摘出済み欠陥数を考慮したレイリーモデルに基づくソフトウェア欠陥予測手法

A Rayleigh Model-based Software Quality Prediction Method on the Consideration of Detected Defects

安藝　優子　　野中　誠

東洋大学経営学部

YUKO AKI AND MAKOTO NONAKA

FACULTY OF BUSINESS ADMINISTRATION, TOYO UNIVERSITY

要旨：ソフトウェアの品質向上・確保に対する産業界の関心は高く，とくに，容易に収集可能なメトリクスを用いた精度の高い品質予測への期待が強い．レイリーモデルはこうした期待に応えうる技法の１つであり，当該プロジェクトの欠陥摘出履歴に基づいた品質予測が行える．しかし，同モデルによる品質予測では，総欠陥数の予測値が摘出済み欠陥数を下回る場合があるなど運用上の課題があるが，過去の研究では十分に議論されていない．本研究では，同モデルによる品質予測に対して条件付き確率の概念を導入することで，総欠陥数が摘出済み欠陥数を下回る矛盾を解消する．また，本手法を実プロジェクトのデータに適用し，提案手法の有効性を評価する．

Abstract: There has been a strong need for improving software quality in industry. Quality prediction based on the limited number of metrics which can be easily collected in practice is highly demanded. The Rayleigh model which can predict the number of total defects based on defect detection history of the target project is one of the promising techniques to meet such needs. However, the model has a problem that the model would predict smaller number of total defects than the number of defects which had already detected. The authors propose a method to resolve this inconsistency by introducing the idea of conditional probability. The effectiveness of the proposed method was validated through real software project data.

1. はじめに

今日，ソフトウェアの信頼性に対する市場の要求はますます高まってきている．ソフトウェア製品の信頼性を，開発プロセスを通して確保するにはメトリクスを収集し，開発プロセス終盤における残存欠陥数を予測するなどの定量的管理の導入が有効である．しかし，実際のプロジェクトにおいて包括的なメトリクスを収集するのは容易ではなく，少ないメトリクスで精度の高い欠陥予測を行える技法への必要性が高まっている．

ソフトウェアの欠陥を予測する技法は，静的モデルと動的モデルに大別できる [1]. 静的モデルは，過去のプロジェクトデータを用いて当該プロジェクトに関する予測を行う．静的モデルを適用するには組織内でのデータの蓄積が求められるため，過去のデータに乏しい経験の浅い企業では静的モデルの適用が容易ではない．

一方，動的モデルでは，当該プロジェクトの履歴データを利用するため，過去のプロジェクトデータを必要としない．動的モデルを用いた場合，少ないプロジェクトデータでの欠陥予測が可能という利点がある．ワイブル分布の一種であるレイリーモデル（Rayleigh model）は動的モデルの一例であり，開発プロジェクトの開始から完了までの欠陥データを用いて総欠陥数を予測できることが過去の研究で示されている [1)~4)].

しかし，ソフトウェアの出荷判定時における残存欠陥数の予測にレイリーモデルを適用した場合，モデルによって得られた総欠陥数の予測値が，当該プロジェクトの摘出済み欠陥数の合計値を下回るという矛盾が生じることがある．また，工程別に記録された欠陥データに対してレイリーモデルを適用する際に，離散的な欠陥摘出時刻を連続値に変換する手法が提案されているが [5)]，この手法を実データに適用し，モデルの予測性能を評価した研究は筆者らの知る限り報告されてい

ない．少ない欠陥データで残存欠陥数を予測できるレイリーモデルの利点を活かし，これを実適用に供するには，現実的な状況におけるレイリーモデルの適用方法を研究する必要があると考える．

本稿では，文献 5)の方法を踏まえた上で，レイリーモデルを用いた総欠陥数の予測値が摘出済み欠陥数を下回るという矛盾を解消するための，レイリーモデルの適用手法を提案する．この矛盾を解消するために，条件付き確率の期待値の考え方を導入する．これにより，レイリーモデルによって得られる総欠陥数の推定範囲を限定することができ，現実的な範囲での欠陥予測になると期待できる．提案手法を実プロジェクトのデータに適用し，提案手法の有効性を評価する．

2. レイリーモデルによる欠陥予測の従来技法

2.1 レイリーモデル

レイリーモデルは，ワイブル分布の一種であり，システムの信頼性モデルとしてしばしば利用される．ソフトウェア分野では，開発工数と工期の関係を表すモデルとして利用されたり，開発プロジェクト開始時以降の欠陥摘出分布のモデル化[1), 2)]に利用されたりしている．

レイリーモデルを利用する場合，一般に，開発プロジェクト開始時からの経過時刻という連続変数を横軸にとり，時刻 t における欠陥摘出数を縦軸にとった欠陥データを用いる．このような欠陥データに対するレイリーモデルの式は

$$f(t) = K \cdot 2\left(\frac{t}{c^2}\right) \cdot e^{-\left(\frac{t}{c}\right)^2}$$

となる．ここで，K は総欠陥数，c は形状パラメータである．$f(t)$ が最大値となる時刻を t_m とした場合，$c = \sqrt{2}t_m$ となることから，時刻 t_m までに総欠陥数の 40%が発見されるという仮定に基づいたモデルである．

その他のレイリーモデルの構造が持つ基本的な仮定として，作り込み欠陥数を少なくする，または欠陥を早期に発見すれば残存欠陥数が少なくなることが挙げられる．これらは，現実のソフトウェア開発における経験即に適合していると考えられる．

2.2 離散的データへのレイリーモデルの適用

レイリーモデルは連続変数の密度関数である．したがって，レイリーモデルに適用する欠陥データは，開発プロジェクトの開始から終了まで等間隔の時刻において観測された欠陥データであることが望ましい．しかし，実際のソフトウェア開発では，とくに上流工程での欠陥データがそのようなタイミングで記録されることは稀であり，プロジェクト計画に記載された欠陥摘出工程のたびに記録されることが多いと考えられる．表 1 に，欠陥摘出工程別に記録された欠陥データの例を示す．本研究では，表 1 のように，それぞれの欠陥摘出工程について，プロジェクト開始からの経過日数とともに摘出欠陥数が記録されたデータを対象とする．

表 1 欠陥摘出工程別に記録された欠陥データの例

欠陥摘出工程	摘出欠陥数（件）	経過日数（日）
ソフトウェア方式設計レビュー	36	15
ソフトウェア詳細設計レビュー	90	41
コードレビューおよび単体テスト	141	71
結合テスト	50	114
システムテスト	2	146

野中は，表 1 のように欠陥摘出時刻が等間隔ではない欠陥データにレイリーモデルを適用する手法を提案している[5)]．この手法は，実際のプロジェクトで測定可能な欠陥データに対してレイリーモデルを適用する指針を示している．また，実プロジェクトのデータに対して提案手法を適用しており，現実的な精度で総欠陥数の予測が行えたと報告している．

2.3 総欠陥数の推定値が実測値を下回る問題

しかし，野中[5)]の手法では，総欠陥数の推定値が摘出済み欠陥数を下回る場合について言及していない．たとえば，表 1 の欠陥データにおいて，システムテストが終わった時点でレイリーモデルを適用した結果，総欠陥数の推定値として 310 件という値が得られたとする．しかし，表 1 の摘出欠陥数を合計すると 319 件であり，推定値が実測値を下回るという矛盾が生じている．

もちろん，総欠陥数の推定値にはばらつきがあり，推定値の平均だけで議論すべきではない．しかし，この矛盾に対処する解決の指針は，欠陥予測に関するこれまでの研究の中で明確に言及されておらず，この矛盾の処置方法に関する指針を与える必要がある．

このような処置を施した上での，レイリーモデルを実プロジェクトの欠陥データに適用した事例に対するニーズは高いと筆者らは考えている．

3. 条件付き確率を考慮した総欠陥数の推定

3.1 総欠陥数の推定値と実測値の関係

表 1 の形式で得られた欠陥データに対して，文献 5)で提示された技法を適用した上で非線形最小二乗法を適用すると，総欠陥数Kの推定値$\hat{K}$に関して，平均値$\mu_{\hat{K}}$と標準誤差$\sigma_{\hat{K}}$が得られる．ここで，$\hat{K}$は正規分布$N(\mu_{\hat{K}}, \sigma_{\hat{K}}{}^2)$に従うものとする．

表 1 において，システムテスト工程までの摘出済み欠陥の実測値合計をK_0とする．このとき，$\hat{K}$の確率分布とK_0の関係は，図 1 の通りに表せる．2.3 節で述べた矛盾とは，$\mu_{\hat{K}} < K_0$となる場合を意味している．

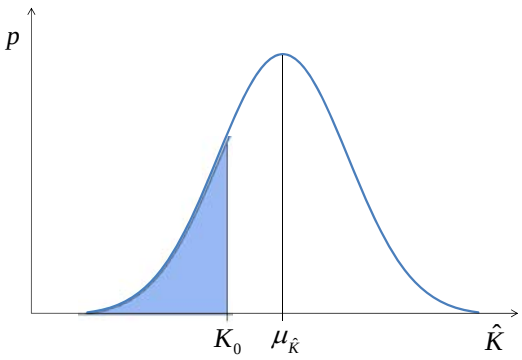

図 1　総欠陥数の推定値$\hat{K}$の分布と摘出済み欠陥の実測値

3.2 条件付き確率の期待値による総欠陥数の推定

確率変数$\hat{K}$は連続型の分布であり，その確率密度関数を$f(x)$とおいた場合，$\hat{K}$の期待値$E(\hat{K})$は

$$E(\hat{K}) = \int_{-\infty}^{\infty} x f(x) dx$$

で表される．

図 1 に示したように，摘出済み欠陥の実測値K_0が得られているという状況において，総欠陥数の推定値$\hat{K}$の期待値を求める場合には，条件付き確率の期待値を考えればよい．

K_0が得られたという条件における，$\hat{K}$の条件付き確率の期待値$\mathrm{E}(\hat{K} \mid \hat{K} > K_0)$は，

$$E(\hat{K} \mid \hat{K} > K_0) = \int_{-\infty}^{\infty} x f(x \mid x > K_0) dx$$
$$= \int_{K_0}^{\infty} \frac{x}{\mathrm{P}(x > K_0)} f(x) dx$$

で求まる．　また，$\hat{K}$の条件付き確率の分散$V(\hat{K} \mid \hat{K} > K_0)$は，

$$\int_{-\infty}^{\infty} \left(x - E(\hat{K} \mid \hat{K} > K_0)\right)^2 f(x \mid x > K_0) dx$$
$$= \int_{K_0}^{\infty} \frac{\left(x - E(\hat{K} \mid \hat{K} > K_0)\right)^2}{\mathrm{P}(x > K_0)} f(x) dx$$

で求まる．

この方法により，2.3 節で述べた矛盾が生じることなく総欠陥数を予測できる．本稿では，ここで示した期待値による総欠陥数の推定方法を手法 A と呼ぶ．

3.3 メジアンを用いた総欠陥数の推定

3.2 節で述べた方法では，条件付き確率を考慮した後の分布が大きく歪んだ分布（図 1 の白色部分）となっている．分布の非対称性のために，平均値である期待値よりもメジアンを用いた方が，総欠陥数の推定値分布の中心を適切に表す場合があると考えられる．

そこで，3.2 節で述べた期待値に加えて，条件付き確率を考慮した総欠陥数の推定値のメジアンを用いる方法も考慮する．この方法を，本稿では手法 B と呼ぶ．

4. 提案手法の評価

本稿で提案した手法 A および手法 B の有効性を評価するために，これらの手法を実際のソフトウェア開発プロジェクト 24 件から得られた欠陥データに適用した．

提案手法の有効性を評価する指標について説明する前に，MRE（Magnitude of Relative Error）という指標について説明する．MRE は，次式で与えられる．

$$\mathrm{MRE} = \frac{\hat{K} - K}{K}$$

図 2 に，手法 A，手法 B，および文献 5)の従来法のそれぞれについて，MRE の値の分布を示す．ただし，従来法について，MRE を算出する際には$\hat{K} - K$の絶対値を用いた．これは，従来法では$\hat{K} - K$が負の値になるという矛盾があるためである．従来法はメジアンがもっとも 0 に近いが，ばらつきが他の手法よりも大きい．ばらつきがもっとも小さいのは手法 B であった．

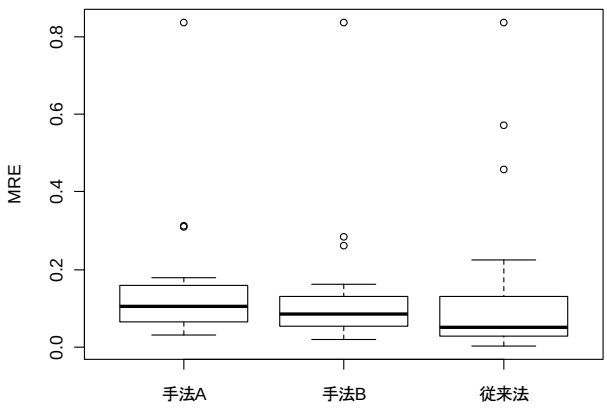

図 2　手法間の MRE 比較

提案手法の有効性を評価するにあたって，本稿では, 矛盾データ数, MMRE（Mean MRE）, MdMRE（Median MRE），および$\hat{K}$の標準誤差の平均値を用いる．矛盾データ数とは，従来法を用いた場合に 2.3 節で述べた矛盾が実際に観測された件数，すなわち$\hat{K}-K$が負になった件数である．MMRE は MRE の平均値，MdMRE は MRE のメジアンである．$\hat{K}$の標準誤差の平均値は，24 件のデータから得られた$\hat{K}$の標準誤差についての平均である．

表 2 に示した通り，MMRE，MdMRE ともに手法 B の方が良い結果であった．また，提案手法により，$\hat{K}$の標準誤差の平均値が大幅に減少した．その他，手法の構造上自明であるが，従来法では観測されていた矛盾データが提案手法により解消された．その一方で，MdMRE は従来法が最良であった．

表 2　提案手法の評価結果

	手法 A	手法 B	従来法
矛盾データ数	－	－	15
MMRE	0.151	0.130	0.136
MdMRE	0.105	0.085	0.051
$\hat{K}$の標準誤差の平均値	26.78	－	49.62

5. 考察

提案手法では条件付き確率を利用したことにより，従来までの矛盾を解消することに成功した．また, MRE のばらつきを減少させることができた．これらが本研究の大きな成果である．

一方で，従来法に比べて MdMRE は大きくなっている．これは，提案手法は従来法に比べて予測値が大きくなるため，出荷後の欠陥摘出数が少ないプロジェクトの場合に従来法の MMRE の方が，誤差が小さくなるためである．このようなプロジェクトは全部で 16 件あった．予測値が実測値を下回るという矛盾を許容し，予測誤差の絶対値を用いて MRE を求めるという論理的には正しくない方法ではあるが，$\hat{K}$の推定値を点推定するときには参考にする価値がある可能性がある．ただし，従来法では推定値のばらつきが大きいため，参考程度にとどめるべきと思われる．

図 2 でも示した通り，手法によらず極めて大きな誤差が生じたプロジェクトもあった．そうしたプロジェクトでは，早い段階で欠陥が十分に摘出できていないものも含まれていた．これらのプロジェクトは，そもそもレイリーモデルが上手く適合せず，異なる予測手法を適用すべき対象と考えられる．あるいは，レイリーモデルによる予測にあたってより多くのデータポイントを必要とする可能性がある．実務においてもっとも必要とされるのは，これらのプロジェクトのように，平均的傾向から外れたプロジェクトを早期に検出し，その欠陥予測を行うことである．今後，本研究で示した方法とは異なるアプローチも視野に入れていく必要がある．

6. おわりに

本稿では，条件付き確率の期待値を考慮することで総欠陥数の推定値が実測値を下回るという矛盾を解消する手法を提案した．これにより，総欠陥数の推定範囲を限定的にすることが可能になった．提案手法を実データに適用した結果，従来法に比べて予測誤差のばらつきを減少させることができた．

今後の課題として，欠陥の早期発見が不十分な場合や，データポイントが不足しているためにレイリーモデルが適合しない場合における総欠陥数の予測手法を検討する必要性がある．また，平均的傾向から外れたプロジェクトの早期検出と，その場合における欠陥予測の方法を検討する必要性がある．

参考文献

1) Laird, L. M. and Brennan, M. C., *Software Measurement and Estimation: A Practical Approach*, John-Wiley and Sons, 2006.（野中誠・鷲崎弘宜訳『演習で学ぶソフトウェアメトリクスの基礎』日経 BP 社，2009 年.）
2) Kan, S.H., *Metrics and Models in Software Quality Engineering*, Addison-Wesley, 2002.（古山恒夫・冨野壽監訳『ソフトウェア品質工学の尺度とモデル』共立出版，2004 年．)
3) Yousef, A.H., “Analysis and enhancement of software dynamic defect models,” *Proc. Int’l Conf. Networking and Media Convergence (ICNM2009)*, 2009.
4) Smith, C. and C. Uber., “Experience report on early software reliability prediction and estimation,” *Proc. 10th Int’l Symp. Softw. Reliability Eng.*, 1999.
5) 野中誠「離散的に観測された欠陥データへのレイリーモデルの適用方法」『ソフトウェアエンジニアリングシンポジウム 2010 ワークショップ論文集』情報処理学会，2010 年.