

保険料算出に寄与する物流業務のリスク可視化

麻生 敏正(東京海洋大学 学術研究院 流通情報工学部門 准教授)

本研究では、保険料算出に寄与する物流業務のリスク可視化を検討している。物流業務は様々な分類が可能であるが、本研究では、陸上の物流施設での業務と、船上の業務の可視化に挑戦している。前者では、物流業務向け作業推定システムの開発、フォークリフト作業の可視化手法の開発、自動追従型ロボットの導入効果推定、そしてこれらの業務の可視化方法の検討を行っている。一方、後者では、船員の作業推定手法の開発、落水検出手法の開発を行っている。本研究の可視化技術やその結果を保険会社や物流企業が利用することで、保険料算定への活用や、現状把握に基づく作業改善、機械化・自動化を含む生産性や安全性の向上に寄与できる道筋を示した。

1. はじめに

物流は日常生活を支える重要な活動であり、製造・卸・小売、さらに保険や情報といった多くの企業に関連している。近年、物流現場の労働力不足が深刻な社会問題となっており、労働環境の改善が盛んに検討されているが、労災等の発生件数は依然高水準である。安価な方法で、現場のリスクを定量的に可視化することができれば、保険料算定の精度向上に加え、企業や個人においても支出を抑えようという経営的または経済的合理性から、労務改善を促し、長期間働ける職場づくりに寄与できると考えた。

そこで本研究では、保有技術を活用し、労災リスクの観点から、現場の実態を調査することを目的とする。将来的には、保険料算出に寄与する業務可視化システムの構築を目指す。

2. 作業プローブシステム

本システムは、機械操作を含む人が行う作業を主たる対象としている。システム概要を図 1 に示す。本システムでは、スマートフォンにアプリをインストールすることで、計測器として用い、姿勢・動作・要素作業を推定する。スマートフォンの各種センサを図 2 に示す。スマートフォンを縦にして胸ポケットへ入れた場合、方位角の変化により旋回の動作、ピッチ角の変化により上体を前後に倒す動作、ロール角の変化により上体を左右に倒す動作が計測できる。スマートフォンを胸ポケットにいれた場合、腕の上げ下げにより胸ポケットが引っ張られるので、ロール角によりこの動きを計測できる。

本システムでは、作業者がスマートフォンを胸ポケット等に入れて携帯して作業をするだけで、業務を阻害することなく、時々刻々の作業姿勢や移動などの動作を反映す

る加速度などのデータを取得する。サーバでは、これらのデータを利用して、無理な作業姿勢の抽出や動作推定や作業推定、これらの負荷の推定を行う。さらに検定により、非効率な動作を自動検出する。

作業管理者は、サーバから送られてきた作業情報に基づき、労務管理を行い、現状の問題点や以前に実施した改善策(人員配置の変更など)の効果、機械化の導入効果を判断する。作業者に対しては、スマートフォンやスマートスピーカーを利用し、生産性や労働安全性に関する指導を実施する。以上により、無理な姿勢の修正や作業の省力化、労務管理、安全性の向上や効率化、コスト削減が可能となる。本システムでは、作業者がスマートフォンを携帯するので、衝撃(加速度データ)等から、落水検出にも活用できる。

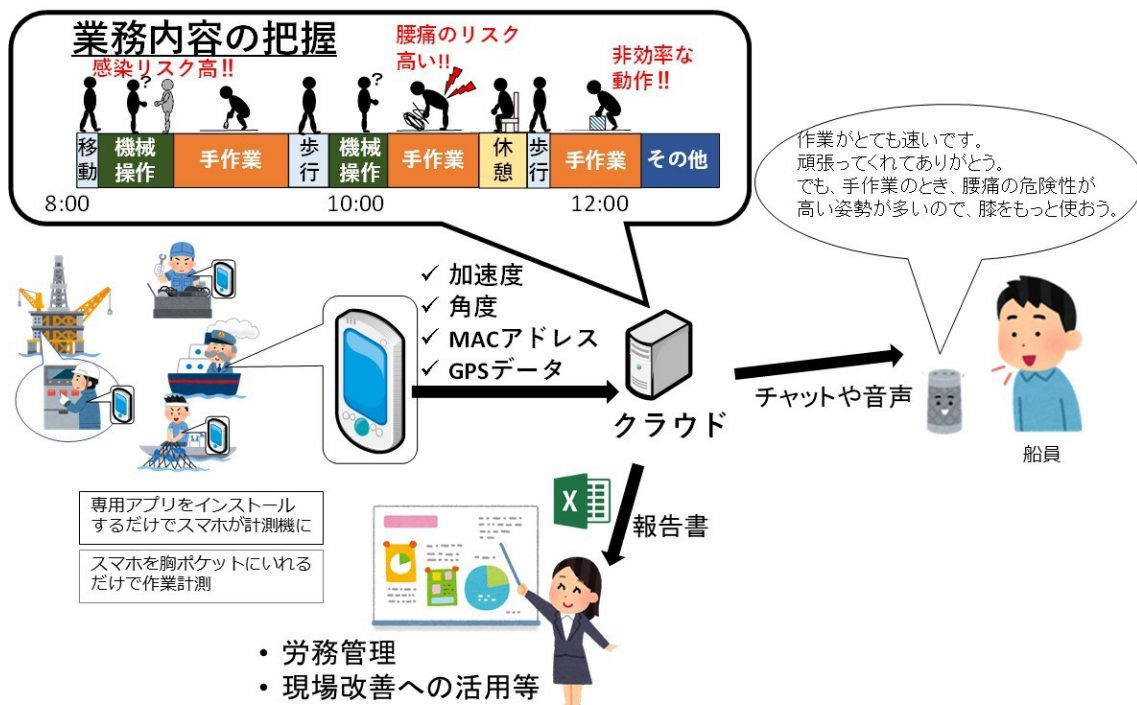


図1 作業プローブシステムの概要

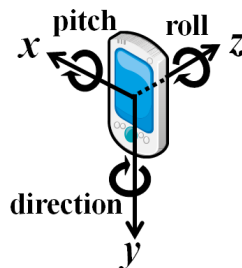


図2 センサ

3. 陸上の物流施設の業務

ここでは、物流業務向け作業推定システムの開発、フォークリフト作業の可視化手法の開発、自動追従型ロボットの導入効果推定、そしてこれらの業務の可視化方法の検討を行う。

3.1. 庫内業務の作業推定

3.1.1. 概要

この研究では、作業の自動識別ができるように作業プローブシステムを拡張し、その性能評価を行っている。まず、物流施設の4つの作業の特徴を整理し、これに基づき識別アルゴリズムを構築している。次に、物流施設で実験を行い、提案する手法の性能を評価している。性能評価では、正答率は82.5%であることを示している。この結果から、今回提案した手法の実現可能性は高いことを示している。

3.1.2. 開発手法

ここでは、サプライチェーンの下流に位置する物流施設を対象に、格納、ピッキング、荷下ろし・荷積み、梱包の4つの作業を識別することを目標とする。まず、定性的な特徴について整理する。機械学習を用いた作業識別も可能であるが、学習用データを作成する手間に配慮し、定性的な特徴に基づく、簡易的な識別アルゴリズムを検討する。

(A) 定性的な特徴の整理

小売業のように、サプライチェーンの下流に位置する物流施設では、パレットに積まれた商品を荷受けし、格納する。この場合、格納では、フォークリフトを用いることが多い。フォークリフトオペレータは運転に加えて、手作業で荷を下すこともあるため、歩行もある程度発生する。その後、出荷指示に従い、ピッキングした後、梱包し、店舗用に仕分けして、トラックで荷下ろし・荷積みする。ピッキングは棚に商品を取りに行くため、歩行が多く、梱包は段ボールや折り畳みコンテナに商品を詰める。荷下ろし・荷積みは、積載率向上のため、手作業で行うことも多く、ピッキングに比べると、荷姿(段ボール等)が大きくなっている。本研究では、動画分析を行い、作業ごとの定性的な特徴を見つけた。各作業の特徴に着目し、識別アルゴリズムを以降実装する。

(B) 識別アルゴリズム

前述の作業特徴に基づき、4種の作業を識別するためのフローチャートを作成した。以降、本アルゴリズムについて説明する。はじめに、対象とするすべてのデータの歩行の割合を計算する。歩行の割合は、歩行と判定された時間を作業全体の時間で割り求める。次に、フォークリフトを使用しているデータであるかどうかを判定する。フォークリフトを使用している、かつ後述する歩行のしきい値 Th_{walk} の半分($Th_{walk}/2$)以上の場合はそのデータを格納と判定した。フォークリフトの使用の有無だけでなく、歩行の割合を判定に利用しているのは、梱包作業では、商品を詰める動作中に発生する細か

な腕の動きなどをスマートフォンのセンサが拾い、これを機械振動と誤推定することがあるためである(これについては、細かな腕の動きと機械振動を識別するアルゴリズムを追加することで改善できると考えられるが、詳細な検討は今後の課題とする)。ここでは、極端に歩行の割合が低いものに関しては格納ではないと判定している。

その後、格納と判定されなかったデータについて、歩行の割合を用いて判定する。歩行の割合がしきい値 Th_{walk} 以下である場合は梱包と判定する。この時点で判定できていないデータは、荷下ろし・荷積みとピッキングのデータである。荷下ろし・荷積みとピッキングは、荷姿が異なるため、運び方が異なる。ピッキングでは、台車に商品を置き、これを押すため、スマートフォンに物がぶつかることが少ない。一方、荷下ろし・荷積みでは、荷物を抱えて運ぶため、抱えた荷物がスマートフォンにぶつかり、振動が発生しやすい。そのため、歩行中に発生する人力振動と機械振動の総数に着目して識別する。歩行中の人力振動が後述するしきい値 Th_f 以上の場合は、荷下ろし・荷積みと判定する。それ以外のデータはピッキングと判定する。

3.1.3. 性能評価

提案したアルゴリズムの性能評価を行うため、物流倉庫で計測を行った。作業者の胸ポケットにスマートフォンをいれるか、たすき掛けで装着してもらい、格納、ピッキング、梱包、荷下ろし・荷積みの各作業について、それぞれ 10 回計測した。一回の計測の時間は約 30 分とした。計測中は、作業者の後ろから作業の様子をビデオカメラで撮影した。今回は利用できるデータ数が少なく、実現可能性の検証が目的であるため、しきい値算出に用いたデータと性能評価で用いるデータは同一のものとした。ここでは、マハラノビスの汎距離を利用し、しきい値を算出したところ、それぞれ Th_{walk} は約 0.11、 Th_f は約 3.0 であった。ここでは手動で前述のしきい値を設定したが、k-means 法などを用いて自動算出することも可能である。ただし、詳細な検討は今後の課題とする。

これらのしきい値を使用して、作業を推定した結果、システム全体の正答率は 82.5%(= 33/40) であった。この結果から今回提案したシステムの実現可能性は高いことが分かった。一方、梱包を格納に、荷下ろし・荷積みをピッキングに、ピッキングを荷下ろし・荷積みや梱包に誤識別することがわかった。

撮影したビデオカメラの映像から、正しく推定できなかった原因を考察し、その解決案を検討する。正しく推定できなかった主な原因は、(1) スマートフォンの装着の仕方、(2) 歩行の未検出、(3) データの計測時間、(4) 荷役方法のばらつきである。

まず、今回の実験では、スマートフォンを胸ポケットに入れている場合と、たすき掛けで身に着けている場合がある。胸ポケットに入れている場合には、胸ポケットの素材によってはスマートフォンが固定されず揺れたり、出し入れしたボールペンなどがぶつかったり、スプリングキーホルダーで取り付けしたハンディターミナルが揺れたりすることで発生する振動を検出し、誤識別することがあった。そのため、今後はスマートフォンの携帯方法を検討し、統一する必要があると考えられる。

今回、歩行検出のために、従来手法と同じしきい値を使用した。この手法は、歩くス

ピードが非常に遅い場合、歩行として検出されないことがある。歩くスピードには個人差があるため、より精度を上げるためには、個人に合わせたしきい値を自動設定できるようにする必要があると考えられる。

今回の実験に使用したデータは 30 分間の業務計測で取得したが、梱包と正しく識別できなかったデータでは、包材を補充するために、長時間の歩行がたまたま発生していた。また、荷下ろし・荷積み作業もタイミングによっては、停止やかご車を利用した移動が多い場合もあった。そのため、必要に応じて、30 分以上の作業時間で判定したり、前後のデータも踏まえて判定するなど改良する必要がある。

ピッキングと荷下ろし・荷積みの識別に使用している特徴は荷物の運び方の違いである。しかし、荷下ろし・荷積みの場合でも、荷物を手で運ばずにハンドリフトを用いてパレット単位で移動していたり、かご車を利用して運んでいたりする場合もある。そのため、データの計測時間で述べた改良に加えて、ピッキングと荷下ろし・荷積みの識別の精度を上げるためには、抱えた荷物がぶつかる振動以外の特徴でも識別することを検討する必要があることがわかった。以上より、本アルゴリズムにおける誤識別の原因と解決策を示し、さらにこの実現可能性が高いことを明らかにした。

3.2. フォークリフト作業の可視化

3.2.1. 概要

この研究では、フォークリフト作業に関する可視化手法の提案とその性能評価を行っている。提案手法は、フォークリフト作業に関する定性的な特徴に基づいて、フォークリフトを用いる作業と用いない作業に大別した上で、フォークリフト作業を3種の要素に識別する。性能評価のために、物流施設で計測を行い、提案手法の性能を評価している。その結果、フォークリフト作業と他の作業を誤りなく識別できることを示している。さらに、フォークリフト作業の要素作業識別が正解率は平均 89.3%、誤差率は平均 2.3%でできることを示している。以上より、本手法の有効性を確認している。

3.2.2. 開発手法

ここでは、フォークリフトの機種に依存せず、かつ人手によるパラメータ調整不要で、フォークリフトオペレータの作業を 3 種の要素作業(歩行, 手作業, 運転)に自動分類することを目的とする。フォークリフトは機種によらず、必ず機械特有の振動が発生する。この振動は一般的に、人の動きに比べて振幅が小さく、周波数は高い。ただし、運転中も爪先の確認等で体を動かすことがある。この振動は機械振動よりも大きいため、機械振動の検出が困難になり、機械振動と人力振動の割合から総合的に判断する必要がある。また、歩行は1秒間に約2歩歩くという周期的な特性があるので、この周期的な特徴に着目すれば、歩行と手作業を判別できる。そこで、これらの特徴に着目したアルゴリズムを提案する。

提案手法の処理フローを図 3 に示す。前述の通り、運転中に発生する爪先の確認

等で機械振動の検出が難しいことがあるため、機械振動の周波数特性だけでは、フォークリフトの運転を検出することは難しい。本手法では、まず機械振動と人力振動を識別するための閾値を求める(処理 1)。次に、この閾値を用いて機械振動区間を検出する(処理 2)。さらに、この閾値と歩行の周期性を用いて、歩行区間を検出する(処理 3)。実際の業務では、フォークリフトオペレータが常にフォークリフト作業だけを行うとは限らない。部分的に他の作業をする可能性もある。そこで定性的な条件に基づき、フォークリフトを利用しているかどうか識別する(処理 4)。そして作業の制約条件に基づき、フォークリフトの運転区間の補正を行う(処理 5~7)。最後に、歩行・運転以外の区間は、手作業と判定する(処理 8)。

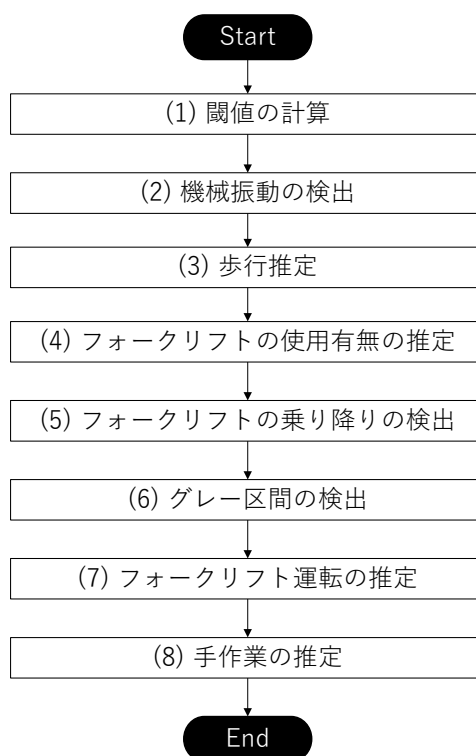


図 3 フロー

3.2.3. 性能評価

(A)フォークリフト作業の識別性能

物流施設において、5つの業務を対象に、作業計測を行った。まず、フォークリフト作業の識別性能を評価するため、計100の作業データを取得した。取得したデータの内訳は、フォークリフト作業21データ、ピッキング作業37データ、梱包作業18データ、バース作業13データ、トラックへの積み込み作業11データである。この施設で用いられていたフォークリフトはすべてリーチフォークリフトである。フォークリフト作業では、主に在庫の補充を行うが、ピッキング作業からの依頼に応じ、上段に保管された商品をフォークリフトで荷下ろしすることもある。商品管理にはハンディターミナルを利用していた。主としてパレットの荷積み荷下ろしを行うが、段ボールを手作業で積

み替えることもある。ピッキング作業では、作業者は出荷指示に従い、棚から商品を取り、台車に置く。梱包作業では、ベルトコンベヤーで流れてくる商品を検品したのち、段ボールまたはオリコン(折り畳みコンテナ)に入れて封をする。バース作業では、梱包された段ボールやオリコンを行先ごとに積み替える。トラックへの積み込み作業では、トラックドライバが段ボールやオリコンをトラックに積み込む。

フォークリフトを用いない作業においても、機械振動と似た振動が発生することがあり、これを誤検出する可能性がある。例えば、屈伸や腕がスマートフォンにぶつかるときに、このような誤検出は生じる。このような動作は、短期的には機械振動と似た振動を発生するが、作業全体では大きな時間割合を占めることは少ないと考えられる。そこで、処理 4 では、このような定性的な特徴に関する簡単な仮定に基づいて、フォークリフトを用いる作業と用いない作業に大別する。具体的には、①フォークリフト作業中は、フォークリフトがそれなりの時間稼働している。②機械振動は、ある程度継続する。ここではこの 2 点に着目する。

特徴①に基づく分類では、バース作業においてフォークリフトを利用していないと正しく識別できたが、他の作業では、識別精度が低いことがわかった。特に、梱包作業は 1 データもフォークリフトを利用していないと判定されなかった。梱包作業では、商品を詰める動作中に発生する細かな腕の動きをスマートフォンのセンサが拾い、これを機械振動と誤推定することが多い。この施設では、梱包にベルトコンベヤーを利用しているため、商品を詰めることに専念できるので、このような識別結果になったと考えられる。

2 つの特徴(特徴①と特徴②の併用)に基づく分類結果より、2 つの特徴を利用することで、梱包作業等の他の作業をフォークリフト作業と誤識別するようなことはなくなり、フォークリフトを用いる作業と用いない作業を 100%識別できることがわかった。以上の結果より、自動でフォークリフト作業とその他の作業を識別できることがわかった。

(B) 要素作業の識別性能

要素作業の識別精度の性能評価のため、同じ物流施設で 5 名のフォークリフトオペレータを対象として各 2 回、約 30 分計測した。作業の様子はビデオカメラで撮影している。計測時に利用していたフォークリフトはみなリーチフォーク型である。

正解率と誤差率を求めた。正解率とは、撮影動画と推定結果を時々刻々比較して算出した、正しく要素作業推定ができた区間の総時間長を全作業時間で割った値である。一方、誤差率とは、各要素作業の誤差時間(計測値-真値)を全作業時間で割ったものの絶対値である。この真値は実作業時間の合計であり、計測値は本システムで算出した作業時間の合計である。これらの結果より、正解率は平均 89.3%、誤差率は平均 2.3% であることがわかる。

誤差率が高いデータについて、動画より原因を調査した。データ 1 において、作業者は数歩歩いてしゃがむといった動作を繰り返し行っており、これを歩行と誤推定していた。データ 2 では、フォークリフトオペレータが中腰または背伸びをしており、この不安定な姿勢のため、小さな振動が発生し、運転と誤推定していた。さらに、データ 8 で

は、フォークリフトオペレータは一部、非常にゆっくり歩行しており、これを手作業と誤推定していた。さらに、誤差率は平均 2.3%、最大でも 5%程度であることを示している。平均値と比較すると、個々の挙動に起因する誤差は最大でも 3%程度であり、発生頻度と時間は小さいと考えられるが、更なる性能向上のために、それぞれの原因と解決方法について考察する。

動画分析の結果、データ 1 とデータ 2 の誤差原因として前述した動作は商品が見つからないときに発生していた。多くの施設では、WMS (Warehouse Management System) によりロケーション管理を行っており、本来はハンディターミナルに表示されたロケーションに行けば、目標の商品を見つけることができる。しかしながら、ロケーション登録ミスまたは作業者の勘違いが発生した場合、このような挙動が発生するが、この発生頻度は一般的には低いと考えられる。これらの振動は、機械振動に比べて少し大きな振幅が発生していた。今回は簡易的に振動を 2 種に分けたが、これを多値化し、統計的な判定を加えることで機械振動と人力振動の識別精度を向上できる可能性がある。また、データ 8 の誤推定は、ゆっくり歩くことにより、振動が小さくなり、ピーク値が閾値 A 以下になったため発生していた。今回は、全データを用いて閾値 A を算出しているが、個々のデータごとや、さらにこれを分割して閾値を算出することも可能であり、これを実施することにより改善できる可能性がある。ただし、これらの詳細な検討は今後の課題とする。以上より、本手法は高精度にフォークリフト作業の要素作業推定ができることを明らかにし、その有効性を確認した。

3.3. 自動追従型ロボットの導入効果推定

3.3.1. 概要

この研究では、作業プローブシステムを用いた自動追従型ロボットの導入効果推定に関する検討を行っている。まず、物流施設において 1 か月間、ピッキング作業(出荷指示に基づき、商品を必要な数だけ取り揃えること)を計測し、作業データと業務実績データを取得している。次に、自動追従型ロボットを導入した際のオペレーションをモデル化している。このモデルと上記データを利用して、導入効果を事前推定し、作業時間削減効果が約 4%であることを示している。以上より、作業プローブシステムが自動追従型ロボットの導入効果推定にも活用できることを示している。

3.3.2. モデル化

倉庫で実験を行った。計測は約 1 か月行い、その間、のべ 150 名計測した。ピッキングはマルチピッキング方式(複数の指示書をまとめてピッキングし、仕分けの作業も同時に行う方式)であり、指示書は WMS により最適化されている。被験者は、みなこの倉庫の従業員であり、スマートフォンはポーチに入れて胸部や腰部に装着した。商品は、特性毎にゾーン分けされて保管されている。荷を取り出す際、作業者はハンディターミナルを用いて、商品のバーコードを読み取る。WMS はこの時刻を記録する。

対象のピッキング作業は、集荷場が1か所であり、開始時と終了時の移動が特に長い。この移動の削減の案として、ここでは、自動追従型ロボットを導入した場合の効果を推定する。この機械化により、前述の作業の流れは変化しないが、一度にピック出来る量が増え、集積所関連の移動回数が削減される。

今回、機械化の効果を算定するにあたり、1作業者が1台以上の自動追従型ロボットを用いると仮定した。また、このロボットは、現場で用いている台車と同サイズの荷を運べるものとし、以降この効果を検討する。

3.3.3. 効果推定

(A) 方法

荷の取り出し回数は商品数(ピース数)となり、さらに棚間の移動回数は、アイテム数(行数)と等しい。さらに、集荷場と棚を往復するための移動は指示書数と等しい。つまり、作業プローブシステムで推定できる荷の取り出しの総作業時間を総ピース数で割ることで、1ピース当たりの荷の取り出し時間が算出できる。同様に、指示書一行あたりの棚間の移動時間や1指示書当たりの集荷場と棚を往復するための移動時間も算出できる。これらの数値を利用することで、任意の出荷指示において、その作業時間を推定することができる。前述の計測結果より、1行あたりの商品間の移動時間は約6.0s、1ピース当たりの荷の取り出し時間は約27.1秒、1指示書当たりのその他の作業時間は約348.5秒、1指示書当たりの集荷場と棚の往復は約113.3秒であった。

さらに、これらの数値と前述のモデルで利用することで、機械化後の作業時間を定量的に算出できる。ただし、季節や週によって取扱量が増える。そこでここでは、平均的な取扱量と、最大取扱量、最大取扱量に着目し、機械化の効果を検討する。

(B) 効果

各物量における自動追従型ロボット1台の導入効果を表1に示す。ここでは、機械化による作業の削減時間と、機械化前の総作業時間に対する削減率[%]を求める。特に、削減時間に時給をかけることで、人件費の削減効果を求めることができる。この結果より、計測した期間で最大物量のときに、労働時間を約13h削減可能であることがわかった。また、平均的な物量では、約7.6h削減できることが分かる。さらに、この結果より作業時間を約4%削減できることがわかった。

表1 1台導入時の効果

| | 最大物量 | 平均物量 | 最小物量 |
|---------|-------|-------|------|
| 指示書数 | 827 | 483 | 220 |
| 行数 | 10525 | 6175 | 2783 |
| ピース数 | 27709 | 14211 | 6940 |
| 削減時間[h] | 13.0 | 7.6 | 3.5 |
| 削減率[%] | 3.9 | 4.3 | 4.1 |

さらに最大物量におけるロボット台数と1台当たりの短縮時間の関係を図4に示す。この結果より、ロボット台数は1人当たり1台が最も効果が大きいことがわかった。

これらの結果と、機械化の費用、特に減価償却費またはレンタル費用を比較することで、適切な機械化に貢献できると考えられる。例えば、単純化して考えると、1人当たりロボット1台、月の稼働日が20日、1日当たりの勤務時間8時間、平均時給を2,000円とした場合、一人当たりの月人件費の4%(12,800円/月)が削減効果といえる。つまり、レンタル費用がこれ以下であれば、価格だけでも導入メリットが勝るといえ、それ以外の場合、ノウハウ蓄積等にそれ以上の価値があるか判断する。このように現場ごとに、定量的に導入の検討を支援できる。以上より、作業プローブシステムは、自動追従型ロボットの導入効果推定にも活用できることがわかった。



図4 最大物量におけるロボット台数と1台当たりの短縮時間の関係

3.4. 業務の可視化

3.4.1. 概要

この研究では、作業プローブシステムにおける作業の可視化手法について検討を行っている。まず、時々刻々の作業内容(作業・腰痛リスク・停止率)を可視化するシステムを2種実装している。次に、東京海洋大学で物流を学ぶ学生と、物流施設における管理業務の経験を有する実務経験者に対して、上記システムのアンケートを実施している。その結果、学生と実務経験者の好みには違いがあることを示している。特に、実務経験者の多くは作業・腰痛リスク・停止率を別々に可視化することが望ましいと考えていることを明らかにしている。将来的な観点と実務的な観点から、作業プローブシステムの可視化手法に関して知見を得ている。

3.4.2. 可視化手法

可視化は、専用システムを用いて行う場合と、一般的なシステム(例えば、Excelファイル)を用いて行う場合の2種類に大別できる。専用システムを用いる場合、特定の分析を効率化できるが、管理者は使い方を別途勉強する必要があり、また新規に分

析したい事柄が増えると、システム改修が必要になることもある。一方、Excel ファイルを用いた可視化の場合、専用システムに比べ、廉価であるが、分析の手間が増加することもある。しかし、作業者自身が様々な角度から追加分析をすることも可能であり、これにより管理者としての成長も期待できると考えられる。ここでは、費用や管理者の教育的な側面から、Excel ファイルを用いた可視化方法を対象とする。

今回は、作業プローブシステムの計測結果を自動で Excel ファイルに出力する 2 種類の可視化システム(A と B)を、Openpyxl を用いて作成した。これらは、同様のデータを用い、表示する項目も同じである。可視化システム A は、作業別の可視化であり、可視化システム B は指標別の可視化である。ここでは、60 度以上前傾している姿勢を腰痛リスクが高い姿勢と定義し、この姿勢が 15 分間で、60% 以上を占める場合、腰痛リスクが高い状況と判断し、可視化した。同様に、停止している時間が 50% 以上を占める場合、可視化した。こちらの閾値に関する詳細な検討は今後の課題とする。

(A) 作業別の可視化

可視化システム A では、各作業者が行った作業ごとに分け、その停止率、腰痛リスクを表示している。このシステムの特徴は作業を個別に分類することで、各作業者が何種類の作業を行ったか一目で理解できる点にある。また、停止率と腰痛リスクの表示には視覚的な記号を用いており、直感的に情報を把握しやすくしている。停止率の記号は四角の停止マーク、腰痛リスクの記号は三角の警告マークとした。また、可視化システム A では Excel のフィルター機能を使うことで、同一作業の比較が容易である。これにより、管理者は特定の作業に関連する停止率や腰痛リスクを簡単に確認でき、作業に対する改善策を立案しやすいと考えた。

(B) 指標別の可視化

可視化システム B では、時間帯別に作業、腰痛リスク、停止率に分けて表示する。このシステムの特徴は指標ごとに分析ができる点にある。時間帯ごとにどの作業が行われたかを示すことで、作業者の活動パターンを視覚的に把握できる。また、可視化システム B では非表示機能を利用することで、作業者同士の作業内容や停止率、腰痛リスクを簡単に比較することが可能である。これにより、特定の時間帯における各作業者の作業内容が容易に比較できる。

3.4.3. アンケート評価

アンケートでは、まず、フェイスシートとして性別と年齢を質問した。次に、図を用いて特徴を説明した上で、各可視化システムについて質問した。アンケートは、東京海洋大学で物流を勉強している学生 20 名(男女 10 名ずつ)と、物流施設における管理業務の経験を有する実務経験者 5 名(全て男性)に対して実施した。可視化した図は、この実務経験者が勤務する物流施設で計測した結果である。

(A) 質問

質問項目を以下に示す。システム A に関する質問は

- (1) システム A では、時間帯別の作業は分かりやすいですか。
- (2) 腰痛リスクの可視化は分かりやすいですか。
- (3) 作業の停止率の可視化は分かりやすいですか。
- (4) システム A ではフィルター機能を使うことで確認したい作業だけを抽出することができます。労務管理をする際、使いやすいと思いますか。
- (5) システム A の改善点があれば、記述してください。もし改善点がない場合は、良い点を記述してください。(解答例)改善点は・・・である。良い点は・・・である。

である。一方、システム B に関する質問は

- (6) システム B では、時間帯別の作業は分かりやすいですか。
- (7) 腰痛リスクの可視化は分かりやすいですか。
- (8) 作業の停止率の可視化は分かりやすいですか。
- (9) システム B では、腰痛リスク、作業の停止率についてスタッフ同士の比較が容易です。労務管理をする際、使いやすいと思いますか。
- (10) システム B の改善点があれば、記述してください。もし改善点がない場合は、良い点を記述してください。(解答例)改善点は・・・である。良い点は・・・である。

である。次に、システム A とシステム B の比較について

- (11) AとBのどちらが総合的に分かりやすいと思いますか。
- (12) その理由を記述してください。
- (13) Aと B のどちらが総合的に労務管理で使いやすいと思いますか。
- (14) その理由を記述してください。

を質問した。質問(1)～(4)、(6)～(9)は5段階評価で行い、回答者は、「非常にそう思う」、「ややそう思う」、「わからない」、「あまりそう思わない」、「全く思わない」の中から1つ選ぶ。質問(5)と質問(10)と質問(12)と質問(14)は自由記述、質問(11)と質問(13)は2択とした。

(B)結果

ここでは、アンケート結果について図示した後、各システムの改善点や選択理由の一例を示す。可視化システム A と可視化システム B の比較結果を図 5 と図 6 に示す。前者は学生の結果、後者は実務経験者の結果である。図中の A と B はそれぞれ可視化システムAと可視化システム B を意味しており、括弧書きの番号は前述の質問番号に相当する。以降の図では、肯定的な評価を寒色、否定的な評価を暖色で表現している。これらの図を比較すると、全体的に学生の方が肯定的な結果となっている。

実務では、必要に応じてデータを加工し、実務者が望む観点から業務を分析したいことがある。これを踏まえ、質問(4)と質問(9)では、そのユーザビリティについて質問した。その結果を図 7 に示す。この結果より、それぞれの方法について大きな差がないことがわかった。

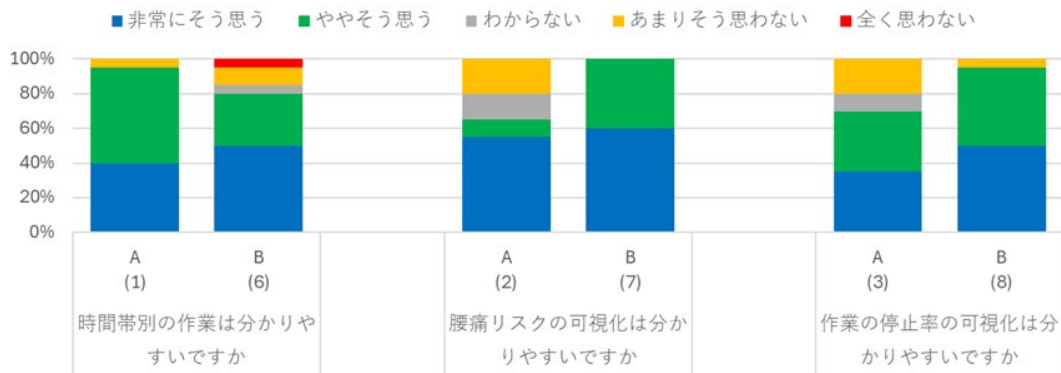


図5 学生のシステム評価

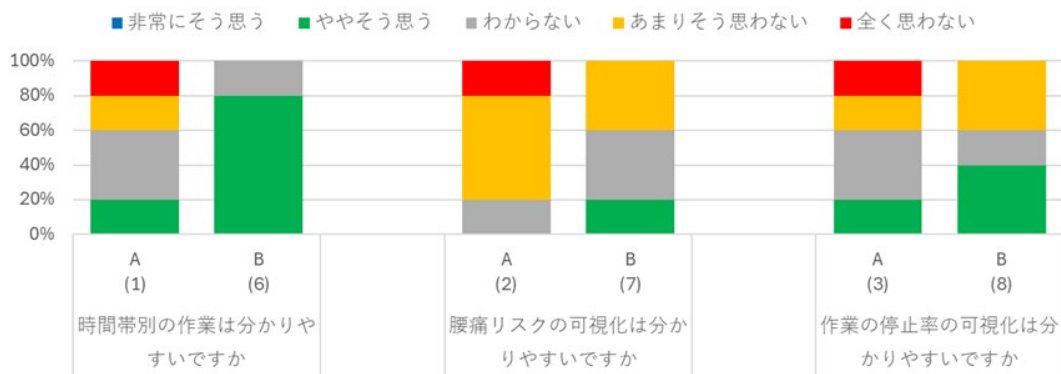


図6 実務経験者のシステム評価

最後に、図8は可視化システムAと可視化システムBの総合的な比較結果を示している。この結果より、学生は拮抗する結果となったが、実務経験者は、分かりやすさや労務管理での使いやすさともに、可視化システムBがよいという回答が多いことがわかる。

以降、各システムの改善点や選択理由の回答例を示す。質問(5)の可視化システムAの改善点に関する回答では、学生からは、色分けや記号に関する好意的なコメントが多かった一方で、色覚異常に関する対応の必要性が挙げられていた。一方、実務経験者からは、「改善点は色分けが多すぎて項目として見辛いと感ずます。」、「改善点は作業内容を確認するのに色覚えにくいといけないうか、いちいち左を見ないといけないうのがならない点です。また、作業者ごとの区切りもないためにやはり左を見ないといけないう点も。」と回答があった。

質問(10)の可視化システムBの改善点では、学生は良い点として、「作業と腰痛リスクと停止率が一見して把握できる」こと、改善点として、「作業名が見にくい」ことを挙げていた。一方、実務経験者からは、「改善点はレイアウトが細々としすぎている為、見辛く感じる。」、「作業内容はわかりやすいが、作業者ごとに境をつけていただきたい。」

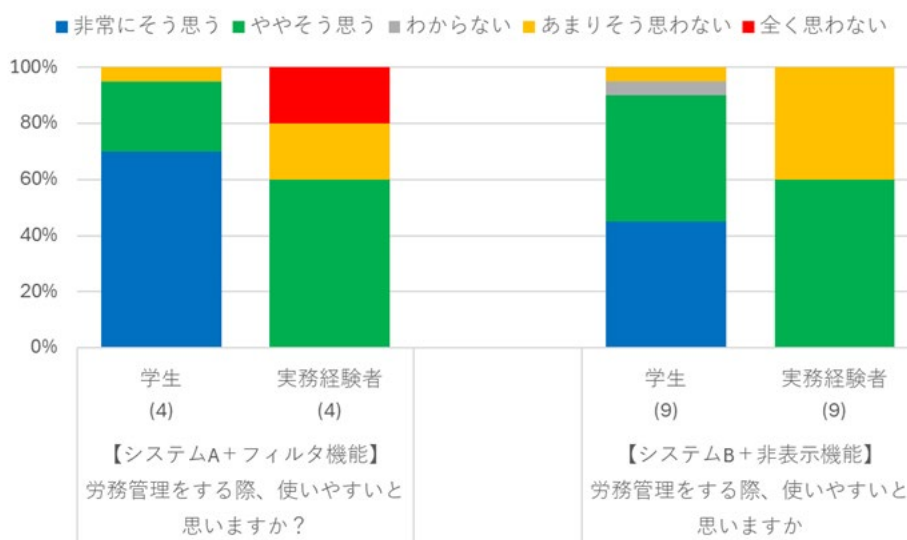


図7 労務管理への使いやすさ

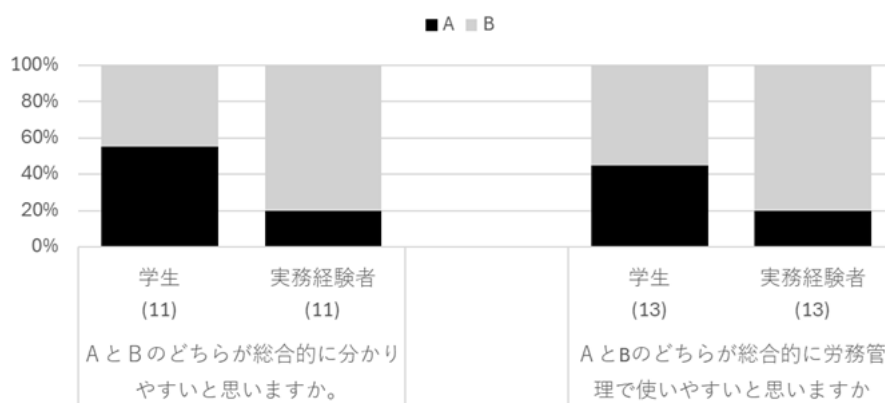


図8 システムの比較

腰痛リスクと停止率が% となっているのに色で表現しているのは分かりづらいです。」と回答があった。

さらに、質問(12)で分かりやすい(または分かりにくい)と考える基準については、学生は直感的や瞬間的に理解できることや文字の大きさを重要視していることがわかった。一方、実務経験者からも同様に、「見やすい」、「作業内容を色で覚えなくて良い点」と回答があった。

同様に、質問(14)で労務管理に使いやすい(または使いにくい)と考える基準については、学生は「以前見た労務管理表に類似していることや、見やすさや分かりやすさを重視していることがわかった。一方、実務経験者からは、「一目で見える情報量が多いため」、「% の記載があればよいです。」、「見やすい」と回答があった。上記以外にも、システム共通のコメントとして、腰痛リスクや停止率の数値の記入や、行や列の固定がほしいという回答があった。

(C) 考察

まず、可視化手法に関する改善方法について考察する。前述の改善点では、作業の色や文字の大きさや見やすさに関する意見があった。色については、色覚多様性への配慮として、色の見分けが難しい赤、ピンク、緑をなるべく使わないことが重要と考えられる。さらに、文字については、同じ作業が連続する場合はセルを結合すること、必要に応じて文字サイズを変更することも重要であることがわかった。

次に、分かりやすい可視化について考察を行う。図 5 より、学生は可視化システム Aの方が時間帯別の作業がわかりやすいが、可視化システム Bの方が腰痛リスクや停止率がわかりやすいと考えていることが分かる。一方、図 8 では、システムの総合的な分かりやすさに大差がない。これらの結果より、学生は作業の可視化と腰痛リスク・停止率の可視化の重要性を同程度に考えているといえる。図 6 より、実務経験者の多くは全ての質問項目において、可視化システム Bの方がわかりやすいと考えたため、図 8 でも、可視化システム Bを選んでいる。これらの結果より、実務経験者は作業別よりも指標別の可視化を好む傾向にあることがわかる。つまり、物流現場を知る実務経験者が業務分析やコミュニケーションをする場合、指標別の可視化が重要であるといえる。

ところで、物流は企業間を跨ぐ経済活動であり、ほぼすべての企業は物流に関連する業務を有する。物流業務は、物流企業だけでなく、製造業・卸売業・小売業にも存在し、さらに IT 企業はこれらの業務を支援する流通情報システムを構築する。現在、物流現場では労働力不足が深刻であり、これを解決するためには、企業間でのコミュニケーションの活発化や円滑化が重要である。

前述の通り、本アンケートに回答した学生は、物流を勉強している学生であり、過去の就職先実績では、物流企業だけでなく、製造業・卸売業・小売業、情報通信業にも就職している。つまり、これらの学生は、将来的に様々な業界・企業で物流業務に従事する可能性が高いといえる。本アンケートにより、これらの学生は、指標別の可視化だけでなく、作業別の可視化も好む傾向があると分かったため、企業間で円滑なコミュニケーションを実現するためには、作業ごとの可視化も重要であることがわかった。以上より、現場では指標別の可視化を好む傾向になること、将来的または企業間のコミュニケーションでは、作業別の可視化もニーズがあることを明らかにした。

4. 船上の業務

ここでは、船員の作業推定手法の開発、落水検出手法の開発を行う。

4.1. 船員の作業推定

4.1.1. 概要

この研究では、船員の作業推定手法の提案とその評価を行っている。提案手法は、

機械学習を利用することで、船員の業務を複数の要素に識別できる。基礎的な性能評価のため、練習船の船員を対象に 2 か月間の計測を行った。そして、前半1か月のデータを用いて、ランダムフォレストを利用した識別器を作成し、後半1か月のデータを利用して性能評価を行った。その結果、正解率の平均は約 83%であることを示している。この結果より、提案手法は業務内容の把握に活用できる可能性が高いことがわかった。

4.1.2. 機械学習を用いた作業推定

作業推定のための識別器を作成するため、船員はまず、スマートフォンを身に付けて業務をした上で、日々の業務名と休憩の時刻を記入する。業務は様々な分類が可能であるが、ここでは、運航と運航以外、休憩の3種とした。本手法では、この記入したファイルとセンサデータを紐づけ、学習用データを作成する。

作業者がスマートフォンを身に着けることで、業務中の姿勢や動作を反映するデータ(加速度や角度)を取得できる。本手法では、計測データを複数の部分データに切り分けた上で、特徴量を求めて用いる。ここで用いた特徴量は、時刻情報と各種要素作業時間[s], 3種の停止時間[s], 6種の姿勢構成[%]である。

時刻情報とは、対象とする部分データの開始と終了の時刻である。各種要素作業時間とは、非歩行動作時間、歩行時間、機械振動時間である。ここでは、機械振動時間を算出した。この文献では、1秒間に8回以上のピークが発生する振動を機械振動と定義している。3種の停止とは、瞬間的停止(1秒~5秒未満)、短期的停止(5秒~60秒未満)、長期的停止(60秒以上)である。また姿勢は、-90度~+90度を30度刻みに分け、それぞれの割合を姿勢構成として利用した。画面が進行方向を向くよう、スマートフォンを身に着けた場合、0度は直立姿勢を意味する。そしてマイナス値は前傾姿勢、プラス値は後傾姿勢を意味する。マイナス値が大きいほど、前傾姿勢になり、プラス値が大きいほど、後傾姿勢になることを意味する。スマートフォンの加速度や角度から装着の向きを自動判別することも可能である。

ここでは、実装の容易さ、特に計算負荷に配慮し、識別器にランダムフォレストを採用し、識別精度を判定する。ここでは、決定木の数を10、決定木の深さを4とした。以降、提案手法の性能を評価するために行った実験とその結果について述べる。

4.1.3. 性能評価

基礎的な性能評価のため、東京海洋大学が保有する練習船汐路丸の船員4名を対象に2か月間の計測を行った。4名の船員はみな男性で、1名は運航業務とそれ以外の業務を担当し、残りは運航業務以外の業務のみを担当していた。前半1か月は、3日間の航海を2回、5日間の航海を1回計測した。後半1か月は4日間の航海を2回、10日間の航海を1回計測した。

ここでは、前半1か月のデータを用いて、ランダムフォレストを利用した識別器を作成し、後半1か月のデータを利用して性能評価を行った。今回は、10分毎の部分デー

タから前述の特徴量を求め、これらを計測日で分けて、学習用データと評価用データとして用いた。以降、この性能評価の結果を述べる。

被験者ごとの提案手法の性能評価を行った。正解率とは、識別器が予測した作業名と実際の作業名(正解の作業名)の一致率である。今回、正解率は平均約 83%であることがわかった。これは簡易的に考えれば、1 時間の業務において、その間の約 50 分($\approx 60 \times 0.83$)の作業内容を推定できることを意味している。つまり、提案手法は業務内容の大局的な把握に活用できる可能性が高いと考えられる。

誤差の原因について考察する。主要な原因は、ほとんど体を動かさない時間(停止時間)が大きいことである。この停止は、休憩中と業務中ともに発生するため、この割合が大きいと、識別が難しくなる。この解決策として、前後の作業内容(コンテキスト)を踏まえた補正や位置情報による補正が考えられる。前者は、前後(もしくはさらにその前後)の作業から、発生確率を考慮して補正する方法である。次に後者の補正について述べる。ここでは、センサデータのみを用いて作業推定を行ったが、BLE ビーコンを用いた位置特定結果を活用すること(データフュージョン)で、更なる性能向上が期待できる。ただし、これらの詳細な検討は今後の課題とする。

4.2. 落水検出

4.2.1. 概要

この研究では、落水者検知システムを開発している。まず、緊急時通報機能を開発している。これは落水を検知すると、ショートメッセージで、位置情報を付与した簡単なメッセージを自動送信する。次に、学生を対象に、小型船舶からの落水と浮遊を計測している。さらに東京海洋大学の練習船で勤務する船員の業務を計測し、業務データを取得している。これらのデータを利用し、落水検知の精度を評価している。その結果、落水時検出の正解率は約 98%、浮遊時検出の正解率は約 94% であることを示している。以上より、本システムは実用性が高いことを明らかにしている。

4.2.2. 緊急時通報機能

落下は、不注意だけでなく、突然意識を失って倒れることに起因することもある。特に水中では、意識があっても落水者自身が機器を操作することは難しく、生き延びることに最善を尽くすことが望ましい。海上保安庁は、落水後は落ち着いて体の力を抜き、背浮きし、顎を挙げ、手足を大の字にする”浮いて待つ”ことを推奨している。そこでここでは、このように水面に浮かんでいるだけで、自動で通報する機能を開発する。これは落水を検知すると、ショートメッセージで、位置情報を付与した簡単なメッセージを自動送信する。ここでは、位置情報を Google Maps を活用し、以下の書式 <https://www.google.com/maps?q=緯度,経度> で送るものとした。

4.2.3. 性能評価

(A) 実験とデータ

落水時データと浮遊時データを取得するため、東京海洋大学の係船場で実験を行った。学生のサバイバル実習の際に計測器具を着用してデータを収集した。実験の様子はビデオカメラで撮影した。学生はスマートフォンを首から下げ、胸部付近に設置し、その上にイマーシオンスーツを着用した。実験では、学生は東京海洋大学が保有する調査・研究船「やよい」から飛び降り、その後、5分以上浮遊し、海から上がる一連の動きを計測した。やよいの甲板から海面までの距離はおおよそ1m程度であった。落水時データと浮遊時データを作成するために、前述の撮影した動画を利用して、その対象区間を切り出した。落水回数は70回である。

さらに船員の業務データを取得するため、東京海洋大学が保有する練習船「汐路丸」で実験を行った。実験期間は1か月でその間5名の船員を計測した。スマートフォンは、胸部または腰部に装着した。

落水時データと業務データの識別、さらに浮遊時と業務データの識別を検討するため、全業務データからオフセット5秒、時間長25秒の部分データを複数作成した。この部分データのうち、区間1の最大合成加速度が 20m/s^2 を超えるものを落水時データと業務データの識別で利用した。残りの業務データを浮遊時と業務データの識別で利用した。ただし、単純に上記のデータを利用すると、データ数に大きな偏りがあるため、落水時データの比較では1/20、浮遊時データの比較では1/50程度に間引いた。ここでは、それぞれのデータの75%を学習用データ、残り25%を評価用データとして用い、以降性能評価を行う。

(B) 性能

落水時データと業務データの識別性能を求めたところ、落水検出の正解率は約98%であった。さらに、さらに浮遊時と業務データの識別性能を求めたところ、浮遊検出の正解率は約94%であった。これらの結果より、誤検出や未検出も発生してしまうことが分かる。そのため、1度だけでなく、2度以上連続で、落水・浮遊または浮遊・浮遊と検出した場合に落水と判定することで、高精度に識別できることがわかった。以上より、本システムの識別精度を明らかにし、この実用性が高いことを明らかにした。

5. まとめ

本研究では、保険料算出に寄与する物流業務のリスク可視化を検討している。物流業務は様々な分類が可能であるが、本研究では、陸上の物流施設での業務と、船上の業務の可視化に挑戦している。前者では、物流業務向け作業推定システムの開発、フォークリフト作業の可視化手法の開発、自動追従型ロボットの導入効果推定、そしてこれらの業務の可視化方法の検討を行っている。一方、後者では、船員の作業推定手法の開発、落水検出手法の開発を行っている。本研究の可視化技術やその結果を

保険会社や物流企業が利用することで、保険料算定への活用や、現状把握に基づく作業改善、機械化・自動化を含む生産性や安全性の向上に寄与できる道筋を示した。

本助成による研究業績

- [1] 麻生敏正, ピッキング作業における自動追従型ロボットの導入効果推定, 日本物流学会 第 41 回全国大会 研究報告集, pp.183-188, 2024.
- [2] 鈴木寧乃, 麻生敏正, 物流業務向け作業推定システム, 電子情報通信学会技術研究報告 LOIS2024-81, pp.56-59, 2025.
- [3] 井出莉々子, 麻生敏正, 作業プローブシステムの可視化に関する一検討, 電子情報通信学会技術研究報告 LOIS2024-82, pp.60-64, 2025.
- [4] 麻生敏正, フォークリフト作業の可視化手法, 日本物流学会誌第 33 号(審査付論文), pp.69-76, 2025.
- [5] 麻生敏正, 宮坂昌弘, 鹿島英之, 竹本孝弘, 作業プローブシステムを用いた落水検知, 電子情報通信学会技術研究報告 LOIS2024-26, pp.1-4, 2024.
- [6] 麻生敏正, 宮坂昌弘, 鹿島英之, 船員の作業推定, 日本航海学会第 152 回講演会予稿集, 13 巻,1 号, pp.75-78, 2025.
- [7] 麻生敏正, 宮坂昌弘, 鹿島英之, 竹本孝弘, 落水者検知システム, 電子情報通信学会技術研究報告, 2025 (印刷待ち).