

ニューラルネットワークに基づく分散開発環境下での ソフトウェア信頼性評価法に関する一考察

02302815 鳥取大学 *田村 慶信 TAMURA Yoshinobu
01702425 鳥取大学 山田 茂 YAMADA Shigeru
02101865 法政大学 木村 光宏 KIMURA Mitsuhiro

1 はじめに

現在、ソフトウェア開発を取り巻く環境は、クライアント/サーバ・システム (Client/Server System, 以下 CSS と略す) 開発やネットワーク環境での分散開発といった新しい開発形態が多用されるようになってきている。これに伴い、品質、生産性に対する要求は一段と厳しくなり、この対策には、ネットワークで相互接続された分散開発環境の下で開発されたソフトウェアシステムの信頼性評価が重要となる。従来より、多数のソフトウェア信頼度成長モデルが提案され、それらのいくつかのものは実際のソフトウェア開発現場において開発支援ツールの一部として実装されている。しかしながら、近年は CSS による開発やネットワーク環境での分散開発など、ソフトウェア開発を取り巻く環境の変化により、ソフトウェアの信頼性を評価することがますます困難になってきている。

本論文では、こうした分散開発環境の総合テスト工程において、各ソフトウェアコンポーネント (ソフトウェア部品) 間の相互作用を考慮した信頼性評価法を提案する。

2 分散開発環境下におけるソフトウェア信頼性評価法

クライアント/サーバ処理単位としての単体テスト工程においては、コンポーネントの規模が小さいことから信頼性評価のための十分な量のフォールト発見数データが採取されにくい。したがって、フォールト発見数データを使用した信頼性評価を行うにあたり、本章では、単体プログラムを結合した後の段階であるサブシステム内での統合テスト工程以降を対象とした信頼性評価法を示す。

2.1 サブシステム内でのテスト工程

従来から、ソフトウェアの信頼性を定量的に評価する手法として、ソフトウェア信頼度成長モデルによる方法がとられている。中でも非同次ポアソン過程 (nonhomogeneous Poisson process, 以下 NHPP と略す) モデルは、実用上極めて有効でありモデルの簡潔性が高いゆえにその適用性も高く、実際のソフトウェア信頼性評価に広く応用されている。

ここでは、各サブシステムについて累積フォールト発見数データの成長曲線の形状により、以下に示す NHPP に基づく指数形ソフトウェア信頼度成長モデルと遅延 S 字形ソフトウェア信頼度成長モデルを用いた信頼性評価法の適用を前提とする [1]:

- ・ 指数形ソフトウェア信頼度成長モデル

$$E(t) = a(1 - e^{-bt}) \quad (a > 0, b > 0), \quad (1)$$
- ・ 遅延 S 字形ソフトウェア信頼度成長モデル

$$D(t) = a \{ 1 - (1 + bt)e^{-bt} \} \quad (a > 0, b > 0). \quad (2)$$

ここで、式 (1) の $E(t)$ および式 (2) の $D(t)$ は NHPP モデルにおける平均値関数であり、時間区間 $(0, t]$ において発見される期待累積フォールト数を表す。また、 a および b は、それぞれ最終的に発見される総期待フォールト数およびフォールト発見率を表す定数パラメータである。さらに、モデルに含まれる未知パラメータ a, b の推定方法として最尤法を適用する。

式 (1) および式 (2) の平均値関数をもつ NHPP モデルから、種々のソフトウェア信頼性評価のための定量的尺度を導出できる。

2.2 システム全体としての総合テスト工程

まず、本論文における 3 層ニューラルネットワークの構造を図 1 に示す。ここで、 $w_{ij}^1 (i = 1, 2, \dots, I; j = 1, 2, \dots, J)$ は入力層と中間層の結合係数、また $w_{jk}^2 (j = 1, 2, \dots, J; k = 1, 2, \dots, K)$ は中間層と出力層の結合係数を表す。さらに、 $x_i (i = 1, 2, \dots, I)$ には、式 (1) および式 (2) の平均値関数をもつ NHPP モデルから導出されるソフトウェア信頼度の値を適用する。ソフトウェア信頼度は、テスト時刻 t までテストが進行しているときに、時間区間 $(t, t+x)$ ($t \geq 0, x \geq 0$) においてソフトウェア故障の発生しない条件付き確率と定義され、それぞれ各モデルに対して、

$$R_e(x|t) = \exp[E(t) - E(t+x)], \quad (3)$$

$$R_d(x|t) = \exp[D(t) - D(t+x)], \quad (4)$$

により与えられる [1]。ここで、テスト時刻 t はサブシステム内におけるテスト終了時刻を、テスト時刻 x は総合テスト工程におけるテスト時刻を表す。

図 1 において、入力層、中間層、出力層におけるユニットの数を、各々 I 個、 J 個、および K 個とする。また、各々の層のユニットを示すインデックスを i, j, k とする。ここで、各々の層のユニットの出力を h_j, y_k とすると、

$$h_j = f \left(\sum_{i=1}^I w_{ij}^1 x_i \right), \quad (5)$$

$$y_k = f \left(\sum_{j=1}^J w_{jk}^2 h_j \right), \quad (6)$$

となる。但し、 $f(\cdot)$ はシグモイド型関数であり、

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-\theta x}}, \quad (7)$$

として表される。ここで、 θ はしきい値と呼ばれる定数である。ネットワークの学習を行うために、誤差逆伝播法を用いる。ニューラルネットワークの出力層における値を $y_k (k = 1, 2, \dots, K)$ とし、教師パターンを $d_k (k = 1, 2, \dots, K)$ とすると、式 (6) の y_k の評価は次式で与えられる。

$$E = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^K (y_k - d_k)^2. \quad (8)$$

ここで、教師パターン $d_k (k = 1, 2, \dots, K)$ には、実際の総合テスト工程から得られる累積発見フォールト数データの正規化された値を採用する。すなわち、総合テスト工程において逐次に得られる累積フォールト発見数データから、各ソフトウェアコンポーネントの結合状態の特徴をニューラルネットワークの結合係数に蓄積させ、その都度その結合係数のもとにおいて、将来の累積発見フォールト数の推定・予測が可能なモデルを考える。式 (8) の条件のもとに、結合係数が最急降下法にて決定される。なお、3 の数値例においては、 $\theta = 1.0, \varepsilon = 0.1, \xi = 1.0 \times 10^{-4}$ としている。

3 数値例と適合性評価

実際のテスト工程 (総合テスト) において観測されたデータを適用して数値例を示す。ここに示す数値例は、実際にある企業で開発されたソフトウェアシステムにおけるソフトウェアプロジェクトデータに基づいている。本論文で用いたデータは、9 つのソフトウェアコンポーネントから構成されたソフトウェアシステムのテスト工程から採取されたものである。また、テスト時間 t_k の測定単位は日である。さらに、ニューラルネットワークの構造を $I = 7, J = 6$, および $K = 1$ とした (図 1 参照)。

本論文で提案するニューラルネットワークによる信頼性評価法と、従来から用いられてきたソフトウェア信頼度成長モデルによる方法との実測データに対する適合性比較を行う。また、適合性評価基準としては平均偏差 2 乗和 (mean squared errors, 以下 MSE と略す) と予測相対誤差を用いた [3]。さらに、適合性比較のために、従来から用いられてきた NHPP に基づく次の 3 つのソフトウェア信頼度成長モデル (software reliability growth model, 以下 SRGM と略す) を適用する。

- (a) 分散開発環境に対する SRGM [2]
(DDE モデルと略す)
- (b) 対数型ポアソン実行時間モデル [1]
(LPET モデルと略す)
- (c) ワイブル過程モデル [1]
(WP モデルと略す)

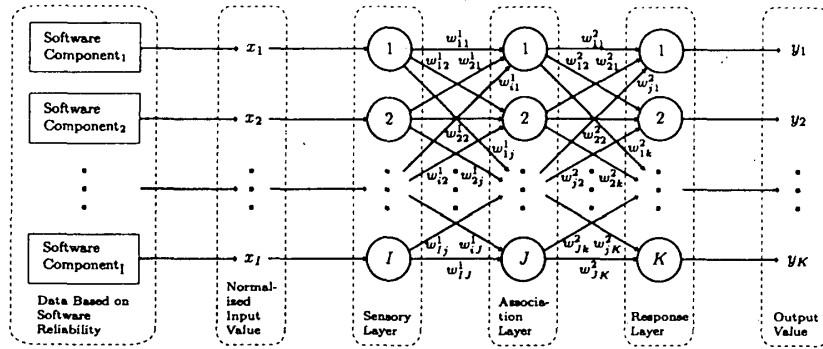


図 1: 階層型 3 層構造ニューラルネットワークの構成。

表 1: 累積発見フォールト数に関する平均偏差 2 乗和の比較。

Compared models	MSE
Neural Network model	0.23039
DDE model	0.74742
LPET model	1.1238
WP model	3.0786

まず、平均偏差 2 乗和の実測データに対する比較結果を表 1 に示す。表 1 から、従来の SRGM に比べて、ニューラルネットワークを用いた本評価法の実測データに対する適合性が良いことが確認できる。

次に、予測相対誤差を用いた適合性比較結果を図 2 に示す。図 2 より、各推定法についてはテスト進捗率 40% 以降で推定値が安定するが、特にニューラルネットワークを用いた推定法においては、テスト進捗率 20% 以降という、かなり早い段階で推定値が安定して行くことが分かる。さらに、各モデルの累積発見フォールト数の

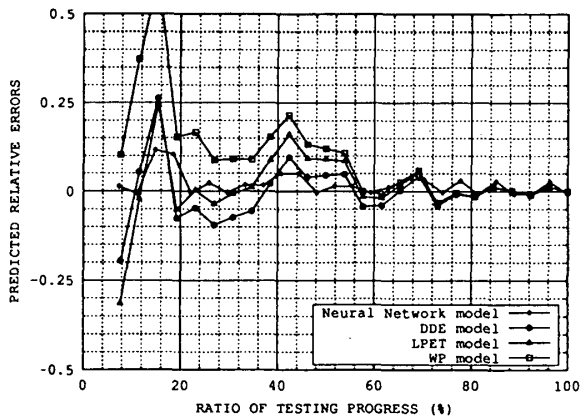


図 2: 予測相対誤差の推定結果。

推定結果を図 3 に示す。

以上の適合性比較結果から、従来のモデルに比べて、ニューラルネットワークを用いた推定法の実測データに対する適合性が良いことが確認できる。

4 おわりに

本論文では、ソフトウェアの部品化により複雑化したネットワーク環境の下で分散開発されたソフトウェアシステムについて、各ソフトウェアコンポーネント間の相互作用を表現するためにニューラ

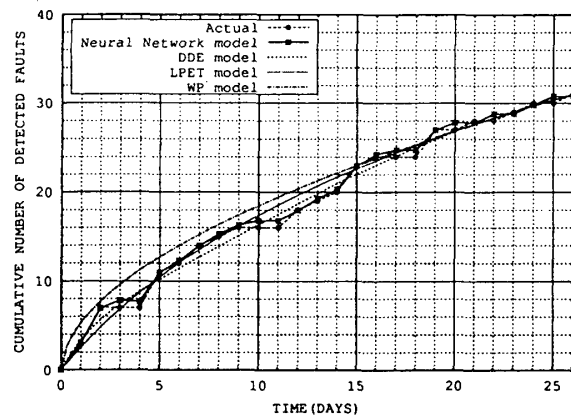


図 3: 推定された累積発見フォールト数の比較結果。

ルネットワークを適用し、これに基づく定量的信頼性評価法について議論した。さらに数値例として、その具体例を実測データに適用して示した。その結果、ニューラルネットワークの優れた学習能力によりソフトウェアコンポーネント間の相互作用を包括し、将来の累積発見フォールト数を精度良く推定できることが分かった。また、適合性評価結果から、ニューラルネットワークに基づく本手法が、従来から用いられているソフトウェア信頼度成長モデルに基づいた信頼性評価法と比較しても非常に優れていることが示された。

謝辞

本研究の一部は、文部科学省科学研究費基盤研究 (C)(2)(課題番号 12680442)、同奨励研究 (A)(課題番号 13780364)、および電気通信普及財団研究調査助成 (課題番号 238) の援助を受けたことを付記する。

参考文献

- [1] 山田 茂, ソフトウェア信頼性モデル—基礎と応用—, 日科技連出版社, 1994.
- [2] 山田 茂, 田村慶信, 木村光宏, “分散開発環境を考慮したソフトウェア信頼度成長モデルに関する考察,” 電子情報通信学会論文誌, vol. J82-A, no. 9, pp. 1446-1453, 1999 年 9 月.
- [3] A. Iannino, J. D. Musa, K. Okumoto, and B. Littlewood, “Criteria for software reliability model comparisons,” *IEEE Trans. Software Engineering*, vol. SE-10, no. 6, pp. 687-691, Nov. 1984.