

# 하모니 탐색 알고리즘을 이용한 소프트웨어 신뢰성 성장 모델의 매개변수 추정\*

김태현<sup>○</sup> 백종문

한국과학기술원 전산학과

[tae\\_hyoun@kaist.ac.kr](mailto:tae_hyoun@kaist.ac.kr), [jbaik@kaist.ac.kr](mailto:jbaik@kaist.ac.kr)

## Parameter Estimation of Software Reliability Growth Model using Harmony Search Algorithm

Taehyoun Kim<sup>○</sup> Jongmoon Baik

Department of Computer Science, KAIST

### 요 약

소프트웨어 신뢰성 성장 모델은 테스트 단계에서 발견되는 결함 현상을 기반으로 소프트웨어 신뢰성을 추정하는 대표적인 모델 중 하나이다. 일반적으로 소프트웨어 신뢰성 성장 모델은 각 모델의 특성을 나타내는 매개변수들을 포함하고 있으며 매개변수의 추정 기법으로는 최대 우도 추정 혹은 최소 제곱 추정과 같은 통계적 기법들이 대표적으로 사용되고 있다. 하지만 이러한 기법들은 소프트웨어 신뢰성 성장 곡선과 같은 비선형 함수의 매개변수 추정에는 비효율적인 문제점이 존재한다. 따라서 본 논문에서는 이러한 문제를 해결하기 위해 하모니 탐색 알고리즘을 이용한 소프트웨어 신뢰성 성장 모델의 매개변수 추정 기법을 제안하도록 한다. 또한 해당 기법의 정확성과 안정성을 평가하기 위해 기존의 통계적 기법 및 유전자 알고리즘을 이용한 매개변수 추정 기법과의 비교를 수행하였다.

### 1. 서 론

소프트웨어 신뢰성 (Software Reliability)이란 특정한 환경에서 특정 시간 동안 소프트웨어가 결함 없이 잘 작동할 확률을 말하며 이는 소프트웨어의 결함 현상을 기반으로 정량화될 수 있다는 점에서 중요한 소프트웨어 품질 요소 중 하나로 자리 잡고 있다[1].

지난 수십 년간, 많은 연구자들에 의해 소프트웨어 신뢰성을 평가하기 위한 여러 모델이 제시되어 왔으며 이를 소프트웨어 신뢰성 모델 (Software Reliability Model, SRM)이라 한다. 이 중 소프트웨어 신뢰성 성장 모델 (Software Reliability Growth Model, SRGM)은 테스트 단계에서 나타나는 소프트웨어의 결함 현상을 기반으로 소프트웨어의 신뢰성을 추정하는 대표적인 모델이다. SRGM 을 이용하여 현재 소프트웨어에 잔존하는 결함 수 및 총 결함 수 등을 추정할 수 있으며 이를 통해 추가적으로 필요한 테스트 시간 및 고객에게 전달할 최종 개시 일 등을 결정지을 수 있다[2]. 만일 SRGM 의 결과가 정확하지 않다면 이는 현재 프로젝트의 성공, 실패 여부에 큰 영향을 미칠 수 있기 때문에 이에 대한 정확성은 매우 중요하다.

SRGM 에는 소프트웨어의 총 결함 수 혹은 결함 발견 비율과 같은 각 모델의 특성을 나타내는 매개변수들이 존재한다. SRGM 을 이용하기 위해서는 해당 모델의 매개변수 추정이

필요하며 이는 모델의 정확성을 결정짓는 중요한 요소 중 하나이다. 일반적으로 최대 우도 추정 (Maximum Likelihood Estimation, MLE) 혹은 최소 제곱 추정 (Least Square Estimation, LSE)과 같은 통계적 기법들이 SRGM 의 매개변수 추정에 이용되어 왔으나 이러한 기법들은 SRGM 과 같은 비선형 함수의 매개변수 추정에는 적합하지 않다는 문제점을 갖고 있다[3]. 따라서 최근에는 이에 대한 문제점을 해결하기 위해 유전자 알고리즘 (Genetic Algorithm, GA)과 같은 휴리스틱 탐색 기법 (Heuristic Search Method)을 이용한 SRGM 의 매개변수 추정 연구가 활발히 진행되어 오고 있다[3].

하모니 탐색 알고리즘 (Harmony Search Algorithm, HS)은 작곡가가 음악을 작곡할 때 반복된 연습과 노력을 통해 최적의 화음 (Harmony)을 찾는 과정에서 기인한 휴리스틱 탐색 기법으로 NP-hard 와 같은 복잡한 문제의 최적 해를 찾는 데 우수성이 입증되고 있다[4]. 하지만 HS 는 2000 년대 초반에 제안되어 현재까지 많은 연구가 진행되어 오고 있음에도 불구하고 소프트웨어 공학 분야에서는 아직 적용된 사례가 많지 않다. 따라서 본 논문에서는 HS 를 이용한 SRGM 의 매개변수 추정 기법을 제시하고 기존의 통계적 기법 및 GA 를 이용한 매개변수 추정 기법과의 비교 실험을 통해 HS 의 정확성과 안전성을 평가하도록 한다.

### 2. HS를 이용한 SRGM의 매개변수 추정

HS 는 작곡가가 음악을 작곡할 때 조화로운 화음을 자신의 노트 (Harmony Memory, HM)에 기록해두고 이를 다시 이용하여 더 좋은 화음을 만들거나 새로운 화음을 만들면서 최종적으로 최적의 화음을 찾는 과정에서 기인한 휴리스틱 탐색 기법이다.

\* 본 연구는 미래창조과학부 및 한국산업기술평가관리원의 산업융합원천기술개발사업의 일환으로 수행하였으며 [10044457, 자율지능형 지식/기기 협업 프레임워크 기술 개발], 이 논문은 2013 년도 정부(교육부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임(No. NRF-2013R1A1A2006985).

SRGM의 매개변수 추정에서는 찾고자 하는 매개변수 쌍을 화음으로 표현할 수 있으며 이러한 매개변수 쌍들을 모아둔 집합을 HM이라 할 수 있다. 본 논문에서는 이에 대한 이해를 돕기 위해 대표적인 SRGM 중 하나인 Goel-Okumoto (GO) model의 매개변수 추정 과정을 예로 들어 설명하도록 한다. 모델의 mean value function,  $m(t)$ 는 다음과 같다.

$$m(t) = a(1 - e^{-bt}) \quad (1)$$

위의 식 (1)에서 매개변수  $a$ 는 소프트웨어의 총 결함 수를 의미하며 매개변수  $b$ 는 결함 발견 비율을 의미한다. 여기서 HS를 통해 찾고자 하는 최적의 화음 즉, 모델의 매개변수 최적 값은  $(a_{optimal}, b_{optimal})$ 로 표현할 수 있다.

### 2.1 목적함수 정의

SRGM의 최적 매개변수 쌍을 찾기 위한 HS의 목적 함수 (objective function)는 Mean Square Error (MSE)를 이용하며 이에 대한 식은 다음과 같다.

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=0}^n (m(t_i) - m_{t_i})^2 \quad (2)$$

위의 식 (2)에서  $m(t_i)$ 는 시간  $t_i$ 구간에서 모델을 통해 예측된 결함 수를 나타내며  $m_{t_i}$ 는 시간  $t_i$ 구간에서 관측된 실제 결함 수를 나타낸다. 추정된 매개변수  $(a, b)$ 를 적용시킨 모델의  $m(t)$ 에 대해 MSE 값이 0에 가까울수록 좋은 결과를 나타낸다고 할 수 있다.

### 2.2 HS의 매개변수 설정

HS를 이용하기 위해서는 초기 단계에서의 매개변수 값 설정이 필요하며 이에 대한 설명과 default 값은 표 1과 같다.

표 1. 하모니 탐색 알고리즘의 매개변수

Parameter	Description	Default
Harmony Memory Size (HMS)	최대 저장 가능한 화음의 수	30
Harmony Memory Considering Rate (HMCR)	HM으로부터 화음을 선택하여 화음을 개선할 확률	0.9
Pitch Adjusting Rate (PAR)	화음의 음 높낮이를 조절할 확률	0.3
Fret Width (FW)	음의 높낮이를 조정할 최대 범위	(0.01~0.001) x변수범위

### 2.3 HS를 통한 SRGM 매개변수 추정 과정

HS는 다음과 같은 단계를 통해 SRGM에 대한 최적의 매개변수  $(a_{optimal}, b_{optimal})$ 를 추정한다.

#### Step1. Initialize a Harmony Memory (HM)

초기 설정한 HMS에 따라 최적의 매개변수 후보  $(a_{candidate_i}, b_{candidate_i})$  집단을 무작위로 생성하여 HM에 저장한다. 이는 아래와 같은 행렬로 표현될 수 있으며 앞에서 정의한 목적함수에 따라 각 후보들의 적합성이 평가된다.

$$HM = \begin{bmatrix} a_{candidate_1} & b_{candidate_1} \\ a_{candidate_2} & b_{candidate_2} \\ \vdots & \vdots \\ a_{candidate_{HMS}} & b_{candidate_{HMS}} \end{bmatrix} \quad (3)$$

#### Step2. Improve a new harmony

초기 설정한 확률 값 HMCR과 PAR에 따라 다음 세가지 방법을 통해 새로운 화음을 생성한다.

##### - Random Selection

(1-HMCR)의 확률로 기존의 화음을 초기화한다. Step1의 방법과 마찬가지로 무작위로 값을 생성한다.

##### - Memory Consideration

HMCR의 확률로 HM으로부터 무작위로 하나의 화음을 선택하였을 때 (1-PAR)의 확률로 기존의 화음을 그대로 유지한다.

##### - Pitch Adjustment

HMCR의 확률로 HM으로부터 무작위로 하나의 화음을 선택하였을 때 PAR의 확률로 해당 화음의 음을 조정한다. 화음의 음을 조정하기 위한 매개변수 FW는 표 1의 값을 따르며 이에 대한 식은 다음과 같다.

$$a'_{candidate_i} = a_{candidate_i} + FW * u(-1,1) \quad (4)$$

$$b'_{candidate_i} = b_{candidate_i} + FW * u(-1,1) \quad (5)$$

#### Step3. Update the Harmony Memory

Step2의 세가지 방법을 통해 새로운 화음을 만들었을 때 기존의 HM에 존재하는 화음들 중 가장 안 좋은 적합도를 갖는 화음보다 새로운 화음의 적합도가 더 좋다면 이를 갱신한다.

Step4. 사용자가 임의로 정해진 종료 조건 혹은 Maximum iteration 값에 도달할 때까지 Step2와 3의 과정을 반복한다.

## 3. 실험 평가

### 3.1 실험 데이터

본 논문의 실험 평가를 위해 DACS data[5] 중 어플리케이션 타입이 다른 2개의 데이터를 이용하였으며 이에 대한 간략한 설명은 다음 표 2와 같다.

표 2. Dataset

Dataset	Application type	# of failures	# of weeks
1	Real Time Command & Control	54	11
2	Military	101	50

### 3.2 평가 모델 (SRGM) 및 평가 기준

평가를 위해 사용되는 SRGM은 대표적인 모델인 Goel-Okumoto (GO) model과 Yamada Delayed S-Shaped (YDSS) model을 이용하였으며 이에 대한 각각의 mean value function  $m(t)$ 는 다음 표 3과 같다.

표 3. SRGM

Model	Mean value Function
GO Model	$m(t) = a(1 - e^{-bt})$
YDSS Model	$m(t) = a(1 - (1 + bt)e^{-bt})$

모델의 매개변수 추정 결과에 대한 적합성 (Goodness of Fit) 기준으로는 HS의 목적함수로 이용한 Mean Square of Estimation (MSE)를 이용하도록 한다.

### 3.3 실험 결과

HS를 이용한 SRGM 매개변수 추정 기법의 정확성과 안정성을 평가하기 위해 다음과 같은 두 가지 비교 실험을

수행하였다.

다음 표 4는 기존의 통계적 기법을 이용한 매개변수 추정과의 MSE값 비교 결과를 나타내는 표이다. 기존 통계 기법을 이용한 매개변수 추정은 소프트웨어 신뢰성 도구 CASRE[6]를 이용하였으며 HS의 매개변수 추정 결과는 실험의 정확성을 위해 각 모델 별로 HS를 30회씩 수행 후 이에 대한 Median과 Minimum 값을 이용하였다. HS의 초기 매개 변수 설정은 표 1의 default값과 동일하게 설정하였으며 Maximum iteration 값은 3000으로 고정하였다.

표 4. 기존 통계 기법과의 MSE 비교

Dataset	CASRE (MLE)		HS	
	GO	YDSS	GO	YDSS
Dataset1 (Min)	27.5608	11.8523	<b>26.1052</b> (25.1335)	<b>11.4720</b> (10.9083)
Dataset2 (Min)	31.9404	32.1668	<b>28.6158</b> (28.5048)	<b>12.9831</b> (12.9334)

위의 실험 결과를 통해 기존의 통계 기법보다 HS를 이용한 매개변수의 추정이 모든 dataset 및 모델에서 우수한 결과를 나타냄을 확인할 수 있다. 특히 dataset2의 YDSS모델에 대한 결과는 기존의 통계 기법을 통한 추정보다 HS를 통한 추정 결과가 3배가량 더 정확함을 확인할 수 있다.

다음 표 5와 6은 각각 dataset별로 GA와 HS의 MSE 결과에 대해 Median과 Minimum 값을 나타낸 표이다. 공정한 평가를 위해 GA의 모집단 크기와 HS의 HSM은 30으로 동일하였으며 Maximum iteration은 1000, 2000, 3000으로 설정하여 각 모델 별로 30회씩 수행하였다.

표 5. dataset1에 대한 GA와 HS의 비교

Mode l	Iteration=1000		Iteration=2000		Iteration=3000	
	HS	GA	HS	GA	HS	GA
GO model	<b>28.378</b> (25.123)	30.636 (25.088)	<b>26.595</b> (25.149)	30.256 (25.088)	<b>26.105</b> (25.133)	28.243 (25.088)
YDSS model	<b>14.905</b> (10.934)	46.539 (11.027)	<b>13.442</b> (10.909)	51.502 (10.918)	<b>11.472</b> (10.908)	24.868 (10.908)

표 6. dataset2에 대한 GA와 HS의 비교

Mode l	Iteration=1000		Iteration=2000		Iteration=3000	
	HS	GA	HS	GA	HS	GA
GO model	<b>35.774</b> (28.500)	60.591 (28.501)	<b>29.292</b> (28.510)	60.885 (28.505)	<b>28.616</b> (28.505)	55.669 (28.500)
YDSS model	<b>26.225</b> (12.935)	32.639 (12.932)	<b>13.059</b> (12.933)	23.232 (12.942)	<b>12.983</b> (12.933)	21.554 (12.932)

위의 결과에서 모든 경우에 대해 HS의 Median MSE 값이 GA의 Median MSE값보다 낮음을 확인할 수 있다. 비록 일부 모델 및 dataset에서 GA의 Minimum MSE 값이 HS보다 더 낮음을 확인할 수 있으나 그 차이가 그리 크지는 않다.

그림 1은 Maximum iteration을 3000으로 했을 때 HS를 30회씩 수행한 결과에 대한 boxplot이다. 이를 통해 GO model과 YDSS model 모두 HS를 이용한 매개변수 추정이 GA보다 훨씬 안정된 결과를 나타내는 것을 확인할 수 있다.

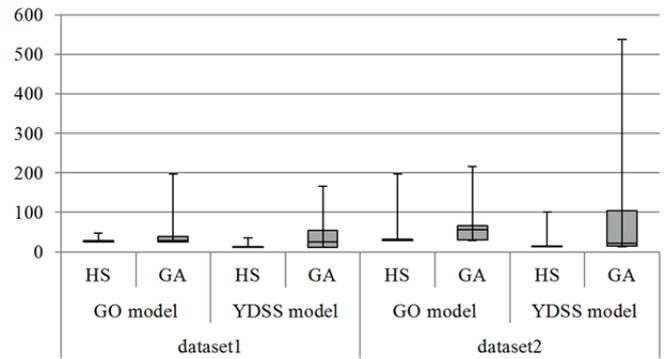


그림 1. HS와 GA의 결과에 대한 boxplot

#### 4. 결론 및 향후 연구

본 논문에서는 휴리스틱 탐색 기법인 HS를 이용하여 SRGM의 매개변수를 추정하는 기법을 제시하였다. 이에 대한 평가를 위해 기존의 통계적 기법 및 GA를 이용한 매개변수 추정과의 비교 실험을 하였으며 이를 통해 HS를 이용한 SRGM 매개변수 추정의 정확성과 안정성을 입증하였다. HS는 2000년대 초에 제안된 후 현재까지도 많은 연구자들에 의해 성능 및 정확성 향상을 위한 연구가 활발히 진행되어 오고 있다. 비록 기존의 여러 휴리스틱 탐색 기법들이 SRGM의 매개변수 추정에 이용되어왔지만 SRGM은 초기에 사용자가 임의의 목표치를 정할 수 있는 기준이 없다는 점과 모델의 정확성이 소프트웨어의 성공, 실패 여부에 큰 영향을 미친다는 점에서 주어진 시간 내에 좀 더 정확하고 안정된 결과를 나타내는 기법을 이용하는 것이 중요하다. 따라서 향후 연구로는 향상된 HS 혹은 다른 우수한 휴리스틱 탐색 기법을 이용한 SRGM 매개변수 추정 연구를 진행할 계획이다.

#### 참고 문헌

[1] J. D. Musa and K. Okumoto, "Software reliability models: concepts, classification, comparisons, and practice," in *Electronic Systems Effectiveness and Life Cycle Costing*, Springer, 1983, pp. 395–423.

[2] M. R. Lyu and others, *Handbook of software reliability engineering*, vol. 3. IEEE Computer Society Press CA, 1996.

[3] C.-J. Hsu and C.-Y. Huang, "A Study on the Applicability of Modified Genetic Algorithms for the Parameter Estimation of Software Reliability Modeling," in *Computer Software and Applications Conference (COMPSAC)*, 2010 IEEE 34th Annual, 2010, pp. 531–540.

[4] Z. W. Geem, J. H. Kim, and G. V Loganathan, "A new heuristic optimization algorithm: harmony search," *Simulation*, vol. 76, no. 2, pp. 60–68, 2001.

[5] J. D. Musa, "Software Reliability Data," *Cyber Security and Information Systems Information Analysis Center*, 1980.

[6] M. R. Lyu and A. Nikora, "CASRE: a computer-aided software reliability estimation tool," in *Computer-Aided Software Engineering*, 1992. Proceedings., Fifth International Workshop on, 1992, pp. 264–275.