

卒業論文

ハンガリアン法を用いた

クラウドソーシングのタスク割当て

指導教官 村上 陽平 准教授

立命館大学 情報理工学部
先端社会デザインコース 4回生
2600180463-3

ZHANG YUXUAN

2022年度（秋学期）卒業研究3（CU）
令和4年7月15日

ハンガリアン法を用いたクラウドソーシングのタスク割当て

ZHANG YUXUAN

内容梗概

現在、対訳辞書などの言語資源をクラウドソーシングで作成することが主流になりつつある。クラウドソーシングとは、インターネット上のプラットフォームで不特定多数の人にタスクを委託し、必要とするサービス、アイデア、またはコンテンツを取得するプラットフォームである。クラウドソーシングのタスクをどの作業者に割当てるかによって、タスクの正答率や作業効率が大きく変わるため、クラウドソーシングのタスク割当ては重要な課題として広く注目されている。クラウドソーシングの作業の正答率を保証するために、能力の高い作業者に多くのタスクを割り当てる方法が一つの解決策として広く使われている。しかしながら、少数の人に大量なタスクを割り当てることで総作業時間が長くなるという問題が生じる。総作業時間を短縮するには、より多くの作業者に並列で作業を依頼する必要がある。

そこで、本研究ではハンガリアン法を拡張したクラウドソーシングのタスク割当て手法を考案し、正答率を保証しつつ、総作業時間が上限以内に収まるタスク割当てを実現する。具体的には、1対1のタスク割当て問題を解くハンガリアン法を一对多のタスク割当て問題に対応できるように、作業員数とタスク数の少ない方のデータを複製することで、作業員の能力とタスクの難易度から構成されるマッチング行列を正方行列に変形し、クラウドソーシングの総作業時間をコントロールしつつ、正答数の予測値が一番高い割当て結果を算出する。

本手法の実現にあたり、取り組むべき課題は以下の2点である。

作業員とタスクのマッチング問題としての定式化

本研究では、各作業員の能力と各タスクの難易度はそれぞれ異なるのでタスクの正答率は作業員間で異なる。クラウドソーシングのタスク割当てをマッチング問題として定式化するために、作業員の能力が高ければ高いほど、またタスクの難易度が低ければ低いほど正答率の推定値が向上する正答率の予測関数に基づく作業員とタスク間のマッチング行列が必要である。

一对多の割当て問題へのハンガリアン法の拡張

ハンガリアン法とは、タスクと作業員の一对一の割当てのうち、一番低コストな割当てを求めるアルゴリズムである。したがって、ハンガリアン法は作業員の人数とタスク数が同じ場合にしか適用できない。そこで、作業

者数がタスク数より小さい場合や逆に作業員数がタスク数より大きい場合にハンガリアン法を適用できるように拡張する必要がある。さらに、クラウドソーシングの総作業時間が所定の時間内に完了するように、総作業時間の上限を設定できる必要がある。

一つ目の課題に対しては、マッチング行列の特性を反映した正答率の予測関数を提案する。一般的には、正答率は作業員の能力値に正相関であり、タスクの難易度に逆相関である。そこで、この特性を満たすように、能力値に比例しタスクの難易度に反比例する単純な2変数関数を予測関数として導入し、マッチング行列の各セルの値を算出した。

二つ目の課題に対しては、一対一のハンガリアン法を一対多の割当てに対応でき、総作業時間を上限を設定できるように拡張するために、マッチング行列の作業員に対応する行とタスクに対応する列を複製し、正方行列を構成する。作業員やタスクに複製が存在するため、作業員一人に複数のタスクや一つのタスクに複数の作業員を割当てることができる。さらに、作業員の複製数を変えることで、一人当たり割当て可能な最大タスク数を調整し、総作業時間の上限を設定する。

シミュレーションと被験者実験を用い、提案手法と従来手法のタスクの正答数の比較と、割当て処理の実行時間の評価を行い、提案手法の有効性を検証した。

本文の貢献は以下の通りである。

作業員とタスクのマッチング問題としての定式化

作業員の能力値とタスクの難易度により各作業員と各タスクの対応関係を表示できるのマッチング行列の構築することに成功した。実データにより、ランダム法と比べて正答率を2~23%向上させることに成功した。

一対多の割当て問題へのハンガリアン法の拡張

マッチング行列を拡張することでハンガリアン法を一対多の割当て問題に対応できるように拡張することに成功した。本研究では、ハンガリアン法を作業員一人が複数のタスクに対応できるように拡張することに成功した。

Crowdsourcing Task assignment Using Hungarian Algorithm.

Yuxuan ZHANG

Abstract

Recently, crowdsourcing is becoming mainstream to create language resources including bilingual dictionaries. And now, assigning more tasks to stronger workers is one widely used solution to guarantee the correct response rate for crowdsourcing tasks.

However, assigning many tasks to a small number of people will result in the problem of increasing the total work time. To reduce the total work time, it is necessary to ask more workers to work in parallel.

Therefore, we devised a crowdsourcing task assignment method that extends the Hungarian method to realize a task assignment that guarantees a correct response rate while keeping the total work time within an upper limit. Specifically, by replicating the Hungarian method for solving one-to-one task assignment problems with the smaller number of workers and tasks so that it can handle one-to-many task assignment problems, the matching matrix consisting of worker ability and task difficulty is transformed into a square matrix to calculate the assignment result with the highest predicted number of correct answers while controlling total crowdsourcing work time.

To this end, we address the following two problems.

Formulation as a worker/task matching problem

In this study, the correct response rate for a task differs among workers because each worker's ability and the difficulty level of each task are different. To formulate crowdsourcing task assignment as a matching problem, we need a matching matrix between workers and tasks based on a prediction function of the correct response rate that improves as the worker's ability increases and the estimated correct response rate increases as the task difficulty decreases.

Extension of the Hungarian method to the one-to-many assignment problem

The Hungarian method is an algorithm that finds the least expensive one-to-one assignment of tasks and workers. Therefore, the Hungarian method can only be applied when the number of workers and the number of tasks are the same. Therefore, it is necessary to extend the Hungarian method so that it can be applied when the

number of workers is smaller than the number of tasks, or conversely, when the number of workers is larger than the number of tasks. Furthermore, it is necessary to be able to set an upper limit on the total work time so that the total crowdsourcing work can be completed within a given time.

For the first approach, we propose a prediction function for the correct response rate that reflects the characteristics of the matching matrix. In general, the correct response rate is directly correlated with the worker's ability value and inversely correlated with the task difficulty. To satisfy this property, we introduced a simple two-variable function as a prediction function that is proportional to the ability value and inversely proportional to the task difficulty and calculated the value of each cell in the matching matrix.

For the second approach to extend the one-to-one Hungarian method to one-to-many assignments and to set an upper bound on the total work time, the rows corresponding to the workers and the columns corresponding to the tasks in the matching matrix are duplicated to form a square matrix. The existence of duplicates for workers and tasks allows for the assignment of multiple tasks to a single worker or multiple workers to a single task. Furthermore, by changing the number of worker replicas, the maximum number of tasks that can be assigned per worker can be adjusted and an upper limit on the total work time can be set.

We verified the effectiveness of the proposed method by comparing the number of correct responses to tasks and evaluating the execution time of the assignment process between the proposed method and the conventional method using simulations and subject experiments.

Formulation as a worker/task matching problem

We succeeded in constructing a matching matrix that can display the correspondence between each worker and each task according to the worker's ability value and the difficulty of the task. Using real data, we succeeded in improving the correct response rate by 8% compared to the random method.

Extension of the Hungarian method to the one-to-many assignment problem

By extending the matching matrix, we succeeded in extending the Hungarian method to handle one-to-many assignment problems. In this study, we succeeded in extending the Hungarian method so that one worker can handle multiple tasks.

ハンガリアン法を用いたクラウドソーシングのタスク割当て

目次

第1章 はじめに	1
第2章 クラウドソーシングにおけるタスク割当て.....	3
2.1 クラウドソーシング.....	3
2.2 タスク割当て.....	3
第3章 ハンガリアン法によるタスクの割当て	5
3.1 マッチング行列の作成.....	5
3.1.1 行列の構成.....	5
3.1.2 セルの値の算出.....	6
3.2 ハンガリアン法の拡張.....	6
3.2.1 ハンガリアン法.....	6
3.2.2 一对多の割当て問題への拡張.....	7
3.2.3 一人当たりのタスク数の上限の制御.....	10
第4章 実験.....	12
4.1 グリーディー法.....	12
4.2 実験設定	13
4.3 評価指標	13
4.4 シミュレーションによる評価.....	13
4.4.1 パラメータ.....	13
4.4.2 評価結果.....	15
4.5 実データによる評価.....	19
4.5.1 実データ	19
4.5.2 評価方法.....	21
4.5.3 結果.....	21
第5章 考査.....	25
第6章 おわりに	26

謝辭.....27

參考文獻.....28

第1章 はじめに

インドネシア周辺には、147 もの地方語が消滅の危機に瀕しており、これらの地方語の保護支援、および地方語間のコミュニケーションの支援を行うための対訳辞書が必要である。これらの言語の保護支援のための対訳辞書などの言語資源の作成に、クラウドソーシングが用いられている。

クラウドソーシングとは、インターネット上のプラットフォームで不特定多数の人にタスクを委託し、必要とするサービス、アイデア、またはコンテンツを取得するプラットフォームである。

クラウドソーシングのタスクをどの作業者に割当てるかによって、タスクの正答率や作業効率が大きく変わるため、クラウドソーシングのタスク割当ては重要な課題として広く注目されている。クラウドソーシングでは、不特定多数の作業者にタスクを発注するため、作業者の能力にばらつきがある。そのため、より多いタスクを能力が強いに割当てることでより多い正答数を取得するのはクラウドソーシングの品質を保証するための手法として広く使われている。しかしながら、少数の人に大量なタスクを割り当てることで総作業時間が長くなるという問題が生じる。総作業時間を短縮するには、より多くの作業者に並列で作業を依頼する必要がある。それに、タスク間の難易度も完全に一緒ではないので能力値と難易度によって適切な割当てプランを出すのも取り込むべきの課題になる。

そこで、本研究ではハンガリアン法を拡張したクラウドソーシングのタスク割当て手法を考案し、正答率を保証しつつ、総作業時間が上限以内に収まるタスク割当てを実現する。具体的には、1対1のタスク割当て問題を解くハンガリアン法を多対多のタスク割当て問題に対応できるように、作業員数とタスク数の少ない方のデータを複製することで、作業員の能力とタスクの難易度から構成されるマッチング行列を正方行列に変形し、クラウドソーシングの総作業時間をコントロールしつつ、正答数の予測値が一番高い割当て結果を算出する。このアプローチを実現するにあたって、以下の課題に取り組む必要がある。

作業員とタスクのマッチング問題としての定式化

本研究では、各作業員の能力と各タスクの難易度はそれぞれ異なるのでタスクの正答率は作業員間で異なる。クラウドソーシングのタスク割当てをマッチング問題として定式化するために、作業員の能力が高ければ高いほど、またタスクの難易度が低ければ低いほど正答率の推定値が向上する正

答率の予測関数に基づく作業者とタスク間のマッチング行列が必要である。

一対多の割当て問題へのハンガリアン法の拡張

ハンガリアン法とは、タスクと作業者の一対一の割当てのうち、一番低コストな割当てを求めるアルゴリズムである。したがって、ハンガリアン法は作業者の人数とタスク数が同じ場合にしか適用できない。そこで、作業者数がタスク数より小さい場合や逆に作業者数がタスク数より大きい場合にハンガリアン法を適用できるように拡張する必要がある。さらに、クラウドソーシングの総作業時間が所定の時間内に完了するように、作業者一人のタスク数の上限を設定できる必要がある。

本稿の残りは以下のような構成となっている。第2章でクラウドソーシングにおけるタスク割当てに関する関連研究を紹介し、第3章でハンガリアン法によるタスクの割当てについて説明する。その後、第4章でシミュレーションモデルによる評価と実データを用いた提案手法と他の手法の評価を行う。第5章でシミュレーションと実データによる評価結果を分析した。そして、第6章で本稿をまとめる。

第2章 クラウドソーシングにおけるタスク割当て

この章では、まずクラウドソーシングの概要について説明する。そして、作業者の能力値とタスクの難易度について紹介する。その後、作業者の能力値とタスクの難易度によるタスク割当てについて説明する。

2.1 クラウドソーシング

クラウドソーシングとは、インターネット上のプラットフォームで不特定多数の人にタスクを委託し、必要とするサービス、アイデア、またはコンテンツを取得するプラットフォームである。一般的に、画像のラベリングや文章の翻訳などのような、数秒から数分で実行でき、それほど高い専門知識を必要としないタスクが主に取り扱われている。Amazon Mechanical Turk¹ (AMT) などの、クラウドソーシングの巨大なプラットフォームが存在するため、インターネットを通じて大勢の作業者を容易に確保することができる。そのため、特にコンピュータのみでは実行することが困難だが、人間の持つ能力を用いればそれほど難しくはないタスクを実施するのに適している。

クラウドソーシングを用いた言語資源の作成は広く注目されており、クラウドソーシングを用いて、スウェーデン手話辞書の作成手法[1]が提案されている。他にも、AMTを用いて、英語とスペイン語間の用例対訳を作成する手法 [2] なども提案されている。

2.2 タスク割当て

クラウドソーシングの総作業時間は作業を行うの方式により計算方式が変わる。直列に作業を行う場合には、クラウドソーシングの作業時間は全部のタスクの所要時間の総和になる。一方、並列に作業を行う場合にはクラウドソーシングの総作業時間は作業時間が一番長い作業者の作業時間になる。

タスク割当てはこれから依頼するタスクに対して、高い品質の作業結果を返すことが期待できる作業者を抜き出す手法である。タスクと作業者の時空間情報の特徴として時空間制約の下で割り当てられる必要がある動的タスク割り当て手法

¹ Amazon Mechanical Turk (<https://www.mturk.com>)

[3]が提案されている。一方、クラウドソーシングを用いた言語資源の作成の作業者の空間的な制約がないが作業者の能力は千差万別であり、作業者の能力を事前を知ることは困難である。そこで、過去のタスクの多数決の結果をそのタスクの正解とし、各作業者の能力を推定する手法が提案されている [4]。クラウドソーシングの品質を保証するためにできるだけ多いタスクを一番強い作業者に割当てると場合にはクラウドソーシングの総作業時間は非常に長くなる。そこで、クラウドソーシングの総作業時間を短縮するために作業者たちを並列に作業させる必要がある。それに作業者たちの能力だけではない、各タスク間の難易度も同じではない。各作業者と各タスク間の対応関係によって、作業者数がタスク数より多い場合の割当てプランの算出手法が提案されている [5]。しかし、クラウドソーシングを用いた言語間の対訳辞書を作成する場合にはタスク数は作業者数より多い状況である。それに、超問題をを用いて各作業者の信頼値を見積もり、その信頼値に基づいてタスクの割当て手法 [6] も提案されている。

本研究では、作業者の能力値とタスクの難易度を知っていることが前提になり、並列に作業を行う場合の総作業時間を制限する状態のクラウドソーシングの品質を保証する。それに、ハンガリアン法を拡張して割当てプランの算出時間の短縮を目指す。



図 1 直列に作業を行うの総作業時間

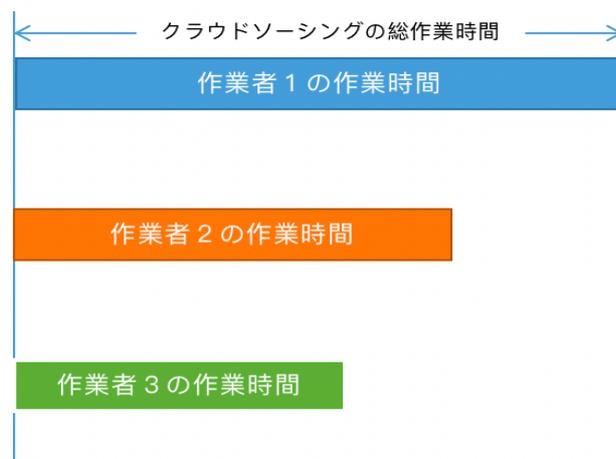


図 2 並列に作業を行うの総作業時間

第3章 ハンガリアン法によるタスクの割当て

3.1 マッチング行列の作成

作業者とタスクのマッチング問題を定式化するため、予測関数を用いて各作業者が各タスクの正答率を見積もり、それぞれの正答率をマッチング行列に保存する。この節では、マッチング行列の構成と各セルの値の算出方法を紹介する。

3.1.1 行列の構成

対訳辞書を作成するためのクラウドソーシングには大量的な作業者とタスクが存在している。各作業者間の能力値はばらつきがあり、各タスクの難易度もそれぞれ異なる。作業者とタスク間の対応関係を表すためにマッチング行列という行列を構築した。マッチング行列の行数は作業者の人数、列数はタスクの個数である。マッチング行列の各セルの値は各作業者の能力値と各タスクの難易度から算出される。

	タスク1 ↓	タスク2 ↓	タスク3 ↓	タスク4 ↓
作業者1 →	(1,1)	(1,2)	(1,3)	(1,4)
作業者2 →	(2,1)	(2,2)	(2,3)	(2,4)
作業者3 →	(3,1)	(3,2)	(3,3)	(3,4)
作業者4 →	(4,1)	(4,2)	(4,3)	(4,4)

図 3: 作業者 4 名とタスク 4 個の場合のマッチング行列

マッチング行列の座標は作業者とタスクの番号を表す.作業者 w とタスク t の対応関係は行列の (w,t) のセルの値で表示されている.セル (w,t) の値が大きければ大きいほど作業者 w はタスク t に対するの正答率は高くなることを表す.

3.1.2 セルの値の算出

作業者とタスク間の対応関係を定量的に表すために,マッチング行列の各セルの値をタスクの正答率に正相関する値に設定する.タスクの正答率は作業者の能力値に正相関であり,タスクの難易度に逆相関である.そこで, この特性を満たすように, 能力値に比例しタスクの難易度に反比例する単純な 2 変数関数を予測関数として導入し, マッチング行列の各セルの値を算出する.作業者 w の能力値は a_w ,タスク t の難易度は d_t である時,セル (w,t) の値は式(1)で計算できる.

$$g_{wt} = \frac{a_w}{d_t * 10} \quad (1)$$

3.2 ハンガリアン法の拡張

ハンガリアン法を用いてマッチング行列から作業者とタスクの割当て結果を算出できる.しかし,ハンガリアン法はマッチング行列の行数と列数が同じの場合しか利用できない.この節では,ハンガリアン法を作業者の人数がタスク数より少ない,作業者一人に複数のタスクを割当てる必要がある場合に対応できるように拡張する.

3.2.1 ハンガリアン法

ハンガリアン法とは,各仕事に人は 1 人しか割り当てることができない状態で,全ての仕事に人を割り当てるとき,一番低コストな組み合わせを求めるアルゴリズムである.マッチング行列の行数と列数は両方 k である時,割当て結果は k 個の座標の組み合わせである.それに,各行と各列の座標はその組み合わせで一回だけ出現できる.

	タスク1	タスク2	タスク3	タスク4
作業員1	0.264	0.708	0.458	0.417
作業員2	0.515	0.561	0.864	0.591
作業員3	0.733	0.556	0.456	0.667
作業員4	0.615	0.654	0.538	0.538

ハンガリアン法 →

	タスク1	タスク2	タスク3	タスク4
作業員1	0.264	0.708	0.458	0.417
作業員2	0.515	0.561	0.864	0.591
作業員3	0.733	0.556	0.456	0.667
作業員4	0.615	0.654	0.538	0.538

割当て結果: [(1,1),(2,2),(3,3),(4,4)]

図 4:ハンガリアン法を用いて算出した一番低コストな割当て結果の例

それに,マッチング行列の全部の値を反数にすることでハンガリアン法を用いて一番高効率な組合せを算出できる.マッチング行列のセル値を反数にすると以前の最大値は最小値になる.そこで,ハンガリアン法を用いて一番高効率な組み合わせを割当てプランとして算出できる.

	タスク1	タスク2	タスク3	タスク4
作業員1	-0.264	-0.708	-0.458	-0.417
作業員2	-0.515	-0.561	-0.864	-0.591
作業員3	-0.733	-0.556	-0.456	-0.667
作業員4	-0.615	-0.654	-0.538	-0.538

ハンガリアン法 →

	タスク1	タスク2	タスク3	タスク4
作業員1	-0.264	-0.708	-0.458	-0.417
作業員2	-0.515	-0.561	-0.864	-0.591
作業員3	-0.733	-0.556	-0.456	-0.667
作業員4	-0.615	-0.654	-0.538	-0.538

割当て結果: [(4,1),(1,2),(2,3),(3,4)]

図 5:ハンガリアン法を用いて算出した一番高効率な割当て結果の例

3.2.2 一対多の割当て問題への拡張

ハンガリアン法で一番低コストと一番高い効率の組合せ両方算出できるが一対一の割当て問題しか解決できない.クラウドソーシングで言語間の対訳辞書などの言語資源を作成する時,作業員の人数はタスクの個数よりはるかに少ないのでマッチング行列の行数は列数より少ない,ハンガリアン法を用いて割当てプランを算出するのは困難である.そこで,マッチング行列をハンガリアン法を用いて処理できる

ように拡張する必要がある. 作業者は N 名, タスクは M 個であるの拡張は以下になる($N < M$).

- Step1. マッチング行列の行ごとに Q 個のコピーを作る($Q \geq (M/N-1)$).
- Step2. マッチング行列に $[N*(Q+1)-M]$ 個の誰でも正解を提供できないタスクを表すの列を挿入する.
- Step3. ハンガリアン法で拡張後のマッチング行列から一番高効率の組み合わせを算出する.

Algorithm 1 Algorithm for the improvement of Hungarian Algorithm

Input: Matching Matrix, The number of the maximum of the work time in crowdsourcing k

Output: The Assignment result

Initialisation :

LOOP Process: Copy each row $k-1$ times

- 1: **for** $i = 0$ to $k - 1$ **do**
 - 2: Copy each row one time and insert it into matching matrix
 - 3: **end for**
Insert 0 into matching matrix to let matching matrix into a square matrix
 - 4: $m =$ The number of rows of the matching matrix
 - 5: $n =$ The difference between the number of rows and the number of columns of the matrix
 - 6: Insert m rows and n columns of 0 in the matching matrix
 - 7: $P =$ Result of the calculation using the Hungarian algorithm with the matching matrix as a parameter
 - 8: **return** P
-

マッチング行列に同一作業者を表す複数の行を挿入することで同一作業者に複数のタスクを割当てられる。M 個のタスクを全部完成するために、拡張後のマッチング行列に同一作業者を表す行は M/N 個またはそれ以上存在する必要がある。ですからマッチング行列の行ごとに(M/N-1)個またはそれ以上のコピーを作る必要がある。

マッチング行列を Step1 のように行を拡張した行列の行数は(N*(Q+1)),列数は M である。Q は(M/N-1)より大きいので(N*(Q+1))は M よりも大きくなる。マッチング行列の行数と列数を同じくさせるために Step1 のように行を拡張した行列に [(N*(Q+1))-M]個の誰でも正解を提供できないタスクを表す列を追加する必要がある。これらのタスクは誰でも解決できないので作業者の正答率は 0 になる。それに、これらの列のセルの値は 0 ののでこれらのタスクの割当てプランはタスクの正解数の予測値に関係ない。そこで,Step2 のように拡張した行列 X は行数と列数が両方 N*(Q+1)であり,各セルの値は x_{ij} である。行列 X は以下のように表示できる。

$$X = (x_{ij})_{N*(Q+1) \times N*(Q+1)} \quad (2)$$

行列 X から割当てプランは N*(Q+1)個の座標の組み合わせである。タスク M 以後のタスクは偽のタスクなので $j > M$ の座標は無意義である。i は以下の数式のように表示できる。

$$i = pN + w (0 \leq p \leq Q, 1 \leq w \leq N) \quad (3)$$

p は 0 である時マッチング行列の i 行目は作業者 w を表す。 $1 \leq p \leq N$ である時マッチング行列の i 行目は作業者 w の p 番目のコピーを表す。とりあえず、 $0 \leq p \leq N$ である時マッチング行列の i 行目は作業者 w を表す。

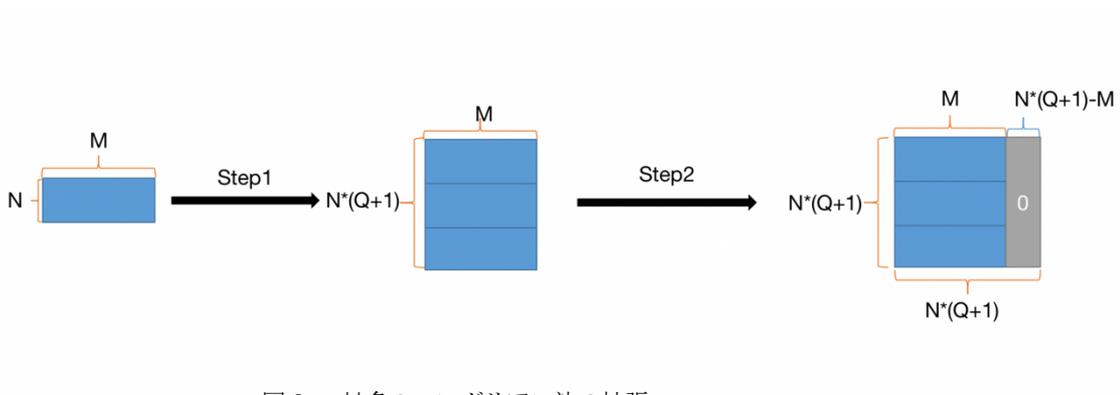


図 6: 一对多のハンガリアン法の拡張

	タスク1	タスク2	タスク3	タスク4	偽タスク	偽タスク
作業員1	0.264	0.708	0.458	0.417	0	0
作業員2	0.515	0.561	0.864	0.591	0	0
作業員1 コピー	0.264	0.708	0.458	0.417	0	0
作業員2 コピー	0.515	0.561	0.864	0.591	0	0
作業員1 コピー	0.264	0.708	0.458	0.417	0	0
作業員2 コピー	0.515	0.561	0.864	0.591	0	0

図 7: 行列 X のと算出された割当てプランの例

	タスク1	タスク2	タスク3	タスク4
作業員1	0.264	0.708	0.458	0.417
作業員2	0.515	0.561	0.864	0.591

図 8: 一対多の割当て問題の割当てプランの例

3.2.3 一人当たりのタスク数の上限の制御

一般的に作業を行うの手法は直列と並列二種類であり、クラウドソーシングでは基本的に並列に作業を行う。並列に作業を行う場合には、クラウドソーシングの総作業時間は作業時間が一番長い作業員の作業時間である。そこで、クラウドソーシ

グの総作業時間の上限は各作業者の作業時間の上限である。

クラウドソーシングで対訳辞書などの言語資源を作成する時大量的な対訳タスクが存在している。これらのタスクは全部自由入力型のタスクであり、各タスクの難易度は異なるが所要時間は一緒である。また、難しい単語に対してスキップするにかかる時間とタスクの所要時間も同じである。例として、作業者 A に割当てたタスク数は S の場合には作業者 A の作業時間は S である。ですから、並列に作業を行う場合のクラウドソーシングの総作業時間の上限を設置するのは作業者に割当てるタスク数の上限を設置することである。

3.2.2 節で紹介された一対多割当て問題の拡張では各作業者に Q 個のコピーを作成するを通して作業者一人に複数のタスクを割当てることを実現した。各作業者に Q 個のコピーを作成することでマッチング行列に一人の作業者を表すの行数は (Q+1) になる。そこで、ハンガリアン法でマッチング行列の割当てプランを算出する時作業者一人に割当てるタスク数の上限は (Q+1) であり、総作業時間の上限も (Q+1) になる。つまり、マッチング行列の行ごとに (S-1) 個を作成することで総作業時間の上限を S に設置できる。

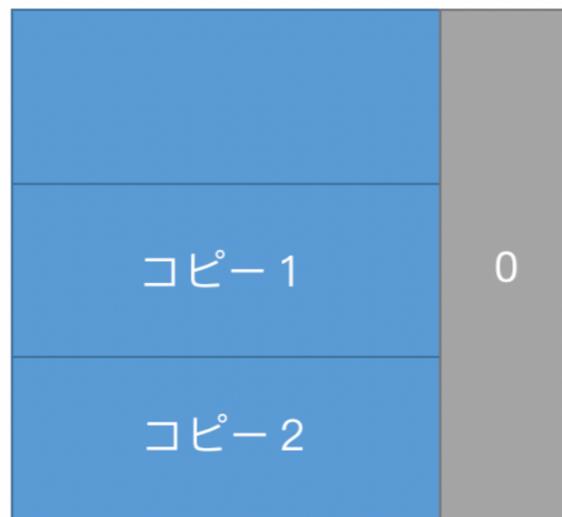


図 9:一人当たりのタスク数を 3 に設置する例

第4章 実験

この章では、提案手法とランダム法の割当てプランの場合の正答数の予測値をシミュレーションと実データを使って比較することで正確性を評価する。

4.1 グリーディー法

グリーディー法とは、計算の各段階で最も利益の大きい部分解を選んでいき、それらの部分解を組み合わせたものを最終的な解とするアルゴリズムである。具体的に、グリーディー法でマッチング行列から割当てプランを算出する時まだタスクを引き受けられる作業者を表す行にセルの値が一番高いセルの座標を全てのタスクを割当てるまで一つずつ選んで行く。グリーディー法は制約内で順番に最高のものを選んでいくだけなので、複雑な処理をしているハンガリアン法より速いことである。しかし、グリーディー法は最善でない組み合わせを選んでしまう可能性があるため、ハンガリアン法は最善な組み合わせを見つけられるのがメリットである。

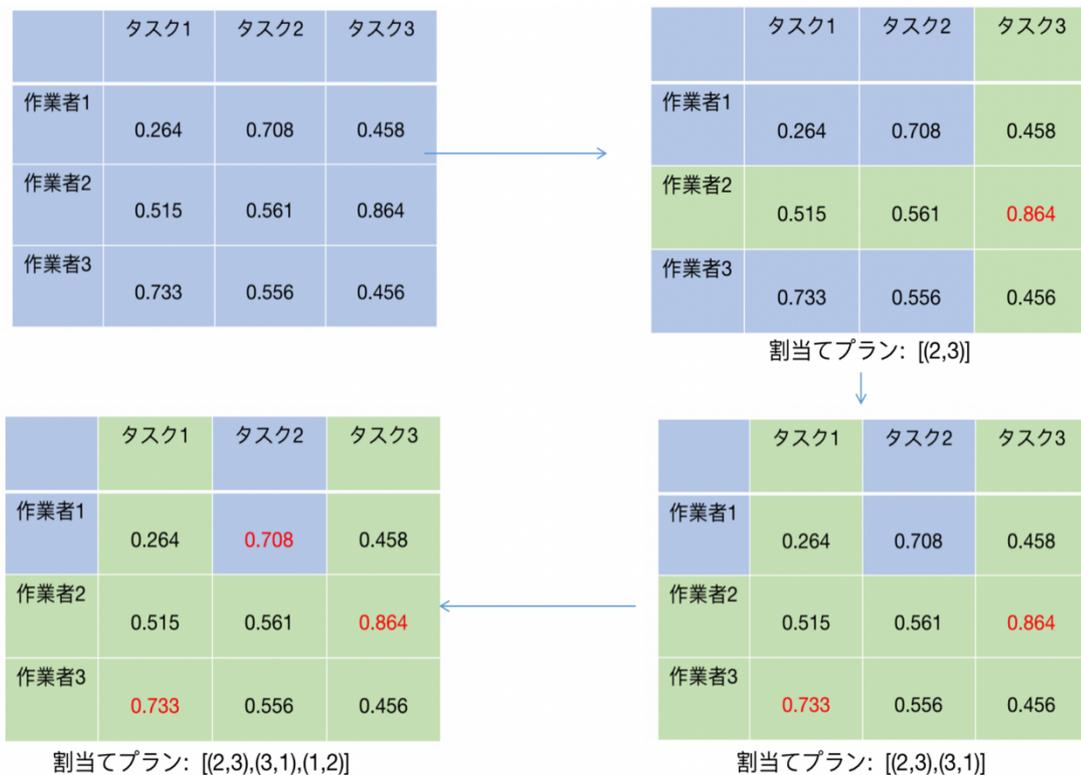


図 10: グリーディー法で割当てプランを算出する例

4.2 実験設定

本研究では作業員 10 名、タスク数 30 個と設定されている。各作業員の能力値はそれぞれ異なって、各タスクの難易度も違うことである。

4.3 評価指標

提案手法を含む手法に対して、作成された対訳の正確性から評価を行う。

1. パターン 1 (Hungarian Method)

ハンガリアン法を用いたタスクの割当て手法のモデル。

2. パターン 2 (Random Method)

ランダム法を用いたタスクの割当て手法のモデル。

4.4 シミュレーションによる評価

4.4.1 パラメータ

作業員の能力が高いほどタスクの実行結果の品質は高くなる。ここでは、作業員の能力を多言語における語彙力とし、 $x(0 \leq x \leq 1)$ で表す。 x が 1 に近づくほど、その作業員が認識している語彙が多くなり、タスクを正しく行うことが可能になる。一方、 x が 0 に近づくほど、作業員の認識している語彙が少なくなり、タスクを誤る可能性が高まる。本研究では、先行研究に従い、作業員の能力をベータ分布を用いて表す[6]。本研究では能力値がベータ分布に従う作業員 10 名を用いてシミュレーションを行う。作業員の能力値の平均は 0.2 から 0.7 まで漸次増加である。

クラウドソーシングで対訳辞書を作成する時、タスクは言語間の翻訳タスク。ここでは、タスクの難易度を単語の出現頻度とし、 $y \in \{0.1, 0.2, 0.3, 0.4, 0.5, 0.6, 0.7, 0.8, 0.9, 1.0\}$ で表す。 y が 1 に近づくほど、そのタスクの頻度は低くなり、正しく行われる可能性が下がる。一方、 y が 0.1 に近づくほど、そのタスクの頻度は高くなり、正しく行われる可能性が高まる。本研究では、書き言葉均衡コーパス (BCCWJ)¹ で各単語の頻度を集計し、各単語の頻度からタスクの難易度を見積もる。単語の頻度から難易度を見積もる基準は表 1 の通りである。

¹ BCCWJ: <https://ccd.ninjal.ac.jp/bccwj/freq-list.html>

表 1: 単語の頻度とタスクの難易度の対応関係

頻度	難易度	頻度	難易度	頻度	難易度
10 万以上	0.1	10-5 万	0.2	5-1 万	0.3
10000-5000	0.4	5000-1000	0.5	1000-500	0.6
500-100	0.7	100-50	0.8	50-10	0.9
10-1	1.0				

また,日本語コーパスから各単語の頻度から各単語の難易度を計算する.そして,各難易度の単語の数を集計し,各難易度の単語が出現する確率を計算する.各難易度の単語の出現確率は表 2 の通りである.本研究では,この確率でタスク 30 個を用いてシミュレーションを行う.

表 2: 各難易度の単語の出現確率

難易度	確率	難易度	確率	難易度	確率
0.1	0.0005	0.2	0.0004	0.3	0.0042
0.4	0.0051	0.5	0.0268	0.6	0.0221
0.7	0.1262	0.8	0.0730	0.9	0.2377
1.0	0.5271				

4.4.2 評価結果

本研究では、各座標に対応する値の合計をシミュレーションの正確性とする。本研究では、作業者の能力値の平均が 0.2-0.7 の場合の提案手法と従来手法の作業者 10 名、タスク 30 個の場合の各タスク数の上限の場合の正確性を集計した。作業時間は 3 から 30 まで 1 間隔で漸次増加である。その結果は図 11 から図 16 で示されている。

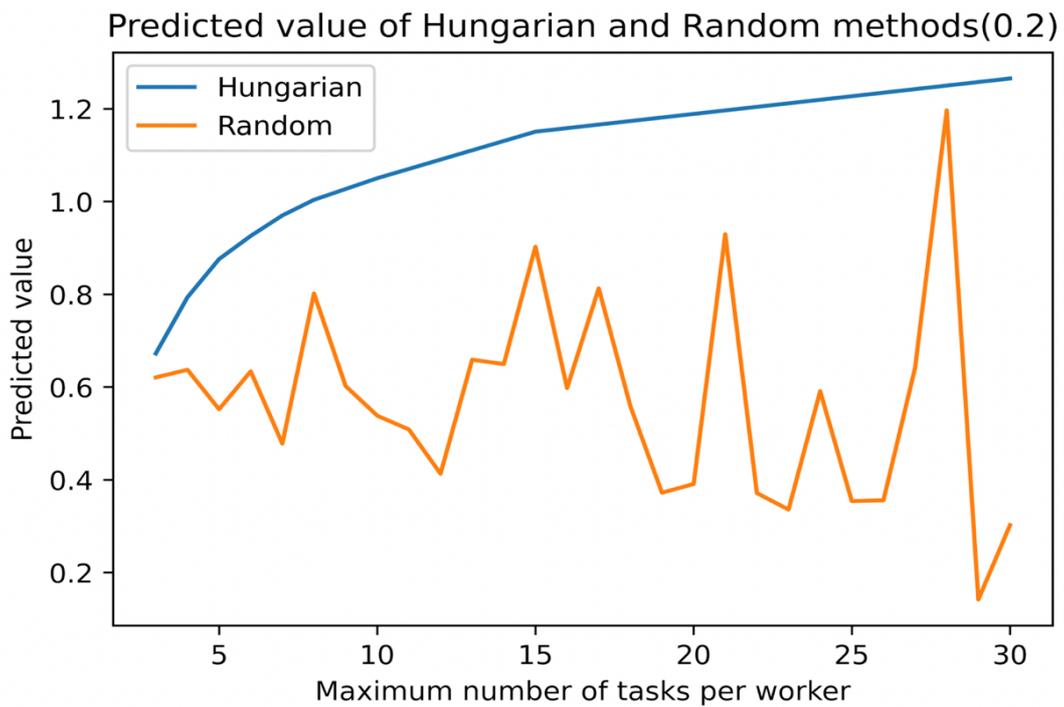


図 11:能力値の平均は 0.2 の場合の正確性対比

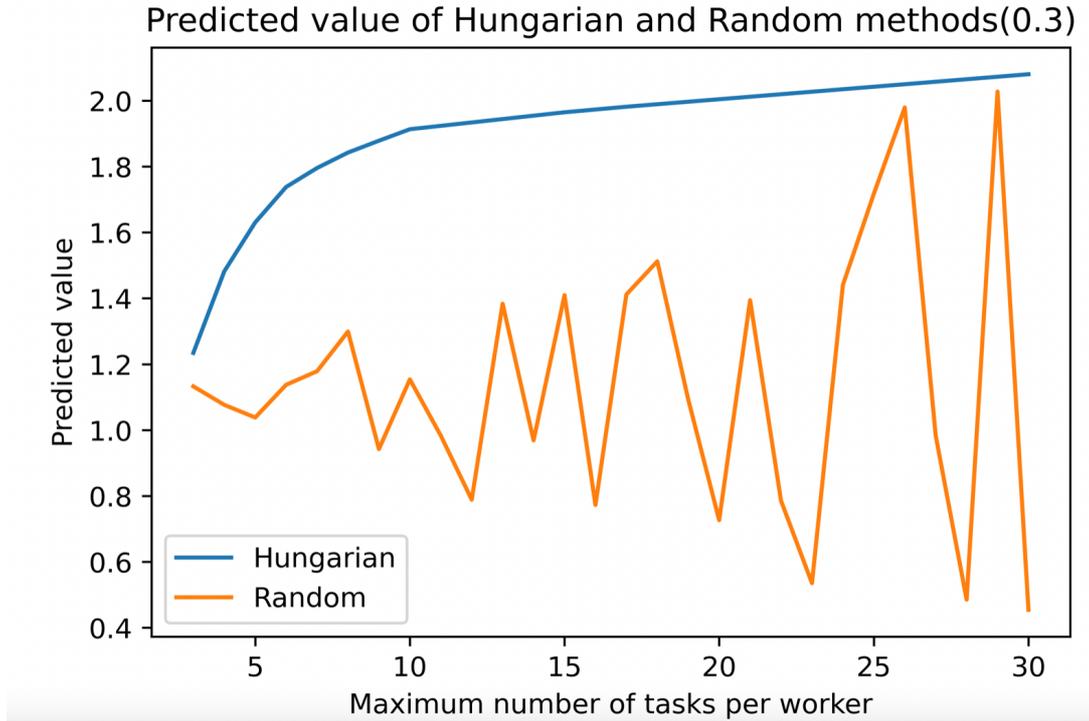


図 12:能力値の平均は 0.3 の場合の正確性対比

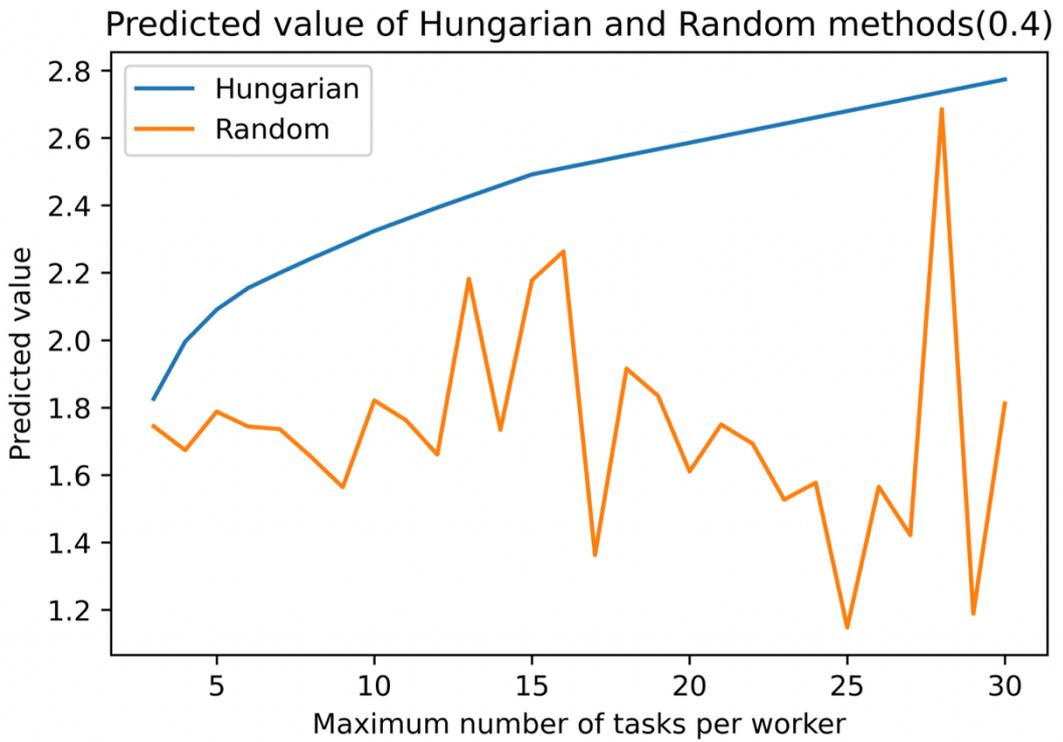


図 13:能力値の平均は 0.4 の場合の正確性対比

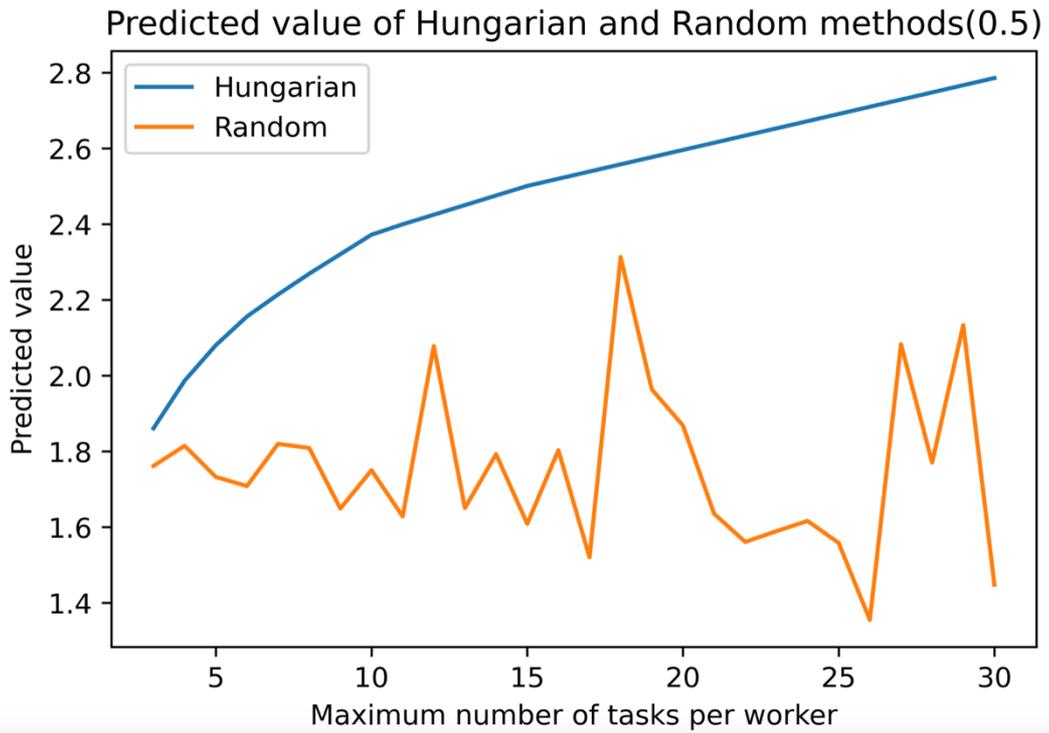


図 14:能力値の平均は 0.5 の場合の正確性対比

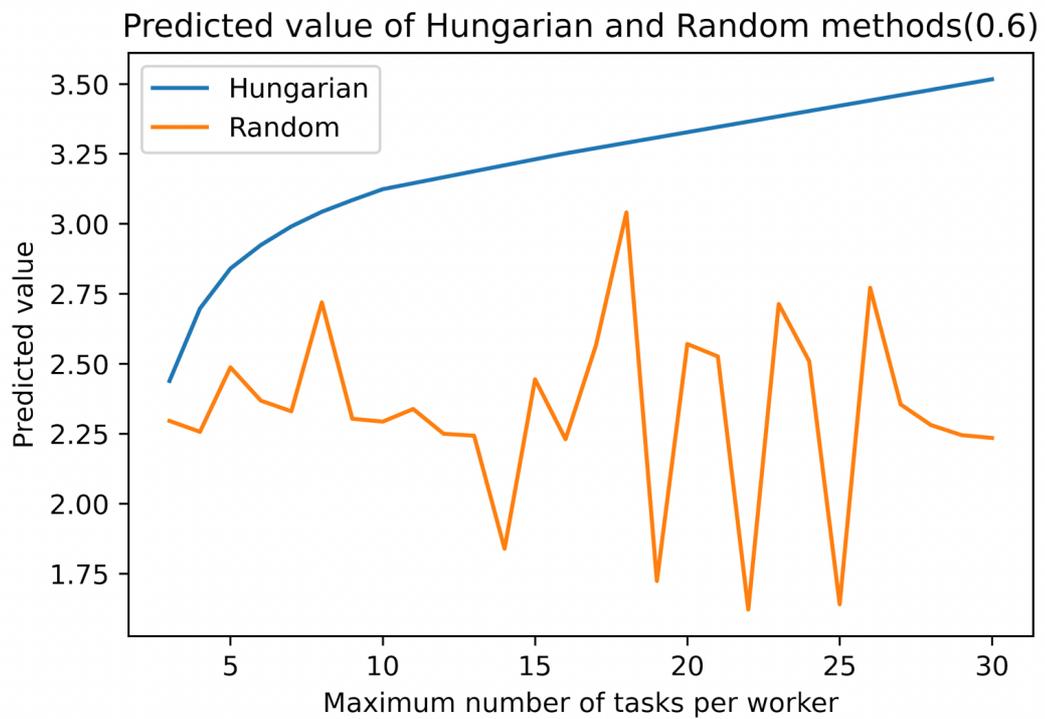


図 15:能力値の平均は 0.6 の場合の正確性対比

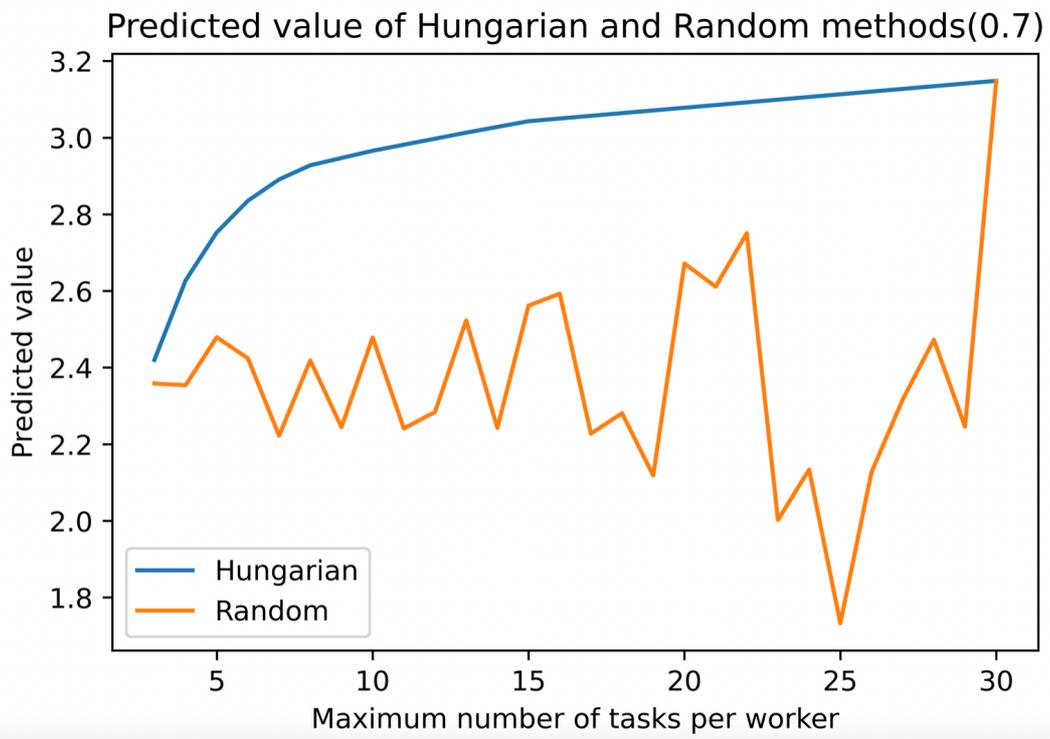


図 16:能力値の平均は 0.7 の場合の正確性対比

4.5 実データによる評価

この章では,実データによって提案手法の正確性を計算し,ランダム法と比べて提案手法の有効性を証明した.

4.5.1 実データ

本研究では,英日単語の対訳タスクをクラウドソーシングのタスクとし,タスクの難易度は英検¹のレベルで決める.英検のレベルで各単語の難易度を 4.4.1 節と同じく十段階で設置する.英検レベルが 1 級に近づくほど,単語の難易度が高まる.一方,単語の長さが7の切り口で長い単語と短い単語に分けて同じレベルの長い単語の難易度は短い単語に難易度により大きく設置する.具体的な対応関係は表 3 の通りである.

本研究では,各難易度の単語一つずつ抽出し,十問の事前実験を各作業者の能力値を測った.事前実験で正しく翻訳されたタスクの難易度を d で,作業者の能力値を A で表す.作業者の能力値は式(4)で算出される.

$$A = \sum d \quad (4)$$

各作業者の能力値は表 4 の通りである.

各難易度のタスクを 10 個ずつ抽出し,実際の作業者 10 名にクラウドソーシングでその 100 語に対する対訳を作成してもらった.それぞれの作業者に 100 語全ての対訳を作成してもらい,さらに“正しい”のか“間違っている”のか評価を行ってもらった.

¹ 英検 : <https://www.eiken.or.jp/eiken/>

表 3:タスクの難易度と英検レベルの対応関係

英検レベル	5級	4級	3級	準2(短い)	準2(長い)
難易度	0.1	0.2	0.3	0.4	0.5
英検レベル	2級(短い)	2級(長い)	準1(短い)	準1(長い)	1級
難易度	0.6	0.7	0.8	0.9	1.0

表 4: 各作業者の能力値

作業者	能力値
A	0.1
B	0.4
C	0.6
D	0.9
E	1.3
F	1.6
G	1.6
H	2
I	2.4
J	2.6

4.5.2 評価方法

提案手法を含む手法に対して、作成された対訳の正確性から評価を行う。

1.パターン 1 (Hungarian Method)

ハンガリアン法を用いたタスクの割当て手法のモデル

2.パターン 2(Random Method)

ランダム法を用いたタスクの割当て手法のモデル

それぞれの手法によって作成された対訳の正確性は以下のように計算する。

$$\text{正確性} = \frac{\text{作成された対訳のうち,正しい対訳数}}{\text{タスク数}} \quad (5)$$

上記で説明した観点についての評価を行うために、各手法でシミュレーションを行なった。その際の条件は以下の通りである。

- タスク数:30 個
- タスクの難易度分布:0.1 から 1 までそれぞれ 3 個
- 作業員数:10 人
- 作業員の能力:事前実験で各作業員の能力を測った。

また、偶然性を避けるために、状態ごとにシミュレーションを 20 回行った結果の平均値を用いた。

4.5.3 結果

パターン 1 の各一人当たりのタスク数の上限の場合の正確性は表 3、パターン 2 の各一人当たりのタスク数の場合の正確性は表 4 の通りである。提案手法の正確性は各一人当たりのタスク数の上限の場合の正確性はランダム法より高くなる(図 17)。

表3:ハンガリアン法を使う各一人当たりのタスク数の上限の場合の正確性

一人当たりのタスク数の上限	正確性
3	50%
4	61%
5	61%
6	64%
7	63%
8	59%
9	61%
10	61%
11	61%
12	60%
13	61%
14	62%
15	60%
16	61%
17	59%
18	58%
19	58%
20	57%
21	59%
22	56%
23	60%
24	58%
25	58%
26	55%
27	58%
28	60%
29	57%
30	56%

表3:ランダム法を使う各一人当たりのタスク数の上限の場合の正確性

一人当たりのタスク数の上限	正確性
3	48%
4	49%
5	50%
6	47%
7	46%
8	52%
9	50%
10	50%
11	54%
12	53%
13	53%
14	56%
15	51%
16	44%
17	45%
18	50%
19	52%
20	43%
21	46%
22	43%
23	44%
24	42%
25	44%
26	49%
27	56%
28	40%
29	34%
30	50%

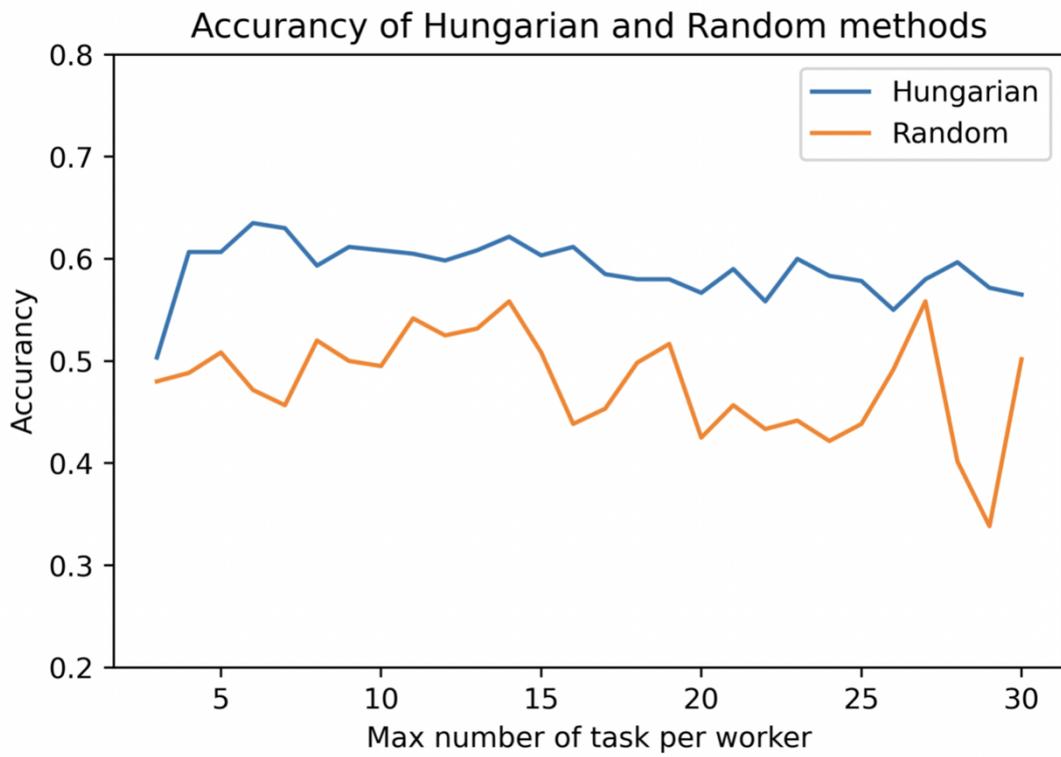


図 17:提案手法とランダム法の正確性対比

第5章 考査

シミュレーションの結果から見ると提案手法を使う場合には作業員一人あたりのタスク数の上限が増えるにつれて、クラウドソーシングの正確性も増していく。ランダム法を使う場合、正確性は作業員一人あたりのタスク数の上限と関係ないことがわかった。作業員の能力値の平均が0.2から0.7まで変わる場合には提案手法を使う正確性が常にランダム法を使う正確性より大きいことがわかった。

実データによる提案手法の正確性の結果から見ると全ての一人あたりのタスク数の上限の場合の提案手法の正確性が高かったことから、ハンガリアン法を用いたタスクの割当て手法が有効であることがわかった。ランダム法の正確性と比べて提案手法は作業の正確率を2%-23%向上させることがわかった。一方、タスク数の上限に応じて正確性は増えないのは本実験の作業員間の能力差はとて大きくないことで能力値が高い作業員は必ず能力値が低い作業員より正答数が多いことが原因である。

第6章 おわりに

クラウドソーシングで作業を行う場合には常に余裕な総作業時間があるわけではない。強い作業員たちがこなせる仕事の数が限られている場合、いかにして仕事の正確性を確保するかという研究も不可欠である。

そこで、本研究では、ハンガリアン法を用いた作業員一人あたりのタスク数が制限される場合の作業の正確性を向上させることに成功した。そして、マッチング行列を拡張することでハンガリアン法を一对多の割当て問題に対応できるように拡張することに成功した。

本文の貢献は以下の2点である。

作業員とタスクのマッチング問題としての定式化

作業員の能力値とタスクの難易度により各作業員と各タスクの対応関係を表示できるマッチング行列の構築することに成功した。実データにより、ランダム法と比べて正答率を2~23%向上させることに成功した。

一对多の割当て問題へのハンガリアン法の拡張

マッチング行列を拡張することでハンガリアン法を一对多の割当て問題に対応できるように拡張することに成功した。本研究では、ハンガリアン法を作業員一人が複数のタスクに対応できるように拡張することに成功した。

謝辞

本研究を行うにあたり，熱心なご指導，ご助言を賜りました村上陽平准教授，Mondheera PITUXCOOSUVARN 助教に深謝申し上げます。また，普段からお世話になっている社会知能研究室の皆様に心より感謝いたします。

参考文献

- [1] Riemer Kankkonen, N., Björkstrand, T., Mesch, J. and Börstell, C. Crowdsourcing for the Swedish sign language dictionary. In *8th Workshop on the Representation and Processing of Sign Languages, Miyazaki, Japan, 12 May, 2018* pp. 171-174. (2018)
- [2] Negri, M. and Mehdad, Y.: Creating a bi-lingual entailment corpus through translations with mechanical turk: \$100 for a 10-day rush, Proceedings of the NAACL HLT 2010 Workshop on Creating Speech and Language Data with Amazon's Mechanical Turk, Association for Computational Linguistics, pp. 212–216 (2010).
- [3] Tong Y, Zhou Z. Dynamic task assignment in spatial crowdsourcing[J]. SIGSPATIAL Special, 2018, 10(2),pp.18-25,(2018).
- [4] Donmez, P., Carbonell, J. G. and Schneider, J.: Efficiently learning the accuracy of labeling sources for selective sampling, Proceedings of the 15th ACM SIGKDD international conference on Knowledge discovery and data mining, pp. 259–268 (2009)
- [5] Shi Z, Gong D, Yao X, et al. New task oriented recommendation method based on hungarian algorithm in crowdsourcing platform[C],2020 IEEE World Congress on Services (SERVICES),pp. 134-144(2020).
- [6] Hiroki Chida, Yohei Murakami, Mondheera Pituxcoosuvann, Quality Control for Crowdsourced Bilingual Dictionary in Low-Resource Languages, in Proc. of the 13th Edition of Language Resources and Evaluation Conference (LREC 2022), 2022