

冲击地压危险性预测的最小二乘 支持向量机模式识别

姜谔男

(大连海事大学 交通工程与物流学院, 辽宁 大连 116026)

摘要: 冲击地压受到多种复杂因素的影响, 对其危险性进行预测可看成非线性、高维数、小样本的多类模式识别问题。利用最近发展的新的机器学习方法——支持向量机, 提出了冲击地压危险性预测的最小二乘支持向量机方法, 建立了预测模型, 很好地表达了冲击地压危险等级与其影响因素之间的非线性关系。算例结果表明, 该预测方法是可行的, 且可以获得较高的准确度。

关键词: 岩石力学; 冲击地压; 最小平方支持向量机; 机器学习; 模式识别

中图分类号: TU 45

文献标识码: A

文章编号: 1000 - 6915(2005)增1 - 4881 - 06

FORECAST OF ROCK BURST BASED ON PATTERN RECOGNITION BY LEAST SQUARE SUPPORT VECTOR MACHINE

JIANG An-nan

(Traffic and Logistics College, Dalian Maritime University, Dalian 116026, China)

Abstract: The rock burst is affected by many complex factors, so the forecast of the degree of the rock burst is a nonlinear, high dimensional, multiclass pattern recognition with small samples. Based on statistical learning theory and complying with the minimization of structure risk, a new machine learning tool—support vector machine, which can solve the problems for multidimensional functions and has good extrapolating ability at small samples occasions, and that fetches up the ANN's insufficiencies, is employed. In order to improve the training velocity and prediction accuracy, this paper presents a new method for forecasting rock burst based on least square support vector machine, and constructs the prediction model. The rock burst's influence factors are mining depth, having or no pillar coal, rock character of top plate, intricacy degree of architectonic state, coal seam pitch, thickness of coal seam, mining system, workface by blasting or vertical exploitation. The complicated nonlinear relationship between the degree of rock burst and its affected factors is presented. The application to the practical engineering shows that the method is feasible and precise.

Key words: rock mechanics; rock burst; least square support vector machine; machine learning; pattern recognition

1 引言

从 1738 年英国南斯塔福煤田发生世界上有记

录的首例冲击地压灾害以来, 世界上几乎所有采矿国家都有冲击地压发生, 冲击地压预测防治问题成为世界范围的研究热点^[1, 2]。

从非线性时间序列角度, 文[3]研究了冲击地压

收稿日期: 2005 - 04 - 02; **修回日期:** 2005 - 05 - 30

作者简介: 姜谔男 (1971 -), 男, 2005 年于东北大学工程力学系获博士学位, 现任副教授, 主要从事岩土工程、隧道井巷及其他地下工程施工控制、灾害防治等方面的教学与研究工作。E-mail: jiangannan@163.com。

启动的混沌特性，提出了一定时间尺度内预测预报冲击地压发生的方法；文[4]基于免疫进化规划的进化神经网络进行了冲击地压非线性系统建模的研究。从冲击地压影响因素的角度，文[5]建立了矿井围岩 - 断层系统的折迭突变模型；文[6]研究了岩石非均质性与冲击地压的相关规律；文[7]研究了冲击地压的神经网络预测方法；文[8]则建立了有冲击危险煤岩的冲击危险程度综合评价的变权识别模型。

冲击地压危险性预测具有复杂性、非线性、高维数、小样本的特点，上述研究中，文[7, 8]更全面地考虑了冲击地压影响因素，在力学机理、参数不很明确情况下有效提高了预测的准确性。但人工神经网络是基于启发式的，不能很好地控制训练后网络推广能力；变权识别模型的权重确定也存在一定的人为因素。并且，神经网络模型和变权识别模型都是基于样本数目很大(无穷大)的条件下得出的，为有限样本的实际情况下的预测带来一定困难。

支持向量机是基于统计学习理论的解决多维函数预测的机器学习工具，遵循结构风险最小化原理，弥补了神经网络的不足，在小样本情况下具有良好外推能力^[9]。基于支持向量机的优点，文[10, 11]用支持向量机进行了岩爆是否发生的预测和隧洞最大位移工程实例的智能获取。本文进一步采用最小二乘支持向量机对冲击地压的危险性预测进行研究，建立有关算法和模型，并通过文[7]的实际算例验证其合理性。

2 支持向量机与最小二乘支持向量机

实践证明，神经网络一味追求训练误差最小并不能得到最好的泛化能力。其根本原因是在小样本条件下，以传统渐进统计学为理论基础的期望风险最小化原则并不能很好地实现由贝叶斯决策理论导出的期望风险最小化原则。为了解决传统渐进统计学在小样本统计学习中的不足，文[9]建立了统计学习理论。统计学习理论指出，在小样本条件下，只有同时控制经验风险和学习机容量(用 VC 维衡量)，才能获得具有良好泛化能力的学习机。

支持向量机(SVM)是统计学习理论的一种通用学习方法，主要是基于以下思想：通过事先选择的非线性映射将输入向量映射到高维特征空间，在这个空间中构造最优决策函数。在构造最优决策函数时，利用了结构风险最小化原则。并巧妙利用原空间的核函数取代高维特征空间的点积运算，使复杂

计算得到简化。

设样本为 n 维向量，某区域的 N 个样本及其值表示为： $(x_1, y_1), \dots, (x_N, y_N) \in \mathbf{R}^n \times \mathbf{R}$ 。首先用一非线性映射 $\varphi(\cdot)$ 把样本从原空间 $\mathbf{R}^n \times \mathbf{R}$ 映射到特征空间 $\varphi(\mathbf{x}) = (\varphi(x_1), \varphi(x_2), \dots, \varphi(x_N))$ 。在这个高维特征空间中构造最优决策函数 $y(\mathbf{x}) = \mathbf{w}\varphi(\mathbf{x}) + b$ ，这样就把非线性估计函数转化为高维特征空间的线性估计函数。

Vapnik 的标准支持向量机^[9]与 Suykens^[12, 13]的最小二乘支持向量机在利用结构风险原则时，选择了不同的允许错分的松弛变量，前者为 ξ ，后者为 ξ 的二范数。对于最小二乘支持向量机，优化问题变为

$$\min J(\mathbf{w}, \xi) = \frac{1}{2} \mathbf{w}^T \mathbf{w} + c \sum_{i=1}^N \xi_k^2$$

s. t.: $y_k = \varphi(\mathbf{x}_k) \cdot \mathbf{w}^T + b + \xi_k \quad (k=1, 2, \dots, N)$ (1)

用拉格朗日法求解这个优化问题：

$$L(\mathbf{w}, b, \xi, \mathbf{a}) = \frac{1}{2} \mathbf{w}^T \mathbf{w} + c \sum_{k=1}^N \xi_k^2 - \sum_{k=1}^N \mathbf{a}_k (\mathbf{w}^T \varphi(\mathbf{x}_k) + b + \xi_k - y_k)$$
 (2)

式中： \mathbf{a}_k 为拉格朗日算子， $k=1, 2, 3, \dots, N$ ；根据优化条件，对 $\mathbf{w}, b, \xi, \mathbf{a}$ 求偏导数，并令其为 0，可得

$$\mathbf{w} = \sum_{k=1}^N \mathbf{a}_k \varphi(\mathbf{x}_k), \quad \sum_{k=1}^N \mathbf{a}_k = 0, \quad \mathbf{a}_k = c \xi_k,$$

$$\mathbf{w}^T \varphi(\mathbf{x}_k) + b + \xi_k - y_k = 0$$
 (3)

定义核函数 $k(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = \varphi(\mathbf{x}_i) \varphi(\mathbf{x}_j)$ ， $k(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j)$ 是满足 Mercer 条件的对称函数。根据式(3)，则优化问题转化为求解线性方程，即

$$\begin{bmatrix} 0 & 1 & \dots & 1 \\ 1 & k(x_1, x_1) + 1/c & \dots & k(x_1, x_N) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & k(x_N, x_1) & \dots & k(x_N, x_N) + 1/c \end{bmatrix} \begin{Bmatrix} b \\ a_1 \\ \vdots \\ a_N \end{Bmatrix} = \begin{Bmatrix} 0 \\ Y_1 \\ \vdots \\ Y_N \end{Bmatrix}$$
 (4)

最后得到非线性模型为

$$f(x) = \sum_{k=1}^N \mathbf{a}_k k(x, \mathbf{x}_k) + b$$
 (5)

由于将优化问题转化为求解式(4)的线性方程问题，该线性方程可由最小二乘方法求解，最小二乘支持向量机由此而得名。最小二乘支持向量机比标准支持向量机具有更快的训练速度。

3 最小二乘支持向量机多元分类的模式识别模型

预测冲击地压危险性等级是多类识别问题，必须构建多元分类的最小二乘支持向量机方法。方法实质是将多元分类器看成若干二元分类器的集成，策略上有 1VSA、ECOC、1VS1、MOC 等，本文采用 MOC 法^[14]。考虑多类的训练样本形式 $\{y_k^{(i)}, x_k\} (k=1, \dots, N; i=1, \dots, m)$ ，其中， N 为训练样本数； m 为内置二元分类器个数； $y_k^{(i)}$ 是指第 k 个样本属于第 i 个类别。构建多元分类的最小二乘支持向量机描述为

$$\min_{w_i, b_i, \xi_{k,i}} J^{(m)}(w_i, b_i, \xi_{k,i}) = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^m w_i^T w_i + \frac{1}{2} c \sum_{k=1}^N \sum_{i=1}^m \xi_{k,i}^2 \quad (6)$$

约束条件为

$$\left. \begin{aligned} y_k^{(1)} [w_1^T \phi_1(x_k) + b_1] &= 1 - \xi_{k,1} \quad (k=1, \dots, N) \\ y_k^{(2)} [w_2^T \phi_2(x_k) + b_2] &= 1 - \xi_{k,2} \quad (k=1, \dots, N) \\ &\vdots \\ y_k^{(m)} [w_m^T \phi_m(x_k) + b_m] &= 1 - \xi_{k,m} \quad (k=1, \dots, N) \end{aligned} \right\} \quad (7)$$

根据上式定义拉格朗日函数为

$$L^{(m)}(w_i, b_i, \xi_{k,i}, a_{k,i}) = J^{(m)}(w_i, b_i, \xi_{k,i}) - \sum_{k,i} d_{k,i} \{y_k^{(i)} [w_i^T \phi(x_k) + b_i] - 1 + \xi_{k,i}\} \quad (8)$$

对上式优化，分别对变量 $w_i, b_i, \xi_{k,i}, a_{k,i}$ 求偏导并令其等于 0。消除 w_i 和 $\xi_{k,i}$ ，并转换为分块矩阵来求解 $a_M = \{a_{1,1}, a_{2,1}, \dots, a_{N,1}; a_{1,m}, a_{2,m}, \dots, a_{N,m}\}$ ； $b_M = \{b_1, b_2, \dots, b_m\}$ 。求得多元分类最小二乘支持向量机的决策函数为

$$y(x) = \text{sgn} \left[\sum_{k=1}^N a_{k,i} y_k^{(i)} k_i(x_k, x_N) + b_i \right] \quad (9)$$

式(9)中不同的内积核函数 $k(x_k, x_i)$ 将形成不同的算法。目前，研究最多的核函数主要有 3 类：多项式核函数、径向基核函数、sigmoid 核函数。本文取径向基函数：

$$k(x, x_i) = \exp \left(-\frac{|x - x_i|^2}{2\sigma^2} \right) \quad (10)$$

4 冲击地压预测的最小二乘支持向量机模式识别模型

按照《冲击地压煤层安全开采暂行规定》中的要求，工作地区按照冲击危险程度可分为 3 级：I 级——严重冲击危险区(强)；II 级——中等冲击危险区(中)；III 级——弱冲击危险区(弱)。矿区地质构造情况较为复杂，给巷道和采场矿压预测和控制带来较大的困难。选取煤层开采深度、顶板岩性、地质构造复杂程度、煤层倾角、煤层厚度、开采方法、有无煤柱、炮采或纵采等影响冲击地压的 8 个主要因素为冲击地压危险性预测支持向量机的输入参数，冲击地压的危险等级为输出参数，构成了图 1 所示的支持向量机模型。

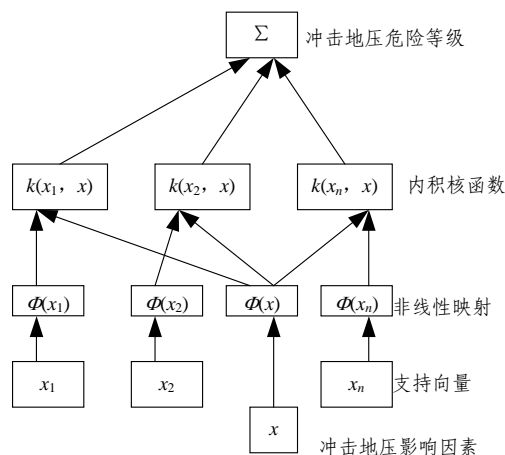


图 1 支持向量机结构示意图

Fig.1 Structure sketch map of SVM

5 算例研究与结果分析

这里采用文[7]的徐州矿务局张集矿的矿压样本进行研究。张集矿矿区地质构造情况较为复杂，煤层赋存条件为近水平、倾斜、急倾斜多种形式并存，且厚薄不一。特别是随着可采煤层的逐步减少，各采区都在向复杂地质构造带和深部延伸，深部冲击地压预测难度增大。收集该矿区 24 个冲击地压样本，随机选取其中 16 个作为学习样本，另外 8 个作为预测检验样本。学习样本见表 1，是 3 元分类数据样本，根据 MOC 法^[14]，3 种类别数据输出支持向量机识别的编码为 $[-1, -1], [-1, 1], [1, -1]$ ，对应式(6)中 $m=2$ 。用 MATLAB 编写程序，实现支持向量机模型构造和训练。通过试算，建立 $C=100, \sigma_1^2 = \sigma_2^2 = 2.5$ 的预测模型，对检验样本的预测结果见表 2。与文[7]的拟合预测相比较，本文在减小学

表 1 学习样本
Table1 Learning samples

样本序号	开采深度/m	顶板岩性	构造复杂程度	煤层倾角/(°)	煤层厚度	开采方法	有无煤柱	炮采或综采形式	危险性等级编码	
									等级编码	等级
1	-559	砂岩	简单	13	2.5	长壁	无	综采	[-1, -1]	弱
2	-543	砂岩	简单	9	3.0	长壁	无	综采	[-1, -1]	弱
3	-564	泥岩	简单	9	2.0	短壁	无	综采	[-1, -1]	弱
4	-550	砂岩	中等	12	2.8	长壁	无	综采	[-1, -1]	弱
5	-521	砂岩	中等	9	2.0	长壁	无	综采	[-1, -1]	弱
6	-664	泥岩	中等	17	3.1	长壁	无	综采	[-1, 1]	中
7	-603	砂岩	中等	13	2.6	长壁	有	综采	[-1, 1]	中
8	-572	泥岩	简单	10	2.1	短壁	无	综采	[-1, -1]	弱
9	-636	泥岩	中等	17	3.0	短壁	有	炮采	[-1, 1]	中
10	-645	泥岩	中等	17	3.0	长壁	有	综采	[-1, 1]	中
11	-610	泥岩	复杂	15	2.8	长壁	有	炮采	[-1, 1]	中
12	-672	砂岩	中等	18	3.3	长壁	有	炮采	[1, -1]	强
13	-742	泥岩	复杂	16	2.8	短壁	无	炮采	[1, -1]	强
14	-700	砂岩	中等	19	3.0	短壁	无	综采	[1, -1]	强
15	-721	砂岩	复杂	16	3.0	短壁	有	炮采	[1, -1]	强
16	-688	砂岩	复杂	19	3.4	短壁	有	炮采	[1, -1]	强

表 2 预测检验样本
Table 2 Forecast test samples

样本序号	开采深度/m	顶板岩性	构造复杂程度	煤层倾角/(°)	煤层厚度	开采方法	有无煤柱	炮采或综采形式	危险性等级预测检验	
									预测	实际
1	-580	砂岩	简单	10	2.10	短壁	无	综采	弱	弱
2	-730	砂岩	复杂	16	3.00	短壁	有	炮采	强	强
3	-624	泥岩	中等	15	2.91	短壁	有	炮采	中	中
4	-680	砂岩	中等	18	3.30	长壁	有	炮采	强	强
5	-530	砂岩	中等	10	2.40	长壁	无	综采	弱	弱
6	-697	砂岩	复杂	20	3.20	短壁	无	炮采	强	强
7	-655	泥岩	复杂	18	3.20	长壁	无	综采	中	中
8	-591	砂岩	中等	12	2.40	长壁	有	综采	中	弱

习样本同时，对 8 个样本实现了难度更大的外推预测，由表 2 可以看出，只有检验样本 8 将“弱冲击”预测为“中等冲击”，其他样本预测结果均与实际一致，该预测结果是令人满意的，说明了该方法是有效的。

由此可见，采用本文的最小二乘支持向量机方法进行冲击地压预测是可行的，具有较高的准确度。

模式识别模型对应于式(9)的各内置分类判别函数的 α 见表 3。

预测过程中发现，选取不同的高斯核函数参数 σ 与惩罚因子 C 将对预测准确性产生一定的影响，本文通过试算确定了上述参数。不同的高斯核函数参数 σ 与惩罚因子 C 对应预测错误率见图 2, 3。

表 3 各分类函数支持向量的 α

Table3 α value of each function of classification

序号	f_1	f_2
1	0.258 3	0.375 0
2	0.467 8	0.153 6
3	0.373 0	0.553 1
4	0.152 8	0.643 7
5	0.550 1	0.591 2
6	0.640 7	0.330 7
7	0.588 3	0.821 6
8	0.329 0	0.490 8
9	0.818 8	0.627 0
10	0.488 4	1.190 3
11	0.624 1	1.268 9
12	1.193 3	1.249 7
13	1.272 3	0.813 2
14	1.253 2	0.755 1
15	0.815 3	0.372 1
16	0.757 2	0.388 5

6 结 论

通过本文的最小二乘支持向量机对冲击地压的预测研究获得如下认识:

(1) 本文工作表明, 冲击地压与其影响因素之间存在复杂的非线性映射关系, 利用基于统计学习理论的支持向量机这一新的机器学习工具, 可以很好地表达它们之间的非线性关系, 从而进行冲击地压危险性的预测, 是一种很有潜力的方法。

(2) 神经网络方法是一种基于大样本(无穷多样本)的学习方法, 因此在样本数量有限时, 其学习结果很难保证。而支持向量机方法是基于小样本的学习技术, 是通过解一个二次优化问题来解决的, 其解为全局最优解, 从这种意义来讲该方法具有一定的优越性。

(3) 本文采用的最小二乘支持向量机具有训练速度快的特点, 能够获得满意的预测结果。本文方法需要进一步研究核函数参数 σ 与惩罚因子 C 的全局优化方法。还需要考虑更加全面的冲击地压影响因素, 收集更多的典型样本, 以进一步提高方法的预测精度。

参考文献(References):

- [1] 赵本均, 滕学军. 冲击地压及其防治[M]. 北京: 煤炭工业出版社, 1995.(Zhao Benjun, Teng Xuejun. Rock Burst and Control[M]. Beijing: China Coal Industry Publishing House, 1995.(in Chinese))
- [2] 周晓军, 鲜学福. 煤矿冲击地压理论与工程应用研究的进展[J]. 重庆大学学报, 1998, 21(1): 126 - 132.(Zhou Xiaojun, Xian Xuefu. Research advance on rock burst theory and its engineering application in collieries[J]. Journal of Chongqing University, 1998, 21(1): 126 - 132.(in Chinese))
- [3] 宋维源, 潘一山, 苏荣华, 等. 冲击地压的混沌学模型及预测预报[J]. 煤炭学报, 2001, 26(1): 26 - 30.(Song Weiyuan, Pan Yishan, Su Ronghua, et al. Forecast and chaos model of rock burst[J]. Journal of China Coal Society, 2001, 26(1): 26 - 30.(in Chinese))
- [4] 高 玮. 冲击地压时列建模的进化神经网络方法[J]. 爆炸与冲击, 2004, 24(6): 524 - 528.(Gao Wei. Time serial model of rock burst based on evolutionary neural net work[J]. Explosion and Shock Waves, 2004, 24(6): 524 - 528.(in Chinese))
- [5] 潘 岳, 刘 英, 顾善发. 矿井断层冲击地压的折迭突变模型[J]. 岩石力学与工程学报, 2001, 20(1): 43 - 48.(Pan Yue, Liu Ying, Gu Shanfa. Fold catastrophe model of mining fault rock burst[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2001, 20(1): 43 - 48.(in Chinese))

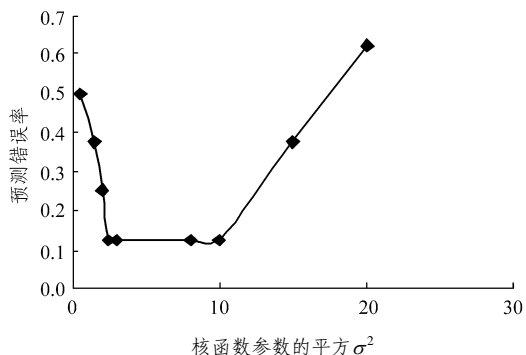


图 2 不同 σ^2 的预测错误率($C = 100$)

Fig.2 Forecast error ratio with different σ^2 ($C = 100$)

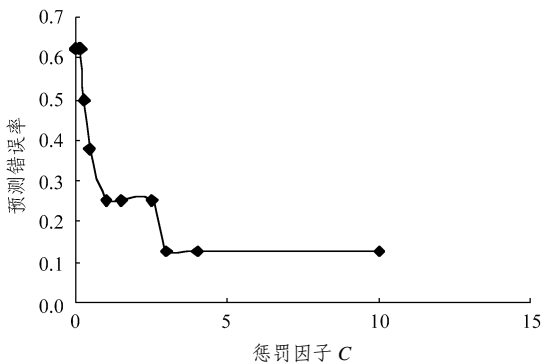


图 3 不同惩罚因子的预测错误率($\sigma^2 = 2.5$)

Fig.3 Forecast error ratio with different C ($\sigma^2 = 2.5$)

- [6] 冯增朝, 赵阳升. 岩石非均质性与冲击倾向的相关规律研究[J]. 岩石力学与工程学报, 2003, 22(11): 1 853 - 1 865.(Feng Zengchao, Zhao Yangsheng. Correlativity of rock in homogeneity and rock burst trend[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2003, 22(11): 1 853 - 1 865.(in Chinese))
- [7] 吴财芳, 曾 勇. 神经网络在冲击地压危险性预测预报中的应用[J]. 工程地质学报, 2003, 11(3): 263 - 268.(Wu Caifang, Zeng Yong. Application of neural networks to study and prediction forecast rock burst[J]. Journal of Engineering Geology, 2003, 11(3): 263 - 268.(in Chinese))
- [8] 张开智, 夏均民. 冲击危险性综合评价的变权识别模型[J]. 岩石力学与工程学报, 2004, 23(20): 3 480 - 3 483.(Zhang Kaizhi, Xia Junmin. Weight variable identification model of comprehensive evaluation on burst liability of coal[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2004, 23(20): 3 480 - 3 483.(in Chinese))
- [9] Vapnik V N. An overview of statistical learning theory[J]. IEEE Trans. Neural Network, 1999, 10(5): 988 - 999.
- [10] 冯夏庭, 赵洪波. 岩爆预测的支持向量机[J]. 东北大学学报(自然科学版), 2002, 23(1): 57 - 59.(Feng Xiating, Zhao Hongbo. The support vector machines for rock burst forecasting[J]. Journal of Northeastern University (Natural Science), 2002, 23(1): 57 - 59.(in Chinese))
- [11] 姜谏男, 冯夏庭. 由工程实例获取隧洞围岩最大变形的支持向量机方法[J]. 东北大学学报, 2004, 25(8): 793 - 795.(Jiang Annan, Feng Xiating. Case-based SVM method for maximal deformation forecasting of surrounding rocks of tunnel[J]. Journal of Northeastern University, 2004, 25(8): 793 - 795.(in Chinese))
- [12] Suykens J A K, Vandewalle J. Least square support vector machine classifiers[J]. Neural Processing Letters, 1999, 9(3): 293 - 300.
- [13] Suykens J A K, Vandewalle J. Recurrent least squares support vector machines[J]. IEEE Transactions on Circuits and System-I, 2000, 47(7): 1 109 - 1 114.
- [14] Amari S, Wu S. Improving support vector machine classifiers by modifying kernel functions[J]. Neural Networks, 1999, 12(6): 783 - 789.