製造工場における作業改善のための統計モデルの研究

総合研究大学院大学　複合科学研究科　統計科学専攻　泉 陽介

1　目的と研究概要

人の手が介在するファクトリーオートメーション化されていない製造現場を対象に、作業改善の効果を捉える統計モデルを開発することを目的とする。研究に用いるデータは、作業改善の前後2回計測した工程別・時限別の作業時間である。

従来の作業改善の研究では、製造現場各人の個々の作業手順を観察し、作業動作のムリ・ムダを指摘することが多くなされてきた。しかし、測定された作業時間を分析する作業改善の研究はあまりなされていない。実際は、観察によって気付くものから気付かないものまで様々なムリ・ムダ・習熟が作業には内在しており、作業時間はこのようなムリ・ムダ・習熟を含んだものとして計測される。

各時限間や各工程間によって一定にはならない作業時間のバラツキを総じて、経営工学などの分野では作業時間の“ムラ”と呼んでいる。作業時間のムラの主要因をムリ・ムダ・習熟と考え、これらの要因の効果を分離するとともに、作業改善がこれらの効果をどのように変化させたかを捉える統計モデルを構築する。

2　製造の作業時間データ

自動車に装着する“ある機器”が、コンベヤ式複数工程で製造されている。工程はA～Gで工程数は $I(=7)$ とする。各工程に作業員が一人ずつ張り付く。一つの時限は標準時間40分で、一日の時限数 $J(=12)$ で稼動している。各工程・各時限の作業時間は、観察者がストップウォッチで計測する。

反復数	反復数	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18
	開始時間	8:30	9:10	9:50	10:30	11:10	12:50	13:30	14:10	14:50	15:40	16:20	17:00
7	工程A	28.0	27.0	25.0	28.4	30.6	24.9	26.0	28.5	30.2	25.6	29.6	30.7
6	工程B	29.5	28.5	26.4	29.9	32.2	26.1	27.3	29.9	31.6	26.8	31.0	32.2
5	工程C	28.1	27.1	25.0	28.3	30.5	24.7	25.8	28.3	29.9	25.3	29.2	30.3
4	工程D	31.2	30.1	27.7	31.3	33.7	27.3	28.5	31.1	32.9	27.8	32.1	33.3
3	工程E	28.3	27.2	25.1	28.3	30.4	24.6	25.6	28.0	29.5	25.0	28.8	29.8
2	工程F	29.4	28.2	26.0	29.3	31.4	25.3	26.4	28.8	30.4	25.7	29.5	30.6
1	工程G	33.7	32.3	29.7	33.4	35.7	28.8	30.0	32.7	34.4	29.1	33.4	34.6

反復数	反復数	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18
	開始時間	8:30	9:10	9:50	10:30	11:10	12:50	13:30	14:10	14:50	15:40	16:20	17:00
7	工程A	23.8	23.0	21.3	24.1	26.0	21.1	22.1	24.2	25.7	21.8	25.1	26.1
6	工程B	25.1	24.2	22.4	25.4	27.3	22.2	23.2	25.4	26.9	22.8	26.3	27.3
5	工程C	23.9	23.1	21.3	24.1	25.9	21.0	21.9	24.0	25.4	21.5	24.8	25.8
4	工程D	26.5	25.6	23.6	26.6	28.6	23.2	24.2	26.4	27.9	23.7	27.3	28.3
3	工程E	24.1	23.1	21.3	24.1	25.8	20.9	21.8	23.8	25.1	21.3	24.5	25.4
2	工程F	25.0	24.0	22.1	24.9	26.7	21.5	22.4	24.5	25.8	21.8	25.1	26.0
1	工程G	28.7	27.5	25.2	28.4	30.3	24.5	25.5	27.8	29.2	24.7	28.4	29.4

Table 1.　測定された工程×時限の作業時間表の例（作業改善前と改善後）

工程を $i\ (=1,\dots,I)$ 、時限を $j\ (=1,\dots,J)$ 、改善前後を $t\ (=1,2)$ で表す。Table 1は計測した改善前後の作業時間 r_{ijt} を工程×時限の表にしたものである。工程 i 、時限 j を流れるロット k の間には $k=j-i+I$ の関係があり、全ロット数（反復数）は $K=I+J-1$ である。

3 作業改善モデル

3.1 作業時間モデル

ムダは、工程の違いから生じる手待ちや手待たせによる工程間のバラツキを指す。ムリは、作業の継続から疲労が生じて作業能率が低下し、作業時間が時限間でみると長くなることを指す。習熟は、経験の浅い技術者が作業反復により経験を積み、作業能率が段々とあがり、ロット数が増すにつれて作業時間が短くなる様子を指す。

これらムリ・ムダ・習熟の様子をそれぞれ工程効果・時限効果・反復効果として表す作業時間モデルは、改善前後の効果も含めて

(1) $$E(r_{ijt}) \equiv \eta_{ijt} = \beta^G + \sum_{t'=1}^{2}\left(\beta_{t'}^A + \beta_{it'}^M + \beta_{jt'}^P + \beta_{kt'}^R\right)\delta(t,t'), \qquad \delta(t,t') = \begin{cases} 1 \ (t = t'), \\ 0 \ (t \neq t') \end{cases}$$

となる。ここで、β^G は総平均効果、β_t^A は全体としての改善効果(Amelioration)、β_{it}^M は第i工程の工程効果(Manufacturing process)、β_{jt}^P は第j時限の時限効果(Period)、β_{kt}^R は第kロットの反復効果(Repetition)である。$\beta_1^A = 0$ とし、他の効果は、適当なゼロ和制約を満たすものとする。

3.2 比較すべき作業時間改善モデル

改善前に注目すると、工程(M)効果・時限(P)効果・反復(R)効果の有無により、どの効果もないGモデル、単効果モデルのMモデル、Pモデル、Rモデル、２効果モデルのMPモデル、MRモデル、PRモデル、３効果モデルのMPRモデル、計８モデルが考えられる。同様に改善後についても８モデルが考えられる。各効果の有無により作業時間改善モデルは前後における効果をハイフンでつないで、たとえば、MPR-MPRと表記する。全体としての改善効果が存在すれば、MPR-AMPRと表記する。

MPR-MPRモデル： $\eta_{ijt} = \beta^G + \beta_{i1}^M + \beta_{j1}^P + \beta_{k1}^R \quad (t = 1,2)$

MPR-AMPRモデル： $\eta_{ijt} = \beta^G + \beta_{i1}^M + \beta_{j1}^P + \beta_{k1}^R + \beta_2^A\delta(t,2) \quad (t = 1,2)$

ただしさらに考慮すべきは、作業改善の前後で、ともに効果は存在するが効果が有意に異なる場合である。このことを示すために改善前後で効果が異なる場合には、改善後の効果を小文字で示すことにする。たとえばMPR-AmRは、改善前後で工程(M)効果のバラツキ方が異なり、また改善前後で反復(R)効果のバラツキ方は同じであり、さらに時限(P)効果は改善後にはバラツキがほぼ無くなったことを意味する。

MPR-AmRモデル： $\eta_{ijt} = \beta^G + \beta_{k1}^R + \left(\beta_{i1}^M + \beta_{j1}^P\right)\delta(t,1) + \left(\beta_2^A + \beta_{i2}^M\right)\delta(t,2)$

上記のように、改善前後での各効果の組み合わせによって、全部で282種類の作業時間改善モデルを構築することができる。

4 識別問題

改善前あるいは改善後について、工程(M)効果・時限(P)効果・反復(R)効果の３つをともに含むモデルは、何らかの制約条件がなければ一意に決定できないという識別問題を抱えている。先行研究として、効果パラメタにパラメタの漸進的変化の条件という制約条件を付与させてベイズモデルを構築し、識別問題を克服した中村(2005)のコウホート分析の方法を、本モデルに援用する。

制約条件として採用した漸進的変化の条件((1)式の場合)：

$$\sum_{t=1}^{2}\frac{1}{\sigma_{Mt}^2}\sum_{i=1}^{I-1}(\beta_{it}^M - \beta_{i+1,t}^M)^2 + \sum_{t=1}^{2}\frac{1}{\sigma_{Pt}^2}\sum_{j=1}^{J-1}(\beta_{jt}^P - \beta_{j+1,t}^P)^2 + \sum_{t=1}^{2}\frac{1}{\sigma_{Rt}^2}\sum_{k=1}^{k-1}(\beta_{kt}^R - \beta_{k+1,t}^R)^2 \longrightarrow \min$$

である。ここで、$\sigma_{M1}^2, \sigma_{M2}^2, \sigma_{P1}^2, \sigma_{P2}^2, \sigma_{R1}^2, \sigma_{R2}^2$ は上式を正規分布の密度関数で表現したときの事前分布の超パラメタである。

ベイズ型モデルを構成し、ABIC最小化法を用いて超パラメタを作業時間データから客観的に求める。

5　文献の引用

中村 隆 (2005). コウホート分析における交互作用効果モデル再考, 統計数理, 53(1), 103-132