

基于泛函连接神经网络的概念设计优化^{*}

刘希玉 徐志敏

(山东师范大学信息管理学院 济南250014)

摘 要 本文给出了一种新的基于人工神经网络的概念设计优化技术,提出了一种基于 Banach 空间中偏序理论的人工神经网络,该网络的学习依赖于样本空间中的偏序关系结构,以及一种改进的 BP 算法。给出了实验描述,并对试验进行了分析。

关键词 偏序,锥,概念设计优化,泛函连接,学习算法

Conceptual Design Optimization by Functional Neural Networks

LIU Xi-Yu XU Zhi-Min

(School of Information and Management, Shandong Normal University, Jinan 250014)

Abstract This paper presents a new conceptual design optimization technique by artificial neural networks. Based on the theory of partial ordering and cones in Banach spaces, a new kind of neural networks with functional links is proposed. Learning algorithm lies heavily on the ordering structure of the sample space with an alternative feed-forward and backpropagation technique. Experiments are described with comparison with analysis of error line.

Keywords Partial ordering, Cone, Conceptual design optimization, Functional link, Neural networks, Learning algorithms

1 引言

概念设计是设计过程中一个非常重要的阶段。不但产品的创新设计主要在概念设计阶段,而且根据有关的统计资料表明,产品工本费的70%是在产品设计阶段决定的。同时,一旦概念设计被确定下来,产品设计的60%~70%也就被确定下来。尤其需要提及的是,即使详细设计再好,也难以弥补概念设计阶段所出现的缺陷。

在概念设计和回溯问题中通常会遇到组合爆炸问题。概念设计一般可以根据设计类型分为概念创新和概念搜索两种。概念搜索主要根据设计任务在已有的较成熟的各种方案中选择一种较好的组合。为了不使系统出现“死角”,必须考虑到所有可能的组合。而回溯问题就是当产品设计层次过多,且某一设计方案不满足要求时,需要进行回溯以产生新的可行方案。产品设计往往是一个多阶段多子任务的链式序列,容易出现方案组合数量膨胀或者回溯节点过多的问题,这些都会产生组合爆炸。这一问题用传统的方法难以处理,而人工神经网络(ANN)得以广泛应用的主要原因就在于它的学习能力、多输入并行处理能力、非线性映射和容错能力,以及通过新的学习获得自适应性的能力,是处理大规模问题的一种强有力的工具。所以神经网络可以很好地解决概念设计中组合爆炸问题。

在设计问题中,常见的优化方法有两种,即人工优化和机器优化。当这些方法与进化方法联系起来时,机器优化又称为 explorative。在这里,优化局限为一种穷举法,它仅提供问题可行解的若干方案,最终的优化过程仍由人来决定。这里面关键的问题是对设计的评价仍是一个复杂的问题,表现在量化上更是一个难以解决的问题。因此,所谓的机器优化只是一种

穷举器(explorer)。

本文给出了一种新的基于人工神经网络的概念设计优化技术,提出了一种基于 Banach 空间中泛函及半序理论的人工神经网络,该网络的学习依赖于样本空间中的半序关系结构,以及一种改进的 BP 算法。我们给出了实验描述,并对试验进行了分析。

2 非线性神经网络

尽管人工神经网络(ANN)具有学习能力、多输入并行处理能力、非线性映射和容错能力,以及通过新的学习获得自适应性的能力,但是在其应用过程中,隐层神经元节点数的确定、各种参数的初始化和神经网络结构的构造等缺乏更有效的理论性指导方法,而这些都将直接影响神经网络的实际应用效果。为克服这些困难,非线性网络逐步发展起来,并取得了若干重要成果。有代表性的非线性网络为径向基网络、小波网络等。

小波分析是近十几年来发展起来的一种强有力的数学工具,其对非平稳随机信号具有良好的时频局部特性和变焦能力,原则上可以替代 Fourier 变换应用的所有场合。但是,小波理论的应用一般被限制在小规模的范围内,其主要原因是,大规模的应用对小波基的构造和存储需要大量的花费,而神经网络是处理大规模问题的一种强有力的工具,这使得神经网络与小波分析的结合成为可能。

小波网络是近几年国际上新兴的一种数学建模分析方法,就是结合最近发展的小波变换良好的时频局域性质与传统人工神经网络的自学习功能而形成的,它通过小波分解进行平移和伸缩变化后而得到的级数,具有小波分解的一般逼近函数的性质与分类特征,并且由于它引入了两个新的参变

^{*})山东省中青年科学家奖励基金、国家自然科学基金、山东基金自然科学基金、山东省教育厅科技计划项目资助课题。

量即伸缩因子和平移因子,从而使其具有更灵活更有效的函数逼近能力,更强的模式识别能力和容错能力。

1992年 Q. H. Zhang 和 A. Benveniste 明确提出了小波网络的概念,它实际上是作为对前馈神经网络逼近任意函数变换的替换。其基本思想是:利用小波元(waveron)来代替神经元(neuron),通过作为一致逼近的小波分解来建立起小波变换与神经网络的连接。自小波网络被提出以来,许多学者对它的一致逼近能力和 L^2 逼近能力的研究进行了大量具有开拓性的工作。

Zhang Qinghua 博士等继续展开小波网络的研究,利用回归分析技术优化网络结构,并针对离散非线性系统进行了仿真研究。F Alonge 等利用遗传算法(GA)与最速下降法和最小二乘法相结合,进行小波基网络的结构优化及其训练,并利用该方法为一混沌时间序列设计了预估器。国内,后勤工程学院李建平等人所编著的《小波分析与信号处理——理论、应用及软件实现》一书,较详细地介绍了小波分析的基本理论,在信号处理、图像边缘检测、湍流流场的计算、包括神经网络等许多领域总结了他们的研究成果,详细给出了小波应用的 C 语言软件包。重庆大学的张邦礼等人在他们的论文中,研究了用于非线性函数逼近的小波网络的结构设计方法,并分析了算法的收敛性和鲁棒性。在其后的论文中,进一步讨论了仿射小波基神经网络(小波网络)的逼近原理,并针对小波网络中普遍存在的基元过多问题,提出了网络结构设计的时(空)域“分解—综合”方法。

3 偏序与锥

下面给出偏序及锥的基本描述。这些描述是基于空间 E 的代数结构的。

定义 3.1 设 E 为一个实的线性空间,一个非空凸集合 $P \subset E$ 称为一个锥,如果它满足下列条件:

- (i) $x \in P, \lambda \geq 0 \Rightarrow \lambda x \in P$
- (ii) $x \in P, -x \in P \Rightarrow x = 0$

称锥为一个正锥,如果空间 E 是一个 Banach 空间,同时 P 是一个凸闭集。如果 P 含有至少一个内点,我们则称锥为体锥。当 $E = P - P$ 满足时,我们称锥为再生锥。

定义 3.2 设 P 为一个锥。由下列关系定义的偏序

$$x \leq y \Leftrightarrow y - x \in P$$

称为锥诱导的偏序。

偏序是一种代数结构,然而,这种代数结构可以产生拓扑结构。设 P 是线性空间 E 中的一个锥, $\epsilon > 0$ 。定义:

$$E_\epsilon = \{x \in E: \exists \lambda > 0, -\lambda \epsilon \leq x \leq \lambda \epsilon\}$$

同时,定义:

$$\|x\|_\epsilon = \inf\{\lambda > 0: -\lambda \epsilon \leq x \leq \lambda \epsilon\}, x \in E_\epsilon$$

现在考虑由线性结构诱导出的拓扑结构。设 P 为一个锥,当 x, y 为锥 P 的内点时,必然存在正数满足:

$$\mu y \leq x \leq \lambda y$$

定义: $m(x, y) = \sup\{\mu > 0: \mu y \leq x\}$

$$M(x, y) = \inf\{\lambda > 0: x \leq \lambda y\}$$

这样一来,得到了一个距离,这个距离是由偏序产生的,称为 Hilbert 投影距离:

$$d(x, y) = \ln \frac{M(x, y)}{m(x, y)}$$

可以证明, Hilbert 投影距离是一个伪距离,也就是说,它和一般距离的唯一区别是下列公理取代了传统的唯一性公理:

$$d(x, y) = 0 \Leftrightarrow x = \lambda y, \lambda > 0$$

4 泛函连接神经网络

泛函神经网络(FLANN)最早由 Y. Pao^[7]提出,并分析了其基本结构。根据我们的应用需要,下面提出一种变化的泛函神经网络。

本节定义的神经网络与 Pao 的主要区别为,我们使用具有有序特征的基函数。为了描述的一般化,我们可以在一个 Banach 空间上进行分析,也就是说,假定样本空间为一个 Banach 空间,其中 P 为一个正锥。采用同样的方法,不难将这儿的讨论移植到更一般的空间中,如局部凸空间等。

4.1 网络结构

首先定义网络结构。设 E 为一个 Banach 空间, P 为锥。选择一组泛函:

$$\mathcal{Q} = \{\phi_\sigma(x) | x \in E, \sigma \in I\}$$

其中 I 为指标集。设 $\rho(x)$ 为一个严格单调递增的函数: $\rho: R^1 \rightarrow R^1$ 。定义网络如下:

$$y = \rho(s), s = \sum_{i=1}^N \omega_i \phi_{\sigma_i}(x)$$

其中 N 为某自然数。这个网络称为泛函连接网络,简称泛函网络。图1给出了泛函网络的结构图。

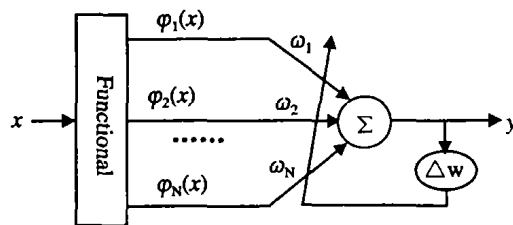


图1 泛函网络结构图

在这个定义中,函数 $\rho(x)$ 称为激活函数,我们要求这个函数严格增、有界。常用的函数有 Sigmoid 函数以及双曲函数,例如

$$\rho(x) = M \tanh(x) = M \frac{1 - e^{-2x}}{1 + e^{-2x}}$$

其导数为: $\rho'(x) = M - \frac{1}{M} \rho^2(x)$

4.2 网络映射性质

在讨论学习算法之前,我们首先对网络的映射性质进行分析。为此,我们将问题进行转换,讨论存在性。

假设训练集为下列集合:

$$\Omega = \{(x_k, y_k): k = 1, 2, \dots, M\}$$

注意到激活函数为严格增的,因此必须有

$$y_k \in \text{Range}(\rho)$$

否则问题将无解。这样一来,我们可以假设

$$y_k = \rho(s_k), k = 1, 2, \dots, M$$

所以问题转化为寻找向量 $W = [\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_N]^T$ 使得

$$s_k = \sum_{i=1}^N \omega_i \phi_{\sigma_i}(x_k)$$

设 $S = [s_1, s_2, \dots, s_M]^T, \Phi = [\phi_{\sigma_i}(x_k)]_{M \times N}$

最后,问题化为寻找向量 $W = [\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_N]^T$, 使得

$$\Phi W = S \quad (1)$$

现在考虑几种情况。首先若 $M > N$, 方程(1)一般无解。若 $M < N$, 定义一个新的 $N \times N$ 矩阵 A :

$$A = \begin{bmatrix} \Phi & 0 \\ 0 & I \end{bmatrix}_{N \times N}$$

同时记

$$X = \begin{bmatrix} W \\ 1 \end{bmatrix}, Y = \begin{bmatrix} S \\ 1 \end{bmatrix} \quad (2)$$

这样,方程(1)变为: $AX=Y$ (3)

根据方程(3),要使这个方程有解,一般要求训练点 $\{x_k: k=1, 2, \dots, M\}$ 在一般位置上,也就是说, $\{x_k - x_1: k=2, \dots, M\}$ 线性无关。这就要求基 $\mathcal{R}$ 线性无关。

4.3 学习算法

下面讨论泛函网络的学习算法。对给定的样本点 (x, d) , 定义:

$$y = \rho(s), s = \sum_{i=1}^N \omega_i \phi_i(x)$$

$$\text{网络误差为: } E = \frac{1}{2} (y - d)^2$$

根据修正的 δ -学习算法得到:

$$\Delta \omega_i = -\eta \frac{\partial E}{\partial \omega_i} = -\eta (y - d) \rho'(s) \phi_i(x)$$

定义学习信号 $\delta = y - d$, 则学习算法为:

$$\Delta \omega_i = -\eta \delta \rho'(s) \phi_i(x)$$

5 具有序性质的泛函基

泛函神经网络中的一个重要问题是基的选取。本节我们构造一种具有序性质的基,其基本特点为可以利用样本空间的序性质,从而期望得到较好的收敛性。

设 $\mathcal{R}$ 为基。对两两不同的点组 $\{x_1, x_2, \dots, x_N\}$, 我们要使得下列矩阵非奇异:

$$\Phi = \begin{bmatrix} \phi_1(x_1) & \phi_2(x_1) & \dots & \phi_N(x_1) \\ \phi_1(x_2) & \phi_2(x_2) & \dots & \phi_N(x_2) \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ \phi_1(x_N) & \phi_2(x_N) & \dots & \phi_N(x_N) \end{bmatrix}$$

现在设样本点在一般位置上,即 $\{x_1, x_2, \dots, x_N\}$ 可以扩张成一个 $N-1$ 维的仿射平面。首先假定泛函为线性的,则将 x_i 替换为 $x_i - x_1$ 后我们可以假设具有下列新形式,其中 $\{x_1, x_2, \dots, x_{N-1}\}$ 非零、线性无关, $e = x_1$:

$$\Phi = \begin{bmatrix} \phi_1(e) & \phi_2(e) & \dots & \phi_N(e) \\ \phi_1(x_1) & \phi_2(x_1) & \dots & \phi_N(x_1) \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ \phi_1(x_{N-1}) & \phi_2(x_{N-1}) & \dots & \phi_N(x_{N-1}) \end{bmatrix}$$

现在我们假设上述矩阵为奇异的,即 $\det \Phi = 0$, 因此存在常数 C_j 满足

$$\sum_{j=1}^N C_j \begin{bmatrix} \phi_j(x_1) \\ \phi_j(x_2) \\ \dots \\ \phi_j(x_N) \end{bmatrix} = 0$$

定义 $\phi = \sum_{j=1}^N C_j \phi_j$, 因此 $\phi(x) = 0, x = x_1, x_2, \dots, x_N$

设 $x_1, x_2, \dots, x_N$ 扩张成的仿射平面为 H , 即

$$H = \{x = \sum_{i=1}^N \alpha_i x_i | \alpha_i \text{ 为常数}\}$$

取 $e \in H$, 则 $H = e + K$, 其中 K 为一个放射子空间。所以我们得到:

$$\phi(e) = 0, \phi(x) = 0, x \in H$$

只要我们选取合适的子空间使得上面的关系不成立,则所要求的基就符合要求。

在非线性的情况下,我们可以很容易选取基函数使得矩阵非奇异。例如选取

$$\phi_i(x) = x_i^{i-1}$$

只要点 x_i 两两不同,就可以保证矩阵非奇异。

6 基于泛函神经网络的概念设计优化

本节给出一个利用泛函神经网络进行概念设计优化的一个应用框架。在设计优化问题中,由于设计目标多重性,特别其中有若干设计目标具有相关性和因果关系,因此优化问题常常表现出复杂和多目标性质,从这些复杂的设计目标中找出我们需要的设计方案需要很多经验和灵感。如果给出一种工具能够完成这项任务,将大大减轻设计的工作量。

以下将用本文提出的方法建立一种概念设计优化模型。该模型的基本想法是将设计优化问题分解成若干简单优化问题,每一个简单优化问题对应泛函神经网络的一个神经结点,网络的输出为最终的优化结果。基本模型框图如图2。

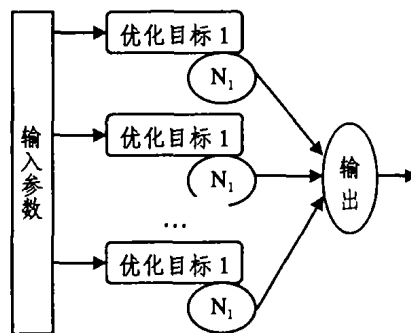


图2 设计优化网络模型

由于神经网络的特点,这个模型可以较好地反映设计优化各个子目标之间的相关、制约等关系。下面给出一个外形曲面重构的试验分析。利用该曲面重构,可以进一步进行曲面设计。曲面重构的理论依据为下述命题:

设 f 为一个 $L_2(\Omega)$ 函数,其中 $\Omega \subset R^2$ 为一个区域。则对任何精度 $\epsilon > 0$, 存在常数 C_i 以及 N , 使得

$$\int_{\Omega} (f(x, y) - \text{Re} \sum_{i=1}^N C_i x^i)^2 dx dy < \epsilon$$

这个结论是经典函数逼近的推论,参见文[5]。现在我们构造如图1的泛函网络,对给定的样本规模 N , 我们取上述和式中的节点数为 N 。

以下我们给出一部分实验数据。这里样本数据 (x, y) 取为下表中的格点,结果在下表中给出。这里取 $N=9$ 。取基函数为

$$\phi_n(x+iy) = \text{Re}(x+iy)^n, n=0, 1, \dots, 16$$

样本数据如下:

样本数据(x)								
-2.0	-1.5	-1.0	-0.5	0.0	0.5	1.0	1.5	2.0
-2.0	-1.5	-1.0	-0.5	0.0	0.5	1.0	1.5	2.0
-2.0	-1.5	-1.0	-0.5	0.0	0.5	1.0	1.5	2.0
-2.0	-1.5	-1.0	-0.5	0.0	0.5	1.0	1.5	2.0
-2.0	-1.5	-1.0	-0.5	0.0	0.5	1.0	1.5	2.0
-2.0	-1.5	-1.0	-0.5	0.0	0.5	1.0	1.5	2.0
-2.0	-1.5	-1.0	-0.5	0.0	0.5	1.0	1.5	2.0
-2.0	-1.5	-1.0	-0.5	0.0	0.5	1.0	1.5	2.0
-2.0	-1.5	-1.0	-0.5	0.0	0.5	1.0	1.5	2.0

样本数据(y)								
-2.0	-2.0	-2.0	-2.0	-2.0	-2.0	-2.0	-2.0	-2.0
-1.5	-1.5	-1.5	-1.5	-1.5	-1.5	-1.5	-1.5	-1.5
-0.5	-0.5	-0.5	-0.5	-0.5	-0.5	-0.5	-0.5	-0.5
0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
0.5	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5
1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0
1.5	1.5	1.5	1.5	1.5	1.5	1.5	1.5	1.5
2.0	2.0	2.0	2.0	2.0	2.0	2.0	2.0	2.0

(下转第145页)

```

URI="http://Reg-biometrics.hit.edu.cn/xkms/21438">
<ds:DigestMethod Algorithm=.../>
<ds:DigestValue>
j6lwx3rvEPO0vKtMup4NbeVu8nk=
</ds:DigestValue>
</ds:Reference>
... ..
<ds:SignatureValue>
MC0CFFrVLtRlk=
</ds:SignatureValue>
... ..
</SOAP-SEC:Signature>
</SOAP-ENV:Header>
<SOAP-ENV:Body>
<ValidateResult ...>
<KeyBinding Id="xxxxxx">
... ..
<ds:RSAKeyValue>
<ds:Modulus>zvbTd...</ds:Modulus>
<ds:Exponent>AQAB</ds:Exponent>
</ds:RSAKeyValue>
... ..
</KeyBinding>
</ValidateResult>
</SOAP-ENV:Body>
</SOAP-ENV:Envelope>

```

当用户退出服务或者长时间没有事务活动时,Web 服务提供者停止服务,撤销连接,并通知认证中心,认证中心记录,并取消此次认证的合法性。

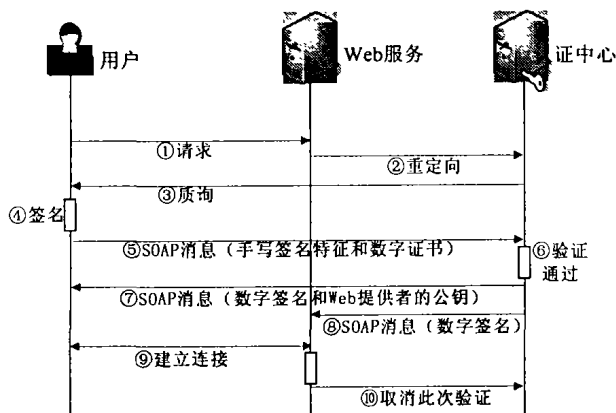


图4 合法用户的认证事件流

结束语 本文把联机手写签名和数字证书相结合进行身份认证。利用联机手写签名的生物特征,准确地鉴别并标识个人身份,保证了证书的所有者和使用者是同一实体;另一方面,利用数字证书中约定的密钥机制加密联机手写签名和传输数据,从而保证了该数字证书签署的数字签名的可靠性和非否认性,为 Web Service 提供了可靠的身份认证机制。同时,由于采用 SOAP 协议来交换信息,充分发挥 Web Service 支持多协议、跨平台无障碍的优势,提供了更广泛的身份认证服务。

参考文献

- 1 吴应良. 基于 Web Service 的动态电子商务体系结构. 计算机应用研究, 2003(7): 20~23
- 2 Nakamura Y, Hada S, RyoMeyama. Towards the Integration of Web Service Security on Enterprise Environment. In: Proc. of the 2002 Symposium on Applications and the Internet (SAINT '02w), 2002. 166~175
- 3 Simple Object Access Protocol (SOAP) 1. 1. <http://www.w3.org/TR/SOAP/>. 2000, 5
- 4 SOAP Security Extensions: Digital Signature. <http://www.w3.org/TR/SOAP-dsig/>. 2001
- 5 XML-Signature Syntax and Processing. <http://www.w3.org/TR/xmlsig-core/>. 2000
- 6 XML Encryption Syntax and Processing. <http://www.w3.org/TR/xmlenc-core/>. 2002
- 7 XML Key Management Specification 2. 0. <http://www.w3.org/TR/xkms2/>. 2003
- 8 Li Bin, Wang Kuanquan, Zhang David. On-Line Signature Verification for E-Finance and E-Commerce Security. The In: Second Intl. Conf. on Machine Learning and Cybernetics (ICMLC2003). Nov. 2003. 3002~3007

(上接第121页)

标准输出(d)

0.8	0.9	0.7	0.4	0	-0.4	-0.8	-0.9	-0.8
0.9	1.0	0.8	0.5	0	-0.4	-0.8	-1.0	-0.9
0.8	0.8	0.7	0.4	0	-0.4	-0.7	-0.8	-0.8
0.4	0.5	0.4	0.2	0	-0.2	-0.4	-0.5	-0.4
0	0	0	0	0	0	0	0	0
-0.4	-0.5	-0.4	-0.2	0	0.2	0.4	0.5	0.4
-0.7	-0.8	-0.7	-0.4	0	0.4	0.7	0.8	0.8
-0.9	-1.0	-0.8	-0.5	0	0.4	0.8	1.0	0.9
-0.8	-0.9	-0.7	-0.4	0	0.4	0.7	0.9	0.8

网络运行3440次后,平均误差为0.075130,最大误差为0.153548,连接权实验结果如下:

权(W)

-6.639129	0.039305	0.782633	0.345540	2.040181
-0.250256	-0.462557	-0.393224	-0.513422	0.408255
0.097718	-0.030444	1.190157	-1.277041	-0.106535
0.871643	-0.264692			

实验系统界面以及误差曲线见附图(略)。

参考文献

- 1 Zhang Qinghua, Benveniste A. Wavelet networks. IEEE Trans. on Neural Networks, 1992, 3(6): 889~898

- 2 Zhang Jun, et al. Wavelet neural networks for function learning. IEEE Trans. On Neural Networks, 1995, 43(6): 1485~1497
- 3 Ladde G S, Lakshmikantham V, Vatsala A S. Monotone iterative techniques for nonlinear differential equations. New York: Pitman, 1985
- 4 Heikkila S, Lakshmikantham V. Monotone iterative techniques for discontinuous nonlinear differential equations. New York: Marcel Dekker Inc., 1994
- 5 Guo Dajun, Lakshmikantham V. Nonlinear problems in abstract cones. New York: Academic Press, 1988
- 6 Guo D, Sun Jingxian. Nonlinear Integral Equations. Jinan: Shandong Science and Technology Press, 1987
- 7 Pao Y H, et al. Neural-net computing and intelligent control systems. Int. J. Control, 1992, 56: 263~289
- 8 张苗生,刘贵忠,刘峰.一种自适应小波网络的构造及学习算法.中国科学(E辑),2001,31(2):172~181
- 9 吕立华,宋执环,李平.一种小波网络设计新方法.信息与控制,2002,31(1):14~18
- 10 陈哲,冯天瑾.小波分析与神经网络结合的研究进展.电子科学学报,2000,22(3):496~504
- 11 Pahl G, Beitz W. Engineering Design. London: Design Council, 1984