

(12) 特許協力条約に基づいて公開された国際出願

(19) 世界知的所有権機関  
国際事務局

(43) 国際公開日  
2020年7月30日(30.07.2020)



(10) 国際公開番号

WO 2020/152750 A1

(51) 国際特許分類:  
G06Q 50/04 (2012.01) G06Q 50/10 (2012.01)

東京都千代田区内幸町二丁目2番3号 J F E スチール株式会社 知的財産部内 Tokyo (JP).

(21) 国際出願番号: PCT/JP2019/001675

(74) 代理人: 杉村 憲司 (SUGIMURA Kenji);  
〒1000013 東京都千代田区霞が関三丁目2番1号 霞が関コモンゲート西館36階 Tokyo (JP).

(22) 国際出願日: 2019年1月21日(21.01.2019)

(25) 国際出願の言語: 日本語

(26) 国際公開の言語: 日本語

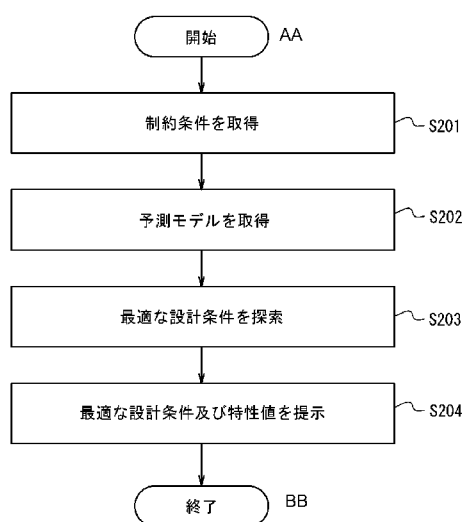
(71) 出願人: J F E スチール株式会社 (JFE STEEL CORPORATION) [JP/JP]; 〒1000011 東京都千代田区内幸町二丁目2番3号 Tokyo (JP).

(81) 指定国(表示のない限り、全ての種類の国内保護が可能): AE, AG, AL, AM, AO, AT, AU, AZ, BA, BB, BG, BH, BN, BR, BW, BY, BZ, CA, CH, CL, CN, CO, CR, CU, CZ, DE, DJ, DK, DM, DO, DZ, EC, EE, EG, ES, FI, GB, GD, GE, GH, GM, GT, HN, HR, HU, ID, IL, IN, IR, IS, JO, JP, KE, KG, KH, KN, KP, KR, KW, KZ, LA, LC, LK, LR, LS, LU, LY, MA, MD, ME, MG, MK, MN, MW, MX, MY, MZ, NA, NG, NI, NO, NZ, OM, PA, PE, PG, PH, PL, PT, QA, RO, RS, RU, RW, SA, SC, SD, SE, SG, SK, SL, SM, ST, SV, SY, TH, TJ, TM, TN, TR, TT, TZ, UA, UG, US, UZ, VC, VN, ZA, ZM, ZW.

(72) 発明者: 中辻 一浩 (NAKATSUJI Kazuhiro); 〒1000011 東京都千代田区内幸町二丁目2番3号 J F E スチール株式会社 知的財産部内 Tokyo (JP). 山口 収 (YAMAGUCHI Osamu); 〒1000011 東京都千代田区内幸町二丁目2番3号 J F E スチール株式会社 知的財産部内 Tokyo (JP). 高木 宏征 (TAKAGI Hiroyuki); 〒1000011

(54) Title: DESIGN ASSISTANCE METHOD FOR METAL MATERIAL, PREDICTION MODEL GENERATION METHOD, METAL MATERIAL MANUFACTURING METHOD, AND DESIGN ASSISTANCE DEVICE

(54) 発明の名称: 金属材料の設計支援方法、予測モデルの生成方法、金属材料の製造方法、及び設計支援装置



(57) Abstract: Provided is a design assistance method which enables the load of the time taken to design a metal material to be reduced, while taking into consideration the conditions for manufacturing the metal material. A design assistance method according to the present invention, which assists designing a metal material having desired characteristics by means of a calculator, includes: a searching step for searching for design conditions, by which desired characteristics can be obtained, by using a prediction model which is constructed on the basis of past result data obtained by associating design conditions, which include a component composition and a manufacturing condition of the metal material, with characteristic values of the metal material, and which predict characteristic values from the design conditions; and a presenting step for presenting at least the component composition and the manufacturing conditions among the design conditions that are searched in the search step and correspond to the desired characteristics.

S201 Acquire restriction condition  
S202 Acquire prediction model  
S203 Search for optimal design conditions  
S204 Present optimal design conditions and characteristic values  
AA Start  
BB End



WO 2020/152750 A1

(84) 指定国(表示のない限り、全ての種類の広域保護が可能): ARIPO (BW, GH, GM, KE, LR, LS, MW, MZ, NA, RW, SD, SL, ST, SZ, TZ, UG, ZM, ZW), ユーラシア (AM, AZ, BY, KG, KZ, RU, TJ, TM), ヨーロッパ (AL, AT, BE, BG, CH, CY, CZ, DE, DK, EE, ES, FI, FR, GB, GR, HR, HU, IE, IS, IT, LT, LU, LV, MC, MK, MT, NL, NO, PL, PT, RO, RS, SE, SI, SK, SM, TR), OAPI (BF, BJ, CF, CG, CI, CM, GA, GN, GQ, GW, KM, ML, MR, NE, SN, TD, TG).

添付公開書類 :

一 国際調査報告 (条約第21条(3))

---

(57) 要約 : 金属材料の製造条件も考慮しながら、設計にかかる時間的負荷を低減可能な設計支援方法を提供する。本発明に係る設計支援方法は、所望の特性を有する金属材料の設計を計算機により支援する設計支援方法であって、金属材料の成分組成及び製造条件を含む設計条件と金属材料の特性値とを関連付けた過去の実績データに基づき構築され、設計条件から特性値を予測する予測モデルを用いて、所望の特性が得られる設計条件を探索する探索ステップと、探索ステップにより探索された、所望の特性に対応する設計条件のうち、少なくとも成分組成及び製造条件を提示する提示ステップと、を含む。

## 明 細 書

発明の名称：

金属材料の設計支援方法、予測モデルの生成方法、金属材料の製造方法、及び設計支援装置

### 技術分野

[0001] 本発明は、所望の特性を有する金属材料の設計支援方法、予測モデルの生成方法、金属材料の製造方法、及び設計支援装置に関する。

### 背景技術

[0002] 新規に材料を設計する場合、ユーザは、設計条件を経験的に定めるステップと、材料の試作結果に基づいて設計を見直すステップとを、試行錯誤しながら繰り返し実行する。したがって、ユーザが設計の結果を把握するまでに時間を要し、結果として、十分な特性を有する材料を設計するまでにかかる時間的負荷が増大する。加えて、設計内容はユーザの経験に依存するため、ユーザが積み上げてきた過去の経験が新規な発想の妨げとなることもある。

[0003] 近年、機械学習を用いた予測モデルの精度向上が著しい。上述した時間的負荷を低減するために、新規材料の開発の支援として機械学習の技術が活用されている。予測モデルにより試作前に材料の特性の予測値が把握可能であるため、開発にかかる時間的負荷の低減が期待されている。例えば、特許文献1では、物理シミュレーションによって特性値を計算し、順方向モデルの更新を繰り返すことで最適な設計条件を探索する方法が提案されている。

[0004] また、予測モデルを応用して逆解析を行うことで、所望の特性を有する材料を得るための設計条件を予測する技術が提案されている。例えば、非特許文献1では、有機化合物の化学構造から特性値を予測する予測モデルを構築し、逆解析により所望の特性を有する有機化合物の化学構造を特定する方法が提案されている。

### 先行技術文献

### 特許文献

[0005] 特許文献1：特開2011-103036号公報

### 非特許文献

[0006] 非特許文献1：武田征士ら「AIによる新物質探索手法」2018年度人工知能学会全国大会（第32回）3E1-02

### 発明の概要

#### 発明が解決しようとする課題

[0007] しかしながら、特許文献1に記載の方法では、特性値の計算に電磁場解析モデルを用いているため計算時間が増大し、探索を十分に行うことができない。また、非特許文献1に記載の有機化合物の化学構造を特定する方法と異なり、金属材料の設計においては、熱処理温度等を含む様々な製造条件が金属材料の特性値に影響を及ぼす。したがって、設計する対象の設計条件として金属材料の製造条件も考慮した予測モデルを構築する必要がある。

[0008] 上記のような問題点に鑑みてなされた本発明の目的は、金属材料の製造条件も考慮しながら、設計にかかる時間的負荷を低減可能な設計支援方法、予測モデルの生成方法、金属材料の製造方法、及び設計支援装置を提供することにある。

#### 課題を解決するための手段

[0009] 上記課題を解決するために本発明の一実施形態に係る設計支援方法は、  
所望の特性を有する金属材料の設計を計算機により支援する設計支援方法であって、

前記金属材料の成分組成及び製造条件を含む設計条件と前記金属材料の特性値とを関連付けた過去の実績データに基づき構築され、前記設計条件から前記特性値を予測する予測モデルを用いて、前記所望の特性が得られる前記設計条件を探索する探索ステップと、

前記探索ステップにより探索された、前記所望の特性に対応する前記設計条件のうち、少なくとも成分組成及び製造条件を提示する提示ステップと、  
を含む。

[0010] 上記課題を解決するために本発明の一実施形態に係る予測モデルの生成方法は、

上記の設計支援方法に用いられる前記予測モデルの生成方法であって、  
前記設計条件と前記特性値とを関連付けた前記過去の実績データを取得する取得ステップと、

該取得ステップにより取得された前記過去の実績データに基づいて、前記設計条件から前記特性値を予測する前記予測モデルを構築する構築ステップと、

を含む。

[0011] 上記課題を解決するために本発明の一実施形態に係る金属材料の製造方法は、

上記の設計支援方法により探索された前記設計条件に基づいて前記金属材料を製造するステップを含む。

[0012] 上記課題を解決するために本発明の一実施形態に係る設計支援装置は、

所望の特性を有する金属材料の設計を支援する設計支援装置であって、  
前記金属材料の成分組成及び製造条件を含む設計条件と前記金属材料の特性値とを関連付けた過去の実績データに基づき構築され、前記設計条件から前記特性値を予測する予測モデルを用いて、前記所望の特性が得られる前記設計条件を探索する探索部と、

前記探索部により探索された、前記所望の特性に対応する前記設計条件のうち、少なくとも成分組成及び製造条件を提示する提示部と、

を備える。

### 発明の効果

[0013] 本発明の一実施形態に係る設計支援方法、予測モデルの生成方法、金属材料の製造方法、及び設計支援装置によれば、金属材料の製造条件も考慮しながら、設計にかかる時間的負荷を低減可能である。

### 図面の簡単な説明

[0014] [図1]本発明の第1実施形態に係る設計支援装置の構成を示す機能ブロック図

である。

[図2]第1実施形態に係る鉄鋼材料の冷延コイルの製造プロセスを示す概略図である。

[図3]第1実施形態に係る予測モデルの概略を示す図である。

[図4]図1の設計支援装置による動作の第1例を示すフローチャートである。

[図5]図1の設計支援装置による動作の第2例を示すフローチャートである。

[図6]第4実施形態に係る予測モデルの概略を示す図である。

[図7]特徴量ベクトルを画像データへ変換する方法の一例を示す模式図である。

[図8]引張強度の実績値及び予測値に係る散布図を示す。

### 発明を実施するための形態

#### [0015] (第1実施形態)

以下、本発明の第1実施形態について説明する。第1実施形態において設計する金属材料は例えば鉄鋼であるが、金属材料は鉄鋼に限定されず、任意の金属であってもよい。

[0016] 図1は、本発明の第1実施形態に係る設計支援装置1の構成を示す機能ブロック図である。図1に示すように、第1実施形態に係る設計支援装置1は、取得部11と、予測モデル構築部12と、探索部13と、提示部14とを有する計算機である。設計支援装置1は、所望の特性を有する金属材料の設計を支援する。

[0017] 取得部11は、例えば、後述する予測モデルを構築するために必要な、鉄鋼材料の製造に係る過去の実績データを取得する。取得部11は、実績データを取得するための通信インターフェースを含んでもよい。この場合、取得部11は、例えば複数の外部装置等から所定の通信プロトコルで実績データを受信してもよい。実績データは、例えば、鉄鋼材料の成分組成及び製造条件を含む設計条件と鉄鋼材料の特性値とを関連付けたデータを含む。製造条件は、例えば、製造条件における設定値及び実績値等を含む。

[0018] 取得部11が取得する鉄鋼材料の成分組成のデータは、例えば、転炉又は

二次精錬において鋼中成分として溶け込ませる元素の添加比率を含む。かかる元素は、例えばC、Si、Mn、P、S、Al、N、Cr、V、Sb、Mo、Cu、Ni、Ti、Nb、B、Ca、及びSnを含む。

[0019] 取得部11が取得する製造条件のデータは、例えば、鉄鋼材料の製造プロセスの各工程における諸条件に基づく。図2は、第1実施形態に係る鉄鋼材料の冷延コイルの製造プロセスを示す概略図である。鉄鋼の製造プロセスにおいて、まず原料の鉄鉱石が、石灰石及びコークスとともに高炉に装入され、熔融状態の銑鉄が生成される。高炉で出銑された銑鉄は、製鋼工場の転炉において炭素等の成分調整がされ、二次精錬により最終的な成分調整がなされる。得られた溶鋼を連続鑄造機等で鑄造し、板成形する前のスラブと称する半製品を製造する。その後、加熱炉における加熱工程、熱間圧延工程、冷却工程、酸洗工程、冷間圧延工程、焼鈍工程、及び鍍金工程等の複数の処理工程を経て、製品である冷延コイルが製造される。これらの複数の処理工程の組み合わせは、製造する製品に応じて相違する。鉄鋼材料の特性は、成分に関する条件を除けば、鑄造後のスラブの加熱から後の工程である、熱間圧延工程、冷却工程、冷間圧延工程等の下工程の製造条件によって概ね定められる。そこで、第1実施形態では、製造条件として、スラブ生成以後の工程における条件を例として扱う。

[0020] 上述の各工程における諸条件、すなわち製造条件は、例えば以下を含む。

[0021] [表1]

【表1】

製造工程	製造条件
加熱工程	加熱温度 (°C)
熱間圧延工程	圧下率
	仕上温度 (°C)
	冷却速度 (°C/s)
	巻取温度 (°C)
冷間圧延工程	圧下率
焼鈍工程	加熱温度 (°C)
	保温時間 (s)
	冷却速度 (°C/s)

- [0022] 取得部 1 1 が取得する鉄鋼材料の特性値のデータは、例えば降伏点 (N/mm<sup>2</sup>)、引張強度 (N/mm<sup>2</sup>)、伸び (%)、r 値、n 値、穴広げ率 (%)、BH量 (N/mm<sup>2</sup>)、及び降伏比を含む。これらの特性値は、例えば製造された鉄鋼材料製品のうちの一部分から鉄鋼材料の特性を評価する抜き取り試験を実施することによって得ることができる。
- [0023] 取得部 1 1 は、取得した各特性値の実績値を実績データとし、各実績データを対応付けて管理する。より具体的には、取得部 1 1 は、製造される鉄鋼材料製品の単位毎に、鉄鋼材料の成分組成の実績データ、製造条件の実績データ、及び鉄鋼材料の特性値の実績データを一元的に関連付けて、これらを集約して取り扱い可能とする。
- [0024] 取得部 1 1 は、後述する最適な設計条件の探索において、例えば、鉄鋼材料の成分組成の範囲、及び製造条件の範囲を含む制約条件を入力情報として取得してもよい。制約条件は、鉄鋼材料の特性値の範囲をさらに含んでもよい。制約条件は、製造プロセスにおける異なる工程間で生じる鋼板の物理量の変化と矛盾しないことを保証する条件をさらに含んでもよい。例えば、鋼板の温度は、加熱工程を経る場合を除いて工程が進むにつれて低下する。例えば、制約条件は、このような温度降下現象と矛盾しないように製造条件を制約する条件を含んでもよい。取得部 1 1 は、例えば鉄鋼材料のユーザが所定の制約条件を入力情報として入力するための入力インターフェースを含んでもよい。
- [0025] 図 3 は、第 1 実施形態に係る予測モデルの概略を示す図である。予測モデル構築部 1 2 は、取得部 1 1 により取得された過去の実績データに基づいて、設計条件から鉄鋼材料の特性値を予測する図 3 に示すような予測モデルを構築する。より具体的には、予測モデル構築部 1 2 は、取得された過去の実績データに基づいて、鉄鋼材料の成分組成及び製造条件を説明変数とした鉄鋼材料の特性値の予測モデルを構築する。予測モデルは、ニューラルネットワーク、局所回帰モデル、カーネル回帰モデル、及びランダムフォレスト等を含む機械学習技術を用いたモデルを含む。予測モデル構築部 1 2 は、複数



の特性値がある場合、ニューラルネットワーク等の複数の目的変数を扱うことが可能な予測モデルを選択してもよいし、特性値毎に予測モデルを構築してもよい。予測モデル構築部12によって構築された予測モデルは、学習済みモデルとして、後述する最適な設計条件の探索に使用される。

[0026] 探索部13は、予測モデル構築部12によって構築され、設計条件から鉄鋼材料の特性値を予測する図3に示すような予測モデルを用いて、所望の特性が得られる最適な設計条件を探索する。所望の特性は、例えば、最大化が望ましい特性値にあつては当該特性値が最大となるような特性であってもよいし、最小化が望ましい特性値にあつては当該特性値が最小となるような特性であってもよい。その他にも、所望の特性は、例えば、ユーザによる製品要求に対応してユーザにより恣意的に決定される任意の特性であってもよい。

[0027] 提示部14は、探索部13により探索された、所望の特性に対応する設計条件をユーザに提示する。ユーザは、提示部14により提示された鉄鋼材料の成分組成及び製造条件を、鉄鋼材料の製造時の目標値又は参考値として、鉄鋼材料を効率的に設計することができる。なお、設計条件に成分組成及び製造条件以外の追加の条件が含まれる場合には、提示部14は少なくとも成分組成及び製造条件を提示し、追加の条件についてはその一部またはすべてを適宜提示する。

[0028] 図4は、図1の設計支援装置1による動作の第1例を示すフローチャートである。図4は、過去の実績データに基づいて図3に示すような予測モデルを設計支援装置1が生成するフローを示す。

[0029] ステップS101では、設計支援装置1は、鉄鋼材料に含まれる成分組成及び製造条件を含む設計条件と鉄鋼材料の特性値とを関連付けた過去の実績データを取得部11により取得する。

[0030] ステップS102では、設計支援装置1は、ステップS101において取得された過去の実績データに基づいて、設計条件から鉄鋼材料の特性値を予測する予測モデルを予測モデル構築部12により構築する。

- [0031] 図5は、図1の設計支援装置1による動作の第2例を示すフローチャートである。図5は、図4のフローによって構築された予測モデルを用いて設計支援装置1が最適な設計条件を探索し、ユーザに提示するフローを示す。
- [0032] ステップS201では、設計支援装置1の探索部13は、例えば鉄鋼材料の成分組成の範囲、製造条件の範囲、及び鉄鋼材料の特性値の範囲を含む制約条件を入力情報として取得部11から取得する。
- [0033] ステップS202では、設計支援装置1の探索部13は、予測モデル構築部12によって構築された上述の予測モデルを予測モデル構築部12から取得する。
- [0034] ステップS203では、設計支援装置1の探索部13は、ステップS201において取得された制約条件、及びステップS202において取得された予測モデルに基づいて、鉄鋼材料に対して所望の特性が得られる最適な設計条件を探索する。
- [0035] ステップS204では、設計支援装置1の提示部14は、ステップS203において探索された所望の特性に対応する最適な設計条件、及び対応する特性値を探索部13から取得してユーザに提示する。
- [0036] その後、ユーザは、ステップS203において探索され、ステップS204において提示された設計条件に基づいて鉄鋼材料を製造する。
- [0037] 以下では、図5のステップS201乃至ステップS203における設計支援装置1の探索部13による処理の内容をより具体的に説明する。
- [0038] 図5のステップS201において、探索部13は、例えば以下の表2に示すような制約条件を入力情報として取得部11から取得する。より具体的には、探索部13は、設計条件である鉄鋼材料の成分組成の上限値及び下限値、並びに製造条件の上限値及び下限値を制約条件として取得する。
- [0039]

[表2]

【表 2】

製造工程	設計条件	下限値	上限値
転炉・二次精錬	C (質量%)	****	****
	Si (質量%)	****	****
	Mn (質量%)	****	****
	P (質量%)	****	****
	S (質量%)	****	****
	Cu (質量%)	****	****
	Ni (質量%)	****	****
	Cr (質量%)	****	****
	Sb (質量%)	****	****
	Sn (質量%)	****	****
加熱工程	加熱温度 (°C)	****	****
熱間圧延工程	圧下率	****	****
	仕上温度 (°C)	****	****
	巻取温度 (°C)	****	****
	冷却速度 (°C/s)	****	****
冷間圧延工程	圧下率	****	****
焼鈍工程	加熱温度 (°C)	****	****
	保温時間 (s)	****	****
	冷却速度 (°C/s)	****	****

[0040] さらに、探索部 13 は、鉄鋼材料の特性値の上限値及び下限値を制約条件として取得する。

[0041] [表3]

【表 3】

特性	下限値	上限値
降伏点 (N/mm <sup>2</sup> )	****	****
引張強度 (N/mm <sup>2</sup> )	****	****
伸び (%)	****	****
r 値	****	****
n 値	****	****
穴広げ率 (%)	****	****
BH量 (N/mm <sup>2</sup> )	****	****
降伏比	****	****

[0042] 探索部 13 は、図 5 のステップ S 202 において予測モデル構築部 12 から取得した学習済みの予測モデルを用いて、図 5 のステップ S 203 において最適な設計条件を制約条件の範囲内で探索する。このような問題は最適化問題であり、問題は下記のように記述できる。

[0043]

[数1]

$$\begin{aligned} \max. \quad & \sum_k \alpha_k f_k(x) \\ \text{st.} \quad & x \in F \\ & L_k \leq f_k \leq U_k \quad k = 1..K \end{aligned}$$

(式1)

[0044] ただし、式1において、 $x$ はベクトルとして表わされる設計条件、 $k$ は特性の種類、 $f_k(x)$ は特性の予測値、 $\alpha_k$ は予め設定される重み係数である。評価関数における特性の予測値の関数 $f_k(x)$ は、予測モデル構築部12によって構築された予測モデルに基づく。 $F$ は図5のステップS201において取得された制約条件を満たす設計条件 $x$ の集合である。したがって、探索部13は、制約条件を満たす範囲内で、最適な設計条件を探索することになる。 $L_k$ 、 $U_k$ はそれぞれ図5のステップS201において取得された特性値の下限値及び上限値である。探索部13は、メタヒューリスティクス、遺伝的アルゴリズム、数理計画法、及び群知能等を用いた方法により、このような最適化問題を解く。

[0045] 探索部13は、式1における評価関数を最大化する問題として最適な設計条件を探索するが、問題の設定方法はこれに限定されない。探索部13は、例えば重み係数 $\alpha_k$ の符号をマイナスにして、式1における評価関数の絶対値を最小化する問題として最適な設計条件を探索してもよい。例えば、最大化が望ましい特性は、引張強度及び伸びを含む。例えば、最小化が望ましい特性は、降伏比を含む。

[0046] 探索部13は、式1で得られた設計条件 $x$ を最適解として算出するが、これに限定されない。探索部13は、計算時間に所定の条件を定めて、対応する時間内で得られる最も優れた解として設計条件 $x$ を算出してもよい。探索部13は、対応する時間内に得られた解を全て保存し、最後に全て出力してもよい。

[0047] 以上のような第1実施形態に係る設計支援装置1によれば、金属材料の製

造条件も考慮しながら、設計にかかる時間的負荷を低減可能である。より具体的には、設計支援装置 1 は、設計条件と鉄鋼材料の特性値とを関連付けた過去の実績データに基づいて例えば予測モデル構築部 1 2 により構築された学習済みの予測モデルを用いて鉄鋼材料の特性値の計算を実行する。これにより、設計支援装置 1 は、多数の設計条件に基づく鉄鋼材料の特性値の計算を高速に実行可能であり、所定の時間内であっても十分に探索を実行することが可能である。設計支援装置 1 は、鉄鋼材料の優れた特性値に対応する設計条件を探索することが可能である。

[0048] 設計支援装置 1 は、所望の特性に対応する最適な設計条件が式 1 に示すように制約条件を満たすことで、仮に製造コストの観点から鉄鋼材料への添加物の量及び製造設備の能力に限界があるような場合であっても、逆解析により得られた設計条件を有効に利用できる。設計支援装置 1 は、制約条件を定めることで、闇雲に探索するのではなく、制約条件の範囲内で効率よく探索できる。

[0049] 第 1 実施形態では、予測モデルを構築する予測モデル構築部 1 2 を設計支援装置 1 が一体的に有するとして説明したが、設計支援装置 1 の構成はこれに限定されない。設計支援装置 1 は、予測モデル構築部 1 2 を有さなくてもよい。すなわち、設計支援装置 1 は、取得部 1 1 及び予測モデル構築部 1 2 を用いた予測モデルの構築に関する機能を有さなくてもよい。この場合、例えば、取得部 1 1 及び予測モデル構築部 1 2 に対応する構成部を有する外部装置が上述した実績データを取得して予測モデルを生成し、当該外部装置から任意の方法によって予測モデルを設計支援装置 1 が取得するような態様も可能である。

[0050] 第 1 実施形態では、探索部 1 3 は、制約条件を満たす範囲内で、最適な設計条件を探索するとして説明したが、これに限定されない。例えば、鉄鋼材料への添加物の量及び製造設備の能力に限界がないような場合であれば、探索部 1 3 は、取得部 1 1 から制約条件を取得せず、制約条件を考慮しないで式 1 の最適化問題を解いてもよい。

[0051] 式1では、評価関数は各特性の最大値又は最小値の荷重和として表わされているが、式1の内容はこれに限定されない。式1は、各特性の目標値  $ref_k$  に基づいて、以下の式2により置き換えられてもよい。

[0052] [数2]

$$\min. \sum_k \alpha_k (ref_k - f_k(x))^2$$

(式2)

[0053] 式2により、探索部13は、各特性の目標値  $ref_k$  に近いほど評価が高い設計条件を探索することも可能となる。

[0054] (第2実施形態)

以下、本発明の第2実施形態について説明する。第2実施形態に係る設計支援装置1の構成及び基本的な機能は、図1乃至図5を用いて説明した第1実施形態に関する上記の内容と同一である。したがって、第1実施形態において説明した対応する内容は、第2実施形態においても同様に当てはまる。第1実施形態と同一の構成については同一の符号を付し、説明は省略する。以下では、第1実施形態と異なる点について主に説明する。第2実施形態では第1実施形態と異なり、式1の評価関数において特性の予測値の誤差が考慮される。

[0055] 例えば十分にデータがあり、全ての探索領域における予測モデルの精度が保証されている場合、鉄鋼材料の特性に関して、実測値に対する予測値の誤差の増大が抑制される。しかしながら、これまでに実施していない設計の領域を探索部13が探索する場合、このような予測値の誤差が増大する恐れがある。したがって、第2実施形態に係る設計支援装置1は、式1を下記の問題設定に変更して最適化問題を解く。

[0056]

[数3]

$$\begin{aligned} \max. \quad & \sum_k \alpha_k f_k(\mathbf{x}) - \sum_k \beta_k V_k(\mathbf{x}) \\ \text{st.} \quad & \mathbf{x} \in F \\ & L_k \leq f_k \leq U_k \quad k = 1..K \end{aligned}$$

(式3)

[0057] ここで、 $V_k(\mathbf{x})$  は例えば特性の実績値に対する予測値のばらつきの予測値である。すなわち、 $V_k(\mathbf{x})$  は特性の実績値に対する予測値の誤差に関連する。 $\beta_k$  は予め設定される重み係数である。このように、第2実施形態に係る評価関数は、2つの関数の重み和で構成される。探索部13は、例えばブートストラップ法等の任意の方法により $V_k(\mathbf{x})$  を計算する。探索部13がブートストラップ法を用いる場合には、予測モデル構築部12は、ばらつき予測用の特性値の予測モデルを別途作成する。予測モデル構築部12は、モデル学習用データからランダムにサンプルを複数抽出したデータセットを複数作成し、それぞれのデータセットを学習データとした $V_k(\mathbf{x})$  計算用の予測モデルを複数作成する。探索部13は、 $V_k(\mathbf{x})$  の計算時には入力値 $\mathbf{x}$  に対して、複数の作成済みの $V_k(\mathbf{x})$  計算用の予測モデルから予測値を計算し、それらの予測値の標準偏差を $V_k(\mathbf{x})$  とする。

[0058] 以上のような第2実施形態に係る設計支援装置1によれば、図5のステップS203において、特性の実績値に対する特性の予測値の誤差が最小化される。このように、予測値の誤差を考慮するために上記問題設定の目的関数とし $V_k(\mathbf{x})$  を組み込むことで、優れた特性値の予測値が探索されるだけでなく、予測値の誤差が小さくなるように探索が実行される。したがって、探索部13による探索により得られた設計条件を実際に検証した結果特性の実績値が特性の予測値と大きく異なる恐れが低減する。

[0059] 第1実施形態と同様に、各特性の目標値 $ref_k$ に基づき、式3に代えて以下の式4が採用されてもよい。

[0060]

[数4]

$$\min. \sum_k \alpha_k (\text{ref}_k - f_k(x))^2 + \sum_k \beta_k V_k(x)$$

(式4)

[0061] 式4により、探索部13は、各特性の目標値  $\text{ref}_k$  に近いほど評価が高く、かつ予測値の誤差も小さくなる設計条件を探索することも可能となる。

[0062] 上記の第2実施形態では、特性の実績値に対する特性の予測値の誤差が最小化されると説明したが、これに限定されない。図5のステップS203において、特性の実績値に対する特性の予測値の誤差が低減するように設計条件が探索されてもよい。このとき、例えば所定の第1閾値が設けられ、特性の実績値に対する特性の予測値の誤差が当該所定の第1閾値よりも小さくなるように設計条件が探索されてもよい。所定の第1閾値は、例えば設計支援装置1又はユーザによって適宜定められる値を含む。

[0063] (第3実施形態)

以下、本発明の第3実施形態について説明する。第3実施形態に係る設計支援装置1の構成及び基本的な機能は、図1乃至図5を用いて説明した第1実施形態に関する上記の内容、及び第2実施形態に関する上記の内容と同一である。したがって、第1実施形態及び第2実施形態において説明した対応する内容は、第3実施形態においても同様に当てはまる。第1実施形態及び第2実施形態と同一の構成については同一の符号を付し、説明は省略する。以下では、第1実施形態及び第2実施形態と異なる点について主に説明する。第3実施形態では第1実施形態及び第2実施形態と異なり、探索の対象となる設計条件と過去の実績データにおける設計条件との差が評価関数において考慮される。

[0064] 例えば、第1実施形態の問題設定では探索の方針として予測値のみが考慮されている。この場合、探索部13は、従来実施してきた設計条件に近い範囲を探索する傾向にあり、新しい設計条件を積極的に探索しない恐れもある。第3実施形態では、探索部13が新しい設計条件を積極的により確実に探索するように、上記問題設定の目的関数として以下の関数  $D(x)$  が組み込



まれる。

[0065] [数5]

$$\begin{aligned} \max. \quad & \sum_k \alpha_k f_k(x) - \sum_k \beta_k V_k(x) + \gamma D(x) \\ \text{st.} \quad & x \in F \\ & L_k \leq f_k \leq U_k \quad k = 1..K \end{aligned}$$

(式5)

[0066] ここで、 $\gamma$ は予め設定される重み係数である。このように、評価関数は3つの関数の重み和で構成される。 $D(x)$ は、予測モデル構築時に使用した実績データの設計条件からの乖離の大きさであり、例えば、以下の式6により表わされる。

[0067] [数6]

$$D(x) = \sum_s \sqrt{\sum_i \delta_i (x_i - h_{si})^2}$$

(式6)

[0068] ここで、 $h_{si}$ はs番目の実績データのi番目の設計条件を表す。 $\delta_i$ はi番目の設計条件に係る係数である。

[0069] 式6は、探索の対象となる設計条件と予測モデル作成時に使用した実績データの設計条件との距離を、実績データごとに積算することを表している。式6によって、探索部13は、実績データと似た設計条件を探索するのではなく、これまでに実施していない設計条件の領域をより積極的に探索する。式5により、図5のステップS203において、特性の実績値に対する特性の予測値の誤差が最小化される範囲内で、探索の対象となる設計条件と過去の実績データにおける設計条件との差が最大化される。以上により、探索部13は、優れた特性の予測値を探索するだけでなく、これまでの設計条件から離れた方向へとより積極的に探索することができる。

[0070] 探索部13は、設計条件の所定の項目の係数 $\delta_i$ の値が大きくなることで、

対応する設計条件において、他の設計条件よりも実績データからより離れた範囲を探索することができる。例えば、ユーザが、設計条件として製造条件よりも鉄鋼材料の成分組成を従来から大きく変更して新しい設計条件を見つけない場合、製造条件に関する係数  $\delta_i$  を小さくして、鉄鋼材料の成分組成に関する係数  $\delta_j$  を大きくしてもよい。例えば、ユーザが、設計条件として鉄鋼材料の成分組成よりも製造条件を従来から大きく変更して新しい設計条件を見つけない場合、鉄鋼材料の成分組成に関する係数  $\delta_i$  を小さくして、製造条件に関する係数  $\delta_j$  を大きくしてもよい。

[0071] 以上のような第3実施形態に係る設計支援装置1によれば、図5のステップS203において、探索部13が新しい設計条件をより積極的に探索する。これにより、ユーザは、全く新しい特性が得られる設計条件を発見することもできる。また、ユーザは、同等の特性値に対して異なる設計条件を発見することができれば、設計の自由度を増大させることもできる。

[0072] 第1実施形態及び第2実施形態と同様に、各特性の目標値  $ref_k$  に基づき、式5に代えて以下の式7が採用されてもよい。

[0073] [数7]

$$\min. \sum_k \alpha_k (ref_k - f_k(x))^2 + \sum_k \beta_k V_k(x) + \gamma/D(x)$$

(式7)

[0074] 式7により、探索部13は、各特性の目標値  $ref_k$  に近いほど評価が高く、かつ予測値の誤差も小さい状態で、これまでに実施していない設計条件の領域をより積極的に探索することができる。

[0075] ここで、上記の第3実施形態では、第2実施形態の目的関数に  $D(x)$  を追加する例を示したが、その変形された実施形態として、第1実施形態の目的関数に  $D(x)$  のみを追加しても同様に実施可能である。その場合の評価関数は式5に代えて以下のように示される。

[0076]

[数8]

$$\begin{aligned} \max. \quad & \sum_k \alpha_k f_k(x) + \gamma D(x) \\ \text{st.} \quad & x \in F \\ & L_k \leq f_k \leq U_k \quad k = 1, \dots, K \end{aligned}$$

(式8)

[0077] この場合においては、図5のステップS203において、最適な設計条件を制約条件の範囲内で探索する際に、探索の対象となる設計条件と過去の実績データにおける設計条件との差が最大化される。以上により、探索部13は、優れた特性の予測値を探索するだけでなく、これまでの設計条件から離れた方向へとより積極的に探索することができる。この場合、式5に対して  $V_k(x)$  の項が無いことにより、条件探索の自由度が高まる。

[0078] また、式7に対応する目的関数は以下のように示される。

[0079] [数9]

$$\min. \quad \sum_k \alpha_k (ref_k - f_k(x))^2 + \gamma/D(x)$$

(式9)

[0080] 式9により、探索部13は、各特性の目標値  $ref_k$  に近いほど評価が高く、かつ予測値の誤差も小さい状態で、これまでに実施していない設計条件の領域をより積極的に探索することができる。

[0081] 上記の第3実施形態では、探索の対象となる設計条件と過去の実績データにおける設計条件との差が最大化されると説明したが、これに限定されない。図5のステップS203において、探索の対象となる設計条件と過去の実績データにおける設計条件との差が増加するように設計条件が探索されてもよい。このとき、例えば所定の第2閾値が設けられ、探索の対象となる設計条件と過去の実績データにおける設計条件との差が当該所定の第2閾値よりも大きくなるように設計条件が探索されてもよい。所定の第2閾値は、例えば設計支援装置1又はユーザによって適宜定められる値を含む。

[0082] (第4実施形態)

以下、本発明の第4実施形態について説明する。第4実施形態に係る設計支援装置1の構成及び基本的な機能は、図1乃至図5を用いて説明した第1

実施形態に関する上記の内容、並びに第2実施形態及び第3実施形態に関する上記の内容と同一である。したがって、第1実施形態乃至第3実施形態において説明した対応する内容は、第4実施形態においても同様に当てはまる。第1実施形態乃至第3実施形態と同一の構成については同一の符号を付し、説明は省略する。以下では、第1実施形態乃至第3実施形態と異なる点について主に説明する。第4実施形態では第1実施形態乃至第3実施形態と異なり、図3に示す予測モデルに対する入力として鉄鋼材料の金属組織の画像データが利用される。

- [0083] 金属組織の画像データでは、鉄鋼材料の場合、例えばフェライト、マルテンサイト、及びベイナイト等を含む金属組織の組織粒径及び組織分率等を設計支援装置1が評価できるサイズ及び解像度が要求される。また、設計支援装置1は、析出物等の組織も評価する場合には、それに応じたサイズ及び解像度の異なる画像データを別途使用し、複数の画像データを処理してもよい。
- [0084] 図6は、第4実施形態に係る予測モデルの概略を示す図である。図6では、予測モデルは、例えばニューラルネットワークが用いられたモデルである。
- [0085] 予測モデルの予測精度は、最適な設計条件を探索する上で重要である。第1実施形態乃至第3実施形態では、取得部11は、学習時の予測モデルの入力として、図3に示すとおり、鉄鋼材料の成分組成及び製造条件を取得するが、これに限定されない。図6に示すとおり、第4実施形態では、取得部11は、これらの設計条件に加えて、学習時の予測モデルの入力に利用するために、鉄鋼材料の金属組織の画像データをさらに取得してもよい。予測モデル構築部12は、取得部11が取得した画像データにも基づいて予測モデルを構築する。探索部13は、当該予測モデルを用いて設計条件を探索する。
- [0086] ここで、画像データを入力として扱う場合、例えば予測モデル構築部12は、当該画像データを所定の方法で定量化する。仮に、予測モデル構築部12が画像の画素情報をベクトルとして取り出し入力とすると、同一の特性を

有する金属組織の画像データでも画素情報が少しでも違えば、異なるベクトルの入力値が得られる。したがって、学習用の画像データ毎に予測モデルのパラメータ学習が付加的に生じ、学習効率が悪化する。

[0087] そこで、例えば予測モデル構築部12は、畳み込みニューラルネットワークを用いて、金属組織の画像データをピクセル数よりも少ない特徴量ベクトルに変換する。予測モデル構築部12は、変換した特徴量ベクトルを予測モデルの入力値とする。以上により、画像データが低次元の特徴量ベクトルへと変換される。したがって、特性値が類似する鉄鋼材料の金属組織の画像データは、同一又は類似のベクトルとなり、学習効率が向上する。

[0088] 図6の二点鎖線囲み部で示すとおり、予測モデル構築部12は、学習時の入力として、鉄鋼材料の成分組成及び製造条件に加え金属組織の画像データを用い、かつ出力として特性値を用いて、畳み込みニューラルネットワーク部分も含めて同時に学習を行う。一方で、図6の破線囲み部で示すとおり、例えば探索部13は、設計条件の探索時には、畳み込みニューラルネット部分を除いたモデルを用いる。このとき、探索部13が探索する設計条件には、画像データではなく上記の特徴量ベクトルが含まれる。

[0089] 図7は、特徴量ベクトルを画像データへ変換する方法の一例を示す模式図である。探索部13による探索によって得られた特徴量ベクトルは、例えば以下の方法により画像データへ変換されてもよい。例えば、探索部13は、学習済みのモデルに学習用の画像データを入力したときの特徴量ベクトルを計算する。探索部13は、画像データと特徴量ベクトルとを関連付けたデータを任意の記憶装置に記憶しておく。探索部13は、記憶装置を参照しながら、記憶された特徴量ベクトルの中から探索により得られた設計条件に含まれる特徴量ベクトルに近似するものを選択する。探索部13は、記憶装置を参照しながら、選択した特徴量ベクトルと対応する金属組織の画像データを設計条件として提示部14に出力する。

[0090] 以上のような第4実施形態に係る設計支援装置1によれば、図5のステップS203において、探索された設計条件は、鉄鋼材料の金属組織の画像デ

ータに基づく特徴量ベクトルを含む。設計支援装置1は、このように金属組織の画像データを用いることで、鉄鋼材料の成分組成及び製造条件とは異なる、金属組織の画像データに特有の設計条件を取得することができる。したがって、予測モデルの予測精度が向上する。

[0091] このとき、ユーザは、このような画像データから金属組織に関するどのようなパラメータが得られるかを教師データとして設計支援装置1に入力する必要はない。設計支援装置1は、金属組織の画像データの差異を特徴量ベクトルの差として表現できるので、その差異が金属組織に関するどのようなパラメータに起因するものであるかを具体的に特定していなくても、そのような差異を出力の特性値に反映させることができる。

[0092] (実施例)

以下、自動車用冷延鋼板についての鉄鋼材料の設計の例を、主に上述の第3実施形態に基づいて示す。本実施例では鉄鋼材料の特性として引張強度が選択され、所望の特性値として引張強度の最大値を含む設計条件が探索された。

[0093] 表4は特性に影響する鉄鋼材料の成分組成(単位:質量%)の例、表5は特性に影響する製造条件の例、表6は特性の種類及び特性値の例を示す。表4、表5、表6の実績データ項目を取得し、かかる実績データを用いて機械学習を行うことで、設計条件を入力とし、特性を出力とする予測モデルを構築した。

[0094]

[表4]

(単位：質量%)

鋼 No	C	Si	Mn	P	S	Al	N	Cr	V	Sb	Mo	Cu	Ni	Ti	Nb	B	Ca
A	0.124	0.66	2.55	0.008	0.0010	0.037	0.0034	0	0	0.011	0	0	0	0.015	0.038	0.0016	0.0002
B	0.105	0.53	2.79	0.010	0.0008	0.035	0.0040	0	0	0.010	0	0	0	0.014	0.042	0.0015	0.0001
C	0.131	0.56	2.57	0.009	0.0011	0.042	0.0036	0.05	0	0.009	0	0	0	0.017	0.034	0.0017	0.0001

[0095] [表5]

【表 5】

鋼板 No.	熱延条件			連続焼鈍条件										
	加熱温度 (°C)	仕上出延温度 (°C)	巻取温度 (°C)	板厚 (mm)	570°C 以上の温度域までの平均加熱速度 (°C/s)	加熱温度 (°C)	均熱温度 (°C)	Ac3 以上の温度域にある保持時間 (s)	620~740°C の温度域までの平均冷却速度 (°C/s)	冷却停止温度 (°C)	620~740°C の温度域にある保持時間 (s)	400°C 以下の温度域までの平均冷却速度 (°C/s)	冷却停止温度 (°C)	150°C 以下 400°C 以上の温度域にある保持時間 (s)
1	1240	880	560	1.4	4	620	860	140	1.8	660	18	37	280	430
2	1240	880	560	1.4	4	630	860	110	3.4	680	37	18	310	510
3	1240	880	560	1.4	4	620	850	120	1.5	680	22	22	260	470



[0096] [表6]

【表 6】

鋼板 No.	鋼 No.	引張強度 (MPa)
1	A	1283
2	B	1205
3	C	1247

[0097] 本実施例では学習用データ500件を用い、ニューラルネットワークと呼ばれる機械学習手法を用いて、特性として引張強度を予測する予測モデルを作成した。図8は、引張強度の実績値及び予測値に係る散布図を示す。散布図の横軸は引張強度の実績値であり、縦軸が引張強度の予測値である。ニューラルネットワークの隠れ層は1層とし、そのノード数は15個であった。各説明変数の数値は標準化している。予測精度はRMSE(Root Mean Square Error)で71.94であった。

[0098] 表7は、設計条件を探索する際に用いる設計条件の制約条件を示す。

[0099]

[表7]

【表 7】

製造工程	設計条件	下限値	上限値
転炉・二次精錬	C (質量%)	0.041	0.212
	Si (質量%)	0.048	0.79
	Mn (質量%)	1.94	3.34
	P (質量%)	0.006	0.043
	S (質量%)	0.0006	0.0043
	Al (質量%)	0.0248	0.067
	N (質量%)	0.0022	0.00564
	Cr (質量%)	0	0.3
	V (質量%)	0	0.11
	Sb (質量%)	0.0008	0.018
	Mo (質量%)	0	0.21
	Cu (質量%)	0	0.096
	Ni (質量%)	0	0.084
	Ti (質量%)	0.008	0.032
	Nb (質量%)	0.015	0.056
	B (質量%)	0.0002	0.0031
Ca (質量%)	0.00008	0.0016	
加熱工程・ 熱間圧延工程	加熱温度 (°C)	960	1500
	仕上圧延温度 (°C)	512	1068
	巻取温度 (°C)	408	852
焼鈍工程	板厚 (mm)	1.12	2.4
	570°C以上の温度域までの 平均加熱速度 (°C/s)	1.6	20
	加熱温度 (°C)	400	780
	均熱温度 (°C)	568	1056
	Ac3以上の温度域にある 保持時間 (s)	28	216
	620~740°Cの温度域までの 平均冷却速度 (°C/s)	0.64	27.24
	冷却停止温度 (°C)	456	960
	620~740°Cの温度域にある 保持時間 (s)	3.2	156
	400°C以下の温度域までの 平均冷却速度 (°C/s)	2.4	96
	冷却停止温度 (°C)	168	684
	150°C以上 400°C以下の 温度域にある保持時間 (s)	128	936

[0100] 表7を参照すると、制約条件は、鉄鋼材料の成分組成の範囲及び製造条件の範囲を含んでいる。これらに加えて、制約条件は、製造プロセスにおける異なる工程間で生じる鋼板の物理量の変化と矛盾しないことを保証する条件を含んでもよい。例えば、制約条件は、加熱温度>仕上圧延温度>巻取温度という条件を含んでもよい。

[0101] 表8は、設計条件を探索する際に用いる特性値の制約条件を示す。

[0102] [表8]

【表 8】

特性値	下限値	上限値
引張強度 (MPa)	1300	1600

[0103] 以上により、学習済みの予測モデル、及び制約条件 ( $F$ 、 $L_k$ 、 $U_k$ ) が取得されたので、設計支援装置 1 は、第 3 実施形態の式 5 及び式 6 に示すような最適化問題として最適な設計条件を探索し、優れた特性値に対応する設計条件を得た。設計支援装置 1 は、探索のアルゴリズムとして群知能の粒子群最適化を用いた。粒子の数は 1000 個、解の更新は 500 回とした。また、最適化問題の各重み係数は  $\alpha = 1$ 、 $\beta = 6.0$ 、 $\gamma = 0.5$  とした。 $V(x)$  の計算には、ブートストラップ法を用い、使用するモデルは 50 個とし、学習用データの 80% をランダムに選択して学習に使用した。さらに、式 6 の  $D(x)$  中の  $\delta_i$  について、鉄鋼材料の成分組成の設計条件に係る  $\delta_i$  は 1、製造条件に係る  $\delta_i$  は 0 とした。ここで、 $D(x)$  の計算には標準化処理した値を用いた。

[0104] 表 9 は、設計支援装置 1 により探索された設計条件を示す。当該設計条件での引張強度は 1545 MPa であり、実績データでは最大引張強度が 1498 MPa であったことから、引張強度がより高い新たな探索領域に含まれる新規な設計条件が発見されたことになる。

[0105]

[表9]

【表 9】

製造工程	設計条件	予測値
転炉・二次精錬	C (質量%)	0.167
	Si (質量%)	0.51
	Mn (質量%)	2.66
	P (質量%)	0.018
	S (質量%)	0.0028
	Al (質量%)	0.053
	N (質量%)	0.0037
	Cr (質量%)	0.10
	V (質量%)	0.073
	Sb (質量%)	0.010
	Mo (質量%)	0.060
	Cu (質量%)	0.036
	Ni (質量%)	0.033
	Ti (質量%)	0.016
	Nb (質量%)	0.046
B (質量%)	0.002	
Ca (質量%)	0.0010	
加熱工程・ 熱間圧延工程	加熱温度 (°C)	1218
	仕上圧延温度 (°C)	761
	巻取温度 (°C)	542
焼鈍工程	板厚 (mm)	1.4
	570°C以上の温度域までの 平均加熱速度 (°C/s)	13
	加熱温度 (°C)	616
	均熱温度 (°C)	847
	Ac3以上の温度域にある 保持時間 (s)	115
	620~740°Cの温度域までの 平均冷却速度 (°C/s)	12.7
	冷却停止温度 (°C)	690
	620~740°Cの温度域にある 保持時間 (s)	69
	400°C以下の温度域までの 平均冷却速度 (°C/s)	15
	冷却停止温度 (°C)	287
	150°C以上 400°C以下の 温度域にある保持時間 (s)	539

[0106] 表10は、第1実施形態及び第2実施形態でも同様に最適化問題を解いたときの結果と、第3実施形態での上記の結果とを比較した表である。第1実施形態では $\alpha = 1$ とした。第2実施形態では $\alpha = 1$ 、 $\beta = 6.0$ とした。制約条件及び粒子群最適化の各パラメータは上記の第3実施形態の場合と同様である。

[0107] [表10]

【表 1 0】

	第 1 実施形態	第 2 実施形態	第 3 実施形態
引張強度 ( $f(x)$ ) (MPa)	1599	1533	1545
予測誤差 ( $V(x)$ )	989	201	221
実績データからの距離 ( $D(x)$ )	741	628	661

[0108] 第 1 実施形態では、高い引張強度に対応する設計条件を探索しようとする  
と、特性の予測値の誤差である予測誤差が大きくなる傾向にあり、引張強度  
の実績値が予測値と異なるリスクが大きい。一方で、第 2 実施形態では、予  
測誤差を考慮していない第 1 実施形態と比較して、予測誤差がより少ない設  
計条件が探索されている。さらに、第 3 実施形態では、予測誤差が小さく抑  
制され、かつ第 2 実施形態と比較して実績データからより離れた探索領域に  
おける設計条件が探索できていることが分かる。

[0109] 本発明を諸図面及び実施形態に基づき説明してきたが、当業者であれば本  
発明に基づき種々の変形及び修正を行うことが容易であることに注意されたい。  
したがって、これらの変形及び修正は本発明の範囲に含まれることに留意されたい。  
例えば、各手段、各ステップ等に含まれる機能等は論理的に矛盾しないように再配置可能であり、複数の手段及びステップ等を 1 つに組み  
合わせたり、或いは分割したりすることが可能である。

[0110] 例えば、本発明は、上述した設計支援装置 1 の各機能を実現する処理内容  
を記述したプログラム又はプログラムを記録した記憶媒体としても実現し得  
る。本発明の範囲には、これらも包含されると理解されたい。

## 符号の説明

- [0111] 1 設計支援装置
- 1 1 取得部
- 1 2 予測モデル構築部
- 1 3 探索部
- 1 4 提示部

## 請求の範囲

- [請求項1] 所望の特性を有する金属材料の設計を計算機により支援する設計支援方法であって、
- 前記金属材料の成分組成及び製造条件を含む設計条件と前記金属材料の特性値とを関連付けた過去の実績データに基づき構築され、前記設計条件から前記特性値を予測する予測モデルを用いて、前記所望の特性が得られる前記設計条件を探索する探索ステップと、
- 前記探索ステップにより探索された、前記所望の特性に対応する前記設計条件のうち、少なくとも成分組成及び製造条件を提示する提示ステップと、
- を含む、
- 設計支援方法。
- [請求項2] 前記成分組成の範囲、及び前記製造条件の範囲を含む制約条件を入力情報として取得する取得ステップを含み、
- 前記探索ステップにおいて、前記所望の特性に対応する前記設計条件は前記制約条件を満たす、
- 請求項1に記載の設計支援方法。
- [請求項3] 前記探索ステップにおいて、前記特性の実績値に対する前記特性の予測値の誤差が低減するように前記設計条件を探索する、
- 請求項1又は2に記載の設計支援方法。
- [請求項4] 前記探索ステップにおいて、探索の対象となる前記設計条件と前記過去の実績データにおける前記設計条件との差が増加するように前記設計条件を探索する、
- 請求項1乃至3のいずれか1項に記載の設計支援方法。
- [請求項5] 前記設計条件は、前記金属材料の金属組織の画像データに基づく特徴量ベクトルを含み、
- 前記探索ステップにおいて、探索された前記設計条件は、前記特徴量ベクトルを含む、

請求項1乃至4のいずれか1項に記載の設計支援方法。

[請求項6] 請求項1乃至5のいずれか1項に記載の設計支援方法に用いられる前記予測モデルの生成方法であって、

前記設計条件と前記特性値とを関連付けた前記過去の実績データを取得する取得ステップと、

該取得ステップにより取得された前記過去の実績データに基づいて、前記設計条件から前記特性値を予測する前記予測モデルを構築する構築ステップと、

を含む、

予測モデルの生成方法。

[請求項7] 請求項1乃至5のいずれか1項に記載の設計支援方法により探索された前記設計条件に基づいて前記金属材料を製造するステップを含む、

金属材料の製造方法。

[請求項8] 所望の特性を有する金属材料の設計を支援する設計支援装置であって、

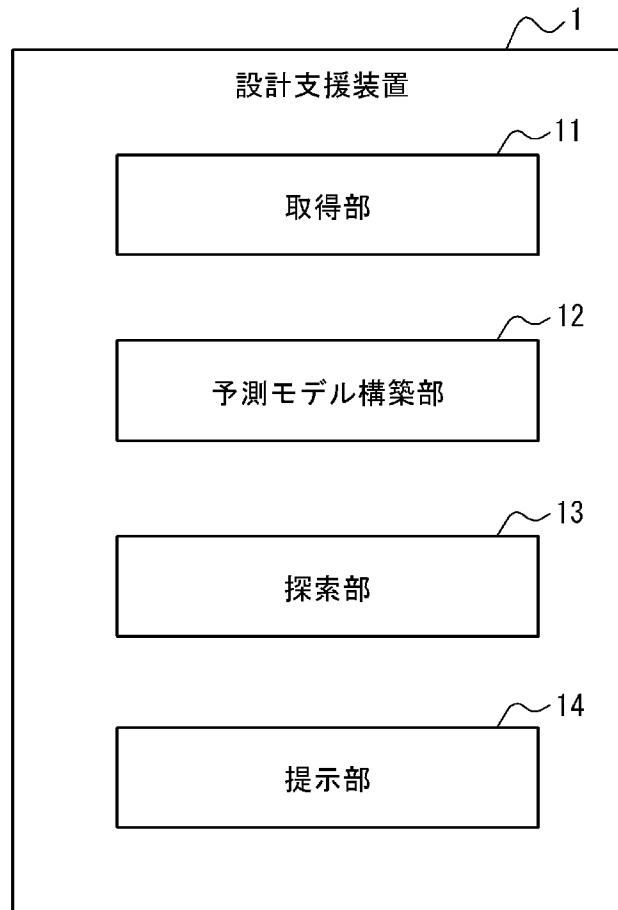
前記金属材料の成分組成及び製造条件を含む設計条件と前記金属材料の特性値とを関連付けた過去の実績データに基づき構築され、前記設計条件から前記特性値を予測する予測モデルを用いて、前記所望の特性が得られる前記設計条件を探索する探索部と、

前記探索部により探索された、前記所望の特性に対応する前記設計条件のうち、少なくとも成分組成及び製造条件を提示する提示部と、

を備える、

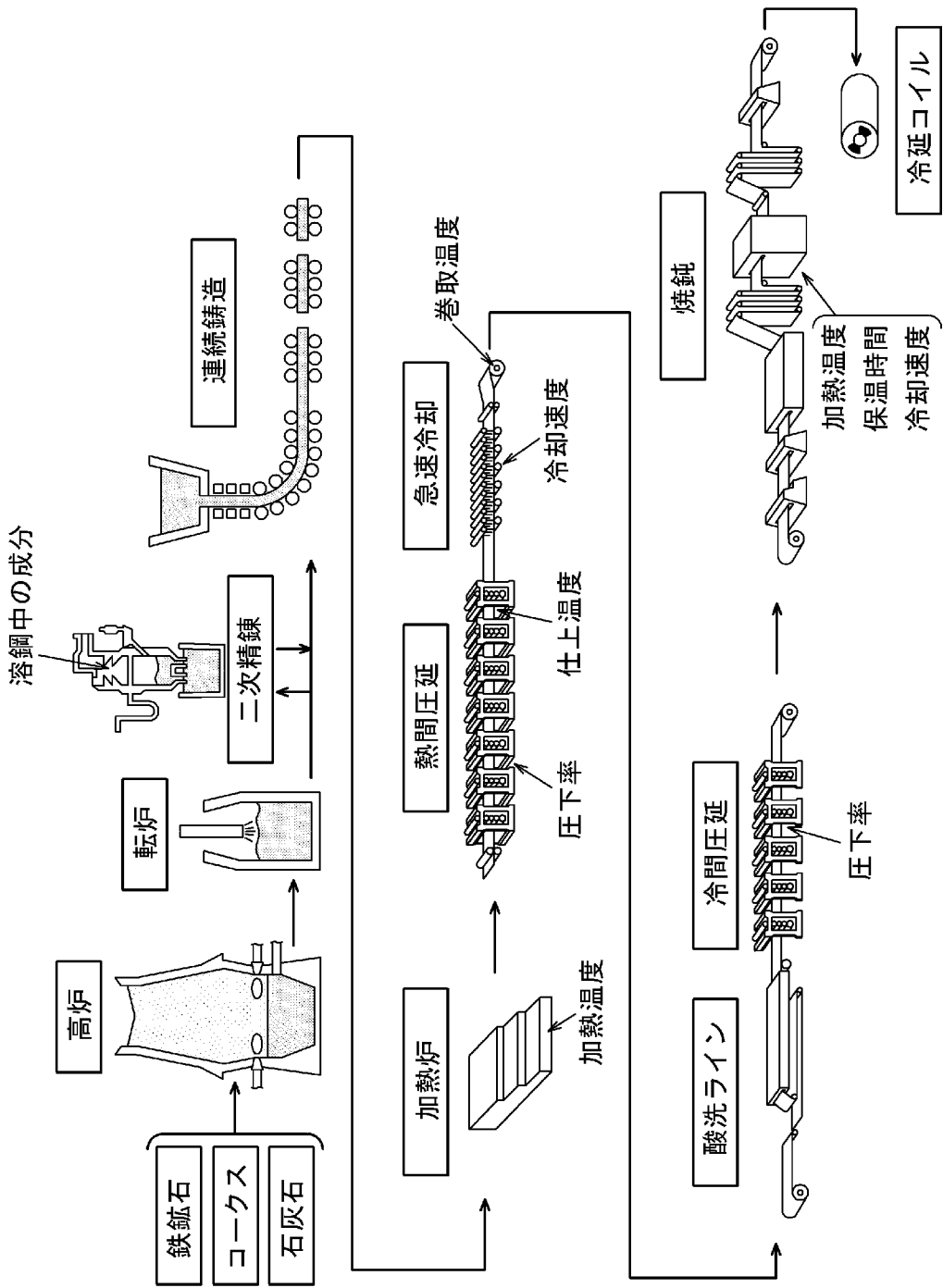
設計支援装置。

[図1]

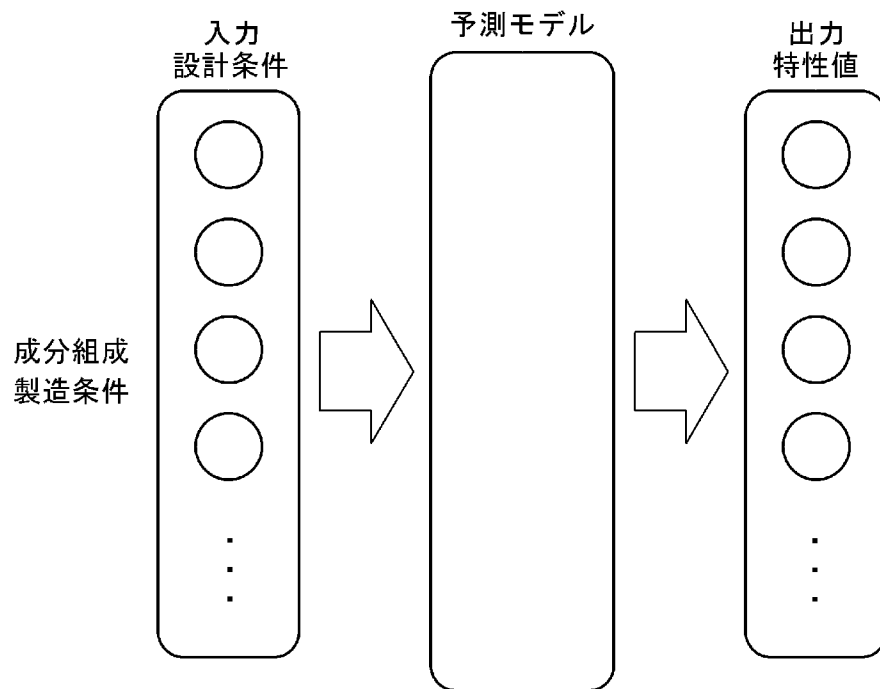




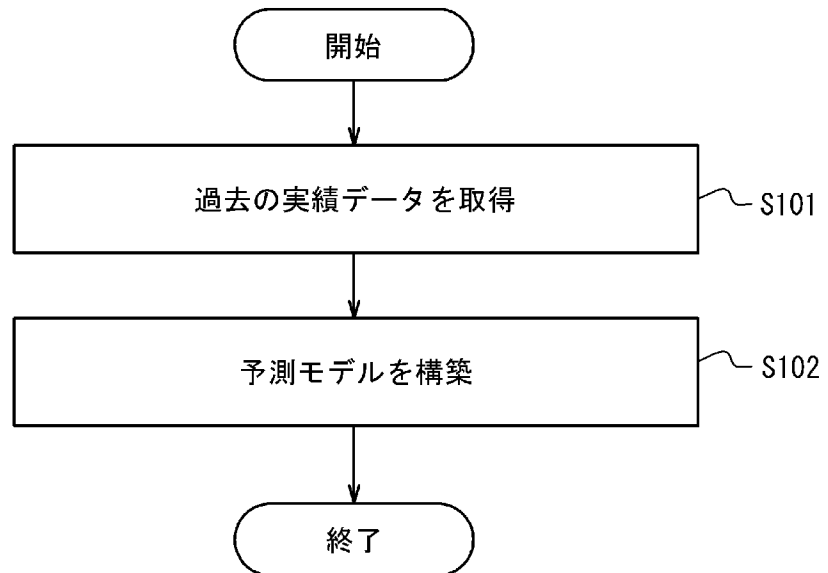
[図2]



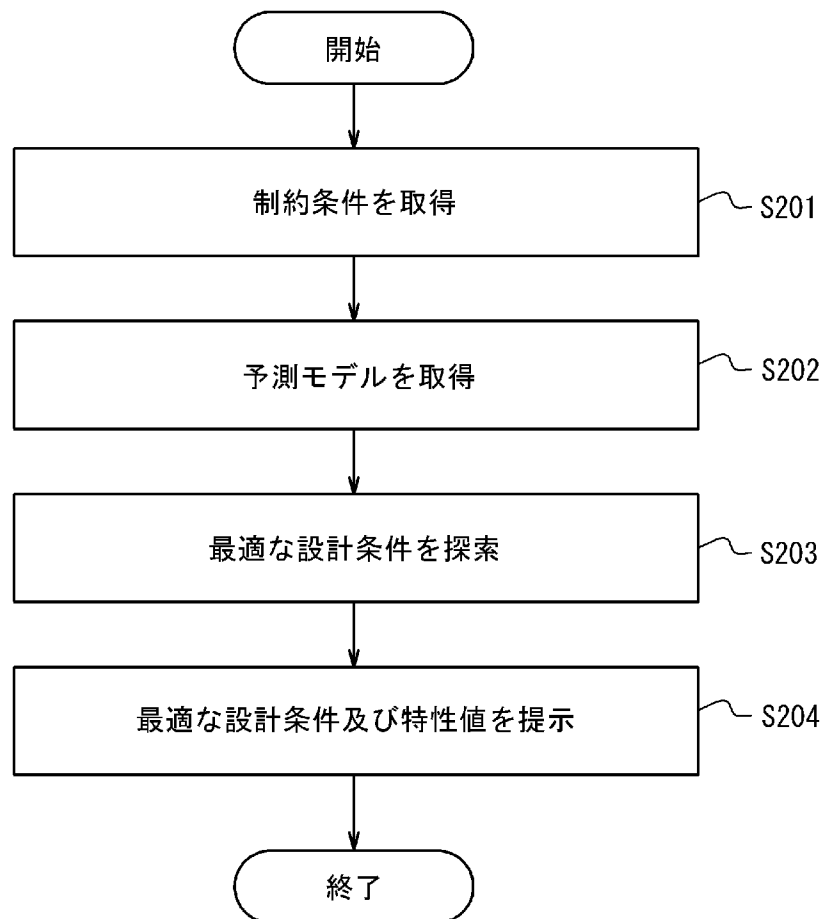
[図3]



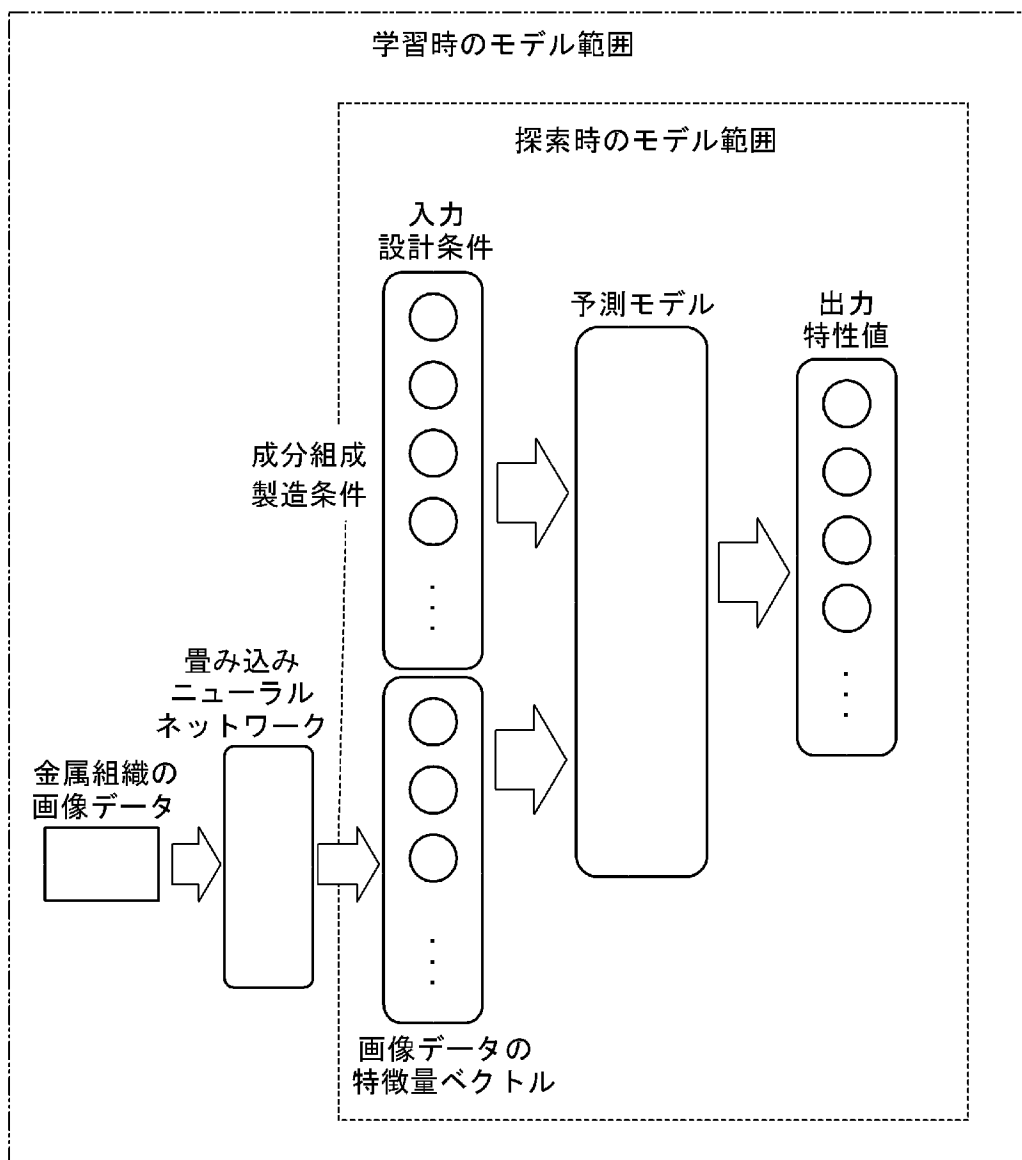
[図4]



[図5]

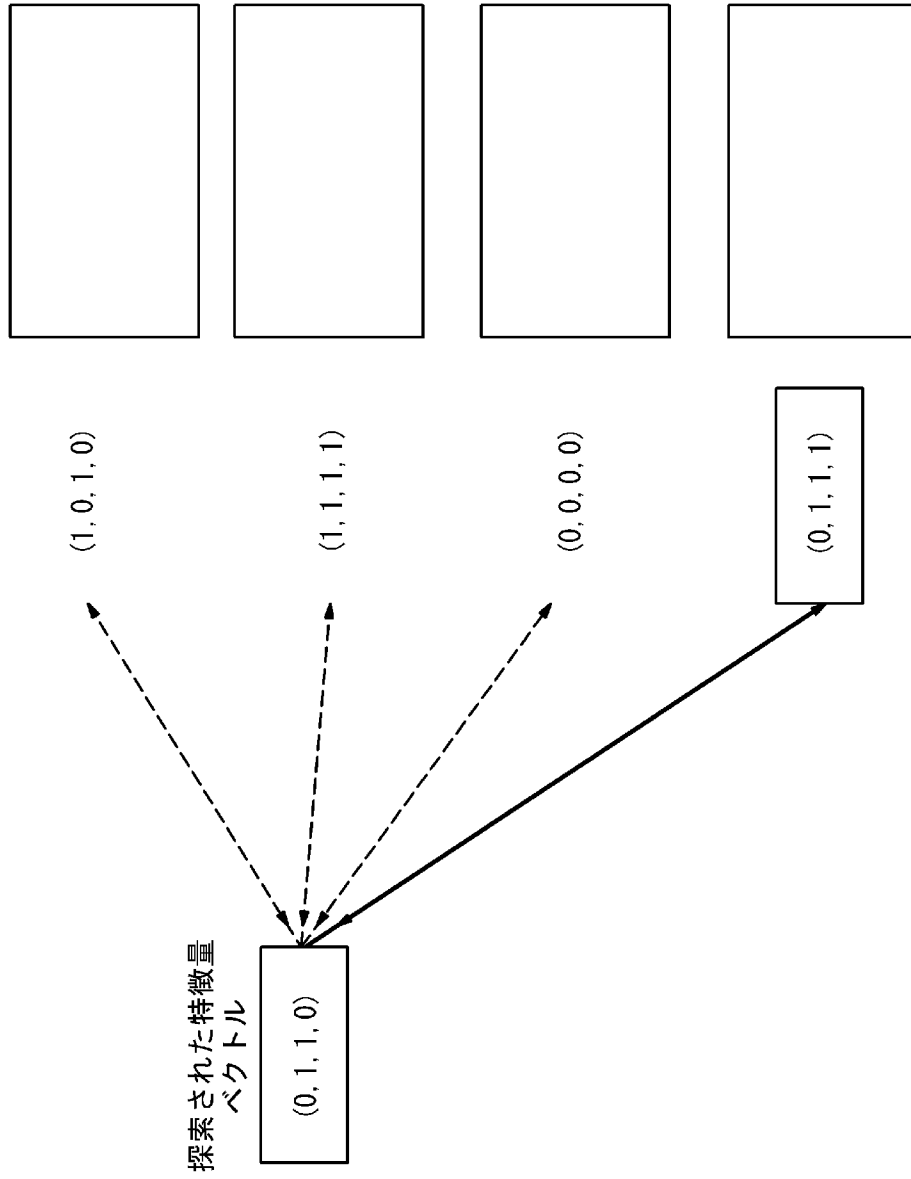


[図6]

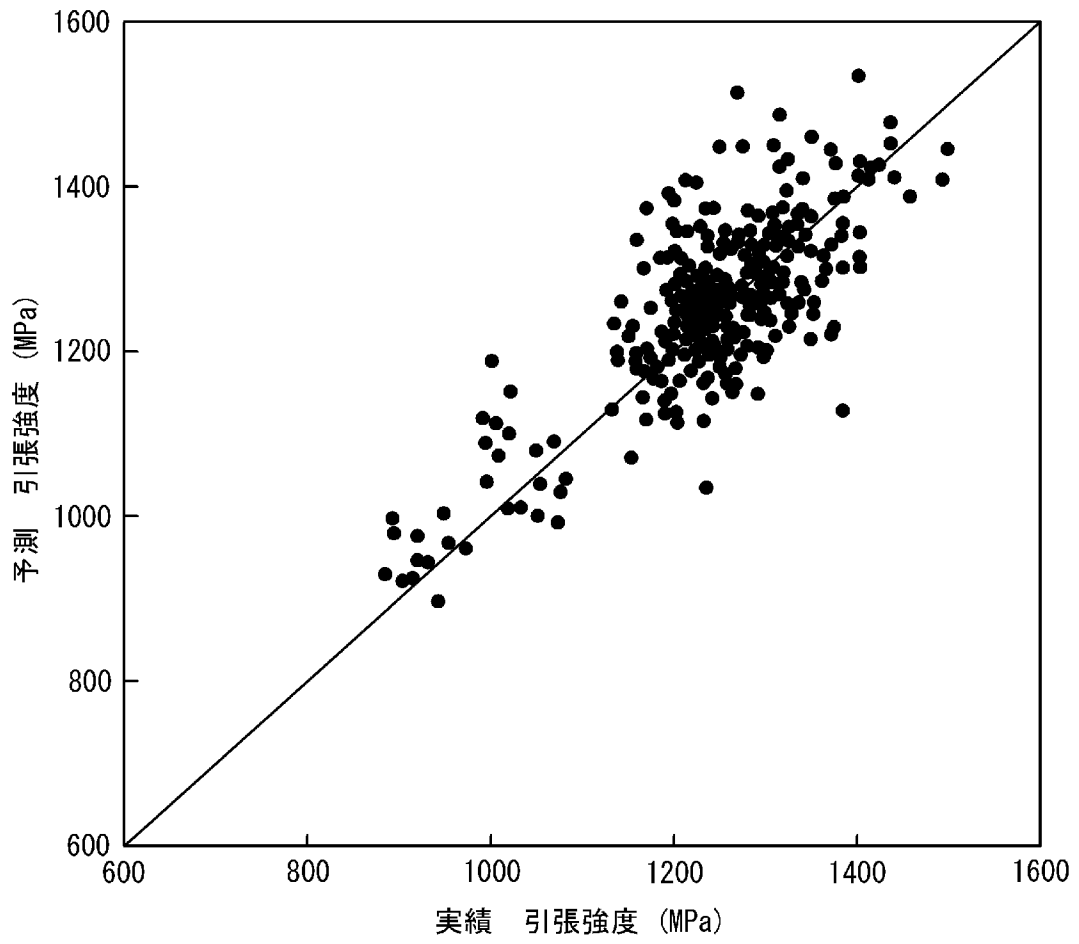


[図7]

実績データの特徴量ベクトルと金属組織の画像データ



[図8]



**INTERNATIONAL SEARCH REPORT**

International application No.

PCT/JP2019/001675

**A. CLASSIFICATION OF SUBJECT MATTER**

Int.Cl. G06Q50/04 (2012.01) i, G06Q50/10 (2012.01) i

According to International Patent Classification (IPC) or to both national classification and IPC

**B. FIELDS SEARCHED**

Minimum documentation searched (classification system followed by classification symbols)

Int.Cl. G06Q50/04, G06Q50/10

Documentation searched other than minimum documentation to the extent that such documents are included in the fields searched

Published examined utility model applications of Japan	1922-1996
Published unexamined utility model applications of Japan	1971-2019
Registered utility model specifications of Japan	1996-2019
Published registered utility model applications of Japan	1994-2019

Electronic data base consulted during the international search (name of data base and, where practicable, search terms used)

**C. DOCUMENTS CONSIDERED TO BE RELEVANT**

Category*	Citation of document, with indication, where appropriate, of the relevant passages	Relevant to claim No.
X A	WO 2018/062398 A1 (UACJ CORP.) 05 April 2018, paragraphs [0012]-[0061], [0079]-[0082] (Family: none)	1-4, 6-8 5
A	長谷川浩志, 体系的アプローチ: 要求・要望から最適設計へ, 第28回日本シミュレーション学会大会発表論文集, 11 June 2009, pp. 113-116, non-official translation (HASEGAWA, Hiroshi, "Systematic approach: From requirements/requests to optimum design", Proceedings of the 28th Japan simulation conference)	1-8

Further documents are listed in the continuation of Box C.

See patent family annex.

\* Special categories of cited documents:

"A" document defining the general state of the art which is not considered to be of particular relevance  
 "E" earlier application or patent but published on or after the international filing date  
 "L" document which may throw doubts on priority claim(s) or which is cited to establish the publication date of another citation or other special reason (as specified)  
 "O" document referring to an oral disclosure, use, exhibition or other means  
 "P" document published prior to the international filing date but later than the priority date claimed

"I" later document published after the international filing date or priority date and not in conflict with the application but cited to understand the principle or theory underlying the invention  
 "X" document of particular relevance; the claimed invention cannot be considered novel or cannot be considered to involve an inventive step when the document is taken alone  
 "Y" document of particular relevance; the claimed invention cannot be considered to involve an inventive step when the document is combined with one or more other such documents, such combination being obvious to a person skilled in the art  
 "&" document member of the same patent family

Date of the actual completion of the international search  
04 April 2019 (04.04.2019)

Date of mailing of the international search report  
16 April 2019 (16.04.2019)

Name and mailing address of the ISA/  
Japan Patent Office  
3-4-3, Kasumigaseki, Chiyoda-ku,  
Tokyo 100-8915, Japan

Authorized officer  
  
Telephone No.



## INTERNATIONAL SEARCH REPORT

International application No.

PCT/JP2019/001675

C (Continuation). DOCUMENTS CONSIDERED TO BE RELEVANT

Category*	Citation of document, with indication, where appropriate, of the relevant passages	Relevant to claim No.
A	足立吉隆ほか, 機械学習支援の材料情報統合システム, システム/制御/情報, 15 May 2017, vol. 61, no. 5, pp. 20-25, (ADACHI, Yoshitaka et al., "Materials Integration System 'MIPHA' powered by Machine Learning", SYSTEMS, CONTROL AND INFORMATION)	1-8
A	JP 2010-172962 A (TOSHIBA MITSUBISHI-ELECTRIC INDUSTRIAL SYSTEMS CORP.) 12 August 2010, entire text, all drawings (Family: none)	1-8

A. 発明の属する分野の分類 (国際特許分類 (IPC)) Int.Cl. G06Q50/04(2012.01)i, G06Q50/10(2012.01)i											
B. 調査を行った分野 調査を行った最小限資料 (国際特許分類 (IPC)) Int.Cl. G06Q50/04, G06Q50/10											
最小限資料以外の資料で調査を行った分野に含まれるもの <table border="0"> <tr> <td>日本国実用新案公報</td> <td>1922-1996年</td> </tr> <tr> <td>日本国公開実用新案公報</td> <td>1971-2019年</td> </tr> <tr> <td>日本国実用新案登録公報</td> <td>1996-2019年</td> </tr> <tr> <td>日本国登録実用新案公報</td> <td>1994-2019年</td> </tr> </table>				日本国実用新案公報	1922-1996年	日本国公開実用新案公報	1971-2019年	日本国実用新案登録公報	1996-2019年	日本国登録実用新案公報	1994-2019年
日本国実用新案公報	1922-1996年										
日本国公開実用新案公報	1971-2019年										
日本国実用新案登録公報	1996-2019年										
日本国登録実用新案公報	1994-2019年										
国際調査で使用した電子データベース (データベースの名称、調査に使用した用語)											
C. 関連すると認められる文献											
引用文献の カテゴリー*	引用文献名 及び一部の箇所が関連するときは、その関連する箇所の表示	関連する 請求項の番号									
X A A	WO 2018/062398 A1 (株式会社UACJ) 2018.04.05, 段落[0012]-[0061], [0079]-[0082] (ファミリーなし)  長谷川浩志, 体系的アプローチ: 要求・要望から最適設計へ, 第2 8回日本シミュレーション学会大会発表論文集, 2009.06.11, P. 113~116	1-4, 6-8 5 1-8									
☑ C欄の続きにも文献が列挙されている。		☐ パテントファミリーに関する別紙を参照。									
* 引用文献のカテゴリー 「A」特に関連のある文献ではなく、一般的技術水準を示すもの 「E」国際出願日前の出願または特許であるが、国際出願日以後に公表されたもの 「L」優先権主張に疑義を提起する文献又は他の文献の発行日若しくは他の特別な理由を確立するために引用する文献 (理由を付す) 「O」口頭による開示、使用、展示等に言及する文献 「P」国際出願日前で、かつ優先権の主張の基礎となる出願		の日の後に公表された文献 「T」国際出願日又は優先日後に公表された文献であって出願と矛盾するものではなく、発明の原理又は理論の理解のために引用するもの 「X」特に関連のある文献であって、当該文献のみで発明の新規性又は進歩性がないと考えられるもの 「Y」特に関連のある文献であって、当該文献と他の1以上の文献との、当業者にとって自明である組合せによって進歩性がないと考えられるもの 「&」同一パテントファミリー文献									
国際調査を完了した日 04.04.2019		国際調査報告の発送日 16.04.2019									
国際調査機関の名称及びあて先 日本国特許庁 (ISA/J P) 郵便番号100-8915 東京都千代田区霞が関三丁目4番3号		特許庁審査官 (権限のある職員) 藤原 拓也	5R 4875								
		電話番号 03-3581-1101 内線 3502									

C (続き) . 関連すると認められる文献		
引用文献の カテゴリー*	引用文献名 及び一部の箇所が関連するときは、その関連する箇所の表示	関連する 請求項の番号
A	足立吉隆ほか, 機械学習支援の材料情報統合システム, システム/ 制御/情報, 2017.05.15, 第61巻, 第5号, P. 20~25	1-8
A	JP 2010-172962 A (東芝三菱電機産業システム株式会社) 2010.08.12, 全文, 全図 (ファミリーなし)	1-8