**Multi-Objective Particle Swarm Optimization-based**

**Test Data Generation for Path Coverage Testing**

**Abstract**

# 1. Introduction

Software has widely affected ourwork and lives, and brought us great convenience. However, its failure may lead to significant economic loss or threat to life safety. For example, the explosion incident of Ariane-V rocket [1] and the BP deepwater horizon disaster [2] are the typical instances of such failures in the past years. As a consequence, software quality has become an important concern for people in the current information society.

Testing has been proved as one of the effective approaches to ensure and improve software quality over the past three decades. Tuy nhiên, phần lớn các công việc của software testing đều được thực hiện bằng manually, gây tốn kém rất nhiều effort và cost trong quá trình phát triển phần mềm.

In recent years, search techniques have been widely referred in the field of software testing, so-called search-based software testing (SBST) [7], especially for test data generation problem. The general idea behind search-based test data generation is to select a set of test cases from program input space to meet the testing requirement. The basic procedure is to generate a test suite that covers a specific test adequacy criterion, which is usually expressed as a fitness function. When a coverage criterion is selected, the search activity should attempt to produce a test suite which can cover all construct elements mentioned in the criterion. Meanwhile, testing is a time-consuming and labor-intensive activity. Hence, the size of test suite should be as small as possible to reduce the testing effort and cost.

Among the existing search methods meta-heuristic search (MHS) techniques, such as simulated annealing (SA) and generic algorithm (GA), are the most popular algorithms, and have been widely adopted for generating test data. Although they can produce test data with appropriate fault-prone ability [7,8], they fail to produce them quickly due to their slow evolutionary speed. Recently, as a swarm intelligence technique, particle swarm optimization (PSO) [9,10] has become a hot research topic in the area of intelligent computing. Its significant feature is the simplicity and fast convergence speed.

Xem xét một program under test như sau:

int getDayNum(int year, int month)

{

int maxDay=0;

if( month>=1 && month<=12) //bch1: branch 1

{

if(month==2) //bch2: branch 2

{

if(year%400==0||(year%4==0&&year%100==0))

//bch3: branch 3

maxDay=29;

else //bch4: branch 4

maxDay=28;

}

else if(month==4||month==6||month==9||month==11)

//bch5: branch 5

maxDay=30;

else //bch6: branch 6

maxDay=31;

}

else //bch7: branch 7

maxDay=-1;

return maxDay;

}

Với program under test này, Mao [1] đã sử dụng giải thuật PSO với duy nhất 1 hàm fitness function bằng cách kết hợp branch functions for branch predicates với branch weight. Phương pháp này đã chứng minh được rằng giải thuật PSO có hiệu quả hơn giải thuật GA trong việc sinh test data, tuy nhiên vẫn có nhược điểm là việc tính toán các branch weight cho một program under test vẫn hoàn toàn là công việc manual.

Trong paper này, chúng tôi vẫn sử dụng PSO để sinh test data cho một program under test. Tuy nhiên khác với Mao [1], cách tiếp cận của chúng tôi là, với mỗi branch predicate, thì tạo ra một fitness function. Sau đó chúng tôi sẽ sử dụng multi-objective particle swarm optimization để tìm nghiệm thỏa mãn cho mỗi fitness function này.

# 2. Background

## 2.1. Fitness function

Table 1. The branch functions for several kinds of branch predicates

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| No | Predicate | Branch distance function *f*(bch*i*) |
| 1 | Boolean | If *true* then 0 else *k* |
| 2 | ¬a | Negation is propagated over *a* |
| 3 | a = b | If abs*(a* − *b)* = 0 then 0 else abs*(a* − *b)* + *k* |
| 4 | a ≠ b | If abs*(a* − *b)* ≠ 0 then 0 else *k* |
| 5 | a < b | If *a* − *b <* 0 then 0 else abs*(a* − *b)* + *k* |
| 6 | a ≤ b | If *a* − *b* ≤ 0 then 0 else abs*(a* − *b)* + *k* |
| 7 | a > b | If *b* − *a >* 0 then 0 else abs*(b* − *a)* + *k* |
| 8 | a ≥ b | If *b* − *a* ≥ 0 then 0 else abs*(b* − *a)* + *k* |
| 9 | a and b | *f (a)* + *f (b)* |
| 10 | a or b | min*( f (a), f (b))* |

Để thuận lợi cho việc trình bày thì có thể gộp các predicate từ 3 đến 8 ở Table 1 thành 1 function được viết như sau:

|  |
| --- |
| **Algorithm 1** Branch distance function (fBchDist) |
| **Input:** double a, operator type, double b |
| **Output:** Branch distance value |
| switch (operator type)  {  case “==”: |
| if abs(*a* − *b*) = 0 then retrun 0 else return (abs(*a* − *b*) + *k*) |
| case “!=”: |
| if abs*(a* − *b)* ≠ 0 then return 0 else return *k* |
| case “<”: |
| if *a* − *b <* 0 then return 0 else return (abs*(a* − *b)* + *k*) |
| case “≤”: |
| if *a* − *b* ≤ 0 then return 0 else return (abs*(a* − *b)* + *k*) |
| case “>”: |
| if *b* − *a >* 0 then return 0 else return (abs*(b* − *a)* + *k*) |
| case “≥”: |
| if *b* − *a* ≥ 0 then return 0 else return (abs*(b* − *a)* + *k*) |
| } |

## 2.2. Particle Swarm Optimization

# 3. Related work

Trong thập niên 1990, genetic algorithm là phương pháp được chọn lựa để sinh test data. Jones et al[2] và Pargas et al [3] đã nghiên cứu để sử dụng GA trong việc sinh ra test case để conver được các nhánh trong một program. Các thực nghiệm cũng đã cho thấy rằng với các small program thì GA có hiệu quả hơn hẳn so với các thuật toán tìm kiếm ngẫu nhiên. Trong những năm gần đây, McMinn [3] and Harman [4] đã thực hiện các nghiên cứu thực nghiệm dựa trên GA để sinh test data cho các large-scale programs, và cho thấy hiệu quả của nó hơn hẳn các thuật toán tìm kiếm meta-heuristic search khác.

Mặc dù GA đã đạt được các tiến bộ đáng kể trong việc sinh ra test data, tuy nhiên GA có một nhược điểm là tốc độ sinh test data để phủ được toàn bộ các branch của một program under test còn hạn chế. Do đó, phương pháp PSO, được đề xuất bởi Kennedy and Eberhart [5], có thể giải quyết được nhược điểm này.

# 4. Proprosed approach

## 4.1. Thiết lập fitness function cho mỗi branch

Mỗi branch trong sample getDayNum() bên trên được gán cho mỗi fitness function như sau:

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| No | Branch | Fitness function |
| 1 | bch1 | fBchDist(month, >=, 1) + fBchDist(month, <=, 12) (1) |
| 2 | bch2 | (1) + fBchDist(month, ==, 2) (2) |
| 3 | bch3 | (2) + min(fBchDist(year%400, ==, 0),  fBchDist(year%4, ==, 0) + fBchDist(year%100, ==, 0)) |
| 4 | bch4 | (2) + fBchDist(year%400, !=, 0) +  min(fBchDist(year%4, !=, 0), fBchDist(year%100, !=, 0)) |
| 5 | bch5 | (1) + min(fBchDist(month, ==, 4), fBchDist(month, ==, 6),  fBchDist(month, ==, 9), fBchDist(month, ==, 11)) |
| 6 | bch6 | (1) + fBchDist(month, !=, 4) + fBchDist(month, !=, 6)  + fBchDist(month, !=, 9) + fBchDist(month, !=, 11)) |
| 7 | bch7 | min(fBchDist(month, <, 1), fBchDist(month, >, 12)) |

Thực tế là, để có thể phủ được toàn bộ các branch của sample getDayNum(), thì chỉ cần sinh được test data mà có thể phủ được các branch 3, 4, 5, 6 và 7.

## 4.2. Multi-Objective Particle Swarm Optimization (MOPSO)

Sử dụng Multi-Objective trong Particle Swarm Optimization, với mỗi objective là một fitness function cho mỗi predicate branch của program under test.

# 5. Experimental result

So sánh với kết quả của Mao[1] theo các benchmark và tiêu chí mà Mao [1] đã sử dụng. Hai tiêu chí được mang ra so sánh là:

* Success rate (SR) is the probability of all branches which can be covered by the generated test data.
* Average time (AT) is the average execution time (ms) for realizing all-branch coverage.

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| Program under test | Success rate (%) | | Average time (ms) | |
| Mao[10]’s PSO | MOPSO | Mao[10]’s PSO | MOPSO |
| triangleType | 99.80 | 100.0 | 0.19 |  |
| calDay | 100.0 | 100.0 | 0.35 |  |
| cal | 100.0 | 100.0 | 0.50 |  |
| remainder | 100.0 | 100.0 | 0.17 |  |
| computeTax | 99.80 | 100.0 | 0.25 |  |
| bessj | 100.0 | 100.0 | 0.66 |  |
| printCalendar | 99.10 | 100.0 | 1.41 |  |
| line | 99.20 | 100.0 | 2.69 |  |

# 6. Conclusion

**References**

1. C. Mao: Generating Test Data for Software Structural Testing Based on Particle Swarm Optimization. Arabian Journal for Science and Engineering, vol 39, issue 6, pp 4593–4607 (June 2014).

2. Jones, B.F.; Sthamer, H.H.; Eyres, D.E.: Automated structural testing using genetic algorithms. Softw. Eng. J. **11**(5), 299–306 (1996)

3. Pargas, R.P.; Harrold, M.J.; Peck, R.: Automated structural testing using genetic algorithms. Softw. Test. Verif. Reliab. **9**(4), 263–282 (1999)

4. McMinn, P.: Search-based software test data generation: a survey. Softw. Test. Verif. Reliab. 14, 105–156 (2004)

5. Harman, M.; McMinn, P.: A theoretical and empirical study of search-based testing: local, global, and hybrid search. IEEE Trans. Softw. Eng. 36(2), 226–247 (2010)

6. Kennedy, J.; Eberhart, R.C.: Particle swam optimization. In: Proceedings of IEEE International Conference on Neural Networks (ICNN’95), pp. 1942–1948 (1995)

7. McMinn, P.: Search-based software testing: past, present and future. In: Proceedings of ICSE Workshop on the Search-Based Software Testing (SBST’11), pp. 153–163 (2011)