

プレス成形における摩耗予測とワレ予兆の比較に基づく 生成 AI によるひずみ波形解析支援の可能性と限界

Possibilities and Limitations of Generative AI-Assisted Strain Waveform Analysis Based on a Comparison of Punch Wear Prediction and Crack Precursor Detection in Press Forming

長 島 正 貴

要 約 実生産ラインの金型に設置したひずみ・荷重センサーの時系列データに対し、生成 AI、とりわけ大規模言語モデル (Large Language Model, LLM) を解析支援に活用することを試みた。これにより、非 IT 技術者でも特微量設計、可視化、異常検知設計に参加しやすい手順の整備を目指している。ピアスパンチ摩耗予測では、位相整列と区間化に基づく特微量設計が有効であり、LLM は仮説整理、コード生成、可視化テンプレート化に寄与した。一方、絞り加工におけるワレ予兆では、前処理や可視化の初速向上には有効であったが、発生位相の自律的特定には限界があった。これらの比較を通じて、現時点の実用解は、人間が現象理解と評価観点を設計し、LLM が手順化、再現化、説明補助を担う役割分担にあることを示す。

Abstract This paper describes an attempt to apply generative AI, in particular large language models (LLMs), to support the analysis of time-series data acquired from strain and load sensors installed on dies in an actual production line. The aim is to establish procedures that allow even non-IT engineers to participate in feature design, visualization, and anomaly detection design. In pierce punch wear prediction, feature design based on phase alignment and segmentation proved effective, and the LLM contributed to hypothesis organization, code generation, and visualization templating. In contrast, for crack precursor detection in deep drawing, the LLM was effective in accelerating the early stages of preprocessing and visualization, but it had limitations in autonomously identifying the phase at which the anomaly emerges. Through this comparison, we show that the practical solution at present lies in a division of roles in which humans establish the understanding of the phenomena and design the evaluation perspectives, while the LLM handles proceduralization, reproducibility, and explanatory support.

1. は じ め に

製造現場における品質安定化は、単に不良率を下げるための活動ではなく、設備停止、後工程での手戻り、部材廃棄、保全負荷の増大を抑える基盤である。とりわけプレス成形では、金型の状態、パンチの摩耗、材料条件、潤滑状態、段取り変更など、複数の要因が品質へ重畳的に影響するため、不具合が顕在化する前に兆候を把握できる仕組みへの期待が高い。一方で、品質異常の兆候は必ずしも目視点検だけで安定して捉えられるわけではなく、加工中の荷重やひずみの変化を継続的に観測することが求められる。

2017 年頃から、実生産ラインの金型や周辺設備にセンサーを設置し、高頻度で取得した時系列データを品質監視や保全判断へ結び付ける取り組みが進んでいる。ひずみ・荷重波形には、

加工中の変形挙動や破断挙動が反映されるため、工程物理に即した特徴量を設計できれば、従来の点検結果だけでは見えにくい変化を定量的に追跡できる可能性がある。しかし、この可能性を実務へ落とし込むには、データ解析の専門知識と、前処理・可視化・モデル化を実装するITスキルの双方が求められる。この二重の要求が、現場でのデータ活用を難しくしてきた。

従来の解析では、工程理解のある技術者が、どの区間に注目すべきか、どのピークや立上り、積分値、時間差が意味を持つかを考え、そのうえでIT技術者がコードを書く構図になることが多かった。この構図では、分析の狙いが口頭で伝達される過程で曖昧になりやすく、コードと可視化の実装が属人化しやすい。また、試行錯誤のたびにグラフや特徴抽出を作り直さなければならず、現場レビューへ持ち込むまでに時間が掛かる。その結果、良い仮説があっても、検証速度が追い付かず、解析結果が継続的な運用改善に結び付かない場合もあった。

この課題に対し、本稿では、大規模言語モデルを解析支援に用いる意義を、単なるコード自動生成にとどめずに捉える。具体的には、自然言語による仮説整理、手順のテンプレート化、可視化コードの生成、レビュー観点の整理、再現性の確保という観点にまで広げて考える。LLMは、工程知識そのものを代替するものではないが、現場技術者が持つ暗黙知を自然言語で表現し、それを解析手順へ変換する媒介として有効である可能性がある。また、生成された手順やコードを固定化することで、同じ入力に対して同じ出力を得やすくなり、技術継承や横展開の基盤にもなり得る。

本稿では、この考え方を二つの事例で検討する。第一は、ピアスパンチ摩耗予測である。これは、連続的かつ累積的に進行する劣化現象であり、位相整列と区間化を行うことで、物理的意味を持つ特徴量を比較的安定して定義しやすい例である。第二は、絞り加工におけるワレ予兆である。これは、突発的かつ条件依存的に発生し、どの位相で異常の兆候が現れるかを適切に捉えること自体が難しい例である。この二事例を対比することで、LLMが有効に働く条件と、なお人間の専門知識が不可欠な条件を整理する。

本稿の目的は、LLMを用いれば何でも自律的に解けると主張することではない。むしろ、現時点で現場に適用できる役割分担を明らかにし、非IT技術者でも扱える解析手順をどのように構築すべきかを示すことにある。2章では、まず対象データと現場課題を整理し、3章ではLLMによる波形解析支援プロセスを説明する。その後、4章で成功例としてのピアスパンチ摩耗予測を、5章で課題例としての絞り加工ワレ予兆を詳述し、6章で成功例と課題例の比較と考察を行い、7章で今後の展望を述べる。

2. 対象データと現場課題

本検討において対象とするデータは、実生産ラインの金型に設置したひずみセンサーおよび荷重センサーから取得される時系列データである。これらのデータは、1ストローク中の変形挙動、せん断、破断、材料解放後の戻りなどを連続的に含んでおり、加工現象との対応付けができれば豊富な情報源となる。一方で、実ラインのデータは、研究室環境で整然と取得したデータとは性質が異なる。高頻度で大容量であるだけでなく、材料ロット、板厚ばらつき、温度、潤滑状態、段取り条件、立上げ時と安定時の差など、多数の要因で分布が変動しやすい。金型のどこにセンサーを設け、1ストロークでどのような時系列データが得られるかを図1に示す。図1のように、1ストローク中の変形から材料解放後の戻りまでの挙動が連続的に記録される。

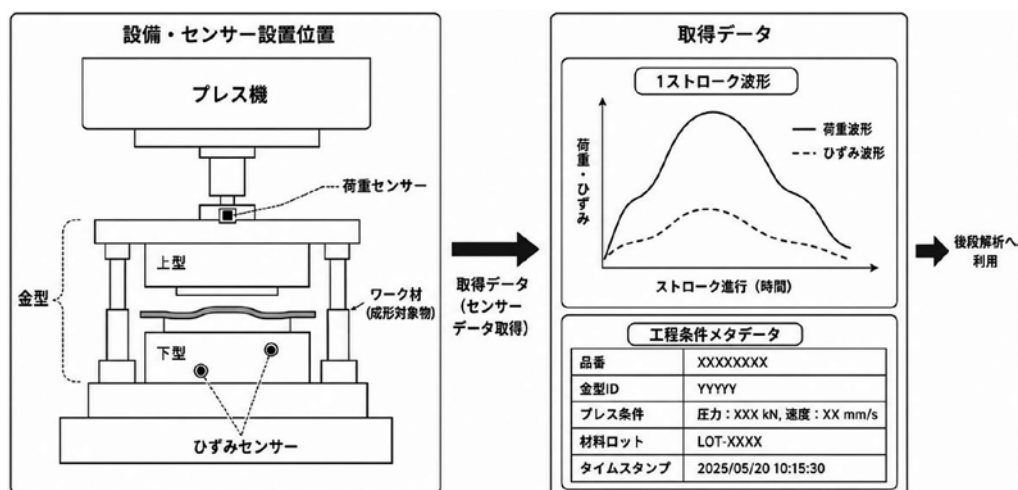


図1 プレス成形ラインにおけるセンサー設置位置と取得データ

さらに、現場データには、ノイズ、基線ずれ、同期ずれ、ドリフトが含まれる。同じ工程であってもストロークごとに立上り時刻がわずかにずれるため、単純な時刻比較だけでは意味のある差が見えにくい。また、ひずみ波形では、センサーの取り付け位置や剛性差により、絶対値の比較が難しい場合もある。荷重波形でも、立上り前後の基線が変動すると、ピーク値や積分値の解釈に影響が出る。このため、解析の第一歩はモデル化ではなく、どのような前処理を施し、どの位相を基準に整列させるかを定めることである。これらの乱れが波形に与える影響を図2に示す。図2は、基準波形に対してノイズ重畳、基線ずれ、同期ずれ、ドリフトがそれぞれどのように波形を変化させるかを模式的に示したものである。

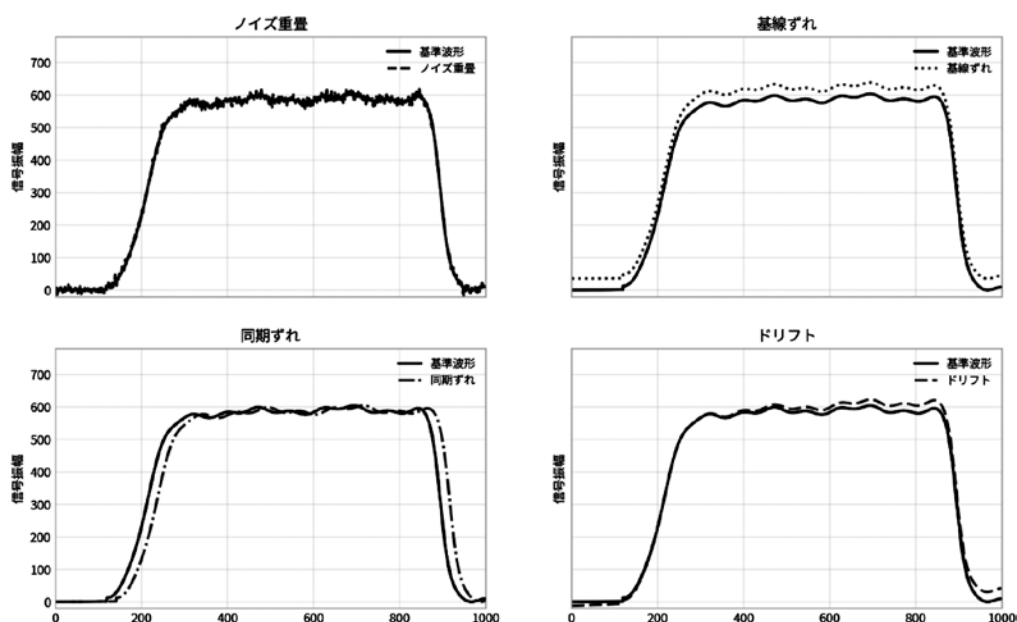


図2 実生産データに含まれるノイズ、基線ずれ、同期ずれ、ドリフト

従来の解析では、まず波形を目視し、どの区間に注目すべきかを技術者が決めなければならなかった。そのうえで、区間分割、ピーク検出、立上り傾き算出、積分値計算、区間統計量算出、周波数帯エネルギー算出などの処理を個別に実装し、結果をグラフへ重ね合わせて評価する流れが一般的であった。加えて、しきい値設計や簡易判定ルールの作成も、過去の経験や試行錯誤に依存しやすい。これらの処理は、個別には難解でなくても、一連の作業を再現可能な形で維持するには手間を要していた。

この従来方式の課題は、第一に属人性の高さである。ある技術者が有効と判断した特徴量や区間定義が、明文化されないまま運用されると、異動や世代交代で作業が継続できなくなる。第二に、再現性不足である。同じ課題に対しても、分析者ごとに前処理の細部やグラフ表現が異なると、結論の比較が難しくなる。第三に、実装負荷とレビュー負荷である。現場技術者が見たい図を、その都度 IT 技術者がコード化し、解釈をすり合わせる作業は、開発初期には特に負荷が高い。第四に、非 IT 技術者にとっての心理的障壁である。これは、良い仮説を持っていたとしても、自分でコードを書けない場合は検証に参加しにくいといった心理面での課題である。

本検討で目指すのは、こうした断絶を小さくすることである。すなわち、自然言語で仮説や注目区間、見たいグラフ、確認したい観点を表現し、LLM がそれを前処理コード、特徴量抽出コード、可視化テンプレートへ変換する。その結果を人間がレビューし、物理的妥当性や運用妥当性を確認したうえで、プロンプト、コード、図表テンプレートを固定化する。この流れにより、非 IT 技術者にとっては解析の入口に立ちやすくなり、IT 技術者にとってはゼロからの実装と比べ作業負荷が軽減するため、レビューと整備に集中しやすくなる。

もっとも、この仕組みは、人間の判断を不要にするものではない。前処理の有無や位相整列の基準によって、本来捉えるべき差が見えなくなったり、反対に実体のない差が見かけ上現れたりするため、物理現象を踏まえた評価軸は不可欠である。したがって、LLM の導入価値は、判断の代行ではなく、仮説形成から再現可能な検証手順への橋渡しにある。3 章では、この位置付けを明確にするために、LLM による波形解析支援プロセスについて整理する。

3. LLM による波形解析支援プロセス

本章では、2 章で述べた課題に対し、波形解析の工程構成と、各工程における人間と LLM の役割分担について述べる。

3.1 全体像

LLM による波形解析支援プロセスの狙いは、波形解析に求められる思考と実装を、自然言語を介して接続することである。従来は、現場技術者の頭の中にある着眼点が、口頭や断片的なメモとして共有されるにとどまり、そこからコードとグラフを作る段階で情報が欠落しやすかった。LLM を介在させることで、「どの現象を見たいのか」「どの区間を比較したいのか」「何を異常とみなしたいのか」を文章として整理しやすくなり、その文章から前処理や可視化の叩き台を素早く生成できる。図 3 に示した全体図の通り、このプロセスではデータ取り込みから運用展開までを九つの工程に分け、各工程で人間と LLM が役割を分担する。工程間の戻り矢印は、レビュー結果を踏まえた修正の反復を表す。本稿では、この一連の工程を概念図としてではなく、実務でたどる手順として位置付ける。

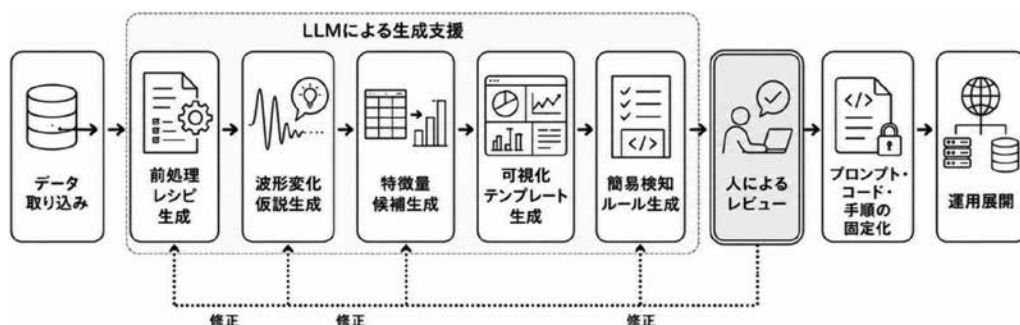


図3 LLMによる波形解析支援プロセス

3.2 解析工程と LLM の支援内容

図3の九つの工程における人間と LLM の役割分担を表1に示す。以降の章では、各工程を表1の番号で参照する。

表1 波形解析支援プロセスの九工程と役割分担

工程	人間が決めること	LLM が担う支援
①データ取り込み	必要な情報の範囲，1 ストロークの切り出し条件，保持すべきメタデータ	確認項目のチェックリスト生成
②前処理レシピの生成	各処理を入れる目的，補正の要否	前処理候補の列挙とコード断片への変換
③波形変化仮説の生成	採用する仮説の選定	仮説候補の整理，注目すべき変化点と比較区間の列挙
④特徴量候補の生成	説明しやすさと運用性による絞り込み	抽出式とグラフ化方法の提案
⑤可視化テンプレートの生成	比較軸と図の読み方の確定	凡例，注釈，色分け，レイアウトの整備
⑥簡易検知ルールの生成	しきい値と警報段階の決定	ルールの叩き台の文章化とコード化
⑦人によるレビュー	物理的妥当性，現場解釈，保全判断との整合	レビュー観点の整理，説明文の草案作成
⑧プロンプト・コード・手順の固定化	資産として残す範囲の判断	前処理条件，特徴量定義，レビュー観点の文書化
⑨運用展開	導入段階とフェイルセーフ設計	運用フロー図，説明資料，レビューシートの草案作成

工程②で重要なのは，前処理を単なる定型処理として流すのではなく，何のためにその処理を入れるのかを明示することである。たとえば，基線補正はピーク値の絶対比較を容易にするため，位相整列はストローク間で注目区間を同じ意味の時刻に揃えるため，平滑化は高周波ノイズに起因する疑似的な変化点を抑えるために行う。

工程④では，特徴量を増やし過ぎず，説明しやすく点検誘導や警報に結び付けやすいものを優先すべきである。

工程⑤の可視化テンプレートが固定化されると，分析者が変わっても同じ見え方で議論でき

るため、再現性だけでなくレビュー効率も高まる。

工程⑧では、LLM の出力をその場限りの試作で終わらせず、再利用できる形で保存する。自然言語で残されたプロンプトは、暗黙知を形式知へ変換する役割も果たす。

3.3 人間が担う判断領域

九工程のうち、工程⑦のレビューは本プロセスの成否を左右する位置にある。LLM が生成した特徴量が、統計的には差を示していても、工程上の意味が薄い場合は採用すべきでない。反対に、わずかな差でも、現場では重要な兆候である場合がある。この選別は人間の役割である。また、レビュー時に「なぜその区間を見るのか」「なぜその特徴量を採るのか」を説明できることが、現場導入の条件となる。

また、工程⑨の運用展開においても、完全自動判定を急ぐよりも、段階的警報や点検誘導など、人間が介在する形で導入する方が安全である。すなわち、LLM の役割は、発想支援、手順化支援、実装支援、可視化支援、説明文生成支援、レビュー観点整理支援に分かれるのに対して、最終判断、物理的妥当性確認、フェイルセーフ設計は、人間が担うべきである。

3.4 本プロセスを事例に適用する観点

以降の章では、本プロセスを性質の異なる二つの事例へ適用し、工程ごとに支援の効き方がどう変わるかを見る。4 章では、連続的・累積的に進行するピასパンチ摩耗予測を扱い、工程②から⑨までがどのように連結したかを述べる。5 章では、突発的・条件依存的な絞り加工ワレ予兆を扱い、同じ工程列のどこで支援が有効に働き、どこで限界が現れたかを述べる。6 章では、両事例を工程ごとに対比する。

この対比で着目するのは、工程③の波形変化仮説の生成と工程④の特徴量候補の生成、すなわち「どの位相の何を見るか」を決める工程である。この二工程を人間の側で明確に定義できるかどうか、工程⑤以降を LLM へ委ねられる範囲を決めると考えられる。

4. 事例研究①：ピასパンチ摩耗予測

本章では、一つ目の事例として、ピას工程でのパンチ摩耗予測への LLM 適用について述べる。

4.1 背景

ピას工程では、板材に穴を開けるためにパンチとダイが繰り返し作用する。このとき、パンチ先端の摩耗やクリアランスの変化が進むと、加工荷重の立上り方や破断に至るまでの応答が徐々に変化する可能性がある。摩耗が進んだ状態を見逃すと、穴品質の悪化やバリ増大、さらには設備停止や突発交換の原因となり得る。一方で、交換時期を早め過ぎれば、まだ使用できる部品を交換することになり、保全コストが増える。したがって、現場では、過剰保全と事後保全の間で適切な判断支援が求められる。

この判断を経験だけに頼った場合、技能差によるばらつきを避けることは困難である。摩耗は突発破壊ではなく、連続的に進む現象であるため、波形上にも単発ではなく緩やかな変化として現れることが期待される。この種の現象は、連続・累積的な傾向を捉える特徴量と相性が良い。そこで本事例では、ひずみ・荷重波形を 1 ストローク単位で比較し、どの区間に摩耗進

行の兆候が表れるかを検討した。

4.2 波形の捉え方

ピース工程の1ストロークは、概念的には「変形」「せん断」「破断」の区間に分けて捉えることができる。変形区間では、材料が弾性変形から塑性変形へ移る過程が主であり、波形の立上りが現れる。せん断区間では、材料除去へ向かう負荷が支配的となる。破断区間では、材料が分離することで応答が急激に変化する。このように区間を意味付けすることで、単一のピーク値を見るよりも、現象に沿った比較が行える。この区間分割の考え方を図4に示す。図4のように、立上りが現れる変形区間、材料除去へ向かう負荷が支配的なせん断区間、応答が急変する破断区間に分けて1ストロークを捉える。

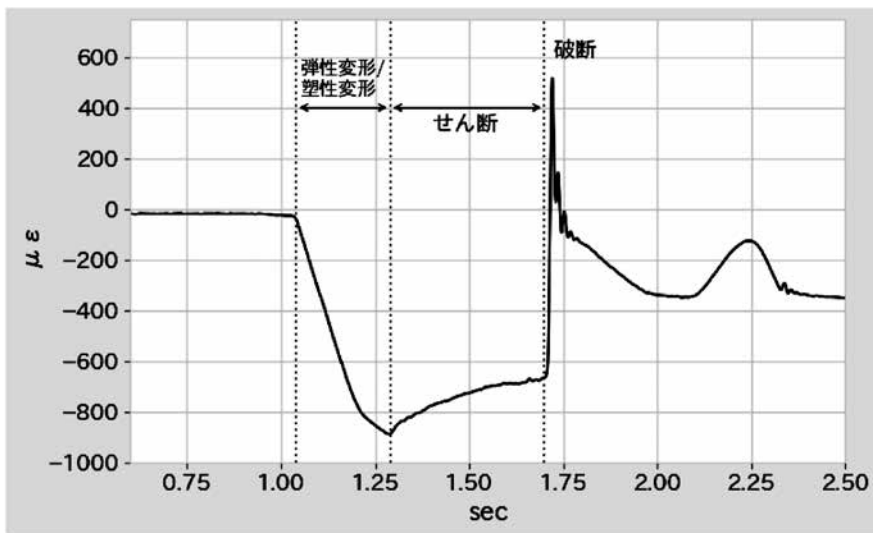


図4 ピース工程における1ストロークの区間分割

ここで重要なのは、絶対時刻で比較するのではなく、立上り開始や特定イベントを基準に位相整列することである。ストローク間でイベント時刻にわずかなずれがある場合、整列前の比較では、実際には同じ現象を別の時刻として扱ってしまい、特徴量のばらつきが実態以上に増える。

位相整列後に区間ごとの特徴量を見ることで、摩耗進行がどの区間に現れやすいかを整理しやすくなる。たとえば、ピーク値だけでなく、立上り傾き、せん断区間の平均値、破断完了までの時間差などを候補として並べると、現場技術者は、各特徴量が加工現象のどの変化に対応しているかを検討し、どの指標であれば工程の言葉で説明できるかを議論しやすい。たとえば、破断完了までの時間差であれば、クリアランス変化に伴って材料が分離するまでの応答が変わったものとして説明できる。この説明可能性は、後の運用で警報や点検誘導を受け入れてもらうために重要である。

4.3 LLM による仮説生成

本節は、3章の工程③（波形変化仮説の生成）および工程④（特徴量候補の生成）に対応する。

LLM への入力は、特定の特徴量を指定しない工程課題そのものとした。具体的には、「パンチの摩耗、劣化を予測し、工具の交換時期を最適化するための方策を教えてください」という問いである。波形上の着目点や、摩耗がどの機序で波形へ現れるかは、この時点では与えていない。

得られた出力は、センシング、特徴量設計、判定という段階に整理された方策の一覧であった。このうち特徴量設計の段階では、荷重から導かれる指標としてピーク荷重、破断完了までの時間、せん断エネルギー（荷重の時間積分）が挙げられ、あわせて打音の実効値や高周波成分比といった振動系指標、バリ高さなどの品質系指標、累積ストローク数といったカウンタ系指標が候補として列挙された。

このうち、人間の検討にとって有効であったのは、破断完了までの時間である。荷重開始点と破断点の時間差に着目する仮説は、人間が事前に提示したものではなく、工程課題を与えた問いに対して LLM が分析仮説の候補として示したものである。人間はこの候補に対し、パンチ摩耗が進むとパンチとダイの見かけ上のクリアランスや切れ味が変化し、材料が分離するまでの応答時間が変わり得るという物理的解釈を与えられることを確認したうえで、工程④の絞り込みとして分析対象に採用した。一方、振動系や品質系の指標は、本事例で取得しているデータの範囲では検証できないため採用していない。

その後、「荷重の立上り開始から急峻な荷重低下が完了するまでの時間を測り、ストローク間で並べて比較したい」と自然言語で追加の指示を伝えることで、LLM は荷重開始点と破断点の定義、イベント検出のしきい値設定や注釈付きグラフの草案を返した。この考え方は、摩耗が徐々に進むなら、応答の変化も連続的に進むという人間側の直感と整合していた。このように、LLM は採用された仮説をもとに、イベント検出コードや注釈付きグラフの草案を生成し、候補特徴量の比較を進めるうえでの初速を高めた。

ここで重要なのは、LLM が自ら物理機構を理解して真の特徴量を発見したのではないという点である。出力された候補は、工具摩耗の監視において一般に知られる指標の列挙であり、そのうちどれが本工程のデータで意味を持つかまでは示されていない。LLM の価値は、候補を幅広く並べたうえで、人間が選んだ仮説を具体的な処理手順、抽出コード、可視化案へ素早く展開できる点にある。この役割分担が明確であるため、生成された結果の妥当性もレビューしやすい。摩耗進行に伴う破断完了時刻の変化を図5に示す。図5は、新品に近い状態と摩耗進行状態とで、破断完了までの時間差 Δt が生じる様子を模式的に表したものである。

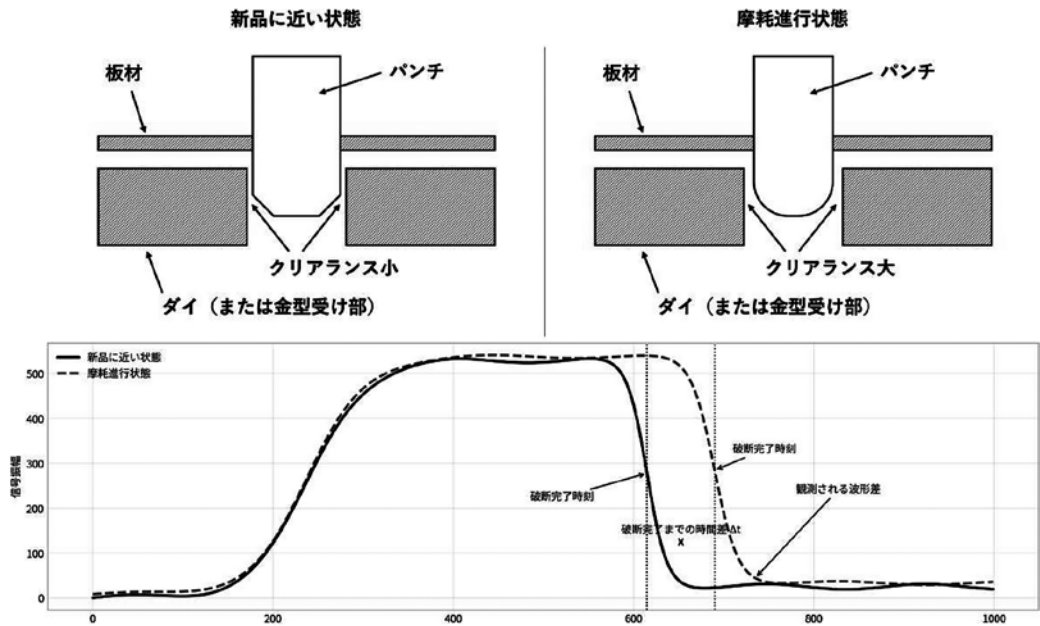


図5 パンチ摩耗に伴う破断時間変化

4.4 前処理・特徴量抽出・可視化

本節は、3章の工程②（前処理レシピの生成）、工程④（特徴量候補の生成）、工程⑤（可視化テンプレートの生成）に対応する。

実務上は、自然言語の指示から LLM に前処理と可視化コードの草案を生成させる形が有効であった。たとえば「摩耗の進行を見たい」「破断完了までの時間差を比較したい」「区間を注釈付きで重ね描きしたい」といった指示である。これにより、最初のグラフが出るまでの時間が短くなり、現場技術者は早い段階で波形を確認できる。波形が期待と異なれば、どの前処理が過剰か、どの整列基準が妥当かを人間が修正し、再度 LLM へ指示することで反復を進められる。

この反復過程で重要なのは、毎回異なるコードを一から生成して終わらせないことである。有効と判断した前処理条件、イベント定義、特徴量の式、グラフレイアウトは、工程⑧としてプロンプトとコードの双方で固定化すべきである。これは、LLM 活用の本質を「自動化」より「再現化」に置く考え方である。

可視化については、区間注釈付きグラフが特に有効であった。工程区間を注釈した波形と、特徴量の時系列トレンドを並べて示すことで、現場技術者は単なる数値変化ではなく、「どの加工フェーズで何が変わっているのか」を把握しやすい。この形式は、異常判定の根拠説明にも適しており、後の点検判断にも接続しやすい。LLM は、注釈位置、凡例、色分け、複数グラフのレイアウトを揃えるうえでも有効であった。あわせて、図の説明文や特徴量の意義の草案を自然言語で併記できるという点で、コードを読まない関係者でも内容を理解しやすい。

4.5 モデル化と運用

本節は、3章の工程⑥（簡易検知ルールの生成）、工程⑦（人によるレビュー）、工程⑨（運

用展開)に対応する。

本事例では、交換判断を支援するという観点から、分類問題として扱う考え方が取りやすい。破断完了までの時間に関わる指標は、変化方向が解釈しやすく、現場での説明責任を果たしやすい。

また、摩耗の進行が連続的であるという前提に立つと、単調性制約を持つ考え方は有用である。すなわち、摩耗が進むほど指標がある方向へ変化するという制約を置くことで、判定結果の解釈一貫性を保ちやすい。

さらに、区間境界の微調整や区間再定義により、特徴量のロバスト性を高められる場合がある。LLMは、境界条件の違いによる可視化比較を素早く試すのに役立つが、最終的にどの定義を採用するかは、人間が工程の意味と運用性を踏まえて決めなければならない。現場運用では、単一の自動判定で交換を決めるのではなく、注意喚起、点検誘導、人間による確認、最終交換判断を段階的に実施するフェイルセーフ設計が現実的である。こうした段階的な運用の流れを図6に示す。図6は、特徴量の抽出結果を部品交換の判断候補として提示した後、注意喚起と点検誘導を経て人間が確認し、最終的な交換判断を行う運用の流れを示している。部品交換は不要と判断された場合には継続運転と経過観察に戻ることで、過剰保全と事後保全のいずれにも偏らない判断を支える構成としている。

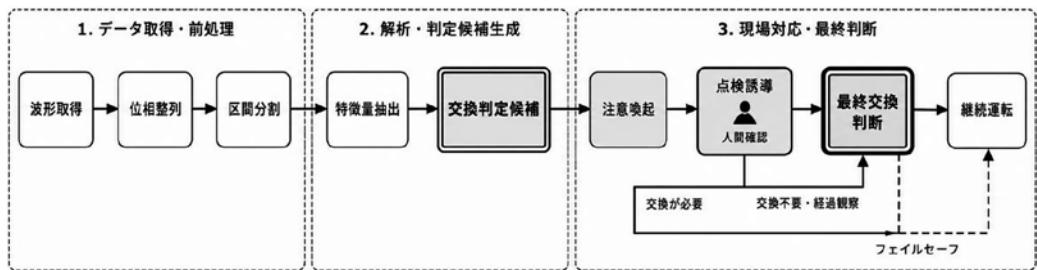


図6 ピアスパンチ摩耗予測の運用フローと段階的警報

この意味で、本事例における LLM の価値は、モデル性能の最大化そのものより、仮説から説明文までを一貫した手順として整備し、現場判断を支える資料を素早く用意できる点にある。

5. 事例研究②：絞り加工におけるワレ予兆

本章では、二つ目の事例として、絞り加工工程でのワレ予兆検出への LLM 適用について述べる。

5.1 背景

絞り加工におけるワレは、製品品質に直接影響する重大な不具合である。一度ワレが発生すると、当該製品の不良化だけでなく、後工程での手戻りや選別負荷の増加につながる。また、ワレが発生する条件は、材料状態、潤滑、しわ押さえ条件、金型状態など、複数要因の組み合わせに依存しやすく、原因の切り分けも容易ではない。このため、ワレが発生した後に要因分析を行うだけでなく、加工中の波形から予兆を捉えられるかどうかは、現場で大きな関心を集めている。

しかし、ワレ予兆検出は、4章の摩耗予測とは性質が大きく異なる。摩耗予測では、劣化が徐々に進むため、ストロークをまたいで比較したときに、ある方向への変化を捉えやすかった。これに対し、ワレは突発的であり、同じ条件に見える加工でも、ある境界で急に発生する場合がある。また、波形全体の差よりも、最大荷重直後や破断に近い特定位相の局所的な形状変化が本質的な要因である可能性もある。したがって、「どこを見るべきか」を外すと、いくら多くの特徴量を計算しても、肝心の兆候を捉えにくい。

本事例は、LLM の弱点を示すだけでなく、人間の現象理解がどの段階で求められるかを考えるうえで重要である。以下では、まず LLM が有効であった点を整理し、次に苦手であった点と、指示で改善できた範囲、それでも残る本質的な課題を順に述べる。3章の工程との対応は、各節の冒頭に示す。

5.2 LLM が有効だった点

本節で述べる支援は、工程②（前処理レシピの生成）、工程④（特徴量候補の生成）のうち候補の列挙、工程⑤（可視化テンプレートの生成）、および工程⑦（人によるレビュー）の観点整理にあたる。

ワレ予兆の解析でも、LLM は初期処理の立上げを大きく支援した。具体的には、基線補正、平滑化、位相整列、グラフ描画の叩き台を短時間で生成できる点が有効であった。実生産波形では、基線のわずかなずれやノイズが、局所的な傾き変化の観察を妨げる。このため、どの程度平滑化するか、どの基準で波形を揃えるか、正常波形とワレ発生波形をどう重ねるかといった初歩的だが重要な処理を素早く回せることは、大きな利点である。

また、区間統計量、ピーク値、立上り傾き、積分値、位相差分など、時系列解析で一般に候補となる特徴量を列挙し、それぞれの抽出コードや比較図を用意する点でも LLM は役立った。これにより、分析者は「何が使えそうか」をゼロから考えるのではなく、候補一覧を俯瞰しながら、どれが現象理解に合うかを選別できる。特に、プロットの体裁を揃えたうえで正常・異常を比較できることは、試行錯誤の速度を高めた。

さらに、LLM は説明文やレビュー観点の整理にも有効であった。「最大荷重近傍を拡大して比較する」「正常・ワレ波形の差がどの区間で顕著かをコメントする」といった指示を、図の作成とコメント草案へ展開できる点は、複数人でレビューする際に有用であった。

5.3 LLM が苦手だった点

本節で問題となるのは、工程③（波形変化仮説の生成）と工程④（特徴量候補の生成）における重要位相の同定、すなわち 3.4 節で述べた「どの位相の何を見るか」を決める工程である。

一方で、本事例の核心は、LLM が一般的な前処理やコード生成を得意としても、現象特有の「形の変化」を自律的に捉えることは難しかった点にある。「最大荷重直後の早期下降」のような局所形状は、人間がグラフを見れば違和感として把握しやすい。しかし、LLM へ一般的な異常点抽出を依頼しただけでは、この部分を必ずしも優先して特徴量化してくれない。むしろ、末期の減衰や全体形状の違いに引きずられ、重要位相を外す場合があった。

典型的には、正常データの減衰末期を「下降異常」とみなしてしまう場合があった。これは、傾きの大きい箇所を機械的に拾うと、工程上あまり重要でない終盤の変化を過大評価するためである。反対に、ワレ発生データでは、最大荷重直後から破断にかけての区間こそ重要である

にもかかわらず、そこを外して、より後ろの時刻に注目してしまうことがあった。このような取り違えは、グラフ上では明らかであっても、現象理解を持たないまま汎用的な特徴量探索を行うと起きやすい。この取り違えの例と再指示後の改善を図7に示す。図7では、重要位相を外した抽出と、注目範囲を明示して再指示した後の抽出とを対比しており、同じデータでも着目点の与え方によって結果が変わることがわかる。

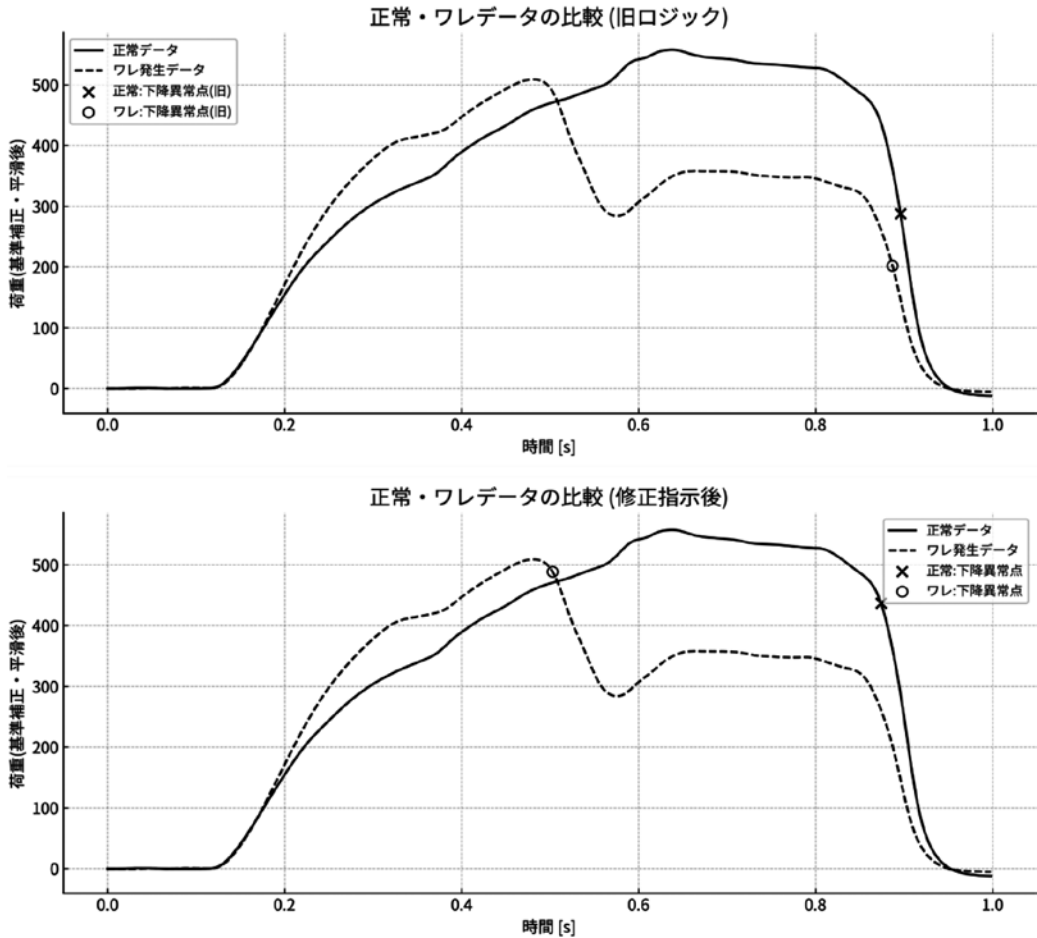


図7 LLMの見落としと再指示後の改善

ここで問題となるのは、LLM がコード生成や可視化を得意とすることと、物理機構理解に基づいて重要イベントを同定することが別の能力である点である。前者は、指示された処理を整った形で実装する能力であり、後者は、どの時間帯に何が起きているかを工程知識と結び付けて判断する能力である。本事例では、まさに後者が成否を分ける要因となった。

5.4 指示による改善とその限界

本節の説明は、工程③と工程④を人間が先に確定させたうえで、特徴量の抽出と工程⑤の可視化を LLM へ委ねた場合にあたる。

もっとも、LLM が全く改善できなかったわけではない。最大荷重前後の時間窓を明示し、

その範囲で傾きのしきい値、曲率の符号反転点、注目範囲を指定して再指示すると、所望に近い抽出や図示は可能であった。たとえば、「最大荷重直後の一定範囲で最初に強い下降が現れる点を候補とする」「下降開始と曲率変化を併記する」といった条件を与えると、図示結果は人間の見方に近づいた。

このことは、人間が注目位相を先に定めさえすれば、工程④の抽出と工程⑤の可視化については LLM が依然として有効であることを示している。

ただし、この改善は本質的には「人間が答えに近い注目範囲を先に与えている」ことに依存する。したがって、これは自律検出の達成ではなく、指示の精緻化による半自動化である。もし別の条件や別の不具合に対して同じ処理を適用する場合、どの範囲を指定すべきかを再び人間が考えなければならない。この点は、摩耗予測と比べて、テンプレート化だけでは吸収しにくい難しさである。

5.5 本質的な課題

本質的な課題は工程③に残る。すなわち、ワレの発生タイミングをデータから正しく推定し、その理解に基づいた特徴量を設計することが困難なため、工程⑥以降の検知ルール化と運用展開まですすめられなかった。単に波形全体の差を見つけるだけでは不十分であり、最大荷重、下降開始、破断候補時刻、その間の変化率や曲率変化などを、イベントとして扱うべきである。つまり、ワレ予兆では「どの位相で何が起きるか」を捉えるイベント中心の見方が重要である。

この問題は、LLM 単体では解きにくい。少なくとも本事例で試した範囲では、外部知識や明示的なアルゴリズムを与えない状態の LLM は、どの微分次数を見るべきか、どの変化点が物理的に重要かを安定して判断しにくかった。確立したアルゴリズムとの組み合わせによる対処については、7.1 節で述べる。

本事例が示すのは、LLM の失敗そのものより、解析対象の性質によって求められる支援形態が変わるという事実である。この点は、6 章で摩耗予測と比較して整理する。

6. 成功例と課題例の比較・考察

4 章と 5 章で述べた二つの事例を、3 章で述べた九つの工程に沿って比較した結果を表 2 に示す。支援の効き方は、全工程で様に異なるわけではない。工程①、②、⑤では両事例に大きな差がなく、差は工程③および工程④に集中している。そして、この差が工程⑥以降の到達点と、工程⑦におけるレビュー負荷の違いにつながった。

なぜ工程③と工程④で差が生じたのかについて、本稿の二事例を比較した範囲では、次の三点が影響したと考えられる。

第一に、現象の性質である。摩耗は累積的に進むため、複数ストロークを時系列に並べれば変化の方向が現れる。したがって、仮説の当否をデータ全体で検証でき、仮説が外れていれば比較の過程で気付ける。一方、ワレは特定のストロークで突発的に生じるため、比較すべき対象が「ワレが生じたストロークの内部のどの位相か」となり、検証の単位が波形内部の局所へ移る。この場合、仮説が外れていること自体に気付きにくい。

第二に、特徴量設計の容易さである。摩耗予測では、変形・せん断・破断という区間が工程物理から定まるため、特徴量設計を「区間の切り方」と「区間内の統計量」の組合せへ分解で

表2 工程別に見た摩耗予測とワレ予兆の比較

工程	ピアスパンチ摩耗予測	絞り加工ワレ予兆
①データ取り込み	切り出し条件の整理から開始。両事例で差はない	同左
②前処理レシピの生成	位相整列・基線補正の候補生成が有効	同様に有効。初速向上に寄与
③波形変化仮説の生成	工程課題の問いから破断完了時間の候補が得られた	重要位相を外し、減衰末期を過大評価した
④特徴量候補の生成	単調に変化する指標へ絞り込めた	候補列挙は可能だが核心の局所形状に届かない
⑤可視化テンプレートの生成	区間注釈付きグラフが定着	正常・ワレ比較図の体裁統一に有効
⑥簡易検知ルールの生成	単調性を前提とした判定の考え方で整理	着目位相が未確定のため未到達
⑦人によるレビュー	区間定義と妥当性の確認が中心	注目位相と評価観点の設計自体が必要
⑧プロンプト・コード・手順の固定化	前処理・特徴量・図を資産化できた	条件が変わると再設計が必要で資産化しにくい
⑨運用展開	段階的警報を含む運用フローを設計できた	追加検証が必要

きた。この形であれば、LLM が得意とする一般的な候補列挙がそのまま使える。これに対しワレ予兆で着目すべきものは、最大荷重直後の下降の速さという局所形状であり、区間統計量の組合せとしては表現しにくい。汎用的な候補列挙が核心に届かなかったのは、このためである。

第三に、評価観点の定義しやすさである。摩耗予測では、摩耗が進むほど指標が一方へ動くという単調性を評価基準に置けるため、特徴量の良否をデータから判定できた。ワレ予兆では、ワレの発生タイミングそのものが推定対象であり、正解とすべき時刻が確定しない。このため、抽出結果が妥当かどうかは人間がグラフを見て判断するほかなく、工程⑦の負荷が増し、反復の回転も遅くなった。

これら三点は独立しているのではなく、現象の性質が特徴量設計を分解できるかどうかを決め、それが評価観点を定義できるかどうかを決めるという連鎖関係にある。LLM の支援が有効に働くかどうかは、この連鎖の起点である現象の性質に強く依存すると考えられる。

一方で、LLM が両事例に共通して効果を発揮した点もある。それは解析作業の初速向上と再現性向上である。自然言語で仮説や処理要求を与えると、前処理コード、可視化コード、説明文を短時間で生成できるため、現場技術者と IT 技術者の間にある実装の壁を下げられる。特に、プロンプト、コード、図の形式を固定化できる点は、解析業務を属人的な試作から再利用可能な資産へ変えるうえで重要である。

したがって、現時点の実用解は、LLM に完全自律検出を期待することではない。人間が現象理解に基づいて注目範囲と評価観点を設計し、妥当性を確認する一方、LLM は暗黙知を形式知へ変換し、手順化・可視化・再現化を通じてレビューできる形へ整える。この構図であれ

ば、LLM の長所を活かしつつ、誤った自律判断のリスクを抑えられる。LLM が有効な作業と人間によるレビューを要する作業の対応を、本稿の事例で該当した場面とあわせて表3に示す。

表3 LLM が有効な作業と人間によるレビューを要する作業

項目	LLM が有効な作業	人間によるレビューを要する作業	本稿の二事例で該当した場面
仮説整理	候補列挙, 観点整理, 説明文草案	採用仮説の選定, 工程整合確認	摩耗: 候補から破断完了時間を選定 ワレ: 重要位相の取り違い
前処理	コード生成, 処理候補比較	過補正の有無, 整列基準の妥当性判断	両事例: 位相整列と基線補正の基準決定
特徴量設計	汎用候補の提案, 抽出実装	物理的意味付け, 採否判断	摩耗: 振動系・品質系の候補を不採用と判断
可視化	グラフ作成, 注釈整備, テンプレート化	図の読み方, 重要位相の確認	ワレ: 注目範囲の明示により抽出が改善
運用化	手順書草案, レビューシート草案	警報設計, フェイルセーフ, 現場導入判断	摩耗: 段階的警報を含む運用フローの設計

今後、LLM がアルゴリズムや知識ベースと連携することで、より高度な自律支援へ近づく余地はある。ただし、解析対象の現象差に応じて、人間がどの観点を設計し、どこまで機械へ委ねるかを明示することは、引き続き実運用に耐える仕組みの条件となる。

7. 今後の課題と展望

本章では、6章の比較・考察結果を踏まえ、今後の LLM の適用の方向性と評価観点について述べる。

7.1 LLM ×アルゴリズムの連携

6章で述べたとおり、本プロセスの難所は工程③と工程④、すなわち「どの位相の何を見るか」を決める段階にあった。3.1節で示した図3のプロセスでは、この段階を人間と LLM の対話によって決めている。しかし5章のワレ予兆のように、人間が注目位相を先に与えなければ進まない場合、候補の絞り込みが人間の当たりの付け方に依存し、別の不具合へ適用するたびに同じ検討を繰り返すことになる。

そこで、今後の第一の方向性は、LLM を「説明可能な司令塔」と位置付け、実際の数値処理は確立されたアルゴリズムへ委ねる構成である。この連携の構成を図8に示す。図8の「3. LLM による説明支援」に示したように、LLM は仮説生成、手法選択、結果解釈、再探索方針の提示を担い、「2. アルゴリズム解析」に示した変化点検出、微分・曲率、包絡線、位相整理、クラスタリング、異常検知などの計算は専用アルゴリズムが担う。この分担により、LLM の言語能力と、数値処理の安定性を両立しやすくなる。

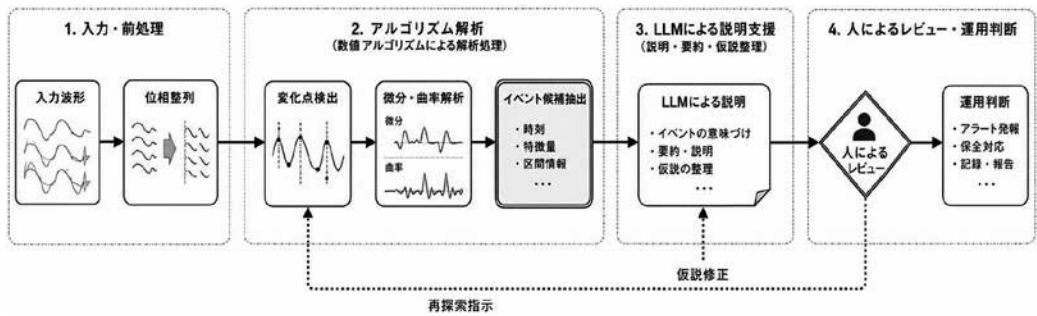


図8 LLM×アルゴリズム連携によるイベント抽出フロー

図3のプロセスとの違いは、工程③と工程④の入口を数値処理へ移す点にある。図3では特微量候補を言語的な列挙から出発させていたのに対し、図8では変化点検出などのアルゴリズムが候補イベントを先に提示し、LLMはその結果を説明して次に見るべき箇所を提案する役割へ移る。これにより、人間が注目位相を事前に特定できない場合でも、候補の提示までは機械側で担える構成となる。

特にワレ予兆では、出力を単なる異常スコアではなく、イベント時系列として整理することが重要である。たとえば、最大荷重時刻、破断候補時刻、複数の変化点、それぞれの信頼度、根拠となる波形特徴をイベントとして明示すれば、人間はどこに着目して判断すべきかを理解しやすくなる。LLMは、これらのイベントの説明と相互関係の整理に適している。この形であれば、完全自動判定よりも、レビューと意思決定を支える説明可能な支援へ近づく。

7.2 RAGと手順テンプレート

第二の方向性は、RAG (Retrieval-Augmented Generation) と手順テンプレートの整備である。RAGは、LLMが外部知識ベースを検索し、回答や提案に参照情報を取り込む構成である。なお、本稿の二事例ではRAGを用いた検証は実施しておらず、以下は6章で明らかになった課題に対する今後の方向性として述べる。

RAGに期待するのは、工程③の課題への対処である。4.3節で述べたように、外部知識を与えないLLMの出力は、工具摩耗の監視で一般に知られる指標の列挙にとどまり、そのうちどれが当該工程で意味を持つかは示されなかった。また5.3節では、工程物理を参照しないまま汎用的な特微量探索を行った結果、重要位相を外している。成形成理論、作業標準、過去解析事例、トラブル事例、保全ルールを外部知識として参照させることで、こうした一般論への偏りを減らし、工程物理と整合した候補を提示しやすくなると考えられる。この知識参照と資産化の流れを図9に示す。図9のように、LLMがRAGによって外部知識を参照して工程物理と整合した手順を生成し、得られたプロンプト、コード、テンプレートを再利用可能な資産として蓄積する。

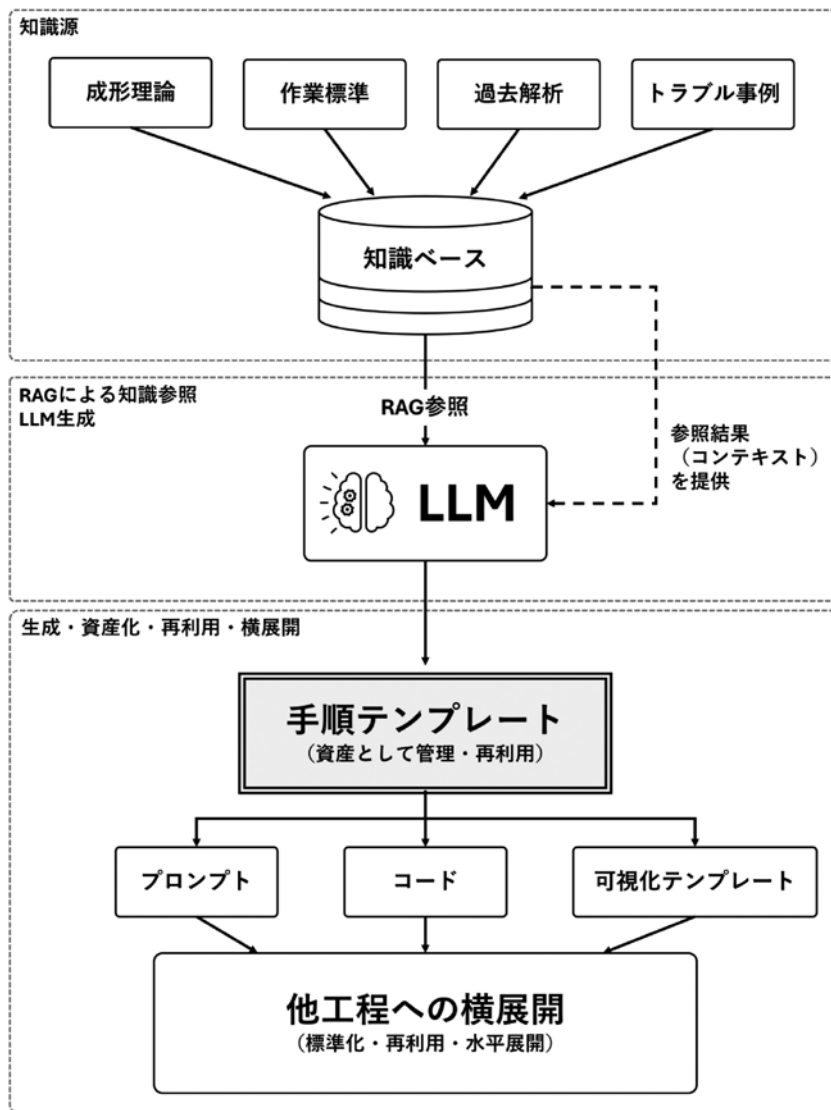


図9 RAGと手順テンプレートによる知識参照・資産化フロー

一方、手順テンプレートの資産化が対応するのは、6章の表2の工程⑧に示した課題である。ワレ予兆では、条件が変わるたびに注目範囲を設計し直す必要があり、成果が資産として蓄積しにくかった。テンプレートには、イベント定義、注目区間定義、候補特徴量、可視化方法、検証観点、誤検知・見逃し確認、現場レビュー観点を含める。テンプレート化の利点は、分析者が変わっても最低限見るべき項目がぶれにくい点にある。プロンプト、コード、判断基準をまとめて資産化すれば、他工程への横展開や技術継承にもつながる。

7.3 実運用に向けた評価観点

実運用を見据えると、評価指標は単一では足りない。表4に、今後整理すべき主な評価観点を示す。検知精度だけでなく、発生タイミング誤差、リードタイム、誤検知、見逃し、説明可能性、現場レビュー負荷、再現性、メンテナンス性、他工程への横展開性といった観点を併せ

て評価すべきである。

表4 実運用に向けた評価観点

評価観点	ねらい	本稿での評価状況
発生タイミング誤差	重要イベントをどれだけ正しい位相で捉えられるかを確認する	今後の課題（正解時刻が定まらず未評価）
リードタイム	異常が顕在化する前にどれだけ早く兆候を捉えられるかを確認する	今後の課題
誤検知	不要な警報が現場負荷を増やさないかを確認する	部分的（5.3節で誤抽出の事例を確認）
見逃し	重大不具合を取り逃さないかを確認する	部分的（5.3節で重要位相の見落としを確認）
説明可能性	判定根拠を現場へ説明できるかを確認する	定性的に確認（4.2節，4.3節）
現場レビュー負荷	導入後の確認作業が過大でないかを確認する	定性的に確認（6章の工程⑦の対比）
再現性	分析者や時期が変わっても同じ手順が再現できるかを確認する	部分的（摩耗予測は工程⑧により向上）
メンテナンス性	条件変更時にテンプレートやルールを更新しやすいかを確認する	今後の課題
横展開性	他工程や類似不具合へ適用しやすいかを確認する	今後の課題

これらの観点を満たすためには、モデル単体の性能だけでなく、運用フロー全体を設計することが求められる。すなわち、どのイベントを誰が確認し、どの段階で点検や条件見直しにつなげるかを含めて設計しなければならない。LLMは、この運用設計を文書化し、レビューできる手順へ整える支援役としても活用できる。

8. お わ り に

本稿では、実生産ラインの金型センサーデータ解析に対し、LLMを解析支援に用いる枠組みを、ピასパンチ摩耗予測と絞り加工ワレ予兆の二つの事例で検討した。

二事例の比較から得られた最も重要な知見は、LLMを自律判断の代替として位置付けるのではなく、解析プロセスの再現化と標準化を担う支援役として位置付けるべきである、という点である。本稿の範囲では、LLMが工程物理を理解して重要位相を自ら同定することはなかった。摩耗予測で有効であった特徴量も、LLMが列挙した一般的な候補の中から、人間が工程上の解釈可能性を根拠に選び取ったものである。一方、選ばれた仮説を前処理、特徴量抽出、可視化、説明文へ展開し、それらを固定化して再現可能な手順へ整える作業では、LLMは両事例を通じて一貫して有効であった。すなわち、LLMの価値は判断の自動化ではなく、判断に至る過程の標準化にある。

この位置付けに立てば、特徴量設計、可視化、コード化、検証手順の標準化を進めやすくなり、非IT技術者でも解析に参加しやすくなる。固定化したプロンプトやテンプレートは、再

現性に加えて技術継承の足場となる。

ただし、支援がどこまで届くかは対象現象の性質に依存する。ピアスパunch摩耗予測では、連続的な劣化現象を区間化して捉える枠組みと親和性が高く、LLM は仮説整理と実装支援に有効であった。これに対し、絞り加工ワレ予兆では、発生位相の自律的特定が依然として課題であり、現時点では人間が注目範囲と評価観点を設計し、LLM が実装、可視化、再現化を担う役割分担が実用的である。

今後は、LLM ×アルゴリズム連携、RAG、手順テンプレートを組み合わせ、説明可能で再現性のある異常検知支援へ発展させることが重要である。その際には、数値性能だけでなく、発生タイミング誤差、レビュー負荷、フェイルセーフ、横展開性まで含めた実運用評価が求められる。本稿で示した整理が、生成 AI を過度に誇張することなく、現場に根差した形で活用していくための一助となれば幸いである。

執筆者紹介 長 島 正 貴 (Masaki Nagashima)

2010 年ユニアデックス(株)入社。Unisys 系メインフレームの基本ソフトウェア保守業務に従事する。2018 年より岐阜大学 地域連携スマート金型研究センターに参加。主にプレス機械のセンサーデータ分析と成形品の品質判定についての研究に取り組む。

