

(36) 工数変動要因の影響度推定への AI 技術の適用検討

羽鳥 文雄¹・瀧 隼人²・佐藤 耕二³・山本 祐一³・四ツ家 泰平³

¹正会員 株式会社日立プラントコンストラクション 研究開発部
(〒170-6048 東京都豊島区東池袋三丁目 1 番 1 号)
E-mail:fumio.hatori.zq@hitachi.com

²非会員 日立 GE ニュークリア・エナジー株式会社 (〒317-0073 茨城県日立市幸町三丁目 1 番 1 号)

³非会員 株式会社日立プラントコンストラクション (〒170-8630 東京都豊島区東池袋三丁目 1 番 3 号)

近年、ビッグデータを活用した業務革新に人工知能の応用が検討されている。今回、建設現場の工数変動要因の影響度を推定する方法として AI の適用を試みた。AI より予め抽出した工数変動要因の中から実績工数の変動に寄与する度合いの高い要因を自動選出する事が可能となった。更に、従来の統計解析と組合せて、実績工数の変動を説明する工数算出式を相関性を指標とした決定係数と共に導き出す方法を構築した。プラント建設の実作業に適用した結果、決定係数 40%以上の工数算出式を作成する事ができ、AI 技術の有効性を確認した。本手法は未知の作業工数を予測するのではなく、実績の工数変動を説明するものであるが、生産性向上策の検討等、様々な応用の可能性があると考ええる。

Key Words: AI, machine learning, man-hour estimation, construction management

1. はじめに

近年、IoT (Internet of Things) によって得られた大量のデータを活用した業務革新や新しいソリューションの開発が活発化し、データ解析のコア技術として人工知能 (AI: Artificial Intelligence) の産業分野への応用が広がっている。AI は大量データの分類アルゴリズムやエキスパートシステムとして、あるルールに基づく解を検索したり、画像や音声を認識したりするシステムのコアプログラムを指すこともあるが、ロボットへの応用も含め、様々なシステム形態の総称になっている¹⁾。特に近年では、大容量のデータの中からそのデータに含まれる関係性を学習により発見する機械学習型の AI に注目が集まっている²⁾。IBM 社の Watson^{*}はドキュメントやテキストデータを入力とし、AI による自然言語処理技術によって的確な情報検索・応答を実現している³⁾。また、画像の認識等では深層学習 (ディープラーニング) と呼ばれる技術によって認識精度の高い判断が可能となっている。^{*}Watson は IBM 社の登録商標である。

工事管理において工事に必要となる作業者数 (工数と呼ぶ) を推定する事は重要な要素である。これは見積り時や日々の進捗管理等、求められる精度は目的や用途によっても異なるが、これまでに様々な手法が検討され

てきた⁴⁾。筆者も過去にはプラント建設の据付コスト見積りのために、作業効率定量化に関する検討⁵⁾等を行っている。当時は、現場での実績データの収集方法や収集量が現在と比べて充分でなく、IE (Industrial Engineering) 手法の活用や有識者の知見を反映させるなどして対応していた。現在は当時に比べ、実績データの粒度やデジタル化の度合いも充実してきた。AI 技術の進展により改めて、データ分析に基づく工数変動の推定を行う事とした。

2. 工数変動要因の影響度推定方法

(1) 対象データと工数の変動要因

プラント建設等の工事対象物は一品生産である事から同じ条件の建設が繰り返される事はほとんど無く、データの粒度が大きい場合、同一条件での比較できるデータは極端に少なくなる。しかし、プラントを構成する機器据付や配管作業、ケーブル工事等の分類であれば1つの建設対象でも大量の作業が発生しており、これらの作業の作業条件データと実績データが得られれば大量のデータが収集できる。特に大規模プラントの建設現場では配管作業が数千単位になる事もあり、AI での取扱いが可

表-1 工数要因項目例

No	要因項目	定義(範囲)
1	対象物の大きさ	配管径や機器重量等の大きさを規定する要因
2	作業位置情報	作業場所の床からの高さ等
3	作業空間密集度	作業空間の密集度を規定する値
4	作業エリア情報	エリア形状の複雑度(エリア変数, エリア面積, エリア周長/面積等)を規定する値
5	作業者情報	作業に従事する作業者の条件(所属, 資格等)を規定する情報
6	気象条件	作業実施時の気象条件
.	.	.

能なデータ量と判断し、このような作業単位での実績データを対象に AI による工数分析を行う事とした。

次に、表-1 に建設現場の工数の変動要因項目例を示す。工数の変動要因は対象物の大きさや重量等の条件、作業場所の広さや作業位置等の作業空間の条件、作業者に起因する要素等、様々な事が考えられる。作業対象物や作業空間の条件は一般的な工場内の作業に比べ、条件が常に変動し、それによって作業に必要とする工数が大きく変動する。工数変動要因の数も多く変動幅も大きい。

(2) AI 技術の適用

今回適用する AI 技術は日立製作所が独自開発した人工知能である Hitachi AI Technology / H (以下、AT/H と称す) を用いた⁶⁾。AT/H を工数変動要因の影響度推定に応用した場合の概要を図-1 に示す。AT/H はある目的変数(今回は工数)の「変動」に寄与すると考えられる説明変数群(工数変動要因)の中から、目的変数との相関が高い複数要因の組合せ(特徴量)を機械学習で自動的に生成・選出し、その関係性を数式化する「要因抽出型」の人工知能である⁷⁾。工事におけるエリア別の工数集計データと、その工数の内訳となるエリア内の工事対象物それぞれの対象物毎の条件のデータを用いて、アウトカム(工数)に変動を与える特徴量を様々な変動要因の中から自動生成して選出する。この時、アウトカムとの相関が共通な特徴量をグループ化し、AT/H を使ってアウトカム変動への影響度の高い上位 3 つのグループから、適正な特徴量を選出し、アウトカム変動を推定する式を導き出すことにした。また、導き出された式の係数からその影響度が定量的に推定出来る。

3. 工数変動要因の影響度推定結果

(1) 対象データ詳細

本研究で対象としたデータは比較的大型の国内プラント建設現場の配管作業の一部とした。配管作業は建設現場内に配管を搬入する事から始まり、所定の位置まで吊

入力データ例

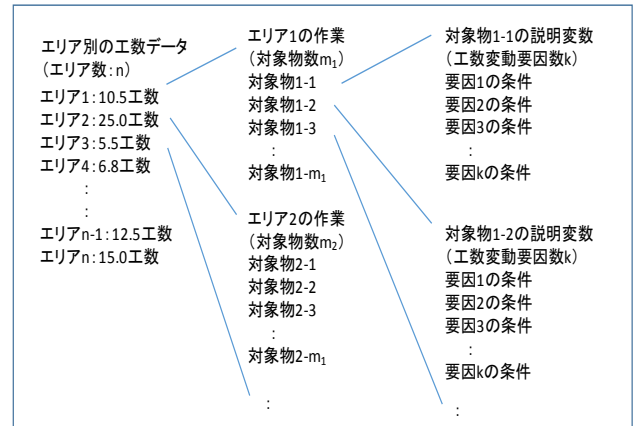


図-1 AT/H による工数変動要因の影響度推定概要

上げ、接合点を合わせて（開先合せと呼ぶ）、溶接する作業である。プラント建設では比較的工数の占める割合が高く、クリティカルな工程を占める作業となっている。この中から今回は開先合せ作業を対象にデータ集計を行った。工数の集計はエリア毎に行っており、エリア数は 99 エリア、また対象となる配管の開先合せ作業の点数は 3,026 点であった。

(2) 工数変動への影響が明らかな因子の取扱い

AT/H が推定する要因は影響度の高い上位 3 つの特徴量を推定する為、全ての要因を AT/H だけで計算した場合、人が経験から比較的容易に判断可能なものが相関の高い要因として優先的に抽出される一方、人が判断し難い潜在的な要因が他より相関が低く評価式に反映されないことが想定される。そこで、工数変動との相関が明らかな要因は線形回帰等の従来統計でその影響度を解析し、影響分析の範囲外とした。例えば、今回の配管作業の例では、配管の口径は大きければ大きい程、工事に掛かる工数は大きくなる。これらは配管口径にて工数を正規化した値を基準工数として分析対象とする事で AT/H によって配管口径以外の工数変動要因が推定できるようになる。図-2 に基準工数を用いた AT/H による工数算出式を示す。

なお、得られた工数算出式の良否の判断基準として、工数算出で計算した工数と実績工数間の決定係数で評価した。決定係数は、計算式の結果と実績値との相関係数を二乗したものである。表-2 に、決定係数の値と相関

$$\text{基準工数} = \frac{\text{工数(工数/点)}}{(\alpha \times \text{要因1} + \beta)} = (a \times \text{特微量1} + b \times \text{特微量2} + c \times \text{特微量3} + d)$$

↑
明らかな要因による正規化
↑
AIによる評価式

図-2 基準工数を用いたAT/Hによる工数算出式

表-2 決定係数の値と相関の強さの関係

相関係数	決定係数[%] (相関係数の二乗)	相関の強さ
±0～0.2	0～4	(ほとんど)相関がない
±0.2～0.4	4～16	弱い相関がある
±0.4～0.7	16～49	(比較的)相関がある
±0.7～1.0	49～81	強い相関がある

の強さの関連を示す。決定係数は、一般に 16%以上の場合、実績と計算式の間には（比較的）相関があるとされる⁸⁾。

(3) AT/Hによる工数算出式

図-3 に配管開先合せ作業を対象とした AT/H による工数算出式を示す。なお、工数変動に明らかに影響を与える要因として配管口径の他、建設時期、作業者の現場従事期間については、予め影響度を統計的に正規化し、その影響度を除いて計算を行った。配管口径は前述したとおりであるが、建設時期については工事の初期段階は作業点数が少なく作業効率が向上し難く、ピーク時は作業量も増えて効率が良くなり、終盤は残作業等で再度、効率向上し難くなるという傾向を考慮した。また作業者の従事期間は現場への慣れを想定して現場での従事期間が長い作業者が多い程、効率が良くなる事を考慮した。これらの影響度については AT/H の計算外である事からここでは省略する。

AT/H が抽出した特微量は図-3 中の表に示した特微量 1 から 3 であった。これらの特微量が工数変動への影響が高い上位 3 つであり、それぞれの影響度が係数と切片の一次式で算出されている。作業場所高さ、エリア形状、エリア面積、密集度はいずれも算出条件を定義して導き出した定量的な情報になっている。

特微量 1 からは作業場所高さが比較的高く、かつ作業エリアの形状が複雑な条件の時に係数が 2.88 で、切片が 0.85 である事から基準工数は 3.7 倍の工数増になる傾向が見られたと判断でき、これらに該当するエリアは 99 エリア中 10 エリアあった。同様に特微量 2 としてエリア面積が比較的小さく、かつ密集度が高い場合に 4.0 倍の工数増の傾向があり、該当エリアは 1 つであった。

$$\text{基準工数 (工数/点)} = (\text{配管口径, 時期, 作業者従事期間で正規化}) \times (2.88 \times \text{特微量1} + 3.15 \times \text{特微量2} + 0.68 \times \text{特微量3} + 0.85)$$

特微量 (工数変動要因の組合せ)		該当エリア数
特微量1	作業場所高さが比較的高い かつ エリア形状が複雑	10
特微量2	エリア面積が比較的小さい かつ 密集度が高い	1
特微量3	エリア面積が中程度	15

- ・特微量1：作業場所の高いエリアは他のエリアに比べ3.7倍の工数傾向が見られた。
- ・特微量2：特定エリアは4.0倍の工数増加傾向が見られた。
- ・特微量3：エリア面積中程度のエリアは1.5倍の工数増加傾向が見られた。
- ・特微量1～3の該当無し：他のエリアに比べ0.85倍の工数減少傾向が見られた。

図-3 基準工数算出式(実施例)

特微量 3 からはエリア面積が中程度の所で 1.5 倍の工数増加傾向があり、該当エリアが 15 エリアであった。特微量 1～3 に該当しないエリアはそれぞれの特微量が 0 となり、工数は切片から 0.85 倍の減少傾向になる事が分かった。特微量の数値はその条件に全ての対象物が該当すれば特微量は 1、全て該当しなければ 0、半分該当すれば 0.5 という値となる。

図-4 に各エリアの実績工数と AT/H による工数算出式による計算結果の比較を示す。横軸はエリア番号、縦軸は平均工数との比率を表している。配管口径、建設時期、作業者の現場従事期間以外の工数変動要因を AT/H が自動選出し、従来統計による評価と組合せることで、決定係数 40%以上の評価式で工数変動の実績値を説明することができた。

AT/H で導き出した工数算出式は未知作業の工数を予測するものでは無く、予め取り上げた工数変動要因の中から、工数変動への寄与が高いものを選出しているものである。別の要因に関するデータが収集出来れば、決定係数も高まる可能性はある。従来の統計処理では一つ一つの要因を人間が手作業で確認しなければならなかった作業を AT/H が自動で選出している事に有効性がある。

今回、取り上げた工数の変動要因は実績データへの当てはまりを重視して要因抽出をしているが、建設現場の生産性向上を目的に考えれば、作業実施時に管理、調整が可能な要因を抽出し、それらがどのように工数変動に影響を与えるかを分析出来れば、工数を低減出来る条件を選出して対応する事で、現場の生産性向上に寄与できる可能性もあると考える。

4. おわりに

本研究は、建設現場の作業工数の変動に影響を与える影響因子の抽出方法とその影響度を推定する方法として、

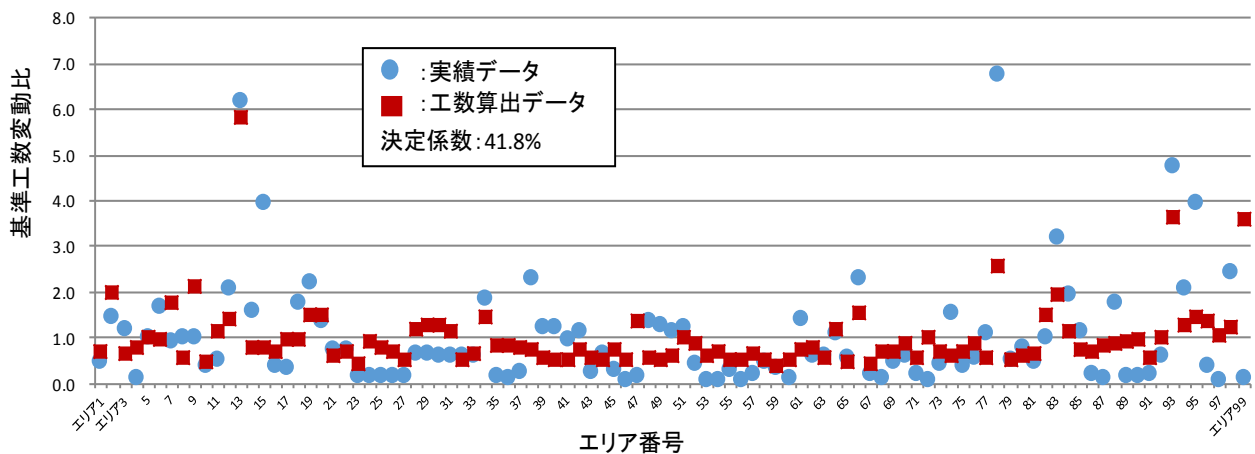


図-4 基準工数算出式(実施例)

近年、注目されている機械学習を用いた AI の適用を試みたものである。分析結果の精度や算出した式の信頼性については分析対象とするデータ量に依存し、まだまだ不足している可能性も考えられる。しかし、IoT の進展に伴い、今後、建設現場でも大量のデータ収集が可能となってくると思われる。今回検討した手法は、大量のデータを用いる事で、従来、取扱いが困難であった多くの工数変動要因の中から、工数変動に強く影響を与える要因を人間の判断を用いずに効率良く自動選出して定量化する技術である。データが増えれば増える程、現場の様々な特性が解析出来る可能性があると考ええる。

参考文献

- 1) 比戸将平：人工知能技術のロボット産業応用，pp.186-190，日本ロボット学会誌，Vol.35 No.3，2017.
- 2) 福島俊一，藤巻遼平，岡野原大輔，杉山将：ビッグデータ×機械学習の展望 最先端の技術的チャレンジと広がる応用，pp.543-554，情報管理，Vol.60 No.8，2017.
- 3) IBM ホームページ：Watson とは？
<<https://www.ibm.com/watson/jp-ja/what-is-watson.html>>，(accessed 2018.6.1) .
- 4) 大原宏光：設備費推算手法「指数法則」の活用と留意点，SEEJ 38th Autumn Meeting，2006.
- 5) 羽鳥文雄，吉村康史，迫田行記，江幡伸一：据付コストプランニングのための作業効率定量化に関する研究，pp.985-986，建築学会学術講演梗概集，F-1，1998.
- 6) 森脇紀彦，秋富知明，工藤文也，嶺竜治，守屋俊夫，矢野和男：AI のテクノロジー 自ら学習し判断する汎用 AI の実現，pp.33-36，日立評論，Vol.98 No.04，2016.
- 7) Fumiya Kudo, Tomoaki Akitomi, Norihiko Moriwaki : An Artificial Intelligence Computer System for Analysis of Social-infrastructure Data, pp.85-89, Proc. of the 17th Conference on Business Informatics (CBI), Vol.1, IEEE, 2015.
- 8) 水本篤：質問紙調査における相関係数の解釈について，pp.63-64，メソドロジー研究部会 2011 年度報告論集，2011.