

基于 SVR 的军用装备软件可靠性模型研究

马振宇¹, 张 威¹, 吴 伟², 刘福胜¹, 高 飞³

(1 装甲兵工程学院, 北京 100072; 2 北京特种车辆研究所, 北京 100072;

3 中国人民解放军 95942 部队, 湖北 武汉 430300)

摘 要: 在软件可靠性建模时, 有效的提高可靠性的预测精度, 对于指导可靠性测试, 提高军用装备软件可靠性具有十分重要的作用. 从特种车辆软件测评中心收集了相关数据, 将支持向量回归算法应用到军用装备软件的可靠性模型中, 并与 13 种其他机器学习算法模型进行比较. 结果表明 SVR 算法提高了军用软件可靠性预测准确率, 分别在均方根误差、平均绝对误差、相对平方根误差、相对绝对误差这四个方面体现出来.

关键词: 可靠性测试; 缺陷密度; SVR; 可靠性预测

中图分类号: TP311.5

文献标识码: A

文章编号: 1000-7180(2018)07-0072-06

Research on Military Equipment Software Reliability Model Based on SVR

MA Zhen-yu¹, ZHANG Wei¹, WU Wei², LIU Fu-sheng¹, GAO Fei³

(1 Academy of Armored Force Engineering, Beijing 100072, China; 2 Beijing Special Vehicle
Research Institute, Beijing 100072, China; 3 Unit 95942 of PLA, Wuhan 430300, China)

Abstract: In the process of software reliability modeling, it is very important to effectively improve the prediction accuracy of reliability, which can guide the reliability test and improve the reliability of military equipment software. Related data is collected from Special Vehicles Software Assessment Center. It applies support vector regression to military equipment software reliability model and compare to other machine learning algorithms model. The result illustrates that the SVR algorithm can improve the accuracy of military software reliability prediction, which is reflected in the following four aspects: root mean square error, mean absolute error, root relative square error, relative absolute error.

Key words: reliability testing; defect density; SVR; reliability prediction

1 引言

对军用装备软件^[1]进行可靠性测试^[2], 其目的在于当装备软件投入部队使用时, 能够保证软件使用的可靠性^[3-4]. 然而精准的预测软件可靠性, 可以确保软件自身的可靠性达标. 因此有效的可靠性预测对于可靠性工作无疑是起到非常关键的指导作用.

本文采用可靠性测试数据进行相关性分析, 进而选择相关性较大的可靠性测试数据作为数据输入. 由于 SVR 算法在处理小样本、非线性及高维模

式识别里体现出很多独有的优点. 该方法是建立在统计学习理论的 VC 维理论和结构风险最小原理基础上的, 根据有限的样本信息在模型的复杂性和学习能力之间寻求最佳折衷, 以求获得最好的预测能力. 所以本文采用支持向量回归的方法来建立软件可靠性预测模型^[5-7], 预期得到更好的预测效果.

2 支持向量回归模型

2.1 支持向量回归算法

支持向量机^[8]本身是针对经典的二分类问题提出的, 也就是目标样本为有限集的情形, 如果目标样

本为连续值(不可数),则演化出支持向量回归(Support Vector Regression)^[9]的概念,它是SVM^[10]在函数回归领域的应用。

Scholkopf 开发了 ϵ -SVR 模型^[11],并对其进行了改进,提出了一种 ν -SVR 模型,该模型可以使 ϵ 自动最小化,并且可以根据数据集调整精度级别。本文使用 ν -SVR 模型来预测软件可靠性,它使用参数 $\nu \in (0, 1]$ 来控制支持向量的数量,解决如下问题:

$$\min_{\omega, b, \xi, \xi^*, \epsilon} \frac{1}{2} \omega^T \omega + C(\nu \epsilon + \frac{1}{l} \sum (\xi_i + \xi_i^*))$$

$$\begin{aligned} & (\omega^T \varphi(x_i) + b) - z_i \leq \epsilon + \xi_i \\ & z_i - (\omega^T \varphi(x_i) + b) \leq \epsilon + \xi_i^* \end{aligned} \quad (1)$$

$$\xi_i, \xi_i^* \geq 0, i = 1, \dots, l, \epsilon \geq 0$$

对偶问题为:

$$\min_{\alpha, \alpha^*} \frac{1}{2} (\alpha - \alpha^*)^T Q (\alpha - \alpha^*) + z^T (\alpha - \alpha^*)$$

$$\begin{aligned} & e^T (\alpha - \alpha^*) = 0, \quad e^T (\alpha + \alpha^*) \leq C\nu \\ & 0 \leq \alpha_i, \alpha_i^* \leq C/l, \quad i = 1, \dots, l \end{aligned} \quad (2)$$

$$0 \leq \alpha_i, \alpha_i^* \leq C/l, \quad i = 1, \dots, l$$

逼近函数为:

$$\sum (-\alpha_i + \alpha_i^*) K(x_i, x) + b \quad (3)$$

经过一段时间,Chang 和 Lin 错误!未找到引用源。提出不等式 $e^T (\alpha + \alpha^*) \leq C\nu$ 可以用一个等式来替代,他们将用户指定的规则化参数作为 C/l ,用 $\bar{C} = C/l$ 来表示,这样对偶问题变为:

$$\min_{\alpha, \alpha^*} \frac{1}{2} (\alpha - \alpha^*)^T Q (\alpha - \alpha^*) + z^T (\alpha - \alpha^*)$$

$$\begin{aligned} & e^T (\alpha - \alpha^*) = 0, e^T (\alpha + \alpha^*) \leq \bar{C}l \\ & 0 \leq \alpha_i, \alpha_i^* \leq \bar{C}, \quad i = 1, \dots, l. \end{aligned} \quad (4)$$

$$0 \leq \alpha_i, \alpha_i^* \leq \bar{C}, \quad i = 1, \dots, l.$$

2.2 参数选择介绍

在 SVR 的算法里含有 15 种参数,用来对算法进行调试,预期得到最理想的答案。本文列举出七种对算法调试起到较大影响的参数,其中包括两个最核心参数,也是最基本的参数,即 $-s$ 、 $-t$ 。因此本文通过调试这两个核心参数,进行实验结果分析。

$-s$ 为使用机器学习的种类。当取 0、1、2 时表示分类算法,当取 3、4 时表示回归算法,本文是采用 SVR 算法进行软件可靠性预测,其是一种回归算法,因此参数只能从 3、4 里选择。为了使文章更具说服力,实验结果更全面,所以选择参数值 3、4 分别进

行实验分析。

$-t$ 表示函数里常用的核函数。核函数是 SVR 算法里的核心内容,它能够使低维转到高维,使得低维里不能线性分类的数据可以在高维线性分类。但是将低维里的向量集映射到高维使计算量大幅提升,而引入的核函数能够很好地处理这个问题。选择合适的核函数,就能够获得高维环境的分类函数。 $-t$ 的取值分别为 0、1、2,同样为了实验结果不失一般性,本文选取所有参数值进行实验分析。

当取 0 时表示线性核函数:

$$K(x_i, x_j) = (x_i \cdot x_j) \quad (5)$$

当取 1 时表示多项式核函数:

$$K(x_i, x_j) = ((x_i \cdot x_j) + C)^d, c \geq 0 \quad (6)$$

当取 2 时表示 RBF 核函数:

$$K(x_i, x_j) = \exp\left(-\frac{\|x_i - x_j\|^2}{\sigma^2}\right) \quad (7)$$

$-r$ 代表核函数的参数值,一般默认值为 0。

$-c$ 是选择分类还是回归的参数。

$-v$ n 代表 n 折交叉试验验证法。

$-d$ 代表核函数的深度,一般默认值为 3。

$-m$ 代表文档所需的存储空间。

2.3 模型参数优化方法

参数优化选择具体步骤如图 1 所示。

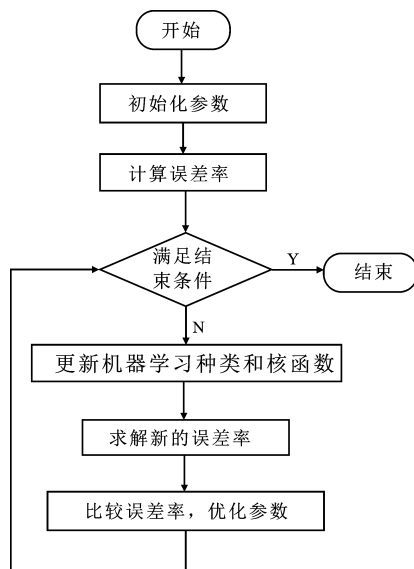


图 1 参数优化实现过程

第一步:对机器学习种类和核函数种类进行初始化。设定参数 $-s = 3$ 、 $-t = 0$ 。

第二步:在参数初始化的条件下,基于 SVR 和训练集建立军用装备软件的可靠性预测模型,通过初始化得到的第一组输出变量(预测值),与自身对

应的真实值作对比分析,计算存在的误差率。

第三步:根据机器学习种类^[12]和核函数种类更新训练时选择的参数值。

第四步:使用更新后的参数值,并使用相同输入变量进行初始化,得到新的输出变量,重新计算新的预测值与真实值之间的误差率。

第五步:比较误差率的大小,将新计算得到的误差率与上一次的误差率进行对比,假如新的误差率比上一次的误差率要更小,就把新的误差率对应的参数记录下来,否则不进行替换。

第六步:判断该方法的终止条件,如果迭代次数达到最初设定的最大迭代次数或者预测误差率为0,立刻终止迭代。否则返回第三步,继续进行运算。

3 基于支持向量回归的军用装备软件可靠性模型

本文将军用装备软件可靠性测试数据矩阵 X 和预测比对数据矩阵 Y 作为模型的输入,然后进行可靠性模型的建立,建模过程共包括 7 个步骤,如图 2 所示。

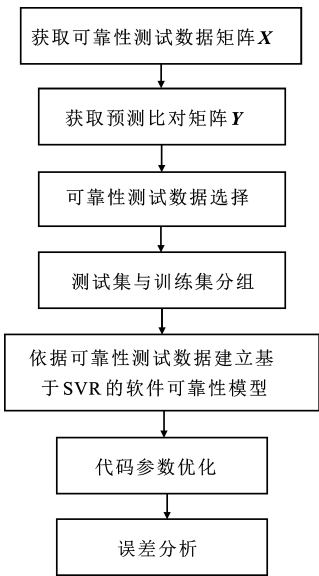


图 2 军用装备软件的可靠性模型

第一步:获取可靠性测试数据矩阵 X 。根据特种车辆软件测评中心实测的 65 个软件,从测试文档中提取可靠性测试数据,形成 $n \times m$ 维的可靠性测试数据矩阵 X ,其中 n 为软件数量, m 为可靠性测试数据数量。

第二步:获取预测比对数据矩阵 Y 。由于缺陷密度与软件的可靠性有着直接的关系,因此本文选用缺陷密度作为可靠性的度量,构成预测比对数据矩

阵 Y 。软件缺陷密度由缺陷数量 N 除以有效代码行数 KLOC,有效代码行数可以通过 Logiscope 静态分析工具自动度量,缺陷数量通过可靠性测试小组执行规范的可靠性测试获得,由此形成预测比对数据矩阵 Y 。

第三步:可靠性测试数据选择。对可靠性测试数据矩阵 X 中的 m 个向量,分别与预测比对数据矩阵 Y 进行相关性分析^[13],得出 10 个相关系数,通过 Spearman 相关系数进行分析,选择中等相关以上的可靠性测试数据来构建预测模型。

第四步:测试集与训练组分组。训练集数据用于训练学习、创建预测模型。测试集数据用于测试模型预测效果。这两个数据集必须保证独立性。分组时一般使用 7—3 原则,即训练集与测试集之间的比例为 7:3。将矩阵 X 和矩阵 Y 进行划分,其中 7 份作为训练集,3 份作为测试集。本文取全部数据集的后 45 组数据作为训练集,前 20 组数据作为测试集。

第五步:基于 SVR 建立军用装备软件的可靠性模型。在 Matlab R2012a 平台上,将训练集作为输入值,代入基于 SVR 算法建立的软件可靠性模型中,同时确定参数 $-s=3$ 、 $-t=0$ 。

第六步:代码参数优化。通过本文提出的代码参数优化方法,得到最好的预测效果,并记录下与此对应的参数值。

第七步:实验结果误差分析。利用第三步经过相关性分析后选择的可靠性测试数据、第四步训练集与测试集的分组、第五步建立的模型以及第六步对算法代码参数的优化,对测试集进行预测,并通过比较预测值与实际值之间存在的误差率,以此为依据分析软件可靠性的预测效果。

4 实验结果与分析

4.1 数据来源

为更好地开展军用装备软件的可靠性测试这项工作,首先测试员应当构建可靠性测试数据集,然后统计缺陷个数,最后根据缺陷严重程度进行分类。本文从特种车辆软件测评中心收集软件测评结果,得到 65 组可靠性测试数据集。通过统计《测试大纲》,我们得到软件类型、代码行、测试项;通过统计《测试说明》,我们得到测试用例;通过统计《原始记录》,我们得到通过用例和未通过用例;通过统计《问题报告》,我们得到严重问题、重要问题、一般问题、建议问题、问题统计。

4.2 实验设置

(1)从数据集中选出 10 个可靠性测试数据,将这 10 个可靠性测试数据分别和预测比对数据矩阵 $\mathbf{Y}$ 进行相关性分析,依次得到各自的相关系数为 0.3946、0.4864、0.5689、0.01514、0.0183、0.1273、0.3139、0.2754、0.2379、0.3018. 选取相关系数大与 0.4 的可靠性测试数据作为本文的可靠性测试数据,即测试项和测试用例^[6]两个可靠性测试数据.

表 1 可靠性测试数据矩阵 $\mathbf{X}$

序号	测试项 /个	测试用例 /个	序号	测试项 /个	测试用例 /个	序号	测试项 /个	测试用例 /个	序号	测试项 /个	测试用例 /个
1	42	58	18	36	44	35	28	63	52	48	228
2	28	51	19	27	40	36	22	33	53	38	794
3	22	27	20	93	93	37	23	40	54	93	140
4	53	65	21	18	18	38	22	50	55	35	35
5	67	93	22	10	24	39	10	14	56	15	24
6	44	80	23	13	20	40	12	17	57	9	10
7	40	50	24	17	87	41	62	87	58	24	62
8	26	44	25	26	76	42	10	10	59	71	71
9	13	17	26	13	61	43	17	22	60	8	8
10	18	22	27	22	32	44	13	12	61	7	7
11	15	19	28	17	39	45	71	116	62	18	18
12	28	32	29	7	23	46	26	52	63	12	19
13	47	78	30	11	52	47	62	64	64	6	6
14	20	25	31	9	29	48	47	85	65	25	35
15	11	13	32	13	29	49	73	615			
16	14	19	33	13	36	50	162	440			
17	32	38	34	16	32	51	93	984			

表 2 预测比对数据矩阵 $\mathbf{Y}$

序号	缺陷密度	序号	缺陷密度	序号	缺陷密度	序号	缺陷密度	序号	缺陷密度	序号	缺陷密度
1	0.687 7	12	0.377 8	23	0.023	34	0.065 8	45	1.670 3	56	11.05
2	0.401 5	13	0.532 8	24	0.180 4	35	0.037 4	46	0.525 3	57	2.794 3
3	0.126 6	14	1.301 8	25	0.095 2	36	0.004 6	47	0.904 6	58	2.413 2
4	1.295 5	15	2.952	26	0.159 7	37	0.009 9	48	1.152 5	59	488.372
5	0.952 9	16	0.247 4	27	0.053 6	38	0.023 4	49	1.047	60	0.677 5
6	0.759 6	17	2.617 8	28	0.125 7	39	0.778 5	50	0.400 7	61	0.235 3
7	0.516 9	18	0.100 1	29	0.043	40	0.705 4	51	1.206 3	62	0.727 8
8	0.503 3	19	4.424 8	30	0.132 4	41	0.414 6	52	5.039 9	63	0.709 8
9	0.146 6	20	0.657 7	31	0.027 6	42	2.307 7	53	2.674 9	64	1.333 3
10	0.061 7	21	0.098 2	32	0.036 3	43	0.368 4	54	1.629 2	65	34.444
11	1.649 5	22	0.061 1	33	0.060 4	44	0.4	55	0.193 7		

4.3 评价指标

对一个模型进行数值预测评估,可以用于评估数值预测成功与否. 预测的效果需要通过一些分析

(2)从得到的 65 组数据集中随机抽样,取出 45 组数据作为实验训练数据集,剩下 20 组作为测试数据集. 形成可靠性测试数据矩阵 $\mathbf{X}$ (表 1)和预测比对数据矩阵 $\mathbf{Y}$ (表 2).

(3)把随机分好的数据带入模型进行输入,在 Matlab R2012a 平台上对军用软件的可靠性模型进行预测.

性指标进行衡量才有意义. 本文选用四种常见评价指标,作为软件可靠性模型预测结果好坏的评价指标. 其中公式里的 p 为预测值, a 为实际值.

均方误差：

$$\sqrt{\frac{(p_1 - a_1)^2 + \cdots + (p_n - a_n)^2}{(a_1 - \bar{a})^2 + \cdots + (a_n - \bar{a})^2}}$$

平均绝对误差：

$$\frac{|p_1 - a_1| + \cdots + |p_n - a_n|}{n}$$

相对平方根误差：

$$\frac{(p_1 - a_1)^2 + \cdots + (p_n - a_n)^2}{(a_1 - \bar{a})^2 + \cdots + (a_n - \bar{a})^2}$$

其中 $\bar{a} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n a_i$

相对绝对误差：

$$\frac{|p_1 - a_1| + \cdots + |p_n - a_n|}{|a_1 - \bar{a}| + \cdots + |a_n - \bar{a}|}$$

4.4 结果分析

首先在 Matlab R2012a 这个平台上, 本文将已经分好的训练集和测试集作为模型的输入值, 基于 SVR 算法, 通过优化相关参数, 得到预测值, 然后计算与真实值之间的均方根误差、平均绝对误差、相对平方根误差和相对绝对误差值, 得到结果, 如表 3 所示. 然后选择相同的训练集和测试集作为输入值, 使用 Weka 3. 6 这个工具中的机器学习模型进行预测, 得出相应的预测数据集, 计算每种机器学习算法模型在评价指标下的结果. 最后计算所有参数组合的评价指标平均值并与各个机器学习算法进行对比分析. 得到图 3、图 4、图 5、图 6.

表 3 SVR 评价指标

参数	均方根 误差	平均绝 对误差	相对平方 根误差	相对绝 对误差
-s=3 -t=0	1. 125	0. 700 9	1. 022 3	0. 860 3
-s=3 -t=1	3. 222 1	3. 028 5	2. 92 8	3. 717 2
-s=3 -t=2	1. 132 7	0. 708 8	1. 029 4	0. 87
-s=4 -t=0	1. 193 5	0. 704 5	1. 084 6	0. 864 7
-s=4 -t=1	1. 426 1	1. 329 4	1. 295 9	1. 631 7
-s=4 -t=2	1. 125	0. 716 1	1. 022 3	0. 879
平均值	1. 562 2	1. 198	1. 419 7	1. 470 5

从图 3、图 4、图 5 和图 6 可以综合看出, 本文提出 SVR 方法在基于可靠性测试数据的军用装备软件可靠性预测精度方面明显高于其他机器学习算法模型.

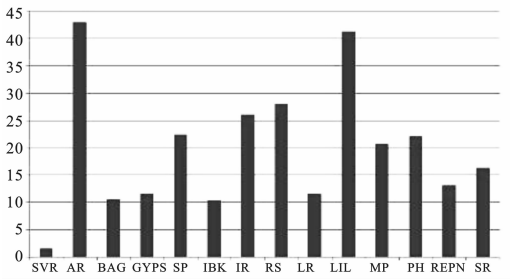


图 3 均方根误差

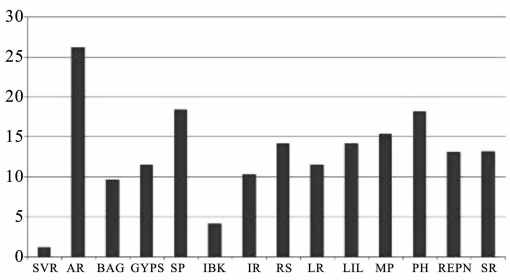


图 4 平均绝对误差

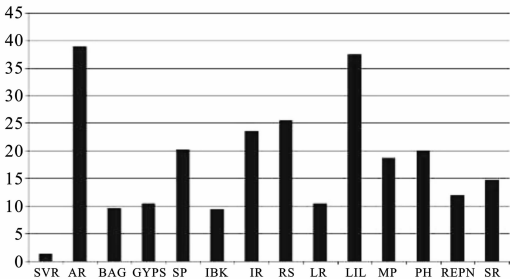


图 5 相对平方根误差

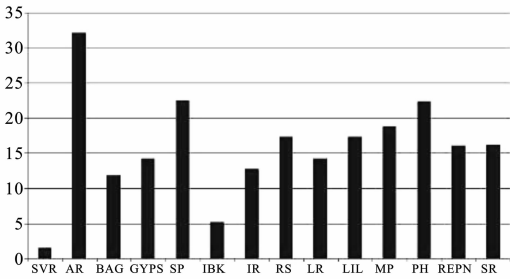


图 6 相对绝对误差

在均方根误差指标方面, 本文所论证 SVR 算法的均方根误差最优值为 1. 125 (-s = 3, -t = 0)、最差值为 3. 222 1 (-s = 3, -t = 1)、SVR 平均值为 1. 562 2, 而在其他机器学习算法模型中, 最优 IBK 模型的值为 10. 402 3, 而最差 AR 模型为 42. 808 6, 13 个机器学习算法模型的均方根误差平均值为 21. 266 3.

在平均绝对误差指标方面,本文所论证SVR算法的平均绝对误差最优值为0.700 9($-s=3, -t=0$)、最差值为2.928($-s=3, -t=1$)、SVR平均值为1.198,而在其他机器学习算法模型中,最优IBK模型的值为4.189 9,而最差AR模型为26.110 4,13个机器学习算法模型的平均绝对误差平均值为13.830 3。

在相对平方根误差指标方面,本文所论证SVR算法的相对平方根误差最优值为1.022 3($-s=3, -t=0$)、最差值为3.028 5($-s=3, -t=1$)、SVR平均值为1.419 7,而在其他机器学习算法模型中,最优IBK模型的值为9.453 0,而最差AR模型为38.902 2,13个机器学习算法模型的相对平方根误差平均值为19.325 7。

在相对绝对误差指标方面,本文所论证SVR算法的相对绝对误差最优值为0.860 3($-s=3, -t=0$)、最差值为3.717 2($-s=3, -t=1$)、SVR平均值为1.470 5,而在其他机器学习算法模型中,最优IBK模型的值为5.142 7,而最差AR模型为32.048 3,13个机器学习算法模型的相对平方根误差平均值为16.975 4。

综上所述,本文是基于可靠性测试数据建立的军用装备软件可靠性模型,使用的SVR算法在可靠性测试中明显提高了软件可靠性预测的准确率,并且对算法里的核心参数做了优化,更全面的说明SVR算法有着更高的预测精度,进而保证软件的可靠性。

5 结束语

本文首先进行可靠性测试据与缺陷密度相关性分析,筛选出两个相关性高的可靠性测试据构成矩阵,然后建立SVR模型,得到预测值,并通过评价指标分析与实际值之间存在的误差值,最后经过实验结果分析得到该算法使得预测准确率有了明显的提高,证明该方法的有效性。

然而,本文采用的样本数仅有65个,相对而言,样本数偏少,在今后的研究工作中,需要继续收集测试样本,不断提高模型的预测效果,以待进一步提高军用装备软件的可靠性。

参考文献:

[1] 王莹. 舰艇装备软件可靠性测试工程实践[J]. 计算机

工程与设计, 2012, 33(2):612-616.

- [2] 陈春秀, 马力. 软件可靠性测试技术研究[J]. 计算机工程与设计, 2010, 31(21):4628-4631.
- [3] Hayes J H, Offutt A J. Increased software reliability through input validation analysis and testing[J]. Empirical Software Engineering, 2010, 11(4):199-209.
- [4] 何增郎, 张毅坤, 杨凯峰, 等. 一种基于PSO-SVR的软件可靠性评估方法[J]. 西安理工大学学报, 2012, 28(1):98-101.
- [5] 楼俊钢, 江建慧, 沈张果, 等. 软件可靠性预测的相关向量机模型[J]. 计算机研究与发展, 2013, 50(7):1542-1550.
- [6] 张柯, 张德平, 汪帅. 软件可靠性混沌神经网络模型[J]. 计算机科学, 2014, 41(4):172-177.
- [7] 乔辉, 周雁舟, 邵楠, 等. 基于AGA-LVQ神经网络的软件可靠性预测模型研究[J]. 计算机科学, 2013, 40(1):179-182.
- [8] 孙德山, 吴今培, 侯振挺, 等. 单参数支持向量回归算法[J]. 系统工程学报, 2005, 20(1):109-112.
- [9] Basak D, Pal S, Patranabis D C. Support vector regression [M]. Beijing: Efficient Learning Machines Apress, 2015:203-224.
- [10] Drucker H, Burges C J C, Kaufman L, et al. Support vector regression machines. [J]. Advances in Neural Information Processing Systems, 1996, 28(7):779-784.
- [11] 张仕光, 米据生, 胡清华. 粗糙 ϵ -支持向量回归模型[J]. 南京大学学报(自然科学), 2013, 49(5):650-654.
- [12] 苏建元. 计算智能主要算法的比较与融合[J]. 中国电子科学研究院学报, 2007, 2(1):52-56.
- [13] 马振宇, 张威, 卜新旺. 软件缺陷与软件测试之间的关联性分析[J]. 信息通信, 2015(2):124-125.

作者简介:

马振宇 男, (1991-), 博士研究生. 研究方向为软件可靠性、可靠性验证测试、软件测试. E-mail:625181316@qq.com.

张威 男, (1968-), 博士, 教授. 研究方向为软件工程、软件测试、军用软件保障.

吴纬 男, (1962-), 博士, 高级工程师. 研究方向为装备全寿命、可靠性增长.

刘福胜 男, (1975-), 博士, 副教授. 研究方向为装备保障.

高飞 男, (1990-), 硕士. 研究方向为军事信息系统、软件测试.