

類似性に基づく工数予測における予測回避の効果

中村 哲彬

柿元 健

楠本 真二

大阪大学大学院情報科学研究科

E-mail: {t-nakamr,kakimoto,kusumoto}@ist.osaka-u.ac.jp

概要

工数予測手法の一つに、類似性に基づく工数予測 (Estimation by Analogy, 以下 EbA) がある。EbA 手法では、予測の対象のプロジェクト (予測プロジェクト) と類似したプロジェクトが数多く存在する程、高い予測精度が期待できる。一方、予測プロジェクトと類似したプロジェクトが存在しない場合、EbA 手法では高い予測精度が期待できず、他の工数予測手法を用いた方が高い予測精度を期待できる。しかし、EbA 手法で工数予測を行うべきかの判断を系統的に行う方法はない。本稿では、EbA 手法において工数予測を回避すべき予測プロジェクトを判別する手法を提案し、その効果を評価する実験を行った。提案手法で予測回避プロジェクトと判別されたプロジェクトのみを EbA 手法で予測することで、予測回避しない場合と比較して、最大で MMRE で 0.19、MMER で 0.26 改善された。

1 まえがき

ソフトウェア開発において、開発プロジェクトの計画立案や開発管理を円滑に進行、完遂するため、これまでに様々な工数予測手法が提案されてきた [1][2]。過去に行われたプロジェクト (過去プロジェクト) のデータセットを用いる数多くの予測手法の中でも、予測対象のプロジェクト (以下、予測プロジェクト) ごとに個別に予測する類似性に基づく工数予測 (Estimation by Analogy, 以下 EbA) 手法が、近年注目されている [8][9]。

EbA 手法は、類似プロジェクトの工数を用いて予測値を得る手法であり、過去にほぼ同様のプロジェクトを実施していれば、非常に高い精度で工数予測が可能であ

る。一方で、過去プロジェクトの中に類似したプロジェクトが存在しない場合には、高い予測精度は期待できず、EbA 手法を用いた予測を回避した方が良い場合がある。戸田 [10] らは、EbA 手法において、類似プロジェクトの工数のばらつきが大きい場合、予測が失敗しやすいことを示している。しかし、EbA 手法で予測を回避すべきかを判断する系統的な方法については示されていない。そこで、本稿では EbA 手法における予測回避プロジェクトを判別する手法を提案し、その効果を評価する。提案手法では、予測プロジェクトが過去プロジェクトの類似プロジェクトとして選ばれるかを予測回避プロジェクトの判別基準に採用する。予測回避プロジェクトの判別による効果を評価するために、三種類のデータセットにおいて、提案手法で予測回避と判別したプロジェクトを除いて予測を行った場合と、予測回避の判別を行わなかった場合について比較する。

以降、2 章では EbA 手法の説明を行い、3 章では提案する予測回避プロジェクト判別手法について説明を行う。4 章では評価実験について説明を行い、5 章で実験結果をまとめる。6 章で考察を行い、7 章ではまとめと今後の課題について記す。

2 類似性に基づく工数予測手法

類似性に基づく工数予測 (Estimation by analogy, 以下 EbA) [8][9] 手法は、予測プロジェクトに類似したプロジェクトを過去プロジェクトから選択し、類似プロジェクトの工数の実績値に基づいて工数を予測する手法である。EbA 手法ではプロジェクトの特性値 (メトリクス) が類似しているプロジェクト同士は、工数も互いに似た値をとることを前提としている。

EbA 手法はダミー変数化，正規化，類似度計算，予測値計算から構成される．各手順の計算アルゴリズムとしては，いくつかの方法が提案されているが，ここでは本稿の実験で採用したアルゴリズムのみを示す．以下では説明のため， P_i はプロジェクト i を， M_j はメトリクス j を， $V_{i,j}$ はプロジェクト i のメトリクス j の値を表すとする．

手順 1 ダミー変数化

データセットにカテゴリ変数と呼ばれる数値自体に意味をもたない名義尺度のメトリクスが含まれる場合，便宜上量的なデータとして扱うため，カテゴリごとにダミー変数に置き換える．プロジェクト P_i のメトリクス M_j のカテゴリ c のダミー変数 $d_{ij}(c)$ は式 (1) で定義される．カテゴリ d はカテゴリ名を表す．

$$d_{ij}(c) = \begin{cases} 1 \cdots \text{カテゴリ } d \text{ に属する} \\ 0 \cdots \text{カテゴリ } d \text{ に属さない} \end{cases} \quad (1)$$

手順 2 正規化

データセットでは，一般にメトリクス毎に値域が異なる．そこで，メトリクス毎の類似度への影響を均等にするために，メトリクスの正規化を行う．メトリクスの正規化には `normalize` と `order` の二つを採用した．

normalize: `normalize` はメトリクス毎に値域を $[0,1]$ に揃える正規化方法である．メトリクス M_j の最大値を $\max(V_j)$ ，最小値を $\min(V_j)$ としたとき，プロジェクト P_i のメトリクス M_j の値 $V_{i,j}$ を正規化した値 $V'_{i,j}$ は式 (2) で定義される．

$$V'_{i,j} = \frac{V_{i,j} - \min(V_j)}{\max(V_j) - \min(V_j)} \quad (2)$$

order: `order` はメトリクス毎に値を順位付けしたうえで，値域を $[0,1]$ に揃える正規化方法である．順位付けで同じ値が複数存在する場合には，同順位を用いなかったときの和の平均順位を順位として用いる．例えば，あるメトリクスにおける値が $\{1, 4, 4, 8, 10\}$ のとき， $\{1, 2.5, 2.5, 4, 5\}$ とする．メトリクスの値 $V_{i,j}$ の順位を $\text{order}(V_{i,j})$ とすると，正規化

した値 $V'_{i,j}$ は式 (3) で定義される．

$$V'_{i,j} = \frac{\text{order}(V_{i,j}) - \min(\text{order}(V_j))}{\max(\text{order}(V_j)) - \min(\text{order}(V_j))} \quad (3)$$

手順 3 類似度計算

正規化したメトリクスの値を用いて予測プロジェクトと過去プロジェクトの類似度を計算する．類似度計算には，ユークリッド距離に基づく方法を採用した．プロジェクト P_a とプロジェクト P_i の類似度 $\text{sim}(P_a, P_i)$ は，式 (4) で定義される．

$$\text{sim}(P_a, P_i) = \frac{1}{\text{dist}(P_a, P_i)} \quad (4)$$

ここで， $\text{dist}(P_a, P_i)$ はプロジェクト P_a とプロジェクト P_i のユークリッド距離であり，式 (5) で定義される．

$$\text{dist}(P_a, P_i) = \sqrt{\sum_{j=1}^y (V'_{a,j} - V'_{i,j})^2} \quad (5)$$

手順 4 予測値計算

類似度が高い過去プロジェクトの工数の実績値から，予測プロジェクトの工数の予測値を計算する．予測値計算には，プロジェクトの規模を補正する $\text{amp}(P_a, P_i)$ を類似プロジェクトの工数に乗じた値の平均 [9] を採用する．過去プロジェクト P_i の工数の実績値を E_i ，類似プロジェクト数を k 個としたとき，予測プロジェクト P_a の予測値 E_a は式 (6) で定義される．

$$E_a = \frac{\sum_{i \in k\text{-nearestProjects}} (E_i \times \text{amp}(P_a, P_i))}{k} \quad (6)$$

ここで $k\text{-nearestProjects}$ は，予測プロジェクト P_a と類似度の高い上位 k 個の過去プロジェクトの集合を表す．また，プロジェクトのメトリクス数を l 個とすると， $\text{amp}(P_a, P_i)$ は式 (7) で定義される．

$$\text{amp}(P_a, P_i) = \frac{\sum_{m \in l} \left(\frac{V_{a,m}}{V_{i,m}} \right)}{l} \quad (7)$$

k の値は実験的に別途求める必要がある．

3 提案手法

3.1 提案手法の概要

提案手法では、予測プロジェクトが過去プロジェクトの類似プロジェクトに選択されるかを判別の基準として予測回避プロジェクトを判別する。図1では、P1~P4は過去プロジェクトを表し、Paは予測プロジェクトを表す。縦軸、横軸はメトリクスである要員数、開発期間のそれぞれを表す。プロジェクト間の距離が小さい程、類似度が高いことを表し、破線の円は、中心にあるプロジェクトの類似プロジェクト t 個の範囲を表す。 t は予測回避プロジェクト判別の閾値となる。図1では、 $t=2$ としている。

図1において、予測プロジェクト Pa が、すべての過去プロジェクトの類似プロジェクトに含まれていない。よって Pa は予測回避プロジェクトと判別する。また、予測プロジェクトがある過去プロジェクトの類似プロジェクトに選ばれた場合、予測回避プロジェクトではないと判別する。

3.2 提案手法の手順

提案手法の詳細な手順は以下の通りである。

手順1 ある過去プロジェクトとその他のプロジェクトの類似度の値を、EbA手法で用いる類似度計算と同様の方法で計算する。

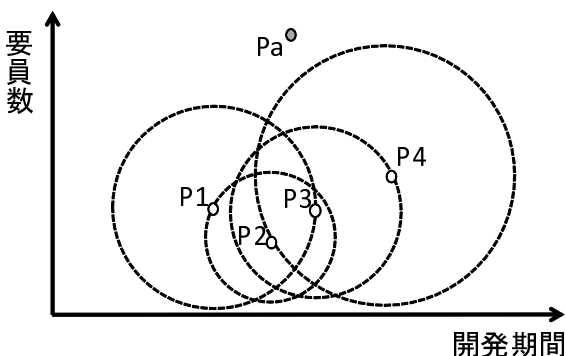


図1. 予測回避プロジェクト判別時 ($t=2$ のとき)

手順2 手順1で求めた類似度の値を降順にソートし、ある過去プロジェクトにおいて類似プロジェクトの閾値 t 番目以内のプロジェクトを決定する。

手順3 手順1~手順2をすべての過去プロジェクトで行う。

手順4 予測回避プロジェクトの判別を行う。予測プロジェクトが、いずれもの過去プロジェクトの類似プロジェクトではないとき、予測回避プロジェクトとする。

4 評価実験

4.1 実験目的と概要

提案手法の予測回避プロジェクトの判別効果を評価するために、実際に行われたプロジェクトのデータセットを用いて実験を行った。実験では、Leave-One-Out (以下、LOO) 法を用いて

- 提案手法で予測回避プロジェクトを除去後に EbA 手法を用いて予測を行う
- 提案手法で予測回避プロジェクトを除去せずに EbA 手法を用いて予測を行う

の二組の比較を行う。

4.2 実験に用いたデータセット

提案手法の判別効果を評価するための実験において、Desharnais データセット [3]、ISBSG データセット [4]、Kitchenham データセット [5] の三種類を用いた。それぞれのデータセットにおいて、以下の理由からサブデータセットの抽出を行った。

- 想定している予測時に収集されていないメトリクス
- 欠損の多く含まれているメトリクス
- 欠損の含まれているプロジェクト

また、Kitchenham データにはカテゴリ変数が含まれており、顧客コード (1~6)、プロジェクトタイプ (新規

表 1. 実験に用いた各データセットの詳細

	プロジェクト数	メトリクス数	メトリクス名
Desharnais データセット	77	5	開発総工数 (人時), 調整済みファンクションポイント, 開発期間 (月), トランザクション数, エンティティ数
ISBSG データセット	135	5	開発総工数 (人時), 調整済みファンクションポイント, 開発期間 (月), 計画工数 (人時), 要件定義工数 (人時)
Kitchenham データセット	132	5	開発総工数 (人時), 調整済みファンクションポイント, 開発期間 (月), 顧客コード, プロジェクトタイプ

か, 開発か etc.) が含まれており, 顧客コードは 6 種類, プロジェクトタイプは 7 種類の要素を含む. 表 1 に実験に用いた各サブデータセットの詳細を示す.

4.3 評価指標

提案手法の判別効果を評価するために用いた評価指標について述べる. 説明のため, 予測プロジェクト数を N 件, 工数の実測値と予測値をそれぞれ X_i, \hat{X}_i ($i = 1 \sim N$) とする.

- MMRE (Mean Magnitude of Relative Error)
実測値と絶対誤差の比である MRE の平均値を表す. MMRE は実測値よりも大きく予測を行う過大予測時に数値が特に大きくなり, 数値が小さいほど予測精度が高いことを示す. MMRE は式 (8) で定義される.

$$\text{MMRE} = \frac{\sum_{i=1}^N \left(\frac{|X_i - \hat{X}_i|}{X_i} \right)}{N} \quad (8)$$

- MMER (Mean Magnitude Error of Relative)
予測値と絶対誤差の比である MER[6] の平均値を表す. MER は実測値よりも小さく予測を行う過小予測時に数値が特に大きくなり, 数値が小さいほど予測精度が高いことを示す. MMER は式 (9) で定義される.

$$\text{MMER} = \frac{\sum_{i=1}^N \left(\frac{|X_i - \hat{X}_i|}{\hat{X}_i} \right)}{N} \quad (9)$$

- PRED25
全予測プロジェクトの中で, MRE の値が 0.25 以下で予測することができたプロジェクトの占める割

合を表しており, 値が大きい程高い精度で予測することができたことを表す. MRE が 0.25 以下であるプロジェクト件数を m 件とすると, PRED25 は式 (10) で定義される.

$$\text{PRED25} = \frac{m}{N} \times 100 \quad (10)$$

- AUC (Area Under the Curve)
個々の予測回避プロジェクトが予測精度の低いプロジェクトに該当しているかを評価するために, Alberg Diagram[7] の AUC (Area Under the Curve) を用いる. Alberg Diagram は, 提案手法で予測回避プロジェクトと判別されたプロジェクトの件数のうち, 予測誤差の値を降順にソートしたときに予測回避プロジェクトが該当している割合を表すグラフである. AUC は, グラフ全体の面積を 1 としたときの曲線下面積を表す, 精度が高いほどグラフの形状は左上に凸となり, AUC の値は大きくなる.

4.4 実験手順

実験には, Leave-One-Out (以下, LOO) 法を用いた. 以下では, データセットに n 件のプロジェクトが含まれているとして実験手順の流れを説明する.

1. データセットから 1 件のプロジェクトを取り出し, 工数の値を未知とすることで予測プロジェクトとする. 残りの $(n - 1)$ 件のプロジェクトを過去プロジェクトとして扱う.
2. 提案手法を用いて予測回避プロジェクトかを判別する.
3. 予測回避プロジェクトの場合, 予測を回避する. 予

測回避しなかった場合，EbA 手法を用いて予測を行い，MRE, MER を計算する．

4. 1. における予測プロジェクトの取り出しが n 回目ならば MMRE, MMR, PRED25 を計算して終了する．予測プロジェクトの取り出しが n 回目でなければ 1. に戻る．
5. 比較対象の実験を行う．手順 1. 3. 4. の順に予測回避プロジェクトの判別をせずに， n 回繰り返し，MMRE, MMR, PRED25 を計算して終了する．

提案手法における予測回避プロジェクト判別の閾値 t は，予備実験 [11] の結果， $t=1$ を用いた．提案手法において，類似度計算前の処理であるメトリクスの正規化には normalize と order のそれぞれの場合を用いた．EbA 手法に用いた正規化および類似度計算のアルゴリズムは，提案手法の予測回避時に用いたアルゴリズムと同じものを用いた．予測値計算時に用いる類似プロジェクト数 k の値は，予備実験の結果，提案手法の適用時と適用しなかった時の両者において，Desharnais データでは $k = 2$ ，ISBSG データセットでは $k = 5$ ，Kitchenham データセットでは $k = 2$ を用いた．

5 判別効果の評価結果

提案手法における，予測回避プロジェクト判別効果の評価のために行った実験結果を示す．実験から得られた提案手法適用時と適用しなかった時の各精度評価指標の値を表 2～4 に示す．表 2～4 はそれぞれ，Desharnais データセット，ISBSG データセット，Kitchenham データセットにおける実験結果を表す．各列は左から順に，提案手法で用いたメトリクス正規化の方法，予測対象のプロジェクトまたは改善率，MMRE, MMR, PRED25 の値を表す．ここで改善率とは，提案手法適用時の値を提案手法を適用しなかった時の値で割ったときの予測回避の結果，改善した割合を示す．

表 2 から，Desharnais データセットにおいて正規化に normalize を用いたとき，MMR では改善され，MMRE と PRED25 では予測精度が下がった．また order を用いたとき MMRE, MMR, PRED25 のすべてにおいて改善が見られ，改善率でそれぞれにおいて 27.6%，42.7%，55.6% と全体的に大きく改善が見られた．また予測回避

表 2. Desharnais データセットにおける実験結果

		MMRE	MMR	PRED
nor- mal- ize	提案手法	0.79	0.49	35.3
	未適用	0.73	0.56	40.6
	予測回避のみ	0.69	0.75	40.6
	改善率	-8.9%	12.6%	-13.1%
or- der	提案手法	0.49	0.36	43.7
	未適用	0.68	0.62	28.1
	予測回避のみ	0.84	0.87	32.5
	改善率	27.6%	42.7%	55.6%

表 3. ISBSG データセットにおける実験結果

		MMRE	MMR	PRED
nor- mal- ize	提案手法	0.66	0.49	32.6
	未適用	0.63	0.52	33.3
	予測回避のみ	0.56	0.58	34.9
	改善率	-4.8%	6.0%	-1.1%
or- der	提案手法	0.51	0.62	38.5
	未適用	0.53	0.61	37.8
	予測回避のみ	0.54	0.58	32.5
	改善率	3.3%	-1.1%	2.0%

表 4. Kitchenham データセットにおける実験結果

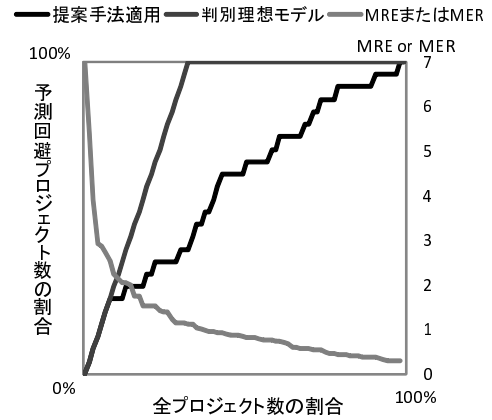
		MMRE	MMR	PRED
nor- mal- ize	提案手法	0.70	0.76	31.6
	未適用	0.77	0.77	28.0
	予測回避のみ	0.96	0.80	17.6
	改善率	8.8%	1.5%	12.9%
or- der	提案手法	0.72	0.67	34.7
	未適用	0.70	0.60	36.3
	予測回避のみ	0.65	0.37	41.9
	改善率	-2.0%	-11.7%	-4.7%

したプロジェクトのみの予測では、全体的に予測精度が悪くなっていたことから、Desharnais データセットにおいては、normalize では判別の効果は見られなかったが、order では判別の効果があるといえる。表 3 から、ISBSG データセットにおいて正規化に normalize を用いたとき、MMER では若干の改善されたが、MMRE, PRED25 ではそれぞれで若干予測精度が下がった。また order を用いたとき、MMRE, PRED25 では若干の改善が見られ、それぞれ 3.3%、2.0% の改善が見られたが、MMER では若干予測精度が悪くなり、改善率で-1.1% のだった。また、予測回避プロジェクトのみの予測を行い MMRE, PRED25 では予測精度が下がっていたことから、ISBSG データセットにおいては、normalize では判別の効果見られなかったが、order では MMER では若干の改善が見られたものの、Desharnais データセット程ではないものの判別の効果があるといえる。

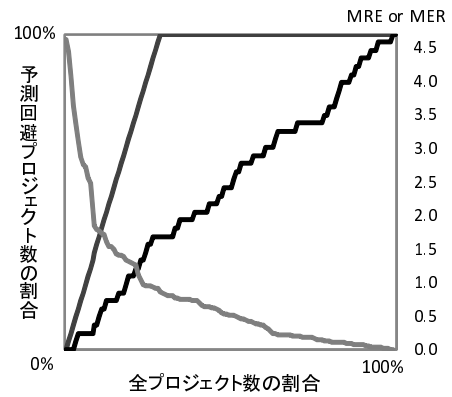
表 4 から、Kitchenham データにおいて normalize を用いたとき MMRE, MMER, PRED25 のすべてにおいて改善が見られ、改善率でそれぞれにおいて 8.8%、1.5%、12.9% の改善が見られた。また order を用いたとき MMRE, MMER, PRED25 のすべてにおいて精度が下がった。また、予測回避プロジェクトのみの予測において、normalize ですべての評価指標において精度が下がっていたことから、Kitchenham データセットにおいては、order では判別の効果により、予測精度が下がったが、normalize では Desharnais データセット程ではないが、判別の効果があるといえる。

各データセットにおける実験結果の Alberg Diagram を図 2(a) ~ 図 2(c) に示す。図 2(a) ~ 2(c) はそれぞれ、Desharnais データセット、ISBSG データセット、Kitchenham データセットにおける Alberg Diagram を表す。

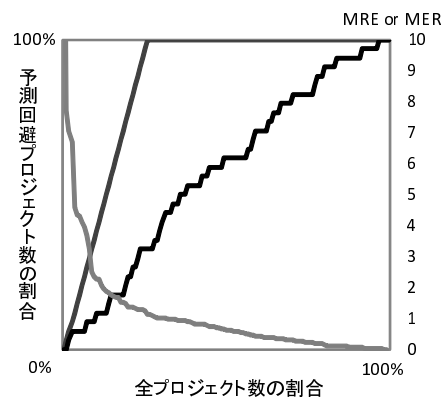
図 2(a) では、Desharnais データセットにおける AUC は 0.61 である。提案手法において、MRE または MER の値が大きいプロジェクトについては判別理想モデルに近いことがわかる。ランダムに予測回避プロジェクトを選んだ場合、平均的に原点を通る正比例のモデルに近づき、このとき AUC は 0.5 となる。提案手法は 0.5 を超えていることから、MRE または MER の大きいプロジェクトを判別できていることがわかる。また、特に MRE または MER の値が大きいプロジェクトに関して予測回避できていることから、提案手法の判別の効果は大きいといえる。



(a) Desharnais データセット



(b) ISBSG データセット



(c) Kitchenham データセット

図 2. 各データセットにおける判別の精度の評価

図 2(b) では、ISBSG データセットにおける AUC は 0.52 であり、他の二つのデータセットと比べると、理想判別モデルに近いとは言えず、特に MRE または MER の値が大きいプロジェクトを判別できていない。

図 2(c) では、Kitchenham データセットにおける AUC は 0.65 であり、三つのデータセットの中では最も AUC の値は大きい、MRE または MER の値が特に大きいプロジェクトに関しては回避できていないとは言えない。これは、全体的に MRE または MER の値が比較的大きいプロジェクトを判別できていても、MRE あるいは MER の値が大きいプロジェクトになるほど判別の精度が悪いといえる。

6 考察

提案手法の効果は、用いるデータセットの特徴と提案手法の正規化アルゴリズムにより変わった。提案手法の正規化において、normalize はメトリクス毎に値の相対関係を維持するのに対して、order はメトリクスの値を、メトリクスの順位へと置き換える。Desharnais データセットと ISBSG データセットにおいて、提案手法の order を用いたときの結果の方が良かったのは、他のプロジェクトと規模が大きく異なる特異なプロジェクトが、過去プロジェクトの中に少数含まれていることが原因として考えられる。過去プロジェクトの中に特異なプロジェクトが含まれることで、正規化を行うと特異なプロジェクト以外のプロジェクトのメトリクスの値が極端に小さくなり、類似度計算に悪い影響を及ぼす。特に Desharnais データセットにおいてはこの傾向が見られた。order を用いることで正規化後のメトリクスの値が極端に小さくならなかったために、類似度計算に悪い影響を与えずに予測を行うことが可能になったと考えられる。

Desharnais データセットでは、order を用いたとき MMRE、MMER と PRED25 のそれぞれにおいて大きく改善されたことから、過大予測時、過小予測時の両方に判別の効果があるといえる。normalize では MMRE と PRED25 においては改善されず判別の効果があったとは言えないが、MMER では改善されたことから、過小予測時に判別の効果があるといえる。

ISBSG データセットでは order を用いたとき、MMER では判別の効果が見られなかったものの、MMRE、

PRED25 では改善されたことから、過小予測時では、提案手法の判別の効果が見られなかったが、過大予測時には提案手法の判別の効果があったことがわかる。他のデータセットと比べて改善率が小さい理由の一つとして、ISBSG データセットを用いた EbA 手法の予測の精度が、元より高いことが挙げられる。normalize では、MMRE と PRED25 においては改善されず判別の効果があったとは言えないが、MMER では改善されたことより、過小予測時では提案手法の判別の効果が若干得られたが、過大予測時には効果が得られなかった。

Kitchenham データセットでは、order を用いたとき、MMRE、MMER、PRED25 すべてにおいて改善されず、提案手法の判別の効果が得られなかった。normalize では MMRE、MMER、PRED25 すべてにおいて改善されたことから、過大予測時と過小予測時に対して若干ではあるが、判別の効果があったと言える。Kitchenham データセットにおいては唯一 normalize でのみ判別の効果が良く、他のデータセットと異なる傾向を示した。この理由の一つとして、Kitchenham データセットではカテゴリ変数を唯一含み、開発組織や開発タイプなどのコンテキストが異なるプロジェクトが多いためと考えられる。

Alberg Diagram において、ISBSG データセットと Kitchenham データセットにおいて MRE または MER の値が特に大きいプロジェクトが予測回避プロジェクトと判別できていなかった。これらには、記録されたメトリクスの中で工数のみが特異なプロジェクトが含まれていた。これは、用いたデータセットに開発組織やドメインなどの、コンテキストが異なるプロジェクトが混在しているからであると考えられる。今後、コンテキストを統一したデータセットを用いることで改善が見込まれる。Kitchenham データセットでは、AUC の値が他の二つのデータセットと比較して大きかったが、MRE または MER の大きいプロジェクトを予測回避できていなかった。これは、元より EbA 手法の予測精度が三つのデータセットの中で最も悪いことから、予測プロジェクトと類似プロジェクトの工数が必ずしも似ているとは言えず、判別の精度にも影響を与えていることが考えられる。

7 あとがき

本稿では EbA 手法を用いて高い予測精度を期待できないプロジェクト（予測回避プロジェクト）を判別する予

測回避プロジェクト判別手法を提案し、公開されているデータセットを用いて、判別の効果を評価する実験を行った。予測回避プロジェクト判別手法では、予測プロジェクトが過去プロジェクトの類似プロジェクトに選ばれるかを予測回避の判別基準とした。提案手法を適用した評価実験の結果、提案手法で予測回避プロジェクトと判別されたプロジェクトのみをEbA手法で予測することで、予測回避しない場合と比較して予測精度で改善された。今後の課題として、EbA手法で、過去プロジェクトにおける特異プロジェクトを除去した後に提案手法を適用することで、さらなる予測精度での改善が見込まれる。そして、予測回避プロジェクトと判別したプロジェクトを、異なる予測手法を用いて予測を行う必要がある。また、実際の開発現場では、EbA手法の予測回避すべきかの判断は熟練した経験者の判断で行われており、本稿の結果と経験者の判断を比較を行うことも必要である。

謝辞

本研究の一部は、文部科学省「次世代IT基盤構築のための研究開発」の委託に基づいて行われた。また、文部科学省科学研究費補助金基盤研究(C)(課題番号:20500033)の研究助成を受けて行われた。

参考文献

- [1] B. W. Boehm, "Software Engineering Economics," Prentice Hall, New Jersey, 1981.
- [2] S. D. Conte, H. E. Dunsmore, and V. Y. Shen, "Software engineering metrics and models," The Benjamin/Cummings Publishing Company, Inc., California 1986.
- [3] J. M. Desharnais, "Analyse statistique de la productivité des projets informatique a partie de la technique des point des fonction," Master Thesis, University of Montreal, 1989.
- [4] "ISBSG Estimating, Benchmarking and Research Suite Release 11," International Software Benchmarking Standards Group, 2009, <http://www.isbsg.org/>
- [5] B. Kitchenham, G. MacDonell and M. Pickard and M. Sheppard, "What accuracy Statistics Really Measure," IEEE Transactions on Software Engineering, vol.148, no.3, pp.81–85, 2001.
- [6] B. Kitchenham, S. L. Pfleeger, B. McColl and S. Eagan, "An Empirical Study of Maintenance and Development Estimation Accuracy," Journal of Systems and Software, vol.64, Issue1, pp.57–77, 2002.
- [7] N. Ohlsson, H. Alberg, "Predicting Fault-Prone Software Modules in Telephone Switches," IEEE Transactions on Software Engineering, vol.22, no.12, pp.886–894, 1996.
- [8] M. Sheppard, and C. Schofield, "Estimating software project effort using analogies," IEEE Transactions on Software Engineering, vol.23, no.12, pp.736–743, 1997.
- [9] 角田雅照, 大杉直樹, 門田暁人, 松本健一, "協調フィルタリングを用いたソフトウェア開発工数予測方法," 情報処理学会論文誌, vol.46, no.5, pp.1156–1164, 2005.
- [10] 戸田航史, 門田暁人, 松本健一, "ソフトウェア開発工数予測における予測回避プロジェクトの選定," ソフトウェア工学の基礎 XVI FOSE 2009, pp.229–236, 2009.
- [11] 中村哲彬, 柿元健, 楠本真二, "類似性に基づく工数予測における適切でない予測プロジェクトの判別の試み," 電子情報通信学会技術報告, vol.109, no.170, pp.83–87, 2009.