

複数の手法による予測結果が比較可能な工数予測ツールの開発と評価

生方 克馬[†] 柿元 健^{††} 楠本 真二[†]

[†] 大阪大学大学院情報科学研究科
〒 565-0871 大阪府吹田市山田丘 1-5
^{††} 香川高等専門学校電気情報工学科
〒 761-8058 香川県高松市勅使町 355

E-mail: †{k-ubukat,kusumoto}@ist.osaka-u.ac.jp, ††kakimoto@t.kagawa-nct.ac.jp

あらまし ソフトウェア開発プロジェクトにおける工数予測について、現在までに様々な工数予測手法が提案されているが、特定の工数予測手法のみを用いてあらゆる状況で高い精度を維持することは難しい。そこで、本研究では予測対象のプロジェクトに対して複数の工数予測手法を適用し、工数予測手法ごとに工数の予測値と期待される精度を表示する工数予測ツールを開発した。本ツールの表示する期待される精度の高い工数予測手法をその都度選択することにより、特定の工数予測手法にとらわれない、状況に応じた柔軟な工数予測が可能となる。また、本ツールの有効性を確かめるため、ISBSG のデータセットを用い、特定の工数予測手法を使用し続けた場合と本ツールの表示する期待される精度の高い工数予測手法をその都度選択して使用した場合とで精度の比較実験を行った。その結果、本ツールを使用することで、特定の工数予測手法を使用し続けた場合で最も精度の高かった工数予測手法とほぼ同程度の精度で予測が可能であることがわかった。

キーワード 工数予測, 予測精度, ソフトウェア開発

Development and Evaluation of Effort Estimation Tool to Compare Results from Multiple Estimation Methods

Katsuma UBUKATA[†], Takeshi KAKIMOTO^{††}, and Shinji KUSUMOTO[†]

[†] Graduate School of Information Science and Technology, Osaka University
1-5, Yamadaoka, Suita-shi, Osaka, 565-0871, Japan

^{††} Department of Electrical and Computer Engineering, Kagawa National College of Technology
355, Chokushi-cho, Takamatsu-shi, Kagawa, 761-8058, Japan

E-mail: †{k-ubukat,kusumoto}@ist.osaka-u.ac.jp, ††kakimoto@t.kagawa-nct.ac.jp

Abstract Despite many researches and proposals of various effort estimation methods, it is difficult to keep high accuracy with specific method. Each method has its own aptitude. To deal with the fact, we developed an effort estimation tool which can apply multiple methods to one estimating project. As outputs, it shows the estimated effort and the expected accuracy for each method. By considering expected accuracies in every execution, users can adopt efficient methods flexibly. An experiment with ISBSG data set indicated that adopting method which has best expected accuracy works as well as using specific method which has good accuracy.

Key words effort estimation, accuracy, software development

1. まえがき

ソフトウェア開発プロジェクトにおいて、正確な工数予測は、適切なスケジュール管理や開発資源の割当ての助けとなる。工数とはプロジェクトの要員と工期の積によって表される数値であり、工数予測により、納期遅れやコスト超過といったプロジェ

クトの失敗を未然に防ぐことができる。そのため、現在までに様々な工数予測手法が提案され、予測精度の向上が図られている [1] [2] [3]。

工数予測手法は、大きく、類推法、積上げ法、パラメトリック法の 3 種類に分類できる [4]。近年、類推法の中で、過去に実施したプロジェクト（過去プロジェクト）の実績データに基

づく工数予測手法が注目されている。実績データに基づく工数予測手法では、工数を予測したい進行中のプロジェクト（現行プロジェクト）で収集されたデータと過去プロジェクトの実績データから、現行プロジェクトの工数を予測する。しかしながら、実績データに基づく工数予測手法では、予測精度は実績データに大きく依存する [5] ため、1つの工数予測手法で常に高い精度を得ることは難しい。

そこで我々は、1件の現行プロジェクトに対して複数の工数予測手法を同時に適用し、各工数予測手法による工数の予測値と期待される精度を表示する工数予測ツール「e³」を開発した [6]。本ツールの表示する期待される精度の高い工数予測手法をその都度選択することにより、特定の工数予測手法にとらわれることなく、使用する過去プロジェクトの特徴に応じた柔軟な予測値の決定が可能となる。

最後に、本ツールによる予測値決定の有効性を確かめるために、特定の工数予測手法を使用し続けた場合と、本ツールの表示する期待される精度の最も高かった工数予測手法をその都度選択して使用した場合とを比較する実験を行う。実験は、ISBSGのデータセットから抽出した122件のプロジェクトデータを使用し、Leave One Out法により行う。

以降、2.では関連研究として既存の工数予測ツールについて紹介し、3.で本ツールについて説明する。続いて4.で本ツールを用いた実験とその結果について述べ、5.でまとめる。

2. 関連研究

工数予測を行うための既存のツールとしては、奈良先端科学技術大学院大学の Magi [7]、情報処理推進機構ソフトウェア・エンジニアリング・センターの CoBRA 法に基づく見積り支援ツール [8]、構造計画研究所の KnowledgePLAN [9] などがある。

Magi は、類似性に基づく手法 [1] を用いて工数予測を行うツールである。類似性に基づく手法に特化し、工数の予測値のほか、類似プロジェクトの工数の実測値のばらつきや、現行プロジェクトと類似プロジェクトとの比較などが出力される。また、過去プロジェクトの品質診断機能も備えており、どれくらい工数予測に役立つかという観点から、プロジェクト件数、期待される精度など8項目についての診断結果も出力される。

CoBRA 法に基づく見積り支援ツールは、CoBRA 法 [10] を用いた工数予測を支援するツールである。CoBRA 法に必要な変動要因関係図を作成する機能など、CoBRA 法に特化した機能を備えている。

KnowledgePLAN は、世界中から集められた過去プロジェクトと独自の予測アルゴリズムによって予測を行うツールである。ユーザが過去プロジェクトを保有していなくても、内蔵の10000件以上の過去プロジェクトをもとに世界標準の予測が可能である。

いずれのツールも特定の工数予測手法に特化した細かい出力が特徴であり、複数の工数予測手法には対応していない。そのため、複数の工数予測手法の結果から予測値を決定したい場合にはそれぞれのツールを実行し、予測値を得る必要がある。

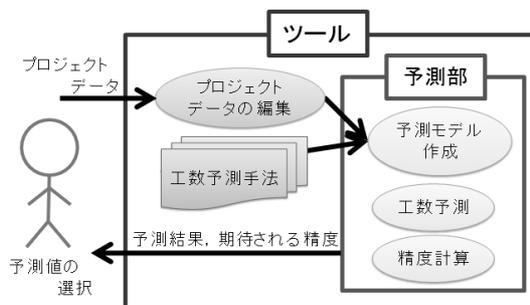


図1 ツールの構成図

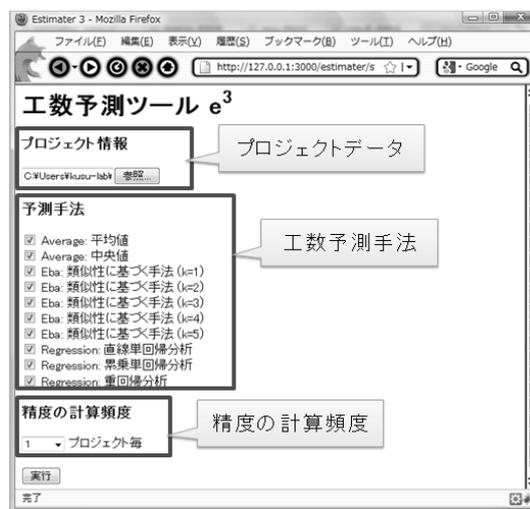


図2 入力画面

3. 工数予測ツール「e³」

3.1 概要

工数予測ツール「e³」は、1件の現行プロジェクトに対して複数の工数予測手法を適用し、工数予測手法ごとに工数の予測値と期待される精度を表示するツールである。実行ごとに期待される精度の高い予測値を採用することにより、特定の工数予測手法にとらわれない、柔軟な工数予測が可能となる。

本ツールの構成図を図1に示す。ユーザがプロジェクトデータを与えると、まず内部でプロジェクトデータの編集が行われる。その後、編集後のプロジェクトデータと実装されている工数予測手法から現行プロジェクトの工数予測と、期待される精度の計算が行われる。ユーザは、本ツールから得られた工数の予測値と期待される精度をもとに、採用する予測値を選択できる。

3.2 入力

ツールの入力画面を図2に示す。以降、各入力項目について説明する。

3.2.1 プロジェクトデータ

現行プロジェクトと過去プロジェクトのデータをまとめた CSV ファイルを指定する。CSV ファイルは図3のように書式が決まっており、1行目にプロジェクト特性（メトリクス）の名前、2行目にメトリクスの種類、3行目に現行プロジェクトのデータ、4行目以降に過去プロジェクトのデータを記述する。

| プロジェクト名 | 工数 | 規模 | その他のメトリクス |
|------------------|----------|-----|-----------|
| Project Name | Effort | FP | Language |
| Team Size | メトリクス名 | | |
| ver.1 | メトリクスの種類 | | |
| Current Project | | 220 | Java |
| Sample Project A | 1059 | 133 | Java |
| Sample Project B | 3700 | 791 | C |
| Sample Project C | 1950 | 360 | Java |
| Sample Project D | 883 | 191 | |

図 3 CSV ファイルを Excel 等で開いたイメージ

メトリクスの種類としては、

- 比例尺度 (1)
- 名義尺度 (2)
- その他 (0)

に対応しており、「その他」が指定されたメトリクスは無視される。また、各列には、1 列目にプロジェクト名、2 列目に工数、3 列目に規模（ファンクションポイント（FP）やコード行数（LOC））、4 列目以降にその他のメトリクスを記述する。

3.2.2 工数予測手法

適用する工数予測手法をチェックボックスにより選択する。ユーザが追加実装した工数予測手法も含め、本ツールに実装されているすべての工数予測手法が一覧で表示される。

3.2.3 精度の計算頻度

実行時間を短縮するためのオプションである。本稿では説明を省略する。

3.3 プロジェクトデータの編集

CSV ファイルによって入力されたプロジェクトデータは、予測の実行の前に一部編集が行われる。

3.3.1 不必要なメトリクスの削除

メトリクスの種類が「その他」のメトリクス、および全過去プロジェクトにおいて値が欠損しているメトリクスは、予測の前に削除される。

3.3.2 欠損値の自動補完

プロジェクトデータに欠損値が含まれている場合、自動補完が行われる。補完方法はメトリクスの種類によって異なる。

比例尺度メトリクス 過去プロジェクトの当該メトリクスの平均値を自動補完。

名義尺度メトリクス 過去プロジェクトの当該メトリクスの最頻値を自動補完。

なお、工数以外の現行プロジェクトの欠損値も同様に自動補完される。

3.3.3 名義尺度メトリクスのダミー変数化

多くの工数予測手法において、名義尺度のメトリクスはそのままでは処理ができない。多様な工数予測手法の実装を想定している本ツールにおいては、名義尺度のメトリクスも比例尺度のメトリクスと同様に処理が行えるよう、予測前にダミー変数化が行われる。例として、Language という名義尺度のメトリクスがあり、その値の候補として Java, C, Ruby があつたとすると、メトリクス Language は削除され、新たに Language が

Java であるかどうかを表す Language='Java' と、Language が C であるかどうかを表す Language='C' という 2 つの比例尺度メトリクスが生成される。なお、独立変数間の相関の強さ由来する多重共線性を防ぐため、Language='Ruby' は生成されない。

3.4 実装済みの工数予測手法

本ツールに実装されている工数予測手法について説明する。

3.4.1 平均値

過去プロジェクトの工数の平均値を、そのまま現行プロジェクトの予測工数とする。

3.4.2 中央値

過去プロジェクトの工数の中央値を、そのまま現行プロジェクトの予測工数とする。

3.4.3 類似性に基づく手法 (k=1~5)

過去プロジェクトから、現行プロジェクトと類似している上位 k 件のプロジェクト（類似プロジェクト）を抽出し、類似プロジェクトをもとに現行プロジェクトの工数を予測する。抽出する類似プロジェクトの数 k は調整可能である。すべての過去プロジェクトのデータを使用するわけではないため、過去プロジェクトの中に特異なプロジェクトが存在したとしても、そのプロジェクトの影響を受けずに予測が可能という長所がある。具体的な手順は次のとおり。

手順 1 全メトリクスの値を 0 から 1 の範囲で正規化する。

手順 2 現行プロジェクトと各過去プロジェクトとのユークリッド距離を計算し、その逆数を、現行プロジェクトと各過去プロジェクトとの類似度とする。

手順 3 現行プロジェクトとの類似度の大きい上位 k 件の過去プロジェクトを、類似プロジェクトとして抽出する。

手順 4 k 件の類似プロジェクトの工数の重み付け平均を現行プロジェクトの予測工数とする。重みは k 件の類似プロジェクト間の類似度の大きさの割合とする。

出力画面において手法名がクリックされたときは、上位 $k+2$ 件の類似プロジェクトの情報が表示される。

3.4.4 直線単回帰分析

回帰分析により、最も良くあてはまる

$$effort = a + b \times size \quad (1)$$

の回帰式を導出し、その式をもとに現行プロジェクトの工数を予測する。effort は工数、size は規模、 a と b は最小二乗法によって求められる係数を表す。全過去プロジェクトを通して工数または規模の値が同一であってはならない。

出力画面において手法名がクリックされたときは、導出された回帰式と決定係数が表示される。

3.4.5 累乗単回帰分析

回帰分析により、最も良くあてはまる

$$effort = a \times size^b \quad (2)$$

の回帰式を導出し、その式をもとに現行プロジェクトの工数を予測する。全過去プロジェクトを通して工数または規模の値が同一であってはならない。また、工数または規模の値が 0 以下

のプロジェクトが含まれてはならない。

出力画面において手法名がクリックされたときは、導出された回帰式と決定係数が表示される。

3.4.6 重回帰分析 (全メトリクス使用)

回帰分析により、最も良くあてはまる

$$effort = b_0 + b_1M_1 + b_2M_2 + \dots + b_kM_k \quad (3)$$

の回帰式を導出し、その式をもとに現行プロジェクトの工数を予測する。M_n は工数以外の n 番目のメトリクスの値、b_n は最小二乗法によって求められる係数を表す。変数選択は行わず、全メトリクスを用いて重回帰分析を行う。使用する過去プロジェクトによっては、回帰式が導出できず「予測不能」となることがある。

出力画面において手法名がクリックされたときは、導出された回帰式と決定係数、自由度調整済み決定係数が表示される。

3.4.7 重回帰分析 (変数増加法)

回帰分析により、最も良くあてはまる (3) の回帰式を導出し、その式をもとに現行プロジェクトの工数を予測する。使用するメトリクスは、変数増加法 [11] によって決定している。変数増加法とは、以下の手順で使用する変数 (ここではメトリクス) を選択する方法である。

手順 1 使用する変数の集合 S を空に、S に含まれる変数を用いて重回帰分析を行ったときの自由度調整済み決定係数 $adjR^2_S$ を 0 に初期化する。

手順 2 S に含まれない変数を 1 つずつ S に追加したと想定し、それぞれ重回帰分析を行い、自由度調整済み決定係数 $adjR^2$ と、追加した変数のトレランスを計算する。

手順 3 $adjR^2$ が現在の $adjR^2_S$ より大きく、かつトレランスが十分大きい変数のうち、最も $adjR^2$ が大きい変数を S に追加する。 $adjR^2_S$ を $adjR^2$ で更新する。もしそのような変数が無い場合は、その時点での S を確定し、終了する。

手順 4 手順 2 から繰り返す。

ここで、トレランスとは多重共線性をチェックするための指標である。本ツールでは、値が 0.1 以下であったときに多重共線性があると判断している。したがって、手順 3 において「トレランスが十分大きい」とは、具体的にはトレランスが 0.1 より大きいことである。使用する過去プロジェクトによっては、回帰式が導出できず「予測不能」となることがある。

出力画面において手法名がクリックされたときは、導出された回帰式と決定係数、自由度調整済み決定係数が表示される。

3.5 出力

出力画面を図 4 に示す。表の 1 つの行が 1 つの工数予測手法による予測結果を表す。1 列目に工数予測手法の名前、2 列目に現行プロジェクトの工数の予測結果、3 列目以降に期待される精度とそれをもとに算出した総合順位が表示される。期待される精度とは、当該手法で過去プロジェクトの工数を予測したときの精度であり、MMRE、MdMRE、MMER は値が小さいほど精度が高く、pred(0.25) は値が大きいほど精度が高いことを意味する。総合順位は、4 種類の期待される精度を 0 から 1 で正規化 (数字が小さい方が精度が高い) し、その和の小さい

| 予測手法 | Effort | MMRE | MdMRE | pred(0.25) | MMER | 順位 |
|-----------------|----------|-------|-------|------------|-------|-----------|
| 平均値 | 4023.273 | 4.125 | 3.786 | 0.000 % | 0.662 | 5 (4000) |
| 類似性に基づき手法 (k=3) | 344.763 | 0.410 | 0.460 | 50.000 % | 0.332 | 2 (1.223) |
| 類似性に基づき手法 (k=5) | 376.465 | 0.472 | 0.290 | 50.000 % | 0.314 | 1 (1.165) |
| 直線重回帰分析 | 2835.609 | 2.469 | 2.118 | 0.000 % | 0.595 | 4 (3.062) |
| 重回帰分析 | 994.133 | 1.273 | 0.488 | 20.000 % | 0.623 | 3 (2.180) |

図 4 出力画面

順に順位付けをしたものである。各評価指標において、最も期待される精度が高いものは赤く表示される。詳しい精度の計算方法については 3.6 で説明する。

また、手法の名前をクリックすることで、回帰式や決定係数など、手法ごとの個別の情報を表示することが可能である。

なお、現行プロジェクトの工数の予測結果として「予測不能」と表示されることがあるが、これは当該手法の予測結果として 0 以下の数が算出されたためにツールが「予測不能」と表示している場合と、手法自体から「予測不能である」と判断された場合がある。前者の場合、手法の名前をクリックすると「(予測値が 0 以下の数であったため予測不能としました)」と表示される。

3.6 期待される精度

工数予測の予測精度は、工数の実測値と予測値の誤差の大きさによって表現される。誤差が小さいほど予測精度は高いといえる。一般的に、次の 2 種類の誤差がよく用いられる。

$$MRE = \frac{|real - est|}{real} \quad (4)$$

$$MER = \frac{|real - est|}{est} \quad (5)$$

MRE は実測値からみた予測値の相対誤差、MER は予測値からみた実測値の相対誤差を意味する。ここで、real は工数の実測値、est は工数の予測値を表す。例として、実測値が 50、予測値が 100 であったとき、MRE は 1、MER は 0.5 となる。

しかしながら、一般に工数予測を行う時点では現行プロジェクトの工数の実測値は未知であるため、実測値と予測値の誤差から予測精度を算出することはできない。そこで、ある工数予測手法の有効性を確かめる場合、過去プロジェクトを用いて他の過去プロジェクトの工数を予測するということが行われる。ここでは、そのうちのひとつの手法である Leave One Out 法 (LOO) について説明する。LOO の手順は次のとおり。

手順 1 全過去プロジェクト n 件から 1 件のプロジェクトを抽出する。

手順 2 抽出した 1 件を予測対象プロジェクト、残りの n-1 件を学習データ (過去プロジェクト) として、当該手法にて学習データをもとに予測対象プロジェクトの工数を予測する。

手順 3 予測対象プロジェクトの工数の実測値と予測値の誤差を計算する。予測対象プロジェクトはもともと過去プロジェク

トであったため、工数の実測値は既知である。

手順4 予測対象プロジェクトとして抽出するプロジェクトを変更し、手順1から手順3をn回繰り返す。

手順5 n回繰り返された手順3によって求められたn個の誤差をもとに、当該の工数予測手法の予測精度を算出する。

手順3において求める誤差とは前述のMREとMERであり、手順5において算出する予測精度とは、例えば以下のものである。

MMRE MREの平均値

MdMER MREの中央値

pred(0.25) MREが0.25以下であった予測の割合

MMER MERの平均値

MMRE, MdMER, MMERは値が小さいほど精度が高く、pred(0.25)は値が大きいほど精度が高いことを意味する。

本ツールの使用時にも、現行プロジェクトの工数の実測値は未知であると想定されるため、現行プロジェクトの工数の予測値に対する精度は求めることができない。そこで本ツールにおいては、過去プロジェクトを用いてLOOを実行した結果のMMRE, MdMER, pred(0.25), MMERを、現行プロジェクトの工数の予測値に対する期待される精度として表示している。

なお、精度計算のための予測を実行中にも一部の予測で「予測不能」と判断される場合があるが、その場合、本ツールでは当該予測をとばし、その他の予測のみを用いてMMRE等を計算している。

4. 実験と考察

4.1 実験概要

本ツールによる予測値決定の有効性を確認するために実験を行った。具体的には、常に同じ工数予測手法を使用し続けた場合と、本ツールの表示する期待される精度の高い工数予測手法をその都度選択して使用した場合とで、現行プロジェクトの工数の実測値と予測値の誤差を比較した。

4.2 実験方法

工数の実測値が既知であるプロジェクトを現行プロジェクトとして本ツールを実行することにより、現行プロジェクトの工数の実測値と予測値の誤差を求めることが可能である。実験の手順は次のとおり。

手順1 工数の実測値の分かっている過去のプロジェクトn件から1件のプロジェクトを予測対象プロジェクトとして抽出。

手順2 予測対象プロジェクトを現行プロジェクト、その他のプロジェクトを過去プロジェクトとしてツールを実行。

手順3 現行プロジェクトの工数の実測値と、各工数予測手法による工数の予測値と期待される精度を記録。

手順4 手順1から手順3を1回の試行とし、手順1で抽出する予測対象プロジェクトを変更してn回試行を繰り返す。

手順5 各試行で常に同じ工数予測手法を使用した場合の工数の実測値と予測値の誤差と、毎回ツールの表示する期待される精度の最も高い工数予測手法を使用した場合の工数の実測値と予測値の誤差を比較。

手順5においては、実測値と予測値の誤差としてMREとMER

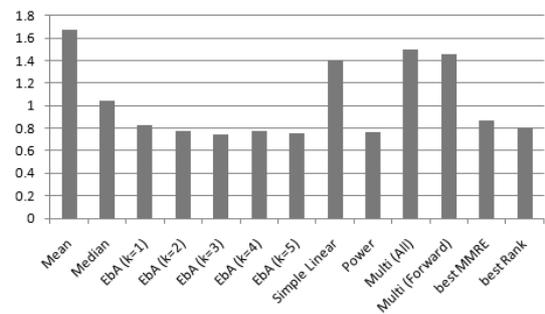


図5 MMREの比較

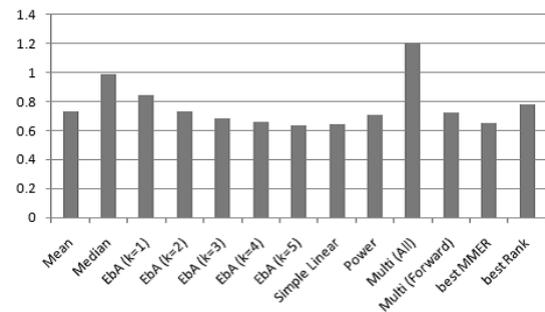


図6 MMERの比較

を計算し、n回の試行における平均値MMREとMMERを求めた。また、期待される精度の最も高い工数予測手法としては、各試行で総合順位の最も良かった工数予測手法のほか、MMREを比較する場合には各試行でMMREの最も良かった（小さかった）工数予測手法を、MMERを比較する場合には各試行でMMERの最も良かった（小さかった）工数予測手法を選択した。

4.3 実験に使用したデータセット

実験には、ISBSG DATA Release 11を使用した。これは、The International Software Benchmarking Standards Group (ISBSG)によって世界24カ国から収集された5052件のプロジェクトデータによって構成されるデータセットである。その中から、同じくISBSGのデータセットを用いて実験を行っているC. Lokanらの研究[12]を参考に、以下の条件等に当てはまるプロジェクトのみを抽出した。

- データの質ランクがAである。
- FPの計測方法がIFPUG法である。
- 正規化済み工数と総工数が等しい。
- Web開発ではない。

また、開発形態はエンハンスメントのみを抽出した。その結果、122のプロジェクトが残った。メトリクスとしては、予測対象である総工数のほか、調整済みFP、最大要員数、無調整FPの外部入力・外部出力・外部照合・内部論理ファイル・外部インターフェースの内訳、無調整FPの追加分・変更分・削除分の内訳、の10の比例尺度メトリクスと、言語タイプ、アーキテクチャ、クライアントサーバ方式であるかどうか、の3つの名義尺度メトリクスを採用した。

4.4 実験結果

実験結果を図5と図6に示す。各試行で特定の工数予測手

法を使用し続けた場合と、本ツールの表示する期待される精度の最も高かった工数予測手法をその都度選択して使用した場合の MMRE または MMER の値を示している。横軸において、Mean, EbA(k=1) などの部分は当該工数予測手法を使用し続けた場合の結果であり、best MMRE, best MMER, best Rank はそれぞれ本ツールの表示する MMRE, MMER, 総合順位の最も良かった工数予測手法をその都度選択して使用した場合の結果である。なお、EbA は類似性に基づく手法を表す。

特定の工数予測手法を使用し続けた場合、良い結果を出したのは k の値の大きい類似性に基づく手法や累乗単回帰分析であった。一方、本ツールの表示する期待される精度の最も高い工数予測手法をその都度選択して使用した場合も、類似性に基づく手法や累乗単回帰分析を使用し続けた場合と同程度の結果が得られている。

4.5 考 察

実験の結果、本ツールの表示する期待される精度をもとに使用する工数予測手法を選択した場合、精度の高い工数予測手法と同程度の予測精度が得られた。したがって、新しい環境で工数予測を行う場合など、どの工数予測手法を用いるべきかわからない場合、本ツールを使用することで失敗の少ない工数予測手法の選択が期待できる。

しかしながら、本ツールによって複数の工数予測手法を適用することで特定の工数予測手法より良い予測精度が得られたわけではなかった。この原因の一つは、使用したデータセットと工数予測手法の関係にあると考えられる。実験に使用した ISBSG のデータセットは様々な組織から収集されたプロジェクトデータによって構成されているが、そのような環境の違う様々なプロジェクトデータを過去プロジェクトとして使用する場合、類似プロジェクトを抽出した上で予測を行う類似性に基づく手法など、類推法が強みを発揮する [13] ためである。本実験においても、図 5 の best MMRE は実際には類似性に基づく手法が 95.9%、図 6 の best MMER も類似性に基づく手法が 92.6% を占めており、ほぼ特定の工数予測手法を使用していたことになる。そのため、今後はマトリクスの対数化などによる回帰分析の強化、単一の組織から収集されたデータセットの使用など、特定の手法に有利とならないような条件での実験が必要である。

また、出力画面における工数予測手法の総合順位は必ずしも信頼できるとは言えず、出力画面の表をどのように解釈し、どの工数予測手法による予測結果を採用すべきかについては、今後も検討が必要である。

5. あとがき

本研究では、現行プロジェクトに対して複数の工数予測手法を同時に適用し、工数予測手法ごとに工数の予測値と期待される精度を表示する工数予測ツール「e³」を開発した。本ツールの表示する期待される精度をもとにその都度工数予測手法を選択することで、特定の工数予測手法にとらわれることのない、柔軟な工数予測が行えることが期待される。ISBSG のデータセットによる実験の結果、特定の工数予測手法を使用し続ける

場合に高い精度で予測が行えるのは類似性に基づく手法や累乗単回帰分析であり、ツールの表示する期待される精度の高い工数予測手法をその都度選択する場合も、それらの工数予測手法と同程度の精度が得られることが分かった。

今後は、他のデータセットを用いた実験や、出力画面の表をどのように解釈して選択する工数予測手法を決定するかの検討などが必要である。

謝辞 本研究は一部、日本学術振興会科学研究費補助金基盤研究 (A) (課題番号: 21240002)、基盤研究 (C) (20500033) の助成を得た。また一部、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。本研究にご協力いただいた、日本ファンクションポイントユーザ会 FP 法利用検討委員会主催のワークショップ参加者の皆様に感謝致します。

文 献

- [1] 角田雅照, 大杉直樹, 門田暁人, 松本健一, 佐藤慎一, “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,” 情処学論, vol.46, no.5, pp.1155–1164, May 2005.
- [2] Y. Kultur, B. Turhan, and A.B. Bener, “ENNA: Software effort estimation using ensemble of neural networks with associative memory,” Proceedings of the 16th ACM SIGSOFT International Symposium on Foundations of Software Engineering, pp.330–338, Atlanta, GA, USA, Nov. 2008.
- [3] S.J. Huang, and N.H. Chiu, “Optimization of analogy weights by genetic algorithm for Macro 1software effort estimation,” Information and Software Technology, vol.48 no.11, pp.1034–1045, Nov. 2006.
- [4] 情報処理推進機構ソフトウェア・エンジニアリング・センター, ソフトウェア開発見積りガイドブック～IT ユーザとベンダにおける定量的見積りの実現～, オーム社, 2006.
- [5] M. Shepperd, and G. Kadoda, “Using simulation to evaluate prediction techniques,” Proceedings of the IEEE 7th International Software Metrics Symposium, pp.349–358, London, UK, Apr. 2001.
- [6] 生方克馬, 柿元健, 楠本真二, “複数の手法による予測結果が比較可能な工数予測ツールの開発,” 2010 信学総大, 情報・システム講演論文集 1, no.D-3-2, p.19, March 2010.
- [7] 大杉直樹, 角田雅照, 柿元健, “ワンクリック見積り&データ品質診断ツール Magi の紹介,” 奈良先端科学技術大学院大学, <http://se.naist.jp/magi/>.
- [8] 中村宏美, “CoBRA 法に基づく見積り支援ツール —プロジェクトの定量的見積り評価を易しく支援する Web ツールの提供—,” SEC Journal, vol.5, no.6, pp.377–379, Dec. 2009.
- [9] ソフト工学センター, “ソフトウェア見積りツール KnowledgePLAN,” 構造計画研究所, <http://www4.kke.co.jp/sec/service/01.html>.
- [10] L.C. Briand, K.E. Emam, and F. Bomarius, “COBRA: A hybrid method for software cost estimation, benchmarking, and risk assessment,” Proceedings of the 20th International Conference on Software Engineering, pp.390–399, Kyoto, Japan, Apr. 1998.
- [11] 田中豊, 垂水共之, 多変量解析, 共立出版, 東京, 1995.
- [12] C. Lokan, and E. Mendes, “Applying moving windows to software effort estimation,” Proceedings of the 3rd International Symposium on Empirical Software Engineering and Measurement, pp.111–122, Lake Buena Vista, FL, USA, Oct. 2009.
- [13] E. Mendes, S.D. Martino, F. Ferrucci, and C. Gravino, “Effort estimation: How valuable is it for a web company to use a cross-company data set compared to using its own single-company data set?,” Proceedings of the 16th International Conference on World Wide Web, pp.963–972, Banff, Alberta, Canada, May 2007.