建築工事における作業内容の推定方法に関する研究

— 6 自由度データに基づく構成動作の推定方法 —

A STUDY OF THE ESTIMATION ON BUILDING WORKS

— A estimating method of work motions with 6-DOF —

蔡 成 浩**, 嘉納成男*

Soungcho CHAE and Naruo KANO

This paper discussed on the estimation of building works with 6-DOF motion sensors. The 6-DOF (Degree-of-freedom) sensor captures 3-axis acceleration and 3-axis angle. The actual data on the sensors is computed to the feature parameters in each time-unit for the recognition of the work motions. The neural network is applied for the method of the recognition. The neural network model is designed in the three layers Back-propagation network with the standard connections. The neural network outputs show guidelines to select the work motions. The authors collected the 6-DOF motion data in partition works, and estimated work motions based on those data. The differences between the actual and the estimated motions were evaluated, and it was clarified that the method is applicable to estimate work motions in building works.

Keywords: 6-DOF sensor, estimation, work motion, neural network ,

6 自由度センサー、推定、構成動作、ニューラルネットワーク

1. 緒言

建築工事における作業状況の把握については、作業研究において多くの研究がなされ、作業の所要時間、手待ち時間、稼働率、主作業率などの分析手法が編み出されている。しかし、作業現場において、作業者がどのような作業を実施しているかについては、測定者が目視で記録するしか方法がない。

作業者が如何なる姿勢や動作で、作業を実施しているかについて、作業者の姿勢や動作を示すデータから推定することが出来れば、作業測定における作業内容の把握が容易になる。また、作業者が実施する作業内容をデータに基づき常時把握することも出来る。これによって、作業改善のためのデータ収集が容易になるとともに、作業者の常時モニタリングのための手法となることが期待される。

作業状況の把握に関する手法は、動作研究や作業研究として始められ、田村他¹⁾は建築作業に適した改善サーブリックを提案している。また、脇坂他²⁾はワークサンプリング手法を用いた PC 部材製造工程の作業測定結果を示し、三根³⁾は鉄筋コンクリート工事の作業時間に対する調査方法の提案と調査結果を示し、室⁴⁾は建築標準歩係りと作業時間の測定レベルの関係を明らかにしている。小林他⁵⁾は高所作業における安全性を作業者の疲労度検査に基づき行っている。江口他⁶⁾は MOST 法を用いた作業時間の推定手法を示している。筆者他⁷⁾も数量化手法を用いた作業時間の推定手法を提案した。

これらの既往の研究によって、作業者の動作、作業時間、作業環境等を明らかにする方法論や手法はほぼ確立しているものの、作業者が如何なる作業を実施しているかについては、現在まで目視による観測に依存しており、作業内容をデータから推定する研究は為されていない。

本研究では作業者が実施する作業について、作業者の姿勢や動作に関する身体の動きを 6 自由度データとして測定し、ニューラルネットワークを用いて作業内容を推定する方法を提案し、作業実験のデータを用いて本手法の有効性を検証した。

なお、6 自由度データとは、身体部位の位置を 3 次元空間における座標 (X 軸、Y 軸、Z 軸の 3 つ)、傾斜角度 (X 軸、Y 軸、Z 軸回りの 3 つ) の計 6 つの値を時系列で収集したデータを意味している。

2. 作業内容の推定方法

2.1. 作業における構成動作の定義

作業者が行なう一連の動作について、本研究では作業を構成動作に分解し、作業者の作業内容を分類した。構成動作は、要素動作⁸⁾のまとまりを意味している。作業をまず移動、運搬、加工などの主要な行為に分解し、その行為を達成するために必要でなおかつ作業対象となる部材の種類や位置などによって決まる一連の要素動作をまとめて構成動作とした。

* 早稲田大学理工学部建築学科 教授・工博

** 早稲田大学理工学総合研究センター 客員研究助手・工修

Prof., Department of Architecture, Waseda Univ., Dr. Eng.
Visiting Research Assoc., Advanced Research Institute for Science and Engineering, Waseda Univ., M. Eng.

2.2. 作業動作のデータ化

作業者の作業内容を正確に把握するためには、作業者の身体各部位の動きを示す 6 自由度データを用いることとした。データ測定に用いる機器は、航空機等の姿勢や位置を 3 次元空間で制御するためのデータ収集用に開発された 6 自由度センサーである。一般にこの種のセンサーにおいては、6 自由度データを求めるために、3 次元座標系における X 軸、Y 軸、Z 軸のそれぞれの加速度と角度を出力する。⁹⁾このため、本研究においては、作業者の身体部位の動きを、各時点における 3 軸の角度及び加速度のデータをセンサーから収集し、それに基づいて以後の項 (2.3.) に示す特性値を求めた上で、そのとき実施されている構成動作を推定することとした。

表.1 は本研究で用いた 6 自由度データの測定に用いたセンサーの特性を示す。図.1 にセンサーの軸とデータの特性を示している。

表.1 6 自由度データの測定に用いたセンサーの特性

項目	内容
構成	3軸のジャイロ及び3軸の加速度計
重さ	プロセッサユニット: 約170g センサーユニット: 約40g
大きさ	プロセッサユニット: 75×85.5×41(mm) センサーユニット: 35.2×37×33.2(mm)
出力データ	3軸の角度と3軸の加速度
出力周期	10HZ

注1) 加速度データは各軸の矢印の反対方向に加速したときマイナスの値を示す
注2) 角度データは各軸の矢印の反対方向に回転した場合マイナスの値を示す

図.1 6 自由度データの測定に用いたセンサー

作業者の動作や姿勢を正確にデータ化するためには、作業者の身体各部位に 6 自由度センサーを装着する必要がある。しかし、多くのセンサーを作業者に装着すると作業に支障を来すとともに、センサーから出力されるデータの処理能力の制約から、本研究では 3 つのセンサーを装着し、作業者のデータを収集することとした。

センサーは、下記を考慮して、頭、腕、脚の 3 箇所に装着した。

- ① 実施する動作の特徴を 6 自由度データとして得られる位置
- ② センサーの装着によって作業に支障を与えない位置
- ③ 作業現場においてセンサーの装着・取り外しが容易な位置

センサーを装着した状態を図.2 に示す。まず、身体の上、前後左右の位置、及び身体の回転に関するデータを収集するため、安全帽の上にボルトでセンサーを固定した。次に、作業者の利き腕である前腕部にテープでセンサーを固定した。また、足の動きを捉えるため、右下腿部にテープでセンサーを固定した。

各センサーから出力されるアナログデータをデジタルデータに変換するプロセッサと電池電源は作業者の腰ベルトに固定している。

作業者に装着したプロセッサからコンピュータの記録装置へのデータ転送は RS-232C ケーブルを用いた。なお、今回の実験では、センサーからのデータ送信は有線を使用した。工事現場での適用時には無線によるデータ送信を考えている。

作業者の身体部位の動きに合わせて、毎秒 10 個の 6 自由度データを収集し、これを一旦コンピュータの記憶装置に記録し、測定データとした。図.3 は、事例として、鋸を用いた木材の切断作業についての 6 自由度データの時系列的な動きを示したものである。同図において、頭、腕、脚のセンサーにおける X 軸、Y 軸、Z 軸に対する角度と加速度のデータが、構成動作に特有の波形を示していることが判る。

図.2 センサーの装着状態

2.3. 6 自由度データに基づく特性値の算出

作業者に装着したセンサーから得られる 6 自由度データに基づき作業の構成動作を推定するための特性値を算出した。

本研究では、構成動作の推定は、1 秒から 5 秒の長さを単位として推定している。この構成動作の推定する時間幅を推定区間と呼ぶ。

6 自由度データから求められる 3 次元座標軸における位置は、作業者の身体が回転をすると、同じ動作であっても作業者の体の向きが異なるため、データの値は異なったものとなる。このため、測定データのままでは構成動作を正しく推定することは出来ない。これを防ぐため、測定したデータから特性値を求め、作業者の身体の回転による角度の変化などを排除することを行なった。

即ち、2 個のセンサーの相対的な位置関係を示す 3 次元位置ベクトル座標の距離を用いることによって、推定区間における測定データからその区間の平均値、標準偏差を求めた。さらに、各測定時点のデータの変化量 (時点 i と時点 $i+1$) の 2 乗の合計を求め、センサーの装着している身体部位の動きの大きさを表す特性値とした。

また、センサーは、重力の方向に発生する重力加速度と移動の方向に発生する運動加速度の合計値を出力する。このため、特性値の算出では、身体部位の移動を表す運動加速度成分を表すデータのみについて各測定時点における変化量の 2 乗の合計を求めた。

ここで、センサー A とセンサー B の出力データについて、特性値を求める算出過程を図.4 及び(式.1)から(式.7)に示す。角度データは先ず(式.1)を用いて、3 次元位置ベクトル座標に変換する。次に変換したセンサー A とセンサー B の 3 次元位置ベクトル座標の距離を算出する。そして、3 次元位置ベクトル座標の距離の平均値、標準偏差、変化量の 2 乗の合計を特性値として用いる。次に、3 軸の加速度データは 3 軸の加速度の変化量の 2 乗の合計としてその特性値を算出する。

図.3 鋸を用いた木材の切断作業の6自由度データの時系列変化

図.4 特性値の算出過程 (センサーAとセンサーBを用いた場合)

以下に推定で用いる3軸の角度データと加速度データに基づく特性値の算出式を示す。

① 3軸の角度データの3次元位置ベクトル座標への変換

データの出力時点 i におけるセンサーAの X 軸の角度データを $\theta_{(A)x_i}$ 、Y 軸の角度データを $\theta_{(A)y_i}$ 、Z 軸の角度データを $\theta_{(A)z_i}$ とした場合、回転した後の3次元位置ベクトル座標 $R_{(A)i}$ は(式.1)を用いて計算される。

$$R_{(A)i} = (x_{(A)i}, y_{(A)i}, z_{(A)i})$$

$$= \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \cos(\theta_{(A)x_i}) & -\sin(\theta_{(A)x_i}) \\ 0 & \sin(\theta_{(A)x_i}) & \cos(\theta_{(A)x_i}) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \cos(\theta_{(A)y_i}) & 0 & \sin(\theta_{(A)y_i}) \\ 0 & 1 & 0 \\ -\sin(\theta_{(A)y_i}) & 0 & \cos(\theta_{(A)y_i}) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \cos(\theta_{(A)z_i}) & \sin(\theta_{(A)z_i}) & 0 \\ -\sin(\theta_{(A)z_i}) & \cos(\theta_{(A)z_i}) & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

・・・(式.1)

$R_{(A)i}$: 出力時点 i におけるセンサーAの3次元位置ベクトル座標

$\theta_{(A)x_i}$: 出力時点 i におけるセンサーAのx軸の角度データ

$\theta_{(A)y_i}$: 出力時点 i におけるセンサーAのy軸の角度データ

$\theta_{(A)z_i}$: 出力時点 i におけるセンサーAのz軸の角度データ

A: データを出力するセンサー

i: データの出力時点

② 3次元位置ベクトル座標の距離の算出

データの出力時点 i におけるセンサーAとセンサーBの3次元位置ベクトル座標の距離 $H_{(A-B)i}$ を(式.2)に示す。

$$H_{(A-B)i} = \sqrt{(x_{(B)i} - x_{(A)i})^2 + (y_{(B)i} - y_{(A)i})^2 + (z_{(B)i} - z_{(A)i})^2}$$

・・・(式.2)

$H_{(A-B)i}$: 出力時点 i におけるセンサーAとセンサーBの3次元位置ベクトル座標の距離

$(x_{(A)i}, y_{(A)i}, z_{(A)i})$: 出力時点 i におけるセンサーAの3次元位置ベクトル座標

$(x_{(B)i}, y_{(B)i}, z_{(B)i})$: 出力時点 i におけるセンサーBの3次元位置ベクトル座標

A, B: データを出力するセンサー

i: データの出力時点

③3 軸の加速度データの変化量の算出

データの出力時点*i*から*i+1*までにおけるセンサーAの3軸の加速度データの変化量 $T_{(A)}_i$ を(式.3)に示す。

$$T_{(A)}_i = \sqrt{\left(\alpha_{(A)}x_{i+1} - \alpha_{(A)}x_i\right)^2 + \left(\alpha_{(A)}y_{i+1} - \alpha_{(A)}y_i\right)^2 + \left(\alpha_{(A)}z_{i+1} - \alpha_{(A)}z_i\right)^2} \quad \cdots (式.3)$$

$T_{(A)}_i$: 出力時点*i*から*i+1*におけるセンサーAの 加速度の変化量

$\alpha_{(A)}x_i$: 出力時点*i*におけるセンサー Aのx軸の加速度データ

$\alpha_{(A)}y_i$: 出力時点*i*におけるセンサー Aのy軸の加速度データ

$\alpha_{(A)}z_i$: 出力時点*i*におけるセンサー Aのz軸の加速度データ

A: データを出力するセ ンサー

i: データの出力時点

表.2 構成動作の推定に用いる特性値と算出式

特性値	算出式	内容
$Avr(H_{(A-B)})$	$\frac{\sum_{i=1}^n H_{(A-B)_i}}{n} \quad \cdots (式.4)$	センサーA・Bの位置関係
$Std(H_{(A-B)})$	$\sqrt{\frac{n \sum_{i=1}^n (H_{(A-B)_i})^2 - \left(\sum_{i=1}^n H_{(A-B)_i}\right)^2}{n^2}} \quad \cdots (式.5)$	センサーA・Bの位置関係の標準偏差
$Sy(H_{(A-B)_{i+1}} - H_{(A-B)_i})$	$\sum_{i=1}^n (H_{(A-B)_{i+1}} - H_{(A-B)_i})^2 \quad \cdots (式.6)$	センサーA・Bの位置関係の変化量
$Sy(T_{(A)})$	$\sum_{i=1}^n (T_{(A)_i})^2 \quad \cdots (式.7)$	センサーAの移動の速さ

$Avr(H_{(A-B)})$: $H_{(A-B)_i}$ の平均

$Std(H_{(A-B)})$: $H_{(A-B)_i}$ の標準偏差、

$Sy(H_{(A-B)})$: $(H_{(A-B)_{i+1}} - H_{(A-B)_i})$ の2乗の合計

$Sy(T_{(A)})$: $T_{(A)_i}$ の2乗の合計

$H_{(A-B)_i}$: 出力時点*i*におけるセンサーAとセンサーBの

3次元位置ベクトル座標の距離

$T_{(A)_i}$: 出力時点*i*から*i+1*までにおけるセンサーAの加速度の変化量

n : センサAとセンサーBから出力したデータの数

i : データの出力時点

A, B: データを出力するセンサー

構成動作の推定に用いる4種類の特性値を表.2に示す。推定区間におけるセンサーからのデータ数が*n*個である場合について、センサーAとセンサーBの3次元位置ベクトル座標の距離 $H_{(A-B)_i}$ の平均 $Avr(H_{(A-B)_i})$ を(式.4)に、標準偏差 $Std(H_{(A-B)_i})$ を(式.5)に示す。センサーAとセンサーBの出力時点*i*における3次元位置ベクトル座標の距離 $H_{(A-B)_i}$ の出力時点*i+1*までの変化量の2乗の合計 $Sy(H_{(A-B)_{i+1}} - H_{(A-B)_i})$ を(式.6)に示す。また、加速度データの出力時点間の変化量の $T_{(A)_i}$ の2乗の合計 $Sy(T_{(A)_i})$ を(式.7)に示す。

2.4. 推定区間の時間間隔の設定

構成動作を推定する推定区間の時間幅は、その長さが大きい場合には、複数の構成動作が一つの時間帯の中に入ってしまうことになり正確な推定が難しくなる。また、時間幅が小さい場合には、平均値や標準偏差などの特性値を求めるデータ数が少なくなるためその値が作業内のそれぞれの動きに大きく左右され安定性を欠く。このため、本研究では構成動作を推定する区間を複数設定して、推定に利用することとした。すなわち、作業を分解して求められた構成動作の最小時間を推定区間の最小時間幅とし、この時間幅を整数倍した複数の推定区間を用いることとした。そして、これらの推定区間について、それぞれの特性値を求め構成動作の推定を行なった。

以上の複数の推定区間を概念図として示すと、図.5の如くなる。図.5では、先ず推定区間の最小時間幅を1秒とし、最大時間幅を3秒としている。このとき、2秒幅と3秒幅の場合においては、推定区間は1秒間ずつずらして区間を設定することによって、構成動作の開始時点によって推定区間から外れることを防いでいる。以上の推定区間の設定方法によって、6種類の区間における特性値を求め、区間内に実施された構成動作を推定することとした。

図.5 多段階による推定区間の設定方法の概念

2.5. 特性値に基づく構成動作の推定

推定区間の特性値を用いて構成動作を推定するために、本研究ではニューラルネットワークを用いた。¹⁰⁾ 使用したニューラルネットワークのアルゴリズムは誤差逆伝播方法である。ネットワークの構造は完全結合した3層とし、入出力関数はシグモイド関数を用いた。

¹¹⁾ ネットワークの Input neurons として頭、腕、脚センサーの6自由度データから算出した12の特性値を用い、Output neurons として、入力データが各構成動作に適合する度合を0から1の間で示す認識値を求めた。

2.6. ニューラルネットワークの学習

ニューラルネットワークを学習するために必要なデータは以下によって求めることとした。すなわち、作業者に6自由度のセンサーを装着し、作業を実施させ、そのデータから求めた各推定区間の特性値を準備する。さらに、実施した作業をビデオで記録し、1秒毎に作業者が実施していた構成動作を記録する。

以上によって、得られた6自由度データによる12の特性値を Input neurons のデータとして、またビデオの記録から得られた構成動作を Output neurons の認識値として用い、各推定区間毎にニューラルネットワークを学習させることとした。

図.6 推定結果の推定プロセス

2.7. 推定結果の総合評価

学習したニューラルネットワークを用いて構成動作を推定するためには、前述した如く、複数の推定区間の推定結果を総合的に評価することによって、推定精度を向上させる仕組みを用いた。

すなわち、推定区間毎に求められた構成動作の認識値を各時点で合計してその平均値を求め、この値を各時点における構成動作の推定結果の総合的な評価尺度とした。そして、この値が最大の構成動作を、本推定方法による推定結果とした。

図.6は、推定区間を1秒、2秒、3秒幅に設定した場合を示しており、構成動作($O_1 \sim O_m$)について、各推定区間における認識値に基づいて、各時点に実施している構成動作を各推定区間で求めた認識値の平均値として評価する過程を示している。

図に示す如く、まず、1秒間隔ですらして設定した全ての推定区間について構成動作の認識値を求める。求めた認識値について、時点毎に平均値を求める。平均した認識値を比較し最大の認識値を持つ構成動作を最終的な推定結果とする。これによって、構成動作の推定において、作業中の一部の特異な身体の動きによる推定誤差や、作業中に多種類の動作を行なうため特性値が平準化されることによる推定誤差を小さくする。

3. パネル取付け作業への本手法の適用と有効性の検証

3.1. 作業実験の概要

建築作業における本手法の有効性を検証するために、実験室においてパネル取付け作業を実施し、作業者の6自由度データを用いてその構成動作の推定実験を行った。

まず、パネル取付け作業における構成動作の内容を明らかにした。そして、作業者の動きを6自由度データとして収集するため、6自由度センサーを頭、右腕及び右脚に装着して実験を行なうこととした。なお、作業状況はビデオで撮影し、0.1秒間隔で構成動作を記録することとした。

パネル取付け作業は、配置、運搬、取付けがある。パネルが最初置かれている位置は常に同じであるが、取付け位置はそれぞれ異なる計7箇所ある。

パネル取付け作業では、パネルが置かれている場所から2名の作業員で取付け位置までパネルを運搬して、取付け箇所において1名が上下4本のボルトを締め付け、その間他の作業員がパネルを保持する。実験では、構成動作の推定は、ボルトを締め付ける作業員について行なった。

予備実験によって明らかにしたパネル取付け作業の構成動作を図.7に示す。図に示す如く、パネル取付け作業は、「運搬」、「取付け」、「移動」の3つの行為に分類され、それぞれをさらに作業の内容に基づき、8つの構成動作に分割した。

表.3 実験場の概要

項目	内容
実験場所	早稲田大学ヒューマン実験室
実験日	2001年12月17日1日間
天気	晴れ
実験室 平均気温	約18℃

表.4 作業者の概要

項目	作業員A	作業員B
職種	合板加工	大工
経歴	13年	30年
年齢	49才	58才
身長	154cm	162cm
両手巾	152.5cm	167cm
股下長	80cm	90cm
体重	66kg	65kg

図.7 パネル取付け作業における構成動作

3.2. 作業実験の実施とデータの収集

実験は、表.3 に示す条件で実施した。実験で作業を実施した作業者の概要を表.4 に示す。

実験は、先ず、作業者が作業に慣れるまで、4、5 回に亘って作業を繰り返し実施し、作業者が作業内容に習熟した状態で本実験を行ない得るようにした。

実験では、7 枚のパネルを取り付ける一連の作業を計 5 回行なった。作業内容をビデオ撮影した結果に基づいて、1 枚のパネルを取り付けるために必要な各構成動作の所要時間を求めた結果が表.5 である。1 枚のパネルを取り付ける構成動作の比率は下部ボルトの

取付け(Motion7)が 23.11 %，上部ボルトの取付け(Motion5)が 22.30%と高く、その次に下部ボルトの準備(Motion6)、上部ボルトの準備(Motion4)が高い比率となっている。

なお、パネルの運搬 (Motion2) 及び帰りの歩き (Motion8) は、取付け位置によって変化する。パネルの運搬 (Motion2) は、平均値では 4.82 秒/枚であるが、近いパネルでは 3.6 秒、遠いパネルでは 6.1 秒と変化している。また帰りの歩き (Motion8) も同様に取付け位置によって変化する。

パネル取付け作業において、運搬と移動を除いて所要時間を見ると平均値 71.55 秒/枚、標準偏差 7.68 秒/枚、変動係数 0.10 である。

なお、実験において、センサーによって求められる 6 自由度データの値をすべての試行で統一するため、作業者は作業開始時に同じ姿勢から作業を開始するようにしセンサーのゼロ点調整を行なった。

表.5 1 枚のパネル取付けにおける構成動作の平均時間と比率

構成動作	Motion 1	Motion 2	Motion 3	Motion 4	Motion 5	Motion 6	Motion 7	Motion 8	合計
1枚当たり平均時間 (秒/枚)	2.38	4.82	6.63	11.80	18.66	12.76	19.34	7.29	83.67
標準偏差 (秒/枚)	0.36	0.79	0.69	1.41	4.10	1.88	5.62	1.07	7.57
変動係数	0.15	0.16	0.10	0.12	0.22	0.15	0.29	0.15	0.09
比率 (%)	2.84	5.76	7.92	14.10	22.30	15.25	23.11	8.71	100.00

3.3. 作業の特性値の算出

パネル取付け作業を行なう作業者に装着した頭、腕、脚のセンサーから得られたデータに基づいて、前述した 12 の特性値を求めた。特性値を求める際には、特性値を求める推定区間を 1 秒から 5 秒の幅として定めた。この結果、図.9 に示す如く、15 系列のデータを得た。各推定区間の特性値は学習データと検証データに分割し、学習データと各時点での構成動作の実測結果を用いてニューラルネットワークの学習を行った。そして、検証データを用いて学習したニューラルネットワークの信頼性を検証した。

表.6 に、推定に用いたニューラルネットワークの概要を示す。表に示す如く、28 枚のパネルの取付け作業を学習データとし、7 枚のパネルの取付け作業を検証データとして用いた。

表.6 推定に用いたニューラルネットワーク概要

項目	内容
ネットワークの構造	完全結合の逆伝播ネットワーク
学習データ	28枚のパネル取付け作業(作業時間39.45分)における6自由度データの特性値
Hidden Neuronsの数	59個
入出力関数	$f(x)=1 / (1+\exp(-x))$

図.8 は、各構成動作の 12 の特性値について、学習データの平均値を用いて、構成動作の特性値の類似度を調べるためにクラスター分析を実施した結果である。同図から、上部及び下部のボルトの準備、及び同取付けの構成動作の類似度が高いことが判る。パネルの運搬及び最初の作業位置に戻る移動についても、歩行が伴う作業として類似度が高い結果となっている。また、パネルの取り出しと位置調整は、腕を若干のみ動かす作業であるため特性値の類似度が高くなっている。全般的には、腕を使う作業と足を使う作業に区分されている。この結果から、特性値は概ね各構成動作の特性を表して

いると考えることができる

図.8 構成動作間の類似度

表.7 推定区間の構成動作の推定結果の的中率

推定 区間	項目	構成動作								全構成 動作
		Motion 1	Motion 2	Motion 3	Motion 4	Motion 5	Motion 6	Motion 7	Motion 8	
1秒	全体件数 (件)	71	132	191	339	515	366	548	205	2367
	的中件数 (件)	43	56	125	324	467	252	517	182	1966
	的中率 (%)	60.56	42.42	65.45	95.58	90.68	68.85	94.34	88.78	83.06
2秒	全体件数 (件)	69	135	188	334	522	367	548	204	2367
	的中件数 (件)	58	109	152	288	500	341	526	192	2166
	的中率 (%)	84.06	80.74	80.85	86.23	95.79	92.92	95.99	94.12	91.51
3秒	全体件数 (件)	69	132	191	339	515	366	548	207	2367
	的中件数 (件)	62	115	176	310	493	345	525	187	2213
	的中率 (%)	89.86	87.12	92.15	91.45	95.73	94.26	95.80	90.34	93.49
4秒	全体件数 (件)	67	135	188	334	522	367	548	206	2367
	的中件数 (件)	62	127	176	312	488	351	522	191	2229
	的中率 (%)	92.54	94.07	93.62	93.41	93.49	95.64	95.26	92.72	94.17
5秒	全体件数 (件)	61	136	191	339	515	366	548	211	2367
	的中件数 (件)	48	131	175	308	501	301	539	203	2206
	的中率 (%)	78.69	96.32	91.62	90.86	97.28	82.24	98.36	96.21	93.20

図.9 構成動作の実測値に対する各推定区間の認識値の平均が最大である構成動作の推定結果（作業時間 0 秒から 30 秒までの事例）

3.4. ニューラルネットワークの学習

実測したパネル取付け作業の構成動作をビデオ画像から 0.1 秒間隔に記録し、各時点の構成動作、及び 6 自由度データに基づく 12 の特性値を用いて、1 秒から 5 秒幅の推定区間についてそれぞれ 1 秒ずつずらせて、前述の 15 系列のニューラルネットワークで学習を行なった。

学習したニューラルネットワークを用いて学習データによる構成動作を求めた結果を表.7 に示す。表.7 に示す如く、1 秒幅の推定区間における構成動作の的中率は 83.06%、2 秒幅では的中率は 91.51%、3 秒幅では的中率は 93.49%、4 秒幅では的中率は 94.17%、5 秒幅では的中率は 93.20%となった。推定区間が短い場合、的中率は低くなる傾向にある。特に、1 秒幅ではその誤差が大きい。これは、1 秒幅と言う短い時間で、作業者の動作を特性値から推定するため、誤差が大きいと考えられる。

推定区間の各時間幅について、構成動作の的中率を求めた結果を図.10 に示す。同図に示す如く、パネル取付け作業の各構成動作は概ね 3~4 秒幅の推定区間において最大の的中率を示す。また、5 秒幅に推定区間を延ばすとの中率は低下している。これは、推定区間を長く取ると、数多くの動作が 1 つの推定区間の特性値に含まれるために、特性値に構成動作の特有な傾向が出難くなるためであると考えられる。以上の結果から構成動作の推定に最適である特性値を求めるためには、推定区間の幅をずらした複数の推定区間を用いる方法が有効であることが判る。

推定誤差は、前述した構成動作の特性値の類似度があることも原因している。例えば、上部のボルト取付けと下部のボルト取付けは、それぞれ腕を使う作業で、その位置のみ上部と下部と異なる。このため、構成動作の推定では、これらを同一の構成動作として認識する傾向がある。6 自由度データでは、各時点における作業者の動きが特性値に反映されるため、比較的短い時間での身体の移動（例えば、しゃがむ）などの動作が十分に反映されないためである。

表.8 には学習データに基づく推定結果を推定区間別に 0.1 秒毎にその的中率を求めたものである。各推定区間で求めた構成動作の認識値の平均を求め、それが最大の構成動作を総合的推定結果とした

場合の的中率が表.9である。表.8に示す各推定区間で求めた推定結果の的中率が概ね 85% 近辺にあるのに比較して、本研究で提案した総合的評価方法を用いた場合、表.9に示す如く、約 94% の的中率を得ていることが判る。

図.10 構成動作における推定区間と的中率の関係

表.8 推定区間の推定結果の測定間隔 0.1 秒毎の的中率

推定区間	項目	構成動作								全構成動作
		Motion 1	Motion 2	Motion 3	Motion 4	Motion 5	Motion 6	Motion 7	Motion 8	
1秒	的中率 (%)	59.53	41.71	64.38	94.18	89.09	68.09	93.24	88.20	81.97
2秒	的中率 (%)	69.99	76.86	77.88	81.37	93.25	88.36	92.52	89.19	87.48
3秒	的中率 (%)	70.03	77.28	85.16	84.00	89.71	86.58	90.04	83.42	86.29
4秒	的中率 (%)	59.04	77.73	81.66	81.09	86.51	84.45	87.33	82.21	83.58
5秒	的中率 (%)	39.79	76.11	77.03	75.26	86.95	70.26	89.52	84.28	80.34

表.9 学習データにおける推定結果の測定間隔 0.1 秒毎の的中率

項目	構成動作								全構成動作
	Motion 1	Motion 2	Motion 3	Motion 4	Motion 5	Motion 6	Motion 7	Motion 8	
作業時間 (秒)	68.7	133.3	187.8	335.1	520.4	364.7	550.1	206.7	2366.8
的中時間 (秒)	48.9	124.4	173.8	312.9	496.7	333.5	534.3	194.9	2219.4
的中率 (%)	71.18	93.32	92.55	93.38	95.45	91.45	97.13	94.29	93.77

3.5. 検証データによる構成動作の推定

学習データに基づいて構築したニューラルネットワークを用いて、検証データについて構成動作を推定した。表.10に検証データによる構成動作の推定結果の的中率を示す。表に示す如く、検証データについての的中率は構成動作全体については 87.31% であった。検証データについても高い的中率を達成出来た。

表.10 検証データにおける推定結果の測定間隔 0.1 秒毎の的中率

項目	構成動作								全構成動作
	Motion 1	Motion 2	Motion 3	Motion 4	Motion 5	Motion 6	Motion 7	Motion 8	
作業時間 (秒)	14.5	35.5	44.3	77.4	132.6	81.7	126.9	48.8	561.7
的中時間 (秒)	2.4	29.7	35.2	67.7	120.6	63.9	122.8	48.1	490.4
的中率 (%)	16.55	83.66	79.46	87.47	90.95	78.21	96.77	98.57	87.31

図.11は全作業時間に対する構成動作の時間割合とその的中率の関係を示したものである。図に示す如く、全作業時間に占める割合が高い構成動作が高い的中率を得ている。また、時間割合が 5%～10% 以下である、歩き(motion8)、パネルの調整(motion3)、パネルの運搬(motion2)についても、的中率は概ね 80% 以上を得ている。このことから、本手法は、作業において時間割合が少ない構成動作についてもほぼ正確に推定し得ることが判った。

図.11 検証データにおける全作業時間に対する構成動作時間の割合と推定値の的中率の関係

4. 結言

本報では、作業者の実施している作業内容について、6 自由度データに基づき推定する方法を提案した。作業実験により求めたパネル取付け作業の 6 自由度データ及び構成動作について実測データを用いて、ニューラルネットワークで構成動作の推論を実施した結果、検証データでの的中率がほぼ 80% 以上を達成し得ることが出来た。この結果、本方法で構成動作をほぼ推定することが可能であることを明らかにした。本実験では、6 自由度センサーやコンピュータの制約のため 3 つのセンサーを使用した、センサーの数を増やすことによって、さらに推定の精度を高めることが出来ると思われる。

(参考文献)

- 1) 田村 恭他 4 名：建築現場施工の合理化に関する研究(第 2 報)サーブリック記号の提案、日本建築学会、関東支部学術研究発表会、pp49-52、1963.1
- 2) 脇坂 達也、伊藤 勝四：建築生産における作業研究(その 4)大規模作業測定の省力化について、日本建築学会、大会学術講演梗概集、pp339-340、1976.10
- 3) 三根 直人：鉄筋コンクリート工事における作業管理の適正化に関する研究—型枠工事を中心とする作業管理のシステム化—、早稲田大学学位論文、1993.3
- 4) 室 英治：建築施工の労務工数とその標準化に関する研究、京都大学学位論文 1988.6
- 5) 小林 謙二、田村 恭：高所における建設作業に従事する作業者の疲労に関する調査—特殊な環境における建築物の施工に関する人間工学的検討第一報—、日本建築学会、計画系論文集、pp145-153、1995.10
- 6) 江口 敦士他 3 名：MOST 法による建築工事の標準時間設定—建築生産における PTS 法の適応に関する研究—、日本建築学会、計画系論文集、pp135-144、1996.12
- 7) 蔡 成浩他 2 名：建築工事における生産性に関する研究—鋼製間仕切り壁工事における作業時間の推定方法に関する研究、日本建築学会、建築生産シンポジウム、pp175-182、2000.7
- 8) 日本建築学会：作業能率測定指針、日本建築学会、1990.2
- 9) Vladimir Medved : Measurement of human locomotion、CRC Press、2001
- 10) 嘉納 成男他 4 名：山留壁の工法推定モデルとその推定精度の比較、日本建築学会、計画系論文集、pp197-204、1998.8
- 11) 熊沢 逸夫：学習とニューラルネットワーク、森北出版株式会社、1998.7

(2002年9月10日原稿受理、2002年11月21日採用決定)