

ブロック単位の語句の出現頻度に基づく特許課題・手段推定システム

A Framework of Estimating Invention Task and Means Based on Term Frequency in Patent Journal Blocks

樽松理樹*1

Masaki Kurematsu

*1 岩手県立大学 ソフトウェア情報学部

Iwate Prefectural University Faculty of Software and Information Science

In this paper, I proposed a framework of estimating invention task and means based on term frequency in patent journal blocks. When we use other's invention protected by a patent without permission or violate it, we need a lot of time and load to settle this problem. Therefore it is important to research exists patent journals before submitting own patent or sealing new products. However, it is take long time to check a lot of patents. In order to support this task, I propose a new framework which estimates invention task and means of new patent based on term frequency in patent journal blocks. First, this framework extracts terms from abstracts of patents identified invention task and means by experts. Secondly, it makes pairs of terms and selects terms and pairs based on term frequency. Thirdly, it converts a new patent to a document vector based on terms and pairs and it shows invention task and means based on the value of this vector. Finally, it shows invention task and means ranked in descending order by the similarity in 3 orders. In order to evaluate this system, I did an experiment with an expert and small data set. In this research, invention task and means have sub categories. I evaluate this system from the viewpoint of the rank of invention task and means given by an expert. Besides the accuracy of this approach is better than the conventional approach using Term Frequency, 31% of the collect invention task and 44% of the collect means with sub categories had appeared in the top 10. Therefore, this experimental result shows that is it possible to use this approach to estimate invention task and means from patent journals. I will analyze experimental results and enhance this system based on the result of analysis.

1. はじめに

代表的な知的財産情報である特許公報に対し、内容把握、分類、情報蓄積等を行うことは重要なタスクである。しかし、実務として、すべての特許公報を読むことは難しい。本研究の研究協力者であり、企業内の知的財産部門で特許公報を取り扱っている専門家は、その特許が述べている課題と手段を分類し、比較対象となる特許と課題および手段が類似しているものからチェックを行っている。これにより、特許公報の内容把握にかかる時間の軽減を図っている。しかし、特許公報が膨大であることから、特許で取り扱う課題と手段の分類も大量の負荷や労力が必要となっている。

この問題に対し、コンピュータによる支援方法[寺岡 10][谷川 13]を活用することが考えられる。しかし、手法の多くは、特許電子図書館(IPDL)サービス[工業所有権情報・研修館 94]に代表されるような検索システムであり、キーワードに着目し、表層情報レベルで処理している。しかし、検索結果に誤った特許が含まれるなど検索精度に課題が残っているのが現状である。また、これらのシステムでは特許検索が主であり、内容把握や分類などの作業は依然として人手で行うことが多い。特許公報活用の有効性や効率性を向上させるためにも、内容把握や分類、情報蓄積などの文書処理支援手法を確立することが依然として求められている。

このような問題に対し、著者は、特許の文書構造に着目し、文書の類似度に基づく手法 [樽松 13] [樽松 14] を提案してきた。提案手法においては、2 章で述べる特許を構成するブロッ

クごとに、出現する語句の頻度に基づく文書ベクトルを構築し、それらの類似度をとることで課題や手段の推定を試みた。評価実験における正答率は、大まかな分類について約 49%であったが、詳細な分類を含めた場合は、約 17%にとどまっている。そのことから、提案手法の改善が必要である。

以上の背景から、本論文では、特許公報利用支援の一環として、特許が解決を試みる課題とそれに対する手段を推定する手法を提案する。本提案手法は、専門家が課題・手段を分類した特許における語句や語句の組の出現頻度をもとに、求める対象となる特許との分類毎の類似度を用いて、課題、手段の分類の推定を試みる。なお、ここで専門家とは、企業などにおいて特許処理に携わっている実務者を意味する。

2. 対象とする特許処理

2.1 特許公報の構造

本研究で対象とする特許公報は、フロントページと明細書から構成される[発明協会 05]。フロントページには、発明の名称、出願人、発明者、要約、国際特許分類(IPC)、F タームなどが記載されている。IPC は発明の技術内容に応じた世界共通の特許分類の記号であり、F タームは審査官が審査に利用する分類記号である。明細書には、特許請求の範囲、発明の属する技術分野、発明が解決しようとする課題、課題を解決するための手段などが記載されている。フロントページおよび明細書に記載されている内容については、【】で囲まれた**ブロックタグ**により、それが何について述べている部分かが明確になっている。

IPC や F ターム、発明が解決しようとする課題、課題を解決するための手段などから課題や手段は推定できると考えられるが、実際には、同じ事柄でも表記が異なる、対象となる範囲が異なる

連絡先: 樽松理樹, 岩手県立大学, 〒020-0611 岩手県滝沢市菓子 152-52, TEL: 019-694-2582, FAX: 019-694-2501, メール: kure@iwate-pu.ac.jp

るなどの理由から、IPC や F タームのみでの課題や手段の把握は困難である。

2.2 特許の課題と手段

専門家は、特許公報を熟読する前に、その特許が解決しようとする課題の分類と課題を解決するための手段の分類を抽出する。この結果をもとに、権利調査の対象としての重要性を判断し、重要性の高いものから特許の確認を行う。以後、課題の分類を示す語句を**課題分類**、手段の分類を示す語句を**手段分類**と呼ぶ。課題分類と手段分類は、それぞれ大分類・小分類の組み合わせで示される。今回協力をいただいた専門家は、課題分類に対し、大分類を 13 種、小分類を 62 種設定し、その組み合わせパターン数は、66 である。一つの大分類における小分類の数は平均 5.5 種類である。一方、手段分類については、大分類 13 種、小分類 33 種、組み合わせパターン数 40 であり、一つの大分類における小分類の数は平均 5 種類である。

3. ブロック単位の語句の出現頻度に基づく特許課題・手段推定システム

3.1 システム概要

本システムの概要を図1に示す。本システムは大きく「分類出現語句情報抽出部」「文書ベクトル変換部」「分類推定部」からなる。「分類出現語句情報抽出部」では、専門家によって課題分野、手段分野が付与された特許から、分類ごとにその分類を特定するのに有用と思われる分類出現語句情報を抽出する。「文書ベクトル変換部」では、分類出現語句情報をもとに、分類済み特許、対象となる新規特許を文書ベクトルに変換する。「分類推定部」では、文書ベクトルや文書ベクトル間の類似度をもとに課題分類、手段分類の候補を推定する。以降で各部分の説明を加える。

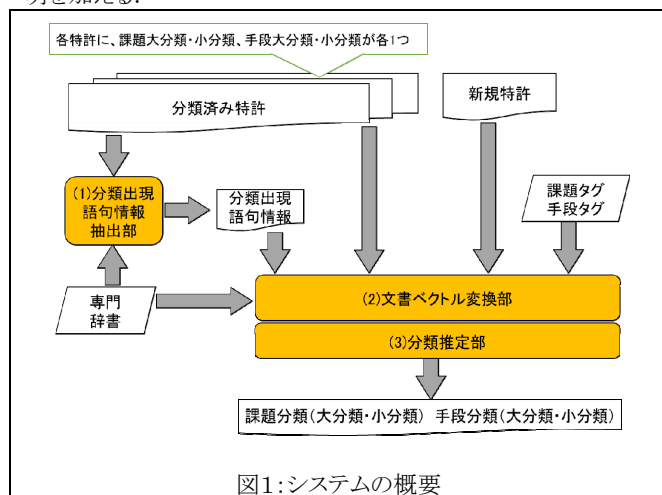


図1: システムの概要

3.2 分類出現語句情報抽出部

専門家に分類付けされた特許公報に対し、以下の方法で、分類出現語句情報を抽出する。

- (1)対象とする文章の抽出…特許公報に含まれる要約文を、“課題】”で終わるブロックと“手段】”で終わるブロックに分割する。
- (2)語句と語句組の抽出…上記のブロックに含まれる文から、(1)カタカナ列、(2)専門辞書中の代表語を抽出する。ここで専門辞書とは、専門家によって構築された辞書であり、語句と、その語句の概念を示す代表的な言葉である代表語が与えられている。特許中では語句が出現することが多いが、語句を代表語に置き

換える事で、表記の揺らぎの吸収を図っている。これらの切り出し方は、これまでの研究成果に基づき決定した。

さらに上記で切り出した語句について、同一ブロックに出現する異なる語句について、語句組を作る、すなわち共起関係を求める。このとき、同じ語句であっても切り出し方が異なる場合は、異なる語句としている。

(3)重さの決定 以上で抽出した語句および語句の組について、分類推定の重みを、式(1)を用いて求める。ここで t_i は語句または語句の組、 C_j は分類を示し、 $tf(t_i, C_j)$ は分類 C_j における語句(組) t_i の出現回数を示す。また、 $tf(t_i, C^*)$ は語句(組) t_i の出現総数を示す。

$$wt(t_i, C_j) = \frac{tf(t_i, C_j)}{tf(t_i, C^*)} \quad \text{式(1)}$$

以上で求めた分類毎の各語句、語句組とその重さが分類出現語句情報となる。

3.3 文書ベクトル変換部

得られた分類出現語句情報を用いて、各特許を以下の方法で文書ベクトルに変換する。なお、課題と手段は別々に処理するため、課題推定用、手段推定用それぞれの文書ベクトルを構築する。

(1)対象とする範囲の抽出 特許の構造に着目し、課題推定用には課題に関係するブロック、手段推定用には手段に関係するブロックを抽出する。これは、専門家が権利調査する際に特許のすべてに着目していないという知見に基づいている。このブロックをわけるために、これらはブロックタグに対する照合パターンを“*課題】”というような正規表現で示した課題タグ、手段タグを用いる。各パターンにはブロックタグが含まれるため、条件を満たしたブロックタグをもつブロックを抽出する。

(2)文書ベクトルへの変換 抽出したブロック中に出現する文章から、分類出現語句情報抽出と同じ方法で語句、および語句組を取り出す。それらと分類出現語句情報とを照合し、分類毎の重さ $V(C_j)$ を求め、それらを要素とする文書ベクトルを構築する。分類毎の重さは、表 1 に示す方法で求める。これらの方法は、ナイーブ・ベイズの考えを基にしている。ここで、 $tf(t_i, d_k)$ は文書 d_k における語句(組) t_i の出現回数を示す。また、 tp_i は文書 d_k 中に現れる語句(組)、 tm_i は文書 d_k 中に現れない語句(組)を示す。

表1: 重みの計算手法

手法①	$V(C_j) = \sum (tf(t_i, C_j) \times tf(t_i, d_k))$
手法②	$V(C_j) = \sum (tf(t_i, C_j))$
手法③	$V(C_j) = \sum (\log(10 + wt(t_i, C_j)) \times tf(t_i, d_k))$
手法④	$V(C_j) = \sum (\log(10 + wt(tp_i, C_j))) + \sum (\log(10 + 1 - wt(tm_i, C_j)))$

3.4 分類推定部

分類推定部では、文書ベクトルをもとに分類を推定する。

一つ目の方法としては、文書ベクトルの各値を比較し、最大値を持つ要素を推定結果として出力する。

二つ目の手法としては、文書ベクトル間の類似度を元に分類を推定する。二つ目の手法では、はじめに、新規特許の課題、手段のそれぞれの文書ベクトル V と、分類済み特許の課題、手段の各文書ベクトル W_i 間の Cos 類似度[6]を、式(2)を用いて

算出する。ここで、 $v_j, w_{i,j}$ は、それぞれ V, W_i の j 番目の要素の値である。

$$sim(V, W_i) = \frac{\sum (v_j)(w_{i,j})}{\sqrt{\sum (v_j)^2} \sqrt{\sum (w_{i,j})^2}} \quad \text{式(2)}$$

同じ課題分類、手段分類が付与された文書ベクトルが複数あることから、同じ課題分類、手段分類に対し、複数の類似度が求まる。次に、これらの類似度を以下の方法で統合する。

(A) 類似度の最大値で選択。

本手法では、単純に類似度が高いほど述べている内容は類似していると判断し、それらの関係は高いという考えをもとに最大値を選択する。

(B) 類似度の平均値で選択。

本手法では、同じ分類の類似度の算術平均をとる。

(C) 類似度の平均値+標準偏差で選択。

本手法では、同じ分類の類似度の算術平均に、標準偏差を加えた値を用いる。これにより、値の分散を取り込むを試みる。

4. 評価実験

4.1 実験概要

提案手法の有用性を評価するために、3章で示した考えをもとに JAVA を用いて実装したシステムを用いて、以下の条件のもと実験を行った。形態素解析としては、lucene-gosen-4.0.0-naist-chasen [Lucene-gosen]を用いている。実験においては、専門家によって与えられた分類済み特許 283 件に対し、課題分類と手段分類の推定を試みる。実験の流れは以下の通りである。

- (1) 特許を一つ取り出す。
- (2) 残りの特許群から、(1)で取り出した特許の分類推定を行う。
- (3) 推定を行っていない特許があれば、(1)に戻る。

本システムにおいては、課題および分類の検索範囲を限定するためにそれぞれタグを与える必要がある。今回は、課題タグとしては“*課題”、すなわち、“課題”で終わるブロックタグ、手段タグとしては“*手段”、すなわち、“手段”で終わるブロックタグを与えた。

評価としては、専門家が付けた分類を正解とし、それが何番目に抽出されたかにより評価する。また、分類については、「課題大分類・課題小分類」「課題大分類」「手段大分類・手段小分類」「手段大分類」について評価する。

4.2 分類出現語句情報抽出結果

分類出現語句情報抽出によって得られた概要を表 2 に示す。表 2 において、種類は、“句”は語句を、“組”は語句組を示す。分類は識別する分類の範囲であり、“大”は大分類、“小”は小分類を含むことを示す。抽出は 3.2 章で述べた切り出した字種の種類を示す。なお“組”において、“辞書”は辞書中の語として抽出した語句のペア、“カナ”はカタカナ列のペア、“混合”はそれらの混合ペアを示す。総数は種類、分類、抽出を満たすデータ種類の総数であり、“ tf 平均”はその出現数の平均、“1 の割合”は 1 回のみ出現したものの割合を示す。“ wt 平均”は式(1)で求めた重み平均を示す。

種類	分類	抽出	課題				手段			
			総数	tf 平均	1 の割合	wt 平均	総数	tf 平均	1 の割合	wt 平均
句	大小	辞書	430	3.03	0.40	0.03	508	8.00	0.22	0.02
句	大小	カナ	378	1.86	0.66	0.02	758	3.85	0.44	0.01
句	大	辞書	206	6.33	0.28	0.02	224	18.15	0.12	0.01
句	大	カナ	282	2.49	0.69	0.01	566	5.15	0.42	0.00
句	小	辞書	430	3.03	0.40	0.03	446	9.11	0.20	0.01
句	小	カナ	378	1.86	0.66	0.02	736	3.96	0.44	0.01
組	大小	辞書	2272	3.20	0.35	0.00	5134	12.68	0.10	0.00
組	大小	カナ	918	1.76	0.62	0.00	5450	5.10	0.24	0.00
組	大小	混合	3096	2.37	0.48	0.00	11450	7.89	0.16	0.00
組	大	辞書	1504	4.83	0.28	0.00	3156	20.63	0.08	0.00
組	大	カナ	850	1.90	0.60	0.00	4916	5.65	0.24	0.00
組	大	混合	2514	2.92	0.48	0.00	9272	9.74	0.17	0.00
組	小	辞書	2272	3.20	0.35	0.00	4946	13.16	0.10	0.00
組	小	カナ	918	1.76	0.62	0.00	5430	5.12	0.24	0.00
組	小	混合	3096	2.37	0.48	0.00	11274	8.01	0.16	0.00

4.3 分類出現語句情報の事前評価

分類出現語句情報は表 2 に示すように多くの情報が得られた。また、専門辞書にある語句を含むものも多く見られた。これは情報抽出に要約文のみを用いたことが起因していると考えられる。また出現回数の平均が 1 回に近く、全体として、1 回だけ出現しているものが 50%を超える場合が多い。特に課題のほうにその傾向が強い。このことから、課題で利用されている言葉は特許によってばらつきがあると考えられる。

今回は、出現回数が少ないものは、重要度が低いと考え、次で述べる課題分類・手段分類推定には用いなかった。

4.4 課題分類・手段分類推定結果

表 3 に実験結果の概要を示す。表 3 において、分類は、◎が大小分類の結果、○が大分類のみの結果を示す。重みは、3.3 章で述べた重みの計算方法を示す。また“TF”は、比較対象として、TF 値によって作成した文書ベクトルを用いて求めた場合の結果を示す。対象における“ベ”は文書ベクトル単体から求めた場合、“類”は他の文書ベクトルとの類似度から求めた場合を示し、統合の(A)から(C)は 3.4 章で述べた統合方法である。“X%”は、それぞれ正解のパターンの順位を全パターン数で割った値であり、小さいほど上位に正解が出現することを意味する。“なし”は正解を導けなかった場合である。

4.5 課題分類・手段分類推定の評価・考察

表 3 で示すように、大分類と小分類の両方を推定した場合と大分類のみを推定した場合では、前者のほうがよい結果となっている。これは、表 2 で示したように、大分類のみのほうが分類に利用する語句(組)のパターンが少なく、各分類の差が生じにくくなったためと予想される。なお、手段の大分類のみの場合、8 種類しかないため、上位 10%に入ることはない。

重みを求める手法としては、手法①②を用いたほうが、手法③④よりも上位に正答を得ている。特に手法③④は文書ベクトル単独では、正解を見つけたものは 10%に達していない。これは、手法③④の値の分散が 0.003 と小さく、分類の識別に十分

効果を示せなかった事が要因と考えられる。文書ベクトル単体と文書ベクトル間の類似度との比較では、手法①②では、単体のほうがよい結果となっている。これは類似度を用いることでほかの分類の文書との差が吸収されてしまったと考えられる。手法③は比較できないが、手法④はむしろ文書ベクトル間の類似度のほうがよくなった。これは手法①②とは逆に類似度を求めることで単体では得ることが困難であった差が明確になったと考えられる。統合方法については、平均+標準偏差がもつともよい傾向が見受けられる。これは、標準偏差により特異な値を吸収できたものと考えられる。また、従来の TF を用いたものと比較では、わずかではあるが提案手法のほうがよい結果を収めている。そのことから従来の TF を用いるより本提案手法は有用であると評価する。

今後の課題としては、分類出現語句情報として現在利用していない形態素など異なる切り出し方や IPC などの分類コードの活用の検証、語句と語句組の有用性の検証が考えられる。一方、切り出す語句が増えると計算量も増えることから膨大な分類出現語句情報から有用なものを絞り込む基準の検証も必要となる。さらに、本提案システムは分類出現語句情報を切り出すデータへの依存が大きい。これを軽減するために、結果を反映できる学習機能の追加などがあげられる。

5. おわりに

本稿では、権利調査などにおける特許公報処理支援を行うために、特許が解決しようとする課題とその手段の候補を推定する手法を提案した。本手法では、専門家が事前に課題分類・手段分類を抽出した特許における語句や語句組の出現情報をもとに新規特許の分類を推定する。専門家の協力のもとに行った評価実験においては、課題分類・手段分類の組について上位 10%以内に正答が含まれる割合は最大で、約 44%であった。今後は、語句の切り出し方や計算方法の再検討、学習機能の追加などによる改善を進める予定である。

謝辞

評価実験にご協力いただいた A 氏に感謝の意を表します。また本研究の一部は、科研費・基盤 C(課題番号 24500121)の助成を受けております。

参考文献

[北 02] 北研二 他:情報検索アルゴリズム, 共立出版(2002)
 [樽松 13] 樽松理樹:専門家による抽出結果を用いた特許公報からの課題手段推定支援手法の提案, 人工知能学会 第 69 回 言語・音声理解と対話処理研究会(SIG-SLUD), pp.49-54, (2013)
 [樽松 14] 樽松理樹:特許構成を考慮した文書類似度に基づく特許からの課題分類・手段分類推定システム, 人工知能学会全国大会第 28 回, (2014)
 [Lucene-gosen] Lucene-gosen,<https://code.google.com/p/lucene-gosen/> (2015/3/13 アクセス)
 [高村 10] 高村大也:言語処理のための機械学習, コロナ社 (2010)
 [谷川 13] 谷川英和:特許と情報学—特許実務における情報学の貢献と研究者等の特許活動—, 情報処理学会, Vol.54, No.3, pp.192 - 199(2013)
 [寺岡 10] 寺岡岳夫:特許情報検索の現状と今後, Japio Year Book 2010, pp.166 - 169(2010)

表 3 : 実験結果概要

分類	対象	統合	10%	20%	50%	100%	なし	10%	20%	50%	100%	なし
◎ ①	ベ	A	0.31	0.47	0.72	0.94	0.06	0.44	0.72	0.94	1.00	0.00
◎ ②	ベ	A	0.32	0.43	0.71	0.94	0.06	0.42	0.68	0.92	1.00	0.00
◎ ③	ベ	A	0.00	0.00	0.00	0.00	1.00	0.00	0.00	0.00	0.19	0.81
◎ ④	ベ	A	0.00	0.07	0.13	0.19	0.81	0.40	0.63	0.85	0.99	0.01
◎ ①	類	A	0.09	0.20	0.50	0.94	0.06	0.18	0.38	0.78	0.97	0.03
◎ ②	類	A	0.09	0.22	0.53	0.94	0.06	0.15	0.31	0.71	0.97	0.03
◎ ③	類	A	0.00	0.00	0.00	0.00	1.00	0.10	0.36	0.41	0.47	0.53
◎ ④	類	A	0.17	0.17	0.49	0.94	0.06	0.16	0.17	0.63	0.97	0.03
◎ TF	類	A	0.21	0.34	0.66	0.87	0.13	0.16	0.31	0.72	0.93	0.07
◎ ①	ベ	B	0.31	0.47	0.72	0.94	0.06	0.44	0.72	0.94	1.00	0.00
◎ ②	ベ	B	0.32	0.43	0.71	0.94	0.06	0.42	0.68	0.92	1.00	0.00
◎ ③	ベ	B	0.00	0.00	0.00	0.00	1.00	0.00	0.00	0.00	0.19	0.81
◎ ④	ベ	B	0.00	0.07	0.13	0.19	0.81	0.40	0.63	0.85	0.99	0.01
◎ ①	類	B	0.23	0.42	0.75	0.94	0.06	0.23	0.53	0.88	0.97	0.03
◎ ②	類	B	0.17	0.40	0.76	0.94	0.06	0.29	0.52	0.87	0.97	0.03
◎ ③	類	B	0.00	0.00	0.00	0.00	1.00	0.22	0.34	0.42	0.47	0.53
◎ ④	類	B	0.17	0.17	0.49	0.94	0.06	0.16	0.17	0.63	0.97	0.03
◎ TF	類	B	0.25	0.43	0.68	0.87	0.13	0.27	0.42	0.77	0.93	0.07
◎ ①	ベ	C	0.31	0.47	0.72	0.94	0.06	0.44	0.72	0.94	1.00	0.00
◎ ②	ベ	C	0.32	0.43	0.71	0.94	0.06	0.42	0.68	0.92	1.00	0.00
◎ ③	ベ	C	0.00	0.00	0.00	0.00	1.00	0.00	0.00	0.00	0.19	0.81
◎ ④	ベ	C	0.00	0.07	0.13	0.19	0.81	0.40	0.63	0.85	0.99	0.01
◎ ①	類	C	0.26	0.47	0.72	0.94	0.06	0.46	0.66	0.89	0.97	0.03
◎ ②	類	C	0.31	0.49	0.73	0.94	0.06	0.44	0.64	0.88	0.97	0.03
◎ ③	類	C	0.00	0.00	0.00	0.00	1.00	0.13	0.31	0.44	0.47	0.53
◎ ④	類	C	0.17	0.17	0.49	0.94	0.06	0.16	0.17	0.63	0.97	0.03
◎ TF	類	C	0.27	0.44	0.65	0.87	0.13	0.31	0.52	0.77	0.93	0.07
○ ①	ベ	A	0.24	0.38	0.75	1.00	0.00	0.00	0.44	0.75	1.00	0.00
○ ②	ベ	A	0.24	0.37	0.74	1.00	0.00	0.00	0.44	0.75	1.00	0.00
○ ③	ベ	A	0.00	0.00	0.00	0.00	1.00	0.00	0.00	0.00	0.41	0.59
○ ④	ベ	A	0.00	0.00	0.16	0.58	0.42	0.00	0.29	0.72	1.00	0.00
○ ①	類	A	0.05	0.22	0.56	1.00	0.00	0.00	0.29	0.75	0.99	0.01
○ ②	類	A	0.14	0.25	0.52	1.00	0.00	0.00	0.37	0.75	0.99	0.01
○ ③	類	A	0.00	0.00	0.00	0.00	1.00	0.00	0.39	0.43	0.51	0.49
○ ④	類	A	0.35	0.56	0.56	1.00	0.00	0.00	0.00	0.38	1.00	0.00
○ TF	類	A	0.16	0.31	0.61	1.00	0.00	0.00	0.26	0.64	0.99	0.01
○ ①	ベ	B	0.24	0.38	0.75	1.00	0.00	0.00	0.44	0.75	1.00	0.00
○ ②	ベ	B	0.24	0.37	0.74	1.00	0.00	0.00	0.44	0.75	1.00	0.00
○ ③	ベ	B	0.00	0.00	0.00	0.00	1.00	0.00	0.00	0.00	0.41	0.59
○ ④	ベ	B	0.00	0.00	0.16	0.58	0.42	0.00	0.29	0.72	1.00	0.00
○ ①	類	B	0.24	0.32	0.61	1.00	0.00	0.00	0.26	0.52	0.99	0.01
○ ②	類	B	0.10	0.18	0.56	1.00	0.00	0.00	0.25	0.67	0.99	0.01
○ ③	類	B	0.00	0.00	0.00	0.00	1.00	0.00	0.39	0.43	0.51	0.49
○ ④	類	B	0.35	0.56	0.56	1.00	0.00	0.00	0.00	0.38	1.00	0.00
○ TF	類	B	0.18	0.29	0.65	1.00	0.00	0.00	0.34	0.72	0.99	0.01
○ ①	ベ	C	0.24	0.38	0.75	1.00	0.00	0.00	0.44	0.75	1.00	0.00
○ ②	ベ	C	0.24	0.37	0.74	1.00	0.00	0.00	0.44	0.75	1.00	0.00
○ ③	ベ	C	0.00	0.00	0.00	0.00	1.00	0.00	0.00	0.00	0.41	0.59
○ ④	ベ	C	0.00	0.00	0.16	0.58	0.42	0.00	0.29	0.72	1.00	0.00
○ ①	類	C	0.22	0.39	0.64	1.00	0.00	0.00	0.41	0.80	0.99	0.01
○ ②	類	C	0.18	0.41	0.79	1.00	0.00	0.00	0.47	0.79	0.99	0.01
○ ③	類	C	0.00	0.00	0.00	0.00	1.00	0.00	0.11	0.38	0.51	0.49
○ ④	類	C	0.35	0.56	0.56	1.00	0.00	0.00	0.00	0.38	1.00	0.00
○ TF	類	C	0.20	0.32	0.65	1.00	0.00	0.00	0.38	0.78	0.99	0.01