

5.1 技術の定量的評価手法に関する調査研究

研究年度：令和元年度

研究分野：建設技術評価証明に関する調査研究

調査研究名：技術の定量的評価手法に関する調査研究

研究者：高津知司*、川津孝徳

【要約】

i-Constructionによる生産性向上は昨今の「働き方改革」を推進するための重要な要素である。生産性向上には、作業改善、新素材やICT技術等活用の新技術導入がイメージしやすい。一方、生産性向上がどの程度実現できたか、すなわち、改善の定量的かつ科学的検証も重要であることは論を待たない。

そこで、改善の定量的評価を提唱したCEに対して必要な箇所を再確認し、生産性向上の評価を古典的な統計学のみならず、情報理論をベースとするAICを用いた情報論的手法に関する検証を行った。さらに、新技術を比較する基準を標準歩掛かりに求め、新旧さらに分野を超えたカクテル的な手法を提案し、実際に技術評価証明制度で応用した結果をとりまとめた。

なお、本報告は提案する評価手法を活用できるように式を多用しているが、表計算ソフト等で提案手法を利用し易いように工夫した結果である。

【キーワード】

技術評価、標準歩掛、コンストラクティブ・エンジニアリング(CE)、赤池情報量規準(AIC)

【背景・目的】

平成28年から始まったi-Constructionは副題に「建設現場の生産性革命」とあり、第1章は「今こそ生産性向上に取り組むチャンス」と生産性向上を掲げている。それを受けて、ICT活用を始めとする種々の生産性向上が報告されている。さらに、「働き方改革」が推進されているので、あらゆる場面での生産性向上が求められている。生産性向上には、作業手順等の改善や新技術の導入が不可欠である。

一般財団法人ダム技術センター(以下当財団)においては、技術審査制度を実施している。審査に際しては、従来技術に対して被審査技術の優位性を客観的に示さなければならない。その際に課題となるのが、省力化等の評価の視点、評価指標、比較対象、比較方法である。

1996年3月に旧建設省土木研究所にて研究されていた施工合理化に関する研究がマニュアルの形でまとめられ発刊された。その手法はコンストラクティブ・エンジニアリング(CE)⁽¹⁾と命名され、製造分野で活用されていたIE手法を建設現場に適応できるように改良された手法である。CEの大きな特徴は次のとおりである。

- i) 単発的な改善ではなく、改善を組織的かつシステムティックに実行する。
 - ii) 改善の視点を明確にする。
 - iii) 問題発見を現場計測をベースにした定量的手法で行う。
 - iv) 改善提案や試行も定量的に評価する。
- 多くある生産性向上を始めとする改善開発手法の

中では早期に体系づけられたものである。

本研究では、昨今のICTの発達を支えた情報理論も加味しi-Construction対応の新たな手法を提案することとした。

【平成31年度の研究成果】

- (1) 定量的評価の視点(改善目的)

CEにおいては、定量的評価の視点すなわち施工改善の目的は

- i) 生産性向上
- ii) 苦渋性低減
- iii) 安全性向上
- iv) 品質向上
- v) 環境保全

の5つに分類されている。マニュアルにおいては次の4点について手法が紹介されている。

- i) 生産性向上(時間短縮)
- ii) 生産性向上(省力化)
- iii) 苦渋性低減
- iv) 安全性向上

これらの着眼点の例は表-1.1に示す。

生産性向上には省力化に加え、同一作業をより少人数でこなす省人化も重要であるので、

- i) 生産性向上(時間短縮)
- ii) 生産性向上(省力化)
- iii) 生産性向上(省人化)
- iv) 苦渋性低減
- v) 品質向上(品質確保)
- vi) 安全性向上

vii) 環境保全

の7つの視点とすることを提案する。品質向上に関しては、CEが提唱された時期には、「公共工事の品質確保の促進に関する法律」は公布されておらず、さらに「公共工事の品質確保の促進に関する法律の一部を改正する法律（令和元年法律第三十五号）」が、令和元年6月14日に公布・施行されこともあり、品質向上（品質確保）は落とせない項目である。さらに、昨今の環境への関心の高さから環境保全も同様である。

表-1.1 改善の着眼点の例

改善の視点		施工改善の内容
生産性の向上	時間短縮	目標品質等を確保しながら目標とする施工量(全施工量、日・週・月・年単位施工量)を消化する野に要する時間を可能な限り短縮する。
	省力化	投入労働力を効率的に分配したり、一人当たりの作業量を上げることにより、目標とする施工量(全施工量、日・週・月・年単位施工量)に対する投入労働力の総量を減少する。
苦渋性の低減		作業に伴う苦渋、すなわち作業環境(明るさ、温度、騒音等)、肉体的負荷(作業強度、作業姿勢等)、精神的負荷(作業の細密さや単調度等)を改善して作業負荷を減らす。
安全性の向上		労働災害を発生させる要因、すなわち内部要因(人為的ミス、エラー等)を排除して、災害の発生を防止し、作業員の安全を確保する。

「CEマニュアル」より抜粋

(2) 評価指標

表-2.1にCEマニュアルに記載されている評価指標を抜粋した。生産性向上(省力化)の項に工数が指標として加えられているが、今回の改善目標の分類だと、生産性向上(省人化)となる。さらに、国土交通省から出された「ICT活用工事の実施状況

(H30年度)」^②においても生産性を「人日」でとらえており、省人化は重要な評価指標であると言える。

よって、省人化の人工を評価指標にするのは有用であると言える。しかし、この人工を直接計測する方法は少なく、多くの場合は、ビデオ撮影による人の動き、入退出記録による作業人員の把握などが現実的であると言える。ICカードによる入退出管理などは電子データ化のし易さから、これからのICT時代には親和性が高いと言える。

表-2.1 評価指標の例

改善目的	評価項目	評価指標
生産性向上(時短)	作業時間	作業単位(工程、単位作業、要素作業、動作)別の時間
	作業効率	出来高/作業時間、工程数、動作数、工程・動作の構成比
	作業方法	協同作業時間の割合
	作業工程	工事全体に対する時間短縮の寄与の割合
	作業内容	稼働率、作業内容の構成
生産性向上(省力化)	出来高	出来高
	作業者の数	作業単位別の必要要員数
	工数	人工、作業工数
	作業効率	出来高/工数
	作業の方法	工程数、動作数、工程・動作の種類別の構成比、協同作業時間の割合
	作業内容	稼働率、作業内容の構成
苦渋性低減	苦渋の強さ	RMR(エネルギー代謝率)、エネルギー代謝(RMR×作業時間)、作業姿勢別の発生頻度、時間、血圧、心拍数、苦渋感の強さ
	苦渋要因の強さ	天候・気象の状況、地盤条件、温度、湿度、PMV(温熱環境評価指数)、作業場所、気圧、交通量、障害物の有無、照度、騒音レベル、振動レベル、粉塵、ガス濃度
	苦渋作業の量	苦渋作業の時間、苦渋作業の工数、協同作業の時間、余裕率
安全性向上	危険の強さ	事故・災害・ケガの発生率、危険と感じる強さ、ヒヤリハットの発生の頻度
	危険要因の強さ	天候・気象の状況、地盤条件、温度、湿度、PMV(温熱環境評価指数)、作業場所、気圧、交通量、障害物の有無、照度、騒音レベル、振動レベル、粉塵、ガス濃度
	危険作業の量	危険作業の従事時間、危険作業の従事工数、協同作業の時間

「CEマニュアル」より作成

評価指標が決まると、次の段階として評価方法が課題となる。CE マニュアルにおいては、改善前と改善後の双方を計測し比較することが記載されている。技術開発において、新技術（以下、評価工法）に関しては種々の計測が可能であるが、従来工法（以下、比較方法）における計測は受注条件により計測データを完全に取得できるとは限らない。さらに、計測自体が不可能な場合も考えられる。すなわち、「従来工法のデータが十分に取得できるとは限らない」という事である。

さらに、施工条件は多種多様であり現場毎に異なるので、それを評価に使用できるデータに変換できない場合も考えられる。このことは、比較工法だけではなく評価工法にも当てはまる。

そこで、比較方法に標準歩掛を使うこととした。その理由として、

- i) 【汎用性】 多様な施工条件に対して、標準的な施工効率が与えられている。
- ii) 【客観性】 独自に調査する必要が無く、それらの数値は国土交通省により正当性が担保されている。
- iii) 【公平性】 誰でもが自由に利用できる。
- iv) 【経済性】 評価工法の計測のみで完結する。

が上げられる。

また、評価工法と標準歩掛との比率を扱えば良く、他の工法との改善比較も可能となる。ただし、標準歩掛が存在しない工法に関しては、業界基準等で代用しなければならない。さらに、業界基準も定まっていない場合は、この手法は利用できない。

(3) 比較方法

統計処理に使用するサンプル x_i ($i = 1, 2, \dots, n$)を次のように定義する。

$$x_i := \frac{\text{比較工法の評価指標}}{\text{標準歩掛からの評価指標}}$$

ここで、 n はサンプル数（施工データ数）である。

本報告では確率分布を仮定した良く知られた統計学を古典統計学、情報理論に基づいた統計学を情報量統計学と便宜上区別する。

① 古典統計学による評価方法

このような場合の検定には、概ねサンプル数が100に満たない場合は t 分布を用いる。新技術の評価であるので、その多くの場合は施工数が少なく t 分布を用いることとなる。この検定手法を「一群の t 検定」と呼ぶことがある。ただし、サンプル数が100を超える場合や母集団の分散が既知の場合は、正規分布(z 分布)を用いる。

これらの場合、検定統計量 T は

$$T = \frac{\bar{x} - \mu}{\sqrt{\frac{s^2}{n}}} \quad (3.1)$$

を用いる。ここで、 s^2 はサンプルの不偏分散（標本分散）、 \bar{x} はサンプル平均、 $\mu = 1$ である。また、自由度は $n - 1$ である。

帰無仮説と対立仮説は、次のように設定する。

- a) 帰無仮説： $\bar{x} = \mu$ （比較工法と差が無い）
- b) 対立仮説： $\bar{x} > \mu$ （比較工法の方が施工能力が高い）

具体の検定は、検定統計量 T を計算してその値があらかじめ設定した有意水準（危険率）に対応した値より大きければ、帰無仮説を棄却して対立仮説を採用する。今回の場合は、評価工法が比較工法より日施工量が多いか否かを検定するので、(右)片側検定となる。さらに、各工法に対応した有意水準を決定する必要がある。5%や1%が用いられる事が多いが、古典統計学では有意水準（危険率）設定に定まった手法がなく、参考文献(3)の234頁の脚注にあるように検定統計量から逆算で決定する事もある。

② 情報量統計学による評価方法

古典統計学による検定においては、

- c) 帰無仮説・対立仮説の設定
- d) 有意水準の設定

が必要である。有意水準は前述のように定まった設定方法がないので、それを補完する形で発展してきたのが情報量を元にした情報量統計学である。

情報量統計学で重要な概念である

- i) カルバック・ライブラーの情報量
- ii) 尤度、最大対数尤度
- iii) 赤池情報量規準 (AIC)

の説明から入る。(4)(5)

・カルバック・ライブラーの情報量 (KLI)

カルバック・ライブラーの情報量 (KLI) $I(p; q)$ を次のように定義する。

$$I(p; q) := \sum_{i=1}^n p_i \log_e \frac{p_i}{q_i}$$

ただし、 p_i は真の確率（未知）および q_i は仮定する確率（既知）で e はネイピア数とする。この $I(p; q)$ は次の性質を満足する。

- (i) $I(p; q) \geq 0$
 - (ii) $I(p; q) = 0 \Leftrightarrow p_i = q_i$ ($i = 1, 2, \dots, n$)
- (i)は、

$$\log_e x \leq x - 1$$

より、

$$\log_e \frac{q_i}{p_i} \leq \frac{q_i}{p_i} - 1 \quad (i = 1, 2, \dots, n)$$

$$\sum_{i=1}^n p_i \log_e \frac{q_i}{p_i} \leq \sum_{i=1}^n p_i \left(\frac{q_i}{p_i} - 1 \right) = \sum_{i=1}^n q_i - \sum_{i=1}^n p_i = 0$$

を得て示される。また、(ii)は(i)より

$$\sum_{i=1}^n p_i \log_e p_i \geq \sum_{i=1}^n p_i \log_e q_i$$

となるので明かである。

これらの性質より、 $I(p; q)$ は確率分布 p と確率分布 q との近さを計る指標となる（数学的には距離の性質を満たしていない）。また、KLIの符号を変えたものを（負の）エントロピーと呼ばれ、物理で用いられるエントロピーの情報理論版として重要な量として扱われている。

さらに、

$$I(p; q) = \sum_{i=1}^n p_i \log_e p_i - \sum_{i=1}^n p_i \log_e q_i$$

であり左辺第1項は未知ではあるが定数となるので、実質的に第2項の

$$\sum_{i=1}^n p_i \log_e q_i$$

のみを考えれば良い。さらに、これは大数の法則により

$$\sum_{i=1}^n p_i \log_e q_i \rightarrow \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \log_e q_i \quad (n \rightarrow \infty)$$

と近似できる。これは、次に説明する対数尤度と同じ形をしている。

・尤度と最大対数尤度

連続分布なら確率密度を、離散分布なら確率分布を、現実には得られたデータで評価した値を尤度という。具体的には、データ（標本）が発生する確率を計算し尤度としている。

標本 $x_i (i = 1, 2, \dots, n)$ での尤度 L は

$$\begin{aligned} L(x_1 \cap x_2 \cap \dots \cap x_n | \theta) &= P(x_1 \cap x_2 \cap \dots \cap x_n | \theta) \\ &= P(x_1 | \theta) P(x_2 | \theta) \dots P(x_n | \theta) \\ &= \prod_{i=1}^n P(x_i | \theta) \end{aligned}$$

となる。ただし、 $P(\cdot | \cdot)$ は標本を得る母集団の確率（確率分布または確率密度関数）、 θ は確率を特徴付ける多次元のパラメータである。このままの形では微分等の数学的取り扱いが簡単ではないので、尤度 L の自然対数を取った対数尤度 LL

$$LL(x_1 \cap x_2 \cap \dots \cap x_n | \theta) = \log_e L$$

$$= \sum_{i=1}^n \log_e P(x_i | \theta)$$

を用いる。この対数尤度は、近似的に真の確率と仮定する確率の近さを計る指標になる。

以下、簡単のために

$$L(x_1 \cap x_2 \cap \dots \cap x_n | \theta) = L(x_n | \theta) = L$$

$$LL(x_1 \cap x_2 \cap \dots \cap x_n | \theta) = LL(x_n | \theta) = LL$$

等と標記する。さらに、パラメータ θ が未知で、標本 $x_i (i = 1, 2, \dots, n)$ から推定するときに、尤度（または対数尤度）を推定の評価関数に使い、尤度（または対数尤度）を最大とするパラメータを求める手法を最尤推定法と呼び求められたパラメータは最尤推定値と呼ばれている。この最尤法は、「最も確率が高い事象が実際に発生する」というシンプルな思想の元に構築された手法である。さらに、ここでパラメータとは平均や分散などの確率分布を特徴付ける量のことである。

次に、最尤推定法の具体例を示す。

<例1> 正規分布

平均値 μ 、分散 $\sigma^2 (> 0)$ の正規分布の確率密度関数 $p(x | \mu, \sigma)$ は

$$p(x | \mu, \sigma) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} \exp \left\{ -\frac{(x - \mu)^2}{2\sigma^2} \right\}$$

である。標本 $x_i (i = 1, 2, \dots, n)$ での尤度 L_n および対数尤度 LL_n は各々

$$\begin{aligned} L_n(x_n | \mu, \sigma) &= \prod_{i=1}^n p(x_i | \mu, \sigma) \\ &= \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} \prod_{i=1}^n \exp \left\{ -\frac{(x_i - \mu)^2}{2\sigma^2} \right\} \end{aligned}$$

および

$$\begin{aligned} LL_n(x_n | \mu, \sigma) &= -\frac{n}{2} \log_e 2\pi\sigma^2 - \frac{n}{2} \log_e \sigma^2 \\ &\quad - \frac{1}{2\sigma^2} \sum_{i=1}^n (x_i - \mu)^2 \end{aligned}$$

となる。よって平均値 μ 、分散 σ^2 の最尤推定値 $\hat{\mu}$ および $\hat{\sigma}^2$ は、

$$\frac{\partial LL_n(x_n | \hat{\mu}, \hat{\sigma})}{\partial \mu} = 0$$

$$\frac{\partial LL_n(x_n | \hat{\mu}, \hat{\sigma})}{\partial \sigma^2} = 0$$

を同時に満たすので、

$$\hat{\mu} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i$$

および

$$\hat{\sigma}^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \hat{\mu})^2$$

を得る。ここで、 σ^2 を1つの変数として計算した。

これら平均値 μ 、分散 σ^2 の最尤推定値 $\hat{\mu}$ および $\hat{\sigma}^2$ はそれぞれ算術平均（相加平均、標本平均）と標本分散と同一である。すなわち、算術平均と標本分散は最尤推定値であると言える。

■

<例2> 二項分布

発生確率 $p(1 > p > 0)$ で事象が n 回の試行で x 回出現した場合、尤度 L_b および対数尤度 LL_b は

$$\begin{aligned} L_b &= P(X = x) \\ &= \binom{n}{x} p^x (1-p)^{n-x} \end{aligned}$$

$$LL_b = x \log_e p + (n-x) \log_e (1-p) + \log_e \binom{n}{x}$$

となる。

よって発生確率 p の最尤推定値 \hat{p} は

$$\frac{\partial LL_b(\hat{p})}{\partial p} = 0$$

を満たすので、

$$\hat{p} = \frac{x}{n}$$

となる。二項分布の場合、平均 μ と分散 σ^2 各々の推定値 $\hat{\mu}$ と $\hat{\sigma}^2$ は

$$\begin{aligned} \hat{\mu} &= n\hat{p} \\ \hat{\sigma}^2 &= n\hat{p}(1-\hat{p}) \end{aligned}$$

で求められるので、発生確率 p の最尤推定値 \hat{p} の算出で十分である。

■

・赤池情報量規準(AIC)

対数尤度は、近似的に真の確率と仮定する確率の近さを示す指標であるが、近似部分を補正するために次の赤池情報量規準 AIC が考案された。

$AIC = -2 \times \text{最大対数尤度} + 2 \times \text{自由パラメータ数}$

この AIC の第 1 項は真の確率（広くモデル一般）と仮定する確率（モデル）の近さを計る指標で、第 2 項は仮定する確率（モデル）の複雑さを表している。係数の 2 は歴史的背景から付けられている。

例えば、 n 個の計測データを誤差 0 で表現するには $n-1$ 次の多項式で実現できるが実用的ではない。さらに、複数のモデルを比較して AIC の値が小さいモデルが「良いモデル」として選択する、いわゆるモデル選択に用いられる。詳しくは、参考文献 5) および 6) に譲る。

今回は、1 群の比較には、平均値および分散が未知か既知で次の 4 モデルに分類される。

<モデル0>

標本 $x_i (i = 1, 2, \dots, n)$ が平均値 $\mu_1 = \mu$ （既知）、分散 $\sigma^2 (> 0)$ （既知）の正規分布に従う母集団から抽出されたものと仮定すると、尤度 L_0 、対数尤度 LL_0 および最大対数尤度 MLL_0 はそれぞれ、

$$\begin{aligned} L_0 &= \prod_{i=1}^n p(x_i | \mu, \sigma) \\ LL_0 &= MLL_0 \\ &= \sum_{i=1}^n \log_e p(x_i | \mu, \sigma) \\ &= -\frac{n}{2} \log_e 2\pi - \frac{n}{2} \log_e \sigma^2 \\ &\quad - \frac{1}{2\sigma^2} \sum_{i=1}^n (x_i - \mu)^2 \end{aligned}$$

となる。

よって、モデル 0 においては自由パラメータが無いので、このモデルの AIC 値 $AIC(0)$ は

$$\begin{aligned} AIC(0) &= -2MLL_0 + 2 \times 0 \\ &= n(\log_e 2\pi + \log_e \sigma^2) \\ &\quad + \frac{1}{\sigma^2} \sum_{i=1}^n (x_i - \mu)^2 \end{aligned}$$

となる。

■

<モデル1>

標本 $x_i (i = 1, 2, \dots, n)$ が平均値 $\mu_1 = \mu$ （既知）、分散 $\sigma_1^2 (> 0)$ （未知）の正規分布に従う母集団から抽出されたものと仮定すると、尤度 L_1 および対数尤度 LL_1 はそれぞれ、

$$\begin{aligned} L_1 &= \prod_{i=1}^n p(x_i | \mu, \sigma_1) \\ LL_1 &= \sum_{i=1}^n \log_e p(x_i | \mu, \sigma_1) \\ &= -\frac{n}{2} \log_e 2\pi - \frac{n}{2} \log_e \sigma_1^2 \\ &\quad - \frac{1}{2\sigma_1^2} \sum_{i=1}^n (x_i - \mu)^2 \end{aligned}$$

および

となる。よって分散 σ_1^2 の最尤推定値 $\hat{\sigma}_1^2$ は最尤方程式

$$\frac{\partial LL_1}{\partial \sigma_1^2} = 0$$

を満たすので

$$\hat{\sigma}_1^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \mu)^2 \quad (3.2)$$

となり、最大対数尤度 MLL_1 は

$$MLL_1 = -\frac{n}{2} (\log_e 2\pi + \log_e \hat{\sigma}_1^2 + 1) \quad (3.3)$$

となる。

よって、モデル1においては自由パラメータが $\hat{\sigma}_1^2$ のみで、このモデルの AIC 値 $AIC(1)$ は

$$\begin{aligned} AIC(1) &= -2MLL_1 + 2 \times 1 \\ &= n(\log_e 2\pi + \log_e \hat{\sigma}_1^2 + 1) \\ &\quad + 2 \end{aligned} \quad (3.4)$$

となる。

<モデル2>

標本 $x_i (i = 1, 2, \dots, n)$ が平均値 μ_2 (未知)、分散 $\sigma_2^2 (> 0)$ (未知) の正規分布に従う母集団から抽出されたものと仮定すると、尤度 L_2 および対数尤度 LL_2 はそれぞれ、

$$L_2 = \prod_{i=1}^n p(x_i | \mu_2, \sigma_2)$$

および

$$\begin{aligned} LL_2 &= \sum_{i=1}^n \log_e p(x_i | \mu_2, \sigma_2) \\ &= -\frac{n}{2} \log_e 2\pi - \frac{n}{2} \log_e \sigma_2^2 \\ &\quad - \frac{1}{2\sigma_2^2} \sum_{i=1}^n (x_i - \mu_2)^2 \end{aligned}$$

となる。よって平均値 μ_2 と分散 σ_2^2 の最尤推定値 $\hat{\mu}_2$ および $\hat{\sigma}_2^2$ 、それぞれは最尤方程式

$$\begin{aligned} \frac{\partial LL_2}{\partial \mu_2} &= 0 \\ \frac{\partial LL_2}{\partial \sigma_2^2} &= 0 \end{aligned}$$

を満たすので

$$\hat{\mu}_2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i \quad (3.5)$$

$$\hat{\sigma}_2^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \hat{\mu}_2)^2 \quad (3.6)$$

となり、最大対数尤度 MLL_2 は

$$MLL_2 = -\frac{n}{2} (\log_e 2\pi + \log_e \hat{\sigma}_2^2 + 1) \quad (3.7)$$

となる。

よって、モデル2においては自由パラメータが $\hat{\mu}_2$ および $\hat{\sigma}_2^2$ との2つなので、このモデルの AIC 値 $AIC(2)$ は

$$\begin{aligned} AIC(2) &= -2MLL_2 + 2 \times 2 \\ &= n(\log_e 2\pi + \log_e \hat{\sigma}_2^2 + 1) \\ &\quad + 4 \end{aligned} \quad (3.8)$$

となる。

<モデル3>

標本 $x_i (i = 1, 2, \dots, n)$ が平均値 μ_3 (未知)、分散 $\sigma^2 (> 0)$ (既知) の正規分布に従う母集団から抽出されたものと仮定すると、尤度 L_3 および対数尤度 LL_3 はそれぞれ、

$$L_3 = \prod_{i=1}^n p(x_i | \mu_3, \sigma)$$

および

$$\begin{aligned} LL_3 &= \sum_{i=1}^n \log_e p(x_i | \mu_3, \sigma) \\ &= -\frac{n}{2} \log_e 2\pi - \frac{n}{2} \log_e \sigma^2 \\ &\quad - \frac{1}{2\sigma^2} \sum_{i=1}^n (x_i - \mu_3)^2 \end{aligned}$$

となる。よって平均値 μ_3 の最尤推定値 $\hat{\mu}_3$ は最尤方程式

$$\frac{\partial LL_3}{\partial \mu_3} = 0$$

を満たすので

$$\hat{\mu}_3 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i \quad (3.9)$$

となり、最大対数尤度 MLL_2 は

$$\begin{aligned} MLL_2 &= -\frac{n}{2} (\log_e 2\pi + \log_e \sigma^2) \\ &\quad - \frac{1}{2\sigma^2} \sum_{i=1}^n (x_i - \hat{\mu}_3)^2 \end{aligned} \quad (3.10)$$

となる。

よって、モデル3においては自由パラメータが $\hat{\mu}_3$ の1つなので、このモデルの AIC 値 $AIC(3)$ は

$$\begin{aligned} AIC(3) &= -2MLL_3 + 2 \times 1 \\ &= n(\log_e 2\pi + \log_e \sigma^2) \\ &\quad + \frac{1}{\sigma^2} \sum_{i=1}^n (x_i - \hat{\mu}_3)^2 + 2 \end{aligned} \quad (3.11)$$

となる。

実用段階では、比較工法と評価工法との施工性能に差異が無い場合は平均値が1のモデル1 ((3.2)および(3.3)式) となり、差異がある場合はモデル2 ((3.5)、(3.6)および(3.7)式) となる。

結論として、(3.2)、(3.3)、(3.5)、(3.6)および(3.7)式を計算する事で、評価工法を情報量統計学で評価する事ができる。

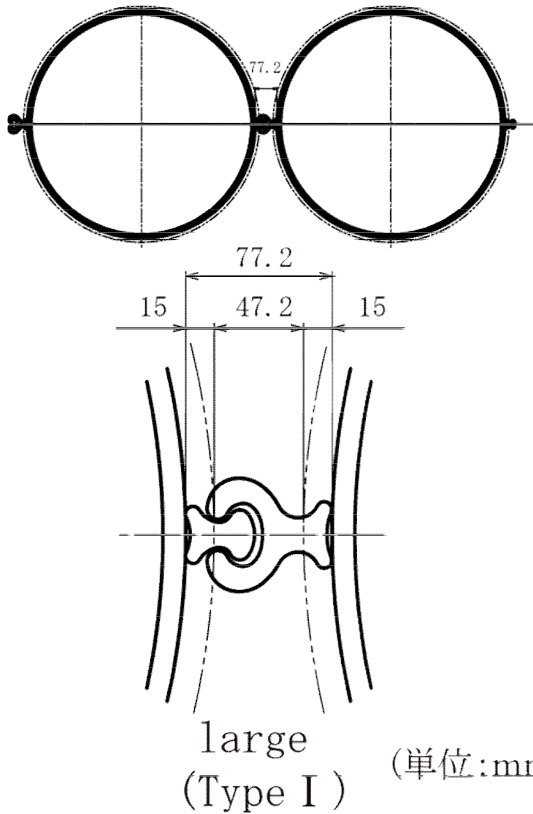


図-4.1 MJP 工法で用いる杭の断面とジョイント部

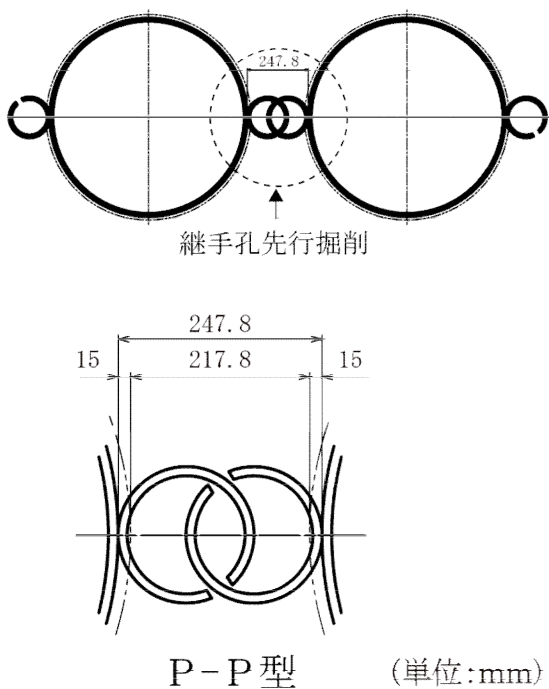


図-4.2 比較工法で用いる杭の断面とジョイント部



写真-4.1 試験施工の様子



写真-4.2 ジョイント部



写真-4.3 掘削ヘッド

(4) 具体例

① 工法の概要

本提案法で評価したのは、マイクロジョインパイル工法 (以下、MJP 工法) ⁽⁶⁾である。MJP 工法で用いる代表的な杭の断面を図-4.1に、比較工法のそれを図-4.2に示す。図-4.1の下図はMJP 工法の特徴であるマイクロジョイントの断面である。また、試験施工の様子、ジョイント部および掘削ヘッドを写真-4.1~4.3に示す。

② 技術審査の概要

開発目標に

- (1) 一般的な鋼管矢板打込みの二工程施工（継手孔先行掘削と鋼管矢板打込み）を一工程施工（鋼管矢板打込み）にすることにより工程短縮（工程数低減および日施工量増加）が出来ること。

とある。この項目の評価の視点は生産性で評価指標は日施工量であるので、標準歩掛から実測した現場条件から1日当たりの杭埋設延長（単位はm/日）を日施工量として算出し、比較工法の計算値とした。技術審査では、申請者から21現場の日施工量が示された。これらを実測工法の比較工法に対する比率と共に整理した結果を表-4.1に示す。

③ 古典統計学による評価

標準歩掛との比較であるので、歩掛かりの分散は明らかにされていないので、1群のt検定となる。

今、1群のt検定に用いる「帰無仮説」および「対立仮説」はそれぞれ次のように設定できる。

- e) 帰無仮説： $\bar{x} = 1$

MJP工法は比較工法と施工性に差異はない。同じ母集団から抽出された。

- f) 対立仮説： $\bar{x} > 1$

MJP工法は比較工法より施工性が良い。異なる母集団から抽出された。

自由度20の片側1%の臨界値が2.528（自由度20、検定統計量8.878の場合、確率は $10^{-6}\%$ で、ほぼゼロである）なので、危険率1%($10^{-6}\%$)で帰無仮説は棄却される。すなわち、MJP工法は比較工法とは別集団に属し、日施工量は約3倍である。

④ 情報量統計学による評価

標準歩掛かりとの比較であるので、歩掛かりの分散は明らかにされていないので、モデル1とモデル2での選択となる。

まずは、モデル1では再掲になるが次の手順でAIC(1)を求める。

分散の最尤推定値は、

$$\hat{\sigma}_1^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \mu)^2$$

となり、最大対数尤度 MLL_1 は

$$MLL_1 = -\frac{n}{2} (\log_e 2\pi + \log_e \hat{\sigma}_1^2 + 1)$$

となる。

よって、モデル1においては自由パラメータが $\hat{\sigma}_1^2$ の1つだけなので、このモデルのAIC値AIC(1)は

表-4.1 検定表

現場番号	評価工法 実測値 (m/日)	比較工法 計算値 (m/日)	比率 a/b
	a	b	x_i
1	3.484	1.444	2.413
2	18.219	4.309	4.228
3	30.842	6.018	5.125
4	24.100	4.983	4.836
5	23.850	5.514	4.325
6	18.609	4.759	3.910
7	30.627	7.926	3.864
8	24.615	5.318	4.629
9	10.509	5.410	1.943
10	5.386	5.000	1.077
11	16.941	3.981	4.255
12	17.867	5.858	3.050
13	11.275	5.694	1.980
14	13.622	6.726	2.025
15	19.971	5.160	3.870
16	15.132	4.957	3.053
17	13.716	5.280	2.598
18	13.830	4.963	2.787
19	7.714	5.895	1.309
20	23.200	6.237	3.720
21	15.750	4.487	3.510
平均			3.262
不偏分散			1.364
検定統計量			8.878
自由度			20

マイクロジョイントパイル工法建設技術審査
証明報告書よりデータ引用

$$AIC(1) = -2MLL_1 + 2 \times 1 = n(\log_e 2\pi + \log_e \hat{\sigma}_1^2 + 1) + 2$$

となる。

次に、モデル2では下記の手順でAIC(2)を求める。

$$\hat{\mu}_2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i$$

$$\hat{\sigma}_2^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \hat{\mu}_2)^2$$

となり、最大対数尤度 MLL_2 は

$$MLL_2 = -\frac{n}{2} (\log_e 2\pi + \log_e \hat{\sigma}_2^2 + 1)$$

となる。

よって、モデル2においては自由パラメータが $\hat{\mu}_2$ および $\hat{\sigma}_2^2$ との2つなので、このモデルのAIC値 $AIC(2)$ は

$$AIC(2) = -2MLL_2 + 2 \times 2 \\ = n(\log_e 2\pi + \log_e \hat{\sigma}_2^2 + 1) + 4$$

となる。

具体的な数値を用いて計算すると表-4.2 が得られ

$$AIC(1) = 100.631 > 69.084 = AIC(2)$$

となり、モデル2の方が良いモデルとなる。すなわち、MJP工法の日施工量は比較工法の約3倍となり、古典統計学による一群のt検定と同じ結果を得る。

表-4.2 AICによる検定

現場番号	評価工法	比較工法	比率 a/b	モデル1	モデル2
	実測値 (m/日)	計算値 (m/日)			
	a	b	\mathcal{X}_i	$(x_i - \mu)^2$	$(x_i - \hat{\mu})^2$
1	3.484	1.444	2.413	1.996	0.722
2	18.219	4.309	4.228	10.421	0.933
3	30.842	6.018	5.125	17.015	3.470
4	24.100	4.983	4.836	14.718	2.478
5	23.850	5.514	4.325	11.058	1.130
6	18.609	4.759	3.910	8.470	0.420
7	30.627	7.926	3.864	8.203	0.362
8	24.615	5.318	4.629	13.167	1.867
9	10.509	5.410	1.943	0.888	1.742
10	5.386	5.000	1.077	0.006	4.774
11	16.941	3.981	4.255	10.598	0.986
12	17.867	5.858	3.050	4.203	0.045
13	11.275	5.694	1.980	0.961	1.644
14	13.622	6.726	2.025	1.051	1.530
15	19.971	5.160	3.870	8.239	0.370
16	15.132	4.957	3.053	4.213	0.044
17	13.716	5.280	2.598	2.553	0.442
18	13.830	4.963	2.787	3.192	0.226
19	7.714	5.895	1.309	0.095	3.817
20	23.200	6.237	3.720	7.397	0.209
21	15.750	4.487	3.510	6.301	0.061
平均値				1.000	3.262
分散(最尤推定値)				6.416	1.299
最大対数尤度				-49.316	-32.542
自由パラメータ数				1	2
AIC値(AIC(1), AIC(2))				100.631	69.084
マイクロジョイントパイル工法建設技術審査証明報告書よりデータ引用					

【成果とりまとめ】

本調査研究においては、

- ① 定量的評価の視点
- ② 評価指標
- ③ 比較対象
- ④ 比較方法

の一連の手順を示した。本報告で新たに導入した考え方は、

- i) 比較工法を標準歩掛で用いられる工法とする
- ii) 評価を統計学的手法で実施する

の2点である。これらにより、技術評価の、汎用性、客観性、公平性および経済性が担保された。さらに、情報量統計学を用いる事で、簡便化も図られた。

【今後の課題】

AICは群検定のみならず、予測、分散分析、回帰分析、確率分布の同定等幅広く用いられている。次の段階として、別の判定問題に応用することが求められる。

【謝辞】

本報告の作成にあたり、データ評価方法を議論していただいたマイクロジョイントパイル工法(MJP工法)に関する建設機械施工技術・技術審査証明委員会、データ・図表・写真の利用を快諾していただいた一般社団法人日本建設機械施工協会 施工技術総合研究所ならびに株式会社 横山基礎工事に感謝の意を表す。

【参考文献】

- (1) CE マニュアル、一般財団法人先端建設技術センター、1996年3月
- (2) ICT活用工事の実施状況(H30年度)、国土交通省
- (3) 統計学入門、東京大学教養部統計学教室、東京大学出版会、1991年7月
- (4) 情報量統計学(情報科学講座A・5・4)、坂元慶行、石黒真木夫、北川源四郎、共立出版、1983年1月
- (5) 情報量規準による統計解析入門、鈴木義一郎、講談社サイエンティフィック、1995年4月
- (6) 建設技術審査証明報告書 建設機械施工技術(建審証第1901号) マイクロジョイントパイル工法、一般社団法人日本建設機械施工協会、2019年7月