

プログラマのスキル評価のためのログデータ解析

橋本 玄基[†]清野 真理子[‡]大枝 真一[†]木更津工業高等専門学校 情報工学科[†]木更津工業高等専門学校 制御・情報システム工学専攻[‡]

1. はじめに

プログラミング技能は、主にソースコードを人が読んだり、ツールを用いて実行速度や消費メモリなどを計測したりして評価する。プログラムが完成するまでのコーディング方法や、ツールの使い方なども、エキスパートとビギナーでは差異がある。しかし、プログラム作成の過程をスキル評価に用いることは行われていない。そこで、本研究ではプログラミング技能を評価するためにログデータを用いることを検討する。本論文ではログデータからキーとコマンドの入力数に着目し、特徴ベクトルを作成し、解析する。また混合正規分布モデルを用いてログデータについてクラスタリングを行う。その結果及び考察を述べる

2. 先行研究

ログデータを用いたプログラミングのスキル評価に関連する研究がいくつかある。高田らはデバッグ能力の測定を目的とし、キーストロークを用いてモデルを作成した [1]。朽木らは様々なログを取得するツールを作成し、コピー回数やキー入力数などを計測し定義されたスキル評価関数を用いて評価することを提案した [2]。

3. 提案手法

3.1 データの取得方法

本研究では特定のツール内でのコーディングを強要することによる行動の変化をなくすため、学生から見た授業時の現行環境を変えずにログを取得することに重点を置きログの取得環境を構築した。

Analysis of Log Data for Skill Assessment of Programmer

[†]Genki HASHIMOTO, Shinichi OEDA · National Institute of Technology, Kisarazu College

[‡]Mariko Seino · National Institute of Technology, Kisarazu College

*send2all.sh は自作シェルスクリプトであり、プログラムを課題提出先ディレクトリにコピーする。

V_1 : コマンドに注目したベクトル(6次元)

emacs	cd	cc	gcc	ls	Send2all.sh
-------	----	----	-----	----	-------------

V_2 : キーログに注目したベクトル(5次元)

総打鍵数	Shift	Alt	Ctrl	Del+BckSp
------	-------	-----	------	-----------

図1 作成した特徴ベクトル*

キーログは linux 向けキーロガー logkeys[3] を用いて取得し、コマンド履歴はシェル (zsh) のヒストリファイルを利用して取得した。

3.2 データの解析手法

3.2.1 ベクトル化による解析

ログデータをキーとコマンド入力数に注目した特徴ベクトルを抽出し、得点と比較し解析する。特に入力数が突出したものに注目する。特徴ベクトルはコマンド履歴を用いてコマンド入力数に注目したもの (6次元) とキーログの修飾キー等の打鍵数に注目したもの (5次元) の2種を作成した。便宜上、前者のベクトル群を V_1 、後者を V_2 と定義する。特徴ベクトルの概要を図1に示す。

3.2.2 混合正規分布モデルによるクラスタリング

統計的解析では得られない知見を入手するため、ログデータに対し、機械学習・データマイニング的観点から解析を行いたい。そこで3.2.1項で作成した特徴ベクトル群に対して混合正規分布モデルを用いてクラスタリングを行う。クラスタ数は1から10のうち情報量基準 BIC(Bayesian Information Criterion) が最も小さいクラスタ数を採用した。

4. 解析結果

4.1 対象データ

本実験では、木更津工業高等専門学校情報工学科2年生41名を対象に行われたプログラミング演習 I I の前期中間試験中のキーログ、コマンド履歴を28

表1 得点によるクラス分類基準

クラス	A	B	C	D
得点	100-95	94-80	79-60	59-0
データ数	12	22	2	5

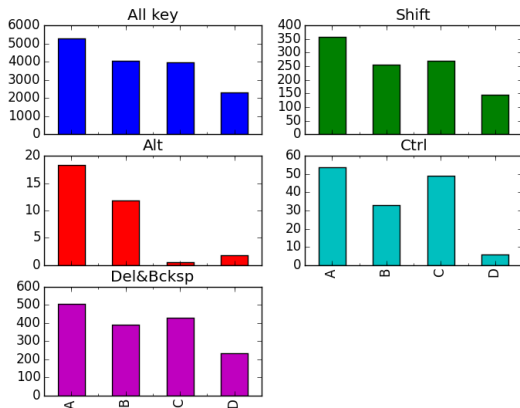


図2 V_2 のクラス平均

表2 クラスタリングの結果 (V_1)

クラス	C_1	C_2	C_3	C_4
データ数	22	9	3	7

表3 クラスタリングの結果 (V_2)

クラス	C_1	C_2	C_3
データ数	8	27	6

名分, 後期中間試験中のものを 41 名分使用した. 結果は全学生のデータが揃っている後期中間試験の解析結果について述べる.

4.2 ベクトル化による解析

試験の配点は基礎点 95 点 + 応用点 5 点の計 100 点満点となっている. これを踏まえ, 成績によりデータを表 1 のようにクラス分類した. その結果 V_2 のクラス平均を図 2 に示す.

4.3 混合正規分布モデルによるクラスタリング

V_1 , V_2 についてクラスタリングした結果, 各クラスへの所属確率が最も高いデータの数を表 2, 3 に示す.

4.4 考察

4.2節からキー入力全体や修飾キーの使用量, 文字の削除数は大まかに成績優秀者の方が多い傾向にあることがわかった. 修飾キーの使用量が多いということはエディタなどのショートカットを有効に活用していると推測でき, 成績がよい人が活用できていることが多いことは直感的にも納得の行くものである. V_1 についてはその傾向は見られなかった. 4.3節からは成績優秀者が一つのクラスに集中するような傾向は見られなかった. どのクラスタリング結果もデータ数が大きいクラスが 1 つ作られた. 成績優秀者や成績不振者が同じクラスに固まる状態は見られなかった. 混合正規分布モデルによるログデータ解析結果の解釈について, 今後も検討を重ねる.

5. まとめ

ログデータによるスキル評価を試みた. そのために本研究ではログデータから特徴ベクトルを抽出し, 解析し, さらに混合正規分布モデルによりクラスタリングを行った. キー入力の活発さは成績優秀者の方が高い傾向にあることがわかった. 現時点では, クラスタリングによって優位な知見を得ることはできなかった.

ログデータという定期的にかつ自動的に取得できるデータの応用先として毎授業時のログを取得し, Dropout prediction に用いることが挙げられる. 実用には解析も自動的に行えることが求められる. そのため, ログデータから得られるユーザのスキルや特徴を調査するとともに, 機械学習を用いた自動ログ解析システムの構築方法を検討する必要がある.

謝辞 本研究は JSPS 科研費 25750095 の助成を受けたものです.

参考文献

- [1] 高田 義弘, 鳥居 宏次, “プログラマのデバッグ能力をキーストロークから測定する方法”, 電子情報通信学会論文誌. D-I, 情報・システム, I-コンピュータ, Vol.77-D-1(9), pp.646-655, 1994.
- [2] 朽木 拓, 山田 敬三, 佐々木 淳, “プログラミングスキルレベル評価手法の検討”, 情報処理学会全国大会講演論文集, Vol.72, pp.521-522, 2010.
- [3] kernc/logkeys(2016.1.4), <https://github.com/kernc/logkeys/>