研究成果報告書 科学研究費助成事業

今和 6 年 5 月 3 0 日現在

機関番号: 15101 研究種目: 若手研究 研究期間: 2022 ~ 2023

課題番号: 22K14440

研究課題名(和文)機械学習に基づくデータ駆動型ソフトウェア信頼性評価手法の開発

研究課題名(英文)Development of data-driven software reliability evaluation method based on machine learning

研究代表者

南野 友香 (Minamino, Yuka)

鳥取大学・工学研究科・准教授

研究者番号:30778014

交付決定額(研究期間全体):(直接経費) 3,400,000円

研究成果の概要(和文):高精度なソフトウェア信頼性評価のためには、ソフトウェア信頼度成長モデルの高精度化が必要不可欠である。従前モデルはテスト環境が一定であり、信頼度成長傾向に変化がないことを前提としている。一方で実際のテスト工程では、ソフトウェア開発における管理面や固有技術面の要因により、テスト環境が変化している。これまでにテスト環境の変化を考慮した拡張モデルが開発されたが、変化点発生時刻を所与パラメータとするため、定量的根拠に基づく変化点検出手法が求められている。そこで本研究では、変化点検出エンジスとthange Finderを用いて、フォールト発見数データから変化点を検出し、その有効性を適合性比較によ り確認した.

研究成果の学術的意義や社会的意義 提案手法の汎用性を確認するため,ソフトウェア開発プロジェクトで収集された種々のデータを用いて検証を行い,概ねモデル精度を向上させる有効な変化点が検出できることを明らかにした.また,ビッグデータに対して適用されてきたChange Finderを非常に小規模なデータであるフォールト発見数データに適用しても有効な変化点検出が可能であることを示した.ソフトウェアが社会システムに広く適用され,高い信頼性が求められる現代社会において,本研究は,ソフトウェア信頼性評価技術の高精度化の観点からソフトウェア産業界に寄与するものと期待される.

研究成果の概要(英文): To achieve highly accurate software reliability evaluation, it is essential to improve the accuracy of software reliability growth models. Previous models assume that the testing environment is constant and that there is no change in the reliability growth trend. However, in the actual testing process, the testing environment changes due to management and technical specific factors in software development. Although, extended models considering changes in the testing environment have been developed, change-point detection methods based on quantitative evidence is required because the time when a change-point occurs is a given parameter. In this study, the change-point detection engine "Change Finder" was used to detect a change-point from

fault-counting data and confirmed its effectiveness by comparing goodness-of-fit.

研究分野: ソフトウェア信頼性工学

キーワード: ソフトウェア信頼度成長モデル 変化点検出 Change Finder

科研費による研究は、研究者の自覚と責任において実施するものです。そのため、研究の実施や研究成果の公表等に ついては、国の要請等に基づくものではなく、その研究成果に関する見解や責任は、研究者個人に帰属します。

1.研究開始当初の背景

新型コロナウイルス感染症の世界的流行を契機として,日常生活やビジネスのデジタル化が加速している.令和3年版情報通信白書(総務省)では,デジタル活用による社会課題の解決と経済再生に向け,質の高い情報通信基盤の構築を重要な施策とした.そのため,情報通信基盤を支えるソフトウェアの迅速な開発・出荷は必要不可欠である.一方で,ソフトウェアが社会システムに広く適用され,信頼性が高いソフトウェアのニーズも急速に高まっている.情報化社会となった現代は,ソフトウェアに深く依存しており,これらの信頼性が著しく損なわれると,社会に及ぼす影響は甚大なものとなる.したがって,技術者の経験と勘に頼らない,実際のプロジェクトデータに基づく定量的信頼性評価が必要である.

一般的なソフトウェア開発の最終段階にあるテスト工程では、出荷後のソフトウェア故障を未然に防ぐため、フォールト(いわゆるバグ)の発見と修正・除去が行われる、テスト工程で収集されるフォールト発見数データは、ソフトウェア信頼性モデルに基づく信頼性評価を行ううえで必要なプロジェクトデータの1つである、ここで、ソフトウェア信頼性モデルとは、テスト工程におけるフォールト発見事象をモデル化したものであり、特に、フォールト発見事象をソフトウェアの信頼度成長とみなすソフトウェア信頼度成長モデル(SRGM: software reliability growth model)が信頼性評価には有用といわれている、収集されたフォールト発見数データを用いて高精度にソフトウェアの信頼性を評価するためには、データへの適合性が高い、すなわち高精度なモデルが必要である。

このような背景から,これまでにソフトウェア信頼度成長モデルの拡張モデルが多く提案されている.そのなかの1つに,テスト環境の変化を考慮したモデルがある.従前のソフトウェア信頼度成長モデルは,テスト環境が一定,すなわちソフトウェア信頼度成長過程の傾向が変化しないことを仮定して構築されている.しかし,実際のテスト工程では,納期遅れや目標とする信頼度が達成できないと予測されたとき,開発管理者によってテスト要員を投入するなどの意思決定が行われている.したがって,開発管理者の意思決定にともない,テスト環境が変化している.このような背景から,開発管理者がテスト環境を変化させた時刻を所与のパラメータとしたモデルが開発された.一方で,ソフトウェア開発における固有技術面からの要因として,フォールトの発見難易度やモジュール毎のフォールト密度の違いなどからも変化点が発生するといわれいてる.このような変化点は,何らかの方法で検出する必要があるが,その検出方法は確立されていない.そこで本研究では,フォールト発見数データの統計的な変化点に着目し,変化点検出エンジンの「Change Finder」を使用する.

2. 研究の目的

開発管理者が意図的にテスト環境を変化させた時刻が明確なフォールト発見数データに対し、機会学習における変化点検出エンジン「Change Finder」を適用する.フォールト発見数データは,「強化テスト」と呼ばれるテストの開始時刻を既知の変化点として記録している. Change Finderにより,既知の変化点が検出された場合は,開発管理者の意思決定によるテスト環境の変化がフォールト発見数データに統計的変化を与えたものと判断する.それ以外の変化点が検出された場合は,何らかの要因によりフォールト発見数データに統計的変化点が生じたものと判断する.

Change Finder の有効性を確認するにあたり,既知である変化点と,検出された変化点をそれぞれ適用したソフトウェア信頼度成長モデルの適合性比較を行う.本研究では,使用データの信頼度成長傾向を踏まえ,テスト環境の変化を考慮した遅延 S 字形ソフトウェア信頼度成長モデル(delayed S-shaped SRGM)を用いる.このモデルは,変化点前後におけるフォールト発見時間(間隔)を,テスト環境関数を用いて表現することで,従前の遅延S字形ソフトウェア信頼度成長モデルを改良したモデルである.また,これまでの研究で,実測データへの適合性結果から変化点を考慮することの有効性が確認されている.統計的に検出した変化点をモデルに適用できれば、実測データへの適合性が向上し、ひいては信頼性評価の精度も向上することが期待される.そこで本研究では,既知である変化点と検出された変化点をそれぞれ適用したモデルのパラメータ推定を行い,実測データへの適合性を比較し,モデル精度を向上させる有効な変化点が検出可能かどうかを検証する.

3.研究の方法

Change Finder は ,時系列データ ,すなわちフォールト発見数データを部分的に用いて AR(autoregressive)モデルを構築し ,予測値と実測値の差異から外れ値スコアと変化点スコアを算出する . 外れ値と変化点は ,外れ値スコアを算出する第 1 段階学習と ,変化点スコアを算出する第 2 段階学習を行うことで区別する . AR モデルを推定する際には ,正規分布の確率密度関数を用いる . ただし , AR モデルは , 時系列データにおいて定常性を仮定したモデルであり , 非定常時系列データには適用できない . そこで , 忘却機能を備え ,逐次学習が可能なオンライン忘却型アルゴリズム (sequentially discounting AR model learning algorithm , 以下 SDAR アルゴリズム)を適用し , パラメータ推定を行う .

Change Finder における第 1 段階学習では, AR モデル(正規分布)の確率密度関数のパラメータを推定するために, SDAR アルゴリズムを用いて学習する.そして,推定された確率密度関数を用いて,ある時点に得られた時系列データの外れ値スコアを対数損失関数により算出する.このとき,確率密度が低ければ外れ値スコアは高くなり,外れ値と判断される可能性が高まる.第 1 段階学習後には,外れ値スコアの移動平均を算出(平滑化)する.これにより,一時的なデータの変動に反応した外れ値を除去できる.平滑化の際に設定する時間区間の幅(ウインドウ幅)が小さい場合は,外れ値と変化点は出現直後に検出できるようになるが,それらの区別が難しくなる.一方で,時間区間の幅が大きい場合は,検出までにタイムラグが発生するが,外れ値と変化点の区別がつきやすくなるという特徴をもつ.

第 2 段階学習では,平滑化によって得られた各時点の外れ値スコアの移動平均を新たな時系列データとみなし,第 1 段階学習と同様に,再び SDAR アルゴリズムを用いて学習する.そこで推定される確率密度関数に基づいて対数損失を算出し,変化点スコアを求める.ここで,変化点スコアが高いほど,変化点の度合いが高いとみなす.

以上の手順で検出された変化点は,テスト環境の変化を考慮したモデルの所与パラメータとして用いる.その他のパラメータは最尤法により推定する.本研究では,テスト環境の変化を考慮したモデルについて,コルモゴロフ・スミルノフ(Kolmogorov-Smirnov)適合度検定(以下,K-S 検定)と平均偏差平方和(MSE)を用いて適合性を評価する.

4. 研究成果

本研究では、ソフトウェア開発プロジェクトで収集された4種類のフォールト発見数データを使用する適用例として、図1にChange Finderを用いた変化点検出結果を示す.図中の青線は日別の発見フォールト数の推移であり、赤線は日別の発見フォールト数の推移であり、赤線はChange Finder によって算出された変化点スコアである.なお、Change Finder における設定パラメータは、SDAR アルゴリズムにおける忘れのパラメータ、ウインドウ幅、AR モデルの次数である.図1より、変化点スコアに2つのピークが見られる.1つ目のピーク値は初期の変動に過剰に反応している可能性が高いため、2つが見られる.1つ目のピーク値は初期の変動にのピーク値が見られる時刻を変化点発生時刻とみなす.すなわち、8日目が変化点であると判断した.

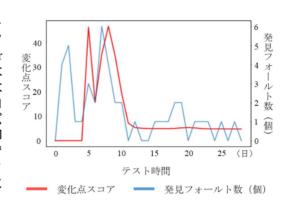


図 1. Change Finder による変化点検出結果

図 2 に , フォールト発見数データの実測値と , 検出された 8 日目と既知である 18 日目をそれぞれ変化点として推定したモデルの挙動を示す . 適合性を定量的に示すため , MSE を算出したところ ,検出された 8 日目をモデルパラメータとして使用した方が ,既知の変化点時刻を使用するよりも MSE が小さくなることがわかった . パラメータ推定が可能な範囲で , さまざまな時刻を変化点と仮定してモデルの推定を行ったが ,検出結果である 8 日目を適用した際に最も MSE が小さくなり ,適合性が最も高くなることがわかった . K-S 検定においても ,実測値に対して高度に適合しているという結果が得られた . その他のフォールト発見数データに対しても ,同様の手順で適合性比較を行い , 検出結果の有効性が確認された .

本研究では,ビッグデータに対して適用されてきた Change Finder を非常に小規模なデータであるフォールト発見数データに適用した.このような小規模データであっても,有効な変化点の検出結果が得られることを明らかにした点は本研究の成果である.また,得られた知見は,ソフトウェア信頼度成長モデルに基づく定量的信頼性評価の精度向上に大きく寄与すると期待できる.今後の課題としては,Change Finder の設定パラメータの決定方法について検討すると共に,複数回の変化点発生でも有効に検出可能かどうかを確認する必要がある.

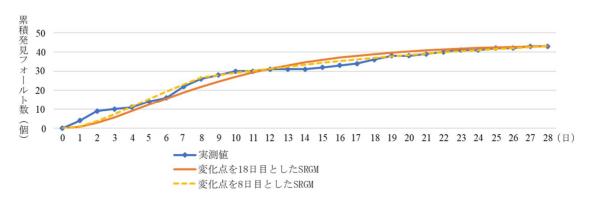


図 2. フォールト発見数データ(実測値)と各変化点を適用したソフトウェア信頼度成長モデル

5 . 主な発表論文等

〔雑誌論文〕 計0件

〔学会発表〕 計3件(うち招待講演 0件/うち国際学会 1件)

マヒ	=	+	$\overline{}$
æ	ᆓ	吞	~

檀上 心,南野友香,桑野将司,森山 卓,井上真二

2 . 発表標題

ソフトウェア信頼性評価のための異常検知手法に基づくフォールト発見数データの変化点検出

3 . 学会等名

電子情報通信学会信頼性研究会(R)

4.発表年

2023年

1.発表者名

Y. Minamino, S. Danjo, M. Kuwano, T. Moriyama, S. Inoue

2 . 発表標題

Change-point detection for accuracy improvement of software reliability assessment

3 . 学会等名

The 28th ISSAT International Conference on Reliability and Quality in Design (国際学会)

4.発表年

2023年

1.発表者名

檀上心,南野友香,桑野将司,森山卓,井上真二

2 . 発表標題

変化点検出手法を用いたソフトウェア信頼度成長モデルの高精度化に関する研究

3 . 学会等名

第25回IEEE広島支部学生シンポジウム (HISS)

4.発表年

2023年

〔図書〕 計0件

〔産業財産権〕

〔その他〕

TT 당당 사다 사하

_ (6.	研究組織				
		氏名 (ローマ字氏名) (研究者番号)	所属研究機関・部局・職 (機関番号)	備考		

7. 科研費を使用して開催した国際研究集会

〔国際研究集会〕 計0件

8. 本研究に関連して実施した国際共同研究の実施状況

共同研究相手国	相手方研究機関
---------	---------