

文章编号 1004-924X(2013)07-1865-08

似然关系模型在航天软件缺陷预测中的应用

陈 媛*, 沈湘衡, 王安邦, 宋元章

(中国科学院 长春光学精密机械与物理研究所, 吉林 长春 130033)

摘要: 将似然关系模型在描述和推理多属性类之间关系及其不确定性知识方面的优势用于预测软件缺陷, 提出了航天软件缺陷预测模型 PRM_METHOD。首先, 提出了基于软件测试的软件缺陷分类方法, 以软件缺陷类关系为例分析了似然关系模型用于航天软件缺陷预测的理论依据; 然后, 在对人员能力、缺陷数量特征等数据进行定义和泛化等预处理的基础上, 描述了提出的预测模型 PRM_METHOD, 详细阐述其结构、学习过程以及预测过程, 并针对数据集的分类操作提出了基于弥合数据缝隙的 k -均值聚类方法。最后, 以某航天项目软件为例验证了模型 PRM_METHOD 的实现过程, 并以实际测试工作中产生的历史数据作为训练集和验证集进行实验验证。验证结果显示, 验证集的记录与预测结果的平均绝对偏差均值为 0.086 8, 即模型的预测精度为 0.913 2, 表明该模型对关联关系较为复杂的航天软件缺陷有较好的预测精度。

关 键 词: 软件缺陷预测; 似然关系模型; 缺陷分类; 聚类分析

中图分类号: TP311.5 **文献标识码:** A **doi:** 10.3788/OPE.20132107.1865

Application of probabilistic relational model to aerospace software defect prediction

CHEN Yuan*, SHEN Xiang-heng, WANG An-bang, SONG Yuan-zhang

(Changchun Institute of Optics, Fine Mechanics and Physics,
Chinese Academy of Sciences, Changchun 130033, China)

* Corresponding author, E-mail: chris_chen226@163.com

Abstract: An aerospace software defect prediction model PRM_METHOD was proposed by use of the advantage of probabilistic relational model in describing and reasoning the relationship between multi-attribute classes and their uncertainty knowledge. First, a software defect classification method based on software test was proposed, and the theoretical basis of the application of probabilistic relational model to the aerospace software defect prediction was analyzed via the relationship between software defect classes. Then, under the definition and generalization of staff capacity and the feature of defect quantity, the model PRM_METHOD was described with its structure, learning and predict process. Moreover, an improved k -average clustering algorithm based on closing data gap was proposed aim at data set classification operation. Finally, an aerospace software was taken as the example to actualize the model, and the practical testing data were used as the training set and validation set to validate it as well. The results show that the average of mean absolute deviation between the validation set and

收稿日期: 2012-08-08; 修订日期: 2012-10-11.

基金项目: 国家 863 高技术研究发展计划资助项目 (No. 2011AA7031024G)

predict result is 0.086 8, which means the prediction accuracy of the model is 0.913 2. Therefore, the conclusion is that the model PRM_METHOD has better prediction accuracy to the aerospace software defect prediction with a more complex associated relationship.

Key words: software defect prediction; probabilistic relational model; defect classification; clustering analysis

1 引 言

随着航天工程的不断发展,软件已经成为其中一个重要的独立分支。由于软件的重要性和复杂性不断增加,软件隐含的不可靠因素给航天飞行带来的危害也越来越大。阶段性测试是及时发现软件错误,提高软件质量的重要手段,是软件开发过程的重要环节,也是费时、费力及成本高昂的环节^[1],因而准确地预测软件缺陷的分布情况对软件测试工作有着重要的指导意义^[2]。上世纪 70 年代人们就开始研究软件缺陷预测问题^[3]。主要方法是对历史数据进行统计学分析,试图找到软件缺陷分布的一些普遍规律,并应用于实际预测工作中。大量跨领域相关理论的应用使得软件缺陷预测技术得到了极大的推进^[4]。然而随着计算机技术的不断发展,软件的规模和复杂程度呈几何级数增长,为了能够准确细致地预测软件缺陷的产生和分布情况,需要分析的影响因素也越来越多,此时传统的预测方法已经很难处理具有复杂因果关系的不确定性知识推理预测问题,而且这些方法的预测结果往往由于过于宽泛而失去实用意义。

似然关系模型(Probabilistic Relational Models, PRM)是一类基于贝叶斯网的统计关系学习方法,是标准贝叶斯网模型的扩展^[5]。它能够应用在更为复杂的类以及类之间的依赖关系推理问题上,从而对不确定性知识具有更强的表示和推理能力。由于有完善的概率理论作理论根基,PRM 模型对于概率方面不确定性数据具有很强的处理能力,同时,PRM 模型在概率数据库研究领域具有很强的代表性和适用性,因此人们通过对 PRM 模型进行改进与扩展,使其在很多领域都得到了良好的应用^[6-7]。

然而,目前,在航天软件缺陷预测方面,人们对使用似然关系模型对软件缺陷进行预测的研究还很少。本文创新性地提出了基于似然关系模型

的航天软件缺陷预测模型 PRM_METHOD,即将似然关系模型在描述和推理多属性类之间关系及其不确定性知识方面的优势应用于航天软件缺陷预测领域中。根据测试方法对软件测试历史数据进行统计学习,通过对软件、开发人员和测试人员相关属性之间关系的量化分析,以取值区间的形式对软件潜在缺陷做出预测,并在数据集的分类操作中改进了传统的 k -均值聚类方法,最后通过某型号航天软件和实际工作中产生的测试数据集实现了该模型并进行了实验验证,证明其对于关联关系较为复杂的航天软件缺陷预测问题具有较好的预测精度。

2 基于似然关系模型的航天软件缺陷预测模型 PRM_METHOD

2.1 基于软件测试方法的软件缺陷分类方法

作为软件缺陷预测的前期准备,如何对软件缺陷进行分类一直影响着软件缺陷预测领域的研究方向^[8]。目前较为常用的分类方法主要集中在对软件缺陷种类、严重级别等属性的分析上^[9-10],这种分类方法是合理的,但是基于这种分类方法的预测工作所得到的结果往往过于宽泛而失去了实用价值。例如基于软件缺陷严重级别分类的测试方法可能会预测出不同严重级别缺陷的数量,但是由于缺乏更详细的信息,就使得测试人员无法更进一步地安排后续的测试工作。

为了弥补这种不足,本文提出了基于软件测试方法的软件缺陷分类方法。这种方法将软件缺陷根据测试过程中所使用的测试方法来进行分类。软件测试方法主要分为静态测试和动态测试,其中静态测试包括文档审查、静态分析、代码审查、代码走查等。动态测试包括功能测试、性能测试、接口测试、边界测试、容量测试、余量测试、覆盖率测试、强度测试、安全性测试、可靠性测试、数据处理测试等。与其它软件不同的是,航天软件由于其特殊的可靠性和安全性要求,更加注重

性能测试、安全性测试和可靠性测试^[11-12],利用传统的缺陷分类方法无法针对这种特殊需求的测试方法进行缺陷预测,而利用本文提出的分类方法所得到的预测结果会较为明确地指出在测试过程中每种测试方法可能测试出的缺陷情况,这对于测试人员制定测试计划和评估测试结果具有很高的实用价值和指导意义。

2.2 模型的构建

在似然关系模型中,一个很大的改进是引进了类的概念,可以把类看作是拥有相同属性,但属性值不同的实例集合,这使得模型可以用于类中的任何实例对象。这个实例可以是实体(实体类),也可以是一种关系(关系类)。作为对贝叶斯网络中变量概念的补充,似然关系模型可以把类作为关系骨架的节点,节点之间的联系是通过各自相关的属性产生的,这跟数据库中外键的概念是一致的,因此,似然关系模型能够记录和分析多属性实体之间的因果关系。

本文将似然关系模型应用于航天软件,构建关于软件缺陷的类关系,如图 1 所示。其中软件、开发人员和测试人员为实体类,测试为关系类。

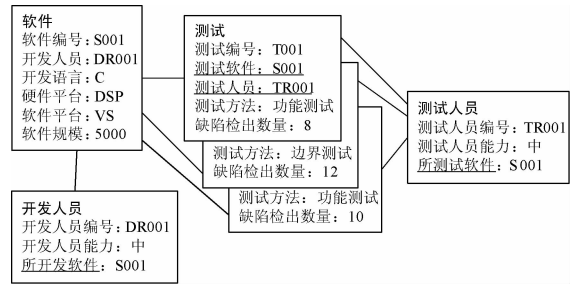


图 2 软件缺陷类关系实例

Fig. 2 Instances of class relationship for software defect

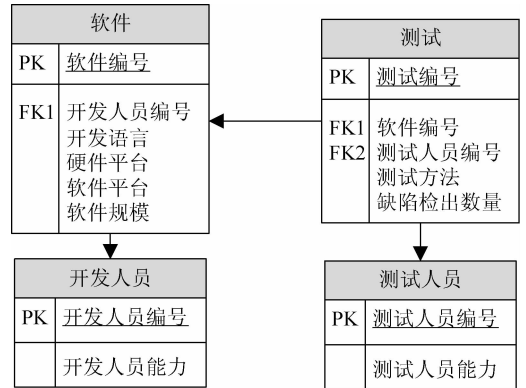


图 3 软件缺陷数据库的关系模式

Fig. 3 Relationship pattern of software defect database

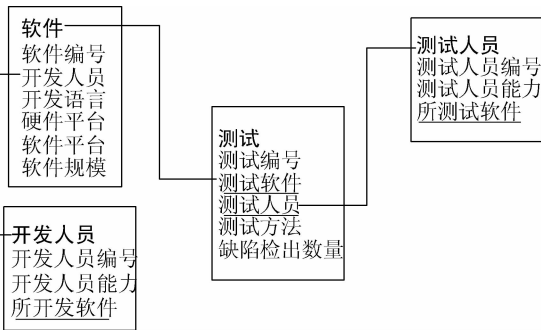


图 1 软件缺陷类关系图

Fig. 1 Class diagram of software defect

图 2 为软件缺陷类关系实例。将一个软件的测试过程,按照测试方法分类成若干个子类来细化预测结果,从而对软件测试过程给出更有指向性的指导。这种类与关系的实例在数据库中以表及外键的形式进行存储。

图 3 为软件缺陷数据库的关系模式,其中开发人员表、软件表和测试人员表代表实体类,测试表代表关系类。软件类的表示为软件属性,该类包含一系列描述性属性,并且通过开发人员编号与开发人员类相联系。其它类也按照上述方式彼此联系。

2.3 数据的预处理

2.3.1 人员能力的定义与计算方法

(1) 开发人员能力

设某开发人员开发的某软件被某种测试方法测试出的缺陷总数为 D_{DS} ,被该种测试方法测试的代码总行数(千行代码)为 C_{CS} ,则面向测试方法的开发人员的缺陷率 DBRS 可以表示为:

$$DBRS = \frac{D_{DS}}{C_{CS}} \quad (1)$$

(2) 测试人员能力

设某测试人员用某种测试方法测试出某软件的缺陷总数为 T_{DS} ,用该种测试方法测试的该软件代码总行数(千行代码)为 C_{CS} ,则面向测试方法的测试人员能力的度量 TES 可表示为:

$$TES = \frac{T_{DS}}{C_{CS}} \quad (2)$$

2.3.2 缺陷数量特征的定义与计算方法

设软件通过某种测试方法被测试出的缺陷的总数为 N_{DS} ,用该种测试方法测试的该软件的代码总行数(千行代码)为 C_C ,则面向测试方法的软件缺陷密度 DDS 可表示为:

$$DDS = \frac{N_{DS}}{C_c} \quad (3)$$

2.3.3 数据的泛化

数据的泛化方法主要有阈值方法和聚类方法。而通过统计方法来预测软件缺陷的分布情况需要对历史数据进行符合其实际分布情况的分类。在这种情况下,聚类方法显然要比阈值方法更适用。本文使用 k-均值聚类方法来对数据进行泛化处理。

2.4 模型 PRM_METHOD 的结构

模型的结构就是模型中各类之间的属性依赖关系。在软件缺陷预测过程中,影响软件缺陷分布和数量的因素有开发人员的能力、软件客观属性以及测试方法等因素。而可能被发现的软件缺陷数量则受到软件总缺陷数量、测试方法和测试人员能力的制约。模型 PRM_METHOD 的类依赖关系如图 4 所示。

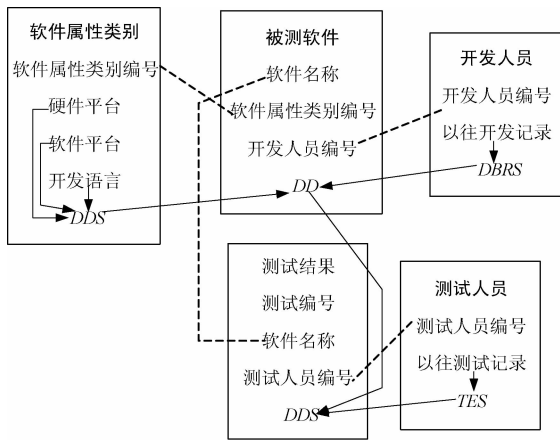


图 4 模型 PRM_METHOD 的类依赖关系

Fig. 4 Class dependence of PRM_METHOD model

在图 4 中,正体字表示确定性属性,斜体字表示不确定性属性,虚线表示实体类之间的关系,箭头表示属性间的概率依赖。不难看出模型中的依赖关系为:软件测试的结果是受软件潜在缺陷情况和测试人员能力影响的,其中软件潜在缺陷情况又受软件自身属性和开发人员能力的影响,某个属性类别软件的缺陷情况受其硬件平台、软件平台等客观属性的制约。

2.5 模型 PRM_METHOD 的学习过程

在似然关系模型 Ω 中,对于一个类 X 和某个描述属性 $X.A \in A(X)$,都存在一个父节点集合 $Pa(X.A) = \{U_1, U_2, \dots, U_n\}$,其中,每个 U_i 为

$X.B$ 或 $\omega(X.ch.B)$, ch 是关系表间的引用链,由若干个相关联的引用链构成, ω 为聚集函数。 $p_{\Omega}(X.A | Pa(x.A))$ 是属性 $X.A$ 的条件概率表。这时概率关系模型 Ω 在关系骨架 R 上的概率分布如公式(4)所示。

$$P(L | F, \Omega) = \prod_{X \in O_F} \prod_{X.A \in A(X)} P(x.A | Pa(x.A)) \quad (4)$$

模型 PRM_METHOD 的学习过程主要是基于其依赖结构 (PRM 的关系骨架 R) 通过对训练数据集的分析来学习似然度量 θ_R 的过程^[13]。

对于一个由被测软件、测试人员和开发人员组成的测试实例,软件缺陷预测工作过程如下:在一次测试中,先找到与被测软件具有相同软件属性的一类软件集合,再通过开发(测试)人员对该类软件以往的开发(测试)记录来分析出本次测试工作的可能结果。

由于软件测试过程中需要使用不同的方法对软件进行测试,因此可以将预测问题分解为对每种测试方法所得结果的预测。对软件集合 S 中某一软件 S_i 使用某测试方法 M_i 进行测试可能发现问题的预测过程是:

(1) 找到训练数据集中与被测软件 S_i 具有相同属性的软件集合,对这些软件在测试方法 M_i 下的测试结果数据集求 DDS 后进行聚类分析,得出符合其数据分布的测试方法 M_i 的分类结果 M_i^c 。

对于数据集的分类操作,本文使用 k-均值聚类方法,其目的是将数据按照接近其自然分布情况的方式进行分类。但这也存在一个问题, k-均值聚类的结果是 k 个子集合,每个子集合的边界就是该子集合中的最大值和最小值。由于 k-均值聚类方法结果的独立性,是不存在同时属于 2 个聚类的元素的,所以相邻的 2 个子集合的值域之间会产生“缝隙”,这种“缝隙”会影响到结果的准确性,因为根据模型的定义,其预测结果是以聚类空间的值域进行表示的,而事实上测试结果取值在缝隙上是完全可能的,为了克服这一缺点,本文对 k-均值聚类方法进行了改进,提出基于弥合数据缝隙的 k-均值聚类方法:

设相邻的 2 个子集合 A 和 B ,其中集合 A 的取值比集合 B 的取值小,2 个子集合的值域分别为 $Range_A = [Min_A, Max_A]$ 和 $Range_B = [Min_B, Max_B]$,所含元素数分别为 $Count_A$ 和 $Count_B$,则

有 2 个子集合的元素密度:

$$\rho_A = \frac{Count_A}{Max_A - Min_A}, \tag{5}$$

$$\rho_B = \frac{Count_B}{Max_B - Min_B}. \tag{6}$$

进而可以将 2 个子集合的“缝隙”通过基于元素密度分配的方式弥合,得到新的值域:

$$Range_A = [Min_A, Max_A + \frac{(Min_B - Max_A) \times \rho_A}{\rho_A + \rho_B}], \tag{7}$$

$$Range_B = [Min_B + \frac{(Min_B - Max_A) \times \rho_B}{\rho_A + \rho_B}, Max_B]. \tag{8}$$

(2)通过对开发(测试)人员在以往工作中开发(测试)过的同类软件的测试结果分别进行分析,得出开发人员的 DBRS 集合 DBRS[]和测试人员的 TES 集合 TES[],如图 5 所示:

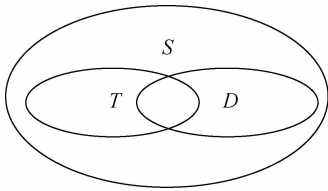


图 5 开发(测试)人员开发(测试)过的软件集合
Fig. 5 Software sets developed(tested) by developers(testers)

其中,大的椭圆形区域 S 代表了与软件 S_i 具有相同属性的软件集合,椭圆区域 T 和 D 分别代表某一个测试人员测试过的该类软件的集合和某一个开发人员开发过的该类软件的集合。

(3)根据开发人员的 DBRS[]和测试人员的 TES[]在经过聚类处理后的 M_i 上的分布情况来确定模型的似然度量 θ_R ,也就是计算似然关系模型中缺陷节点的条件概率分布(CPD)。

2.6 模型 PRM_METHOD 的预测过程

根据模型 PRM_METHOD 的网络结构的描述,可以看出,影响软件缺陷分布的因素(父节点)主要有三个:一是开发人员之前开发与被测软件有相同自身属性的软件的缺陷情况,二是测试人员之前测试与被测软件有相同自身属性的软件的测试情况,三是与被测软件有相同自身属性的软件的缺陷情况。在经过模型的参数学习过程后,可以得到基于以上 3 个父节点软件测试结果节点的 CPD。再根据公式 4 进行计算,可以得到软件

测试结果节点各个取值的概率分布,其中概率值高的就是预测结果。

模型 PRM_METHOD 的算法流程图见图 6。

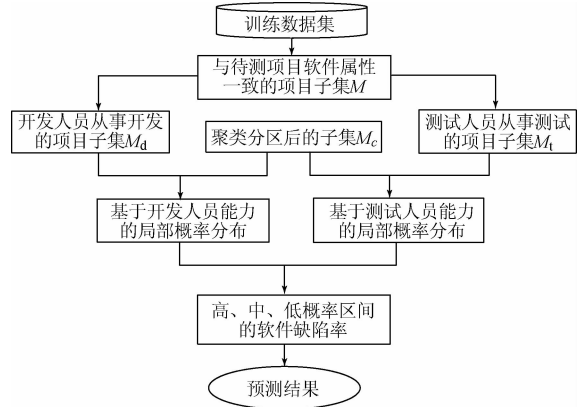


图 6 模型 PRM_METHOD 的算法流程图
Fig. 6 Flowchart of PRM_METHOD algorithm

3 实验结果

3.1 实例验证

本文利用实际测试工作中产生的历史数据作为实验训练集和验证集。其中包括针对航天型号软件测试的结果记录 1 000 余条,记录中包含软件编号、软件类别、开发人员、测试人员以及各种测试方法测试出的缺陷结果等信息。本文将该数据集分为包含 950 条记录的训练集和 50 条记录的验证集。

使用基于似然关系模型的航天软件缺陷预测模型 PRM_METHOD 对某航天型号项目软件 Example 进行缺陷预测,该预测工作实例如表 1 所示:

表 1 预测工作实例

Tab. 1 Predict instance Example

Attribute	Value
SoftWareID	S_376
SoftWareTYPE	8086+WAVE6000+汇编
DeveloperID	DR003
TesterID	TR003

如表 1 所示,Example 实例中编号为 S_376

的被测软件是应用在 8086 单片机上的汇编语言软件,开发软件为南京伟福的 WAVE6000,开发人员编号 DR003,测试人员编号 TR003。这里以性能测试为例说明预测的具体过程:

首先,程序在数据库中找出所有与软件 S₃₇₆ 类型相同的软件测试记录集合,并得到这个集合中所有实例的性能测试结果 DDS 集合 M ,然后用聚类方法对其进行泛化。通过聚类和弥合数据缝隙处理, M 中共有元素 164 个,分布区间为 $[0.207, 0.898]$ 。使用改进的 k -均值聚类算法,经过 5 次迭代计算,将 M 分成 3 个区间:集合 M_1 包含 40 个元素,其值域为 $(0.207, 0.417)$;集合 M_2 包含 66 个元素,其值域为 $(0.417, 0.669)$;集合 M_3 包含 58 个元素,其值域为 $(0.669, 0.898)$ 。

可见,该类软件在以往测试中,性能测试检出的缺陷密度都集中在中等和偏高的取值上,其低缺陷密度的比例为 24%,中缺陷密度的比例为 40%,高缺陷密度的比例为 36%。

接下来,统计开发人员 DR003 和测试人员 TR003 在对同类软件开发测试过程中的历史数据,得到开发人员 DBRS 集合与测试人员 TES 集合在聚类后的 DDS 集合 M 上的分布情况,也就是在模型中分别求得该类软件性能测试缺陷节点对于 DR003 和 TR003 的条件概率表 CPD,如表 2 所示。

表 2 条件概率表 CPD

Tab. 2 Conditional Probability Table (CPD)

	DR003	TR003
M_1	0.73	0.85
M_2	0.10	0.15
M_3	0.17	0.00

最后,分别计算各个 DDS 子集合的概率值,并将概率最大的集合的值域作为预测结果,在这里区间 M_1 概率最高,则 $(0.207, 0.417)$ 为预测结果。而 Example 的实际性能测试发现的缺陷密度为 0.363,在预测结果区间之内,显然预测是正确的。

按照上述方法依次对各个测试方法的测试结果进行预测,最终得到完整的预测结果,见表 3。

表 3 实例 Example 的预测结果

Tab. 3 Prediction result of Example

测试方法	预测结果	测试方法	预测结果
文档审查	(0.219, 1.897)	静态分析	(0.107, 0.851)
代码审查	(0.211, 0.843)	代码走查	(2.011, 3.551)
功能测试	(4.026, 7.153)	性能测试	(0.207, 0.417)
接口测试	(2.018, 3.717)	边界测试	(0.217, 0.887)
容量测试	(0.05, 0.177)	余量测试	(0.15, 0.281)
强度测试	(0.203, 0.363)	安全性测试	(0.102, 0.222)
可靠性测试	(0.051, 0.169)	数据处理测试	(0.051, 1.004)
覆盖率测试	(0.054, 0.193)	——	——

3.2 实验结果

本文对平均绝对偏差(MAE)进行改进,定义针对划分式结论的度量函数 MAE_p 以作为评价所提出模型的一种度量标准:

$$MAE_p = \frac{\sum_{i=1}^N X_i}{N}. \quad (9)$$

其中,当软件在测试方法 i 下检出缺陷密度在预测结果区间之内时 x 为 0,否则 x 为 1。显然, MAE_p 的值域为 $[0, 1]$,取值越低,说明预测结果越准确。使用公式(9)对验证集中的 50 条记录分别进行计算得到 MAE_p ,其分布情况如图 7 所示。

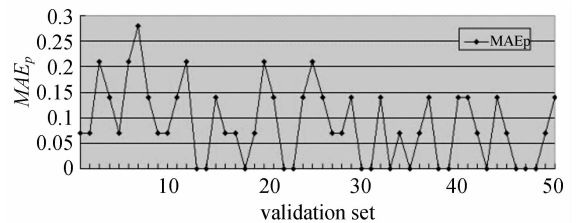


图 7 验证集预测结果的 MAE_p 分布

Fig. 7 MAE_p distribution of predict results of verification set

从图 7 中可以看出验证集中的记录与预测结果的 MAE_p 普遍低于 0.21,也就是说,对于每一个测试实例,模型对 15 种测试方法结果的预测错误普遍少于 3 个。

为了更好地描述预测结果的准确性,本文提出平均绝对偏差均值 MAE_{AVG-P} :

$$MAE_{AVG-P} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n MAE_p^i. \quad (10)$$

其中, MAE_p^i 是模型对验证集 N 中第 i 条数据预测结果的平均绝对偏差。可见, 平均绝对偏差均值可以量化的描述模型预测结果的准确性。使用公式(10)对验证集中的 50 条记录计算得出的平均绝对偏差均值 MAE_{AVG-P} 为 0.086 8, 即模型 PRM_METHOD 的预测精度为 0.913 2, 可见该模型具有良好的准确性。

4 结 论

立足于似然关系模型理论, 本文从软件测试方法的角度对航天软件缺陷的预测问题进行了研

究, 提出了基于似然关系模型的航天软件缺陷预测模型 PRM_METHOD。介绍了该模型的理论依据, 定义了数据的预处理过程, 描述了模型的结构、学习过程以及预测过程, 并针对数据集分类操作中使用的聚类方法进行了改进, 提出了基于弥合数据缝隙的 k -均值聚类方法, 最后以某航天型号软件为例验证了该模型的实现过程。采用实际测试工作中产生的历史数据对模型进行了实验验证, 结果表明模型的预测精度为 0.913 2, 证明其对于航天软件缺陷预测问题具有较好的预测精度。下一步工作将继续优化数据的聚类过程, 以提高模型的预测质量。

参考文献:

- [1] 王俊杰, 沈湘衡, 张波, 等. 环境参数与状态参数融合的测试用例集约简方法[J]. 光学精密工程, 2009, 17(7): 1678-1685.
WANG J J, SHENG X H, ZHANG B, *et al.*. Optimal test suite generation methods based on the fusion of environment and state parameter [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2009, 17(7): 1678-1685. (in Chinese)
- [2] CHEN Y, SHENG X H, DU P, *et al.*. Research on software defect prediction based on data mining [C]. *the 2nd International Conference on Computer and Automation Engineering (ICCAE)*, 2010.
- [3] 王青, 伍书剑, 李明树. 软件缺陷预测技术[J]. 软件学报, 2008, 9(7): 1565-1580.
WANG Q, WU SH J, LI M SH. Software defect prediction [J]. *Journal of Software*, 2008, 9(7): 1565-1580. (in Chinese)
- [4] KUHN D R, WALLACE D R, GALLO A M. Software fault interactions and implications for software testing [J]. *IEEE Transactions on Software Engineering*, 2004, 30(6): 418-421.
- [5] GETOOR L, FRIEDMAN N, KOLLER D, *et al.*. Learning probabilistic models of relational structure [C]. *the Eighteenth International Conference on Machine Learning*, 2001.
- [6] GETOOR L, MIHALKOVA L. Exploiting statistical and relational information on the web and in social media [C]. *In Proceedings of the fourth ACM International Conference on Web Search and Data Mining (WSDM '11)*, 2011: 9-10.
- [7] 高滢, 齐红, 刘杰, 等. 结合似然关系模型和用户等级的协同过滤推荐算法[J]. 计算机研究与发展, 2008, 45(9): 1463-1469.
GAO J, QI H, LIU J, *et al.*. A collaborative filtering recommendation algorithm combining probabilistic relational models and user grade [J]. *Journal of Computer Research and Development*, 2008, 45(9): 1463-1469. (in Chinese)
- [8] LESSMANN S, BAESSENS B, MUES C, *et al.*. Benchmarking classification models for software defect prediction: a proposed framework and novel findings [J]. *IEEE Transactions on Software Engineering*, 2008, 34(4): 485-496.
- [9] 刘海, 郝克刚. 软件缺陷数据的分析方法及其实现[J]. 计算机科学, 2008, 8: 262-264.
LIU H, HAO K G. Method of software defect data analysis and its implementation [J]. *Computer Science*, 2008, 8: 262-264. (in Chinese)
- [10] CARD D N. Managing software quality with defects [C]. *Computer Software and Applications Conference, COMPSAC 2002, Proceedings 26th Annual International*, 2002: 472-474.
- [11] 魏颖, 张波, 李丽, 等. 基于体系结构的软件可靠性评估[J]. 光学精密工程, 2010, 18(2): 485-490.
WEI Y, ZHANG B, LI L, *et al.*. Architecture-based software reliability evaluation [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2010, 18(2): 485-490. (in Chinese)
- [12] 胡君, 王栋. 空间相机地面实时动态集成测试技术[J]. 光学精密工程, 2011, 19(9): 2177-2185.
HU J, WANG D. Real-time dynamic integration detection technology of space camera on the ground [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2011, 19(9): 2177-

2185. (in Chinese)

- [13] CHEN Y, SHENG X H, DU P, *et al.*. A software defect prediction algorithm based on probabi-

listic relational models [C]. *IEEE International Conference on Intelligent Computing and Intelligent Systems (ICIS)*, 2011.

作者简介:



陈媛(1981—),女,吉林长春人,博士,助理研究员,2012年于中国科学院研究生院获得博士学位,主要从事软件测试方面的研究。E-mail: chris_chen226@163.com



王安邦(1987—),男,山东临沂人,硕士,研究实习员,2011年于中国科学院研究生院获得硕士学位,主要从事软件测试方面的研究。E-mail: anbang369@gmail.com



沈湘衡(1952—),男,湖南衡阳人,博士生导师,研究员,1977年于吉林工业大学获得学士学位,主要从事光电测量设备精密检测技术和方法的研究。E-mail: shenxiangheng@yahoo.com.cn



宋元章(1986—),男,山东寿光人,硕士,研究实习员,2011年于吉林大学获得硕士学位,主要从事软件测试、分布式计算相关研究。E-mail: songyuanzhang@163.com

(版权所有 未经许可 不得转载)