

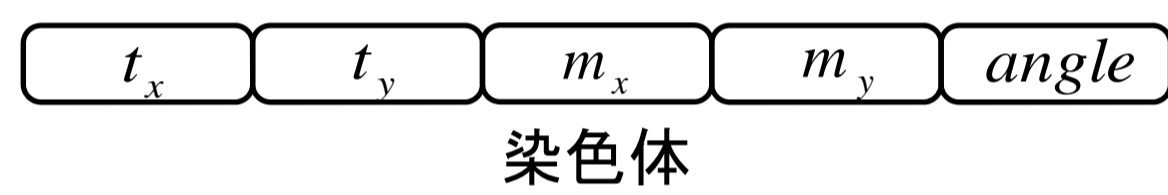
# 物体の姿勢変化にロバストな物体追跡技術

## 1. 背景と目的

- 顔検出技術
  - 顔器官検出, 表情推定
- Haar-like特徴を用いたAdaBoostに基づくカスケード型識別器
  - AdaBoost法: 弱識別器を組み合わせ強識別器を構築
  - 複雑な背景下でも高精度で検出可能
- 既存手法の問題点
  - 特定の姿勢の顔のみ高精度で検出可能
    - ◆ 正面顔, 横顔など
  - 学習データの量, 質に精度が依存
- 顔の向きの変化にロバストな顔検出
  - 上下左右の向き
  - 学習データを用いない

## 2. 進化的動画処理

- 遺伝的アルゴリズムを用いたテンプレートマッチング
  - GAの目的
    - ◆ テンプレートとの一致度が最も高い領域を発見
  - 最適化するパラメータ
    - ◆ テンプレートと比較する候補領域をパラメータで表現
  - 個体=テンプレートと比較する領域
  - 染色体
    - ◆ 位置, 大きさ, 回転角度
  - 問題点
    - ◆ 静止画処理
    - ◆ 計算コスト
- 進化的動画処理
  - 初期化は最初のフレームのみ
  - 遺伝情報をフレーム間で継承
  - 少ない個体数で高精度な処理



## 3. 提案手法

- 進化的動画処理を用いたヒストグラムテンプレートマッチング
  - テンプレート
    - ◆ 顔領域から得られたヒストグラム
- ヒストグラムテンプレートの取得



- 適応度
  - ヒストグラムテンプレートと各個体があらずヒストグラムを比較

$$fitness = \sqrt{\rho_1^2 + \rho_2^2 + \rho_3^2}, \quad 0 \leq fitness \leq \sqrt{3}$$

$$\rho_i = \frac{\sum_{u=1}^m \sqrt{p_u q_u}}{N}, \quad 0 \leq \rho \leq 1$$

$\rho$ : ヒストグラムの類似度  
 $i$ : 表色系の成分  
 $p$ : ヒストグラムテンプレートの各ビンにおける頻度  
 $q$ : 個体のヒストグラムの各ビンにおける頻度  
 $m$ : ビン数の合計  
 $N$ : テンプレートの元画像の画素数

- 処理の流れ



## 4. 実験

- 実験目的
  - 表色系, 成分の組み合わせによる精度の比較
    - ◆ YCrCb, YCr, YCb, CbCr, Y, Cr, Cb, HSV, HS, HV, SV, H, S, V
- 評価方法
  - 正解座標を目視で決定
    - ◆ 正解座標: ターゲット画像の顔の中心の座標
  - 正解画像と結果座標の距離を比較
    - ◆ 結果座標: 結果矩形の中心座標
  - 距離が10 pixel以内であれば正解
- 結果と考察
  - 追跡精度
    - ◆ 上位4つの結果
    - ◆ Cr成分を使用することで顔向きにロバストな検出が可能
    - ◆ Cr成分(赤色の式)が大きく影響
    - ◆ 肌, 口唇: 赤み成分が高い
  - 1フレームあたりの処理時間
    - ◆ CPU: 3.2GHz
    - ◆ Cr成分のみ: 32.96ミリ秒
    - ◆ CrCb成分: 47.11ミリ秒
    - ◆ YCbCr成分: 66.1ミリ秒
    - ◆ 1成分のみを使用すればリアルタイム処理が可能



追跡精度	
色データのタイプ	平均精度(% , 試行回数: 5回)
Cr	82.92
YCr	80.34
CrCb	75.73
YCrCb	72.25
HV	67.64
Cb	61.35

## 5. まとめと今後の課題

- まとめ
  - 顔の向きの変化にロバストな顔検出
    - ◆ 進化的動画処理によるヒストグラムテンプレートマッチングの提案
    - ◆ 表色系の成分の組み合わせによる結果の比較
    - ◆ リアルタイム処理が可能
- 今後の課題
  - より多くの被験者による有効性の検証
  - 被験者やカメラの複雑な動き
  - テンプレートの取得方法の検討

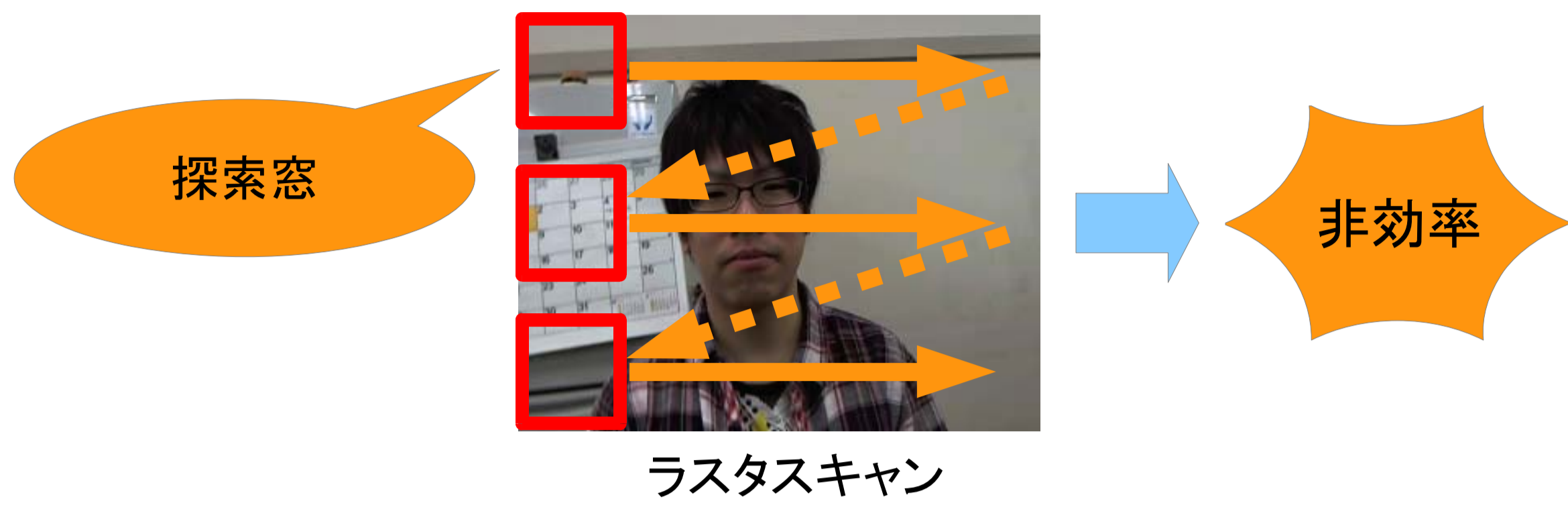
# 物体の姿勢変化にロバストな物体追跡技術

～PSOを用いた顔センシング～ 岩手大学工学部電気電子・情報システム工学科 准教授/明石卓也

## 1. 研究背景

### 物体検出の一般的な走査方法

- ラスタスキャン
  - 複数のスケールの探索窓
  - 画像全体を反復的にスキャン



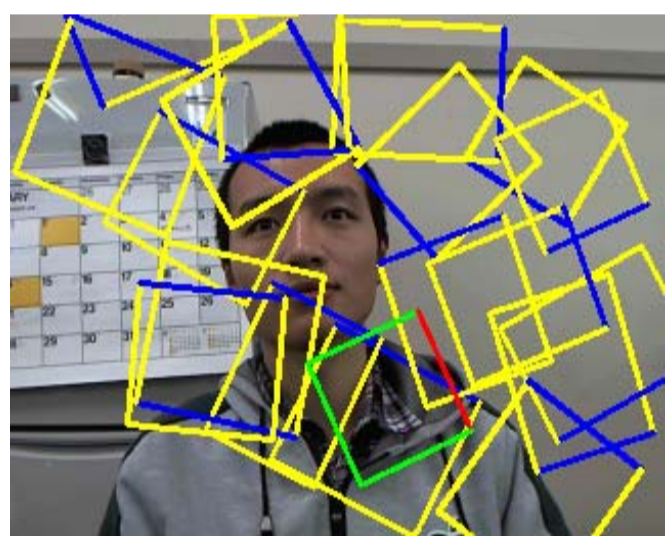
ラスタスキャン

解決策

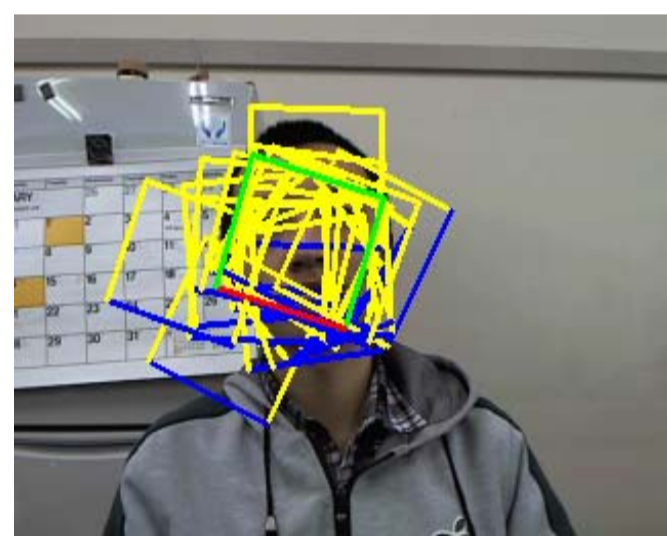
### 最適化手法

- 遺伝的アルゴリズム (GA)
- 粒子群最適化 (PSO)
- 焼きなまし法 (SA)
- 蟻コロニー最適化 (ACO)

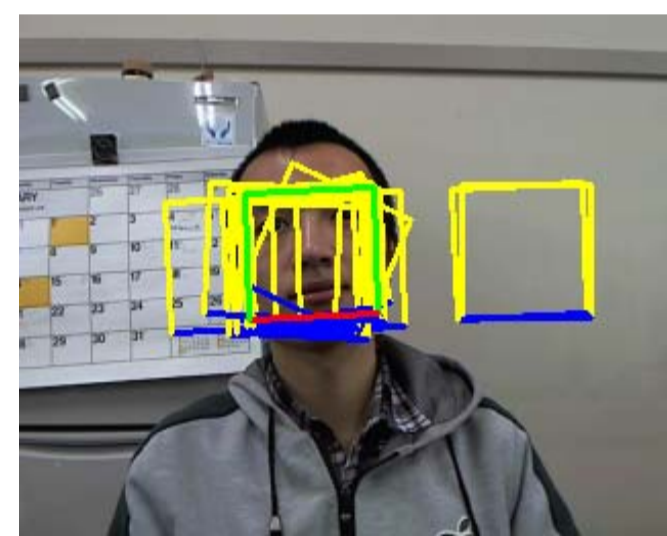
目的関数に基づき効率的な探索が可能



初期反復 (多様性: 高)



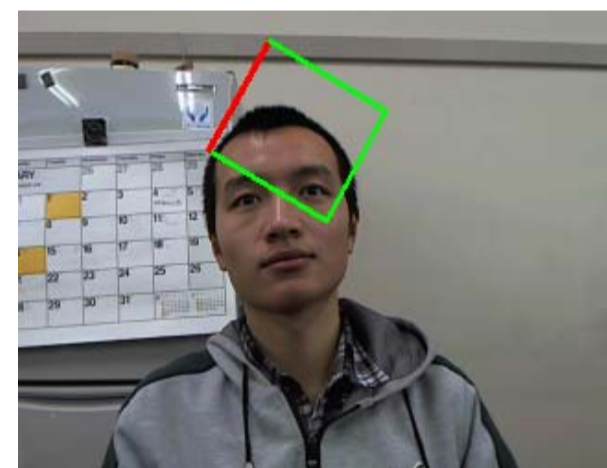
50反復目



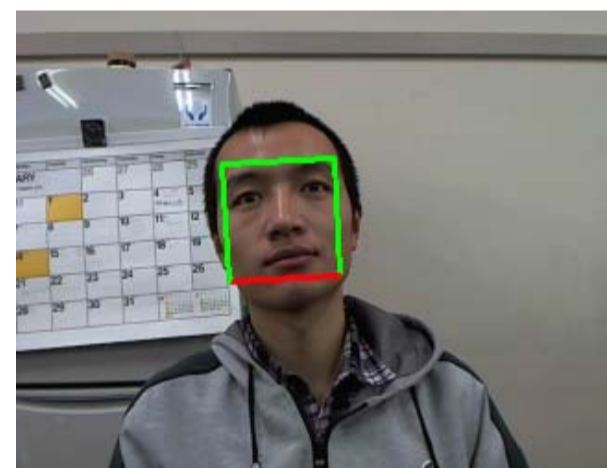
100反復目 (多様性: 低)

### PSOの問題点

- 再追跡
  - 検出失敗
  - 追跡対象の消失



1フレーム目 (失敗)



2フレーム目 (成功)

解決策

多様性の維持

PSOには多様性を維持するための処理が存在しない

### 新たな処理の追加

- 一定確率でベクトルを初期化

初期化する最適なベクトルを決定する必要がある

## 2. 研究目的

### 調査

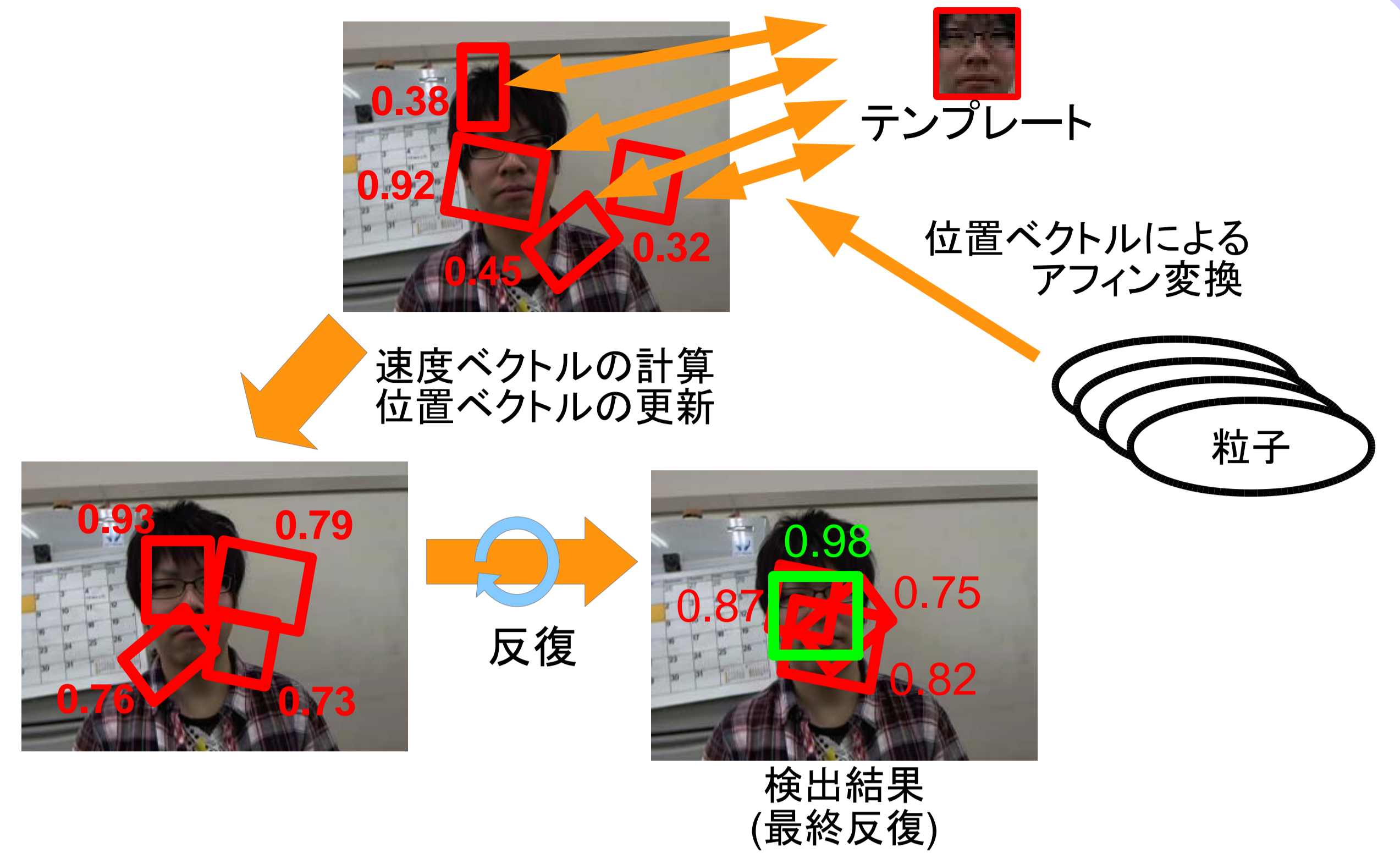
- 初期化に最適なベクトル
  - 多様性の維持
- 精度の変化

## 3. 手法

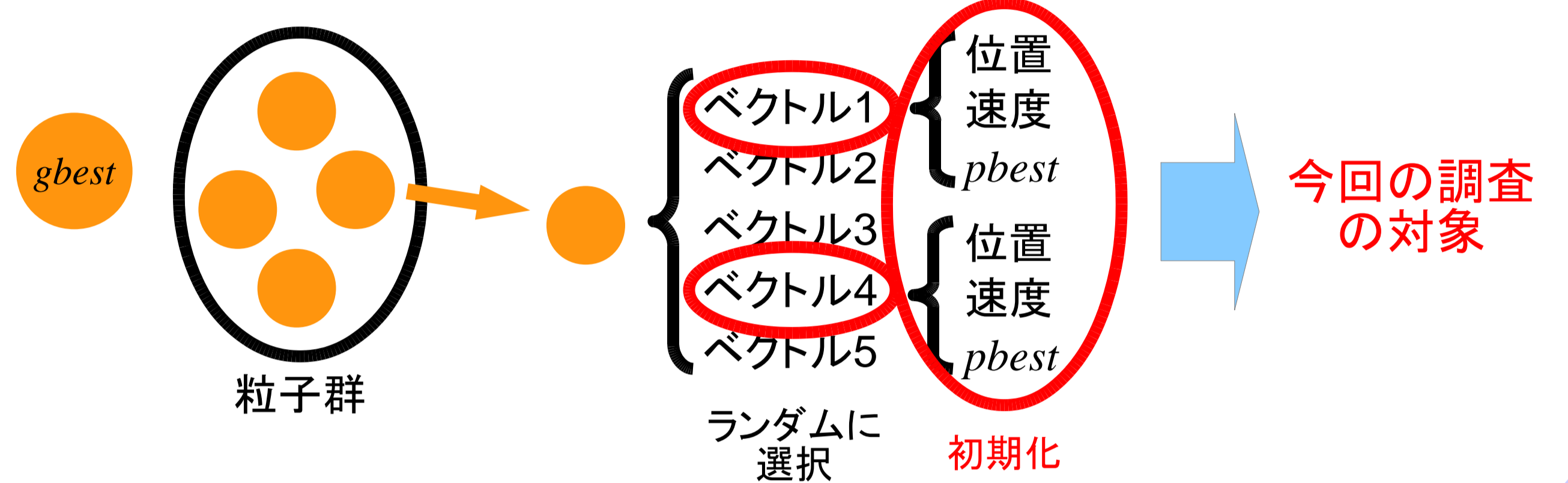
### 3.1. PSOを用いたテンプレートマッチング

#### 粒子情報

- 位置ベクトル
  - 5つのパラメータ
  - アフィン変換
- 速度ベクトル
  - 位置ベクトルに対応
- pbest*
  - 位置ベクトル
  - 反復の中で最も高いマッチング率
- gbest*
  - 位置ベクトル
  - 粒子群の中で最も高いマッチング率



### 3.2. ベクトルの初期化方法



## 4. 実験

### PSOの設定

- 粒子数: 10, 30, 50
- 反復数: 100

### 実験回数: 10

- 異なる乱数種

### ターゲットシーケンス

- ウェブカメラで撮影

### 計算機

- CPU: 3.2 Ghz
- メモリ: 4 GB



ターゲットシーケンス例

## 5. 実験結果

初期化するベクトル	精度 (%)			処理時間 (ms)		
	少	← 粒子数 →	多	少	← 粒子数 →	多
	10	30	50	10	30	50
位置	87.3	89.0	91.5	37.8	113.1	188.7
速度	75.8	94.1	95.3	38.9	117.2	196.8
<i>pbest</i>	2.8	4.4	9.8	40.5	120.8	200.1
位置, 速度	87.9	96.8	98.2	39.4	117.9	196.4
速度, <i>pbest</i>	76.4	93.5	97.2	39.3	118.7	200.6
<i>pbest</i> , 位置	83.8	92.6	93.9	37.7	113.8	189.5
位置, 速度, <i>pbest</i>	91.1	97.2	97.9	38.1	113.0	189.6

## 6. 考察と結論

### すべてのベクトルを初期化

- 高い精度
  - pbest*の初期化
  - 探索方向の変化
- 広域的な探索

### 課題

- 多様性維持手法の提案
  - より高い精度

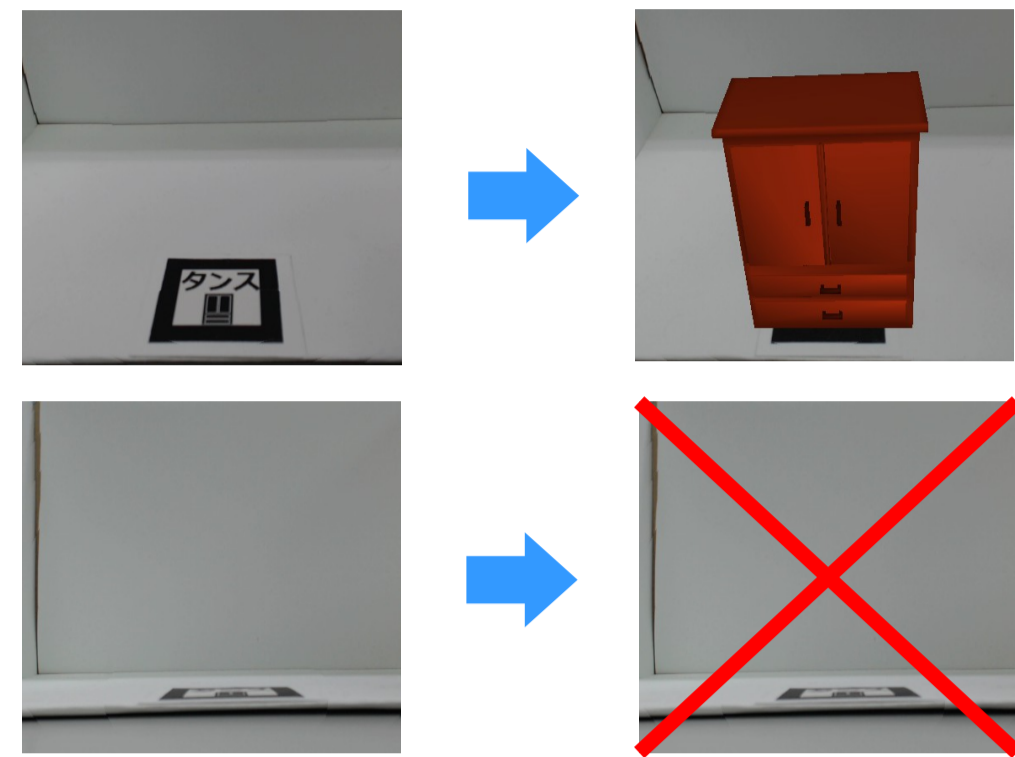
# 物体の姿勢変化にロバストな物体追跡技術

## 1. はじめに

- AR (Augmented Reality) : 拡張現実感
  - 人が知覚する現実環境をコンピュータにより拡張
  - 計算能力の高いモバイル端末の普及
    - ◆ 実現可能性の向上

### ● ARの実現方法

- 2次元マーカ
  - ◆ カメラでマーカ情報を取得
  - ◆ CGモデルの姿勢決定
  - ◆ マーカを自由に作成可能
- ロバスト性
  - マーカとカメラの姿勢
  - 遮蔽
    - 手
    - 他のマーカ



3次元的な回転への対応が難しい

### ● 先行研究

- マーカを3次元に拡張
- 3次元物体の姿勢推定手法
  - ◆ モデルベースの姿勢推定
  - ◆ 進化的手法



遮蔽や3次元的回転への対応



3次元マーカ

## 2. 研究目的

### ● ARへの応用

- 様々なマーカへの対応
  - ◆ ユーザ任意

テクスチャの違いによる性能特定の調査

## 3. モデルベースの姿勢推定手法

### ● 候補姿勢生成

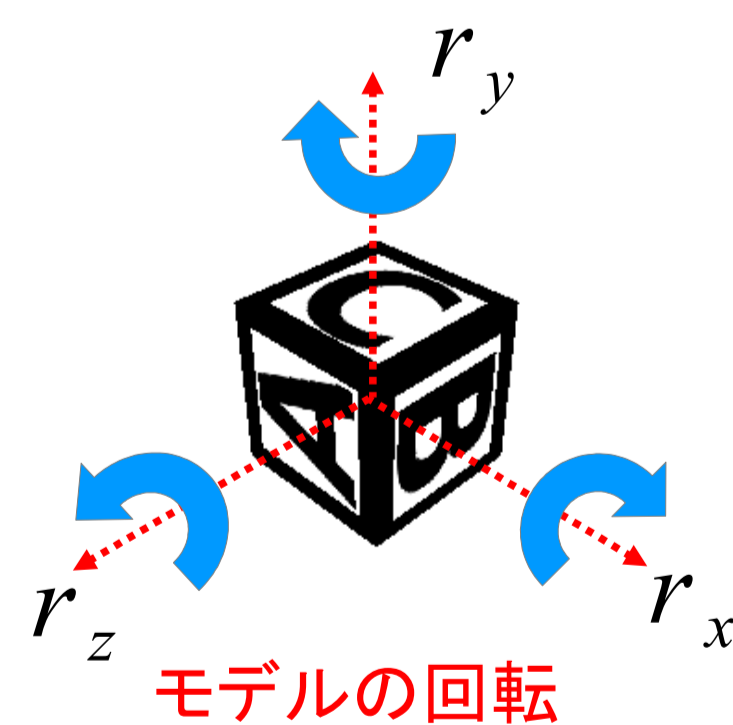
- GAの染色体情報に基づいて個体数分生成
  - ◆ 回転角度情報:  $(r_x, r_y, r_z)$

### ● GA (Genetic Algorithm) : 遺伝的アルゴリズム

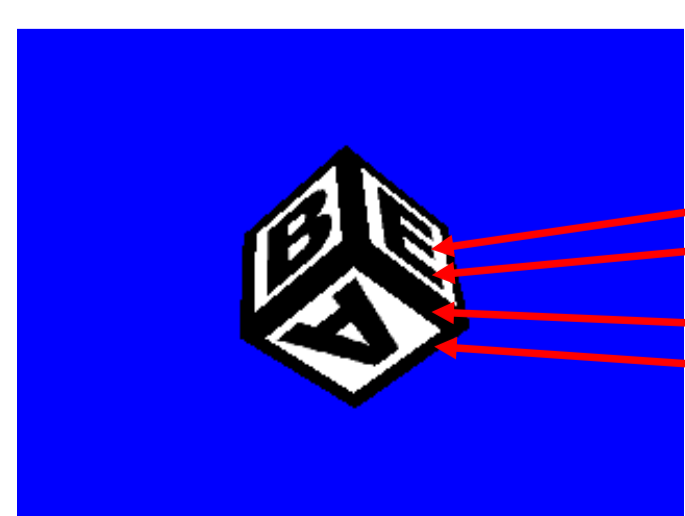
- 進化的計算法
- 生物の進化過程を模倣
- 最適解を取得

### ● GAによるテンプレートマッチング

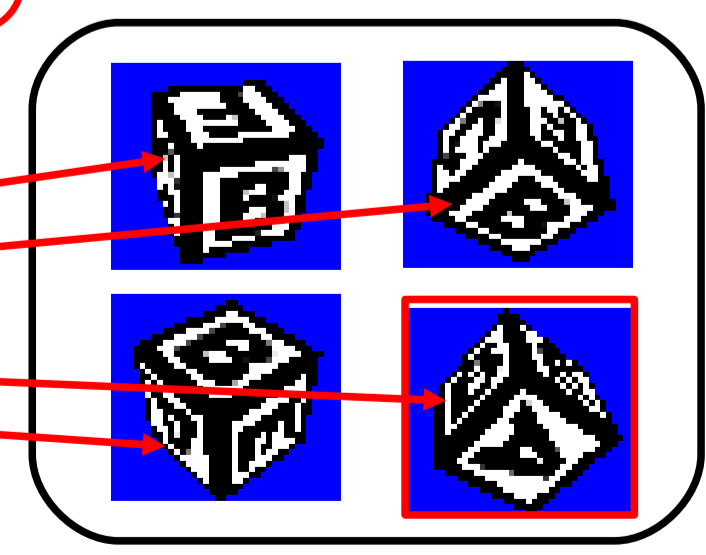
- 候補姿勢の幾何学変換
  - ◆ 中心座標:  $(t_x, t_y)$
  - ◆ 拡大倍率:  $s$
- 画像間の類似度計算
  - ◆ ターゲット画像
  - ◆ 候補姿勢



テンプレートマッチング



ターゲット画像



最適解

候補姿勢

## 4. 評価実験

### ● テクスチャ5種類

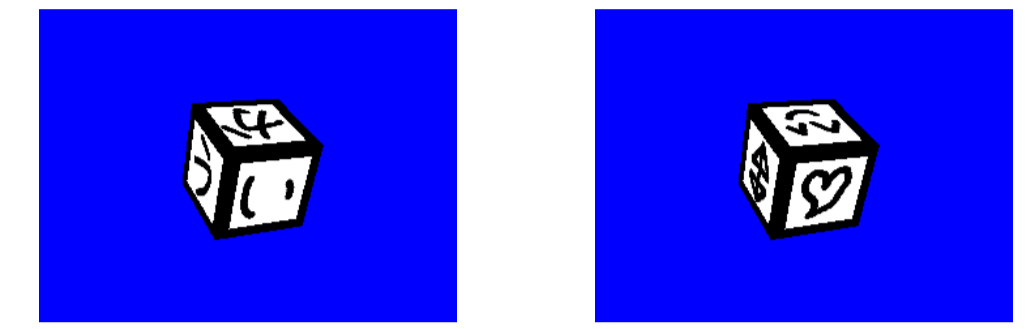
- アルファベット (A)
- 数字 (B)
- ひらがな (C)
- ひらがな(手書き) (D)
- 記号(手書き) (E)



(A) (B) (C)

### ● 各5種類のターゲット画像

- 一定の回転角度で回転し取得



(D) (E)

5種類のテクスチャパターン

### ● GAパラメータ

- 世代数: 100
- 個体数: 50

## 5. 実験結果

### ● 10種類の乱数種

- 平均成功率を算出

### ● 成功判定

- 誤差
  - ◆ 推定結果の回転角度
  - ◆ 正解回転角度
- 判定の閾値
  - ◆ 4種類:  $\pm 5$ 度,  $\pm 6$ 度,  $\pm 7$ 度,  $\pm 8$ 度

姿勢推定成功率

texture	accuracy[%]			
	T = 5	T = 6	T = 7	T = 8
A	30	38	50	54
B	42	48	56	58
C	40	56	62	72
D	38	48	56	62
E	28	36	44	48

T: 成功判定の閾値

## 6. 考察

### ● 高成功率

- 各面の特徴が大きく異なる場合
  - ◆ ひらがな

### ● 手書きテクスチャ

- 大きな影響なし

### ● 類似した特徴による失敗

- アルファベット
  - ◆ B, E, F
- 数字
  - ◆ 2, 3, 5, 6
- 回転で変化しないテクスチャ
  - ◆ 記号

## 7. まとめ

### ● テクスチャの違いによる性能特性の調査

- 各面の特徴が大きく異なる場合において高精度



ARへの応用には、各面に類似した特徴が少ないほうが適している

### ● 今後の課題

- 類似した特徴を持つテクスチャ
  - ◆ 精度向上
- 動画処理への応用