

航空機エンジン用 Ti-6246 合金の革新的な鍛造プロセス・組織制御 を実現するための組織予測モデルの基盤構築

— 実験・計算の両面から —

香川大学 創造工学部

教授 松本 洋明

(2018 年度 一般研究開発助成 AF-2018026-B3)

キーワード：航空機チタン合金、鍛造加工、動的球状化、動的再結晶、計算科学、機械学習

1. 研究の目的と背景

航空機産業は中型機を中心にこの 20 年で倍以上の生産量が見込まれており、一方で資源枯渇問題、CO₂ 排出の環境問題に伴いエネルギー利用効率の向上が強く要望され、輸送機器等での革新的な軽量・高強度・耐熱材料の開発と実機適用が強く要望されている。最新の航空機に使用される材料では CFRP(炭素繊維複合材量)とともに金属ではチタン(Ti)合金の需要が著しく増加している。これは CFRP との相性の良さ(化学反応性)が理由だけでなく、上記した軽量・高強度・高耐熱性に強く貢献できるためである。Ti 合金部材の殆どは鍛造加工、圧延加工、プレス加工(超塑性加工)により部品形状に成形される。その際、使用用途に応じて最適な組織形態(例えば等軸形態、ラメラ形態、もしくは bi-modal 形態)を形成するために適切な加工条件(熱間温度・加工速度・ひずみ量)・熱処理条件で塑性加工される。航空機エンジン内の動翼を支えるディスク材、ブレード材は大型鍛造部材であり、エンジンの安全・安定動作のために最も重要な部品であり、軽量かつ高強度な Ti 合金が多く使用される。ここで、上記した最適な組織形成を実現する事を念頭に置きながらも、鍛造は加工での安全性を重視して(加工荷重の低減、塑性安定な条件の選定)、高温・低速化での鍛造加工により部品成型される。つまり“加工し易さ”を重視した経験則により製造条件が選定されているのが実状である。

航空機 Ti 合金鍛造において経験則に依存しない最適な組織制御・材質制御を実現する鍛造プロセス設計を大きな目標として、本研究では航空機エンジン用 Ti 合金の高温変形挙動(流動特性)および組織変化機構を実験的に評価して、以下に記述する構成モデルから塑性変形特性および組織変化機構の構成モデルを構築する。これを有限要素解析(FEM)に展開(サブルーチンで導入)して、高精度な塑性加工モデル・組織予測モデルの基盤を構築する。更にはデジタルツインの概念からも、鍛造・組織データ(実験)のデータセットから多様な機械学習アルゴリズムを援用して、鍛造加工条件と組織変化(本研究では特に β 相の動的再結晶および α 相の動的球状化の組織変化機構に着眼)の関係性を実験的・定量的また構成モデルの構築の観点から作用機構を解明する事を目的とする。

取り扱う合金は Ti-6Al-2Sn-4Zr-6Mo(Ti-6246)合金で、本合金は Near β 型の Ti 合金で汎用な Ti-6Al-4V 合金と比較して耐クリープ特性に優れ、航空機エンジン用の中圧圧縮機ディスクに実用化されている。本研究ではこの Ti-6246 合金について鍛造・組織変化の構成モデルの基盤を実験および数値解析技術の両面から構築する。

2. 実験方法

棒形状の Ti-6Al-2Sn-4Zr-6Mo(Ti-6246)合金をアーク溶解で製造して、その後に均質化熱処理を施し、 $\Phi 5$ mmの円形になるように切削加工した棒材試料を準備した。出発組織として本研究では、ラメラ組織、Bimodal 組織および(α + β)等軸組織を呈す供試材を準備した。等軸形態を呈す試料を供試材として、ラメラ組織、Bimodal 組織もしくは等軸組織はこの供試材に対して適切に加工・熱処理を施して、それぞれの組織を準備した。本研究で使用したこれらの試料の出発組織を図 1 に示す。このように組織形態が大きく異なる 3 つの試料を準備して圧縮試験に供した。

その後にこれらの Ti-6246 合金を供試材(試験片： $\phi 5\text{mm}\times h 7.5\text{mm}$)に対して、鍛造試験(750°C~1050°C、 $10^{-4}\text{s}^{-1}\sim 1\text{s}^{-1}$)を行った。ここで圧縮率は 50%で、高さが 3.25 mmまで加工を実施し、加工後に試験片は油中にて冷却した。組織は SEM、SEM-EBSD および TEM により評価し、 β 粒の動的再結晶挙動、 β 粒径の変化、およびラメラ α 相の動的球状化の現象論を定量的に評価・解析した。これらの実験結果(鍛造過程の塑性流動特性および組織変化)を基に物理構成式(塑性構成式、および動的再結晶および動的球状化において修正 JMAK (Johnson-Mehl-Avrami-Kolmogorov)則)を構築する。更には得られた実験データセットから、データ科学の概念から多様な機械学習のアルゴリズム(階層型クラスタリング(Ward 法)、ニューラルネットワーク)から組織変化機構のクラスタリング・回帰を行い²⁾、加工条件(加工温度、ひずみ速度、相対ひずみ量)の組織変化に及ぼす影響を定量的に評価・解析した。また、ここで構築した構成モデル(JMAK)および最適化した機械学習のアルゴリズムを汎用の有限要素解析(FEM)コード(DEFORM-3D,V10.2)にユーザサブルーチンで導入して、鍛造解析と形成される組織予測(β 相の動的再結晶挙動および α 相の動的球状化機構)

を行った。本研究では Python-Scikitlearn (v.0.21.3)のライブラリを使用して機械学習を実施した。

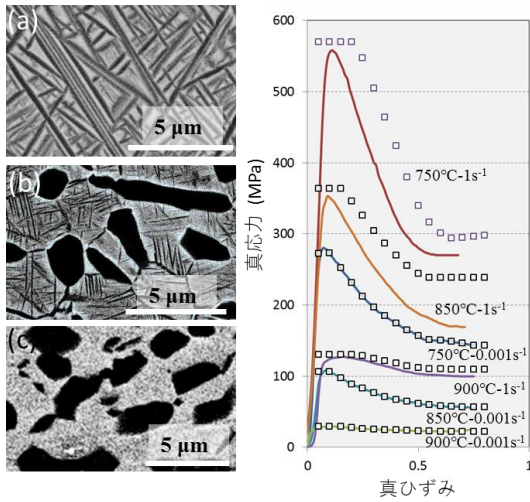


図 1 出発組織 (a)ラメラ, (b)Bimodal, (c)等軸
図 2 ラメラ出発材の応力-ひずみ曲線(高温)

3. 結果および考察

3-1. 実験結果

3-1-1. 鍛造(圧縮)特性

図 2 は代表的に図 1(a)で示したラメラ出発組織を呈す Ti-6246 合金の高温圧縮変形過程における真応力-真ひずみ曲線をまとめている。実線は実験で得られた流動特性であり、プロットの応力値は摩擦-温度補正した結果(応力値)である。Ti 合金は本質的に熱伝導率が低く、加工発熱が顕著で、それに起因して加工過程で“adiabatic shear band”が起き、極めて不均一な塑性変形挙動を呈す事が知られている³⁾。そのため、精緻な塑性流動特性をえるために実験結果から摩擦および温度の補正をする必要がある。本研究では Li らが報告している手法⁴⁾から補正を実施し、図 2 のプロットでの応力値がそれに対応する。温度補正については下記の(1)式から補正を実施している。ΔT が加工発熱分で、c は熱容量、ρ は密度、また η_e は熱効率である。

$$\Delta T = \frac{\eta_e}{\rho c} \int_0^\epsilon \sigma d\epsilon = \frac{\eta_e}{\rho c} W \quad (1)$$

補正後の応力値はいずれの出発組織においても低温-高速変形域において実験結果とのギャップが大きい。これは加工発熱が顕著であったためであり、低温-高速変形では“adiabatic shear band”の影響で軟化現象が顕著となった事が理解できる。この軟化現象において出発組織間で比較すると等軸形態にてより緩和されており、ラメラ組織にてより不均一変形を助長する事が示された。他方で、高温-低速変形域においては補正前後で応力値に変化はなく、また出発組織間においても大きな差異はない。ここで塑性挙動

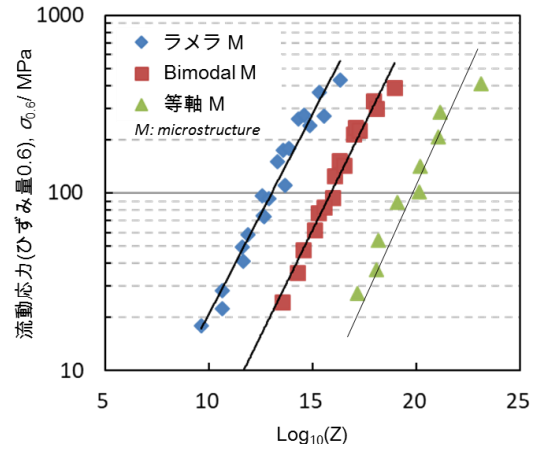


図 3 流動応力と Z 因子の関係

は定常変形を呈し、組織変化過程(動的復旧過程)として、動的回復(DRV)もしくは連続動的再結晶(CDRX)が支配的に起きている事を示唆している。いずれにせよ、この結果は熱活性化過程の影響が強い高温-低速変形域では塑性特性において出発での組織形態は影響しない事を示唆している。

次に以下の Sellars および McTegart が報告している高温塑性構成式(式(2))⁵⁾から変形の見掛けの活性化エネルギー Q を導出して、出発組織間で比較した。

$$\dot{\epsilon} = A_1 [\sinh(\alpha\sigma)]^n \exp\left(-\frac{Q}{RT}\right) \quad (2)$$

ここで材料定数 A₁, α, 応力指数 n および活性化エネルギー Q については各出発組織での応力-ひずみ曲線から非線形回帰分析より最適化・導出した。表 1 にその結果をまとめている。見積もられた Q 値は出発組織毎で、319.3 kJ/mol (ラメラ形態), 370.8 kJ/mol (Bimodal 形態), および 452.6 kJ/mol (等軸形態)であった。これまでに報告されている(α+β)型 Ti 合金での変形の活性化エネルギーは 300 ~ 455.5 kJ/mol の範囲にあり、本研究の Ti-6246 合金での Q もこの範囲にある。ラメラ形態を呈す Ti-6Al-4V 合金の高温塑性の Q は 455 kJ/mol であり⁶⁾、同じラメラ形態で比較すると Ti-6246 合金でより低い Q 値を示している。格子拡散が促進される回復が支配的におきる変形では、Q は 150 kJ/mol 以下の低い値を呈すために、Ti-6246 合金では Ti-6Al-4V 合金と比較して β 安定化元素も多い影響もあり、高温塑性挙動で熱活性化過程の影響が強い事が分かる。

表 1 (2)式での材料定数

	ラメラM	BimodalM	等軸M
A1	3.84×10 ¹²	1.37×10 ¹⁶	1.20×10 ²⁰
α	0.008962	0.0062	0.005637
n	2.5	3.1	3.6
Q (kJ/mol)	319.3	370.8	452.6

これまでに報告されている($\alpha+\beta$)型 Ti 合金での変形の活性化エネルギーにおいて、一般にはラメラ形態に比べて等軸形態の方が低い Q 値を示す傾向にある。これは幾何的な影響で等軸形態にてより均一変形が促進され、より均一に試料内部で動的復旧過程が均一に起きるためでもある。興味深い事に本研究の結果では、ラメラ形態に比べて等軸形態の方が高い Q 値を示す。本研究の等軸形態(図 1(c))では、残留 β 相が多い(β 分率が高い)準安定な状態を出発組織としているために後述するように変形過程(750°C)で動的に α 相が析出しており、この動的な影響も等軸形態にて見掛けの Q 値が増加した要因として挙げられる。図 3 は得られた Q 値を Zener-Hollomon(Z)因子($Z=\dot{\epsilon}\exp(Q/RT)$)に導入して、Z 因子と流動応力値(塑性ひずみ量 0.6 での応力値)の関係をもとめた図である。これよりいずれの出発組織の場合でも Z 因子と応力値は良い線形関係にあり、変形過程では一様に熱活性化過程に支配されている事が分かる。更にいずれの出発組織においても同様な勾配を呈しており、組織形態によらず同様な熱活性化過程・動的復旧過程が起きている事を示唆するものである。

3-1-2. 鍛造後の組織

図 4 は各出発組織[(a-1,2)ラメラ形態, (b-1,2)Bimodal 形態, (c-1,2)等軸形態]の鍛造加工後[(a,b,c-1) 750°C-10⁻³s⁻¹, (a,b,c-2)850°C-10⁻³s⁻¹]の試験片中心部での SEM 反射電子像である。ラメラ組織は 750°Cの加工ではラメラが湾曲した“lamellae kinking”が起き、不均一変形と軟化現象の要因の一つとなる。他方、加工温度が 850°Cに増加する事により熱活性化過程がより顕著になるために、ラメラ形態の球状化が活性化される。Bimodal の出発組織ではラメラ域では球状化および粗大化が顕著に起きている。他方、等軸出発組織において 750°Cでは残留 β 域から微細な α 相が生成している。これは、この等軸組織では残留 β 相が多い準安定組織を出発組織としているためであり、変形過程で動的な α 相の析出が起きている事に由来する。先述したようにこの変形過程における動的な α 析出は変形の見かけの Q 値を増加させる要因の一つである事が推察される。以上のラメラ形態で観察された動的球状化現象においては加工プロセス過程において組織を等軸化させるためのいわゆる“breaking down”の過程で重要な現象で、如何にこの現象を活性化させるかが鍵となる。 α ラメラの動的球状化現象では大きくは 2 つの機構に分類され、1 つは“boundary splitting process”⁷⁾であり、加工過程にて α ラメラ内で起きるシアーを起点としてラメラを分断させて等軸粒が生成する機構である。他方では“termination migration process”⁸⁾があり、これは α ラメラ表面での湾曲部を起点(駆動力)として平坦な界面への溶質元素の拡散が活性化され、等軸化・球状化が起きる機構である。後述するように本研究ではこの球状化現象に着眼して予測モデルの検討と機械学習を援用したプロセス因子の影響を定量的に解明している。

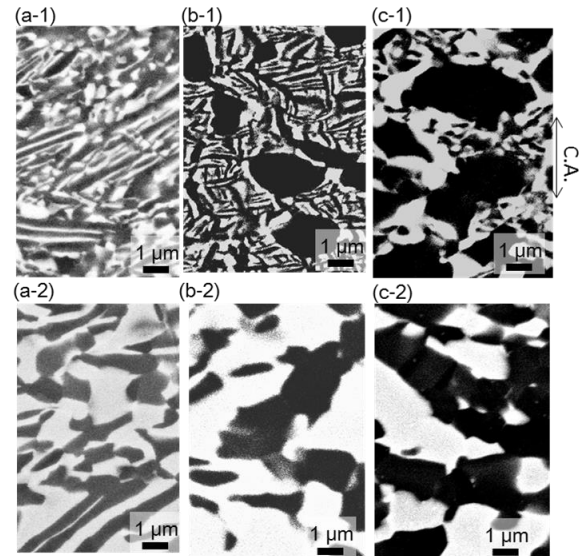


図 4 鍛造材(1:750°C-10⁻³s⁻¹, 2:850°C-10⁻³s⁻¹)の SEM 像。

(a)ラメラ組織, (b) Bimodal 組織, (c)等軸組織

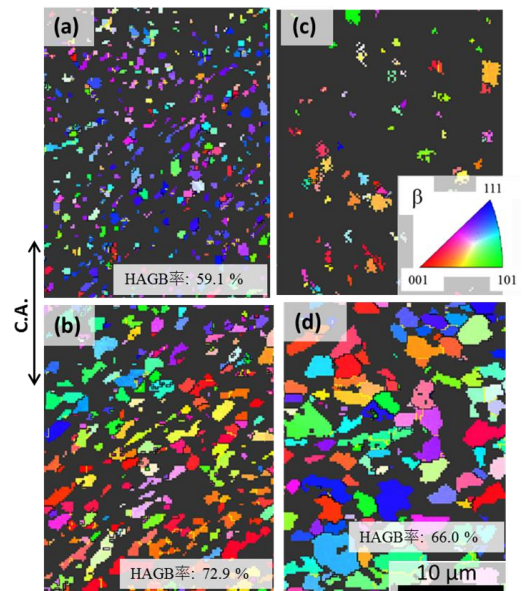


図 5 鍛造材(a)(c)750°C-10⁻³s⁻¹, (b)(d)850°C-10⁻³s⁻¹の

EBSD-OIM 像。(a)(b)ラメラ組織, (c)(d) Bimodal 組織

次に β 相における組織変化に着眼する。図 5 はラメラ出発組織[(a)(b)]および Bimodal 出発組織[(c)(d)]における加工後[(a)(c)750°C, (b)(d)850°C-10⁻³s⁻¹]の β 相のみに着眼した EBSD-方位像である。図中には β 粒の高角粒界頻度も併せて載せている(Bimodal 出発での 750°Cの加工条件では検出された β 相がわずかであったために、高角粒界頻度は載せていない)。図 5 よりいずれの加工条件においても微細な等軸 β 粒が生成している事が分かる。高角粒界頻度に着目すると、より高温な加工により頻度が増加する傾向にある事がわかる。これについては他の加工条件の EBSD の結果からも明らかとなっている。Ti 合金における β 相の等軸・微細化における動的復旧過程では CDRX が支配的に起きる事が良く知られ⁹⁾, Ti-6246 合金における β 相も CDRX

が動的復旧過程として支配的に起きた事が推察できる。ここで、図5より Bimodal 出発材と比較してラメラ出発材の方がより微細な β 等軸粒が生成しており、高角粒界頻度も高い事に気付く。これはラメラ出発組織では α/β 相界面の表面積がより大きく、この相界面にてより集中的・多量にひずみ(転位)が集積して、これを起点として β 相の CDRX が促進されるためであると推察できる。このように、ラメラ形態では不均一変形を助長するものの、 β 相においては CDRX が促進され高角な微細粒が形成されやすい。

3-2. α 相の動的球状化現象における数理モデル(JMAK 則)と機械学習

3-2-1. JMAK 則および機械学習に基づいた動的球状化現象の構成モデル

ここでは、Ti-6246 合金における α ラメラの動的球状化現象に着眼して、現象論および機械学習を援用して、作用機構を推定するとともにプロセス因子(加工温度・相当ひずみ速度・相当ひずみ量)の影響度を定量化した。現象論における構成モデルでは Jhonson-Mehl- Avrami-Kolmogorov(JMAK)則を基に(3)の修正式を採用した。この JMAK 則では一般に再結晶(動的・静的)に適用されるモデルではあるものの、Ti 合金での動的球状化現象においても適用できる報告があり¹⁰⁻¹²⁾、本研究でも同様に扱うものである。

以下のような構成式から動的球状化現象を表現した。

$$f_{DG} = 1 - \exp[-k \times (\varepsilon - \varepsilon_c)^n] \quad (3)$$

$$\varepsilon_p = (5.5 \times 10^{-3}) \cdot Z^{0.0778} \quad (4)$$

$$\varepsilon_c = 0.8 \cdot \varepsilon_p \quad (5), \quad k = k_0 \varepsilon_p^{m_1} \exp\left(-\frac{Q_1}{RT}\right) \quad (6)$$

f_{DG} : 動的球状化率, ε_c : 動的球状化が開始する臨界ひずみ量, ε_p : 降伏後に応力値がピークとなるひずみ量, k : 動的球状化における速度係数, Q_1 : 速度係数における活性化エネルギー, n : アブラミ指数. 上式における各種定数においては実験データ(データセット)から非線形回帰分析から導出した($k_0=496.8$, $m_1=0.241$, $Q_1=86.8$ kJ/mol, $n=2$).

また本研究では予測モデルにおいて機械学習も採用している。最近では、データ駆動型の機械・深層学習を駆使した予測技術の進展が目覚ましく、材料科学の分野でも“マテリアルズ・インフォマティクス”の概念の下、データ科学を駆使した材料開発が強く特に注目されている。様々な機械学習のアルゴリズム²⁾の中でニューラルネットワーク(NN)は入力層、中間層、出力層の各々にユニット(もしくはニューロン)と呼ばれる非線形演算子を配置し、ユニット間で重み係数を最適化して、複雑に連関する現象を表現・予測する手法である。この機械・深層学習では統計学的処理が基本であり、これを利用した回帰・分類から直

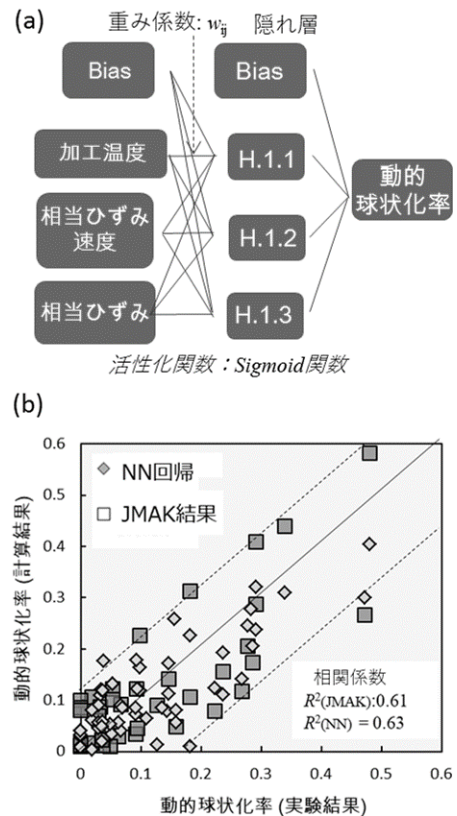


図6(a) ニューラルネットワーク(NN)アーキテクチャー
(b) JMAK 則・NN 回帰(球状化率)での予測値と実験値関係

接的に物理現象を考察する事は困難である。ここで NN のアーキテクチャー(図 6(a))では入力層として鍛造条件の温度、相当ひずみ速度および相当ひずみ量を設定した。また入力層と同数のユニットで、組織因子(α 相の動的球状化率)を出力層として勾配降下法により学習(最適化)を実施し NN の回帰を行った。ここで各ユニット間をリンクする活性化関数ではシグモイド関数 $[1/(1+e^{-x})]$ を採用している。図 6(b)は動的球状化率における先述した JMAK 則および NN 解析した結果で、実験結果と比較した結果をまとめている。これより、両者ともある程度の相関性は観察されるものの、バラツキが大きく精緻に回帰できていない事が分かる。今回はすべての加工条件(加工温度 750°C~1050°C, ひずみ速度 10^{-4} s $^{-1}$ ~1s $^{-1}$, 相当ひずみ量 0~1.5)を包括的に上記したモデルに導入して回帰しているために、動的球状化現象がすべての加工条件で同様な機構が作用している事を前提としている。そのため、加工条件に依存して球状化機構が変化した場合は想定できておらず、結果として図 6(b)で示したようなバラツキの要因ともなる。そのため、全体の加工条件を包括的に回帰するのではなく、加工条件をクラスタリングしてそれぞれのクラスター毎で回帰して実験結果(動的球状化率)との相関性を評価した。ここでは機械学習として、教師無し学習である階層型クラスタリング(Ward 法)で加工条件を 3 グループにクラスタリングして、それぞれのグループ毎で JMAK 則における非線形回帰および機械学習での NN 回帰を実施した。図 7 はグル

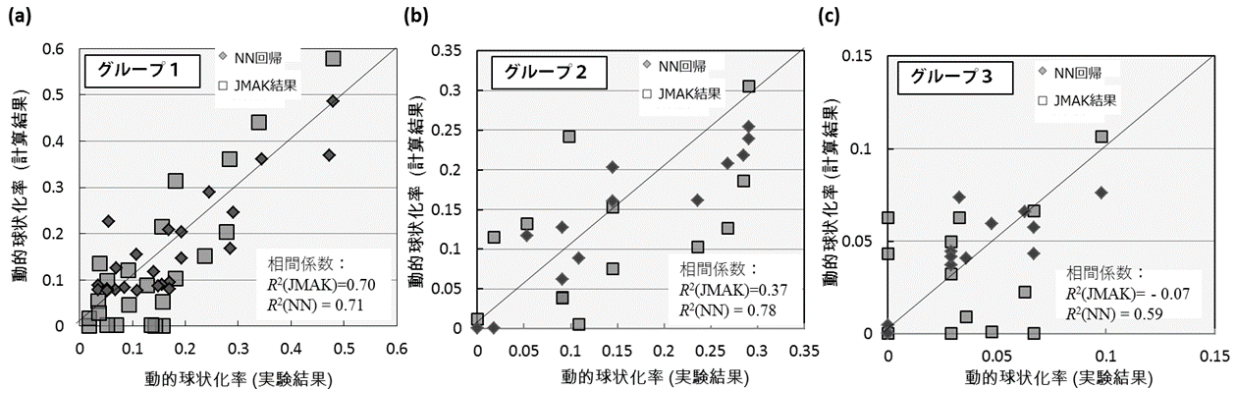


図7 Ward法でクラスタリングした各加工条件域(グループ)でのJMAK則・NN回帰(球状化率)での予測値と実験値関係

グループ毎でのJMAK則およびNN回帰の結果(実験結果との比較)をまとめている。これより、いずれのグループにおいてもNN回帰では良い相関性が観察される。一方でJMAK則においてはグループ1の加工条件にて良い相関性が観察されるものの、グループ2,3ではバラツキが大きく相関性が低い。グループ1の加工条件は高温での加工条件域に相当し、動的球状化率も高い(球状化現象が促進)条件に相当する。つまりこのグループ1では熱活性化過程がより強い加工条件であり、そのためにグループ1でのみJMAK則がより反映されたと推察される。他方、NN回帰の結果では熱活性化過程の影響が弱いグループ2,3でも精緻に回帰できており、次の感度解析の結果にて各プロセス因子の影響度を定量化する。図8は図7で得られた結果での各プロセス因子の感度解析をまとめている。ここでの感度(重要度)は各プロセス因子の平均値を基準に一種類のプロセス因子だけを変化させ、出力因子の変化量をプロセス因子毎で相対的に表した数値・割合である。そのためこの値が高い程、出力因子に対するそのプロセス因子の影響度が大きい事を意味する。中温域の加工で動的球状化率も中程度に高いグループ2の加工条件では、動的球状化においてひずみ量およびひずみ速度が高い影響因子を示し、特にひずみ速度が最も影響するプロセス因子である事が判定された。また、より低温域での加工で動的球状化率も低いグループ3の加工条件域では、加工温度とひずみ速度の影響度が高い。一方で、JMAK則が適用できる熱活性化過程の寄与が強い(動的再結晶率が高い)グループ1の加工

条件域では特にひずみ量の影響度が高く、加工温度およびひずみ速度の影響度がほぼ同程度である。この結果より、動的球状化現象はプロセス条件に強く依存して、熱活性化過程の寄与が強い条件ではひずみ量の影響度が最も高く、一方で熱活性化過程の影響が小さくなるに伴いひずみ量の影響度が弱くなり、一方で加工温度およびひずみ速度の影響度が高くなる事が理解できた。この結果は、すべての加工条件で塑性流動特性(応力値)がZ因子で一元的に整理できていたとしても(図3)、加工条件に依存して各プロセス因子の影響度は大きく異なる事を示唆しており、そのためにJMAK則においてもすべての加工条件を包括した場合で大きなバラツキを生じる結果となった(図6(b))。

3-2-2. FEM解析(数理モデル(JMAK則)と機械学習の比較)

3-2-1で構築したJMAK則およびクラスタリング・NN回帰した機械学習の結果についてマクロな加工予測での動的球状化の分布挙動を予測するために、これらのモデルを汎用のFEMコード(DEFORM-3D, v.12.0)にユーザーーチンで導入して、マクロレベルでの分布挙動を予測した。図9は円柱試験片($\phi 8\text{mm-h}12\text{mm}$)のTi-6246合金について $850^\circ\text{C}\cdot 10^{-2}\text{s}^{-1}$ で50%の高さ比で鍛造した際の動的球状化率の分布状態[(a)JMAK則, (b)クラスタリング・NN回帰]を示している。これより、両モデルともにひずみ量の大きい中心部で動的球状化が促進する同様な分布挙動を呈している事が観察できる。一方でより詳細には、機械学習の結果(b)の方がより球状化が試料全体に起きている分布であり、JMAK則の結果(a)ではひずみがより集積する中心部

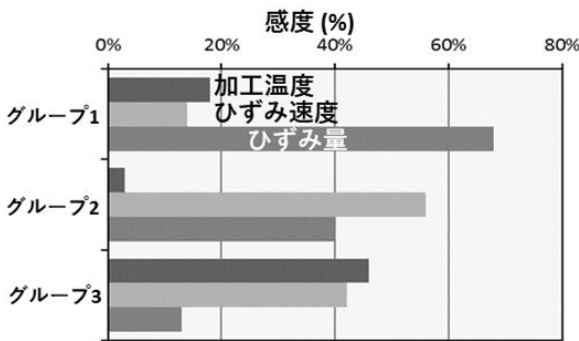


図8 NN回帰 感度解析結果

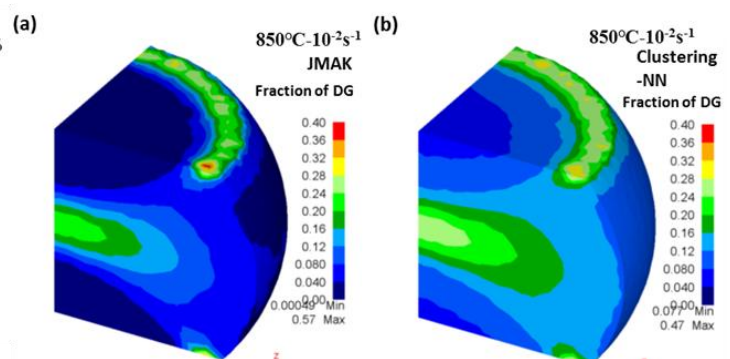


図9 FEM-動的球状化分率結果 (a)JMAK, (b)機械学習結果

のみに動的球状化現象が顕在化した挙動である。実験結果と比較すると機械学習の結果(b)の方がより合った結果となっている(他の加工条件でも同様な結果が示されている)。これより、構成モデルでは機械学習の方がより精緻に動的球状化現象を予測できている事が理解できる。先述したように JMAK 則ではひずみ量による影響度が強く、また熱活性化過程が強い加工条件でのみ精緻に動的球状化率を反映できる。そのためマクロレベルでの動的球状化の分布の予測において部位に依存して(加工条件が異なる部位)、実験結果と合う場合と合わない場合が現れる。今後は、JMAK 則自体で修正モデルを検討する、もしくは JMAK 則が適用できない加工条件では機械学習で補完してより精緻な構成モデルを作成し、それをフィードバックして物理現象での理解の深化と構成モデルの最適化を図る事が重要となる。

4. 結論

本研究では航空機エンジン用 Ti-6246 合金(多様な出発組織)をモデル合金として鍛造過程における組織変化(動的再結晶・動的球状化)について加工条件(加工温度・ひずみ速度・ひずみ量)との関係から作用機構を実験的に評価・解析し、JMAK 則に基づいたモデルおよび機械学習のアプローチから予測モデルを構築した。加工条件に依存して JMAK 則が適用できる条件、出来ない条件が分類され、機械学習ではいずれの加工条件でも一様に精緻に組織変化が予測できる事が示された。マクロレベルにて物理冶金モデルを軸に今後より精緻に組織・材質予測を実現するためには、適切に機械学習を援用・融合したアプローチから予測モデルを構築する必要がある。これらの成果については¹³⁾で成果報告しているために、詳細はこれを参照されたい。また、プロセス因子と組織の関係性だけでなく、組織と材質(強度・延性)との関係(モデル合金：Ti-17 合金)についても現象論・理論・機械学習の多面的な視点で関係性を明らかとしている¹⁴⁾。このように今後の Ti 合金の“塑性加工ともの造り”においては現象論の理解と理論式の構

築のみならず、データ科学の概念を積極的に採り入れた研究開発が重要で、新しい発見に繋がる可能性を秘めている。

参考文献

- 1) 有安望, 松本啓, 北浦知之, 西山真哉, 米正裕: 日本製鉄技報 418 (2021) 28-32.
- 2) S. Raschka, V. Mirjalili: Python Machine Learning: Machine Learning and Deep Learning with Python, scikit-learn, and TensorFlow 2 (Third edition), Published by Packt Publishing Ltd. 2019.
- 3) I. Weiss, S.L. Semiatin: Mater. Sci. Eng. A 263 (1999) 243-256.
- 4) Y. Li, E. Onodera, A. Chiba: Mater. Trans. 51 (2010) 1210-1215.
- 5) C.M. Sellars, W.J. McTegart: Acta Metall. 14 (1966) 1136-1138.
- 6) T. Seshacharyulu, S.C. Medeiros, W.G. Frazier, Y.V.R.K. Prasad: Mater. Sci. Eng. A325 (2002) 112-125.
- 7) I. Weiss, F.H. Froes, D. Eylon: Metall. Trans. A 17 (1986) 1935-1947.
- 8) N. Stefansson, S.L. Semiatin: Metall. Trans. A 34 (2003) 691-698.
- 9) S. Zharebtsov, M. Murzinova, G. Salishchev, S.L. Semiatin: Acta Mater. 59 (2011) 4138-4150.
- 10) H.W. Song, S.H. Zhang, M. Cheng: J. Alloy. Comp. 480 (2009) 922-927.
- 11) K. Wang, W. Zheng, Y. Zhao, Y. Lai, Y. Zhou: Mater. Sci. Eng. A 527 (2010) 2559-2566.
- 12) H.W. Song, S.H. Zhang, M. Cheng: Defence Tech. 10 (2014) 40-46.
- 13) H. Matsumoto: ISIJ international., 61(3) (2021) 1011-1021
- 14) H. Matsumoto, D. Tadokoro, I. Seshpee: ISIJ international, 61 (2021) 2844-2854.