

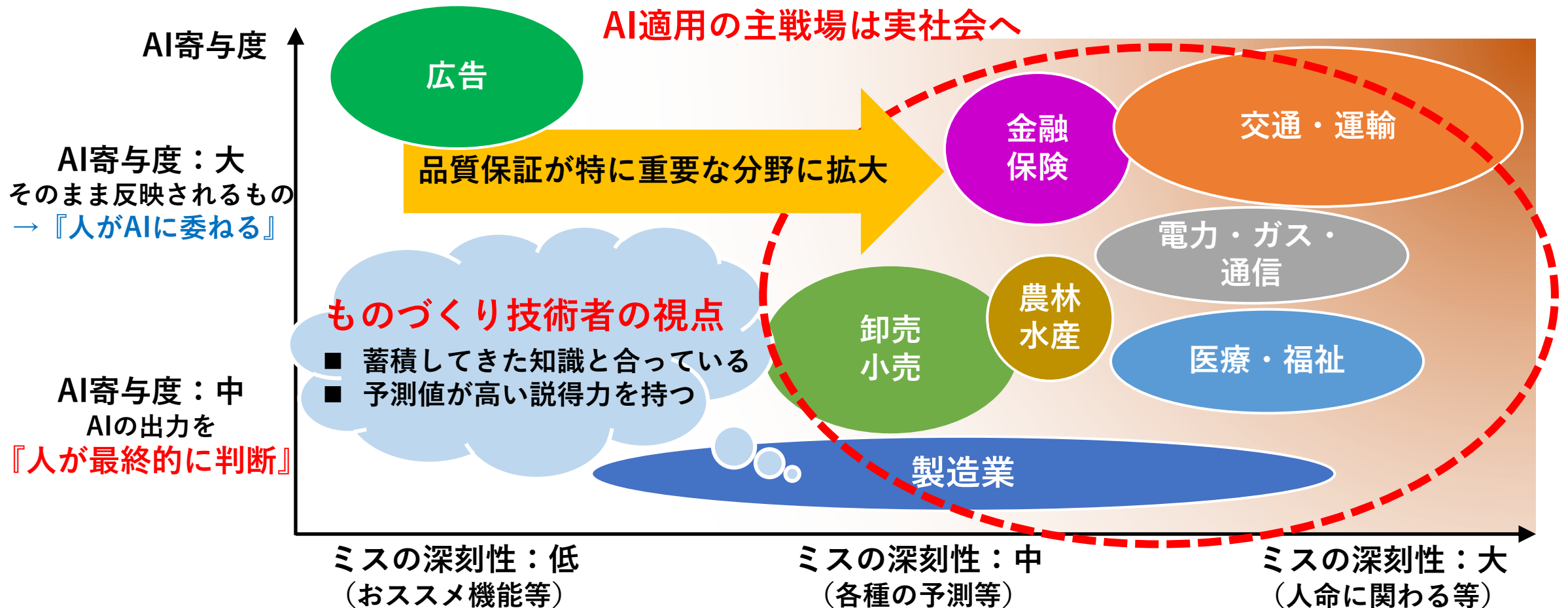
機械学習によるLMDのロバストな加工条件の推奨

情報・生産技術部 加工評価グループ
福山 遼

KISTEC Innovation Hub
2023 11.13 Mon. to 11.17 Fri.

背景

- AI技術は広告をはじめとするネット産業から、実社会へ適用が進行中
- 実社会の中でも、品質保証が重要な製造業，医療・福祉，社会インフラへの適用が進む

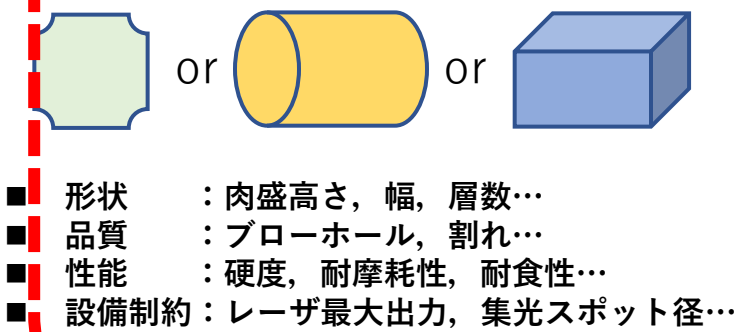


研究開発の内容

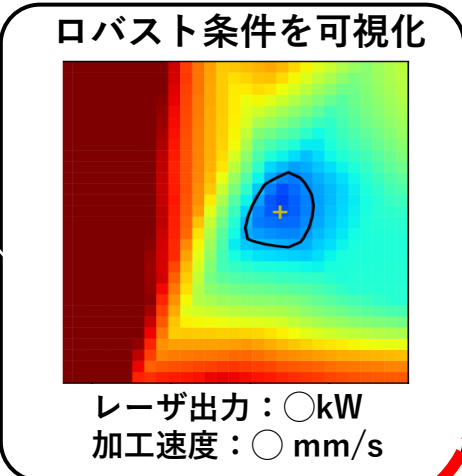
ものづくり技術者の視点で応用開発期間短縮・不良品流出防止に必要な機能を定義し、
レーザ加工における設備や加工条件が違ってても汎用的に使えるAIの開発

AI 条件推奨

要求仕様



推奨条件

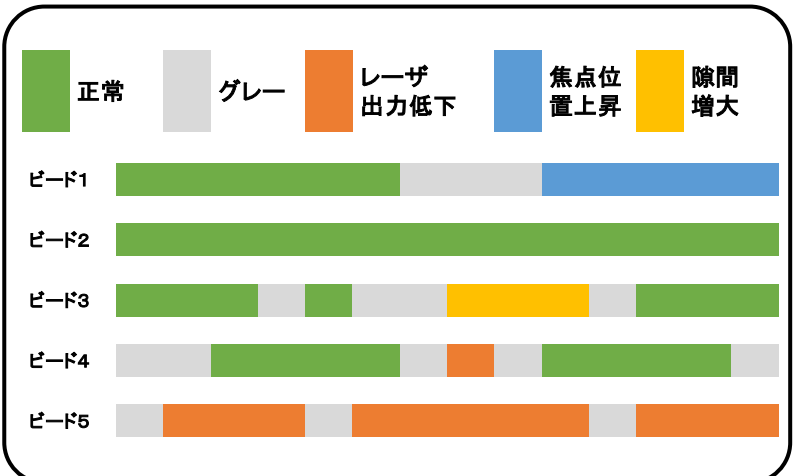


AI モニタリング

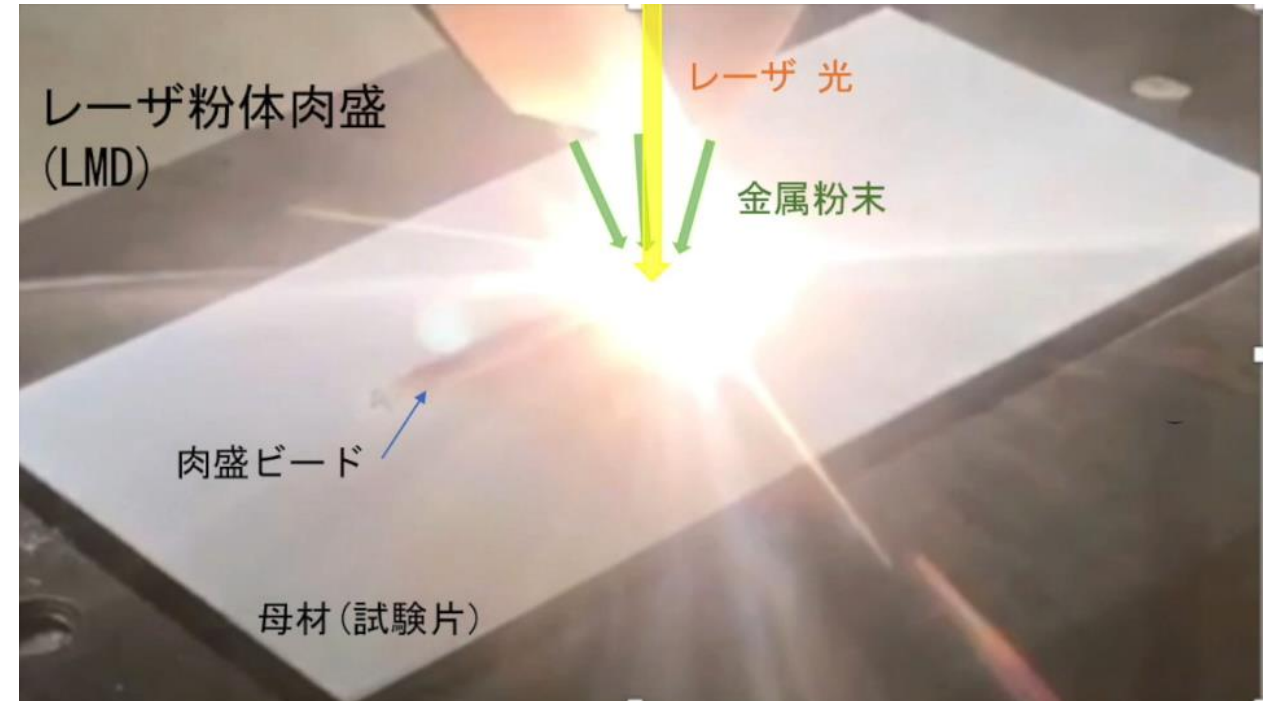
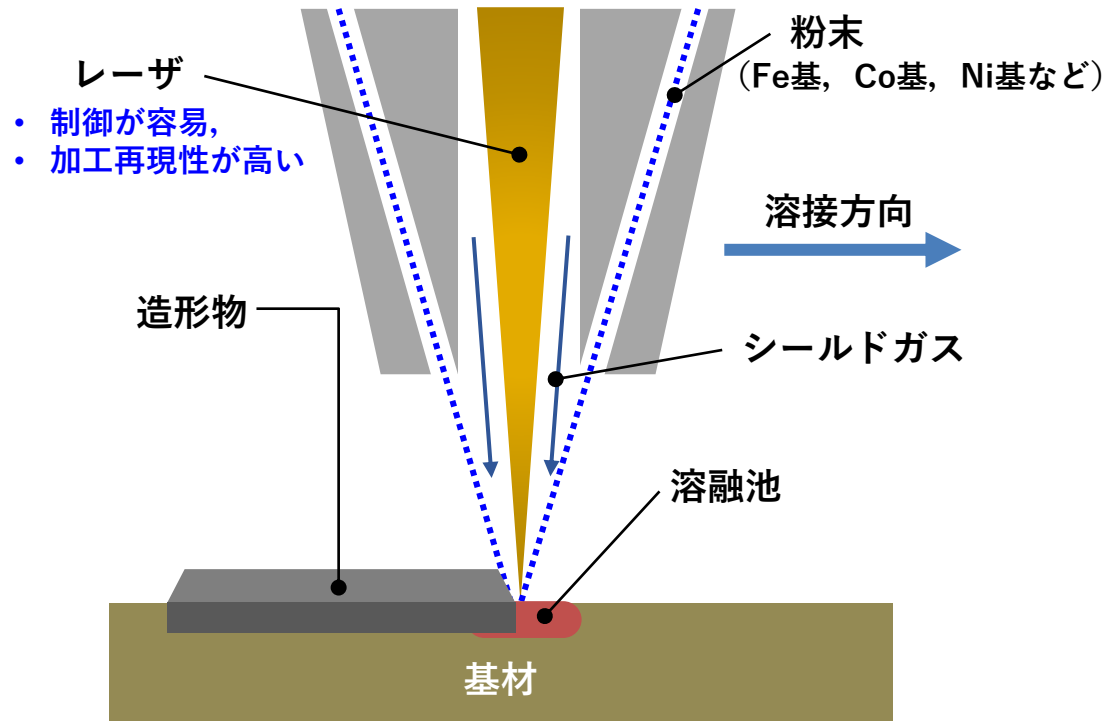
発光強度



逸脱検出と原因推定



LMD (レーザー粉末肉盛溶接) について



- 母材の希釈率が少ない
- 低入熱量のため低歪
- ▶ 局所的な肉盛層の形成が可能

LMD + 高硬度
安価な基材

or

LMD + 耐摩耗性
安価な基材

or

LMD + 耐熱性
安価な基材

or

LMD + 耐食性
安価な基材



産業界でのLMDを用いた応用事例

圧延ローラー (住友重機械ハイマテックス)



タービンブレード (住友重機械ハイマテックス)



翼形状の部品 (日本電産マシンツール)



歯車の補修 (石川県産業創出支援機構)



磨耗したピストンの再生利用
(ヤンマー)

LMDとAIのインテグレーション

加工条件（説明変数）

グループ	名称	シンボル
レーザ	スポットサイズ	X_1
	スポット形状	X_2
	1層目の出力	X_3
	肉盛層ごとの出力比	X_4
	波長	X_5
走査	加工速度	X_6
	ラップ幅	X_7
	走査パターン	X_8
粉末	化学組成	X_9
	供給量	X_{10}
	粒子サイズ	X_{11}
ガス	流量	X_{12}
基材	化学組成	X_{13}
	熱的特性	X_{14}
	予熱温度	X_{15}

AI

製品の要求仕様（目的変数）

グループ	名称	シンボル
生産性	肉盛高さ	Y_1
	加工時間	Y_2
性能	硬さ	Y_3
	希釈	Y_4
品質	割れ	Y_5
	大ブローホール	Y_6
	小ブローホール	Y_7
	融合不良	Y_8
	外観	Y_9

- 製品の仕様を満たす加工条件の設定には、経験豊富な熟練技術者であっても試行錯誤と評価を繰り返す必要がある

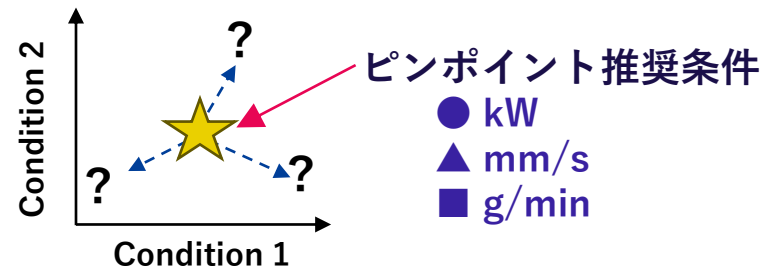
課題と研究目的

1. LMDは説明変数（加工条件）間の関係が複雑かつ、多くの目的変数（製品の要求仕様）が存在

→ 探索結果がトレードオフの関係になりやすい

2. 既存のAI研究ではピンポイントな加工条件を示す条件探索が多い

→ 生産技術者に対する説得力に欠け、さらに安定生産を可能にする条件のロバスト性が考慮されていない



目的：多くの説明変数と目的変数を有するLMDの加工条件の探索に適した実用的な手法の開発

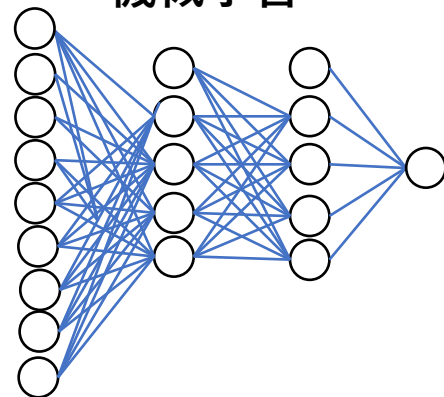
要求仕様



- 形状 : 肉盛高さ, 幅, 層数...
- 品質 : ブローホール, 割れ...
- 性能 : 硬度, 耐摩耗性, 耐食性...
- 設備制約 : レーザ最大出力, 集光スポット径...

Input

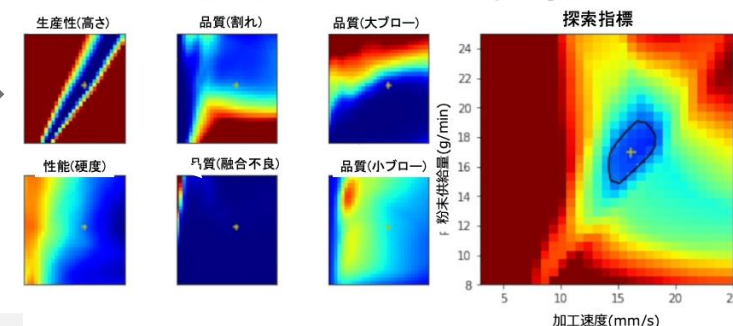
機械学習



Output

ロバストな加工条件を
可視化して提案

G2.40/2.40/2.40kW V:0.285 v:16.1mm/s p:16.9g/min



機械学習の構成

■ モデル構築（順方向計算）

Input



準備した教師データ



機械学習



学習モデルの構築

Output



予測結果
(形状・品質・性能)

■ 推奨条件の探索（逆方向計算）

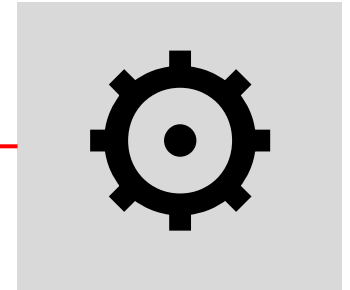
Output



推奨条件

- ① ものづくり技術者が納得できる可視化
- ② 生産現場での条件変動に強いロバストな条件

Input



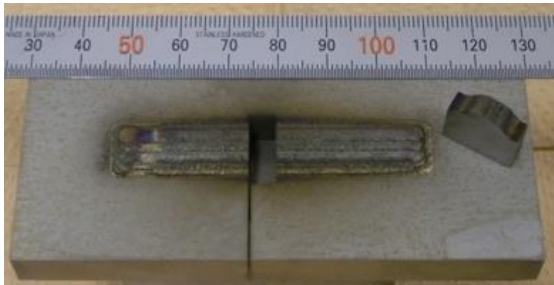
設備制約・要求性能

教師データの取得

テストピース作製



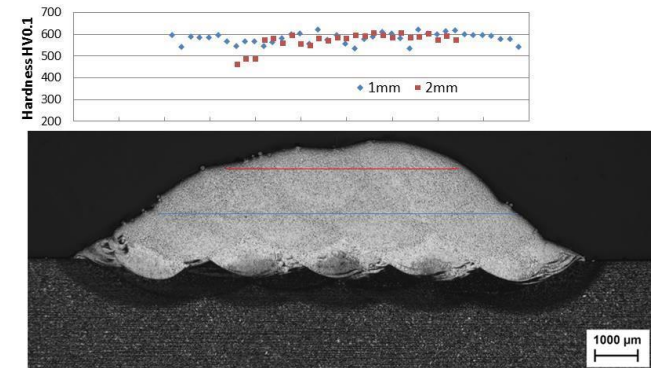
切断



樹脂埋め込み・研磨



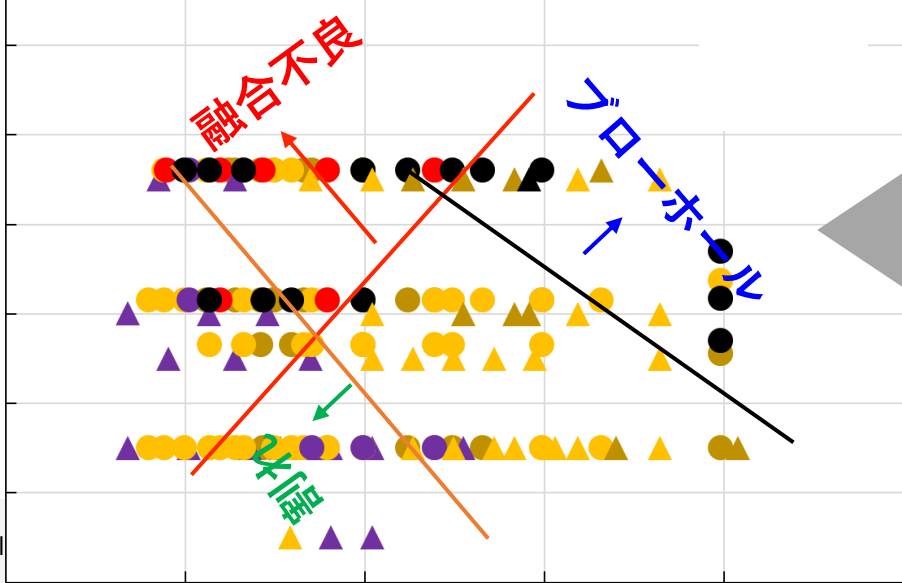
組織観察・硬さ試験などの評価



教師データ

- テストピース 1,700個
- 肉盛パス 11,000パス
- 硬度測定 30,700箇所

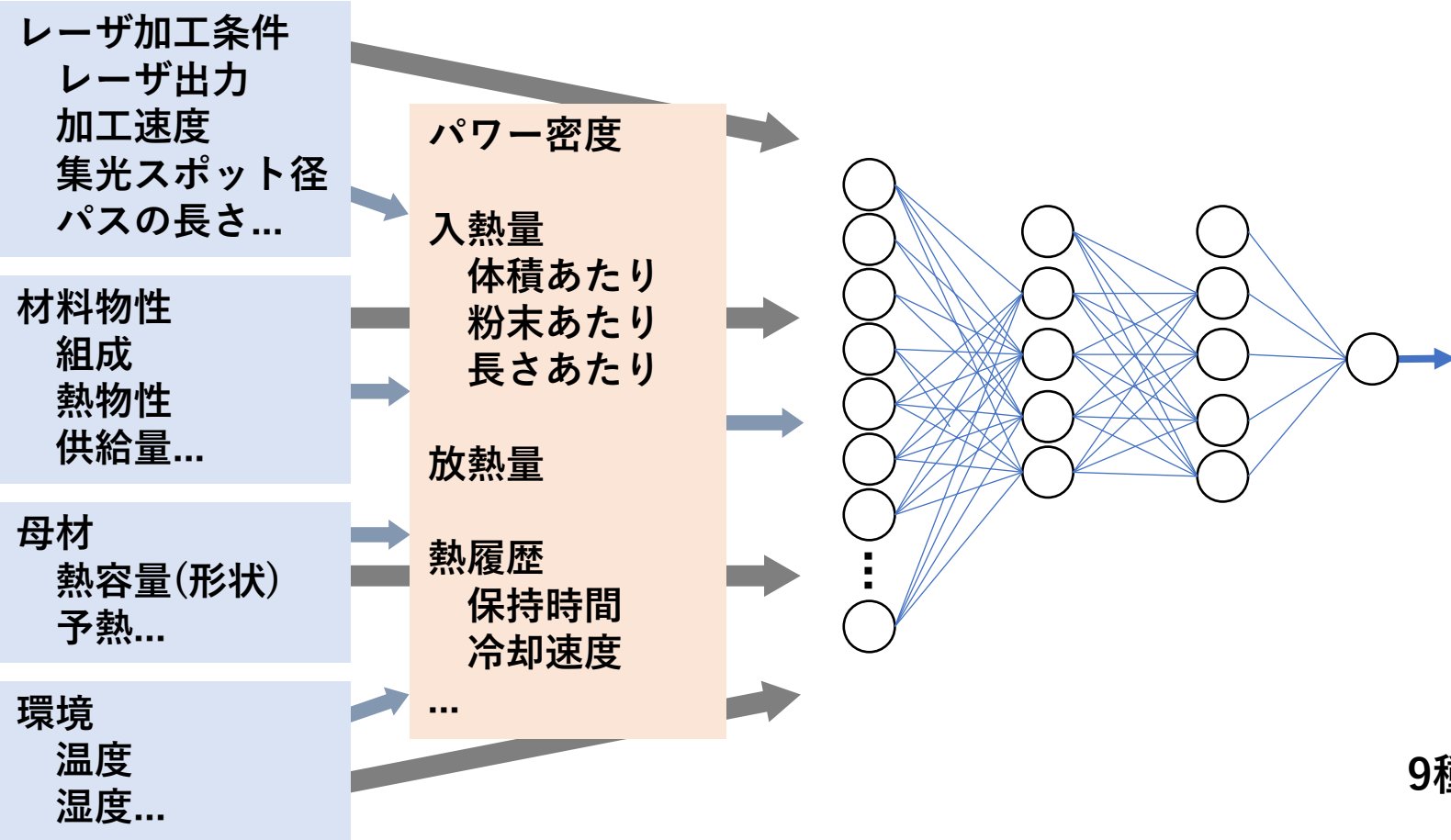
高速度工具鋼1(改良鋼)



各条件・各パス毎の
アノテーション

生産性	肉盛高さ	Y_1
	加工時間	Y_2
性能	硬さ	Y_3
	希釈	Y_4
品質	割れ	Y_5
	大ブローホール	Y_6
	小ブローホール	Y_7
	融合不良	Y_8
	外観	Y_9

学習モデルの構築

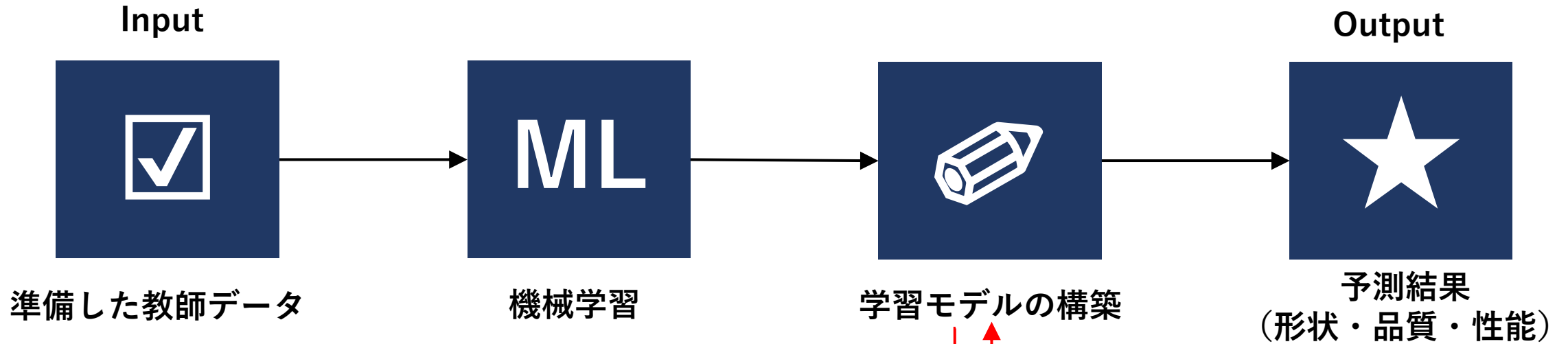


グループ	名称	シンボル
生産性	肉盛高さ	Y_1
	加工時間	Y_2
性能	硬さ	Y_3
	希釈	Y_4
品質	割れ	Y_5
	大ブローホール	Y_6
	小ブローホール	Y_7
	融合不良	Y_8
	外観	Y_9

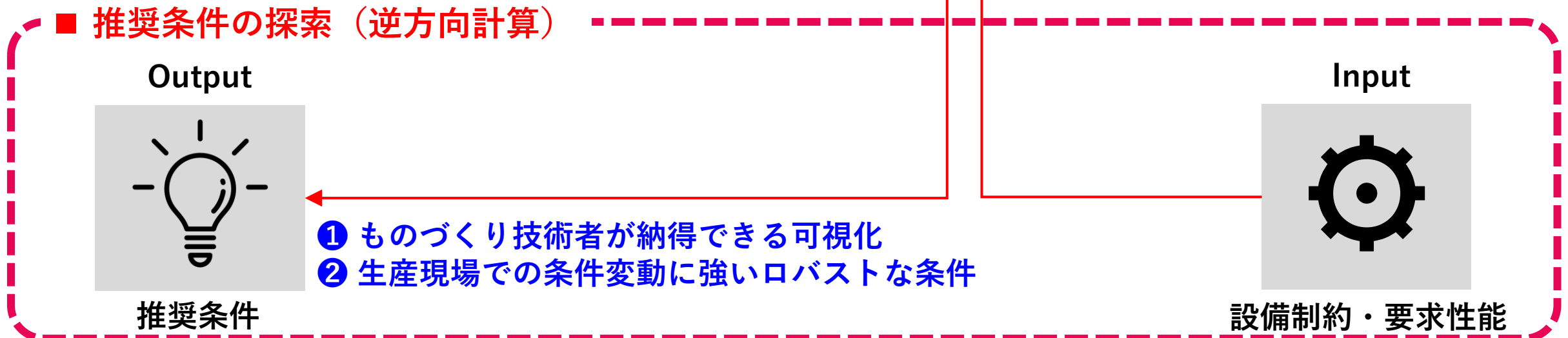
9種類の目的変数ごとに学習モデルを作成

機械学習の構成

■ モデル構築（順方向計算）

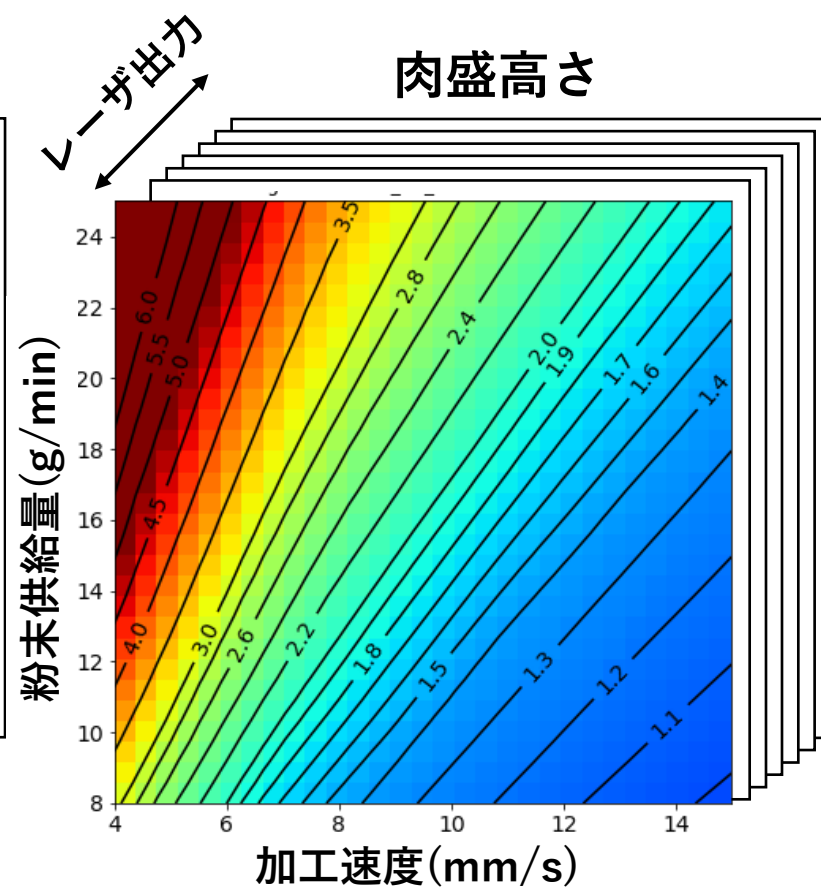
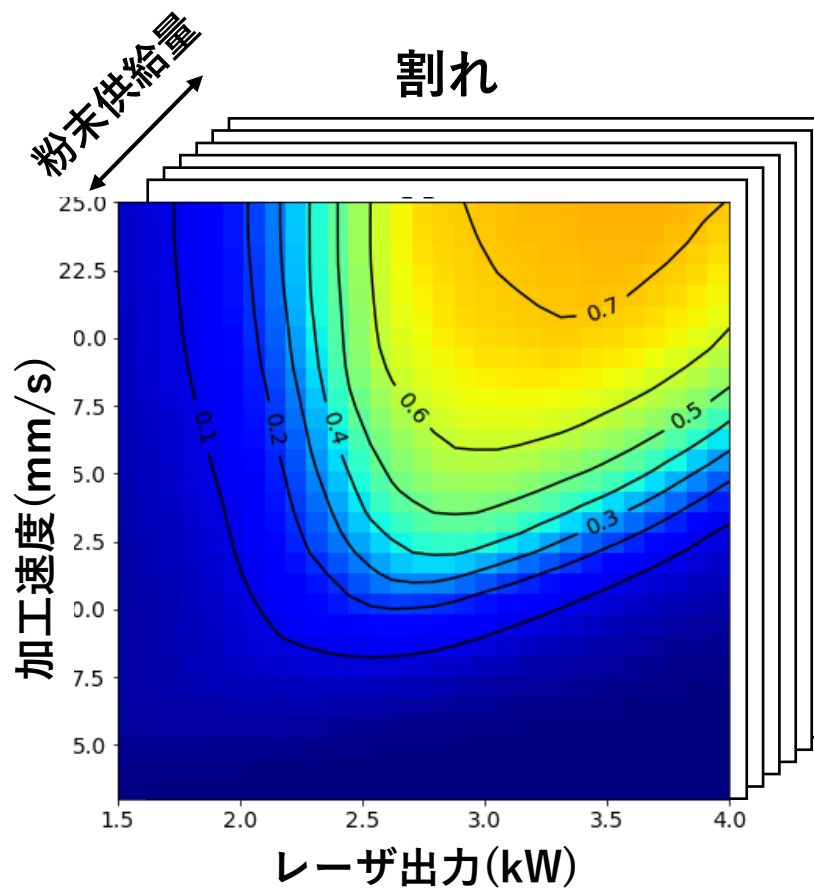
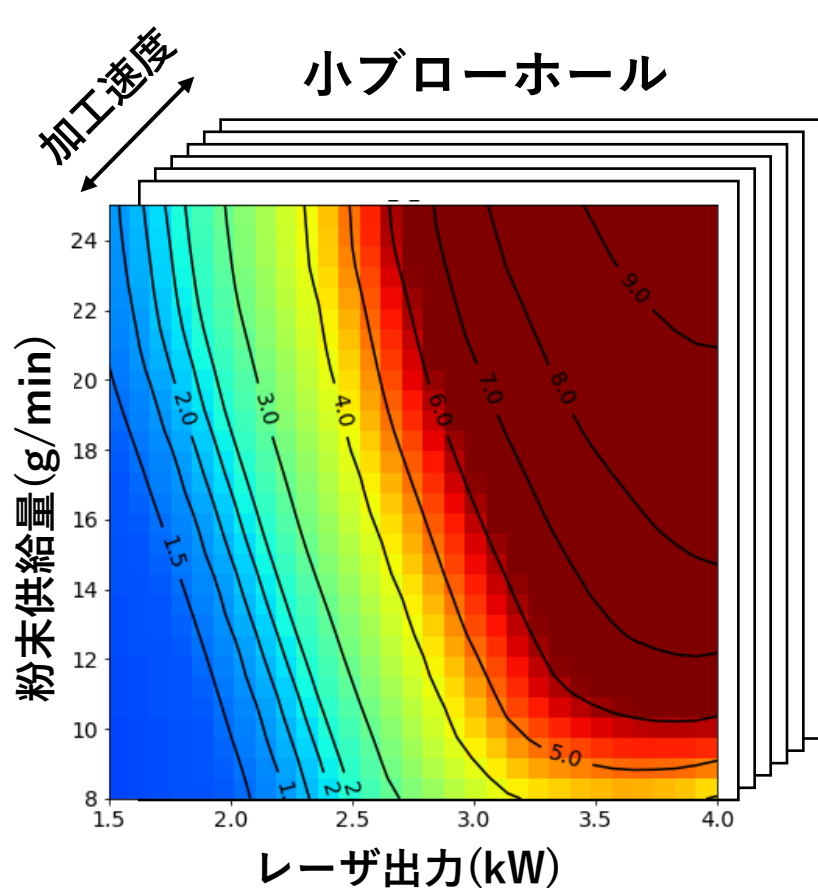


■ 推奨条件の探索（逆方向計算）



ものづくり現場での説明性

基本的な説明変数から任意の2軸を選択し、機械学習の予測値をカラーコンター図を用いて可視化



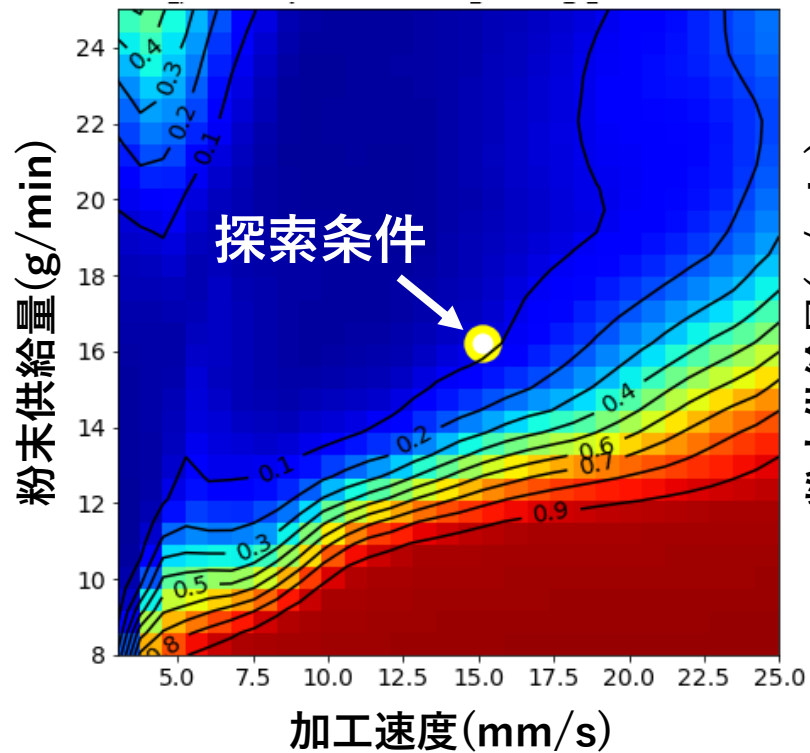
↑ 今回はこの軸のセットで説明

多目的変数の最適化：トレードオフ

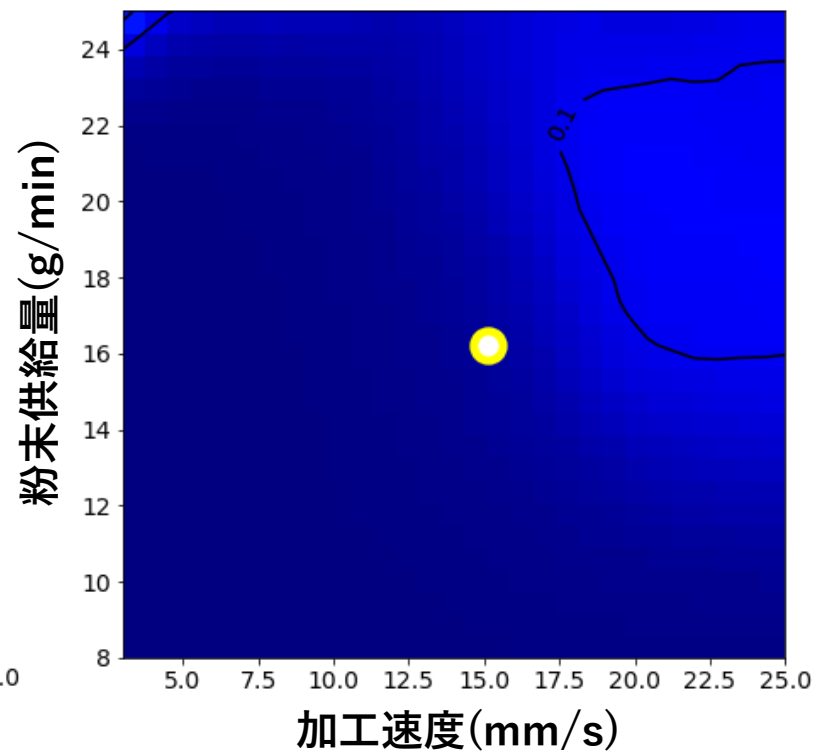
例 1 粉末：高速度工具鋼
出力：2.4 kW

割れ発生=粉末少 $\longleftrightarrow$ 大ブロー発生=粉末多

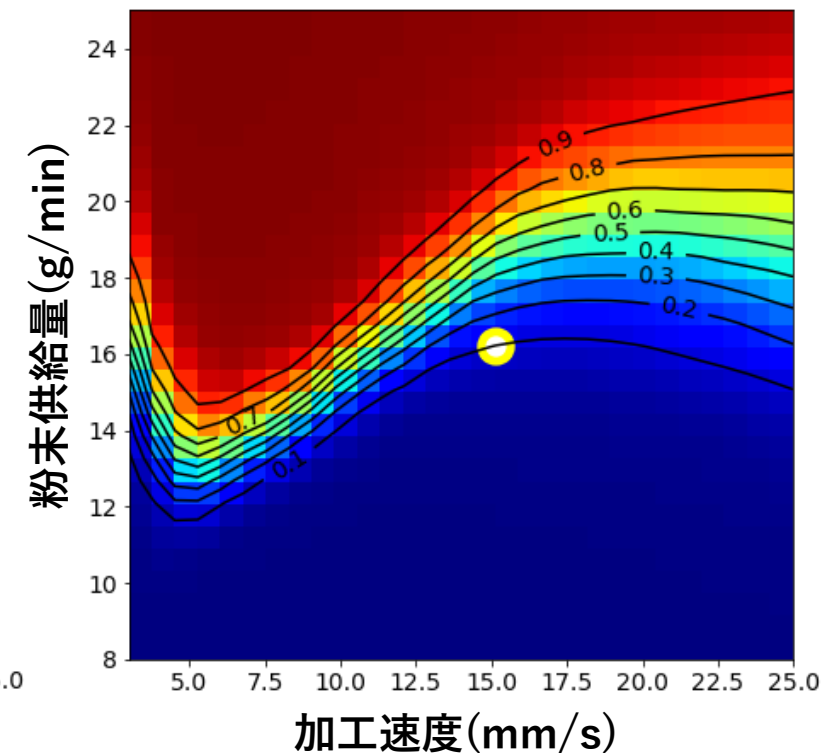
割れ



融合不良



大ブローホール

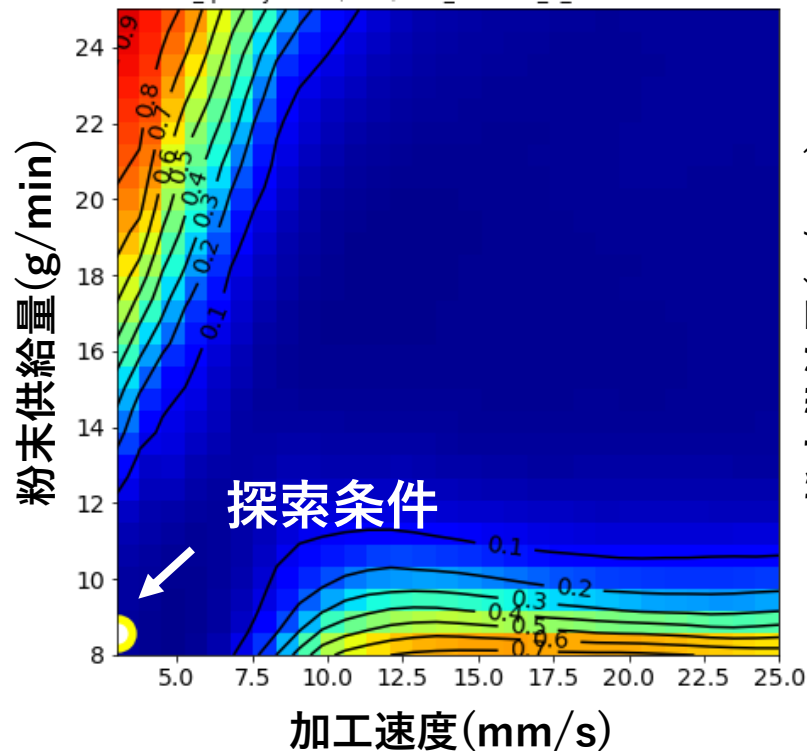


多目的変数の最適化：トレードオフ

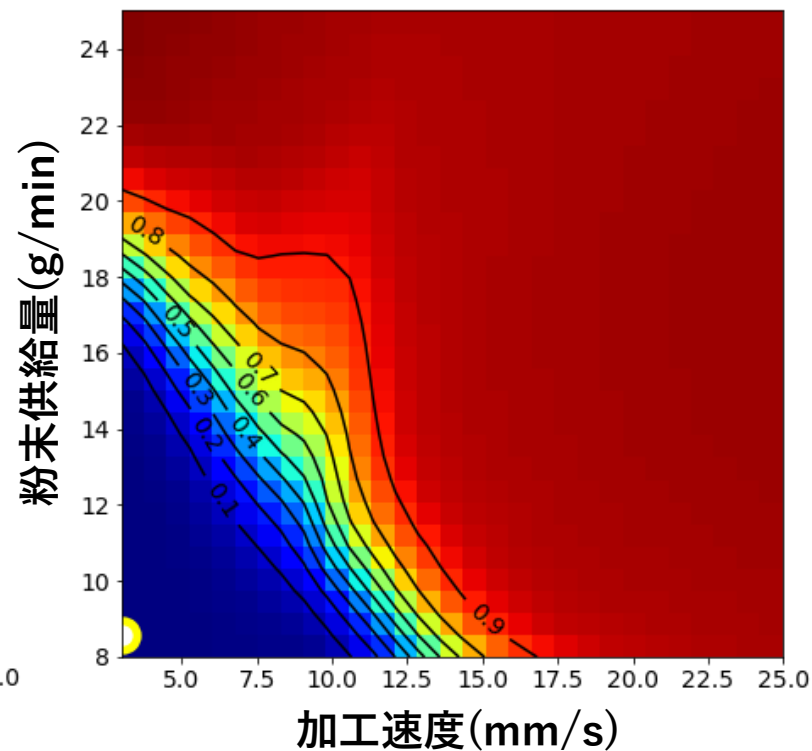
例 2 粉末：高速度工具鋼
出力：1.4 kW

欠陥が少ない条件の探索 $\longleftrightarrow$ 加工時間（生産性）

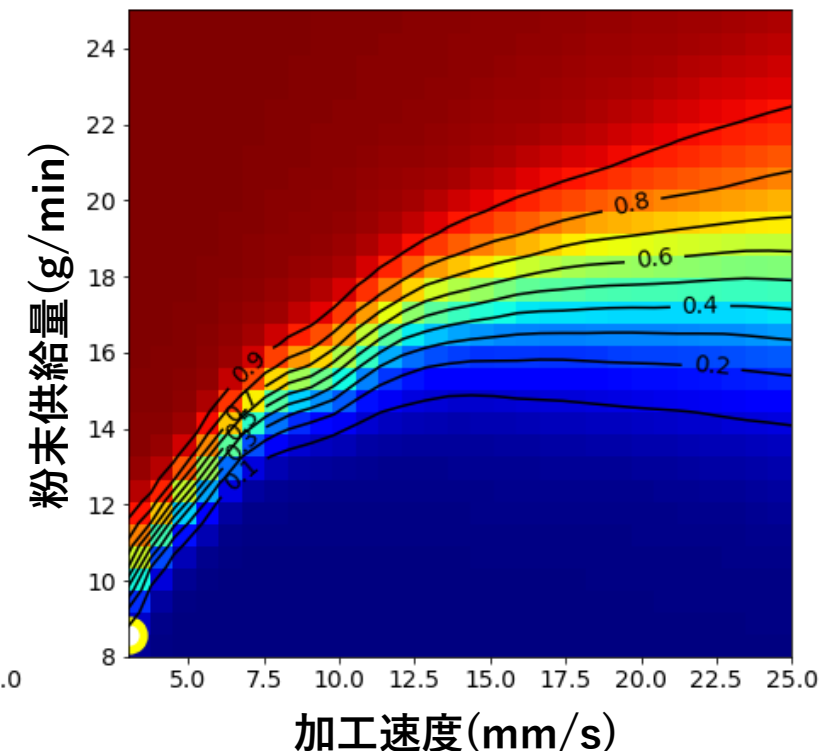
割れ



融合不良



大ブローホール

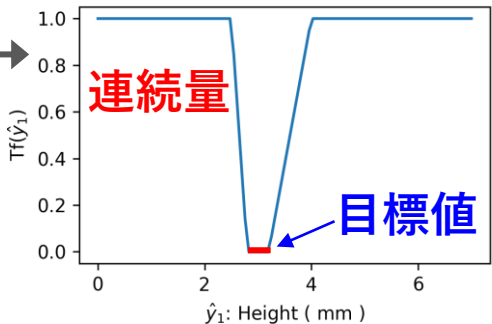


▶ LMDは多くの目的変数があるため、探索条件がトレードオフの関係になりやすい

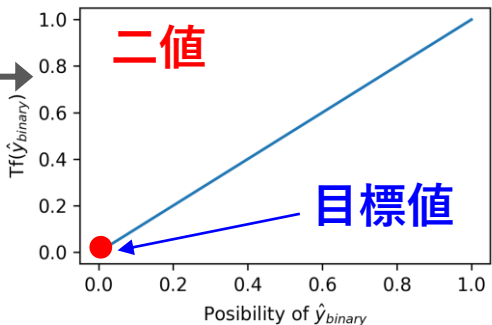
多目的変数の探索指標化

グループ	名称	シンボル
生産性	肉盛高さ	Y_1
	加工時間	Y_2
性能	硬さ	Y_3
	希釈	Y_4
品質	割れ	Y_5
	大ブローホール	Y_6
	小ブローホール	Y_7
	融合不良	Y_8
	外観	Y_9

許容値関数 $Tf^{(i)}()$



・ 得たい値=0
・ 許容されない値=1



重み $\sum_i^9 W^{(i)} = 1.0$

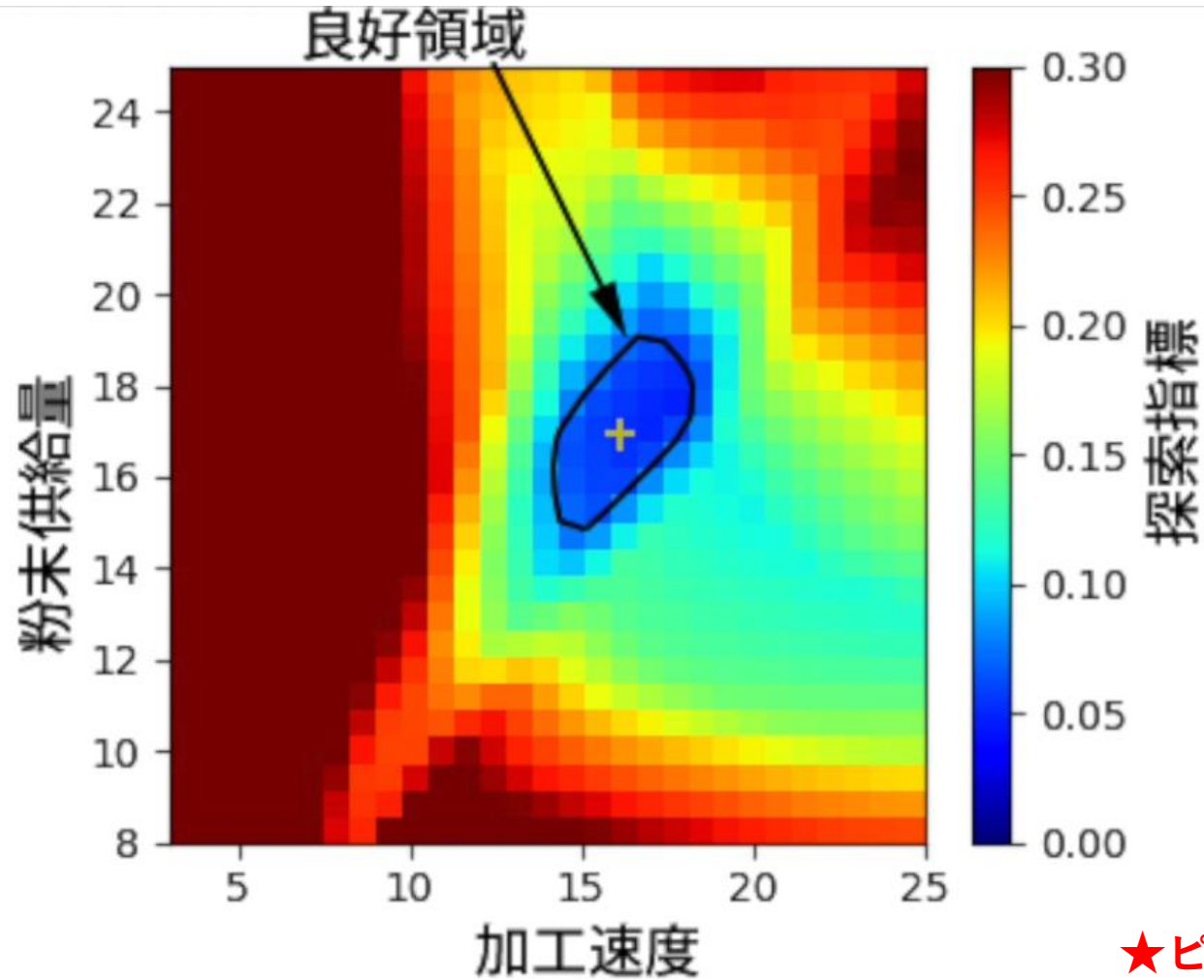
W1
:
:
:
:
:
:
:
:
:
W6
:
:
:
:
:
:
W9

探索指標

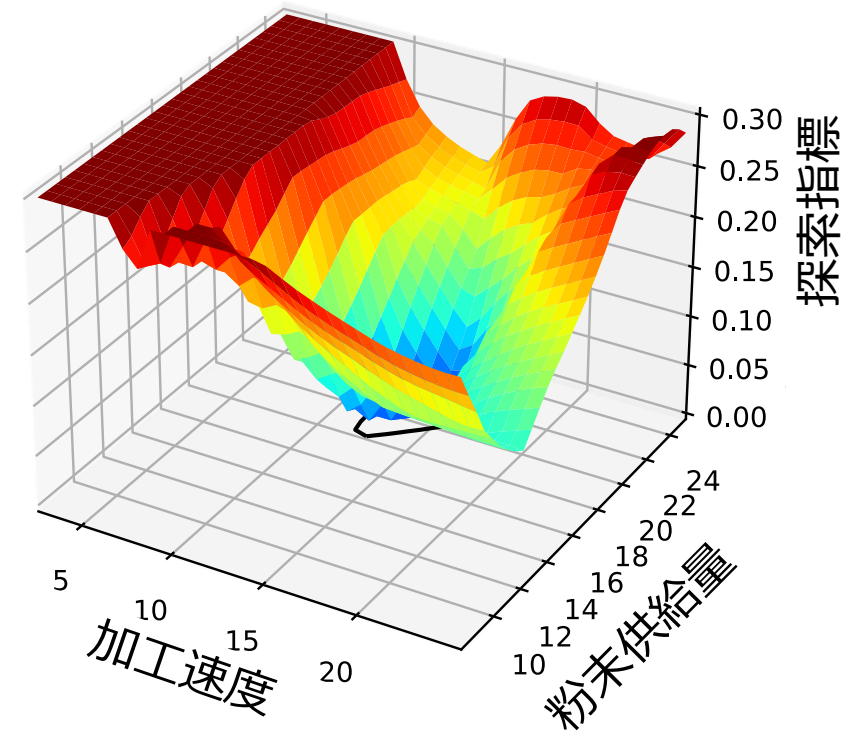
$$I = \sum_{i=1}^9 Tf^{(i)}(y^{(i)}) \times W^{(i)}$$

→小さいほど良い

ロバストな加工条件の探索



- 探索指標が閾値より小さい領域
- 良好領域の大きさ
- 良好領域の重心



★ピンポイントではなく良好領域の大きさをロバスト性を評価
→多少の条件変動が生じても安定生産可能

探索時の品質変化のイメージ

探索条件 ■粉末: 高速度工具鋼 ■目標高さ: 3 mm

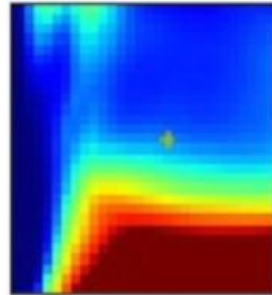
設備制約 ■最大出力:3.0 kW ■集光スポット: $\phi 4$ mm

出力: 2.40 kW 速度: 16.1 mm/s 粉末供給量: 16.9 g/min

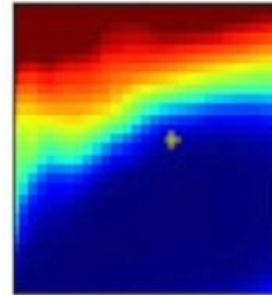
生産性(高さ)



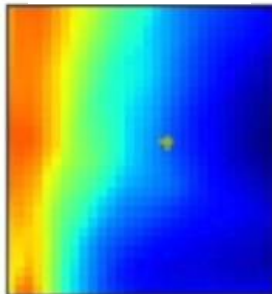
品質(割れ)



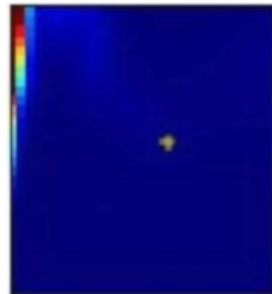
品質(大ブロー)



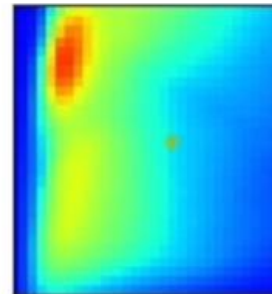
性能(硬度)



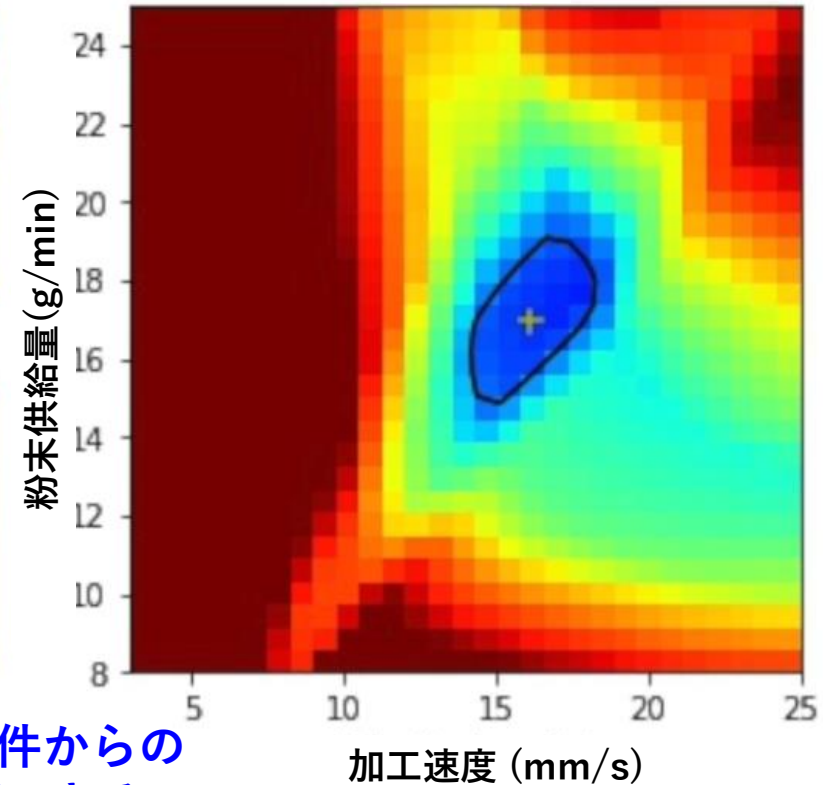
品質(融合不良)



品質(小ブロー)



探索指標



- レーザ加工技術者は条件探索のロバスト性と、探索された条件からの逸脱によって影響を受ける加工結果を明確に認識することができる

まとめ

- LMDのような多くの説明変数と目的変数を持つ複雑なシステムにおいて、加工条件を探索し、目的の加工結果を得るための新しい手法を開発した。
 - 加工条件をピンポイントで探索するのではなく、**生産時に起こりうる変動に対してロバストな加工条件を探索、生産技術者の納得性を高める可視化**という特徴を有している。
-
1. 9つの目的変数それぞれに許容値関数と重みを設定した全体の探索指標を定義し、良好領域の大きさを評価する加工条件のロバスト探索を実施した。
 2. 2軸のカラーコンター図で可視化することで、加工条件の変更に対する品質の傾向を生産技術者に納得させやすくした。



この成果は、国立研究開発法人新エネルギー・産業技術総合開発機構(NEDO)の委託業務（JPNP18002）の結果得られたものです。
深く感謝いたします。

Fin.