

博 士 論 文

技能者の有する属人的知識の形式知化に関する研究
－管理技術と AR・AI の活用－

(Externalization of Skilled Workers' Tacit Knowledge
into Explicit Knowledge

- Use of Industrial Management Technologies, AR and
AI-)

2 0 2 2 年 9 月

立命館大学大学院テクノロジー・マネジメント研究科

テクノロジー・マネジメント専攻博士課程後期課程

赤城 弘一

立命館大学審査博士論文

技能者の有する属人的知識の形式知化に関する研究
－管理技術と AR・AI の活用－

(Externalization of Skilled Workers' Tacit Knowledge
into Explicit Knowledge

- Use of Industrial Management Technologies, AR and
AI -)

2022年9月

September 2022

立命館大学大学院テクノロジー・マネジメント研究科

テクノロジー・マネジメント専攻博士課程後期課程

Doctoral Program in Technology Management

Graduate School of Technology Management

Ritsumeikan University

赤城 弘一

AKAGI Koichi

研究指導教員：澤口 学 教授

Supervisor: Professor SAWAGUCHI Manabu

【要 旨】

新たな「現場力」の再構築のためには技能者の有する属人的な作業改善に用いる知識と伝承すべき技能を伝達できる共有知識に変換する形式知化の方法が必要である。本研究では神経心理学の手続き記憶の概念に着目し、技能者の属人的知識を“段取り”である認知性技能，“手技”である運動性技能そして“眼力”である知覚性技能に分け、デジタル技術を活用して形式知化する方法を提案する。

作業改善のために用いる知識の形式知化の方法として、技能者の認知性技能である作業プロセス情報を IE, QC, VE に用いる情報と Rasmussen の人間行動の制御に関する 3 レベルの情報とで 15 種類の情報に整理し体系化する方法を提案する。この形式知は管理技術を用いる改善、作業の属人化度の改善、継続的な組織的改善に使用可能である。この提案する形式知化の方法を大型ガスタービンの主要な製造にて試行し、形式知を用いた組織的改善活動にて属人化度のレベルを下げる標準化を実施することで生産性と品質が同時に向上する効果を確認することができた。

デジタル技術を活用して作業動作を伝承するための方法として、属人化度の高い運動性技能について熟練者の動作からワーク，ツールの 3D ホログラムの動きという形式知を作成し，未熟練者が AR を用いて 3D ホログラムの動きに自らの身体の動作を同期させることにより技能を習得する方法を提案する。この提案する方法をテトリスブロックの組立作業にて試行し，フィールドワークにて定性的効果を確認した。また対照実験にて従来の伝承方法よりブロックの組立の平均時間が短く標準偏差が小さいことを確認することができ

た．

デジタル技術を活用して作業動作の識別を伝承するための方法として，属人化度の高い知覚性技能について骨格による動作認識と AI を用いて数値データセットという形式知を作成して作業動作を識別する方法を提案する．更に少ない動画でも識別精度を有するように IE 思考にてデータセットを高品位化し，VE 思考にて AI の識別結果を評価するアルゴリズムも提案する．このアルゴリズムを「グラインダーでのワーク成形作業」にて検証した結果，技能レベルの異なる 3 人の作業者の識別を各作業者あたり 2 本の作業動画だけで学習できることを確認した．

以上の研究成果をもって技能者の有する属人的知識を管理技術とデジタル技術である AR と AI にて形式知化する方法を提案することができた．

【Abstract】

In order to construct the new “*Genbaryoku* (problem-finding and solving capabilities at a manufacturing site)”, conversion of skilled workers’ tacit knowledge used for work improvement activities and skills to be transmitted into transmissible shared knowledge is required. In this study, the author proposes a method with following three techniques to convert skilled workers’ tacit knowledge into explicit knowledge utilizing digital technologies by dividing into cognitive skills which are “preparation”, motor skills which are “techniques” and perceptual skills which are “insights”, focuses on the concept of Procedural Memory of neuropsychology.

The first technique is converting the knowledge used for work improvement into explicit knowledge by organizing and systematizing the work process information which is cognitive skill into 15 types of information based on the information used for IE, QC and VE, and 3 levels of information on Control of Human Behavior constructed by Rasmussen. It was verified in the manufacturing of heavy-duty gas turbines, and the effect of simultaneously improving the productivity and quality was confirmed by implementing standardization to lower the dependance degree level through organizational improvement activities using explicit knowledge.

The second technique is transmitting the workers’ motion utilizing digital technology by creating explicit knowledge which is 3D holographic movement of workpieces from skilled workers’ motion on the highly dependent motor skills and acquiring skills using AR to synchronize the unskilled worker’s own motion with the movement of 3D hologram. This technique was tested in Tetris Block assembly work and it was confirmed that the average work time of block assembly was shorter and standard deviation was smaller than conventional technique in the control experiment.

The last technique is transmitting the recognition of workers’ motion with digital technology by creating explicit knowledge of numerical datasets using skeleton-based action recognition and AI on highly dependent perceptual skills and recognizing workers’ motion. Furthermore, in order to ensure the identification accuracy with fewer videos, an algorithm to improve the quality of datasets based on IE thinking and to evaluate the results identified by AI based on VE thinking is proposed. As a result of verification of this algorithm in the process “Form workpiece by grinding”, it was confirmed that identification of 3 workers with different skill levels is possible by only two work videos for each worker.

Based on the research results describe above, the author proposes a method to convert

skilled workers' tacit knowledge into explicit knowledge by utilizing management technology and digital technology, AR and AI.

目次

第1章．序論	1
1. 1. 研究の背景	1
1. 2. 研究の目的	5
第2章．技能伝承の視点に関する先行研究	6
2. 1. 技能者の有する属人的知識の領域	6
2. 2. 対象領域の設定	10
2. 3. 各領域での先行研究の言及内容	11
2. 4. 3つの研究課題	14
第3章．作業改善に用いる知識の形式知化	16
3. 1. 先行研究	16
3. 2. 研究課題と仮説	18
3. 3. 分析方法	30
3. 4. 分析結果	32
3. 5. 仮説検証結果	38
3. 6. 分析結果に関する考察	39
3. 7. 小括	40
第4章．拡張現実を用いた作業動作の形式知化	41
4. 1. 先行研究	41

4. 2. 研究課題と仮説	43
4. 3. 分析方法	46
4. 4. 分析結果	54
4. 5. 分析結果に関する考察	68
4. 6. 小括	71
第5章. 深層学習を用いた作業動作の識別の形式知化	72
5. 1. 先行研究	72
5. 2. 研究課題と仮説	73
5. 3. 分析方法	82
5. 4. 分析結果	83
5. 5. 仮説検証結果	92
5. 6. 分析結果に関する考察	92
5. 7. 小括	95
第6章. 結論と今後の課題	97
6. 1. 3つの研究課題に対する回答	97
6. 2. 今後の課題	98
6. 3. 本研究の意義	100
謝辞	101
用語の定義	102

参考文献	107
研究業績	113

第1章. 序論

1. 1. 研究の背景

我が国の製造業の主要課題のひとつとして強い現場力の維持・向上がある．図 1.1 に示す経済産業省が 2016 年 12 月に各企業に実施したアンケートでは，「現場力」とは，「問題や課題を発見することができる」が約 7 割，「部門（部署）を超えた連携・協力ができる」と「課題解決のための道筋を見出せる」がそれぞれ約 6 割と高い割合を占めている．

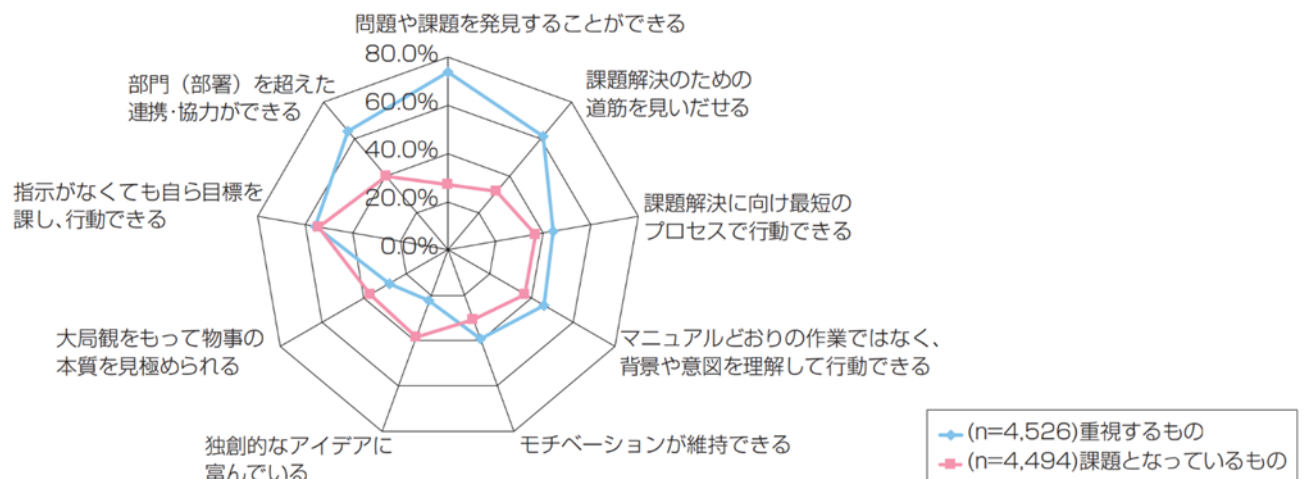


図 1.1 現場力として重視するものと課題となっているもの

(出典: 2017 年版ものづくり白書[1]より 図 135-2 を転載)

このアンケートの結果からは，まず問題や課題を発見することができ，部門（部署）を超えた連携・協力をしながら，問題解決のための道筋を見いだせるという改善について，自ら目標を課し行動する力が「現場力」として捉えられていることが示唆される．また，連合総研の研究会が「1997 年金融危機とそれに次ぐ構造調整を転機として本格化した企業行動の変化，とりわけ株主重視や短期利益重視へのシフトが，企業競争力を生み出してきた現場力とそれを支える協調的労使関係にどのような変貌をもたらしているか」を研究

課題にして行った共同研究では「現場力」を「現場のある程度の裁量権とチームワークに基づき、職場自ら余裕を持って、日常的なオペレーションを迅速・正確に行い、なお問題の発見とその解決に当たることができる力」と定義している[2]。これらのことにより筆者は、我が国の製造業の強みである「現場力」とは、現場の技能者が問題を発見し、それを他部門と連携しながら自律的に解決する改善力と定義する。この維持・向上についての現状の課題について次に論じる。

1.1.1. 現状の課題

一つ目の課題は、少子化などによる技能人材の不足への対応である。図 1.2 に示す経済産業省が 2017 年 12 月に実施した「確保に課題のある人材の種類」についての各企業へのアンケート調査結果によると、「技能人材」が突出していることがこれを裏付けている。

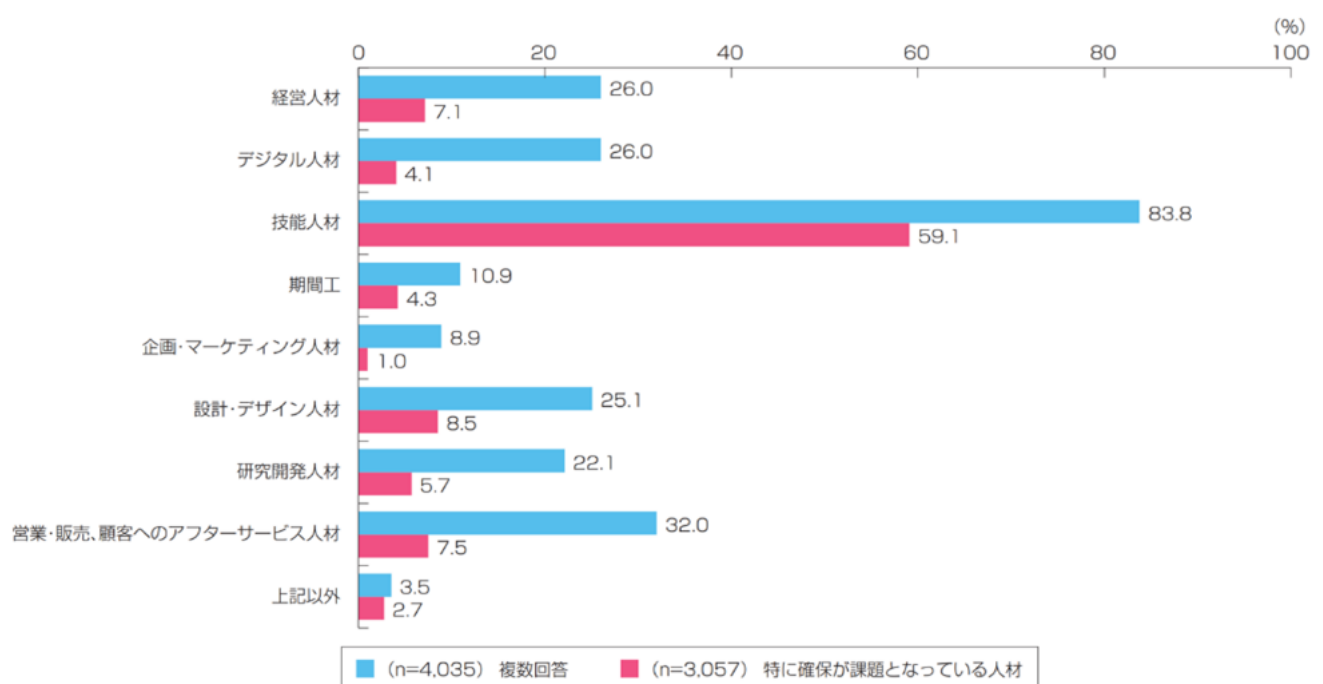


図 1.2 確保に課題がある人材の種類

(出典: 2018 年版ものづくり白書[3]より図 114-4 を転載)

この技能人材不足により、現状の技能者の有する属人的知識のひとつである専門性の高い作業改善（段取り（注1）の改善）に関する知識が減少してゆくことが予想される。そのためにこの知識を資産化して残しておくことが課題である。また従来は作業現場の技能者たちを中心として実施してきた改善活動を会社組織全体で実施できるようにすることも求められる。

二つ目の課題は、デジタル時代への対応の必要性によるものである。今までは、技能者の特殊な技（手技（注2）や眼力（注3）など）についてはOJTなどの師弟関係で時間をかけてじっくり技能継承をおこなってきた。しかしながら前述にて説明した技能人材の不足により、今後はそれも難しくなると予想される。それに対応するために飛躍的に進歩している最新のデジタル技術を活用することにより特殊な技を共有化して、伝承することを可能にすることが期待される。また、前述した技能者の有する属人的知識もデジタル技術を用いることにより、組織全体として活用できるようにすることも期待される。したがってこのデジタル技術の活用を積極的に進めることが課題となる。次にこれらの課題を解決するために必要な能力について論じる。

1.1.2. 現場力を再構築するために必要な能力

（1）作業改善に用いる属人的知識の共有化

我が国の現場の多くの技能者は、個人的に、または現場での小集団活動として改善活動を実施してきている。その手法は、IE（注4）、QC（注5）そしてVE（注6）を基本としてそれを発展させた方法である。これらの活動に用いられる情報（注7）やそれに基づく知識（注8）は、改善時に一時的に明示化されるが改善終了後には、ほとんど保存されずまた保存されても活用されていないのが現状である。それは、これらの情報やそれに基づ

く知識が非常に専門的であることと、そして時間とともに情報が過去のものになってゆくためである。さらには技能者自身の頭の中には常に最新の情報やそれに基づく知識があるので、技能者が不足していない場合は困ることはない。しかしながら、技能人材が不足している現状では、このような技能者の有する属人的知識をデジタル化・体系化して組織として資産化することが必要となっており、また技術的にも可能となりつつある。デジタル革新の時代においては、デジタル技術の活用による効果の最大化を図るために製造現場の技能者だけによるデジタル化の取組ではなく、全体最適を目指して会社組織全体での取組みとして進めることが重要となる。

（２）技能の伝承にデジタル・ツールを活用する新たな形の知識の共有化

すぐれた技を持つ現場の技能者を有していることは、その技をデジタル技術にて効果的に伝承できる大きなチャンスともなり得る。すぐれた技能者は、その作業の手技や作業の優劣を見極める眼力を有する。作業現場での技能伝承は、まず熟練者が未熟練者にお手本として自らの手技を提示し、未熟練者にその作業をやらせてみて、その作業の優劣を熟練者の眼力で見極めその未熟なところを細かく指摘することで進められる。当然ながらそのためには熟練者と未熟練者が共有する時間と場所が必要である。しかしながら、技能人材の不足により、そのための時間と場所の確保が困難になってきている。また熟練者が不足してくると熟練者ひとりあたりの指導に費やす時間が多くなり、自らの技能を高める時間の確保ができなくなる。そこで、手技の提示としてはデジタル技術である仮想現実（注 9）や拡張現実（注 10）を活用すること、そして眼力としてはA Iなどを活用することが期待されている。

1. 2. 研究の目的

2018 年版ものづくり白書は、1.1.2 項にて論じた我が国の強みとされてきた「現場力」を、どのようにして生産性が高く強靱なものに再構築とできるかは経営の課題であり、現場任せにせずに経営層が主導して課題解決にあたるべきであるとしている。しかしながら、その具体的な方法が明確になっていなければ、経営層もそして現場の技能者を含めた関係者も課題解決に取り組むことはできない。そこで筆者は、本研究の目的を、「現場力を再構築するために技能者の有する属人的な作業改善に用いる知識と伝承すべき技能（注 11）を、伝達できる共有知識に変換する形式知（注 12）化の方法を明らかにする」と設定した。またその検証を主に三菱重工業の大型ガスタービン（図 1.3 に示す）の製造現場にて実施することとした。

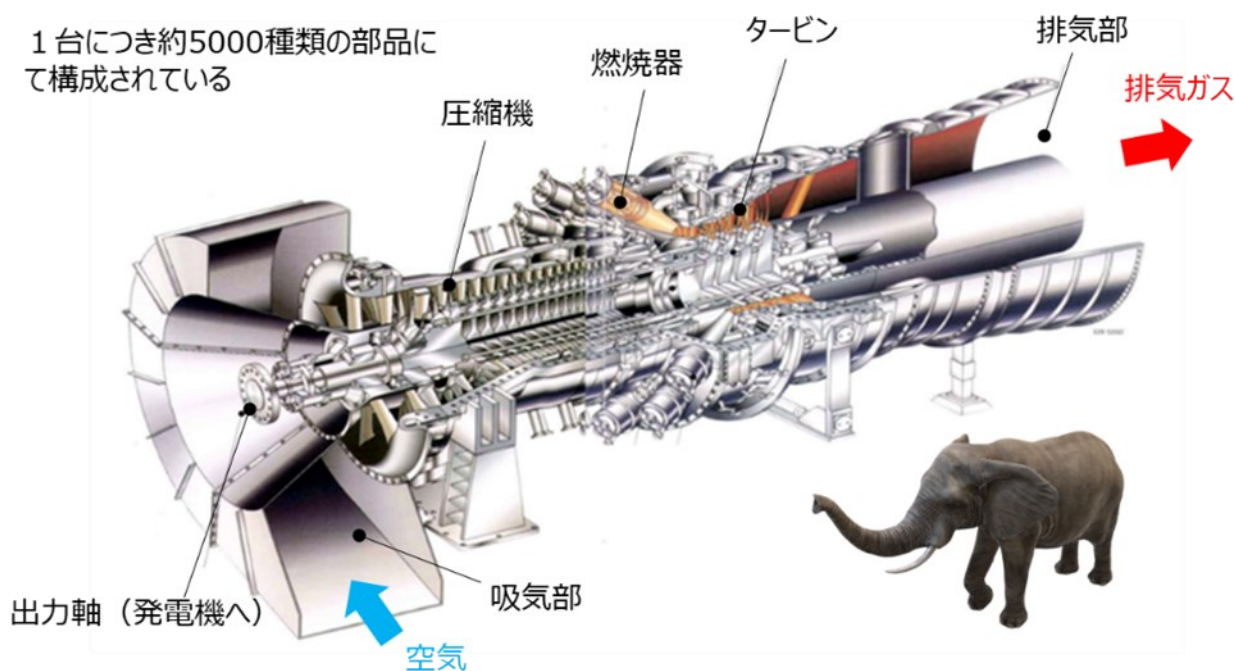


図 1.3 発電用大型ガスタービン

（出所: 筆者作成，ガスタービンの鳥観図は，三菱重工業株式会社からの承認を得て転載，象の絵は PowerPoint の 3D モデルストックより引用，）

第2章. 技能伝承の視点に関する先行研究

2. 1. 技能者の有する属人的知識の領域

本研究で筆者は、技能者の有する属人的知識を4つの領域に分けて論じる。この章では、技能伝承の視点に関する先行研究を調査して領域分けした結果を論じる。

樽田泰宜らは、知識・技術（注13）・技能の伝承モデルとして「言語表現できる/できない」を横軸にとり「身体表現できる/できない」を縦軸とした図2.1のモデルを提示している[4]。

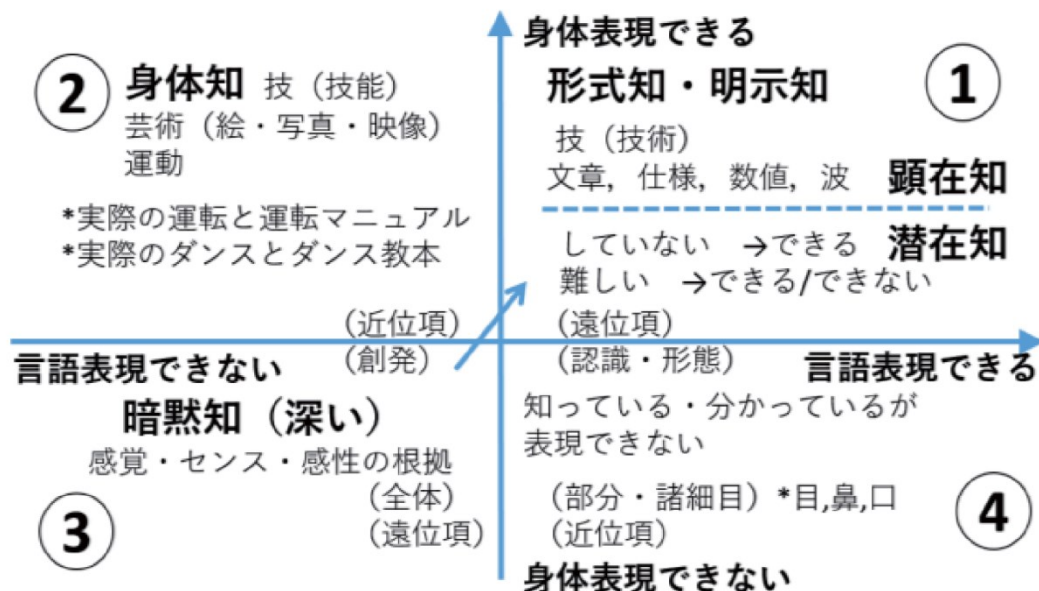


図 2.1 知識・技術・技能の伝承モデル

(出典: 参考文献[4]の Fig.1 より転載)

第1象限には、言語表現できるが未だ言語表現されていない潜在知とすでに言語表現されている顕在知があるとし、また技術もこの第1象限に付置させている。第2象限には、運動的な技能である身体的な知識を付置させ、第4象限には、部分としては言語表現できるものの全体としては表現することができない形態の認知を付置させている。第3象限に

は、言語表現も身体表現もできない「深い」暗黙知（注 14）とも呼ぶべきものを付置させて、人の感覚やセンス、感性などの根拠が説明できないものを例としてあげている。

筆者は、別の視点から図 2.1 のモデルを見直した。別の視点とは、神経心理学（注 15）からの視点である。山鳥重は、記憶を「新しい経験が保存され、その経験が意識や行為のなかに再生されること」と定義している。そして記憶は図 2.2 のように分類できるとしている。

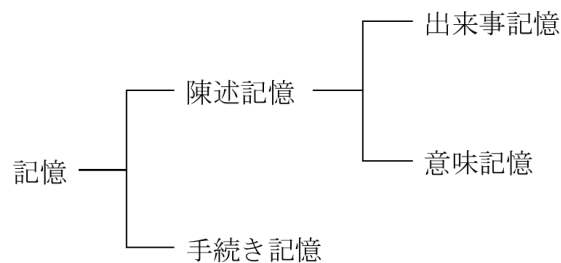


図 2.2 記憶の分類（出典: 参考文献[5]の図 1 より転載）

記憶は 2 種類に分類でき、意識的に再生される記憶は陳述記憶と呼ばれる。これは言語表現を介して他人へ伝達可能な記憶である。一方、行為によって再生される記憶は手続き記憶と呼ばれる[5]。

川崎伊織は、手続き記憶をその内容によって運動性技能（注 16）、知覚性技能（注 17）そして課題解決のための認知性技能（注 18）の 3 種に区別している。例えば、自転車の運転や楽器の演奏などは運動性技能であり、鏡文字の読み取りなどは知覚性技能、複雑なパズルの解き方などは認知性技能にあたる。いずれの場合も意識にはのぼらないが、反復により次第に習熟するものであり、行動に記憶が反映されることが特徴とされていると論じている[6]。そこで筆者は、この認知性技能、運動性技能、知覚性技能を図 2.1 に付置し、図 2.3 の技能者の有する属人的知識の領域区分を作成した。この図 2.3 のモデルを用いること

により，後述する先行研究が論じている技能者の有する属人的知識を網羅的，そして体系的に説明することが可能になる．

Polanyi の言及している技能者の作業の伝承[7]は，第 2 象限の運動性技能に相当していることになる．また山縣裕は，顔を認知するとき脳神経系や目が知覚活動には参加しているが，活動していることは普段は意識しないとしている[8]．これは第 4 象限の知覚性技能に相当する．

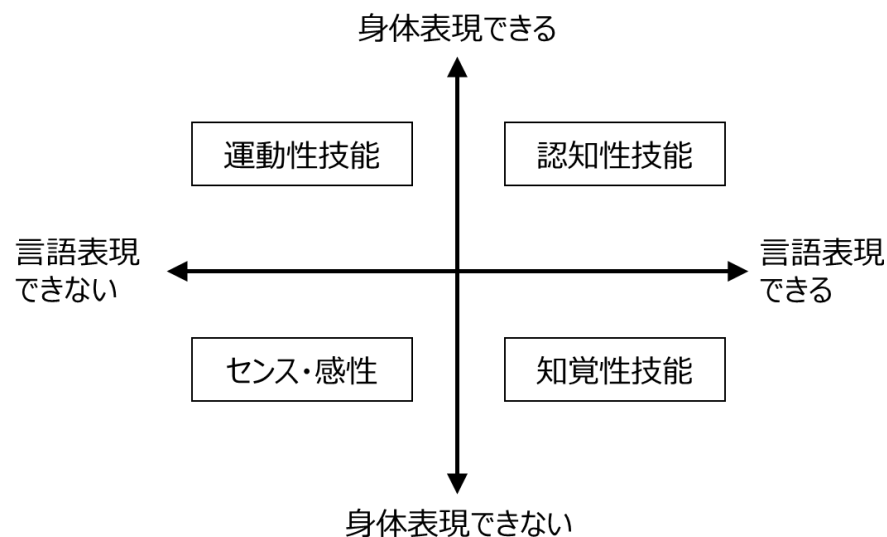


図 2.3 技能者の有する属人的知識の領域区分

(出所: 先行研究を参考に筆者作成)

菅原通雅らが技能者の有する知識で「手技」と定義しているものは第 2 象限の運動性技能に相当しており，また「頭脳的技能」と定義しているものは第 1 象限の認知性技能に相当している．さらに「人間の意欲」と定義しているものは第 3 象限のセンス・感性に相当する [9]．

大西幹弘が「技術的暗黙知」と定義しているものは，第 2 象限の運動性技能に相当し，「認知的暗黙知」と定義しているものは，第 4 象限の知覚性技能に相当している．また

「頭脳知」と定義しているものは、第 1 象限の認知性技能に相当する[10].

大崎正瑠が「表出伝達可能知」と「表出不可能だが伝達可能知」と定義しているものは、第 1 象限の認知性技能に相当し、「表出伝達不可能知」と定義しているものは、第 2 象限の運動性技能、第 3 象限のセンス・感性、第 4 象限の知覚性技能に相当する[11] [12].

以上のことを表 2.1 に整理して示す.

表 2.1 先行研究が論じている技能者の有する属人的知識 (出所：筆者作成)

	認知性技能 第 1 象限	運動性技能 第 2 象限	センス・感性 第 3 象限	知覚性技能 第 4 象限
樽田泰宜ら	顕在知	身体知	「深い」 暗黙知	形態の認知
	潜在知			
Polanyi・山縣裕	-	暗黙知	-	暗黙知
菅原通雅ら	脳的技能	手技	人間の意欲	-
大西幹弘	頭脳知	技術的暗黙知	-	認知的暗黙知
大崎正瑠	表出伝達可能知	表出伝達不可能知		
	表出不可能だが 伝達可能知			

筆者は以降この図 2.3 に示す領域を用いて論じてゆく.

2. 2. 対象領域の設定

図 2.3 に技能者の有する属人的知識の領域区分を示したが、本研究の目的は「現場力を再構築するために技能者の有する属人的な作業改善に用いる知識と伝承すべき技能を、伝達できる共有知識に変換する形式知化の方法を明らかにする」ことであるので、その対象領域となるのは図 2.4 に示すとおり、

- ① 作業改善（段取り改善）に用いる知識：第 1 象限である認知性技能
- ② 作業動作（手技）を提示する知識：第 2 象限である運動性技能
- ③ 習得状況を評価する知識（眼力）：第 4 象限である知覚性技能

として第 3 象限のセンス・感性に関する知識は対象外とする。

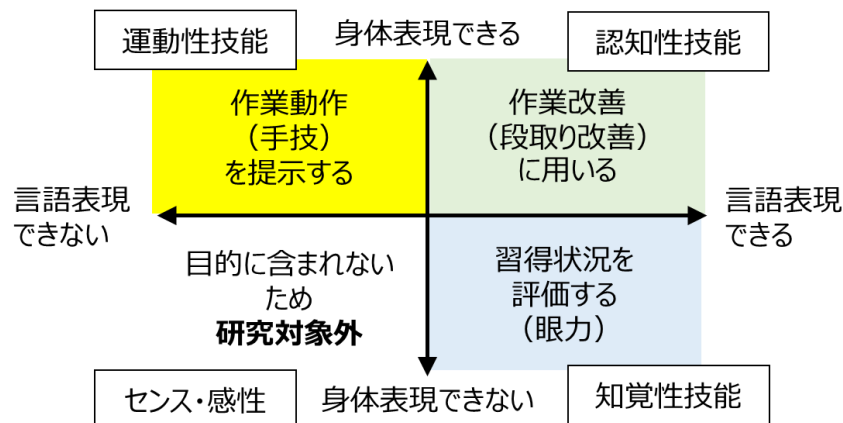


図 2.4 研究の対象領域 （出所：筆者作成）

2. 3. 各領域での先行研究の言及内容

次に対象とした 3 つの領域における現時点での言及内容を先行研究より明らかにする。

2.3.1. 認知性技能(第 1 象限)

竹尾省二らは、技術・技能の知識維持・継承を狙いとした技術者支援システムのコンセプトを提案している。このコンセプトでは、形式知化できている報告書、規定・基準類、ソフトウェアなどを暗黙知に近い順に事例、規定、公式の 3 種類に階層化して配置し、これを知識データベースとして定義することで改善に用いることができるとしている。竹尾は、形式知化の段階で改善に活用できる知識にすることの必要性を示唆している[13]。

森和夫は、暗黙知を「表現が困難で記述しづらい知」として、暗黙知を判定型暗黙知、加減型暗黙知、感覚型暗黙知、手続き型暗黙知の 4 種類に分類し、かつ暗黙知の深さを第 1 層（外から観察可能で、記述が比較的容易にできるもの）、第 2 層（見ることは困難だが言語化できるもの）、第 3 層（作業者が自覚していないが無意識に行うもので聞き出せば言語化できるもの）、第 4 層（作業者が自覚していないが無意識に行うものでかつ言語化できないもの）に分類している。そしてその階層にあった具体的な形式知化の方法を提案している[14][15]。

星野実らは、金型製作の技術・技能分析としてまず生産プロセスの分析（工程分解、使用する設備の分解、設備に必要なジョブの分解、ジョブに必要な作業の分解）を実施して形式知化する方法を提案している [16]。

上述のように森と星野らは、暗黙知を形式知にする事例を論じているが、竹尾が必要であると指摘している作業改善（段取り改善）のために活用するという明確な目的での認知性技能についての形式知化の方法は論じられていない。

2.3.2. 運動性技能(第2象限)および知覚性技能(第4象限)

柴田順二は、ものづくりの技術の伝承に際して、理想を言えば暗黙知を形式知に変換してこの形式知を継承するのが王道であると言及している[17].

松木則夫は、技能の動作に関する技能（運動性技能）への取り組みについては複雑で形式知化の段階に至らなかったとしている[18].

原圭吾らは、図 2.5 に示す技能・技術伝承における「技能」「技術」「科学」の関係を次のように説明している.

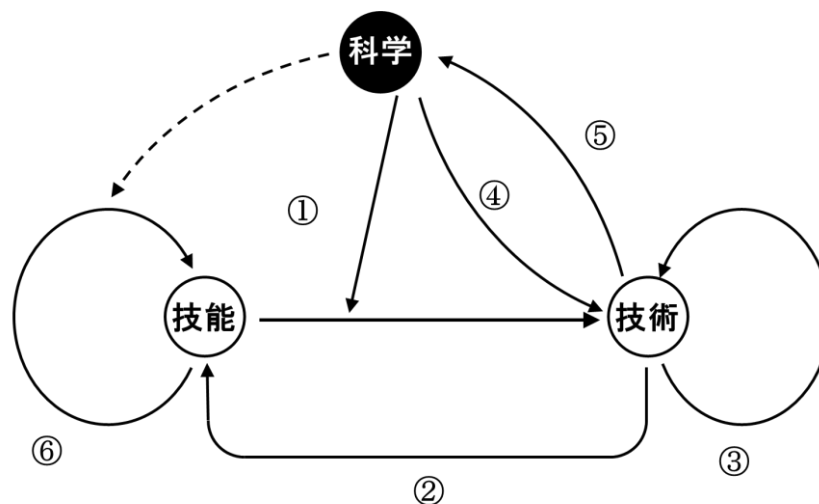


図 2.5 技能・技術伝承における科学の役割

(出典: 参考文献[19]の図 1.3 より転載)

- ① 科学を適用することで、技能が普遍化された技術に転換できる.
- ② 技術が進歩することで、それを補完する技能が新たに生まれる.
- ③ 技術は改良, 改善を通してさらに高度化する.
- ④ 科学により新たな技術開発のシーズが発生する.
- ⑤ 技術開発により科学で解決すべき新たな事項が生まれる.

⑥ 技能に科学や技術を適用することで、技能伝承が効率化される。

これに基づき、図 2.5 の技能に科学を適用することによる技能の暗黙知を形式知化する方法について論じている[19].

このように先行研究は、デジタル技術を活用して技能の暗黙知を形式知化することの必要性を言及している。しかしながら本研究の目的のひとつである作業動作（手技）を提示する知識である運動性技能や習得状況を評価する知識（眼力）である知覚性技能に関してデジタル技術の具体的な活用方法を論じた研究は少なく、特に拡張現実や骨格による動作認識（注 19）を用いた深層学習（注 20）など最新のデジタル技術を活用した形式知化について言及した研究はみられない。

この 2.3 節での内容を図 2.6 に整理した。

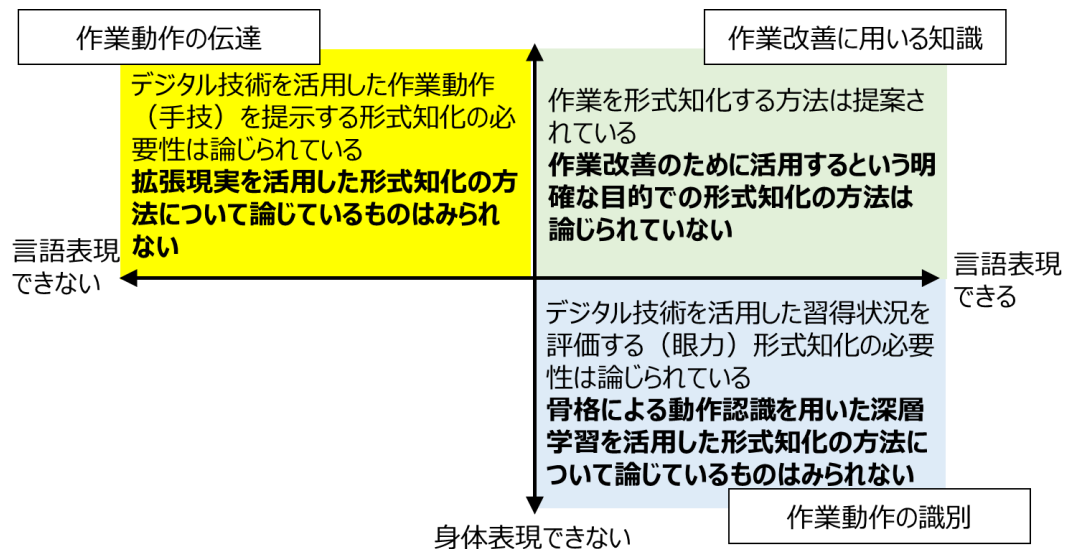


図 2.6 3 つの領域における現時点での言及内容（出所：筆者作成）

2. 4. 3つの研究課題

対象となる3つの領域での先行研究からの研究課題を下記のように整理する。

(1) 認知性技能（第1象限）である作業改善に用いる知識の研究課題

図2.6に示すように先行研究では、作業を形式知化する方法は提案されているが、作業改善のために活用するという明確な目的での形式知化の方法は論じられていない。したがって筆者は、研究課題を「組織的知識創造のツールであるSECIモデルを活用した場合、作業改善する方法はどのような方法なのか？」と設定する。そして第3章にてその方法と作業改善効果について論じる。

(2) 運動性技能（第2象限）である技能の伝承にデジタル技術を活用した作業動作の伝達についての研究課題

図2.6に示すように先行研究では、デジタル技術を活用した作業動作（手技）を提示する形式知化の必要性は論じられているものの、拡張現実を活用した形式知化の方法について論じているものはみられない。したがって筆者は、研究課題を「拡張現実技術を活用した場合、その有効性はどのようなものか？」と設定する。そして第4章にてその方法と有効性について論じる。

(3) 知覚性技能（第4象限）である技能の伝承にデジタル技術を活用した作業動作の識別についての研究課題

図2.6に示すように先行研究では、デジタル技術を活用した習得状況を評価する（眼力）形式知化の必要性は論じられているものの、骨格による動作認識を用いた深層学習を活用した形式知化の方法について論じているものはみられない。したがって筆者は、この方法についての基礎的な研究課題として「骨格による動作認識を用いた深層学習を活用し

た場合、技能レベルに差がある数人の作業者を識別する方法はどのような方法なのか？」と設定する。

なお、第4章および第5章のデジタル技術の適用は、製造の特徴によってその結果が影響を受ける。そのため今回は、第4章の拡張現実については、3Dデジタルモデルがもっとも単純であるワークの組付け作業とする。（例えば道具がある場合は、道具とワークの2つの3Dモデルを動かすことになる。）

また第5章の骨格による動作認識を用いた深層学習についても、骨格の動作認識のデジタル技術が普及している身体全体の骨格を動かす動作である加工作業を選定する。（例えば、手先だけの作業であれば、手の指などの骨格の動作を認識するデジタル技術を適用する必要がある。）

第3章. 作業改善に用いる知識の形式知化

3. 1. 先行研究

野中らは、知識を創造する方法論について次のように論じている。日本企業は、組織的知識創造による技能・技術の向上に成功してきている。その組織的知識創造とは、新しい知識を創り出し、組織全体に広め、製品やサービスあるいは業務システムに具体化する能力のことである。この知識創造の方法は、図 3.1 の SECI モデル（注 21）に示される相補的な関係にある形式知と暗黙知の相互作用のダイナミクスである[20].

また野中らは、次のようにも論じている。SECI モデルによる組織的な知識創造活動を継続することで、知識は絶え間なく創造され実践される。それと同時に多くの人が、知識創造活動に加わることになるため知識創造する組織自体が成長する。これが SECI スパイラルという事象である[21].

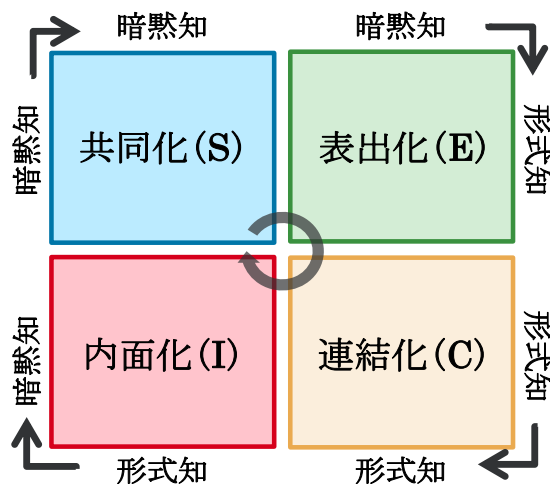


図 3.1 SECI モデル（出所：[20]を参考にして,筆者作成）

高橋正成らは、SECI モデルのような知識伝承モデルを構築しただけでは、高齢化に伴い退職する技術者の知識を若手へ伝承するという課題の解決はできず、知識伝承モデルを活

用するための方法が必要であると指摘している[22]。また後藤智らも、情報から知識への変換プロセスに着目した研究はまだ多くないため、個人が組織の外部で新しく取得した情報がどのようなプロセスで知識として組織に取り入れられるかが明らかになっていないと指摘している[23]。このように現時点では、SECI モデルという組織的知識創造のプロセスを考察するための概念的モデルはあるものの、これを適用する暗黙知から形式知への変換の方法については、ほとんど明らかになっていない。本研究の背景にて論じたとおり、日本のものづくり産業には、新たな現場力の再構築が必要である。その一つのツールとして SECI モデルを活用して、製造現場の情報である作業プロセス情報（注 22）を形式知に変換し、知識資産化し、それを活用する具体的な方法が必要である。

3. 2. 研究課題と仮説

本章の研究課題は「組織的知識創造のツールである SECI モデルを活用した場合，作業改善する方法はどのような方法なのか？」である．

本章の研究課題に対する仮説を立てるために，SECI モデルの 4 つの変換モードにおける知識の用途に注目する．

図 3.1 にて示されるように「表出化」にて暗黙知から形式知に変換される．この形式知は，「連結化」にて組織的な改善活動により，他の既存の形式知と結合されて新しい形式知となる．新しい形式知と既存の形式知は，「内面化」で現場の作業者に習得され身体知（注 23）として暗黙知に変換される．この変換された暗黙知は，「共同化」で人から人への伝達によって新たな暗黙知を生み出す．また「表出化」にて変換された形式知は，組織的または個人的な改善活動にいつでも容易に活用できるように既存の形式知として保管，管理され，そして活用もされていなければならない．したがって SECI モデルを活用した場合，「表出化」における作業プロセス情報の暗黙知から形式知への変換について 3 つの必要条件があることがわかる．

- ① 「連結化」にて改善に使用できる形式知であること．ここで改善とは，形式知化した情報を元に作業プロセスを排除，結合と分離，入替えと代替，簡素化することとした [24]．
- ② 「内面化」にて現場の作業者の作業習得に使用できるように属人化度を可視化した形式知であること
- ③ 整理され体系化された形式知であること．

そこで本研究では、新たに提案する方法（3.2.4 項で言及）の適用にて、SECI モデルを活用する 3 つの必要な条件を満足する形式知（3.2.1～3.2.3 項で言及）へ変換する。そして属人化度のレベルが下がれば生産性が向上するという仮説を立てる[25]。

3.2.1. 改善に使用できる形式知

我が国の製造現場では改善活動の方法として主に IE、QC そして VE を活用している。「表出化」では、作業プロセスの暗黙知をこれらの改善活動に使用できる情報として形式知に変換する必要がある。そのために各改善活動に使用する情報について整理する。

(1) IE に使用する情報

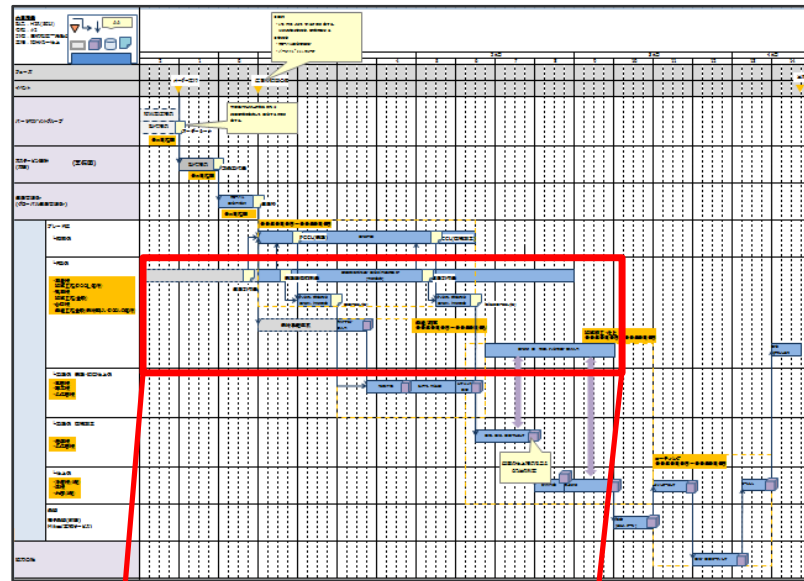
IE は、作業のムダを排除することで生産性向上を図る手法である。そのために必要な情報は、材料から製品になるまでの全体の作業の流れを細分化したプロセスとその構成、そして細分化したプロセスごとの作業時間と作業の価値である。

改善活動の基本となる細分化したプロセスとその構成は、プロセス分析（工程分析と同じ）を用いて明確にする。そしてこの細分化したプロセスごとの作業に必要な時間を観測、記録し、分析した結果が作業時間である。また細分化したプロセスごとに VA/NVA 分析（注 24）を用いて価値の程度を判定した結果が作業の価値である。

したがってプロセス分析でどの単位まで細分化するかが重要となる。

この細分化について SOLIZE 社著の本の記載事例に基づいて説明する[26]。この本では、金型設計改善のための業務の可視化の方法としてプロセス分析について次のように述べている。大工程、中工程、小工程そして思考工程の 4 段階の細分化で可視化する。大工程では業務を行う組織の単位で業務を可視化する。中工程では、加工方法などの作業の単位で業務を可視化する。小工程では、設計作業者の思考の単位で可視化する。最後の思考

工程では、判断に至った思考の単位で可視化する。SOLIZE の事例は、設計作業者の思考の単位まで細分化している。しかし本研究では、製造現場の作業プロセスであるために、思考の単位までの細分化はせず、要素作業の単位までの細分化にとどめる。また細分化しすぎることで逆に全体像が見えなくなることをないように、図 3.2 に示す工程のフローを作成し、そこから単位作業そして要素作業に分割する。



単位作業への細分化

大工程番号	Large-scale process name 大工程名称	中工程番号	Middle process name 中工程名称
1	車室機械加工	040	切削加工
1	車室機械加工	045	フロント側仕上げ旋削加工
1	車室機械加工	050	内側ミーリング 荒加工、内側ミーリング 仕上げ加工
1	車室機械加工	060	外側ミーリング 仕上げ加工

要素作業への細分化

大工程番号	Large-scale process name 大工程名称	中工程番号	Middle process name 中工程名称	小工程番号	Small process name 小工程名称
1	車室機械加工	040	切削加工	010	ワーク取り付け準備
1	車室機械加工	040	切削加工	020 030	ワーク取付け 治工具片付け
1	車室機械加工	040	切削加工	040	ワーク歪み確認
1	車室機械加工	040	切削加工	050	ワーク芯出し
1	車室機械加工	040	切削加工	060	ワーク歪み確認

図 3.2 適用するプロセス分析(要素作業まで) (出所：筆者作成)

(2) QC に使用する情報

QC は、品質のばらつきを排除することで生産性向上を図る手法である。完成した製品を検査して良品を選別する方法では生産性向上は難しい。したがって生産における資産である 4M（注 25）が十分に整備、管理されて、不良が発生しないような環境、条件が確立されていなければならない。すなわち正しい材料・部品が、適切な環境、条件のもとで加工・処理されているかということが、品質のばらつきを排除する手段である[27]。そのために必要な情報は、細分化したプロセスごとの 4M である。

(3) VE に使用する情報

VE は、現状の製造現場の作業プロセスの直接的な問題を解決するのではなく、作業プロセスの果たすべき機能を明確にして代替案をだすことで生産性向上を図る手法である。上野らは機能本位で製造プロセスをとらえることによって、抜本的な改善が可能となると論じている[28]。

VE で用いる機能的な研究方法では、果たすべき機能を名詞と動詞の二語を使って簡潔に表現し、各機能を目的と手段に整理して、すべての機能のつながりを可視化する。そのために必要な情報は、細分化したプロセスごとの果たすべき機能である。この収集方法は、作業者の経験を収集する面接法と現在の現場の状況を直接観察する観察法を活用する[29]。

3.2.2 作業習得に使用できる形式知

従来から日本のものづくりは、熟練者の経験に依存したものづくりであり、属人的な作業が多い。したがって熟練者の暗黙知を形式知化しても習得する側の現場の作業者の力量が不足している場合は、うまく習得することができない。この問題を解決するためには、従来は暗黙知となっていた各作業プロセスの属人化度を可視化して、形式知とする必要がある。この情報があることで、属人化度を下げるように作業プロセスを改善したり、属人

化度に対応できるように作業者の能力を向上する教育プログラムを構築したりすることができる。表 3.1 は、属人化度を可視化する指標である。

行は、属人化度の評価項目であり、手順の判断（認識性技能）、動作の技能（運動性技能）、品質の判定（知覚性技能）、安全の確保（認識性技能）の 4 種類に定めた。これは製造の作業中にて順に実施される、作業の前の段取りの確認、作業中の操作、作業後の仕上りの確認、そして作業中全体にわたって確保される安全の視点で評価する指標にしたものである。

表 3.1 属人化度の評価項目とレベル （出所：筆者作成）

<div>レベル</div> <div>項目</div>	レベル 3	レベル 2	レベル 1
	知識ベース	ルールベース	スキルベース
<div>手順の判断</div> <div>(認識性技能)</div>	作業手順が決まってい ない為、変化する状況 に応じて作業者は経験 や勘で判断している	同じ結果を出すのに、 作業手順パターンが複 数あり、作業者が選択 している	作業手順が固定化さ れ、作業者が選択する 必要がない
<div>動作の技能</div> <div>(運動性技能)</div>	専門の訓練が必要で、 さらに個人の感覚に頼 っている	専門の訓練が必要であ る	一般的な基礎訓練で可 能である
<div>品質の判定</div> <div>(知覚性技能)</div>	作業結果の良否確認に 明確な基準がない	作業結果の良否確認に 明確な基準があり、作 業者が判定している	作業結果の良否確認に 明確な基準があり、判 定が自動化されている
<div>安全の確保</div> <div>(認識性技能)</div>	リスクに対して安全ル ールがない リスクが認識されてい ない	リスクに対して安全ル ールがあるが、作業者 が意識して守っている	リスクに対して物的対 策をしている

列は、各評価項目の属人化度のレベルの分類基準である。限定された熟練した技能者にはできないゴールに従って技能者によって臨機応変に対応できる「知識ベースの行動：レベル3」、訓練を受けた作業員であればルールや手続きによって意識的に対応できる「ルールベースの行動：レベル2」、どの作業員でも意識せずとも対応できる「スキルベースの行動：レベル1」の3段階に分類する。このレベル分類は、図3.3のRasmussenの人間行動の制御に関する3レベルの類別をそのまま用いる[30]。

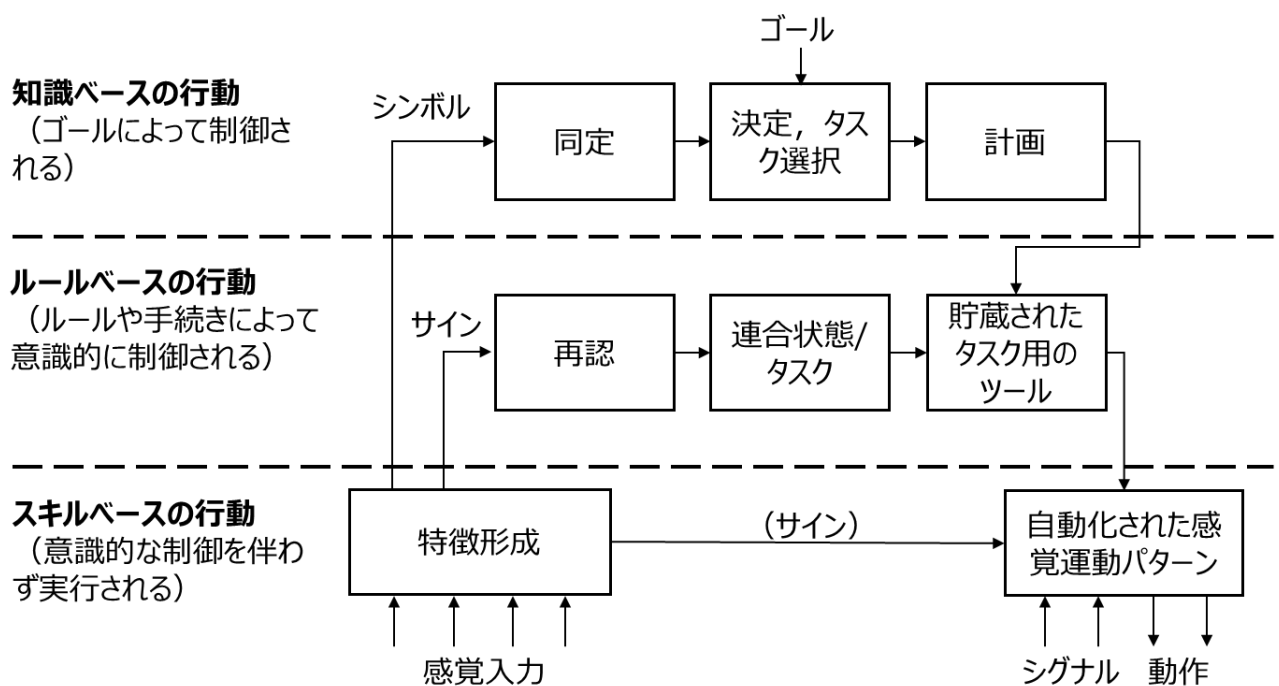


図 3.3 人間行動の制御に関する3レベルの概略図

(出典: 参考文献[30] p.117 の図 9.1 を引用)

3.2.3 整理され体系化された形式知

「表出化」で変換された形式知を組織的に知識資産化することにより、製造現場の OJT に活用され知識が共有化されることになる（SECI モデルの「共同化」に相当）。その結果、継続的な組織的改善である組織的改善活動を生み出すことができる。そのために「表出化」にて変換された形式知について体系付けをしておいて必要な関係者が必要な時に活用できるようにする。

図 3.4 は、提案する作業プロセス情報の分類表である。行は、要素作業を示す。この図は、要素作業数が m であった場合の例であるが、 m は製造によって異なる。列は、プロセス情報を示し、作業工程名称、属人化度、IE 情報、QC 情報、VE 情報である。

細分化後のプロセス				属人化度				IE情報	
細分化した プロセス番号 i	工程名称 $j=1$	単位作業名称 $j=2$	要素作業名称 $j=3$	手順の判断 レベル $j=4$	技能の動作 レベル $j=5$	品質の判定 レベル $j=6$	安全の確保 レベル $j=7$	作業時間 $j=8$	作業の価値 $j=9$
$i=1$									
$i=2$									
.									
.									
$i=m$									

QC情報								VE情報	
作業許可資格	機械 $j=11$				材料 $j=12$	方法 $j=13$		プロセスの機能	
	設備 名称	治具 名称	道具 名称	プログラム 名称	製品 材料	手順書 番号	指示書 番号	名詞 $j=14$	動詞 $j=15$

図 3.4 作業プロセス情報の分類表 （出所：筆者作成）

3.2.4 提案する方法

3.2.1～3.2.3 項にて示した形式知（図 3.4 中の各情報）への変換を実施する具体的な手順（図 3.5）を次に提案する．なおこれは，作業プロセス情報を形式知化する専門チーム（注 26）にて実施する．

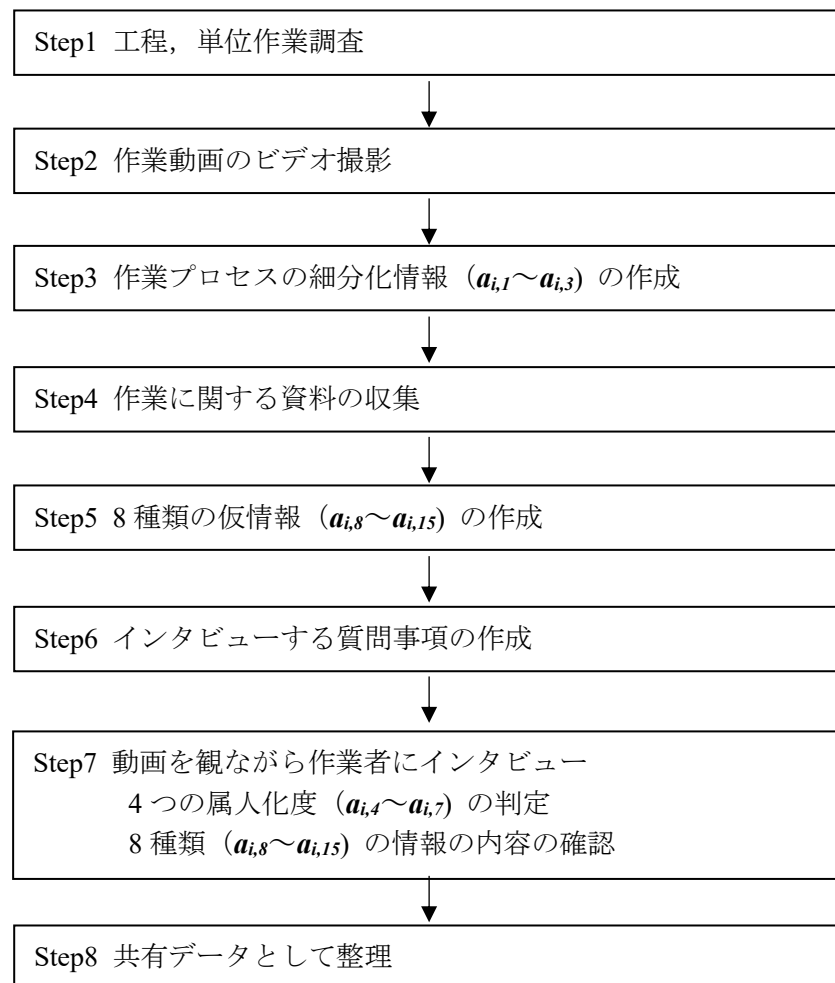


図 3.5 具体的な手順（出所：筆者作成）

(1) Step1 工程，単位作業調査

対象となる製造の工程フローを作成し単位作業を確認する．(3.2.1 項で言及)

(2) Step2 作業動画のビデオ撮影

現場の作業をビデオで撮影することにより，作業動画という客観的な情報を得る．

(3) Step3 作業プロセスの細分化情報 ($a_{i,1} \sim a_{i,3}$) の作成

作業動画に基づいて要素作業の単位である要素作業まで細分化する．(3.2.1 項で言及)

(4) Step4 作業に関する資料の収集

作業に関連する資料（図面，手順書，記録用紙など）を収集する．

(5) Step5 8 種類の仮情報 ($a_{i,8} \sim a_{i,15}$) の作成

作業動画と資料により要素作業ごとに IE 情報，QC 情報，VE 情報を作成する．(3.2.1 項で言及)

(6) Step6 インタビューする質問事項の作成

Step4 で収集した資料と作業動画により次の視点で作業に関する質問事項を作成する．

- ・ コツと思われる動作のある作業
- ・ 作業者が経験的に判断している作業
- ・ 資料と比べて違和感や疑問のある作業

(7) Step7 動画を観ながら作業者にインタビュー

質問事項を用いて作業者，現場監督者に作業動画を見せながらインタビューを行い，表 3.1 にしたがって要素作業ごとの属人化度のレベルを判定する．(3.2.2 項で言及) また，

Step5 にて作成した IE 情報，QC 情報，VE 情報を作業者，現場監督者に確認し，必要であれば修正する．（3.2.1 項で言及）

（8）Step8 共有データとして整理

作成した情報を図 3.5 の作業プロセス情報の分類表に記入する．そして保管する．（3.2.3 章で言及）

3. 3. 分析方法

提案する方法（3.2.4 項で言及）について次の点を明確にする．

① 大型ガスタービンの主要な製造への適用性

観察対象とする大型ガスタービンの主要な製造として，製造工程順の 5 つの異なる種類の製造（注 27）である鋳造，プレス加工，NC 加工，放電加工，補修を選定した．

② 組織的改善活動効果

観察対象は，生産性向上について短い期間で効果を把握するために少品種多量生産である鋳造とする．鋳造の代表的な生産の指標の一つである廃却率（注 28）を観察することで組織的改善活動の効果を分析する．なお廃却率の情報は，関連企業の三菱パワー精密鋳造株式会社全体の製造を対象とした．残りの 4 つの種類の製造については，廃却数もほとんどないため今回は，観察対象外とした．

なお分析方法としては，事例研究法を用いる．

3.3.1. 大型ガスタービンの主要な製造への適用性

提案する方法による作業プロセス情報の形式知への変換を，図 3.5 の手順にて観察対象とした製造に適用する．観察対象である大型ガスタービンの主要な製造にて IE 情報，QC 情報，VE 情報そして作業者の属人化度の情報を作成し，図 3.4 に示す作業プロセス情報の分類表に体系化し，知識資産化できることを確認する．

なお本章の研究は，製造作業の暗黙知を形式知に変換する段階で言語や数字に表現することを前提とする．言語や数字に表現する以外でも動画や拡張現実のような ICT を用いることで暗黙知から形式知への変換ができる可能性はあるが，この検証に関しては，4 章にて論じる．

3.3.2. 組織的改善活動効果

提案する方法の組織的改善活動効果を分析するために作業プロセス情報の形式知への変換を長期的に実施し，継続的に廃却率の変化の状況を観察し，廃却率が減少することを確認する．

3. 4. 分析結果

3.4.1. 大型ガスタービンの主要な製造への適用性

(1) 改善に使用できる形式知

まず観察対象とした製造のプロセスを資料で調査し、現場の作業である中工程の単位まで分割した。その現場作業の映像を撮影し、動作分析ソフトウェア OTRS（注 29）を用いて表 3.2 に示す要素作業の単位の要素作業まで細分化した。

表 3.2 要素作業までの細分化結果（出所：筆者作成）

製造	要素作業数
鋳造	3012
プレス加工	14
NC 加工	1570
放電加工	52
補修	645

次に現場の作業者にインタビューすることで作業動画と資料により作成した IE 情報，QC 情報，VE 情報を確認した。この時に要素作業ごとの映像を活用した。図 3.6 に鋳造の結果の具体例の一部を代表例として示す。

(2) 作業者が使用できる形式知

作業動画と資料より質問事項を事前に用意して、現場の監督者と作業者に作業動画を見せながらインタビューすることで要素作業ごとに属人化度を判定した。表 3.3 に NC 加工に関して属人化度を判定した結果を示す。

表 3.3 属人化度の判定結果(NC 加工) (出所：筆者作成)

	レベル 3	レベル 2	レベル 1
手順の判断	4	669	897
動作の技能	0	111	1459
品質の判定	51	969	550
安全の確保	68	1224	278

また 2016 年と 2018 年の鋳造の生産性に関する判断、技能、品質の属人化度の判定結果と各レベルの合計値を表 3.4、表 3.5 に示す。

表 3.4 属人化度の判定結果(鋳造 2016 年) (出所：筆者作成)

	レベル 3	レベル 2	レベル 1
手順の判断	159	360	2493
動作の技能	163	378	2471
品質の判定	139	208	2665
合計	461	946	7629

表 3.5 属人化度の判定結果(鑄造 2018 年) (出所：筆者作成)

	レベル 3	レベル 2	レベル 1
手順の判断	10	147	2855
動作の技能	12	127	2873
品質の判定	6	105	2901
合計	28	379	8629

注) 安全についての判定は、開示できない。

図 3.6 に鑄造の結果の具体例の一部を代表例として示す。

(3) 整理され体系化された形式知

観察対象とした製造すべてについて細分化したプロセスを行として関係する属人化度，IE 情報，QC 情報，VE 情報を作業プロセス情報の分類表に体系化し，知識資産化できた。図 3.6 に鑄造の作業プロセス情報の分類表の一部を代表例として示す。

細分化後のプロセス			
細分化した プロセス番号 i	工程名称 $j=1$	単位作業名称 $j=2$	要素作業名称 $j=3$
$i=41$	ワックス組立	クラックの補修	ワックスのクラック部を電気ペンで溶かす
$i=42$	ワックス組立	クラックの補修	クラック部に補修用ワックスの塗布
$i=43$	ワックス組立	クラックの補修	補修用ワックスが固まったことを確認
$i=44$	ワックス組立	クラックの補修	余剰の補修用ワックスの除去
$i=45$	ワックス組立	クラックの補修	補修部の確認
$i=46$	ワックス組立	クラックの補修	塗布液で補修部の表面を仕上げる
$i=47$	ワックス組立	クラックの補修	塗布液の拭き取りと除去
$i=48$	ワックス組立	補修箇所の確認	補修箇所の仕上がり確認

属人化度				IE情報	
手順の判断 レベル $j=4$	技能の動作 レベル $j=5$	品質の判定 レベル $j=6$	安全の確保 レベル $j=7$	作業時間 $j=8$	作業の価値 $j=9$
1	2	2	1	0:00:31	VA
2	1	1	1	0:00:28	VA
2	1	1	1	0:01:09	BNVA
1	2	1	1	0:00:54	VA
2	1	1	1	0:00:27	NVA
1	2	1	1	0:00:30	VA
1	1	1	1	0:00:27	VA
2	1	2	1	0:00:31	NVA

QC情報								VE情報	
人 $j=10$	機械 $j=11$				材料 $j=12$	方法 $j=13$		プロセスの機能	
作業許可資格	設備	治具	道具	プログラム	製品	手順書	指示書	名詞 $j=14$	動詞 $j=15$
	名称	名称	名称	名称	材料	番号	番号		
OJT完了者	-	-	電気ペン	-	ワックス	SWP-19345	EQ-2490	クラックを	除去する
OJT完了者	-	-	筆	-	ワックス	SWP-19345	EQ-2490	補修用ワックスを	付ける
OJT完了者	-	-	-	-	ワックス	SWP-19345	EQ-2490	ワックス硬度を	確認する
OJT完了者	-	-	カッター	-	ワックス	SWP-19345	EQ-2490	余剰ワックスを	除去する
OJT完了者	-	-	-	-	ワックス	SWP-19345	EQ-2490	除去部表面を	確認する
OJT完了者	-	-	塗布液	-	ワックス	SWP-19345	EQ-2490	除去部表面を	仕上げる
OJT完了者	-	-	タオル	-	ワックス	SWP-19345	EQ-2490	除去部表面を	洗浄する
OJT完了者	-	-	-	-	ワックス	SWP-19345	EQ-2490	補修部表面を	確認する

図 3.6 作業プロセス情報の分類表の例(鑄造) (出所：筆者作成)

3.4.2 組織的改善活動の効果

2016 年から鑄造の製造現場にて提案する方法を用いた継続的な活動が開始されている。それを観察し分析した結果を次に示す。

2018 年時点で提案する方法により細分化した要素作業数は、表 3.2 の鑄造に示すように 3012 であり作業の生産性に関する判断、技能、品質の属人化度レベルの判定の 3 つの合計数は、9036 である。形式知化した情報を用いた改善活動により 2 年間で属人化度は、表 3.4 に示すレベルから表 3.5 に示すレベルになった。具体的には、図 3.7 のように属人化度レベル 3 の判定の合計数は、2016 年から 2018 年で 461 から 28 へ 94%減少し、属人化度レベル 2 の判定の合計数も 946 から 379 と 60%減少した。

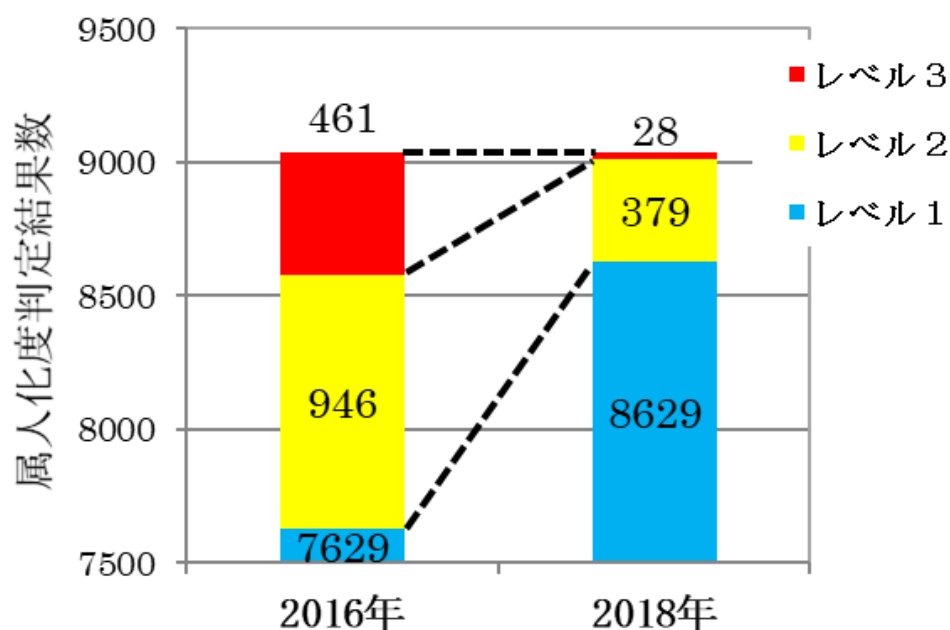


図 3.7 鑄造の属人化度の変化 (出所：筆者作成)

図 3.8.は、生産性の確認指標である廃却率の 2014 年から 2018 年までの変化を表したものである。なおこの図の縦軸は、2014 年から 2016 年の 3 年間の各年の廃却率の平均を

100%（図 3.8 の破線）とした場合の廃却率の比率である。毎年の廃却率はばらつきがあり、2014 年から 2016 年では、廃却率の比率のばらつきは 20%弱である。一方 2018 年の時点で廃却率の比率は、2014 年から 2016 年の 3 年間の各年の廃却率の平均の 43%に減少している。すなわち図 3.7 にて示した属人化度レベル 3 およびレベル 2 の合計を減少させる改善活動を実施した期間に廃却率の比率は、57%減少したことになる。

この結果により属人化度レベルを下げることは生産性向上の組織的改善活動効果を有すると判断する。

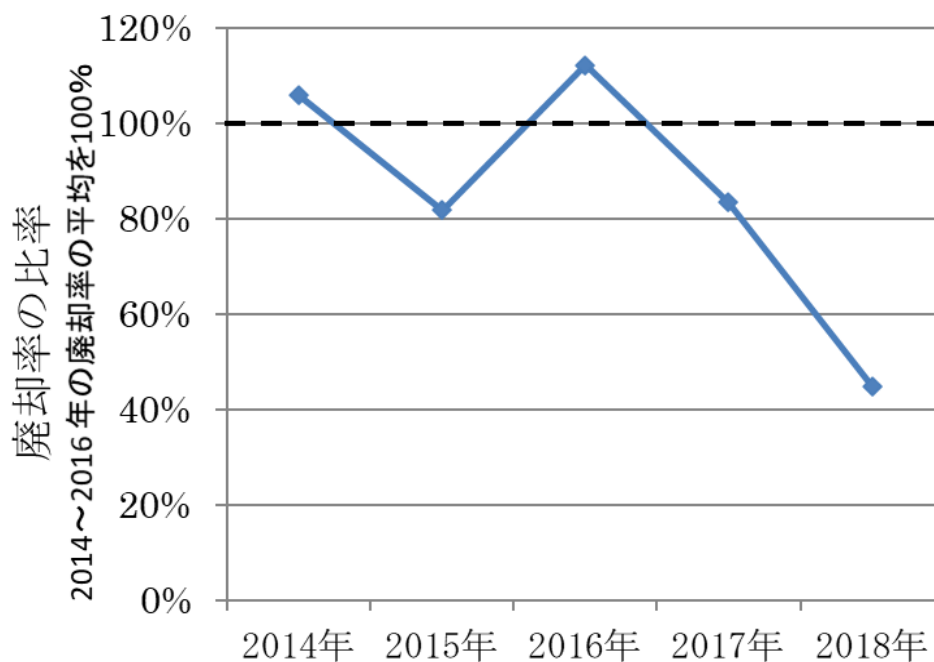


図 3.8 廃却率の比率の変化 （出所：筆者作成）

3. 5. 仮説検証結果

本章の研究では、新たに提案する方法（形式知化の具体的な手順）の適用が、SECI モデルを活用する 3 つの必要な条件を満足する形式知へ変換する．そして属人化度のレベルが下がれば生産性が向上するという仮説を立てた．提案する方法として、3 つの必要な条件を満足する形式知の情報を選定し、その情報を体系化し、知識資産化するために図 3.4 の作業プロセス情報の分類表を設定した．さらに改善や作業習得に使用できる情報を作成するためのインタビューを含む具体的な手順を図 3.5 として考案した．

大型ガスタービンの主要な製造を対象に、提案する方法にて形式知化を試行した結果、図 3.6 の例に示すように 3 つの必要な条件を満足する作業プロセス情報の分類表ができることを確認した．また製造のひとつである鋳造の属人化度のレベルと廃却率という指標の変化を通して、属人化度のレベルが下がれば廃却率が減少するという生産性向上の組織的改善活動効果があることを確認した．これにより仮説は立証された．

3. 6. 分析結果に関する考察

まず提案する方法の展開性に関して論じる。本研究では、ガスタービンの主要な製造を対象に属人化度、IE 情報、QC 情報、VE 情報を作成し、作業プロセス情報の分類表として体系化、知識資産化できることを確認した。一方属人化度、IE 情報、QC 情報、VE 情報は、本研究の対象外の製造でも作成できる情報と考えられるので、提案する手法は、他の製造への展開性を有する可能性がある。

次に体系化の改善活動への効果について論じる。IE 活動、QC 活動、VE 活動はどれも製造の改善活動でありながら、お互いの改善活動に用いる情報の関連性に関しては論じられていなかった。しかし図 3.6 に示すように、ひとつの細分化したプロセスを行とし、そのプロセスに関する属人化度、IE 情報、QC 情報、VE 情報を列に並べてみると、お互いの情報が密接な関係を持っていることがわかった。たとえば IE 情報の作業の価値（価値を生む作業か否か）は、VE 情報のプロセスの機能（加工中の製品に形状や性質の変化をあたえているかどうか）によって判定できる。したがって体系化することにより、改善活動に用いる情報の作成をより効率化するという効果を有することが期待できる。

最後に組織的改善活動効果について今後必要な研究を論じる。本研究では、属人化度の低減と廃却率の低減の相関性にてその効果を論じた。属人化度の低減は、提案する方法を活用した製造現場の組織的な改善活動によるものである。したがって知識資産化した形式知を活用する組織的な改善活動の詳細についても観察する必要がある。

3. 7. 小括

本章の研究では，製造の作業プロセス情報に関して，暗黙知，形式知の観点から，SECIモデルを活用した場合での形式知として知識資産化する方法を提案した．具体的には，図3.4に知識資産化する作業プロセス情報の分類表を示し，図3.5に情報の作成手順を示した．この作成手順を大型ガスタービンの主要な製造で試行し，作業プロセス情報と分類表を実際に作成した結果に基づいて適用可能であったことを示した．また形式知化を試行した製造のひとつである鋳造にて属人化度のレベルが下がれば廃却率が低減するという生産性の向上効果を確認した．

本章の研究の学術的貢献は，SECIモデルを活用した場合の作業プロセスの暗黙知を形式知に変換する方法と形式知の体系化の方法を示し，属人化度を下げることにより生産性が向上することを確認したことである．本章の研究の社会的貢献は，我が国のものづくり産業の質の高いデータや属人的な知見をデジタル化・体系化し，組織として資産化する具体的な方法を示したことである．

今後，本章の研究で提案する方法を展開するため大型ガスタービンの主要な製造以外での有効性を観察し，分析していく予定である．

第4章. 拡張現実を用いた作業動作の形式知化

4. 1. 先行研究

まず表 4.1 に技能の伝承としてすでに活用されている OJT、作業要領書、動画そして近年適用が検討されている VR（仮想現実）、AR（拡張現実）についての暗黙知への再変換に関する特徴を整理した。

表 4.1 各種技能の伝承方法による表出化および内面化の方法の違い（出所：筆者作成）

	OJT（現任訓練）	作業要領書	動画	VR（仮想現実）	AR（拡張現実）
関係する人	熟練者と未熟練者の両者	未熟練者だけ	未熟練者だけ	未熟練者だけ	未熟練者だけ
ツール 作業環境	実物	実物	実物	力学呈示装置	実物＋ホログラム
ワーク	実物	実物	実物	3Dデータ	実物＋ホログラム
伝承するための媒体	なし	言語，数字，図，写真	動画	仮想空間上の3Dデータ	現実空間上のホログラム
表出化 熟練者の暗黙知を形式知へ変換する方法	なし	熟練者の動作を観察しインタビューして作業要領書を作成する．	熟練者の動作を動画にて撮影する．（一人称視点または三人称視点）	熟練者の動作の骨格情報のデータセットをつくる．（ワークおよびツールを含む）	熟練者の動作の骨格情報のデータセットをつくる．（ワークおよびツールを含む）
内面化 未熟練者の暗黙知へ再変換する方法	熟練者は，“技能の動作制御”のイメージと未熟練者の動作とで違和感のある動作を特定し，口頭や所作の矯正によって指導する．未熟練者は，熟練者の動作のまねとこの指導により“技能の動作制御”を習得する．動作による反力は実物から感じる．	未熟練者は，作業要領書を読んでツールやワークの動かし方の見本を頭の中で想像し，それに従って動作を繰り返すことで“技能の動作制御”を習得する．動作による反力は実物から感じる．	未熟練者は，動画を見た後に頭の中に残っているツールやワークの動かし方の残像に従って動作を繰り返すことで“技能の動作制御”を習得する．動作による反力は実物から感じる．	未熟練者は，仮想空間上にあるツールやワークそしてアバターなどの3Dデータの動きを一人称視点で見て，それに従って動作を繰り返すことで“技能の動作制御”を習得する．動作による反力は力学呈示装置から感じとる．	未熟練者は，現実空間上に投影されたツールやワークそしてアバターのホログラムの動きを一人称視点で見て，その動きに意識的に自らの動作を同期，重畳させることを繰り返すことで“技能の動作制御”を習得する．動作による反力は実物から感じる．

Hegy は，AR はデジタルコンテンツや分析結果を現実の世界に重ね合わせることで，情報の利用方法を変える．VR は完全な没入型の体験をもたらすと説明している[31]．また田上らも，AR は現実の空間情報に仮想情報を「付け加える」技術であり，VR は構成要素が

すべて仮想情報であることからその違いが利用用途に影響すると指摘している[32].

一方、技能の内面化の方法は、技能の伝承についての研究のなかで次のように論じられている。山本と森は、熟練技能の効果的な伝承には、仕上がり製品の先読みができるように動的イメージとしての記憶に対する抽出・創出が重要であると指摘している[33]. 米村らは、心肺蘇生法の訓練にて一人称視点の映像が訓練に与える効果を確認するため、ビデオスルーHMD（Head Mount Display）を装着した実験参加者の視野画像に、記録した講師の視野画像（一人称視点の映像）を重ねて示し、講師と同じ視点で動作を真似させる訓練をおこなった。その結果より一人称視点の視野の共有が訓練に効果的であると論じている [34]. 綿貫は、技能などの暗黙知の内面化について、VR 技術と力学呈示装置を利用して、視覚・力覚（注 30）的な場を提供することで、鋳造の金型合わせの技能の伝承ができることを論じている[35] [36] [37]. 檜山らは、熟練者の視覚・聴覚・力覚の感覚そのものを追体験して学習するシステムをウェアラブルコンピュータにて構築し、伝統技能である紙漉きの一部の工程にてその評価実験をおこなっている。その結果、一人称視点の視覚と力覚の同時体験による学習にて、最も熟練者の作業を模倣することができることを確認している [38]. このように 今までの研究にて、表 4.1 に示した VR 技術を活用した仮想空間での一人称視点の視覚と力学呈示装置を利用した力覚は、技能の伝承すなわち“技能の動作制御”を暗黙知に再変換する内面化に有効であることが明らかになっている。しかしながら、AR 技術を活用して現実空間上にホログラムを投影することで得られる一人称視点の視覚と実物のツールやワークそして自らの身体をホログラムと同期させるように動かすことによって得られる力覚にて、未熟練者が“技能の動作制御”を暗黙知に再変換する具体的な方法とその効果に焦点をあてた研究はほとんどみられない。

4. 2. 研究課題と仮説

本章の研究課題は「拡張現実技術を活用した場合、その有効性はどのようなものか？」である。図 4.1 に筆者が提案する HMD によって構築した拡張現実の方法（以降拡張現実の方法と記述）を用いた技能の内面化の手順を示す。まずは、Step1～4 で具体的な手順（図 3.5 参照）の方法を用いて作業の中から技能レベルの高い要素作業を抽出し、その動作を骨格情報として取得し、データセットに変換する。Step5 にてそのデータセットより動きのある 3D モデルのホログラムを作成し、Step6 にて拡張現実を活用して、HMD にて表示されるホログラムにて熟練者の一人称視点の視覚を未熟練者へ提供し、そして HMD にて表示されるホログラムの動きをまねてワークやツールの実物を動かすことにて熟練者の力覚を未熟練者へ提供する。

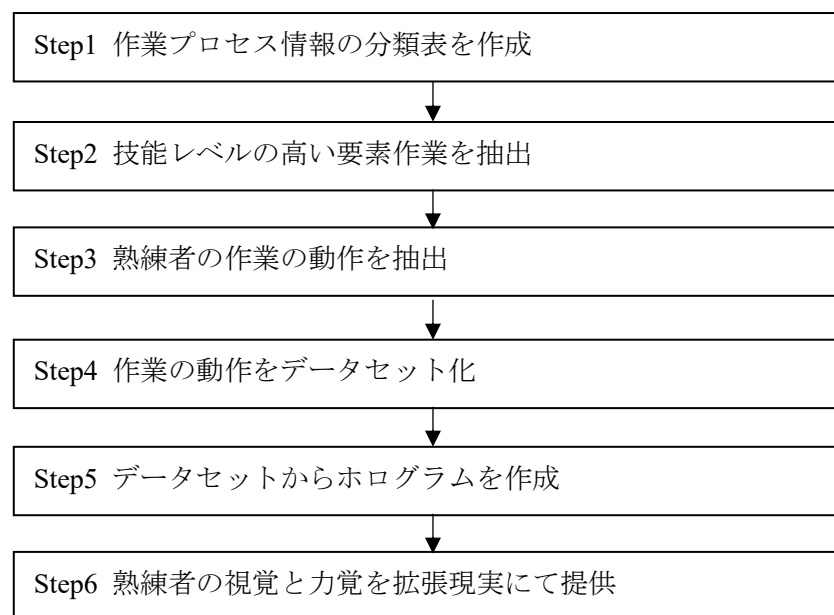


図 4.1 提案する拡張現実の方法の手順 （出所：筆者作成）

この図 4.1 の手順の Step6 を次のように具体化した．そしてこの拡張現実の方法を活用すれば伝承される作業動作の品質が向上するという仮説を立てる．ここで作業動作の品質の指標としては，作業時間の平均と標準偏差を用いる．

① 拡張現実の表示装置

図 4.2 の HMD 型の表示装置（Microsoft 社のホロレンズ）を用いることとする．



図 4.2 HMD 型の表示装置（出所：PowerPoint の 3D モデルストックより引用）

② 拡張現実による一人称視点の視覚の提供

ワーク，ツールそして身体各部位を 3D モデルのホログラムにし，熟練者によるそれらの動きもホログラムとして HMD に表示する．未熟練者は，図 4.3 のように実物のワーク，ツールそして自分の身体もホログラムと重畳させて一人称視点で視ることができる．そして動作中のホログラムの身体各部位の位置も確認できる．

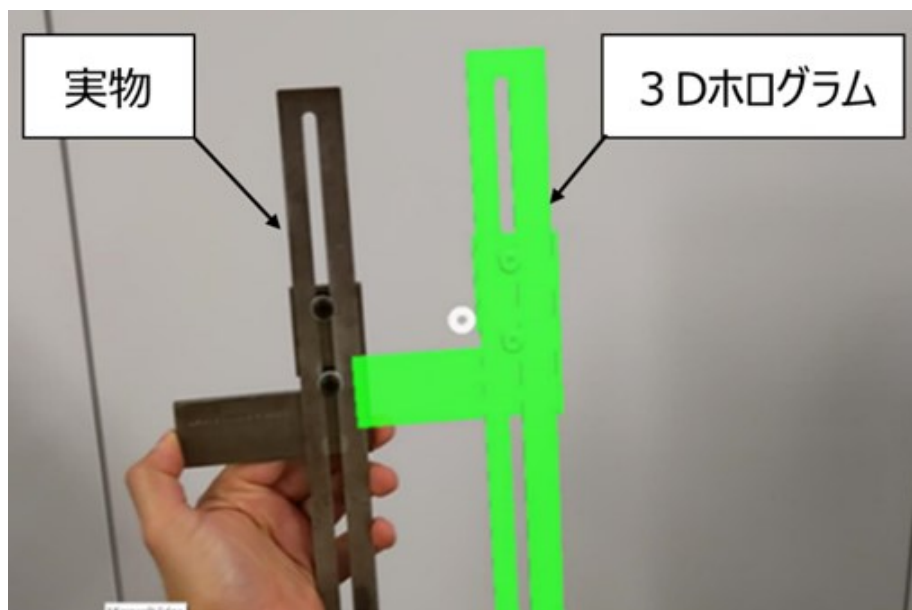


図 4.3 拡張現実にて表示されたホログラム （出所：筆者作成）

③ 拡張現実による力覚の提供

HMD に表示されたホログラムと同じ実物のワーク，ツールを，ホログラムの動きと同じように動かすことで熟練者が実作業にて感じている力覚を体感する．

4. 3. 分析方法

図 4.1 の拡張現実の方法を用いた場合の技能の内面化への効果を定性分析と定量分析によって分析する。定性分析としてフィールドワークを用いる。多数の被験者に拡張現実の方法を体験させて、その結果と体験後のインタビューの内容から効果を分析する。また定量分析として対照実験（注 31）を用いる。まず経験などの差がない数名の被験者を集めて 3 つのグループを編成する。次に各グループに表 4.1 の作業要領書の方法と動画の方法そして拡張現実の方法のどれか一つだけを体験させてその状況を撮影する。最後にその映像より得られる数値から効果を分析する。

4.3.1. 分析に用いる技能の作業

Park らは HMD による拡張現実とジェスチャーインターフェースを用いてルービックキューブの解決に役立つガイダンスシステムを提案している[39]。それを参考にして事前の訓練が無くても組付けが可能で、ブロックを組付けるために、ブロック移動と同時にブロックの姿勢を回転させる（ブロックの動かし方は無数存在し、個人によって選択される）動作がある図 4.3 のテトリスブロックの組付け作業を対象とする。

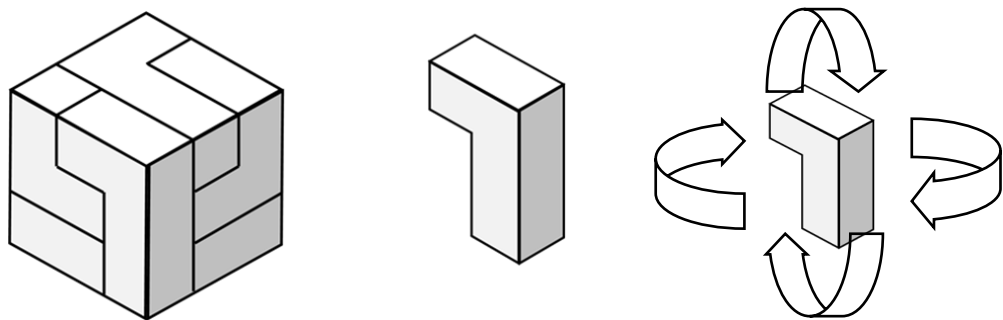


図 4.3 テトリスブロック（出所：筆者作成）

熟練者のテトリスブロック組付け作業を作業プロセス情報の分類表にしたものが表 4.2 である。

テトリスブロックは、形状の違う 6 つのブロックを組付けて一つの立方体となっている。熟練者の最初の整列の作業は、6 つのブロックを識別して決まった向きで決まった場所に並べることである。ブロックは、組付ける順序で左から並べてゆく。この作業時間は、作業前のブロックの状況による。この整列が完了すると、左の 1 番目のブロックをつかみ移動させて、回転させ机の上に置く。次に左から 2 番目のブロックをつかみ移動させて、回転させ（図 4.3 右側の図）1 番目のブロックに組付ける。以降は 6 番目のブロックまでその繰り返し作業である。熟練者が一つのブロックをつかんでから組付けるまでの作業時間は、どのブロックも 6 秒間である。

表 4.2 作業プロセス情報の分類表 （出所：筆者作成）

細分化後のプロセス				属人化度				情報	
作業 順序	工程名称 j=1	単位作業名称 j=2	要素作業名称 j=3	判断レ ベル j=4	技能レ ベル j=5	品質レ ベル j=6	安全レ ベル j=7	プロセスの機能	
									動詞 j=15
1	テトリスブロック組立	ブロック整列	全ブロックを並べる	2	1	2	1		並べる
2	テトリスブロック組立	ブロック組立	ブロック1を配置する	1	3	2	1		配置する
3	テトリスブロック組立	ブロック組立	ブロック2を組む	1	3	2	1		組む
4	テトリスブロック組立	ブロック組立	ブロック3を組む	1	3	2	1		組む
5	テトリスブロック組立	ブロック組立	ブロック4を組む	1	3	2	1		組む
6	テトリスブロック組立	ブロック組立	ブロック5を組む	1	3	2	1		組む
7	テトリスブロック組立	ブロック組立	ブロック6を組む	1	3	2	1		組む

なお、今回の拡張現実の方法では、組付け作業時のテトリスブロックの動かし方を熟練者から詳細に説明してもらい、それに従ってテトリスブロックの 3D モデルのホログラムを作成する。さらに作成したホログラムを HMD にて熟練者に見てもらい、違和感のないことを確認する。またホログラムには、人の身体の部位は含めない。

図 4.1 に示す提案する手順の Step1～6 に従って要素作業番号 1～7 の熟練者の操作する各ブロックの動きを図 4.4 に示す 3D ホログラムの動きにすることができた。

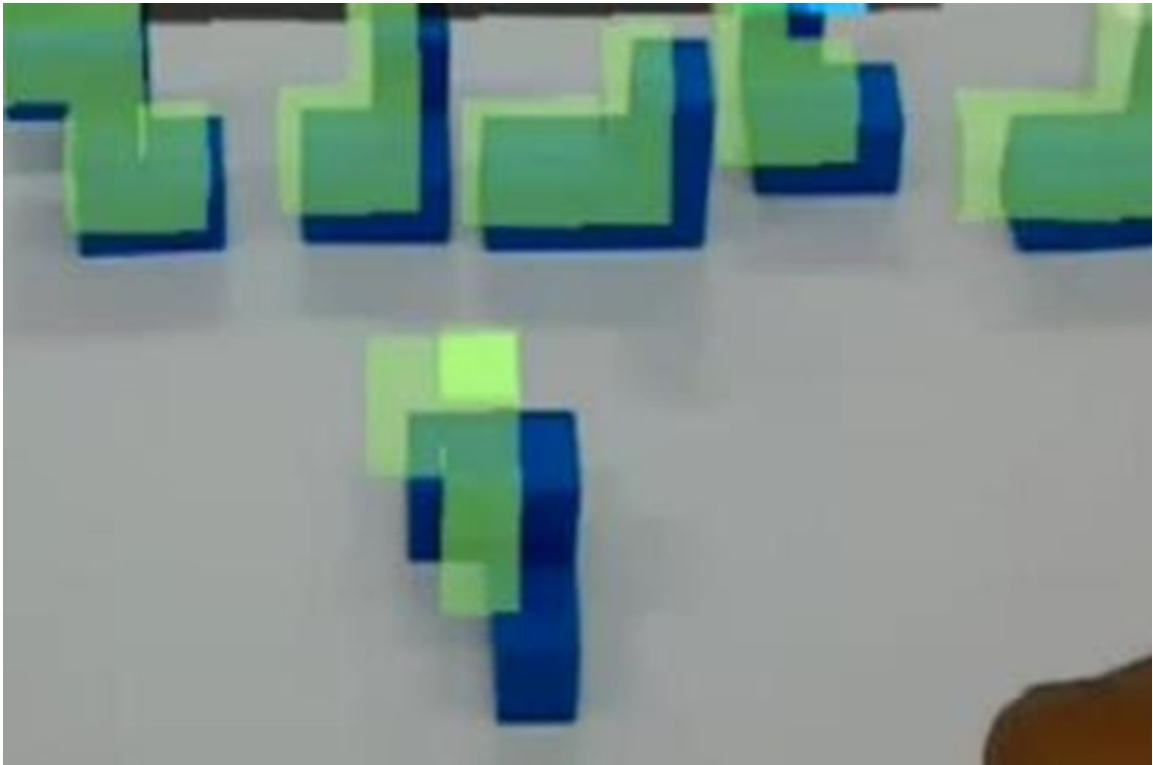


図 4.4 ブロックの3D ホログラム (出所:筆者作成)

4.3.2. 定性分析

2019 年 10 月にインテックス大阪にて開催された展示会「関西ものづくりワールド 2019」に図 4.5 の体験用のブースを設け、訪問者に被験者としてテトリスブロックの組付け作業を体験してもらう。最初は HMD を装着しない状態で組付けに挑戦してもらい、次に HMD を装着して拡張現実の方法にて組付けに挑戦してもらう。そして被験者の組付け結果や挑戦後の被験者へのインタビューの内容を記録する。インタビューの内容は筆者らにて言語化を行い、Cote らによる定性的データ分析法[40]によって分析を実施する。



図 4.5 体験用ブースの様子（出所：筆者撮影）

4.3.3. 定量分析

組付け作業を拡張現実の方法、そしてすでに作業指示として実用化されている動画の方法と作業要領書の方法の3種類の作業指示方法を用いて行い、被験者の様子を撮影する。その映像記録を用いて作業順序、作業時間そして作業動作の3つの視点にて分析する。作業動作の分析は、鈴木らによる特定の身体部位の時間による軌跡を分析する手法[41]そして内田らのモーションキャプチャから得られた骨格の座標に基づいて分析する手法[42]を参考にして実施する。また骨格座標の一人称視点への変換は、Yan らの提案している手法[43]によって変換する。

4.3.3.1. 対照実験の方法

被験者の経験が結果に影響を与えないように、現場作業の経験がなくテトリスブロックの組付けの経験もない大学院生を公募し、9人（被験者“a”～“i”）を選定する。さらに被験者には、実験の目的や内容について実験前には知らせない。

図 4.6 に対照実験の様子を示す。被験者は実験室のドアを開けて入室して初めて机上のブロックを見る。その後で被験者の前のサポート者が、3種類の作業指示方法のうちの1つを説明する。被験者は、その方法に従って机上のブロックを3回連続して組付ける。その様子を動画撮影用のカメラ2台で撮影して映像記録とする。また作業前の被験者が作業後の被験者と顔を合わせないように作業の時間を区切り、待機場所も別にし、さらに待機場所に監視者を配置する。

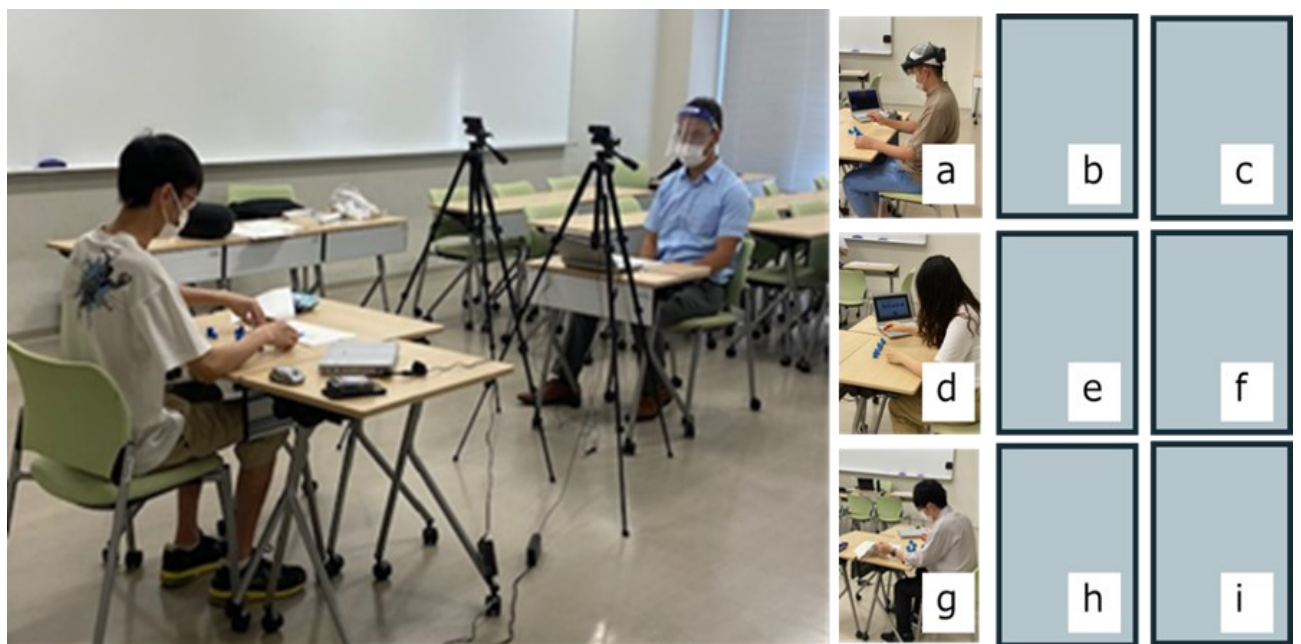


図 4.6 実験時の様子（出所：筆者撮影）

4.3.3.2. 作業指示方法の詳細

表 4.2 の作業プロセス情報を基に作成した 3 種類の作業指示方法の詳細とおのこの方法の被験者の識別記号を次に記述する。

① 拡張現実の方法（図 4.7）（被験者“a”～“c”）

頭に装着した HMD に各ブロックのホログラムが半透明として表示されている。まず被験者は、ホログラムに重畳させるように実物のブロックを置く。次に被験者が、画像の右側にある仮想上のボタンを指で押すと正面の仮想の映写画面に 1 番目のブロックの熟練者の組付け作業の映像が音声ガイド付きで一度流れる。それと同時に、一人称視点でのブロックのホログラムが、熟練者の組付け作業と同じ動きをする（6 秒間の繰り返し）。被験者は、実際のブロックをホログラムの動きと同じ動きになるように動かす。ひとつのブロックの組付け作業が完了すると、被験者は、再度仮想上のボタンを押して次のブロックの組付け作業を開始する。

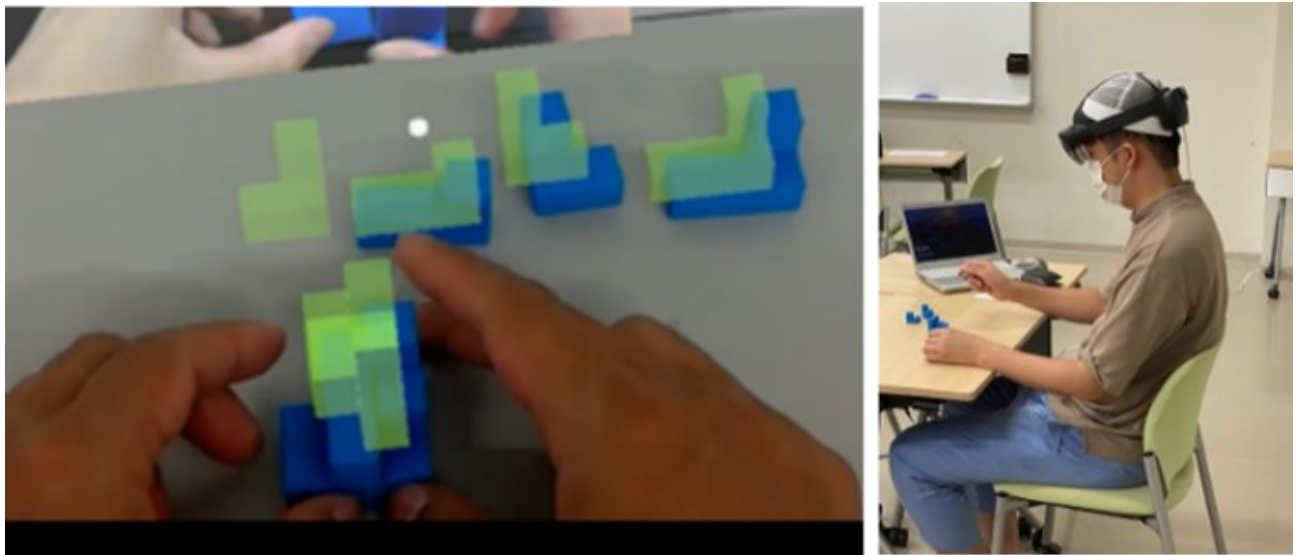


図 4.7 HMD の表示画像と被験者の様子（出所：筆者撮影）

② 動画の方法（図 4.8）（被験者“d”～“f”）

机上のパソコンの画面に組付け作業の一人称視点での映像を表示する．映像を開始すると熟練者の組付ける手とブロックの映像が流れ、同時に音声にて作業を指示する．映像の下部には、音声と同じ作業指示がサブタイトルとして表示される．動画（10 秒間）は、初心者が容易に理解できるようにブロックの回転と組付けの動きの部分のみをスローモーションにしてある．被験者は、その動画を何度も見ることが可能である．1 番目のブロックの組付けが完了したら、被験者は、次のブロックの組付けの映像を開始する．

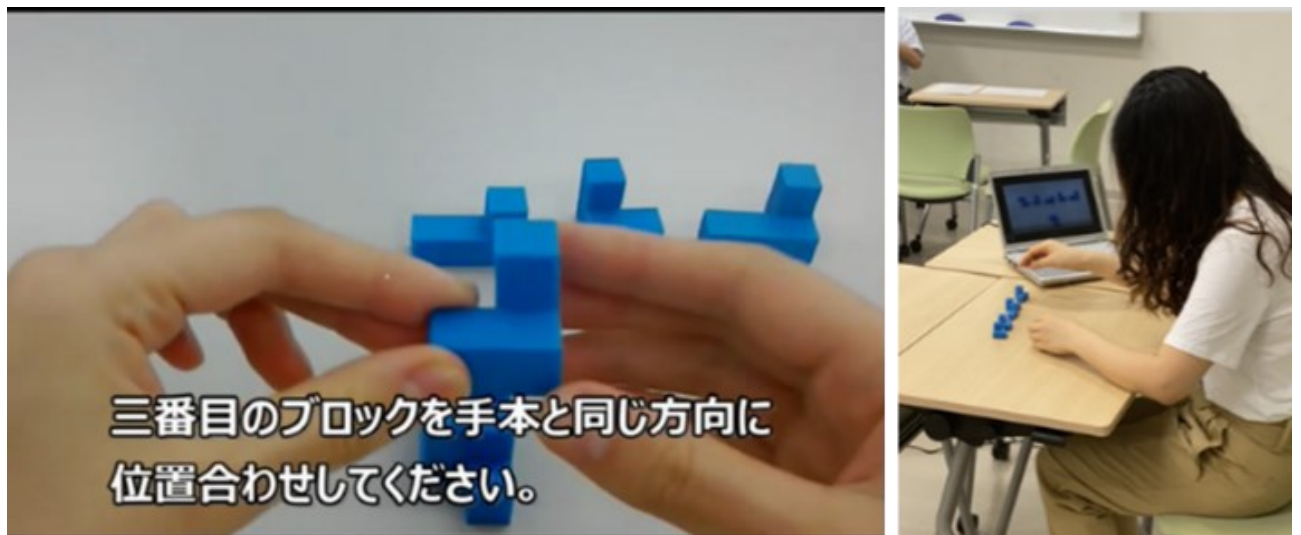


図 4.8 動画の表示画面と被験者の様子 （出所：筆者撮影）

③ 作業要領書の方法（図 4.9）（被験者“g”～“i”）

机上に言語と図で説明した作業要領書が、組付け順に 7 枚束ねて置いてある。被験者は、それを読みながら組付ける。なお、作業要領書の左上にある作業指示の文面は、動画のサブタイトルの表示と同じである。

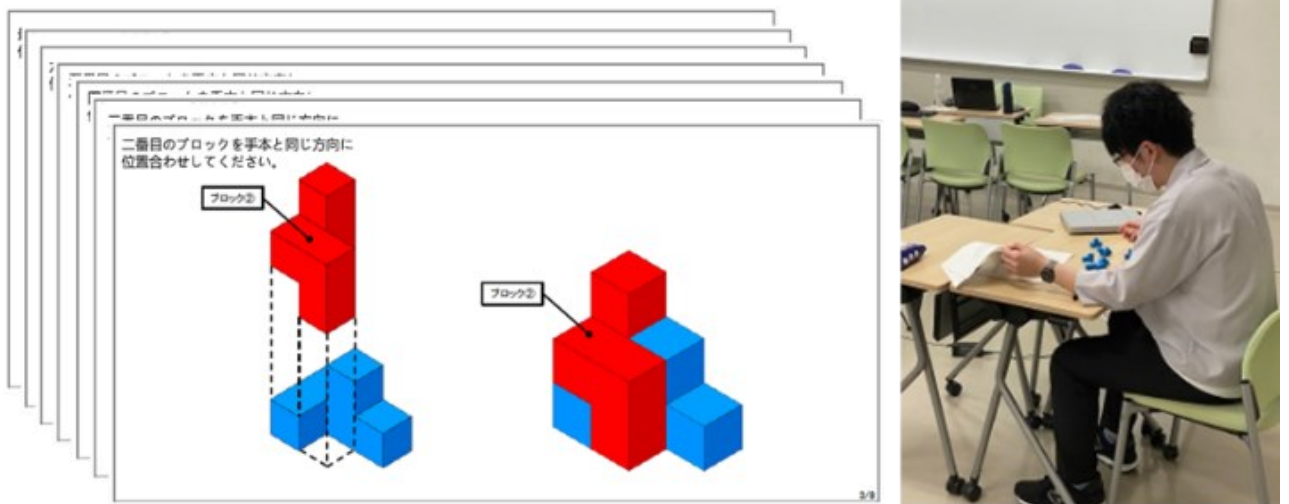


図 4.9 作業要領書の表示と被験者の様子（出所：筆者撮影）

4. 4. 分析結果

4.4.1. 定性分析結果

展示会の期間は3日間で、ブースを訪問した人のうち330人が、テトリスブロックの組付けの被験者となった。その被験者たちの所属する企業の内訳は、81%が製造業、13%がサービス業、4%が官公庁・地方自治体・公共機関、残りがその他であった。

どの被験者もHMDを装着しない場合は、組付けを完了することができなかった。一方HMDを装着し拡張現実を体験した場合は、全員が数分以内で組付けを完了することができた。

体験後の被験者へのインタビューの内容を次の手順にて定性分析した。まず各インタビューの内容を「意味単位」と呼ばれる文章のセグメントに分割し、情報を文脈から切り離した。次におのおの「意味単位」で似たような情報を集めてそれを「サブカテゴリー」としてラベル付けをして、さらには似たような「サブカテゴリー」を集めて「カテゴリー」としてラベル付けをした。この結果を表4.3に示す。今回の分析の目的である「体験した拡張現実の効果」のカテゴリーは、「作業指示への有効性」、「作業者への有効性」、「作業場所への有効性」の3つのサブカテゴリーに分類される。「作業指示への有効性」では、モデル（ホログラム）の動きにあわせることが有効であることが示された。「作業者への有効性」では、考える必要がなく誰でも簡単にできることが有効であることが示された。「作業場所への有効性」では、実際の作業場所にて使用できることが有効であることが示された。

拡張現実への懸念をインタビューで答えた被験者は、約20%であった。これらの被験者は、小企業や製造する部品種類の少ない企業に所属していた。彼らの懸念する主な理由

は、被験者の職場ではデジタル化ができておらず費用対効果がでないとの説明であった。

残りの 80%のほとんどの被験者は、効果があり期待すると答えた。

表 4.3 カテゴリー 一覧 （出所:筆者作成）

カテゴリー	サブカテゴリー	意味単位
体験した拡張現実 の懸念	導入への障害	ARのデバイスが高い
		敷居が高いイメージがある
	成長の阻害	考えなくても出来るので人の成長が止まってしまう
体験した拡張現実 の効果	作業指示への有効性	モデルの動きに合わせることができるので容易
		映像と実物を重畳できるので考える必要がない
		何も考えなくても組付け完成出来た
	作業者への有効性	ARのデバイスを使えば誰でも簡単に出来る
		誰もが当たり前になるようになる
	作業場所への有効性	どこでもできる
		実際の作業場所で指示ができる
体験した拡張現実 への期待	活用	組立作業指示に使える
		AR技術の活用は身近になっていると感じる

4.4.2. 定量分析結果

被験者の年齢は、23～27 才であり、全員右利きである。また被験者“b”，“d”，“f”は、女性である。対照実験の映像記録から、作業順序、作業時間そして作業動作の 3 つの視点で 3 種類の作業指示方法による差を分析した結果を次に示す。

4.4.2.1. 作業順序の分析

被験者が作業指示の作業順序に従うかどうかを観察し表 4.4 にその結果を分類した。ちなみに被験者に作業順序を遵守するようにとの指示は出していない。

表 4.4 対照実験での作業順序の観察結果 （出所:筆者作成）

	拡張現実			動画			作業要領書		
被験者	A	b	c	d	e	f	g	h	i
1 回目	N	M	N	N	N	N	C4	N	N
2 回目	N	N	N	N	C2	C1	C4	N	C1
3 回目	N	N	N	N	C3	N	C4	C1	C1

N：作業指示の要素作業順序通り組付け

M：作業指示の要素作業順序通り組付け，形状の似ているブロック 4 と 6 を逆さまに認識したため手間取った

C1：意図的に作業順序を変更（順序 1 と順序 2 を同時に実施）

C2：意図的に作業順序を変更（順序 6 と順序 7 を同時に実施）

C3：意図的に作業順序を変更（C1 と C2 の組合せ）

C4：意図的に作業順序を変更（順序 1 を実施せず）

4.4.2.2. 作業時間の分析

熟練者の具体的な動作を被験者に示している拡張現実と動画の方法について，被験者が個々のブロックをつかもうとしてから組付けるまでに要する時間を分析した結果を次に示す．

① 拡張現実の方法

被験者“a”～“c”による各作業時間を図 4.10 に示す。被験者“b”と“c”の1回目の「ブロック5を組む」は、ブロックの回転を間違えたために試行錯誤して作業時間が長くなっている。それ以外はホログラムの動きの時間と同じ6秒程度で作業を完了させている。また被験者全員が、回数を重ねるにつれて作業時間を短縮させている傾向がみられる。

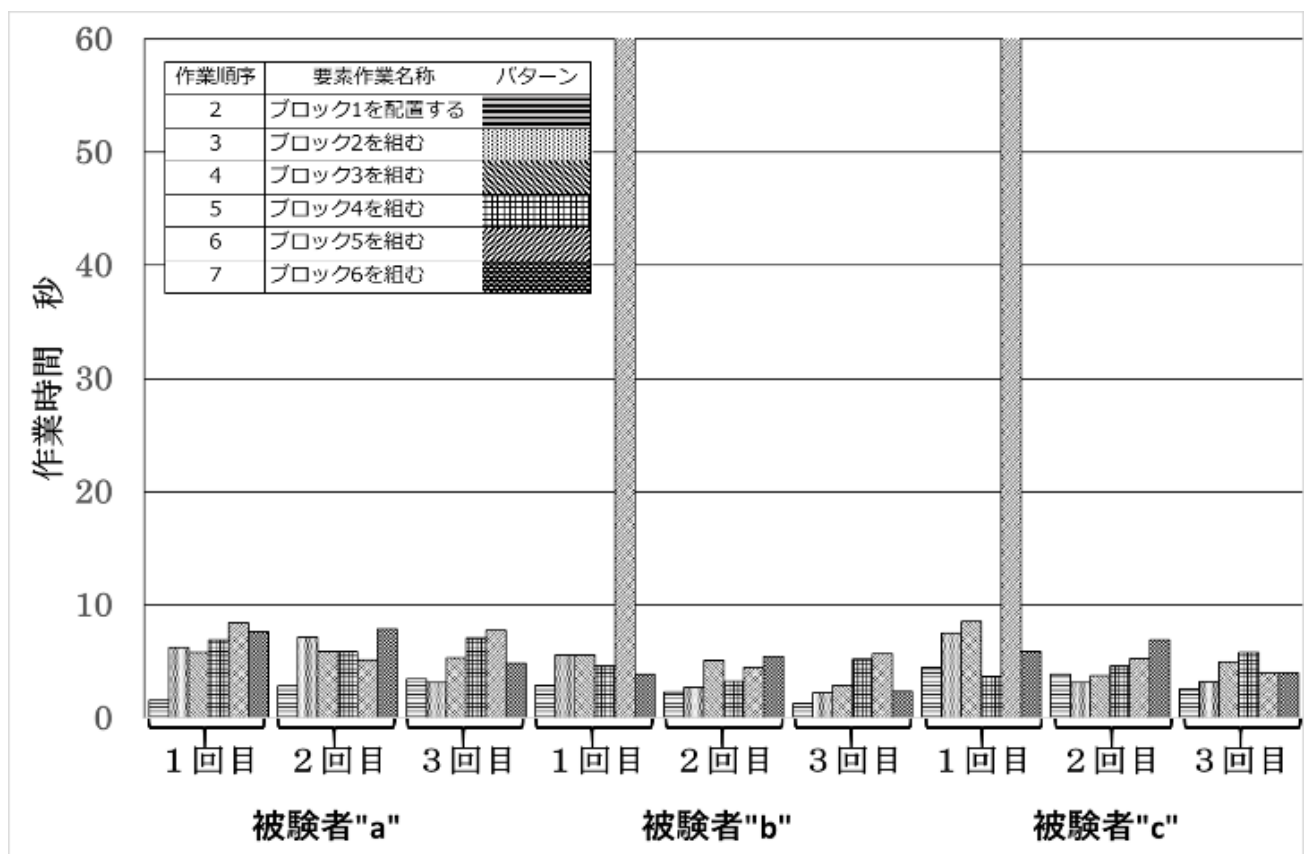


図 4.10 拡張現実の方法による組付け作業時間 (出所:筆者作成)

② 動画の方法

被験者“d”～“f”による各作業時間を図 4.11 に示す。この図には被験者“e”の 2 回目と 3 回目そして被験者“f”の 2 回目の一部の組付け作業時間を表示していない。その理由は、別であるべき 2 つの作業を同時に実施しているためである。被験者“d”の 2 回目の「ブロック 5 を組む」、被験者“f”の 1 回目と 2 回目の「ブロック 3 を組む」そして 3 回目の「ブロック 2 を組む」と「ブロック 5 を組む」は、ブロックの回転を間違えた。

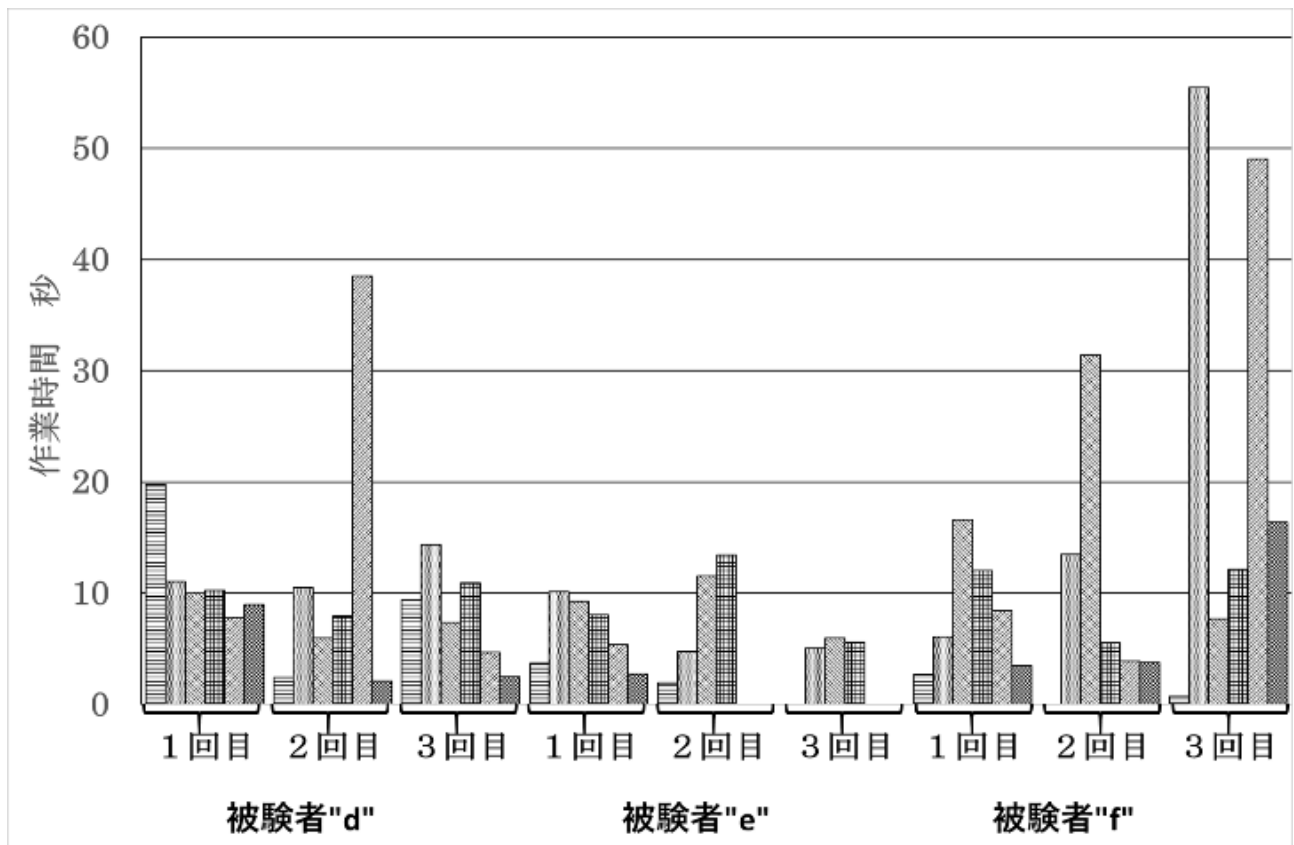


図 4.11 動画の方法による組付け作業時間 (出所:筆者作成)

③ 作業要領書の方法

被験者“g”～“i”による各作業時間を図 4.12 に示す．この図には被験者“g”のすべての作業時間を表示していない．その理由は，作業順序 1 である「全ブロックを並べる」を実施していないため動作の判別が難しいためである．被験者“h”の 3 回目そして被験者“i”の 2 回目と 3 回目の一部の組付け作業時間を表示していないのは別であるべき 2 つの作業を同時に実施しているためである．

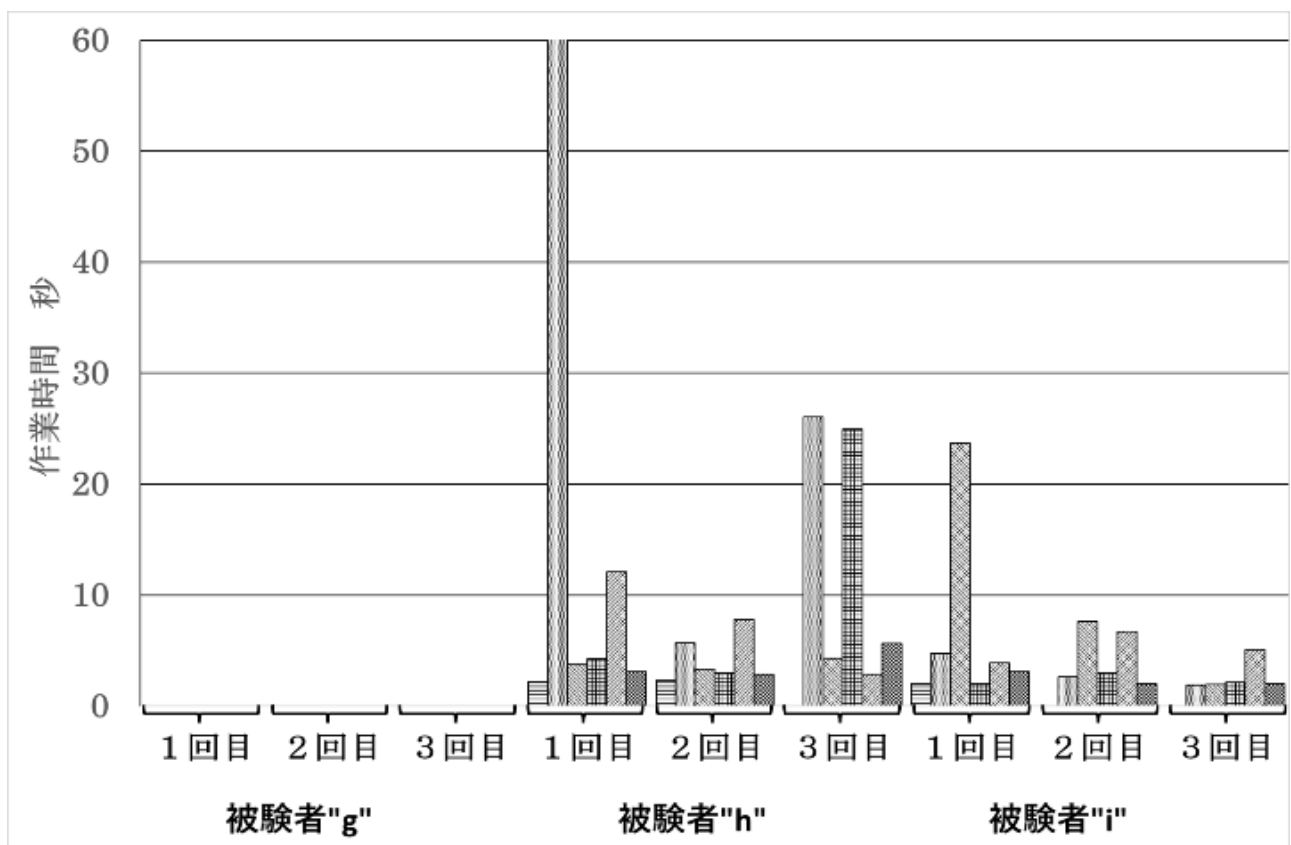


図 4.12 作業要領書の方法による組付け作業時間 (出所:筆者作成)

被験者の3回目の組付け作業のうち作業順序が正しいブロックの組付けを分析対象として作業時間を分析した。その対象数と作業時間の平均と標準偏差を表4.5に示す。拡張現実の方法の方が平均時間も短く、そのばらつきも少ない。

表 4.5 3 回目の各ブロックの組付け時間比較 （出所:筆者作成）

	対象数	平均	標準偏差
拡張現実	18	4.2sec	1.8 sec
動画	15	13.8sec	16.2 sec
作業要領書	10	7.6sec	9.5 sec

4.4.2.3. 作業動作の分析

まず記録した映像から動作を比較した。拡張現実と動画の方法の被験者の動作には、被験者間で共通する特徴があった。一方、作業要領書の方法では、片手で作業要領書をめくりながら組付け作業するなど被験者間によって大きく動作が異なっていた。これは作業要領書の方法では、表 4.1 に示したようにワークやツールの動かし方の見本が被験者の頭の中で想像されるものであるからだと考えられる。このことは作業順序の分析からも裏付けられる。そこで特定の身体部位の時間による軌跡分析は、映像からでは被験者間に大きな動作の差がみられない拡張現実と動画の方法についてのみ実施することとした。

次の方法で被験者の骨格位置の動きを分析した。まずカメラ 2 台で撮影した動画より VISIONPOSE（動画から骨格推定をする市販のソフト）を使用して骨格の位置（2 台のカメラ視点で構成された座標系）を推定する。そしてこの骨格の位置を図 4.13 に示すように一人称視点の座標系（被験者中心の座標系）に変換する。ここで中心は、被験者の胸の脊椎の位置として X' 軸の方向は、両肩の方向とする。

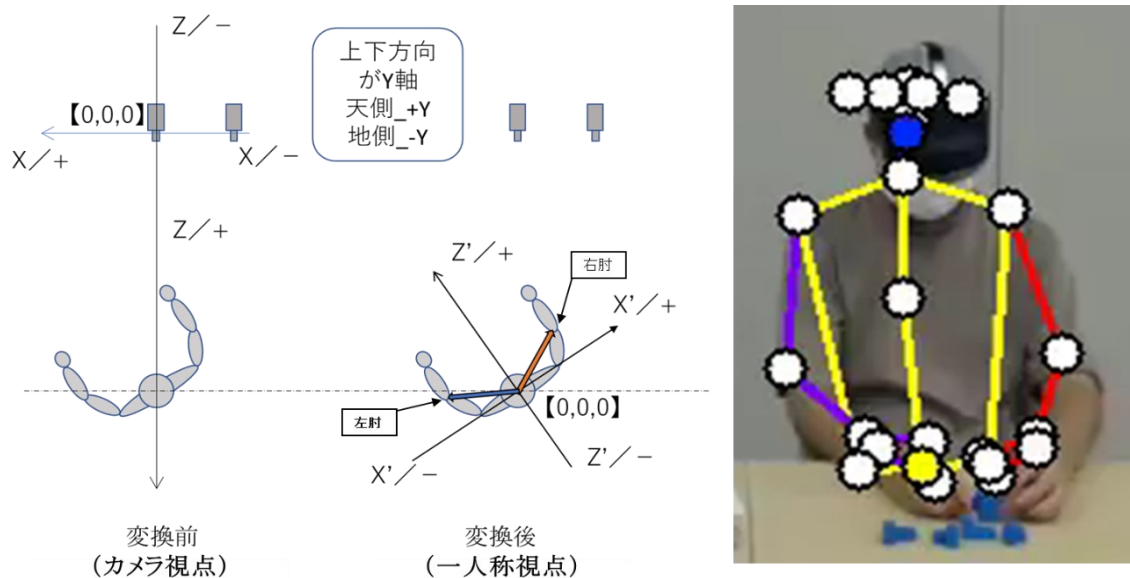


図 4.13 座標変換と両肘の距離（出所：筆者作成）

次に各部の骨格の軌跡を算出し、それらの結果から被験者の挙動を明確に表している部位を確認する。図 4.14 は、拡張現実の方法での被験者“a”の 1 回目の作業順序 4「ブロック 3 を組む」における動作の両肘（図 4.13 参照）の軌跡であり被験者の挙動を明確に表していることがわかる。

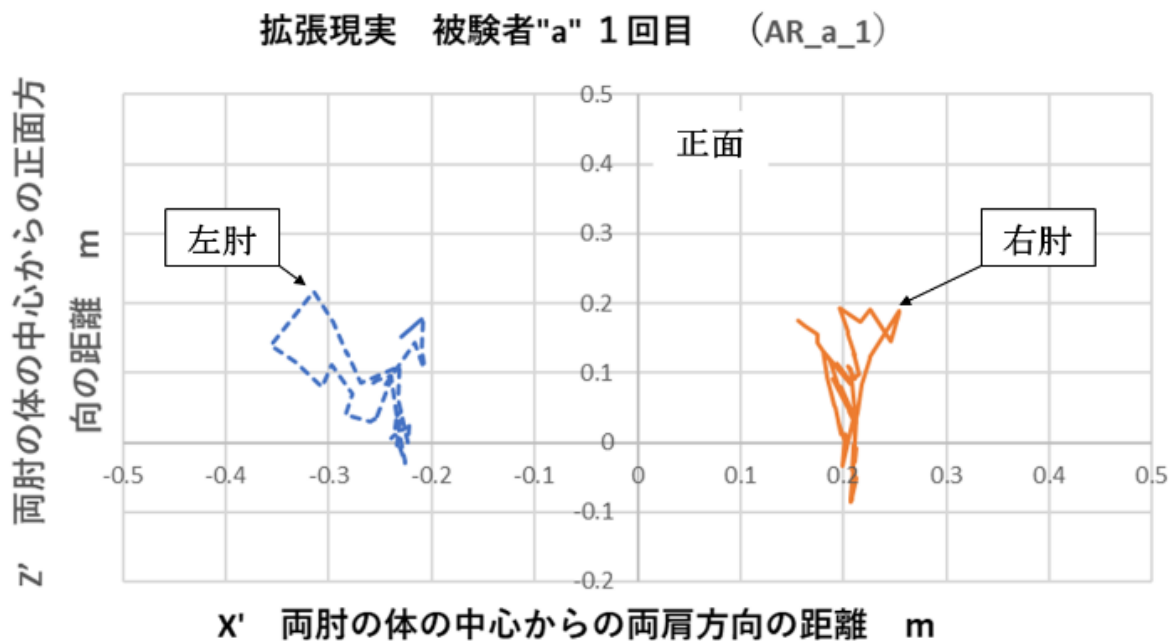


図 4.14 両肘の位置(一人称視点の座標系) (出所:筆者作成)

最後に両肘の位置の時系列的変化を図 4.15 のようにグラフ化する。縦軸は、体の中心から両肘（実線：右肘 点線：左肘）の距離（図 4.13 参照）である。横軸は、経過時間である。まず右肘が伸びていることがわかる（A 点）。これは拡張現実の表示錠の仮想のボタンを押す動作である。すぐにブロックのホログラムは移動（4.5 秒間）し、その後組付ける角度に回転（0.5 秒間）し、最後に組付けられる（1.0 秒間）。

図 4.15 の場合、ホログラムの移動が終了した時点で、被験者は実物のブロック 3 を左手でつかみ（B 点）、2 回目のホログラムの回転の映像が完了した時点で組付けを完了させている。なお被験者の動作の確認は、実験の映像記録を用いている。

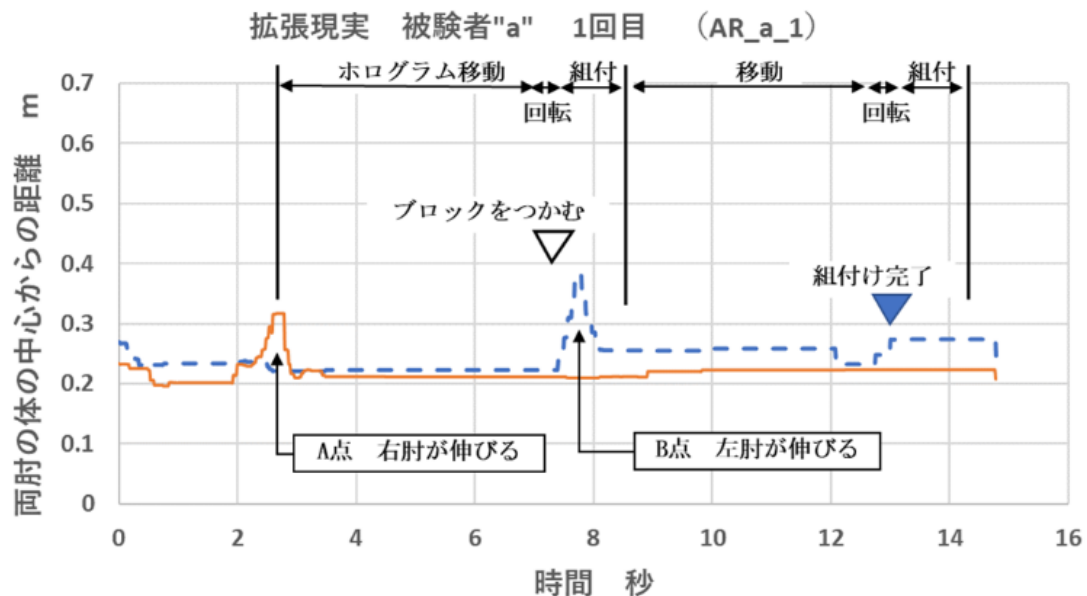


図 4.15 両肘の体の中心からの距離の変化 (出所:筆者作成)

拡張現実の方法と動画の方法の被験者全員の作業順序 4「ブロック 3 を組む」の両肘の動作について図 4.15 と同じ要領で分析した。

(1) 拡張現実の方法

両肘の距離の変化を図 4.16 に示した。被験者“a”～“c”の映像記録と図 4.16 から動作を分析した結果は次のとおりである。

- ① 被験者 “a”：最初のホログラム映像のブロックの移動が終わった時点でブロックをつかみ移動させ、次のホログラム映像にてブロックの回転を確認しブロックを回転させて組付ける。この動作を 3 回とも忠実に繰り返している。
- ② 被験者 “b”：最初のホログラム映像のブロックの移動が終わった時点でブロックをつかみ移動させて、すぐにブロックを回転させて組付ける。3 回ともこの手順は変わらない

が、回数を重ねるごとに、仮想ボタンを押してから組付けるまでの時間は短縮している。

なお2回目では、ブロックを右手で取りにいている。また3回目では、仮想のボタンを押していないと勘違いし再度深く仮想ボタンを押したために時間がなくなり急いで左手でブロックをつかみ移動させて組付けている。

- ④ 被験者“c”：1回目は、最初のホログラム映像のブロックの移動が終わった時点でブロックを移動させて、次のホログラム映像にてブロックの回転を確認し、ブロックを回転させて組付ける。2回目からは、最初のホログラム映像のブロックの移動が終わった時点でブロックを移動させ、すぐにブロックを回転させて組付ける。

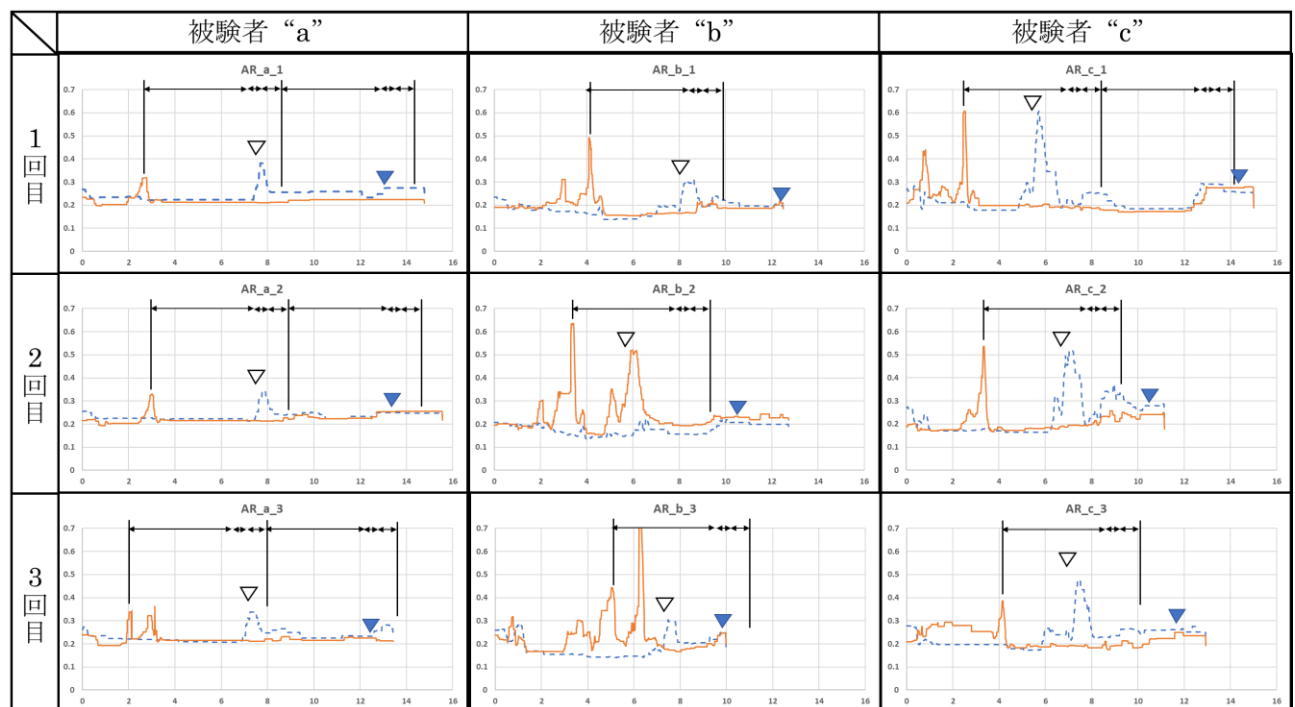


図 4.16 仮想現実の方法による両肘の距離の変化(実線:右肘 点線:左肘)
(出所:筆者作成)

(2) 動画の方法

両肘の距離の変化を図 4.17 に示した．被験者“d”～“f”の映像記録と図 4.17 から動作を分析した結果は次のとおりである．

① 被験者 “d”：1 回目は，動画（10 秒）の開始とほぼ同時にブロックをつかみ移動させて，ブロックの回転を確認してブロックを組付ける．2 回目と 3 回目は，動画の開始とほぼ同時にブロックをつかみ移動させ，動画が終了しないうちにブロックを回転させ組付ける．

② 被験者 “e”：1 回目と 2 回目は，動画の開始とほぼ同時にブロックをつかみ移動させて，ブロックの回転を確認してブロックを組付ける．3 回目は，動画の開始とほぼ同時にブロックをつかみ移動させ，動画が終了しないうちにブロックを回転させて組付ける．

③ 被験者 “f”：1 回目と 2 回目は，動画の開始とほぼ同時にブロックをつかみ移動させて，ブロックの回転を確認してブロックを組付けようとしたが，ブロックの回転を誤ったためうまく組付かず試行錯誤することになり時間がかかってしまっている．3 回目は，動画の開始とほぼ同時にブロックをつかみ移動させ，動画が終了しないうちにブロックを回転させて組付ける．

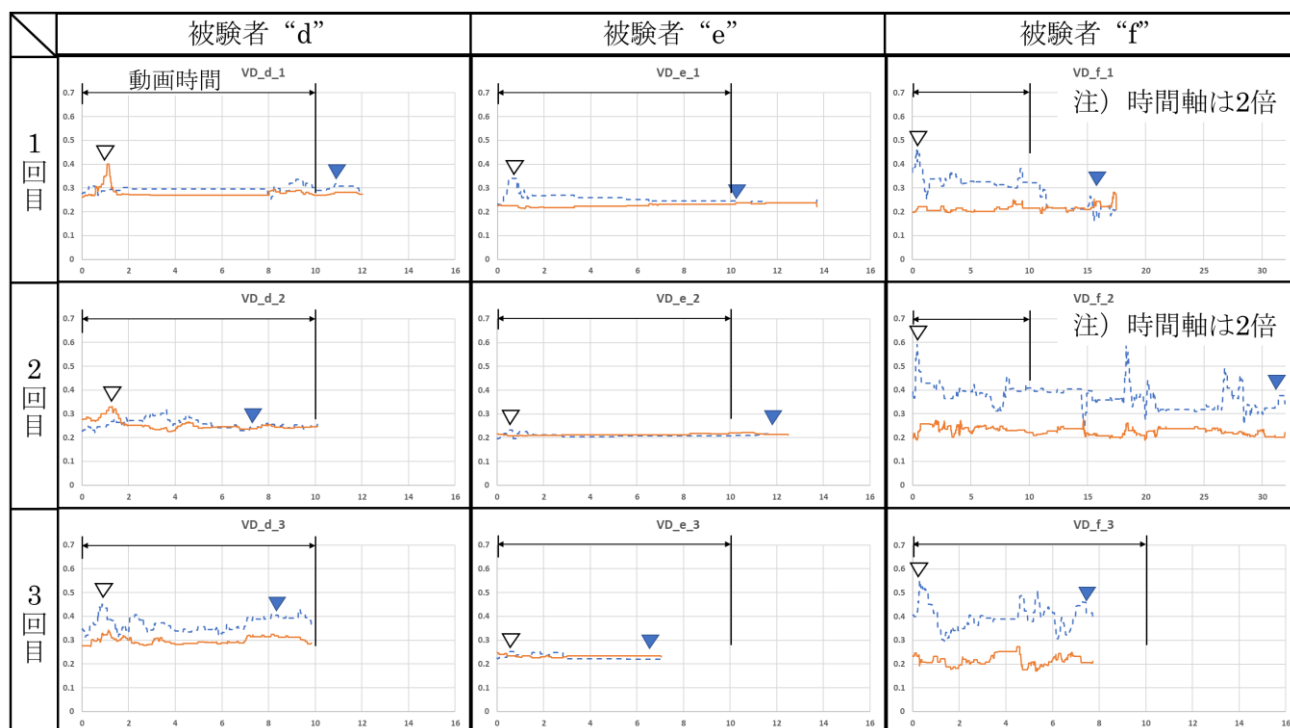


図 4.17 動画の方法による両肘の距離の変化(実線:右肘 点線:左肘)
(出所:筆者作成)

(3) 作業動作の分析による方法の違いの比較

拡張現実と動画の方法の違いによる被験者の動作の正確さ、姿勢、明確さについて表 4.6 で比較した。拡張現実の方法の被験者は、動作（正確さ、姿勢、明確さ）に人による顕著な差がみられないが、動画の方法の被験者は、人によるばらつきがみられる。

表 4.6 拡張現実と動画の方法の違いによる動作比較 （出所：筆者作成）

	拡張現実の方法	動画の方法
正確さ	全員ブロックを正確に回転できている。	ブロックを正確に回転できていない。（被験者“f”）
姿勢	全員待機時、両肘の体の中心からの距離の差がすくない	待機時、両肘の体の中心からの距離に差があり（被験者“f”）
明確さ	全員ブロックをつかむ肘の動きが明確	ブロックをつかむ肘の動きが不明確（被験者“e”）

4. 5. 分析結果に関する考察

4.4 節の作業順序，作業時間そして作業動作の 3 つの視点の分析結果にて 3 種類の作業指示方法の差と仮想現実による方法の有効性を次に評価する．

(1) 作業順序の視点

仮想現実の方法の被験者は，指示された作業順序を遵守するが，それ以外の方法での被験者は，意図的に作業順序を変えている．特に作業要領書の方法の被験者は，9 回中 6 回も作業順序を変更しており，かつ 3 回目では全員が作業順序を変更している．この理由として仮想現実の方法の被験者は，一人称視点で見るホログラムの動きという与えられた動作の条件に追従しようとするが，従来の動画と作業要領書の方法の被験者は，動作の条件を明確に与えられていないためであると推定される．したがってホログラムの動きにより動作の条件を提供することの有効性が示唆された．またこれは定性分析によって示された「作業指示への有効性」(表 4.3 参照)を裏付けるものである．

(2) 作業時間の視点

拡張現実の方法の被験者の作業時間（図 4.10）は，動画の方法の被験者の作業時間（図 4.11）よりも作業時間が安定して短く．そして回数による作業時間の短縮の傾向もみられる．作業時間が長くなる原因は，被験者がブロックを正確に回転できないまま組付けようとして，組付けられずに試行錯誤してしまうためである．動画の方法の被験者“f”は，3 回目でもこの間違いを発生させている．ちなみに拡張現実の方法の被験者“b”と“c”も 1 回目ではこの間違いを発生させたが，2 回目以降は発生させていない．この結果より拡張現実の方法の方が，被験者に重要な動作の詳細な情報を伝達できていると推定される．したがってホログラムの動きにより熟練者の動作の詳細な情報を伝達することの有効性が示唆さ

れた。またこれは定性分析によって示された「作業者への有効性」(表 4.3 参照)を裏付けるものである。

(3) 作業動作の視点

拡張現実の方法の被験者は、動画の方法の被験者よりも、動作の正確さ、姿勢、明確さの点ではばらつきが少ない。この理由として仮想現実の方法の被験者は、一人称視点で見る仮想空間の環境の中でホログラムの動きに追従しようとするため、熟練者と同じ姿勢や動作を無意識に取ることになるからであると考えられる。一方動画と作業要領書の方法の被験者は、動画を映すパソコンや作業要領書の机上の配置位置、そしてその操作という現実空間での制約条件により、どうしても作業姿勢と動作に影響をうけてしまうことになる。したがって仮想空間の環境下で動作を伝達することの有効性が示唆された。またこれは定性分析によって示された「作業指示への有効性」、「作業者への有効性」、「作業場所への有効性」(表 4.3 参照)を裏付けるものである。

このとおり拡張現実の方法が動画や作業要領書の方法より技能の内面化に有効であることを 3 つの視点の評価結果から検証できたと考える。

拡張現実の方法では、被験者 “b” が 1 回目で形状の似ているブロック 4 と 6 を間違える事態が発生した (表 4.4 参照)。その原因は、ホログラムだけではブロックの形状に関する情報伝達が不十分であったためである。したがって拡張現実の方法を活用する場合でも、ワークやツールの形状などの詳細な情報を事前に未熟練者に提供しておくことが重要である。

今回の実験では、ブロックだけをホログラムとして表示し、身体の部位はホログラムとして表示していない。図 4.16 の拡張現実の方法での両肘の動きからブロックは、ほとんど

が左手でつかんでいるが被験者“b”の2回目だけは、右手にてブロックをつかんでいることがわかる。つまり今回のホログラムは、つかむ手の情報（右手か左手か）を伝達することはできていない。骨格情報から人型の3Dモデルを作成する技術はすでに構築されておりホログラム化は可能なので、身体のどこまでの部位をホログラム化する必要があるのかを明確にする必要がある。

4. 6. 小括

本章では、技能者の有する属人的知識のうち運動性技能である手技に関する知識を形式知化して未熟練者に伝承する方法として、従来から活用されてきた動画や作業要領書の方法より熟練者の一人称視点の視覚と力覚を共有化する拡張現実の方法が有効であることを提案した。具体的なその手順を立案し、テトリスブロックの組付けで試行し、各ブロックの動きを3Dホログラムの動きにすることができた。さらにテトリスブロックの組付けによるフィールドワークでの定性分析と対照実験による定量分析にて3つの方法による差と提案する拡張現実の方法の有効性を分析した。その結果、フィールドワークにて330人の被験者すべてがテトリスブロックの組付け作業を完了できることを確認した。また対照実験にて拡張現実の方法が比較した従来の方法より伝承される作業品質が向上する（作業時間の平均も短く、標準偏差も少ない）ことを確認した。同時に作業手順、作業動作のばらつきがすくないことを確認した。

今回の検証の対象は、テトリスブロックであるので、本章の研究の知見を活かして実際の製造作業の技能の属人化度の高い作業に適用して効果を検証してゆく予定である。

本章の研究の学術的貢献は、拡張現実によって提供するホログラムの動きに実物のブロックを重畳させて動かすことで運動性技能の形式知化ができることを示したことである。

本章の研究の社会的貢献は、属人化度の高い技能を未熟練者に伝承するための拡張現実の活用方法を図4.1にて提案し、その有効性を検証したことである。この方法を国内外の製造現場への技能伝承に活用することにより、品質の向上と人的資源の有効活用が期待できる。

第5章. 深層学習を用いた作業動作の識別の形式知化

5. 1. 先行研究

骨格情報を用いた深層学習の識別能力に関する先行研究を論じる．Shiba らは，歩行者の識別という課題に対して骨格情報を用いた深層学習を提案した．そして歩行動作時の骨格情報を Kinect(注 32)により取得し，それを用いた深層学習を実施することで，歩行動作時の個人識別の精度が向上すると論じている[44]．

また Zhu らは，骨格情報を用いた深層学習では，過学習により行動認識の精度が下がるという課題に対して，時系列的な分析を得意とする LSTM(注 33)を用いることで，高精度の行動認識が可能になると指摘している[45]．このように Shiba らと Zhu らは，個人識別や動作識別について，骨格情報を用いた深層学習のアルゴリズムを明らかにしている．

一方，清水尚吾らは，骨格情報を用いて作業者行動分析を行い，製造現場の作業手順が正しいかどうかをセンサーの代わりに深層学習で識別できることを明らかにしている[46]．しかしながら骨格情報を用いた深層学習で，本研究の目的である技能レベルの差により作業者を識別することについては論じられていない．

5. 2. 研究課題と仮説

本章の研究課題は「骨格による動作認識を用いた深層学習を活用した場合、技能レベルに差がある数人の作業者を識別する方法はどのような方法なのか？」である。そこで「技能レベルに差がある作業者の識別」という熟練作業者の暗黙知を、ニューラルネットワーク（注 34）の深層学習に提供する学習用のデータセットとして形式知化することになる。

深層学習したニューラルネットワークの正解率は学習用の動画の量に依存するため同じ作業が繰り返されるのであれば高い正確率を得ることができる。しかし現実の製造現場では、同じ作業が多数繰り返されるとは限らない。なぜなら製品が高い頻度で変更されたり、改善活動により作業プロセス自体が変更されたりするためである。特に大型ガスタービンのような多品種少量生産の製造では学習用の動画は多量に準備することができない場合が多い。そこで深層学習の前段階で学習用の動画を高品位化し、後段階で予測結果を識別目的に適合できれば、技能レベルに差がある作業者の識別ができるという仮説を立てる。

次に提案するアルゴリズム（図 5.1）の詳細を記述する。学習用の動画を高品位化するためには、作業動画の必要最小限の部分で作業者の識別精度の高い深層学習ができるように、Step2 にて IE の無駄を明確にして価値をもたらす視点を用いた方法（作業・動作分析）で動画を加工し高品位化する。また要求される識別の機能を満足できるように VE の必要な機能を最低のコストで達成する視点を用いた方法（機能分析）でニューラルネットワークの予測結果を識別目的に適合するように処理する手段を決定し、Step7 に活用する。なお、本アルゴリズムにて用いる使用記号は、次のとおりである。

要素作業動画を元とした集合： M

$$M = \{m | m : \text{要素作業動画}\}$$

データセットを元とした集合 : D, D_t, D_v

$$D = \{d | d : \text{データセット}\}$$

$$D_t = \{d \in D | \text{訓練用データ}\}$$

$$D_v = \{d \in D | \text{評価用データ}\}$$

正解率 : A (算出式は 5.2.6 項の (式 1) 参照)

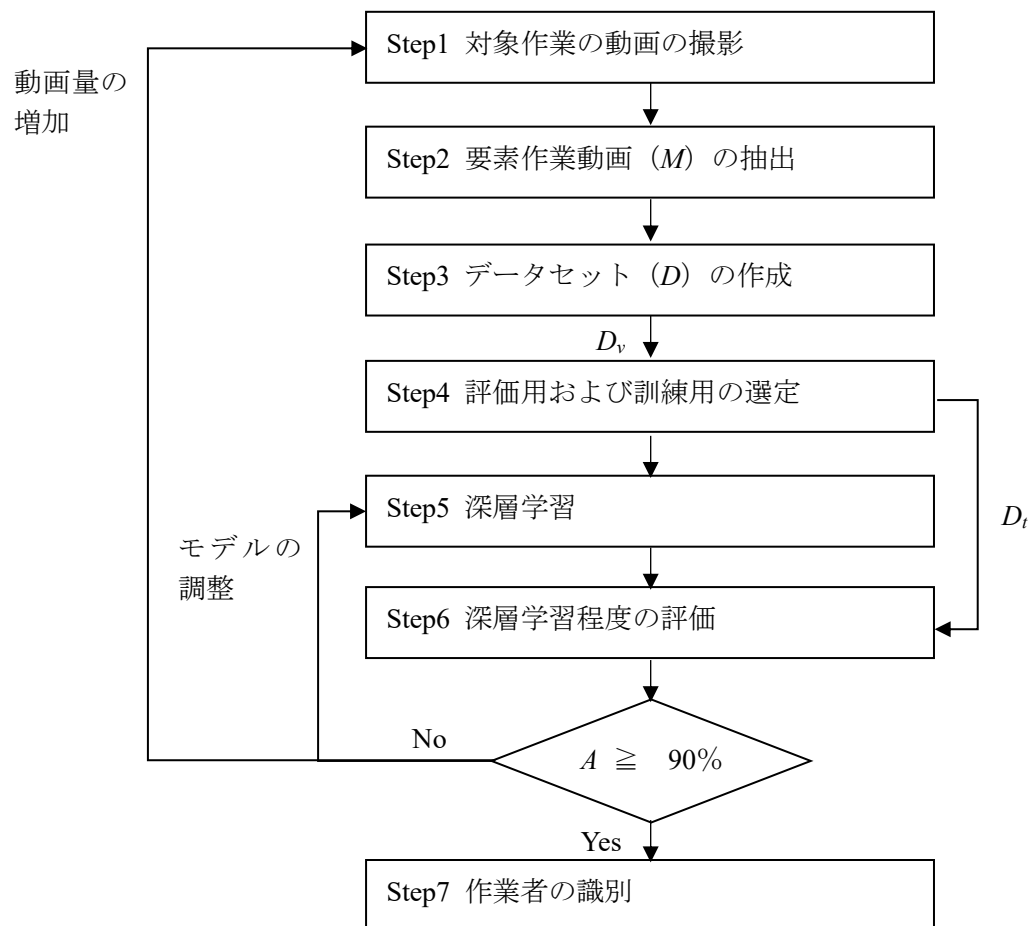


図 5.1 提案するアルゴリズム (出所：筆者作成)

次にこのアルゴリズムの詳細を記述する。

5.2.1. 対象作業の動画の撮影

技能レベルの高い作業を対象作業とする。次に熟練技能者が技能に差があると評価している数人の作業者を選び、対象作業の動画を撮影する。このとき 3 次元骨格情報を取得するために、同時に 2 方向から撮影する。なお少なくとも作業者の上半身は映っている必要がある。

5.2.2. 要素作業動画 (M) の抽出

技能に差がある作業者の識別のためには、動画から作業者によって技能の差が明確になる技能レベルの高い作業の部分を抽出して、その部分だけで深層学習を実施すればよい。そのために次のように IE の手法（作業・動作分析）を用いて高い技能を要求されない作業の動画部分を明確にして排除する。まず対象作業の動画を要素作業単位まで分割する。そして具体的な手順（図 3.5 参照）の方法を用いて、技能レベルの高い要素作業動画部分だけを抽出する。この要素作業動画のみでデータセットを作成することとする。

5.2.3. データセット (D) の作成

要素作業動画を使用して深層学習を実施するためにニューラルネットワークに入力するデータセットを作成する。その手順は次のとおりである。

まず要素作業動画から VisionPose (注 35)を用いて 3 次元骨格情報を作成する。動画データは、1 秒間に 60 枚の静止画像で構成されているので骨格情報も 1/60 秒の間隔で作成されることになる。

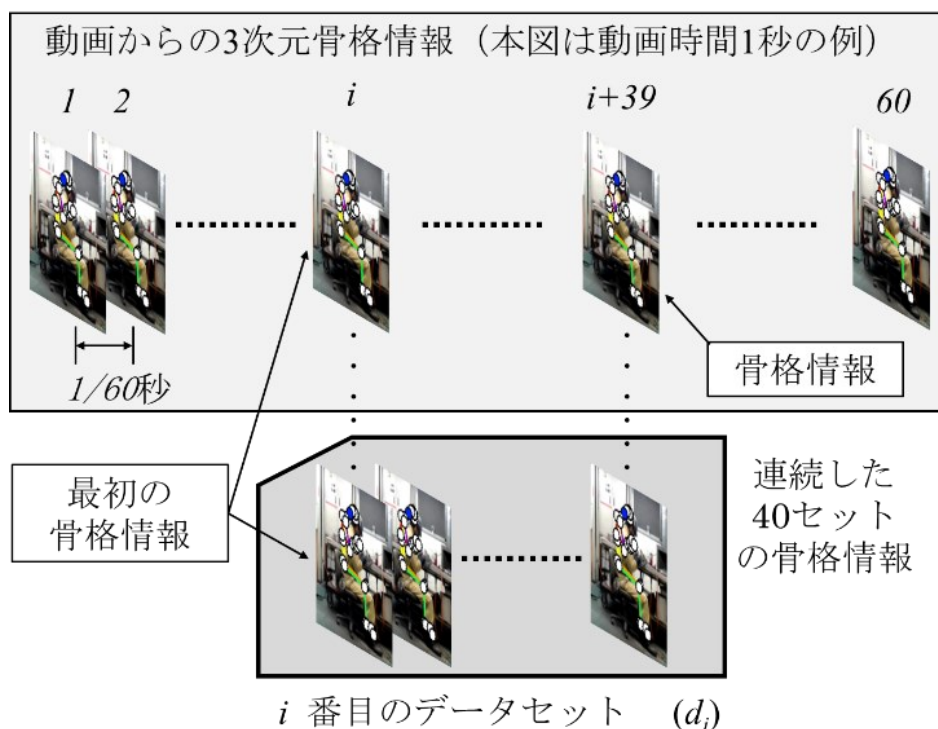


図 5.2 骨格情報およびデータセットの作成（出所：筆者作成）

次にデータセットを作成する。データセットは、連続した 40 セットの骨格情報で構成する。すなわち 1 セットのデータセットは、40/60 秒分の骨格情報となる。また各データセットは、最初の骨格情報を時系列的に 1 つずつずらして作成する。したがってデータセットは、時刻が 1/60 秒ずれたものになる（図 5.2 参照）。

5.2.4. 評価用および訓練用の選定

四分位法の考え方により各作業者の要素作業動画を時間の短い順に並べて、25%, 75% 番目に相当する動画からのデータセットを評価用とする。その数は、データセットの総数の 20%から 40%を目安とし、作業者分用意する。残りのデータセットは、訓練用データセットとする。

5.2.5. 深層学習

まず LSTM を使用したニューラルネットワークモデルを作成し、次のパラメータを設定する。

- ・最大エポック（注 36）は 100 回以上とする。
- ・LSTM のユニット数（注 37）は 100 とする。
- ・バッチサイズ（注 38）は、GPU のメモリサイズに応じて決める。

設定完了後、訓練用データセットを作業者ごとかつ時系列順に入力して深層学習を実施する。

5.2.6. 深層学習程度の評価

深層学習を実施したニューラルネットワークの正解率を次のように評価する。まず採用する最適なエポックの回数を決定する。これは訓練用データセットでの学習誤差が継続して低下している状態で、評価用データセットの誤差が安定して低めであるエポックの回数とする。次にこの最適エポックとして調整されたニューラルネットワークに、評価用データセットを入力して作業者の予測を実施し、作業者ごとの予測確率をソフトマックス関数（注 39）の形で算出する。図 5.3 は、3 人の作業者の識別の場合で、ニューラルネットワークが、一つの評価用データセット d_i について作業者ごとの予測確率を算出した例であ

る． $W1_i$ は，作業者 1 と予測した確率で，この図の例では，50%であり， $W2_i$ は，作業者 2 と予測した確率で 30%， $W3_i$ は，作業者 3 と予測した確率で 20%である．

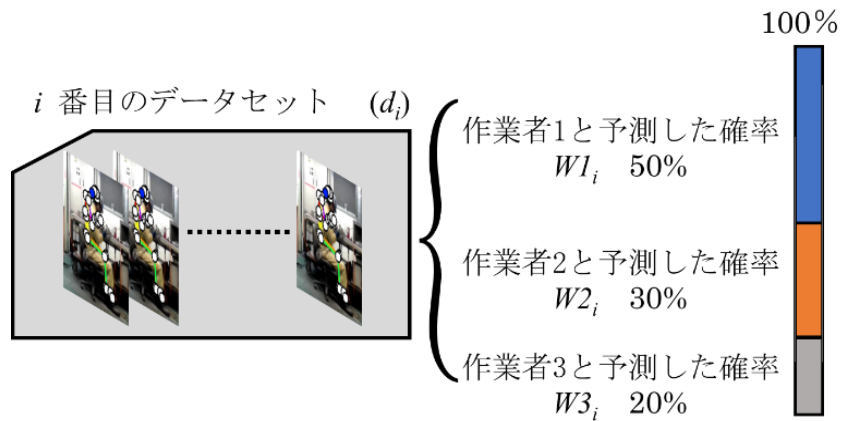


図 5.3 評価用データセットの作業者予測確率（出所：筆者作成）

図 5.3 の場合であれば，作業者 1 である確率をもっとも高い．したがってニューラルネットワークは，評価用データセット d_i を作業者 1 と予測したとする．

すべての評価用データセットについて，正解の作業者とニューラルネットワークが予測した作業者を表 5.1 に示す混同行列（注 40）にて分類する．

表 5.1 混同行列（出所：筆者作成）

		予 測		
		作業者 1	作業者 2	作業者 3
正 解	作業者 1	$ A1 \cap P1 $	$ A1 \cap P2 $	$ A1 \cap P3 $
	作業者 2	$ A2 \cap P1 $	$ A2 \cap P2 $	$ A2 \cap P3 $
	作業者 3	$ A3 \cap P1 $	$ A3 \cap P2 $	$ A3 \cap P3 $

集合の定義は、次のとおりである。

$$A1 = \{d \in D_v | \text{作業員 1 が正解}\}$$

$$A2 = \{d \in D_v | \text{作業員 2 が正解}\}$$

$$A3 = \{d \in D_v | \text{作業員 3 が正解}\}$$

$$P1 = \{d \in D_v | \text{作業員 1 と予測}\}$$

$$P2 = \{d \in D_v | \text{作業員 2 と予測}\}$$

$$P3 = \{d \in D_v | \text{作業員 3 と予測}\}$$

また $|A1 \cap P1|$ は、集合 $A1 \cap P1$ の濃度、すなわち元の数を示す。（ D_v と D_t の定義は、図 5.1 アルゴリズム参照）

次に表 5.1 の混同行列の値から正解率：A を次の（式 1）式を使って算出する。

$$A = \frac{|A1 \cap P1| + |A2 \cap P2| + |A3 \cap P3|}{|D_v|} \times 100 (\%) \quad (\text{式 1})$$

この段階での正解率の要求値は、90%と設定した。正解率が90%未満であれば、次のようにして正解率を向上させる。

まず Step5 にもどり、ニューラルネットワークのモデルの調整を行い、再度深層学習を実施する。それでも正解率が90%に到達しない場合は、Step1 にもどり、対象作業の動画数を追加して学習用のデータセットを増やす。（図 5.1 のアルゴリズム参照）

5.2.7. 作業員の識別

5.2.6 項の深層学習程度の評価は、要素作業動画を 40/60 秒間で細分化した評価用データセット個々での正解率による評価である。しかしながら、要素作業動画の途中で作業員が変わることはないために、評価用データセット個々の正解率での評価は、そのままでは目

的である作業者の識別の評価とはならない．そこでニューラルネットワークの作業者予測結果を作業者の識別に変換する方法を VE の手法を用いて定める．

まず作業者識別の機能と制約条件を図 5.4 の機能分析にて明確にする．これにより目的を達成するためには，図 5.4 中の太線枠の「作業者予測結果を要素動画単位へ変換する」という機能が新たに必要となることがわかる．

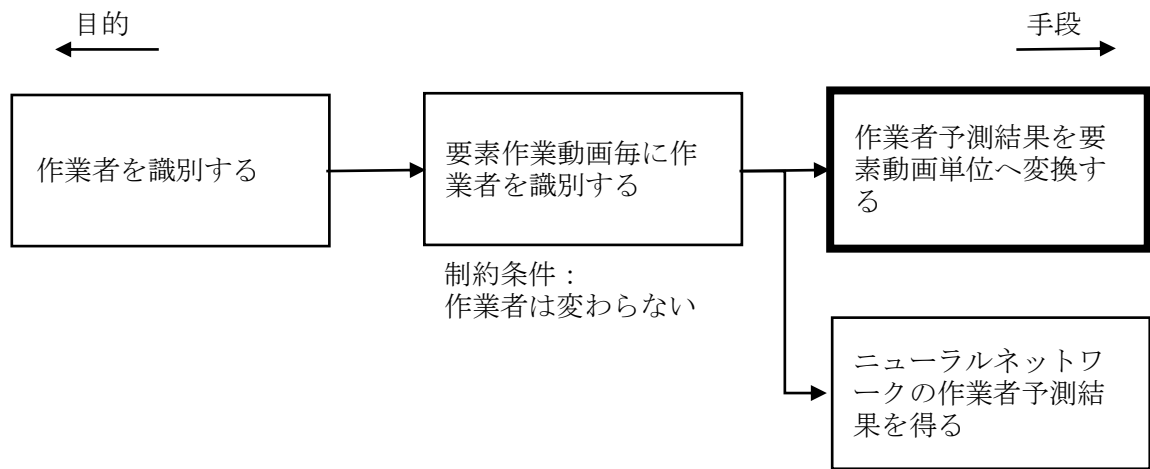


図 5.4 作業者識別の機能系統図 （出所：筆者作成）

そして新たに必要となる機能を達成する手段を決める．今回の場合の「作業者予測結果を要素動画単位へ変換する」機能を達成する手段については次のように決めた．

まず評価用要素作業動画ごとに予測する作業者である確率を算出する．

評価用要素作業動画番号： k

評価用要素作業動画番号 (k) のデータセットの集合:

$$D_k = \{d \in D_v | \text{評価用要素作業動画番号 } (k) \}$$

評価用要素作業動画の作業者 1 である確率 MP_1 を次の式で定義する．

$$MP_1 = \frac{\sum_{i=1}^{|D_k|} WI_i}{|D_k|} \quad (\%) \quad (\text{式 2})$$

なお WI_i の定義については、図 5.3 に示す。

同様に、作業者 2 である確率 MP_2 、作業者 3 である確率 MP_3 も次の式で定義する。

$$MP_2 = \frac{\sum_{i=1}^{|D_k|} W2_i}{|D_k|} \quad (\%) \quad (\text{式 3})$$

$$MP_3 = \frac{\sum_{i=1}^{|D_k|} W3_i}{|D_k|} \quad (\%) \quad (\text{式 4})$$

評価用作業要素動画ごとに予測する作業者である確率を整理し、識別結果を評価する。表 5.2 は、3 人の作業者識別の例である。評価用要素作業動画番号 ($k=1$) では、作業者 1 である予測確率が 90.00% ともっとも高いので予測する作業者は作業者 1 となり、正解作業者も作業者 1 であるので識別が正しかったことになる。一方評価用要素作業動画番号 ($k=2$) では、作業者 2 である予測確率が 90.00% ともっとも高いので予測作業者は作業者 2 となるが、正解作業者は作業者 1 であるので識別が誤りであったこととなる。

表 5.2 評価用要素作業動画の識別結果(事例) (出所：筆者作成)

要素作業動画 番号	正解作業者	予測する作業者である確率%			予測作業者	識別の正誤
		MP_1	MP_2	MP_3		
$k=1$	1	90.00	9.00	1.00	1	正
$k=2$	1	9.00	90.00	1.00	2	誤

5. 3. 分析方法

提案した図 5.1 のアルゴリズムにて作業者の識別ができることを分析するために，事例研究法にて図 5.1 のアルゴリズム（Step1 から最後の Step7 まで）を検証する．

事例は，三菱重工業株式会社の高砂工場にて実施されている作業とする．選定する条件として，高い技能が要求される作業で，かつ作業者が数名に限られる作業とした．なお今回の検証は，技能の優劣を識別する前段階であるので，1 つの対象作業に限定して数人の作業者の識別の検証を実施し，複数の作業についての検証はしない．

5. 4. 分析結果

図 5.1 のアルゴリズムに従って実施した結果を示す。

5.4.1. 対象作業の動画の撮影

作業者の識別の対象作業は、技能レベルの高い作業である「グラインダーでのワーク成形作業」に選定した。次に熟練技能者が技能に差があると評価した、表 5.3 に示す経験年数が異なる作業員 3 人を対象作業員として決定した。作業中の骨格情報を取得するために作業員それぞれについて対象作業を実施している動画を 2 回撮影した。図 5.5 に撮影風景を示す。なお今回の撮影では 2 つのカメラの撮影位置に基づいた座標系を骨格位置の座標情報としたので、作業員を常に同じ方向から撮影した。



図 5.5 対象作業の動画の撮影風景 （出所：筆者撮影）

5.4.2. 要素作業動画（M）の抽出

対象作業の動画を要素作業単位まで分割し、現場の作業プロセスを形式知化する手順（3.2.4 項で言及）を用いて、技能レベルの高い要素作業をすべて明確にした。これらの技能レベルの高い要素作業の中で「ペンシルグラインダーにて加工部 A を成形する」を次の理由で検証する要素作業として選定した。

- ・個人の作業に優劣の差がある
- ・対象作業 1 回あたり数回の要素作業がある。

次に対象作業の動画から、この要素作業動画を抽出した。3 人の作業者の各 2 回ずつの合計 6 つの作業動画から要素作業動画を合計 50 動画抽出した。抽出した要素作業動画数の全数を表 5.3 に示す。

表 5.3 作業者と要素作業動画数 （出所：筆者作成）

作業者	経験年数	要素作業動画数		
		全数	評価用	訓練用
作業者 1	10 年	16	4	12
作業者 2	3 年	25	6	19
作業者 3	2 か月	9	2	7
合計		50	12	38

5.4.3. データセット (D) の作成

要素作業動画から骨格情報を作成した。その骨格情報からデータセットを作成した。このデータセットの詳細を表 5.4 に示す。

表 5.4 作成したデータセット (出所：筆者作成)

作業者	動画時間 秒	データセット数		
		全数	評価用	訓練用
作業者 1	302.2	17,491	5,129	12,362
作業者 2	894.2	45,775	8,353	37,422
作業者 3	578.5	34,324	10,510	23,814
合計		97,590	23,992	73,598

5.4.4. 評価用および訓練用の選定

要素作業動画から評価用の動画を表 5.3 のように選定した。その結果、評価用データセットと訓練用データセットは、表 5.4 のようになった。

5.4.5. 深層学習

Neural Network Console(注 41)を使用して LSTM を用いたニューラルネットワークを作成した。次にニューラルネットワークのパラメータを次のように設定した。最大エポックは 500 回, LSTM のユニット数は 100, そしてバッチサイズは 21,677 とした。最後に, 訓練用データセットを入力してニューラルネットワークの深層学習を実施した。ニューラルネットワークの深層学習の推移を図 5.6 に示す。

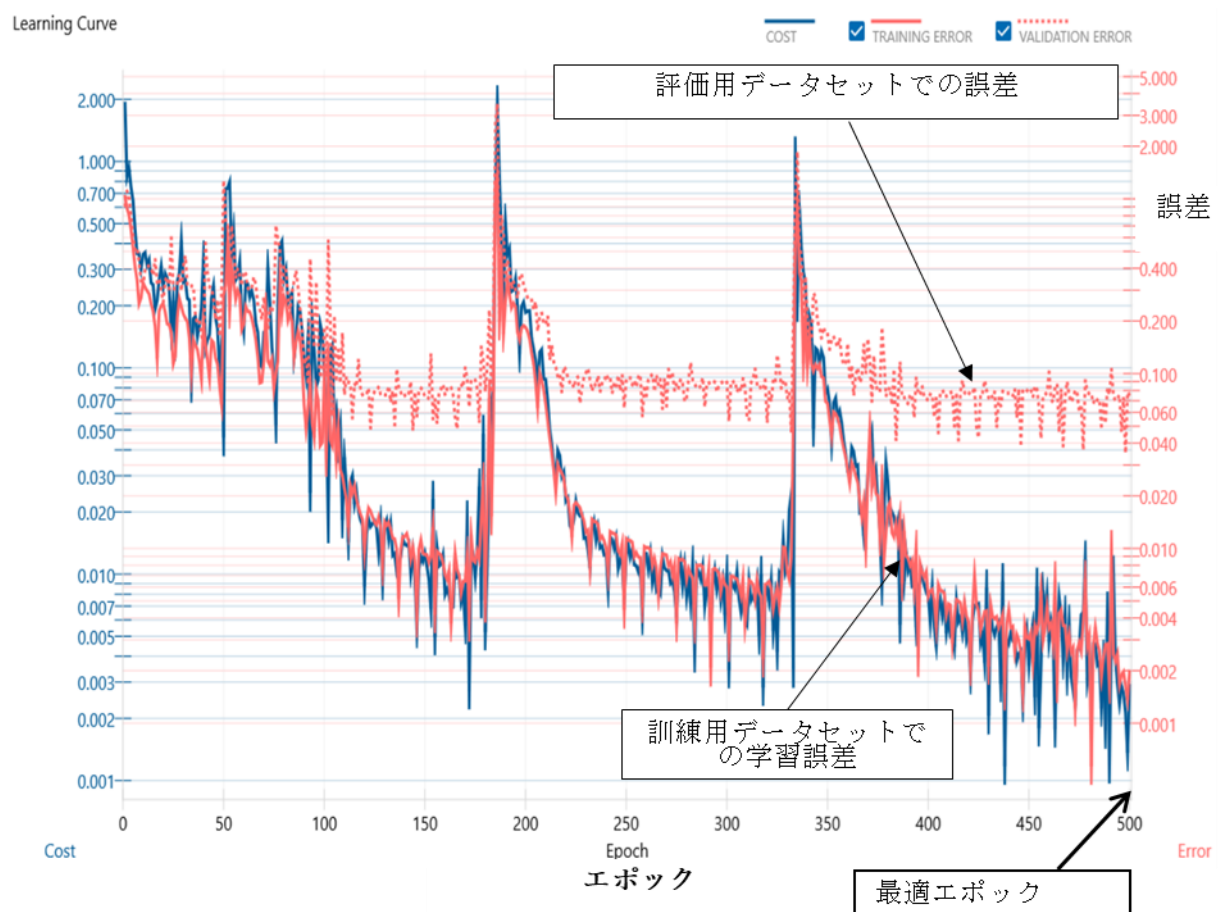


図 5.6 ニューラルネットワークの深層学習の推移 (出所：筆者作成)

5.4.6. 深層学習程度の評価

図 5.6 より訓練用データセットでの学習誤差が継続して低下している状態で，評価用データセットの誤差が安定して低めであるエポックである 498 回目を最適エポックと決定した．このエポックで調整されたニューラルネットワークが，すべての評価用データセットに対して作業者を予測した結果を表 5.5 に示す混同行列に分類した．

表 5.5 混同行列 （出所：筆者作成）

		予 測		
		作業者 1	作業者 2	作業者 3
正 解	作業者 1	4,831	0	298
	作業者 2	0	8,353	0
	作業者 3	7	0	10,503

（式 1）によって計算した結果，正解率は 98.7%であった．

5.4.7. 作業者の識別

(式 2) から (式 4) を用いて評価用要素作業動画ごとについて予測する作業者である確率を算出し、識別の正誤を評価した結果を表 5.6 に示す。評価用要素作業動画（全数 12 動画）すべてで予測する作業者である確率を算出できた。また、すべての作業者の識別の正誤は正であり、すなわちすべての作業者を識別できていることが確認できた。なお最も悪い予測する作業者である確率は、要素作業動画 ($k=1$) の 86.21%であった。

表 5.6 評価用要素作業動画の識別結果 (出所：筆者作成)

要素作業 動画番号	正解作業 者	予測する作業者である確率%			予測作業 者	識別の正 誤
		MP_1	MP_2	MP_3		
$k=1$	1	86.21	0.01	13.78	1	正
$k=2$	1	98.24	0.01	1.75	1	正
$k=3$	1	99.81	0.01	0.18	1	正
$k=4$	1	89.78	0.01	10.21	1	正
$k=5$	2	0.00	100.00	0.00	2	正
$k=6$	2	0.00	100.00	0.00	2	正
$k=7$	2	0.00	100.00	0.00	2	正
$k=8$	2	0.00	100.00	0.00	2	正
$k=9$	2	0.00	100.00	0.00	2	正
$k=10$	2	0.00	100.00	0.00	2	正
$k=11$	3	1.38	0.00	98.62	3	正
$k=12$	3	1.68	0.00	98.32	3	正

なお予測する作業者である確率にばらつきがみられたために、要素作業動画ごとの予測する作業者である確率の時系列的な変化を図 5.7 のように整理した。横軸は、データセット番号である。データセットは、1/60 秒ごとにずれているので番号が 1 つ増えれば、1/60 秒経過したことになる。縦軸は、データセットごとに各作業者と予測する作業者である確

率をソフトマックス関数で示したものである（図 5.3 参照）。なお棒グラフは、上から作業者 1（青色）、作業者 2（オレンジ色）、作業者 3（灰色）を示している。

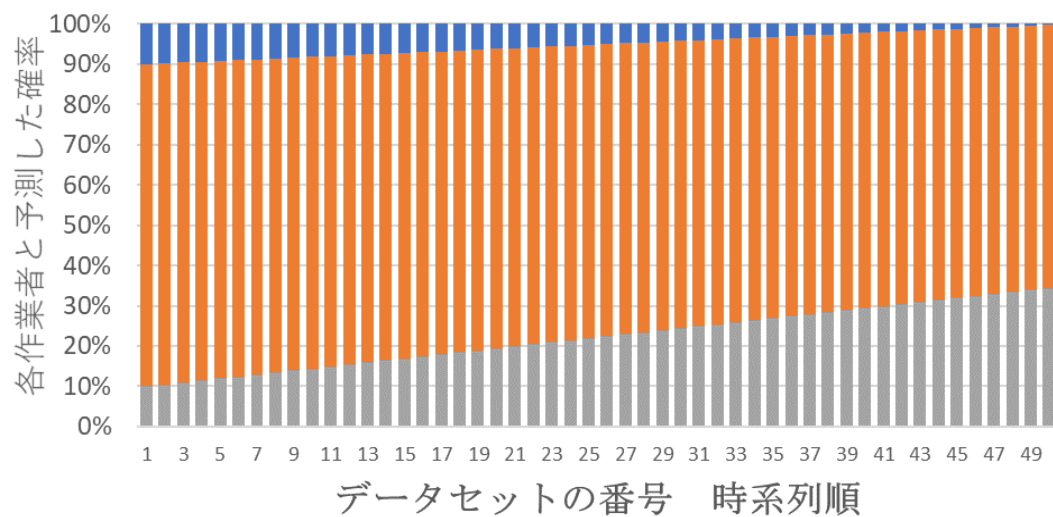


図 5.7 要素作業動画の予測確率の変化 （出所：筆者作成）

変化のパターンは、次の 3 種類に分類された。

(1) パターン A

時系列的に作業者の予測確率が変化しない。代表例として要素作業動画 ($k=5$) を図 5.8 に示す。すべて正解の作業者 2 と予測している。

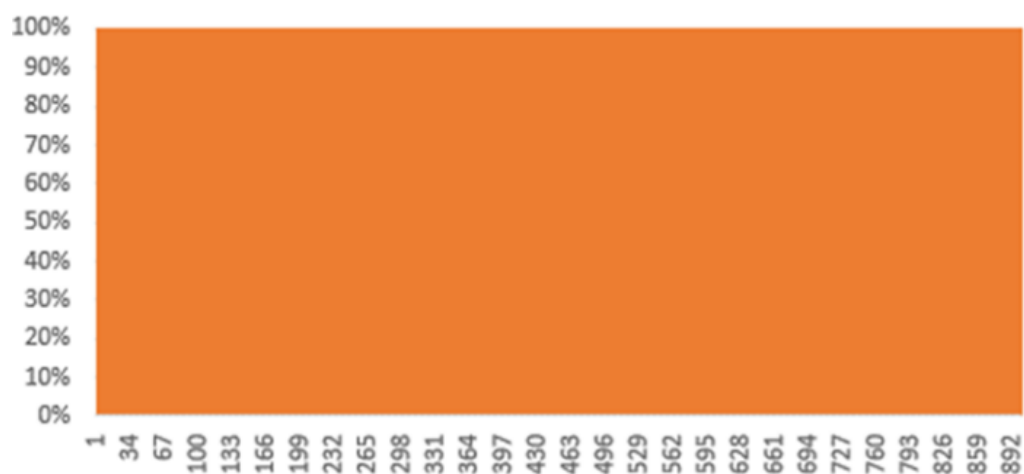


図 5.8 予測確率の変化 要素作業動画 ($k=5$) （出所：筆者作成）

(2) パターン B

時系列的に作業者の予測確率に変化するが、変化している時間が短い。代表例として要素作業動画 ($k=11$) を図 5.9 に示す。一部のところで作業者 3 を作業者 1 と誤予測している。

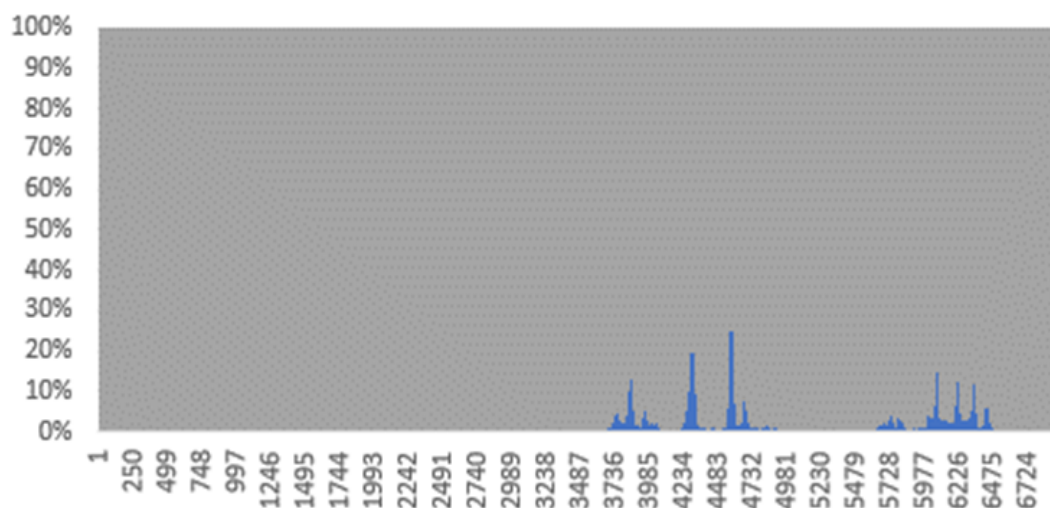


図 5.9 予測確率の変化 要素作業動画($k=11$) (出所：筆者作成)

(3) パターン C

時系列的に作業者の予測確率が逆転する。代表例として要素作業動画 ($k=1$) を図 5.10 に示す。要素作業動画の始めの時点で、作業者 1 を作業者 3 と誤予測している。

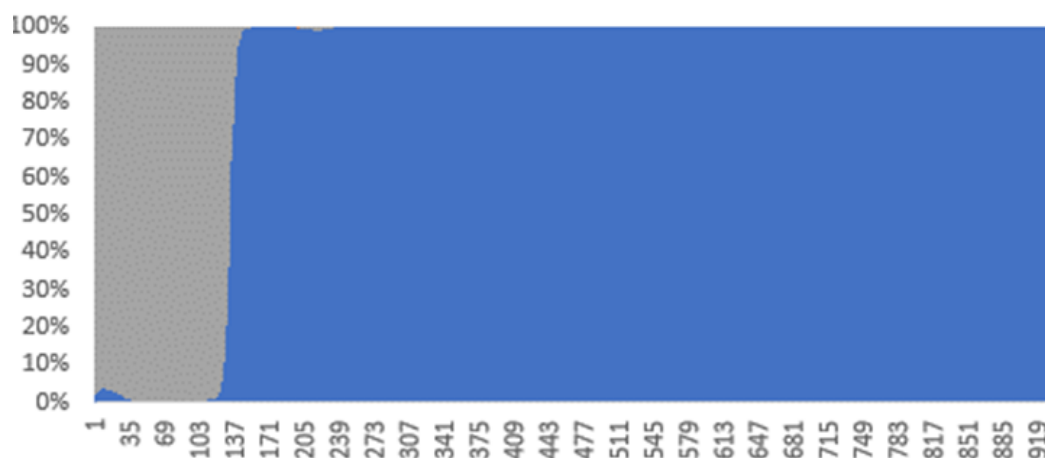


図 5.10 予測確率の変化 要素作業動画($k=1$) (出所：筆者作成)

5. 5. 仮説検証結果

提案したアルゴリズムを適用した深層学習にて3人の作業者あたり2回の動画のみで、作業者を識別することに成功したため、事例研究の対象作業について仮説は立証された。

5. 6. 分析結果に関する考察

まず提案したアルゴリズムの適用により作業者の判定に成功した要因について論じる。次に作業者の予測確率の時系列的な変化を確認できるようにした際に観察された一時的に誤予測が発生する原因に関して論じる。

5.6.1. 作業者の判定に成功した要因

本研究では、まず各作業者で2回の作業動画（3人で合計6回）から深層学習を始め、深層学習の評価にて正解率を確認し、90%以上になるまで、作業動画の数を順次増やしてゆく計画であった。しかしながら、各作業者で2回の作業動画による深層学習だけで正解率98.7%という結果となった。それについて複数の要因を挙げて考察する。

(1) 要素作業動画の抽出の効果

提案した図5.1のアルゴリズムでは、Step2に技能レベルが高い要素作業を抽出する手順を加えている。これは作業者の技能によって作業動作に差がでる要素作業動画を抽出することになるので、意図したとおりニューラルネットワークが、作業者の違いを容易に学習できた可能性がある。

(2) 識別する作業者の数の効果

識別する作業者の数が3人と少なかったために作業者の違いを容易に学習できた可能性がある。

(3) 作業者個人の身体情報の効果

作業者の身体情報の違いにより作業者の違いを容易に学習できた可能性がある。

今後、上記の要因については、その影響を考慮しながら研究を進めてゆく必要がある。

5.6.2. 一時的に誤予測が発生する原因

提案した図 5.1 のアルゴリズムでは、Step7 にて要素作業動画ごとの予測確率の時系列的な変化を整理した。そのなかで、時系列的に作業者の予測確率が逆転する分析結果になるパターンがあった（図 5.10 参照）。これは、要素作業動画（ $k=1$ ）と要素作業動画（ $k=4$ ）で見られた。ちなみに表 5.6 に示すとおり要素作業動画（ $k=1$ ）の作業者予測確率は 86.21%，要素作業動画（ $k=4$ ）の作業者予測確率は 89.78%であり、他の要素作業動画と比較して約 10%程度劣っていた。その原因を解明するためにこの 2 つの要素作業動画を詳細に観察した。その結果、要素作業動画の始めの映像に道具を手でつかむなどの準備作業の部分があり、その部分で誤った予測をしていることが判明した。そこで、アルゴリズムの Step2 の要素作業動画の抽出の段階に、「1/60 秒単位で動作を確認して要素作業動画を抽出する」という制約条件を加えた。その修正したアルゴリズムを用いて再度、深層学習と評価を実施した。その結果を表 5.7 に示す。アルゴリズムに制約条件を新たに加えたことにより表 5.6 の数値と比較して、評価用要素作業動画ごとの作業者の予測確率が高まった。またばらつきも減少した。

表 5.7 評価用要素作業動画の識別結果(再評価) (出所：筆者作成)

要素作業 動画番号	正解作業 者	予測する作業者である確率%			予測作業 者	識別の正 誤
		MP_1	MP_2	MP_3		
$k=1$	1	98.02	0.25	1.73	1	正
$k=2$	1	96.76	0.38	2.86	1	正
$k=3$	1	98.58	0.19	1.23	1	正
$k=4$	1	97.77	0.46	1.77	1	正
$k=5$	2	0.01	99.99	0.00	2	正
$k=6$	2	0.22	99.78	0.00	2	正
$k=7$	2	0.05	99.95	0.00	2	正
$k=8$	2	0.00	100.00	0.00	2	正
$k=9$	2	0.01	99.99	0.00	2	正
$k=10$	2	0.00	100.00	0.00	2	正
$k=11$	3	0.41	0.00	99.59	3	正
$k=12$	3	0.21	0.00	99.79	3	正

5. 7. 小括

筆者は、技能者の有する属人的知識のうち知覚性技能である眼力と呼ばれる暗黙知を深層学習用のデータセットとして形式知化することを目的として、骨格による動作認識によって得られた骨格情報をもとに、熟練作業者の技能について深層学習を実施できるアルゴリズムの開発に取り組んできた。

本章では、技能レベルに差がある数人の作業者を識別するという熟練作業者の技能を深層学習用のデータセットとして形式知に変換し、少ない量の作業動画でも作業者の識別を可能とするアルゴリズムを提案した。このアルゴリズムを「グラインダーでのワーク成形作業」で試行して、深層学習用のデータセットにすることができることを確認した。さらに深層学習の前段階で学習用の動画を高品位化し、後段階で予測結果を識別目的に適合する方法を検証した結果、3人の作業者の2回のみの作業動画で作業者の識別ができることを確認した。

本章の研究の学術的貢献は、骨格による動作認識と深層学習を組み合わせたアルゴリズムに次の新しい2つの方法を組み込んだことである。

① IE 的視点によるデータセットの高品位化

作業動画の必要最小限の部分で精度の高い深層学習ができるように作業分析、動作分析の方法を用いて動画を加工し高品位化する。

② VE 的視点による予測結果を識別目的に適合する方法

要求される識別の機能を満足できるように、機能分析の方法を用いて識別に必要な機能を明確にして、その結果に基づいてニューラルネットワークの予測を作業者の識別に変換する方法を決定する。

本章の研究の社会的貢献は、作業者の識別という暗黙知を、作業の動画を骨格による動作認識により得られた情報に基づいた深層学習のデータセットという形式知に変換できたことである。これにより AI の製造現場への適用の可能性を広げた。

次は骨格による動作認識と深層学習にて作業者の技能優劣を評価するアルゴリズムの検討に取り組む予定である。

第6章. 結論と今後の課題

6. 1. 3つの研究課題に対する回答

2.4 節で論じた 3 つの研究課題に対する回答を次に示す.

(1) 認知性技能 (第 1 象限) である作業改善に用いる知識の研究課題

研究課題: 組織的知識創造のツールである SECI モデルを活用した場合, 作業改善する方法はどのような方法なのか?

回答: Rasmussen のモデルに依拠した属人化度を下げることによって生産性を向上させる方法である.

(2) 運動性技能 (第 2 象限) である技能の伝承にデジタル技術を活用した作業動作の伝達についての研究課題

研究課題: 拡張現実技術を活用した場合, その有効性はどのようなものか?

回答: 従来の方法より伝承される作業動作時間の平均時間も短く, 標準偏差も少ない.
また作業手順, 作業動作のばらつきがすくない.

(3) 知覚性技能 (第 4 象限) である技能の伝承にデジタル技術を活用した作業動作の識別についての研究課題

研究課題: 骨格による動作認識を用いた深層学習を活用した場合, 技能レベルに差がある数人の作業者を識別する方法はどのような方法なのか?

回答: 深層学習の前段階で学習用の動画を高品位化し, 後段階で予測結果を識別目的に適合させる方法である.

6. 2. 今後の課題

今後の課題としては、次の2つがあげられる。

(1) 他の種類の製造やデジタル技術についての適用性の確認

作業改善に用いる知識の形式知化に関しては、他の種類の製造について検証することで汎用性を確認する余地がある。またデジタル技術については、作業の特徴によって次に示すように適用するモデルや骨格を変える余地がある。

・拡張現実の3Dホログラムのモデル化の範囲の違い

本研究の検証は、ワークだけのモデル化での分析であり、作業によってはワークとツール、ワークとツールと人体、ツールと人体のモデル化が必要であり、それらの検証を実施する余地がある。

・作業による骨格の認識部位の違い

本研究の検証は、全身動作の作業での分析であり、手先などの部分的な動作の作業での検証を実施する余地がある。

(2) 本研究にて対象としていないセンス・感性についての共有化方法の明確化

技能者の有する属人化知識には、図 6.1 の第3象限にあるセンス・感性もある。本研究では対象としていないが、技能者が技能を向上するためには、この第3象限の知識の習得が必要であると考え。この領域は、作業の働きがいなどの知識であり、これを共有する方法は研究の余地のある分野である。

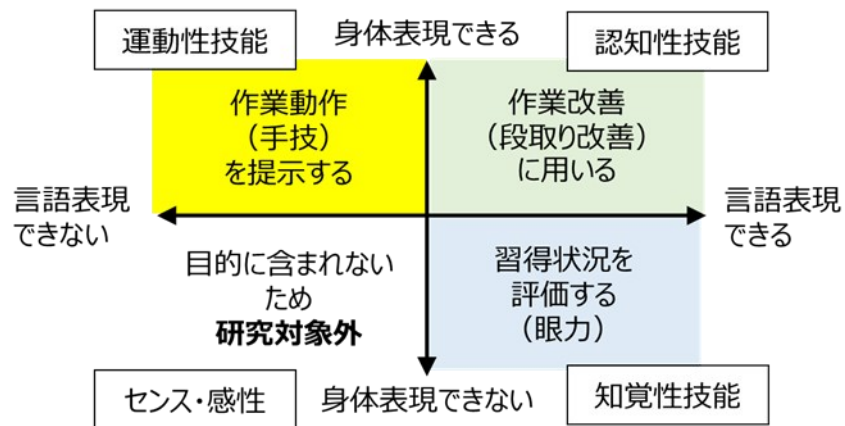


図 6.1 (再掲) 対象となる属人的に有する知識

6. 3. 本研究の意義

(1) 学術的貢献

従来は SECI モデルや科学による技能の技術化（技能科学）などの概念にとどまっていた技能者の有する属人的知識を形式知化することに関して具体的な方法を提案し、その有効性を論じた。

(2) 社会的貢献

次の3つの社会的貢献が期待できる。

- ・作業改善に用いる知識の形式知化は、全社的な改善活動を可能にして生産性や品質の向上に寄与する。
- ・拡張現実を用いた作業動作の形式知化は、国内外の製造現場での技能伝承に活用でき、品質の向上と人的資源の有効活用が期待できる。
- ・骨格による動作認識と深層学習を用いた作業動作の識別の形式知化は、加工中での作業品質の確認に活用でき、製造現場の品質向上が期待できる。

謝辞

本論文は筆者が立命館大学大学院テクノロジー・マネジメント研究科テクノロジー・マネジメント専攻博士課程後期課程に在籍中の研究成果をまとめたものである。

本研究を推進し論文をまとめるに至るまで、終始熱心に直接ご指導を賜った、同専攻教授 澤口 学先生には深甚の謝意を表したい。

また、同専攻教授 田中 邦明先生、並びに、同専攻准教授 古田 克利先生には副査として、内容のご検討とご指導および審査をしていただいた。深く感謝の意を表したい。

創造工学研究会の各位には、研究遂行と論文をまとめるにあたり、日頃より有益なご討論ご助言をいただいた。ここに感謝の意を表する。

本研究の遂行にあたり、多くの諸先輩・同輩・後輩の方々から、ご指導とご協力をいただいた。同じ澤口先生の研究室で研究した佐藤 孝則さん、そして森下 武さん、早川 昇さんをはじめとする三菱重工業株式会社の高砂工場のみなさん、公益社団法人日本バリュー・エンジニアリング協会の小野 玲子さん、何 晓磊さん、三菱重工パワー精密株式会社社長の福本 哲也さんをはじめとするみなさん、中国の三菱重工業東方燃汽輪機有限公司のみなさん、株式会社放電精密加工研究所のみなさんには、心から感謝の意を込めて各位に厚く御礼を申し上げる。

用語の定義

本研究では、以下のように用語の定義を行なう。

- (1) 段取り：作業の順序・仕方・手順である。
- (2) 手技：主に手でする技である。
- (3) 眼力：物事の善悪・真偽・成否などを見抜く能力である。
- (4) IE(Industrial Engineering)：価値とムダを顕在化させ、資源を最小化することでその価値を最大限に引き出そうとする見方・考え方であり、それを実現する技術である[47]。そのために作業プロセスを客観的に観察して情報を収集する。具体的な方法としては、「工程分析」・「動作分析」・「時間研究」がある[48]。
- (5) QC(Quality Control)：買い手の要求に合った品質の品物又はサービスを経済的に作り出すための体系である[49]。
- (6) VE(Value Engineering)：最低のライフサイクル・コストで、必要な機能を確実に達成することを目的とした技術である [50]。
- (7) 情報：メッセージの流れ [51]。文字・数字などの記号やシンボルの媒体である。
- (8) 知識：情報が、その所有者のコミットメントや信念を軸に創造され、組織化されたものである[52]。
- (9) 仮想現実：環境全体をシミュレーションし、目の前にある世界を仮想的な世界に置き換える技術である。
- (10) 拡張現実：現実世界に仮想の視覚情報を重ねて表示することで、目の前にある世界を仮想的に拡張する技術である。

- (11) 伝承すべき技能：人間が有する技に関する能力で体験や経験によって習得する技能のうち、この研究では手技と眼力を伝承すべき技能としている。
- (12) 形式知（explicit knowledge）：文法にのっとった文章，数字的表現，技術仕様，マニュアル等に見られる言語によって表すことができる知識で，他者に伝達でき共有できる状態になっている知識である。
- (13) 技術：技を何かの形（文章など）の知識に置き換えられたものでその知識を学ぶことで習得するものである。
- (14) 暗黙知（tacit knowledge）：信念，ものの見方，価値システムといった形式言語で言い表すことが難しい人間一人の体験に根ざす個人的な知識で，他者に伝達することが困難な状態になっている個人的な性質を持つ知識である。
- (15) 神経心理学：言語・認知を中心とする精神機能との関係を究明する学問である。
- (16) 運動性技能：手続き記憶で獲得する技能の種類のひとつ。自転車の運転などの技能である。
- (17) 知覚性技能：手続き記憶で獲得する技能の種類のひとつ。鏡文字の読み取りなどの技能である。
- (18) 認知性技能：手続き記憶で獲得する技能の種類のひとつ。複雑なパズルの解き方などの技能である。
- (19) 骨格による動作認識：身体の各部位を検出して，各部位をつなぐことで人の骨格を推定し座標情報にするものである。
- (20) 深層学習：ニューラルネットワークを多層化して，特徴量を自動的に決定する機械学習法である。

- (21) SECI モデル：4つの知識変換モードで構成される。その4つのモードとは、個人の暗黙知からグループの暗黙知を創造する共同化(socialization)、暗黙知から形式知を創造する表出化(externalization)、個別の形式知から体系的な形式知を創造する連結化(combination)、形式知から暗黙知を創造する内面化(internalization)である。
- (22) 作業プロセス情報：現場の作業者が個人的に有する段取りなどの作業の流れに関する情報である。
- (23) 身体知：言葉や文字では上手く表現しきれない知であり、コツや勘などの知識である。
- (24) VA/NVA 分析：プロセスを顧客にとって価値を生む作業 VA (Value-Added)、顧客にとって価値を生まない作業 NVA (Non-Value-Added)、その作業自体は、価値を生まないが、価値を生む作業のために必要な作業 BNVA (Business Non-Value-Added) に分類する分析方法である[53]。
- (25) 4M：材料・部品 (Material)、設備・機械 (Machine)、作業者 (Man)、作業方法 (Method) のことである。
- (26) 専門チーム：生産設計のエンジニア構成されたチームで、製造部門ごとに4～7名の小チーム単位で活動する。
- (27) 5つの異なる種類の製造：鋳造は、精密金型に溶解金属を流し込み形状を成形する製造である。プレス加工は、金型に金属板を挟み圧力で成形する加工である。NC加工は、数値制御 (Numerical Control) の設備による自動加工である。放電加工は、放電現象により高強度合金を溶解して成形する加工である。補修は、手作業による劣化部分の修理である。

- (28) 廃却率：生産した全製品の数量の中に占める品質不良によって廃却される数量の比率である。これが低減すると生産性向上が向上する。
- (29) OTRS（Operation Time Research Software）：生産現場における作業の効率化や業務改善をするためのソフトウェアである。
- (30) 力覚：物体と接触した際に人間が感じる力感覚である。
- (31) 対照実験：結果を検証するための比較対象を設定した実験である。本研究では、ほぼ同じ条件の被験者にて、作業動作の知識の伝達方法を比較対象として設定して実験している。
- (32) Kinect：Microsoft が開発した人のモーションを取り骨格情報を出力する機器である。
- (33) LSTM：Long short-term memory の略称である。深層学習の分野において長期の時系列的な分析を得意とする。
- (34) ニューラルネットワーク：人間の脳神経系のニューロンを数理モデル化したものである。
- (35) VisionPose：株式会社ネクストシステムが開発した画像から骨格情報を推定するソフトウェアである[54]。
- (36) エポック：1つの学習データを何回繰り返して学習させるかの数のことである。
- (37) ユニット数：ニューラルネットワークの入力層と出力層の間にある中間層の次元の数である。

(38) バッチサイズ：ニューラルネットワークの学習においてデータセット全体を決まった大きさの集合に分けて，その集合単位で学習を行う手法がある．バッチサイズはその時の集合の大きさの数である．

(39) ソフトマックス関数：ニューラルネットワークの出力を 0~1.0 までの値にする関数である．分類問題で使われるものであり，これを使うと出力を確率表示にすることが出来る．

(40) 混同行列(Confusion Matrix)：クラス分類においてクラス分類の精度を評価するために，ニューラルネットワークの予測結果と正解ラベルを行列にして表現したものである．

(41) Neural Network Console：Sony 株式会社が開発した GUI でニューラルネットワークを扱えるソフトウェアである[55].

参考文献

- [1] 経済産業省・厚生労働省・文部科学省編：ものづくり白書 2017 年版, 一般社団法人経済産業調査会, 2017
- [2] 上井喜彦：禹宗杭・連合総研編『現場力の再構築へー発言と効率の視点からー』, 歴史と経済, Vol.61, No. 1, pp68-71, 2018
- [3] 経済産業省・厚生労働省・文部科学省編：ものづくり白書 2018 年版, 一般社団法人経済産業調査会, 2018
- [4] 樽田泰宜, 柳原敏, 井口幸弘, 北村高一, 手塚将志, 香田有哉：知識・技術・技能の伝承支援に関する考察 メタ的な知の表現と認識, 人工知能学会全国大会論文集, 一般社団法人人工知能学会, pp.1-4, 2018
- [5] 山鳥重：記憶の神経心理学, 医学書院, 2002
- [6] 川崎伊織：手続き記憶-脳科学辞典, <https://bsd.neuroinf.jp/wiki/手続き記憶> (2022 年 4 月 23 日)
- [7] M. Polanyi, The tacit dimension, The University of Chicago Press, 1966
- [8] 山縣裕：もの作りにおける日本の競争力と暗黙知, まてりあ, Vol.38, pp. 581-585, 1999
- [9] 菅原通雅, 今林宏典, 野々村憲：個人の「知」と組織：個人の「知」から組織知への基礎研究, 社会情報学研究, Vol. 6, pp. 63-80, 2000
- [10] 大西幹弘：暗黙知とは何か（3）, 日本ナレッジ・マネジメント学会東海部会季報, pp.1-7, 2008
- [11] 大崎正瑠璃：暗黙知を理解する, 東京経済大学人文自然科学論集 / 東京経済大学人文自然科学研究会 編 127 号, pp.21-39, 2009

- [12] 大崎正瑠璃：暗黙知を再吟味する，東京経済大学人文自然科学論集 / 東京経済大学人文自然科学研究会 編 140 号, pp.79-99, 2017
- [13] 竹尾省二, 土屋重雄, 仲村人也：製造業に於ける技術・技能の継承問題に関する検討と対策事例--現状分析とフレームワーク, 日本生産管理学会論文誌, Vol.8, No.2, pp.43-48, 2002
- [14] 森和夫：熟練技の特性と次世代への継承, 育成における課題 (特集 スキルの継承・伝承), 日本労働研究雑誌, Vol. 62, pp.74-84, 2020
- [15] 森和夫：暗黙知の継承をどう進めるか, www.tokugikon.jp/gikonshi/268/268tokusyu2-4.pdf (2022 年 4 月 23 日)
- [16] 星野実, 藤田紀勝, 安原雅彦, 清野政文, 奥猛文, 新目真紀：金型製作の技術・技能分析, 2018 年工学教育研究講演会講演論文集, pp.212-213, 2018
- [17] 柴田順二：ものづくり技術の開発・継承について (キーノートスピーチ), 2007 年精密工学会学術講演会講演論文集, pp.793-794, 2007
- [18] 松木則夫：製造現場における熟練技能の抽出に関する研究, Synthesiology English edition Vol.3, pp.77-85, 2010
- [19] 原圭吾編著, PTU 技能科学研究会著：技能科学によるものづくり現場の技能・技術伝承, 日科技連出版社, pp.1-22, 2019
- [20] I. Nonaka : A Dynamic Theory of Organizational Knowledge Creation, Organization Science. Feb94, Vol. 5 Issue 1, pp.14-37, 1994
- [21] Nonaka I. and Takeuchi H: The Wise Company, Oxford University Press, 2019

- [22] 高橋正成, 堀木幸代, 刑部真弘 : 課題解決に活用できる知識伝承モデル構築に関する研究, ヒューマンファクターズ, Vol.16, pp.107-123, 2012
- [23] 後藤智, 石田修一 : 階層型組織構造を持つ企業の製品開発における情報から知識への変換プロセスの理論的検討, 立命館ビジネスジャーナル Vol.9, pp.1-17, 2015
- [24] ECRS (改善の 4 原則), 株式会社日本能率協会コンサルティングホームページ,
<https://www.jmac.co.jp/glossary/2016/10/ecrs.html> (2020 年 10 月 8 日)
- [25] 高根正昭 : 創造の方法論, 講談社現代新書, 1979
- [26] SOLIZE 株式会社著, 野中郁次郎監修 : ちえづくり, 日経 BP 社, 2013
- [27] 朝香鐵一, 石川馨, 山口襄監修 : 新版品質管理便覧第 2 版, 日本規格協会, 1988
- [28] 土屋裕編集, 中神芳夫編集, 田中雅康編集, 上野一郎監修 : VE ハンドブック, 日本バリユー・エンジニアリング協会, 2007
- [29] 産能大学 VE 研究グループ著, 土屋裕監修 : 新・VE の基本, 産業能率大学出版部, 1998
- [30] Jens Rasmussen 著, 海保博之, 加藤隆, 赤井真喜, 田辺文也訳 : インタフェースの認知工学 : 人と機械の知的かかわりの科学, 啓学出版, 1990
- [31] Shelby Hegy : AR and VR are transforming training in manufacturing, Control Engineering, Vol. 65 Issue 8, pp. 38-40, 2018
- [32] 田上慎, 飛澤健太 : AR (拡張現実) は人間が手にした新たな未来 : AR の変遷と展望, 情報管理, Vol.59, No.8, pp.526-534, 2016
- [33] 山本孝, 森健一 : 認知科学手法による熟練技能者伝承方策に関する研究, 日本経営工学会論文誌, Vol.53, No.2, pp.161-169, 2002

- [34] 米村朋子, 橋本悠希, 近藤大裕, 丹羽真隆, 飯塚博幸, 安藤英由樹, 前田太郎: 視野共有システムを用いた心肺蘇生法の訓練効果, 日本バーチャルリアリティ学会論文誌, Vol.16, No.4, pp.623-632, 2011
- [35] 綿貫啓一: VR 技術を用いたものづくり基盤技術・技能における暗黙知および身体知の獲得, 人工知能学会誌, Vol.22, No.4, pp.480-490, 2007
- [36] 綿貫啓一: 場の共有による製造知識の獲得と人材育成, オフィス・オートメーション学会誌, Vol.27, No.4, pp.32-40, 2007
- [37] 綿貫啓一, 楓和憲, 佐藤勇一, 堀尾健一郎: バーチャルトレーニングと実習を融合したものづくり技術者の育成支援, 工学教育, Vol.59, No.6, pp.104-111, 2011
- [38] 檜山敦, 土山祐介, 宮下真理子, 江渕栄貴, 関正純, 廣瀬通孝: 一人称視点からの多感覚追体験による伝統技能教示支援, 日本バーチャルリアリティ学会論文誌, Vol.16, No.4, pp.643-652, 2011
- [39] Jaebum Park, Changhoon Park: Augmented Reality Based Guidance for Solving Rubik's Cube Using HMD, HCI International 2016 Posters, pp. 524-529, 2016
- [40] Jean Cote, John H. Salmela, and Abderrahim Baria: Organizing and Interpreting Unstructured Qualitative Data, The Sport Psychologist, Vol.7, No.2, pp. 127-137, 1993
- [41] 鈴木明子, 古田幸子: 動作解析コンピュータシステムによる縫製作業分析の研究 熟練者と未熟練者の運針動作の比較: 熟練者と未熟練者の運針動作の比較, 人間工学, Vol.20, No.5, pp.323-329, 1994

- [42] 内田康之, 藤下理美, 古市昌一 : 教育効果と作業効率の向上のための体感型 AR マニ
ュアルの提案:—HMD と Kinect を用いたシステムを大型プリンタの操作に適用する際の—
考察, デザイン学研究, Vol.63, No.6, pp.27-36, 2017
- [43] Yan Li, Zhijie Chu, Yizhong Xin : Posture Recognition Technology Based on Kinect, IEICE
TRANSACTIONS on Information and Systems, Vol.E103-D, No.3, pp.621-630, 2020
- [44] A. Shiba, K. Chakravarty, B. Bhowmic, Person Identification using Skeleton Information
from Kinect, AHI 2013, pp.101-108, 2013
- [45] W. Zhu, et al., Co-occurrence Feature Learning for Skeleton based Action Recognition using
Regularized Deep LSTM Networks, AAAI 2016 Conference, 2016
- [46] 清水尚吾, 草野勝大, 小平孝之, 新井士人, 奥村誠司, 骨格情報を用いた生産現場にお
ける作業行動分析手法, 情報処理学会 第 81 回全国大会講演論文集 2019(1), pp.9-10,
2019
- [47] IE とは, 日本 IE 協会ホームページ, <http://www.j-ie.com/about/about-ie/> (2020 年 9
月 19 日)
- [48] 甲斐章人 : IE 基礎要論, 税務経理協会, 1985
- [49] 日本工業規格, 品質管理用語, JIS Z 8101:1981
- [50] 前掲書[29], p.29
- [51] 前掲書[20], p.15
- [52] 前掲書[20], p.15
- [53] Michael L. George, John Maxey, David T. Rowlands, Mark Price : LEAN SIX SIGMA
POCKET TOOL BOOK, McGraw-Hill, 2005

[54] 株式会社ネクストシステム:AI 姿勢推定エンジン VisionPose

<https://www.next-system.com/visionpose> (2020 年 8 月 31 日)

[55] SONY:Neural Network Console

<https://dl.sony.com/ja/> (2020 年 8 月 31 日)

研究業績

論文(査読付)

① 作業プロセス情報の形式知化の研究

— 大型ガスタービンの主要な製造による検証 — (論文)

赤城 弘一, 澤口 学

(日本経営システム学会誌, 37 巻, 3 号, 2021 年 3 月, pp.175 - 185)

日本経営システム学会 2021 年度学会賞受賞

② 現場作業の暗黙知を骨格による動作認識と AI で形式知化する手法の研究

— 技能レベルに差がある作業者の識別 — (事例研究)

赤城 弘一, 佐藤 孝則, 澤口 学, 森下 武

(日本経営システム学会誌, 37 巻, 3 号, 2021 年 3 月, pp.199 - 210)

③ 拡張現実を活用した暗黙知への再変換の研究 (論文)

赤城 弘一, 早川 昇, 森下 武, 澤口 学

(日本経営システム学会誌, 38 巻, 2 号, 2021 年 11 月, pp.98 - 107)

学会発表

・ 国際学会発表（査読付）

① Digital Transformation for Work Process Information in Manufacturing Site

Koichi Akagi, Manabu Sawaguchi, Takeshi Morishita, Xiaolei He

(ISPIM Global 2020 2020/12/7)

② Algorithms Combined and Utilized MOT-Techniques and Neural Networks

Takanori Sato, Manabu Sawaguchi, Koichi Akagi, Takeshi Morishita

(ISPIM Global 2020 2020/12/7)

③ A Study on Skill Transfer using Augmented Reality

Koichi Akagi, Noboru Hayakawa, Takeshi Morishita, Manabu Sawaguchi

(The 26th International Conference on Production Research 2021/7/20)

④ Proposal of Method to Utilize TRIZ Techniques for Work Improvement Verification in Heavy-duty Gas Turbine

Koichi Akagi, Manabu Sawaguchi

(The 12th International Conference on Systematic Innovation 2021/10/16)

⑤ Knowledge Creation at Manufacturing Sites by Utilizing SECI Models

Koichi Akagi, Manabu Sawaguchi

(PICMET '22 Conference 2022/8/7-11)

- ⑥ Methodology for representing knowledge of work process performed by field workers and improving the work process with work design

Takeshi Morishita, Koichi Akagi, Manabu Sawaguchi

(The 71st CIRP General Assembly 2022/8/21-27)

・国内学会発表（査読無）

- ① 作業プロセス情報の形式知化の研究

赤城 弘一，澤口 学

（第 63 回 日本経営システム学会 全国研究発表大会，2019 年 11 月 10 日）

- ② IE と骨格情報による AI を組み合わせた作業価値測定

佐藤 孝則，澤口 学，森下 武，赤城 弘一

（日本経営工学会 2020 年春季大会 2020 年 3 月 6 日）

- ③ 作業プロセス情報の暗黙知への再変換に関する研究

赤城 弘一，澤口 学

（第 64 回 日本経営システム学会 全国研究発表大会 2020 年 5 月 23 日）

- ④ 現場作業の暗黙知を骨格分析と AI で形式知化する手法の研究

佐藤 孝則，澤口 学，赤城 弘一，森下 武

（第 64 回 日本経営システム学会 全国研究発表大会 2020 年 5 月 23 日）

- ⑤ 骨格情報に基づいて学習するニューラルネットワークの精度向上

佐藤 孝則, 澤口 学, 赤城 弘一, 森下 武

(日本システムデザイン学会 第1回研究大会 2020年9月13日)

- ⑥ 価値工学 (VE) を活用した海外拠点への組織的知識創造の技術移転

赤城 弘一, 澤口 学, 何 晓磊

(日本システムデザイン学会 第1回研究大会 2020年9月13日)

- ⑦ AI を用いて作業優劣判断を行うための学習データ作成に関する研究

森下 武, 赤城 弘一, 澤口 学, 佐藤 孝則

(第65回 日本経営システム学会 全国研究発表大会 2020年11月21日)

- ⑧ 拡張現実を活用した暗黙知化への変換の研究

赤城 弘一, 森下 武, 早川 昇, 澤口 学

(第65回 日本経営システム学会 全国研究発表大会 2020年11月22日)

- ⑨ 大型ガスタービンの製造における要素作業の価値の分類

赤城 弘一, 澤口 学

(日本経営工学会 2021年春季大会 2021年5月16日)

- ⑩ 作業改善への TRIZ の活用方法の提案 大型ガスタービンでの検証

赤城 弘一, 澤口 学

(第17回日本 TRIZ シンポジウム 2021年9月2日)

⑪ 製造改善アイデア発想への解決ツール適用調査

赤城 弘一，澤口 学

(第 17 回日本 TRIZ シンポジウム 2021 年 9 月 2 日)

⑫ 製造現場の要素作業の機能定義方法の研究

赤城 弘一，澤口 学，森下 武，小野 玲子

(日本システムデザイン学会 第 2 回研究大会 2021 年 9 月 5 日)

⑬ 作業動作の優劣識別の暗黙知を骨格による動作認識と AI で形式知化する手法の研究

森下 武，赤城 弘一，澤口 学

(第 68 回 日本経営システム学会 全国研究発表大会 2022 年 5 月 21 日)

特許（出願中）

① 発明の名称： 少ないデータセットで学習を行った A I を用いて動画を識別するアルゴリズム，

発明者：赤城 弘一，森下武，澤口 学，何 曉磊

出願番号：特願 2021-160253 号，受付番号：P202100226，