Osaka University Knowledge Archive

| | |
|---|---|
| Title | プラント建設と定期検査における熟練者のノウハウの活用基盤構築に関する研究 |
| Author(s) | 屋代, 裕一 |
| Citation | 大阪大学, 2022, 博士論文 |
| Version Type | VoR |
| URL | https://doi.org/10.18910/88061 |
| rights | |
| Note | |

*Osaka University Knowledge Archive : OUKA*

https://ir.library.osaka-u.ac.jp/

Osaka University

博士学位論文

# プラント建設と定期検査における熟練者のノウハウの活用基盤構築に関する研究

屋代　裕一

2022 年 1 月

大阪大学大学院工学研究科

# 目次

第 1 章　序論 ..... 1

1.1　研究の背景 ..... 1

1.1.1　プラント建設・定検における熟練技能人材の現状 ..... 1

1.1.2　ノウハウとは ..... 2

1.1.3　建設現場における熟練者のノウハウ伝承方法の現状と課題 ..... 3

1.1.4　熟練者ノウハウの伝承プロセスモデル ..... 3

1.2　研究の目的 ..... 5

1.2.1　抽出すべきノウハウの分類 ..... 5

1.2.2　ノウハウの抽出手法に関する検討 ..... 6

1.2.3　抽出されたノウハウの形式知化の検討 ..... 7

1.3　論文の構成 ..... 8

第 2 章　既往の研究 ..... 11

2.1　ノウハウの抽出手法に関する研究 ..... 11

2.2　深層学習による画像認識技術に関する研究 ..... 12

2.3　視線計測技術の建設業への適用に関する研究 ..... 13

2.4　VR 技術の建設業への適用に関する研究 ..... 14

2.5　本研究の新規性 ..... 15

第 3 章　深層学習による画像認識とインタビューによる熟練者の暗黙知抽出手法 ..... 19

3.1　本章の概要 ..... 19

3.2　提案手法 ..... 19

3.2.1　提案する暗黙知抽出手法の全体構成 ..... 19

3.2.2　深層学習を用いた画像の物体検出技術の適用 ..... 25

3.3　熟練者の暗黙知と属人的に保有している画像の抽出に関する実験 ..... 27
3.3.1　実験方法 ..... 27
3.3.2　実験結果 ..... 31
3.4　まとめ ..... 36
第 4 章　視線計測技術による熟練者ノウハウ抽出手法 ..... 39
4.1　本章の概要 ..... 39
4.2　提案手法 ..... 39
4.2.1　3 次元眼球運動の計測法 ..... 39
4.2.2　アイトラッキングの計測対象作業の選定 ..... 41
4.2.3　アイトラッキングの可視化手法 ..... 41
4.2.4　視線計測とインタビューによる可視化方法の提案 ..... 42
4.3　吊搬作業での熟練者・非熟練者の視線計測実験 ..... 45
4.3.1　実験方法 ..... 45
4.3.2　実験結果 ..... 47
4.4　まとめ ..... 60
第 5 章　VR 技術による熟練者ノウハウの伝承手法 ..... 63
5.1　本章の概要 ..... 63
5.2　提案手法 ..... 63
5.2.1　定検作業の概要と VR に選定した作業 ..... 63
5.2.2　VR システムの方針 ..... 63
5.2.3　作業教育向け体験型 VR システムの開発 ..... 64
5.2.4　VR コンテンツ作成支援システムの開発 ..... 69
5.3　原子力発電プラント内の特殊機器における定期検査作業への VR 適用実験 ..... 71
5.3.1　実験方法 ..... 71

5.3.2　実験結果 ..... 77

5.4　考察 ..... 83

5.5　まとめ ..... 85

第 6 章　結論 ..... 89

6.1　本論文のまとめ ..... 89

6.2　今後の課題 ..... 91

参考文献 ..... 95

謝辞 ..... 101

# 第 1 章　序論

## 1.1　研究の背景

### 1.1.1　プラント建設・定検における熟練技能人材の現状

現在，日本では人口減少による労働力の減少が問題となっており，2030 年には 644 万人の労働力が不足されると予測されている [1]．一方，建設業の環境を見ると，技能労働者は過去 20 年間で 25%減少，高齢者層の増加（55 歳以上が 3 割）と若年層の低下（29 歳以下が 1 割），さらに，将来的に 2025 年には 37%減少する見込み（2014 年比）という厳しい状況であり，製造業等の他の業界と比較しても人材供給の面で不足している状況である [2), 3)]．さらに，団塊世代の退職で問題となった 2007 年問題に続いて，大量採用世代（1987 年～1991 年ころまでの入社世代）が 2026 年～2029 年に大量退職する見込みである．

例えば，大規模プラントの一つである原子力発電プラントの状況を見ると，2011 年の東日本大震災が引き起こした福島第一原子力発電所の事故を受けて，国内の新規建設案件は停止状態となり，既存プラントは廃炉や新規制基準適合性を確認中であり，定期検査（以下，定検と略す）は 9 年間未実施の状態が続いている．従って長期間にわたり原子力プラントの建設・定検に関わる熟練者のノウハウを伝承する機会を逸失している状況である．

また，原子力発電プラントに携わる人員減少，高齢化による建設経験者減少，就職希望者の減少などの問題が継続しており，2025 年にはプラント建設経験者のほとんどが退職してしまうと言われている [4)]．熟練者が不足すると従来まで行っていた工期で作業を進めることができなくなると予測され，大規模プラントの定検の場合は運転稼働日数が減ることにより 1 日当たり数億円規模の大きな経済的損失を生むことになる．このような環境を考慮すると，数年以内に退職を迫られる大量の熟練者が社内に在職している間に，これまで培ってきたノウハウを若年層へ伝承するための枠組みが早急に必要であると考えられる．

### 1.1.2　ノウハウとは

ノウハウとは自身の過去の経験や知っている知識を状況に合わせて適切に使いこなし，目の前にある現場の課題に対して，目指す目的に最も適した決断と行動をとって良い結果を得るための手段であり，また，人に備わる能力であるとされている[5]．ノウハウの概念図を**図 1.1** に示す．ノウハウは 3 つの要素から成り立ち，1 つ目は「経験知（Know-Episode）」であり，これは過去に様々な場面の問題に直面した際の経験である．2 つ目は「理論知（Know-What）」であり，その人が知っている普遍的なモノ・原理としての知識である．これら 2 つは個人が過去に積み上げて蓄積したものである．もう一つは「意思」があり，これは目の前の問題に対してどのように解決するのかを決断する意識であり，組織文化や個人のパーソナリティに依存する．

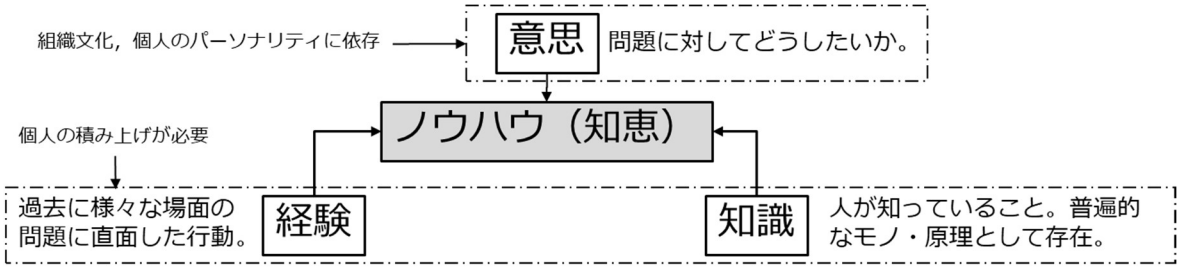



**図 1.1**　ノウハウの概念

現場で何らかの課題を解決するために熟練者がノウハウを働かせる際のプロセスを**図 1.2** に示す．まず，①現場で直面する状況を的確に読み取って特徴を捉え（知覚），②自らの過去の経験知や理論知を根拠として様々な情報を組み合わせ，その場の特徴を捉えた意味やふさわしい手段を想定して手法知（Know-How）を導き出し（解釈），③解釈結果から目標を達成するための手段，意味，メリット・デメリット，優先順位に基づいて解決手段を決断し（意思），④結論を出して行動する（現場監督者の場合は作業者への適切な指示を出す）．このようにノウハウとは熟練者個人に大きく依存した能力であり属人的に保有している情報が多く，ノウハウを可能な限り引き出して可視化し，非熟練者へ効果的に伝承するための仕組みを構築することが重要である．

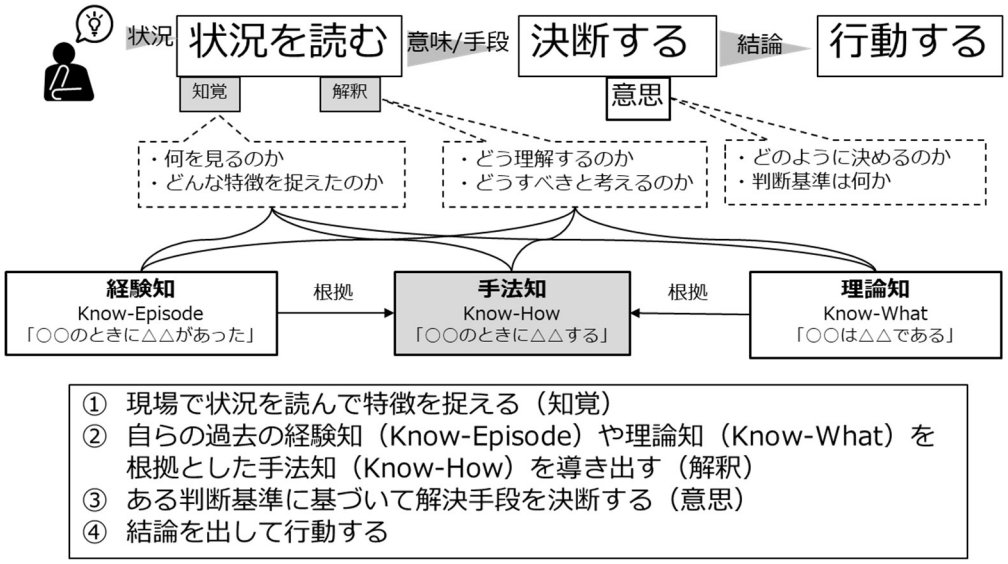



図 1.2　熟練者がノウハウを働かせるプロセス

### 1.1.3　建設現場における熟練者のノウハウ伝承方法の現状と課題

熟練者のノウハウは「暗黙知」とも呼ばれ，前述した通り属人的に熟練者の頭の中に多く存在している．現場でのノウハウ伝承は OJT（On-the-Job Training）による手法が主であり，熟練者から若手へ現場での実務を通して知識を共有することでノウハウを伝承していく．また，熟練者は作業がある現場を渡り歩くことが多く, 1 か所の現場に長期間とどまらないことも多い. 従って，暗黙知を各現場内の限られたメンバーで一時的に共有するのみで，全ての現場で体系化され効果的に伝承する仕組みがない．特に，原子力発電プラントの場合，他の一般建設業と異なり一品物の特殊な機器や構造物が多いことや，専用の工具，治具，工法で工事を行う必要があり，これらは技能伝承を進めるうえでマイナス材料ととらえられており，技能伝承を難しくしていると言われている [6].

### 1.1.4　熟練者ノウハウの伝承プロセスモデル

ノウハウを効果的に伝承するための代表的なモデルとして，野中ら [7]が提唱した SECI（Socialization, Externalization, Combination, Internalization）モデルを図 1.3 に示す.

図 1.3　SECI モデル

個人に内面化（Internalization）されている暗黙知を，現場内で他者と知識を共有することで共同化（Socialization）し，それを個人が所属しているグループが使える形で表出化（Externalization）させて「形式知」として整理する．次に，その形式知を複数のグループ間で使える形で連結化（Combination）させ，最終的に現場の非熟練者に体得させ，再度内面化（Internalization）するまでの一連のプロセスモデルである．「共同化」では熟練者が保有している暗黙知を可能な限り漏れなく網羅的に効率よく抽出するための仕組みや手法が重要である．「表出化」では抽出したノウハウを他者が使える形でドキュメントや教育動画など伝承効果の高いコンテンツとして形式知化することが重要である．形式知とは個人しか知らない情報や知識を明文化したものであり，標準的・客観的な情報として紙や電子媒体で表現されものである．「連結化」では形式知化したノウハウを標準的な知識として体系化して整理して誰でも簡単にアクセスして活用できる基盤が重要である．「内面化」では整理された形式知を現場作業者が有効活用して体得し，作業の合理化・効率化に繋げるための仕組みが重要である．

## 1.2　研究の目的

本研究では SECI モデルの「共同化」・「表出化」のプロセスに着目した．その理由は，前述したとおり 2026 年には熟練者の大量退職が予測されており，熟練者が引退する前に可能な限りのノウハウを抽出して形式知化するための仕組みを構築することが重要だからである．本研究では熟練者から抽出すべきノウハウを次に記すように大きく 3 つに分類した．

### 1.2.1　抽出すべきノウハウの分類

1 つ目のノウハウは熟練者の頭の中だけに存在する情報であり，所謂「暗黙知」と呼ばれるものである．現場にいる多くの熟練者が属人的に保有しており形式知化されていない状態である．1970 年～1980 年の間の原子力発電プラントの建設ラッシュやその後の定検に携わってきた現場管理者の頭の中には膨大な量の暗黙知が存在しており，それらを形式知化させ，熟練者が退職する前にデジタルデータとして蓄積していくことが急務である．しかしながら，これらの暗黙知を可能な限り多く形式知化するためには抽出方法（引き出し方）の工夫が必要である．

2 つ目のノウハウは熟練者が保有している情報であり有形物や電子媒体である．過去のプラント建設で扱ってきた文書（作業要領，マニュアル，検査記録など）や現場で撮影した写真や動画などが対象であるが，これらの多くがクローズした現場内で属人的に（熟練者の個人パソコンやローカルのサーバ内）管理されており，熟練者の退職とともに廃棄されてしまうことになる．長年積み重なった大量のデータは熟練者本人でも整理することが非常に時間のかかる作業のため，埋もれたままの状態になっている．

3 つ目のノウハウは熟練者が現場でノウハウを働かせる際の身体的な情報である．これは経験知に基づいて行動する際の熟練者独自の動きであり，何らかのセンシング手法によって抽出して定量化する必要がある．

### 1.2.2　ノウハウの抽出手法に関する検討

「暗黙知」に関しては，原子力発電プラントの定検作業を対象とし，過去に定検作業を経験した熟練者から暗黙知を効率的に，かつ，網羅的に抽出するための手法を検討することとした．定検作業を選定した理由は以下のとおりである．現在，原子力発電プラントの新規の建設案件は停止している状態であるが，既存のプラントに関しては新規性基準適合性が確認されれば近い将来に再稼働となり定検作業も再開する．しかしながら，長期間定検作業が停止していた状況下で定検作業経験者が非常に少ない状態であることから，震災前の工期を遵守することが困難であることが懸念されている．そこで，過去の熟練者のノウハウを非熟練者へ効果的に伝承することで作業の品質を落とさずに工期を順守することが求められる．従って，本研究では定検作業の中でもいくつかの重要な作業を対象とし，その作業の経験のある熟練者の暗黙知を効果的に抽出するための仕組みを構築することを目的とする．

熟練者が保有している情報に関しては，本研究では大量の既存データの中から，作業中に撮影された写真データの抽出にフォーカスした．理由としては，図書や検査記録などの文書系データと比較すると，画像系データは現場の生の情報であり撮影者のノウハウを多く含んでいる場合が多い．また，文書系データに関しては内部に含まれる文字による検索が可能であるが，画像系データのような非構造データ（特に，古いデジタルカメラで撮影された写真）は検索するための情報が少なく，機械的に採番されたファイル名だけで所望の写真データを探し当てることは困難である．そこで，本研究では熟練者が属人的に保有している過去の大量の未分類写真データに対して，画像認識技術を用いて自動で所望の写真を分類・抽出するための仕組み構築を目的とする．現在，画像認識技術として深層学習（Deep Learning）による手法が高精度で認識できる技術として注目されており，本研究でも原子力発電プラントの撮像写真に対しての深層学習の適用可否を検討することとした．

熟練者の身体的情報に関しては，現場の「熟練監督者」の身体行動を伴うノウハウ抽出に着目した．監督者とは現場での管理者であり，現場の状況に合わせて作業者へ適切に指示することで，

安全に高品質で効率よく工事を遂行することが求められる．本研究では抽出すべき身体情報として,**図 1.2** に示した熟練者がノウハウを働かせるプロセスの中のプロセス①「現場で状況を読む」ための知覚の 1 つとして,「何を見て（視線情報）」ノウハウを働かせて行動しているのかを計測して可視化することをターゲットとした．選定した理由として，プロセス②③「自らの過去の経験知や理論知を根拠とした手法知を導き出し（解釈）」「ある判断基準に基づいて解決手段を決断し（意思）」に関しては監督者の頭の中で行われるプロセスであり，全ての情報を抽出することが困難であることと，プロセス④の「結論を出して行動する（作業者への適切な指示を出す）」に関しては最終的に導き出した結論のみを抽出することとなり，ノウハウを働かせた全ての情報を取得することが出来ない．一方で，プロセス①に関しては全ての情報を捉えていることから，より多くのノウハウを抽出するためのプロセスとして有効であると考えた．視線情報の検出手法としては,「アイトラッキング」と呼ばれる人間の注視点の動きを計測して可視化する技術が研究用途として広く活用されている．本研究ではアイトラッキングにより熟練者の注視点を計測し，熟練者が保有しているノウハウに関連する視線情報を抽出するための手法の構築を目的とする．

### 1.2.3　抽出されたノウハウの形式知化の検討

前述したとおり，SECI モデルの「共同化」に関しては抽出すべきノウハウを 3 つに分類し，効果的に抽出できる手法や仕組みの構築に着目して検討することとしたが,「表出化」に関してはこれらの抽出されたノウハウを効果的に伝承するために，伝承効率の良い媒体として形式知化することが重要である．形式知の媒体の例として，一般的に作業マニュアルや動画マニュアルが代表的である．作業手順の説明に対して熟練者から抽出したノウハウや注意事項等を付加して，非熟練者でも簡単に理解できる形で整理されたものである．現在も現場の入所者教育等で広く使用されているが，座学や受け身の教育形態であることから教育の効果は限定的であり，現場での OJT で本格的なノウハウ伝承が行われているのが現状である．

そこで，本研究ではノウハウをより効果的に伝承するための形式知の一つとして VR（Virtual

Reality）技術の適用を検討することとした．現在のノウハウ伝承手段として，前述した紙マニュアル，動画マニュアル，OJT 以外では，訓練センターにおけるモックアップ設備での実技学習が効果的な手段である．しかしながら，原子力発電プラントのような特殊構造物の作業となると多くの場所に汎用的な訓練センターがあるわけでは無く，特定の場所にある特殊設備を利用する必要があり，実技学習の機会自体が少ないといった問題がある．また，大規模な特殊構造物の場合はモックアップ設備自体が準備できないため，現場での OJT で教育せざるを得ないといった課題もある．さらに，作業場所によってセキュリティや放射線の被ばく時間による入域制限があるため，気軽に現場へ行くこと自体が難しく OJT の機会自体も少ない環境であることもノウハウ伝承を難しくしている要因の一つである．これらの課題に対して，VR は時間や場所を選ばずに現場を模擬した仮想空間に没入して作業を体験学習できることから，原子力発電プラントの特殊作業への適用には非常に有効であると考える．従って，本研究では原子力発電プラントの作業を対象として，より効果的なノウハウ伝承手段として VR による教育システムの構築を目的とする．

## 1.3　論文の構成

本論文は，全6章で構成した．以下に各章の概要を示し，本論文の構成を**図1.4**に示す．

第1章では，研究の背景としてプラントの建設・定検における熟練者ノウハウ伝承に関する課題を整理し研究の目的を述べる．

第2章では，既往の研究および本研究の新規性について述べる．既往の研究については，建設現場に関連する熟練者のノウハウ抽出方法，深層学習による画像認識，アイトラッキング，VR の研究について整理し，その上で本研究の新規性を述べる．

第3章では，深層学習による画像認識とインタビュー法を用いたノウハウ抽出手法の開発と，その有効性を検討した結果について述べる．

第4章では，アイトラッキングを建設現場の吊搬作業に適用し熟練者のノウハウ抽出への有効

性を検討した結果について述べる．

第5章では，ノウハウ伝承手段の一つとしてVRを活用した教育システムの開発と，その有効性を検討した結果について述べる．

第6章では，結論を述べる．

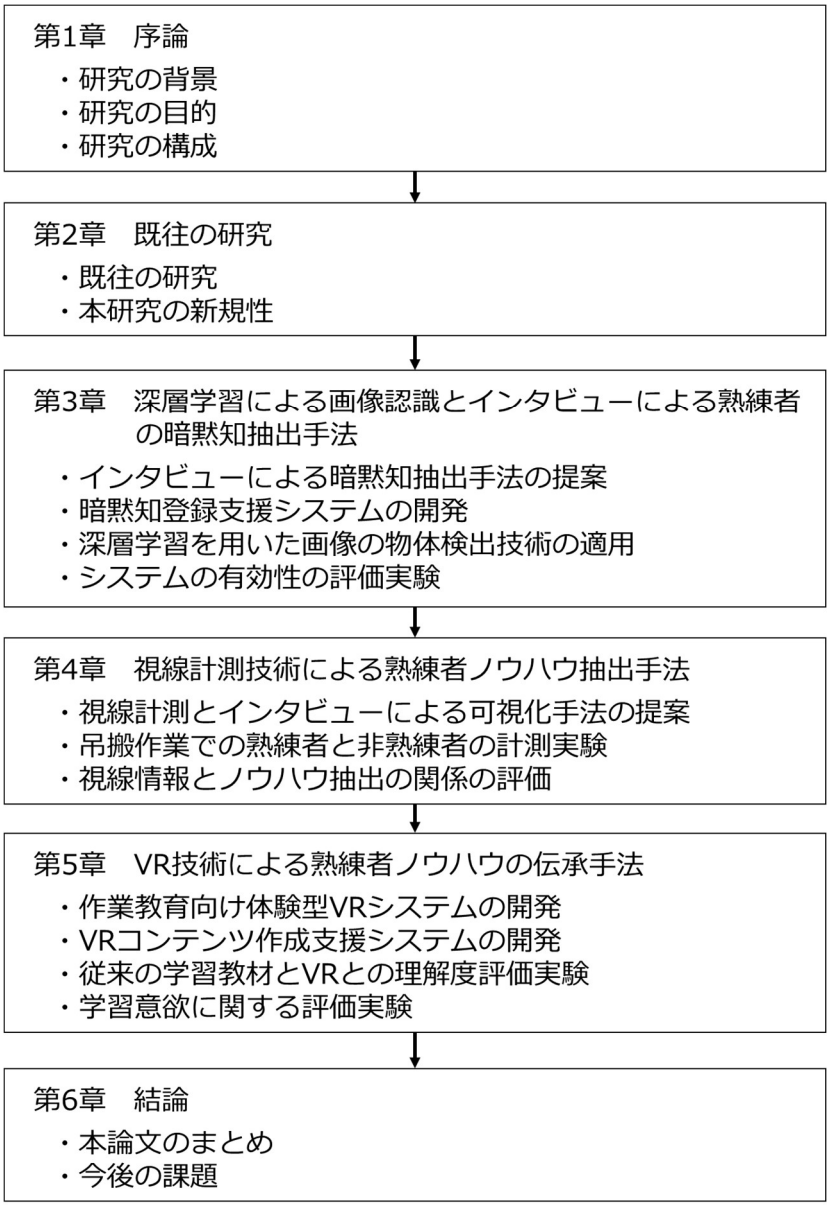



**図 1.4**　本論文の構成

# 第 2 章　既往の研究

## 2.1　ノウハウの抽出手法に関する研究

熟練者の頭の中の暗黙知を抽出する手法は数多くの研究によって検討，開発されてきた．それらの手法は概ね以下の 2 つに分類される．

1 つ目は，個人による登録手法である．暗黙知を登録するための仕掛け（システム）があり，熟練者はその仕掛けを能動的に使用して自身の暗黙知を登録する．システムや運用方法を規定することで自然に暗黙知が集まってくるため, 熟練者が多く存在する場合は有効な手法である. Web ベースのシステムを用いて，進行中の建設プロジェクトでノウハウを登録する手法の研究がいくつか報告されている [8) 9) 10) 11)]．登録者へのインセンティブや罰則を設けて効率よく抽出する研究も報告されている [12)]．しかしながら，強制力がない場合は積極的に登録することが無いため，網羅的に抽出できないことが課題である．

2 つ目は，インタビュー法である．第 3 者が熟練者に対して質問を行い，熟練者が質問に回答することで，頭の中に存在する暗黙知を引き出す．広く一般的に扱われる手法であり，時間をかけて対話的に実施することで本人の意識の外にある深層知識まで含めて網羅的に暗黙知を引き出すことができる．しかしながら，少人数で実施する必要があり，多くの熟練者から暗黙知を引き出すためには非常に多くの時間を要することが欠点である．

インタビュー法の中では，大きく分けて，構造化インタビュー，非構造化インタビュー，半構造化インタビューがある．構造化インタビューは予め決められた質問を構造化してアンケート用紙として事前に準備しておいて回答を得る方法である．非構造化インタビューは，対話を通して自由に質問を行って回答を引き出す方法である．半構造化インタビューとは，その中間的な手法であり，予め大まかな質問項目を決めておき，回答者の答えによって更に詳細を深掘りしていく手法である．適用する手法は用途によって様々であるが，熟練者から網羅的に引き出すために半構造化インタビュー法を使用している例がいくつか報告されている [13) 14) 15)]．

## 2.2　深層学習による画像認識技術に関する研究

熟練者が持っているデータを抽出する手法としては，機械学習を使用して自動的に抽出する方法があるが，特に画像に関しては深層学習を用いた手法が広く利用されている．これまで，画像分類には，分類したい対象の特徴量検出器を人間が工夫して設計しマッチングさせる手法が一般的であったが，DL を使用することで膨大な量の教師画像を学習することで自ら特徴量検出器を作り出すことが可能となり，認識精度が格段に向上した．これが第 3 次 AI ブームの火付け役となり，2015 年の ILSVRC（ImageNet Large Scale Visual Recognition Challenge）において，AI は人間の目を超えた精度で認識できることが証明された（AI の誤認識率：3.6%，人間の誤認識率：5.1%）．

DL による画像認識では，現在，畳み込みニューラルネットワーク CNN（Convolutional Neural Network）と呼ばれるモデルが主流となっている．畳み込み層では入力データの任意の範囲に対してフィルタによる畳み込みを行うことで新しい特徴マップを出力し，プーリング層では統計的な集計値のみを残すサブサンプリングをすることでデータを圧縮する．最後に全結合層により線形重み付けをすることで出力ラベルを予測する．学習フェーズでは，予めラベル付された画像を大量に準備して CNN へ入力し，出力した特徴量と正解ラベルとの誤差を最小にするような誤差逆伝搬（Back Propagation）処理させ，これを繰り返すことでモデル内の各ニューロンの重みを更新していく．最終的に，誤差を表す損失関数が最小となる状態まで学習させた段階で得た重みマップを用いて未知画像を入力すると，出力された特徴量を元に正解である確率とともに正解ラベルを予測することができる．

実際の現場で撮影された画像には様々なものが写り込んでいるため，物体検出法（Object detection）という手法が広く使用されている．この手法は画像全体でなく，画像のどこに，なにが写っているのかを判別することが出来る．近年，注目されている技術であり，建設現場への適用事例も多々報告されている [16) 17) 18)]．

## 2.3　視線計測技術の建設業への適用に関する研究

Yousefi ら [19]は建設現場における視線計測に関して調査し，視線計測が特に安全な作業を遂行する上で労働者のリスク認識と視覚情報の関係を測定するための有望な技術であるとしている．既往の研究では，視線計測デバイスを装着して建設現場の画像から危険箇所を認知する研究が多くなされている．Jeelani ら [20]は現場写真から危険箇所を認知する実験を行い，探索時間，注視回数，注視時間が危険認識に強い相関があることを示した．Pinheiro ら [21]は個人の建設に関する知識レベルにより注視すべき AOI（Area of Interest）と注視時間に有意な差が出ることを示した．Dzeng ら [22]は実務経験の有無が認知速度にのみ寄与することを示した．Hasanzadeh ら [23]は実務経験，負傷経験，安全訓練の有無が異なる作業者による影響を測定した結果，負傷経験の有無がリスク探索に有意な影響を及ぼすことを示した．また，視線計測により得た指標が注意力欠如によるヒューマンエラーの予測指標となる数学的モデルを開発した [24].

一方で，画像ではなくウェアラブルデバイスを装着して実際の現場で計測する事例も報告されている．Hasanzadeh ら [25]は建設現場内を歩行して計測し，状況認識の評価手法である SART（Situation Awareness Rating Technique）によるアンケートを行った結果，測定結果と相関があることを示した．また，歩行中のつまずき転倒の危険にさらされたときの視線分布を調査した結果，知識や経験が異なる者の間での注意力に違いが出ることを確認した [26]. Jeelani ら [27]は歩行している間の注意分布を記録し，建設現場で見逃しやすい危険要因と，認識される確率が高い危険要因を予測するのに役立つことを検証した．森田ら [28]は経験年数が異なる現場監督を対象に，現場の巡回点検時のデータを計測し，熟練者の着眼点を定量化できる可能性を見出した.

また，画像や現場だけでなく，仮想環境での視線計測の例も近年は報告されている．Ye ら [29]は VR 内で建設現場を再現して視線データを定量的に計測する研究を報告している．Li ら [30]は掘削機オペレータを対象に仮想空間で操作した際の視線を計測し，危険検出能力の低下と精神的疲労度に相関があることを示した．Shi ら [31]は仮想空間内で危険行動する際の動作と視線を計測し，作業指示の方法によって危険行動を誘発する可能性がある事例を報告している.

## 2.4　VR 技術の建設業への適用に関する研究

近年の建設関連における VR の研究動向として，Li ら[32]は，2000 年から 2017 年まで 90 の論文や記事を調査してレビューしている．その中で，危険識別，安全トレーニング，安全指導を主として，マルチユーザ環境で直感的に作業手順を学び，現実作業に近い仮想体験が出来るアプリケーションが多く発表されていると述べている．安全認識の研究として，Eiris ら[33]は，VR と 360 度パノラマカメラの危険識別訓練コンテンツを用いて危険識別スコアを比較した結果，VR の方が高いスコアを示したとの結論を得た．Lin ら[34]は，VR 内で仮想の地下鉄駅モデルを用いて，空間的知識が火災発生時の避難行動に与える影響を分析する実験を行った結果，空間知識の充実度によって，避難行動，避難時間，避難距離，避難速度に相互作用があるとの結論を得た．Shi ら[35]は，2 つの仮想高層ビルの間に設置された板の上を歩く VR シミュレーションで，被験者の動作を計測した結果，指示の方法によって行動が変化し危険行動を誘発する可能性がある事例を報告している．具体的には，ポジティブな結果を伴う情報を提示することで危険な状況下でも通常の行動を維持することができるが，ネガティブな結果を伴う情報を提示することで早歩きや不規則な行動を誘発し，危険な状況下でのミスや危険行動の増加に繋がる可能性が示された．

また，既存手法と比較した VR 自体の有効性に関する研究も数多く報告されている．例えば，Kang ら[36]は，VR を用いて事故事例を提示する学習システムを紙の資料で学習する方法と比較した結果，VR での視覚的表現が暗黙知の習得と定着を向上させる可能性があるとの結論を得た．Shi ら[37]は，配管のメンテナンス作業教育へ 2D，3D，VR を適用した際のパフォーマンスを調査した結果，3D 群と VR 群は，2D と比較して作業時間と作業品質で優れているとの結論を得た．Sampaio ら[38]は，大学の講義での VR の使用が橋梁建設の理解能力に与える影響を測定した結果，通常の授業を支援することができるとの結論を得た．Paes ら[39]は，仮想モデルの空間知覚力の比較をした結果，没入型 VR は非没入型 VR よりも全体的に優れた空間知覚力を提供し，また，被験者の経験と年齢は空間知覚力に影響を与える可能性があるとの結論を得た．このように，従来の紙，2D 等の手法と比較して VR（没入型）が有用であるということが報告されている．

VR の作業訓練への応用に関する報告としては，Wang ら[40]は，VR にて足場の組立トレーニング実験を実施した結果，従来の方法と比較して生産性向上率は 12%で，より効果的なアプローチとなり得るとの結論を得ている．

## 2.5　本研究の新規性

近年の少子高齢化，労働力減少，生産性低下を背景とし，熟練者のノウハウを伝承する仕組みの研究は様々な分野で多くなされており，建設分野でも盛んである．しかしながら，原子力発電プラントのような大規模なプラントの建設に対する応用事例は少なく，要素技術の面でも課題が残されている．

要素技術の中で，暗黙知の抽出に関しては，Web ベースでの暗黙知登録の仕組みに関する研究が多くなされているが，網羅的に暗黙知を抽出する手法としては課題が残る．能動的に暗黙知を登録する仕組みの場合，システムや運用方法を細かく規定して強制力を与えれば多くの熟練者から効率的に暗黙知を抽出することが可能であるが，強制力を与えて暗黙知を登録する行為に対するインセンティブの考え方が組織に浸透していない場合は非効率的である．さらに，熟練者は自身の暗黙知を自らで保有し続けて他者にオープンにしたがらないという特性を持つ．オープンにしてしまうと自身だけが持つ技能を他者に与えてしまうことにより，自身への非利益をもたらす可能性があるためである．

本研究で対象としている原子力発電プラントでは特殊作業が多いことから，一般的な建設のように共通の知識としてオープンな情報とならず，多くの暗黙知が属人的に保有されている要因の一つである．更に，原子力発電プラントに限らず大規模プラントの多くは一品物の構造物であることが多く，そのため現場固有の暗黙知が存在し，その暗黙知を形式知化しても他の現場で活用できないものが多い．このような背景から，熟練者は自身が業務を行っている現場のみで自身の暗黙知を活用することで十分であるため，既往の研究でなされている熟練者が能動的に暗黙知を

登録する技術を適用しても，積極的に暗黙知を登録するメリットが無く，十分な量の暗黙知を引き出すことが出来ない．本研究では，このような背景の中でも，今後増加が予想されている非熟練者へ暗黙知を伝承するために，熟練者が属人的に保有している暗黙知を可能な限り多く引き出すことを目的としており，開示する側と開示される側の双方にメリットがある仕組みが必要である．そこで，本研究では Web ベースによるシステム等で熟練者が一方的にノウハウを登録するのではなく，双方でコミュニケーションを取りながら，熟練者が自らのノウハウを開示しやすく網羅的に抽出するためのインタビューベースの手法を提案する．

画像認識に関しては近年の深層学習の普及によって建設現場の作業者や重機などを対象とした識別の研究が多くなされているが，汎用的な対象物の識別が主であり，原子力発電プラントのような複雑で特殊な対象物の識別に適用している事例はない．また，原子力発電プラントの特殊構造物の場合，深層学習で学習時の教師となる画像が公開されておらず，学習画像の枚数が非常に少ないという課題がある．

既往の研究にある一般建設での画像認識の場合，重機，作業者，構造物などオープンになっている情報が殆どであり，学習のための教師画像は誰でも二次利用可能な状態で公開されている．しかしながら，原子力発電プラントでは，作業者は放射線からの被ばくを低減するための防護服を着ており，重機も特殊機器を操作するために開発された一品物であり，一般建設の環境とは大きく異なっている．また，セキュリティの観点から，このような画像は一般公開されることなく，プロジェクトを行っている関連企業でも取り扱うことが難しい状況である．また，現場で撮影した画像を現場外に持ち出す際にも制約があり（特定の機器や構造物が写っているものは持ち出せない），作業に関係のある箇所の代表的な画像を持ち出すこととなる．結果的に，使用できる画像の枚数は少なくなるが，それらの画像には撮影者のノウハウが反映されているものが多くなる．

従って，このような非常に少ない画像の枚数しか使えないという状況の中で，特殊な特徴を持つ画像を認識する必要があることから，学習する際の条件設定やベースとなるニューラルネットワークモデルの面で工夫が必要である．そこで，本研究では原子力発電プラントのオペレーティ

ングフロアにおける定検作業を対象として，特殊機器を高精度で識別するための手法を提案する．

アイトラッキングに関しては，様々な環境で建設現場に関する視線計測による研究がなされており，特に危険認識に関するものが多く報告されている[21)-27)]．また，被験者の能力や熟練度と視線計測結果の傾向を分析する手法[21)-23) 26)]，熟練者の注視点の挙動を解析して非熟練者と比較する研究などが多くなされているが[28)]，注視点と熟練者のノウハウとの関連性に関する研究はなされていない．

原子力発電プラントの場合，序論で述べたように定検工事の工期を短縮することは非常に重要である．そのために，現場に従事している作業者や監督者は様々なノウハウを活用して作業を遂行する．仮に作業ミスにより戻り作業が発生して工期が延びた場合，非常に多くの損失を発生させることから，一般的な建設と比較して熟練者のノウハウの活用が工期遵守に大きな影響を及ぼしている．従って，熟練者は常に周囲の状況を観察し，先手で効果的な判断を行い，問題が発生すれば即座に解決策を導き出して対応する必要がある．そのために，様々な箇所を注視して自身が持つノウハウによって最適な判断を行っている．従って，観察によって注視した内容と熟練者のノウハウとの関連性を明らかにすることが重要と言える．

そこで本研究ではプラント建設の中で最も重要な作業の一つである吊搬作業へアイトラッキングを適用し，視線計測結果とインタビュー手法を用いて分析・可視化し，熟練者と非熟練者の視線情報の傾向を明らかにするとともに，熟練者のノウハウを抽出する新たな手法を提案する．

VR に関しては，安全認識等への研究[33)-35)]や VR 自体の有効性の基礎検証[36)-38)]がなされている一方で，建設現場での作業訓練への適用事例[40)]は多く報告されていない．特に，大規模プラントの建設における特殊作業への適用事例はなされていない．また，前述した通り原子力発電プラントでの OJT 機会が少ないという背景においては，事前に作業内容を十分に習得しておく必要があるため，訓練時の理解度や定着率を向上するための仕組みが必要である．

特殊作業の訓練の場合，原子力発電プラント独自の特殊構造物に対する複雑な作業手順や使用する工具や治具の特殊性などから，一般的な作業の VR 体験では習得することが困難である．一

般建設であれば，他の現場で経験したことのある動きであれば新たな現場に従事しても同じような感覚で作業を行うことが出来るが，特殊作業の場合は全く知識や経験のない状態であり，現場に入っても自身の能力を生かすことが出来ない点が大きく異なる点である．従って，事前に訓練設備等で技能訓練することが求められるが，序論で述べたように訓練設備での教育にも多くの課題があるのが現状である．

従って，現場 OJT を通して熟練者からノウハウを伝承するのと同等の教育を，仮想的な環境で VR により実際に身体を動かして模擬体験して体得することが効果的であると考える．既往の研究ではこのような特殊作業に対して，よりリアルに近い動作での作業訓練が出来るものは報告されておらず，ノウハウを体得することが出来ない．そこで本研究では，原子力発電プラントの定検作業を対象とし，より理解度を向上できる方法として，自身の身体を現場での作業動作と同じように動かして，インタラクティブに学習できる VR 教育システムを提案する．

# 第 3 章　深層学習による画像認識とインタビューによる熟練者の暗黙知抽出手法

## 3.1　本章の概要

本章では，熟練者の頭の中に存在する暗黙知をインタビューベースの手法により効果的に抽出する手法と．熟練者が保有している過去の膨大な画像データを深層学習により自動的に抽出する手法を組み合わせた新たな暗黙知抽出手法を提案する．

## 3.2　提案手法

### 3.2.1　提案する暗黙知抽出手法の全体構成

本研究では，従来の熟練者が一方的に暗黙知をシステムに登録する手法ではなく，インタビューベースにより網羅的に熟練者の暗黙知を抽出する手法を提案する．まず，インタビュー法は，メリットとして，調査対象者の状況に合わせて柔軟に対応できる，対象者の表情や声の調子から状況を読み取れる，詳細確認のための追加質問ができる，などが挙げられる一方で，デメリットとして，大量の情報収集に時間が必要，調査者の力量に左右される，調査者の個人的バイアスがかかる，などが挙げられる．本研究では，熟練者が引退する前に可能な限り暗黙知を抽出したいという目的があるため，情報収集に時間を要するがより多くの情報を収集できるメリットを生かすためにインタビュー法を採用した．また，インタビューワ個人の力量や個人的バイアスに左右されるデメリットに関しては，インタビュー方法を標準化することで誰が実施しても網羅的に暗黙知を抽出できる手法を提案する．インタビュー法は大きく分けて，構造化インタビュー（SN: Structured Interview），半構造化インタビュー（SSI: Semi-Structured Interview），非構造化インタビュー（NSI: Non-Structured Interview）に分類される．インタビューの代表的な手法と特徴を**表 3.1** に示す．

表 3.1　インタビューの代表的な手法と特徴

| 手法 | 構造化インタビュー | 半構造化インタビュー | 非構造化インタビュー |
|---|---|---|---|
| 質問の形式 | 事前に質問項目を決めたアンケートを使用（質問の変更は不可） | 事前に質問事項を決めておき，回答によって異なる質問を行う | テーマのみを決めておき，自由に質問 |
| 分析方法 | 量的 | 量的・質的 | 質的 |
| 論理 | 演繹的 | 演繹的・帰納的 | 帰納的 |
| メリット | 多くの回答を得られ，回答者間の比較が可能 | 回答に応じて論点の拡大が可能 | 本音に近づける |
| デメリット | 想定した質問以外の回答を得ることが出来ない | 論点の拡大によっては時間を要する | 論点がズレて所望の回答が得られない可能性がある |

構造化インタビューは事前に質問事項を決めたアンケートを準備してその質問のみを実施することで，効率的に多くの回答を得られ回答者間の比較が可能であるが，想定した質問以外への逸脱が出来ないため議論を深掘りすることが出来ない．半構造化インタビューも同様に事前に質問事項を決めておくが，回答によっては論点を拡大して議論を深掘りすることが出来るため，より多くの詳細な情報を引き出すことが可能であるが，深掘りする程度によってはインタビューに多くの時間を要する．非構造化インタビューはテーマのみを決めておき自由に質問することから，回答者の本音を引き出すことが出来る一方で，議論の状況によっては論点が逸脱すると所望の回答が得られない可能性もある．本研究では，原子力発電プラントの作業を対象としており，作業要領が細かく決まっていることを考慮して，インタビューのテーマのみではなく事前に細かい質問事項を決めておく方が効率的にインタビューを実施できると考えた．また，より多くの暗黙知を抽出したいという本研究の目的から，時間を要するというデメリットはあるが，議論を深掘りして多くの情報を引き出すことが出来る半構造化インタビュー法を採用した．

半構造化インタビューにより多くの情報を引き出すことが出来ると考えられるが，網羅的により多くの属性の情報を引き出すためには事前に決めておく質問事項の工夫が必要である．ここで，熟練者は現場で直面した問題を解決するために暗黙知を活用して最適な手段を導き出すことが出来るが，このような現場の問題解決のための手法として IE（Industrial Engineering）という手法

がある．IE とは論理的な分析によって生産性を向上する手法であり，工程分析，作業測定，作業方法改善，レイアウト改善，作業時間分析など，科学的な手法に基づき細かく分析することで，ムリ・ムダ・ムラのない最適な方法を導き出すことができる．現場の直接的な業務改善を目的とし，建設現場における材料（Material），機械（Machine），人（Man）などにフォーカスして，各対象が直面している問題に対する具体的な解決策を導き出すことができる．

IE が材料，機械，人にフォーカスして無駄を省くためのアプローチに対して，価値の向上やコスト低減にアプローチする VE（Value Engineering）という手法がある．VE とは製品やサービスの「価値」を「機能」と「コスト」の関係で表現し（価値＝機能／コスト），システム化された手順によって「価値」の向上をはかる手法である．使用者優先、機能本位で考え，機能とコストの両面から「価値」の向上を図る．つまり，熟練者が問題に直面した際に，IE では無駄を省いて効率化するための手段を導き出すが, VE ではより高機能, 低コストに実現できる解決策を導き出す．ここで言う機能とは，業種，製品，サービスによって様々であるが，建設現場の場合は，例えば「安全や品質を保つ」「機器を正確に移動する」などが挙げられる．熟練者は暗黙知を活用して機能を向上させ，かつ，低コストで実現することで価値を最大限にする解決策を導き出すことができる．

一方で，VE は原価低減やコスト削減を主として活用されてきた歴史があり，コスト削減のための技法やテクニックが開発されてきた．しかし，本来は価値向上により大きな効果を発揮するものであり，投入するリソース（コスト）を変えずに価値向上することが求められる．そこで，より「機能」にフォーカスする考え方としてファンクショナルアプローチ（FA : Functional Approach）という手法が考案された．FA とは GE 社のローレンス・D・マイルズ[41]によって開発されたものであり，問題を解決する際に先入観や固定観念に捉われずに，モノやコトから離れてファンクションという概念に置き換えて思考する手法である．FA では，FAST（Function Analysis System Technique）と呼ばれる技法により，カタチをファンクションに分解し，目的と手段の関係を体系化した機能系統図で表すことが出来る．問題の要因を，「なぜ？」ではなく，「何のため？」に変

えることで，未来志向で真の目的を達成する手段を創造することが出来る．つまり，VE では機能とコストの両面で価値を考えるが，FA ではコスト削減に着目するのではなく，性能・効果・効用・役割など機能の向上を追及することが特徴である．

本研究では，IE における「効率」や VE における「コスト」に着目するのではなく，「機能」に着目した FA を採用した．効率やコストも問題解決に重要な要素ではあるが，建設現場の場合は工期短縮や原価低減よりも安全向上や高品質で作業を遂行することが求められる．様々な機能に着目することで，現場で熟練者が問題に直面した際に解決手段を導き出すプロセスにおいて，問題の本質を捉えて最適な手段を導き出すための暗黙知を抽出することが出来ると考える．前述した半構造化インタビュー法での質問事項に関しては，この FA に基づいた考え方をベースとして整理することで，様々な機能に対する仮説を立てて想定質問を作成することで，網羅的に回答を引き出すことが出来ると考えられる．

**図 3.1** に提案する暗黙知抽出手法の全体構成を示す．本研究で採用した FA と SSI の 2 つの手法を使用して熟練者に対してインタビューを実施する．熟練者から暗黙知を引き出す際には，データベースに予め登録しておいたドキュメント，過去の現場画像，動画などを参考に，FA の考え方に基づいて暗黙知を引き出せる可能性のある想定質問を全ての機能に対応して網羅的に作成しておく．次に，インタビュー時にそれらの質問に回答してもらい，回答に対して更に情報を引き出せる可能性がある場合に質問を深掘りし熟練者の過去の経験談などを引き出すことで，暗黙知を抽出する．インタビューの際には独自に開発したノウハウ整理支援システムを使用することで効率的にインタビューを進めていく（詳細な機能は後述）．また，事前に登録しておくドキュメント，画像，動画は，現場にある熟練者のパソコンやサーバに蓄積されている膨大な過去データから，必要なものを機器や作業などが識別できる状態で分類して登録することが望ましい．ここで，画像に関しては深層学習を用いて自動的に分類・抽出することで，効率的に登録できる仕組みを検討した．深層学習に関しては次節で詳細を述べる．

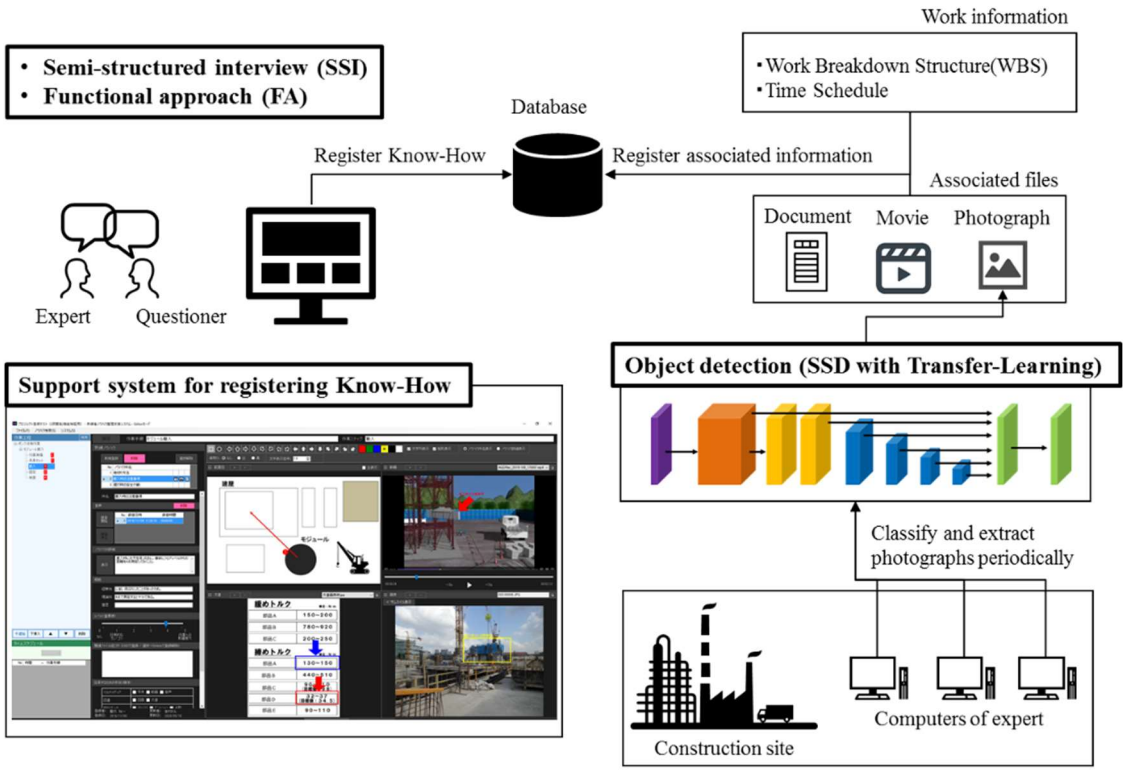



図 3.1　提案する暗黙知抽出手法の全体構成

図 3.2 は FA の機能系統図と SSI へ展開した例である．初めに，FA の考え方によって，ある作業を達成するための基本機能（Basic Function）を定義し，そこから，例えば，安全，品質，効率といったキーファンクション（Key Function）に分解する．更に，それぞれのキーファンクションに対して深掘りしていくことで，各機能を満足するための手段（熟練者が持っている暗黙知）が何であるかを考えて仮説を立てる．次に，それぞれの仮説を対象作業の該当の作業ステップに割り当てて，SSI を実施するための暗黙知抽出表を作成する．このように予め FA の考え方で想定質問を構造化した状態で SSI を実行することで，効率よく，更に，網羅的に漏れが無く暗黙知を抽出することが出来る．SSI では仮説に対する回答を簡潔に引き出すことが出来るが，回答の結果で更に深掘りしていき，より深層にあるノウハウを引き出していくことが出来る．

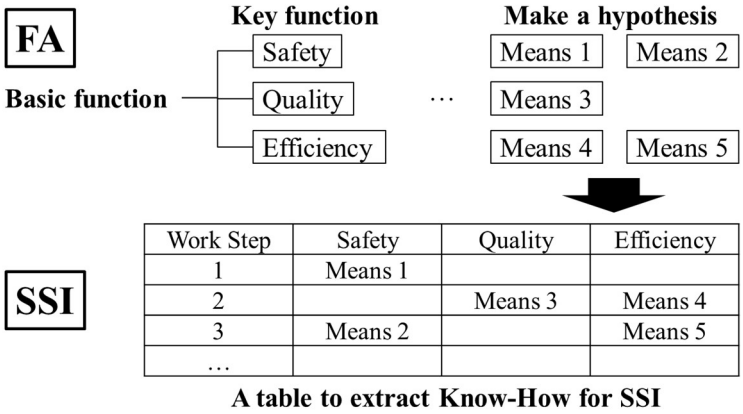



図 3.2　ファンクショナルアプローチ法と半構造化インタビュー法の活用例

SSI を行う際には FA で作成した暗黙知抽出表だけでなく，過去の様々な情報を参照しながら行い，さらに引き出した暗黙知はその場で登録できる仕組みが効果的である．そこで，SSI 実施時に使用する暗黙知登録支援システムを開発した（図 3.3）.

インタビュー実施前にデータベースへ過去の関連ファイル（ドキュメント，画像，動画，図面など）や作業情報（作業ステップ，タイムスケジュールなど）を関連付けて登録しておき，質問者と熟練者が簡単に所望の情報を参照できるようにしておく. 対象のプロジェクトを開くと WBS（Work Breakdown Structure）パネルに作業ステップが表示され，任意の作業ステップを選択すると，事前に登録しておいた関連ファイルが表示される．これらのコンテンツを質問者と熟練者が閲覧しながら SSI を実施し，暗黙知が抽出できた段階で該当の作業ステップに関連付けて登録していく．暗黙知は，件名，詳細，重要度，FA におけるファンクション，経験知，理論知など必要事項を登録する. 更に, 関連ファイルには, その暗黙知と連動する形で各種アイコンを登録する. 例えば，マップ上には暗黙知が存在する場所，画像や動画上には，ノウハウが存在する範囲やポイントを様々な形状のアイコンで登録する．このように，暗黙知を過去のデータと紐づけてデジタルデータとしてデータベースに記録しておくことで，誰でも理解しやすく再利用可能な形で暗黙知を可視化することが出来る.

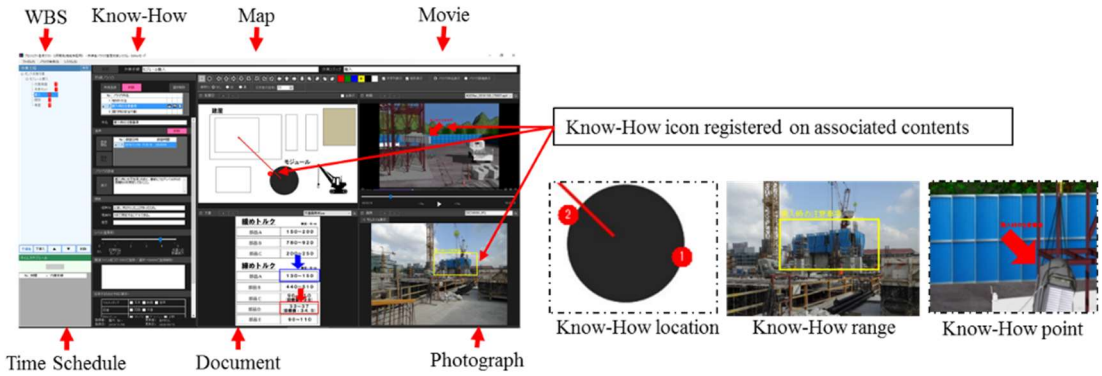



図 3.3　開発した暗黙知登録支援システム

ここで，データベースに事前登録する画像ファイルに関してのみ，深層学習で事前に作業ステップ毎に分類した写真を登録することが効果的である．深層学習に関する検討内容は次節で述べる．

### 3.2.2　深層学習を用いた画像の物体検出技術の適用

本研究では，物体検出法の一つである SSD（Single Shot Multi-box Detector）と呼ばれる方式を採用した．さらに，転移学習（Transfer Learning）を使用することで認識精度の向上を検討した．

採用した SSD と転移学習の概要を図 3.4 に示す．ベースネットワークの CNN（Convolutional Neural Network）モデルは VGG-16[42]を使用した．ベースネットワークの後段にある Extra Feature Layer は画像を段階的に様々なスケール，アスペクト比のボックスで分割して特徴量を抽出することで，比較的低解像度の画像でも認識精度を上げることが出来る．また，学習と物体検出を入力から出力まで全て深層学習により処理できることから，高速で処理できるのが特徴である．

まず初めに，分類したい対象物が写っている多くの画像を元に，どこに（画像上のどの座標に），何が（どのラベルが）あるのかを定義した教師データとして Annotation data を多数作成する．学習する際は，全ての教師データをトレーニング用と評価用に一定の比率で分けて入力し繰り返し学習を実行する．この際，転移学習を行うために，ベースの VGG-16 では予め一般的な 20 種類の

対象物（動物，乗り物，家具など）で学習済みの重みデータ（Pascal VOC[43]と呼ばれる画像認識競技会のための公開されているデータセット）を初期値として学習を行う．正常に学習が進行していくと，学習曲線（Learning Curve）の損失値（Loss）が徐々に下がっていき最小となった際が最適な学習状態として，その際の重みデータを選択する．転移学習により学習済みの重みファイルを使うと，既に様々な特徴量を学習した状態で再学習が実行できるため，何もない状態で学習するよりも早く学習が進み，更に認識精度を向上することが期待出来る．

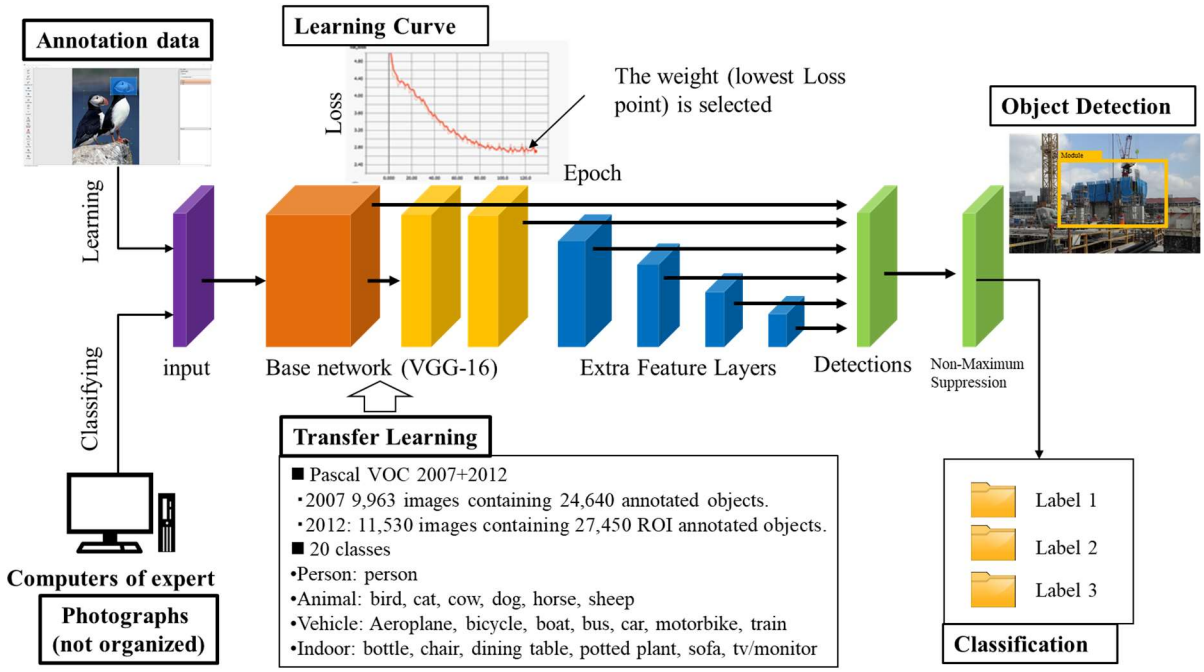



図 3.4　物体検出技術「SSD」と転移学習の概要

最適な重みデータを取得出来たらば，未分類の画像を処理することで物体が検知された画像が出力される．未分類の膨大な量の画像が入っている熟練者のパソコン内の画像に対して処理を実行することで，物体検出によって各ラベルで定義された内容が含まれる画像が自動で分類出来る．分類された画像は各フォルダに抽出し，暗黙知登録支援システムのデータベースへ登録する．さらに，分類・抽出処理プログラムは，ネットワークで各現場と接続され，定期的にバックグラウンドで実行することで，組織内の全てのコンピュータから最新の分類済み画像を自動的に得るこ

とが出来る．これにより，従来は人が目で見て膨大な過去の画像を分類していた作業を自動化できるため，大幅に作業時間を短縮することが出来る．

## 3.3　熟練者の暗黙知と属人的に保有している画像の抽出に関する実験

### 3.3.1　実験方法

(1)　インタビュー実験

本研究で提案した暗黙知登録支援システム，FA，SSI の手法を組合せて使用した暗黙知抽出手法による効果を評価した．インタビューは原子力プラントの定検作業を対象とし，定検作業の中でも重要な特殊作業 3 件（Work A, B, C）を選定し，それぞれの熟練者からインタビューを行った．Work A では，システム，FA，SSI 手法を使用せずに何も準備しない状態でインタビューを実施した．Work B ではシステムのみを使用し，Work C ではシステム，FA，SSI 手法全てを使用し実施した．

図 3.5 に Work C を対象とした SSI 実施時の状況を示す．1 つのモニターには，FA で仮説を立てて SSI 用に準備した暗黙知抽出表を作業ステップ毎に表示する．もう一つのモニターには暗黙知登録支援システムを表示する．質問者が熟練者に質問を行い，状況に応じてシステム操作者が過去の関連データの表示や暗黙知の登録を行うことで円滑にインタビューを進めることが出来る．実験の評価指標は 2 つ定義した．1 つ目は，時間的効率を表す指標として，「暗黙知 1 件当たりの抽出時間」と定義した．2 つ目は，網羅性を表す指標として，「作業ステップ 1 つ当たりの抽出暗黙知数」と定義した．

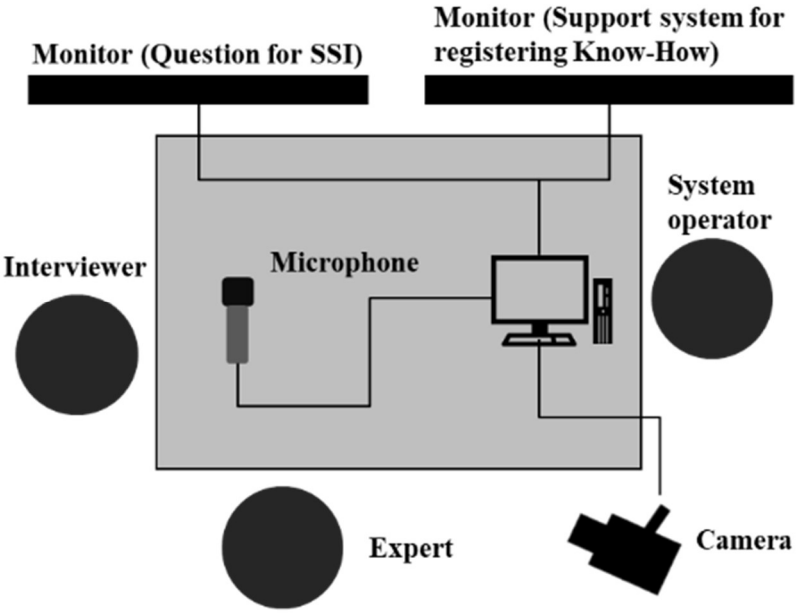



図 3.5　SSI 実施時の実験状況

(2)　画像抽出実験

SSD と転移学習を原子力発電プラントの特殊構造物に適用した際の認識率を評価し，また，従来の人手による分類作業と比較してどれだけ効率よく分類することが出来たかを評価した.

自動分類では，原子力発電プラントのオペレーティングフロアに存在する特殊機器 7 つを分類ラベルとして選定した（圧力容器上蓋，格納容器上蓋，格納容器用吊具，圧力容器用吊具，特殊ボルト，特殊吊具，炉内保温材）. 過去の既知画像から，これらのラベルが写っている画像を選定して教師データを作成し，学習用と評価用にランダムに配分した．対象とした各ラベル画像の総枚数，学習用，評価用の枚数を**表 3.2** に示す．一般的に，総枚数の 80%程度を学習用，残りの 20%を評価用として学習することが適切とされている [44]．学習時のハイパーパラメータは，エポック数（繰り返し学習する回数）を 300，バッチサイズ（データをいくつかのサブセットに分ける個数）を 16 とし，学習曲線の損失値が最小になった場合に早期終了してその際の重みデータを取得した.

**表 3.2**　各ラベル画像の総枚数，学習用，評価用

| ラベルNo. | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 |
|---|---|---|---|---|---|---|---|
| ラベル名 | 格納容器上蓋 | 格納容器用吊具 | 炉内保温材 | 特殊ボルト | 圧力容器上蓋 | 圧力容器用吊具 | 特殊吊具 |
| 総枚数 | 123 | 121 | 111 | 120 | 123 | 133 | 151 |
| 学習用 | 98 | 96 | 86 | 95 | 98 | 108 | 126 |
| 評価用 | 25 | 25 | 25 | 25 | 25 | 25 | 25 |

また，学習用画像が少ないため，水増しのための Data Augmentation 層を入力層の直後に入れてオリジナル画像にランダムな変化を与えた．Data Augmentation とはデータを水増しする技術であり，既存のデータセットに対して様々な処理を施してデータ量を数倍~数十倍にまで拡張する方法である．例えば 1 枚の画像に対して，反転，輝度変更，回転，平行移動，合成などを行うことで，全く異なるデータを多数作成することが可能である．これにより，原子力発電プラントのような教師画像として一般的に公開されていない特殊構造物に対しても学習用画像を大量に準備することが出来る．本研究では，入力画像全てに対して，ランダムで明暗変更，輝度変更，彩度変更，左右反転，上下反転の処理を行い学習が収束するまで繰り返した．

また，転移学習では，再学習する層と凍結層（再学習せずに重みデータを更新しない層）を任意に変更して学習した結果を比較した．**図 3.6** に VGG16 において，凍結層と再学習の層を変更した際の条件を示す．入力層（Input Layer）と Image Augmentation 層の後にある，複数の畳み込み層（Convolutional Layer）とプーリング層（Pooling Layer）のセットを一つの単位とし，再学習する（Re-Training）セットと，凍結する（Freeze）セットの組み合わせを変更して 7 つの実験条件を設定した．実験条件 1 は転移学習を行わずに学習したものであり，実験条件 2~7 が転移学習を行ったものである．実験条件 2 では最終のセットのみ再学習を行い，前段のセット群では再学習を行わなかった．同様に，実験条件 3 から実験条件 7 まで再学習するセットを後段のセットから増やしていき，最終的に実験条件 7 では全てのセットで再学習を行った．

認識精度は，2 値分類機械学習モデルの性能を測る指標として一般的に使用される混同行列を用いた．混合行列とは 2 値分類問題で出力されたクラス分類の結果をまとめたマトリックスこと

である（**表 3.3**）．判別したいものを正しく判別できたものを「真陽性（True Positive）」，判別対象外のものを正しく判別できなかったものを「真陰性（True Negative）」，判別対象外のものを誤って判別してしまったものを「偽陽性（False Positive）」，判別したいものを誤って判別できなかったものを「偽陰性（False Negative）と呼ぶ.

**表 3.3**　混合行列

| | | 真の結果 | |
|---|---|---|---|
| | | 正 | 負 |
| 予測結果 | 正 | TP (True Positive) | FP (False Positive) |
| | 負 | FN (False Negative) | TN (True Negative) |

混合行列から適合率（Precision）と再現率（Recall）を求めた．適合率とは，正と予測したデータのうち実際に正であるものの割合であり，再現率とは，実際に正であるもののうち正であると予測されたものの割合である．適合率と再現率は，それぞれ**式**(3.1)(3.2)によって求められる．

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN} \tag{3.1}$$

$$Precision = \frac{TP}{TP+FP} \tag{3.2}$$

ここで，適合率と再現率は一般的にはトレードオフの関係にあるため，2 つの指標をまとめた調和平均である F 値（F measure）で評価した．F 値は**式**(3.3)によって求められる．

$$\text{F measure} = \frac{2Recall \times Precision}{Recall+Precsio} \tag{3.3}$$

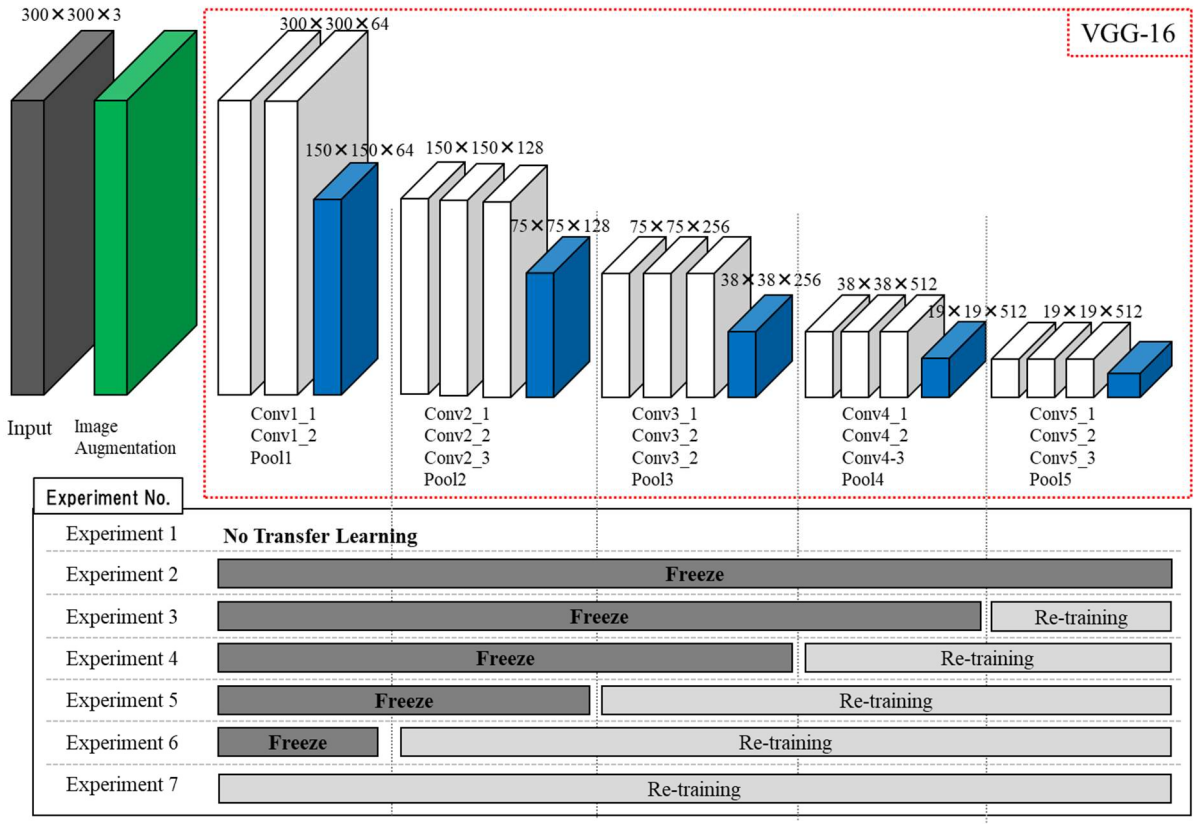



図 3.6　凍結層を変化させた場合の実験条件

### 3.3.2　実験結果

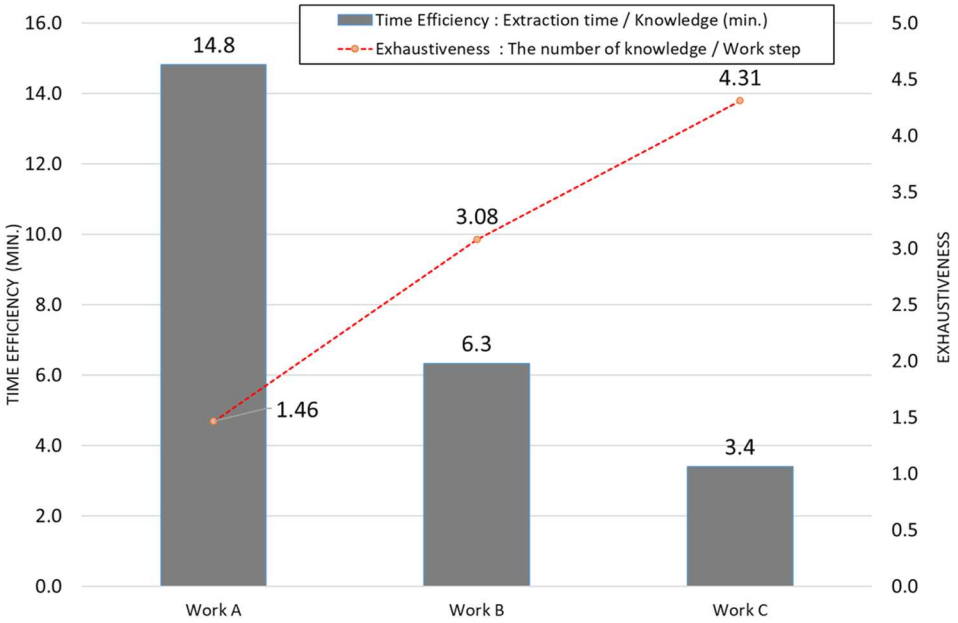
(1)　インタビューによる熟練者の暗黙知抽出実験結果

インタビュー法による熟練者の暗黙知抽出実験結果を図 3.7 に示す．まず，各 Work によって作業規模の違いによって作業ステップが異なり，Work A では 220 ステップ，Work B では 77 ステップ，Work C では 110 ステップである．各 Work で一つの作業ステップの作業量はほぼ同等である．トータルのインタビュー時間はこの作業ステップ数にも左右されるが，Work A では 4,770 分，Work B では 1,500 分，Work C では 1,610 分であった．この時，Work C でのインタビュー時間には，FA と SSI を活用するための準備時間も含めた時間で算出している．また，抽出された暗黙知の個数は，Work A では 322 個，Work B では 237 個，Work C では 474 個であった．評価指標の一つである「暗黙知 1 件当たりの抽出時間」はインタビュー時間を抽出した暗黙知の数で除算したものである．また，「作業ステップ 1 つ当たりの抽出暗黙知数」は暗黙知抽出数を作業ステップで

除算したものである．

実験結果から，システムもインタビュー法も使用しない Work A に対して，Work B でシステムを活用することで，暗黙知 1 件当たりの抽出時間が 14.8 分（4,770 分で 322 個のノウハウ）から 6.3 分（1,500 分で 237 個のノウハウ）に短縮し，57.4%の時間効率向上結果を得た．さらに，Work B から Work C で FA と SSI を適用することで, 作業ステップ 1 つ当たりの抽出暗黙知数が 3.08 個（77 の作業ステップに対して 237 個の暗黙知）から 4.31 個（110 の作業ステップに対して 474 個の暗黙知）へ増加し，網羅性を表す指標が 2.1 倍の向上結果を得た．

これらの結果から，本研究で開発した暗黙知登録支援システムや，FA 法，SSI 法といった手法を組合せて使用することで，暗黙知を抽出する際の時間効率や網羅性が向上し，効果的に暗黙知を抽出することが確認できた．




| | | Work A | Work B | Work C |
|---|---|---|---|---|
| Experimental Condition | The number of work step [A] | 220 | 77 | 110 |
| | Support System | False | True | True |
| | FA & SSI | False | False | True |
| Result | Interview time (min.) [B] | 4,770 | 1,500 | 1,610 |
| | The number of knowledge [C] | 322 | 237 | 474 |
| Evaluation | Time efficiency (min.) [B]/[C] | 14.8 | 6.3 | 3.4 |
| | Exhaustiveness [C]/[A] | 1.46 | 3.08 | 4.31 |

図 3.7　インタビュー法による熟練者の暗黙知抽出実験結果

(2)　熟練者が属人的に保有している画像の抽出実験結果

凍結層の数を変更した場合の F 値を**図 3.8** に示す. 転移学習を使用しない場合では(実験 No.1) F 値は 66.9 であったのに対して，転移学習を使用した場合では（実験 No.2～7）全体的に F 値が向上する結果となった．また，凍結層の数は比較的少ない場合に F 値が高い傾向となり，凍結数が 3 個の場合に最大の F 値である 90 という結果を得た.

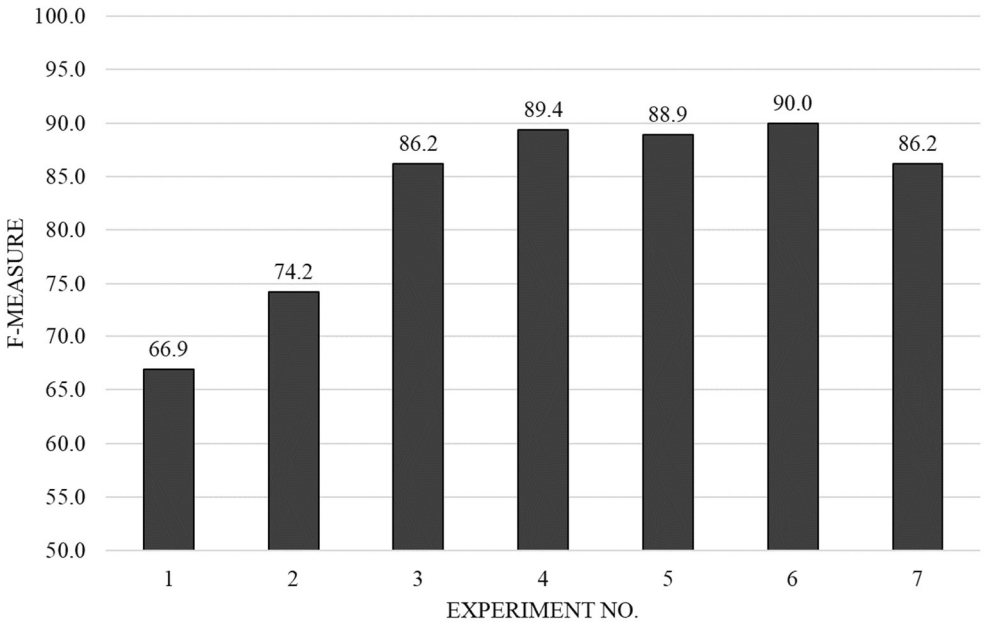



**図 3.8**　凍結層の数を変更した際の F 値

これらの結果から, 以降の実験では F 値が最も高かった実験 No.4 の条件を用いることとした. データセットを 5 つのグループに分けて（学習用画像 80%と評価表画像 20%をそれぞれ変更したグループ)，交差検定（Cross Validation）を実施し，転移学習の有無による F 値を比較した．各ラベルでの F 値の転移学習の有無の比較を**図 3.9**，各データセットグループでの転移学習の有無の比較を**図 3.10** に示す.

ラベル毎に F 値の大小はあるが，転移学習によって全ラベルの F 値が向上する結果を得た（ラベル 3 で最大 29.2%)．また，各データセットによっても F 値に違いがあるが，全てのデータセッ

トで転移学習により F 値が向上する結果が得られた（データセット 1 で最大 23.1%）．全てのデータセットグループで平均すると，転移学習が無い場合は F 値 71.9%で，転移学習がある場合は F 値が 89.0%となり，17.1%の改善結果を得た．

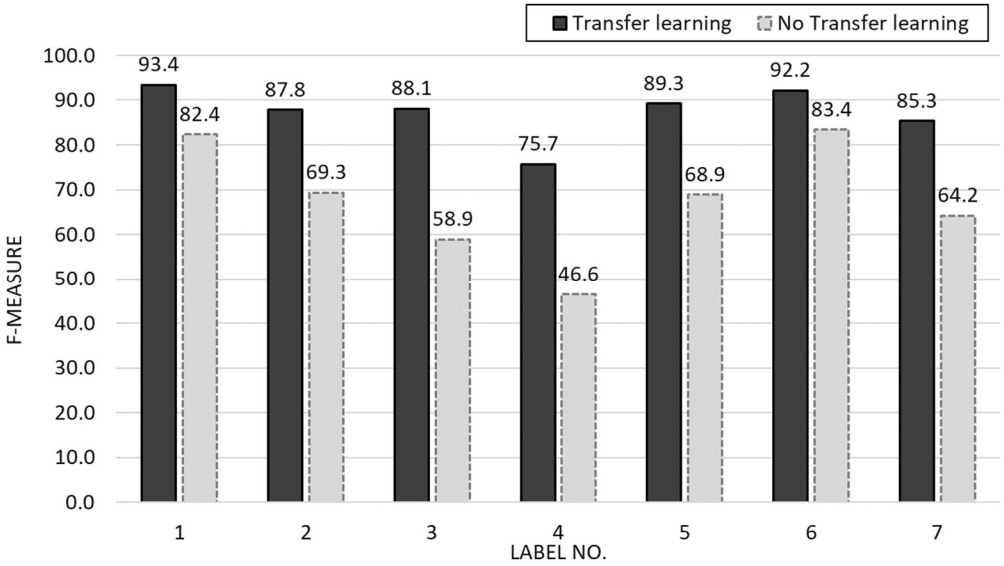



図 3.9　各ラベルでの F 値の転移学習の有無の比較

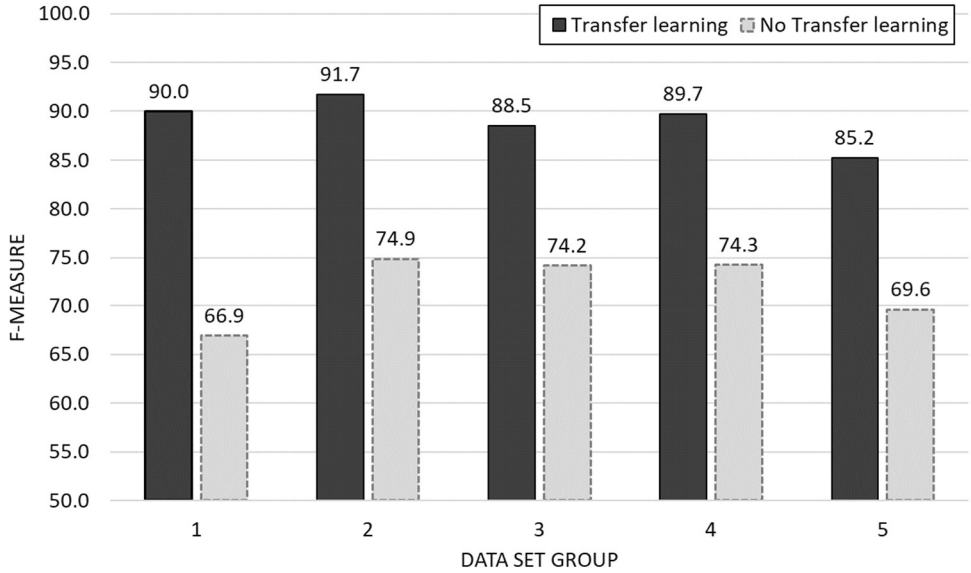



図 3.10　各データセットグループでの転移学習の有無の比較

(3)　画像抽出時間の検証

従来の人間が手作業で過去の膨大な画像の中から探し出して分類する手法と，SSD を利用して自動分類（F 値：89%と想定）した場合での作業時間を検証した（**表 3.4**）．実験では，実際の原子力プラントの現場監督者から提供頂いた 17,604 枚の画像を対象として実験を行った．従来の人手での手法は膨大な時間を要することから試算で算出することとした．SSD の実行に関しては実測結果とした．

人手で実施した場合，探索，分類，抽出作業で合計 518 時間となり，非常に多くの時間を要することが分かった．一方で，深層学習を使用した場合，教師データ作成時に多少の時間を要するが，学習，分類，抽出は全自動で実行できるため（誤認識した場合の人手での再分類も含む），合計 21.2 時間で実行できることとなり大きな効率向上結果が得られた．

**表 3.4**　画像抽出作業における人手作業と深層学習の比較

| 作業フロー | | 写真数 | 作業時間/実行時間 (hrs.) | | 備考 |
|---|---|---|---|---|---|
| 項目 | 詳細 | 枚 | 人手 | DL | |
| 教師データ作成 | 学習用画像の準備 | 882 | – | 14.7 (実測) | 教師データ作成時間：1枚1分 |
| 学習 | SSDでの学習実行 | 882 | – | 1.1 (実測) | 認識精度：89% |
| 探索 | 各ラベルが写っているファイルを探す | 17604 | 146.7 (試算) | – | 人手：1枚0.5分として試算 |
| 分類 | ラベル毎に分類する | 17604 | 293.4 (試算) | 5.3 (実測) | 人手：1枚1分として試算<br>DL：分類された写真9324枚 |
| 抽出 | ラベル毎に抽出してコピーする | 9324 | 77.7 (試算) | 0.1 (実測) | 人手：1枚0.5分として試算<br>DL：フォルダに自動振り分け |
| 合計 | | | 517.8 | 21.2 | 約96%の作業工数低減 |

しかしながら，DL で認識した結果が正解であったかどうかは最終的に人間が判断する必要があるため，DL で自動的に分類・抽出した画像には，誤認識したものや，識別できずに未分類の画

像が存在してしまう可能性がある．そこで，本研究では，分類した画像の保存場所を同時に出力し，どのラベルの画像が，どのフォルダに存在するのかを把握できるプログラムを開発した．これにより，特定のラベルの画像が熟練者のパソコンの中のどこに集中して保存されているかが可視化できる．保存されている場所が特定できれば，そのフォルダ付近に探したいラベルが写っている画像に関連する工事画像が比較的多く存在することが分かる．従来は，過去の膨大な量のフォルダに保存されている全ての画像を開いて目視確認していたことで，画像探索に非常に多くの時間を費やしていたが，本手法によって大まかな画像の保存場所を把握することが出来るため，画像の探索時間を大幅に短縮することが出来る．

## 3.4　まとめ

インタビューをベースとして熟練者から暗黙知を抽出するために，暗黙知登録支援システム，ファンクショナルアプローチ法，半構造化インタビュー法を活用することで，ノウハウ 1 件に対する抽出時間効率を 57.4%，作業ステップに対する抽出ノウハウの網羅性を 2.1 倍向上できることが確認できた．これは，システムやインタビュー手法を使うことで，全ての情報が体系的に整理された状態でインタビューを進めることができたためであると考える．

従来手法では, 過去のデータを探す時間, ファイルを切り替える時間, 画面を切り替える時間, 質問事項を考える時間，熟練者からの回答に対して深掘りする時間などに手間をとり，効率的に進めることが出来ていなかった．その結果，1 回のインタビュー時間が長くなり多くの日数を要した．しかし，Work B では，熟練者がシステム上で整理された情報を即座に閲覧することでストレスを感じることなく回答できたことから暗黙知をスムーズに引き出せた．更に，Work C では事前に FA で仮説を立て SSI 用の事前準備を行うことにより質問者側の思考も整理されたことで，想定質問（仮説）に対する所望の結果を的確に得ることができた．

更に，システムに格納する過去の膨大な画像に関しては，SSD と転移学習を使用することで，熟練者が属人的に保有している過去の膨大な画像を自動で分類・抽出することが出来た．また，

転移学習を組込むことによって学習用画像が 882 枚という少ない数にもかかわらず，転移学習を使用しない場合よりも F 値が 17.1%改善し, 89%という高精度で分類することが出来た. ただし，一般的には VGG-16 の殆どの層を凍結層として最終層だけを再学習すると高精度になるという結果が多く報告されているが，本研究では凍結層を少なくすることで（初期層から 3 個まで），より高精度の結果が得られた．これは，原子力プラントの特殊機器（特殊な特徴量を持つ物体）を分類するうえで，既知の学習済み重みファイル（人，動物，乗り物などの一般的な特徴量を持つ物体）との特徴量が大幅に異なっていることが要因として考えられる.

また，過去の膨大な画像を分類する作業は非常に多くの時間を要する．従来は熟練者が目で見て整理することを行う必要があるが，日常業務の合間にこれらの作業をすることは困難であり，過去何十年も蓄積された画像を分類することは非現実的であった．本研究では，SSD によって自動化することで大幅に作業時間を軽減することが出来た．これらの処理を全ての建設現場のパソコンに対してネットワークを通して定期的に実行することで，常に最新の分類済み画像を社内の中央データベースで集中管理することが出来るため，インタビューを効果的に実施することが出来る.

現在，本手法は原子力プラントの特殊工事に水平展開しており，段階的に熟練者の暗黙知を蓄積している．更に，ノウハウ整理支援システムに蓄積した暗黙知は，非熟練作業者へ伝承するためのコンテンツとして，ノウハウをテロップ等で表示した教育用動画を作成して現場で運用中である．教育用動画を活用する場面として，定検が始まる前の事前検討会や日々の作業が始まる前の TBM（Tool Box Meeting）がある．事前検討会では，設計会社，施工会社，二次業者など関係するステークホルダが集まって工事の概要を説明し意識を合わせるための会議である．従来は作業要領書の読み合わせ等が主であったが，膨大な量の作業ステップや注意事項が記載されているため，非熟練作業者は作業要領をすべて理解することは難しい．そこで，暗黙知が含まれる教育用動画を一通り閲覧することで，作業が始まる前に現場のイメージを掴み，注意事項を把握することが出来る．また，日々の TBM は，その日の作業指示書を基に，作業開始前の 15 分ほどで作業

内容や注意事項を監督と作業者がホワイトボード等へ記載して読み合わせを行うものである．従来は，ホワイトボードや作業指示書に記載の文字を確認するだけであり，現場に入ったことが無い非熟練作業者には理解が難しいこともあった．そこで，TBM の際にその日に行われる作業に関する教育用動画のダイジェストを全員が閲覧することで，注意事項等を直感的に理解することが出来る．

現在，国内の原子力発電プラントの定期検査に向けて現場で試運用中であるが，熟練者からは「OJT で教えることを事前に動画でノウハウを伝えることができる」，「TBM での作業の説明がしやすくなった」等のポジティブな意見が多かった．また，非熟練作業者からは，「原子力発電所には入ったことが無いので動画で現場のイメージがついた」，「現場での OJT だと効率が悪いため，事前にチェックポイントを理解できるので動きやすい」といった意見であり，本手法によるノウハウ伝承が効果的であることが確認できた．しかしながら，教育動画を見ることで実際にどれだけノウハウを伝承できたのかを把握するためには，現場での作業の正確度，作業時間，戻り作業の低減，などを観察し，熟練者と非熟練者での違いを定量的に測定する必要がある．今後の定検再開に向けて，ノウハウ伝承率の測定方法の検証が望まれる．

# 第 4 章　視線計測技術による熟練者ノウハウ抽出手法

## 4.1　本章の概要

本章では，熟練者の身体的情報の一つとして，熟練者がノウハウを働かせる際の行動の初期動作である視線情報をアイトラッキング技術により計測した．さらに計測結果をもとに被験者へインタビューを行うことで，熟練者と非熟練者の視線の特徴や傾向を分析し，作業中に注視した対象物とその視線の意味を可視化する．さらに，可視化した結果を基に，熟練者のノウハウ伴う視線を抽出するための新たな手法を提案する．

## 4.2　提案手法

### 4.2.1　3 次元眼球運動の計測法

眼球運動から得られる情報として，視線方向，眼振，サッケード，睡眠時の眼球運動，回旋運動，輻輳などがある [45]．これらの眼球運動の計測する手法は大きく分けて接触型と非接触型に大別することが出来る [46]．

接触型は目の周りに皮膚電極を取り付けることで角膜と網膜の電位差を検出するための眼球電位法，端に小さな鏡を取り付けたコンタクトレンズを角膜に装着し，鏡による光線の反射光を画像解析や光電変化で取り出すオプティカル・レバー法，コイルを取り付けたコンタクトレンズを装着し被験者を一様な交流磁場の内に置くことで眼球の回転に比例した誘導電流を取り出すことが出来るサーチコイル法などがある．しかし，これらは眼球，またはその周辺に検査装置を取り付けることから高い計測精度を得ることが出来る一方で，人体に大きな負荷がかかることもあり体を大きく動かす現場作業への適用は難しいという欠点がある．

一方，非接触型は光学的な手法により人体へ装置を取り付けることが無く負荷がかからない．近年では光学的装置の小型化・高性能化により，非接触型の計測方法が多く提案されている．代

表的な手法として，強膜反射法，角膜反射法がある．強膜反射法は角膜と強膜の反射率が異なることを利用した手法であり，角膜と強膜の境界部分に微弱赤外光を照射して，その反射光をセンサでとらえる技術である．ただし，水平方向の計測は精度が高いが上下方向の計測には適していないというデメリットがある．角膜反射法は角膜上に光の反射点を生じさせ，その画像をカメラで撮影し，撮影された眼球の画像から角膜上の光の反射点と瞳孔を識別する．光の反射点やその他の幾何学的特徴を基に眼球の方向を計算し，最終的に空間中にある目の位置（焦点位置）の 3 次元座標を算出することができる．ただし，非接触法は事前に正確なキャリブレーションが必要なことと計測機器のコストが高いという問題もある．

本研究では作業中の人体への負担の軽減を考慮し，非接触型の角膜反射法による計測手法を採用した. 角膜反射法の計測原理を簡単に説明する [45]. 正視眼の眼球は半径およそ 13mm の球形で，角膜も曲率半径が 7.4～7.5mm の球の一部であるとみなすことができる．眼球に平行光を入射すると角膜は凸鏡面として働き，曲率半径の 1/2 の位置に入射光の虚像を作る．眼球が回転すると角膜の曲率中心も移動する．この時，角膜反射像も移動するが，その時の移動距離は眼球の正面から見た場合，眼球中心と角膜曲率中心の距離は約 6mm であることから，眼球回転角度 1°につき約 0.1mm となる（6mm×sin 1°）．実際には，使用直前にキャリブレーションを行い，眼球の半径，角膜曲率半径，眼球中心と角膜曲率中心との距離等を校正係数として求めることで眼球位置を算出できる．

ここで，アイトラッキングの基本的な考え方として，人が外界の詳細な情報を得るためには視線を移動させて網膜の中心で対象を捉えなければならないが，このような状態を「注視」という．人の眼球運動は大別すると，視点が一定時間（通常 0.1～0.5 秒）一定の範囲にとどまっている「注視」と，次の注視まで視点が高速で移動する「サッケード」の 2 つの要素で成り立っている．視覚情報というものは「注視」時にのみ取得されるため，注視は「注意」の重要な指標となっている [47]．本研究では既往の研究知見を元に，眼球運動速度が 11deg/s 以下の状態が 165ms 以上続いたときを「注視」とみなした [48].

### 4.2.2　アイトラッキングの計測対象作業の選定

対象とする作業はプラント施工現場では最も重要で頻繁に実施する作業の 1 つである「吊搬作業」を選定した．吊搬作業とは吊具を用いてクレーンフックに吊荷を掛けて吊り上げ，最適な経路で移動させて正確な場所へ吊り降ろし，所定の位置に高精度に据え付ける動作である．大きいものでは数十m，数百 t もの吊荷を周囲の安全や吊荷の品質を確保しつつ効率よく据え付けるためには，長年の経験と知識が必要である．原子力プラントの特殊作業の場合，同じ現場で同じ作業を 10 回以上経験しなければ熟練者としての技能やノウハウを身につけるのが困難であることが知られているほど高難度であり非常に重要な作業である．

本研究では，吊搬作業での熟練者と非熟練者の視線情報を計測・比較し，その情報からノウハウに関連する視線情報の抽出手法を検討することとした．

### 4.2.3　アイトラッキングの可視化手法

視線計測データを可視化する方法として，以下の 3 つが代表的である．タービン据付け時の 2 次元画像を対象として可視化した例を**図 4.1** に示す．

(a) ヒートマップ

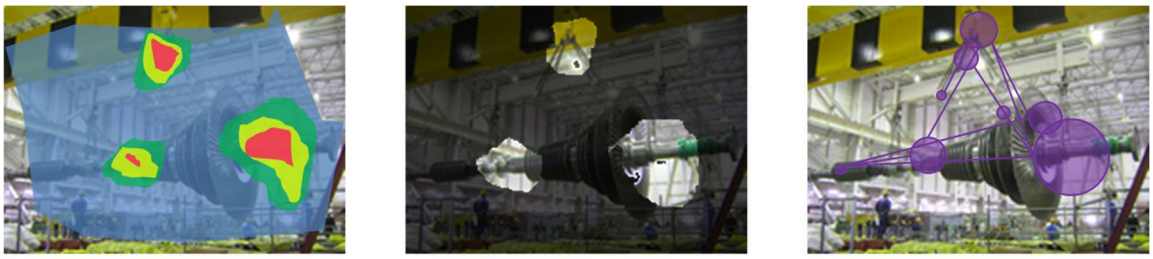
温度がない天気図と似ているが，気温の代わりに注視点がプロットされている．注視点が集中すればするほど，色を濃くしたり，目立つ色に変化させるなどで表現する．

(b) フォーカスマップ

注視点が多いほど，ヒートマップでは被験者の見ている部分がわかりにくくなる．フォーカスマップは注視点が多い場所を明るくし，逆に注視点が少ない場所を暗くする表現方法である．

(c) 視線の軌道のプロット

視線の動きの道筋を時系列でプロットすることで，被験者がどのコンテンツにどれだけ興味を持っているか，また，どの順番で注視しているかを知ることができる．注視点を示す場所を円で表し，注視の滞在時間が長くなるほど大きくする表現が一般的である．



(a)ヒートマップ　(b)フォーカスマップ　(c)視線の軌道プロット

**図 4.1**　2 次元画像を対象とした視線計測データの可視化例

これらの可視化手法では被験者の関心領域として AOI（Area of Interest）と呼ばれる注視場所または注視点を事前に複数個定義して，視線の移動に関する指標（移動距離，移動速度）や視線の滞在に関する指標（滞在時間，滞在回数）の評価に使用される．しかしながら，本研究では被験者自身がウェアラブル型計測装置を装着して移動しながら計測することから，例示したような 1 枚の 2 次元画像上で可視化することはできない．

### 4.2.4　視線計測とインタビューによる可視化方法の提案

そこで，カメラで撮影された視線の変化動画を観察し，Frame by Frame 分析法 [49]を用いて 1 frame ごとに事前に定義した AOI を注視しているかどうかを確認し，注視していた場合にはその滞在時間を計測した．計測した結果は**図 4.2** に示すように横軸に時間，縦軸に AOI として，滞在時間の長さで円の大きさを変化させてプロットする可視化手法を採用した．

この例の場合，作業を開始して，対象 1，対象 3，対象 4，対象 5 の順番に視線を向ける対象が変化し，対象 4 は滞在時間が長かったため円を大きくして表現している．本手法により，被験者が一連の作業工程を通してどこをどれだけ見ていたのかを時系列で可視化することができる．

さらに，本研究では**図 4.3** に示す分析方法により新たな可視化方法を提案する．初めに，同様に Frame by Frame 分析法を用いて視線計測動画の注視点 frame を観察するが，同時に被験者へインタビューを行い特定の AOI を注視している frame で，「何を見ていたのか」，「なぜ見ていたのか（根拠）」，「意識/無意識のどちらか」，「品質/安全を考慮したものか」，といった意見を抽出した．

なお，すべての frame でインタビューを行うことは時間的に難しいため，インタビューワが各 frame を見ながら「注視」状態が連続的に継続している frame 群を選定して質問を行った．

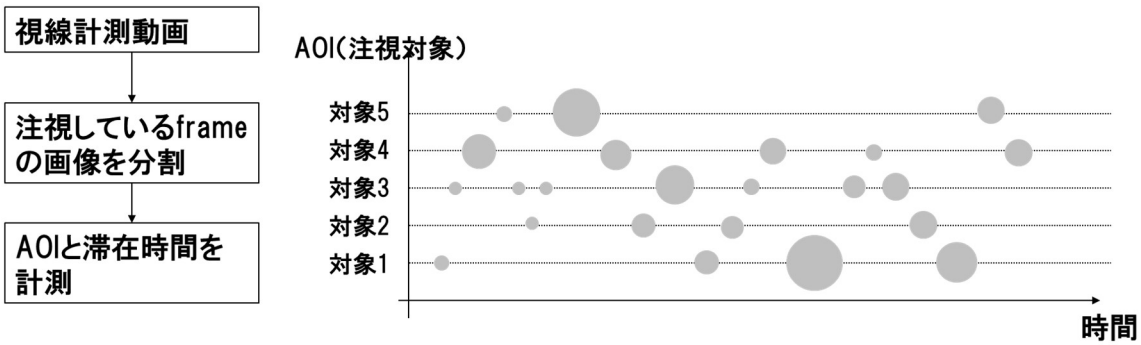



図 4.2　一連の作業工程での視線の滞在時間の可視化方法

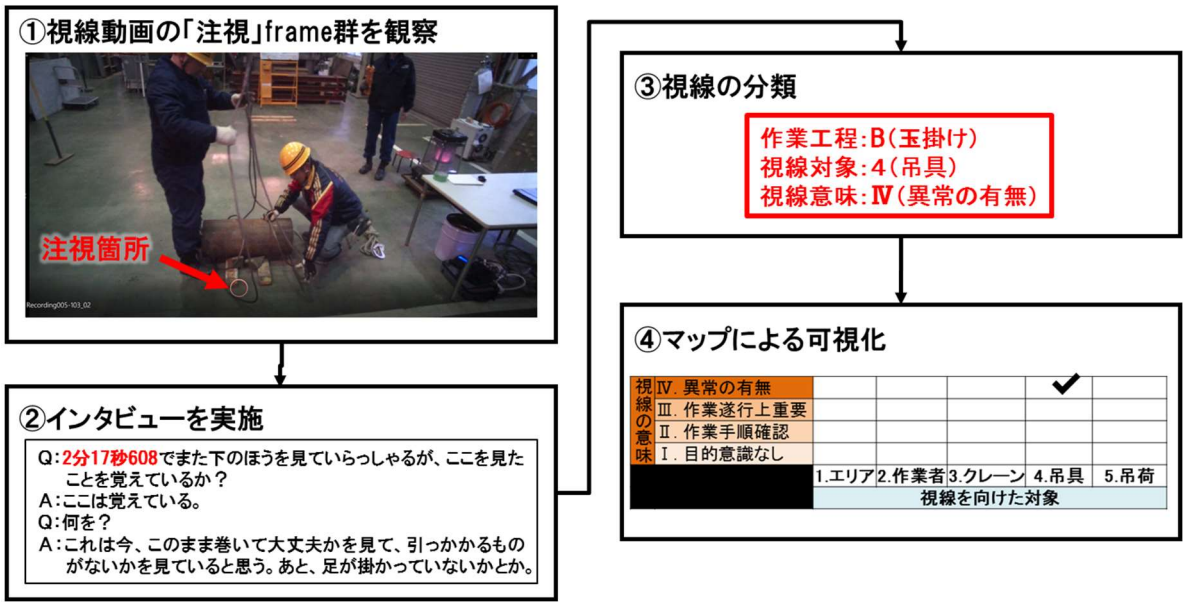



図 4.3　視線動画とインタビューによる分析と可視化手法の流れ

インタビューを実施後，各質問の回答結果に対して視線の分類を行った．分類種別は，作業工程，視線を向けた対象物，視線の意味を整理した．吊搬作業を対象とした分類の内訳を**表 4.1** に示す．

**表 4.1**　吊搬作業を対象とした「作業工程」「視線を向けた対象物」「視線の意味」の分類

**(a)作業工程の分類**

| 工程 | 説明 |
|---|---|
| A | 作業準備やクレーンの移動 |
| B | 玉掛け |
| C | 地切り |
| D | 吊上げて移動し所定場所に据付け |

**(b)視線を向けた対象物の分類**

| 対象 | 説明 |
|---|---|
| 1 | エリア（干渉物，危険物，据付け位置） |
| 2 | 作業員（作業員の手元・足元・指先） |
| 3 | クレーン（本体，フック，表示板） |
| 4 | 吊具関係（吊具，ワイヤ，枕木） |
| 5 | 吊荷（吊荷全体，吊荷の一部） |

**(c)視線の意味の分類**

| 視線 | 説明 |
|---|---|
| I | 目的意識や特別な意味がない視線 |
| II | 通常の作業手順の再確認の視線 |
| III | 作業遂行上重要な視線（位置合わせ等） |
| IV | 異常の有無に関連（安全・品質関連） |

視線の意味に関して一例を挙げる．視線Iに関しては，質問に対して「分からない」「意味はない」「見ていただけ」「覚えていない」などの回答があったものであり，対象物上に視点が留まっていて注視状態ではあるが偶然にその対象の方向に視線が向いていたような場合である．視線IIは「こうすることが決まっている」「そういうものだから」というような回答であり，作業を遂行するために特定の目的をもって対象を注視してはいるが，目の前に何か問題が存在し，それを解決するために視線を向けているものではない．したがって，視線Iと視線IIに関しては被験者のノウハウを伴う回答がなかったものを集計している．

一方，視線IIIは「この位置で動かす必要がある」「ずれない様に調整している」，視線IVは「不安全なことが起きるのを防ぐため」「周囲にぶつからないように見ている」といった回答であり，目の前に何らかの問題が存在し，それを解決する過程で視線を向けている場合である．このように，視線IIIと視線IVは被験者が何らかのノウハウを活用して注視を働かせている可能性が高い回答である．本研究では視線計測によって熟練者のノウハウを如何に抽出できるかにフォーカスしているため，視線III，視線IVに関しては重要な要素である．

最終的に，これらの分類した結果を作業工程毎に集計してマップとして可視化した．既往の研究では視線計測結果のデータを客観的に分析するものが殆どであるが，本研究で提案する手法は

視線計測結果に対してインタビューを行い被験者の暗黙知を抽出し，さらに各視線に意味付けを行ってマップで可視化することでノウハウを伴う視線を網羅的に把握することが可能である．

## 4.3　吊搬作業での熟練者・非熟練者の視線計測実験

### 4.3.1　実験方法

(1)　実験装置

本研究では視線計測デバイスとして，角膜反射法を採用しているトビー・テクノロジー株式会社の Tobii Pro Glass 2 を使用した（**図 4.4**）．

**図 4.4**　実験に使用した視線計測デバイス

眼鏡部分を頭に装着し，データ処理部をポケットへ収納した状態で計測し，計測状況は無線通信を介して閲覧ソフトで可視化出来る．視線データを取得する際のデータの有効度の指標として精密度と正確度が使用される．精密度とは算出された視点の位置の連続するサンプルの RMS（二乗平均平方根）によるデータのばらつき，つまりデータの再現性を示し，正確度は実際の指標の位置と算出された視点の位置の誤差の平均値を表したものである．本デバイスの精密度は 0.05°，正確度は 0.62°である．仮に正確度 0.62°，精密度 0.05°で最大 0.67°の誤差が生じた場合，20m 先で誤差が約 0.24m となる．本研究で対象とするプラント施工では 20m 程度の範囲を一つの作業の管理区域とすることが多く，その範囲内で数m規模の大きな対象物を扱うことから，この程度の

誤差であれば十分に計測に耐えうる仕様を持つデバイスと言える．

(2)　実験概要

吊搬作業の流れを**図 4.5** に示す．作業工程 A（作業準備やクレーンの移動）では作業に関する工具や治具の準備等の段取りを行った後，天井クレーンを操作してクレーンフックを吊荷のある場所の上方まで移動させる．作業工程 B（玉掛け）ではクレーンフックを吊荷がある高さまで降ろし，ワイヤー等の吊具を用いて吊荷を掛ける．作業工程 C（地切り）では吊荷を地面から切り離した後に吊荷を垂直に吊り上げる．作業工程 D（吊上げて移動し所定場所に据付け）ではクレーンを操作して吊荷を障害物（高さ 2m）を回避しつつ移動させ所定の位置に設置し，最後に吊具を外して片づけを行う．

**図 4.5**　吊搬作業の流れ

実験の人数と役割を**図 4.6** に示す．作業者 2 名が玉掛け等の作業を行いクレーンオペレータ 1 名が天井クレーンを操作する．監督者は現場の状況を見て様々な判断を決断し，作業者とオペレ

ータの合計 3 名に適切な指示を出す．本研究ではこの監督者の視線をターゲットとして，視線計測デバイスを装着して実験を行った．被験者は入社 1 年目の座学のみで実務経験がない非熟練者と，入社 20 年目の実務経験豊富な熟練者の 2 名を選定した．

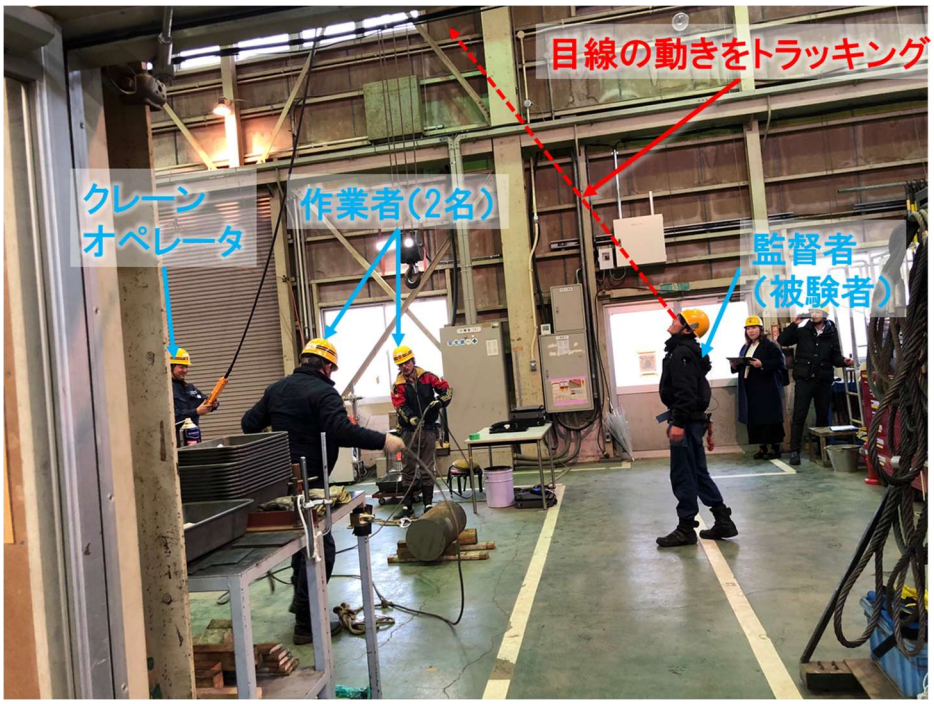



**図 4.6**　実験の人数と役割

### 4.3.2　実験結果

(1)　視線の滞在時間と回数の分析結果

まず初めに，両者の全体の作業時間を計測した結果，非熟練者が約 390 秒，熟練者が約 460 秒であり，熟練者の方が全体の作業時間が長い結果となった．一般的に熟練者は手際良く作業を行うため作業時間が短くなると推測されるが，本実験結果では逆の結果となった．これは，工場のような動きが定型化されている生産ラインとは異なり，施工現場では作業の効率化よりも安全や品質に対する重要度が高いことが影響しているものと推察される．

全体作業の中で，本研究で定義した対象物へ注視した視線を抽出して分析を行った．作業工程別の熟練者と非熟練者の注視対象への視線の滞在時間と視線を向けた回数の集計結果を**表 4.2** に

示す．(a)に非熟練者の視線の滞在時間，(b)に非熟練者の視線を向けた回数，(c)に熟練者の視線の滞在時間，(d)に熟練者の視線を向けた回数の集計した結果を示す．全作業工程で合計すると，非熟練者は滞在時間 294.67 秒，回数 637 回に対して，熟練者は滞在時間 392.95 秒（非熟練者と比較して 1.33 倍），回数 905 回（非熟練者と比較して 1.42 倍）であり，全体の作業時間の中で対象物を注視していた時間の割合は，非熟練者が 75.6%，熟練者が 85.4%となり，熟練者の方がより多くの注視を働かせて作業を遂行していることが分かった．対象物を注視していない視線に関しては，吊搬作業とは関係のない天井，壁，設備など本研究で定義した対象物を見ていなかった場合であるか，もしくは，視点が対象物に一定時間以上留まっていない状態であり，非熟練者においてこのような視線が多い傾向が観察できた．

これらの結果から，熟練者は非熟練者と比較して注視対象への視線移動を頻繁に繰り返し，かつ，多くの時間の注視を働かせて作業を遂行していると言える．

次に，作業工程毎，注視対象毎に視線の滞在時間と視線を向けた回数を図示し，それぞれ分析を行った．作業工程毎の視線の総滞在時間と総回数の比較を**図 4.7** に示す．

**表 4.2**　熟練者と非熟練者の注視対象への視線の滞在時間と視線を向けた回数の集計結果

**(a)非熟練者：視線の滞在時間（s）**

| 作業工程 | エリア | 作業員 | クレーン | 吊具関係 | 吊荷 | 合計 |
|---|---|---|---|---|---|---|
| A | 1.73 | 2.8 | 3.47 | 0.93 | 0.73 | 9.66 |
| B | 0.31 | 14.44 | 26.55 | 44.86 | 2.55 | 88.71 |
| C | 1.61 | 10.46 | 0.16 | 27.29 | 10.33 | 49.85 |
| D | 38.71 | 11.69 | 4.21 | 43.52 | 48.32 | 146.45 |
| 合計 | 42.36 | 39.39 | 34.39 | 116.6 | 61.93 | 294.67 |

**(b)非熟練者：視線を向けた回数（回）**

| 作業工程 | エリア | 作業員 | クレーン | 吊具関係 | 吊荷 | 合計 |
|---|---|---|---|---|---|---|
| A | 6 | 7 | 10 | 4 | 6 | 33 |
| B | 7 | 45 | 47 | 55 | 21 | 175 |
| C | 1 | 17 | 3 | 31 | 18 | 70 |
| D | 101 | 45 | 15 | 103 | 95 | 359 |
| 合計 | 115 | 114 | 75 | 193 | 140 | 637 |

**(c)熟練者：視線の滞在時間（s）**

| 作業工程 | エリア | 作業員 | クレーン | 吊具関係 | 吊荷 | 合計 |
|---|---|---|---|---|---|---|
| A | 1.03 | 4.21 | 21.13 | 6.17 | 5.18 | 37.72 |
| B | 6.01 | 14.16 | 23.26 | 33.56 | 17.2 | 94.19 |
| C | 4.97 | 4.37 | 7.39 | 16.85 | 15.5 | 49.08 |
| D | 56.2 | 12.47 | 37.35 | 56.51 | 49.43 | 211.96 |
| 合計 | 68.21 | 35.21 | 89.13 | 113.09 | 87.31 | 392.95 |

**(d)熟練者：視線を向けた回数（回）**

| 作業工程 | エリア | 作業員 | クレーン | 吊具関係 | 吊荷 | 合計 |
|---|---|---|---|---|---|---|
| A | 2 | 9 | 58 | 21 | 11 | 101 |
| B | 15 | 36 | 41 | 66 | 30 | 188 |
| C | 13 | 11 | 6 | 57 | 30 | 117 |
| D | 119 | 32 | 69 | 175 | 104 | 499 |
| 合計 | 149 | 88 | 174 | 319 | 175 | 905 |

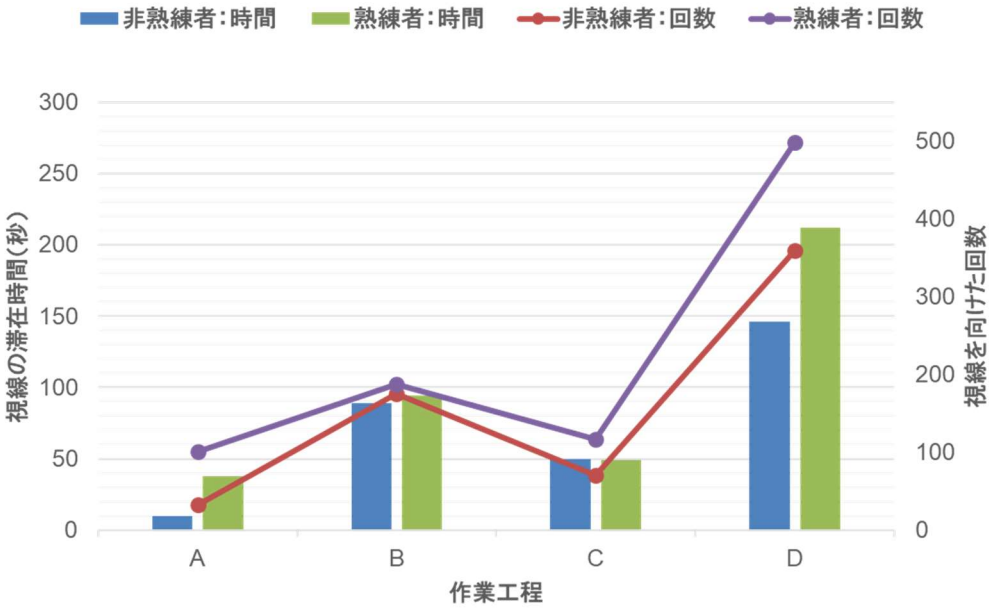



**図 4.7**　作業工程毎の視線の総滞在時間と視線を向けた総回数の比較

作業工程毎に見ると，すべての工程において，視線の滞在時間，視線を向けた回数ともに，熟練者の方が多い傾向が表れる結果となった．

作業工程 A（事前準備やクレーンの移動）では非熟練者は注視対象へ注視している総滞在時間が 9.66 秒，総回数が 33 回と少なかったのに比較して，熟練者は総滞在時間が 37.72 秒，総回数が 101 回となり非熟練者の 3 倍以上の注視を働かせていた．特に，クレーンに対して滞在時間が 21.13 秒，回数が 58 回と多く，事前準備のクレーン移動の際に何らかのノウハウを働かせて目を配らせていたと考えられる．

作業工程 B（玉掛け）では総滞在時間，総回数では殆ど差は見られなかったが，内訳をみると，非熟練者では熟練者と比較するとエリアと吊荷に対する視線が極端に少ない傾向がみられた（非熟練者はエリアが滞在時間：0.31 秒，回数：7 回，吊荷が滞在時間：2.55 秒，回数：21 回に対して，熟練者はエリアが滞在時間：6.01 秒，回数：15 回，吊荷が滞在時間：17.2 秒，回数：30 回）．玉掛け作業は吊具をセットする工程が主であるため，非熟練者は作業が行われている目の前の「近く」の「動きのある」箇所（作業員，クレーンフック，吊具関係）を中心に見ていたことが

要因として考えられるが，熟練者は玉掛作業中でも作業が行われていない周辺のエリアや動きの少ない吊荷へも何らかのノウハウを働かせて目を配っていた様子が伺えた．

作業工程 C（地切り）では総滞在時間に違いはなかったが，総回数では熟練者が多い結果となった．内訳をみると，非熟練者は熟練者と比較すると，エリアやクレーンに対する注視の時間，回数が極端に少なく（非熟練者はエリアが滞在時間：1.61 秒，回数：1 回，クレーンが滞在時間：0.16 秒，回数：3 回に対して，熟練者はエリアが滞在時間：4.97 秒，回数：13 回，クレーンが滞在時間：7.39 秒，回数：6 回），熟練者は注視対象を満遍なく注視している傾向がみられた．本工程でも，非熟練者は，自身の「近く」で「動きのある」箇所（作業員，吊具関係，吊荷）に視線を集中していることが要因として挙げられる．地切り作業は，重量物を地面から切り離す作業であり，切り離し後の荷ぶれ，吊荷の落下，作業者との干渉など，吊搬作業の中でも安全面や品質面で注意が必要な非常に重要な工程の一つであるが，熟練者は，この工程でも非熟練者が注目していないエリア，クレーンへの注視が観察され，何らかのノウハウを働かせていると考えられる．

作業工程 D（吊り上げ，移動，据え付け）では非熟練者が総滞在時間が 146.45 秒，総回数が 359 回と比較して，熟練者は総滞在時間が 211.96 秒，総回数が 499 回となり，熟練者がより多くの注視を働かせていた．本工程では吊荷を移動させることがメインであることから，エリアや作業者への吊荷の干渉などを注意する必要があり，両者ともに全体的に視線を配らせている．しかし，両者で差が出た点として，非熟練者は熟練者と比較してクレーンへの注視が極端に少ない結果となった（非熟練者は滞在時間：4.21 秒，回数：15 回に対して，熟練者は滞在時間：37.35 秒，回数：69 回）．これは作業工程 A と同じような結果となり，クレーンの移動を伴う作業において，熟練者はクレーンを頻繁に注視しているという傾向であった．クレーンを動かす際には，クレーンだけでなく，同時に移動する吊具，吊荷，さらには，移動経路のエリア，周囲にいる作業者まで，全体を見ることが必要である．クレーンを移動させる際に，非熟練者と比較して熟練者がクレーン本体を注視している点に，何らかのノウハウを働かせていると考えられる．次に，視線を向けた総滞在時間と総回数を注視対象毎に集計して比較した結果を**図 4. 8** に示す．

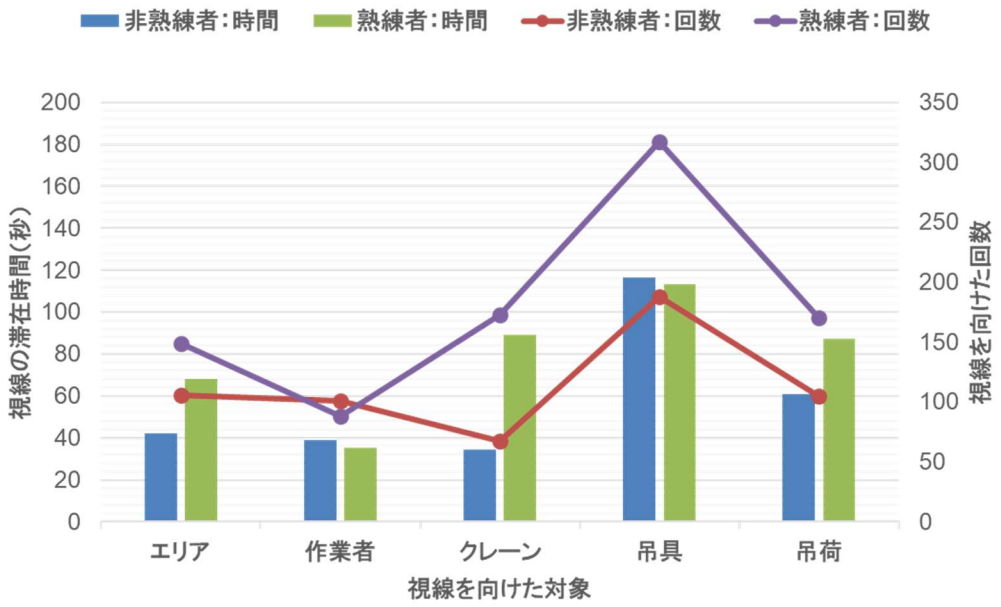



**図 4.8**　注視対象毎の視線の総滞在時間と視線を向けた総回数の比較

作業対象別に見ると，滞在時間に関しては作業員と吊具では非熟練者の方がわずかに多かったが，エリア，クレーン，吊荷では熟練者の方が多い結果となった．視線を向けた回数は作業員では非熟練者の方がわずかに多かったが，エリア，クレーン，吊具，吊荷では熟練者の方が多い結果となった．作業員や吊具への滞在時間で両者に差が出なかった理由として，前述した分析でも述べたが，熟練者は様々な箇所への視線移動を繰り返している傾向があるのと比較して，非熟練者は「近く」の「動きがある」ものを中心的に見てしまう傾向があることが要因として挙げられる．その結果，非熟練者は，比較的自身から近い位置にいて頻繁に動きのある作業員や吊具に注視を働かせていたため，相対的に熟練者と比較しても差が出なかったものと考えられる．エリア，クレーン，吊荷に関しては両者で滞在時間，回数ともに大きな差が出た理由として，熟練者は，近くで作業している間でも，比較的距離が「遠く」の位置にあるエリアや，「動きのない」対象物である天井クレーン（作業工程 B，C のみ）や吊荷の様子へも注視を働かせていることが要因として挙げられる．このことから，作業をしていない場所や動いていない箇所であっても，自身が保有している何らかのノウハウを働かせて視線を動かしていると考えられる．

次に，集計した結果をさらに細かく分解し，作業開始から終了までの注視の変化を分析した．注視の時間変化の可視化結果を**図 4.9** に示す．横軸は時間（各作業行程で 4 分割），縦軸は注視の対象とし，円の大きさは滞在時間の長さを示す．全体的な傾向として，熟練者は注視対象を満遍なく交互に見ている傾向があるのに対して，非熟練者は見ている対象に偏りがある傾向があることがわかる．特に，非熟練者は注視対象を全く見ていない時間が長時間継続している（点と点の間隔が大きい）箇所が存在している．例えば，工程 B ではエリアと吊荷，工程 C や工程 D ではクレーンを継続して長い間見ていない時間帯が存在していた．

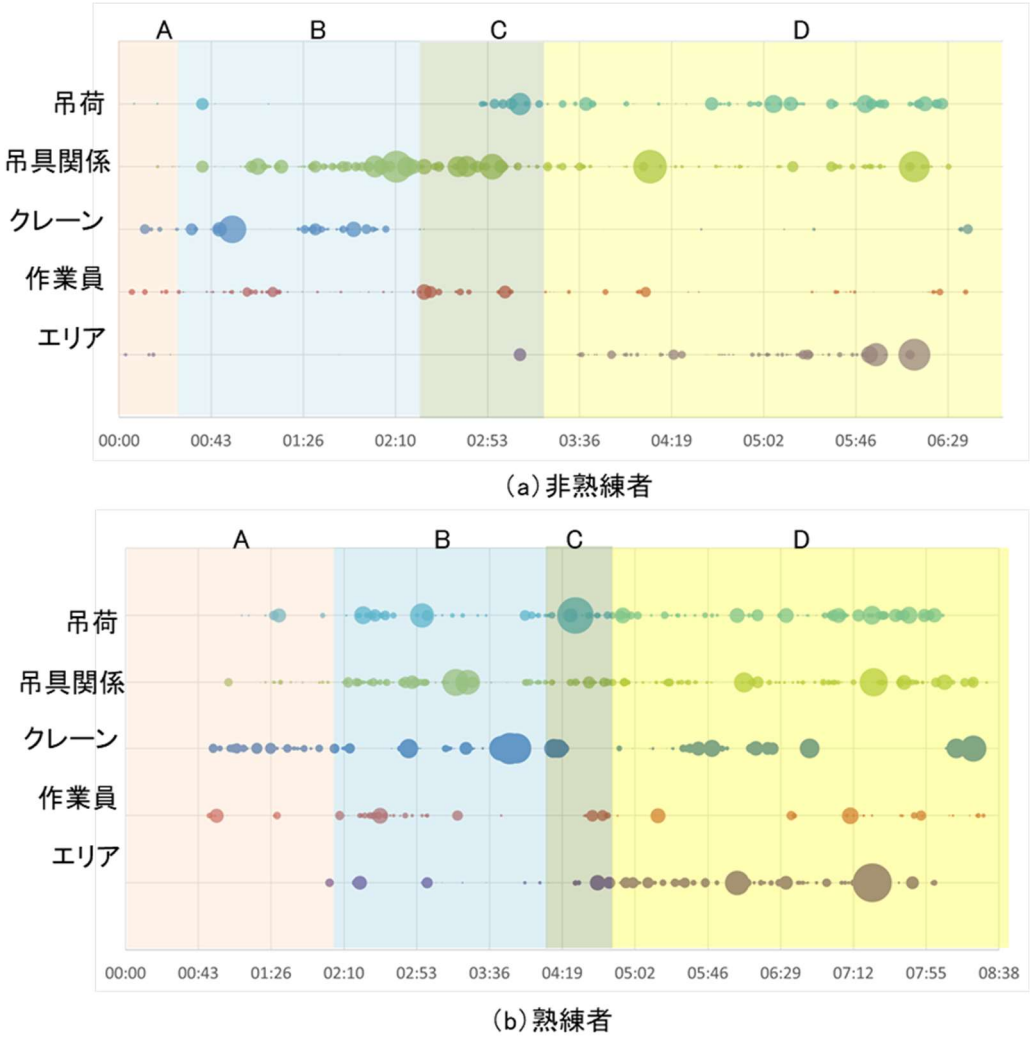



**図 4.9**　注視した対象と滞在時間の時間変化による可視化結果

各作業行程において，注視対象への視線の滞在時間を全体の滞在時間で正規化して表現し，標準偏差を算出した結果を**表 4.3** に示す．作業工程 A は熟練者の方が標準偏差は大きかったが，作業工程 B，C，D では熟練者の方が標準偏差は小さく，ばらつきが小さい結果となった．この結果からも，熟練者は注視対象へ万遍なく視線を配らせていることが定量的にも確認することができた．作業工程 A で逆の結果になったことに関しては，他の作業工程とは異なりクレーンの移動が主であり他の注視対象と干渉する機会がない作業のため，熟練者のクレーンへの視線滞在時間が多く発生していたことによる影響と推察される．

**表 4.3**　視線の滞在時間の割合と標準偏差の比較

**(a)非熟練者**

| 作業工程 | エリア | 作業員 | クレーン | 吊具関係 | 吊荷 | 標準偏差 |
|---|---|---|---|---|---|---|
| A | 17.9% | 29.0% | 35.9% | 9.6% | 7.6% | 12% |
| B | 0.3% | 16.3% | 29.9% | 50.6% | 2.9% | 21% |
| C | 3.2% | 21.0% | 0.3% | 54.7% | 20.7% | 22% |
| D | 26.4% | 8.0% | 2.9% | 29.7% | 33.0% | 14% |

**(b)熟練者**

| 作業工程 | エリア | 作業員 | クレーン | 吊具関係 | 吊荷 | 標準偏差 |
|---|---|---|---|---|---|---|
| A | 3% | 11% | 56% | 16% | 14% | 21% |
| B | 6% | 15% | 25% | 36% | 18% | 11% |
| C | 10% | 9% | 15% | 34% | 32% | 12% |
| D | 27% | 6% | 18% | 27% | 23% | 9% |

これらの結果からも，熟練者は各作業工程において，「近く」の「動きのある」箇所だけでなく，該当作業とは関係のない「遠く」の「動きのない」箇所に対しても何らかのノウハウを働かせ，多方面に注意を払って作業していることが分かった．一方で，非熟練者は目の前の事象だけに焦点を当ててしまう傾向があることや，経験不足により様々な箇所へノウハウを働かせる頻度が少ないことなどから，視線を向ける対象に偏りが発生したものと考えられる．

以上の実験結果から，AOI を定義し，視線の滞在時間，視線を向けた回数を詳細に集計し，非熟練者と熟練者を比較することで，それぞれの傾向の違いを可視化することができた．しかしながら，その根拠となるノウハウに関しては各人の暗黙知のままである．そこで，次節において，前章で示したインタビュー手法により，注視対象毎にノウハウを抽出し，マップで可視化した．

(2)　分析マップによる可視化結果

全作業工程での注視対象毎の分析結果をマップにより可視化して非熟練者と熟練者で比較した結果を**表 4.4** に示す.

**表 4.4**　全作業工程での注視対象毎の分析結果のマップ可視化（非熟練者と熟練者の比較）

| 作業工程 | 非熟練者 | | | | | 熟練者 | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| A | Ⅳ | 0% | 0% | 0% | 4% | 4% | Ⅳ | 0% | 0% | 24% | 0% | 3% |
| | Ⅲ | 0% | 0% | 31% | 0% | 15% | Ⅲ | 0% | 3% | 35% | 0% | 18% |
| | Ⅱ | 0% | 8% | 0% | 0% | 8% | Ⅱ | 0% | 6% | 3% | 0% | 0% |
| | Ⅰ | 12% | 15% | 4% | 0% | 0% | Ⅰ | 0% | 3% | 3% | 3% | 0% |
| | | 1.エリア | 2.作業者 | 3.クレーン | 4.吊具 | 5.吊荷 | | 1.エリア | 2.作業者 | 3.クレーン | 4.吊具 | 5.吊荷 |
| B | Ⅳ | 0% | 2% | 6% | 14% | 6% | Ⅳ | 2% | 4% | 18% | 27% | 9% |
| | Ⅲ | 0% | 0% | 5% | 5% | 5% | Ⅲ | 0% | 0% | 13% | 15% | 11% |
| | Ⅱ | 0% | 3% | 1% | 0% | 0% | Ⅱ | 0% | 0% | 0% | 0% | 0% |
| | Ⅰ | 5% | 24% | 7% | 8% | 9% | Ⅰ | 0% | 2% | 0% | 0% | 0% |
| | | 1.エリア | 2.作業者 | 3.クレーン | 4.吊具 | 5.吊荷 | | 1.エリア | 2.作業者 | 3.クレーン | 4.吊具 | 5.吊荷 |
| C | Ⅳ | 0% | 13% | 0% | 30% | 17% | Ⅳ | 0% | 0% | 7% | 20% | 13% |
| | Ⅲ | 0% | 0% | 5% | 13% | 7% | Ⅲ | 0% | 0% | 27% | 0% | 33% |
| | Ⅱ | 0% | 3% | 0% | 0% | 0% | Ⅱ | 0% | 0% | 0% | 0% | 0% |
| | Ⅰ | 0% | 2% | 2% | 5% | 3% | Ⅰ | 0% | 0% | 0% | 0% | 0% |
| | | 1.エリア | 2.作業者 | 3.クレーン | 4.吊具 | 5.吊荷 | | 1.エリア | 2.作業者 | 3.クレーン | 4.吊具 | 5.吊荷 |
| D | Ⅳ | 1% | 3% | 0% | 10% | 9% | Ⅳ | 0% | 5% | 0% | 8% | 5% |
| | Ⅲ | 4% | 4% | 2% | 14% | 29% | Ⅲ | 13% | 3% | 25% | 3% | 15% |
| | Ⅱ | 1% | 1% | 0% | 0% | 0% | Ⅱ | 5% | 2% | 3% | 2% | 2% |
| | Ⅰ | 4% | 8% | 3% | 5% | 1% | Ⅰ | 3% | 0% | 3% | 0% | 2% |
| | | 1.エリア | 2.作業者 | 3.クレーン | 4.吊具 | 5.吊荷 | | 1.エリア | 2.作業者 | 3.クレーン | 4.吊具 | 5.吊荷 |

各分析マップの横軸は視線を向けた対象物, 縦軸の数字（I～IV）は視線の意味を示す（**表 4.1**）. また，被験者によってインタビューした総数が異なるため，各領域で集計した数を総インタビュー数で除算して比率で算出した．ここで，前述したように，現場の作業者に対してすべての frame でインタビューを行うことは時間的に困難である．インタビュー自体は被験者の記憶が薄れないように作業が終わった直後に実施するため，例えば，本研究の作業の場合 6 分～8 分の作業であるが，仮にすべての時間帯で注視が成立（眼球運動速度が 11deg/s 以下の状態が 165ms 以上）し

たとして，そのすべてにインタビューを行うと 2000~3000 回のインタビューを実施する必要があり非現実的である．そこで，本研究では現実的なインタビュー時間として 100 分を限度として設定したうえで，インタビューワが各 frame を見ながら同一の対象に対して注視状態が連続的に継続している frame 群を選定して質問を行うこととした．

(a)　工程 A（作業準備やクレーンの移動）

両者ともクレーンに対して作業遂行上重要な視線「視線の意味 : III（作業遂行上重要な視線）」が多かった．これはクレーンを吊荷の上に移動させる際に，クレーンと吊荷の重心を合わせるための「芯合わせ」をする必要があり，重点的に見ていたものと思われる．しかし，両者の違いとして，熟練者はクレーンの異常の有無に関する視線「視線の意味 : IV（異常の有無に関連）」が多かった．インタビューの内容を確認した結果，熟練者はクレーンの動き出しの際に周囲（設備，作業者）との干渉がないかどうかや，クレーンを停止する際のフックの振れ止めを意識していたことが分かった．非熟練者の場合はクレーンを誘導することに集中していて，安全面に関する意識が少ない傾向であった．

(b)　工程 B（玉掛け）

熟練者はクレーン，吊具，吊荷に対して「視線の意味 : III」や「視線の意味 : IV」が多かった．インタビューの内容を確認した結果，吊荷やクレーンフックへ吊具（ワイヤーなど）を取付ける際に，作業者の指が吊具に挟まれないか等の安全を考慮した確認，吊り上げ後に吊荷のバランスをとるために吊り点位置やワイヤーの張り具合の確認などを重点的に見ていることが分かった．動画からも，フック，吊具，吊荷をバランスよく見て，安全に配慮して合図をしている様子が観察できた．

一方で，非熟練者は「視線の意味 : I（目的意識や特別な意味がない視線）」が非常に多く全体の 53%を占めた．目の前にいる作業者を中心に注視対象を見てはいたが，全体的に玉掛け作業に

おけるノウハウを持ち合わせていないことが分かった.

(c)　工程 C（地切り）

熟練者はクレーンや吊荷に対して「視線の意味：III」が多かった．インタビュー内容を確認した結果，地切りでは，吊荷が地面から離れた瞬間に荷振れしないようにクレーン中心と吊荷の重心位置を合わせる「芯合わせ」作業が非常に重要であり，両者の位置関係やズレが無いかを重点的に見ていることが分かった．動画を観察した結果，熟練者はクレーンの走行方向，横行方向の両方でクレーンと吊荷を交互に注視して芯合わせを行っている様子を観察することができた（**図 4.10**）.

一方，非熟練者は吊具に対して「視線の意味：IV」が多く，目の前で行われている作業を中心として注視している傾向が観察された．また，熟練者が行っていた「芯合わせ」に関する行為が抜けていたため地切りをした瞬間に荷振れが発生していたことが動画から観察された（**図 4.11**）. 実際のプラントで大物構造物を吊り上げる際に荷振れを起こすと，作業者への衝突や挟まれ，または，吊荷のバランスが崩れることによる落下などが発生する恐れがあり，重大な事故を起こす可能性が高い. 吊搬作業のなかでも地切りに関しては最も重要な作業の一つであり, 熟練者は「芯合わせ」と「荷振れ防止」に関するノウハウを十分に活用して作業を行っていたことが分かった.

(d)　工程 D（吊上げて移動し所定場所に据付け）

熟練者はエリア，クレーン，吊荷に対して「視線の意味：III」が多かった．インタビューの内容を確認した結果，周囲との干渉が無いかどうかを気を付けながら移動させ，また，荷振れが無いようにクレーンのスピードを微調整しながら遂行していることが分かった.

一方，非熟練者は吊荷へ視線が集中している傾向が観察された．これも，これまで述べてきたように，移動している物体へ集中してしまい，周囲の状況まで観察できていないことが要因として考えられる.

図 4.10　熟練者の地切り前の芯合わせの様子

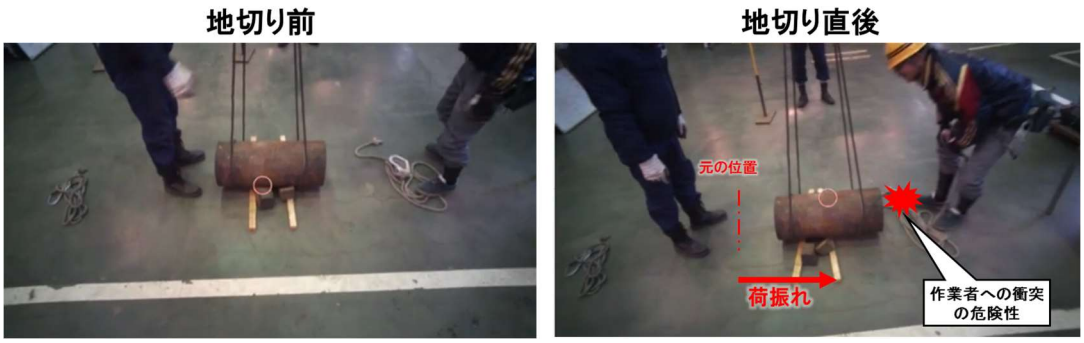



図 4.11　非熟練者の地切り後の荷振れの様子

(e)　工程全体共通

全体を通して，非熟練者は目的意識や特別な意味のない視線「視線の意味：I」が多い傾向が観察された．インタビューの内容を確認すると，質問に対して，「覚えていない」「記憶がない」等の回答が多かった．つまり，非熟練者は何かを継続的に注視していても，作業中には何か意味があったとしても後になって覚えていない程度の理由で注視していたか，または，まったく意味や理由がなく注視していたということになる．熟練者の場合，「視線の意味：I」では「無意識だっ

た」「特に意味はないけど見ていた」というニュアンスの回答が多く，覚えてはいるが特に重要な目的がないという結果であった．

また，熟練者の場合，「視線の意味 : III」や「視線の意味 : IV」でも「無意識だった」との回答が多かった．これは無意識であった視線の理由を掘り下げてインタビューした結果，熟練者本人も気づいていなかったノウハウを抽出できた例である．例えば，工程 C で以下のような質問と回答があった．

- 質問 :「ここを見たことを覚えているか？」
- 回答 :「無意識だと思う.」
- 質問 :「「もうちょい入ります」と言いながら荷の芯とワイヤーのところをご覧になっているが，覚えていないか？」
- 回答 :「そういえば，ワイヤーの張りを見ているんだと思う．ワイヤーが張るまで巻こうと思っているので.」

すなわち，本人も意識できていない深層にある暗黙知を，視線計測で可視化することによって抽出できたということになる．これらは作業要領書，写真，動画などを見ながらインタビューするだけでは抽出できないノウハウであり，視線計測によってのみ抽出できたノウハウと言える．したがって，本手法が熟練者のノウハウをより効果的に抽出する手段として有効であることが確認できた．

しかしながら，本手法では前述したとおりインタビュー時間の制限があるためすべての注視点に関して質問を実施することが出来ていない．そのため，視線の滞在時間と回数の分析では客観的に熟練者と非熟練者のデータを分析することができたが，本手法で可視化した結果とは差異が発生する結果となった．具体的な例を挙げると，滞在時間と回数の分析では熟練者は様々な箇所を満遍なく見ながら作業を遂行しているという結果が得られたが，本手法で可視化した結果では特定の対象に偏る傾向が得られた．これはインタビュー時の質問で継続的に注視している箇所を重点的に実施していた影響である．本来であれば短時間の注視箇所へもインタビューするべきで

あり，それによって更にノウハウを抽出できる可能性もあるため，インタビュー方法に関しては今後の課題である．しかしながら，本手法によって被験者のノウハウを抽出し，熟練者と非熟練者で傾向の違いを把握できたことは新たな知見である．

(3)　ノウハウを伴う視線の分析

次に，分析マップの結果から各作業工程でノウハウを伴う視線の割合を集計した．4.2.4 節で述べた通り，「視線の意味：III」と「視線の意味：IV」は被験者が何らかのノウハウを活用して注視を働かせている可能性が高いことから，これらの割合を「ノウハウを伴う視線」と定義した．分析の結果，いずれの作業工程でも熟練者の方がノウハウを伴う視線が多いことが分かった（図 4.12）．

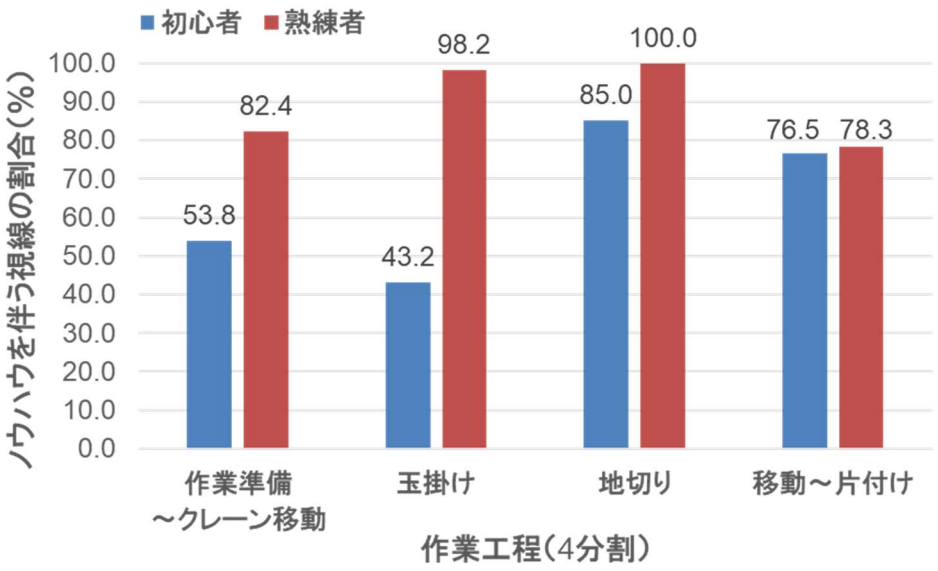



図 4.12　ノウハウを伴う視線の割合の非熟練者と熟練者の比較

作業工程によって非熟練者はノウハウを伴う視線が極端に少ない作業もあった（玉掛け：43%）．これは工程によって自身の知識や経験が不足しているためにばらつきが発生するものと考えられる．全作業工程で平均化した結果，非熟練者はノウハウを伴う視線の割合が 64.7%に対して，熟練者は 89.7%という結果が得られた．本実験においては，熟練者は約 9 割の視線がノウハウを

伴う視線であり，非熟練者と比較して約 1.4 倍のノウハウを活用して作業を遂行している可能性があることが分かった.

本分析ではノウハウを伴う視線を視線の意味：III，IVの割合で定義して評価したが，その中には座学等で学ぶことができる基本的なものから，属人的に保有している暗黙知まで様々であった. 実験結果のように，熟練度によってノウハウを伴う視線に違いが出ることは想定通りではあるが, 注視点を可視化した結果を元にインタビューを行うことで深層にある暗黙知を抽出して評価できたことは新しい知見であると考える．今後はこれらの抽出したノウハウをさらに細分化してレベル分けして分析していくことが必要である．例えば，既に作業マニュアル等で形式知となっているノウハウ (既に熟練者から抽出されて表出化されている知識), 熟練者が属人的に頭の中で保有している暗黙知 (熟練者自身が意識している知識であるが表出化していない), さらに熟練者の深層にある暗黙知（熟練者自身も無意識で行動している知識であり表出化していない）といったように，暗黙度や重要度に分類した分析が必要であると考える．特に暗黙度の大きい深層にある知識は熟練者が長年の経験の中で培ってきたものであり非常に価値の高い情報である．非熟練者がこれら深層のノウハウを学んですぐに同じ動きができるものではなく長年の経験自体は必要であるが，これらの抽出・分類されたノウハウを事前に学習したり作業中にガイダンスすることで，従来より効果的に習得することができると考える.

## 4.4　まとめ

プラント施工における熟練者ノウハウ抽出を目的とし，その身体的情報の一つとして視線情報の抽出をターゲットとして，吊搬作業を対象として現場監督者へ視線計測技術を適用した結果, 以下の結論を得た.

- 注視対象へ注視した際の視線の滞在時間，視線を向けた回数を集計して可視化した結果，熟練者と非熟練者での違いを定量化することができた.

- 熟練者は非熟練者と比較すると，総滞在時間が 1.33 倍，総回数が 1.42 倍と多く，作業中の安全や品質を意識してより多くの情報を見て作業を遂行していることが分かった.
- 注視対象への滞在時間の標準偏差を算出した結果，熟練者はばらつきが小さいことから，様々な箇所を満遍なく注意を払って作業を遂行していることが分かった.
- 計測データとインタビューから注視対象とその意味を整理しマップで可視化することで，熟練者と非熟練者の作業中のノウハウを活用した視線の割合を定量的に比較することができた.
- 熟練者は全体の約 9 割をノウハウを伴う意味のある視線を活用して作業しており，非熟練者と比較すると 1.4 倍のノウハウを活用して作業を遂行していることが分かった.

以上の結果から，視線計測技術は熟練者のノウハウを伴う身体的情報の抽出に有効であることが分かった．しかしながら，本研究では 2 名の計測での結果であり，再現性を確認するためにはより多くのサンプルを取得する必要がある．視線計測技術自体は，ウェアラブルデバイスを装着する必要があることから，装着性や安全面の理由により実際の現場作業へ適用するのは難しいのが現状である．従って，再現性を確認するためには訓練設備などで実験的に繰り返し同じ作業のデータを取得する必要がある．本研究の実験のように大がかりな設備を使用する場合，計測のための人員の準備やインタビュー時間の確保など多くの時間を要するため，効率的にサンプル数を増やすことは今後の課題である.

そこで，例えば，VR 内で同じ作業を体験できるコンテンツを準備し，その中で視線情報を取得できるようにすれば，簡易的にではあるが効率的にサンプル数を増やすことが出来ると考える．視線計測が可能なセンサを搭載した VR 用ヘッドマウントディスプレイを使用することで，被験者の作業中の視線の動きを可視化することができる．本手法を使うことで多くのサンプルを取得することが可能となり，統計的に有意なデータを得ることができると考える．VR の開発に関しての詳細は次章で述べる.

今後の展開としては，サンプル数を増やすことを目指すとともに，ほかの特殊作業へ水平展開

し熟練者の詳細なノウハウの抽出が必要である．さらに，計測結果自体を教育資料として活用することで，ノウハウの伝承を効果的に行うことができると考える．例えば，作業ステップ毎に熟練者の視線の動きと抽出したノウハウを紐づけ AR（Augmented Reality）技術を用いてリアルタイムに提示することで，非熟練者へ効果的にノウハウを伝承することができる．また，熟練者の視線情報を VR 内のアバターで再現することで，作業前の事前教育において仮想的な教師モデルとして模範的な視線の動きを学習することができる．

現在，アイトラッキングによるノウハウ伝承の具体的な方法として，教育施設での活用を検討している．前述したように実際の現場ではウェアラブルのアイトラッカーを使うためにはハードルが高い状況であり，現場に入る前に教育施設で事前にノウハウを伝承するための手段として検討した．本研究で使用した研修施設等では，配管，機器，空調設備，電気設備などの実際のプラントの現場を模擬した設備を用意し，複数のイレギュラーな状態を意図的に作り出した施設がある．研修の受講者に一定時間以内で間違い探しをしてもらい，探し出せた間違いの個数や正解の答えによって点数を算出する．本研修は，新入社員，現場の若手監督，二次業者の若手作業者などに定期的に受講できる環境を整えており，非熟練者の教育の場として有効活用している．このような施設において，事前に熟練者にアイトラッキングで間違い探しを実施してもらい，本研究で提案した手法で計測結果を可視化しノウハウを抽出することで，教師モデルとして活用することが出来る．受講者である非熟練者も同様にアイトラッキングの計測を行い，その結果を教師モデルと比較することによって，各対象物に対する注意点を直感的に把握できる．従来の研修では，受講者が探し出した間違い事項を紙に記録して，講師と受講者で情報を共有するのみであったが，アイトラッキングの結果で可視化することにより，効果的に熟練者のノウハウを伝承することが出来ると考える．

このように，視線計測は熟練者と非熟練者との違いを測定するだけでなく，ノウハウ伝承を行うための教育資源として非常に重要な価値を持つデータであると考える．今後，大量の熟練者が退職する前に可能な限りの計測を行い，有効な教育用データとして蓄積することが望まれる．

# 第 5 章　VR 技術による熟練者ノウハウの伝承手法

## 5.1　本章の概要

本章では，熟練者から抽出したノウハウを形式知化する手段の一つとして，従来の紙マニュアルや動画マニュアルよりも伝承効果が期待できる VR 技術を検討する．また，アクティブラーニングを可能とし，自身の身体を動かしながら作業を体験することで理解度や定着率の向上を目的とした VR 教育システムを提案する．

## 5.2　提案手法

### 5.2.1　定検作業の概要と VR に選定した作業

本章で検討する VR 教育システムは原子力発電プラントの定検作業を対象とした．定検作業とは，法律で定められた期間で定期的に運転を停止し，機器に応じて必要な点検を行うものである．点検箇所によって機器を分解し，部品交換等を行い，再度組み立てる作業が必要となる．本研究では，緊急時に制御棒を駆動させるための水圧制御ユニット（HCU: Hydraulic Control Unit）の点検作業を対象とした．HCU は原子炉内の制御棒の数に応じて存在し，繰り返し点検する必要がある非常に重要な機器である．また，狭隘空間で作業する必要があり，VR で再現して学習するために適していると考え HCU の定検作業を選定した．

### 5.2.2　VR システムの方針

作業を効果的に学習するためには，VR 内でコンテンツを閲覧するだけではなく，インタラクティブに自身の身体を動かしながら「体験」できる仕組みが必要であると考えた．**図 5.1** はアメリカ国立訓練研究所が発表したラーニングピラミッド[50]という図であるが，どのような学習方法がどの程度頭に残るか（これを「定着率」と言う）を分類したピラミッド型の図である．一般的

な「講義」は定着率は 5%と低く，受動的に講義を受ける学習方式（パッシブラーニング）では定着率が低いことがわかる．それと比較して，能動的な学習方式（アクティブラーニング）である「グループ討論」,「自ら体験する」等では高い学習効果が得られるという研究成果である．

VR での学習においても受動的にコンテンツを閲覧するだけでなく，自らの身体を動かして「体験」することが理解度や定着率の向上に非常に重要であると考える．そこで，VR 内でも作業を体験するための各種デバイスを検討することとした．

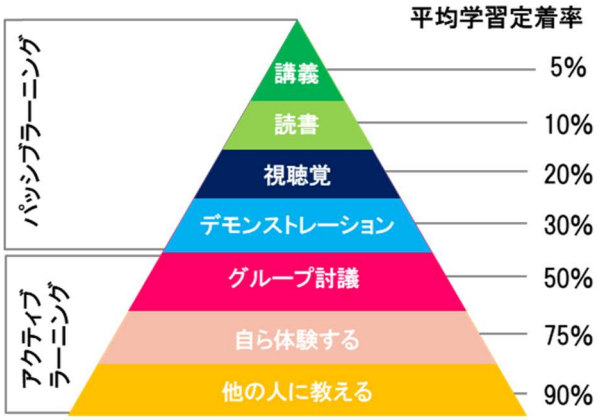



図 5.1　ラーニングピラミッド（文献 49 を基に著者が描画）

### 5.2.3　作業教育向け体験型 VR システムの開発

(1)　開発環境

開発環境として，3D ゲームの開発エンジンとして代表的な Unity[51)]を採用した．様々なプラットフォーム上で動作する VR アプリケーションを開発することが可能である．

(2)　体験型 VR システム

検討した体験型 VR システムを図 5.2 に示す．まず，作業中に最も身体的な動作が必要となる手指の動きを再現するために，ハンドトラッキング技術を採用した．ハンドトラッキングとは現実空間の VR 被験者の手指の動きをリアルタイムに VR の仮想空間内で再現する技術である．ハ

ンドトラッキングを実現する方式としては, HMD に取り付けた赤外線カメラを使用して HMD の前で動く手指を光学的に撮像して再現する方式と，被験者にグローブを装着してグローブ内の各センサ（加速度センサ，ジャイロセンサ，圧電センサなどメーカにより様々）によって手指の動きを精密に再現する方式の 2 種類が代表的である．光学式は被験者の手にデバイスを装着することなく非接触で安価に実現できるというメリットがあるが，HMD の視界から見えない部分をトラッキングできないというデメリットがある．被験者が見ていない範囲で動かしている動きや，オブジェクトに隠れた部分の動きを感知することができない．一方で，グローブ方式では手がどの位置にあっても動きを完全にトラッキングできるというメリットがあるが，被験者の手にデバイスを装着するという運用面での煩雑さやコスト面でデメリットがある．

本研究ではプラント定検での複雑な特殊構造物を対象とした作業であり，手がオブジェクトの背面に隠れることが頻繁に発生することから後者のグローブ方式を採用した．デバイスはオランダにある Manus VR 社の Manus Prime Haptics を使用した. ハンドトラッキングを適用することで，工具を持つ動作や機器や部品を運ぶ動作などを再現することが出来る．

図 5.2　開発した体験型 VR システムの概要

次に，定検作業で多い動作として指差確認や目視確認作業がある．原子力発電プラントの重要機器の定検作業では，機器内部への異物混入の確認，部品の汚れや傷などのチェック，交換部品が正確に取り付けられたかどうかのチェックなど非常に多くの確認が行われる．仮に異物や傷などがある状態で組み立てられて，その後の運転に支障が出た場合は多大な損害が発生する恐れがある．従って，各作業ステップでのチェックリストや検査記録へ記載する前に目視確認を何度も行って確認することは極めて重要な作業である．

そこで，目視確認動作を実現するために，被験者の視線の動きを再現するためのアイトラッキング技術を採用した．VR 空間でアイトラッキングを行うためには，HMD 内に視線を測定するためのセンサを設けて非接触で注視点の動きを検出する方式が一般的である．代表的な手法として，強膜反射法，角膜反射法がある．強膜反射法は角膜と強膜の反射率が異なることを利用した手法であり，角膜と強膜の境界部分に微弱赤外光を照射して，その反射光をセンサでとらえる技術である．ただし，水平方向の計測は精度が高いが上下方向の計測には適していないというデメリットがある．角膜反射法は角膜上に光の反射点を生じさせ，その画像をカメラで撮影し，撮影された眼球の画像から角膜上の光の反射点と瞳孔を識別する．光の反射点やその他の幾何学的特徴を基に眼球の方向を計算し，最終的に空間中にある目の位置（焦点位置）の 3 次元座標を算出することができる．本研究では角膜反射法を用いたアイトラッキング機能付き HMD として，HTC Nippon 株式会社の VIVE Pro Eye を使用した．アイトラッキングを活用することで，目視確認作業だけでなく被験者が何を注視して作業を遂行していたのかの分析等に応用することも可能である．

また，上記の 2 つのトラッキング技術による VR 空間内での動作の再現だけでなく，体験中の感覚を被験者にフィードバックすることでバーチャル体験をよりリアルにするために，ハプティクスと呼ばれる「触覚提示技術」を検討した．VR 空間内で体験した事象に対して，被験者の身体へ振動，動き，電気信号などを与えることで皮膚感覚フィードバックを得ることが出来る．本研究では Exiii 株式会社の Exos Wrist を使用した．内部に複数のモーターを備えており，物体に触れ

た際に生じる反力，硬さ，重さ，質感といった触覚を表現することが出来る．体験型 VR システムを体験中の被験者の様子と画面例を**図** 5.3 に示す．

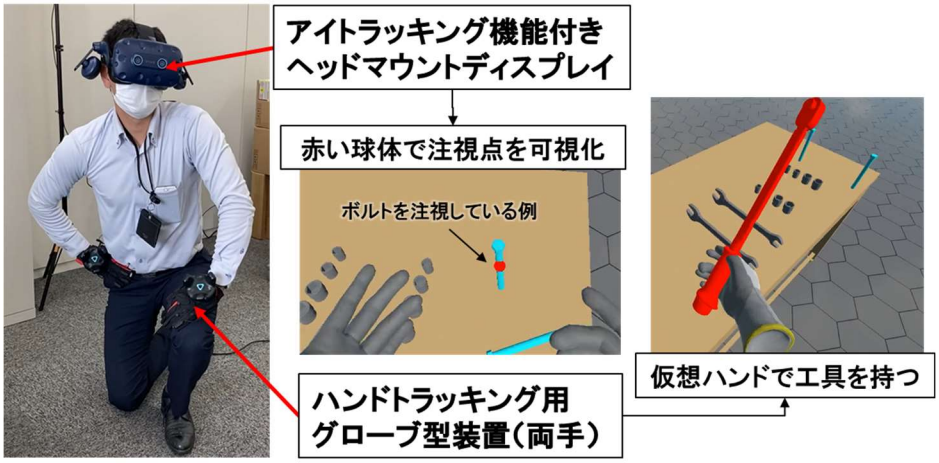



**図** 5.3　体験型 VR システムを体験中の様子と画面例

アイトラッキングでは装着者の視線の動きを検出し，VR 空間内では注視点を赤い球体で表すことで視線の動きを可視化した．図ではボルト部分を注視しており赤い球体が表示されている．目視確認作業を再現する場合，この赤い球体が任意のオブジェクト上に任意の時間以上滞在していることを検知することで目視確認作業の完了を判定した．

ハンドトラッキングは両手にデバイスを装着し VR 空間内に両手を模擬したオブジェクトを再現した．図では右手で工具を掴んでいる様子を表している．実際の作業では様々な大きさのオブジェクトを掴む，持ち上げる，運ぶ，置く等の動作が必要となる．よって，小さい部品に対しては親指と人差し指の先端に仮想の接触センサを設け，対象のオブジェクトと 2 本の指が接触することで「摘まむ」動作を再現した．大きなオブジェクトに対しては手のひらの中央に仮想の接触センサを設け，対象のオブジェクトと両手の手のひらが接触することで「抱える」動作を再現した．片手で持てるオブジェクトに対しては，5 本の指の先端に仮想の接触センサを設け，5 本の指がオブジェクトに接触することを検知して「掴む」動作を再現した．このように，対象のオブジ

ェクトの大きさによって接触判定のアルゴリズムを動的に変化させることで，より現実に近いオブジェクト操作を実現している．従来のコントローラによる操作の場合，ボタン操作によってオブジェクトを掴む・離すという制御は可能であるが，一様な動きだけしか再現できず現実での作業時の動きとの乖離が大きいため，インタラクティブな体験ではない．本研究では，前述したアルゴリズムにより，対象のオブジェクトによってインタラクティブに制御方法を変えることで，多様な動きを再現することで，より理解度を向上できると考える．

また，工具の操作関しては現実空間で使用する際の感覚を即座に再現するために，手で握る箇所を適正な位置に限定する工夫や，工具を特定の向きや角度に補正する必要がある．補正をしない場合，本来は握る箇所ではない場所で掴んでしまうという事象や，工具を対象オブジェクトに当てる箇所（トルクレンチであればソケット部分）が正常な方向に向いていない事象などが起こり得るため，被験者にとってストレスになる可能性がある．

そこで，事前に工具の持つ箇所，角度，向きを定義するための支援ツールを Unity 上のプラグインとして開発した（図 5.4）．

図 5.4　工具を掴む箇所・向き・角度の事前定義ツール

まず工具の CG モデルを準備し，仮想ハンドオブジェクトを工具の持つ箇所・向き・角度が適切になるように配置させて記憶させる．この事前定義は右手と左手の両方で行う．こうすることで，実際の VR 空間内では適正な状態で掴んでいない場合は事前に定義した状態になるように自

動で補正することができる．また，同じ工具に対しても，順手持ち，逆手持ちをそれぞれ定義して 2 種類準備おくことで用途によって使い分けることが可能となる．

### 5.2.4　VR コンテンツ作成支援システムの開発

前述したように，大規模プラントを対象とした作業訓練を VR で再現する場合，膨大な物量のある機器や部品の作業手順を再現する必要があり，コンテンツ作成に非常に手間が必要といった課題があった．そこで，プログラムレスで簡便に効率よく VR コンテンツを作成できるツールを Unity のプラグインとして開発した．開発したコンテンツ作成支援ツールの画面を**図 5.5** に示す．

本システムでは VR 空間内での一つ一つの動作をコマンド化しそれらを任意の順番に組み合わせることで自由に VR シナリオを作成できる仕組みとした．コンテンツ作成支援ツールでは，コマンド選択欄から動作させたいコマンドを選択した後，そのコマンドで制御したいオブジェクトをオブジェクト群から選択し，最後にそのコマンドで必要な様々な属性情報を入力することで 1 つの動作を再現することが出来る．複数のコマンドをシナリオ編集欄で自由に並べ替えることで VR シナリオを自由に作成することが出来る．作成したシナリオは Unity 上で動作を再現させて確認することが可能である．

ここで，選択するコマンドに関しては定検作業で特徴的な作業動作を再現するための専用コマンドを開発した．具体的には，前述したアイトラッキングによる目視確認作業，ハンドトラッキングによるオブジェクト制御の他に，部品の据付や取外し，消耗品の交換，潤滑剤の塗布，クレーンやチェーンブロックによる重量物の吊搬，といった体験者の動作を再現できるコマンドや，作業手順の表示，ノウハウの提示（画像，動画，音声，テキスト）等の学習を支援するコマンドである．本ツールにより，大規模プラントの複雑な特殊作業を対象とした VR コンテンツを効率よく短時間で作成することができる．

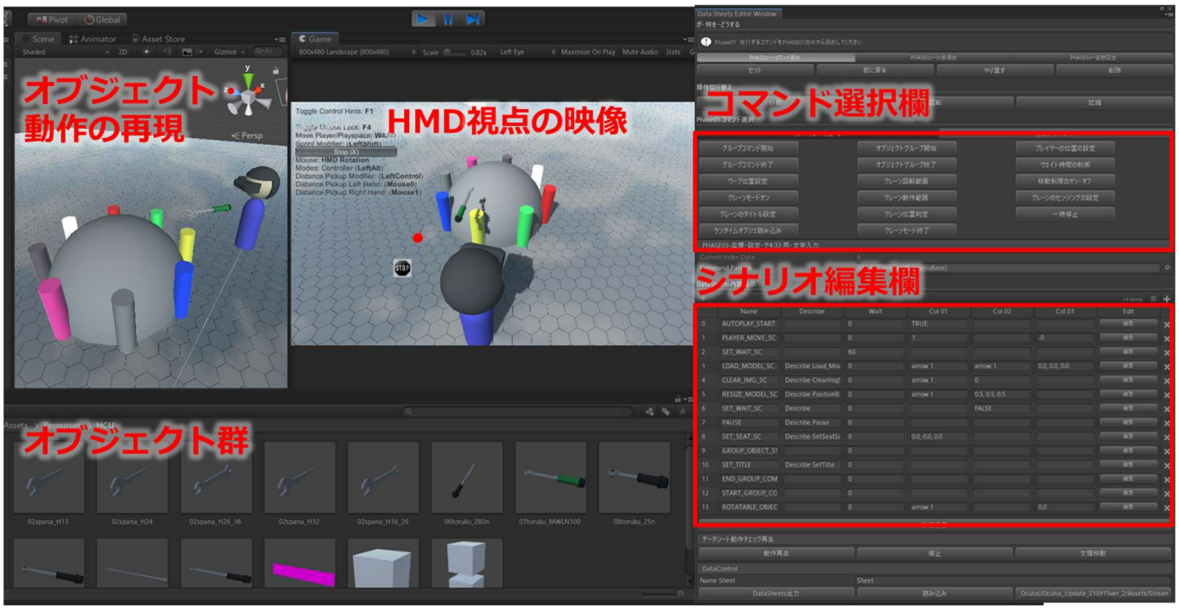



図 5.5　コンテンツ作成支援ツールの画面

本研究では HCU 定検作業の一部である計装ユニットの取外し作業を対象にコンテンツを作成した．本作業は HCU の最下部にある計装関係の部品を取り外し養生する作業が主な動作となる．コンテンツ作成支援ツールでシナリオ作成に使用したコマンドは約 1,200 行となり，体験時間は約 40 分のコンテンツであった．作成したコンテンツの代表的な画面として，アイトラッキングによる銘板の目視確認作業，ダブルスパナを使用したナットの緩め作業，竹串による O リング取外し作業，ハンドトラッキングによる配管取外し作業の画面例を図 5.6 に示す．また，コンテンツ体験中の被験者の様子を図 5.7 に示す．

計装ユニットは HCU 最下部の作業であるため，実際の作業と同様に屈んだ姿勢や寝そべった姿勢をする必要がある．図に示すように実際の姿勢を模擬して体験できるため，よりリアルな学習が可能である．

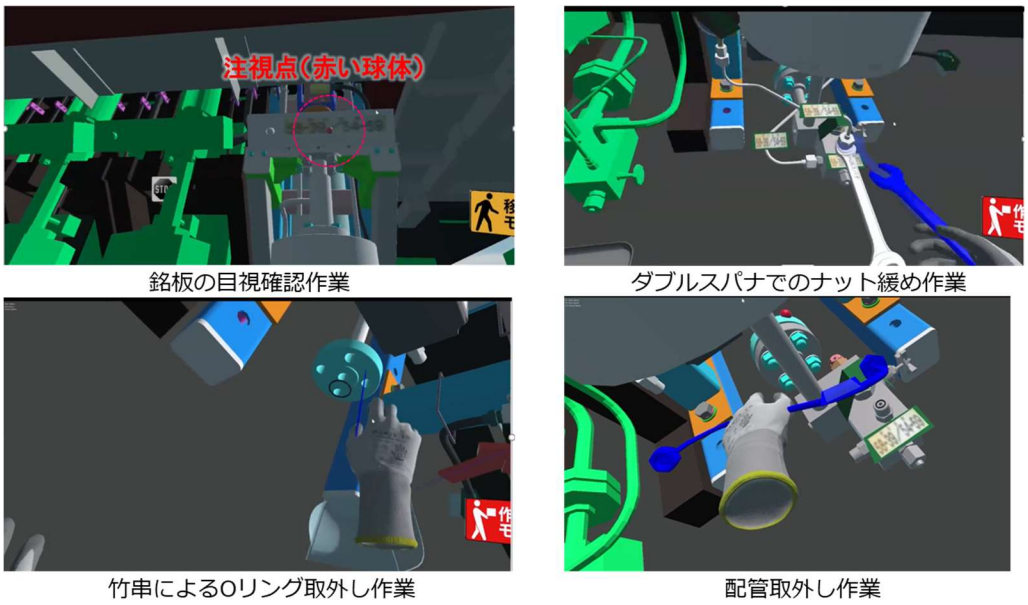



図 5.6　作成したコンテンツ画面例

図 5.7　体験時の被験者の様子

## 5.3　原子力発電プラント内の特殊機器における定期検査作業への VR 適用実験

### 5.3.1　実験方法

(1)　学習教材による理解度測定実験

開発した体験型 VR システムの効果を評価するために，従来の紙での学習，動画での学習と比較して理解度へ及ぼす影響の検証実験を行った．被験者 15 名（表 5.1）を対象とし，紙，動画，

VR の 3 グループに分けて（5 名ずつ），それぞれの教材で 1 時間以内の学習を実施後，共通のテスト問題を受験させて作業理解度を定量的に評価した．

**表 5.1**　被験者リスト

| 教材 | 紙 | | | | | 動画 | | | | | VR | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| 被験者No. | K1 | K2 | K3 | K4 | K5 | D1 | D2 | D3 | D4 | D5 | VR1 | VR2 | VR3 | VR4 | VR5 |
| 年齢（歳） | 61 | 46 | 49 | 52 | 47 | 58 | 53 | 27 | 34 | 42 | 40 | 51 | 36 | 23 | 36 |
| 現場経験（年） | 6 | 0 | 2 | 0 | 0.25 | 5 | 0 | 0 | 1.75 | 0.33 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 |
| 入社年数（年） | 39 | 7 | 25 | 30 | 22 | 38 | 30 | 3 | 9 | 16 | 12 | 26 | 12 | 1 | 12 |

なお，本評価では作成した VR コンテンツを元に HCU の計装ユニット取外し作業を対象とした．紙教材は作業要領やノウハウを現場の写真とともに記載した資料（A4 用紙 9 ページ），動画教材は紙教材の情報に加えて 3D-CAD による動きやナレーション音声による聴覚情報を追加したコンテンツ（視聴時間 : 20 分/回），VR 教材は，紙教材，動画教材の情報に加えて，インタラクティブな操作や身体を動かしなら体験できるコンテンツ（体験時間 : 40 分/回）とした．学習時間は 1 時間とし，紙と動画に関しては自由に何回でも繰り返し学習可能とし，VR に関しては体験時間の関係上 1 回のみの学習とした．

テスト問題は 60 問とし，基礎的な知識を習得するための座学関係の問題を 15 問，VR で再現した問題を 42 問，それ以外の作業手順に関する問題を 3 問として出題した．テスト問題の抜粋を**図 5.8** に示す．例えば，問 1 に関しては，原子力発電プラントの基本的な知識に関する問題であるが，紙，動画，VR 全ての教材で資料を表示して閲覧するのみであり VR 空間内での動作に関連して再現していないため，これは「座学関係の問題」に分類した．一方で，問 10 はフランジ部のボルトを緩める際の問題であるが，被験者は VR 空間内で実際にスパナを手で持ちボルトとナットへ取り付けてナット側を回す動作をしているため，これは「VR で再現した問題」に分類される．

座学関係の問題

1．原子力発電の３要素とは、（　1　）、（　2　）、（　3　）である。
①原子力　②発電設備　③HCU　④冷却水　⑤核燃料
⑥ウラン　⑦原子炉　⑧原子力圧力容器　⑨循環水

VRで動作体験を再現した問題

10．両面フランジ部のボルトを緩めるとき、（　35　）を押さえて（　36　）を回す。
①ボルト側　②ナット側　③フランジ側　④配管側
⑤計装ブロック側　⑥N2容器側

**図 5.8**　テスト問題の抜粋

なお，被験者の年齢，現場経験，入社年数に幅があるため潜在的に持っている基礎知識に違いがあることから，既往の研究での方式を参考に個人の能力（習熟度）に重み付けを行い点数の補正を行った．いくつかの文献によると [52), 53), 54)]，非熟練者の初期における作業達成度を 60%と仮定し，熟練者は非熟練者の 1.7 倍の作業能率を持つものと仮定している．被験者の技能評価（作業で使用する工具や機械の操作方法や作業の流れの理解度）を 100%～130%の範囲で 5%毎に 6 段階で評価し，被験者の主体性（知的能力，記憶能力，コミュニケーション能力など作業全体を見る視野の広さや管理能力）を 100%~130%で 10%毎に 3 段階で評価する．技能評価と主体性を掛け合わせると最高熟練者の作業能率評価は 169%となり，前述の 1.7 倍とほぼ一致する．

本研究の実験の被験者においても本方式を適用し，被験者毎に年齢・入社年数・現場経験年数等を加味して客観的に評価値を算出して重み付けを行った．また，テスト問題 60 問の中には，基礎知識が多くある能力の高い人であれば教材で学習しなくても正解を予測して回答出来る問題（30 問）と，教材を学習しなければ回答できない HCU に特化した専門的に問題（30 問）に大別できる．本補正に関しては，前者の 30 問に対してのみを対象として行うものとした．最終的にテストの点数に対して評価値を元に全員が同条件になるように点数を補正して最終的な理解度を算出した．

(2)　ハイブリッド学習による理解度向上測定実験

複数種類の学習教材を組合せることによる理解度向上への影響を評価するための実験を行った．被験者 15 名（新入社員，現場経験：なし）を対象とし，学習教材は前記実験で使用した 3 つの教材をそのまま利用した．実験フローを図 5.9 に示す．

図 5.9　ハイブリッド学習の実験フロー

まず初めに全員で紙による学習を 1 時間行い，一次テストを受講する．次に，全員で動画教材による学習を 1 時間行い，そのうちの 11 名は二次テストを受講する．他の 4 名は VR 学習を 1 時間行った後に二次テストを受講した．なお，一次テストと二次テストは問題の内容は同じであるが，出題する問題の順番と選択肢の順番をランダムに変更している．また，本実験では知識・経験レベルが同条件の新入社員を対象としたため前述した実験で用いた点数補正は行っていない．

(3)　学習意欲測定のためのアンケート

各学習方法に対して ARCS モデルに基づいた 18 問のアンケート評価（5 段階評価）を行った．ARCS モデルとは 1983 年に John ら [55]が提唱した学習意欲を向上・維持するために 4 つの因子に分類して整理したフレームワークである．

1 つ目の因子は「注意喚起（Attention）」であり，学習者の興味関心を引き探究心を喚起させ学

習者に「おもしろそうだ」と思わせることである．内訳としては,「知覚的喚起」: 学習者の興味をひくため何ができるか,「探究心の喚起」: どのようにすれば探求の態度を刺激できるか,「変化性」: どのようにすれば学習者の注意を維持できるかを定義している．

2 つ目の因子は「関連性（Relevance)」であり，学習の目標に対して親しみを持たせて受身的にこなすのでなく目標に向かうプロセスを楽しめるようにし，学習者に「やりがいありそうだ」と思わせることである．内訳としては,「親しみやすさ」: どのようにすれば学習者の経験と教材とを結びつけることができるか,「目的指向性」: どのようにすれば学習者の目的と教材を関連づけられるか,「動機との一致」: いつどのようにすれば学習者の学習スタイルや興味と教材とを関連づけられるかを定義している．

3 つ目の因子は「自信（Confidence)」であり，ゴールを明示して成功の機会を与え努力によって成功したと思える教材とし学習者に「やればできそうだ」と思わせることである．内訳としては,「学習欲求」: どのようにすれば学習者が前向きな成功への期待感を持つように支援できるか,「成功の機会」: 学習経験が，学習者自身の能力に対する信念をどのように支えたり高めたりするのか,「コントロールの個人化」: どのようにすれば学習者は自分の成功が自分の努力と脳力によるものであると確信するかを定義している．

4 つ目の因子は「満足感（Satisfaction)」であり，学習の結果を無駄に終わらせず目標に到達した学習者に公平な評価を行い,「やってよかった」と思わせることである．内訳としては,「内発的な強化」: どのようにすれば学習経験の本来の楽しみを促進し支援できるか,「外発的報酬」: 学習者の成功に対して，どのような報酬的結末を提供するのか,「公平さ」: どのようにすれば学習者が公平に扱われていると感じるかを定義している．

使用したアンケート内容と各 ARCS 因子の対応を**図 5.10** に示す．注意喚起で 5 問，関連性で 5 問，自身で 5 問，満足感で 3 問の内訳となっている．

| No | 因子 |
|---|---|
| ① | 注意喚起（**A**ttention）：<おもしろそうだ> |
| ② | 関連性（**R**elevance）：<やりがいがありそうだ> |
| ③ | 自信（**C**onfidence）：<やればできそうだ> |
| ④ | 満足感（**S**atisfaction）：<やってよかった> |

| アンケート内容 | 因子 |
|---|---|
| 楽しく学びましたか | ① |
| この学習では好奇心を刺激されますか. | ① |
| 学習の内容は親しみやすいですか | ② |
| 学習の意義や目的がはっきりしていますか. | ③ |
| 作業に役立つと思いますか. | ④ |
| 自分の到達すべき学習の目標がはっきりしていますか. | ③ |
| 学習中にできた・わかったという実感がありますか. | ④ |
| この作業についてもっと調べたいと思いますか. | ① |
| 正しい方法で作業を行うことができますか. | ② |
| ほかの作業でも同じ方式で学習したいですか. | ② |
| 学習での自分の参加態度は積極的ですか. | ① |
| HCUの関連作業をもっと学びたいと思いますか. | ③ |
| 学習中、自分にあったペースで進めることができますか. | ② |
| この学習方式は楽しいと思いますか. | ① |
| この学習方式は理解しやすいですか. | ② |
| 作業前に学習することは重要だと思いますか. | ③ |
| 現在の時点で，学習した知識・技能は身についていると思いますか. | ④ |
| もっとHCU作業の知識や技能を高めたいと思いますか. | ③ |

**図 5.10**　ARCS 因子とアンケート内容の対応

(4)　現場での評価検証実験

実際の現場での監督や作業者による評価を検証するために，国内にある原子力発電プラントにて検証実験を行った．現場で従事する管理者（指導員，監督，放射線管理者など）と，2 次業者の作業員の合計 18 名を対象とした．コンテンツ体験後にアンケートを行いシステムの有効性の評価を行った．実施したアンケートの設問を**表 5.2** に示す．5 段階評価で点数が高いほど評価が良い結果となる．

**表 5.2**　現場での VR システムの評価検証のためのアンケート内容

| No. | アンケート内容 |
|---|---|
| 1 | 新しい教育ツールとして有効だと感じた. |
| 2 | 定検初心者の教育として有効だと感じた. |
| 3 | 熟練者の教育(思い出し)として有効だと感じた. |
| 4 | 基礎知識を取得するのに有効だと感じた. |
| 5 | 作業手順を理解するのに有効だと感じた. |
| 6 | VRの映像は見やすいと感じた. |
| 7 | VRの操作はしやすいと感じた. |
| 8 | VRコンテンツの内容は適切だと感じた. |
| 9 | VRコンテンツのボリュームは適度だと感じた. |
| 10 | 今後，教育ツールとして活用したいと思う. |

### 5.3.2　実験結果

(1)　学習教材の違いによる教育効果の評価実験結果

理解度テストの点数を補正した結果を**図 5.11** に示す．横軸に各学習教材のグループ，縦軸に棒グラフで全問題の正解率の平均値と標準偏差による誤差範囲，座学関連問題の正解率の平均値，VR 体験で再現した問題の正解率の平均値を示し，折れ線グラフで学習回数の平均値を示す．

全問題の正解率は紙で 57.5%，動画で 62.4%，VR で 67.2%となり，情報量が多くなるに従い正解率が高くなり，全体の理解度を見ると VR は効果的な学習方式であるという結果となった．ばらつきを示す標準偏差は，紙が 9.5，動画が 7.0，VR が 6.6 であった．これは，紙による学習は個人の学習方法によっては，集中して学習する部分とそうでない部分との差が発生することから，一律な学習とならないため理解に差が出たと考えられるが，動画や VR は紙と比較するとコンテンツが纏まって作成されているため，個人の学習方法に差が出にくく安定して理解できる教材であるためと考えられる．また，座学関連問題の正解率をみると，紙グループの正解率が最も高く（72.1%），動画や VR グループでは低い結果（動画：59.3%，VR：62.8%）であった．この結果から，VR はトータルで学習効果の高い教材であることが確認できたが，座学関係の基礎知識を習得するような学習に関しては適切ではなく，基礎知識習得には紙での学習が有効であることが分かった．VR では視覚や聴覚情報を優先的に取り込むことにより，文字を読んで学習して基礎知識を習得するような方式は不向きであったと考えられる．動画に関しては紙教材よりは全問題の正解率は高かったが，座学関連の問題の正解率は最も低かった．動画の場合は一度再生するとナレーションによる聴覚情報を元に作業手順を順番に閲覧していくことから，座学関連の基礎知識を習得するよりも全体の作業の流れを把握することが有効であると考えられる．一方で，VR で再現した問題に関しては想定通りであるが VR グループで最も高い結果（67.6%）で，紙グループでは最も低い結果（51.3%）となった．VR は空間情報を考慮した教材であるが，紙教材の場合は作業中の位置関係，形状，サイズ感などの空間情報を把握できなかったことが要因として考えられる．動画に関しても，コンテンツ内に 3D 情報を組込んでいたため空間情報を把握すること

により VR 体験で再現した問題の正解率が高くなったものと考えられる．

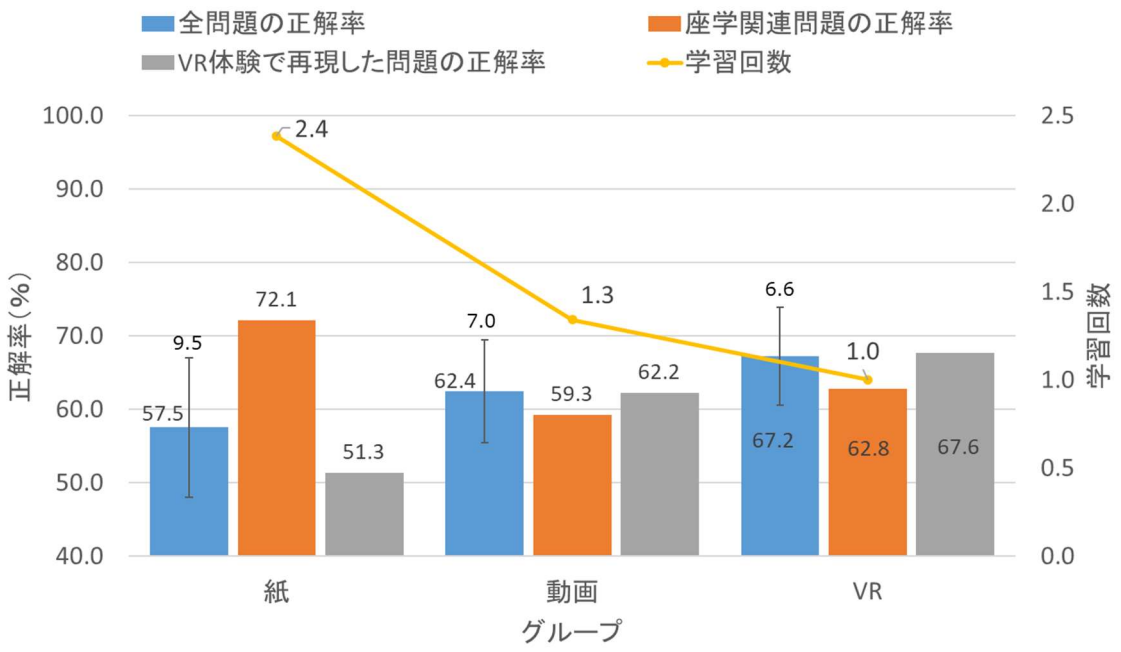



図 5.11　学習教材による理解度テスト測定結果

学習回数の結果を見ると，動画と紙は繰り返し学習をすることが可能であるが（紙：平均 2.4 回，動画：平均 1.3 回，VR：1 回），再学習という意味では紙教材が最も有効である．繰り返し学習することで特定の知識を定着させることができるため，座学関連の正解率が高い要因と考えられる．しかしながら，学習回数が最も多いにもかかわらず全問題の正解率が低いという結果であり，座学以外での学習効率は他の教材と比較して低いと考えられる．一方で，VR はコンテンツの特性上，繰り返し学習や戻って学習することが難しく，理解できない状態でコンテンツが進んでしまうデメリットがある．しかしながら，1 回の学習でも繰り返し学習可能な紙や動画以上の正解率を得られたことから，VR 教材自体は理解度を向上するための教材として効果的であったと考える．

(2)　ハイブリッド教育による理解度への影響評価実験結果

ハイブリッド学習による理解度向上測定結果を**図 5.12** に示す．横軸にハイブリッド学習で学習した教材の組み合わせ，縦軸に全問題の正解率の平均値と標準偏差の誤差範囲，座学関連問題の正解率の平均値，VR 体験で再現した問題の正解率の平均値を示す．

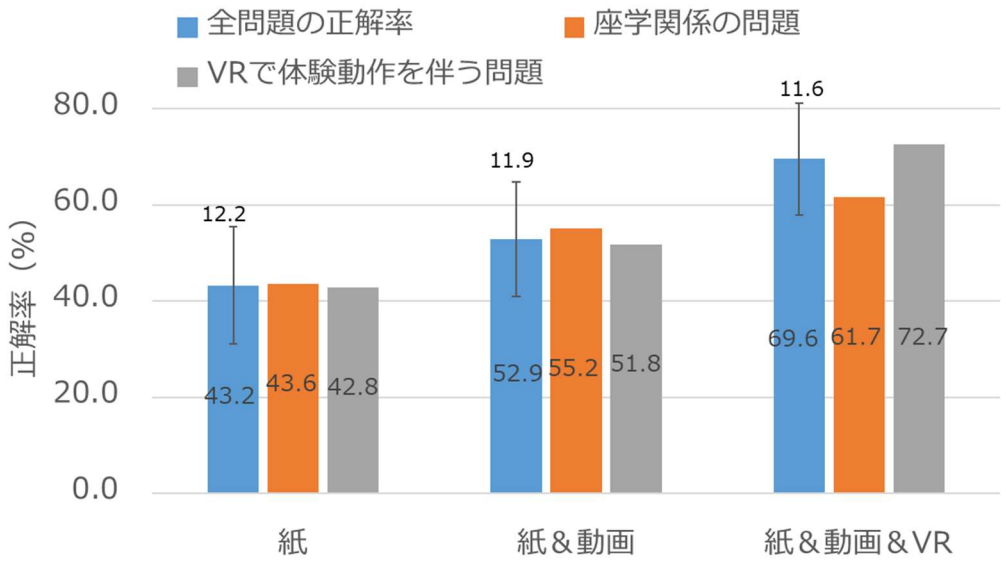



**図 5.12**　ハイブリッド学習による理解度向上測定結果

全問題の正解率を見ると，紙だけの学習による一次テストでは 43.2%と低い結果となった．前述した教材別測定実験での紙教材の正解率（57.5%）と比較すると大幅に正解率が減少していた．本実験では被験者を新入社員としたことから，ベースの基礎知識が全くない状態であることが要因として考えられる．次に，続けて動画教材を学習後に二次テストを受講した 11 名の正解率は 52.9%となり一次テストよりも約 10%程度向上する結果となった．また，動画教材で学習後にさらに VR で学習した 4 名の二次テストの正解率は 69.6%となり VR 学習を行ったグループで大幅に正解率が向上する結果となった．標準偏差を見ると，紙教材で最も高く紙，動画，VR 教材を全て学習したグループで最も低い結果となった．教材別測定実験と同様の傾向であり，動画や VR を学習することで一律に理解が進むものと考えられる．

また，座学関係の問題，体験動作を伴う問題の両方で，学習教材が増えるに従って正解率が向上しているが，体験動作を再現した問題に関しては VR を学習したグループで，紙で学習した時の 42.8%から 72.7%へと大幅に理解度が向上していることが観察された．このことから，VR による体験動作をすることで，その動作に関連する問題の理解に非常に効果的であったことが分かった．

ここで，一般的には学習量が増加する毎に習熟度が向上することが分かっている．これは 1885 年にドイツの心理学者 Hermann Ebbinghaus によって提唱された「学習曲線」という理論[55]が知られている．習熟度は常に一定の割合で増加せず，学習の期間が長いほど習熟するスピードは速くなる．学習量と反応時間の関係は「ピロリとアンダーソンの式」と呼ばれ**式**(5.1)で表される．

$$RT = 1.40N^{-0.24} = \frac{1.40}{N^{0.24}} \tag{5.1}$$

ここに，

$RT$：反応時間，$N$：累積学習量.

**式**（5.1)に当てはめて考えると，学習量が 2 倍になると反応時間が 84.7%になることを表し，学習量の累積が増えるほど反応時間が短くなる．作業時間に当て嵌めて考えると，業務経験が増えるにつれて作業速度が短縮できるということになる．この理論を本実験で行ったテスト正解率にそのまま当てはめることは出来ないが，累積の学習量の増加によって習熟度が向上して理解度向上に繋がると言える．また，教材別測定実験では紙教材を複数回学習しても理解度が低い状態であったが，ハイブリッド学習実験では，複数の特徴の異なる教材を順番に学習することで飛躍的に正解率が上がったことから，繰り返し学習する中でも，学習教材の組み合わせを工夫をすることで，単一の教材を繰り返し学習するよりも効果的に理解を進めることが出来ると考えられる．

(3)　ARCS モデルを用いた学習意欲に対するアンケート結果

ARCS のアンケート結果を**図 5.13** に示す．ほとんどの設問で，紙，動画，VR の順番で評価点が向上するという結果となった．特に VR では他の 2 つの教材と比較して顕著に高い点数であった．このことから，VR 教材は学習意欲を向上させる教材として非常に有効であるということを示している．内訳をみると，VR グループでは「好奇心を刺激された」「積極的に学習できた」「楽しく学習できた」「作業前での学習に重要だ」といった項目で高得点であった．唯一，「自分のあったペースで進めることができますか」という設問で VR は低い評価点であった．これは前述したとおり，一度学習を開始すると自由に戻って繰り返し学習することが不向きであるというコンテンツ上の特性によるものと考えられる．

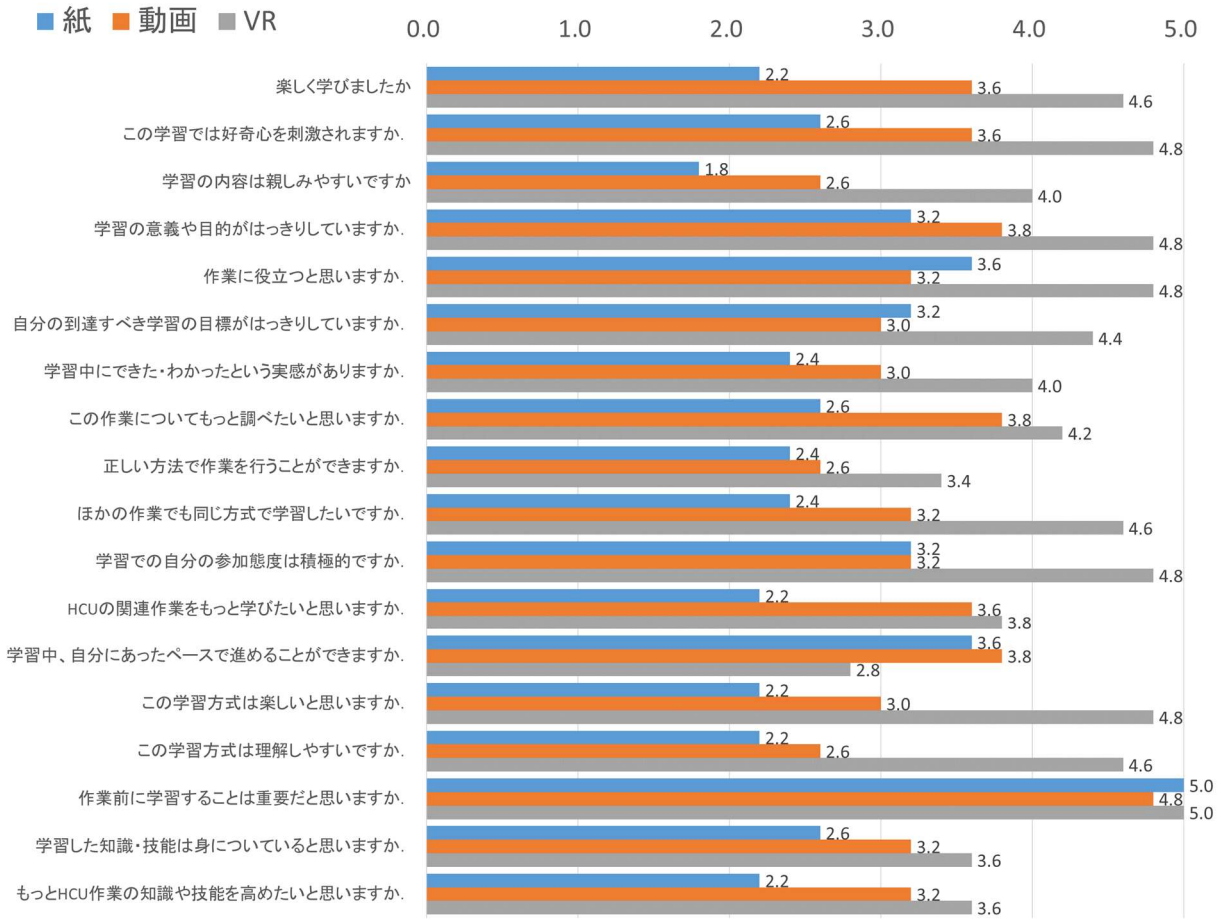



**図 5.13**　ARCS アンケートの各設問の評価点の結果

ARCS 因子毎に評価点を平均化した結果を**表 5.3** に示す．全ての質問を平均すると，紙グループで 2.8 点，動画グループで 3.3 点，VR グループで 4.3 点という結果となり，VR グループで良好な結果を得た．因子毎に内訳をみると，特に「注意喚起：おもしろそうだ」の因子で高い評価点を得た．従来の学習方式にはない新しい学習方式に対する好奇心やゲーム感覚で楽しく学べる教材であるということが学習意欲を向上しているものと考えられる．自由記述では「実際の作業姿勢を体験できて良かった」「現場に入る前の心構えになった」「体を動かすため VR 酔いがなかった」といった意見があった．

これらの結果から，VR は前述した実験で得られた教材自体の理解度向上への寄与だけでなく，学習意欲を高めて教育の機会・頻度を向上できる有効な学習方法であることが分かった．

**表 5.3**　ARCS アンケートの評価点を因子毎に算出して平均化した結果

| ARCS因子 | 紙 | 動画 | VR |
|---|---|---|---|
| ①注意喚起：<おもしろそうだ> | 2.6 | 3.4 | 4.6 |
| ②関連性：<やりがいがありそうだ> | 2.5 | 3.0 | 3.9 |
| ③自信：<やればできそうだ> | 3.2 | 3.7 | 4.3 |
| ④満足感：<やってよかった> | 2.9 | 3.1 | 4.1 |
| **平均** | **2.8** | **3.3** | **4.2** |

(4)　現場での評価検証実験結果

アンケート結果を**図 5.14** 示す．各設問に対して概ね高いポイントを得ることが出来た．特に，「新しい教育ツールとして有効」「定検初心者の教育として有効」「今後，教育ツールとして活用したい」で高得点（4.5 以上）であった．また，アンケートの他にインタビューにより自由意見を抽出した．以下に抽出結果を示す．ポジティブな意見として，「普段いけないようなところにも行けて勉強になった」「机上での検討後の確かめに使うには非常に有効と感じた」「ゲーム感覚で操作できるため楽しく学べる」といった実務者にとってメリットとなる意見が多かった．一方で，ネガティブな意見として，「長時間見ていると酔う」「VR 機材が少し重かった」といった意見もあり，現場従事者での教育用デバイスとして，軽量化やコンテンツの作り方などは今後の検討課

題である．これらの結果から，アンケート，インタビュー共にポジティブな結果が多い傾向となり，現場実務者の評価においても VR は初心者への新しい教育ツールとして効果的であるという結果となった．

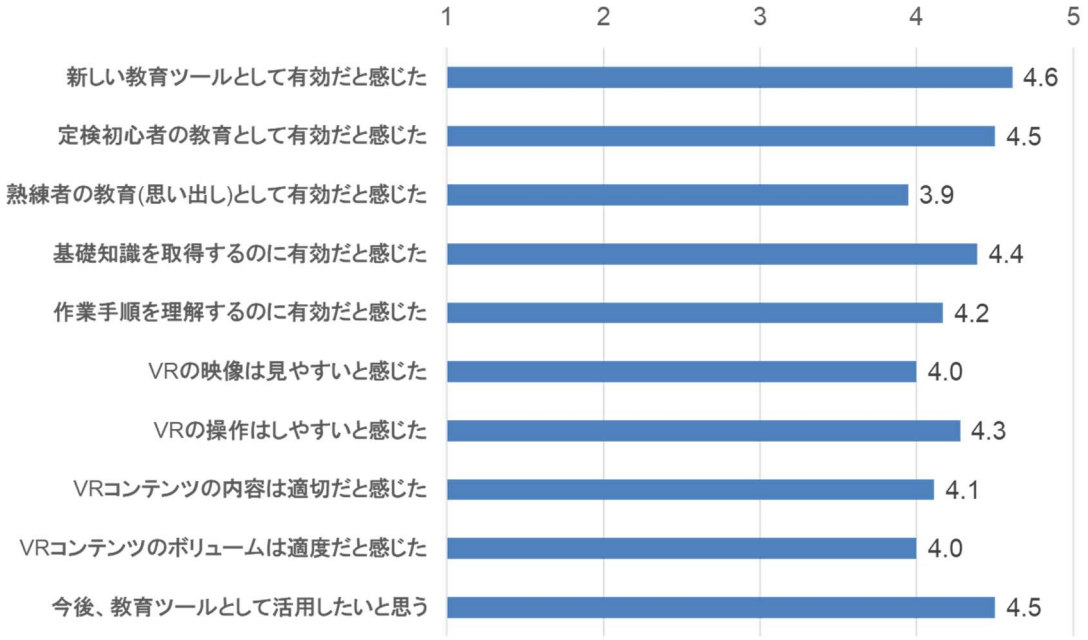



**図 5.14**　現場での評価検証実験のアンケート結果

## 5.4　考察

以上の各種実験結果から，VR による学習方式は，理解度・定着率・学習意欲等の面で有効であることが分かった．一方で，紙，動画による学習方式でもそれぞれ異なるメリットを持つことが分かり，全ての学習方式を組み合わせることで効果的に理解度を向上できると考えられる．実験結果から各学習教材の特徴を整理した結果を**表 5.4** に示す．実験した紙，動画，VR の自己学習方式に加えて，講師あり学習として，集団講義，訓練設備，現場 OJT の 3 つの学習方式も試算して追加した．各特長に対して 5 段階評価を行い，平均点を算出した．

実験結果から分かるように，紙に関しては基礎知識習得，繰り返し学習，学習機会・頻度において有利であったが，理解度・定着率や学習意欲の面でデメリットがあった．動画に関しては作

業要領把握や学習機会・頻度に有効であり紙のデメリットをカバーしていたが，基礎知識習得や繰り返し学習においてややデメリットがあった．VR に関しては紙と動画の各デメリットをカバーしつつ各特長で概ね高得点であったが，基礎知識習得でデメリットがあった．また，デバイスやコンテンツ作成というコスト面でも他の教材と比較するとデメリットがあると考えられる．しかしながら，際立ったデメリットが無くトータルの平均点は 5 点中 3.7 点と高い結果になった．

一方で，講師あり学習の試算結果としては，集団講義は紙学習のように基礎知識習得に向いていると考えられるが，紙と比較するとコスト面や繰り返し学習にデメリットがあり最も評価点は低いと試算した．訓練設備と現場 OJT はともに実際の作業を行うことから，作業要領の把握，空間認知，作業体験において最も有効であると考えられるが，やはりコスト面，繰り返し学習，学習機会・頻度の面でデメリットがある．特に原子力発電プラントの場合は，前述したように特殊な訓練設備自体が少なく訓練の機会が多くないこと，セキュリティや放射線被ばくの観点から現場 OJT の機会自体が少ないことなど大きなデメリットがあり，学習方式の 1 つとして考慮するには大きな課題がある．

表 5.4　各学習教材の特徴を整理した評価結果

| 学習形態 | 自己学習 | | | 講師あり学習（試算） | | |
|---|---|---|---|---|---|---|
| 教材 | 紙 | 動画 | VR | 集団講義 | 訓練設備 | 現場OJT |
| 基礎知識習得 | 5 | 4 | 3 | 5 | 3 | 2 |
| 作業要領把握 | 2 | 4 | 4 | 2 | 5 | 5 |
| 空間認知 | 1 | 1 | 4 | 1 | 4 | 5 |
| 作業体験 | 1 | 1 | 4 | 1 | 5 | 5 |
| コスト | 5 | 3 | 2 | 4 | 1 | 1 |
| 理解度・定着度 | 1 | 3 | 4 | 2 | 5 | 5 |
| 繰り返し学習 | 5 | 4 | 3 | 2 | 2 | 1 |
| 学習機会・頻度 | 5 | 5 | 4 | 2 | 1 | 1 |
| 学習意欲 | 1 | 3 | 5 | 1 | 4 | 3 |
| 平均 | 2.9 | 3.1 | 3.7 | 2.2 | 3.3 | 3.1 |

以上の評価結果から，各教材のメリットを生かして組合せて教育することで学習効果の向上が期待できると考える．具体的には，初めに紙教材で繰り返し学習して基礎知識を習得し，動画コンテンツを学習することで作業の流れを把握し，最終的に VR で実際の現場を模擬した空間で相互作用により自身の身体を動かして体験することで網羅的に理解度を深めることが可能と考えられる．これらの学習は各拠点（現場，業者事務所など）での自己学習として繰り返し行うことで基礎知識と現場での動き方を蓄積しておく．十分な自己学習が出来た段階で，訓練設備で最終的な作業の流れを学習する．紙，動画，VR による自己学習で十分な知識と動きを習得していることから，訓練設備ではスムーズに身体を動かすことが出来るため，短期間で効果的に訓練することが出来る．このように効果的に学習を進めることで，現場投入時には即戦力として動くことが出来るレベルまで達するようにし，OJT での教育時間を出来るだけ少なくすることで現場作業を効率的に進めることが出来ると考えられる．本研究では自己学習の 3 種類の教材での定量的評価を行ったが，今後は訓練設備や現場 OJT での教育効果も定量的に評価し，最適な教育の組み合わせの検討が必要である．

## 5.5　まとめ

原子力発電プラントの定検作業を対象とし，熟練者ノウハウを伝承する手段の一つとして VR を検討した結果，以下の結論を得た．

- アクティブラーニングの一つとして被験者が身体を動かしながらインタラクティブに作業を体験可能な VR 教育システムを開発し，従来の紙や動画での教材で学習した場合と比較した結果，理解度テストにおいて VR は他の教材と比較して高い理解度を得た．
- 紙，動画，VR 教材を順番に学習して理解度テストを実施した結果，紙のみ，または，紙と動画を学習した場合と比較して，VR を含めたすべての教材を順番に学習したケースで理解度と定着率向上に効果的であるという結果を得た．

- ARCS モデルに基づいた学習意欲に関するアンケート調査を行った結果，VR は紙や動画と比較して評価点が高い結果を得た．特に ARCS 因子の 1 つである「注意喚起（おもしろそうだ）」で高い結果となり，VR はゲーム感覚で好奇心を高めて学習の意欲・機会・頻度向上に効果的な教材であることが分かった．
- 実験結果から各教材の特徴を評価した結果，原子力発電プラントの定検作業において VR は大きなデメリットがない教材であり，総合的に評価値の高い学習教材であることが分かった．
- VR のメリットを生かしつつ他の学習方式のメリットも取り込み，また，講師あり学習として訓練設備や現場 OJT も含めて様々な学習方式を適切に組み合わせることで，より効果的な教育が実現できると考えられた．

以上から，VR 教育は原子力発電プラントの定検作業へ有効であることが確認できたが，現場で実運用するまで普及するにはいくつかの課題もあるのが現状である．

具体的には，現場での VR 機材のセッティングやオペレーションを考えると専用の学習スペースや専門の知識を持った人材が必要であり，紙や動画のように現場の作業者が自ら能動的に学習できる環境が整っていない．これが，VR 自体は効果的な教材であるにもかかわらず一般的な学習方式として普及が遅れている要因であると考える．本研究の実験結果で学習意欲が高いことが示されたが，学習する設備が整っていなければ効果は限定的である．今後は現場作業者がいつでもどこでも簡便に VR 体験できるような設備や仕組みの構築が求められる．

また，技術的な面では本研究では手指と視線の 2 つのトラッキング技術を採用したが，被験者の動作を再現するには情報が不足している．よりリアルに作業を体験するためにはさらに身体全体の動作の再現も重要であり，ボディトラッキングのような技術の適用が必要である．ボディトラッキングとは被験者の各関節部分に位置情報を検出するためのトラッカーを取り付けて身体全体の自然な動きを再現する技術である．代表的な手法として Inverse Kinematics があり，キャラクターなどの 3DCG モデルを動かすためのスケルトン構造を制御する方法である．最終的には各トラッキング技術を使うことで作業体験をリアルに近づけるだけでなく，熟練者の理想的な動き

を記録して教師データとして VR 空間で再現することで，更なる VR 教育の効果向上が期待できる．

現在，VR 教育を現場の技量認定制度での学習カリキュラムへの組み込みを検討中である．原子力発電プラントで従事する作業者は，作業開始前に技量認定と呼ばれる教育を受講する必要があり，合格しないと現場に入ることが出来ない．技能認定は，熟練者が講師となって現場入域者に対して集団講義を行い，最後に確認テストを行って認定を与える仕組みである．テストの点数によって等級が変わり，一般作業者，班長，主任監督などの役割を持つことが出来る．現状の制度では，熟練の監督者や管理者が過去の資料を元に教育を行っているが，この講義だけで全てのノウハウを伝えることは難しいため，実際には現場の OJT で教育をせざるを得ないというのが現状である．

そこで，技能認定の際に，第 3 章で述べた教育用動画と共に VR による教育もハイブリッドで行い，講義により基礎知識を習得，動画により作業の流れを理解，VR 体験により現場での動きを体得することで，各教材での熟練者ノウハウを網羅的に伝えることが出来るため，現場に入った後は OJT 不要で即戦力で作業を行える人材を育成することが出来ると考える．また，教育の効果によって，等級に対する役割に関してもよりハイレベルな尺度に見直すことで，全体的な作業者の質の向上が期待できる．課題として，従来は 1~2 日の講義であったが，動画や VR を教育カリキュラムに組み込むことで 2 週間程度の教育機関が必要であると考えている．作業が始まる前に作業者を長期間雇用する必要があるため，コストに対するノウハウ伝承効果の測定は今後の検討課題である．

# 第 6 章　結論

## 6.1　本論文のまとめ

本研究ではプラント建設・定検で従事している熟練者のノウハウ活用基盤を構築することを目的とし，暗黙抽出手法，深層学習，アイトラッキング技術，VR 技術の検討を行い，それぞれの要素技術の評価とアプリケーション開発を通じて有効性を評価した．

**第 1 章**は序論であり，プラント建設における熟練者のノウハウ伝承に関する課題を整理し，解決するための手段と本研究の目的を述べた．建設分野ではノウハウを伝承する手段は OJT が主であることや熟練者は現場を渡り歩くことからノウハウ伝承が効果的に行われず，特に本研究で対象とした原子力発電プラントではその特殊性からノウハウの抽出や伝承をより難しくしている．これらの課題を解決する手段として，IT 技術を応用し熟練者が保有する様々なノウハウの抽出手段や伝承手段を検討することとした．

**第 2 章**は既往の研究の調査結果と本研究の新規性を述べた．各要素技術を建設分野へ適用した研究は盛んであるが，原子力発電プラントのような大規模プラントの特殊作業に対しての事例はない．本研究では実際の原子力発電プラントで行われている特殊作業を対象に各要素技術を適用し，熟練者の暗黙知抽出ではインタビューベースの新たな抽出手法，熟練者が保有している過去の大量の写真データの抽出では深層学習と転移学習による識別手法，熟練者の身体的動作の一つである視線情報の抽出ではアイトラッキングとインタビューを組み合わせた新たな可視化手法，より効果的なノウハウ伝承手段としてアクティブラーニングを行うことができる体験型の VR 教育手法を検討することとした．

**第 3 章**から**第 5 章**では各種要素技術の適用とアプリケーションや手法の開発，および，有効性の評価について述べた．

**第 3 章**では熟練者の暗黙知抽出を目的としてノウハウ登録支援システムを開発し，ファンクショナルアプローチ法と半構造化インタビュー法を組み合わせた新たな暗黙知抽出手法を検討し

た．原子力発電プラントの定検作業へ適用し本手法の効果を評価した結果，ノウハウ 1 件に対する抽出時間効率を 57.4%，作業ステップに対する抽出ノウハウの網羅性を 2.1 倍向上できることを確認した．さらに本システムに登録する画像に関しては深層学習と適用することで熟練者が保有している過去の膨大な量の画像データを自動で分類・抽出できる仕組みを検討した．精度向上のために転移学習を利用し，原子力発電プラントの特殊機器に適用した結果，認識率を評価する指標である F 値として 89%という高精度の結果を得た．これらの結果から，本研究で検討した新たな手法を適用することで熟練者の暗黙知を効果的に抽出できることを確認した．

**第 4 章**では熟練者の身体的動作の一つである視線情報を計測するためにアイトラッキング技術を適用し，プラント建設の中で最も重要な作業の一つである吊搬作業への適用を検討した．熟練者は非熟練者と比較すると，視線の総滞在時間が 1.33 倍，視線を向ける総回数が 1.42 倍と多く，安全や品質を意識してより多くの情報を見て作業を遂行していることや，各対象の滞在時間の標準偏差を分析した結果，熟練者は様々な箇所を満遍なく注意を払って作業を遂行していることなど定量的な傾向を把握することができた．また，インタビューによるノウハウ抽出結果と組み合わせて分析マップ上で可視化する新たな手法を適用することで,熟練者は非熟練者と比較して 1.4 倍のノウハウを活用して作業を遂行していることが分かった．これらの結果から，熟練者のノウハウの抽出と可視化においてアイトラッキング技術と新たな可視化手法が効果的であることを確認した．

**第 5 章**では抽出した熟練者ノウハウを効果的に伝承する手段の一つとして VR 技術を適用し，原子力発電プラントの特殊機器の定検作業への適用を検討した．ハンドトラッキング技術，アイトラッキング技術，ハプティクス技術を利用し，被験者が身体を動かしながら現場作業と同等の姿勢で作業を体験できるアクティブラーニングによる体験型 VR 教育システムを開発した．本システムの効果を学習後のテストにより評価した結果，従来の紙教材や動画教材と比較して理解度，定着率を向上できる結果を得た．また学習意欲を示す指標である ARCS 因子を用いたアンケートから，VR は他の教材と比較して大幅に学習意欲を高める教材であることを確認した．各学習方

式の特徴を評価した結果，原子力発電プラントの教育に対して VR は総合的に高評価の学習教材であり，VR のメリットを生かしつつ他の学習方式のメリットを適切に組み合わせることで，より効果的な教育が実現できる見通しを得た．

以上の結果から，本研究では原子力発電プラントにおける熟練者のノウハウを効果的に抽出・伝承するための各要素技術を検証し，アプリケーション開発を通してその有効性を確認できた．熟練者ノウハウの活用に関しては様々な産業で研究が行われており各種 IT 技術が適用されているが，原子力発電プラントのような大規模プラントや特殊作業への適用事例は少なく，本研究で実際の定検作業を対象として有効性を定量的に評価できたことは有意であると考える．

## 6.2　今後の課題

本研究で熟練者ノウハウの抽出・伝承方法として各種要素技術の有効性を確認できたが，実務で運用するためには個々の基礎的な課題について深堀していく必要があると考える．

暗黙知抽出手法に関してはインタビュー手法をベースとした抽出手法で効率的・網羅的に暗黙知の抽出ができることを確認したが，複数の現場の大勢の熟練者に対して行うには，事前のデータ準備，質問者の確保，インタビュー実施時間・場所の確保，暗黙知の登録・整理・管理など多大な労力を必要とする．その結果，必要な熟練者からの暗黙知抽出ができないまま引退してしまうことが危惧される．そこで，例えばリモートで複数の現場を繋ぎ，同時に複数の熟練者とインタビューを行い，インタビューの内容を音声認識や自然言語処理を適用することで，暗黙知に該当するキーワードを自動的に抽出して登録することによって効率化できる．例えば自然言語処理には固有表現抽出と呼ばれる技術があり，文中から固有表現を抽出して固有名詞（人名，組織名，地名など）や日付，時間表現，数量，金額どの予め定義された固有表現分類へ分類することができる．このような技術を適用することで，インタビュー内容から自動的に暗黙知に該当するワードを抽出することが実現できると考える．

深層学習による画像抽出に関しては転移学習を利用することで高精度に原子力発電プラントの特殊機器を識別できることを確認したが，本研究ではオペレーティングフロアにある 7 つの特殊機器のみを対象としており，原子力発電プラント内に存在する全ての機器を分類するにはより多くの教師画像が必要である．原子力発電プラントはセキュリティの観点から自由に写真を撮影することが出来ないため，多くの教師画像を準備することは困難である．そこで，例えば監督者や作業者にウェアラブルカメラを装着させ，意識することなく自動的に現場の必要な箇所だけの写真を撮影し，現場事務所へ戻ると自動的にラベリングしてくれるような仕組みがあれば教師画像の問題は解決できると考える．SLAM（Simultaneous Localization and Mapping）技術等を用いて撮影者の自己位置を推定して該当の場所のみで撮影を行い，特定の大きさや構造のみを深層学習による画像認識技術を用いて抽出できるプロセスが確立できれば実現できると考える．

アイトラッキングによる視線計測では 20 分間という実験用の短時間作業で計測を行ったが，実務で計測するにはヘルメットと同時に装着することで作業に支障が出ることや電池の消耗が激しく長期間計測できないといったハード的な制約がある．これらの課題を解決するにはハードの進歩を待つ必要があるが，コンタクトレンズタイプのデバイスの研究も行われており，今後の発展に期待したい．また，本研究では注視点のフレームに対してインタビューを行ったが，全ての注視点に対してヒヤリングすることは時間の制約があり困難であった．そこで，例えば同一パターンの注視点の動きをクラスタリングし，パターン毎にインタビューをする方法が考えられる．注視した対象物や順番，注視点の座標，視線の移動速度，滞在時間等を説明変数としてクラスタリング処理を行うことで同じような視線の動きを纏めることが出来れば，インタビューの効率を向上できると考える．本手法を適用すればより多くの被験者を分析することが出来るため分析精度の向上にもつながると考える．

VR では原子力発電プラントの教育教材として非常に有効であるという結果を得たが，前述したとおり VR を実際の建設現場の作業者への教育に適用するにはハードを準備するための環境や専任者の配置など課題が多い．良い教材であっても教育の機会が制約されてしまえば効果は限定

的である．そこで，例えば WebGL 技術のようなウェブブラウザ上で 3D をインタラクティブに操作できる技術を活用して VR と同等の教育コンテンツを共有することができれば，煩雑なハード環境や先任者を準備せずともどこからでも気軽に VR 体験できる仕組みが構築できる．HMD による没入感は失われるが体験型 VR と同様にアクティブラーニングとしてインタラクティブな学習が可能であり，教育の機会・頻度の向上に寄与できると考える．また，将来的には Web 上に VR を含めた様々な教育コンテンツを集約して各現場から熟練者や作業者が自由にアバターとして参加するような環境を構築し，仮想現場による仮想 OJT のような世界を作ることが出来れば飛躍的に熟練者のノウハウ伝承が効率化できると考える．近い将来にこれらの様々な最先端技術を活用して実運用に耐えられるアプリケーションの開発が望まれる．

また，原子力発電プラントの全般的な課題として，定期検査に関しては新規制基準を合格すれば近い将来に再開できる見込みはあるが，新規の建設プロジェクトは長期間ストップしており今後の再開も見通しがなっていない．過去の画像データ抽出，アイトラッキングによる作業分析，VR 教育コンテンツなど定期検査での要素検証は可能であるが，建設プロジェクトでは過去のアーカイブデータも少なく，現場での検証実験そのものが出来ない状態である．しかしながら，今後の将来的な建設再開を見越してノウハウ伝承方法を準備しておく必要があり，本研究で主に定検向けに検証した要素技術で建設向けにも適用できる技術の基礎検討は必要である．また，過去のアーカイブデータや抽出しておくべきノウハウの整理を行い，建設・定検両方で活用できる基盤の構築が望まれる．

# 参考文献


1) パーソル総合研究所，中央大学：労働市場の未来推計 2030，2019.

2) 谷勝美：建設業の技能の伝承と人材育成，建設コスト研究，No.91，2015.

3) 一般財団法人建設経済研究所：建設経済レポート，No.67，2016.

4) 一般社団法人日本電機工業会：原子力技術・人材の維持について，総合資源エネルギー調査会，第 16 回原子力小委員会，2018.

5) Solize 株式会社，野中郁次郎：モノづくり企業の変革力を高めるちえづくり，日経 BP 社，2017.

6) Hamasaki, K.: Survey on maintenance skills required for nuclear power plant periodic inspections, *Journal of the Institute of Nuclear Safety System*, pp.21-33, 2008.

7) 野中郁次郎，竹中弘高，梅本勝博：知識創造企業，東洋経済新報社，1996.

8) Udeaja, E. C.：A web-based prototype for live capture and reuse of construction project knowledge：*Automation in Construction*, Vol.17, pp.839-851, 2008.

9) Lin, Y. C.：Enhancing knowledge exchange through web map-based knowledge management system in construction: Lessons learned in Taiwan：*Automation in Construction*, Vol.15, pp.693-705, 2006.

10) Lin, Y. C. : Developing construction assistant experience management system using people-based maps : *Automation in Construction*, Vol.17, pp.975-982, 2008.

11) Lin, Y. C. : Developing project communities of practice-based knowledge management system in construction：*Automation in Construction*, Vol.22, pp.422-432, 2012.

12) Tserng, H. P. : Developing an activity-based knowledge management system for contractors : *Automation in Construction*, Vol.13, pp.781-802, 2004.

13) Ali, B. : BIM-based claims management system: A centralized information repository for extension of time claims : *Automation in Construction*, Vol.110, 102937, 2020.

14) Adams, C. W.: Conducting Semi Structured Interviews: Handbook of Practical Program Evaluation pp.492-505, 2015.

15) Low, B. K. L.: The Risk-Taking Propensity of Construction Workers—An Application of Quasi-Expert Interview: *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 15, 2250, 2018.

16) Gil, D. : Classification of Images from Construction Sites Using a Deep-Learning Algorithm : *35th International Symposium on Automation and Robotics in Construction*, 2018.

17) Kim, H. : Detecting Construction Equipment Using a Region-Based Fully Convolutional Network and Transfer Learning : *Journal of Computing in Civil Engineering*, Vol.32, Issue 2, March, 2018.

18) Yabuki, N. : Automatic Object Detection from Digital Images by Deep Learning with Transfer Learning : *Workshop of the European Group for Intelligent Computing in Engineering*, 2018.

19) Yousefi, M. V., Karan, E. P., Mohammadpour, A. and Asadi, S.: Implementing Eye Tracking Technology in the Construction Process, *51st ASC Annual International Conference*, 2015.

20) Jeelani, I., Han, K., and Albert, A.: Automating Analysis of Construction Workers' Viewing Patterns for Personalized Safety Training and Management, *35th International Symposium on Automation and Robotics in Construction*, pp.939-947, 2018.

21) Pinheiro, R. B. O., Pradhananga, N., Jianuc, R., and Orabi, W.: Eye-Tracking Technology for Construction Safety: A Feasibility Study, *33rd International Symposium on Automation and Robotics in Construction*, pp.282-290, 2016.

22) Dzeng, R., Lin, C., and Fang, Y.: Using eye-tracker to compare search patterns between experienced and

novice workers for site hazard identification, *Safety Science*, Vol.82, pp.56-67, 2016.

23) Hasanzadeh, S., Esmaeili, B., and Dodd, M. D.: Measuring the Impacts of Safety Knowledge on Construction Workers' Attentional Allocation and Hazard Detection Using Remote Eye-Tracking Technology, *Journal of Management in Engineering*, Vol.33, Issue 5, 04017024, 2017.

24) Hasanzadeh, S., Esmaeili, B., and Dodd, M. D.: Impact of Construction Workers' Hazard Identification Skills on Their Visual Attention, *Journal of Construction Engineering and Management*, Vol.143, Issue 10, 04017070, 2017.

25) Hasanzadeh, S., Esmaeili, B., and Dodd, M. D.: Measuring Construction Workers' Real-Time Situation Aware-ness Using Mobile Eye-Tracking, *Construction Research Congress*, pp.2894-2904, 2016.

26) Hasanzadeh, S., Esmaeili, B., and Dodd, M. D.: Examining the Relationship between Construction Workers' Visual Attention and Situation Awareness under Fall and Tripping Hazard Conditions: Using Mobile Eye Tracking, *Journal of Construction Engineering and Management*, Vol.144, Issue 7, 04018060, 2018.

27) Jeelani, I., Han, K., and Albert, A.: Automating and scaling personalized safety training using eye-tracking data, *Automation in Construction*, Vol.93, pp.63–77, 2018.

28) Morita, J., Fujimoto, N., and Yanagita, K.: Approach to the transfer of quality control skills at the construction site using eye-gazing data, *32nd Annual Conference of the Japanese Society for Artificial Intelligence*, 1M2-02, pp.1-2, 2018.

29) Ye, X., and König, M.: Applying Eye Tracking in Virtual Construction Environments to Improve Cognitive Data Collection and Human-Computer Interaction of Site Hazard Identification, *36th International Symposium on Automation and Robotics in Construction*, pp.1073-1080, 2019.

30) Li, J., Li, H., Wang, H., Umer, W., Fu, H., and Xing, X.: Evaluating the impact of mental fatigue on construction equipment operators' ability to detect hazards using wearable eye-tracking technology, *Automation in Construction*, Vol.105, 102835, 2019.

31) Shi, Y., Du, J., Ahn, C. R., and Ragan, E.: Impact assessment of reinforced learning methods on construction workers' fall risk behavior using virtual reality, *Automation in Construction*, Vol.104, pp.197–214, 2019.

32) Li, X., Yi, W., Chi, H., Wang, X. and Chan, A. P. C.: A critical review of virtual and augmented reality (VR/AR) applications in construction safety, *Automation in Construction*, Vol.86, pp.150-162, 2018.

33) Eiris, R., Gheisari, M. and Esmaeili, B.: Desktop-based safety training using 360-degree panorama and static virtual reality techniques: A comparative experimental study, *Automation in Construction*, Vol.109, 102969, 2020.

34) Lin, J., Cao, L. and Li, N.: How the completeness of spatial knowledge influences the evacuation behavior of passengers in metro stations: A VR-based experimental study, *Automation in Construction*, Vol.113, 103136, 2020.

35) Shi, Y., Du, J., Ahn, C. R. and Ragan, E.: Impact assessment of reinforced learning methods on construction workers' fall risk behavior using virtual reality, *Automation in Construction*, Vol.104, pp.197-214, 2019.

36) Kang, J. and Jain, N.: Merit of Computer Game in Tacit Knowledge Acquisition and Retention, *28th International Association for Automation and Robotics in Construction*, pp.1091-1096, 2011.

37) Shi, Y., Du, J. and Worthy, D. A.: The impact of engineering information formats on learning and execution of construction operations: A virtual reality pipe maintenance experiment, *Automation in*

*Construction*, Vol.119, 103367, 2020.

38) Sampaio, A. Z. and Martins, O. P.: The application of virtual reality technology in the construction of bridge: The cantilever and incremental launching methods, *Automation in Construction*, Vol.37, pp.58-67, 2014.

39) Paes, D., Arantes, E. and Irizarry, J.: Immersive environment for improving the understanding of architectural 3D models: Comparing user spatial perception be-tween immersive and traditional virtual reality systems, *Automation in Construction*, Vol.84, pp.292-303, 2017.

40) Wang, P., Wu, P., Chi, H. L. and Li, X.: Adopting lean thinking in virtual reality-based personalized operation training using value stream mapping, *Automation in Construction*, Vol.119, 103355, 2020.

41) Miles, E. R. and Lawrence D. M.: Techniques of value analysis and engineering, Ekistics, Vol. 56, No. 336/337, Value Engineering (May/June–July/August 1989), pp.119-121, 1989.

42) Karen S. and Andrew Z,: Very Deep Convolutional Networks for Large-Scale Image Recognition, *3rd International Conference on Learning Representations*, pp.1-14, 2015.

43) PASCAL 2：The PASCAL Visual Object Classes, < http://host.robots.ox.ac.uk/pascal/VOC/>, (入手 2021.12.1).

44) 日本製薬工業協会　医薬品評価委員会　データサイエンス部会　タスクフォース 1：機械学習はじめました，2020.

45) 橋村勝，飯塚博実，李軍：特集③人間工学のための計測手法　第 4 部：生体電気現象その他の絵規則と解析(2)－眼球運動の計測－，人間工学，Vol.51，No.6，pp.406-410, 2015.

46) 坂下祐輔，藤吉弘亘，平田豊：画像処理による 3 次元眼球運動計測，実験力学，Vol.6，No.3，pp,236-243，2006.

47) 浅川雅美，岡野雅雄：食品広告の情報的価値が広告に対する注目に及ぼす影響―アイトラッキングによる分析―，広告科学，第 62 集，pp.1-12, 2016.

48) 福田亮子，佐久間美能留，中村悦男，福田忠彦 : 注視点の定義に関する実験的検討,人間工学, Vo.32，No.4，pp.197-204，1996.

49) 武雄靖 : ものづくり技能の習熟度と注視点の変化に関する実験的検討, 職業能力開発報文誌, Vol.26，No.1，pp.1-8，2014.

50) Edger, D.: Audio-visual methods in teaching. 3rd ed., The Dryden Press; 1969.

51) ユニティ・テクノロジーズ・ジャパン株式会社 :Unity, < https://unity.com/ja>, (入手 2021.10.14).

52) 片岡隆之, 金指正和 :作業者間マッチングを評価可能なスタッフスケジューリングの一解法, 近畿大学工学部研究報告，No.47，pp.27-30，2013.

53) 今岡善次郎：セル生産がわかる 70 のポイント，工業調査会，2005.

54) 大矢雅之，福田康明，山田裕昭：セル生産における作業者の習熟特性に関する研究，人間工学，Vol.45，No.5，pp278-285，2009.

55) John, M. K., Development and use of the ARCS model of instructional design, *Journal of instructional development*, Vo.10, No.3, pp2-10, 1987.

56) Hermann Ebbinghaus: Memory: A Contribution to Experimental Psychology, Teachers College, 1913.

# 謝辞

本論文をまとめるにあたり，主査の大阪大学大学院工学研究科環境エネルギー工学専攻の矢吹信喜教授には博士課程に取り組む機会を与えて頂き，多大なるご指導を賜りましたことに深く感謝申し上げます．また，副査の北田孝典教授と福田知弘准教授に深く感謝いたしております．矢吹先生には，研究への取り組み方，研究のプロセス，論文の執筆・投稿・発表方法，研究者としての心得など多くのことをご指導頂きました．特に，会社と大学の両方で研究する際の考え方の違いを学べたことは，今後の私の社会人研究者としての在り方に対して大きな財産となりました．心から深く感謝申し上げます.

私は2004年に当時の株式会社日立インダストリイズに入社し，無線センサネットワークの研究開発に従事しておりました．その際，当時の室蘭工業大学で研究されていた矢吹先生と出会い，ヘルスモニタリングの遠隔監視実験を一緒に実施させて頂きました．また，2012年には当時の株式会社日立プラントテクノロジーでITを活用した施工管理システムに関する研究に関してご助言頂き，モスクワで開催されたICCCBE2012（The International Conference on Computing in Civil and Building Engineering）国際学会への参加を経験させて頂きました．その後も，矢吹研究室の博士後期課程修了生であり私の会社の上司でもある羽鳥文雄氏を通じて，ARやBIMに関する研究のご助言を頂きました．このような流れで現在所属している株式会社日立プラントコンストラクションにおいても，大規模プラントの現場を対象としたIT関連システムの開発に従事させて頂き，その応用研究を博士課程で取り組む機会を得ることが出来ました.

社内においては，原子力発電プラントの建設・定検における現場管理，プロジェクト管理等全般に関して黒川実氏，上田力男氏にご指導頂きました．ノウハウをインタビューさせて頂いた熟練者の永江良明氏と小椋信吾氏には，現場業務で多忙な中，現場と本社の往復も含めて長期間対応してくださり大変感謝しております．アイトラッキングとVRの実証実験に関しては，当社研修施設で訓練に励んでいる多くの新入社員や若手社員の方，さらには，島根原子力発電

所や柏崎原子力発電所の作業所で従事している現場監督，指導員，作業者の方など多くの方にご協力頂きました．研究メンバーとしては，先に紹介した羽鳥文雄氏に研究全般を指導頂き，王ゴウ氏，能島文子氏，太田健二氏にはデータ整理や分析等でご支援頂きました．また，本研究を理解いただき博士課程への入学を推薦して頂いた江幡伸一氏には深く感謝申し上げるとともに，令和3年11月にご逝去されたことに心からご冥福をお祈り致します.

最後に，仕事と博士課程を両立する中で，生活面，健康面，精神面で支えてくれた妻の紗代，長男の航希，次男の篤人に感謝致します.

本論文は以上の方々の多大なるご協力とご指導により纏めることが出来たものであり，改めて深く感謝申し上げ，謝辞とさせて頂きます.

令和3年12月

屋代裕一