

1. Motivation

- 人間の手は5本の指(多指)を用いて様々な作業を行うことができる
- 手全体から伝わる感覚(触覚)を確認しながら巧みに作業を行う

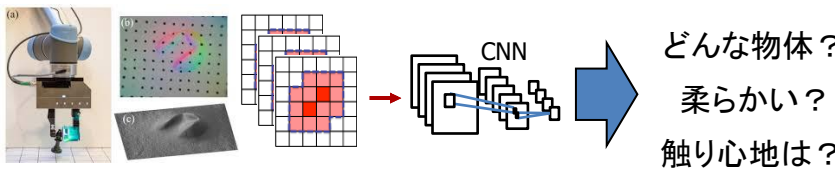


- 現在工場で活躍しているロボットに多指ハンドを付け、人間と同じようにより巧みに多くの作業を行わせたい
- ハンド上の触覚情報を上手く活用する必要がある

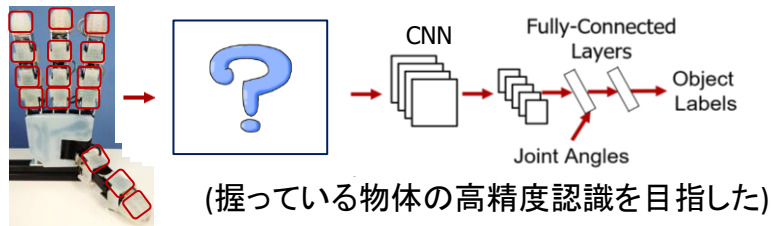


2. Previous Research

- Convolutional Neural Network (CNN) が複数の物体を使ったタスクの学習や多量の触覚センサへ適応し、高い認識精度を発揮



- 多指ハンドでは、触覚センサの位置関係とサイズの違いを考慮しなければ、まとめてCNNに与えることが出来ない数やサイズの違う触覚センサ



3. Hardware Setting

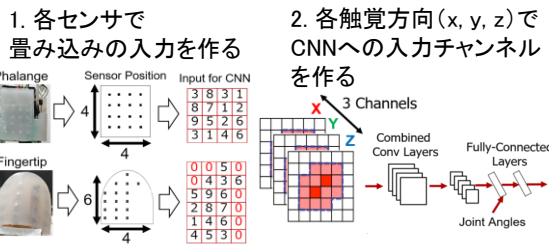
多指ハンドに3軸分布型触覚センサを指先と指腹に搭載

Soft Material	Phalange	Allegro Hand with uSkin
PCB	Fingertip	
Hall Effect Sensor	Flexible PCB	
Hall Effect Sensor		

Fingers	4
Joint Angles	4 x 4
Tactile Inputs on Patch	3 (x, y, z) x 16
Tactile Patch	15
Total Inputs	736 (720 + 16)

uSkin: 3D Distributed Tactile Sensor [Tito P. et al., IROS2017]

5. Network Architectures



6. Result of Architectures

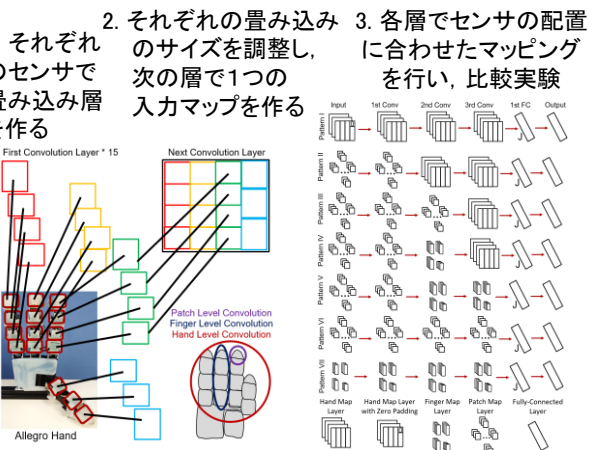
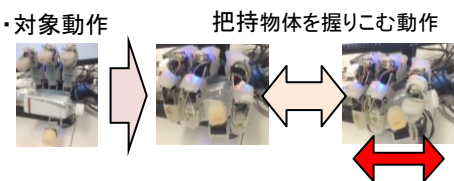
物体認識精度: 学習回数: 1300

	Different Filters	
	Accuracy %	Variance
Pattern I	81.95	4.10
Pattern II	89.76	3.84
Pattern III	87.33	3.94
Pattern IV	89.45	4.88
Pattern V	89.09	7.29
Pattern VI	88.69	5.54
Pattern VII	81.69	4.88

4. Data Collection

- 20種類の対象物体, それぞれ30試行取得(学習時: 25試行, テスト時: 5試行)

Bottle (S Spheric)	Bottle (L Conered)	Bottle (S Spheric)
Bottle (S Conered)	Bottle (M Spheric)	Bottle (M Wazined)
Box (S)	Pringles	Head Model
Pack of Fruit Dices	Pack of Snacks	Spice Can
Tuna Can	Large Can	Pack of Solid Dices
Ball	Cup	
Football	Sippy Bottle	Baseball



物体認識精度: 学習回数10000

	Different Filters	
	Accuracy %	Variance
Pattern II	93.46	1.26
Pattern III	94.03	1.71
Pattern IV	95.59	0.86
Pattern V	94.01	0.78
Pattern VI	94.13	2.47

センサの位置関係とサイズの違いを考慮し、各パターンで似たような高精度な認識率を達成 → それぞれどのような物体の認識を得意とするか?

7. Recognition Rate of Each Object

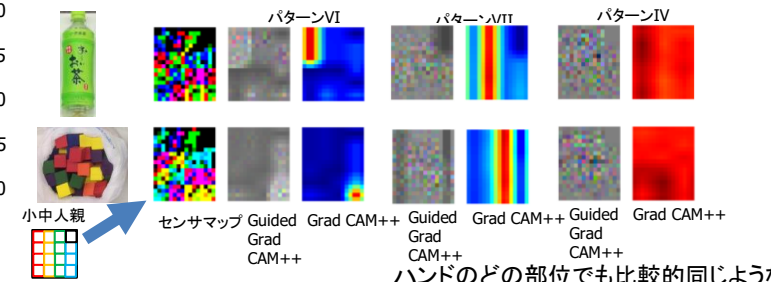
各パターンがどの物体を間違いやすいかを検証



センサの位置を考慮しないパターンVIでは他のパターンに比べ認識精度: 単純形状・高 という傾向 → 各CNNはどのように物体を見ているか? : 複雑形状・低

8. Visualization of Feature Maps

Grad-CAM++により、各パターンが触覚センサのどこを見ているのかを検証



傾向として、パターンVIは狭い部分に強く反応、パターンV, VIIは長く伸びて強く反応、その他は全体に広がって反応、最終畳み込み層で一つの層に集中

ハンドのどの部位でも比較的同じような接触をする単純形状な物体は狭い部分に集中することで認識しやすい? ロボットの形状に従って畳み込み層を構築し、複雑な形状の物体をより正しく認識する可能性を示唆