

問題解決と課題達成のための実験計画法

Designed experiment for problem solving and issue achieving

小川 昭 高橋 武則

(Akira OGAWA Takenori TAKAHASHI)

【要 約】

本論文は製造工程における問題解決と課題達成を実現させる実験計画法について述べる。実験計画法は統計的品質管理で使用される強力なツールの1つであり、多くの成功が報告されている。しかしながらそれ以上に多くの失敗があり、それらは企業秘密の理由から公表されることはない。本論文では実験計画法を用いた取り組みが失敗する原因と、問題解決や課題達成を実現させる方法を、コンピュータシミュレーションを使用した取り組み例により示す。失敗の原因は工程のばらつきであり、さらにばらつきに関する統計学的理解の不足である。製造工程の問題や課題を表す統計モデルには誤差が含まれるが、実験から推定されるモデルには誤差は明示されない。そのため推定モデルが実際の工程を十分説明できないことがある。この差異も製品規格中心値からの偏りであれば調整可能であり、偏りを考慮した工程能力はある程度の改善が可能である。

キーワード：統計的品質管理, 実験計画法, 誤差, 工程能力, シミュレーション

【Abstract】

This paper describes design of experiment (DOE) for problem solving and issue achieving in manufacturing process. DOE is one of the powerful tools in statistical quality control (SQC) and many success reports are presented. However, much more failure trials are executed and never to be shown because of business secret. This paper shows why DOE approach becomes failure and how to succeed for problem solving and issue achieving by case study using computer simulation. The critical point for failure is a variation of the process and a lack of awareness for errors based on statistics. Statistical models for problem solving and issue achieving essentially contain errors, but estimated models obtained by experiments do not show errors definitely. Sometimes the error in estimated model causes small difference from the real process. If the difference is derived by the bias from the center value of the product standard, the bias can be decreased by using statistical tuning and process capability can be improved in a certain degree.

Keyword : statistical quality control, design of experiment, error, process capability, simulation

1. はじめに

1.1 背景

製造業の製造工程においては生産活動と改善活動の2つの活動がある。さらに改善活動は、現状維持、問題解決および課題達成の3つに分類することがある^[1]。

現状維持活動の代表的なものは、標準から外れた作業から発生する異常を検出するものがある。標準には装置保全標準や作業標準などがあり、さらには受入検査規格、工程管理基準なども標準に該当する。製造工程にはこれらの標準類が整備され既存の「製造システム」が存在している。そして製造部門とは、このシステムに従って製品規格を満足する製品を、品質 (Quality)、コスト (Cost)、納期 (Delivery) を最適化させて製造する部門である^{[2][3]}。

製造部門の最も基本的な活動は、これら標準類が整備された既存の製造システムを維持することである。この活動は、標準化 (Standardize)、実施 (Do)、チェック (Check)、処置 (Act) の活動をくりかえすことになるため「SDCA」サイクルと呼ばれる。その概要を図1に示す。

S：製造に必要な標準を定める。

D：標準に従って作業を行う。

C：製品検査を行い、適合品と不適合品を選別する。

A：不適合品に必要な処置を行う。

ここで不適合品に対する処置として、まず応急対策があり、続いて再発防止がある。製品検

査で不適合となった製品は、手直しや調整、規格外品、廃棄等の応急対策がとられる。

再発防止は根本原因を究明し、この原因に対して対策をとることになる。根本原因は既存システムの中にある。そして「既存システムにおける現状の水準 (現実) と狙いの水準との乖離」を問題 (problem) と呼び、問題解決 (problem solving) とは「既存システムの枠組みを前提として、問題を引き起こしている原因を特定し、その原因を除去して問題をなくすこと」となる。このように問題解決は既存システムの枠組み内での取組みである^[4]。

一方、課題達成とは「既存システムの枠組みにとらわれず、現状を打破する活動」である。これらは経営方針に基づいて上司から課せられたテーマ (題) として課題が使用される。その概要を図2に示す。

課題達成は既存システムの枠組みにとられないことから無限の選択が可能になる。しかし、関係者の合意を得て実現可能な選択を行うためにも、上司からの指示や方針に基づいて課題設定がなされる。

課題達成では経営方針を十分に認識することが重要となる。そして現在は技術の変化が非常に早く、社会の要請や顧客のニーズも多様化しているため、経営方針や品質マネジメントも高度なものとなっている^[5]。

このため、問題解決や課題達成の取り組みは、その質だけでなく、効率やコストもより重視される傾向がある。

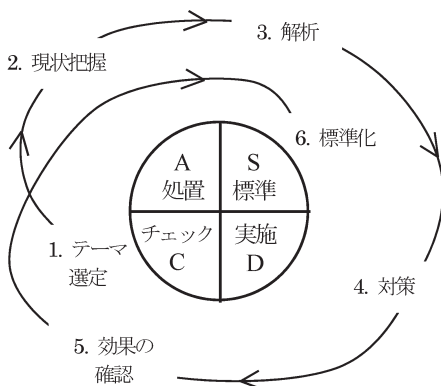


図1 問題解決QCストーリー (SDCAサイクル) ^[1]

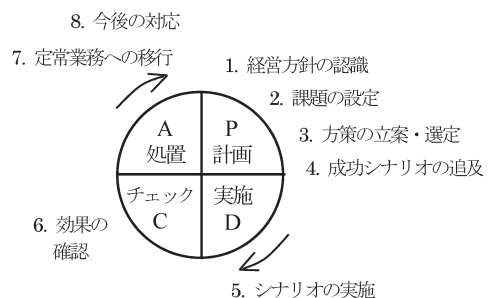


図2 課題達成QCストーリー (PDCAサイクル) ^[1]

実験計画法は実験を効率的に実施し、結果を定量的、客観的に評価する方法である^[6]。さらに固有技術と管理技術を有効活用すれば、経験の少ない若手技術者でも経験豊富な熟練者と同等の実験を実施し、結果を解析することが可能である^[7]。

このような理由から、実験計画法は問題解決と課題達成に有効であることは従来から認識されている。一方でこの方法論が、統計すなわち誤差を扱う点で初心者には難解な一面もあることは事実である。

この統計や誤差を容易に扱える環境を整備することは、問題解決と課題達成のための実験計画法を広める点で極めて重要であり、かつ効果的である。特に個人で使用できるコンピュータが普及した現在、コンピュータを使用したシミュレーションで統計や誤差についての基本を学ぶことが効率やコストの点で極めて有利である。

1.2 本研究の目的

本論文の目的は、問題解決と課題達成のための実験計画法の活用のポイントを、飛球シミュレーターによるコンピュータシミュレーションを用いて考察し体験することである。コンピュータシミュレーションを用いることで、効率的に実験を行い、結果を解析して活用ポイントに示すことが可能となる。

2. 問題解決と課題達成

2.1 問題と課題の定義

前述したように問題 (problem) とは「既存システムにおける現状の水準とねらいとの乖離」と定義される。ねらいとは既存システムで規定された標準値であり、これはあるべき姿と言い換えることもできる。すなわち問題とは、現実の姿とあるべき姿との差である。

一方課題とは「既存システムを前提としない、現状の水準とねらいとの乖離」となる。既存システムを前提としないことで無限のシステム選択とならぬよう、経営方針に沿うことを前提とする。そのうえで、現状を打破するシステム選択を行うことになる。

2.2 問題解決と課題達成の基本方針

問題には根本原因が存在する。その根本原因を特定すること、特定した原因に対して対策を施すことが問題解決の基本方針である。

根本原因は製造工程内の要因の中にある。その要因は多数あり、ほとんどが問題に関係のない些細なもの (trivial many) である。この中から少数の重要な要因 (vital few) を特定することになる。多数の要因の中から少数の根本原因の候補を選び出すこと、これは要因の振り分け (スクリーニング、screening) と呼ばれ、問題解決の最初のステップである。

次に、選出された根本原因候補を変数として現状の特性を説明するモデルを作る。そしてこのモデルを基に特性を改善させ、問題を解決させる。これはモデル構築 (モデリング、modeling) と呼ばれる。問題解決の基本方針はこのスクリーニングとモデリングを組合わせた 2 step の活動が基本となる。

一方、課題達成は既存の製造システムを前提としない。このため、既存のシステムから要因をスクリーニングで選抜するだけでは課題達成の施策は策定できない。新しいシステムを構築すること、設計のアプローチが不可欠となる。

さらに、施策策定の設計アプローチでは評価特性に影響する要因とその水準が不確定である。加えて、経営方針に沿った取り組みを行うため制約事項も多くなる。このため問題解決のように 2 step の活動ではなく、臨機応変に最適な課題達成プロセスを採用する必要がある。

2.3 対策および施策のための固有技術と管理技術

ここで対策や施策を策定するとき重要な知識や技術を検討する。一般に、製造において必要となる固有の知識や技術を固有技術と呼ぶ。固有技術は物理学や化学、電磁気学など自然科学や工学の技術によるものが多い。

また製造においては、品質 (Quality) が高く、価格 (Cost) が安く、納期 (Delivery) が短く、安全 (Safety) であることが重要である。このために必要な技術が管理技術である。

管理技術の 1 つである品質管理では数理統計が活用されることがある。そこで統計的品質

管理 (Statistical Quality Control, SQC) の手法が活用される [8]。

3. 実験計画法の活用

SQCの中で、QCDSの向上を目的として使用される代表的な手法に実験計画法 (Design of Experiment, DOE) がある。このとき、QCDSが問題であるか、課題であるかは個々の状況により異なる。

しかし既に述べたように、問題解決と課題達成の基本方針に沿っていれば、実験計画法はいずれに対しても有効な手法となりうる。本章では実験計画法を問題解決と課題達成に活用する場合のポイントを整理する。

3.1 評価特性と工程能力および要因と水準

実験計画法を適用するからには何らかの目的がある。製造の場合には前述したQCDSの中から1つ、あるいは複数の目的が設定されることが多い。その目的は実験で評価されるものであり、評価特性と呼ぶ。

さらに製造には工程 (Process) がある。製造工程における評価特性が製造基準を満足していればその工程での良品となる。安定して良品を作り出す能力を工程能力 (Process Capability) と呼び、その指数 (Index) を C_p で表す。評価特性が製造基準の上限あるいは下限に偏る状況まで考慮するとき、偏りを考慮した工程能力指数と呼び C_{pk} で表す。

評価特性は実験条件で変化する。実験条件とは温度、圧力、処理時間などの実験因子 (要因) と、それらを変化させる程度、すなわち因子の水準が重要となる。

3.2 特性要因図

評価特性が1つでも、それに影響を与える要因は多数あり、特性と要因との関係は一般に複雑である。特性と要因との複雑な関係を平易かつ明確に図示するための代表的なものに、図3に示す特性要因図がある。

本論文では取上げる要因を x_1, x_2, x_3 の3つとしている。 x_1 は大骨1と中骨12の下に、 x_2 は大骨2と中骨21の下に、 x_3 は大骨3と中骨31の下にそれぞれ位置している。実験では x_1, x_2, x_3

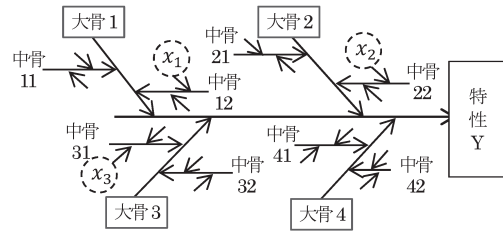


図3 特性要因図

の値を変えて特性の変化を解析する。

3.3 特性を表すモデルの構造

特性Yを表すモデルを式 (1) で表す [8] [9]。

$$Y = f(\mathbf{x}) = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \beta_3 x_3 + \beta_{12} x_1 x_2 + \beta_{13} x_1 x_3 + \beta_{23} x_2 x_3 + \varepsilon$$

$$\mathbf{x} = (x_1, x_2, x_3)$$

このとき、誤差 ε が把握されていることが重要である。すなわち $f(\mathbf{x})$ に取りあげていない要因が誤差 ε に関係していることを理解する必要がある。

そのうえで係数 $\beta_0, \beta_1, \beta_2, \beta_3, \beta_{12}, \beta_{13}, \beta_{23}$ を実験により推定する。実験により推定された係数を $b_0, b_1, b_2, b_3, b_{12}, b_{13}, b_{23}$ と表し、推定値であることを明確にするためにYにハットをつけて \hat{Y} としたものが式 (2) である。

$$\hat{Y} = F(\mathbf{x}) = b_0 + b_1 x_1 + b_2 x_2 + b_3 x_3 + b_{12} x_1 x_2 + b_{13} x_1 x_3 + b_{23} x_2 x_3$$

3.4 実験の計画

7つの係数 (未知母数) $\beta_0, \beta_1, \beta_2, \beta_3, \beta_{12}, \beta_{13}, \beta_{23}$ を推定するため実験を計画する。誤差を評価するためには、最低でも未知母数の数+1、すなわち8回の実験が必要である。実験数が多いほど推定精度が高くなるが実験に要するコストCが大きくなる。

実験の最終的なゴールは製造におけるQの向上、Cの低減、Dの短縮、Sの向上、あるいは C_{PK} の向上である。実験も製造の一部と考えれ

ば実験回数を低減させることは重要である。

3.4.1 古典的な計画

コンピュータが現在のように発達していなかったとき、個人が最適な実験回数を数理的に求めることは困難であった。そのため実験計画法の代表的な方法（テンプレート）が用意されてあった。それら古典的で代表的な実験計画法として直交実験計画L8、L12、L16、L18、L32等がある。数値は実験回数を表している。それらの特徴や長所、短所などは多くの文献で紹介されている^{[6] [10]}。

本研究では、3 因子の主効果と交互作用を評価するため、実験回数が 8 回の直交実験計画 L8 を採用した。

3.4.2 最適計画

現在はコンピュータが発達し、統計解析ソフトウェアを使用すれば個人が最適な実験回数を求めることが可能である。本研究では統計解析ソフトウェアとしてSAS社のJMPを使用した。

仮に図 3 に示した多数の要因を評価すると、実験回数も膨大となる。このような膨大な実験を避けるためJMPでは最適な実験数を計画する機能（最適計画）がある。本研究では 3 要因を取り上げるため最適計画の必要はなく、最適計画は今後の課題とする。

4. 実験計画法活用の要点

実験計画法を活用するうえで以下に述べる 2 つの要点が重要である。これらは問題解決や課題達成の成否を左右することがある。

4.1 特性と要因のばらつき

要因は原因であり特性はその結果である。よって要因がばらつけば特性もばらつく。製造工程では多くの要因のばらつきを抑えて品質特性を安定させるべく日々努力している。しかし、全ての要因を管理して特性を安定させるとコストが上昇し現実的ではない。

そこで特性に影響を与えている要因を特定し、その要因に対しては十分な管理を行って特性のばらつきを抑えている。本研究でも 3 要因 x_1, x_2, x_3 はばらつきがないとした。すなわち水準を設定した場合、その水準の値はばらつくことなく、正確に特性に作用する。また特性がばらつく原因は、 x_1, x_2, x_3 以外の要因が存在しそれらがばらついているとしている。本論文では、実験環境における風の影響で特性がばらつくことを前提としている。

4.2 モデルのあてはまりの悪さ

推定式 2 では 3 つの主効果と 3 つの交互作用がある。しかし実験結果を解析した結果、いくつかの交互作用が非常に小さく、誤差と比較して有意な効果が認められなかったとする。その場合この交互作用は推定式には採用されない。しかし実験を繰り返すとこの交互作用が有意と判定されることもある。

さらに、特性と要因との間に実際には非線形の関係がある場合、推定式 2 には 2 次の効果である x_1^2, x_2^2, x_3^2 が含まれていない。このような場合はモデルの当てはまりが悪いことになる。これは Lack of fit (LOF)^[10] と呼ばれている。

LOFがある場合は推定式の寄与率が低下する。寄与率が小さい場合にはLOFを検討する必要がある。

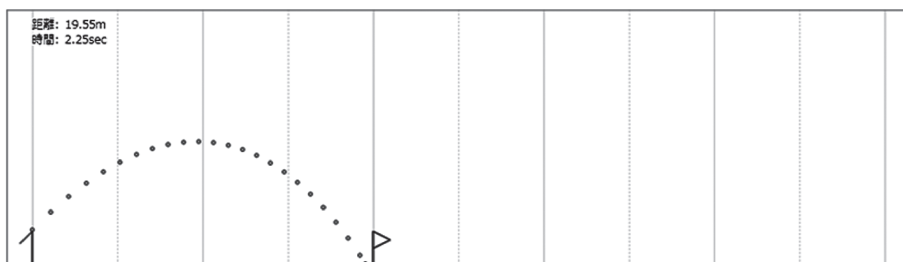


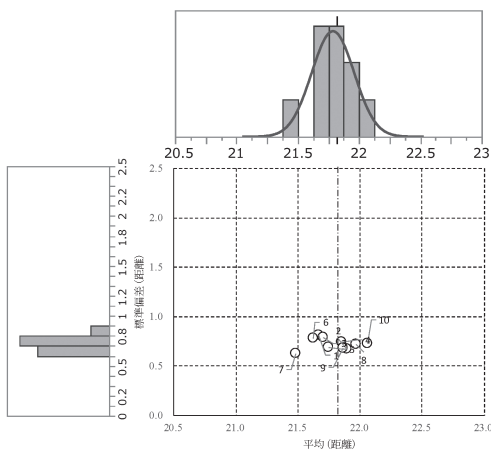
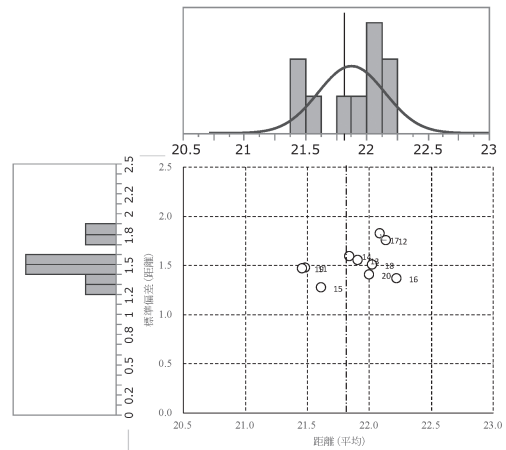
図 4 飛球シミュレーター

表1 風速 1 下での Trial 1 ～ 10 における距離の平均 \bar{Y} と標準偏差 sd

Trial	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
\bar{Y}	21.67	21.90	21.71	21.85	21.75	21.63	21.48	21.97	21.86	22.06
sd	0.81	0.67	0.79	0.74	0.69	0.78	0.62	0.72	0.68	0.73
C_p	0.95	1.14	0.97	1.03	1.11	0.98	1.23	1.07	1.13	1.05
C_{pk}	0.88	1.10	0.92	1.02	1.08	0.90	1.05	1.00	1.11	0.94

表2 風速 2 下での Trial 1 ～ 10 における距離の平均 \bar{Y} と標準偏差 sd

Trial	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
\bar{Y}	21.49	22.14	21.91	21.85	21.61	22.22	22.09	22.03	21.46	22.00
sd	1.47	1.75	1.55	1.59	1.27	1.36	1.82	1.50	1.47	1.40
C_p	0.52	0.44	0.50	0.48	0.61	0.56	0.42	0.51	0.52	0.55
C_{pk}	0.45	0.38	0.48	0.48	0.55	0.47	0.37	0.47	0.44	0.51

図5 風速 1, Trial 1 ～ 10 における \bar{Y} と sd の散布図図6 風速 2, Trial 1 ～ 10 における \bar{Y} と sd の散布図

5. シミュレーション実験

5.1 実験の目的

飛球シミュレーターは、SAS ジャパン社の技術者が JMP 上で開発中の統計教育用アドインソフトである。本論文ではその使用許可を得たうえで使用している。

飛球シミュレーターでのシミュレーション実験の概要を図 4 に示す。実験の目的は、実験における誤差が飛距離に及ぼす影響の理解と、目標距離まで安定して飛球体を飛ばすための最適条件の探索である。

本論文では目標距離を 30.0 ± 2.3 とし、発射台にあるバネの引き量 x_1 、バネの本数 x_2 、飛球体の直径 x_3 を調整して目標に近づける。このとき飛球 (Shot) のたびに風が吹き飛距離に影響を与える。本論文では風速を 2 水準 (最大風速 1, 2) に設定し、進行方向と逆方向の 2 方向で 0 から最大風速の間でランダムに飛球体に当たるものとした。

5.2 実験 1 繰り返し実験

風速が飛距離 Y の平均 \bar{Y} と標準偏差 sd に与える影響を調べるため、 $(x_1, x_2, x_3) = (75, 50, 15)$ の条件で 30 回飛球を行い、これを Trial 1 とした。風速 1 および風速 2 において Trial 10 までを行った結果をそれぞれ表 1 と表 2 に示す。風速 0 の場合の飛距離は 21.8 であり、この値を規格中心としたときの工程能力指数 C_p および偏りを考慮した指数 C_{pk} も併記した。また \bar{Y} と sd の散布図をそれぞれ図 5 と図 6 に示す。

この結果から明らかなように風速は \bar{Y} には影響せず、 sd に影響する。実験 1 の条件では目標距離 30.0 ± 2.3 に到達しないため (x_1, x_2, x_3) の値を変更して飛距離を伸ばす必要がある。このための実験を次節で計画する。

5.3 実験 2 直交実験

5.3.1 実験計画

目標距離に近づけるため 3 因子を 2 水準で変化させ $2 \times 2 \times 2 = 8$ 回の実験を行う。一方、飛距離 Y は x_1, x_2, x_3 の関数で式 (1) の構造、すなわち定数項 1、1 次項 3、積項 3、誤差項 1 で表されるとする。このとき最低限必要な実験回数は $1 + 3 + 3 + 1 = 8$ 回である。よって 3 因子 2 水準の実験を 8 回行えば式 (2) の $b_0, b_1, b_2, b_3, b_{12}, b_{13}, b_{23}$ が求まる。その代表的な実験が L8 直交実験である。

本論文では、2 つの風速 i ($i=1,2$) と 10 回の Trial k ($k=1,2, \dots, 10$) の下、実験 No. j の飛距離を Y_{ijk} とする。これらを表 4 に示す。飛距離 Y_{ijk} の全データ数は $i \times j \times k = 2 \times 8 \times 10 = 160$ である。次節で解析する代表的なデータとして Y_{1j10} および Y_{2j5} ($j=1,2, \dots, 8$) を表 4 右に示す。

表 3 3 因子の水準と予想される効果 (構造模型表)

因子	名称	水準 1	水準 2	1 次項	積項, 2 次項		
					x_1	x_2	x_3
x_1	バネの引き量	50	75	◎	×	○	△
x_2	バネの本数	20	50	◎	—	×	△
x_3	飛球体の直径	5	15	◎	—	—	×

効果の予想：◎；強、○；中、△；弱、×；なし、—；対象外

表 4 風速と Shot を追記した L8 実験の計画と結果 ($i=1, 2; k=1, 2, \dots, 10$)

風速	計画					結果	
	L8				Trial	Y_{1j10}	Y_{2j5}
	No. (j)	x_1	x_2	x_3	k		
i	1	1	1	1	Y_{i1k}	10.87	10.96
	2	1	1	2	Y_{i2k}	8.59	8.75
	3	1	2	1	Y_{i3k}	24.37	25.04
	4	1	2	2	Y_{i4k}	15.43	16.29
	5	2	1	1	Y_{i5k}	22.09	21.81
	6	2	1	2	Y_{i6k}	14.37	13.01
	7	2	2	1	Y_{i7k}	48.22	49.87
	8	2	2	2	Y_{i8k}	22.08	23.49

表 5 風速 1 における 1 次項と積項の推定値

Trial	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
b_1	0.473	0.479	0.486	0.482	0.488	0.476	0.470	0.478	0.487	0.475
b_2	0.459	0.452	0.438	0.453	0.450	0.448	0.459	0.463	0.464	0.451
b_3	-1.158	-1.144	-1.136	-1.128	-1.190	-1.170	-1.144	-1.150	-1.134	-1.128
b_{12}	—	—	—	—	—	—	—	—	—	—
b_{13}	-0.0450	-0.0459	-0.0419	-0.0450	-0.0434	-0.0469	-0.0467	-0.0432	-0.0434	-0.0453
b_{23}	-0.0399	-0.0444	-0.0439	-0.0424	-0.0425	-0.0439	-0.0413	-0.0393	-0.0417	-0.0419

表 6 あてはめの要約

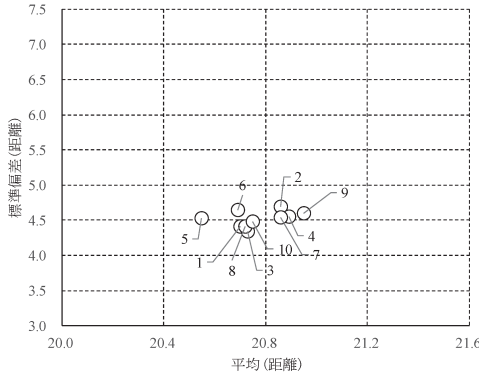
Trial	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
\bar{Y}	20.70	20.86	20.73	20.89	20.55	20.69	20.86	20.72	20.95	20.75
RMSE	4.41	4.69	4.34	4.55	4.53	4.65	4.54	4.41	4.60	4.48
R^2	0.96	0.96	0.97	0.96	0.96	0.96	0.96	0.96	0.96	0.96
R'^2	0.88	0.86	0.88	0.87	0.87	0.86	0.87	0.88	0.87	0.87

表 7 風速 2 における 1 次項と積項の推定値

Trial	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20
b_1	0.490	0.491	0.495	0.484	0.471	0.494	0.482	0.470	0.492	0.462
b_2	0.473	0.441	0.467	0.460	0.501	0.474	0.489	0.474	0.475	0.444
b_3	-1.148	-1.150	-1.150	-0.976	-1.154	-1.138	-1.160	-1.134	-1.114	-1.186
b_{12}	—	—	—	—	—	—	—	—	—	—
b_{13}	-0.0458	-0.0422	-0.0466	-0.0402	—	—	-0.0496	—	—	-0.0443
b_{23}	-0.0423	-0.0451	-0.0439	-0.0360	—	—	—	—	—	-0.0447

表 8 あてはめの要約

Trial	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20
\bar{Y}	20.94	20.79	21.22	21.32	21.20	20.75	20.84	20.92	21.15	20.53
RMSE	4.94	4.53	4.77	4.14	7.02	6.31	6.13	6.71	6.88	4.50
R^2	0.96	0.96	0.96	0.97	0.83	0.86	0.90	0.84	0.83	0.96
R'^2	0.85	0.87	0.86	0.88	0.71	0.75	0.78	0.72	0.71	0.87

図7 風速 1 におけるShotごとの \bar{Y} とRMSEの散布図

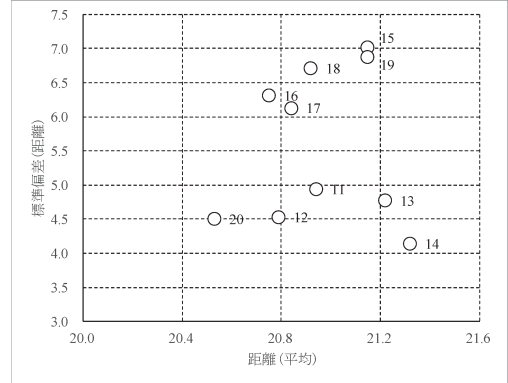
5.3.2 解析

風速1すなわち $i = 1$ において、 Y_{ijk} ($j = 1, 2, \dots, 8$) のデータを $k = 1, 2, \dots, 10$ ごとに分散分析し有意水準0.25で変数選択を行い、選択された要因について偏回帰係数の値を示したものが表 5 である。前節で例示した Y_{1j10} ($j = 1, 2, \dots, 8$) は風速 1, Trial 10 のL 8 データで、得られた推定式は式 (3) となる。ここで $X_1 = (x_1 - 62.5)$, $X_2 = (x_2 - 35)$, $X_3 = (x_3 - 10)$ と各水準の中心値を使い中心化変換をしている。

$$\hat{Y}_5 = 20.75 + 0.475X_1 + 0.451X_2 - 1.128X_3 - 0.0453X_1X_3 - 0.0419X_2X_3 \quad (3)$$

さらに推定式について、飛距離 Y の平均値 \bar{Y} 、標準誤差RMSE、寄与率 R^2 、自由度調整済寄与率 R^2 を示したものが表 6 である。また \bar{Y} とRMSE の散布図を図 7 に示す。この散布図から、Trial 10から求めた式 (3) は風速 1 における飛球シミュレーターの代表的な推定式であるとして次章で最適化に使用する。

風速 2 についても同様に分散分析と変数選択を行い、各偏回帰係数を表 7 に示した。前例の Y_{2j6} ($j = 1, 2, \dots, 8$) は風速 2, Trial 15 のL 8 データで推定式は式 (4) となる。 x_1, x_2, x_3 の中心化変換は式 (3) と同様である。式 (4) には積項がなく、そのため式 (3) とは構造が大きく異なる。

図8 風速 2 におけるShotごとの \bar{Y} とRMSEの散布図

$$\hat{Y}_{15} = 21.20 + 0.471X_1 + 0.501X_2 - 1.154X_3 \quad (4)$$

推定式の平均値 \bar{Y} 、RMSE, R^2 , R^2 を示したものが表 8 であり、 \bar{Y} とRMSE の散布図は図 8 である。式 (4) のRMSEは7.02であり式 (3) の4.48より大きい。そのため式 (4) の R^2 は0.71であり式 (3) の0.87より小さい。

以上より、風速 2 で求めた推定式は風速 1 で求めた推定式よりも推定精度が低い可能性がある。よって両式から飛距離30を実現させる最適解を求め、その最適解で飛行を繰返し、結果を考察する。

6. 最適化

6.1 最適解の探索

目標距離 $Y = 30$ に対する x_1, x_2, x_3 の最適解の組合せは複数ある。そこで式 (3) においてバネの本数 x_2 と飛球体の直径 x_3 をそれぞれ40と8とする前提条件を設定した。バネは少なすぎると安定性に欠け、多すぎると設備費用が増える。直径は小さすぎると扱い難く、大きすぎると収納性が悪い等の理由による。その下で $Y = 30$ となる引き量 x_1 の最適解を求めると $x_1 = 70.15$ である。同様に式 (4) において $x_2 = 40, x_3 = 8$ のとき、 $Y = 30$ となる $x_1 = 70.95$ である。

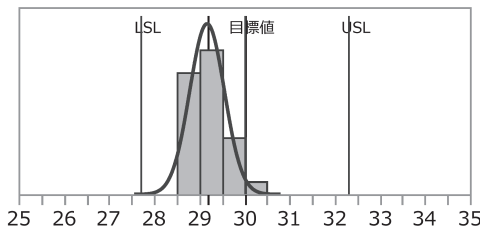
これらの値を飛球シミュレーターに代入し、30 shotsの飛球を行ったときの飛距離 Y を求める。その後飛距離の平均値と標準偏差を比較する。

6.2 最適値の確認

式(3)から求めた風速1における30回のshotの結果を図9に、式(4)から求めた風速2における30回のShotの結果を図10に示す。併せて飛距離の平均値と標準偏差、規格を 30 ± 2.3 とした場合の C_p , C_{pk} , 規格外の不良割合を併記する。工程能力 C_{pk} については1.33以上あれば十分であるが、1.00を下回る場合は工程能力が不十分と判断され何らかの改善が必要である。

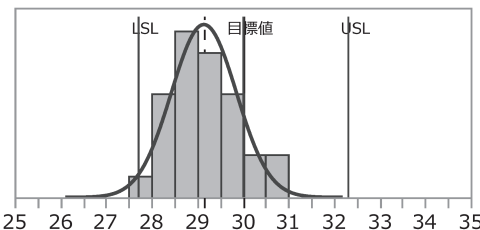
図9の工程能力は $C_{pk} = 1.28$ でありほぼ十分である。よって風速1においてはこの最適条件で飛行を続ける限り規格外の不良が発生する確率は低い。

一方図10の工程能力は $C_{pk} = 0.68$ であり不足している。このため、現在の最適条件で飛行を続けた場合、2.1%の割合で規格外が発生する。工程能力が低い原因の1つは分布の中心が目標からずれているためである。分布の中心を規格の中心に合わせる調整を行えば工程能力は改善する。



$(\bar{Y}, sd, C_p, C_{pk}, \text{不良}) = (29.2, 0.38, 1.99, 1.28, 0.0\%)$

図9 風速1、Trial 7の最適解で30 Shot時の距離の分布



$(\bar{Y}, sd, C_p, C_{pk}, \text{不良}) = (29.2, 0.71, 1.08, 0.68, 2.1\%)$

図10 風速2、Trial 16の最適解で30 shot時の距離の分布

6.3 回帰調整のための繰返し実験

風速2の下で最適解による30回のshotの平均飛距離 \bar{Y} は目標から0.8小さい。このため x_1 を5水準とり、繰返し2とした10 Runの実験を行い、 \bar{Y} と x_1 との正確な関係を調査する実験計画とその結果を表9に示す。繰返し2とすることで純粋誤差が評価できる。さらに5水準とすることで x_1 の2次の効果の存在を仮定したうえで純粋誤差と比較し、あてはまりの悪さ(LOF)を評価することが可能となる^[10]。

LOFの分析結果を表10に示す。p値が0.96であり判定は非該当(N/A)である。この結果、飛球シミュレーターには x_1 の2次項は存在せ

表9 回帰調整実験の計画と結果

No.	x_1	x_2	x_3	距離	風
1	67.5	40	8	27.91	0.64
2	67.5	40	8	28.06	1.35
3	70	40	8	29.03	0.45
4	70	40	8	28.99	-0.47
5	72.5	40	8	31.09	0.30
6	72.5	40	8	29.24	-1.49
7	75	40	8	32.95	0.54
8	75	40	8	31.01	-0.78
9	77.5	40	8	33.59	-0.35
10	77.5	40	8	33.78	0.03

表10 あてはまりの悪さ(LOF)の分析

Factor	ϕ	SS	MS	F	p	判定
LOF	2	0.060	0.030	0.04	0.96	N/A
純粋誤差	5	3.623	0.725	—	—	—
合計	7	3.683	—	—	—	—

表11 回帰調整実験結果の分散分析表

Factor	ϕ	SS	MS	F	p	判定
モデル	1	41.30	41.30	77.5	<0.0001	**
誤差	8	4.27	0.53	—	—	—
全体	9	45.57	—	—	—	—

ず、飛距離 Y は定数項と x_1 の 1 次項から成る 1 次モデルで解析する。分散分析表を表 11 に示す。

6.4 回帰調整後の最適化

回帰調整で得られた飛距離の 1 次モデルは式 (9) となる。

$$Y_{tune}(x_1) = 30.57 + 0.575(x_1 - 72.5) \quad (9)$$

目標飛距離 $Y = 30$ に対して式 (9) から得られる最適解は $x_1 = 71.51$ である。 $x_2 = 40, x_3 = 8$ の前提条件の下で再び飛球シミュレーターで 30 回の Flight を 2 回実施した。その結果を図 11 (a), (b) に示す。図 10 と比較して平均距離が目標にほぼ合致した。また C_{pk} は (a) が 0.74、(b) が 0.72 となり図 10 より若干改善したがまだ不十分である。これは標準偏差が依然として大きいためである。このことより、ばらつきを小さくしない限り C_{pk} の本質的な改善、すなわち問題解決、課題達成は実現しない。

5. 考 察

5.1 風速 1 における最適化

風速 1 の環境は誤差が小さいという前提条件である。その下で実施した L8 直交実験の 10 回の Trial の結果、得られた飛距離 Y のモデルは次の 3 点が共通であった。

1. 3 つの 1 次項 x_1, x_2, x_3 が有意である。
2. 2 つの積項 $x_1 x_3, x_2 x_3$ が有意で、 $x_1 x_2$ は有意ではない。
3. 各効果とモデルの寄与率が全 Trial で同程度である。

得られた推定式 \hat{Y} の平均値 \bar{Y} 、標準誤差

RMSE、自由度調整済寄与率 R^2 は Trial による差がほとんどない。そこで Trial 10 の推定式を代表例とし、 $x_2 = 40, x_3 = 8$ の前提条件の下で x_1 の最適解を求め、この最適解で 30 shot を実施し $C_{pk} = 1.28$ を得た。

以上より、誤差が小さい環境で実験計画法を適用すれば、実験ごとに得られる推定式の差がなく、得られる最適解が工程改善に寄与する。これは問題解決や課題達成に実験計画法を適用して十分な成果が得られる状況を示している。

5.2 風速 2 における最適化

風速 2 の環境は誤差が大きいという前提条件である。風速 1 と同様に L8 直交実験の 10 回の Trial の結果、得られた飛距離 Y のモデルには次の 3 点の特徴があった。

1. 3 つの主効果 x_1, x_2, x_3 が有意である。
2. 2 つの積項 $x_1 x_3, x_2 x_3$ が有意、1 つの積項 $x_1 x_2$ が有意、有意な積項がない、の 3 つの場合がある。
3. 積項に応じてモデルの寄与率が異なる。

各 Trial について得られた Y の推定式も積項に応じて 3 種類あり、積項が減るほど RMSE が大きく R^2 も小さくなった。そこで積項がなく、Trial の中では RMSE が最大で R^2 も小さい Trial 15 の推定式を代表例とし、風速 1 と同様に、 $x_2 = 40, x_3 = 8$ の前提条件の下で x_1 の最適解を求めた。最適解 $x_1 = 70.95$ で 30 shot を実施し $C_{pk} = 0.68$ を得た。このとき平均値は 29.2 で目標値より 0.8 小さかったため、この偏差を解消する必要があった。そこで x_1 を 5 水準とし 2 回の繰返し実験を行う回帰調整を行い、 $x_1 = 71.51$ を得た。

最終的には $(x_1, x_2, x_3) = (71.51, 40, 8)$ を最

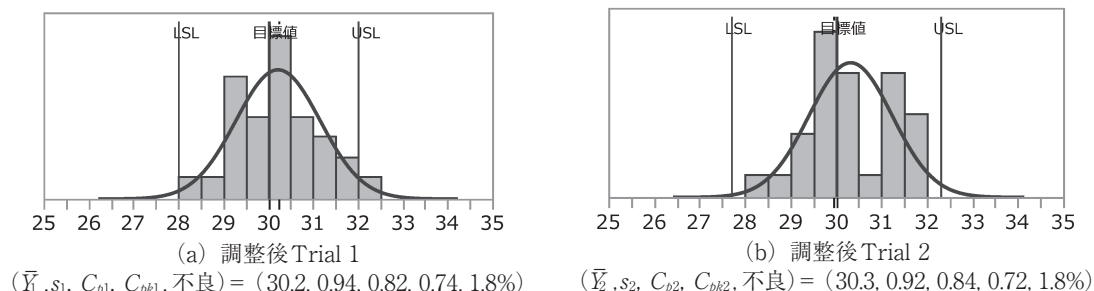


図 11 調整後 2 回の Trial 結果

適条件として 1 Trial, 30 Shut を 2 Trial 実施し偏差の解消と C_{pk} 評価を行った。偏差は解消したが C_{pk} は 0.72, 0.74 となり改善効果がほとんどなく、大きな改善につながらなかった。

以上の取組みを通じて、誤差の大きい工程で実験計画法を適用した場合の問題点を示した。すなわち、得られる推定式が複数あり、それぞれの推定精度に優劣があること、推定精度の低い推定式から得た最適解でも工程の改善がある程度可能であること、最終的には誤差の影響で問題解決と課題達成の成否が決まることを示した。

5.3 工程のばらつきと工程能力について

工程にばらつきがある場合、要因を少数に絞り込み、要因の水準を固定したうえで 1 つの因子を調整因子として回帰調整を行えば目標値に合わせこむことが可能である。しかし、ばらつきが大きい場合は本質的な改善にはならず工程能力も改善しない。飛球シミュレーターによる実験計画法のアプローチは、この本質を理解するうえで有効である。

6. おわりに

本研究では、JMP にアドインされた飛球シミュレーターを使用して問題解決と課題達成に重要な実験計画法の活用方法を示した。誤差の大きい実験環境では工程能力が十分に得られないことを示した。さらに実験における誤差の改善が問題解決と課題達成に重要であることを示した。

【引用文献】

- [1] 仁木直人, 山口俊和, 山本栄, W. A. スピンクス (2006), マネジメントサイエンス, 培風館.
- [2] Ogawa, A. and Takahashi, T. (2016), "Optimum design for reverse engineering", Proceeding of the 14th ANQ Congress, D6, JP-33.
- [3] Ogawa, A. and Takahashi, T. (2017), "Optimization of processing from Quality Management point of view", Proceeding of the 15th ANQ Congress, QMS-04/JP-05.
- [4] 狩野紀明 (1986): "品質トラブルの低減", 品質管理, 臨時増刊, 第37巻, 第5号, pp511-514.
- [5] Ogawa, A. and Takahashi, T. (2014), "Activity to Improve and Promote TQM Systems", Proceeding of the ICQ14 Tokyo, JP-21.
- [6] Montgomery, D.C. (2005), Design and Analysis of Experiments (6th ed.), Wiley, New York.
- [7] 奥野忠一, 片山善三郎, 上郡長昭, 伊東哲二, 入倉則夫, 藤原信夫 (1986), 工業における多変量データの解析, 日科技連
- [8] 河村俊彦, 高橋武則 (2013), 統計モデルによるロバストパラメータ設計, 日科技連.
- [9] 小川昭, 高橋武則 (2016): "統計モデルによる機械加工の最適化", 品質, 第47巻, 第3号, pp55-60.
- [10] Myers, R. H., Montgomery, D.C., Anderson-Cool, C. M. (2009), Response Surface Methodology (3rd ed.), Wiley, New York.