

重回帰分析とプロジェクト類似性を用いた ハイブリッド工数見積もり方法の提案

戸田 航史 角田 雅照 門田 暁人 松本 健一

本論文では、log-log 重回帰分析による見積もり方法と類似性に基づく工数見積もり方法 (analogy based estimation; ABE 法) を組み合わせた見積もり方法を提案する。提案方法では、見積もり対象プロジェクトに ABE 法を適用した場合の、見積もりの不確実度を算出する。次に、不確実度が低い場合は log-log 重回帰による見積もりを採用し、それ以外の場合は ABE 法の見積もり、もしくは ABE 法と log-log 重回帰による見積もりの平均値を採用する。従来法と見積もり精度を比較した結果、類似プロジェクトの実績工数の分散を不確実度として用いることにより、見積もり精度を示す BRE (Balanced Relative Error) の中央値が 47.2% から 39.7% に改善した。

We propose a hybrid effort estimation method based on the multivariate liner regression analysis and the analogy based estimation method (ABE). First, our method calculates the unreliability index of ABE on an estimation target project. Next, our method selects log-log regression estimation when the value of the index is low. Otherwise our method selects ABE estimation or combined estimation (the average of ABE and log-log regression estimation). In the experiment, we compared estimation accuracies of our method with conventional methods, and the results showed that the median of Balanced Relative Error (estimation accuracy index) was improved from 47.2% to 39.7%, when the variance of similar projects' effort was used as the reliability index.

1 はじめに

ソフトウェア開発において、開発工数の見積もりは人的資源やスケジュールの管理の基礎となるものであり、できるだけ高い精度で見積もる必要がある。そのため、これまで様々な見積もり方法が提案されてきた。定量的な工数見積もり方法として、log-log 重回帰分析による見積もり方法 [14] が広く用いられている。ただし、log-log 重回帰による見積もりは、あら

ゆるプロジェクトの工数を 1 つの式により見積もるため、見積もり精度が高くない場合がある。その欠点を補うため、類似性に基づく工数見積もり方法 (analogy based estimation; ABE 法) [11] が提案されている。ABE 法では、過去のプロジェクトデータから見積もり対象に似たプロジェクトを抽出し、それらに基づいて工数を見積もる。ただし、対象プロジェクトに似たプロジェクトが過去データにない場合、見積もり精度が低下する可能性がある。

そこで本論文では、両者の見積もり方法の欠点を補い、見積もり精度を高めるために、両者を組み合わせた見積もり方法を提案する。提案方法は 2 つのステップからなる。ステップ 1 では、見積もり対象プロジェクトに ABE 法を適用した場合の見積もりの不確実度を算出する。ステップ 2 では、不確実度が高い場合は log-log 重回帰による見積もりを採用し、それ以外の場合は ABE 法による見積もりを用いる (ABE 法の見積もりを採用する、もしくは ABE 法と log-log 重回帰による見積もりの平均値を採用する)。異なる見

Hybrid Effort Estimation based on Multivariate Liner Regression and Analogy based Estimation.

Koji Toda, 福岡工業大学情報工学科, Department of Computer Science and Engineering, Fukuoka Institute of Technology.

Masateru Tsunoda, 東洋大学総合情報学部, Faculty of Information Sciences and Arts, Toyo University.

Akito Monden, Kenichi Matsumoto, 奈良先端科学技術大学院大学情報科学研究科, Graduate School of Information Science, Nara Institute of Science and Technology.

コンピュータソフトウェア, Vol.30, No.2 (2013), pp.227-233. [研究論文 (レター)] 2012 年 10 月 6 日受付.

積もり方法を組み合わせることにより、精度向上が見込めると指摘されていることから [5]、提案方法による精度向上が期待される。

以降、2章では組み合わせる見積もり方法 (ABE法と log-log 重回帰) について述べ、3章では提案するハイブリッド見積もり方法について説明する。4章では提案方法に対する評価実験について説明し、5章で関連研究について述べる。最後に6章で本論文のまとめを述べる。

2 組み合わせる見積もり方法

2.1 類似性に基づく工数見積もり

プロジェクトの類似性に基づく見積もり方法 (analogy based estimation; ABE法) [11] は、「類似するプロジェクト (開発規模や対象業種などの特徴が互いに似たプロジェクト) は、工数も互いに類似するであろう」という仮定に基づいて見積もりを行う。

ABE法は3つのステップにより見積もりを行う。ステップ1では、データに含まれる各変数の値域を [0,1] に正規化する。これは値域の違いによる変数ごとの類似度に対する影響の差を除外するためであり、各変数の最大値と最小値を利用して行う。

ステップ2では、見積もり対象プロジェクトと過去プロジェクトとの類似度を計算する。類似度として、各変数の組を空間上の点とみなした、2点間のユークリッド距離を用いることが一般的であり、本稿でもこれを採用する。この場合、ユークリッド距離が短いほど類似したプロジェクトとみなされる。

ステップ3では、類似度が高い k 個のプロジェクト (以降これらを類似プロジェクトと呼ぶ) の工数の平均値を算出し、これを見積もり結果とする。類似プロジェクト数 k はあらかじめ決めておく必要がある。ただし、類似プロジェクトとして、見積もり対象プロジェクトよりも規模が大きい、または小さいものが多く選ばれた場合、それらの工数をそのまま平均すると見積もり精度が低下しやすい。そこで本論文では、類似プロジェクトの工数を規模で補正してから平均する方法を採用する [12]。類似プロジェクト p_i の実績工数を $effort_i$ 、開発規模を FP_i とすると、見積もり対象プロジェクト p_a の見積もり工数 $effort_a$ は式

(2) のように定義される。

$$amp(p_a, p_i) = \frac{FP_a}{FP_i} \quad (1)$$

$$effort_a = \frac{\sqrt{\sum_{i \in k_np} (effort_i \times amp(p_a, p_i))}}{k} \quad (2)$$

ここで k_np は、プロジェクト p_a に対する類似プロジェクトの集合を表す。以降、 $effort_i \times amp(p_a, p_i)$ を補正工数と呼ぶ。

2.2 Log-log 重回帰分析に基づく工数見積もり

Log-log 重回帰分析 [14] は、目的変数 (開発工数) と 1つ以上の説明変数 (開発規模など) が対数正規分布となっているデータセットに対して適用される方法であり、定量的な工数見積もり方法として広く用いられている。Log-log 重回帰では、目的変数と 1つ以上の説明変数に対しそれぞれの対数を取り、それらを用いて見積もりモデルを作成する。対数変換により変数の分布を正規分布に近づけ、見積もり精度の向上を図る。見積もり時にはモデルに対数変換した値を代入し、得られた見積もり値を逆変換する。

Log-log 重回帰におけるモデルの一般形を式 (3) に示す。ここで m は説明変数の数、 k_i は偏回帰係数、 N_i は説明変数、 \hat{Y} は目的変数、 C は定数項である。

$$\log(\hat{Y}) = \sum_{i=1}^m k_i \log(N_i) + C \quad (3)$$

3 ハイブリッド見積もり方法

3.1 手順

提案方法は、ABE法と log-log 重回帰を組み合わせた見積もり方法であり、それぞれの見積もりを選択、または平均して利用する。提案方法は以下の手順で見積もる。

1. 見積もり対象プロジェクトにおける、ABE法による見積もりの不確実度を算出する。
2. 不確実度が閾値以下の場合には ABE法を単独で、もしくは重回帰と併用して見積もる。
3. 不確実度が閾値より大きい場合、log-log 重回帰単独の見積もりを採用する。

手順2では以下のどちらかの方法により見積もる.

- 択一法: ABE法による見積もりを採用する.
- 合成法: ABE法とlog-log重回帰による見積もりの平均値を採用する.

本論文では次節で述べる4種類の不確実度を定義した. 見積もり時にはうち1つの不確実度を利用する. 不確実度の閾値としては様々なもの(定数など)が考えられるが, 本論文では, 過去データに含まれる全てのプロジェクトに対し不確実度を計算し, その n パーセンタイルを閾値とする.

3.2 不確実度

ABE法による見積もりにおいて, 見積もり対象プロジェクトと似たプロジェクトが過去データにない場合, 絶対値では類似度が低い(ユークリッド距離が大きい)プロジェクトが類似プロジェクトとして採用され, 見積もり精度が低くなる(不確実度が高くなる)可能性がある. この場合, 類似度の平均値や分散が大きくなると考えられるため, これらを不確実度の指標とした. 類似度平均値 sim_avg , 類似度分散 sim_var の定義を以下に示す.

$$sim_avg = \frac{\sum sim_{ia}}{k} \quad (4)$$

$$sim_var = \frac{\sum (sim_{ia} - sim_avg)^2}{k} \quad (5)$$

ここで sim_{ia} は類似プロジェクト p_i と見積もり対象プロジェクトの p_a との類似度, k は類似プロジェクト数である.

また, 類似プロジェクトの補正工数が不均一(変動係数(分散÷平均値)が大きい)の場合, 見積もり精度が低下することが指摘されている[10]. そこで, 補正工数の変動係数と分散を不確実度とした. 補正工数分散 res_var , 補正工数変動係数 res_cv の定義を以下に示す.

$$res_avg = \frac{\sum m_effort_i}{k} \quad (6)$$

$$res_var = \frac{\sum (m_effort_i - res_avg)^2}{k} \quad (7)$$

$$res_cv = \frac{res_var}{res_avg} \quad (8)$$

式中における m_effort_i は p_i の補正工数である. 類似度平均, 類似度分散は説明変数に着目した不確実度といえ, これらは目的変数に着目した不確実度といえる.

4 評価実験

提案方法の見積もり精度を評価するために, 4種類の不確実度それぞれを用いて閾値を変化させて見積もるとともに, 従来法であるlog-log重回帰, ABE法, ABE法とlog-log重回帰の単純平均[6](以降 **ABE・重回帰単純平均**とする)による見積もりを行い, それぞれの精度を比較した.

4.1 データセット

ISBSG(International Software Benchmarking Standards Group)[2]が収集したデータセットを用いて評価実験を行った. データセットには20カ国のソフトウェア開発企業から収集された, 1989年から2004年までの3,026件のプロジェクトが含まれており, それぞれ99種類の変数が記録されている.

実験では工数見積もりが設計終了時に行われると想定し, それまでに決定している8種類の変数[13](ファンクションポイント, 計画工数, 要件定義工数, 開発種別, 開発言語, 工数計測手法, 工数算入業務)を採用した. 開発言語などの質的変数はダミー変数化した. 文献[3]と同様に, データセットからデータの質(Data Quality Rating)がCまたはD, FPの測定方法がIFPUGではないプロジェクトを除外した. さらに欠損値が含まれるプロジェクトを除外し, 232件のプロジェクトを実験に用いた.

4.2 精度評価指標

見積もり精度評価指標として, AE (Absolute Error), MRE (Magnitude of Relative Error)[1], MER (Magnitude of Error Relative to the estimate) [4], BRE (Balanced Relative Error)[8]の平均値と中央値を用いた. それぞれの指標の値が小さいほど, 見積もり精度が高いことを示す. 紙面の

都合上、過大見積もりと過小見積もりをバランスよく評価する[9]BREを重視し、BREの中央値(以降MdBREとする)を中心に評価を行う。

BREの算出式を以下に示す。式中、実測値を x 、モデルから算出される見積もり値を \hat{x} で示す。

$$BRE = \begin{cases} \frac{|\hat{x} - x|}{x}, & \hat{x} - x \geq 0 \\ \frac{|\hat{x} - x|}{\hat{x}}, & \hat{x} - x < 0 \end{cases} \quad (9)$$

MREはBREの $\hat{x} - x \geq 0$ の場合の式を用いて算出し、MERは $\hat{x} - x < 0$ の場合の式を用いて算出する。AEは $|\hat{x} - x|$ により算出する。

4.3 手順

提案方法に対する実験手順を以下に示す。択一法、合成法それぞれについて各不確実度を組み合わせてleave-one-out法により実験した。

1. データセット中のプロジェクト1件を見積もり対象(テストデータ)とし、それ以外を見積もりの根拠(フィットデータ)として使用する。
2. フィットデータ、テストデータそれぞれのプロジェクトに対し、ABE法による見積もりの不確実度を計算する。
3. フィットデータを用いてlog-log重回帰による見積もりモデルを作成する。
4. 不確実度の閾値を、フィットデータにおける n パーセント値(初期値 $n=10$)とする。
5. テストデータの不確実度が閾値以下の場合、ABE法による見積もり結果を用い、そうでない場合はlog-log重回帰による見積もり結果を採用する。
6. 手順1から5を、データセットに含まれる全プロジェクトに対して行う。
7. n が100%未満の場合、 n を10増加させて手順1から6を繰り返す。

提案方法以外についても、同様にleave-one-out法により実験を行った。ABE法の類似ケース数は予備分析に基づき5件とした。

4.4 結果

択一法と従来法の見積もり精度を図1に、合成法と

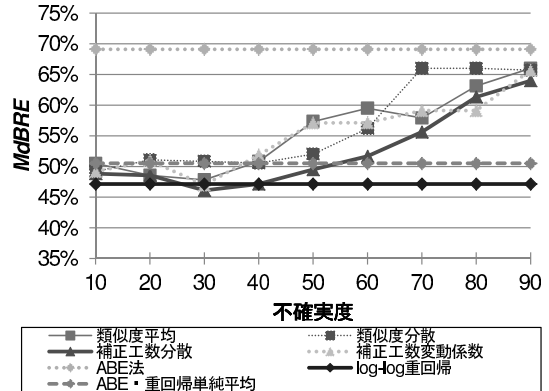


図1 択一法と従来法の見積もり精度

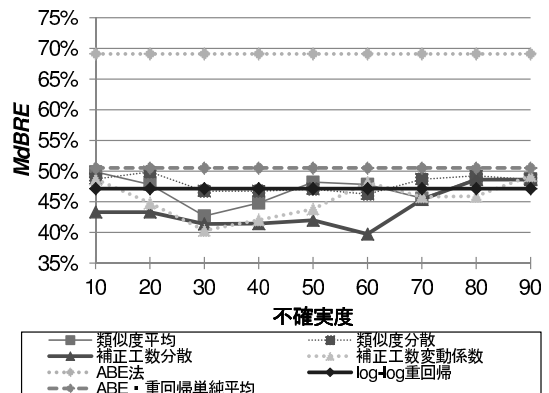


図2 合成法と従来法の見積もり精度

従来法の見積もり精度を図2に示す(横軸は不確実度の閾値を示す)。従来法同士を比較すると、log-log重回帰のMdBREが最も小さく、ABE・重回帰単純平均がそれよりも若干大きく、ABE法が最も大きかった。また、MdBREを含む8個の精度評価指標のうち、7個においてlog-log重回帰が最も小さかった。そこで提案方法との見積もり精度の比較はlog-log重回帰とのみ行う。

提案法について見ると、択一法の場合、補正工数分散の閾値が20の時にlog-log重回帰よりもMdBREが小さくなっていったが、その差は1.0%であり、8個の精度評価指標のうちlog-log重回帰よりも値が小さかった個数は4個であった。よって、従来法よりも精度が明確に改善しているとはいえない。

合成法の場合、どの不確実度を用いてもMdBREがlog-log重回帰よりも小さい場合があり、特に補正

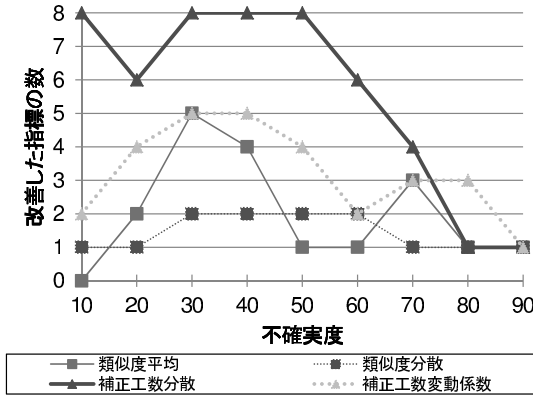


図3 Log-log 重回帰よりも改善した指標の数 (合成法)

工数分散が安定的に(閾値 70 以下の場合に)log-log 重回帰よりも *MdBRE* が小さくなっていった。閾値が 60 の場合に *MdBRE* が最も大きく改善 (7.4%) しており, 統計的にも有意差があった (符号検定を用い, 有意水準を 5% とした。p=0.04)。

図 3 に, log-log 重回帰よりも値が小さくなった精度評価指標の個数を示す。補正工数分散の閾値が 60 以下の場合, 6 個以上指標が改善していた。6 個改善した (2 個改善しなかった) 場合において, 改善しなかった指標のうち一方は, ごくわずかな差であった (AE 平均の差が 1, MRE 平均の差が 0.01%)。

MdBRE の改善度合い (図 2) と改善した指標の数 (図 3) より, 合成法を利用し補正工数分散の閾値を 30 から 60 程度とするならば, 従来法よりも精度が改善することが期待される。また実験結果より, 提案手法間で比較すると, 択一法よりも合成法のほうが精度向上の効果が高いといえる。別のデータセットに適用し, 提案方法の効果を確かめることは今後の課題である。

4.5 考察

提案方法は「不確実度が ABE 法の見積もり精度を表している」という前提に基づいている。ただし, 実験ではその前提の正しさを直接確かめていない (不確実度が低いプロジェクトにおいて, ABE 法よりも log-log 重回帰のほうが精度が低ければ, ABE 法の精度が相対的に低くても提案方法の精度が高まる)。そこで, 各不確実度と ABE 法の見積もり精度との関係

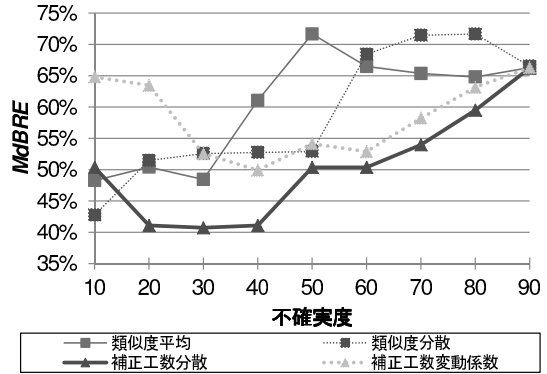


図4 各不確実度と ABE 法の見積もり精度との関係

を分析した。結果を図 4 に示す。補正工数分散と補正工数変動係数の閾値が大きい場合, 類似度平均と類似度分散の閾値が小さい場合では, おおむね不確実度が低いほど ABE 法の見積もり精度が高かった。よって, 「不確実度が ABE 法の見積もり精度を表している」という前提はある程度正しいといえる。

5 関連研究

MacDonell ら [6] は ABE 法, 重回帰分析, 熟練者による見積もりから, 実工数と見積もり工数を比較して最も精度が高い方法を選択した場合, 精度が大きく改善することを示している。これは, これらの方法から最適なものを選ぶことができれば, 精度が改善することを示唆しているが, 実際の見積もり時には実工数と見積もり工数を比較できない。そのため, MacDonell らはこれら見積もり方法を組み合わせる方法として, 各方法の見積もりの単純平均を用いる方法と, 相関ルールを用いて見積もり方法を選択する方法を提案しているが, どちらの場合も精度が明確に改善しなかった。本論文は MacDonell らの研究をベースとしているが, 相関ルールの代わりに不確実度を定義して利用していることが異なる。さらに, 不確実度が低い場合に 2 つの見積もり方法を択一的に用いることに加え, それらの平均値を用いることにより, 見積もり精度を改善した点が異なる。

Mittas ら [7] は ABE 法と重回帰分析を統合したモデルを提案しており, 前者では工数と非線形の関係がある説明変数のみを扱い, 後者では線形の関係が

ある説明変数のみを扱い、見積もり精度を高めている。Mittas らの手法は ABE 法と重回帰分析において別々の説明変数を用いており、本論文では同一の説明変数を用いているという違いがあるが、提案方法と Mittas らの方法の見積もり精度を比較することは今後の課題である。

6 おわりに

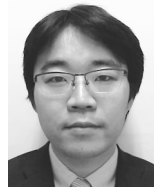
本論文では、類似性に基づく方法 (ABE 法) と log-log 重回帰分析を組み合わせた見積もり方法を提案した。提案方法では、ABE 法による見積もりの不確実度に基づき、不確実度が低い場合には log-log 重回帰による見積もりを採用し、それ以外の場合には ABE 法による見積もりを用いる (ABE 法の見積もりを採用する、または log-log 重回帰と ABE 法の平均値を採用する)。

実験において、補正工数分散を不確実度として用い、不確実度が全体の 60 パーセント以下の場合に、log-log 重回帰と ABE 法の見積もりの平均値を採用し、それ以外では log-log 重回帰の見積もりを採用することにより、従来法よりも高い精度となることが示された。

謝辞 本研究の一部は、福岡工業大学情報科学研究所の支援を受けた。

参考文献

- [1] Conte, S., Dunsmore, H. and Shen, Y.: *Software Engineering Metrics and Models*, The Benjamin-Cummings Pub. Co., 1986.
- [2] Estimating, I.: *Benchmarking and Research Suite Release 9*, International Software Benchmarking Standards Group (ISBSG), 2004.
- [3] Jeffery, R., Ruhe, M. and Wiczorek, I.: Using Public Domain Metrics to Estimate Software Development Effort, in *Proc. of International Symposium on Software Metrics*, METRICS '01, Washington, DC, USA, IEEE Computer Society, 2001, pp. 16–27.
- [4] Kitchenham, B. A., Pickard, L. M., MacDonell, S. G. and Shepperd, M. J.: What accuracy statistics really measure, *IEE Proceedings - Software*, Vol. 148, No. 3(2001), pp. 81–85.
- [5] Kocaguneli, E., Menzies, T. and Keung, J. W.: On the Value of Ensemble Effort Estimation, *Software Engineering, IEEE Transactions on*, Vol. 38, No. 6(2012), pp. 1403–1416.
- [6] MacDonell, S. G. and Shepperd, M. J.: Combining techniques to optimize effort predictions in software project management, *Journal of Systems and Software*, Vol. 66, No. 2(2003), pp. 91–98.
- [7] Mittas, N. and Angelis, L.: LSEbA: least squares regression and estimation by analogy in a semi-parametric model for software cost estimation, *Empirical Software Engineering*, Vol. 15, No. 5(2010), pp. 523–555.
- [8] Miyazaki, Y., Terakado, M., Ozaki, K. and Nozaki, H.: Robust regression for developing software estimation models, *Journal of Systems and Software*, Vol. 27, No. 1(1994), pp. 3–16.
- [9] Molokken-Ostfold, K. and Jorgensen, M.: A Comparison of Software Project Overruns-Flexible versus Sequential Development Models, *IEEE Trans. Softw. Eng.*, Vol. 31, No. 9(2005), pp. 754–766.
- [10] Ohsugi, N., Monden, A., Kikuchi, N., Barker, M., Tsunoda, M., Kakimoto, T. and Matsumoto, K.: Is This Cost Estimate Reliable? – the Relationship between Homogeneity of Analogues and Estimation Reliability, in *Proc. of International Symposium on Empirical Software Engineering and Measurement (ESEM2007)*, Madrid, Spain, 2007, pp. 384–392.
- [11] Shepperd, M. and Schofield, C.: Estimating Software Project Effort Using Analogies, *IEEE Trans. on Software Engineering*, Vol. 23, No. 12(1997), pp. 736–743.
- [12] Walkerden, F. and Jeffery, R.: An empirical study of analogy-based software effort estimation, *Empirical Software Engineering*, Vol. 4, No. 2(1999), pp. 135–158.
- [13] 門田暁人, 小林健一: 線形重回帰モデルを用いたソフトウェア開発工数予測における対数変換の効果, *コンピュータソフトウェア*, Vol. 27, No. 4(2010), pp. 234–239.
- [14] 戸田航史, 門田暁人, 松本健一: ソフトウェア開発工数予測のためのフィットデータ選定方法, *情報処理学会論文誌*, Vol. 50, No. 11(2009), pp. 2699–2709.



戸田航史

2004 年大阪大学基礎工学部卒業。
2009 年奈良先端科学技術大学院大学情報科学研究科博士後期課程修了。
同年同大学同研究科博士研究員。2012 年より福岡工業大学情報工学科助教。博士 (工学)。ソフトウェアメトリクスの研究に従事。情報処理学会、電子情報通信学会、IEEE 各会員。

**角田 雅照**

1997 年和歌山大学経済学部卒業。
2004 年奈良先端科学技術大学院大学
情報科学研究科博士前期課程修了。
2007 年同大学同研究科博士後期課程

修了。同年同大学同研究科特任助教。2012 年東洋大
学総合情報学部助教。博士(工学)。ソフトウェアメ
トリクスの研究に従事。電子情報通信学会、情報処
理学会、日本ソフトウェア科学会、ヒューマンインタ
フェース学会、教育システム情報学会、IEEE 各会員。

**門田 暁人**

1994 年名古屋大学工学部電気学科卒
業。1998 年奈良先端科学技術大学院
大学情報科学研究科博士後期課程修
了。同年同大学同研究科助手。2004

年同大学助教授。2007 年同大学准教授。2003～2004

年 Auckland 大学客員研究員。博士(工学)。ソフト
ウェアメトリクス、ソフトウェアプロテクション、
ヒューマンファクタ等の研究に従事。電子情報通信学
会、情報処理学会、日本ソフトウェア科学会、IEEE、
ACM 各会員。

**松本 健一**

1985 年大阪大学基礎工学部情報工学
科卒業。1989 年同大学大学院博士課
程中退。同年同大学基礎工学部情報
工学科助手。1993 年奈良先端科学技

術大学院大学助教授。2001 年同大学教授。工学博士。
エンピリカルソフトウェア工学、特に、プロジェクト
データ収集/利用支援の研究に従事。電子情報通信学
会、情報処理学会、日本ソフトウェア科学会、ACM
各会員、IEEE Senior Member。