

模糊自动机在电磁波识别中的应用

吴青娥, 舒 兰

(电子科技大学应用数学学院 成都 610054)

【摘要】研制了一个模糊处理和神经网络相结合的自动机,使用模糊技术从未处理的电磁信号波纹图像中处理模糊几何特征属性,进行波纹分类与识别。当使用模糊自动机(FA)进行识别紊乱波纹时,这些模糊几何特征是最好的。而对这些模糊几何特征的辨识,使用FA是很好的。

关键词 模糊神经网络自动机; 重叠信号波纹; 模式识别; 模糊几何特征

中图分类号 TP273

文献标识码 A

Application of Fuzzy Automata to Electromagnetic Wave Recognition

WU Qing-e, SHU Lan

(School of Applied Mathematics, UEST of China Chengdu 610054)

Abstract In this paper, the automaton that is to base on the combination of fuzzy processing and neural network is constructed successfully. At the same time, fuzzy geometrical features are processed by using fuzzy technology from images of unprocessed electromagnetic wave (simplifying wave of signal), and the wave of signal is classified and recognized. The fuzzy geometrical features are found to be the best for recognizing distorted overlapping waves of signal when Fuzzy Automata (FA) are used. The overall performance is best of FA.

Key words fuzzy neural network automata; overlapping waves of signal; pattern recognition; fuzzy geometrical features

众所周知,如果飞机在危险中能顺利接收到反馈信号,那么飞行器能很好地绕开障碍物。但在空中常常遇到一些其他情况,如云、烟、雾、灰尘颗粒等扰乱信号,使飞行器遭险,却还不明其原因。为了飞行器的安全行驶,必须保证飞行器的电信号波纹(简称波纹)的正确识别,这就需要充分处理波纹的几何特征信息。由于有一些波纹信号被割裂、部分波纹紊乱、信号变弱或消失(即模糊不清或纹路不清)、覆盖面积不全等等^[1],这些损失的信息。为很好的辨别危险,使用波纹匹配作为一种基本的工具,用于识别障碍物的大小、远近、什么性质的障碍物及它的危险程度。要做好这些,就必须持有大量的波纹记录。检测部门往往是在被破坏的波纹与其表现出来的特征之间建立起映射关系,然后用模式识别的方法进行诊断,在模式识别过程中,对波纹等一些不清的信号采用模糊处理。作为一种具有较优越的非线性处理能力的模式识别方法,神经网络在该领域的应用在国内外得到了越来越多的重视^[2-3]。而模糊自动机又是通过训练神经网络而抽取出来的一种更鲜活的智能工具,所以模糊自动机是模式识别过程中的一种最佳工具。本文主要讨论了使用神经网络抽取的模糊自动机(Fuzzy Automata, FA)在飞行器遇到危险时电磁波的处理和识别。实验表明,该

收稿日期: 2004-04-29

基金项目: 四川省青年科技基金资助项目(L080011YF021104)

作者简介: 吴青娥(1971-),女,博士生,主要从事模糊神经网络自动机方面的研究。

模糊自动机的辨别精度接近于经验丰富的波纹鉴定专家的水平。

1 波纹选取及数据抽取

(1) 一般选取波纹都是选择波纹中心的地方。因为这一片段含有大量的细枝末节信息,即波纹曲线旋转方向、长度、宽度、高度、广度、深度、波纹之间的距离和覆盖面积大小等。本文选取重叠的波纹进行模式识别。通过在任何程度上(例:25%,50%,75%)的波纹的五种特征,即:左旋、右旋、孪生旋、波涡、清晰的弧线的任何两类和方向上的处理,进行模式识别。

(2) 抽取所有图像的模糊几何特征属性,即波纹的长度、宽度、高度、广度、深度、面积、环形周长、紧密度(信号强弱)和面积覆盖指标文献[4-5]。

(3) 用模糊几何特征集作为输入,训练3阶网络。

(4) 在重叠波纹模式中,进行多种破坏(割裂、弄污、涂墨水、覆盖和10%任意重叠)及同时从波纹图像中抽取模糊几何特征。

(5) 最后,用被破坏的重叠波纹图像验证3阶网络结构抽取的自动机,并且把毁坏的波纹与真实的波纹作比较。

2 模糊处理

(1) 在专家系统帮助下,为需要的各项数据(即真实的波纹特征属性值)确定了注意值,如表1所示,其中面积单位为mm²,长度、宽度等单位为mm。

表1 特征属性与注意数据值

特征属性名	长度	宽度	深度	高度	广度	周长	面积	紧密度	面积覆盖指标
注意数据值	30	1	0.01	1	2	62.8	3.14	138.16	2 826

(2) 然后,再抽取破坏的波纹数据。在这些数据中,发现数据的量值不敏感,一些重要的特征将难以被网络获取。而如果通过线性映射直接将数据转换为[0,1]之间的值,又会使映射的简单性而造成某些属性概率分布特征的丢失。为了解决这个问题,本文引入模糊技术(即用模糊隶属函数)对数据进行预处理,得到一个基准值作为标准集。

(3) 在此基础上,通过隶属函数求出训练的样本集相对于注意值的隶属度,并以其作为神经网络的输入。本文使用的隶属函数Sigmoid函数为:

$$y = f(x) = (1 + e^{-x/x_0})^{-1}$$

式中 x 为实际值; x_0 为注意值。此外,本文还将0与1值分别映射为0.1,0.9,这样可以加速网络收敛,提高自动机的学习效率。

3 神经网络结构和训练算法

神经网络可以自动地通过构造性学习取得较好泛化性能所需的隐层神经元数,并提高网络的学习能力。在波纹实验方面,检测网络选择了波纹割裂、弄污、10%任意重叠、涂墨水和覆盖五种情况中的任意三个组合项目。

3.1 网络结构

本文选用了标准的3阶网络结构,如图1所示:

已经证明,3阶网络在模式识别中达到90%的准确性^[6],这个输出的表达式为:

$$y_i = f\left(\sum_j \sum_k \sum_l \omega_{ijkl} x_j x_k x_l\right)$$

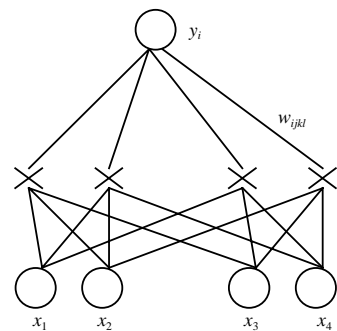


图1 4个输入1个输出的3阶网络图

3.2 训练算法

这里使用的是一种有监督学习的BP算法，定义系统辨识的指标函数为：

$$J = \frac{1}{2} [y_d(k) - y(k)]^2$$

式中 $y_d(k)$ 为标准值；而 $y(k)$ 为辨识模型的输出。用 ω 来代表神经网络中被辨识的权矢量，一般的BP算法是：

$$\omega = \omega_0 - \eta \frac{\partial J}{\partial \omega}$$

式中 ω_0 为初始值(即学习前的值)； η 是学习率。

$$\frac{\partial J}{\partial \omega} = -[y_d(k) - y(k)] \frac{\partial y(k)}{\partial \omega}$$

4 自动机系统判别法

下面，用训练好的神经网络抽取自动机。本文使用自组织特征映射(Self Organize Mapping, SOM)文献[7]中的方法。把三阶神经网络的输出与SOM网络结构的输入相连接。然后训练SOM网络，一旦SOM被训练好，它的一个竞争单元代表自动机的一个状态。具体抽取自动机的步骤如下：

1) 自动机的起始状态由三阶网络的起始输出值 y^0 决定，这里 $y^0 = 0.1$ 。把这个输出 y^0 作为SOM的输入，这时 y^0 激活SOM竞争层的单元 (j_0, k_0) ，作为自动机的起始状态。

2) 以竞争层的当前被激活单元 (j, k) 对应自动机的状态 $q_{(j,k)}$ 出发，把尚待处理的信息 ξ_l 输入到三阶网络结构中，得到相应的输出 X_l 。再把 X_l 作为SOM的输入，这时 X_l 激活竞争单元 (m, n) 作为自动机合适的状态 $q_{(m,n)}$ 。这时，有以下3种情况可能会发生：(1) 如果单元 (m, n) 在前一步状态 (j, k) 之前的某个状态曾被激活过，则自动机的状态不变，因为无新状态产生。这时只发生状态间的转变 $\delta(q_{(j,k)}, \xi_l) = q_{(m,n)}$ 。(2) 如果单元 (m, n) 就是单元 (j, k) ，也就是 (j, k) 又被激活，这时形成一个圈。自动机同样没有新的状态产生，只有当前这个状态到自身的转变 $\delta(q_{(j,k)}, \xi_l) = q_{(j,k)}$ 发生。(3) 如果单元 (m, n) 到目前为止是第一次被激活，则作为自动机的一个新状态，同时有自动机的状态转变 $\delta(q_{(j,k)}, \xi_l) = q_{(m,n)}$ 发生。

3) 处理完信息 ξ_l 后，接着在三阶网络里输入下一个信息 ξ_{l+1} 。同样地，可得到一个被激活单元 (m', n') 作为自动机的状态 $q_{(m',n')}$ ，这时单元 (m', n') 可能在此之前尚未被激活过或已被激活过，即自动机有新状态产生或没有新状态产生，但有自动机状态之间的转变 $\delta(q_{(m,n)}, \xi_{l+1}) = q_{(m',n')}$ 产生，也就是从活动单元 (m, n) 到活动单元 (m', n') 的转变。

4) 重复步骤2)，直到所有的信息被处理。

5) 如果所有的信息都被处理且竞争层单元中也没有新的单元被激活，则自动机的抽取过程结束，因为这时自动机的所有的状态和转变都已从SOM中被决定而获得。

6) 把能激活SOM竞争层单元的三阶网络的输出值 y_l 作为自动机状态间转变的隶属度。

接着用抽取的自动机识别波纹的若干个属性或同时识别不同属性的若干个组合。这里选用波纹不同特征属性进行组合，得到若干属性组，分别用不同的自动机识别，相应得到不同组矢量。这样，由所得的矢量值可以进行波纹识别。

就像对一种文法识别一样，一个自动机对波纹的一组属性进行辨别，其判别精度相当高。而对波纹的多组属性同时进行判别，可以构建一个同时处理多组特征属性的自动机系统，以便扩大辨识范围和提高识别准确度。

5 实验与应用

(1) 文献[1]提供的实际运行数据进行了实验。实验表明，波纹的这3个特征属性：高度(波纹强度)、长度和面积覆盖指标(紧密度)的这些数据组合，结合为一组作为输入，同时被测试时，得到了最好的结果。而其他的模糊几何特征进行组合，同时被测试时，所得的矢量表明，辨识率不高。对输入属性增多时，并不

能提高辨识度,反而有时会降低自动机的学习率,同时还会降低结论的一般性。

(2) 从实验中还可以看出,重叠度越大,验证图像作为重叠一类越好。波纹重叠少时,主要看图像的背景。用不同的自动机,对多种重叠波纹图像进行不同类型的破坏,实验结果是相似的。

(3) 从实验结果还可知,在不同人工破坏中,大部分都能够容易识别,识别程度从易到难依次为:平均损失信息、割裂(顺着或逆着)、弄污。而在涂墨水情况下,产生较坏的结果。

本文还对波纹数据采用模糊处理技术、3阶网络结构和BP算法,以及自动机的组合系统等技术,发现使用这些技术后,不仅网络学习速度有较大提高,还使自动机系统的识别精度得到大大改善,以至更容易收敛到较优解。

6 结束语

研究的结果表明,用最好的模糊几何特征集作为训练数据,能对自动机提供较好的识别范围的多样性。这种利用模糊几何特征识别多种多样畸变的和杂乱的重叠波纹是有效的。同时波纹脊的高度、长度和面积覆盖指标这三个特征属性作为识别矢量,是较好的选择。与以往指纹研究相比,本文在实验项目的选用、数据处理、网络设计和训练以及自动机的组合等方面采用了一些比较新颖有效的技术,使得模式识别系统获得了较大的成功,特别在飞行器上的应用将有更大的发展前景。这充分说明,神经网络、自动机学习领域的研究成果在实际产业部门有广阔的应用前景。

参 考 文 献

- [1] Sankar K P, Sarbadhikari S N. Fuzzy geometrical features for identifying distorted overlapping fingerprints. International conference on Information[C]. Communications and Signal processing. ICICS': Singapore.1997, 9-12
- [2] Vanegas O, Mizuno Y. Diagnosis of oil-insulated Power apparatus by using neural network simulation[J]. IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation, 1997, 4(3): 290-299
- [3] Zhang Y, Ding X. An artificial neural network approach to transformer fault diagnosis[J]. IEEE transactions on Power Delivery, 1996,11 (4): 1 836-1 841
- [4] Pal S K, Ghosh A. Fuzzy geometry in image analysis[J]. Fuzzy Sets and Systems, 1992, 1(48): 23-40
- [5] Pal S K, Mitra S. Noisy fingerprint classification using multilayer perceptron with fuzzy geometrical and textural features[J]. Fuzzy Sets and Systems, 1996, 2(80): 121-132
- [6] Spirkovska L, Reid B M. Connectivity strategies for higher-order neural networks applied to pattern recognition[C]. CA 94035-1000. Moffett Field. 1998, 21-26
- [7] Lalande A, Jaulent M. A fuzzy automaton to detect and quantify fuzzy artery lesions from arteriograms[J]. Information processing and Management of Uncertainty in Knowledge-Based Systems , 1996, 3(7): 1 481-1 487

编 辑 刘文珍