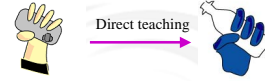


# Recognition of Object Manipulation Based on Contact State Transition

Masahiro KONDO  
 Robotics Laboratory  
 2005.7.19

## Introduction

- Direct teaching system for a multifingered robot hand



- Aim

Development of a recognition system for complex manipulations

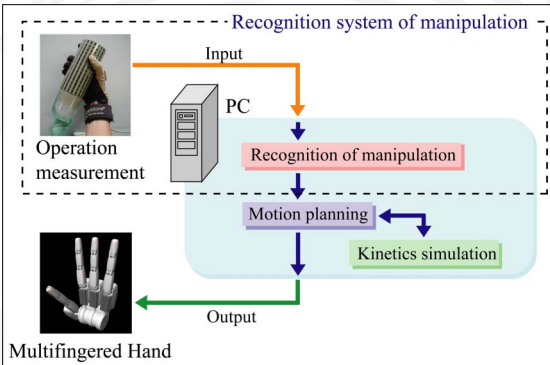
Complex manipulations

||

Manipulation accompanied by dextrous finger actions or/and finger and palm contacts



## Direct teaching system

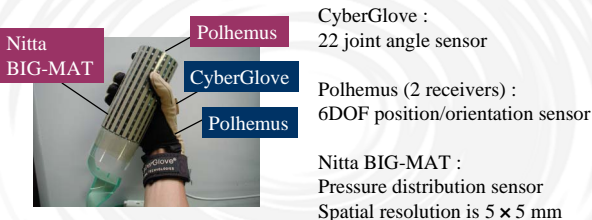


## Conventional method and Proposed method

- Conventional recognition method
  - Recognition based on joint angle data
    - Complex manipulation
      - Slight variation in joint angles is involved
- Proposed method
  - Recognition based on contact state transition
    - Complex manipulation
      - Wide variation in contact state is involved
- Outline of research
  - Attaching a tactile sensor sheet to manipulated object
  - Detection of the contact position data from this sheet
  - Recognition based on contact state transition on the palm surface

## Attaching a tactile sensor sheet to manipulated object

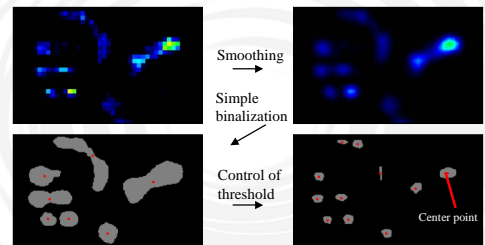
- Operation measurement system



- Attaching sensors directly to the object
  - Detection of the precise contact points on the object surface / contact parts on the palm surface

## Detection of precise contact points on the object surface

- Image processing of contact data



- Detect the contact area by each link of a hand
- Obtain the areas which include only one contact link

## Detection of contact parts on the palm surface

Projection of link model

Contact parts on palm surface

Improved link model'

- **Thumb and palm**
  - Detected by comparing each link and contact point on the object
- **Index-little finger**
  - Detected by positional relationship of contact points on the object and by the angles of MP joints

## Recognition based on contact state transition on the palm surface

- Grasping state
  - Contact part
- Manipulation
  - time
- Division of palm surface
  - Dividing into five parts

➤ All contact states

## Contact state transition diagram

- Nodes are connected when the difference between two states is only 1 contact part
- Manipulations are recognized by measuring the similarity of the transition paths
- The continuous DP method is used for measuring similarity

➤ Model sequence

➤ Input sequence

9

## Experiment

- Outline of experiment
  - Five subjects
  - Each task is conducted for 15 seconds
  - The link model for each subject is developed in advance
  - The model sequence is generated by calculating an average pattern from measured data of all subjects in advance

10

## Six tasks

- Task a** Transition heavy wrap prismatic grasp
- Task b** Transition prismatic grasp heavy wrap
- Task c** Transition platform prismatic grasp
- Task d** Transition prismatic grasp platform
- Task e** Pillar axis rotation (retracing the thumb)
- Task f** Pillar axis rotation (extending the thumb)

Grasping states : Cutkosky [1990] <sup>11</sup>

## Demonstration - Task a and Task b

play speed  $\times \frac{1}{3}$

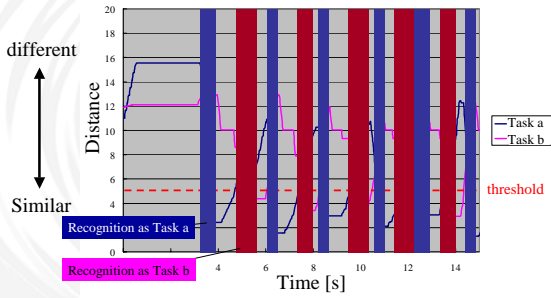
4.0884

prismatic grasp  $\rightarrow$  heavy wrap

- Task a** Transition from heavy wrap to prismatic grasp
- Task b** Transition from prismatic grasp to heavy wrap

## Experimental result -Task a and Task b

- Graph of the output for each task



13

## Average recognition rates of five subjects

	Perception rate [%]
Task a	88.7
Task b	92.0
Task c	96.0
Task d	85.3
Task e	35.0
Task f	80.1

Task a Task b Task c  
Task d Task f

- Recognition rates of five subjects are high
- Individual variation is not observed

Task e Pillar axis rotation  
(extending the thumb)



Task e

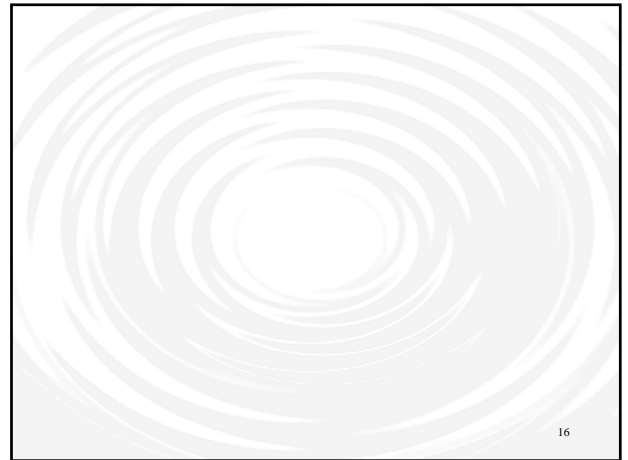
- Recognition rate of five subjects is low
- Process of trial & error for stabilizing manipulation
- Finger motion pattern is not stable in every execution

14

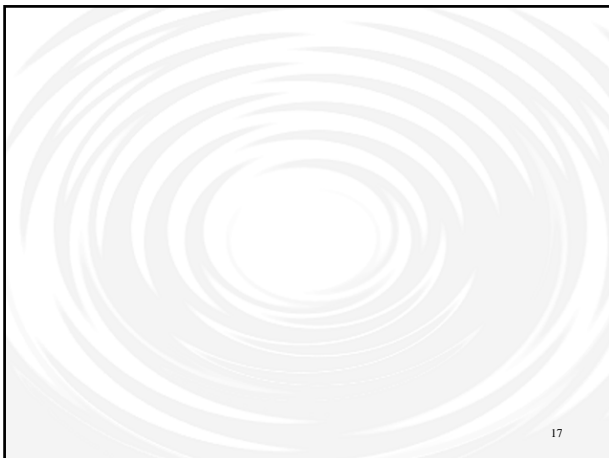
## Conclusion

- Measurement of contact position data
  - Precise contact points on the object surface / parts on the palm surface
- Perception and recognition of manipulation based on contact state transition
  - Construction of the contact state transition diagram
- Experiment
  - Average recognition rates of six tasks are 79.5%
- Future work
  - Improving robustness against individual variation
  - Optimal division of the palm surface

15



16



17

## Glove scan



Made by nitta Corp.

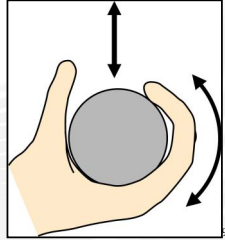
18

## Target tasks

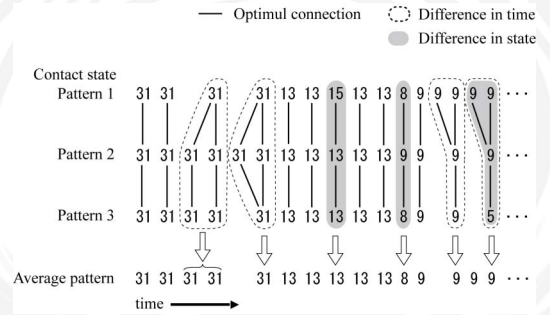


Manipulation of cylindrical object

confining the axis of rotation and direction of translation



## Calculation of average pattern



20

## Tasks a and b

**Task a** Transition from heavy wrap to prismatic grasp

**Task b** Transition from prismatic grasp to heavy wrap



These tasks are measured simultaneously by conducting one task after the other

21

## Conventional method and Proposed method

- Conventional perception method
  - Perception based on joint angle data
  - Only perceives easy manipulations (“pick and place”, “peg in hole”)
- Proposed Method
  - Attaching a tactile sensor sheet to manipulated object
  - Detection of the contact position data from this sheet
  - Perception based on contact state transition on the palm surface

Complex manipulations are accompanied by frequent variations in contact state

22

## Conventional method and Proposed method

- Conventional perception method
  - Perception based on joint angle data
  - Perceive only the easy manipulations (“pick and place”, “peg in hole”)
- Proposed Method
  - Attaching a tactile sensor sheet to manipulated object
  - Detection of the contact position data from this sheet
  - Perception based on contact state transition (on the palm surface)
- Advantage
  - Precise contact position data
  - Perception of the complex manipulations accompanied by a frequent variation in contact state

23

## Conclusion

- Measurement of the contact position data
  - The precise contact points on the object surface / parts on the palm surface
- Perception of manipulation based on contact state transition
  - Construction of the contact state transition diagram
- Experiment
  - Six tasks accompanied dextrous finger actions is conducted
  - The average perception rates of five tasks out of six was 87.8[%]
- Future work
  - To perceive one task, the multiple model sequences are used
  - An optimum partitioning of the palm surface for classification
  - An automatic generating of the contact state transition diagram



## 5人の被験者の認識率(タスクa,タスクb)

被験者	認識率(認識回数/試行回数)					全員	認識率(%)
	I	II	III	VI	V		
タスクa	5/6	2/5	5/5	4/5	1/5	17/26	65.4
タスクb	5/5	5/5	4/4	5/5	2/4	21/23	91.3

### タスクa 手全体把握から指先把握

認識率の高い被験者(I, III, VI)と低い被験者(II, V)に分かれた  
低い被験者は全ての掌面が接触を伴う状態“31”が出にくい傾向が見られた

### タスクb 指先把握から手全体把握

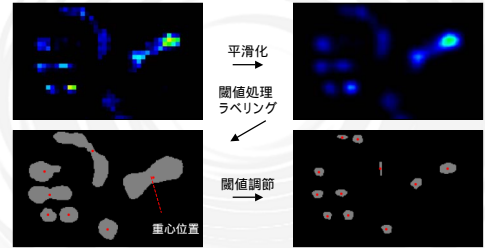
全員の認識率が91.3[%]と高かった  
状態遷移の個人差は見られなかった



## アプローチ2 . 圧力分布センサを用いて正確な接触位置情報を取得

### Step1 . 圧力分布画像処理から物体表面の接触位置を検出

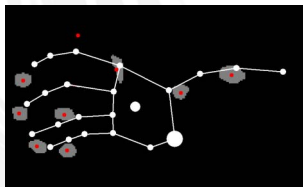
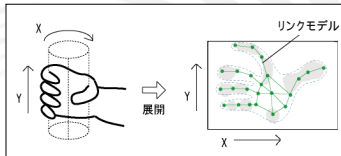
手全体で円柱側面把握の様子



複数部位の反応の重複を防ぐために各反応ごとに反応面積の  
大小で閾値を調節 接触重心点位置が物体表面の接触位置

### Step2 . 手のリンクモデルを作成し圧力分布画像に投影

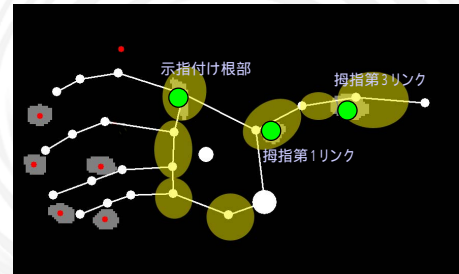
円柱の展開に合わせる  
形でリンクモデルを形成  
(円柱軸を中心にパラメタ展開)



27

### Step3 . 投影した画像から掌面の接触部位(掌、拇指)を検出

掌と拇指の接触判定はリンクモデルから形成する判定領域  
内に、接触重心点があるかどうかを見る

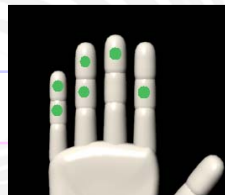
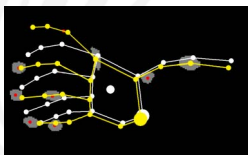


黄色部が判定領域

28

### Step4 . 投影した画像から掌面の接触部位(示指~小指)を検出

・モデルと接触位置との誤差大 → 拇指・掌とは異なる検出手法を用いる  
・接触反応が密集



接触部位を検出

・接触重心点の位置関係  
・サイバークロップの角度情報

→ どの指の、どの部位か特定

29

### 指先把握と手全体の把握



### アプローチ3 . 掌面の接触状態の遷移から操作認識を行う

把握を掌面の接触状態で表現



操作を掌面の接触状態列で表現

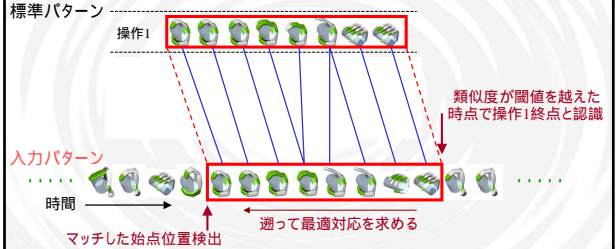


接触状態列に対し連続DPマッチングを用いて操作の認識を行う

31

### 連続DPマッチングによる認識

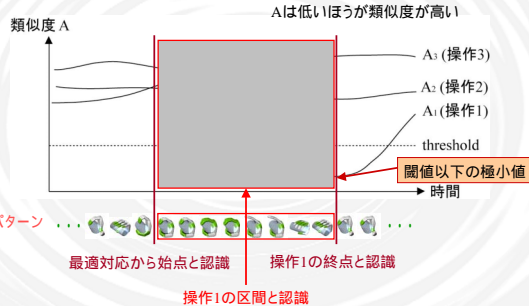
連続DPマッチング(岡ら 2000)とは  
終始点の定まった既知の標準パターンと、終始点の定まっていない入力パターンのある時点との類似度から認識する手法



パターンマッチングと始点位置検出を同時に行うことが可能 (スポッティング認識)

### 連続DPマッチングによる認識

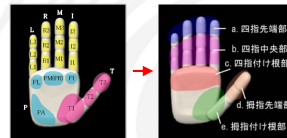
類似度のグラフ



33

### 接触状態の分類

各部位の接触の組み合わせで分類



接触部位検出時の分割

まとめた分割

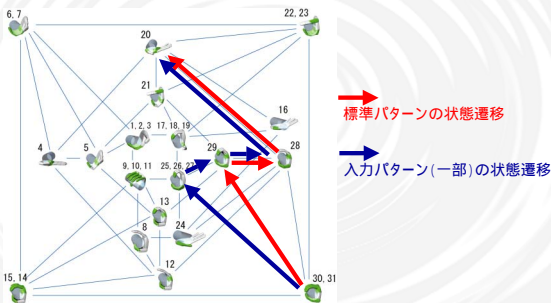
状態が多くなり過ぎるため接触領域分割をまとめる

指先、指のリンク、掌領域の接触を含む全5領域に分割



### 接触状態の遷移図

基本的に1ビット変化する状態間で線で結合  
操作中の入力パターンと標準パターンの状態遷移を比較



35

### 認識実験

- 被験者
  - 5名 (被験者 I, II, III, IV, V)
- 認識対象操作 (6種類)
  - タスクa 手全体把握から指先把握
  - タスクb 指先把握から手全体把握
  - タスクc 掌物体乗せから指先把握
  - タスクd 指先把握から掌物体乗せ
  - タスクe 円柱軸回転 (拇指引き込み)
  - タスクf 円柱軸回転 (拇指押し出し)
- 実験内容
  - 各タスクを15秒間繰り返し行い、認識率を算出
  - リンクモデルは被験者ごとに調整
  - 標準パターンは実験者の操作パターンを使用



36

# 認識対象操作

タスクe

タスクf

円柱軸回転 (拇指引き込み方向)

円柱軸回転 (拇指押し出し方向)



# 実験の様子 (タスクa, b)

3倍スロー

4.1218  
指先→手全体持ち替え  
0.907 → 4.122

4.1218  
指先→手全体持ち替え  
0.907 → 4.122

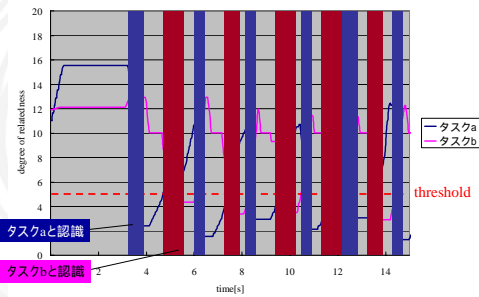
Task a  
Task b  
Task c  
Task d  
Task e  
Task f

31

タスクa 手全体把握→指先把握の持ち替え  
タスクb 指先把握→手全体把握の持ち替え  
交互に繰り返す

# 実験結果 (タスクa, タスクb)

各標準パターンとの類似度の変化



# 5人の被験者の認識率 (タスクa, タスクb)

被験者	認識率 (認識回数 / 試行回数)					認識率 (%)
	I	II	III	VI	V	全員
タスクa	5/6	2/5	5/5	4/5	1/5	17/26
タスクb	5/5	5/5	4/4	5/5	2/4	21/23

タスクa 手全体把握から指先把握

認識率の高い被験者 (I, III, VI) と低い被験者 (II, V) に分かれた  
低い被験者は全ての掌面が接触を伴う状態“31”が出にくい傾向が見られた

タスクb 指先把握から手全体把握

全員の認識率が91.3[%]と高かった  
状態遷移の個人差は見られなかった



# 5人の被験者の認識率 (その他のタスク)

	全員の認識率 (%)	タスクc	タスクd	タスクe	タスクf
タスクc	96.4	掌物体乗せから指先把握	指先把握から掌物体乗せ	12.3	円柱軸回転 (拇指押し出し方向)
タスクd	80.7			12.3	円柱軸回転 (拇指引き込み方向)
タスクe	12.3			12.3	
タスクf	87.1			12.3	

全員の認識率は高かった  
状態遷移の個人差は見られなかった

タスクe 円柱軸回転 (拇指引き込み方向)

全員に関してほとんど認識できなかった  
認識エラーの大半は何も認識しないケース  
同一被験者でも操作パターンの再現性低



# 結論

教示の対象物体に直接センサを取り付けることで高精度な作業計測システムを開発した

この装置を用いて正確な物体表面の接触位置及び掌面の接触部位の検出を行った

検出した掌面の接触部位の情報を用いて接触状態の遷移から操作認識を行った

- ・6つのタスク中、5つの認識率は平均84.2[%]
- ・本手法の有用性を確認した

## 今後の課題

タスクのような接触状態パターンが一定ではない  
操作の認識

接触状態の分類における掌面の領域分割の見直し  
・操作データから主成分分析を行う

連続DPマッチングの標準パターンの見直し  
・操作データから学習を行う

指先だけの操作の認識を行うことで、ターゲット  
タスクの範囲を拡大

物体形状による接触状態の変化の解析

43

以上で発表を終わります

44

45

46

47

48



## なぜ操作認識を行うか

動作計画の際、物体の運動軌跡を単純に再現するだけでは不十分

→ 物体の運動軌跡の情報と合わせて操作認識の結果を用いた動作計画

人間の操作をヒントにすることで最適なハンドの動作計画が実現

49

## なぜ接触状態に注目したか

- 指先や物体の位置、速度の変化から操作認識する方法では微妙な接触の判定が困難
- 指の運動を伴う物体操作では接触位置情報の変化が伴う

50

## 研究の背景

宇宙・海底等の極限環境  
医療・福祉等の人間社会環境  
におけるロボット  
人間の代わりに複雑で多様な作業を器用に行うことが期待



多指ハンドを用いた物体の器用な操りの実現

51

## 従来研究の作業計測システム

9眼ステレオビジョンを用いた被把握物体の位置姿勢検出 (CyberGlove・polhemus・camera) (小川原ら 2000)



- 
- 物体の位置姿勢検出の精度が不十分
  - 接触位置情報がCyberGloveの誤差の影響を受ける

フォースフィードバック付きCyberGloveを使ってVR環境での教示 (force feedback glove) (川崎ら 2000)



- 
- 教示の現実感が不足
  - 接触位置情報がCyberGloveの誤差の影響を受ける

簡単なタスクしか実現できず

52

## 作業計測システムで得べき情報

手・対象物体の運動軌跡

手の姿勢

掌面の接触部位・対象物体の接触位置

接触力

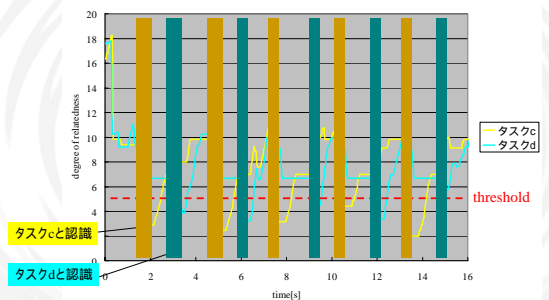
参考: VR環境での人間の動作意図に基づくロボット教示  
川崎ら TVRSJ Vol.5 No.2, 2000

従来研究ではサイバークロブとポヒマスから導いている物が多いが、正確さに限界

53

## 実験結果(タスクc,タスクd)

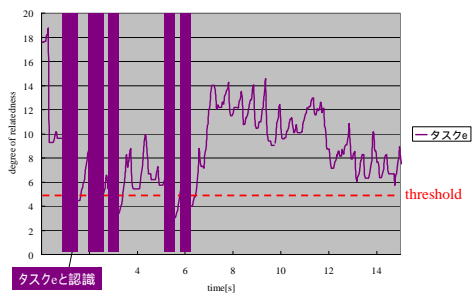
各標準パターンとの類似度の変化



54

## 実験結果(タスクe)

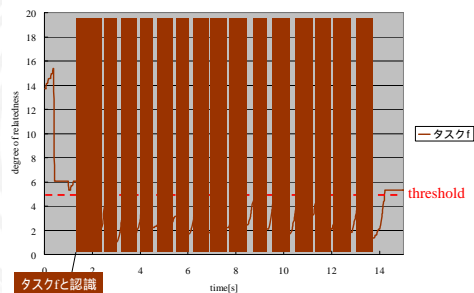
各標準パターンとの類似度の変化



55

## 実験結果(タスクf)

各標準パターンとの類似度の変化



56

## 従来研究の物体操作認識システム

9眼ステレオビジョンを用いた被把握物体の位置姿勢検出  
(小川原ら 2000) 対象タスク…卓上作業

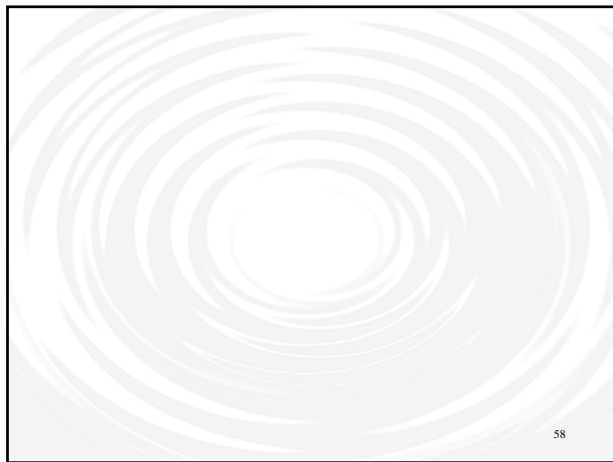
フォースフィードバック付きCyberGlobeを用いたVR環境での  
教示(川崎ら 2000) 対象タスク…ピックアンドブレース

これらの研究の対象タスクは物体操作に指の動きが伴わない

### 複雑な操作の認識を行う上での問題点

- ・CyberGloveのみで得る接触位置情報は精度が悪い
  - 複雑な操作は接触位置の変化を伴うため接触位置情報は重要
- ・指先や物体の位置,速度の変化から操作認識する方法では微妙な接触の判定が困難

57



58

## 本研究のアプローチ

作業計測

アプローチ1

教示の対象物体に直接センサを取り付ける

アプローチ2

正確な物体表面の接触位置、及び掌面の接触部位の取得

操作認識

アプローチ3

掌面の接触状態の遷移から操作認識を行う

59

60

## 従来研究の操作認識システム

9眼ステレオビジョンを用いた被把握物体の位置姿勢検出  
(CyberGlove・polhemus・camera)

フォースフィードバック付きCyberGloveを使ってVR環境での  
教示 (force feedback glove)

両研究とも指先及び物体の位置・速度の変化を見ることで  
操作を認識

→ 指の動きを伴う物体操作では、位置・速度の変化の  
パターンが一意に定まらない

簡単なタスクしか実現できず

61

## 手の接触部位及び物体の接触位置検出の流れ

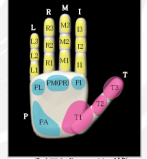
Step1. 圧力分布画像の処理から物体の接触位置を検出

Step2. 手のリンクモデルを作成し圧力分布画像に投影

Step3. 投影した画像から掌面の接触部位(掌、拇指)を検出

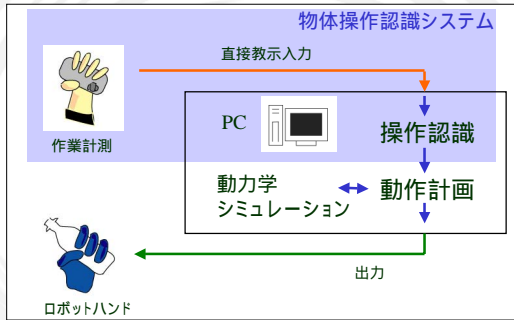
Step4. 投影した画像から掌面の接触部位(示指~小指)を検出

手の接触部位の検出は、各領域が接触し  
ているか否かを判断することで行う



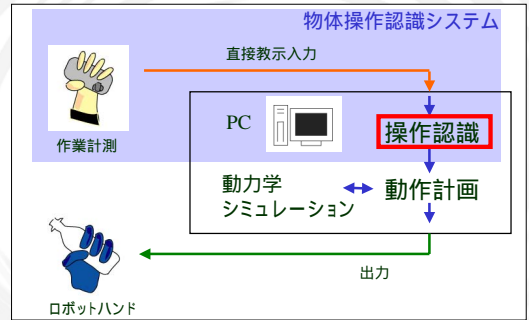
手領域の分割

## 教示システム全体想定図



63

## 教示システム全体想定図



64

## 作業計測システムで得べき情報

手・対象物体の運動軌跡

手の姿勢

掌面の接触部位・対象物体の接触位置

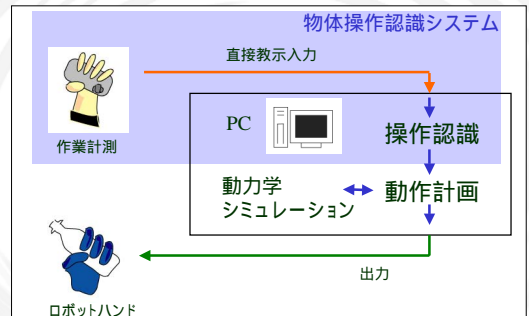
接触力

参考: VR環境での人間の動作意図に基づくロボット教示  
川崎ら TVRSJ Vol.5 No.2, 2000

従来研究ではサイバークロブとポヒマスから導いている  
物が多いが、正確さに限界

65

## 教示システム全体想定図



66

## 従来研究の作業計測システム

9眼ステレオビジョンを用いた被把握物体の位置姿勢検出 (CyberGlove・polhemus・camera) (小川原ら 2000)



→ 物体の位置姿勢検出の精度が不十分

フォースフィードバック付きサイバークロブを使ってVR環境での教示 (force feedback glove) (川崎ら 2000)



→ 教示の現実感が不足

現実の物体にセンサを取り付けて教示を行えばよい

## 本研究でターゲットとする操作

人間が行う操作との比較

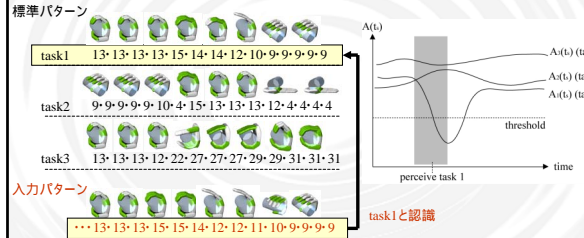
	理想的な操作認識	本研究のターゲット
指の区別	5本の指ごとに区別	拇指と他4本で区別
操作に関わる手の部位	指先+リンク+掌	指先+リンク+掌

68

## 連続DPマッチングによる認識

連続DPマッチングとは

既知の標準パターンと連続的に現れる入力パターンとの類似度を測定する認識の手法



パターンマッチングと始点位置検出を同時に行うことが可能 (スポッティング認識)

69

## 標準パター - ン



この標準パターンと入力パターンとのマッチングで操作認識を行う<sup>71</sup>

## 標準パター - ン

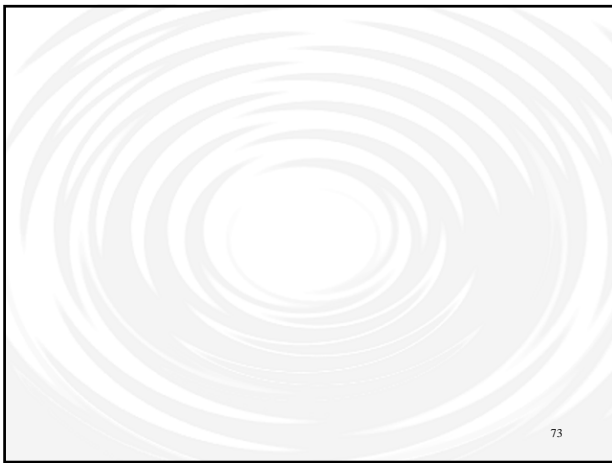
各操作の事前測定データから一部を抜き出すことで作成

状態数列で表現

タスクa	31, 31, 31, 31, 31, 31, 31, 15, 13, 13, 13, 13, 13, 13, 13, 13, 13, 13, 13, 13, 13, 13, 9, 9, 9, 9, 9, 9
タスクb	9, 9, 9, 11, 11, 11, 11, 9, 9, 9, 13, 15, 15, 14, 14, 11, 17, 21, 31, 31, 31, 31, 31, 31, 31, 31, 31
タスクc	4, 4, 4, 4, 4, 7, 5, 13, 13, 13, 13, 9, 9, 9, 9, 9, 9
タスクd	11, 11, 11, 11, 9, 9, 8, 8, 15, 15, 13, 13, 13, 4, 4, 4, 4, 4
タスクe	13, 11, 9, 11, 15, 15, 9, 4, 4, 4, 4, 5, 13, 13, 13
タスクf	13, 13, 13, 15, 15, 15, 14, 15, 15, 11, 11, 11, 9, 11, 9, 9, 15, 13, 13, 13

72





## 認識実験 (具体的なタスク)

(掌部の支えを伴う指操作)



タスクe: 手全体を使った円柱軸回転 (親指引き込み方向)



タスクf: 手全体を使った円柱軸回転 (親指押し出し方向)

## 具体的なタスク (タスクc, タスクd)



タスクc

タスクc: 掌物体乗せ 指先把握  
 タスクd: 指先把握 掌物体乗せ  
 実験ではタスクを交互に行う

## 具体的なタスク (タスクf)



タスクf: 手全体を使った円柱軸回転 (親指押し出し方向)

## 認識実験 (ペアとなるタスク)

タスクaとb及びタスクcとdの2つのペアは互いに逆の行程のタスクのため交互に繰り返すことで実験を行う



タスクaとタスクb

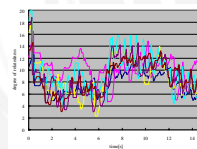


タスクcとタスクd

## 実験結果 (タスクe)

五人の被験者の認識率

被験者	認識率 (認識回数 / 試行回数)					全員	認識率 (%)
	A	B	C	D	E		
タスクe	0/14	1/12	2/10	5/17	0/12	8/65	12.3



### タスクe

ほとんど認識できなかった原因

- ・タスクeの標準パターンが他のタスクの標準パターンと類似
- ・操作における接触状態のパターンが一意ではない

## 実験結果(タスクf)

五人の被験者の認識率

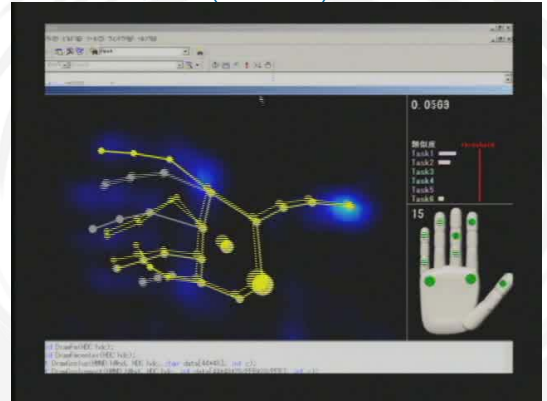
被験者	認識率(認識回数 / 試行回数)					認識率(%)	
	A	B	C	D	E	全員	全員
タスクf	15/15	13/13	9/11	9/12	8/11	54/62	87.1

### タスクf

全員の認識率は87.1[%]と高かった  
状態遷移の個人差は見られなかった

79

## 実験の様子(タスクf)



## 認識実験

5人の被験者A~Eで6種類のタスクa~fについて実験を行った

各タスクの標準パターンは被験者Aの操作の事前測定データから一部を切り出すことで作成した

入力パターンのマッチングは6種類の標準パターン全てに対して同時に試みた

被験者の手の大きさに合わせてリンクモデルの調整を行った

81