

BP 和 Elman 神经网络评价针灸治疗颈椎病疗效研究

韦晓燕¹,张洪来¹,魏航^{1,2},林秦烨¹,谭火媛¹,郭丽纯¹

(1. 广州中医药大学医学信息工程学院, 广州 510006; 2. 华南理工大学软件工程学院, 广州 510006)

摘要:

基于 PRO 量表在针灸治疗颈椎病的不确定性和复杂性, 需要综合多种因子去衡量, 且因子与输出的关系是非线性的, 而人工神经网络模型能够解决非线性问题且适合于动态系统辨识, 于是分别构建 BP 和 Elman 人工神经网络, 通过 MATLAB 软件运算, 分析比较得出 BP 模型比 Elman 模型精度高, 在针灸评价模型中效果更好。为针灸治疗颈椎病提供相关理论指导。

关键词:

PRO 量表; BP 神经网络; Elman 神经网络; 针灸评价

基金项目:

国家级创新创业训练项目(No.201510572017)、国家自然科学基金项目(No.81274003)、广东省自然科学基金项目(No.2015A030310312、2014A030309013)、广东省中医药科学基金研究项目(No.B2014174)

0 引言

颈椎病是近些年来增长人数较快的一种疾病, 严重危害人体的健康, 国内外都对颈椎病做了很多的研究与探索^[2-4], 国内也出现了评价针灸治疗颈椎病疗效的量表模式^[5]。并且对 PRO 量表进行了相关适用性研究^[6-7]。我们在此背景下采用了 SF-36 量表^[8], 基于病人自主报告病情, 以 VAS 疼痛量表^[8]作为评分, 来建立预测评价模型。由于颈椎病量表有很大的不确定性以及复杂性, 需要综合多种因子去衡量, 且因子与结构的关系是非线性的, 而人工神经网络有大规模的并行处理以及信息存储能力, 可以实现这种处理非线性系统, 其中神经网络中主要包括前向神经网络和反馈神经网络。BP 神经网络是前向神经网络的核心, 由于 BP 神经网络具有高度的非线性组合能力, 处理问题较为广泛, 误差逆向传播, 可以提高数据训练以及测试的准确度, 基于此曾做过颈椎病针灸疗效的相关研究^[9]。此外由于量表数据是动态变化的, 而 Elman 神经网络是反馈型的神经网络, 有很高的稳定性, 联想记忆功能, 在复杂度和复杂性中有更高的准确度, 具有良好的动态模拟

作用, 因此本文采用 BP 神经网络和 Elman 神经网络建立评价模型进行对比分析, 为针灸治疗颈椎病疗效提供理论基础。

1 神经网络的基本原理

1.1 BP 神经网络

BP 神经网络是由多层构成的的前向网络, 具备处理线性不可分问题, 包括输入层、隐含层和输出层, 如图 1。数据从输入层经隐含层向后传播, 若输出层未能够得到期望输出则误差逆向传播, 通过隐层向输入层返回修改权值直到误差最小。其基本原理和算法参见文献[10]。

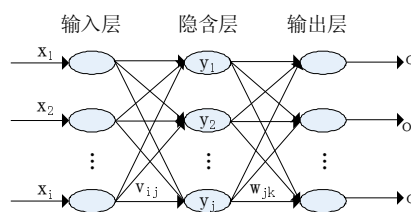


图 1 BP 神经网络模型

其中输入节点为 x_i , 隐含层输出节点为 y_j , 出节点为 o_k , w_{jk} , v_{ij} 分别为隐含层到输出层, 输入层到隐含层的连接权值。 f 为神经元的激活函数, 网络的期望输出为 d_k , 输出误差为 e , 网络的各层输出关系为:

输入层:

$$o_k = f(\sum_{j=0}^m w_{jk} y_j) \quad k=1, 2, 3, \dots, l$$

输出层:

$$y_j = f(\sum_{i=0}^n v_{ij} x_i) \quad j=1, 2, 3, \dots, m$$

输出误差:

$$e = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^l (d_k - o_k)^2 = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^l \{d_k - f[\sum_{j=0}^m w_{jk} f(\sum_{i=0}^n v_{ij} x_i)]\}^2$$

1.2 Elman 神经网络

基本的 Elman 神经网络由输入层、输出层、隐含层、连接层组成。与 BP 网络相比, 在结构上多了一个连接层, 连接层的输出函数为线性函数, 但是多了一个延迟单元, 可以记忆过去的状态, 并在下一时刻与网络的输入一起作为隐含层输入, 使网络具有很强的联想记忆功能。其基本原理和算法参见文献[11]。

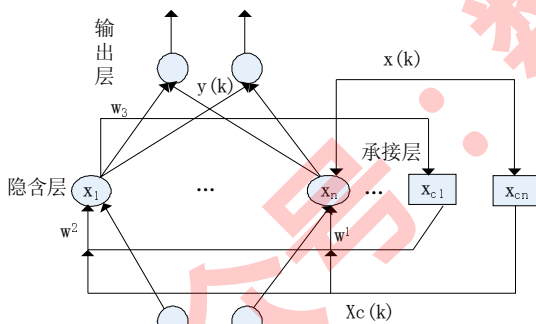


图2 Elman 网络的结构模型

其中, 输入层节点为 u_r , 隐含层输出节点为 x_n , 承接层输出节点为 x_c , 输出层节点为 y_m , w^1, w^2, w^3 分别为承接层到隐含层、输入层到隐含层、隐含层到输出层的连接权值, $g(\cdot)$ 为输出神经元的激活函数, $f(\cdot)$ 为隐含层神经元的激活函数, 网络的期望输出为 d_k , 输出误差为 e 。

输入层: $y_k = g[w^3 x(k)]$

隐含层: $x_k = f(w^1 x_c(k) + w^2(u(k-1)))$

承接层: $x_c(k) = x(k-1)$

输出误差: $e = \sum_{k=1}^n (y_k - d_k)^2$

2 神经网络预测模型的建立与实现

2.1 数据的采集

本研究数据选自近年来在广东省中医院接受治疗, 纳入符合纳入标准的 128 例颈椎病患者。以 SF-36 量表主要疗效指标, 以视觉模拟评分 (VAS) 为次要疗效指标。

2.2 数据的预处理

(1) 数据归一化。为了消除数据量纲的影响, 所有变量在数据集规范化为了在 [0-1] 区间内, 即所有的变量都是使用以下转换为图 3 中公式来规范化, 见表 1:

$$r_{ij} = \frac{x_{ij} - \min\{x_{ij}\}}{\{x_{ij}\} - \min\{x_{ij}\}}$$

表 1 归一化后的部分针灸数据

ID	SF4_2	SF4_3.1	SF4_3.2	SF4_3.3	SF4_3.4	SF4_3.5
1	-0.6	-0.6	-1	-0.6	-0.2	-0.6
2	0	-0.5	0	-0.5	0	-0.5
3	-0.5	-0.5	0	-0.5	0	-0.5
4	-0.5	0	-0.5	0	-0.5	0
5	-0.33333	-1	-0.33333	0.33333	-0.33333	0.33333
6	-1	0	-0.5	-0.5	0	-0.5
7	-1	-0.53488	-0.06977	-0.06977	-0.06977	-0.06977
8	-0.41176	-0.41176	0.176471	0.176471	-0.41176	-0.41176
9	-1	-0.33333	0.33333	-0.33333	-0.33333	-0.33333
10	-0.2	-0.2	-0.2	-0.6	-1	-1
11	-0.66102	-0.32203	-0.66102	-0.66102	-0.32203	-0.32203

(2) 因子分析。由于 SF-36 量表中条目较多, 且条目之间具有较高的相关性, 在 KMO 检验和 Bartlett 检验中, 本例中 KMO 取值为 0.773, 表明可以进行因子分析, Bartlett 检验中 sig=0.000, 说明数据来自正态分布总体, 适合作进一步分析。见表 2。经主成分分析 (Principal Components Analysis, PCA), 已累计贡献率大于一定百分比 (如 73.055%) 的主成分数目为因子数目为 8, 且经过因子旋转, 因子得分计算, 最终得到 8 个因子的数据表, 如表 3。

表 2 KMO 检验和 Bartlett 检验结果

Kaiser-Meyer-Olkin Measure of Sampling Adequacy.		.773
Bartlett's Test of Sphericity	Approx. Chi-Square	3361.324
	df	630
	Sig.	.000

表 3 因子得分数据

编号	F1	F2	F3	F4	F5	F6	F7	F8
1	-0.857	-0.0619	0.04816	1.18596	-0.3524	-0.46116	-0.63136	-0.2008
2	0.72446	1.0956	0.48385	1.48724	0.99718	1.66494	-1.08371	1.40039
3	-0.137	0.81152	0.29821	1.42323	-1.6112	-0.19843	-0.28358	0.34243
4	0.65302	-0.1379	0.67594	-0.7162	1.39286	-0.38807	-1.88025	-1.6552
5	0.11198	1.69182	0.22939	0.07727	0.43218	0.63617	0.44713	-3.2153
6	0.35942	2.99839	-1.2145	-1.1861	0.39013	1.78156	0.16798	-2.2830
7	-0.6903	-0.1354	-1.3749	-1.0562	0.85146	0.43238	-0.06267	-0.9172
8	-0.5475	0.10695	-0.5490	0.36686	-0.9294	-0.03597	-0.02274	-0.2730

2.3 神经网络模型

(1) BP 神经网络模型的建立

分析输入输出数据,建立多层 BP 神经网络。其中输入变量 8 个,输出变量 1 个,在开始时放入比较少的神经元,逐步增加隐层节点的数目,直到达到比较合理的隐层节点数目为止。最后,神经网络模型的各层节点数分别为:输入层 8 个,分别对应前文分析出来的 8 个特征因子;隐含层的节点为 7 个;输出层为 1 个,如图 3。

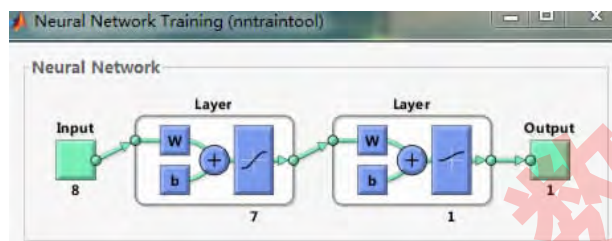


图 3 BP 神经网络结构图

本次建模中,隐层采用 S 型正切函数 \tansig , 输出层采用 S 型对数函数 \logsig 。通过对不同的 lr 和 mc 的取值进行了考察,确定本文神经网络模型的参数为 $lr=0.5$, $mc=0.9$ 。误差根据实际情况确定,本文神经网络的误差界值为 0.01,能够很好地满足网络的性能要求即在迭代计算时误差值 $E \leq 0.01$ 时,则认为学习完成,停止计算,输出结果训练的误差变化曲线如图 4 所示,在经过 60 次训练后,神经网络的性能达到了要求。

(2) Elman 神经网络模型建立

实验采用单隐层的 Elman 神经网络,其中输入层神经元的个数为 8;输出层神经元的个数为 1。为了使网络的诊断误差最小,经过多次训练检验,发现将隐含层神经元的个数设定为 20,能够很好地满足网络的性能要求,如图 5。

将 119 份的训练样本输入到 Elman 神经网络中,本文神经网络的误差界值为 0.01。训练的误差变化曲

线如图 6 所示,在经过 1000 次训练后,网络的性能达到了要求。



图 4 训练误差图

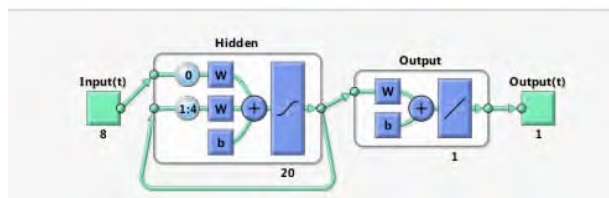


图 5 Elman 神经网络结构图



图6 Elman 神经网络训练误差图

3 BP 与 Elman神经网络的测试结果对比分析

采用 9 组测试样本分别在训练好的 BP 和 Elman 神经网络预测。测试结果如表 4 所示。结果显示 BP 神经网络测验的误差为 0.0088, Elman 神经网络测验的误差为 0.1228。对比两种神经网络的训练过程及检测结果,可以得出 BP 神经网络收敛速度相对较慢,而且有可能收敛于局部极小值;Elman 神经网络的参数调整方便,与 BP 神经网络相比诊断误差要大一些。因此,经过对比分析 BP 神经网络构建针灸治疗颈椎病疗效评价模型预测结果更优。

4 结语

从实验结果看出,使用 BP 神经网络和 Elman 神经网络都可以实现针灸治疗颈椎病疗效的预测。可以得出人工神经网络在基于 PRO 量表下针灸治疗颈椎

病的疗效下具有切实可行性。但就预测误差与性能对比分析发现 BP 神经网络预测优于 Elman 神经网络预测。因此,利用 BP 神经网络模型能根据患者自主评估填写的 PRO 量表,来预测 VAS 疼痛评分通过对于针灸治疗前后以此判断针灸疗效,从而可以帮助医生针灸临床治疗提供参考。

表 4 BP 和 Elman 测试结果对比

Test sets	Actual (VAS)	BP predicted	Elman predicted
1	0.1200	0.0790	0.1885
2	0.2800	0.2288	0.0167
3	0.3900	0.1437	0.3334
4	0.1000	0.1473	0.3027
5	0.1000	0.1473	0.3027
6	0.1200	0.0790	0.1885
7	0.1000	0.1473	0.3027
8	0.4200	0.4985	0.4431
9	0.2000	0.2110	0.2168
error		0.0088	0.1228

参考文献:

- [1]梁兆晖,朱晓平,符文彬. 基于病人报告结局测量的针刺治疗颈椎病疗效评价及相关性分析. 颈腰痛杂志.2010(08):1229-1232.
- [2]熊键,谢青,鲍勇等. 颈椎病评定量表的研究进展[J]. Chinese Journal of Rehabilitation, 2010, 25(4):296-297.
- [3]针刺治疗颈椎病颈痛患者生存质量分析[J]. 针灸治疗痛症国际学术研讨会论文汇编, 2009.5.15:3-6.
- [4]Witt CM, Jena S, Brinkhaus B, et al. Acupuncture for Patients with Chronic Neck Pain[J]. Pain, 2006, 125(1-2):98-106.
- [5]劳丽陶等. 颈椎病针灸治疗评价中的病人报告结局评价模式探讨[J]. 广州: 中医药导报. 2010.8.28:2-3.
- [6]张继福, 梁兆辉等. 患者报告结局评价技术在针灸疗效评价中的适用性研究[J]. 广州: 广州中医药大学学报. 2012.3.20:1-3;
- [7]张建源. 颈椎病疗效评价量表信度与效度考核[D]. 广州: 广州中医药大学学报. 2011.4.1:3-52.
- [8]梁兆辉, 朱小平等. 针刺治疗慢性颈椎病颈痛疗效评价[J]. 新中医. 2008.10.5:1-2.
- [9]王芳慧. 基于人工神经网络的 PRO 评价针灸治疗颈椎病的疗效研究[D]. 广州: 广州中医药大学, 2014.:1-6.
- [10]袁曾任. 人工神经网络及其应用[M]. 北京: 清华大学出版社, 2010: 78-125.
- [11]陈明等. MATLAB 神经网络原理与实例精解[M]. 北京: 清华大学出版社, 2013.3:296-301.

作者简介:

韦晓燕,女(1996-),安徽阜阳人,本科,学生,研究方向为数据分析、人工神经网络
 张洪来,男,山东人,医学博士,研究员,副主任中医师,研究方向为针灸治疗颈椎病及针灸临床资料数据挖掘
 魏航,女,广东人,在读博士,讲师,研究方向为数理统计、机器学习与计算机应用
 林秦烨(1994-),男,广东潮州人,在读本科,研究方向为数据分析
 谭火媛(1993-),女,广东云浮人,在读本科,研究方向为机器学习、数据挖掘
 郭丽纯(1993-),女,广东揭阳人,在读本科,研究方向为数据分析

收稿日期:2016-05-31

修稿日期:2016-07-28

(下转第 12 页)

Research on PSO-SVR Based on Nonlinear Time Series in Dairy Cow Movement Detection Model

WANG Yong-bo

(Patent Examination Cooperation Guangdong Center of the Patent Office of SIPO, Guangzhou 510530)

Abstract:

The livestock behavior and movements can be used for predicting its abnormal behavior like diseases or estrus and which has proved to be of significance importance for the development of large-scale livestock production. Establishes a time series model used for motion prediction based on particle swarm optimization (PSO) and support vector regression (SVR) and is optimized by using data collected with a tri-axial accelerometer. By choosing the appropriate embedding dimension and epsilon-SVR parameters, establishes a time series model to predict behavioral activity levels in cows. After training samples and choosing the appropriate embedding dimension and epsilon-SVR parameters, uses some indicators for performance evaluation of regression. Experimental results show that, compared with an ARMA time series model, the proposed method is more accurate and more credible, and it also provides a new way to produce real-time forecast of cow behavior.

Keywords:

Time Series; Nonlinear Regression Analysis; Embedding Dimension; Particle Swarm Optimization(PSO); Support Vector Machine(SVR)

(上接第 6 页)

Research on Effectiveness Assessment of Acupuncture for Cervical Spondylosis Based on BP and Elman Neural Network

WEI Xiao-yan¹, ZHANG Hong-lai¹, WEI Hang^{1,2}, LIN Qin-ye¹, TAN Huo-yuan¹, GUO Li-chun¹

(1. School of Medical Information Engineering, Guangzhou University of Chinese Medicine, Guangzhou 510006;

2. School of Computer & Engineering, South China University of Technology, Guangzhou 510006)

Abstract:

Based on PRO scale in the acupuncture treatment of cervical spondylosis exists uncertainty and complexity, it is difficult to judge by a single factor, but a comprehensive variety of factors to measure, and the relationship between the factor and the output is non-linear, and the neural network model can approximate arbitrary nonlinear function and suitable for dynamic system identification feature, so constructs the evaluation model BP and Elman artificial neural network by MATLAB software operation, comparative examples drawn BP model is higher than the Elman model accuracy.

Keywords:

PRO Scale; BP Neural Network; Elman Neural Network; Acupuncture Evaluation