

文章编号: 1673- 0062(2009) 04- 0014- 06

ANFIS 与 SVM 的拟合能力和推广预测能力的比较研究

张志军, 懿馨, 贺桂成

(南华大学 核资源与核燃料工程学院, 湖南 衡阳 421001)

摘 要: 岩土体位移与岩土体力学参数间的映射关系, 具有高度非线性特点. 寻求一种适合于描述这种非线性映射关系的方法, 是当前的热点研究领域. 为此, 本文采用一个多峰函数进行离散, 构建了训练数据对和预测数据对, 分别对 ANFIS 和 SVM 的拟合能力和推广预测能力进行了比较研究, 结果表明, ANFIS 的拟合能力和推广预测能力均优于 SVM, 更适合于建立岩土体位移与岩土体力学参数间这一高度非线性映射关系.

关键词: 支持向量机; 自适应神经模糊推理方法; 推广预测能力

中图分类号: TU 413 6⁺ 2 TU 457 **文献标识码:** A

A Comparison Study of the Fitting and Generalization Prediction Capabilities of SVM and ANFIS

ZHANG Zhì-jūn, DING De-xīn, HE Guì-cheng

(School of Nuclear Resources and Nuclear Fuel Engineering University of South China
Hengyang Hunan 421001, China)

Abstract The mapping between displacements and mechanical properties of rock and soil mass is characterized by its non-linearity. Many researchers are trying to establish an approach for describing this non-linear mapping. As a result, data pairs for training and data pairs for prediction were built by using a multi-peaks function, and a comparison study was conducted for the fitting and generalization prediction capabilities of ANFIS and SVM. The results show that ANFIS has better fitting and generalization prediction capabilities than SVM and it adapts to deal with the nonlinear and complex mapping problem in geotechnique engineering.

Key words support vector machine; ANFIS; generalization prediction capability

收稿日期: 2009- 10- 23

基金项目: 2006 年教育部高校博士点专项基金资助项目 (20060540001); 湖南省自然科学基金联合基金资助项目 (07JJ6169); 湖南省教育厅基金资助项目 (05C491); 国家安全监管总局 2007 年度安全生产科技发展计划基金资助项目 (07- 218); 湖南省安全生产科技发展指导性计划基金资助项目 (2007- 19)

作者简介: 张志军 (1978-), 男, 河北邢台人, 南华大学核资源与核燃料工程学院副教授, 博士. 主要研究方向: 岩土工程灾害预测与控制.

0 引言

位移反分析方法的最关键问题是建立岩土体位移与岩土体力学参数间的映射关系,而这种映射关系具有高度非线性、高度复杂性等特点^[1-2],在数学上可由含有多个极值点的多峰曲面来近似描述。目前,采用最优化理论、人工神经网络技术(ANN)、遗传进化算法(GA)、支持向量机(SVM)、自适应神经模糊推理系统(ANFIS)、蚁群算法(AOC)等方法作为模拟系统对这种映射关系进行描述而建立的各种位移反分析方法^[1-3],均由于模拟系统本身的缺点而存在这样或那样的不足。因此,在众多学习算法中选择和确定既具有较强的拟合性能又具有较强的推广预测性能,并能很好地描述位移反分析映射关系的模拟系统,是亟需开展的一项研究。目前,应用最为广泛的当属 ANFIS 和 SVM,这是因为这两种学习方法均具有收敛快、稳定性好等特性^[3],这些正是研究和建立岩土体位移与岩土体力学参数间映射关系所需要的。为了选择出一种更适合的模拟系统,本文现采用同一个多峰函数对 ANFIS 和 SVM 的拟合能力和推广预测能力进行比较研究。

1 多峰函数的选取及数据对的获取

所选取的多峰函数 Peaks^[4]的表达式如下(为便于相对误差的计算,特将其函数值增加 10 以避免 0 值点):

z = f(x, y) = 10 + 3(1 - x)²e^{-x² - (y + 1)²} -

10(\frac{x}{5} - x³ - y³)e^{-x² - y²} - \frac{1}{3}e^{-(x + 1)² - y²} (1)

式中 x、y 为该多峰函数的两个自变量, z 为其函数值。该多峰函数图形如图 1 所示。

现在该多峰函数的定义域内取一包含了多个山峰的如下区域:

- 3 ≤ x ≤ 3 - 3 ≤ y ≤ 3

在其该定义域内进行离散,即取以 0.5 为跨度的均匀分布的格栅点为计算点,得到 169 个函数值,并将它们组成 169 个训练数据对 (x_i, y_j)^T → z_{ij} (i, j = 1, 2, ..., 13), 这些训练数据对列于表 1。另外,在该区域随机获取与训练数据对不相同的 15 个预测数据对,列于表 2。训练数据对用于训练 SVM 和 ANFIS 并检测它们的拟合能力,预测数据对则用于检测它们的预测能力。

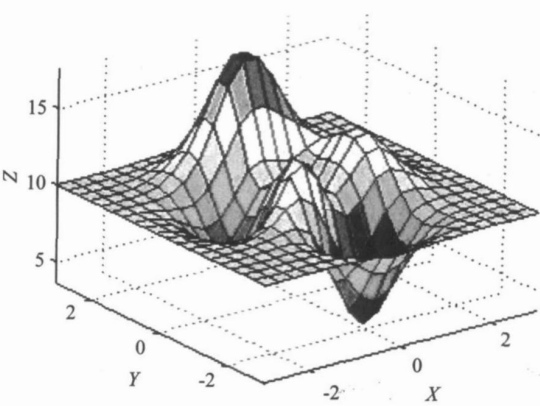


图 1 所选多峰函数的图形
Fig 1 Graph of selected multi- peak function

表 1 训练数据对
Table 1 Data pairs for training

变量 x	变量 y						
	- 3.0	- 2.5	- 2.0	- 1.5	- 1.0	- 0.5	0.0
- 3.0	10.000 1	10.000 3	10.000 7	9.999 5	9.991 2	9.974 5	9.963 5
- 2.5	10.000 7	10.003 2	10.008 8	10.005 3	9.943 5	9.800 0	9.699 0
- 2.0	10.003 4	10.014 7	10.046 8	10.078 9	9.869 9	9.201 1	8.667 3
- 1.5	10.004 2	10.002 8	10.045 2	10.326 5	10.300 7	8.787 2	7.226 4
- 1.0	10.029 9	9.765 4	9.407 9	10.148 3	11.855 9	10.796 9	8.347 7
- 0.5	10.137 3	9.085 0	7.361 0	7.912 9	12.224 7	13.550 7	11.479 6
0	9.755 0	9.430 8	5.240 4	4.319 7	9.276 1	11.997 5	10.981 0
0.5	9.777 2	8.593 7	5.653 2	4.238 4	7.777 8	10.389 6	10.374 4
1.0	9.890 0	9.312 1	7.897 6	7.365 1	9.727 1	12.197 8	12.936 9
1.5	10.029 8	9.815 9	9.470 7	9.559 5	10.883 4	12.559 5	13.269 5
2.0	9.995 7	9.973 9	9.938 4	10.042 9	10.499 6	11.122 4	11.412 2
2.5	9.999 7	9.998 3	9.998 8	10.025 5	10.113 3	10.237 1	10.296 8
3.0	10.000 0	10.000 0	10.000 4	10.003 6	10.013 0	10.026 5	10.033 1

续表 1

变量 x	变量 y					
	0.5	1.0	1.5	2.0	2.5	3.0
-3.0	9.990 5	9.986 3	9.996 9	10.000 0	10.000 2	10.000 0
-2.5	9.753 2	9.888 1	9.981 1	10.005 3	10.003 0	10.000 5
-2.0	8.877 0	9.519 2	9.987 9	10.079 7	10.031 6	10.005 3
-1.5	7.507 7	9.136 1	10.478 4	10.553 9	10.192 0	10.031 2
-1.0	8.003 2	10.228 9	12.607 6	12.096 7	10.687 2	10.109 9
-0.5	10.389 8	12.794 2	16.195 6	14.556 9	11.467 4	10.233 5
0	10.464 1	13.688 6	17.996 6	15.859 1	11.885 0	10.299 9
0.5	10.375 4	12.934 4	16.251 3	14.567 5	11.468 5	10.233 6
1.0	12.376 8	12.433 8	13.254 0	12.209 9	10.699 2	10.110 7
1.5	12.557 6	11.581 3	11.185 3	10.677 1	10.205 0	10.032 0
2.0	11.094 3	10.580 5	10.293 4	10.132 8	10.037 2	10.005 7
2.5	10.229 2	10.114 8	10.046 3	10.016 7	10.004 2	10.000 6
3.0	10.025 6	10.012 5	10.004 4	10.001 3	10.000 3	10.000 0

表 2 预测数据对
Table 2 Data pairs for predicting

编号	自变量		函数值
	x	y	z
1	-1.4	0.3	7.020 6
2	0.5	-2.1	6.309 9
3	1.4	0.1	13.455 4
4	1.9	-0.2	11.715 8
5	-0.6	-1.8	7.625 0
6	1.4	2	10.889 1
7	-0.2	1.7	17.591 8
8	-0.4	-2.3	8.158 8
9	-0.6	1.7	15.456 0
10	0.6	-1.6	4.628 1
11	-0.2	1.2	15.728 4
12	0.3	-1.8	3.930 8
13	0.7	1.6	15.060 8
14	1.6	0.4	12.505 6
15	1.1	0.2	13.182 2

2 ANFIS与 SVM 的拟合能力和推广预测能力的比较研究

下面对 ANFIS和 SVM 分别进行训练学习,以对它们的拟合能力进行比较,再采用预测数据对对它们的推广预测能力进行比较,从而提出建立岩土体位移与岩土体力学参数间的映射关系的更有效的方法。

2.1 SVM 映射关系的建立

选用支持向量机的 ν -SVR 回归模式,其核函数选用应用最广泛的径向基核函数

(RBF)^[5-6],即:

$$K(x_i, x) = \exp\left\{-\frac{\|x_i - x\|^2}{\gamma^2}\right\} \tag{1}$$

其中 $x = (x, y) (i = 1, 2, \dots, x_1 = x, x_2 = y)$. 其结构示意图如图 2

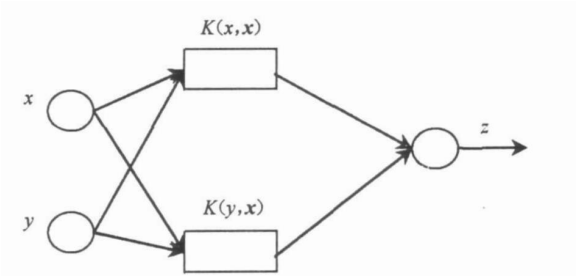


图 2 支持向量机结构示意图

Fig 2 The architecture of SVM

经过数百次的试验,核函数中的 r 函数设置为 0.2 控制训练误差和支持向量数目的参数 nu 设置为 0.1,惩罚因子 C 设置为 3.499 时,所得的训练结果和预测结果最好.经历了 155 863 次训练后,训练学习最小均方误差为 0.286 129, SVM 对偶问题的最优目标值为 -67.641 200 982, SVM 决策平面中的常数项为 -10.644 263, 支持向量的个数为 51 个,边界支持向量的个数为 7 个,训练结束.至此, SVM 映射关系已确立。

2.2 ANFIS映射关系的建立

同样采用表 1 的训练数据集,并采用 ANFIS 中的减法聚类算法对 ANFIS 结构进行训练^[4,7]。

经过几次试验,ANFIS 的 4 个训练参数 Range of

influence Squash factor Accept ratio和 Reject ratio 分别设置为 0.5, 1, 25, 0.5, 0.15 时, 即可同时满足拟合精度和预测精度, 据此所建 ANFIS 模型结构如图 3 所示, 该结构的每个输入变量均被自动赋予 8 个 Gaussm 型隶属度函数, 如式 (1).

$$f(x, \sigma, c) = e^{-\frac{(x-c)^2}{2\sigma^2}}$$
 (1)

图 3 中, input 为输入变量层, inputmf 为输入隶属度函数层, rule 为规则层, outputmf 为输出隶属度函数层, output 为输出结果.

训练采用最小二乘法 (LSE) 和梯度下降法 (GD) 相结合的混合学习算法进行^[4-7]. 训练采用误差收敛准则, 即当误差不再变化时结束训练, 共经历了 760 次训练. 当网络输出与目标输出的最小均方误差稳定于 0.124 69 时, 收敛准则得到满足, 网络训练结束. 至此, ANFIS 映射关系已确立.

2.3 ANFIS 和 SVM 拟合能力的比较

利用已建立的 ANFIS 映射关系和 SVM 映射关系, 对表 1 所列函数值进行预测, 预测结果即为 ANFIS 和 SVM 的拟合结果, 结果列于表 3 表 4

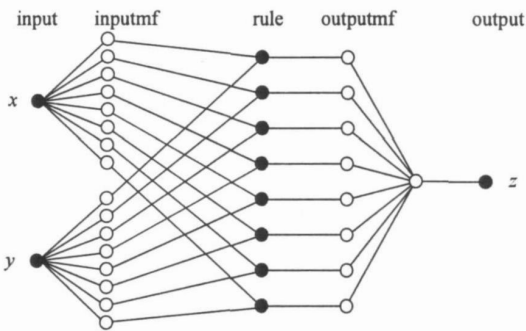


图 3 ANFIS 模型结构
Fig 3 The architecture of the ANFIS model

表 3 ANFIS 拟合结果
Table 3 The fitting results by ANFIS

变量 x	变量 y						
	- 3.0	- 2.5	- 2.0	- 1.5	- 1.0	- 0.5	0.0
- 3.0	9.992 8	10.027 3	10.056 8	10.068 1	10.042 2	9.969 4	9.888 5
- 2.5	9.969 3	10.007 4	10.047 4	10.051 2	9.991 1	9.869 3	9.784 2
- 2.0	9.946 4	10.001 2	10.077 4	10.025 7	9.686 3	8.993 8	8.673 4
- 1.5	9.926 2	10.018	10.112 8	10.242 1	10.062 6	8.577 1	7.204 5
- 1.0	9.902 5	9.887 1	9.416 9	10.119 4	12.069 9	10.949 6	8.852 8
- 0.5	9.848 5	9.225 8	7.312 1	7.615 3	12.404 9	13.273 7	11.298 1
0	9.777 3	8.451 8	5.288 5	4.582 6	9.039	12.097 5	11.200 7
0.5	9.777 9	8.667	5.341 9	4.331 5	7.843 9	10.335 9	10.512 4
1.0	9.841 5	9.464 3	7.848 2	7.341 9	9.790 3	12.067	12.776 1
1.5	9.896 7	9.845 8	9.558 2	9.606 9	10.928 3	12.775 1	13.112 9
2.0	9.938 4	9.947 1	9.933 8	9.981 8	10.325 6	11.137 7	11.423 7
2.5	9.976 2	9.990 6	10.003 8	10.021 7	10.059 8	10.135 6	10.170 3
3.0	10.013 1	10.027 7	10.042 3	10.057 6	10.073 7	10.083 1	10.071 8

续表 3

变量 x	变量 y					
	0.5	1.0	1.5	2.0	2.5	3.0
- 3.0	9.856 4	9.875 7	9.922 3	9.980 2	10.042 6	10.106 6
- 2.5	9.800 4	9.855 9	9.914 9	9.971 7	10.031 6	10.095 5
- 2.0	9.137 4	9.683 4	9.954 9	10.011 3	10.030 6	10.090 7
- 1.5	7.558 5	9.252	10.500 3	10.461	10.099 3	10.096 2
- 1.0	7.993 7	10.034 6	12.855 1	12.215 7	10.481 1	10.124 7
- 0.5	9.961	12.516 9	16.18	14.658 6	11.268 2	10.190 8
0	10.63 2	13.898 7	17.736 3	15.895 7	11.757 7	10.249 7
0.5	10.677 1	12.969 1	16.288 9	14.873 2	11.357 2	10.238
1.0	12.508 4	12.347 7	12.962 9	12.243 6	10.650 6	10.189 9
1.5	12.563 9	11.838 8	11.244 1	10.672 2	10.204 2	10.099
2.0	11.051 5	10.562	10.207 7	10.046 7	10.022 4	10.049
2.5	10.12	10.067 5	10.044 7	10.040 5	10.038 5	10.032 6
3.0	10.055 1	10.041 1	10.028 1	10.015 2	10.002 1	9.988 8

表 4 SVM 拟合结果
Table 4 The fitting results by SVM

变量 x	变量 y						
	- 3 0	- 2 5	- 2 0	- 1 5	- 1 0	- 0 5	0 0
- 3 0	10 434 1	10 723 9	10 318 2	9 960 7	10 086 3	10 498 8	10 686 5
- 2 5	10 117 2	10 284 7	9 712 6	9 282 4	9 32	9 612 7	9 946 8
- 2 0	10 058	10 129 6	9 600 2	9 355 9	9 192 7	8 603 5	7 944 4
- 1 5	10 334 9	10 170 9	9 830 8	10 334 3	10 657 6	9 510 2	7 607 7
- 1 0	10 596 1	9 713 1	9 147 9	10 494	12 070 8	11 476 5	9 205 2
- 0 5	10 586 2	8 578 7	7 023 5	8 536 5	11 386 1	12 213 4	10 756 5
0	10 478 2	7 707 4	4 923 3	5 774	9 128 7	11 273 8	11 067 6
0 5	10 500 6	8 138 8	4 929 5	4 962	7 967 3	10 581 2	11 097 3
1 0	10 453	9 568 4	7 173 9	6 927 9	9 211 4	11 474 5	11 945 3
1 5	9 970 3	10 539 4	9 501 3	9 453 1	11 020 1	12 601 3	12 767 9
2 0	9 272 1	10 246 8	10 044 9	10 083 2	10 931 9	11 845 3	11 941 4
2 5	9 276 3	9 677 1	9 525 6	9 301 7	9 389 9	9 682 4	9 865 7
3 0	10 723 2	10 591	10 422 4	10 052 2	9 600 6	9 303 3	9 309 7

续表 4

变量 x	变量 y					
	0 5	1 0	1 5	2 0	2 5	3 0
- 3 0	10 373 5	9 753 2	9 273 8	9 276 5	9 801 1	10 623 4
- 2 5	10 311 2	10 611 1	10 568 3	10 151 7	9 936 5	10 723 9
- 2 0	8 153 7	9 330 7	10 318 4	10 145 6	9 523 8	10 353 2
- 1 5	7 113 5	8 775 3	10 714 4	10 769 5	9 468 7	9 781 1
- 1 0	8 296 6	10 260 8	12 831 8	12 809 7	10 399 4	9 465
- 0 5	10 185 4	12 516 7	15 471 9	15 280 7	11 837 9	9 510 3
0	11 137 5	13 624 4	16 604	16 369 6	12 608 4	9 607 5
0 5	11 312 4	13 218 7	15 554 4	15 291 2	12 067 8	9 510 6
1 0	11 653 6	12 293 6	13 377 5	12 933 3	10 724 6	9 387 5
1 5	11 983 6	11 506 3	11 419 1	10 790 1	9 617 5	9 575 4
2 0	11 316 9	10 659 6	10 197 6	9 677 3	9 314 4	10 100 8
2 5	9 866 7	9 810 1	9 711	9 547	9 636 1	10 603 9
3 0	9 591 5	9 948 4	10 132 6	10 094 1	10 137 1	10 723 6

表 3 表 4 的预测结果分别与表 1 相对照并进行相对误差计算, 结果显示: SVM 映射关系拟合结果的最大相对误差为 33 667 38%, 最小相对误差为 0 001 20%, 平均相对误差为 4 603 78%, 且有 4 组数据的相对误差在 10% 以上, 相对误差在 1% 以下者约占七分之一; ANFIS 映射关系拟合结果的最大相对误差为 6 086 9%, 最小相对误差为 0 006 9%, 平均相对误差为 0 885 5%, 相对误差在 1% 以下者约占四分之三. 因此, ANFIS 的拟合效果优于 SVM 的拟合效果.

2 4 ANFIS 和 SVM 推广预测能力的比较

利用所建立的 SVM 映射关系和 ANFIS 映射关系, 对表 2 所列函数值进行预测, 预测结果即为

ANFIS 和 SVM 的推广预测结果. 结果列于表 5

从表 5 可以看出, SVM 的预测结果有 2 组值相对误差在 10% 以上, 最大者为 14 523 1%, 小于 1% 的只有 2 组, 不到七分之一, 平均相对误差为 5 316 07%; 而 ANFIS 的预测结果最大相对误差为 5 377 7%, 小于 1% 的占到二分之一以上, 平均相对误差为 1 371 6%.

因此, ANFIS 的预测结果更接近计算函数值, 这说明 ANFIS 的推广预测能力比 SVM 强.

3 结论

分析研究过程及预测情况, 可得到如下结论:
1) SVM 训练过程经历了 155 863 次, 用时近

10 min 收敛速度较慢; 而 ANFIS 仅经历了 760 次, 用时仅 1 min 收敛较快;

2) 由表 3 4 5 可知, ANFIS 的拟合能力和推广预测能力均比 SVM 强;

3) SVM 的试算过程中参数的调节范围很大, 其惩罚因子 C 值的变化范围为 0~ ∞, 因此需经过数百次乃至上千次的试算才有可能达到既满足拟合精度又满足预测精度的要求; 而 ANFIS 四个参数的变化范围均较小, 因此试算的次数也较少, 只经过了几次试算即满足了要求.

表 5 ANFIS 与 SVM 的推广预测结果

Table 5 Generalization prediction results by ANFIS and SVM

序号	自变量		函数值 z	SVM 输出结果		ANFIS 输出结果	
	x	y		预测值	相对误差%	预测值	相对误差%
1	1.4	2	10.889 1	11.147 4	2.372 1	10.893 5	0.040 8
2	-0.2	1.7	17.591 8	16.858	4.171 3	17.269	1.834 8
3	-0.4	-2.3	8.158 8	7.317 27	10.314 4	8.138	0.255 4
4	-0.6	1.7	15.456 0	15.432 9	0.149 5	15.558	0.659 8
5	0.6	-1.6	4.628 1	4.874 92	5.333 1	4.584 9	0.933 4
6	-0.2	1.2	15.728 4	14.772 5	6.077 5	15.755 4	0.171 5
7	0.3	-1.8	3.930 8	4.227 39	7.545 3	4.112 8	4.630 3
8	0.7	1.6	15.060 8	14.910 6	0.997 3	15.065 7	0.032 7
9	1.6	0.4	12.505 6	12.128 5	3.015 4	12.458 4	0.377 6
10	1.1	0.2	13.182 2	11.991 1	9.035 7	13.044	1.048 8
11	-1.4	0.3	7.020 6	7.144 16	1.760 0	7.089	0.974 0
12	0.5	-2.1	6.309 9	5.393 51	14.523 1	5.970 6	5.377 7
13	1.4	0.1	13.455 4	12.578 6	6.516 3	13.214 8	1.788 3
14	1.9	-0.2	11.715 8	12.361 8	5.514 0	11.843 2	1.087 8
15	-0.6	-1.8	7.625 0	7.809 24	2.416 3	7.521 2	1.361 3
平均相对误差				5.316 07		1.371 6	

综上所述, ANFIS 更适用于处理高度非线性、复杂的映射问题, 适合于用来建立岩土体位移与岩土体力学参数间的映射关系.

参考文献:

[1] 丁德馨. 弹塑性位移反分析的智能化方法及其在地下工程中的应用 [D]. 上海: 同济大学, 2000.

[2] 张志军. 位移反分析的自适应神经模糊推理方法及其应用研究 [D]. 衡阳: 南华大学, 2003.

[3] 王思敬. 中国岩石力学与工程世纪成就 [M]. 南京: 河海大学出版社, 2004.

[4] 闻新, 周露, 李东江, 等. MATLAB 模糊逻辑工具箱的分析与应用 [M]. 北京: 科学出版社, 2001.

[5] Schölkopf B, Smola A, Williamson R, et al. New support vector algorithms [J]. Neural Computation, 2000, 12: 1207~ 1245.

[6] Chih-Chung Chang Chih-Jen Lin. LIBSVM - A Library for Support Vector Machines [EB/OL]. 2009. URL: <http://www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin/libsvm/>.

[7] 张智星, 孙春在, 水谷英二 (日). 神经 - 模糊和软计算 [M]. 张平安, 高春华, 译. 西安: 西安交通大学出版社, 2000.