

# シミュレーションガバナンス活動としての 計算精度向上標準化の試み

An attempt to standardize the improvement of calculation accuracy as a simulation governance activity

工藤啓治<sup>1)</sup>, 交易場真<sup>2)</sup>, 角田友樹<sup>3)</sup>, 佐々木愛子<sup>4)</sup>

Keiji Kudo, Makoto Koekiba, Yuki Kakuda and Aiko Sasaki

1) ダッソー・システムズ株式会社 (〒141-6020 東京都品川区大崎2-1-1, E-mail: keiji.kudo.contractor@3ds.com)

2) 株式会社中央図研 (〒460-0025 愛知県名古屋市中区古渡町15番20号, E-mail: koekiba@chuozuken.co.jp)

3) DOWAテクノロジー株式会社 (〒011-0911 秋田市飯島字古道下川端217-9, E-mail: kakuday@dowa.co.jp)

4) 理化学工業株式会社 (〒146-8515 東京都大田区久が原5-16-6, E-mail: sasaki\_a@rkinst.co.jp)

While the accuracy assurance of simulation (CAE) and measures to improve it are fundamental issues in the digital world that imitates (simulates) the real world, there is still a strong tendency in the field to consider accuracy only on the assumption that experimental data is correct. In order to challenge this idea and propose a correct approach, we have attempted to express relative reliability indices by identifying reliability factors for both experimental and CAE data and quantifying them by applying them to real problems. We are convinced that those indices can be used to analyze the characteristics of individual themes in addition to the overall trend. We would also like to inform you that this activity is part of our simulation governance activities, which encompass not only the technology of simulation, but also its utilization methods, support systems, and environmental culture.

**Key Words :** Accuracy assurance, Standardization, Experimental data, Simulation Governance

## 1. はじめに

シミュレーション (=CAE) 技術が年々成熟し、使い易く多機能の製品が世の中に出回り、計算機が高速かつ廉価になり、専門家ではなくてもそこそこ使うことができる (Democratization) ようになってきている状況だけを見ると非常に喜ばしいことに見える。しかし、どんなシミュレーションにも“品質保証”問題が根源的に付いてまわることから、その点をしっかりと認識し、議論し、定式化する試みが、本学会[1]や日本学術会議[2]などでも長年行われてきたのは周知のとおりである。

しかしながら、学会でのそうした活動とは裏腹に、CAEを活用している現場においては未だに、実験を代替できるだけの精度がでないからCAEは使えないとの誤った理解のせいで、活用が進んでいない状況を見受ける。前文の下線部には、3つの誤謬が含まれている。1つは、CAE活用の目的を実験の代替に限定していること。2つ目は、実験結果が正の根拠が曖昧な状態でCAE結果を評価している場合があること。3つ目は、精度保証の合理性が欠けたままに比較検討されて可能性である。1つ目についての正しい認識は、CAEを設計という思考活動の道具として使うことであり、リアル世界 (実験) との比較ではなく、バー

チャル世界 (CAE) でどんな設計ができるかを検討し尽くすことであろう。後者2つについての正しい認識と実践が本論文の目的であるので、以下に説明を続ける。

## 2. 実験とCAEは相対的・相補的

シミュレーションという言葉通り、現実 (実験) をシミュレート (模倣) するという立場からすると、当然模倣される現実が正しいという前提はある意味致し方ないことではあるが、“完全に正しい理想的な実験”であるか否かを突き詰めると、実験データを生成するまでに至る実験プロセス自体にも多くの不確定要因、誤差要因、仮定などが含まれていることを、認識するべきである。比較するということは本来相対的なものであるはずであるが、CAEは実験を再現できていなければならないという受け身思考から出発してしまうことで、無意識に実験正という前提に捕らわれる可能性が高くなるのである。

実験とCAEの結果が合わないという事実に遭遇した場合、その原因は、実験側とCAE側の双方にある可能性があるもので、双方の結果に致命的な誤差や誤りを含まないことを、以下の対策により確証する必要がある。

- ① 実験正という前提が成り立つためには、実験データを取得するまでの実験自体の素性、条件、生成経緯を抜け漏れなく検討すること。
- ② CAEが実験を再現している根拠を、CAEのモデル化に潜む様々な精度影響因子を正しく抜け漏れなく検討し、モデル精度のバラツキを定量的に評価しておくこと。
- ③ 実験データ取得に際しての影響の大きい誤差要因をCAEで事前に評価し、実験データ取得精度を向上させる。

上記の①は実験の観点で正しいデータを得るための実施内容、②はCAEの観点で正しいデータを得るための実施内容として、相対的な精度を保証する。③はCAEのメリットを生かして、実験にアドバイスをすることであるから、相補的な実施内容と言えるであろう。従来、おそらく、②のみ焦点が当たり、①は不十分、③はおそらく実施されているケースは多くない。

さて、上記が正しく実施なされないとどうすることが起こるだろうか。例えば、実験者は①を十分に行わないままに不十分な実験データ属性で、CAE担当者に実験データを引き渡し、CAE担当者は、実験データの属性を十分に吟味することなく、結果データだけを参照した結果、実際の実験条件とズレたCAEモデルを作成していることに気づかず、結果が合わないことに四苦八苦する、というような状況が生ずる。こういう事象が起きてしまうと、実験を振り返り、吟味し直すということは行われず、ひたすらCAEのモデリングが悪いという前提で、膨大な無駄作業が発生する。結果として、実験を再現する精度までたどり着くことができず、CAEは使えないという烙印を押されてしまうという悲劇が生ずるのである。

### 3. Simulation Governance研究会活動

CAEという立派な道具立てを持ってはいても、設計開発のなかでの活用が不十分で、人材が不足し、実質的な成果が上がっていない状況も多々見られるのが実情である。我々はこうした状況を根本的に変革していくための方法論として、Simulation Governance（以下、SGと略す）コンセプトを具体化し、20社が参加した診断評価活動と、9社が参加するSG研究会という実践活動を行ってきた[3]。

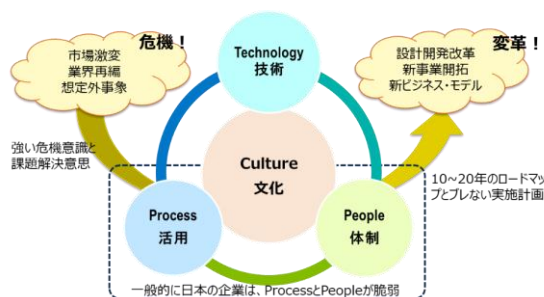


図-1 Simulation Governance概念図

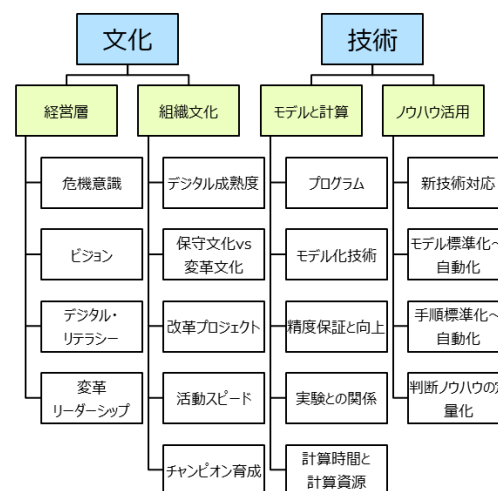


図-2 Simulation Governance構成要素（1）

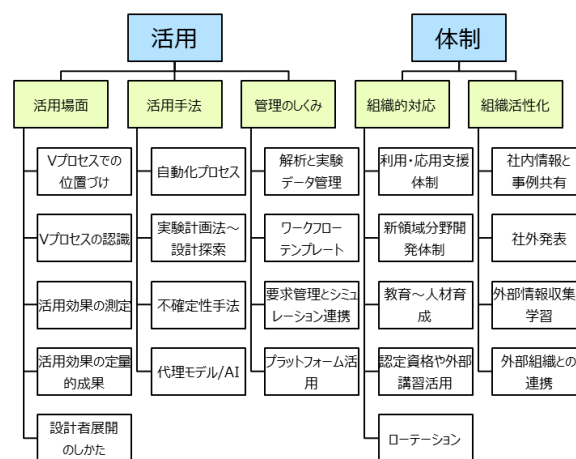


図-3 Simulation Governance構成要素図（2）

第27回計算工学講演会[4]でも報告された、SG 40項目の診断結果によれば、それらの項目の一つである【精度保証と向上】の診断平均値は、40項目の中で下から12番目に低い平均値となっており、かつ、下記のLevel 1～5の選択肢のなかで、Level 4と5と診断したケースがゼロとなっている。

- ・Level 1：計算精度の定義が曖昧で、精度評価自体に信頼がおけない（3）
- ・Level 2：計算精度確認は個人任せのためバラツキがある（14）
- ・Level 3：必要に応じて、計算精度を確認しながら使っている（10）
- ・Level 4：新しいモデルや条件に対して、実験比較ベンチマークがルーチン化されている（0）
- ・Level 5：十分な精度が安定して確立されている（0）

上記レベル・リストの最後の数字は、自己診断したサンプル数であり、ヒストグラムにした図-4を示す。

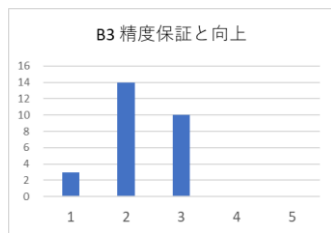


図-4 【精度保証と向上】診断結果

CAEを活用する上での土台となっているべき、精度保証と向上の、Level 4も5もゼロという状況は、ある意味ショックである。技術確立が不十分なままにCAEが使われていることを、疑わせるに十分なデータと言える。SG研究会の目標成果は、改善活動を見える形で実施し、それを参考として参加社がSG指標を底上げできるようになることである。その一環として、ワーキンググループ(WG)活動を実施することとし、上述した問題意識も踏まえて、SG項目40個の中から「精度保証と向上」を、テーマの一つとして選択した。以下では、WGでの実践活動を取りまとめたので報告する。

#### 4. 精度保証要因マップと要因説明

WGでははじめに、実験側から見た正しい実験データであることを保証するための要因と、CAE側から見た正しい解析データであることを保証するための要因を洗い出した。それらの要因をチェックする順番を意識して書き出したのが、図-5である。

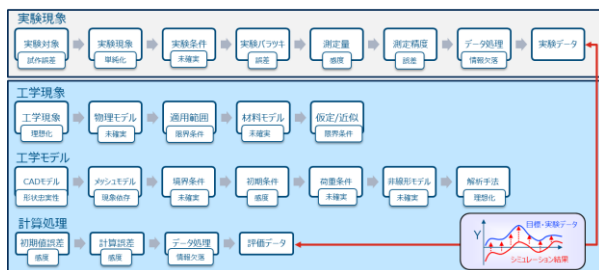


図-5 精度保証要因フロー

まず、実験現象から正しい実験データを生成する手順として7つの要因を挙げて、データの正しさを阻害する要因である、誤差/単純化/不確実さ/感度/情報欠落が内在する可能性を示した。これらの7つの要因について検証を受けなければ、正しい実験データとして採用することはできないはずである、という主張である。重要なのは、これらの7要因を定量的に把握することで、データ自体だけではなく、そのデータの素性と根拠を説明するための属性情報を正しく集めることになり、そのことが極めて重要であるということである。人間を、写真・住所・家族・電話番号などが記載された運転免許証やマイナンバーカードで特定するように、実験データにも正しく属性を付加することで、設計で参照し、CAEで比較検討するための正しい実験データであることを保証することは、ある意味

当たり前のことと言ってよい。ともすれば、そうした実験属性が曖昧であったり、未記載であったり、抜けていたりすることで、本来比較すべき実験データとは異なるデータを対象にしているリスクを、最小化することができるはずである。大概の状況は、必ずしも実験が正しくないというのではなく、「正しい実験かどうかを客観的に見ても明確に分かるような裏付けデータが残されていない」ために、その実験が正しく解釈されていないというべきであろう。抜け漏れのある不正確な実験データの属性情報を元にしては、正しいCAEモデルが作成し得ないのは当然である。

さて、解析データ側も考え方は同様ではあるが、実現象を再現するためのプロセスであるから、実験の場合よりも複雑である。前述したように本学会や日本学会会議にて、“シミュレーションの品質保証”というテーマで深く議論されてきているので、改めて述べることは省略し、概説に留める。図-5に記載しているように、初に工学現象として正しく定義しているかという5つの要因があり、次に工学モデルとして正しく作成できているかという要因が7つある。最後に計算処理の観点での3つの要因を正しく通過すれば、晴れて実験データと比較可能な評価データを入手できたということになる。これらの要因の中には、パラメータ同定の技術を駆使することで、モデル化の精度を向上できるものが多々含まれている。これについては、後述する。

以下に、図-5に記載した22種の要因について説明する。

##### (1) 実験データの要因

- A1: 実験対象: 試作品が持つ製造誤差・材料誤差など
- A2: 実験現象: 単純化により想定以外の現象が混在している可能性
- A3: 実験条件: 想定している実験条件と異なっている可能性
- A4: 実験パラツキ: パラツキの要因・大きさ・影響が特定されていないリスク
- A5: 測定量: 感度の高い(不安定な)測定量や測定場所の可能性
- A6: 測定精度: 測定方法に過敏、もしくは測定器自体の性能・劣化等による誤差
- A7: データ処理: 生データの加工処理による本質情報の欠落、誤った抽出

##### (2) 解析データの要因

###### 工学現象

- B1: 工学現象: 現象を理想化・単純化している可能性
- B2: 物理モデル: 物理モデルが正しくないか、内在パラメータが合っていない可能性
- B3: 適用範囲: 物理モデルの適用範囲を超えている可能性

- B4:材料モデル：材料モデルのパラメータが正しくない可能性
- B5:仮定/近似：設定した仮定や近似は前提範囲内か、隠れた仮定がある可能性
- 工学モデル
- B6:CADモデル：現象に影響する形状を忠実に再現していない可能性
- B7:メッシュモデル：現象が場所とメッシュサイズに過敏に影響する可能性
- B8:境界条件：想定している実験条件と異なっている可能性
- B9:初期条件：想定している実験条件と異なっている可能性
- B10:荷重条件：想定している実験条件と異なっている可能性
- B11:高度な非線形性：複雑現象による非線形、摩擦・超高速・強連成など
- B12:解析手法：解析手法の選択や内在パラメータの選択を誤っている可能性
- 計算処理
- B13:初期値誤差：初期値の数値的誤差が大きな影響を及ぼす可能性
- B14:計算誤差：計算アルゴリズム上の累積誤差が無視できなくなる可能性
- B15:データ処理：計算データの加工処理による本質情報の欠落、誤った抽出

5. 適用ケーススタディと分析方法

実際にCAEが使われている現場で、実験データの精度要因7種、解析データの精度要因15種のどの要因が認識されているのか否か、実践できているのか否かをまず確認すべく、筆者らの業務で用いられてきたCAEモデルに本マップを適用し、検証することとした。適用したケースは表-1に示された12種である。

対象物	開発ステージ	解析の特徴
高圧ガスノズル設計	企画・開発	非定常、蒸発、対流熱伝達、圧縮性
ハンマリング装置改善	設備改造	非定常、非線形、大変形、振動
台車炉熱解析	構想設計	定常、対流熱伝達
炉内スクルー応力解析	設備改造	定常、線形
作業棟空調解析	詳細設計	定常、対流熱伝達、輻射
反応槽	詳細設計	定常攪拌
ヒートシンク熱設計	詳細設計	定常、自然対流、接触熱抵抗
管状工業炉	構想設計	非定常、自然対流、輻射影響
管状工業炉	詳細設計	非定常、自然対流、輻射影響
ヒューズ熱対策	改造・改良	定常、強制対流、乱流
チップ熱対策	改造・改良	定常、自然対流
基板プロファイル予測	企画・開発	非定常、強制対流

表-1 適用した計算モデル

12種のケースに対して、実験データの素性に関する7種、解析データの素性に関する15種の要因が、どの程度の信頼性をもっているかを、下記の3つレベルで評価した。記号とは別に、定量的に分析するために、おのおの、+1/0/-

1の点数でもラベリングを行った。

○（1点）確定：実証もしくは検証済

△（0点）未確定：過去経験に基づき、未検証

▲（-1点）不確定：曖昧な状態であり、未検証

○△▲評価を12ケースx22要因のマトリックスにし、記号と色塗りで視覚的に表示したのが、表-2の精度信頼性リスクの分析マップである。横列が表-1に記した12種のケーススタディであるが、順番は並べ替えてあるので、対比はできないことに留意されたい。再右端のリスク列の数字は、各行（要因）の評価値の平均である。すべて○であれば最大値1、すべて▲であれば最小値の-1となるので、-1～1の大きさに判定し、-1に近いほど信頼性が低く、1に近いほど信頼性は高いということになる。実験データの最下行にある数字は、各列（ケース）ごとの実験データ要因の評価値の平均である。解析データについても、同様に平均を計算しており、列の順番は、解析データの信頼性リスクの平均値が大きい順にソートしている。

項目		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	リスク
リアル世界	A1 実験対象	○	△	○	▲	△	○	○	○	○	▲	▲	△	0.25
	A2 実験現象	△	○	○	▲	▲	○	△	△	○	▲	▲	△	0.00
	A3 実験条件	△	○	△	▲	▲	○	○	○	○	▲	▲	○	0.25
	A4 実験バラツキ	▲	△	▲	▲	▲	△	△	○	○	▲	▲	▲	-0.42
	A5 測定値	○	○	○	○	△	△	○	○	○	▲	▲	▲	0.33
	A6 測定精度	○	▲	○	○	△	△	○	○	○	○	○	○	0.58
	A7 データ処理	○	○	○	○	○	▲	○	○	○	○	○	○	0.83
実験データ		0.43	0.43	0.57	-0.14	0.00	0.00	0.71	0.86	1.00	-0.43	-0.43	0.14	0.26
工学世界	B1 工学現象	○	○	○	▲	○	○	○	△	▲	△	△	▲	0.25
	B2 物理モデル	△	△	○	▲	▲	▲	△	△	△	△	△	▲	-0.17
	B3 適用範囲	○	○	○	○	○	▲	○	○	○	○	○	▲	0.67
	B4 材料モデル	○	△	○	△	△	○	▲	○	▲	▲	▲	▲	-0.08
	B5 仮定/近似	△	○	○	○	○	▲	▲	▲	▲	▲	▲	▲	-0.25
デジタル世界	B6 CADモデル	○	○	△	○	△	△	○	○	○	△	△	△	0.50
	B7 メッシュモデル	○	○	△	○	△	○	○	○	○	○	○	△	0.75
	B8 境界条件	△	○	▲	○	▲	△	△	△	△	▲	▲	△	-0.17
	B9 初期条件	○	○	△	○	△	○	△	△	△	▲	▲	△	0.17
	B10 荷重条件	○	△	△	△	○	○	○	△	△	△	△	△	0.42
	B11 非線形性	○	○	△	○	▲	▲	▲	▲	▲	▲	▲	▲	-0.25
	B12 解析手法	○	○	○	○	○	○	△	△	△	△	△	▲	0.33
計算処理	B13 初期値誤差	○	○	○	○	○	○	△	△	△	△	△	△	0.50
	B14 計算誤差	○	○	○	○	○	○	△	△	△	△	△	▲	0.42
	B15 データ処理	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	0.92
解析データ		0.80	0.80	0.73	0.67	0.60	0.47	0.33	0.27	0.20	0.07	0.07	-0.26	0.27

表-2 精度信頼性リスクの分析マップ

6. 分析結果（1）信頼性指標の向上

表-2の信頼性リスク指数を指数の小さい順にグラフにしたのが、図-6と図-7である。

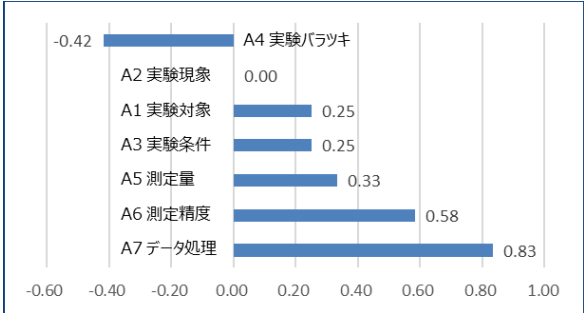


図-6 実験データの信頼性リスク指標



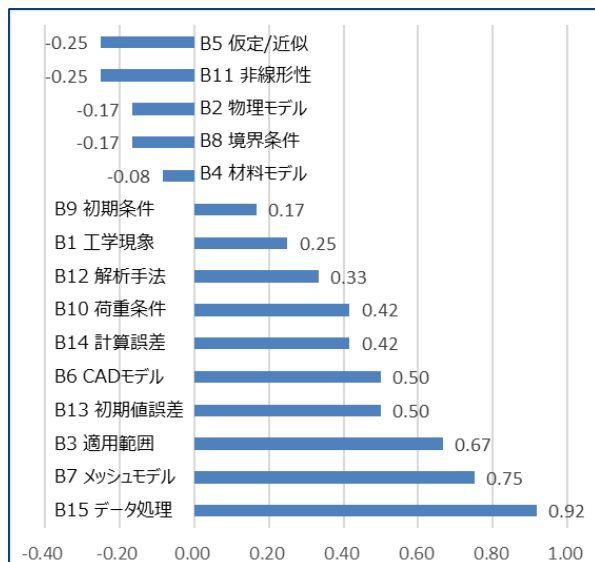


図-7 解析データの信頼性リスク指標

今回事例について図-6と7の信頼性リスク指数を読み解くことで、以下のような結論を導くことができる。

#### ① 実験正の根拠は曖昧

実験データ全体の信頼性リスクは0.26, 解析データ全体の信頼性リスクは0.27となっており、ほぼイコールとみなせる。このことから、少なくとも今回ケースに関していえば、実験データの信頼性が解析データの信頼性より高い(=実験正)とまでは言えず、その根拠は解析データと同様相対的であると結論できる。個々のケースについては別に分析する。

#### ② 実験データの信頼性向上策

実験データ要因の信頼性リスクのなかで「A4 実験バラツキ」の平均値が唯一のマイナスでかつ最小となっている。このことから、実験バラツキの影響を事前に定量的に評価しておくこと、もしくはバラツキが無視できるという根拠を持たない限りは、実験データの信頼性を下げる大きな要因になっていると結論できる。

「A2 実験現象」の平均値がその次に低く0.0である。仮にこの2つの要因が、他の要因と同等の信頼性(仮に例えば0.25)に上がった場合、実験データ全体の信頼性リスクは、0.39と大きく向上することから、実験現象を正しく把握し、バラツキを押さえることで、実験データの信頼性を向上させる効果が大きいと言える。

#### ③ 解析データの信頼性向上策

解析データの信頼性については、「B2 物理モデル」, 「B4 材料モデル」, 「B5 仮定/近似」, 「B8 境界条件」, 「B11 非線形性」の5つの要因の信頼性リスクがマイナスとなっている。実は、「B5 仮定

/近似」を除く、4つの要因については、それらのモデルの中にパラメータが内在している場合が多く、そのパラメータを正しく決定できないために、モデルの信頼度が落ちているケースが多い。そうした場合の対応として、パラメータ同定手法が有効であることが知られており、事例も豊富である。したがって、パラメータ同定手法をうまく活用することで、上記4要因の信頼性は確実に向上し、それらの平均値が他の要因の平均値と同等(仮に例えば0.3)になっただけで、解析データの信頼性リスク指標は、0.27 から、0.35に向上する。

参考までに、パラメータ同定手法の概念図を図-8に記す。

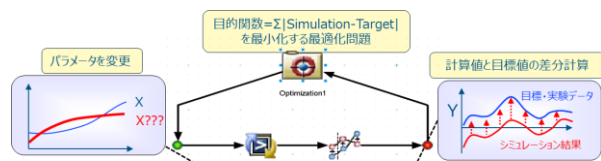


図-8 パラメータ同定手法

### 7. 分析結果(2) ケースごとの特性違い

12ケースの解析データと実験データの信頼性リスク指標を、解析データの指標の高い順に並べたのが、図-9である。ちょうど3ケースずつ、4種類のパターンがみられることがわかった。各パターンについての分析を試みる。

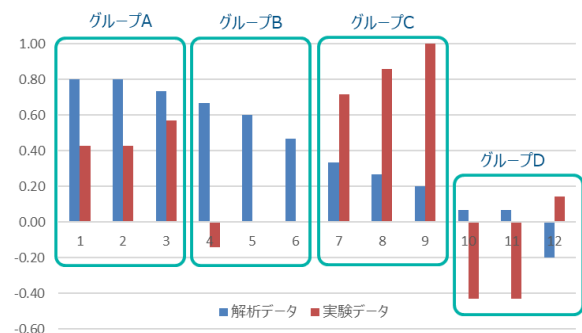


図-9 ケースごとの信頼性リスク指標

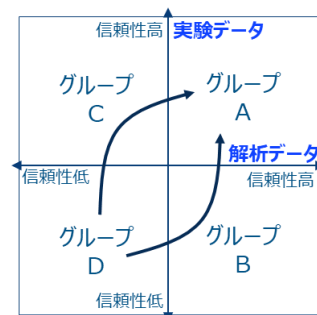


図-10 4グループの位置づけ

- ・ グループA: 解析データも実験データも信頼性が高い  
解析データの精度を保証可能な状態にあるので、このパターンのノウハウを蓄積して、他の実験データ取得と解析モデル作成のひな型として標準化につなげていくべきである。
- ・ グループB: 解析データは信頼性が高いが、実験データの信頼性は低い  
明らかに実験正は成り立っていないので、実験データを取得する部門と綿密に話し合い、信頼性を落としている指標を改善する方策を立てるべきである。
- ・ グループC: 解析データの信頼性低い、実験データの信頼性は高い  
実験データの信頼性は高いので、解析側の精度保証努力を継続する必要がある。未成熟な要因を特定し、技術開発を行うことで、確実にグループAに移行することが可能である。
- ・ グループD: 解析データも実験データも信頼性が低い  
解析を実践で使うことはできないと理解し、実験側と解析側双方で、一步一步技術開発努力を行なうべきである。どちらかが進展することで、グループBもしくはCに移行できることを想定したロードマップを作成すると良い。

## 8. まとめと今後の課題

今回、本テーマの初めての試行であるにも関わらず、“根拠なく実験正を前提にすることは誤り”という想定を、実例により検証することができたと考える。また、分野に多少偏りがあり、それほど多くないサンプル数ではありながらも、今後のより詳しい分析を促す結果を得ることができた。今後本テーマを推進していくに当たり、課題をまとめてみる。

- ・ ケーススタディのサンプル数増加  
今回は、2社からの12ケースに適用した。解析領域は流体や熱問題がほとんどであったので、構造解析等なるべく多くの解析種類や様々な製品による違いを分析することで非常に興味違いが出てくるはずである。
- ・ 実験と解析データ信頼性リスクの失敗例/成功例  
各要因ごとの失敗例と成功例双方の経験例が集まることで、改善ヒントの品質を上げることができる。
- ・ パラメータ同定技術の適用による改善効果例  
6章の③、図-8で示したように、パラメータ同定手法を活用することで、解析モデルの精度向上を図ることができる。この手法の適用前と後の事例が集まる

ことで、より合理的かつ実践的な精度向上の標準化が促進されるはずである。

- ・ 各要因を属性として明確に定義  
各要因の定義はまだ抽象的なきらいがあるので、より具体的に事例を含めてわかりやすく、出来る限り定量的に表現されることが望ましい。
- ・ 要因変動による精度影響定量化  
理想ではあるが、各要因が変動することによる単因子としての精度影響と、蓄積された影響を定量的に評価できるしくみができれば、精度向上に向けた数値的評価手法を確立する事ができるはずである。
- ・ 設計の役に立ったか否かの評価  
精度向上はあくまで手段の一つである。CAE精度向上要因の改善に対応することで、結果として設計に寄与できたという成果が出るこそが何よりも望ましい。いわば、図-10のグループAの解析が増えることで、設計に役に立つという事例の蓄積が望まれる。

“実験を代替できるだけの精度がでないからCAEは使えない”という状況に対し、“精度が不十分でも使う方策がある”と回答するのは間違いではないし、方法論も明確にあるものの、正面回答をある種回避しているような感覚を覚え、これまで歯がゆい思いをしてきたことは事実である。今回、SG研究会の活動を契機としてのこのテーマに真正面から取り組むことができ、かならずしも“実験正”ではない可能性の根拠と、正にするための方法論を合理的に示すことができたと考える。着手の一步であるから、まだまだ課題は多いものの、本テーマにアプローチするための一つの方法論として今後活発な議論がなされ、本活動への関心が高まることが望まれる。

## 参考文献

- [1] [パネルディスカッション報告「シミュレーションの品質保証と現実問題への適用」](#)，第14回日本計算工学会講演会，2009
- [2] [ものづくり支援のための計算力学シミュレーションの品質保証に向けて](#)，日本学術会議 総合工学委員会・機械工学委員会合同 計算科学シミュレーションと工学設計分科会，February 2011
- [3] [シミュレーションを制する極意 ～Simulation Governanceの集大成～](#)，MONOist
- [4] 設計開発におけるシミュレーション活用を促進するためのガバナンス・レベル診断の試み，第27回日本計算工学会講演会，2022