

# AI 최적화 알고리즘을 활용한 소프트웨어 신뢰성 성장 모델(SRGM) 파라미터 추정 개선: 다중 알고리즘 비교 분석

## Improving Parameter Estimation for Software Reliability Growth Models (SRGM) Using AI Optimization Algorithms: A Comparative Analysis of Multiple Algorithms

박상건<sup>†\*</sup> · 이지현<sup>†\*\*</sup> · 정주원<sup>†\*\*</sup> · 신명근<sup>†\*\*\*</sup> · 손채봉<sup>\*\*\*\*</sup>  
Sanggun Park<sup>†\*</sup> · Jihyun Lee<sup>†\*\*</sup> · Juwon Jung<sup>†\*\*</sup> · Myeonggeun Shin<sup>†\*\*\*</sup> · Chaebong Sohn<sup>\*\*\*\*</sup>

\* (주)모아소프트, 광운대학교원 국방 AI 로봇융합학과  
\*\* (주)모아소프트, 광운대학교원 방산 AI 로봇융합학과  
\*\*\* (주)모아소프트, 고려대학교 공학대학원  
\*\*\*\* 광운대학교 방위사업학과

\* (sgpark@moasoftware.co.kr)

† 공동 제 1 저자(These authors contributed equally to this work.)

### ABSTRACT

This study proposes an improved method for estimating Software Reliability Growth Model(SRGM) parameters using AI optimization algorithms. By simultaneously estimating parameters through the log-likelihood function, it reduces computational costs. Seven optimization algorithms are used to achieve near-global optimal solutions. The method is compared and evaluated using Mean Squared Error(MSE).

Key Words : SRGM, Parameter Optimization, Mean Squared Error(MSE), Software Reliability Analysis, AI

### 1. 서론

소프트웨어 신뢰성 성장 모델(Software Reliability Growth Model, SRGM)은 소프트웨어 개발 과정에서 결함 예측과 신뢰성 평가를 위한 핵심 도구로, 특히 성능과 안전성이 중요한 국방 분야에서 그 중요성이 두드러진다. SRGM의 성능은 파라미터 최적화에 의존하며, 부정확한 추정은 오류를 초래할 수 있다. 따라서 정확한 파라미터 추정은 신뢰성 분석과 소프트웨어 품질 향상을 위해 필수적이다.

IEEE 1633 표준<sup>[1]</sup>은 최대우도법(MLE)을 활용해 SRGM 파라미터를 추정하는 방법을 제안하며, 로그-우도 함수를 통해 최적의 파라미터를 도출한다. 이 때, MLE는 로그-우도 함수를 미분하여 0이 되는 지점을 최적의 파라미터로 간주하는 방법이다.

본 연구에서는 SciPy<sup>[2]</sup> 라이브러리를 활용하여 SRGM의 모든 파라미터를 로그-우도 함수로 동시에 AI 추정하는 방법을 제시한다. 이는 IEEE 1633의 기존 추정 방식보다 계산 비용을 절감하며, AI 기법을 적용한 다양한 최적화 알고리즘을 통해 전역 최적해(Global Optimum)에 가까운 결과를 도출함으로써 신뢰성 분석의 정확성을 향상시킨다.

### 2. 최적화 방법론

SciPy는 수치 계산과 과학적 연산을 위한 다양한 도

구와 알고리즘을 제공하며, 복잡한 최적화 문제를 해결할 수 있는 AI 기능을 갖추고 있다. 본 연구에서는 SRGM의 로그-우도 함수에 부호를 반전시키고 SciPy의 최소화 함수를 사용함으로써 미분 없이 최대화 문제를 해결하는 방안을 제안한다.

SciPy의 최소화 함수는 다양한 최적화 알고리즘을 제공하며, 본 연구에서는 그 중 파라미터 경계 값을 지원하는 7가지 AI 알고리즘(Nelder-Mead, L-BFGS-B, Truncated Newton, SLSQP, Powell, Trust-constr, COBYQA)을 활용<sup>[2]</sup>해 최적화 결과를 비교하고, 전역 최적해에 가까운 파라미터를 도출한다.

파라미터 경계 값은 최솟값과 최댓값을 정의하여 알고리즘의 탐색 범위를 설정하고 최적화 과정에서 오류를 방지하는 역할을 한다. 전역 최적해를 찾기 위한 SRGM 파라미터의 구체적인 경계 값은 다음과 같다.

1. a 파라미터는 최대 누적 결함 수와 MVF(Mean Value Function)로 치환 가능하므로 제외된다<sup>[1]</sup>.
2. b(결함 발견률)과 c(형상 파라미터(shape parameter)) 파라미터는 양수여야 한다<sup>[1, 3]</sup>.

이러한 제약 조건을 설정함으로써 SRGM의 최적화 결과의 정확성을 높이고, 소프트웨어 신뢰성 분석의 품질을 극대화할 수 있다.

Table 1. SRGM and optimization algorithm specific MSE

Algorithm \ SRGM	Goel-Okumoto	Delayed S-Shape	Inflection S-Shape	Weibull	Log-Logistic
Nelder-Mead	498.517	280.449	51.318	75.902	75.911
L-BFGS-B	498.517	280.449	51.318	50.748	51.101
Truncated Newton	498.517	280.449	51.307	50.768	51.1
SLSQP	498.517	54.383	51.319	50.747	51.103
Powell	498.517	54.382	51.306	13938.316	10678.574
Trust-constr	499.295	54.382	51.318	50.748	51.101
COBYQA	498.517	54.382	51.318	51.792	51.101

Table 2. MVF of Five SRGMs

SRGM	MVF
Goel-Okumoto <sup>[1]</sup>	$m(t) = a(1 - e^{-bt})$
Delayed S-Shape <sup>[1]</sup>	$m(t) = a(1 - (1 + bt)e^{-bt})$
Inflection S-Shape <sup>[3]</sup>	$m(t) = a \left( \frac{1 - e^{-bt}}{1 + ce^{-bt}} \right)$
Weibull <sup>[1]</sup>	$m(t) = a(1 - e^{-bt^c})$
Log-Logistic <sup>[1]</sup>	$m(t) = a \left( \frac{(bt)^c}{1 + (bt)^c} \right)$

본 연구에서는 Table 2에 명시된 5종의 SRGM과 NASA 제트 추진 연구소의 J4 데이터<sup>[4]</sup>를 사용하였으며, 각 SRGM과 최적화 알고리즘별 성능은 MSE(Mean Squared Error) 지표<sup>(1)</sup>로 평가하였다.

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i) \quad (1)$$

### 3. 최적화 결과

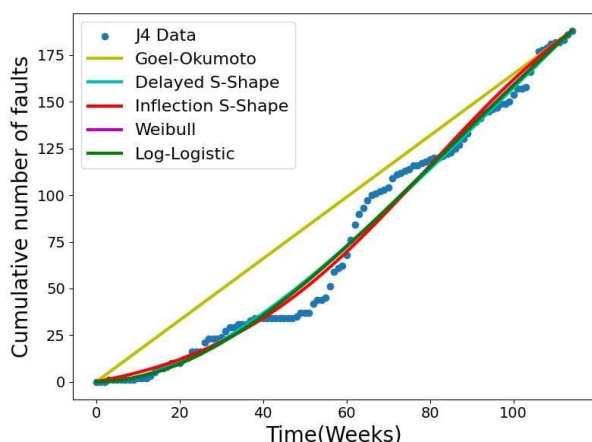


Fig. 1. SRGMs with Global Optima for J4 Data

Table 1는 J4 데이터에 대한 각 SRGM 모델 별 최적화 알고리즘의 MSE를 정리한 결과를 보여준다.

Goel-Okumoto(약 498~499 MSE)와 Inflection S-Shape 모델(약 51 MSE)은 알고리즘에 관계없이 거의 일정한 MSE 값을 도출하였다.

Delayed S-Shape 모델의 대부분 알고리즘은 약 54 MSE로 우수한 성능이나, Nelder-Mead, L-BFGS-B, Truncated Newton 알고리즘에서는 약 280 MSE로 지역 최적해에 머물렀다.

Inflection S-Shape(약 51 MSE)과 함께 Weibull(약 50~51 MSE)과 Log-Logistic(약 51 MSE) 모델이 가장 우수한 성능을 보이지만, Weibull과 Log-Logistic 모델의 Nelder-Mead 알고리즘(모두 약 75 MSE)과, 두 모

델의 Powell 알고리즘(10,000 MSE 이상)은 전역 최적해 도출에 실패했다. 특히, Weibull과 Log-Logistic 모델의 Powell 알고리즘 MSE 값(10,000 MSE 이상)은 Goel-Okumoto 모델의 MSE(약 498)보다도 크게 열악했다. 이는 단일 알고리즘에 의존할 경우 지역 최적해에 빠질 위험이 있으며, SRGM 파라미터 추정 시 다양한 최적화 알고리즘을 비교 분석하는 접근이 필수적임을 보여준다. Fig. 1은 각 SRGM 모델의 전역 최적해에 대한 평균값 함수(MVF)를 시각적으로 제공한다.

### 4. 결론

본 연구에서는 SRGM 파라미터 추정에 다양한 AI 최적화 알고리즘을 사용하는 것이 정확성 향상에 필수적임을 확인하였다. 단일 알고리즘 의존 시 지역 최적해에 머무를 위험이 있으며, 전역 최적해 도출을 위해 알고리즘 간 성능 비교가 필수적이다. 향후 연구에서는 J4 데이터 외 다양한 데이터 세트에 대해 MLE와 LSM(Least Squares Method)을 적용해 최적화 성능을 비교하고, SRGM 최적화의 일반화된 방법론을 제시할 수 있다.

### 후 기

이 논문은 2023년도 대한민국 정부(산업통상자원부, 방위사업청)의 재원으로 국방과학연구소 민군협력진흥원에서 수행하는 민군기술이전사업의 연구비 지원을 받아 수행된 연구이다 (AI 기반 소프트웨어 신뢰도 분석 및 관리 프로그램 개발 (23-SF-AI-05), 2023.11 ~ 2025.10).

### References

- [1] IEEE, "IEEE Std. 1633-2016: Recommended Practice for the Validation of Software Reliability Growth Models," IEEE, New York, NY, USA, 2016.
- [2] P. Virtanen et al., "SciPy 1.0: Fundamental Algorithms for Scientific Computing in Python," Nature Methods, Vol. 17(3), pp. 261-272, 2020.
- [3] M. Ohba, "Inflection S-shaped software reliability growth model," Springer, Berlin, Heidelberg, in S. Osaki, Y. Hatoyama, (eds) Stochastic Models in Reliability Theory, vol. 235, pp. 144-162, 1984.
- [4] M. R. Lyu, ed., "Handbook of Software Reliability Engineering," McGraw-Hill, Inc., New York, NY, USA, 1996.