

# 博士論文

( 年 月 日 提出)

論文題目 認知リハビリテーション振り返り支援

システムのための生活行動認識および認知機能評価方式

指導教員 佐野 睦夫 印

大学院 情報科学研究科  
博士後期課程 情報科学 専攻

申請者氏名 大井 翔 印

大阪工業大学大学院

## 論文概要

高次脳機能障害とは、脳血管障害や頭部外傷などによる脳の損傷によって、言語、行為、認知、記憶、遂行機能、社会的行動などの高次の精神活動が障害された状態である。高次脳機能障害者のリハビリテーションである認知リハビリテーションでは、体験的気づきや予測的気づきを深めていく事が重要であると言われている。

しかし、現状の医療施設などで行われている認知リハビリテーションでは、担当者が個人的に症例の行動を観察し、メモなどを取ることで行っているが、高次脳機能障害者はメモなどの言語だけでは気づきを与えることが難しい。また、現状の認知機能を評価するためには、ペーパーテストなど生活行動とは違った認知機能の評価方式を用いるために、リアルタイムな認知状態を把握することが難しい。

そこで、本研究では高次脳機能障害者の自立に向けた認知リハビリテーションシステムを実装するために、情報機器を用いた認知リハビリテーションシステムの確立をめざす。具体的には、担当者が常に監視せず、症例自身が自身のリハビリテーションの内容を振り返ることで、自身の気づきやリハビリテーションへの意欲を高め、安全・安心してリハビリテーションを行うことのできる方式の確立を目的とする。本研究では、システムの基礎となる①リハビリテーション中に行った行動の自動識別、②調理行動における生活行動に密着したリアルタイムな認知状態を把握するための評価指標を提案し、認知機能の評価を行った。

はじめに、大阪府立障がい者自立センターにて、実際の高次脳機能障害者に対して振り返り認知リハビリテーションを行った結果について述べる。大阪府立障がい者自立センターに入居中の5症例に対して振り返り認知リハビリテーションを実施し、自身のリハビリテーションの内容・認知機能の評価点などを振り返った。提案した振り返り認知リハビリテーションにおいて、各症例の自身への気づきを与えることができ、リハビリテーションへの意欲が向上し、提案した認知リハビリテーションが有効であることを示した。

同時に本論文では、提案した認知リハビリテーション支援システムにおける認識処理・認知機能評価の自動化についても論じる。

具体的には、認知リハビリテーションにおいて効果の高い調理リハビリテーションに着目する。使用する情報機器として、現在市場が拡大しており、複数のカメラの設置等の手間も省き、家庭でも簡単に利用することができるウェアラブルカメラを用いることとした。得られた映像から、リハビリテーションにおける行動の自動認識および認知機能の自動評価を行う。その後、取得した映像と認知機能の評価から実際にリハビリテーションで行った内容をコメント化し、その内容・映像・点数を症例自身に振り返ってもらうことで自身への気づきを誘発し、リハビリテーションに対する意欲の向上を行う。

本研究における調理行動認識の方法として、まず腕の動きに着目し、調理時における腕の軌跡・移動方向ヒストグラムを用いた認識方式を提案した。具体的には、始めに軌跡データを固有空間へ変換し、固有空間上の軌跡データに対する主成分の分散と軌跡の長さから決定木により大まかな分類を行う。分類後、連続 DP マッチングを用いて、調理動作の認識を行う。しかし、連続 DP マッチングではデータの系列情報の類似度の計算は可能であるが、方向成分に対する手の移動量は不明である。そこで、移動方向ヒストグラムを導入する。移動方向ヒストグラムは手領域のオプティカルフローから算出し、手の移動方向を 16,32 分割しヒストグラムを作成し、**k-Nearest Neighbor**, **Support Vector Machine**, **Neural Network** それぞれの識別関数により識別を行った。結果として、軌跡データのみで 46%、移動方向ヒストグラムのみで 73%、両方のデータを組み合わせて 84%の識別率であり、提案手法の有効性を確認した。

次に、調理に扱う調理器具に着目し、腕の動かし方と調理に必要な調理器具の情報統合した認識方式を提案した。調理器具の認識では、画面に映る部分から調理器具の位置を推定する必要がある。そこで、**Region CNN** において候補箇所のセグメンテーションに使用されているアルゴリズムの一つである **Selective Search** を用いる。**Selective Search** を用いて候補点として挙げられて領域に対して、物体認識を行う。認識の方法として、従来的一般物体認識の手法である **Bag of Features** と提案手法である深層学習の **Deep Convolution Neural network** を用いた方式を比較し、得られた調理器具の情報から調理動作

率を算出し、腕の動かし方と調理器具情報を統合し識別を行った。その結果、一般物体認識を統合した方式では 72%、深層学習を統合した方式では 84% であり、提案手法の有効性を確認した。また、DP マッチングを行った方式では、加える動作と剥く動作の精度が 90% 以上であり、炒める動作と切る動作が 60% 程度、（かき）混ぜる動作が 57% と 2 動作以外の精度が低い結果であったが、調理器具を加えることで各動作の識別精度が 75% 以上となり、平均で 84% と安定した識別結果であった。

一方、認知機能評価に関しては、ウェアラブルカメラから人間の視覚特性を考慮した視覚的注意モデルを作成し、視線情報の推定方式を提案した。視覚的注意モデルでは、従来のボトムアップ注意モデルとトップダウン注意モデルから生成されるモデルに加えて、人間の視覚特性である FFA(Fusiform Face Area)、EBA(Extrastriate Body Area)、PPA(Parahippocampal Place Area)を考慮した特異注意モデルを提案し、従来のモデルに特異注意モデルを加え、人間の視覚特性に近い視覚的注意モデルを生成した。生成したモデルから視線情報を推定し、視線の滞留時間・移動量・腕の移動量・手の形状に基づいて、配分的注意と持続的注意の評価指標を提案した。評価の方法として、調理中における認知負荷課題の有無に対して t 検定を行い、提案した評価指標に対して認知負荷の有無による有意差が認められ、リアルタイムに注意機能の評価できる指標が有効であることを示した。

具体的には、調理課題として食材を切ることと鍋の吹きこぼれないように確認する並行作業を行った。配分的注意では、複数の課題を同時にこなす必要があるため、切る動作の課題をメインとした場合に鍋が噴きこぼれないようにするための確認回数、食材を抑える手の形状・手の移動量に基づき配分的注意評価指標を提案し、それぞれの評価指標に対して有意差が認められ、配分的注意の評価として有効であることを示し、リアルタイムに配分的注意の状態を把握できることを示した。

次に、持続的注意では、作業に対する集中度を算出するため、推定した視線情報の滞留時間、移動量に基づき持続的注意指標を提案し、それぞれの評価指標に対して有意差が認められ、持続的注意の評価として有効であることを示し、リアルタイムに持続的注意の状態を把握できることを示した。

本研究を通じて、振り返り認知リハビリテーションシステムにおける調理行動の自動識別と調理中における配分的注意と持続的評価をリアルタイムで行うことができることを示した。今後の課題として、システムとのコミュニケーション、動作の自動セグメンテーション、対話コメントの生成の自動化、他の注意機能・遂行機能などの認知機能のリアルタイム評価を行うことで、振り返り認知リハビリテーションの自動化を目指す。

## 目次

第1章	序論.....	1
1.1	研究背景.....	1
1.2	研究目的.....	6
1.3	本論文の構成.....	7
第2章	認知リハビリテーション支援システムに対する期待と技術的要求条件 ....	10
2.1	認知リハビリテーションに関する既存研究.....	10
2.2	提案する認知リハビリテーション支援システムに対する期待 .....	12
2.3	振り返り支援システムの目的・概要.....	13
2.3.1	ナビゲーション.....	14
2.3.2	行動取得.....	15
2.3.3	振り返り支援インタフェース.....	15
2.3.4	振り返り対話.....	16
2.4	症例.....	17
2.5	プログラムの内容と振り返りのタイミング.....	19
2.6	振り返り支援システムに基づく認知リハビリテーション.....	20
2.6.1	注意機能.....	20
2.6.2	タスク達成度.....	21
2.6.3	リカバリ評価のコメント.....	22
2.6.4	認知機能評価の具体例.....	22
2.7	実験.....	23
2.7.1	全体に関する結果 .....	23
2.7.2	各症例に関する結果.....	24
2.8	考察.....	25
2.8.1	全体に関する考察 .....	26
2.8.2	各症例に関する考察.....	26
2.9	まとめ .....	30
2.10	自動化けに向けた要件定義.....	30
第3章	認知リハビリテーション支援システム構成技術の関連研究.....	32

---

3.1	動作認識に関する関連研究.....	32
3.2	認知機能評価の関連研究.....	34
第4章	連続DPマッチングを用いた調理動作認識手法.....	39
4.1	はじめに.....	39
4.2	調理行動の分類.....	40
4.3	調理動作認識手法.....	41
4.3.1	手領域の抽出.....	42
4.3.2	動作軌跡.....	44
4.3.3	動作分類.....	46
4.3.4	連続DPマッチング.....	47
4.3.5	移動方向ヒストグラム.....	49
4.4	結果・考察.....	50
4.4.1	軌跡データのみの結果.....	51
4.4.2	移動方向ヒストグラムのみの結果.....	51
4.4.3	軌跡データ+移動方向ヒストグラムの結果.....	54
4.5	考察.....	56
4.6	結論.....	57
第5章	調理器具情報を考慮した調理動作認識.....	59
5.1	はじめに.....	59
5.2	調理動作認識.....	59
5.2.1	調理動作の定義.....	60
5.2.2	手領域の抽出.....	61
5.2.3	調理器具による調理動作の推定.....	61
5.2.4	移動方向ヒストグラムによる調理動作推定.....	65
5.3	実験・評価.....	66
5.3.1	調理器具認識の結果.....	67
5.3.2	調理動作認識の結果.....	67
5.4	考察.....	69
5.4.1	調理器具認識に関する考察.....	69
5.4.2	調理動作認識に関する考察.....	70

---

---

5.5	結論.....	71
第6章	調理時における配分的注意評価方式の提案.....	72
6.1	はじめに.....	72
6.2	注意について.....	72
6.3	視覚的注意モデル(Visual attention model).....	73
6.3.1	ボトムアップ注意モデル(Bottom-Up Attention Model).....	74
6.3.2	トップダウン注意モデル(Top-Down Attention Model).....	75
6.3.3	特異注意モデル(Category-Specific Attention Model).....	76
6.3.4	視線推定.....	79
6.4	配分的注意評価方式.....	80
6.4.1	食材を抑える手の移動量.....	81
6.4.2	手の状態認識.....	81
6.5	実験.....	82
6.6	結果・考察.....	83
6.6.1	食材を抑える.....	83
6.6.2	手の状態認識.....	83
6.6.3	確認回数.....	86
6.7	まとめ.....	87
第7章	調理時における持続的注意評価方式の提案.....	88
7.1	はじめに.....	88
7.2	視覚的注意モデルの再検討.....	88
7.2.1	手領域の抽出.....	88
7.2.2	調理器具認識.....	89
7.2.3	トップダウン注意の作成.....	90
7.3	特異注意モデル (Category-specific attention model) の検討.....	90
7.4	視線情報の推定.....	90
7.5	持続的注意評価指標.....	92
7.6	実験.....	92
7.6.1	事前実験 (調理器具認識).....	93
7.6.2	本実験 (調理課題).....	93

---



7.7	結果・考察.....	94
7.7.1	事前実験（調理器具認識）.....	94
7.7.2	本実験（認知負荷課題）.....	94
7.8	まとめ.....	97
第8章	結論.....	99
8.1	本研究のまとめ.....	99
8.2	今後の課題.....	100
謝 辞	.....	102
参 考 文 献	.....	103
研 究 業 績	.....	110
学術雑誌	.....	110
国際会議	.....	110

## 図 目 次 ( 日 本 語 )

図 1.1	高次脳機能障害の原因疾患 .....	2
図 1.2	国際生活機能分類.....	3
図 1.3	神経心理ピラミッド .....	5
図 1.4	自己認識の階層.....	5
図 2.1	振り返り支援システム .....	14
図 2.2	振り返りインタフェースの例.....	16
図 4.1	レシピから抽出した調理動作の分類 .....	42
図 4.2	手を抽出した結果.....	44
図 4.3	調理動作軌跡の例.....	45
図 4.4	動作の大まかな分類 .....	47
図 4.5	DP マッチングのパス .....	48
図 4.6	「切る」動作の移動方向ヒストグラム (16 方向) .....	51
図 4.7	軌跡データのための Confusion Matrix .....	52
図 4.8	移動方向ヒストグラムのみの Confusion Matrix(k-NN) .....	53
図 4.9	移動方向ヒストグラムのみの Confusion Matrix(SVM).....	53
図 4.10	移動方向ヒストグラムのみの Confusion Matrix (ニューラルネットワーク) .....	54
図 4.11	軌跡データ+移動方向ヒストグラムの Confusion Matrix(k-NN).....	55
図 4.12	軌跡データ+移動方向ヒストグラムの Confusion Matrix(SVM).....	55
図 4.13	軌跡データ+移動方向ヒストグラムの Confusion Matrix(ニューラルネットワーク).....	56
図 5.1	調理行動認識の処理フロー .....	60
図 5.2	切る動作の例 .....	60
図 5.3	手の形状のトレーニングデータ .....	61
図 5.4	調理器具のトレーニング画像の一部 .....	62
図 5.5	Selective Search を用いた調理器具の候補箇所検出.....	63
図 5.6	調理器具認識の処理フロー .....	64
図 5.7	調理器具から調理動作の推定方法.....	65
図 5.8	SVM を用いてセグメンテーションした結果 .....	66

図5.9	切る動作の移動方向ヒストグラム (16 方向)	67
図6.1	Visual Attention の生成フロー	74
図6.2	Bottom-up attention の処理フロー	75
図6.3	動的顕著性マップ	75
図6.4	手領域の抽出	77
図6.5	手領域のセグメンテーション	77
図6.6	特異注意の生成	78
図6.7	注視点の推定	79
図6.8	左手の動きヒストグラム	82
図6.9	切る動作中の手の形状	82
図6.10	左手の平均移動量	84
図6.11	固定する手の移動量の t 検定の結果	85
図6.12	鍋を確認した回数の t 検定の結果	87
図7.1	トップダウン注意の処理フロー	89
図7.2	トップダウン注意の処理結果	90
図7.3	特異注意モデルの処理手順	91
図7.4	特異注意モデルの処理結果	91
図7.5	注視点の推定	92
図7.6	視線の滞留時間の t 検定の結果	97
図7.7	視線の移動量の t 検定の結果	98

## Figure Outline (English)

Fig. 1. 1. Primary diseases of acquired brain injury.....	2
Fig. 1. 2. International classification of functioning and health.....	3
Fig. 1. 3. Neuropsychological pyramid. ....	5
Fig. 1. 4. Stratified self-awareness.....	5
Fig. 2. 1. Reflection support system.....	14
Fig. 2. 2. Example of reflection interface.....	16
Fig. 4. 1. Classification in cooking behavior extracted from recipe.....	42
Fig. 4. 2. Result of extract having extracted hand area. ....	44
Fig. 4. 3. Example of cooking behavior trajectory.....	45
Fig. 4. 4. Rough classification of cooking behavior.....	47
Fig. 4. 5. DP path.....	48
Fig. 4. 6. Movement orientation histogram of cut (16 orientations).....	51
Fig. 4. 7. Confusion matrix only by the trajectory. ....	52
Fig. 4. 8. Confusion matrix only by the movement orientation histogram (k-NN).....	53
Fig. 4. 9. Confusion matrix only by the movement orientation histogram (SVM).....	53
Fig. 4. 1 0. Confusion matrix only by the movement orientation histogram (Neural Network).....	54
Fig. 4. 1 1. Confusion matrix of combination of both trajectory and movement orientation histogram (k-NN).....	55
Fig. 4. 1 2. Confusion matrix of combination of both trajectory and movement orientation histogram (SVM).....	55
Fig. 4. 1 3. Confusion matrix of combination of both trajectory and movement orientation histogram (Neural Network).....	56
Fig. 5. 1. Processing of cooking behavior recognition.....	60
Fig. 5. 2. Example of cutting behavior.....	60
Fig. 5. 3. Training data of hand shape.....	61
Fig. 5. 4. Part of training image of cooking utensils.....	62
Fig. 5. 5. Candidate part detection of cooking utensils using Selective Search. ....	63
Fig. 5. 6. Processing of cooking utensils recognition.....	64

Fig. 5.7.	Estimation method of cooking behavior from cooking utensils. ....	65
Fig. 5.8.	Results of segmentation of right and left hands. ....	66
Fig. 5.9.	Movement orientation histogram of cutting behavior (16 directions). ....	67
Fig. 6.1.	Processing of visual attention. ....	74
Fig. 6.2.	Processing of bottom-up attention. ....	75
Fig. 6.3.	Active saliency map. ....	75
Fig. 6.4.	Extract of hands regions. ....	77
Fig. 6.5.	Segmentation of hands regions. ....	77
Fig. 6.6.	Generation of specific attention. ....	78
Fig. 6.7.	Estimation of focus point. ....	79
Fig. 6.8.	Histogram of left hand movement. ....	82
Fig. 6.9.	State of left and right hands during cutting. ....	82
Fig. 6.10.	The movement average of left hand. ....	84
Fig. 6.11.	Result of fixed hand movement by t-test. ....	85
Fig. 6.12.	Result of checked the deep pan by t-test. ....	87
Fig. 7.1.	Processing of top-down. ....	89
Fig. 7.2.	Result of top-down attention. ....	90
Fig. 7.3.	Processing of category-specific attention. ....	91
Fig. 7.4.	Result of category-specific attention. ....	91
Fig. 7.5.	Estimation of focus point. ....	92
Fig. 7.6.	Result of focusing time by t-test. ....	97
Fig. 7.7.	Result of eye movement distance by t-test. ....	98

## 表 目 次( 日 本 語 )

表 1.1	専門用語の説明.....	3
表 2.1	症例.....	18
表 2.2	振り返りのタイミング.....	19
表 2.3	注意行動評価コメント.....	20
表 2.4	遂行機能評価基準.....	21
表 2.5	遂行機能コメントルール.....	22
表 2.6	各症例の認知機能評価の結果.....	24
表 2.7	要件定義.....	31
表 3.1	標準注意検査法.....	35
表 3.2	標準意欲検査法.....	35
表 4.1	レシピから抽出した調理動作の分類.....	41
表 5.1	CNN のパラメータ詳細.....	63
表 5.2	調理動作率.....	65
表 5.3	手形状の認識率.....	66
表 5.4	調理器具認識の結果.....	68
表 5.5	調理動作認識の結果.....	68
表 6.1	注意評価指標.....	80
表 6.2	実験課題.....	83
表 6.3	固定する手の移動量の t 検定の結果.....	85
表 6.4	手の状態認識の結果.....	85
表 6.5	鍋の確認回数と吹きこぼれの有無.....	86
表 6.6	鍋の確認回数.....	87
表 7.1	CNN のパラメータ詳細.....	93
表 7.2	BoF による調理器具認識の結果.....	95
表 7.3	DCNN による調理器具認識の結果.....	96
表 7.4	視線の滞留時間.....	96
表 7.5	視線の滞留時間の t 検定の結果.....	97
表 7.6	視線の移動距離.....	98
表 7.7	視線の移動量の t 検定の結果.....	98

## Table Outline (English)

Table 1.1	Expression of technical terms.....	3
Table 2.1	Cases.....	18
Table 2.2	Timing of reflection.....	19
Table 2.3	Evaluation comment of attention behavior.....	20
Table 2.4	Excutive function evaluation reference.....	21
Table 2.5	Comment rule of excutive function.....	22
Table 2.6	Result of cognitive function evaluate of cases.....	24
Table 2.7	Requirement definition.....	31
Table 3.1	CAT: Clinical Assessment for Attention.....	35
Table 3.2	CAS: Clinical Assessment for Spontaneity.....	35
Table 4.1	Classification in cooking behavior extracted from recipe.....	41
Table 5.1	Detail of CNN parameters.....	63
Table 5.2	Cooking behavior distribution.....	65
Table 5.3	Recognition accuracy of hand shape.....	66
Table 5.4	Result of cooking utensils recognition.....	68
Table 5.5	Result of cooking behavior recognition.....	68
Table 6.1	Attention Indexes.....	80
Table 6.2	Exprimental task.....	83
Table 6.3	Result of fixed hand movement by t-test.....	85
Table 6.4	Result of hand state recognition.....	85
Table 6.5	Number of times that checked the deep pan and the deep pan boil over.....	86
Table 6.6	Result of fixed hand movement by t-test.....	87
Table 7.1	Detail of CNN parameters.....	93
Table 7.2	Recognition result of cooking utensils by BoF.....	95
Table 7.3	Recognition result of cooking utensils by DCNN.....	96
Table 7.4	Result of focusing time.....	96
Table 7.5	Result of focusing time by t-test.....	97
Table 7.6	Result of eye movement distance.....	98
Table 7.7	Result of eye movement distance by t-test.....	98

# 第1章 序論

本章では，本研究の背景を述べた後，本論文の目的と貢献を説明する．その後本論文の構成について述べる．

## 1.1 研究背景

高次脳機能障害とは，脳血管障害や頭部外傷などによる脳の損傷によって，言語，行為，認知，記憶，遂行機能，社会的行動などの高次の精神活動が障害された状態である[1]．

古典的な高次脳機能障害として，失語，失行，失認は古くから知られている．これに加えて，近年，社会生活に重大な影響を及ぼす高次脳機能障害として，記憶障害，注意障害，遂行機能障害，社会行動障害が注目されるようになった．また，2001～2005年に厚生労働省が高次脳機能障害診断基準を作成し[2][3]，この高次脳機能障害診断基準に，記憶障害，注意障害，遂行機能障害，社会行動障害を高次脳機能障害と呼ぶと明記している．一方，失語症は，それ以前より身体障害の認定対象であったため，行政的な高次脳機能障害には含まれてはいない．

また，高次脳機能障害は神経心理学的症状とも言われており，うつ，不安，イライラ感といった心理症状を呈することも多く[4]，このことが障害全体の理解をより複雑にしている．神経心理学は，言語，行為，認知などの心理過程を，脳機能との関連が明らかにしようとする学問領域である[5]．高次脳機能学と神経心理学は，研究者ごとに多少の解釈の違いはあるものの，ほぼ同義と考えられている[5][6]．

日本において，高次脳機能障害を持った人は，2008年の東京都高次脳機能障害者実態調査報告によると，全国で50万人を超えると推察されている[7]．高次脳機能障害の原因として，脳梗塞，脳出血，くも膜下出血，脳外傷，脳腫瘍，変性疾患などである．図1.1に日本高次脳機能学会が全国の医療機関を対象に行った「高次脳機能障害全国実態調査報告」の結果を基に障害ごとの原因疾患の割合をグラフで表した図を示す[8]．

この調査報告によれば，いずれの障害についても，脳血管障害（脳梗塞，脳出血）が原因である割合が高い．特に，失語・失行・失認の原因は，脳血管障害（脳梗塞・脳出血）が84.2%を占め，脳外傷は3.1～3.6%，変性疾患は1.0～1.2%程度である．これに対し，記憶



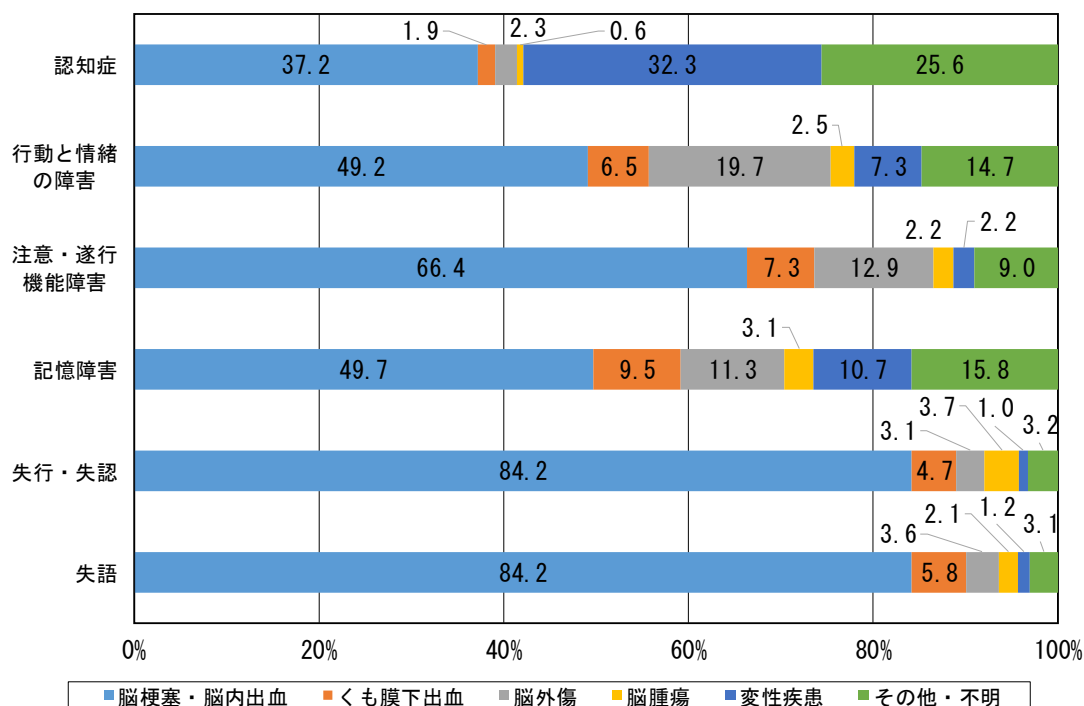


図 1.1 高次脳機能障害の原因疾患

Fig. 1.1. Primary diseases of acquired brain injury.

障害，注意・遂行機能障害，行動・情緒の障害は，脳血管障害の割合が高く 49.2～66.4%で，脳外傷は 11.3～19.7%を占めている。

高次脳機能障害は，患者の生活そのものに重大な影響を及ぼす。高次脳機能障害に対するリハビリテーションを認知リハビリテーションと呼ぶ。認知リハビリテーションにおいて，障害された機能の回復を促すとともに，日常生活の能力改善を図り，社会参加の問題にアプローチすることが不可欠である。高次脳機能障害者に対するアプローチを考える上で，図 1.2 に示すような国際生活機能分類（International Classification of Functioning and Health : ICF）の考え方が役立つ。

ICF は，健康状況と健康関連状況を記述するための統一的で標準的な用語と概念的枠組みで，生活機能を心身機能・身体構造・活動・参加の 3 要素でとらえ，それらが低下した状態を障害（生活機能低下）とする。身体機能または身体構造の変異や喪失は機能障害（構造障害を含む）と呼ばれ，脳病変による言語行為，視覚認知や記憶機能の障害を指す。活動を行う際に生じる困難さは活動制限と呼ばれ，会話をスムーズに行えない，調理が行えないなどの制限を指す。参加場面で経験する難しさは参加制約と呼ばれ，職場，学校や趣味の会への復帰困難などを指す。さらに，ICF は，背景因子（環境因

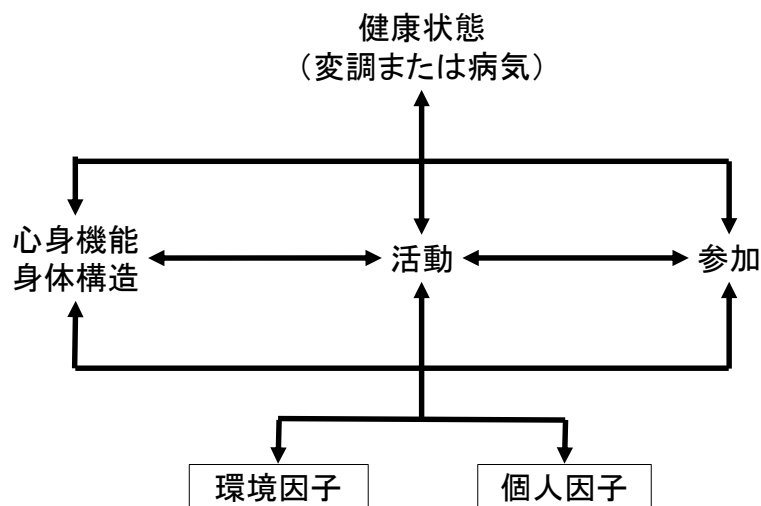


図 1.2 国際生活機能分類

Fig. 1.2. International classification of functioning and health.

子，個人因子)を枠組みに含み，それらが生活機能に影響を及ぼすとしている．表 1.1 に専門的対応を記す．

認知リハビリテーションを大きく分類すると，1) 認知機能の改善や対処を目指す医学的リハビリテーション，2) 日常の生活行動を行うことでリハビリを行う生活訓練，3) 職場復帰を目指すための職能訓練，の3種類に大きく分けることができる．

医学的リハビリテーションのアプローチとして，医療機関やリハビリテーション施設において，医師をはじめ，看護師，作業療法士(OT)，理学療法士(PT)，言語聴覚士(ST)，心理士など，複数の専門家による共同作業で実施されている[9]．中島ら[10]は医学的リハビリ

表 1.1 専門用語の説明

Table 1.1 Expression of technical terms.


専門用語	概要
機能障害	脳損傷に起因する各機能の障害を回復させる訓練を行う．障害の種類や重症度によりアプローチ方法を決定する．
活動制限	食事動作，入浴などの日常生活活動 (Activities of Daily Living: ADL)，買物，金銭管理，電話の応対などの手段的日常生活活動 (Instrumental Activities of Daily Living: IADL) を向上させるための訓練を行う．
参加制約	社会参加への支援を行う．参加の場となる職場などの担当者に，患者や家族の理解を得たうえで情報提供を行い，環境調整を求める．
背景因子	混乱や不安といった心理的問題に対し，支持的に関わり，具体的な対処方法を示すことで支援する．家族に対しては障害について説明するとともに，対処方法を指導する．さらに，社会資源の利用などに関する援助を行う．


テーションには個々の認知障害の改善や対処を目指す認知リハビリテーション、心理カウンセリング、薬物治療、外科的治療が含まれると言っている。

しかし、上月ら[11]のアンケートによると医学的アプローチでは心理担当者が不足しているという実態がある。

生活訓練の認知リハビリテーションのアプローチとして、生活行動のうちの調理を題材とした方式がある。調理行動は、五感を使える数少ない生活行動であり、献立・買い物・調理・食事と言う食生活の一連の行動サイクルの中に位置づけられており、典型的な生活行動リハビリテーションの対象であると、小倉ら[12]や山下ら[13]は提唱している。小倉ら[12]は高次脳機能障害者が調理を行うことへの危険性の認識を自覚させ、調理への参加方法を検討した。また、遠藤ら[14]は調理が危険を伴う活動であり、自己の能力に対する認識が重要であるとしている。これまでの研究のように、種村ら[15]は、訓練を行う上で、対象者の障害に対する気づきは重要であると示している。このように、注意機能は日常生活やリハビリテーション全体に大きく影響していると橋本ら[16]は示唆している。

職能訓練の例として、橋本ら[17]は、病識欠如、コミュニケーション能力低下、対人技能拙劣への治療的方策として、小集団訓練すなわち「社会復帰準備のためのリハビリテーション学級」を実施し、受講者の“自己の気づき”が向上を確認している。また、バウムテストでは、外界への関心の広がり、内的エネルギーの増加が認められ、臨床全般改善度では介護者の評価が全例で改善しており、高次脳機能障害者の社会参加の1つの段階として有用であることを示唆している。

高次脳機能障害は、それぞれの障害が独立しているわけではなく、一つの機能が他の機能へ影響していることが知られている。立神[18]は Rusk 通院プログラムにて  1.3 に示すような神経心理ピラミッドと呼ばれる認知機能を中心とした心理学的機能を階層的に捉えた。内容として、前頭葉を基盤とした高次脳機能障害を、底辺から①神経疲労、②抑制困難や無気力、③注意・集中力、④情報処理、⑤記憶、⑥高次遂行機能や論理的思考力、⑦自己の気付き、の7種類に階層化している。これらの7種類の機能は、下から上へ影響している。つまり、高次脳機能のリハビリテーションにとって気づきを与えることが、認知機能全体を扱うため最重要であるということである。

気づきにおいては、Crosson らにより、 1.4 のような階層性があるといわれている[19]。神経心理学的リハビリテーションにおいて、体験的気づきや予測的気づきを深めていくことは重要である。しか

【参考】神経心理ピラミッド

～ニューヨーク大学医療センター・ラスク研究所～

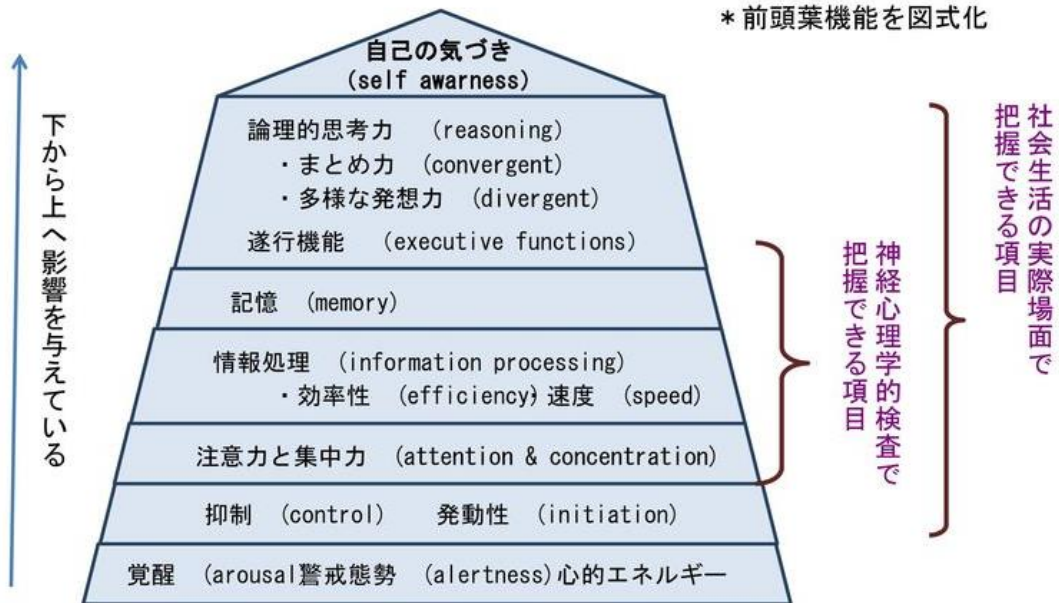


図 1.3 神経心理ピラミッド

Fig. 1.3. Neuropsychological pyramid.

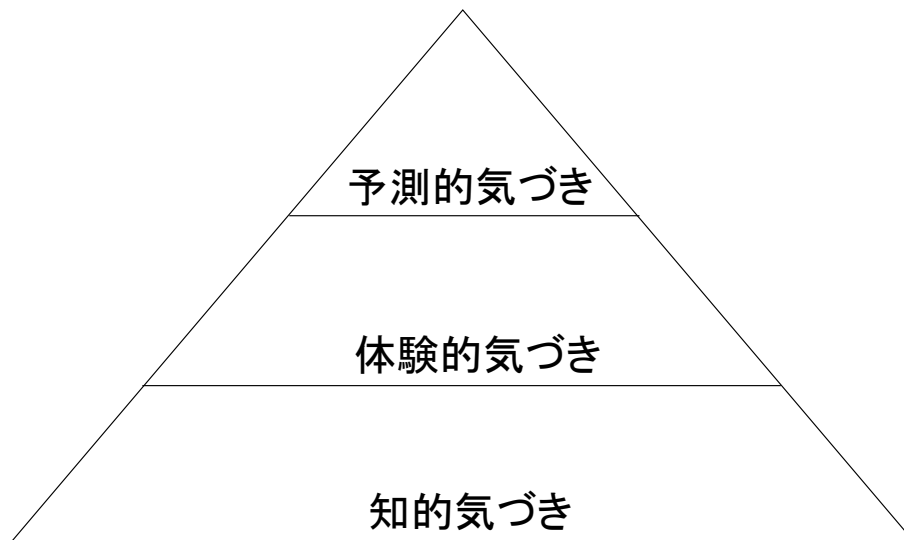


図 1.4 自己認識の階層

Fig. 1.4. Stratified self-awareness.

し、前頭葉機能障害や右脳損傷がある場合は、自己意識性の低下、病識欠如といった症状も生じるため、体験的気づきは得られにくい。

先崎・三村[19][20]も「気づきはリハビリテーションの入り口であり、最大の難関である」と言っているように、症例が自身の障害

について気づくことやリハビリテーションへの意欲が重要な要素となる。つまり、症例自身が自身の行動を振り返ることは、自身の障害について気づき、リハビリテーションへの意欲が向上すると考えられる。高次脳機能障害者の気づきに関しては、長野[21]は名古屋市総合リハビリテーションセンターで高次脳機能障害者の気づきにリハビリテーションの過程や復帰後の効果についてまとめている。

現状の認知リハビリテーションは、リハビリテーションの担当者がリハビリテーションを行っている際に常に危険がないか、怪我をしないかなどを見守る必要があり、担当者の経験により作業内容を記録し、評価するなど多忙である。また、現状の認知機能の状態を把握する場合は、ペーパーテストなど生活行動とは違った認知機能の評価方式を用いる。つまり、現状では評価は担当者の判断によるところが大きく、認知機能の評価もリアルタイムに反映することが難しいと言える。

以上のことから、高次脳機能障害者に対する認知リハビリテーションの課題として、安全にリハビリテーションを遂行することができ、症例の障害レベルに応じて適切な内容のナビゲーションを行い、症例がどのような作業を行ったのかを自動で判断し、担当者の熟練度による評価の違いをなくし、日常行動からリアルタイムに認知機能の評価できることが重要であると考えられる。

## 1.2 研究目的

本研究の目的は、高次脳機能障害を持った高次脳機能障害者の自立に向けた認知リハビリテーションシステムを実装するために、情報機器を用いた認知リハビリテーションシステムの確立を目指す。内容として、担当者が常に監視せず、症例自身が安全・安心してリハビリテーションを行うことのできる方式の確立を目的とする。本研究では、その基礎となるリハビリテーション中に行った行動の自動識別および、調理行動における生活行動に密着したリアルタイムな認知状態を把握するための評価指標を提案し、認知機能の評価を行う。

具体的には、認知リハビリテーションの効果の高い調理リハビリテーションに着目し、ウェアラブルカメラを用いて、症例が調理動作をきちんと行っていたのかを腕の動かし方や調理器具情報を用いることで調理動作認識を行う。認知機能に関しては、特に注意機能に焦点を当て、作業に集中していたのか、複数の作業に注意が向けられていたのかをリアルタイムに評価を行う。

### 1.3 本論文の構成

本論文の構成について述べる。

2章では、高次脳機能障害者に対する認知リハビリテーション支援システムに対する期待と技術的要件について述べる。はじめに、認知リハビリテーションにおける様々なリハビリテーションの報告について述べる。その後提案する、提案する認知リハビリテーションシステムの全体像を紹介し、認知リハビリテーションに対する期待として、実際の高次脳障害者に対して振り返り認知リハビリテーションを実施した結果を示す。具体的には、大阪府立障がい者自立センターに入居していた5名の症例に対し、それぞれ1か月間、調理リハビリテーション3回、振り返り2回の認知リハビリテーションを行った。結果として、5例中5例の自身への障害の気づきを与えることができ、2例についてリハビリテーションについて意欲的になったことを示す。その後、提案した認知リハビリテーションの自動化に向けた実装に必要な技術的要件について提示する。

3章では、認知リハビリテーション支援システムを構成技術の関連研究について述べる。具体的には、2章で示した技術的要件のうち、本研究で扱う動作認識、認知機能評価、情報機器を用いた認知リハビリテーションの関連研究について紹介する。動作認識に関しては、ユビキタス系とウェアラブル系の動作認識手法について、認知機能評価に関しては、従来行っている方式について紹介する。

4章では、認知リハビリテーションで題材とする調理行動の認識手法について述べる。方法として、ウェアラブルカメラを装着し、得られた動画における腕の動きに着目した。具体的には、調理時における腕の軌跡・移動方向ヒストグラムを用いて認識を行う。始めに軌跡データを固有空間へ変換し、固有空間上の軌跡データに対する主成分の分散と軌跡の長さから決定木により大まかな分類を行う。分類後、連続DPマッチングを用いて、調理動作の認識を行う。しかし、連続DPマッチングではデータの系列情報の類似度の計算は可能であるが、方向成分に対する手の移動量は不明である。そこで、移動方向ヒストグラムを導入する。移動方向ヒストグラムは手領域のオプティカルフローから算出し、手の移動方向を16,32分割しヒストグラムを作成し、k-Nearest Neighbor, Support Vector Machine, Neural Networkそれぞれの識別関数により識別する。結果として、軌跡データのみで46%、移動方向ヒストグラムのみで73%、両方のデータを組み合わせて84%の識別率であり、提案手法の有効性を確認した。

5章では、腕の動きに加えて、調理器具情報を付与した調理動作認識の手法について述べる。具体的には、4章で提案した腕の動かし方の特徴量に加えて、調理器具情報を付加した動作認識の手法について述べる。はじめに、調理器具の場所を特定するために、Region CNN において候補箇所のセグメンテーションに使用されているアルゴリズムの一つである **Selective Search** を用いる。**Selective Search** を用いて候補点として挙げられて領域に対して、物体認識を行う。物体認識では、従来の一般物体認識の手法である **Bag of Features** と提案手法である深層学習の **Deep Convolution Neural network** を用いた方式を比較し、得られた調理器具の情報から調理動作率を算出し、腕の動かし方と調理器具情報を統合し識別を行った。その結果、一般物体認識を統合した方式では72%、深層学習を統合した方式では84%であり、提案手法の有効性を確認した。各動作の詳細について確認すると、腕の情報だけでは、加える動作と剥く動作の精度が90%以上であり、炒める動作と切る動作が60%程度、（かき）混ぜる動作が57%と2動作以外の精度が低い結果であったが、腕の動かし方と調理器具情報を付加させることで、対象とした各動作の識別精度が75%以上となり、平均で84%と安定した精度で識別することができた。

6章では、調理中における配分的注意の評価尺度の提案と提案した評価方法の検証を行った。具体的には、従来のボトムアップ注意モデルとトップダウン注意モデルから生成されるモデルに加えて、人間の視覚特性である **FFA(Fusiform Face Area)**, **EBA(Extrastriate Body Area)**, **PPA(Parahippocampal Place Area)**を考慮した特異注意モデルを提案し、従来のモデルに加えた人間の特性に近い視覚的注意モデルを定義する。定義した視覚的注意モデルから注視エリアを推定する。推定した注視エリアに対して、使用する調理器具を確認したのか判断、複数作業時における切る動作の腕の押さえ方の形・移動量に基づいた配分的注意評価指標を提案し、6名の健常者に対して認知負荷の有無によってt検定を行った。検定をした結果として、有意差が認められ、配分的注意の評価指標としての有効であることを示し、リアルタイムに配分的注意を評価し、状態を把握することができることを示した。

7章では調理中における持続的注意の評価尺度の提案を行い、提案した評価方法の検証を行った。具体的には、6章で提案した視覚的注意モデルに対して、顔検出アルゴリズムなどを追加し、より人間の視覚的注意モデルに近い処理を実装した。その後、生成した視覚的注意モデル顕著度の高い部分を視線情報と仮定し、視線の移動量・視線の滞留時間に基づいた持続的評価指標を提案し、9名の健常者に対して認知負荷の有無によってt検定を行った。検定をした

結果として有意差が認められ，持続的注意の評価指標としての有効であることを示しし，リアルタイムに持続的注意を評価し，状態を把握することができることを示した．

8章では，本研究についてのまとめと今後の課題と結論について述べる．



## 第2章 認知リハビリテーション支援システムに対する期待と技術的要求条件

本章では、従来の認知リハビリテーションについて紹介し、我々が提案する認知リハビリテーションの期待と概要について述べ、提案した認知リハビリテーションを2014年度に行った実例を示し、最後に今後自動化を目指すための技術的要求条件について述べる。

### 2.1 認知リハビリテーションに関する既存研究

認知リハビリテーションは、認知機能回復・代償手段獲得、障害認識社会的行動障害・心理症状に分けて様々なアプローチがとられている。

認知機能回復・代償手段獲得には、注意障害を対象としたものが数多くある。これには、注意障害出現頻度が高いこと、注意障害がその他の高次脳機能障害を引き起こしているケースがあること、そして注意障害が日常生活やリハビリテーション全体に大きく影響することなどが関係している[16]。注意障害のリハビリテーションでは、Sohlberg & Matter[22]の Attention Process Training が代表であるが、中島[10]は、注意の領域特異的な訓練として、回復期の脳血管障害患者に視覚的処理速度訓練を実施し、その効果を検討している。また、藤井・松岡ら[23]は、外傷性脳損傷者を対象として、反復訓練による注意機能改善を目指したドリルを開発し、その効果を検討している。

記憶機能に関しては、種村ら[24]や橋本[16]らによって、注意機能などの他の認知機能にくらべて、反復訓練による改善が低いことが指摘されている。しかし、種村ら[24]によれば、保たれた記憶を活用することによって反復訓練が有効な場合もあると示唆している。記憶機能の代表的な認知リハビリテーションとして、誤りのない条件下で学習を進める誤りなし学習、手続き的記憶を利用して特定領域に知識を獲得する方法、必要な情報を一定の手順で覚えながら意味処理を促す PQIRST 法などがある。

また、記憶障害に対する情報技術を用いたアプローチとして、PDA (Personal Digital Assistant) や携帯電話などを用いた場合もあり、電子機器の利用は多量の貯蔵が容易にできることがメリットとして挙げられるが、操作法を覚えるなどと言った問題もあると種村ら[24]は指摘している。なお、勿田[25]は、メモリーノートや電子機器の使用には、単なる記憶の外的補助としてではなく、障害者の自立的な行動管理を促進できるという利点もあると示唆している。

遂行機能障害については、概念自体が新しく、この障害を対象とリハビリテーションは、他の高次脳機能障害と比較すると報告数も少ないと橋本[16]は言っている。代表的な手法としては、von-Cramon[26]の言語による行動の調節機能を利用した自己教示法や多層的で複雑な問題解決場面を分析、解決、評価の段階に分けて、それぞれの段階を言語化しながら行う問題解決訓練がある。本田[27]は、遂行機能障害のリハビリテーションには問題解決訓練が最も有効であったと報告している。

以上のような、従来からある認知リハビリテーションの手法は、現在の臨床現場において広く用いられており、多くの場合、改善を見出している。近年では、川上・中島[28]の注意と記憶障害の集団リハビリテーションや、長野[29]のインタラクティブリハビリテーション、亀田ら[30]のゲームを利用した認知リハビリテーションなどの試みの報告がある。

次に、記憶認識として、長野[29]は、名古屋総合リハビリテーションセンターにおいて実践されている、障害認識に対する心理的アプローチを報告しており、自己認識は、知的気づき、体験的気づき、予測的気づきの三段階からなり、心理的アプローチは、これらの段階に沿って体系的に進められると示唆している。

まず、知的気づきでは障害そのものを知るための心理教育を行い、その後本人が実生活やリハビリテーションの中で体験したことを整理し再認識させることで、体験的気づきとして自分の障害を認識させ、予測的気づきとして自分の障害への対処の仕方を考えるように方向づけさせる。

最後に、社会的行動障害および心理症状として、Williams & Evans[31]が指摘するように、認知リハビリテーションは、多くの場面でうつや不安を含めた患者の心理症状に直面する。高次脳機能障害に伴う心理症状は、それ自体

が患者や家族にとって大きな問題になるだけでなく、患者のリハビリテーションに対する理解や進行尾を妨害する。そのため、心理症状の改善は認知リハビリテーションの大きな課題の一つであるが、心理症状の改善までも含んだアプローチは少ない。心理症状の改善には記憶障害や注意障害などの個々の認知障害を考慮し、状況に応じて柔軟に対応する必要がある。特に、橋本ら[16][32]の報告によると、行動療法や認知行動療法を中心とした行動論的アプローチは、高次脳機能障害者が抱える心理的問題への有効性が示唆されている。

情報機器を用いたリハビリテーションで、調理を題材とした方法として、担当者が常時、調理作業を見守り、指導、補助する等があり、負担も大きくなる。そこで佐野らは、担当者の負担を軽減し、症例が自立して調理できる、「調理ナビゲーションシステム」を開発し[37]、その効果を検証したところ、この「調理ナビゲーションシステム」が自立調理を促し、症例の自己効力感向上に寄与したことを報告している[33][34]。また、この「ナビゲーションシステム」を用いた訓練に、管理栄養士が関与し、食生活に関する基礎講習を組み入れ、症例自身が立てた献立を調理できるように改善した健全な食生活遂行支援をした研究もある[35]。

本研究では、振り返り認知リハビリテーションと題して、自身のリハビリテーションの内容や認知機能を映像・コメント・点数によって振り返ることで、認知リハビリテーションに必要な自分自身への“気づき”の誘発やリハビリテーションの“意欲”の向上を行うことができる。具体的な成果として、大阪府立障がい者自立センターにて実験を行った結果を示す。

## 2.2 提案する認知リハビリテーション支援システムに対する期待

本研究で提案する認知リハビリテーションは、これまでの認知リハビリテーションで課題となっている、担当者の負担減少、担当者の経験による判断能力の差をなくす、リアルタイムな認知機能の把握、生活に密着した認知機能評価、施設に通うことなく在宅で認知リハビリテーション容易に行うこと

ができる。また、自身のリハビリテーションの行動を映像で取得しているため、客観的に自身の行動を振り返ることができ、認知機能も点数化され、その部分に対するコメントを表示させることで、症例自身の気づきの誘発を行うことができる。また、気づきから次のリハビリテーションへの意欲を向上させることができる[22]。

## 2.3 振り返り支援システムの目的・概要

振り返り認知リハビリテーションの目的は、①患者自身がその症状に気づき自覚を促すこと、②認知リハビリテーションへの意欲を促すことである。この2つの目的を達成するために、**図 2.1** に示すシステムを提案した。

システムの流れは、(1) 目標設定、(2) リハビリテーション行動（調理行動）取得、(3) 認知機能評価と振り返り対話生成（データ処理）、(4) 振り返り、(5) 再度(1)からリハビリテーションを実施、から構成した。各項目の詳細を以下に示す。

### (1) 目標設定

担当者と患者が、その日に実施するリハビリテーションの内容を決めた。

### (2) リハビリテーション行動の取得

(1)で決めた目標に対して、リハビリテーション（調理）を行った。このとき、ビデオカメラで調理者の作業風景を録画した。

### (3) 認知機能評価と振り返り対話生成

調理の録画データから、認知機能の評価と振り返り対話の生成を行う。また、行動ミスをした場合に自身で気づき、リカバリ行動をとった際、リカバリ点として評価を行った。

### (4) 振り返り支援

調理ナビゲーションで提示している教師映像と(2)で録画をした自身の映像を客観的に振り返り、(3)の認知機能の評価を各症例に提示し、自身の現状を把握する。振り返り担当者と各症例と対話をしながら振り返りを行い、気づきの誘発と意欲の向上を図った。また、振り返り時はカメラにより録画を行った。

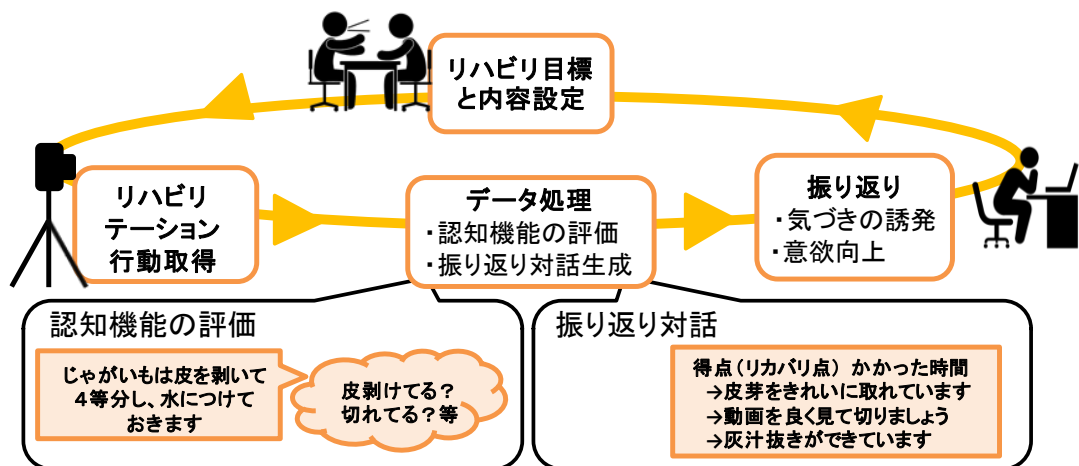


図 2.1 振り返り支援システム

Fig. 2.1. Reflection support system.

本研究では、調理行動を通じて、センサを用いて行動記録、調理行動における認知機能の定量化を行い、得られたデータに対して指示された項目が達成できたのか、危険な行動はなかったのかなどコメントを生成するとともに、生成したコメント、認知機能の評価及び調理の体験映像を症例自身に振り返る認知リハビリテーションを進めていった。

### 2.3.1 ナビゲーション

リハビリテーションプログラムのナビゲーションを行う。本研究では、調理リハビリテーションにおけるナビゲーションとして、レシピが挙げられる。通常のレシピでは、テキストや写真などを用いた静的メディアで構成されている。しかし、調理初心者や不得手な者にとっては静的メディアのレシピは難しく、特に高次脳機能障害を持った症例はより困難である。そこで、宮脇ら[37]は、静的メディアと映像などの動的メディアを効果的に組み合わせ、レシピの内容も短文で暗黙知を排除する構成にすることで高次脳機能障害者の負担を軽減した調理ナビゲーションシステムを構築した。本研究においてもこの調理ナビゲーションシステムを活用して調理を行った。

## 2.3.2 行動取得

実際のリハビリテーションにおける行動を取得する。行動の取得にはウェアラブルカメラや加速度センサなどのウェアラブルセンシングや定点カメラなどのユビキタスセンシングのアプローチがある。本研究では、実際の認知リハビリテーションにおいて容易に取り入れることができ、使用者に負担があまりかからないウェアラブルカメラを用いて行動取得を行う。ウェアラブルカメラのデータを用いて行動識別などを行うが、振り返り時にウェアラブルカメラの映像を用いると、視線移動やブレなどの影響で人によっては映像酔いしてしまう恐れがある。そこで、データを補完する意味合いも込めて、客観的なカメラである定点カメラを用いて行動取得も行う。具体的な行動取得から認識に関しては4, 5章にて述べる。

## 2.3.3 振り返り支援インタフェース

振り返り支援インタフェースは、注意機能評価、タスク達成度評価、リカバリ評価に関する評価点とそれに伴うコメントを生成したナビゲーションインタフェースである。これは、調理ナビゲーションシステムと対応しており、項目ごとに評価が出る。振り返り支援インタフェースでは、調理ナビゲーション同様、動画とコメントを一緒に見せた。動画には、実際の症例の各項目に対する調理映像が流れた。動画とコメント、評価点を症例に見てもらい、「気づき」や「意欲」を誘発した。通常の点数表記が認知機能の評価であり、カッコつきで表現している加点部分がリカバリ評価となった。今回、評価点として「(タスク達成度+注意機能評価+リカバリ評価) / (タスク達成度+リカバリ評価) × 100」と計算し、100点満点表示にして提示した。

コメントの生成は、①各症例の向上心に積極的に働きかける、②問題点と評価点をわかりやすく結びつけるために、PNPルール(Positive 評価 Negative 評価 Positive 評価の順に提示)を設定した。Positive 評価と Negative 評価の割合は、バーバラの研究[38]より経験的に3:1の割合とした。図2.2に振り返りインタフェースの例を示す。

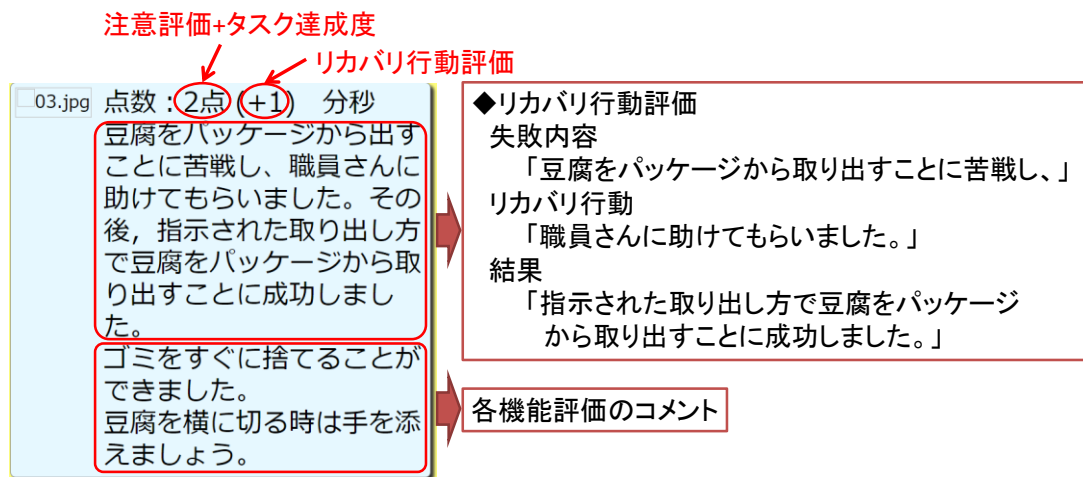


図 2.2 振り返りインタフェースの例  
Fig. 2.2. Example of reflection interface.

### 2.3.4 振り返り対話

本研究では、①患者自身がその症状に気づき自覚を促すこと、②認知リハビリテーションへの意欲を促すことを目的とした。そこで、2つの目的を達成するために、振り返り支援を行った。方法として、各症例自身が現状を把握するために、認知機能の評価を提示し、実際に調理した体験映像と調理ナビゲーションに指示された教師映像を用いた追体験を行い、各症例と担当者との振り返り対話を行い、症例の気づきを誘発した。体験映像と教師映像から実現することができる追体験は単に各症例の客観的評価を行うためでなく、ミラーニューロンシステムに働きかけ、気づきを誘発するためであった。ミラーニューロンは、1996年に Rizzolatti ら[39]が「他者の行動を自分がやったかのように写すニューロンがあり、下前頭皮質で発見された」という報告をし、その後 2004 年の報告では、「人間の脳に存在する自分がある動作をしているとき、他者が同じ動作をしているのを見ているときに共通して活動する部位が散在し、それらを総称したもの」で、さらに言語との関係が報告されている[40][41]。また、Perani ら[42]は、「CG で作られた腕の運動より本物の人間の腕の運動を見ているときの方が細胞は活発化する」と報告している。

振り返り効果の測定方法は、ミラーニューロンシステムに基づき、体験映像と教師映像を各症例と担当者の 2 人で確認し、振り返り対話を行った。振

り返り対話は、冒頭で記憶の想起を行い、目標の確認、全体を通しての振り返りコメント生成・評価点提示、ステップ毎の詳細な振り返りを行う戦略をとった。振り返り対話を行う際に、重要なのが症例自ら意欲を出すこと、気づきを得ることなので、担当者が話し手の主体にならないことに注意が必要である。このとき、振り返りを行っている場面をカメラで録画し、振り返り終了後に映像を分析し、各症例の発言内容から「意欲」や「気づき」の発言に基づき、発言回数を記録した。本研究では、「意欲」「気づき」を以下のように定義した。

意欲：「～したい」「～しよう」「～する」「疑問文全般」「～なの？」  
「～かな？」

気づき：「～している」「～だったのか」

## 2.4 症例

本章では、2014年7月～2015年2月に、大阪府立障がい者自立センターの入所中の高次脳機能障害者5例を対象とした、振り返り認知リハビリテーションを実施した結果について述べる。

プログラムの参加にあたり、症例全員に研究内容を説明し、実験参加への同意を得た。本研究は大阪工業大学ライフサイエンス実験委員会の審査に基づき実施した（承認番号：2014-7）。

次に、実験に協力していただいたセンターの患者5例のまとめを表2.1に示す。

- 症例A：病識の欠落、右不全片麻痺、失語症あり。日常の移動時は下肢装具使用。
- 症例B：特に固執傾向が強く、自分の行動を認めようとしない。軽度の体幹失調あり。手指の巧緻運動が不得手。不注意が多い。
- 症例C：病識の欠落。自信が持てない。注意障害、遂行障害、記憶障害あり。全体的に認知機能が低い。
- 症例D：行動に自信が持てない。右片麻痺あり。失語症あり。
- 症例E：自信が持てない。右片麻痺あり。失語症あり。



表 2.1 症例  
Table 2.1. Cases.

症例		A	B	C	D	E
性別		男性	男性	男性	男性	男性
年代		50代	50代	40代	50代	50代
発症からの経過月数		1年 7か月	10か月	17年 11か月	1年 6か月	1年
診断名		くも膜下出血 失語症 —	小脳出血 右前頭葉 高血圧	脳腫瘍 水頭症 —	左被殻出血 — —	左被殻出血 — —
障害		右片マヒ 失語症 独歩(下肢 装具使用)	軽度の体幹 失調 手指の巧緻 運動障害 —	なし — —	右片マヒ 失語症 杖歩行(短 下肢装具使 用)	右片マヒ 失語症 杖歩行(短 下肢装具使 用)
障害者手帳・ 等級		精神・ 2級	精神・ 2級	精神・ 2級	身体・ 1級	身体・ 2級
高次 脳機 能障 害★	注意 障害	あり	顕著	あり	あり	疑いあり
	記憶 障害	顕著	疑いあり	あり	疑いあり	疑いあり
	遂行 障害	あり	あり	あり	なし	疑いあり
	その他	なし	なし	モノをた め る傾向あり	なし	処理能力の 低下あり
WAIS- III	全検査	95	101	67	—	—
	言語性	94	115	69	—	—
	動作性	98	83	69	70	88
	言語 理解	93	112	80	—	—
	知覚 統合	106	89	72	66	106
	作動 記憶	103	117	65	—	—
	処理 速度	81	105	75	63	54

★症例の程度は低いものから順に「なし」「疑いあり」「あり」「顕著」

上記、すべての症例は、病識が欠落しているか、または自信が持てない点で共通項がある。

## 2.5 プログラムの内容と振り返りのタイミング

認知リハビリテーションの期間は、各症例に対して1か月であり、調理は3回（週1回）、実施し、振り返りを実施した。

調理内容は調理ナビゲーションに収録されているレシピから、各症例にできると判断した調理をセンターの担当者とともに選択した。実際のリハビリテーションでは、基本的に症例が一人で判断をして行うが、担当者も同伴し、各症例が困難な状況になっている場合や、危険等があれば介入した。

振り返りは1人2回行った。各症例の振り返りのタイミングを表2.2に示した。本プログラムでは、1回目の調理を行った後に、1回目の調理を振り返る、1次振り返りを実施し、3回目の調理を行った後に、1～3回の調理を振り返る、2次振り返りを実施した。ただし、スケジュールの関係で、症例Bのみ、1次振り返りは、2回目の調理を行った後に、1回目と2回目の調理を振り返った。

表2.2 振り返りのタイミング  
Table 2.2. Timing of reflection..

調理プログラム	振り返り回数	症例 A	症例 B	症例 C	症例 D	症例 E
1次振り返り	一回目	じゃがいもとたまねぎのみそ汁	オムレツ	肉じゃが	肉じゃが	ポトフ
	二回目	—	肉じゃが	—	—	—
2次振り返り	一回目	じゃがいもとたまねぎのみそ汁	オムレツ	肉じゃが	肉じゃが	ポトフ
	二回目	オムレツ	肉じゃが	ハンバーグ	ハンバーグ	ぶり大根
	三回目	三色丼	豆腐と油揚げのみそ汁	ポトフ	ポトフ	回鍋肉

## 2.6 振り返り支援システムに基づく認知リハビリテーション

2.2で示したように、振り返り認知リハビリテーションの目的は、①患者自身がその症状に気づき自覚を促すこと、②認知リハビリテーションへの意欲を促すことである。この2種類の目的を達成するために、2.2.4節に示した振り返りを行う。

### 2.6.1 注意機能

注意機能のコメントは、専門家の意見を参考に刃物を扱う作業である「切る」、火を扱う作業である「煮る」「焼く」行動に着目し、2つの評価指標を基に減点方式で評価した。

- (1) 維持指標：継続して、作業を行えているか
- (2) 配分的注意指標：並行作業時に、他の状態に気を配っているか

3つの行動に対する評価コメントを表2.3に示す。特に注意行動では、「包丁の置く場所が手前すぎる」、「火の回りに何か物が置かれている」の二点は、重大な怪我や事故につながる危険性があるため、今回は減点数を2点に規定した。

表2.3 注意行動評価コメント  
Table 2.3. Evaluation comment of attention behavior.

作業内容	行動結果	評価コメント	減点数
切る (刃物)	猫の手の形で食材を切っていない	猫の手の形をして切りましょう	1
	包丁の葉の向きが手前	包丁の刃の向きが危険です	1
	包丁の置く場所が手前すぎる	包丁の置き場所が危険です	2
焼く/ 煮る(火)	火の回りに何か物が置かれている	燃え移ると危険です	2
	火が強すぎる	焦げる危険があります	1
	煮込み具合・焼き加減の確認がない		1

## 2.6.2 タスク達成度

タスク達成度評価は、調理ナビゲーションに準じた評価で、加点方式で行い、1ステップあたり5点満点とした。調理ナビゲーションシステムに記載されているステップ中のサブステップ動作に対して、きちんと遂行されているか（取りこぼしがないか、分量が適切か、タイミングは適切か、取組時間はかかりすぎていないか）をチェックし評価を行った。今回、実験で取り組んだ調理9品目に対する評価基準の一例を表2.4に示した。サブステップ動作は、レシピに表記されている動作ごとに分解をした。

また、単にタスクを達成したかどうかを評価するだけでなく、失敗した場合にきちんと対応できたかを評価したりリカバリ行動評価を取り入れた。リカバリ行動評価は、失敗した場合に、その問題を解決するために取り組んだ行動に対して与える評価で、失敗しても解決できた等の柔軟な評価が可能となる。そのため、前述した2つの評価と異なり、各工程で必ず発生する評価でないので、認知機能評価とは別に、リカバリ評価を別表記した。

表2.4 遂行機能評価基準  
Table 2.4. Executive function evaluation reference.

調理名	じゃがいもとたまねぎのみそ汁			肉じゃが		
	食材	作業	調理行動	食材	作業	調理行動
調理行動手順	じゃがいも	下準備	指示された個数用意する	全て	洗う	洗う
			洗う			玉ねぎ
	皮を剥く		指示されている切り方で切る			
	芽の茶色の部分を取る		時間			
	じゃがいも		じゃがいも	指示されている大きさに切る	下準備	皮を剥く
				指示されている切り方で切る		指示されている切り方で切る
	じゃがいも		指示されている大きさに切る	水につけて灰汁抜きをする		
				時間		時間

### 2.6.3 リカバリ評価のコメント

リカバリ評価のコメントの生成方法は、「失敗内容」「取り組んだ行動」「結果」の順にコメントを生成した。例えば、「豆腐をパッケージから取り出すことに苦戦し、職員さんにどのようにして取り出せばよいのかを尋ねました。その後、指示された取り出し方で豆腐をパッケージから取り出すことに成功しました。」の場合、失敗内容が「豆腐をパッケージから取り出すことに苦戦し」で、取り組んだ行動が「職員さんにどのようにして取り出せばよいのかを尋ねました。」で、結果が「そしてその後、指示された取り出し方で豆腐をパッケージから取り出すことに成功しました。」であった。

### 2.6.4 認知機能評価の具体例

認知機能評価は、8.3.1 と 8.3.2 で示した評価基準で決定された。評価点及び振り返りインタフェースへのコメントのルールを表 2.5 に示した。本研究では評価基準を、1 ステップごとに最大5点とし、点数の内訳は次の通りとなった。

表 2.5 遂行機能コメントルール  
Table 2.5. Comment rule of executive function.

調理名	じゃがいもとたまねぎのみそ汁				
	食材等	作業	調理行動	良い(POINT +)	悪い(POINT 0)
調理行動手順	じゃがいも	下準備	指示された個数用意する	きちんと用意できました	きちんと用意しましたよう
			洗う	きちんと水に通せています	きちんと水に通しましょう
	じゃがいも		皮を剥く	きちんと皮を剥くことができています	皮をちゃんと剥きましょう
			芽の茶色の部分を取る	きちんと取ることができています	きちんと取りましょう
			時間	手際よくできました	少し時間がかかりすぎています
	じゃがいも		指示されている大きさに切る	きちんと切ることができています	指示をよく確認しましょう
			指示されている切り方で切る	きちんと切れています	指示とお手本をよく見ましょう
			時間	手際よくできました	少し時間がかかりすぎています

○加点対象

- ・タスク達成度： 3（すべて達成）， 2（1つ不十分），  
1（2つ不十分）， 0（それ以外）
- ・時間： 2（教師映像時間+90秒）， 1（教師映像時間+180秒），  
0（それ以外）

○減点対象

- ・注意行動： -2（表 8.3 に指定）， -1（表 8.3 に指定），  
0（危険行動なし）

今回、時間に関しては、対象とした各症例の平均的な調理時間を閾値とした。また、調理動作数2の場合のタスク達成度は「3,2,0」、調理動作数1の場合は「3,0」とした。具体例として、表 2.4 に示した「肉じゃが」の「玉ねぎ」の工程では時間を除けば調理動作数が2であるので、すべてできていれば3点、1つ不十分なら2点、すべてできていない場合は0点となる。

## 2.7 実験

症例 A~E の3回の調理リハビリテーションにおける「タスク達成率」「注意機能評価」「リカバリ評価」および1次振り返りと2次振り返り実施時の「気づき」と「意欲」に関する発言回数を表 2.6 に示した。タスク達成度を達成率で表現したのは、調理ステップ数が調理ごとに変動するためであり、「タスク達成率 (%) = タスク達成度点 / 全タスクの達成度点 × 100」で算出した。

### 2.7.1 全体に関する結果

表 2.6 に示したようにタスク達成度の評価は、回数を重ね、振り返りを行うことで症例 A 以外の4例で評価が単調増加し、提案システムの有効性を示すことができた。また、1次振り返り後の調理リハビリテーションではどの症例も振り返り前に比べてタスク達成度の評価が向上していた。さらに、どの症

表 2.6 各症例の認知機能評価の結果  
Table 2.6 Result of cognitive function evaluate of cases.

症例	調理リハビリテーション	認知機能評価点				気づきの発言回数		意欲の発言回数	
		タスク達成率(%)	注意機能評価点(点)	リカバリ点(点)	合計(正規化後)	1次振り返り	2次振り返り	1次振り返り	2次振り返り
A	1回目	63	-6	0	54/100				
	2回目	75	0	3	80/100	2	3	1	1
	3回目	70	-2	2	70/100				
B	1回目	53	-3	5	56/100				
	2回目	69	-2	0	66/100	3	6	3	6
	3回目	78	-2	3	80/100				
C	1回目	67	0	0	67/100				
	2回目	82	0	1	84/100	2	5	1	1
	3回目	97	0	0	97/100				
D	1回目	62	-1	2	64/100				
	2回目	72	0	0	72/100	1	2	1	2
	3回目	83	0	4	89/100				
E	1回目	72	-2	4	75/100				
	2回目	84	-5	1	76/100	1	2	1	1
	3回目	87	0	1	89/100				

☆破線は1次振り返り実施のタイミング

例に関しても1次振り返りより2次振り返りでの気づきの回数が増えた。注意機能評価やリカバリ評価もムラはあるがプロセスの中で見る事ができた。

## 2.7.2 各症例に関する結果

各症例に対する実験の結果について以下に示す。

### a. 症例 A の結果

症例 A のみ3回目の調理リハビリテーションにおいては、注意機能評価が-2とタスク達成率が下がる結果になった。1次振り返りの前後の調理リハビリテーションにおいて、注意機能評価が-6から0ときちんと注意できており、リカバリ評価も自発的に行い0から3に増加し、タスク達成率63%から75%に増加した。また、2次振り返りより1次振り返りでの「気づき」の発言回数は増加したが、「意欲」の発言回数は変化なかった。

### b. 症例 B の結果

1次振り返りの前後の調理リハビリテーションにおいて、リカバリ行動は自発的に行い0から3へ増加し、タスク達成度も69%から78%に増加した。

しかし、3回の調理リハビリテーションで注意機能の評価があまり変化なく、不注意な部分があった。また、2次振り返りより1次振り返りでの「気づき」の発言回数と「意欲」の発言回数が2倍に増えた結果となった。

### c. 症例Cの結果

症例Cのみ3回の調理リハビリテーションにおいて注意がきちんとできていた結果であり、タスク達成度率も3回目の調理リハビリテーションにおいて全症例中で最も高い97点であった。1次振り返りの前後の調理リハビリテーションにおいて、リカバリ行動は0から1へ増加し、タスク達成度も67%から82%に増加した。また、2次振り返りより1次振り返りでの「気づき」の発言回数は3回増加したが、「意欲」の発言回数は変化しなかった。

### d. 症例Dの結果

1次振り返りの前後の調理リハビリテーションにおいて、注意機能は-1から0に増加し、その後の調理リハビリテーションでも注意がきちんとできていた。タスク達成度も62%から72%に増加した。また、2次振り返りより1次振り返りでの「気づき」の発言回数および「意欲」の発言回数が1回ずつ増えた。

### e. 症例Eの結果

1次振り返りの前後の調理リハビリテーションにおいて、包丁の置き方が危険な場面があったため、注意機能は-2から-5に減少したが、全体のタスク達成度は72%から84%に増加した。振り返り直後の調理リハビリテーションでは、1回目の調理リハビリテーションに比べてリカバリ行動をすることがなかったため、リカバリ行動はしていなかったため減少した。また、2次振り返りより1次振り返りでの「気づき」の発言回数は1回増加したが、「意欲」の発言回数は変化しなかった。

## 2.8 考察

2.5で得られた症例実験の結果について考察を述べる。



## 2.8.1 全体に関する考察

表 2.6 に示すように、認知評価が回数を重ねて単調増加の傾向にあったのは、どのような部分ができていなかったのかを認知機能の評価で明確化し、注意機能とタスク達成度、リカバリ行動に関するコメントを提示し、細かい部分まで振り返ることができ、自身の現状を認識できたからではないかと考えられる。このように認知機能を定量化し、自分自身の行動を客観的に振り返ることができる提案システムは、高次脳機能障害者に対して気づきを与え、自身の行動を客観視するように働きかけたといえる。意欲については、今回は、振り返り対話の発話内容のみから抽出したが、失語症の場合は、特に意欲を具現化する言葉を表出することが困難であり、第1回目と第2回目で大きな変化がなかったが、すべての症例に対して取組姿勢自体は積極的であった。また、体験映像とその評価結果を与える振り返り支援システムは、リハビリテーション担当者が気づくことができない点を補完する利点があり、認知リハビリテーション体制を強化する可能性が期待される。

## 2.8.2 各症例に関する考察

各症例に対する実験結果の考察について以下に示す。

### a. 症例 A の考察

症例 A は、1 次振り返りの際、自身の調理行動の点数を聞いて少し首を傾げながら「この点数はできていない方ですよ」という発言や録画されていた自分の行動を見て「あれ、僕こんなミスしていましたっけ」という発言をしていた。このことから、自分は何もミスをしていないという自信を持っていたと考えられる。そのためなのか、振り返り時はあまり喋ることはせず、黙って頷く場面が多かった。しかし、2 次振り返りの際には発言回数が増え、自分の行動を客観視し、気づきの回数も 3 回に増えた。気づきの発言内容としては、あく抜きをする工程を忘れたことに関して「あく抜きに気が付くかどうかですね」という発言や、いんげんを切る工程について「きちんと一本ずつ切っていますね」という発言、鍋に水を入れる工程を忘れたことについ

て「慌てて水を入れていきますね」という発言内容であった。また、症例 A は十分な料理経験がないため、包丁の扱い方や調味料の計量の仕方を全く知らなかった。そのため、1 次振り返りでは包丁の基本的な扱い方から水や調味料の計量の仕方までを学んだ。その後、2 回目と3 回目の調理行動では前回学んだ包丁の扱い方や、計量の方法がしっかりと活かされ、調理技術の向上が見られた。また、症例 A は注意障害ありであるが、1 次振り返りを行ったことで、自身の注意散漫に気づくことができ、1 次振り返り後の調理リハビリテーションでは注意機能評価が-6 から 0 へと良くなり、きちんと注意しているという結果が見られた。タスク達成度と注意機能評価の3 回目の評価点が若干下がっているのは、実習中に食材がないというアクシデントがあり、一時中断したため、注意が散漫になり評価が下がった可能性が考えられる。

### **b. 症例 B の考察**

症例 B は、本リハビリテーションを実施する前は、リハビリテーション担当者が指摘しても自分の行動を決して認めようとせず、病識が欠落しており、意欲の向上も認められなかった。しかし、本リハビリテーションを通じて、他の症例よりも発言回数が多く、調理行動の振り返りに関心が高く意欲が見られた。症例 B の認知評価を見ると、1 次振り返りの前後で注意機能評価が変化しなかったのは、症例 B は注意障害が顕著であるためだと思われる。細かく見てみると、振り返りにより注意散漫になっていたことに気づき、注意をして調理を行うのだが、他の部分の注意が散漫になり、結果が変わらないということになった。実際に1 次振り返りでは、玉ねぎを切る工程で猫の手ができていなかったことについて指摘されたが、「ああ、今のはダメやな」という自覚した発言があった。さらにその後、人参を切る工程の映像を見たときに、こちらが指摘する前に「これもダメだね。この手も」と自覚していた。このことから、自分の問題点がどこにあるかを見逃さないように教師映像と振り返り映像を注視していたということがわかる。調理ナビシステムを用いた調理リハビリテーションを行っているときも、教師映像に対しての注視率が一番高かった。映像付きの振り返り支援ナビゲーションが効果的に働いたと言える。また、振り返り担当者に質問する場面が多かった。切り方が合っていないと注意を受けたときは、「その前後の切る工程で間違いはなかった

か」や、新しく切り方を教わったときは「その切り方は他にどのような野菜を切ることができるのか」、「またどのような料理で使用するのか」等、質問していた。そのため、1次振り返り後の調理リハビリテーションでは、リカバリ評価が0から3へと増え、料理に関する知識を貪欲に吸収しようとする姿勢が見られた。さらに、すべての調理行動の振り返りが終わった際「引き続きこのシステムを利用したい。」という発言や「料理に対するアレルギーがなくなった。外で開講されている料理教室に行こうかな。」などといった発言もあり、本リハビリテーション前の状態とは大きく変化した。

### **c. 症例Cの考察**

症例Cは、手術を繰り返してきたため初回発症が17年11か月前と他の症例より発症からの期間が長期間であり、大きく異なっていた。1次振り返りでは発言が少なかったが、2次振り返りでは自身の行動についての気づきの発言が数多く見られた。1次振り返りでは、担当者が症例に尋ねない限り、頷くだけで話そうとせず、また質問してもメモをとる様子もなく、振り返り終了後に担当者にメモをとるように注意されていた。そこで、次の目標を「何かわからないこと、疑問に思ったことはまず自分で考え、それでもわからなければ必ず質問する」に設定した。そのため、2次振り返り時には発言回数が増え、質問も自ら行うようになった。質問内容は、ビニール手袋をして挽き肉をこねる工程で、手袋が小さく入らず、こねたことについて、「ビニール手袋をしてひき肉をこねる理由はなにか」というものであった。気づきに関しても、担当者から指摘されると頷きながら肯定する場面も多く見られた。例えば、材料を入れるボウルを間違えたときに正しい方法を自分に言い聞かせるように復唱していた。そのためか、今回行ったリハビリテーション中で症例Cが、一番評価が向上した結果となった。また、症例Bと同様に、振り返り終了時に、このシステムを引き続き使用していきたいという発言があった。また、振り返りを行う前は料理をすることに對して不安を抱えていたが、プログラムを通じて、自分に自信が持てるようになったと発言しており、調理リハビリテーションに興味を持ったと思われる。

#### d. 症例Dの考察

症例Dは、1次振り返り時に火をつける前に肉を並べる工程で火をつけてから肉を並べてしまったことに関して、「あ、火をつける前に」と振り返りで気づくことができた。また、角度や向きを変えての野菜の切り方や麻痺のある右手を補助手として使ってみようというアドバイスをを行った。2次振り返り時はメモを取るといった意欲的な様子が伺えた。内容に関しても、以前できていなかった乱切りができた、向きを変えて工夫しながら玉ねぎのみじん切りをしたりと野菜の切り方についてアドバイスをしたり、右手の使い方など1次振り返りからの改善があった。また、右片麻痺を伴っているが、じゃがいもの皮を剥こうとする時に無意識に右手を使おうとしている様子があり、振り返りを通して気づくことができ、発見してからは右手を動かそうとする様子が見てとれた。右片麻痺で行動に自信が持てなかったが、右手を使おうとしている様子に気づき、意欲の向上が観測された。振り返りを終えて「美味しくできて良かった」、「(家でも) やってみたい」という発言があった。システムに関してはタッチ操作よりマウス操作の方が使いやすいという意見があった。

#### e. 症例Eの考察

症例Eは、1次振り返り時、はじめは「うん」「はい」という頷きや「(右手は) 全然動かない」、「利き手ちゃうから切りにくい」、「包丁使いにくい」など後ろ向きな発言が多く見られたが、振り返りを進めていくにつれて「量多かったなあ」という気づきや「(包丁ではなく) はさみを使う」といった提案などが増えた。2次振り返り時は、はじめから頷きが多いものの発言が少なかった。合わせ調味料を半分入れるのにすべて入れてしまった際、ボウルに残った合わせ調味料を入れてリカバリできたことに関しては、「全部入れとる」、「後で気づいて炒めるときに半分残したりするって聞いてったから」という自身のミスへの気づきと、工夫してリカバリできていることについて対話があり笑顔も見られた。また、失語症であり発言が少なかったが、振り返りの一度目も二度目も頷きは多くあり、振り返り映像と教師映像をよく見比べるなど振り返りに積極的な様子が見られた。そして、システムに関して「あ

った方がええと思う」, 「(動画があった方が) 分かりやすい」といった発言があった。

## 2.9 まとめ

本研究で対象とした症例は, 提案した振り返り支援システムを使用することで, 病識が欠落している患者が, 教師映像と自身の調理体験映像を見ながら客観的に自身の行動を見ることが可能になり, 自分の工夫や失敗・行動の危険さに気づくことが可能となることが示唆され, リハビリテーションに対する意欲の向上に繋がることも観察された。このことから, 本論で提案した振り返り支援システムは, 高次脳機能障害者に対する認知リハビリテーションに有効であると考えられた。

### 2.10 自動化けに向けた要件定義

以上, 述べたように振り返り支援システムの有効性を示すことができた。本論文では, センシングシステムに基づく認知機能評価の自動化の研究を行っており, 認知リハビリテーション支援システムの効率化を図っていくための技術について紹介する。

自動化にはいくつかの技術的要件がある。振り返り支援システムの構築にあたり必要となる要件定義を表 2.7 に示す。具体的には, 行動認識, ナビゲーション, 動画のセグメンテーション, 認知機能評価, コメント生成, 振り返り対話がある。行動認識, 動画のセグメンテーション, 認知機能評価, コメント生成は処理的な側面があり, ナビゲーション, コメント生成, 振り返り対話はコミュニケーション技術の側面がある。本研究では, 調理動作認識および注意機能評価の評価について述べる。

表 2.7 要件定義  
Table 2.7. Requirement definition.

要件		内容
認識技術	行動認識※	リハビリテーションに応じた動作を行ったのかどうかを自動で判断する。本研究においては、調理動作が対象となる。レシピに提示している動作を行っていたかを判断する。
	動画のセグメンテーション	カメラから得られた動画は1本の動画である。そこで、動作ごとに動画をセグメンテーションする必要がある。調理においては、洗う動作、切る動作、炒める動作などそれぞれの動作にセグメンテーションをする必要がある。
	認知機能評価※	動作中における認知機能（注意機能・遂行機能）を評価する。調理においては、作業に集中していたのか、危険な行動はなかったのかなどの注意機能や、提示された手順通りに作業が進行できていたのかなどの遂行機能を評価する。
認識技術・コミュニケーション	コメント生成	実際のリハビリテーションの行動・認知機能に関するコメントを生成する。得られた行動結果やオブジェクトの結果、認知状態などから総合的にコメントを生成する必要がある。
コミュニケーション	ナビゲーション	提示されたシナリオに対して行動認識の結果により、自動でナビゲーションを行う。行動認識の結果が必要となる。調理リハビリテーションにおいては、行動を自動で認識し、次に何の行動を行えばよいのかを提示してくれる。協調性を求める。
	振り返り対話	実際の映像、映像に対するコメント、認知機能評価を基に、振り返りを行う。この時、利用者と対話を行いながら振り返り、気づきや意欲を誘発する。あくまで、主体は利用者であり、対話を促す側が主体とならないように注意する。

※印の入っている部分が本論文で対象とした要素技術

## 第3章 認知リハビリテーション支援システム構成技術の関連研究

本章では、本研究で扱う認知リハビリテーション支援システム構成に必要な構成技術についての関連研究について述べる。

### 3.1 動作認識に関する関連研究

動作認識に関する研究として、大まかにユビキタスセンシングとウェアラブルセンシングの2種類がある。ユビキタスセンシングは行動に必要なオブジェクトや環境にセンサを添付し、そのセンサから得られたデータを用いて行動認識を行う手法である。

ユビキタスセンシング系では、RGBカメラより得られた映像から人間の行動を記号列に変換しHMMを用いて認識[43]する方法やオブジェクト間の関係の変化と操作シーケンスを用いた方式[44]、深度センサを搭載したRGB-Dカメラを用いて人の動きに加えてオブジェクト認識を行い、オブジェクトの情報を付加することで認識する手法もある[45]。

特に調理に関する行動認識として、包丁に角速度センサを添付、調理空間にサーマルカメラや光学カメラを設置して調理行動を推定する手法[46]や、ロボットなどを導入し、ロボットのセンサにより行動を推定して、サポートするシステムなども挙げられる[47]。しかし、ユビキタスセンシングの手法は、利用する行動に必要なオブジェクトや環境に複数のセンサを添付する必要やロボットを導入することがあるために、導入・管理のコストが大きくなる問題がある。

一方、ウェアラブルセンシングは、ユーザ自身に加速度センサやカメラなどのウェアラブルセンサを用いるアプローチである。加速度センサを用いた手法では、観測したい身体の部位に装着し、装着した部位の動きをセンサにより取得して行動を認識する[48]。加速度センサは導入・管理のコストが小さくなるが、装着した部位の動き情報のみであり、複数の部位の動きを知りた

い場合は複数個所に装着することとオブジェクトの利用を伴う複雑な行動の認識は難しい。

ウェアラブルセンシングの生活行動認識として、視線運動を利用した識別[49]や頭部運動を利用したスポーツ行動の識別[50]、視線運動と頭部運動に加え optical flow を組み合わせたデスクワークの識別がある[51]。また、視線情報に加えオブジェクトを認識し、オブジェクトのコンテキストを利用し行動を推定する方式[52]、オブジェクト情報に手の形状と顕著性マップを CNN によって学習した方式[53]、ST-patch 特徴量と Joint Boosting を用いて歩行時おける 6 種類の動作識別[54]、RGB-D カメラを頭部に装着し 3 次元特徴を用いた方式[55]もある。

特に、調理動作に関するユビキタスセンシングのアプローチとして、宮脇ら[56][57]は、動作同期型調理ナビゲーションの実現のため、AR マーカや振動センサ、リードスイッチを用いて調理動作の有無を判断している。山肩ら[46][58]は、調理レシピを作成するために、調理器具にセンサを添付、「シンク」「調理台」「コンロ」と場所を区切り光学カメラやサーマルカメラを用いて調理動作認識を行っている。Murakami ら[59]は、多数のセンサを埋め込んだキッチン空間を作成し、調理の手順をサポートするためにマルコフ連鎖モデルを用いた方法を提案している。また、久原ら[60]は調理番組のような調理映像に対して CHLAC (Cubic Higher-order Local Auto-Correlation; 立体高次局所自己相関) 特徴量を用いて調理映像中の各フレームにおける調理者の動きを表現し、「切る」「(かき)混ぜる」「加える」といった調理操作の認識を試みている。

一方、ウェアラブルセンシングのアプローチとして、宮脇ら[61]は、加速度センサを腕に装着し、「切る」「かき混ぜる」「(塩を)振る」動作の認識を試みている。一人称視点映像を用いた調理動作の認識として、井上ら[62][63]は、視線の運動パターンを記号化し、N-gram のヒストグラムを特徴量とした識別を行っており、池ヶ谷[64]らは、色情報で抽出した手領域の重心を用いて 16 方向時系列移動ベクトルと使用している調理器具との相関関係から調理動作の推定を試みている。調理以外の日常行動全体の認識として、久賀ら[52]は、オブジェクトと日常行動との類似性を Web 上の知識から類似度をあらかじめ



求め、一人称視点映像からユーザが利用したオブジェクトに対してディープニューラルネットワークを用いてオブジェクト認識し行動認識を試みている。

ユビキタスセンシングによる調理行動の識別精度は高いが設置等の問題がある。ウェアラブルセンシングによる調理行動認識として、井上ら[62][63]が用いた視線情報では実際に動作を行っていない場合でも視線の動かし方が類似している場合は誤認識する恐れがあり、久賀ら[52]が用いたオブジェクトとの関係性では1つのオブジェクトに対して複数の行動が割り当てられている場合に誤認識を起こすケースがあった。また、池ヶ谷ら[64]は、抽出した手の重心を用いて16方向時系列ベクトルを算出しているため、抽出時に手領域の一部が欠けた場合に重心が大きく変動する問題と動作系列のパターンに着目していない。

本研究でも調理時において腕の動かし方は重要であると考え、抽出時において腕の一部が欠けても比較的安定する手の先を用いて方向時系列ベクトルを算出し、より詳細な特徴を得るために32方向の分解能を追加し、動作系列のパターンを見るために軌跡データを追加した方式について4章に、調理器具情報を用いた方式を5章に示す。

## 3.2 認知機能評価の関連研究

認知機能評価の評価方式として、それぞれの認知機能に応じた方法が取られている。

<注意機能評価>

注意機能評価として、標準注意検査法 (Clinical Assessment for Attention : CAT) [65], 標準意欲評価法 (Clinical Assessment for Spontaneity) [65], 注意スクリーニング検査 (Digit Cancellation Test : D-CAT) [66], TMT (Trail Making Test) [67] [68] などがある。CAT と CAS の内容について表 3.1, 表 3.2 にそれぞれ示す。

CAT の詳細な内容については以下に示す[65]。

(CAT-1) Span (記憶範囲) は、単純な注意の範囲や強度を検討するものであり、これは短期記憶 (short term memory) の代表的検査でもある。この検査は数唱と視覚性スパン[69]から成る。

表 3.1 標準注意検査法  
Table 3.1. CAT: Clinical Assessment for Attention.

---

(CAT-1) Span
1) Digit Span (数唱)
2) Tapping Span (視覚性スパン)
(CAT-2) Cancellation and Detection Test (抹消検出課題)
1) Visual Cancellation Task (視覚性抹消検査)
2) Auditory Detection Task (聴覚性検出課題)
(CAT-3) Symbol Digit Modalities Test (SDMT)
(CAT-4) Memory Updating Test (記憶更新検査)
(CAT-5) Paced Auditory Serial Addition Test (PASAT)
(CAT-6) Position Stroop Test (上中下検査)
(CAT-7) Continuous Performance Test (CPT)

---

表 3.2 標準意欲検査法  
Table 3.2. CAS: Clinical Assessment for Spontaneity.

---

(CAS-1) 面接による意欲評価スケール
(CAS-2) 質問紙法による意欲評価スケール
(CAS-3) 日常生活行動の意欲評価スケール
(CAS-4) 自由時間の日常行動観察
(CAS-5) 輪唱的総合評価

---

(CAT-2) Cancellation and Detection Test (抹消・検出課題) は、選択性注意の検査であり、この中の Visual Cancellation Task (視覚性抹消課題) [70]は、比較的単純な視覚性注意の選択性を図形、数字、仮名の3つのモダリティで検査するものであり、Auditory Detection Task (聴覚性検出課題) は、聴覚性の選択性注意を検討する課題である[71].

(CAT-3) Symbol Digit Modalities Test (SDMT) [72], (CAT-4) Paced auditory Serial Addition Task (PASAT) [73], (CAT-5) Memory Updating Task (記憶更新課題) [74], (CAT-6) Position Stroop Test (上中下検査) [75]には、注意の分配能力や変換能力、また注意の制御能力が大きく関与し、認知心理学的にはワーキングメモリの中枢実行系の機能が反映されると考えられる。また、(CAT-6) Position Stroop Test では、葛藤条件の監視機能 (conflict monitoring) が検討される。

(CAT-7) Continuous Performance Test (CPT) [76]では、持続性注意に関する能力が検討可能である。なお、多くの検査が施行の容易な paper-pencil 型の検査であるが、Auditory Detection Task (聴覚性検出課題) と PASAT では音声収録された CD が使用され、コンピュータ化された CPT では、パソコンが必要である。なお、CAT の多くの検査では、成績は正答数や正答率で評価される。したがって、得点が高いほど成績がよく、注意機能が良好である。

次に、CAS は、他覚的、自覚的 (主観的)、行動観察的な観点からの評価を統合して、意欲の低下や自発性欠乏のレベルの評価を可能な限り定量化している。内容としては次のとおりである[65]。

(CAS-1) 面接による意欲評価スケールでは、対象との直接的な面接 (インタビュー) を通して観察を行い、それに基づいて意欲状態が評価される。チェック項目は、表情、視線 (アイコンタクト)、仕草、身だしなみ、会話、話題に対する関心、反応の仕方、気力、みずからの状況についての理解、周囲のできごとに対する関心、将来に対する希望などである。

(CAS-2) 質問紙法による意欲評価スケールは、対象例が自ら意欲に関する質問紙をチェックすることにより行われる。すなわち、「主観的」な意欲評価テスト (質問紙法、基本的に自記式) である。興味の喪失 (認知面)、情緒障害や感情平板化などの情動の喪失 (情動面)、エネルギーの喪失 (行動面) などに関連する 33 質問項目が採用された。

(CAS-3) 日常生活行動の意欲評価スケールでは、評価者は、対象例の意欲状態を日常生活の行動項目別に観察して評価する。このスケールは、対象例の日常生活行動を、共通した行動項目において、可及的に体系的に観察・評価し、また可能な限り定量化を試みようとするものである。評価される行動項目は、食事をする、排泄の一連の動作をする、洗面・歯磨きをする、衣服の着脱をする、入浴を行う、服薬をする、訓練を行う、テレビを見る、新聞または雑誌を読む、他者と挨拶をする、他者と話をする、電話をする、手紙を書く、行事に参加する、趣味を行うなどの 16 項目である。

(CAS-4) 自由時間の日常行動観察では、自由時間の日常行動を観察することにより、被検者の意欲の水準が記録される。すなわち、リハビリテーションなどのスケジュールのない時間 (たとえば午後 3 時半ごろなど) における

被検者の行為が具体的に記録される。評価事項は、a. 行為する場所、b. 行為内容、c. 行為の質の評価、d. 談話の質の評価などである。行為の質の評価では、1：意欲的・能動的・生産的行為、自発的問題解決行為、2：自発的行為、習慣的行為、3：依存的生活、4：無動、が区別される。

D-CAT 検査[66]は、ランダムに配置された一桁の数字の列を順番に見て、参加者が1分間のうちにその中から指定された数字を探して抹消するというものであり、Sohlberg[70]の注意機能の臨床モデルを理論的背景に持つ。

TMTは1994年に、アメリカ軍の心理学者によって神経精神学的検査として開発され、視覚注意、視覚探索と視覚運動協調性の評価方法として発達しており、高次の注意機能を反映する検査として長い歴史を持つ。TMT検査は、数字やアルファベット（日本語版ではひらがな）を交互に照準にたどることが求められるため、数字や文字の認識・精神的柔軟性・注意持続性・視覚的探索力・視覚運動性・手の運動と視覚の協調性などの能力が必要になるテストである。

#### < 遂行機能評価 >

遂行機能評価には、簡便な検査として Frontal Assessment Battery (FAB) [77]、詳細な検査として Behavioural Assessment of the Dysexecutive Syndrome (BADS) [78]などがある。

FAB[77]は、前頭葉行動・遂行機能検査であり、概念化（異なる物品間の類似点）、音韻性語想起（精神柔軟性）、ルリアの「ゲー、刀、パーの手の形」の模倣（動作計画性）、拮抗的指示に対する反応（干渉に対する反応）、抑制的コントロールをみる Go-No go 課題、および把握動作（把握反射）の有無の6課題からなり、概念化と把握動作以外は遂行機能を測る課題と考えられている。

BADS[78]は、遂行機能障害の全体像を包括的に評価するために作成された詳細なテストバッテリーであり、日本語にも翻訳されており[79]、規則変換カード検査（規則の変化に対する柔軟性）、行為計画検査（問題解決のための創意工夫能力）、鍵探し検査（目標に向けたふさわしい戦略決定能力）、時間判断検査（常識に基づいた判断と抽象的思考）、動物園地図検査（規則を順守しながらの作業計画能力）、修正6要素検査（複数課題に対する時間配分能力）

である。さらに、遂行機能に関する 20 問の質問が患者用と家族用に用意されている。

また、映像コンテンツによる認知機能評価として、日本では 2007 年に日本版 DN-CAS 認知評価システム (Das-Naglieri Cognitive Assessment System) が発売された[80]。CAS は、「プランニング (Planning)」「注意 (Attention)」「同時処理 (Simultaneous)」「継時処理 (Successive)」の認知処理過程が人の知的機能の中核であるという PASS 理論に基づいて作成されている[81]。DN-CAS は映像コンテンツであり、コンテンツを再生することでテストを行うことができる。

以上のように、従来の認知機能の評価を行うためには、ペーパーテスト形式や映像コンテンツを見て回答する形式等であった。しかし、このような評価方式は、実際の生活において一般的な生活行動とは違った行動である。また、継続的に認知機能の評価を知るためにテストを行う必要があるため、患者に負担がかかる。そこで、本研究では日常行動から自動で認知機能評価をできる方式を提案する。日常行動から現在の認知状態を把握することで、毎日の認知状態を記録することが容易にでき、リアルタイムに認知状態を把握することができる。また患者に対しても負担にならない。具体的には、日常行動である調理行動に着目し、調理中における注意機能評価指標を提案し、有効性を検討した。詳細については 6,7 章にて示す。

## 第4章 連続 DP マッチングを用いた調理動作認識手法

### 4.1 はじめに

振り返り認知リハビリテーションの自動化には行動を認識する必要がある。宮脇ら[61]は、加速度センサを腕に装着し、「切る」「かき混ぜる」「(塩を)振る」動作の認識を試みている。一人称視点映像を用いた調理動作の認識として、井上ら[62][63]は、視線の運動パターンを記号化し、N-gram のヒストグラムを特徴量とした識別を行っており、池ヶ谷[64]らは、色情報で抽出した手領域の重心を用いて 16 方向時系列移動ベクトルと使用している調理器具との相関関係から調理動作の推定を試みている。調理以外の日常行動全体の認識として、久賀ら[52]は、オブジェクトと日常行動との類似性を Web 上の知識から類似度をあらかじめ求め、一人称視点映像からユーザが利用したオブジェクトに対してディープニューラルネットワークを用いてオブジェクト認識し行動認識を試みている。

ウェアラブルセンシングによる調理行動認識として、井上ら[62][63]が用いた視線情報では実際に動作を行っていない場合でも視線の動かし方が類似している場合は誤認識する恐れがあり、久賀ら[52]が用いたオブジェクトとの関係性では 1 つのオブジェクトに対して複数の行動が割り当てられている場合に誤認識を起こすケースがあった。また、池ヶ谷ら[64]は、抽出した手の重心を用いて 16 方向時系列ベクトルを算出しているため、抽出時に手領域の一部が欠けた場合に重心が大きく変動する問題と動作系列のパターンに着目していない。

そこで、本章では一人称視点映像から得られる調理中における手の軌跡と移動方向ヒストグラムを用いた調理行動認識手法について述べる。

軌跡データでの識別手法として、始めに軌跡データを固有空間へ変換する。その後、軌跡データの長さで第 1・第 2 主成分の分散によって大まかな分類を

行う。例えば、「加える（入れる）」動作は比較的短い時間で終わる動作であり、軌跡の時系列データの長さは短くなる。一方、「切る」「炒める」といった動作は時間を要する動作であるため、「加える（入れる）」動作との分類が可能である。次に「切る」や「剥く」動作は比較的上下に繰り返し動作となるが、「炒める」や「（かき）混ぜる」動作は画面全体で動く動作となるため、軌跡データの分散により分類することが可能であると考えられる。分類後、連続 DP マッチングを行い動作系列のパターン認識をする。

しかし、連続 DP マッチングではデータの系列情報の類似度の計算は可能であるが、移動方向に対する大きさは不明である。そこで、移動方向ヒストグラムを用いる。移動方向ヒストグラムは手領域のオプティカルフローから算出し、手の移動方向を 16,32 分割しヒストグラムを作成し、k-Nearest Neighbor, Support Vector Machine, Neural Network それぞれの識別関数により識別を行った。

本論文で対象とする調理動作は、「みじん切り」や「いちょう切り」のような細かい動作の分類ではなく、「切る」「炒める」といった大まかな分類での動作を対象とし、「切る(cut)」「剥く(peel)」「（かき）混ぜる(stir)」「加える（入れる）(add)」「炒める(beat)」の5種類の動作を対象とした。

## 4.2 調理行動の分類

調理行動は数百種類にも及び、様々な分類方法が存在する。本論文では、Web 上に公開されているレシピサイトである味の素のレシピデータ 9519 件（2016年10月時点）に対して MeCab[82]を用いて形態素解析を行い、形態素解析の結果から動詞部分のみを抽出し、その後、人手にて調理操作・動作の仕分けを行った。仕分けた調理動作の総数は 117,295 件あり、表 4.1 に抽出した調理行動を 10 種類の調理操作に整理した結果を示す。

本論文では、調理の大まかなカテゴリを「調理操作」、詳細な動きを「調理動作」と定義した。具体的には表 4.1 に示すように、「追加」や「加熱」などは「調理操作」，「切る」や「加える」などは「調理動作」としている。また、太字で示した動作は人が能動的に行う動作であり、太字でない動作は人の手が加えられた後に、放置をすることが多い動作である。

表 4.1 レシピから抽出した調理動作の分類  
Table 4.1. Classification in cooking behavior extracted from recipe.

調理操作	出現頻度	調理動作例		
追加	28.00	加える	詰める	—
加熱	24.07	焼く/炒める	煮る/炊く	—
切碎	14.69	切る	剥く	—
混合	9.23	混ぜる	合わす	—
装飾	4.77	盛る	添える	—
浸漬	2.24	浸す	漬ける	—
分離	1.84	絞る	振う	—
冷却	1.29	冷やす	冷ます	—
洗浄	0.95	洗う	—	—
固定	0.41	抑える	固める	—
その他	12.5	溶かす	取る	抜く

※太字は主体的に行う動作, 灰色の網掛けは対象とした動作

ここで「追加」「加熱」「切碎」「混合」の上位4カテゴリを認識することで調理操作の75%はカバーできることが分かる。そこで今回、調理操作の上位4カテゴリを認識の対象とし、その中でも調理器具を用いて能動的に動作する「加える（入れる）」「焼く/炒める」「切る」「剥く」「（かき）混ぜる」の5種類の調理動作を対象とした。詳細な調理動作を以下に示す。

- 加える：①計量スプーンを用いて調味料を加える動作  
②塩コショウの調味料を振って加える動作
- 焼く/炒める：菜箸でフライパンの中を炒める動作
- 切る：まな板の上で包丁を使って切る動作
- 剥く：ピーラを使って皮を剥く動作
- （かき）混ぜる：お玉を使って鍋の中をかき混ぜる動作

### 4.3 調理動作認識手法

調理動作の認識手法として、今回は手領域の動きに着目した。具体的には、一人称視点映像から手領域の抽出を行い、左右の手をセグメンテーションする。その後、セグメンテーションされたそれぞれの左右の手領域に対して、軌跡データの算出と移動方向ヒストグラムの算出を行い、調理動作の認識を行う。調理動作認識を行うための手順を図4.1に示す。図4.1(a)は手の軌跡データのみを用いた方式、図4.1(b)が移動方向ヒストグラムのみを用いた方式、図4.1(c)が手の軌跡データと移動方向ヒストグラムを用いた方式を示す。



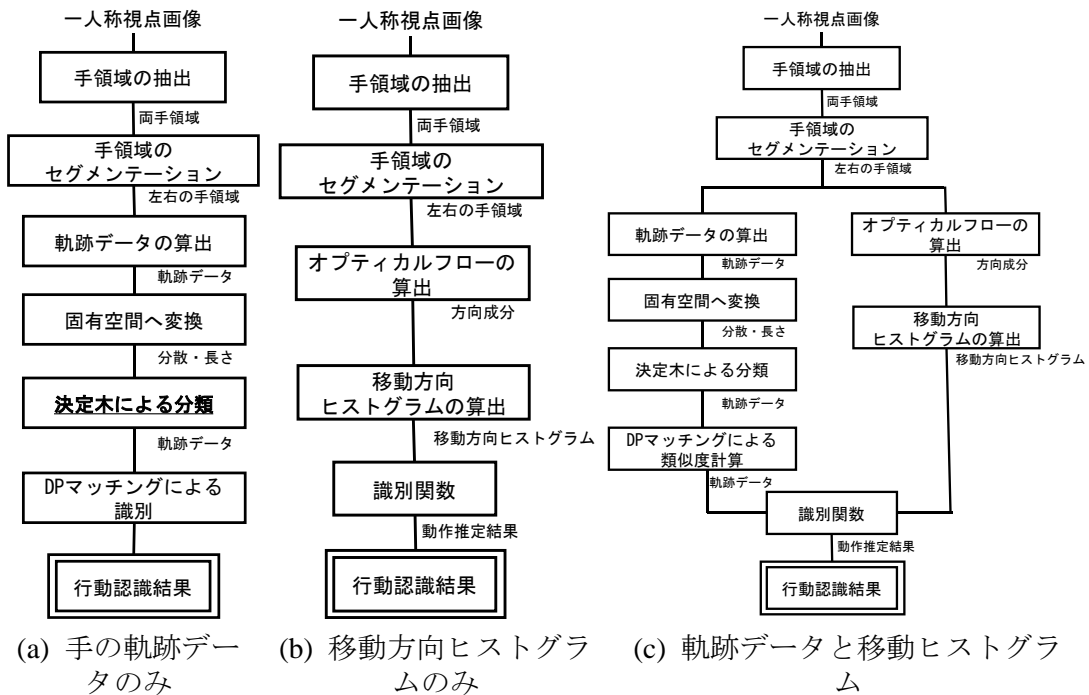


図 4.1 レシピから抽出した調理動作の分類

Fig. 4. 1. Classification in cooking behavior extracted from recipe.

### 4.3.1 手領域の抽出

①手の軌跡, ②移動方向ヒストグラムを求めるために, 初めに映像中から手領域を抽出する必要がある. 手領域の抽出方法は次の通りである.

(1) 平滑化処理

入力画像 (Input image) に対してメディアンフィルタ (Median Filter) を用いて平滑化を行う.

(2) 色空間の変換と肌色領域の抽出

入力画像は RGB 色空間であるため, 照明環境に比較的頑強な HSV 色空間へ変換し, 肌色領域 (H: S: V = 0~15: 80~200: 60~200) の抽出を行う. 事前実験の結果から最適なパラメータを設定した. その後 2 値化 (Binarization) を行う.

(3) ノイズ除去 (膨張・収縮処理: Dilation and erosion)

膨張・収縮処理 2 回を行い, ノイズ除去を行う.

(4) ラベリング処理 (Labeling)

ノイズ除去を行った画像に対して 8 近傍のラベリングを行う。ここで、一人称視点映像において、作業中には手領域が大きく映ると仮定し、小さい領域は削除した。

(5) 左右の手のセグメンテーション (Segmentation)

本論文で扱った調理動画として、食材・調理器具は事前に準備している状態のデータを使用したため、作業中に手が交差することがなかった。もし、交差が発生したとしても、動きの連続性により分類することが可能である。そこで、本論文では作業中であれば手が交差することがないと仮定し、画像において左側に見える部分を左手、右側に見える部分を右手とした。以上の処理を行い、手領域を抽出した結果を図 4.2 に示す。

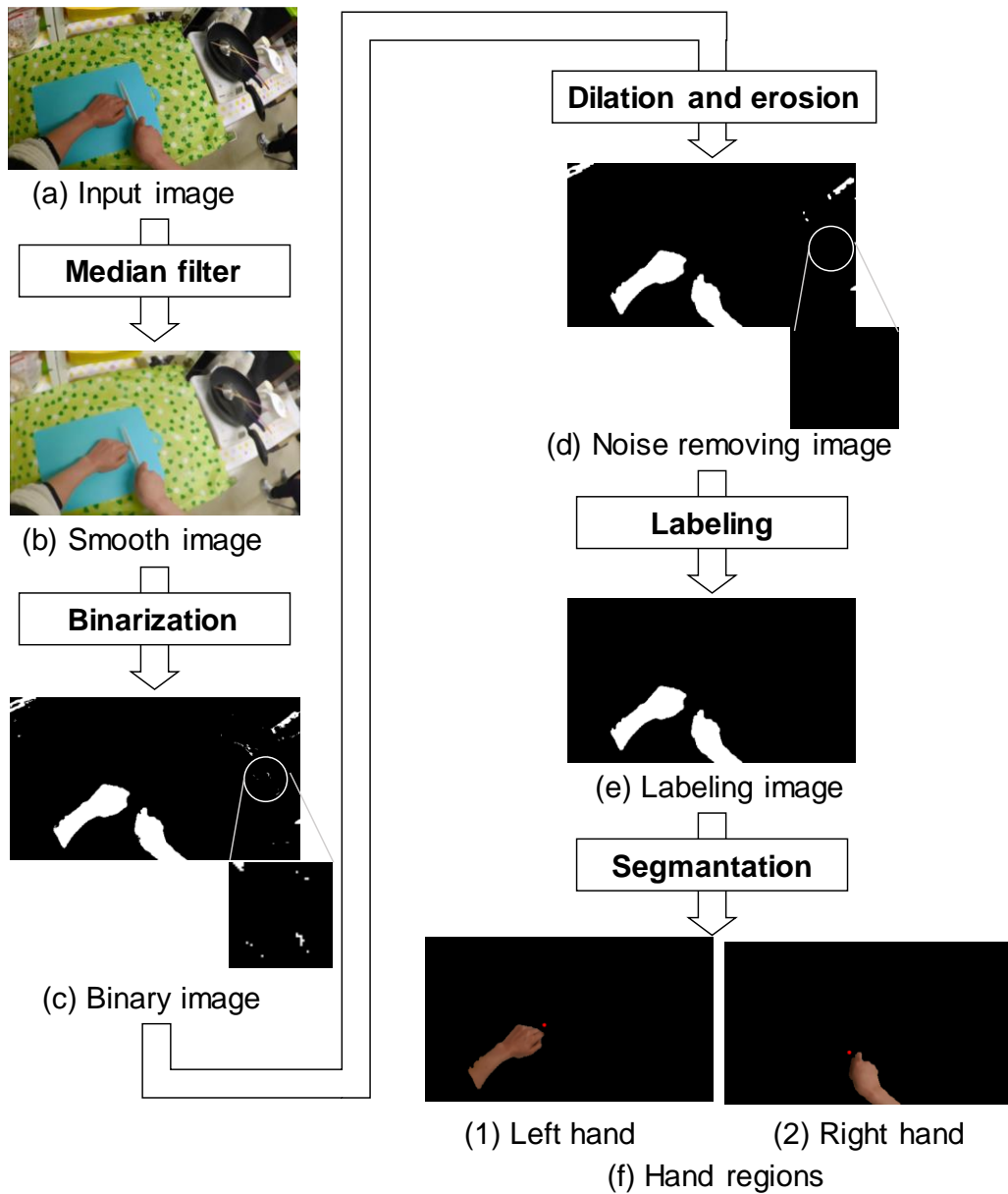


図 4.2 手を抽出した結果

Fig. 4.2. Result of extract having extracted hand area.

### 4.3.2 動作軌跡

左右それぞれの手の軌跡データとして、池ヶ谷ら[64]のように、手領域の重心で取得すると安定しないデータになってしまうため、今回は手領域の先端部分に着目し、図 4.3 に示すような先端部分の軌跡データの取得を行った。

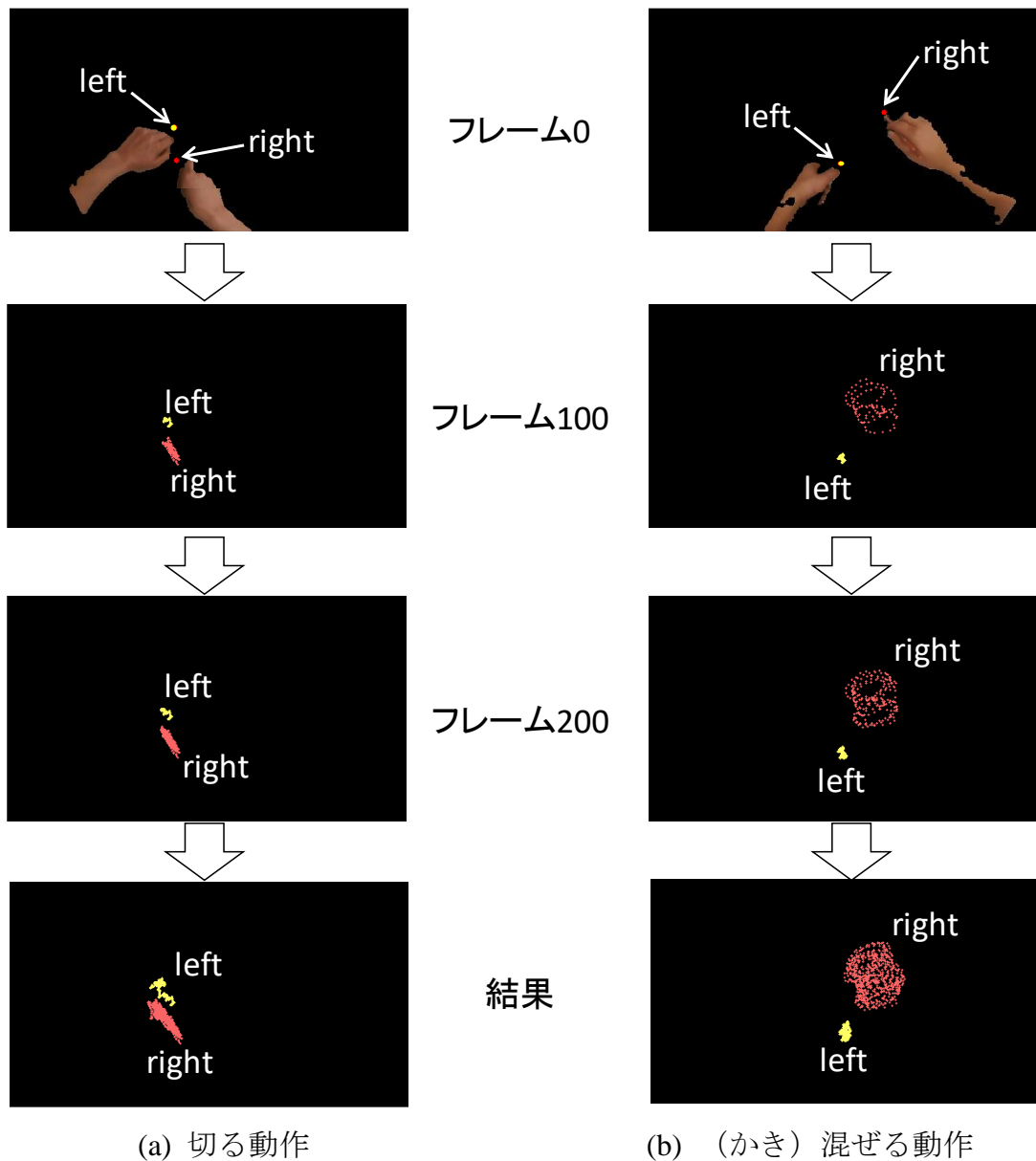


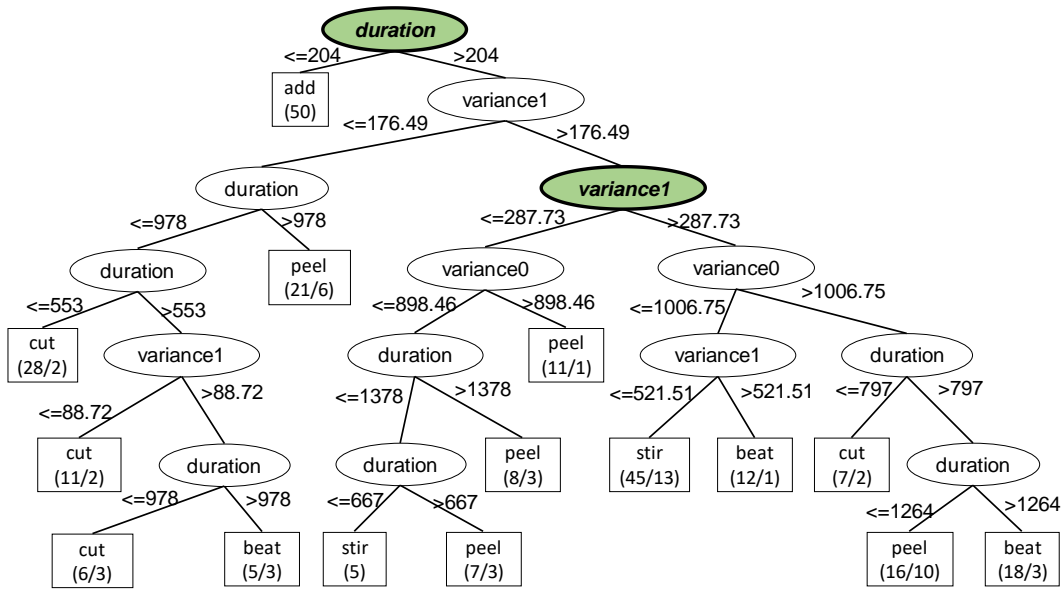
図 4.3 調理動作軌跡の例

Fig. 4.3. Example of cooking behavior trajectory.

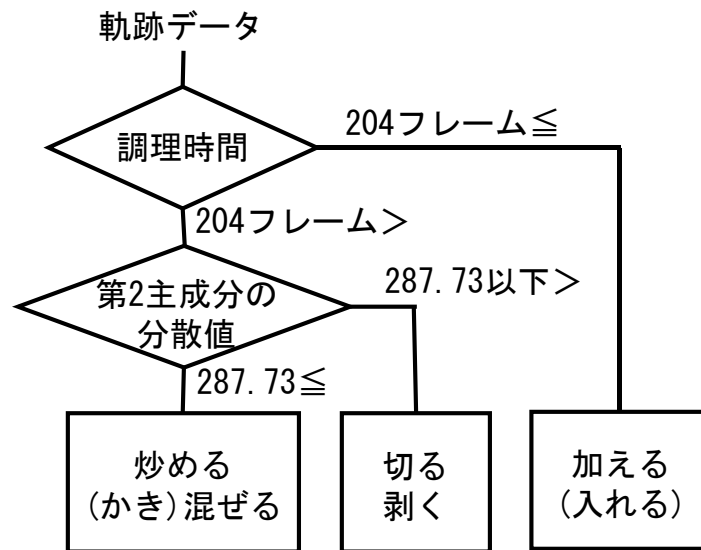
取得した軌跡データには個人差があり，同じ調理動作の軌跡データであっても，画像中の位置が異なり，異なる動作のデータとなってしまうため，それぞれの得られたデータ  $y_i$  に対して，平均ベクトル  $m$  を引き，共分散行列の対角化を行うことで固有空間  $E$  へプロットするような主成分分析を行い，調理動作の軌跡データの第 1 主成分と第 2 主成分を求める．図 4.3(a)に「切る」動作，図 4.3(b)に「(かき) 混ぜる」動作の軌跡データを示す．

### 4.3.3 動作分類

調理動作の分類として、軌跡データの長さ（調理動作の時間）と利き腕の第1主成分と第2分散によって分類が可能であると考えられる。例えば、「加える（入れる）」動作は、数秒単位で動作が終わるのに対して他の4動作は数十秒かかる動作である。また、「切る」「剥く」動作は縦方向に大きく動かす動作であるのに対して「（かき）混ぜる」や「炒める」動作は画面全体に腕を動かす動作とである。そのため、「切る」や「剥く」動作の第2主成分の分散は第1主成分の分散より小さくなる。一方、「（かき）混ぜる」や「炒める」動作は第1主成分・第2主成分ともに分散が大きくなる。そこで、Waikato 大学（ニュージーランド）の Machine Learning Laboratory を中心に開発が進められているデータマイニングツール Weka（Waikato Environment for Knowledge Analysis）[83]を用いて、特徴量を「動作の長さ」「第1主成分の分散」「第2主成分の分散」として、決定木を作成し、その結果を図4.4を示す。図4.4(a)が Weka を用いて作成した決定木である。図4.4(a)に示した太字のノードに対して、動作がある程度大まかに分かれている。たとえば、「duration（動作の長さ）」においては、「加える（入れる）」動作とそのほかの動作で分かれており、「第2主成分分散(variance1)」では「切る・剥く」動作と「炒める・（かき）混ぜる」動作に分類されている。間違った分類もあるが、今回は大まかに3分類した場合に平均90%以上の正答率になるノードに対して分類するように設定した。図4.4(a)の概略要素の関係を図4.3(b)に示す。第1主成分の分散は、図4.4(a)に示した決定木からも確認できるように、あまり動作の分類に影響していないため、概略要素では使用しないことにした。概略要素である図4.4(b)は、図4.4(a)から人間が手動にて生成した。今回の認識において動作の大まかな分類においては図4.4(b)を使用する。今回、決定木のアルゴリズムとして C4.5 アルゴリズムを Java で表現した J4.8 アルゴリズム[84]を使用した。



(a) 決定木による分類結果



(b) 決定木の概略要素の関係

図 4.4 動作の大まかな分類

Fig. 4.4. Rough classification of cooking behavior.

### 4.3.4 連続 DP マッチング

時系列データに対して、パターンマッチングを行うために、連続 DP マッチングを行う。通常の DP マッチングでは、認識したいデータと訓練データの開

始点同士が最適な対応であれば使用することができるが、今回のように開始点が最適な対応とならない場合は使用することが困難となる．そこで、開始点を固定しない連続 DP マッチングを行う．本研究で用いた連続 DP マッチングのパスを図 4.5 に示す．図 4.5 (a)にパスの経路と移動時の重みを示し、図 4.5 (b)に対応するラベルを示す．

手の軌跡の学習データ  $Train (Train_x, Train_y)$ , 未知データ  $Test (Test_x, Test_y)$ , 学習データに対する時刻  $i (i=0, 1, \dots, I)$  を, 未知データに対する時刻  $j (j=0, 1, \dots, J)$  を, 学習データと未知データとの距離を  $ld(i, j)$  を式(4.1)に示し, 時刻  $i, j$  までの経路  $g(i, j)$  を式(4.2)に示す．ここでラベル(a), (b), (c) はそれぞれ, 特徴量が似ている経路である．今回, 3 種類のルート (a)~(c) があり, 選択ルートはバックトレースを行うために保存をする．また,  $g(i, j)$  の初期値を式(4.3)に示す．

$$ld(i, j) = \sqrt{\{Train_x(i) - Test_x(j)\}^2 + \{Train_y(i) - Test_y(j)\}^2} \quad (4.1)$$

$$g(i, j) = \min \begin{cases} g(i-1, j-2) + 2 \cdot ld(i, j-1) + ld(i, j) & (a) \\ g(i-1, j-1) + ld(i, j) + ld(i, j) & (b) \\ g(i-2, j-1) + 2 \cdot ld(i-1, j) + ld(i, j) & (c) \end{cases} \quad (4.2)$$

$$g(i, j) = \begin{cases} g(i, j) = 0 & (i \neq 0) \\ g(i, j) = \infty & (i = 0) \end{cases} \quad (4.3)$$

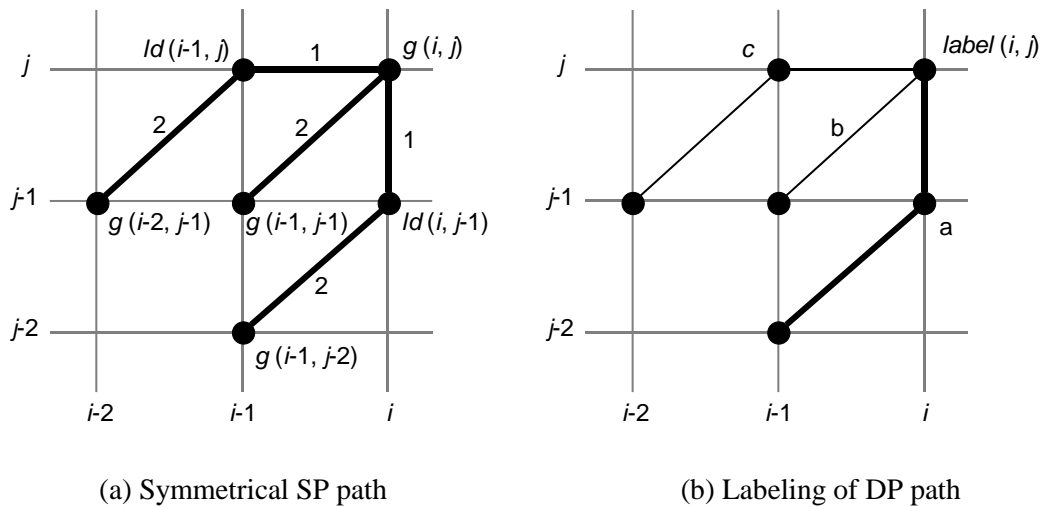


図 4.5 DP マッチングのパス

Fig. 4.5. DP path.

次に,  $g(i, j)$  が通った経路の累積距離  $c(i, j)$  を式(4.4)で求め, 累積距離を経路の累積距離により正規化  $G(i, J)$  を式(4.5)で行う. ここで, 式(5.4)に示したラベル (a)~(c) は式(4.2)で定義した経路  $g(i, j)$  のラベルと対応している. また,  $c(i, j)$  の初期値を式(4.6)に示す.

$$g(i, j) = \min \begin{cases} c(i-1, j-2) + 3 & (a) \\ c(i-1, j-1) + 2 & (b) \\ c(i-2, j-1) + 3 & (c) \end{cases} \quad (4.4)$$

$$G(i, J) = \frac{g(i, J)}{c(i, J)} \quad (4.5)$$

$$c(i, j) = 0 \quad (4.6)$$

最後に, 最適な対応を算出するためにバックトレースを行う. 最適なバックトレースは式(4.1)で保存したラベル(a)~(c)を参照することで追跡する. 具体的には, 最も小さな  $G(i, J)$  を開始点  $i'$  として選択する. バックトレースの開始点として  $(J/2 \leq i \leq J)$  の範囲で選ばれる. また, バックトレースの処理は終了点 ( $j=0$ ) になるまで続ける. バックトレースの算出方法を式(4.7)に示す.

$$i' = \operatorname{argmin}_{(j/2 < i < J)} G(i, j) \quad (4.7)$$

ただし, 識別する際に未知データは訓練データより短いという条件としている. これは, 未知データの方が訓練データより長い場合計算できないためである. つまり, 未知データが短いデータであれば, 訓練データとの計算が多くおこなわれることになる.

### 4.3.5 移動方向ヒストグラム

左右の手の移動方向ヒストグラムとして, 左右の手のオプティカルフローをそれぞれ求める. 全時刻  $T$  において, ある時刻  $t$  における  $x$  成分のオプティカルフローの画素値を  $I_t(x)$ ,  $y$  成分のオプティカルフローの画素値を  $I_t(y)$ , 強度  $m$ , 角度  $\theta$ , ヒストグラム  $h$  とすると以下の式(4.8)~(4.10)ように定式化できる.

$$m_t(x, y) = \sqrt{I_t(x)^2 + I_t(y)^2} \quad (4.8)$$

$$\theta_t(x, y) = \arctan \frac{I_t(x)}{I_t(y)} \quad (4.9)$$



$$h(\theta') = \sum_t \sum_x \sum_y m_t(x, y) \cdot \delta[\theta', \theta_t(x, y)] \quad (4.10)$$

ここで  $\delta$  は Kroencker のデルタ関数であり、勾配方向が量子化した勾配方向と同じヒストグラム要素である場合は 1 を返す。今回、量子化レベル  $\theta'$  として 16 方向, 32 方向とした。

次に、すべてのデータ  $N$ , 方向ヒストグラムの分解能  $c$  において移動方向ヒストグラムを算出後に正規化を行う。今回は、得られた全データの中で最も大きな値を 1 となるよう式(4.11), (4.12)に示すように正規化を行った。

$$h_{norm}(\theta'_{i,n}) = \frac{h(\theta'_{i,n})}{h_{max}} \quad (4.11)$$

$$h_{max} = \underset{i=1, \dots, c, n=1, \dots, N}{\text{maximize}} h(\theta'_{i,n}) \quad (4.12)$$

図 4.6 に「切る」動作の移動方向ヒストグラムを示す。切る動作では利き手である右手の動作が上下していることがよくわかる。食材を抑える手は上下左右に均等的に動いており、全体としてあまり特徴がない様子が分かる。

## 4.4 結果・考察

本手法の評価実験として、12 名に対して 5 種類の動作映像データを 80 本 (計 400 動作) 作成し、学習データを 50 本 (計 250 動作), 評価データを 30 本 (計 150 動作) とし実験をした。本研究の実験において、調理動作の結果は定義した 5 種類のみとし、1 つのデータに対して 2 種類以上の動作が推定されないように設定した。また、今回の調理動作はすべて右利きとしている。

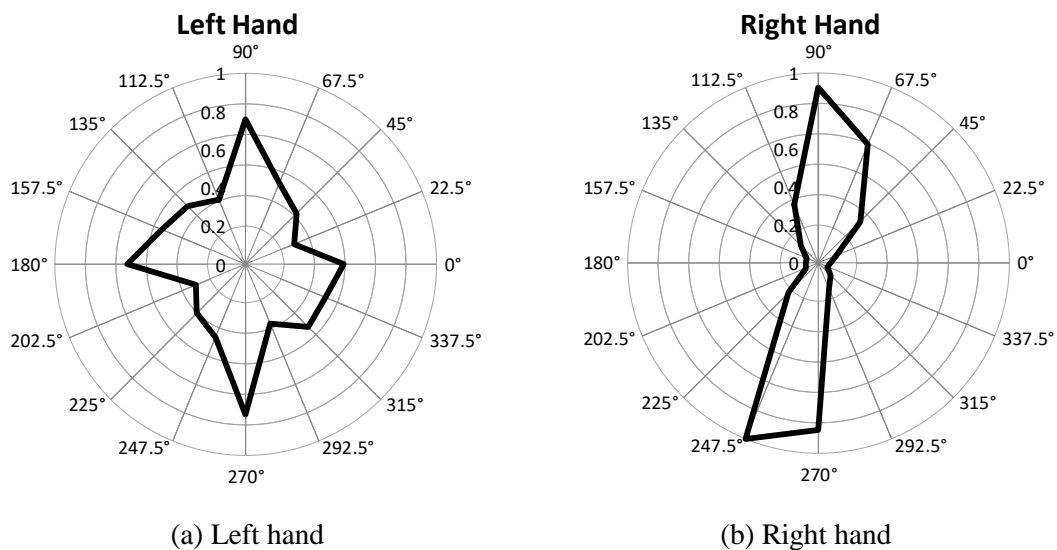


図 4.6 「切る」動作の移動方向ヒストグラム (16 方向)  
 Fig. 4. 6. Movement orientation histogram of cut (16 orientations).

各動作の精度は Confusion Matrix を用いて表現し、識別精度 (accuracy) は式 (4.13)を用いて算出した.

$$\text{識別精度} = \frac{\text{正しく分類された確率の合計}}{\text{すべての確率の合計}} \quad (4.13)$$

#### 4.4.1 軌跡データのための結果

図 4.7 に軌跡データのみによる調理動作の識別結果を示す. 図 4.7 (a)が決定木による分類を行わない場合であり, 図 4.7 (b)が決定木による分類を行った場合である.

軌跡データのみで識別を行った結果, 決定木による大まかな分類を行わなかった場合は 32%, 分類を行った場合は 48%という結果であり, 大まかな分類を行ったほうが 16%の精度が向上した. 動作ごとに見ると, 分類を行った場合「加える (入れる)」動作に関して大きく精度が向上した.

#### 4.4.2 移動方向ヒストグラムのみの結果

移動方向ヒストグラムの評価方法は, 識別手法を以下のように設定し比較した.

分類なし		Prediction Label				
		add	beat	cut	peel	stir
T r u e  L a b e l	add	0.067	0.233	0.233	0.167	0.3
	beat	0	0.233	0.067	0.533	0.167
	cut	0	0.033	0.367	0.567	0.033
	peel	0	0.033	0.267	0.7	0.033
	stir	0	0.167	0.2	0.4	0.233

分類あり		Prediction Label				
		add	beat	cut	peel	stir
T r u e  L a b e l	add	0.8	0.133	0	0.033	0.033
	beat	0	0.267	0.033	0.267	0.433
	cut	0	0	0.4	0.5	0.1
	peel	0	0.067	0.267	0.667	0
	stir	0	0.233	0.167	0.433	0.167

(a) 分類なし

(b) 分類あり

図 4.7 軌跡データのための Confusion Matrix

Fig. 4.7. Confusion matrix only by the trajectory.

● 識別手法 : (i) k-NN (k = 1)

(ii) SVM (RBF カーネル)

(iii) ニューラルネットワーク (隠れ層 10 層)

各識別手法における識別精度の結果を図 4.8~4.10 に示す。

全体の結果としてどの識別手法においても識別精度は 60%以上であった。また、16 方向と 32 方向での精度の違いは k-NN を除いて向上し、ニューラルネットワークの手法では 10%向上しており、73%の識別精度であった。個別の動作に着目すると、k-NN では「加える (入れる)」動作と「剥く」動作の識別精度が 80%を超えており高い値を示した。SVM でも k-NN と同様に「加える (入れる)」動作と「剥く」動作の識別精度が高いことに加え「(かき) 混ぜる」動作の識別精度も高い結果が得られた。ニューラルネットワークについても同様に 3 種類の動作の識別精度が高い結果となった。どの識別手法においても「切る」動作の識別精度が 50%以下と低い結果を示している。

個別に見ると、図 4.8 の k-NN 法による平均精度は 6 方向、32 方向と 60%程度であり、大きな差が見られず、「加える (入れる)」動作と「剥く」動作の精度が 80%以上であった。また、「切る」動作に関して「剥く」動作へ 40~50%程度の誤認識をしている結果であった。次に、図 4.9 の SVM 法による平均精度は 16 方向、32 方向とも 65%を超えており、k-NN 法よりも高い結果

分類 なし		k-NN				
		Prediction Label				
		add	beat	cut	peel	stir
True Label	add	0.83	0	0.07	0	0.1
	beat	0	0.3	0	0	0.7
	cut	0	0.07	0.43	0.37	0.13
	peel	0	0	0.07	0.93	0
	stir	0	0.33	0	0.03	0.63

分類 なし		k-NN				
		Prediction Label				
		add	beat	cut	peel	stir
True Label	add	0.8	0	0.1	0	0.1
	beat	0	0.53	0	0	0.47
	cut	0	0	0.27	0.47	0.27
	peel	0	0.03	0.03	0.9	0.03
	stir	0	0.47	0	0.03	0.5

(a) 16 方向
(b) 32 方向

図 4.8 移動方向ヒストグラムのための Confusion Matrix(k-NN)

Fig. 4.8. Confusion matrix only by the movement orientation histogram (k-NN).

分類 なし		SVM				
		Prediction Label				
		add	beat	cut	peel	stir
True Label	add	0.97	0	0.03	0	0
	beat	0.03	0.3	0.07	0	0.6
	cut	0.17	0	0.33	0.4	0.1
	peel	0.03	0	0.2	0.73	0.03
	stir	0	0	0.03	0	0.97

分類 なし		SVM				
		Prediction Label				
		add	beat	cut	peel	stir
True Label	add	0.93	0	0.07	0	0
	beat	0	0.4	0	0	0.6
	cut	0.07	0	0.37	0.47	0.1
	peel	0	0	0.17	0.77	0.07
	stir	0	0.07	0	0	0.93

(a) 16 方向
(b) 32 方向

図 4.9 移動方向ヒストグラムのための Confusion Matrix(SVM)

Fig. 4.9. Confusion matrix only by the movement orientation histogram (SVM)

となった. k-NN 法よりも「剥く」動作の精度は下がったが, 「加える (入れる)」動作と「(かき) 混ぜる」動作の精度が向上している. 「切る」動作に関しては, k-NN 法と変わりがなかった. 最後に, 図 4.10 のニューラルネットワーク法による平均精度は 16 方向では 62%であったが, 32 方向では約 70%と他の方式よりも高い結果となった. 特に, k-NN 法や SVM 法では識別精度の低かった「炒める」動作の精度が高くなった.

分類なし		3 layer Neural Network				
		Prediction Label				
		add	beat	cut	peel	stir
T r u e  L a b e l	add	0.73	0	0.17	0	0.07
	beat	0.2	0.53	0	0	0.27
	cut	0	0	0.33	0.4	0.27
	peel	0	0.03	0	0.97	0.03
	stir	0	0.4	0.03	0.03	0.53

(a) 16 方向

分類なし		3 layer Neural Network				
		Prediction Label				
		add	beat	cut	peel	stir
T r u e  L a b e l	add	0.73	0	0.13	0	0.1
	beat	0.07	0.67	0	0	0.27
	cut	0	0.13	0.43	0.33	0.1
	peel	0	0.03	0	0.97	0.03
	stir	0	0.07	0.03	0.03	0.87

(b) 32 方向

図 4.10 移動方向ヒストグラムのための Confusion Matrix (ニューラルネットワーク)

Fig. 4.10. Confusion matrix only by the movement orientation histogram (Neural Network).

### 4.4.3 軌跡データ + 移動方向ヒストグラムの結果

次に軌跡データと移動方向ヒストグラムを用いた精度について図 4.11～4.13 に示す。

全体の結果としてどの識別手法においても識別精度は 70%以上であり、移動方向ヒストグラムの場合に比べて全体で 10%以上の精度が向上した。また、16 方向と 32 方向での精度の違いは k-NN, SVM において大きな差が見られなかったが、ニューラルネットワークの手法では 10%向上しており、84%の識別精度であった。個別の動作に着目すると、図 4.9 に示すように移動方向ヒストグラムの場合、「切る」動作が「剥く」動作へ誤認識しているケースが多かったが、2 種類の特徴量を用いることで誤認識を防ぐことができ、識別精度がどの識別手法においても 20%程度向上している。また、「炒める」動作に関しても同様に 10%程度の向上が得られた。

分類あり		k-NN				
		Prediction Label				
		add	beat	cut	peel	stir
True	add	0.87	0	0.03	0	0.1
	beat	0	0.57	0	0	0.43
Label	cut	0	0.07	0.63	0.27	0.03
	peel	0	0	0.03	0.97	0
	stir	0	0.27	0	0.03	0.7

分類あり		k-NN				
		Prediction Label				
		add	beat	cut	peel	stir
True	add	0.83	0	0.07	0	0.1
	beat	0	0.67	0	0	0.33
Label	cut	0	0	0.5	0.4	0.1
	peel	0	0.03	0	0.93	0.03
	stir	0	0.33	0	0.03	0.63

(a) 16 方向
(b) 32 方向

図 4.1 1 軌跡データ+移動方向ヒストグラムの Confusion Matrix(k-NN)  
 Fig. 4.1 1. Confusion matrix of combination of both trajectory and movement orientation histogram (k-NN).

分類あり		SVM				
		Prediction Label				
		add	beat	cut	peel	stir
True	add	0.97	0	0.03	0	0
	beat	0	0.47	0.07	0	0.47
Label	cut	0	0	0.53	0.37	0.1
	peel	0	0	0.13	0.83	0.03
	stir	0	0	0.03	0	0.97

分類あり		SVM				
		Prediction Label				
		add	beat	cut	peel	stir
True	add	0.93	0	0.07	0	0
	beat	0	0.53	0	0	0.47
Label	cut	0	0	0.53	0.4	0.07
	peel	0	0	0.07	0.87	0.07
	stir	0	0.03	0	0	0.97

(a) 16 方向
(b) 32 方向

図 4.1 2 軌跡データ+移動方向ヒストグラムの Confusion Matrix(SVM)  
 Fig. 4.1 2. Confusion matrix of combination of both trajectory and movement orientation histogram (SVM).

個別に見ると、図 4.11 の k-NN 法による平均精度は 16 方向、32 方向とも 70%を超えており、移動方向ヒストグラムの場合よりも 10%向上し、誤認識の多かった「切る」動作も改善されていることが分かる。次に、図 4.12 の SVM 法による平均精度は 16 方向、32 方向ともに 75%を超えており、k-NN 法による方式より高い結果となった。特に、「(かき)混ぜる」動作の精度が大幅に向上した。最後に、図 4.13 のニューラルネットワーク法による平均精

3 layer Neural Network						
分類あり	Prediction Label					
	add	beat	cut	peel	stir	
True Label	add	0.9	0	0.03	0	0.07
	beat	0.03	0.8	0	0	0.17
	cut	0	0	0.63	0.27	0.1
	peel	0	0.03	0	0.97	0
	stir	0	0.07	0.03	0	0.9

(a) 16 方向

3 layer Neural Network						
分類あり	Prediction Label					
	add	beat	cut	peel	stir	
True Label	add	0.9	0	0.03	0	0.07
	beat	0.13	0.63	0	0	0.23
	cut	0	0	0.6	0.3	0.1
	peel	0	0.03	0	0.97	0
	stir	0	0.4	0.03	0	0.57

(b) 32 方向

図 4.13 軌跡データ+移動方向ヒストグラムの Confusion Matrix(ニューラルネットワーク)

Fig. 4.13. Confusion matrix of combination of both trajectory and movement orientation histogram (Neural Network).

度は、16 方向では 73%であったが、32 方向では 84%と 80%を超える結果となった。特に、「炒める」動作と「切る」動作の精度が他の方式よりも精度が高くなった。

## 4.5 考察

始めに軌跡データのみの結果の考察を述べる。図 4.7(a)では「加える（入れる）」動作がほとんど識別できていない。これは、「加える（入れる）」動作が短い動作であり、他の「切る」「炒める」などの動作中において、本来の「加える（入れる）」動作より類似している部分があったため、誤認識が起こったと考えられる。図 4.7(b)においては、分類木を用いることである程度の長さであれば「加える（入れる）」動作と判断しているため、誤認識が減り大幅に精度が向上したと考えられる。他の動作に関して識別精度は多少の上下はあるが大きな差が見られなかった。これは、分類後においても誤認識する対象が含まれていたためであると考えられる。つまり、「切る」動作の場合は分類としては「切る」動作か「剥く」動作であるが、分類前において「切る」動作が「剥く」動作に誤認識しているケースでは、分類後も「剥く」動作へ誤認識してしまうことがあったためであると考えられる。

次に、移動方向ヒストグラムのみによる結果の考察を述べる。図 4.8～4.10 に示したように識別手法においても「切る」動作が「剥く」動作に、「炒める」動作と「かき混ぜる」動作が誤認識していることが分かる。これは、「切る」動作および「剥く」動作の方向成分が上下であること、「炒める」動作と「かき混ぜる」動作の方向成分として複数の方向へ大きな移動があるという互いの特徴が被っていることが原因であると考えられる。しかし、「剥く」動作が「切る」動作へ誤認識することが少なかった。これは、「剥く」動作が垂直方向の動作特徴だけでなく斜め方向の特徴があったため、これらが正しく識別されていたことで精度が高くなっていると考えられる。

最後に、図 4.11～4.13 に示した 2 種類の特徴量を考慮した場合の結果について考察する。軌跡データのみではデータ列のマッチングのみであり、移動方向ヒストグラムでは方向成分に対する大きさだけであったが、2 種類の特徴量を考慮することで互いの欠点を補っていることが分かった。例えば、移動方向ヒストグラムでは「炒める」動作において「かき混ぜる」動作と誤認識していたものが 10%程度であるが正しく認識されている。また、「切る」動作の誤認識に関しても 20%向上していることが分かる。これは、方向成分に対する強さと動作列を組み合わせることにより、動作の特徴を捉えることができ、精度が向上したと考えられる。しかし、「切る」動作に関してはたかだか 60%程度しか識別精度が出なかった。方向成分に対する強さを加味しても垂直方向の強さである「剥く」動作の影響が強かったと考えられる。

## 4.6 結論

本論文では、調理動作の認識として手の動かし方に着目し、軌跡データと動作ヒストグラムを特徴量とし、連続 DP マッチングによる系列間の類似度に加えて、移動方向ヒストグラムによる方向成分の強さを統合した識別手法を提案し、軌跡データのみでは 48%、移動方向ヒストグラムでは 73%であり、2 種類の特徴を組み合わせることにより 84%の識別精度を得ることができた。今後、さらなる識別精度の向上と動作の誤認識を防ぐために、調理時に使用する調理器具の情報を追加することで識別精度が向上すると考えており、現在追加を検討中である。最終目標として平均 95%以上の識別精度を目指し、



応用分野として調理ナビゲーションなどのサポートシステムへ応用することを考えている。

## 第5章 調理器具情報を考慮した調理動作認識

### 5.1 はじめに

4章では、腕の動かし方に着目した調理動作認識の手法について述べた。5種類の調理動作に対して、平均精度84%の精度であった。しかし、認知リハビリテーションの自動化には平均精度を上げる必要があると考える。そこで、本章では、1人称視点映像から得られたデータに対して、4章で示した腕の動かし方である移動方向ヒストグラムに加えて、使用している調理器具の情報を考慮する方法で調理動作の認識向上を目指す。

本章で扱う調理動作は、4章で扱った5種類の調理動作とし、動作推定に使用した調理器具は、「まな板(cutting board)」「包丁(kitchen knife)」「ボウル(bowl)」「フライパン(flypan)」「フライ返し(food turner)」「片手鍋(pot)」「菜箸(chopsticks)」「ピーラ(peeler)」「お玉(ladle)」の9種類を対象とした。

### 5.2 調理動作認識

一人称視点映像における調理動作の認識手法として、井上らは視線運動を事前に学習を行い、識別器を作成することで調理動作の認識を行っていた[62][63]。本論文では、図5.1に示すように調理に使用する調理器具と腕の移動方向ヒストグラムを用いて調理動作の認識を行う。具体的には、調理動作 $H$ が発生する確率を $P(H)$ 、調理器具 $U$ から推定された調理動作率を $P(U)$ としたとき、提案手法における調理動作は $P(H,U)=P(H)P(U)$ として定義した。また、従来では移動方向ヒストグラムの分解能を16方向としていたが[85]、細かい動作に対応するために32方向の分解能を追加で設定した。

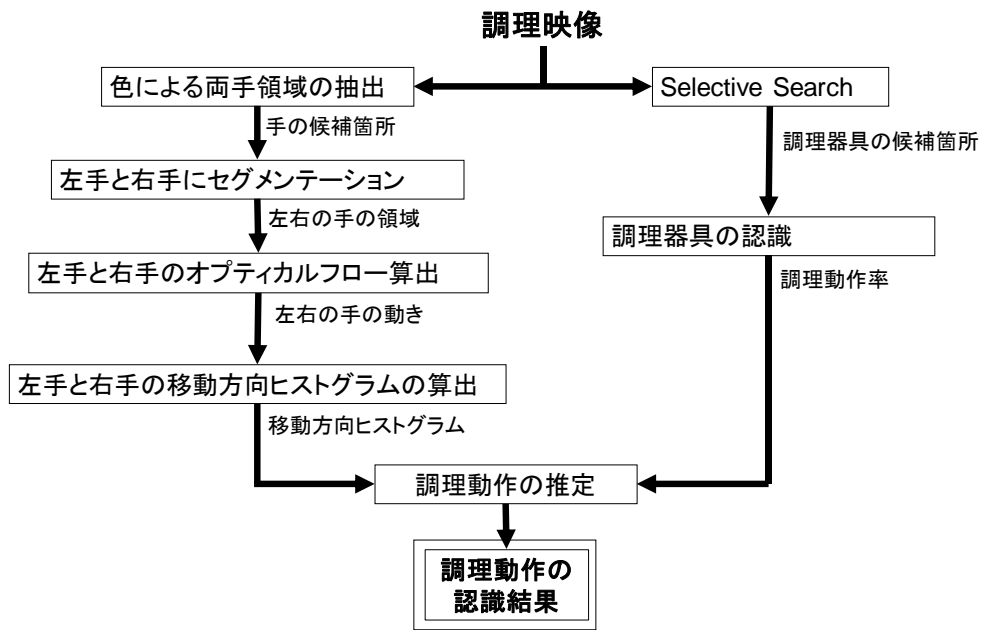


図 5.1 調理行動認識の処理フロー  
 Fig. 5.1. Processing of cooking behavior recognition.

### 5.2.1 調理動作の定義

本論文において、一つの調理動作を「準備動作+本動作」の2種類から構成されていると仮定した。例えば、図 5.2 に示した「切る」動作であれば、切るために「まな板」「包丁」などを用意する必要がある。これが「準備動作」である。「準備動作」のあと「本動作」がくる。「本動作」では準備した調理器具を用いて実際に動作を行う。ここで、「準備動作」で検出した調理器具は、その後の「本動作」でも使用していると仮定した。つまり、調理器具は本動作終了までに認識する必要がある。

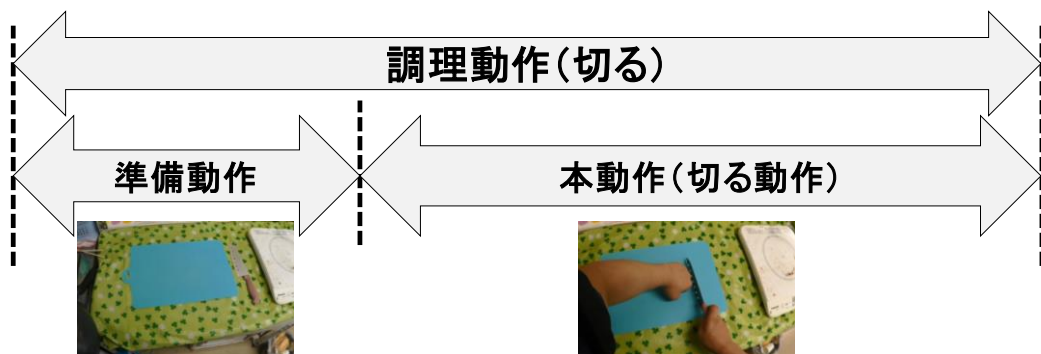


図 5.2 切る動作の例  
 Fig. 5.2. Example of cutting behavior.

## 5.2.2 手領域の抽出

手の抽出方法は、4章で示した図4.2(d)まで共通とする。4章では、調理データに左右の手が交差することがなく、抽出された腕の位置関係で左右の手へ分類していた。今後対象とする調理動作を増やした場合、両手が交差する可能性がある。そこで本章では、左右の手をセグメンテーションする方法として、事前に「左手 (Left hand)」「右手 (Right hand)」「両手 (Both hand)」「その他 (Other)」の状態を学習しておき、ラベリングされた結果に対して認識を行うことで判断した。今回、特徴量として HOG (Histogram of Orientation Gradients) 特徴量を使用し、識別関数として SVM を用いた。図 5.3 に手の学習データの一部を示す。

## 5.2.3 調理器具による調理動作の推定

調理器具は「準備動作」の映像から抽出を行い、抽出した箇所に対して物体認識することで識別する。具体的には、「準備動作」の画像から、Selective Search の手法を用いて、ある程度の領域の抽出を行う。その後抽出した部分に対して一般物体認識を行う。調理器具の認識手法として、(1) SIFT 特徴量ベースの Bag

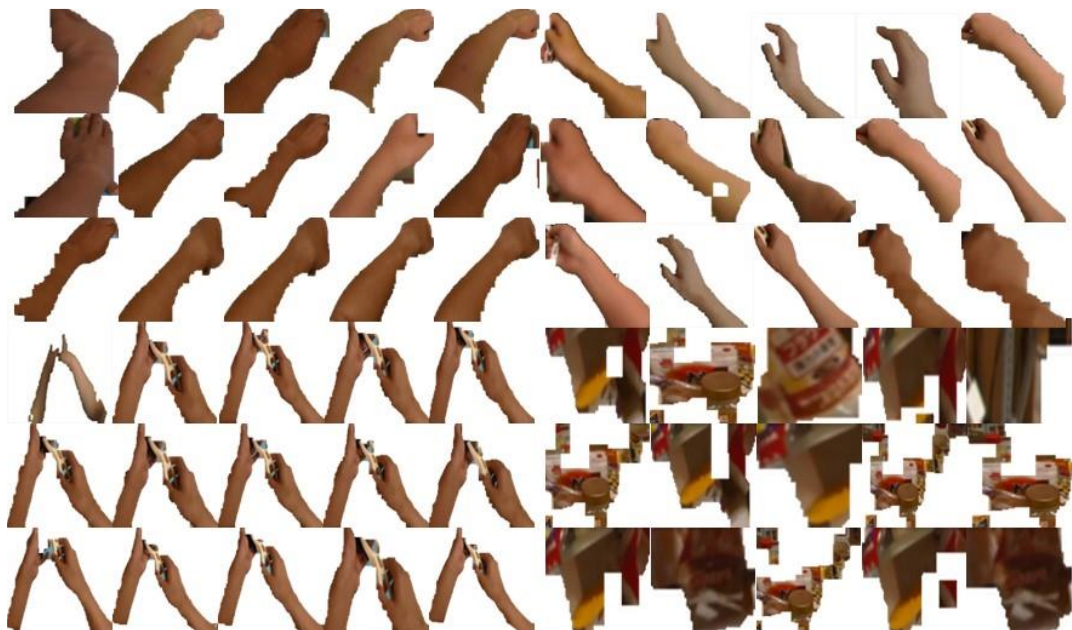


図 5.3 手の形状のトレーニングデータ  
Fig. 5.3. Training data of hand shape.

of Features(BoF), (2) Deep Learning の手法である Convolution Neural Network (CNN)をそれぞれ用いた。

調理器具から調理動作の推定する方法として、実際の調理動画から、調理器具がどの調理動作で使用しているのかで調理動作割合を出した。

本論文では、調理器具の学習画像は WEB API を用いて各々の調理器具のキーワードを用いて取得した。ただし、取得した画像中にイラストや大きな文字が記載されている画像も含まれていたため、目視にて排除した。図 5.4 に調理器具の学習画像の一部を示す。

### (1) Selective Search による調理器具の候補箇所検出

画像中において、調理器具の位置や大きさは不明であるため、通常であれば画像をスライディングウィンドウで全探索する Exhaustive Search をする必要がある。しかし、Exhaustive Search は処理対象となる領域が多すぎる点、対応できる形状やサイズに制限がある。そこで、Region CNN(R-CNN)において候補箇所のセグメンテーションに使用されているアルゴリズムの一つである Selective Search を用いる。Selective Search は、アムステルダム大学の Koen E. A. van de Sande らによって提案されたセグメンテーションの手法[86]であり、図 5.5 に切



図 5.4 調理器具のトレーニング画像の一部  
Fig. 5.4. Part of training image of cooking utensils.

る動作の準備動作で Selective Search を行った結果を示す。Selective Search を行った後、生成された候補オブジェクト (Candidate Objects) に対して物体認識を行う。

## (2) 調理器具認識手法

調理器具を認識するための基礎検討として、一般物体認識で使用される BoF と近年の画像認識分野で使われている Deep Learning の手法である CNN を用いた。本論文では CNN のフレームワークとして Caffe[87]をそれぞれ用いて物体認識を行い、比較した。BoF では、SIFT 特徴量ベースによる特徴量抽出を行い k-NN 法による識別、CNN のパラメータ構成として表 5.1 に示すネットワークで識別を行った。図 5.6 に本研究における認識手法の比較を示し、図 5.6(A)に SIFT ベースの認識手法、図 5.6(B)に CNN による手法を示す。

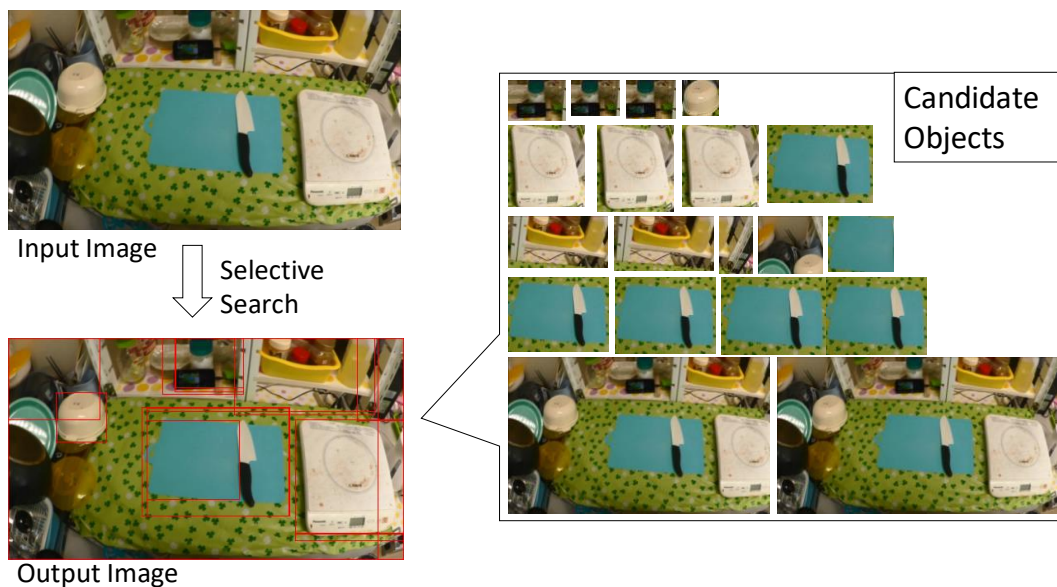
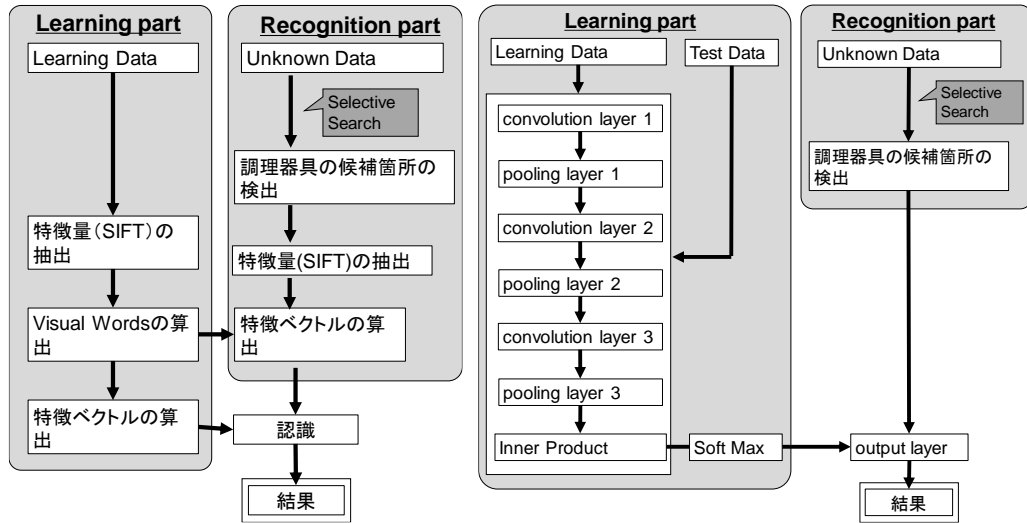


図 5.5 Selective Search を用いた調理器具の候補箇所検出  
 Fig. 5.5. Candidate part detection of cooking utensils using Selective Search.

表 5.1 CNN のパラメータ詳細  
 Table 5.1. Detail of CNN parameters.

Layer	conv1	pool1	conv2	pool2	conv3	pool3	ip
size	5x5	3x3	5x5	3x3	5x5	5x5	-
stride	1	2	1	2	1	2	-
channel	32	32	32	32	64	32	4



(A) Bag of Features を用いた認識 (B) Convolution neural network を用いた認識

図 5.6 調理器具認識の処理フロー

Fig. 5.6. Processing of cooking utensils recognition.

本論文では、LeNet を参考にネットワークモデルを作成し、畳み込み層とプーリング層を結合する部分の活性化関数として ReLU 関数、プーリング層では MAX プーリングを用いた。

### (3) 調理動作率

調理器具から調理動作を推定するために、宮脇ら[37]の作成した「調理ナビゲーションシステム」に搭載しているプロの調理映像 40 種類より、調理動作時に使用している調理器具を目視にてカウントし、表 5.2 に示すように調理動作率を作成した。図 5.7 に調理動作率の生成方法を示す。例えば、図 5.7(α)の「切る」動作に対して、「包丁」「まな板」を使用しているので、カウントする。同様に図 5.7(β)の「剥く」動作に対して、「ピーラ」を使用しているのでカウントする。カウント後、調理器具ごとに使われた割合を算出する。

今回、Selective Search を用いることで、1 枚の画像から複数枚の候補画像が生成される。ある観測シーンから  $M$  この領域が候補として抽出され、各領域  $s_j$  が調理器具  $t$  として認識される確率を  $P(t | s_j)$  とする。このとき、調理動作  $x$  が発生する確率を式(5.1)に示す。

$$p(x) = 1/M \sum_j^M \sum_t^T P(x|t)P(t|s_j) \quad (5.1)$$

表 5.2 調理動作率  
Table 5.2. Cooking behavior distribution.

	add	stir	cut	peel	beat
bowl	0.57	0.40	0.03	0.00	0.00
pot	0.45	0.18	0.00	0.00	0.36
cutting board	0.00	0.00	0.75	0.25	0.00
kitchen knife	0.00	0.00	0.91	0.09	0.00
peeler	0.00	0.00	0.00	1.00	0.00
chopsticks	0.36	0.21	0.00	0.00	0.43
flaying pan	0.25	0.00	0.00	0.00	0.75
food turner	0.00	0.00	0.00	0.00	1.00
ladle	0.00	1.00	0.00	0.00	0.00

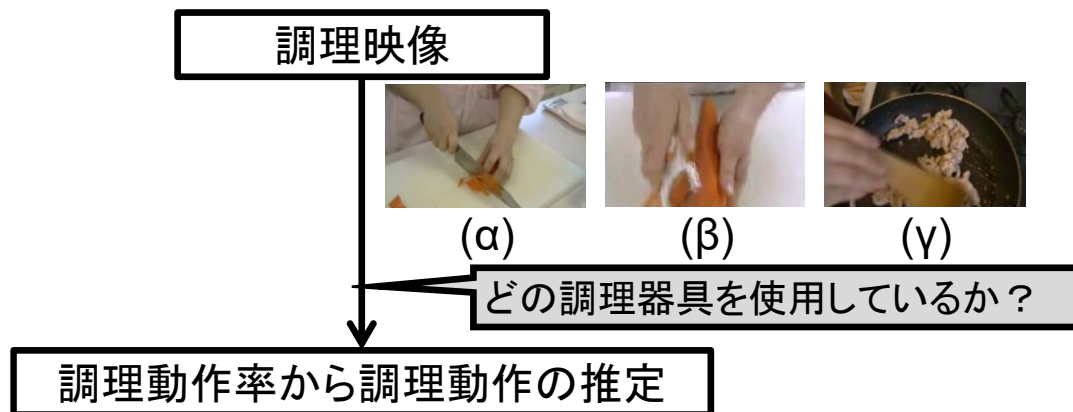


図 5.7 調理器具から調理動作の推定方法  
Fig. 5.7. Estimation method of cooking behavior from cooking utensils.

例えば, Selective Search によって 3 枚の画像が抽出されたとして, それぞれの画像に対する認識結果が「包丁」「包丁」「まな板」であり, 物体認識の精度が 100% 正しく識別できるとした場合, 調理動作率は (加える, 混ぜる, 切る, 剥く, 炒める) = (0.00, 0.00, 0.77, 0.23, 0.00) となる.

### 5.2.4 移動方向ヒストグラムによる調理動作推定

「本動作」における調理動作の認識方法として, 手の動かし方に着目した. 4 章では左右の手が交差することはないとして左右の手を分離していた. 本章では, 左右の手の分離方法として, HOG 特徴量と SVM を用いて手を「左手 (Left hand)」「右手 (Right hand)」「両手 (Both hand)」「その他 (Other)」と分類を行った. 5.2.2 の手領域の抽出において, 事前に, 手領域の識別の性能を



示すために、学習データとは別のデータを用意して評価を行った。本論文で使  
用した手の学習モデルの精度は92%であり、詳細な結果を表5.3に示す。

ラベリングされた領域に対して学習したモデルを適用し、左右の手の識別を  
行った結果を図5.8に示す。図5.8(a)が左手、図5.8(b)が右手となった。抽出し  
た左右の手に対して、4章で定義した移動方向ヒストグラムを、式(4.8)~(4.12)  
を用いることで求める。求めた移動方向ヒストグラムの結果を図5.9に示す。4  
章で示した移動方向ヒストグラムよりも安定して左右の手が識別できたため、  
抑えている左手の動作のヒストグラムに違いが出ている。

### 5.3 実験・評価

本論文で使用したウェアラブルカメラはPanasonic製のHX-A500であり、映  
像の大きさは1920px×1080pxであったが、縮小した動画での認識の差はなか  
ったため処理時間を減らすために480px×270pxとスケールダウンした。また、  
使用したCPUはIntel Core i7-3520M @ 2.90GHzでメモリ16.0GB、CNNで使用  
したGPUはGeForce GTX 970Mであった。

表5.3 手形状の認識率

Table 5.3. Recognition accuracy of hand shape.

		Prediction label (%)			
		Right hand	Left hand	Both hand	Other
True label	Right hand	0.97	0.00	0.00	0.03
	Left hand	0.01	0.94	0.00	0.05
	Both hand	0.20	0.08	0.60	0.12
	Other	0.07	0.06	0.01	0.87



(a) 左手



(b) 右手

図5.8 SVMを用いてセグメンテーションした結果

Fig. 5.8. Results of segmentation of right and left hands.

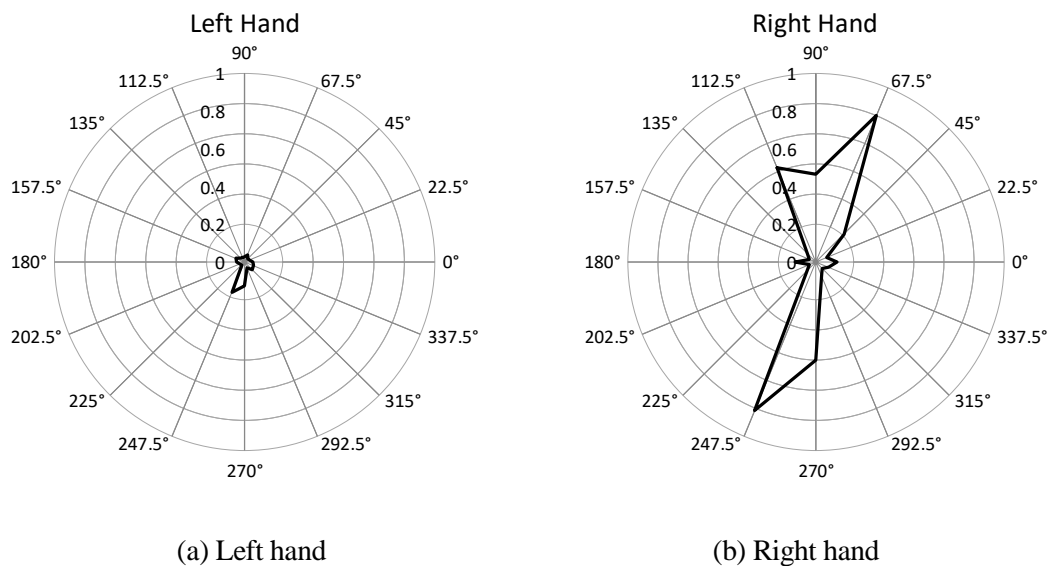


図 5.9 切る動作の移動方向ヒストグラム (16 方向)

Fig. 5.9. Movement orientation histogram of cutting behavior (16 directions).

### 5.3.1 調理器具認識の結果

本論文では、画像サイズは  $100 \text{ px} \times 100 \text{ px}$  と正規化を行い、学習データ数は各調理器具 500 枚  $\times$  9 の 4500 枚とし、CNN のネットワーク構築で扱うテスト画像は 300 枚  $\times$  9 の 2700 枚として識別した。それぞれの物体認識の精度について、事前実験を行った結果を表 5.4 に示す。事前実験の未知画像は学習や CNN のネットワーク構築で使ったテスト画像を含まない画像各 300 枚  $\times$  9 の 2700 枚とした。BoF で識別に用いた k-NN の値は 1~20 まで行った結果 k=1 が最も精度がよかった k=1 の結果を採用した。

事前結果は、まな板の認識はどちらの手法でも 6 割を超える認識であった。全体として大きな差は見られなかったが、CNN の方式の方が BoF より 7 種類認識精度がよくなっている。

### 5.3.2 調理動作認識の結果

調理動作数として、1 人称視点で得られる調理映像は、5 つの動作について、男女の学生複数人に行ってもらい学習を行った。学習数は「加える (入れる)」以外の各動作を 45 種類、「加える (入れる)」動作は調味料を容器から直接振

表 5.4 調理器具認識の結果  
Table 5.4. Result of cooking utensils recognition.

	Bag of features (%)	Convolution neural network (%)
Cutting board	67.33	60.33
Bowl	26.67	30.67
Chopsticks	0.00	37.33
Food turner	42.33	34.67
Kitchen knife	20.33	20.67
Ladle	18.67	32.67
Frying pan	41.33	58.67
Peeler	33.67	46.67
Pot	14.88	22.67
Average	29.47	38.26

って入れる場合と、お玉等に移して入れる場合の 2 種類を含む計 75 種類の計 120 を学習データとした。また、今回すべての人の利き手は右手とした。対象とした調理動作は、実際にカレーの調理を違う人間に 4 回してもらった映像から対象となる調理動作部分を切り取った各動作の映像 20 種類を使用した。調理動作の認識については以下の 6 種類（従来手法 1 種+提案手法 5 種）あり、表 5.5 にその結果をまとめた。

- (1) 腕の動作(16 方向) (従来)
- (2) 腕の動作(32 方向) (従来)
- (3) 腕の動作(16 方向)+調理器具(BoF) (提案 1)
- (4) 腕の動作(32 方向)+調理器具(BoF) (提案 2)
- (5) 腕の動作(16 方向)+調理器具(CNN) (提案 3)
- (6) 腕の動作(32 方向)+調理器具(CNN) (提案 4)

表 5.5 調理動作認識の結果  
Table 5.5. Result of cooking behavior recognition.

(%)

	移動方向ヒストグラムのみ (%)		移動方向ヒストグラム+調理器具(BoF)		移動方向ヒストグラム+調理器具(CNN)	
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	16 方向	32 方向	16 方向	32 方向	16 方向	32 方向
add	100	100	100	100	100	100
beat	55	55	60	60	85	85
cut	50	55	65	70	70	85
peel	60	60	60	60	75	75
stir	50	70	50	70	55	75
Average	63.00	68.00	67.00	72.00	77.00	84.00

調理動作の認識精度を確認すると、精度の高い順番に(6)>(5)>(4)>(2)>(3)>(1)となっており、細かく動作を見ることで精度が向上した。さらに、調理器具の情報を付加することにより調理動作の認識率が向上した。詳細にみると、最も精度が向上したのは炒める動作で、最大で30%ほど向上した。井上ら[62][63]が行っていた調理動作で本論文でも扱っている調理動作に着目すると認識率は「切る」動作が67%、「剥く」動作が23%であり、本論文では「切る」動作が最大で85%、「剥く」動作が75%と高い認識結果が得られた。また、本研究同様に対象とした動作部分のみをセグメンテーションして動作認識を行っていた Singh ら[88]が行った調理動作認識では平均認識率が71.88%であり、本手法で行った方式が12%程度向上している結果が得られた。

## 5.4 考察

今回、調理動作認識において従来までの腕の移動方向ヒストグラムのみに着目した方式では平均認識率が63%であった。これに対し、約4割程度の調理器具の認識結果であったが、調理器具を追加させることで約20%向上し、さらに調理動作を細かくすることで平均84%へ認識率が向上した。これは、調理器具が調理動作の認識に必要な情報であるということが考えられる。また、調理器具認識の精度を向上させることでより、さらに調理動作の認識精度も向上すると考えられる。

### 5.4.1 調理器具認識に関する考察

事前テストにおける Bag of Features において、鍋とレードルの認識率が悪かった。それぞれの詳細を確認すると鍋に関してはボウル、レードルに関しては菜箸と誤認識しているケースが多かった。これは、形状的に類似している部分があり、互いの SIFT 特徴量が類似し、頻度ヒストグラムの作成時に同様の特徴量になったからと考えられる。また、鍋に関しては今回学習した画像の中に両手鍋と片手鍋も含まれていたため、鍋がフライパンと誤認識してしまうケースもあり、認識精度が悪かったと考えられる。解決策として、3次元に変換

し3次元処理を行うことで誤認識していた形状が判別できるのではないかと考える。

## 5.4.2 調理動作認識に関する考察

はじめに、「加える」動作が100%の精度であったが、これは他の動作とは違い「加える」動作が小さい動きであるため、100%の認識ができたと考えられる。「加える」を除く4種類の動作において、「かき混ぜる」動作に着目すると、16方向から32方向へ細かく分割することで、最も認識精度が大きく向上している。これは、「かき混ぜる」動作が画面全体を使う動作であり、細かく見ることでより正確に識別できたと考える。

次に、BoFベースで調理器具情報を付加した場合には、「炒める」動作と「切る」動作の精度が向上した。これは、「まな板」や「包丁」「フライ返し」などそれぞれの動作に使用する調理器具が認識できていた結果であり、事前テストで行った物体認識の影響が大きく関与していると考えられる。同様にCNNベースにおいても「加える」以外の4種類の動作の認識精度が向上しており、BoFベース同様に事前テストの認識結果の高い器具を扱う動作が高い結果となっている。今回WEB上から取得した画像データを訓練データとしていたので、一人称視点から得られる調理器具の見え方を学習することでより画像認識の精度が上がり、調理動作の認識の向上につながると考える。

処理時間の考察として、1つの調理動作から腕の移動ヒストグラムの抽出にかかった処理時間は平均で60秒前後であり、(3)~(6)で使用した準備動作から調理器具候補を取得するために行ったSelective Searchの処理速度の画像全体で行ったため平均は14.30秒であった。これは、調理中に器具を片付けずに次の調理動作に移ったこと、視界に入る左右の不要な部分までセグメンテーションしようとしているために処理時間が遅くなったと考えられる。今回対象とした1つの調理動作の本動作の平均が56.20秒で、一番短い動作は加える動作で平均が20.59秒、長い動作は剥く動作で平均が96.67秒であった。つまり、平均時間で考えれば、本動作中に候補点を検出することができることが分かった。しかし、加える動作で最も短かったのは4秒であった。このような場合は候補点検出が間に合わない。候補点検出の高速化として、入力画像の大きさを減ら

すことが考えられる。実際に、画像サイズを  $1/2 \times 1/2$  にすると処理速度が約  $1/4$  倍、 $1/4 \times 1/4$  にすると処理速度が約  $1/16$  倍になっていた。しかし、単に画像サイズを小さくすると必要な部分が候補点として検出できない可能性がある。そこで、一人称視点の特徴を活かして、使用する調理器具は、注視点（一人称視点では画面中央）にあると仮定し、全体ではなく画面中央付近のエリアに注目し、左右の不要な部分を削除することで探索範囲が減るため処理速度の向上が見込まれると考える。

## 5.5 結論

本論文では、従来の調理動作のみに着目した場合の認識率では平均 63%であった。これに対し、約 4 割程度の認識精度であったが、調理器具を追加することで約 20% 向上し、さらに調理動作を細かくすることで平均 84% まで認識率を向上させることができた。また、4 章で示した方式と平均精度では同じであったが、動作の識別率をみると、安定した精度で識別できていた。本研究で扱った腕の動きと調理器具の情報という基本的な特徴量であっても十分な性能が得られた。今後、「切る」動作などのより細かい動作の識別、調理器具の候補点の抽出精度の向上のほかに、現在 1 人称視点から 3 次元空間を構成する研究に取り組んでおり、3 次元処理することでより動作識別や調理器具の認識の精度を向上させていき、自動で調理ナビゲーションするシステム開発を目指す。

また、本論文では一人称ベースでの認識を試みたが、今回の方式は 3 人称ベース・ロボットビジョンへの応用ができると考える。

## 第6章 調理時における配分的注意評価方式の提案

### 6.1 はじめに

従来の認知機能の評価を行うためにはペーパーテストや専用の機器を用いる必要があり、記録などを行うには人手で行う必要があった。そこで、本章では、1人称視点カメラを用いた日常生活における注意行動理解する方式を提案する。これまでの視覚的注意モデルとしては人間の注意モデルとして、ボトムアップ注意（Bottom-up attention）とトップダウン注意（Top-down attention）を結合したモデルが提案されている。ただし、人間の脳には顔やボディパーツなどに特異的に反応する機能がある。そこで、特異的に反応する機能を本論文では特異注意モデルと定義し、トップダウン注意、ボトムアップ注意、特異注意（Category-specific attention）の3種類のモデルを統合し、注意度マップを生成した。この注意度マップの顕著度の高い部分に対して領域抽出し、物体認識を行い見ているものの判断と、食材を固定する手の動きに着目し、オプティカルフローより算出した移動方向ヒストグラムを用いて、配分的注意が働いているか検出する。具体的には、調理中において、切る動作のみの単独作業と鍋のふきこぼれ確認動作を加えた並行作業の課題を与え、それぞれに対して、認知負荷課題を与えた場合と与えなかった場合による注意配分の評価を行った。今回、知負荷課題の有無により、切る動作の移動方向ヒストグラムと鍋の確認回数ともに有意差があり、認知機能の低下している状態と通常状態での識別が可能であることを確認した。

### 6.2 注意について

注意とは、神経生理学的に分類するとボトムアップ注意（受動的注意）とトップダウン注意（能動的注意）に整理される。ボトムアップ注意は、外的な刺

激によって注意が喚起され、あるいは向きなおされることと考えられ、手がかり刺激としての感覚入力により、ターゲットとしての感覚情報処理が選択的に促進あるいは抑制されることである。これに対し、トップダウン注意は、主として意図的にある位置に注意のスポットを向けるときに働く注意である[89][90][91]。

また、注意の特性として鹿島らは、多くの研究者が試みた分類、用語を整理し、便宜的に①強度・持続性・範囲、②選択制・集中制・安定性、③転換性・易動性、④制御性の4項目に分類している。その後、加藤は2003年に注意を維持機能、選択機能、制御機能の3機能に分類している。

### 6.3 視覚的注意モデル(Visual attention model)

一人称視点から得られた画像はユーザの日常的な行動の観測やその分析には適しており、一人称カメラを用いた注意の研究として視覚的注意の研究などある。例えば、山田ら[92]は一人称視点映像から求めた顕著性マップと視線位置の関係を実験的に分析することで、視覚的注意推定の性能評価を行っている。また、加瀬らは複数の定点カメラから一人称視点を推定し、相対視力分布と顕著性マップを用いて注意領域を推定する研究を行っている[93]。これらの研究ではボトムアップ型注意のモデルにトップダウン型注意として、頭部の動きや視力分布を用いている。

しかし、人間の脳にはトップダウン注意やボトムアップ注意のほかにある特定の部分に注意が働く部位がある。例えば、人間の顔に反応するFFA(Fusiform Face Area)[94]、人間の顔以外の部位に反応するEBA(Extrastriate Body Area)[95]、背景に反応するPPA(Parahippocampal Place Area)[96]と言った部分がある[89]。つまり、人間の脳には低次元の特徴から得られるボトムアップ注意や意識的に向けられるトップダウン注意とは別の処理が行われている。そこで、人間の処理モデルに従い、ある特定の部位に反応する注意を特異注意と定義し、特異注意、トップダウン注意、ボトムアップ注意の3種類のモデルを統合した視覚的注意モデルを提案し、提案した視覚的注意で得られたモデルから顕著度の高い部分を人間の視線と定義した。図6.1に処理のフローを示す。



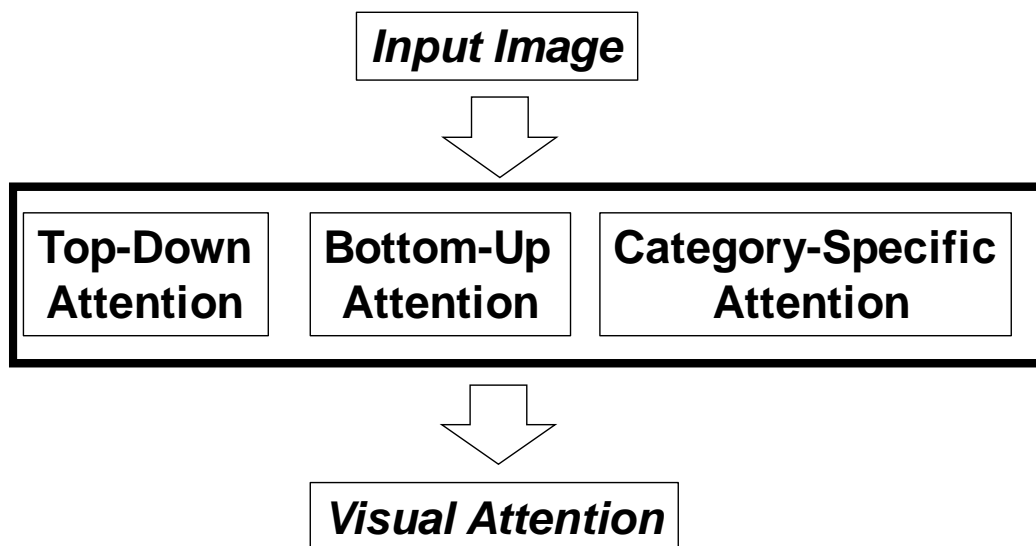


図 6.1 Visual Attention の生成フロー  
 Fig. 6.1. Processing of visual attention.

### 6.3.1 ボトムアップ注意モデル(Bottom-Up Attention Model)

ボトムアップ注意の処理として Itti らは低レベルの特徴である色, 輝度のコントラスト, エッジの向きから生成される顕著性マップを計算モデルとして確立している[97]. 本論文では, この基本の3要素に加えて, 調理中の動きにも注意が向けられるとし, 動き要素を加えた動的顕著性マップを構築した. 図 6.2 に処理フローを示す.

顕著性マップでは, 各特徴マップに対して線形和で結合し, 生成する. ここで, 各特徴マップに対する重みパラメータに着目する. 通常では重みパラメータとして均一とする. この場合は, 意図的なパラメータを指定していないのでボトムアップ注意に近いと考える. しかし, ある特徴マップの重みパラメータを大きくすることは, 人間の意図的な判断が入っていると考えられる. つまり, 重みパラメータを調整することはトップダウン注意の機能を含むと考えられる. たとえば, 動きのある部分には注意を向けるといった場合は, 動きの特徴マップの重みパラメータを大きくする. 本論文では, 作業中では動いている部分(手領域)に注意が向けられているとし, 各特徴パラメータを(色(Color):方向(Orientation):輝度(Intensity):動き(Motion))

= (0.1:0.1:0.1:0.7) と設定した. 図 6.3 に動的顕著性マップ (Active saliency map) の結果を示す.

### 6.3.2 トップダウン注意モデル(Top-Down Attention Model)

トップダウン注意の処理として, 通常は指定された作業に関するオブジェクト等を画面上から検出し, 特定のオブジェクトを認識して, 対象オブジェ

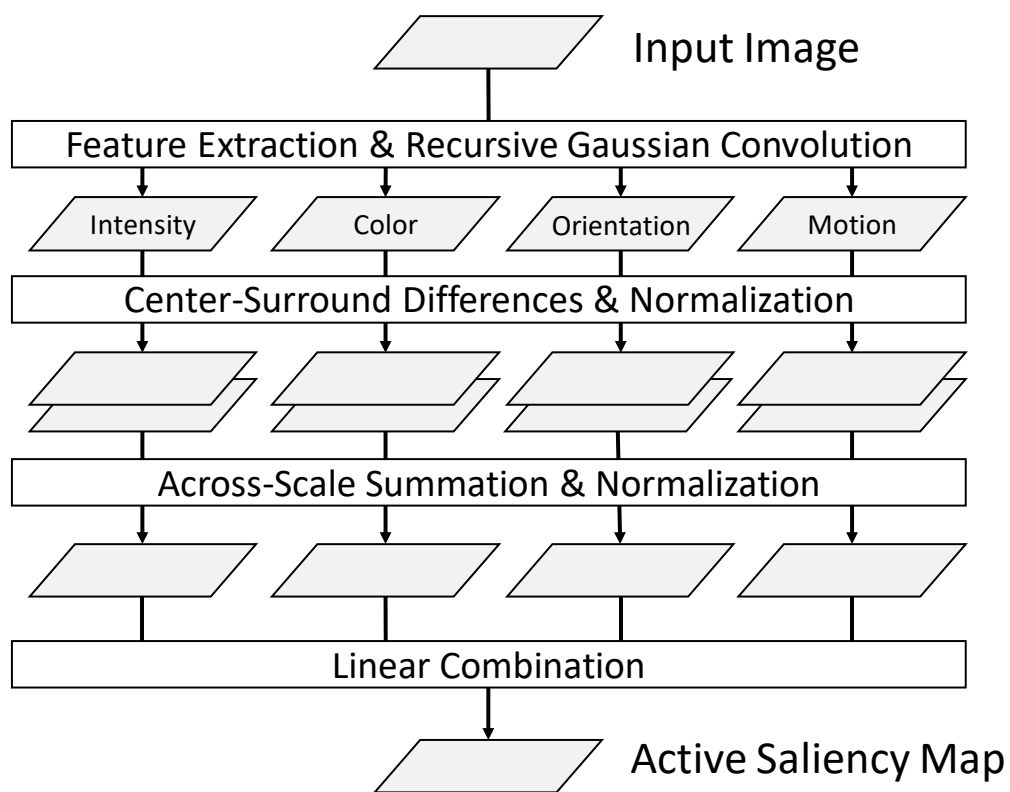


図 6.2 Bottom-up attention の処理フロー  
Fig. 6.2. Processing of bottom-up attention.

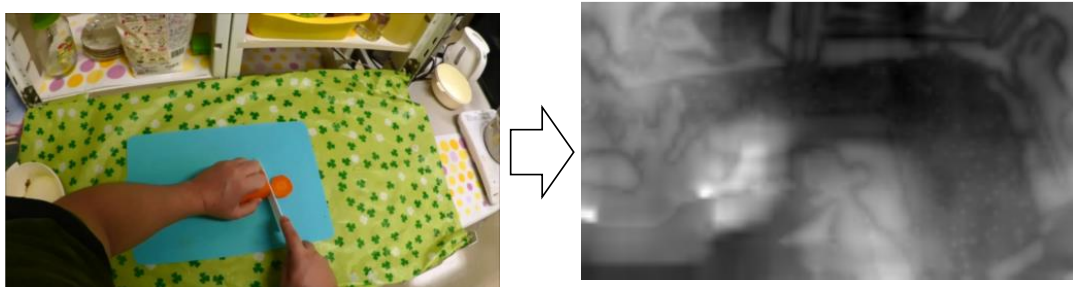


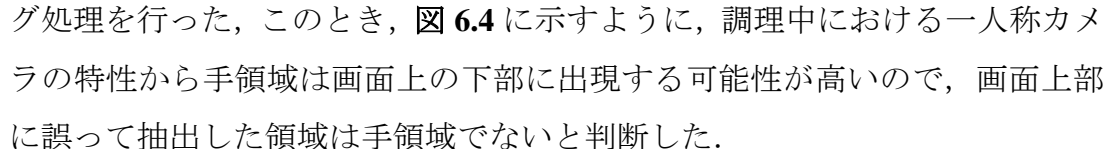
図 6.3 動的顕著性マップ  
Fig. 6.3. Active saliency map.

クトであれば顕著度の高くなるように設定する。例えば、赤色の部分に注目してくださいという課題であれば画面上から赤色の部分を抽出し、その部分に対して顕著度を高くするように設定する。本論文では、単独作業（切る作業）と並行作業（切る作業と鍋を確認する作業）時にそれぞれの箇所に意識的に見ていたかを判断する必要がある。そこで、切る動作においては、前述した特異的注意モデルと動き特徴マップの重みパラメータで手領域部分に対しての集中を行っているかと判断し、鍋の確認作業においては、鍋を画面中から抽出・認識し、鍋付近の顕著度を高くなるように設定した。その他の場合は、一人称視点カメラの特性上画面中央に意識をしていると仮定した。

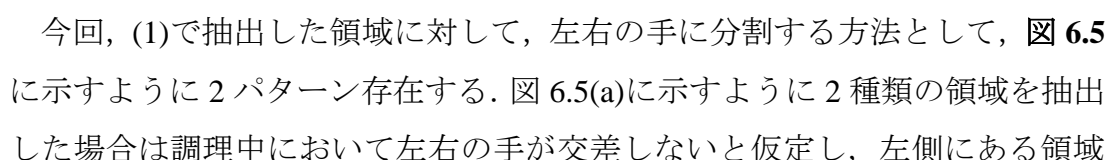
### 6.3.3 特異注意モデル(Category-Specific Attention Model)

特異注意として、顔やボディパーツを事前に検出する必要がある。そこで、顔やボディパーツを検出するために、肌色領域の抽出を行う。本論文では、一人称カメラを用いた調理動作を行っているため、主として手領域の抽出を行うことになる。以下に手領域の抽出方法について述べる。

#### (1)手領域の抽出

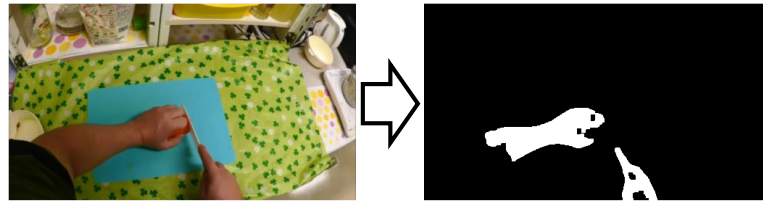
手領域の抽出方法として、初めにノイズを削除するために画像全体に対して平滑化を行い、人の部位や手領域を肌色検出により抽出した。具体的には、入力された RGB 色空間から、比較的照明変化に頑強な HSV 色空間に変換を行った。本論文では、肌色の値として(Hue : Saturation : Value)=(9~15 : 110~200 : 10~200)と定義した。肌色抽出を行った後、画像を2値化し、収縮・膨張処理でさらにノイズ除去を行った。次に抽出した領域に対してラベリング処理を行った、このとき、 図 6.4 に示すように、調理中における一人称カメラの特性から手領域は画面上の下部に出現する可能性が高いため、画面上部に誤って抽出した領域は手領域でないと判断した。

#### (2)左右の手をセグメンテーションする (Segmentation of hand area)

今回、(1)で抽出した領域に対して、左右の手に分割する方法として、 図 6.5 に示すように2パターン存在する。図 6.5(a)に示すように2種類の領域を抽出した場合は調理中において左右の手が交差しないと仮定し、左側にある領域



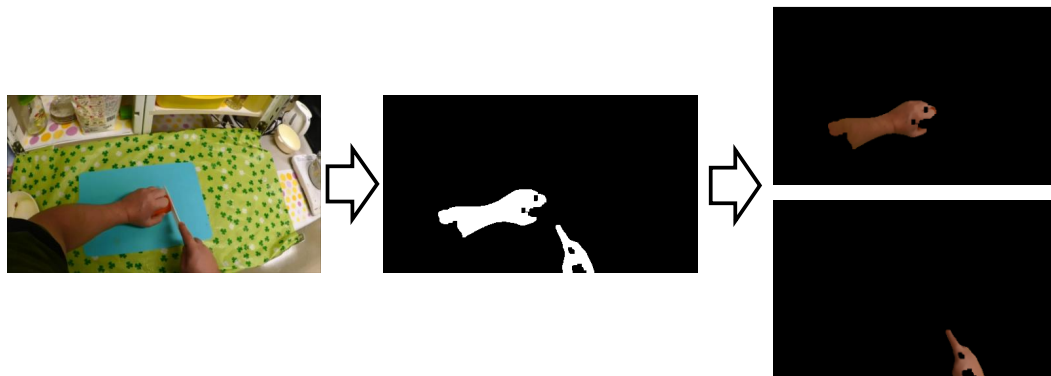
(a) ノイズが混じっているパターン



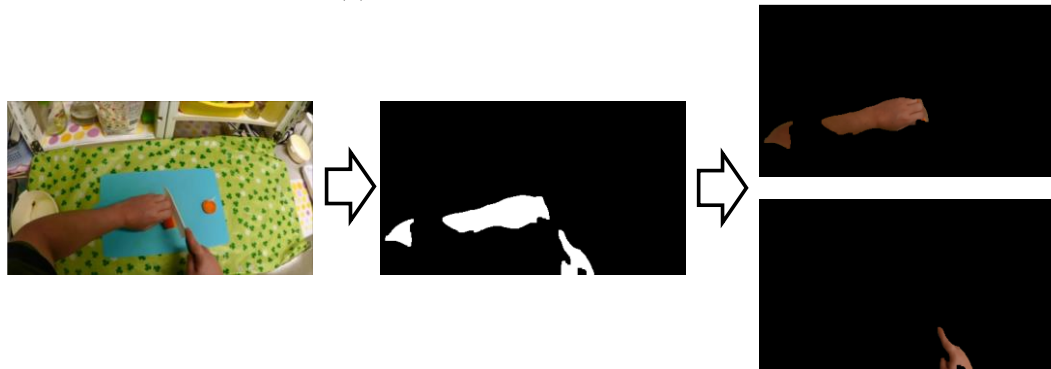
(b) ノイズがないパターン

図6.4 手領域の抽出

Fig. 6.4. Extract of hands regions.



(a) 2領域が抽出された場合



(b) 2領域以上抽出された場合

図6.5 手領域のセグメンテーション

Fig. 6.5. Segmentation of hands regions.

を左手，右側にある領域を右手とした．また，図6.5(b)に示すように2種類の領域以外であれば，画面左側の領域を左手，画面右側の手を右手とした．

(3)注意箇所 (Specific attention distribution)

注意箇所として、作業中であれば左右それぞれの手領域の先端部分に注意が向けられているとし、視覚的特性として、中央付近には注視度が高く、周辺は注視度が低くなるモデルとしてガウシアン分布を用いた。図 6.6 に結果を示す。

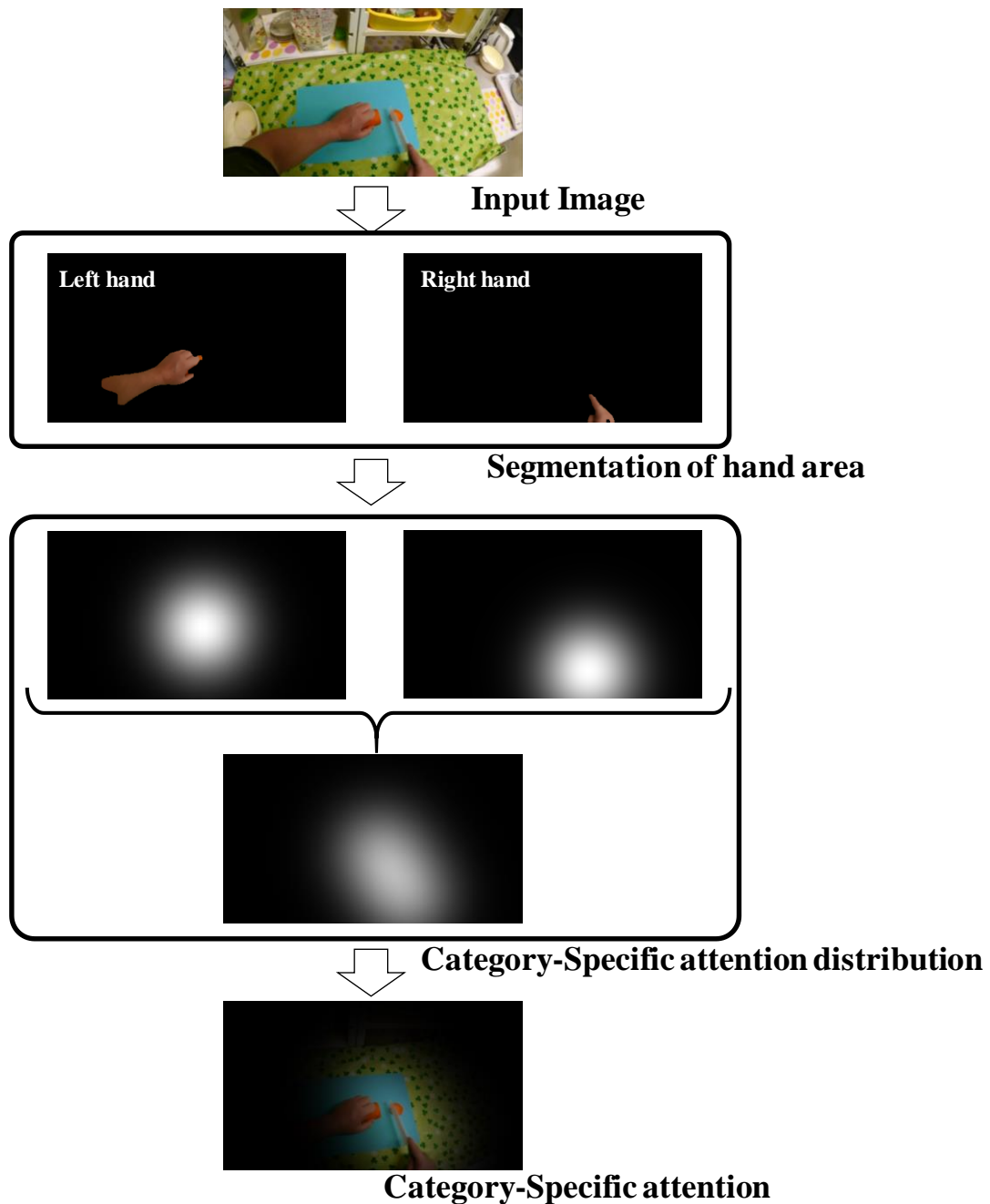


図 6.6 特異注意の生成  
 Fig. 6.6. Generation of specific attention.

### 6.3.4 視線推定

これまで述べた3種類の注意モデル (Attention Models) を線形結合し、顕著度の高い部分に対して人間の注視点 (Gaze Area) があると仮定した。その結果を図6.7に示す。線形結合 (Linear Combination) 時の重みパラメータ (特異的注意 : ボトムアップ注意 : トップダウン注意) = (WSA : WBU : WTP) は、通常の人間のモデルでは人の領域の認識は別に行っており、 $WTP > WBU$  となるが、本論文では、以下のパターンで重みパラメータを設定した。

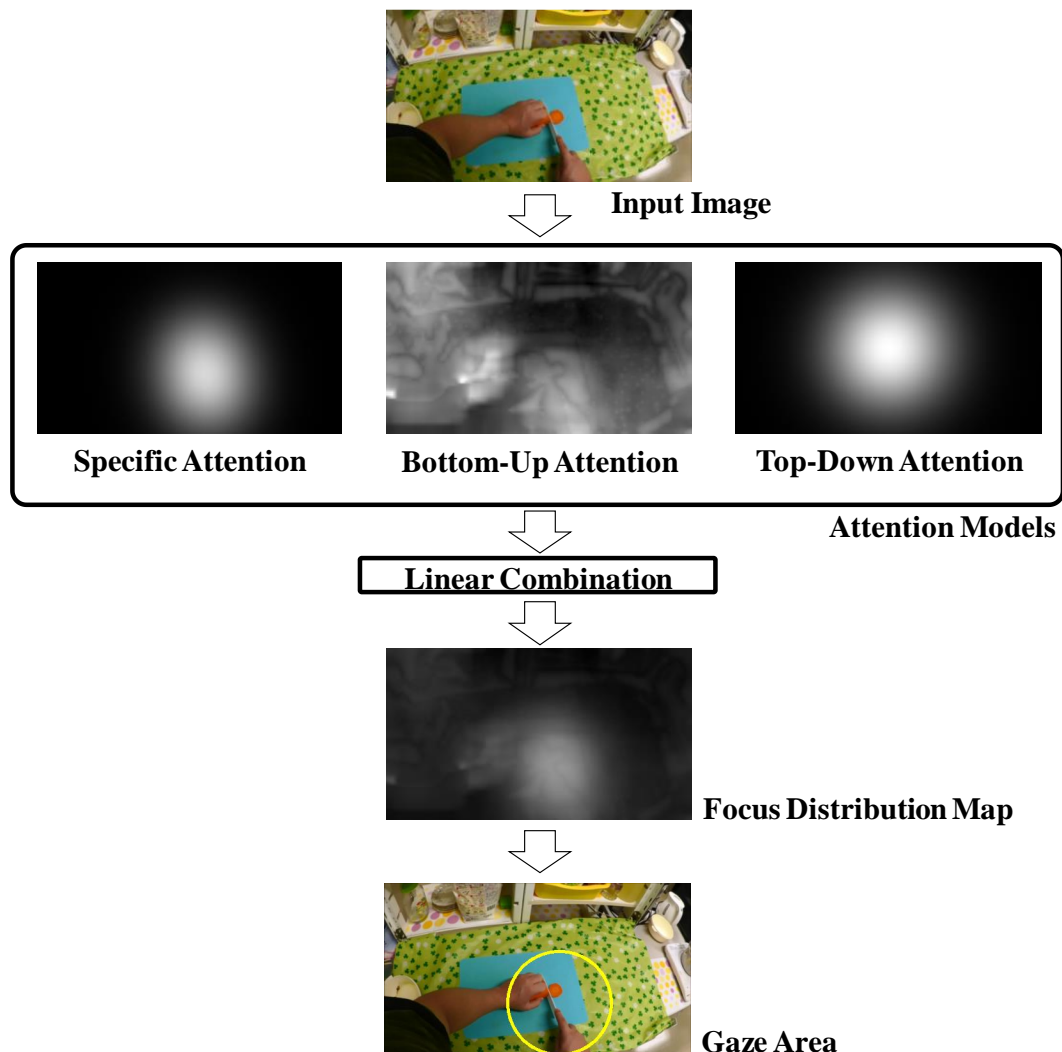


図6.7 注視点の推定  
Fig. 6.7. Estimation of focus point.

①人の領域が写っている場合

$$(WSA > WBU > WTP) = (0.5 > 0.3 > 0.2)$$

②人の領域が写っていない場合

$$(WBU = WTP > WSA) = (0.5 = 0.5 > 0.0)$$

この注視点に対して、人間の視覚特性である中心に対して鮮明であり、周辺に対してはぼやけて見えるという機能を、ガウシアン分布を用いて表現した。このガウシアン分布範囲内において何を見ていたのかで作業の有無を判断した。

## 6.4 配分的注意評価方式

注意機能の評価手法として、標準注意検査法（日本高次脳機能障害学会，2008年）やD-CAT（八田ら，2001年）がある。いずれの検査もテスト用紙や簡易な器具を用いて注意機能の評価を行う。しかし、これらの検査方法は、定期的にししか実施せず、リアルタイムな認知状態や行動イベントを把握することが困難であり、テストという非日常行動であることが挙げられる。そこで、本論文では実生活における日常行動から、注意機能の評価を行うために、表6.1に示すような、2章で記述した注意の特性をベース[91]とした、注意機能評価指標のうち、(4)配分的注意をメインに評価することとした。

本研究では、(4)配分的注意に着目し、並行作業時に注意を意識できていたのかを評価する。具体的には、調理行動の主である「切る」作業を行って手元への意識（食材をきっちりと抑える、左手を猫の手にするという意識）があるとし、他にも注意を向ける必要があるときそちらに意識を向けた後に、切

表6.1 注意評価指標  
Table 6.1. Attention Indexes.

注意の種類	指標	内容
能動的注意 (トップダウン注意)	(1) 反応時間指標	次の動作に対する反応が良いか
	(2) 維持指標	継続して作業を行えているか
	(3) 選択的注意指標	外乱がある場合に正しい選択ができるか
	(4) 配分的注意指標	並行作業時に他の状態に気を配っているか
受動的注意 (ボトムアップ注意)	(5) 注意制御性指標	アクシデントに対して、対応できているか

る作業に戻った場合に、再び手元への意識ができていないか（注意の切り替え時間が短い）、指定された複数の箇所に注意が向けられていたのか（配分的注意）を評価した。

### 6.4.1 食材を抑える手の移動量

通常、切る作業を行っている際に怪我をしないために食材を固定するが、食材を抑える手は大きく動くことはない。これは、意識的に危険な行為であると考え、注意して食材を固定させている。もし、食材を固定する手が大きく動いている場合はきちんと食材を固定していないことになり、その状態で包丁を使うことは危険である。そこで、注意状態を検出するため、固定する手の動きに着目した。図 6.5 で示した手領域の抽出方法で固定する側の手だけに着目し、手領域の移動方向ヒストグラムを算出し、通常状態での動きとそれ以外に分類する。方向ヒストグラムは8方向、16方向に設定し、比較した。図 6.8 にそれぞれの切っている作業中における左手の動きのヒストグラムを示す。

### 6.4.2 手の状態認識

注意状態として、手の動き方で大まかに作業への集中度が分かるが、より詳細な危険状態を判別するために抑える手の形状に着目する。手形状の認識として、固定カメラによる手話認識のための手形状認識の方法がある[98]。この研究では、カメラに向かって手を差し出す形で手の領域が大きく映っており、色抽出による手を抽出し、その後、HOG(Histogram of Oriented Gradients) 特徴量等を用いる方法やジェスチャー認識のための 3D Active Appearance Models を用いて形状を識別する方法がある[99]。これらの研究では細かな指の動きまで識別する必要があり、また形状も多種多様である。しかし、今回は一人称視点カメラを用いた調理作業中の手形状の識別であり、手話認識ほどの手の形状の種類はなく、見え方も限られてくる。本論文での識別手法として、従来の HOG 特徴量を用いた方法と SIFT ベースの Bag of Features 近年



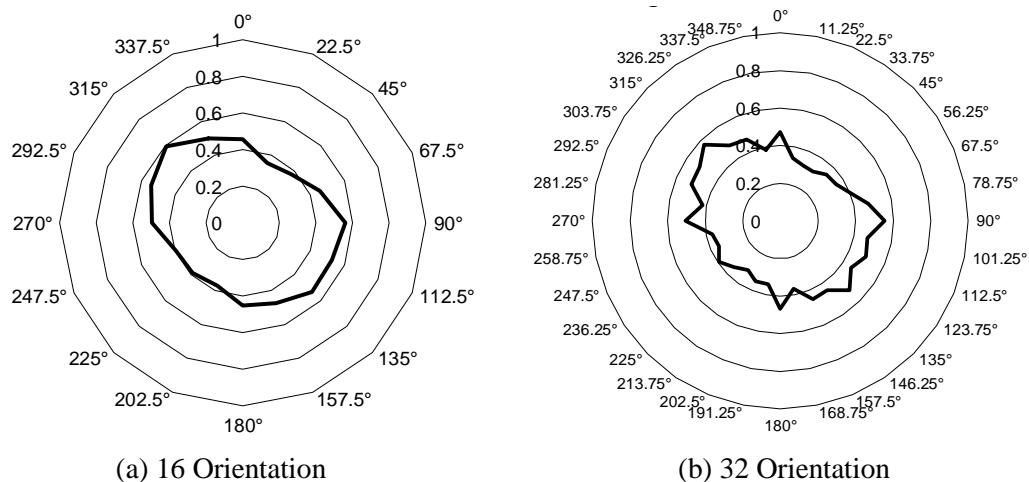


図 6.8 左手の動きヒストグラム  
 Fig. 6.8. Histogram of left hand movement.

流行している DCNN を用いた方法を検証した。図 6.9 に手領域の学習サンプルを示す。基本的に、指が開いている場合は危険な状態であるとした。

## 6.5 実験

本論文では、注意の機能特性のうち(4)の配分的注意に着目した。実験の方法として、健常者 6 名に対し、1 人あたり表 6.2 に示す 4 パターンの実験を行った。

今回、調理動作の対象として切る動作とした。ただし、同じ切り方で習熟度効果が出てしまう恐れがあったため、切り方を複数提示し、切り始めの前に 1 つの切り方をランダムに指示した。鍋の確認は、鍋に液体 (今回は牛乳) を入れて、鍋から吹きこぼれないかを確認する作業を追加した (並行作業)。また計算課題は、認知機能を低下させるために、計算課題を与えて、脳への負担



(a) shape of safety (b) shape of danger

図 6.9 切る動作中の手の形状

Fig. 6.9. State of left and right hands during cutting.

表 6.2 実験課題  
Table 6.2. Experimental task.

課題	内容		
	メイン課題	並行課題	認知負荷課題
(i) 単一作業	切る動作	—	—
(ii) 並行作業	切る動作	確認作業	—
(iii) 単一作業 + 認知負荷	切る動作	—	計算課題
(iv) 並行作業 + 認知負荷	切る動作	確認作業	計算課題

を付加させた。内容として、1000 から 7,11,13,17 のいずれかの値を引き続けていくという課題である。計算結果は声に出すように指示し、結果が間違っていれば何度も答える。答えるタイミングは、答えてから 3~5 秒の感覚で計算せるように負荷を与えた。ただし、記憶機能の評価ではないため、以前の答えを忘れてしまった場合には、前の答えを教えることとした。

## 6.6 結果・考察

3 種類の実験結果について述べる。

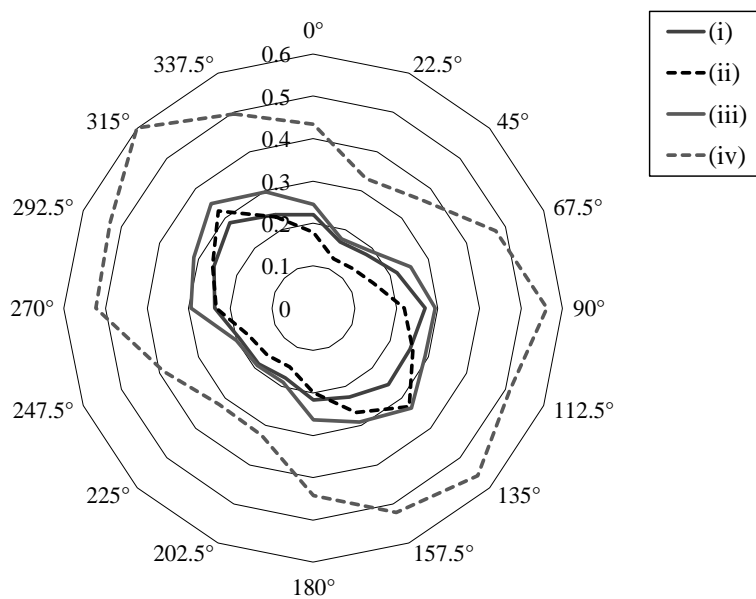
### 6.6.1 食材を抑える

はじめに、食材を抑える手の動きの結果を図 6.10 に示す。図 6.10 は、各課題における平均の方向ヒストグラムである。

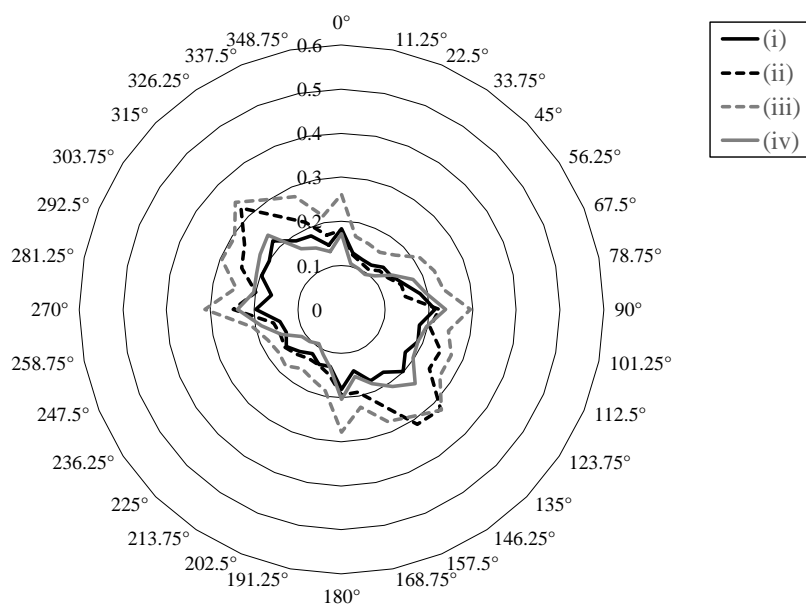
16 方向、32 方向とも課題(i) < (iii), (ii) < (iv)と認知負荷を与えた場合に手領域の動きが大きくなっていることが分かる。ここで、配分的注意の課題を与えた(ii)と(iv)に着目し、表 6.3, 図 6.11 に示すように有意差を t 検定より求めた。結果として、16 方向、32 方向とも  $p(T \leq t) = 0.045$  であり、有意差が得られた結果となった。

### 6.6.2 手の状態認識

次に、手形状の識別性能について述べる。今回、形状が安全な形であるか危険な形であるのかの 2 クラス問題とし、画像サイズを 100×100 に正規化した。学習画像は実際の調理動作から手作業にて分類し、学習数は各 200 枚で、DCNN で用いるテスト画像は 150 枚とした。表 6.4 に識別性能（認識



(a) 16 方向



(b) 32 方向

図 6.10 左手の平均移動量

Fig. 6.10. The movement average of left hand.

率 : Accuracy, 再現率 : Recall, 適合率 : Precision, F 値 : F-measure) を示す。

結果として, Bag of Features による SVM の方式が最もよく 64%であった。エッジの勾配に着目した HOG 特徴量では, k-NN が最もよく 59.5%であった。

表 6.3 固定する手の移動量の t 検定の結果  
 Table 6.3. Result of fixed hand movement by t-test.

実験	平均		分散		標準偏差		P(T<=t) bilateral	有意
	(ii)	(iv)	(ii)	(iv)	(ii)	(iv)		
(ii) - (iv)	0.212	0.461	0.026	0.032	0.161	0.179	0.045	*

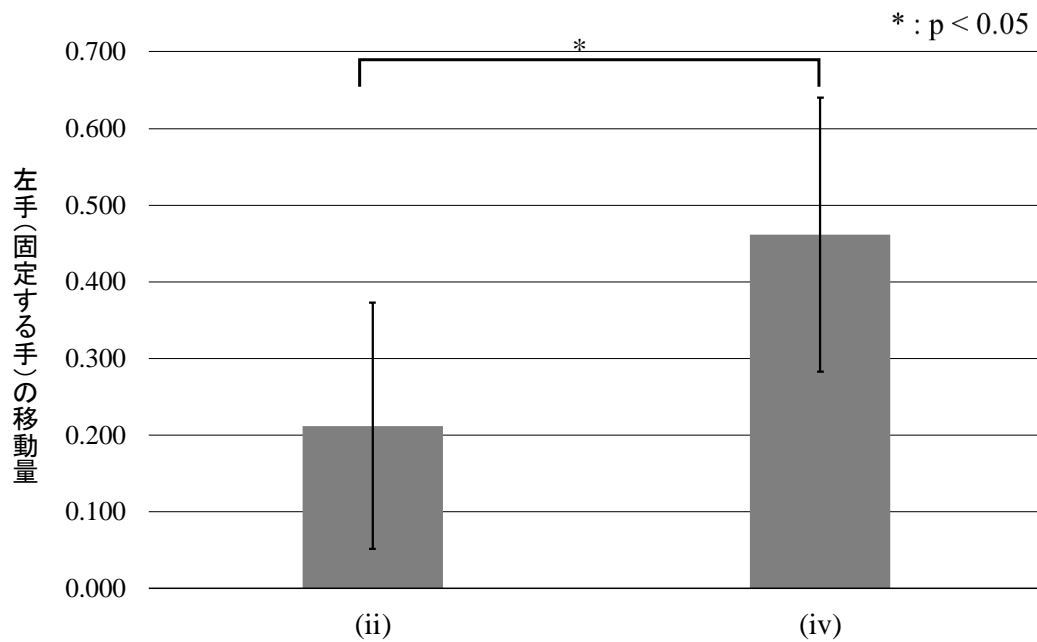


図 6.1 1 固定する手の移動量の t 検定の結果  
 Fig. 6.1 1. Result of fixed hand movement by t-test.

表 6.4 手の状態認識の結果  
 Table 6.4. Result of hand state recognition

Features	Classifier	Result (%)			
		Accuracy	Recall	Precision	F-measure
HOG	k-NN	59.50	63.00	59.00	60.93
	SVM	55.50	72.00	54.00	61.71
	Logistic Regression	51.00	25.00	52.00	33.77
	ANN	55.00	57.00	54.81	55.88
BoF	k-NN	59.00	26.00	76.00	38.75
	SVM	64.00	92.00	59.00	71.89
	Logistic Regression	50.00	0.00	0.00	0.00
	ANN	65.50	66.00	65.35	65.67
DCNN	-	75.00	59.00	86.00	69.99

精度が低くなってしまった原因として、安全状態の画像中に開いているが指を曲げている画像があり、このような画像が誤認識している原因であった。

### 6.6.3 確認回数

配分的注意としてきちんと鍋を確認する動作を検出し、1分間当たりの確認回数を表6.5に示す。鍋の確認方法として、注視エリア内に鍋が映りこんでいるかで判断した。

どの実験参加者も通常状態での並行作業より認知負荷を与えた課題を課すことで、確認回数が減っていることが分かる。つまり、鍋に意識を向けることを忘れてしまうケースが多くなったということである。また、作業に集中するあまり鍋の確認を怠り、吹きこぼれてしまうケースが2件あった。吹きこぼれが起こった2名は、確認するまでの時間が長く、1度吹きこぼれが起こってからは確認する機会が増えたため、他の実験参加者との確認回数の比率は変わらなかったと考えられる。実際に、実験後になぜ吹きこぼれるまで見なかったのかを訪ねると、調理作業もしくは計算課題に集中してしまい、鍋を見ることを忘れたという意見があった。次に、並行作業課題において認知負荷の有無の2種類の課題での有意差をt検定で検証した。その結果を表6.6、図6.12に示す。結果として、 $p(T \leq t) = 0.045$ であり、有意差が得られた結果となった。

表6.5 鍋の確認回数と吹きこぼれの有無

Table 6.5. Number of times that checked the deep pan and the deep pan boil over.

	回/分					
実験	A	B	C	D	E	F
(ii) 確認回数	4.6	2.1	2.1	5.7	1.1	2.5
(iv) 確認回数	4.1	1.6	1.2	4.6	0.9	1.1
(ii) 吹きこぼれ有無	-	-	-	-	-	-
(iv) 吹きこぼれ有無	-	-	-	○	-	○

表 6.6 鍋の確認回数

Table 6.6. Result of fixed hand movement by t-test.

実験	平均		分散		標準偏差		P(T<=t) bilateral	有意
	(ii)	(iv)	(ii)	(iv)	(ii)	(iv)		
(ii) - (iv)	3.014	2.239	3.086	2.673	1.757	1.635	0.011	*

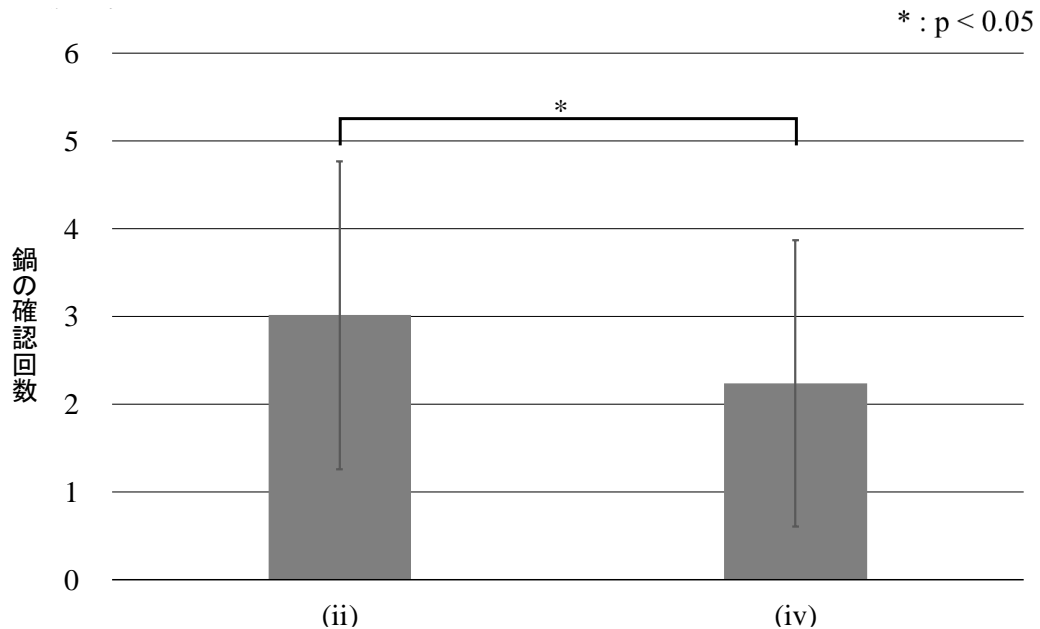


図 6.1 2 鍋を確認した回数の t 検定の結果

Fig. 6.1 2. Result of checked the deep pan by t-test.

## 6.7 まとめ

今回、一人称視点カメラにおける視覚的判断として特異注意、トップダウン注意、ボトムアップ注意を統合した注意度マップを用いることで、視覚領域の検出を行った。視覚領域内に対して、手元の動きやオブジェクト認識により、配分的注意の評価を行う方式を提案した。実際に、6名の健常者に認知負荷課題を与えた場合と与えなかった場合に対して、手領域の動き・鍋の確認の回数の2つの要素より配分的注意ができているかを評価し、有意差を求めた。手の動き・鍋の確認の回数ともに有意差があり、今回の方式で、認知機能の低下した状態と通常状態での識別することが可能であることを確認した。

## 第7章 調理時における持続的注意評価方式の提案

### 7.1 はじめに

6章では、調理時における配分的注意の評価指標について検討し、生活行動中に配分的注意を評価することが可能であることを示した。本章では、調理時における持続的注意の評価指標の提案について述べる。具体的には、6章と同様に視覚的注意モデルから視線を推定し、視線の滞留時間、軌跡を求めることで持続的注意の評価を行うアルゴリズムの検討を行った。今回、健常者に対して認知負荷の有無により、作業中の滞留時間や視線の移動量に有意差があり本手法で持続的注意の評価が可能であることを確認した。

### 7.2 視覚的注意モデルの再検討

6章で示した視覚的注意モデルにおいて、トップダウン処理は鍋の吹きこぼれ防止確認という課題を基に、画像中から対象とした鍋が映っていたかどうかでトップダウン処理を行っていた。

しかし、経験的に調理中において調理器具の他に手領域も注意することから、本章でのトップダウン処理として、図7.1に示すように、入力画像から手領域と手領域の周辺 (hand around) を求め、手領域の手先 (fingertip) と手周辺に対して物体検出 (Detection of cooking utensils) を行い、それぞれのモデルを線形結合 (Linear Combination) し、トップダウン注意モデルを生成する。

#### 7.2.1 手領域の抽出

手領域の判断は、5.1.2で示したように、HOG特徴量とSVM法を用いて手であるか手でないかの識別を行い、識別後に手領域の手先に対してガウシ

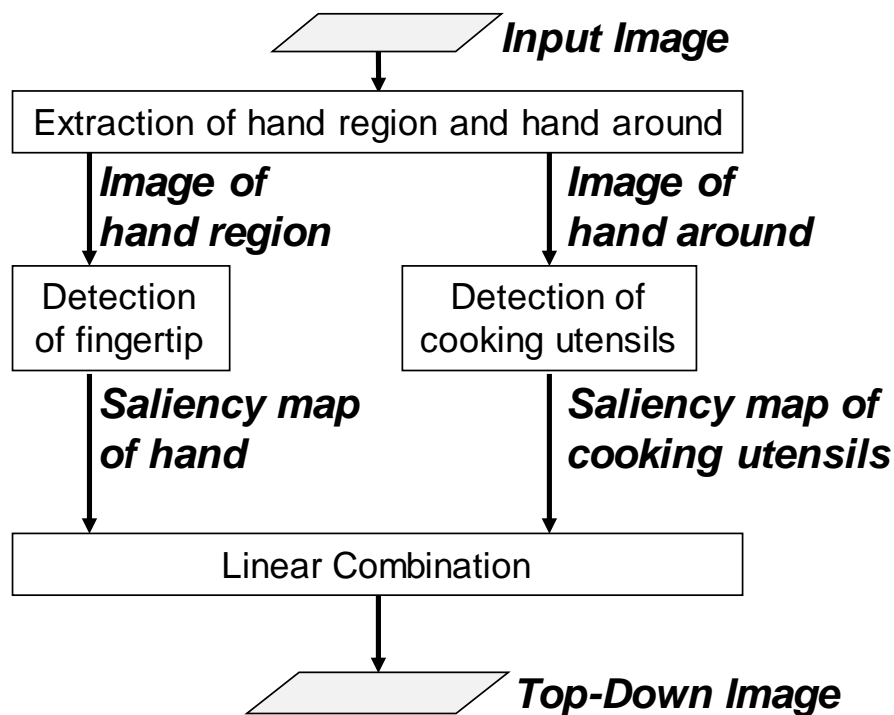


図 7.1 トップダウン注意の処理フロー.

Fig. 7.1. Processing of top-down.

アンフィルタを用いてトップダウン処理の手領域に対する顕著度を表現した。

## 7.2.2 調理器具認識

使用している調理器具は、手の付近にあると仮定し、手の回りに対して調理器具認識を行った。本研究で、対象とした調理器具は、これまで9種類であったが、今後複数の調理作業を対象とするため、まな板 (cutting board) , ボウル (bowl) , 包丁 (kitchen knife) , お玉 (ladle) , フライパン (frying pan) , ピーラー (peeler) , お鍋 (pot) , 計量スプーン (measuring spoon) , 箸 (chopsticks) , フライ返し (food turner) , 泡だて器 (egg whisk) の11種類とした。今回、一般物体認識である SIFT ベースの Bag of Features と深層学習である Deep Convolution Neural Network の比較を行い、識別性能の良い方式を採用した。



### 7.2.3 トップダウン注意の作成

7.2.1, 7.2.2 より, トップダウン注意を作成する. ここでは線形結合を行い, 顕著度をガウシアン分布で表現した. 図 7.2 に, 本手法におけるトップダウン注意の結果を示す.

## 7.3 特異注意モデル (Category-specific attention model) の検討

特異注意は 6.2.3 においてモデルを生成したが, 6.2.3 のモデルでは, 肌色領域に対して反応するというだけで生成を試みた.

本節において, より人間の反応を鑑みて, 人間のパーツ (腕: hand) に加えて顔検出 (face detection) も行うことで, 人間の視覚的特性を再現することとした. 本節における特異注意モデルの処理フローを図 7.3 に示す. ここで, 手の領域に関しては, 6.2.3 と同様の方式を用い, 顔認識については Harr-Like 特徴を用いた方式で識別を行った. 特異注意モデルの処理結果を図 7.4 に示す.

## 7.4 視線情報の推定

これまでに再検討したモデルを用いて, 図 6.7 に示したように視覚的注意モデルを生成し, 注視箇所 (Gaze Area) を生成する. 本研究において, 視線

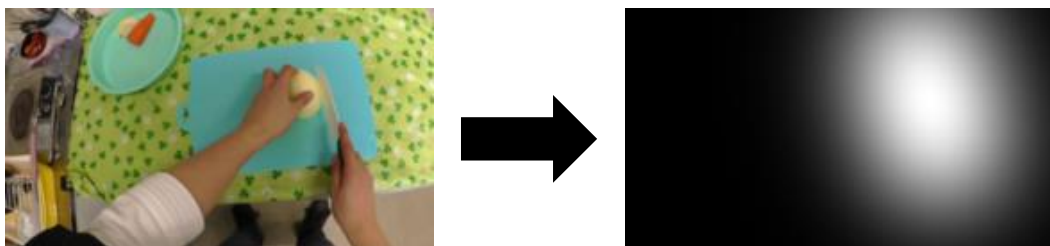


図 7.2 トップダウン注意の処理結果.  
Fig. 7.2. Result of top-down attention.

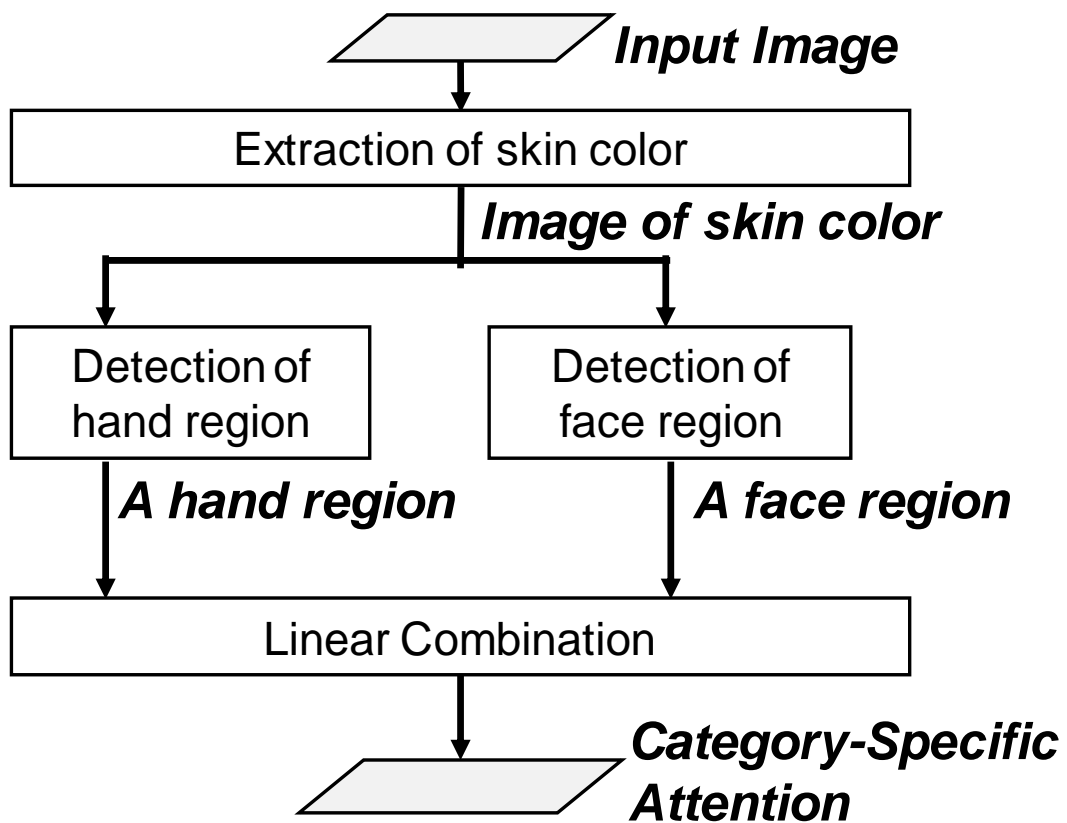


図 7.3 特異注意モデルの処理手順  
Fig. 7.3. Processing of category-specific attention

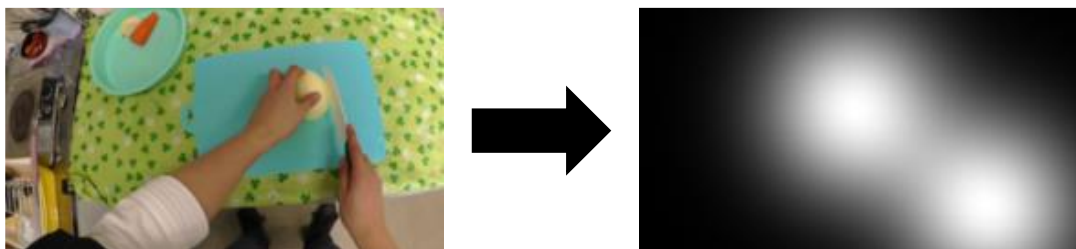


図 7.4 特異注意モデルの処理結果.  
Fig. 7.4. Result of category-specific attention

位置 (Focus Point) を注視箇所中における顕著度の高い部分であると仮定した。  
図 7.5 に推定した視線位置の結果を示す。



図7.5 注視点の推定  
Fig. 7.5. Estimation of focus point.

## 7.5 持続的注意評価指標

持続的注意の評価方法として、2章で得られた視線情報を基に、調理中における視線の滞留時間、作業時における視線の軌跡から持続的注意の評価ができることを検証する。具体的な2種類の方法の詳細は以下に示す。

(i) 並行作業時においてそれぞれの作業中にどの部分に視線が集中していたのか。

(ii) 作業時・作業の切り替え時においてどのように視線を動かしていたのか。

(i)では、視覚的注意モデルで推定した注視エリア内に作業に使用するオブジェクトが写った場合に集中していると判断する。(ii)では、作業中における視線の軌跡（総移動量）や作業の切り替え時における視線の移動時間などから判断する。

以上2点の観点から持続的注意の評価ができることを検証する。検証の方法として、認知負荷の有無により2つの指標の有意差が出れば、評価尺度として利用することが可能であると示される。有意差を出すために認知負荷の有無の結果に対してt検定を用いる。

## 7.6 実験

本研究で行った実験として、事前実験（調理器具の認識）と本実験（調理課題）について述べる。

### 7.6.1 事前実験（調理器具認識）

トップダウン注意を作成するために調理器具の認識が必要となる．そこで、事前に調理器具の性能評価を行う．調理器具の認識として、BoF+SVMの一般物体認識とDCNNを用いた方式を比較し、識別性能の高いほうを採用する．本研究で使用したBoFの特徴量はSIFT(Scale-Invariant Feature Transform)であり、DCNNのネットワークパラメータを表7.1に示す．

本論文では、畳み込み層とプーリング層を結合する部分の活性化関数としてReLU関数、プーリング層ではMAXプーリングを用いた．

### 7.6.2 本実験（調理課題）

実験に健常者11名に協力してもらった．実験内容として切る動作と煮る動作の並行作業の課題を与えた．課題の内容は6.4節で示した内容と同じものとする．本研究の課題をまとめると次のようになる．

○Task 1: 切る動作+煮る動作

○Task 2: 切る動作+煮る動作+計算課題（認知負荷）

今回、切る動作において習熟度効果が出てしまう恐れがあったため、切り方を複数提示し、切り始めの前に1つの切り方をランダムに指示した．また、計算課題は3~5秒の間隔で声を出して答えてもらう．ただし、計算結果が間違っていた場合や前回の答えを忘れてしまった場合は前回の答えを口頭で教え、次のタイミングで答える．これは、純粋に注意機能に関する評価を行うために、記憶機能に関する処理を排除するためである．

表7.1 CNNのパラメータ詳細  
Table 7.1. Detail of CNN parameters.

Layer	conv1	pool1	conv2	pool2	conv3	pool3	ip
size	5x5	3x3	5x5	3x3	5x5	5x5	-
stride	1	2	1	2	1	2	-
channel	32	32	32	32	64	32	11

## 7.7 結果・考察

トップダウン注意を作成するために必要な調理器具の認識と持続的注意の評価の結果・考察を述べる。

### 7.7.1 事前実験（調理器具認識）

学習画像として、調理器具 11 種類に対して 100 枚の計 1100 枚として調理器具の認識を行い、BoF を用いた結果を表 7.2、DCNN を用いた結果を表 7.3 に示す。今回用いた画像サイズは 100 px × 100px の画像である。

BoF を用いた結果では認識精度（Accuracy）は 50%程度であり、DCNN を用いた結果では 66%程度であった。個別にみると、お鍋（pot）、計算スプーン（measuring spoon）、泡だて器（egg whisk）に関しては BoF の結果が高くなっている。詳細に結果を見ると、まな板（cutting board）、ボウル（bowl）、フライパン（frying pan）が BoF に比べて DCNN では 15 種類ほど正しく認識されていることが分かる。対して、泡だて器（egg whisk）の認識は BoF に劣っている。これは、泡だて器のよっての部分フライ返し（food turner）の類似していることから、DCNN で特徴を取得する際に誤ってしまったと考える。今回、トップダウン注意で使用する調理器具認識の手法は精度の高い DCNN とした。

### 7.7.2 本実験（認知負荷課題）

初めに、作業の集中度について述べる。調理者ごとに作業時間が異なるために、全体の作業時間で正規化を行った。表 7.4 に作業時間の集中度合と並行作業時の切り替え時間の結果を示す。

作業への集中度合は、認知負荷の有無で“E”、“H”を除く 9 名は集中度が落ちていることが分かった。集中度が下がらなかった”E”、“H”の動画を確認すると、認知負荷課題である計算問題を答える際に、手が止まっていたり考えている部分があった。そのため、作業は中断しているが調理器具や腕が映像に写っていたため、集中度が高くなったと考えられる。また、”E”に

表 7.2 BoF による調理器具認識の結果  
Table 7.2. Recognition result of cooking utensils by BoF.

		prediction labels										
		cutting board	bowl	kitchen	ladle	flying pan	peeler	pot	measuring spoon	chopsticks	food turner	egg whisk
true labels	cutting board	26	5	1	1	2	0	5	6	1	2	1
	bowl	3	22	2	2	2	1	12	5	0	1	0
	kitchen knife	3	0	27	2	1	1	4	2	5	1	4
	ladle	2	3	5	16	4	2	1	3	4	5	5
	flying pan	2	3	1	1	29	2	9	1	0	0	2
	peeler	0	1	3	3	1	25	2	10	0	2	3
	pot	0	1	0	0	3	1	41	4	0	0	0
	measuring spoon	0	4	1	2	0	1	5	36	0	1	0
	chopsticks	1	2	5	1	0	0	1	10	26	2	2
	food turner	2	2	6	11	2	3	0	7	3	13	1
	egg whisk	3	0	7	4	0	5	0	6	7	1	17
<b>accuracy</b>		<b>0.505</b>										

関して Task. 1 がほとんど集中していないことが分かる。これも計算課題を答える際に、頭を上にあげ考えるような仕草をしていたため、作業スペースではない部分が写っていたためであると考えられる。

並行作業時の平均の切り替え時間は個人差が出た形となった。特に、”D”、”E” に関して 2 種類の課題で大きく異なるのは、切り替え回数が少なかったため平均時間が大きくなったと考えられる。集中度に関して t 検定を行った結果、表 7.5、図 7.6 に示すように  $p = 0.044 < 0.5$  であり有意差が得られた。

次に、視線の移動量についても作業時間同様に正規化を行い、表 7.6 に視線の移動量の結果を示す。

視線の移動量は認知負荷の有無で”E” と”H” を除く 9 名は移動量が増加した。移動量が減った”E”，”H” に関しては、集中度の時と同様に、作

表 7.3 DCNN による調理器具認識の結果  
Table 7.3. Recognition result of cooking utensils by DCNN.

		prediction labels										
		cutting board	bowl	kitchen	ladle	flying pan	peeler	pot	measuring spoon	chopsticks	food turner	egg whisk
true labels	cutting board	<b>44</b>	2	0	0	1	1	0	1	0	1	0
	bowl	2	<b>40</b>	0	0	2	1	2	0	2	1	0
	kitchen knife	4	1	<b>32</b>	0	2	2	0	3	3	3	0
	ladle	1	0	0	<b>25</b>	0	8	0	3	1	12	0
	flying pan	0	0	0	0	<b>46</b>	3	1	0	0	0	0
	peeler	3	0	0	1	1	<b>37</b>	1	4	0	3	0
	pot	0	1	0	0	8	0	<b>39</b>	2	0	0	0
	measuring spoon	3	3	0	0	0	4	3	<b>27</b>	2	6	1
	chopsticks	1	1	1	1	1	7	0	0	<b>34</b>	3	1
	food turner	0	0	1	0	1	7	0	3	3	<b>35</b>	0
	egg whisk	2	0	0	2	2	11	0	2	4	22	<b>5</b>
<b>accuracy</b>		<b>0.663</b>										

表 7.4 視線の滞留時間  
Table 7.4. Result of focusing time

Experimental		A	B	C	D	E	F
Task.1	集中度 [%]	0.50	0.27	0.82	0.64	0.18	0.41
	平均確認時間 [s]	59.94	7.14	8.75	109.80	143.06	26.72
Task.2	集中度 [%]	0.47	0.19	0.15	0.23	0.25	0.25
	平均確認時間 [s]	44.60	34.08	69.64	15.88	17.45	8.81
Experimental		G	H	I	J	K	/
Task.1	集中度 [%]	0.86	0.38	0.72	0.31	0.89	
	平均確認時間 [s]	3.80	6.69	32.50	20.92	27.13	
Task.2	集中度 [%]	0.08	0.68	0.54	0.28	0.21	
	平均確認時間 [s]	51.55	25.55	8.94	19.07	60.19	

業が止まっていたため視線があまり動かなかったためであると考えられる。視線の移動量が全体的に増加したのは、認知負荷課題を与えることで、煮る課題に対して頭が回らず、吹きこぼれそうな状態になってから気づき、慌てて行動していることが原因であると考えられる。移動量に関して t 検定を行った

表 7.5 視線の滞留時間の t 検定の結果  
Table 7.5. Result of focusing time by t-test.

実験	平均		分散		P(T<=t) bilateral	有意
	Task.1	Task.2	Task.1	Task.2		
Task.1-Task.2	0.544	0.303	0.065	0.033	0.044	*

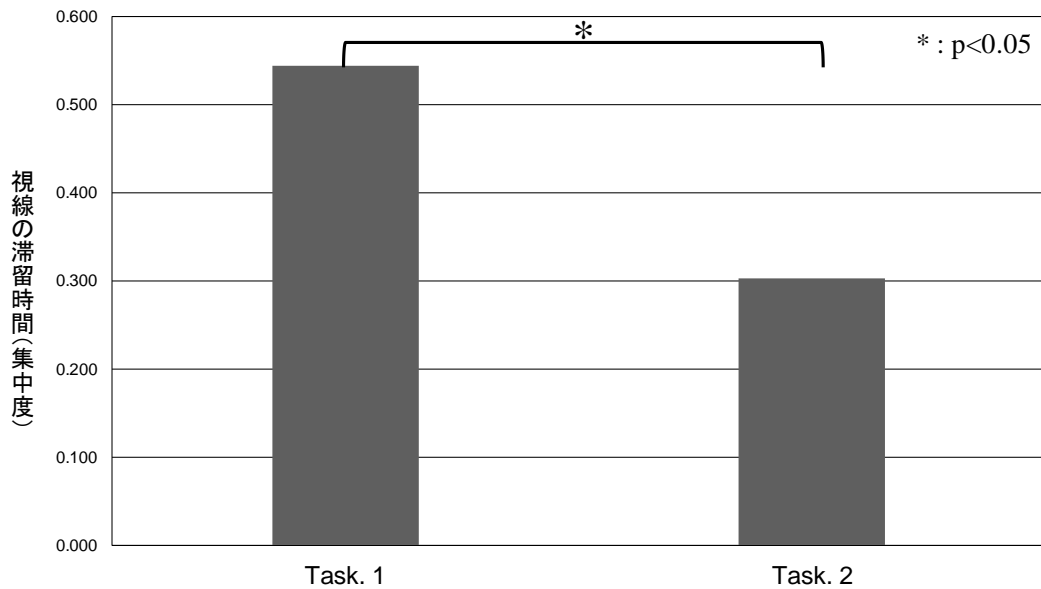


図 7.6 視線の滞留時間の t 検定の結果  
Fig. 7.6. Result of focusing time by t-test.

結果, 表 7.7, 図 7.7 に示すように  $p = 0.047 < 0.5$  であり, 有意傾向が見られた。

## 7.8 まとめ

本論文では, 注意機能のうち持続的注意の評価方式の提案を行った。一人称カメラを用いて調理者の視線情報を視覚的注意モデルから取得し, 推定した視線情報から調理中における滞留時間や視線の移動量・軌跡を用いることで持続的注意の評価を行うアルゴリズムの検討を行った。今回, 健常者に対して認知負荷の有無により, 2種類の方式に対してそれぞれ有意差があり, 本手法で持続的注意の評価が可能であることを確認した。



表 7.6 視線の移動距離  
Table 7.6. Result of eye movement distance.

	A	B	C	D	E	F
Task.1	270.19	214.05	143.86	250.64	169.11	93.32
Task.2	271.49	219.19	223.28	289.05	159.22	157.62
	G	H	I	J	K	
Task.1	132.22	233.15	168.44	118.04	134.06	
Task.2	139.83	193.79	181.29	174.10	227.17	

表 7.7 視線の移動量の t 検定の結果  
Table 7.7. Result of eye movement distance by t-test.

実験	平均		分散		P(T<=t) bilateral	有意
	Task.1	Task.2	Task.1	Task.2		
Task.1-Task.2	175.189	203.274	3415.680	2271.062	0.047	*

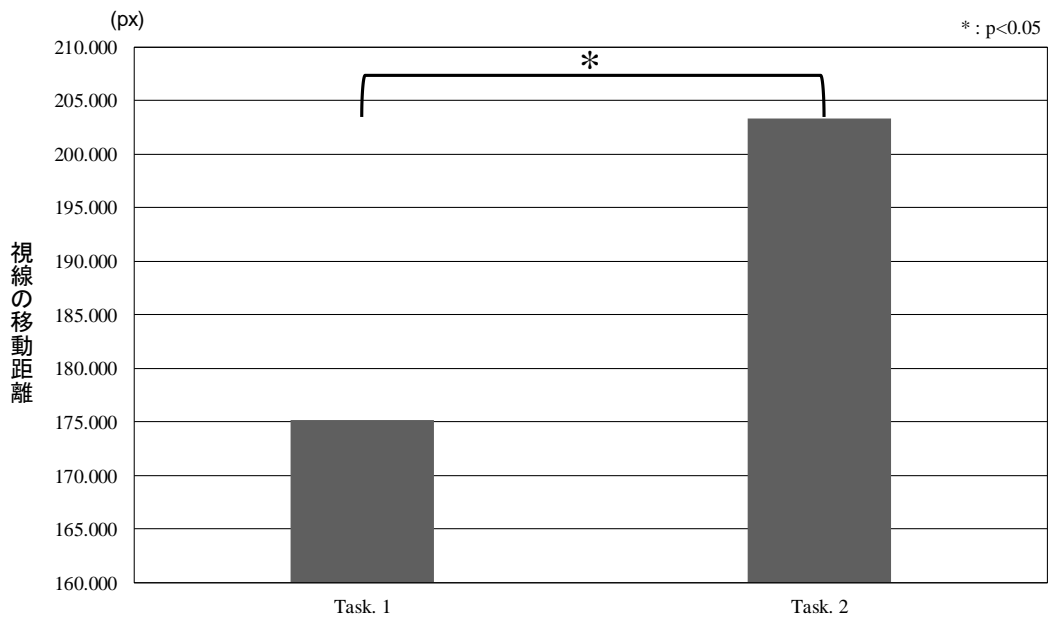


図 7.7 視線の移動量の t 検定の結果  
Fig. 7.7. Result of eye movement distance by t-test.

## 第8章 結論

本研究におけるまとめと今後の課題について述べる。

### 8.1 本研究のまとめ

本研究では、大阪府立障がい者自立センターにて、高次脳機能障害を持った5症例に対して実際の調理を題材とした認知リハビリテーション振り返り支援を実施した。その結果、自身の行動を振り返ることにより、これまで自ら気づくことのできなかつたことに対して“気づき”与えることができ、リハビリテーションへの意欲も向上し、提案した認知リハビリテーション振り返り支援の有効性について検討し、有効であることを示した。その後、提案した認知リハビリテーション支援システムにおける認識処理・認知機能評価の自動化を実装した。具体的には、家庭でも簡単に提案した認知リハビリテーションが行えるようにウェアラブルカメラ単体を用いた方式を提案し、生活行動の認識と調理時における注意機能の評価について検討した。

生活行動の認識としては、特に認知リハビリテーションに効果の高い調理に着目した。はじめに調理行動において、腕の動かし方に関する方式を提案し、平均精度84%で識別することを示した。次に、腕の動かし方に加えて調理器具情報を用いる方式を提案し、個別の動作精度75%以上であり、平均精度84%で安定して識別することを示した。

注意機能評価に関しては、従来のトップダウン注意情報とボトムアップ注意情報に加えて、人間の視覚的モデルであるFFA, EBA, PPAを組み込んだ特異注意モデルを定義し、3種類のモデルを統合した視覚的注意モデルを提案した。提案したモデルから人間の視線・注視場所を推定し、注意機能評価を行った。具体的には、配分的注意の評価指標として手への意識（手の形を猫の手にして切っているか、腕を大きく動かさずに作業しているか）と複数作業の確認回数を用いて、認知負荷のある場合とない場合でt検定を行った。その結果、それぞれの指標において有意差が認められ、提案した評価指標の有効性を示した。また、持続的注意として視覚的モデルから視線情報を推定

し、推定した視線情報から視線の滞留時間、総距離を求め、認知負荷のある場合とない場合に対してt検定を行った。その結果、それぞれの指標において有意差が認められ、提案した評価指標の有効性を示した。これらの指標が生活中における注意機能を評価するために重要であることを示した。

## 8.2 今後の課題

調理動作の認識精度であるが、実際の認知リハビリテーションへ応用するためには、行動をきちんと把握する必要がある、100%に近い精度が求められる。今後としては、調理におけるトップダウン情報としてレシピ情報および食材情報を併用することでより高い精度の認識を目指すとともに、調理以外の生活行動についても検討していきたい。

認知機能評価としては、注意機能のうち配分的注意と集中について取り扱ったが、他の注意機能の評価に関しても生活行動から評価できる指標を提案していくと共に、遂行機能、記憶機能などの他の認知機能に関しても生活行動から評価できる枠組みを提案していきたい。

また、本研究では振り返り認知リハビリテーションを自動化する目的で、基礎となる行動認識と認知機能評価の方式について検討したが、振り返り認知リハビリテーションを行う上で、2.3節の要件定義で示した、「動画のセグメンテーション」、「コメント生成」、「ナビゲーション」、「振り返り対話」という要素が必要となる。

動画のセグメンテーションについては、動作の認識率を向上させること、生活行動を行っている空間情報を用いることで一連の動画を行動ごとにセグメンテーションできると考えている。

コメント生成・ナビゲーション・振り返り対話については、本研究で行った振り返り対話の発話内容の分析を行い、行動結果や認知機能の結果から自動生成することを目指し、ロボットインタフェースなどを用いることで容易に使用できるシステムの構築を検討していきたい。

最後に、実世界で行うリハビリテーション加えて、近年マシンパワーの向上により容易にVRの使用ができるようになった。VRを用いた認知リハビ

リテーショントレーニングなども検討し、より簡単に安全に認知リハビリテーションシステムを行うことのできる枠組みを今後検討していく。

## 謝 辞

博士課程に進学して、様々な人からアドバイスをいただき、博士論文を執筆することができました。特に、大阪工業大学情報科学部情報メディア学科佐野睦夫教授には学部生時代から博士後期課程まで研究指導をしていただいたことに感謝いたします。

大学院在学中に、親切にご指導、ご助言を頂いた大阪工業大学情報科学部の先生柄に深く感謝いたします。

また、認知機能の研究を行うにあたり、慶應義塾大学医学部精神神経科・田渕肇先生、斎藤文恵先生、仲地涼子先生、慶応義塾大学文学部・梅田聡先生の意見は人間の視覚的注意モデルや注意機能評価の指標についてご助言をいただき、本研究を進めることができました。

実験に関しまして、大阪府立障がい者自立センターの大出道子様、中山佳代様をはじめとしたセンターの職員の方、入居者の方にもご協力いただき感謝をいたします。また、調理行動の取得・認知機能テストの評価に関しては、インタラクションデザイン研究室の卒研究生・博士前期課程学生には感謝いたします。

最後に、博士後期課程で健康でいられたのもここまで支えていただいた家族をはじめ友人のおかげです。ここに感謝いたします。

## 参 考 文 献

- [1] 藤田郁代：高次脳機能障害学 第2版（標準言語聴覚障害学），医学書院，pp.2-8, 2015.
- [2] 中島八十一：高次脳機能障害／びまん性軸索損傷 高次脳機能障害者支援モデル事業，臨床精神医学，Vol. 35，pp.121-130，2006.
- [3] 中島八十一：“高次脳機能障害支援モデル事業について”，高次脳機能研究，Vol. 26，pp.263-273，2006.
- [4] Williams, W. H. and Evans, J. J.: Brain injury and emotion: An overview to a special issue on biopsychical approaches in neurorehabilitation. *Neuropsychological Rehabilitation*, 13(1/2), pp.1-11, 2003.
- [5] 大東祥孝：高次脳機能障害を研究するにはどのような方法がありますか．神経心理学，認知神経心理学，臨床神経心理学などの用語はありますが，それぞれどのように異なるのですが．川村 満（編著）：高次脳機能障害 Q&A 基礎編，新興医学出版，pp.6-9, 2011.
- [6] 鹿島晴雄：神経心理学とは．岩田 誠，鹿島晴雄（編）：言語聴覚士のための基礎知識 臨床心理学・高次脳機能障害，医学書院，pp.178-183, 2006.
- [7] 東京都高次脳機能障害者実態調査検討委員会：東京都高次脳機能障害者実態調査報告書，2008.
- [8] 日本高次脳機能障害学会高次脳機能障害全国実態調査委員会：“高次脳機能障害全国実態調査報告”，高次脳機能研究，Vol.31，pp.19-31, 2011.
- [9] 山里道彦，井上浩希，山倉敏之，ほか：“高次脳機能障害症例に対するグループ訓練”，認知リハビリテーション，Vol.15, No.1, pp.9-16, 2010.
- [10] 中島八十一，寺島彰：高次脳機能障害ハンドブックー診断・評価から自立支援まで，医学書院，2006.
- [11] 上月正博，椿原彰夫，前田真治，山口昌夫，高岡徹，永田雅章，渡邊修，田中尚文，渡部一郎：“リハビリテーション診療に求められる臨床心理業務担当者に関するアンケート調査結果”，リハビリテーション医学，Vol. 43, No. 12, pp. 808 -813, 2006.
- [12] 小倉郁子，早川裕子，三村將，ほか：“高次脳機能障害を持つ患者に対する調理訓練の経験”，認知リハビリテーション，pp.40-45, 2007.
- [13] 山下満智子，川島隆太，岩田一樹，ほか：“調理による脳の活性化（第一報）”，日本食生活学会誌，Vol.18，pp.134-139，2006.
- [14] 遠藤てる：“炊事ー主として一般病院における身体障害者へのアプローチ．OTジャーナル”，26：756-767，1992.
- [15] 種村留美：高次脳機能障害者に介入するとどういふことか，高次脳機能障害者マエストロシリーズ④リハビリテーション介入（鈴木孝治，早川裕子，種村留美ほか編），第1版，医歯薬出版，東京，2006.

- [16] 橋本優花里：神経心理学的リハビリテーション 利島 保（編） 脳神経心理学，朝倉書店，pp. 173-185., 2006.
- [17] 橋本学，岡崎哲也，蜂須賀研二：“高次脳機能障害者に対する社会復帰準備のための小集団訓練「リハビリテーション学級」の試み”，*The Japanese Journal of Rehabilitation Medicine*, Vol. 47, No. 10, pp. 728-734, 2010.
- [18] 立神粧子：前頭葉機能不全その先の戦略 Rusk 通院プログラムと神経心理ピラミッド (大橋正洋, Ben-Yishay, Y., 監修)，医学書院，東京，2010.
- [19] Crosson, B.C. et al : Awareness and compensation in postacute head injury rehabilitation, *Journal of Head trauma Rehabilitation*, Vol. 4, No. 3, pp. 46-54, 1989.
- [20] 先崎章：高次脳機能障害に対する認知リハビリテーション. 精神認知と T2, Vol. 3, pp. 189-195, 2005.
- [21] 長野友里：“高次脳機能障害の awareness”，*高次脳機能研究*, Vol. 32, No. 3, pp. 433-437, 2012.
- [22] Sohlberg, M. M., Mateer, C.A. : “Effectiveness of attention training program”，*Journal Of Clinical Experimental Neuropsychology*, Vol. 9, pp.117-130, 1987.
- [23] 藤井正子，松岡恵子：外傷性脳損傷のリハビリテーション実践—ドリル学習などの効果性—，*Monthly book medical rehabilitation 増刊*, Vol. 70, pp.148-153, 2006.
- [24] 種村留美，種村純，中田修：記憶障害，*Monthly book medical rehabilitation 増刊*, Vol. 70, pp. 120-126, 2006.
- [25] 芻田文記：精神障害者等を中心とする職業リハビリテーション技法に関する総合的研究 第2章第3節メモリーノート（幕張版），独立行政法人高齢・障害者雇用支援機構障害者職業総合センター研究部門研究報告書，Vol. 57, pp. 67-76, 2004.
- [26] Von-Cramon, D. Y, Matthes-von-Cramon, G., Main N. : Problem solving deficits in brain injured patients: A therapeutic approach, *Neuropsychological Rehabilitation*, Vol. 1, pp.45-64, 1991.
- [27] 本田哲三：脳血管障害への認知リハビリテーション，*老年精神医学雑誌*, Vol. 18, pp. 297-302, 2007.
- [28] 川上昇八，中島恵子：“高次脳機能障害者への認知リハビリテーション—注意と記憶障害のグループ訓練—”九州ルーテル学院大学発達心理臨床センター紀要，Vol. 6, pp. 65-73, 2006.
- [29] 長野友里：認知リハビリテーション最前線，*神経心理学*, Vol. 23, No. 2, pp. 15-23, 2007.
- [30] 亀田弘之，税田竜一，久保村千明，伊藤憲治：“認知リハビリテーション用ゲーム作成プロジェクトの提案”，*電子情報通信学会技術研究報告福祉情報工学*, Vol. 106, No. 490, pp.61-65, 2007.
- [31] Williams, W. W., Evans, J. J : “Brain injury and emotion: An overview to a special issue on biopsychosocial approaches in neurorehabilitation”，*Neuropsychological Rehabilitation*, Vol. 13, No. 1, pp.1-11, 2003.

- [32] 橋本優花里, 澤田梢, 鈴木伸一: “高次脳機能障害における認知行動療法の適用について”, 福山大学人間文化学部紀要, Vol. 6, pp.23-29, 2006.
- [33] Miyawaki, K., Sano, M., Yonemura, S., et al.: “Social skills training support of cognitive dysfunctions by cooperative cooking navigation system.”, Proc. IEEE International Symposium on Multimedia, pp.405-409, 2011.
- [34] 佐野睦夫, 宮脇健三郎, 米村俊一, ほか: “高次脳機能障害者の自立に向けた調理リハビリテーション支援”, 信学技法 IEICE, Vol. 111, No. 424, pp.19-24, 2012.
- [35] 光森洋美, 大出美智子, 佐野睦夫, ほか: “高次脳機能障がい者への食事ナビゲーションによる認知リハビリテーションの有効性～健全な食生活遂行支援を目指して～”, 認知リハビリテーション, Vol. 19, No. 1, pp.14-24, 2014.
- [36] 大井翔, 佐野睦夫, 渋谷咲月, 水野翔太, 大出道子, 中山佳代: “高次脳機能障害者の自立に向けた調理行動振り返り支援システムに基づく認知リハビリテーション”, 認知リハビリテーション, Vol. 20, No. 1, pp. 51-61, 2015.
- [37] 宮脇健三郎, 佐野睦夫, 米村俊一, ほか: 高次脳機能障害者向け調理ナビゲーションのためのレシピおよび提示メディアの構造化, 映像情報メディア学会誌, 64(2): 1863-1872, 2010.
- [38] バーバラ・フレドリクソン: ポジティブな人だけがうまくいく 3:1の法則, 日本実業出版社, 東京, 2010.
- [39] Rizzolatti, G., Fadiga, L., Gallese, V., et al.: “Premotor cortex and the recognition of motor actions. Cognitive Brain Research”, Vol. 71, pp. 491-507, 1996.
- [40] Rizzolatti, G., Craighero, L.: “The mirror-neuron system. Annual review of neuroscience”, Vol. 27, 169-192, 2004.
- [41] 松田剛, 神田崇行, 石黒浩, ほか: “ヒューマノイドロボットに対するミラーニューロンシステムの反応. 認知科学”, Vol. 19, No. 4, pp.434-444, 2012.
- [42] Perani, D., Fazio, F., Borghese, N. A., et al.: “Different brain correlates for watching real and virtual hand actions. NeuroImage”, Vol. 14, No. 3, 749-758, 2001.
- [43] S. Aoki, Y. Iwai, M. Onishi, A. Kojima, K. Fukunaga: “Learning and Recognizing Behavioral Patterns Using Position and Posture of Human Body and Its Application to Detection of Irregular State”, The transactions of the Institute of Electronics, Information and Communication Engineers, D-II Vol. 87, No. 5, pp.1083-1093, 2004.
- [44] E.E Aksoy, T. Miniya, F. Wörgötter: “Model-free Incremental Learning of the Semantics of Manipulation Actions”, Robotics and Autonomous Systems, Vol. 71, pp.118-133, 2015.
- [45] H.S. Koppula, R. Gupta, A. Saxena: “Learning Human Activities and Object Affordances from RGB-D Videos”, The International Journal of Robotics Research, Vol. 32, No. 8, pp.951-970, 2013.



- [46] 山肩洋子, 角所考, 美濃導彦: “食材および調理操作の流れからなる調理行動認識に基づく動的なレシピ認識手法の提案”, 京都大学学術情報メディアセンター開発部シンポジウム報告集, No. 2, pp.64-74, 2004.
- [47] T. Fukuda, Y. Nakauchi, K. Noguchi, T. Matsubara: “Sequential human behavior recognition for cooking-support robots, ” Journal of Robotics and Mechatronics, Vol. 17, No. 6, pp.717-723, 2005.
- [48] 村尾和哉, 寺田努: “加速度センサの定常性判定による動作認識手法”, 情報処理学会論文誌, Vol. 52, No. 6, pp.1968-1979, 2001.
- [49] A. Bulling, J. Ward, H. Gellersen, G. Troster: “Eye movement analysis for activity recognition using electrooculography”, Proc. IEEE Trans. On Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 33, No. 4, pp.741-751, February 2012.
- [50] K. Kitani, T. Okabe, Y. Sato, A. Sugimoto: “Fast unsupervised ego-action learning for first-person sports videos”, Proc. 24th IEEE Computers Society Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR2011), pp.3241-3248, June 2011.
- [51] T. Furukawa, H. Fujiyoshi: “Action Recognition using ST-patch Features for First Person Vision”, Pattern Recognition and Media Understanding(PRMU), Vol. 110, No. 27, pp53-58, March, 2010.
- [52] 久賀稜平, 前川卓也, 松下康之: “一人称視点映像を用いた Web 上の知識に基づく環境非依存な行動認識手法の提案”, 情報処理学会研究報告ユビキタスコンピューティングシステム, Vol. 2016-UBI-50, No. 12, pp.1-6, 2016.
- [53] S. Singh, C. Arora, C. V. Jawahar: “First Person Action Recognition Using Deep Learned”, 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR2016), pp.2620-2628, 2016.
- [54] K. Ogaki, K. Kitani, Y. Sugano: “Coupling eye-motion and ego-motion features for person activity recognition”, Proc. IEEE Workshop on Egocentric Vision in Conjunction with CVPR2012, pp.1-7, June 2012.
- [55] M. Mohammad, P. Azagra, L. Montesano, A. C. Murillo, S. Belongie: “Experiments on an RGB-D wearable vision system for egocentric activity recognition”, Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops, pp.597-603, 2014.
- [56] 宮脇健三郎, 佐野睦夫, 近間正樹, 上田博唯: “動作同期型調理ナビゲーションのための実世界対応型調理タスクモデル”, 画像電子学会誌, Vol. 36, No. 3, pp.252~263, 2007.
- [57] 宮脇健三郎, 佐野睦夫, 西口敏司, 池田克夫: “動作同期型調理ナビゲーションのためのユーザ適応型調理タスクモデル”, 情報処理学会論文誌, Vol. 50, No. 4, pp.1299~1310, 2009.
- [58] 山肩洋子, 角所考, 美濃導彦: “調理コンテンツの自動作成のためのレシピテキストと調理観測映像の対応付け”, 電子情報通信学会論文誌, Vol. J90-D, No. 10, pp.2817-2829, 2007.

- [59] S. Murakami, T. Suzuki, A. Tokumasu, Y. Nakauchi : “Cooking procedure recognition and support by ubiquitous sensors” , Journal of Robotics and Mechatronics, Vol. 21, No. 4, pp.498-506, 2009.
- [60] 久原卓, 出口大輔, 高橋友和, 井手一郎, 村瀬 洋 : “CHLAC 特徴の周期性解析による料理映像中の繰り返し調理動作区間の抽出と識別” , 電子情報通信学会技術研究報告, Vol. 110, No. 457, pp.61-66, 2011.
- [61] 宮脇健三郎, 佐野睦夫, 米村俊一 : “調理における認知能力補完のための動作認識の検討” , 電子情報通信学会技術研究報告 マルチメディア・仮想環境基礎研究会 (MVE), Vol. 110, No. 457, pp.49-54, 2011.
- [62] 井上裕哉, 平山高嗣, 井手一郎, 出口大輔, 村瀬洋 : “視線情報の分析に基づく調理行動理解に向けて” , 電子情報通信学会技術研究報告, Vol. 114, No. 487, pp.47-481, 2015.
- [63] 井上裕哉, 平山高嗣, 道満恵介, 川西康友, 井手一郎, 出口大輔, 村瀬洋 : “調理者の視線運動パターンに基づく調理動作識別手法” , Human Communication Group Symposium 2015 (HCG2015), pp. 547-552, 2015.
- [64] 池ヶ谷剛, 大井翔, 佐野睦夫: “調理器具認識とレシピ分析に基づく認知リハビリテーションのための一人称視点による調理動作認識” , 第 78 回全国大会講演論文集, Vol. 2016(1), pp.265-266, 2016.
- [65] 加藤元一郎 : “標準注意検査法 (CAT) と標準意欲評価法 (CAS) の開発とその経過” , 高次脳機能研究 (旧 失語症研究) , Vol. 26, No. 3, pp.310-319, 2006.
- [66] 八田武志, 伊藤保弘, 吉崎一人, : D-CAT (注意機能スクリーニング検査) 使用手引き ユニオンプレス, 2001.
- [67] Lezak MD : Neuropsychological Assessment, Third ed, Oxford university press, New York, pp.381-384, 1995.
- [68] Mitrushina M : Handbook of normative data for neuropsychological assessment, 2nd ed, Oxford University Press, New York, pp.59-98, 2005.
- [69] Milner, B. : “Disorders of learning and memory after temporal lobe lesions in man” , Clin. Neurosurg., Vol. 27, pp.272-277, 1971.
- [70] Sohlberg, M. M., Mateer, C. A. : “Attention Process Training” , Association for Neuropsychological Research and Development, Washington, 1986.
- [71] 本田哲三, 千野直一, 鹿島晴雄, ほか : 聴覚刺激を用いた臨床的“注意力”検査法試案 (第 1 法) , 第 7 回日本失語症学会抄録集, p. 25, 1983.
- [72] Smith, A. : “Symbol Digit Modalities Test. Manual.” , Western Psychological Services, Los Angeles, 1973.
- [73] Gronwall, D. M. , Wrightson, P. : “Delayed recovery of intellectual function after minor head injury. ” , Lancet, No. 2, pp.605-609, 1974.
- [74] Morris, N., Jones, D. M. : “Memory updating in working memory : The role of the central executive. ” , Br. J. Psychol., No. 81, pp.111-121, 1990.
- [75] 鹿島晴雄 : 注意障害のリハビリテーション—前 頭葉損傷 3 例での経験—, 神経心理学, Vol. 6, pp.164-170, 1990.

- [76] Beck, L. H., Bransome, E. D. Jr., Mirsky, A. F., et al. : “A Continuous Performance Test of brain damage.” , J. Consult. Psychol., Vol. 20, pp.343-350, 1956.
- [77] Dubois B, Slachevsky A, Litvan I, Pillon B. , “The FAB: a Frontal Assessment Battery at bedside” , Neurology, Vol. 55, pp.1621-1626, 2000.
- [78] Wilson B.A., Alderman N, Burgess P.W., Emslie H, Evans J.J. : Behavioural Assessment of the Dysexecutive Syndrome “, Bury St Edmunds, England, Thames Valley Test Company, 1996.
- [79] 鹿島晴雄, 監訳 : 遂行機能症候群の行動評価 日本版. 新興医学出版社, 東京, 2003.
- [80] 前川久男, 中山健, 岡崎慎治 : 日本版DN-CAS 理論と解釈のためのハンドブック, 日本文化科学社, 2007.
- [81] Naglieri, J. A. : Essentials of CAS assesment. Hohn Wiley and Sons: New York, 1999.  
前川久男, 中山健, 岡崎慎治 : エッセンシャルズ DN-CAS による心理アセスメント, 日本文化科学社, 2010.
- [82] 工藤拓, 山本薫, 松本裕治 : “Conditional random fields を用いた日本語形態素解析” , 情報処理学会研究報告, 第 NL161 巻, 2004.
- [83] Gamer, R. R : “Weka: The waikato environment for knowledge analysis.” , Proceedings of the New Zealand computer science research students conference, pp.57-64, 1995.
- [84] Quinlan, J. R : C4. 5: programs for machine learning., Morgan Kaufmann Publishers, 1993.
- [85] S. Ooi, M. Sano, T.Ikegaya, S. Mizuno, S. Shibutani, K. Nakayama, M. Ohde, H. Tabuchi, R. Nakachi, F. Saito, M. KATO : “A Fundamental Study on Recognition Method of Cooking Activities with Improvised Actions and an Automatic Evaluation Method of Executive Function” , IEICE Technical Report. Multimedia and Virtual Environment (MVE), Vol. 114, No.487, pp.161-166, February 2015.
- [86] Koen E. A. van de Sande, Jasoer R. R. Uijlings, Theo Gevers, Arnold W. M. Smeulders : “Segmentation as Selective Search for Object Recognition” , Proc. International Conference on Computer Vision, 2011.
- [87] Caffe : <http://caffe.berkeleyvision.org/>, 2016 年 8 月アクセス.
- [88] S. Singh, C. Arora, C. V. Jawahar : “First Person Action Recognition Using Deep Learned” , 2016 IEEE Conference on Computer Vison and Pattern Recognition (CVPR2016), pp.2620-2628, 2016.
- [89] Posner MI, Cohen Y : Components of visual orienting. In Bouman H & Bouwhuis D (eds), Attention and performance X. Erlbaum, 531-556, 1984.
- [90] 彦坂興秀 : 注意の神経機構 (岩波講座 認知科学 9 注意と意識), 岩波書店, 東京, 89-168, 1994.
- [91] 鈴木孝治 : 注意ネットワークとその脳基盤. 加藤元一郎, 鹿島晴雄 : 専門医のための精神科臨床リュミエール 10 注意障害, 中山書店, 東京, 20-26, 2009.
- [92] 山田健太郎, 菅野裕介, 岡部孝弘, 佐藤洋一, 杉本晃宏, 開一夫 : “一人称視点における視覚的顕著性マップモデルの性能評価” , 電子情報通信学会技術報告, Vol. 110, No. 422, HIP2010-94, pp. 81-86, 2011.

- [93] 加瀬裕之, 今井純一: “一人称視点における相対視力分布を考慮した顕著性マップに基づくユーザ注意領域推定”, 第 31 回ファジィシステムシンポジウム, 2016.
- [94] Kanwisher, N., McDermott, J., Chun, M. M. : “The fusiform face area: A module in human extrastriate cortex specialized for face processing” , *Jornal of Neurosciences*, Vol.17, pp.4302-4311, 1997.
- [95] Downing, P. E., Jiang, Y., Shuman, M., Kanwisher, N. : “Acortical area selective for visual processing of the human body” , *Sciences*, Vol. 293, pp.2470-2473, 2001.
- [96] Epstein, R., Kanwisher, N.: “A cortical representation of the local visual environment” , *Nature*, Vol. 392, pp.598-601, 1998.
- [97] L. Itti, C. Koch, E. Niebur : “Model of Saliency-Based Visual Attention for Rapid Scene Analysis” , *Proc. of IEEE Transactions of Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 20, No. 11, pp.1254-1259, Nov. 1998.
- [98] M. Fujimoto, S. Inoue : “Algorithm of recognizing the state of hands for sign language translation , The 28th Annual Conference of the Japanese Society for Artificial Intelligence, 2014.
- [99] 山下亮, 滝口哲也, 有木康雄: 3次元 Active Appearance Model を用いた手形状認識, 画像の認識・理解シンポジウム (MIRU2012), 2012 .

## 研 究 業 績

### 学術雑誌

1. 大井翔, 佐野睦夫, 渋谷咲月, 水野翔太, 大出道子, 中山佳代: “高次脳機能障害者の自立に向けた調理行動振り返り支援システムに基づく認知リハビリテーション”, 認知リハビリテーション, Vol.20, No.1, pp.51-61, 2015/10/11.  
(第2章に関連)
2. 大井翔, 池ヶ谷剛, 佐野睦夫: “DP マッチングと移動方向ヒストグラムに基づく一人称視点調理行動認識”, 画像電子学会誌, Vol. 46, No. 4, pp.570-578, 2017/11/7.  
(第4章に関連)
3. S. Ooi, T. Ikegaya, M. Sano: “Cooking Behavior Recognition using Egocentric Vision for Cooking Navigation”, Journal of Robotics and Mechatronics (JRM), Vol.29, No.4, pp.728-736, 2017/8/20.  
(第5章に関連)
4. S. Ooi, T. Ikegaya, M. Sano, H. Tabuchi, F. Saito, and S. Umeda: “Attention Behavior Evaluation during Daily Living based on Egocentric Vision”, Journal of Advances in Information Technology, Vol.8, No.2, pp.67-73, 2017/5/24, ISSN: 1798-2340.  
(第6章に関連)

### 国際会議

5. S. Ooi, M. Sano, H. Tabuchi, F. Saito, and S. Umeda, ” Sustained Attention Function Evaluation during Cooking based on Egocentric Vision”, The 19th IEEE International Symposium on Multimedia (ISM2017), pp.107-113, 2017  
(第7章に関連)