

経験知を取り込んだ機械学習と デジタルツールに対する心理的障壁の低減

村瀬颯登^{†1}
株式会社 UACJ^{†1}

山本祐樹^{†2}
株式会社 UACJ^{†2}

1. はじめに

製造業においてデジタル化の必要性は長年認識されており、その導入が広く取り組まれている[1]。株式会社 UACJ(以下、UACJ)も例外ではなく、日々の操業データを活用し、データ可視化ツールや機械学習による特性予測ツールなど、データ駆動型意思決定を支援するデジタルツールを開発・導入を試みてきた。しかしながら、業務への定常的な活用は進んでいない。その背景には、以下のような製造業特有の文化・思想が少なからず影響している。

- 5ゲン主義(現地、現物、現実、原理、原則を重視)
- 役割が明確な分業体制
- 標準化を基本とする業務特性

現状の現場における意思決定プロセスおよび業務遂行の状況は、定まった経験、感覚に頼った意思決定が中心であり、業務細分化により担当範囲内のみに注力する傾向がある。また、新しく未知な技術やツールへの抵抗も強い。社会がデータ駆動意思決定により競争力を確保している中で[2][3][4][5]、このような保守的な状況は、今後の当社の競争力維持の阻害リスクをもたらす。業務改革特にデジタルトランスフォーメーション(DX)の推進のためにはデータ駆動型意思決定という意味での行動変容が求められる。表1に技術現場におけるデータ駆動意思決定と従来の意思決定の違いを比較した。

表1 データ駆動型方法論と伝統的方法論の比較

Table 1 Comparison of data-driven methodologies and traditional methodologies.

項目	データ駆動型方法論	伝統的方法論
プロセス	大量のデータからパターン・傾向を抽出	事前の知識や仮説に基づき実験・観察
強み	予測精度の向上 新たな知見の発見	確実性(検証済みの場合) 論理的推論が容易
弱み	データのバイアス 解釈の困難さ	思考のバイアス (感覚、経験知)

Machine learning incorporating empirical knowledge and reducing psychological barriers to digital tools

^{†1} MURASE HAYATO, UACJ Corporation

^{†2} YAMAMOTO YUKI, UACJ Corporation

UACJにおいて、データ駆動型意思決定を促進すべく、過去に導入したデジタルツールは、期待した行動変容を呼び起こすに至らなかった。興味深いことに、ユーザーニーズを満たすことを重視したユーザー中心設計[6]を徹底しても、過度にカスタマイズされたツールが完成し、一部ユーザーしか利用できず、運用停止という結果に終わった事例も経験している。このような状況から、ツールの定着を促す施策として機能やGUIを過度に調整することは得策ではないと考えられる。そこで、データ駆動型意思決定と従来の意思決定の相違点に着目し、ツールの定着が進まない要因をツールが出す結果の感覚・経験知との相違と考えた。Human-in-the-Loop (HITL) [7]の考え方に基づき、データと感覚を補完的に組み合わせることで、製造業特有の文化を尊重しつつ、データ駆動型意思決定を促進できる新たなアプローチを模索した。

2. 方策

過去に UACJ において製造現場で定着しなかったデジタルツールである特性予測ツール(パターンA、図1)¹の課題を踏まえ、新たなツール(パターンB)を開発する。デジタル活用リテラシーが醸成途中[8]である製造現場において、パターンAは多機能化による複雑な操作性による認知負荷増大[9]、機械学習やデータ解析の知識を前提とした設計、およびデータに基づく出力を重視しユーザーの経験や感覚を軽視していた点が、普及の阻害要因であったと考えられる。



図1 特性予測ツール(パターンA):
機能・GUIが複雑で使用方法が分かりにくい

Figure 1 Characteristic prediction tool (Pattern A)

¹ ツールの予測対象は材料の基本的性質である引張強度、耐力、伸びといった機械的特性である。本ツールの想定使用用途は、規格を満たす製造条件の決定や、製品不良発生時の原因究明・対策立案を支援することである。

ツールの設計

新たなツール(パターン B)開発では、以下の点を重視した。

1. 経験知の反映: ユーザーの感覚や経験に基づいたノウハウを機械学習モデルに反映させることで、予測の精度向上だけでなく、ユーザーが予測結果を理解し、納得できる仕組みを実現すること

2. ユーザーフレンドリーな設計: 複雑な機能を排除し、直感的に操作できるインターフェースとすることで、操作性と認知負荷を低減[10]すること。

3. 外挿領域予測機能: 未知の領域における予測にも対応可能なモデル構築を目指し、新たな知見の獲得と業務活用を幅を広げること。

上記 3 点の重視により、試作の迅速化、規格適合製造条件の決定、製品不良原因究明・対策立案支援を目指した。

3. 開発結果

ツールの機能は必要最低限の機能、過去実績データ抽出(図 2)および特性予測機能(図 3、図 4)のみとした。使用する機能はユーザーが対話型で選択する(図 5)。



図 2 実績探索画面

Figure 2 Achievement exploration screen.



図 3 質問回答後の変数入力画面(特性予測機能)

Figure 3 Variable input screen after response (characteristic prediction function).



図 4 特性予測結果画面(特性予測機能)

Figure 4 Characteristic prediction result screen (characteristic prediction function).



図 5 シンプルな機能と GUI

ツール立ち上げ時に表示される画面は極めてシンプル

Figure 5 Simple functions and GUI.



図 6 対話型 GUI(特性予測機能)

指示・質問に回答するだけであり使用法が明白

Figure 6 Interactive GUI (Characteristic Prediction Function)

特性予測機能では、材質と調質も同様に対話形式で回答することで該当データのみを抽出し、モデル構築を行う(図6)。多重共線性があれば影響の大きい変数を問う追加の質問がされ、ユーザーの回答をもって特性予測モデルが構築される。

対話型 GUI による経験知の取り込みは、直感的操作が可能になるだけでなく、ツールとの対話によりモデルを共創している感覚をユーザーに与えると同時に、ツール出力の結果にユーザーも責任を負うこととなる。これによりツール出力の結果への安心感・納得感を得ることができ、定着が進むと期待できる。

4. ユーザーによる評価結果の分析

4.1 評価

今回開発したツールが狙い通りの効果があったかどうかを調査するためにツールユーザーに対しアンケートを実施した。アンケートは対象部門 26 名中 21 名から回答が得られた(回答率 81%)。アンケートの設問は表 2 の通り。計 15 個の質問で、各設計の是非を問う質問、データ活用/デジタル技術に対する積極性(以下デジタル技術への積極性とする)に関する質問、ツール(パターン A,B 両者)の総合評価とその理由にて構成されている。また、回答はすべて選択式で選択肢は数値が小さいほどポジティブ、数値が大きいほどネガティブな回答になるよう設計した。

表 2 アンケート設問一覧

Table 2 List of survey questions

質問 ID	質問内容
1	自分の感覚を取り入れる点はどうか
2	理由を教えてください
3	外挿予測ができるとどうか
4	シンプルな機能・見た目にしたがどう感じるか
5	理由を教えてください
6	仮に機能が同じ場合、対話形式のツールのほうがよいか
7	理由を教えてください
8	最もプラスの効果があった(ありそう)のはどれか
9	2 番目にプラスの効果があった(ありそう)のはどれか
10	ツール関係ない質問です。ツール(B)を使う以前のデータ活用/デジタル技術全般に関する積極性
11	ツール(B)を使った後のデータ活用/デジタル技術全般に関する積極性
12	ツール(A)の総合評価。使った場合は次使いたい、使っていない場合は使いたいかどうか
13	理由を教えてください
14	ツール(B)の総合評価。引き続き使いたい
15	理由を教えてください

4.2 ユーザーの分類

デジタル技術への積極性を問う設問(Q10、Q11)で得られた回答を k-means にて 4 グループにクラスタリングした。図 7 は、横軸を Q10(ツールを使う前の積極性)の回答、縦軸を Q11(ツールを使う後の積極性)の回答としてプロットした散布図であり、クラスターごとに色分けしたものである。

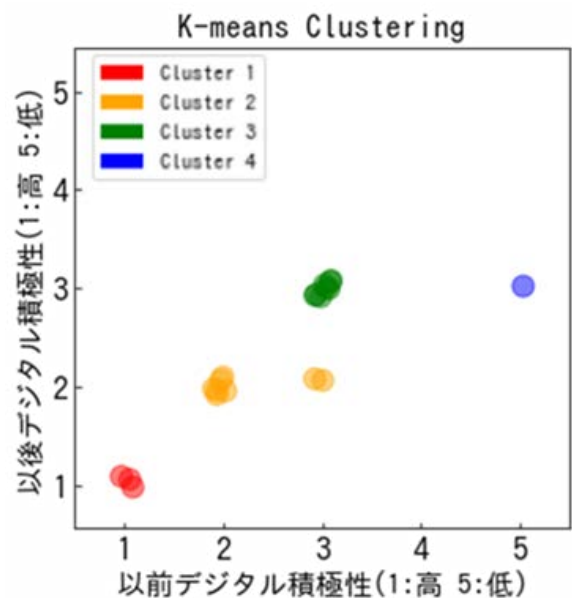


図 7 ユーザー属性分類結果

Figure 7 User attribute classification results.

おおまかに

- クラスター1：ツール使用以前以後とも積極的
- クラスター2：ツール使用以前以後ともやや積極的
- クラスター3：ツール使用以前以後とも中程度
- クラスター4：ツール使用以前は消極的だが以後積極的

という特徴でユーザーの属性が分類されていることが分かる。

なお、一度ツール(パターン B)を使用しただけでデジタル技術に対する積極性が向上するとは必ずしも言えないが、もともと消極的であった者が中程度に変わったことや向上した者が存在することは事実であり、そのことから、継続的な活用及び、便利なツールを他にも提供することでデジタル技術への積極性や DX 意識が向上する可能性は十分に考えられる。

4.3 ツール設計の効果の確認

その他すべての設問の回答結果を図 8 に示す。ユーザーの属性ごとの傾向が分かるように、4.2 節のクラスタリング結果に基づいて色分けを行った。本結果から、ユーザーがデータと感覚を組み合わせたモデル共創を受け入れていることが分かる。また、心理的障壁の低減により、今後もツールの継続的な活用が期待され、データ駆動型意思決定への行動変容が進むことが示唆される。以下、詳細を示す。

Human-in-the-Loop (HITL) の効用

図 8 から、Q1 の回答は感覚を取り入れた設計に対する評価は「1 よい」と「2 どちらでもない」が同数、「3 悪い」が両者の半数であった。全体として、感覚を取り入れることは肯定的に評価されている。Q2 の詳細分析では、「2 場合による」という回答が最多だった。これは、データの精度が高い場合、データ駆動型の判断が支持される一方で、精度が低い場合は感覚を補完的に活用すべきであるという考えを示している。「1 感覚と合致したほうが安心できる」「2 場合による」と回答した 10 名は、精度向上を前提に感覚を取り入れることに肯定的な意見を示しており、感覚と合致した安心感や納得感を期待していると考えられる。一方で、「4 データのみのほうが安心できる」という回答も 6 件あり、「1 感覚に合致したほうが安心できる」の 3 件を上回っている。これは、必ずしも感覚を取り入れることに安心感を持つとは限らず、データのみで判断することに信頼を置く意見も存在することを示している。以上から、基本的にはデータに基づいた意思決定を行い、不足情報を補うために必要に応じて感覚・経験知を活用することが最適であると考えられる。これは、HITL すなわち、データ・AI と人間の協調による意思決定が製造現場で受け入れられる態勢が整っていることを示唆している。

心理的障壁低減効果

Q4 と Q5 の結果から、シンプルな設計は心理的障壁を効果的に低減していることが明らかになった。特に、「使うハードルが下がった」との回答が多数寄せられ、ツールへの入り込みやすさが向上したことが確認できた。一方で、「3 メリットデメリット両方あり」という回答も存在するため、機能の少なさからデメリットを感じるもののあるユーザーもいる点に留意が必要である。対話型 GUI についても、Q6 と Q7 からは心理的障壁低減効果が期待した通りに現れていることが示された。ユーザーからは「使うハードルが下がった」という意見が中心で、ツールへの接点が自然で親しみやすいと感じられたことが理解できる。ただし、「5 使いにくい、遅い等」といった使いやすさに関する課題を指摘する回答も少数ながら存在するため、さらなる改善が必要であることが浮き彫りになった。両方の設計を総合的に比較すると、対話型 GUI とシンプルな機能・見た目という 2 つのアプローチが、共に心理的障壁低減に効果的であることが明確となった。さらに、Q8 からユーザー属性別の傾向を分析すると、デジタルツールの積極性レベルによってどちらの設計がより高く評価されるのかという新たな知見を得られた。デジタルツールに馴染みの薄いユーザー層は対話型 GUI に好感を示し、デジタルツールへの意欲が高いユーザー層はシンプルな機能・見た目に惹かれる傾向が見られた。

機能面の設計効果

外挿予測機能の有効性がユーザーにとって重要な要素であることが明確に示された。特に、Q3 における「1 使いたいと思う」という回答が最多である点は、これまでに困難であった外挿予測が本ツールにより実現可能となり、実験や試作なしに迅速に新たな知見を得られるという点が高い評価を受けていることを示唆している。一方、パターン A のツールに関する Q12 と Q13 の回答は、「3. 使い方が分からない」という理由から、多くが使用を望まなかった。これは、導入時の説明のみでは使い方が習得しにくい、あるいはマニュアルが必要なツールは、ユーザーにとって利用障壁となることを示している。対照的に、パターン B のツールは Q14 と Q15 において「2. やや使いたい」という回答が最も多く、「3. 外挿予測ができるから」がその理由として挙げられている。また、「2. 使いやすいから」や「6. デジタルツール自体使わない」も続く。重要な点は、Q1～Q9 がツール使用を前提とした設計思想に関する設問であるのに対し、Q14, Q15 がツールに対する使いたい／使いたくないという設問であった点を踏まえる必要がある。機能面での有効性を理由とする回答が最も多いことは、ユーザーにとって必要な機能が存在することが活用の前提となることを示唆している。さらに、使いやすさも重要な要素であると言える。

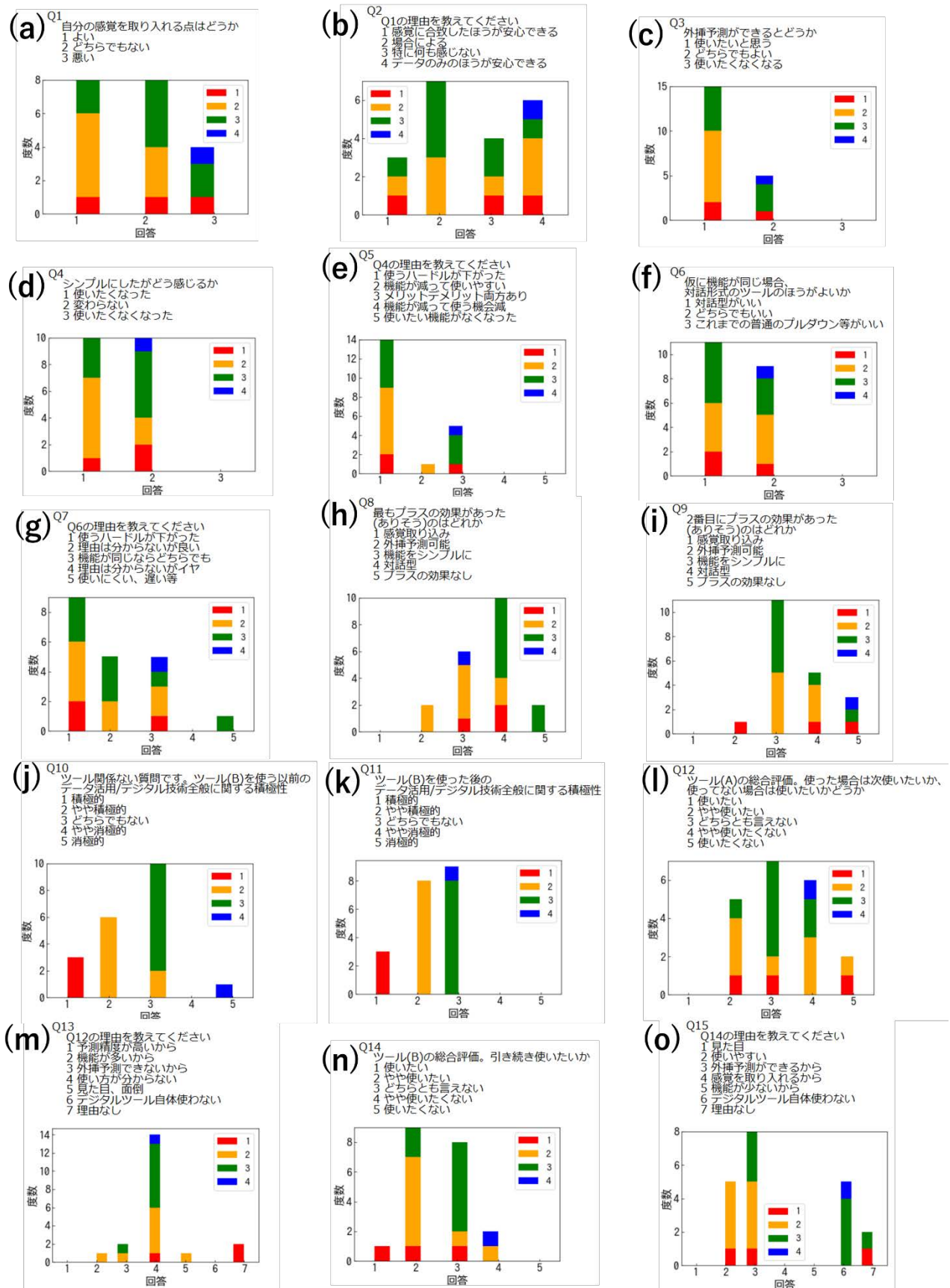


図 8 アンケート結果

4 つの設計思想の評価の他、デジタル技術に対する積極性やツールの継続的活用意思を問うた。

Figure 7 Survey Results on User Satisfaction

5. 結論

本研究は、製造現場におけるデータ駆動型意思決定を促進するため、既存デジタルツールの課題を解決する新たなツールの開発と効果検証を行った。

結果として、Human-in-the-Loop(HITL)アプローチが有効であることが明らかになった。データと感覚の融合を重視した設計は、製造現場ユーザーの安心感と納得感を高め、データ駆動意思決定への行動変容を促す可能性が示唆された。HITL による、「データに基づいて判断するが、必要に応じて感覚や経験に基づく知見を補完する」意思決定が、製造現場で受け入れられる態勢が整っていることも明らかとなった。

さらに、以下の設計要素がデータ駆動意思決定支援ツールの定着と行動変容促進に繋がることも示唆された。

- 心理的障壁低減効果: シンプルな機能と対話型 GUI は、ユーザーのツールへの入り込みやすさを向上させ、デジタルツールに対する積極性を高める効果がある。
- 機能面の有効性: 外挿予測機能はユーザーにとって魅力的な機能であり、データ活用に対する期待感を高める。

6. 展望

心理的障壁低減効果がある「シンプルな機能」と機能面で効果がある「魅力的な機能」という一見相反する要件を両立するためには、シンプルでありながら多くのユーザーが求める機能を提供する必要がある。例えば、実績探索機能において CSV ファイルのダウンロードを可能にすることで、ユーザー自身がデータを追加・編集できるように設計した。この方針は、従来重視されてきたユーザー中心設計やカスタマイズとは異なるが、シンプルかつ汎用的な機能こそが長期的に活用される条件であると考えられる。汎用的なツールであれば、異なる部署やチームでも同じツールを使用でき、意思疎通や情報共有が円滑になり、組織全体としてデータ駆動型の最適な意思決定が可能となる。

本結果は、今回の対象部門同様、製造業における根幹の意思決定を担う部門全般に適用可能と考えられる。

今後、ツールで取得したユーザーの経験知をデータベースに蓄積し、新たな予測モデルに反映させる等、HITL の仕組みをより充実させる予定である。また、本ツールでの設計思想は種々のツールに適用可能であり、ユーザー個々人の断片的な暗黙知を集約し知識ベースを構築することも視野に入れ、大規模な HITL 構築により社内の意思決定全般を支援することを目指す。

参考文献

- [1] IPA 独立行政法人 情報処理推進機構. (2023). DX 白書 2023. IPA 独立行政法人 情報処理推進機構ホームページ.
<https://www.ipa.go.jp/files/000108048.pdf> (参照 2025-2-26)
- [2] Gertosio, C., & Dussauchoy, A. (2004). Knowledge discovery from industrial databases. *Journal of Intelligent Manufacturing*, 15(1), 29–37.
<https://doi.org/10.1023/B:JIMS.0000010073.54241.e7>
- [3] Harding, J. A., Shahbaz, M., Srinivas, & Kusiak, A. (2006). Data mining in manufacturing: A review. *Journal of Mechanical Science and Engineering*, 128(4), 969–976. <https://doi.org/10.1115/1.2194554>
- [4] 徐良為. (2012). データマイニングと意思決定. *Operations Research: 経営の科学*, 57(5), 276-280.
- [5] 中林暁男, & 和田英彦. (2016). 第 3 次人工知能ブームを機に見る製造業におけるデータ解析技術の変遷. *横河技報*, 59(1), 3-6.
- [6] 黒須正明, 三樹弘之, et al. (2001). ISO13407 がわかる本. オーム社.
- [7] Wu, X., et al. (2022). A survey of human-in-the-loop for machine learning. *Future Generation Computer Systems*, 135, 364-381.
- [8] 磯田祐世, 浅田勝義, et al. (2023). 製造業における DX 推進に向けたリテラシー醸成の取り組み. In *情報処理学会 IoT 行動変容学研究グループ第 3 回研究会論文集* (pp. 81-84).
- [9] Sweller, J. (1988). Cognitive load during problem solving: Effects on learning. *Cognitive Science*, 12(2), 257-285.
- [10] 鈴木萌々花, 大町奈央子, et al. (2024). 製造現場の認知構造に基づく UI/UX 設計が製造プロセスの意思決定に与える影響. In *AIoT 行動変容学会 第 8 回研究会論文集* (pp. 4-9).

補遺. 機械学習モデルの設計

重回帰モデルをベースに、外挿予測が可能で、ユーザーの感覚と経験知を取り入れた機械学習モデルを考案した。重回帰モデルは、説明変数と目的変数の間に線形の関係を見出すシンプルな手法であるため、比較的外挿予測が可能であるという性質を持つ。ただし、外挿予測の精度が担保されるのは次の場合である。

- 説明変数と目的変数の間に線形の関係があること
- 多重共線性がないこと

説明変数には成分、製造条件(温度、加工度等)を用い、目的変数には引張強度、耐力、伸びの機械的特性を用いた。事前のデータ解析により、説明変数と目的変数は完全に線形の関係ではない場合があるものの、極端に線形関係から外れるものはないことが分かっているため、似た成分・加工条件、つまり狭い領域において線形関係を有していると近似しても問題ないと判断した。よって合金系、調質毎にモデル構築を実施することで対応した。

多重共線性がある、とは説明変数同士の相関があることを意味する。重回帰モデルが各変数の目的変数に対する線形の影響を係数として算出する以上、多重共線性があると個別の変数の影響(係数)を正確に切り分けて算出することができない。そこで、ユーザーの感覚と経験知を活用し、多重共線性の影響を軽減する手法を考案した。本手法では、多重共線性が認められる場合はユーザーにどちらの変数の影響が大きいかを選択させることで、実際に影響する変数を明確化する。その結果全説明変数の目的変数に対する線形の影響(係数)を正確に算出することが可能となり、外挿領域の予測が可能となる。