 [%]	適合率 [%]	再現率 [%]
比較手法	69.0	32.7	45.9	41.8	68.9	54.2
<b>提案手法</b>	<b>88.4</b>	<b>84.5</b>	<b>89.3</b>	<b>84.8</b>	<b>90.2</b>	<b>86.8</b>

## 検出性能

平均適合率 87.8 [%]

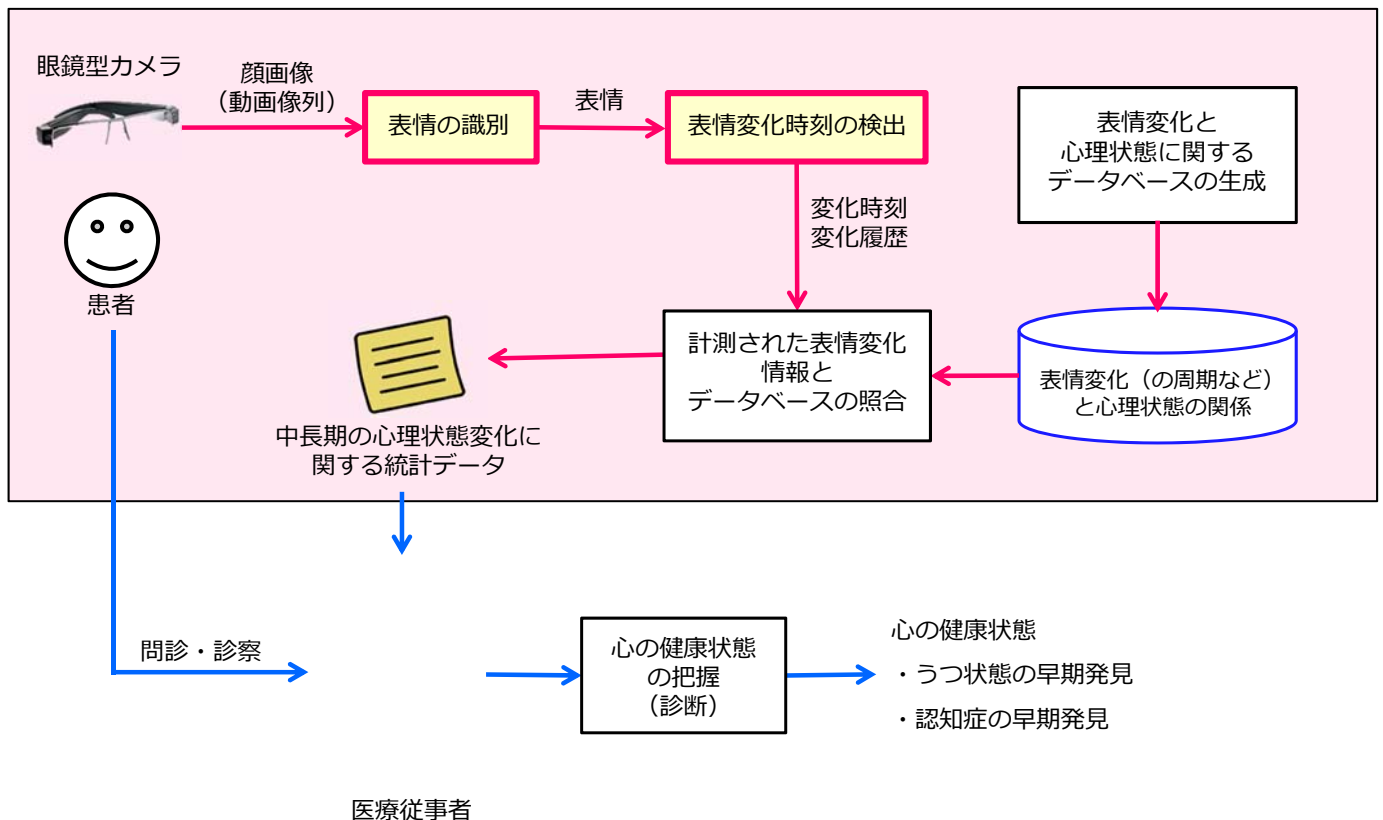
平均再現率 84.5 [%]

# 今後の展開①

## 心の健康状態推定システムに関する検討

### 心の健康状態把握支援システムの提案

#### 心の健康状態把握支援システム



## 今後の展開②

### ポジティブ状態の推定に関する検討

## 新しい課題と解決アイデア

目的：コミュニケーションを目的に、笑顔の「度合い」を測る.

課題：汎用性の確保

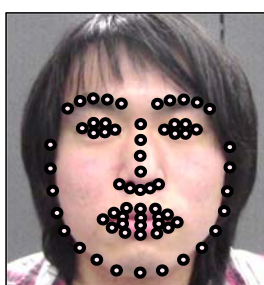
「主要な感情それぞれに対応する顔つきには、誰に対しても共通の変化がある。」

例：笑顔の場合の変化

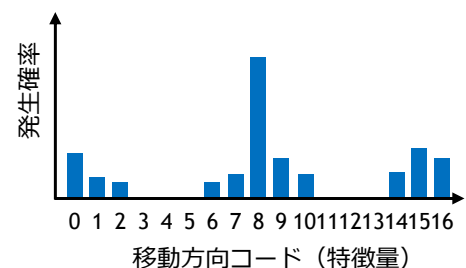
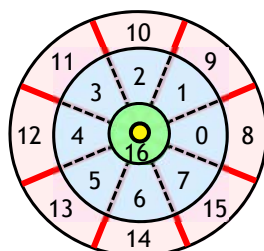
1. 唇の両端が後ろに引かれる.
2. 下唇が下に動く.



➡ 顔の部位から検出される  
顔キーポイントの移動ベクトルに注目する.



顔キーポイント



# 笑顔度合い計測の性能

## ■ 実験方法

17名の顔画像を学習し、残りの1名分のデータで性能を評価。

## ■ 表情識別の結果

$$\text{再現率} = \frac{\text{表情Aと正しく判定された画像数}}{\text{識別画像群に含まれる表情Aの画像数}}$$

$$\text{適合率} = \frac{\text{表情Aと正しく判定された画像数}}{\text{表情Aと判定された画像数}}$$

無表情      微妙な笑顔      大仰な笑顔  
実験に使用した顔画像の例

	無表情			微妙な笑顔			大仰な笑顔		
	再現率	適合率	F 値	再現率	適合率	F 値	再現率	適合率	F 値
<b>提案手法</b>	<b>91.7</b>	<b>86.4</b>	<b>0.88</b>	<b>76.2</b>	<b>84.7</b>	<b>0.80</b>	<b>90.0</b>	<b>81.6</b>	<b>0.85</b>
幾何学特徴量	54.2	94.9	0.69	8.4	26.7	0.13	100.0	47.3	0.64

未学習データを対象とする実験で、従来手法と比べて高い識別性能。  
従来法より高い汎用性を確認。

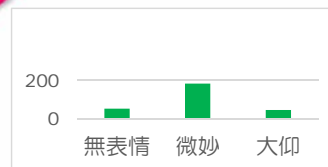
## 応用例

### ① ロボットとのコミュニケーション



ワイヤレスカメラ  
スピーカ

動画を視聴させて  
笑顔度合いの変化を  
計測し、関心度合いとの  
関係を分析



### スマイビ

中京大学工学部

加納政芳教授が開発した

赤ちゃん型ロボット

(製造：東郷製作所殿)



係数 0 無表情	係数 1 微妙な笑顔	係数 2 大仰な笑顔	切片
a <sub>0</sub>	a <sub>1</sub>	a <sub>2</sub>	b
0	-0.00016	-0.00711	2.6118416

重相関値：0.538 (中程度の正の相関がある)

商品に関する関心度

② ユーザの興味・関心度合いの計測

# 研究成果の総括

1. 微妙な表情を認識する手法を提案し、性能を評価した。  
Gabor特徴量の精細化, Adaboostによる領域等の最適化  
平均適合率: 84.0% 平均再現率: 91.0%
2. 表情の変化時刻を検出する手法を提案し、性能を評価した。  
連続フレームにおける表情コードの出現確率を利用  
平均適合率 87.8 [%] 平均再現率 84.5 [%]
3. これらの成果をもとに、心の健康状態把握支援システムを検討し、発展検討として、笑顔度合い認識技術とその応用についても検討した。

## 【関連発表】

1. 松久ひとみ, 橋本学, Gabor 特徴を用いた顔画像からの微妙な表情変化の推定", 映像情報メディア学会誌, Vol.68, No.6, pp.J252-J255, 2014.
2. 松久ひとみ, 橋本学, 心の健康状態把握システムのための顔表情変化時刻検出", 精密工学会画像応用技術専門委員会サマーセミナー予稿集, pp.53-56, 2013. 【優秀発表賞受賞】
3. 辻佑斗, 松久ひとみ, 岡明也, 橋本学, 中長期の連続画像モニタリングによる表情変化の検出", 電子情報通信学会2013年総合大会, ISS-SP-365, p.207, 2013.
4. 佐々木康輔, 有賀治樹, 橋本学, 選択された顔キーポイント特徴に基づく個人依存しにくい喜び表情認識, 2014年映像情報メディア学会年次大会, 22-6, 2014/09/02.
5. 佐々木康輔, 大西達也, 渡邊瞭太, 橋本学, 長田典子, 顔キーポイント特徴を用いたユーザの笑顔度合い評価手法の提案, 日本顔学会大会 (フォーラム顔学2015), O2-2, pp.101, 2015/9/12.
6. 佐々木康輔, 大西達也, 渡邊瞭太, 橋本学, 変化パターンの区間発生ヒストグラムに基づく顔表情変化認識, 日本顔学会大会 (フォーラム顔学2015), P1-15, pp.92, 2015/9/12.
7. 大西達也, 佐々木康輔, 渡邊瞭太, 橋本学, 長田典子, 笑顔度合い推定システムの開発と関心度推定への応用, 日本顔学会大会 (フォーラム顔学2015), P1-14, pp.91, 2015/9/12.

**本研究にご支援をくださり、ありがとうございました。**

*The end*