1. 実験概要

本実験では、2目的ナップサック問題の解が与えられたときに、その解が制約を違反する かを推論する識別器の獲得を目標とする.具体的には、与えられた解について、

- 両方の目的の制約を違反: class1
- 目的1の制約を違反: class2
- 目的2の制約を違反: class3
- 両方の制約を違反しない: class 4

として、各クラスを正確に識別する識別器の獲得を試みる.

本実験の実験設定は,

- ナップサック問題
 - ▶ アイテム数: 100
 - ▶ ナップサック容量: (全アイテムの大きさの総和)×0.5
- 学習データ
 - ▶ 決定変数: 各変数について 0.5 の確率で 0 か 1 に設定
 - ▶ データ数: 10,000
- 識別器
 - ➤ k-Nearest Neighbor (k-NN)
 - > Random Forest (RF)

とする. なお, 識別器のハイパーパラメータは, scikit-learn のデフォルトの設定を用いた. なお, k-NN のデフォルトの設定は[1], RF のデフォルトの設定は[2]に記載されている.

学習データの教師ラベルの分布を図1に示す。ここで、x軸のラベルは、制約を違反している目的の番号を表しており、制約を満たしている場合は "feasible" と表記している。図1より、このデータは、クラス分布に偏りがあるデータということがわかる。

また、より簡単な問題設定である、"目的 1 を制約違反しているか" および"目的 2 を制約違反しているか"を識別する問題についても実験を行った。両問題における学習データの教師ラベルの分布を図 $2\cdot 3$ にそれぞれ示す。ここでは、元の問題を"Problem 1"、目的 1 に関する問題を"Problem 2"、目的 2 に関する問題を"Problem 3"と表記する。

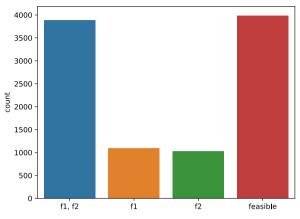


図 1: Problem 1 の教師ラベルの分布

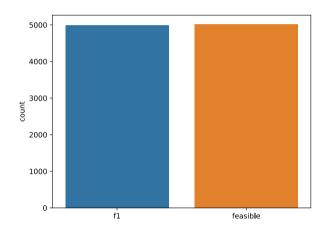


図 2: Problem 2 の教師ラベルの分布

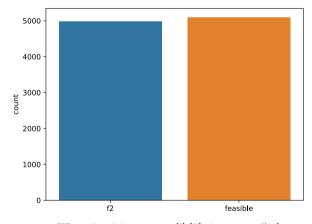


図 3: Problem 3 の教師ラベルの分布

2. 実験結果

実験結果を表 1 に示す。表 1 より、いずれの問題においても、RF は k-NN よりも優れた 識別性能を示したことがわかる。また、Problem 1 では RF であっても、識別性能が 70%に

満たずあまりよい結果とは言えなかった.しかし,簡単化した問題では,80%を超える性能を示し,最低限実用に耐えうるレベルといえるのではないか.

表 1: 各問題で得られた識別器の識別精度(Accuracy)[%]

Classifier	Problem 1	Problem 2	Problems3
k-NN	56.34	69.98	69.34
RF	68.13	81.55	80.94

参考文献

- [1] https://scikit-learn.org/stable/modules/generated/sklearn.neighbors.KNeighbors Classifier.html
- $\label{lem:condition} \end{cases} \begin{tabular}{l} [2] $https://scikit-learn.org/stable/modules/generated/sklearn.ensemble.RandomForest Classifier.html \end{tabular}$