

解説

遺伝的アルゴリズムを使用した公差設計の最適化*

Tolerance Design Optimization Using Genetic Algorithm

戸水 晴夫**
(Haruo TOMIZU)

Key Words : genetic Algorithm, sensitivity analysis, multi-objective optimization

1. はじめに

企業のエンジニアの方にお会いした時に、公差解析をお勧めすると、その回答として自社の製品は単品の製造であり、個別受注品には公差解析は必要ないとのご意見を承ることがある。どうしても公差解析といえば、統計解析法に基づき、量産品の歩留りや製品仕様値の分布を求めるものであるとのイメージがあるからかもしれない。しかし、そのような時、筆者は常に、たったひとつの装置の組立製作であっても、確率に支配されない部品を使用しないことはあり得ないとお伝えすることにしている。たとえ製品が単品であったとしても、削り出したり、変形させたり、加熱したりといった物理的な加工や、あるいは化学的な変化があれば、計測の時点で必ずばらつきが検出されるものである。そして、個別受注品のような、いわゆる擦り合わせによるモノづくりであったとしても、擦り合わせ調整時間の長短としてばらつきの結果が現れてくると考えている¹⁾。

現代では、公差解析は量産品の不良率のコントロールに欠かせない重要な技術となっている。それは、世の中に存在するすべての物体や物理現象に、正規分布とは限らない数多くの種類の統計的分布が存在し、そのことによって実際のモノづくりが影響されて成り立っているとの考え方²⁾が根本にあると思う。そして、全ての現象の設計パラメータ値を特定の範囲に限定する手段が公差であると考えている。

従来の公差設計では、いったん3次元CADなどを使用して製品の組立てや動作を評価した後に、部品の寸法や形体に公差属性を与える。その後、公差

解析ソフトウェアを使用して製品機能が実現可能かどうかを評価するものである。しかし、公差設定の組合わせは無限にあり、現実には最適な寸法と公差の組合わせを見つけることは難しい³⁾。

2. 公差設計と公差解析の関係

ここでは、公差設計とは、製品機能の許容値から個々の部品の許容値にまでブレイクダウンすることとする。つまり、設定した製品の機能を満足させるように、個々の部品の許容値を設定することである。一方で、公差解析とは、個々の部品機能の許容値から製品要件の許容値に至るまで、ビルドアップすることとする。つまり、設定した部品の許容値で、製品の機能が満足できるのかどうかを確認することである。なお、ここで定義した公差設計・公差解析はJIS B 0625:2021とは幾分異なる。

図1に公差設計の概念を示す。公差設計のプロセスは、解析モデルを使って、応答のバラツキを個々の入力変数に適正に配分することに相当する。目的とする機能を応答といい、解析モデルとは、その応答の振る舞いを数式で表したものである。

公差設計に必要な情報は、応答名、応答の平均値とそのばらつきである。ばらつきは標準偏差で表さ

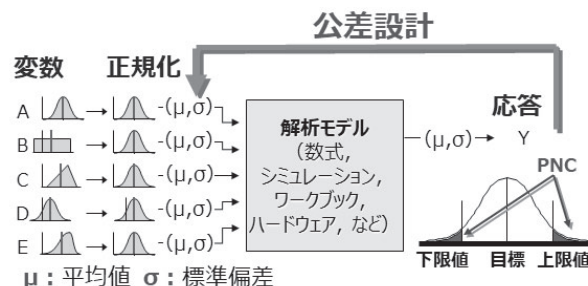


図1 公差設計の概念

* 原稿受付 2021年2月24日

** 正会員, SDI Japan

(〒830-0042 久留米市荘島町330-8-1409)

れ、各変数のばらつきとして適正に配分される。公差設計の結果は、個々の変数の平均値と標準偏差、応答に対する寄与率となる。

図2には、公差解析の概念を示す。公差解析のプロセスは、解析モデルを使って、変数のばらつきを統合して応答のばらつきを計算することに相当する。公差解析に必要な情報は、解析モデルの数式に含まれる変数の平均値とその標準偏差である。公差解析の結果は、目的とした応答の平均値と標準偏差となる。また、応答の想定不良率PNC (Probability of Non-Compliance)が返される。

公差設計と公差解析で使用する解析モデルを作る方法は、5通りある。現象がすでに数式で定義されている場合は、そのまま数式を解析モデルにすることができる。次に、実験データがある場合は、回帰分析を使って方程式を導き出すことができる⁴⁾。そして、実験データがない場合は、実験計画法を用いて実験データを得るところから始めなければならない。実験計画法を用いる場合というのは、シミュレーションができる場合、プロトタイプがある場合、実システムがある場合に分かれる。シミュレーションの場合は、前提条件や初期値を変えながら必要なデータを得るようにする。プロトタイプがある場合は、試作の目的に沿ってデータを得る。実システムがある場合は、条件ごとに実験データを得るようにする。最終的に解析モデルにするには、変数が平均値、標準偏差で定義され、分布を持つことが必要となる⁵⁾。

3. 機械学習による公差設計の最適化

本報では、製品の寸法値と公差値を求める効率的な方法を提案している。図3に提案する公差設計の概念図を示す。基本的な考え方としては、はじめに設計パラメータに相当する変数の分布平均値を、目標とする設計仕様値に一致させるように分布全体をシフトする。この段階では、分布の平均値を目標の仕様値に一致するように分布自体を移動しただけで

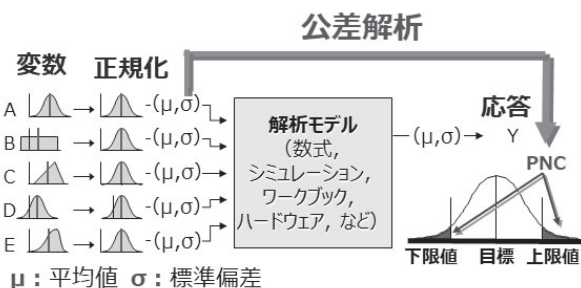


図2 公差解析の概念

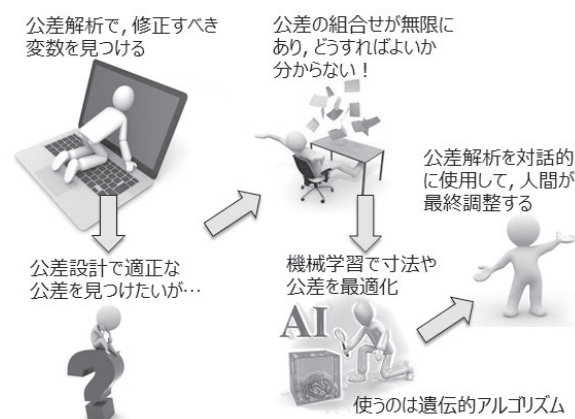


図3 提案する公差設計の概念図

ある。まだ設計目的を達成するに十分な品質とはなっていない。分布の移動手段として機械学習で使われる遺伝的アルゴリズムを用いた多目的最適化を使う⁶⁾。その後、公差解析の感度分析法を使用して、分布の尖鋭化を図り、対話によって設計目的に合致する公差値を決定するという設計手法である。

3.1 本提案による公差設計を説明するモデル

公差設計のプロセスを事例で説明するために、一般的な物理の教科書に載っている投射のモデルを採用した。図4にモデル図とモデル式を示す。単位系をftからmに変更したために端数の表示となった。

設計の要求仕様としては、質量Mの物体を以下の初期値で投射した場合、その到達距離が $R1=2.54 \pm 0.05m$ の円内に入ることである。

3.2 感度分析を使用した変数寄与率の特定

ここで、SDI Toolsの公差解析ツールを使用して、投げられた物体が2.54m離れた場所の $\pm 5cm$ の円内に落ちることができるのかをはじめに検証しておく。公差解析を行う目的は、最適化処理を行う前に、どの変数の寄与が大きいかを知るためである。最初に公差解析ツールを起動して、新規のスプレッドシート上に変数の定義と応答の定義を行う。その後、応答の分布と変数の寄与率からどの変数を編集すればよいかを判断することになる。

3.2.1 変数の定義

任意のセルに変数名と変数値を記述し、公差解析ツールを使用して変数を定義する。図5に初速V0の定義画面を示している。ここでは、分布を正規分布とみなして、公差から標準偏差を推定する。いま、解析に必要な変数としてV0, rB, θ_s , hTの4つを定義した。

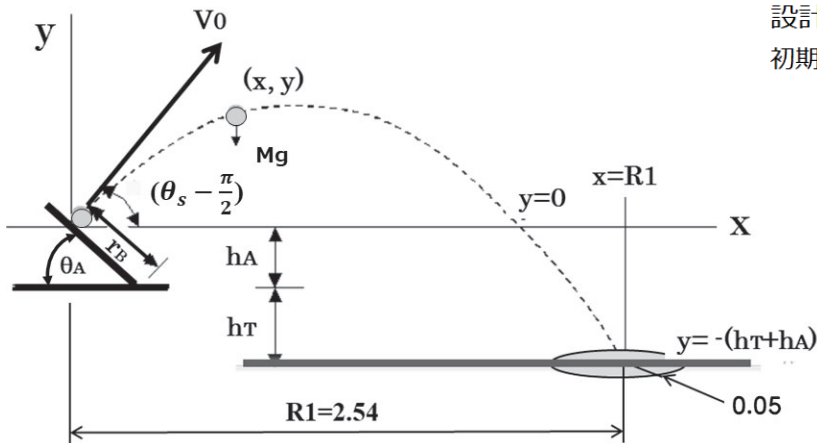


図4 公差設計の対象としたモデル図とモデル式

初速 $V_0 = 4.745 \text{ m/sec} \pm 5\%$,
 アーム長 $r^B = 0.335 \text{ m} \pm 10\%$,
 投射角 $\theta_s = 180 - \theta_A = 109^\circ \pm 1\%$,
 高さ $h_T = 0.38 \text{ m} \pm 10\%$

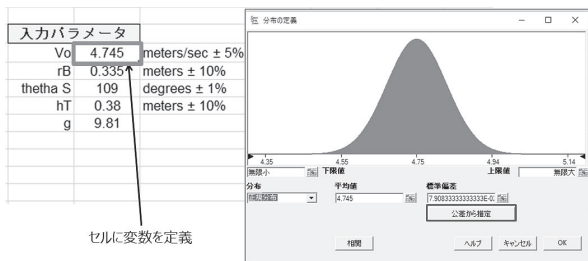


図5 変数の定義画面

3.2.2 応答の定義

次に目的関数の答えとなる応答を定義する。任意のセルに目的関数の解析モデル式を置き、そのセルを応答として定義する。応答には下限値と上限値が必要である。図6に示すように、応答名Rangeのセルに解析モデル式を記述した。解析モデル式は図4中に示した式(1)である。図6の応答のセルには、初期値を与えたときの計算結果が示される。

3.2.3 感度分析の結果

公差解析は、応答に対する各変数の寄与率を算出するので、感度分析とも称される。図7に感度分析の計算結果を示した。いま、応答の分布のグラフから投射した物体が、目標地点を完全に通り過ぎてしまうことが分かった。この場合の想定不良率PNC

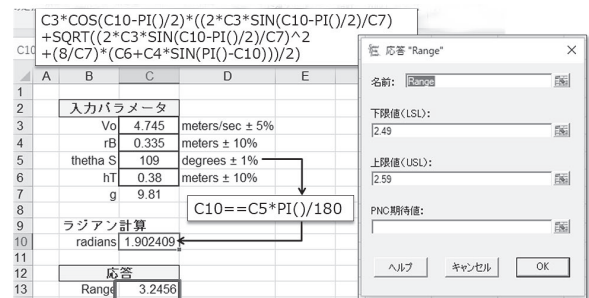
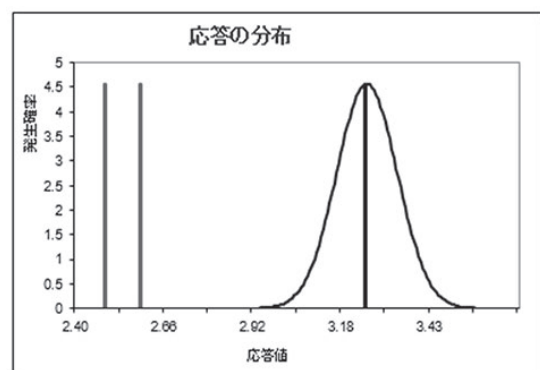


図6 応答の定義画面



変数の寄与			
1次導関数	2次導関数	変数寄与率	平均値シフト量の寄与
Vo 1.039195892	0.160011402	88.495%	0.00050037
rB 1.058640369	-0.611549661	1.831%	-3.81284E-05
theta S 0.063792632	-0.001985845	7.039%	-0.000131077
hT 1.119639948	-0.684055909	2.635%	-5.48765E-05
総計:		100%	0.000276288

図7 感度分析結果の画面

の値は1である。各変数の寄与率は、 $V0=88.5\%$ 、 $rB=1.8\%$ 、 $\theta s=7.0\%$ 、 $hT=2.6\%$ となった。

3.3 遺伝的アルゴリズムの適用

感度分析の結果から、どの変数の修正を行えば、最も効率的かつ現実的に応答の平均値を目標値付近に移動できるのかを判断する。これが、変数値の最適化処理の前に行うべきことになる。各変数の寄与率から考えて、初速 $V0$ を小さくすれば、目標値に入る可能性が最も高い。しかし、速度を調整するためには、現実的に複雑な仕組みが必要になる。次にアーム長 rB を短くすることを検討してみる。感度分析の結果では rB の寄与率は 1.8% だった。そのため、アーム長で調整することは困難である。高さ hT を低くすることも調整可能量が少なく、限界がある。結果的に、投射角 θs を変化させることが、もっとも簡単で現実的であると考えられた。

3.3.1 最適化処理の考え方

最適化処理を行うには、最初にシステムの振る舞いを表すモデルとなる目的関数 $f\{x\}$ を定義しなければならない。これには、先に求めた解析モデルの数式をあてはめればよい。次に、収束計算をさせるため、計算の収束方向をゴールとして与える。また、それだけでは計算が終わらなくなる可能性があるため、拘束条件を与えて、ある条件に達した時に計算を終了させるようにする。計算結果は、応答値が最適となる変数値の組合せである。一般にこのような計算処理は、非常に時間が掛かるため、人間が手計算で行うには適さない⁷⁾。そのため、最適化に関する様々なツールが使われるが、なかでも遺伝的アルゴリズムは、多くの工学分野における非線形の多目的問題の解決に最も適しているといわれているもののひとつである。最近では、機械学習の原理のひとつとしてよく目にするアルゴリズムでもある⁸⁾。

3.3.2 最適化処理の準備

投射モデルに対する最適変数値の探索に遺伝的アルゴリズムを適用し、実行するための事前の設定事項がある。手順について以下に説明する。

初期値では、投射角 θs のセルは 109 度で固定となっているが、この投射角 θs の変数タイプをはじめに変更する。図8に示すように変数のタイプを分散値から連続値に変更する。ある一定範囲内で連続的に変化できる実数値とするのである。いま、 θs の振れ幅として最小が 90 度、最大が 180 度とした。次に、繰り返し計算のゴールを想定不良率 $PNC=0$ に設定しておく。これは、実際に達成される目標値

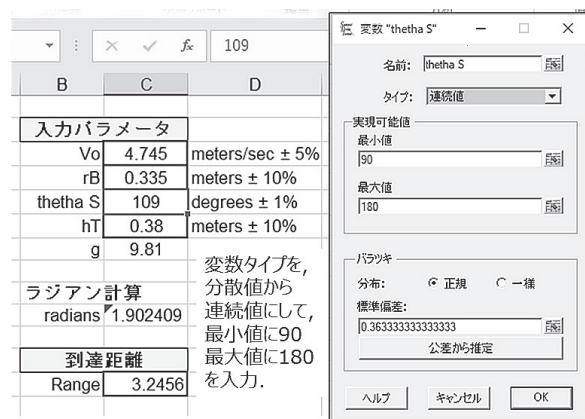


図8 最適化処理の設定画面

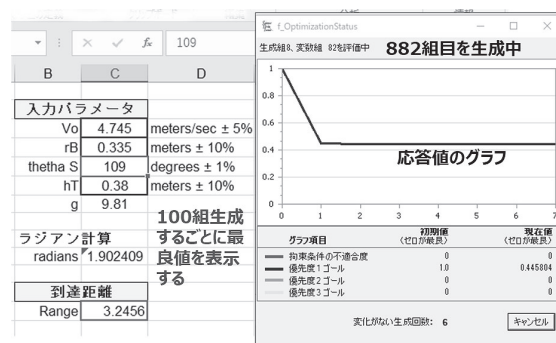


図9 最適化処理中の画面

ではなく、計算が向かう方向を示すものとなる。

3.3.3 遺伝的アルゴリズムの実行

図9に最適化処理中の画面を示す。最適化処理を行うスプレッドシート上の値は、変数値の組をランダムに100組生成するごとに最新の変数値にリフレッシュされる。また、その時の最良値を表示する。同時に最適化ツール上に表示される Optimization Status ウィンドウには、その時点までの変数組み合わせの計算回数と応答の変化を表すグラフが表示される。最下部に、応答値の結果に変化がない場合、その繰り返し生成回数が表示される。

最適値を探索する方法は、最初に各変数について、ラテン方格法に基づきランダムに変数の組合せを100組発生させる。その発生組に対して、それぞれ応答値を計算し、応答値に基づきソーティングを行う。ソーティングのルールは、ゴールとして設定したPNCがゼロになる方向である。つまり、応答のPNCの値がより小さければ良いとする。そして、変数組の1番から100番までを順番付けする。この中から上位20組を抽出し、次に発生させる100組に加える。再びソーティングを行い、上位20組を抽出するのである。これを繰り返す。結果として、

徐々に最良の候補に近づいてくことになる。そして、あるところから最良値を示す変数の組み合わせ結果に変化が現れなくなる。応答値の結果に変化がない生成回数として表示される数値が、事前に設定した最大繰り返し回数と同じ値となったときに計算を終了する。図10に最適化処理結果の画面を示す。

3.4 公差値を対話により適正化

図10の最適化処理の結果から、投射角 θ_s の値は99.1度、到達距離Rangeの値は2.54となったことが分かる。さらに目的とした分布の中央に応答の平均値が移動したかどうかを確認するため、再び公差解析ツールで感度分析を実施する。結果は、図11に示すように、図7で示した初期値では大きく外れていた投射の着地点の分布平均値が、ほぼ目標値に近くなったことが分かった。ただし、ばらつきが大きいため投射の44.6%が失敗することが想定不良率PNCの合計値から予測できた。

ここで分布の平均値がほぼ目標値になったので、次は分布形状を尖鋭化するだけで良い。尖鋭化する手段は、公差値をより厳しくすることである。しかし、一律に厳しくすることには、問題がある。実際に可能かどうかの実現性を事前に検討する必要があるからである。いま、変数の寄与率が71.6%になっている初速 V_0 の公差値を厳しくしてみよう。

初期値で、 $V_0=4.745 \pm 5\%$ となっていた公差値を $\pm 1\%$ とする。初速度そのものを精度よく変更するためには、より精密なメカニズムへの変更が要求されるが、公差値のみを厳しくするだけであるならば、現行の仕組みを見直すだけでできそうである。

公差値を見直すには、図11のスプレッドシート下部に示された標準偏差のリストの V_0 の値を編集すればよい。公差解析のツールには、公差半値から標準偏差値を推定するダイアログボックスが付属しているので、簡単に公差の編集ができる。初速 V_0

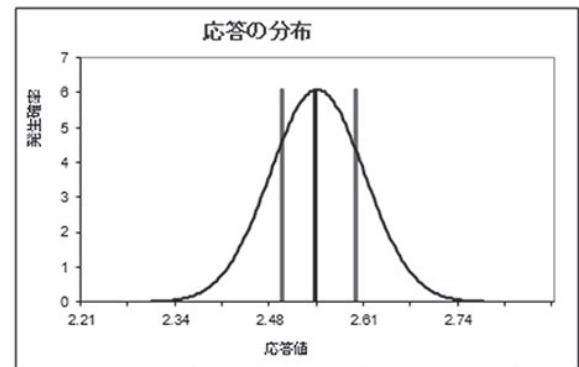
最適化処理の結果 21					最良解				
変数	計算結果	変数	状態		1	2	3	4	5
目標	計算結果	目標	優先度	重み	1	2	3	4	5
1 Reduce PNC	0.445804112	0	1	1	1	2	3	4	5
応答	平均値	標準偏差	PNC		1	2	3	4	5
1 Range	2.537945688	0.065548	0.446		1	2	3	4	5
オプション値	設定条件				1	2	3	4	5
停止ルール: 変化無い場合に止める					1	2	3	4	5
最大繰り返し回数: 20					1	2	3	4	5
1回の生成回数: 100					1	2	3	4	5
精度: 0.1					1	2	3	4	5
Y関連値の保存: All_Ys					1	2	3	4	5
統計計算: SensitivityAnalysis_1stOrder					1	2	3	4	5
導関数計算: 数値精度					1	2	3	4	5
完了時間: 2017/9/7 17:38					1	2	3	4	5

図10 最適化処理の結果

の公差を $\pm 5\%$ から $\pm 1\%$ に変更した結果が図12である。想定不良率が、44.6%から17.4%に改善された。しかし、まだ十分な値とはいえない。そのため、他の変数の公差値についても以下のように変更する。

アーム長 $rB=0.335m \pm 10\% \rightarrow 1\%$
 投射角 $\theta_s=109^\circ \pm 1\% \rightarrow 0.5\%$
 高さ $hT=0.38m \pm 10\% \rightarrow 1\%$

公差を調整した結果を図13に示す。想定不良率PNCは、17.4%から0.38%まで大きく改善された。PNCの合計値が0.3%近傍に、つまり、統計学のシックスシグマでいうところの3シグマに近づいたことが分かった。平均値から $\pm$ 標準偏差値 $\times 3$ の範囲にデータの約99.7%が分布していることを表し、一般的な製造に耐えられる品質となったと考えられる。



変数の寄与			
1次導関数	2次導関数	変数寄与率	平均値シフト量の寄与
V_0 0.701045686	0.073116797	71.573%	0.000228643
rB 1.214365284	-0.810608026	4.282%	-5.05392E-05
θ_s 0.077564069	-0.000797001	18.494%	-5.26065E-05
hT 1.229904646	-0.831486299	5.651%	-6.67037E-05
総計:		100%	5.87933E-05

応答名: Range
セル位置: Sheet1!\$C\$20
応答値: 2.537407025
下限値: 2.49
上限値: 2.59
平均値: 2.537465818
標準偏差: 0.065532393
下限値に対するPNC: 0.234437482
上限値に対するPNC: 0.211377111
PNCの合計: 0.445814593

変数			推定
変数名	平均値	標準偏差	
V_0	4.745	0.079083333	
rB	0.335	0.011166667	
θ_s	99.1175222	0.363333333	
hT	0.38	0.012666667	

図11 最適化処理の結果

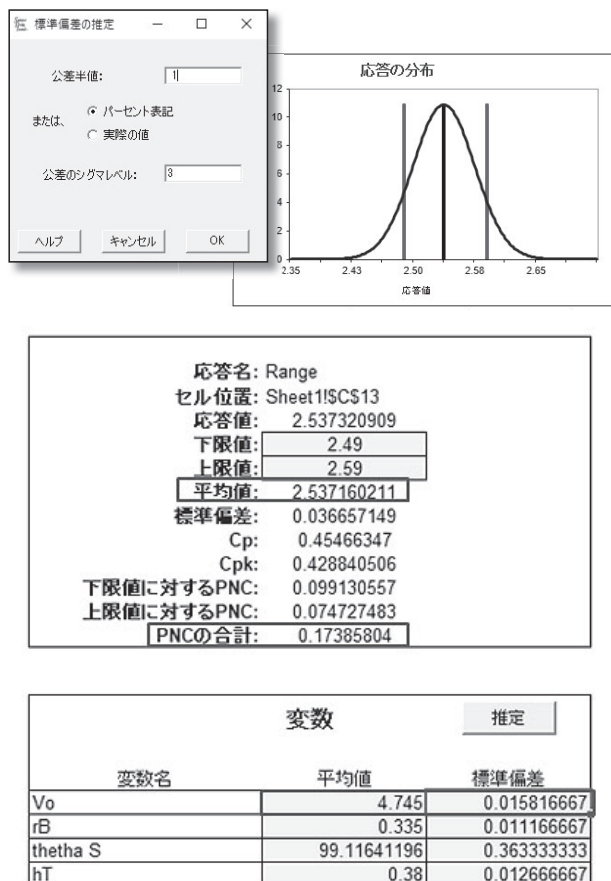


図12 公差値の修正

4. おわりに

本報で紹介した事例では、最適な公差値を求めるために、製品が目的とした機能の変数値を機械学習の遺伝的アルゴリズムで最適化し、その後に公差解析を使って人間が対話操作で公差値の調整を行うというプロセスを紹介した。特に、投射による着地点の分布の平均値を、目標とする仕様値に近づけるために遺伝的アルゴリズムを使用した。これは本来、多目的最適化に使用されるツールである。従って、最初から投射角度の変数値のみの最適化ではなく、同時に複数の変数の最適化、あるいは公差値まで含めて最適値を探索すれば良いではないかと思われるかもしれない。もちろんツールによる複数の変数や公差の最適化計算は可能である。しかし、その結果に実現性の評価が抜けていれば、単なる機械的計算結果に過ぎないことになる。本報で紹介した方法は、最終的に公差設定のバランスを人間が整えるメリットを生かした手法である。製造が可能かどうかの判断には、物理的限界があると同時にコストの限界も存在し、それを実行するための資源的限界も存在す

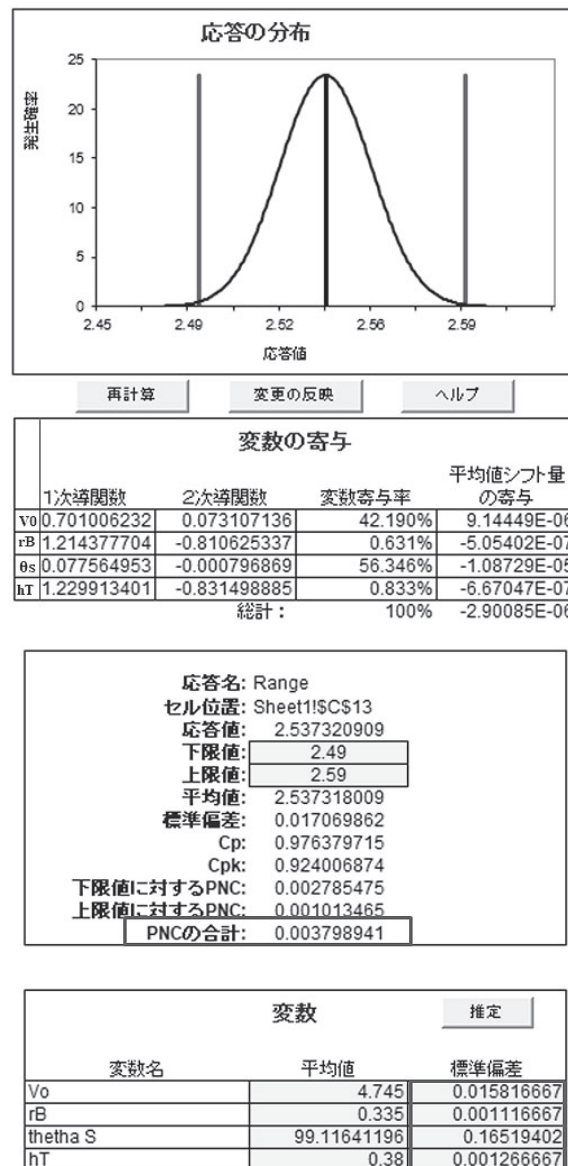


図13 公差値の最適化結果

る。それら設計要件の全てを自動的に最適化しようとしても無理がある⁹⁾。現状はここまでしか自動化できないが、将来的に、ニューラルネットワークの原理を利用したディープラーニングによって、公差設計のための人工知能が開発され、適正な公差値を自動で判断できる時代がくるものと期待している。

参考文献

- 1) 戸水晴夫：設計品質を確率密度関数でコントロールする手法，日本設計工学会2019年度春季研究発表講演会，(2019)，235-238.
- 2) Hahn, G.J, Shapiro, S.S. : Statistical Models in Engineering, John Wiley & Sons, (1994).
- 3) 戸水晴夫，高橋和樹：品質管理手法を活用した

- 3次元CADによる構想設計の提案, 日本設計工学会2014年度秋季研究発表講演会, (2014), <https://www.statdesign-j.com/3DCADbyQD.pdf>
- 4) Ronald E. Walpole, Raymond H. Myers, Sharon L. Myers, Keying Ye, : Probability and Statistics for Engineers and Scientists NINTH EDITION, Pearson Education, Inc., (2012), 443-506.
- 5) George Chollar, 戸水晴夫: 要件ベースのシステムズ・エンジニアリングとシックスシグマを活用したコスト最適化手法の紹介, 日本設計工学会2017年度春季研究発表講演会, (2017), 199-202.
- 6) 戸水晴夫: 設計要件の多目的最適化の考え方と手法の紹介, 日本設計工学会九州支部, 2018年度研究発表講演会, (2018), 1-4.
- 7) James N. Siddall, : Optimal Engineering Design, Marcel Dekker, Inc. (1982).
- 8) 竹内勝: 遺伝的アルゴリズムによる機械学習, 計測と制御, 32, 1, (1993), 24-30.
- 9) Leonardo Chwif, Ray J. Paul: ON SIMULATION MODEL COMPLEXITY, Simulation Conference Proceedings Winter, Volume1, (2000), 449-455.

戸水 晴夫



1975年 金沢大学工学部精密工学科卒業. 1977年 同修士課程修了. 同年4月 株式会社東芝入社. 2002年6月 東芝生産技術研究所退職. 同年7月 独国Siemens PLM Softwareに入社. 2012年9月 米国Statistical Design Institute入社 Country Manager. 同年10月 SDI Japan社設立. 現在 代表. 2017年4月 本会九州支部 商議員, 幹事.