

文章编号: 1004-4353(2021)01-0064-06

基于协同神经网络算法的红树林物种识别

孙 静

(黎明职业大学 智能制造工程学院, 福建 泉州 362000)

摘要: 为解决采用遥感技术监测红树林群落存在的识别率较低的问题,提出了一种基于协同神经网络算法的红树林图像识别方法. 首先,采用协同神经网络算法中的平衡网络参数方法对红树林图像进行识别. 其次,利用微粒群算法对平衡参数方法进行改进. 实验结果显示,该方法对红树林图像识别效率达到 88.0%,显著优于传统的协同神经网络算法的识别率(78.0%),因此该方法具有良好的应用价值.

关键词: 红树林; 协同神经网络; 平衡参数; 微粒群算法

中图分类号: TP391.4

文献标识码: A

Mangrove species identification method based on synergetic neural network algorithm

SUN Jing

(College of Intelligent Manufacturing Engineering, Liming Vocational University, Quanzhou 362000, China)

Abstract: In order to solve the problem of low recognition rate in mangrove community monitoring by remote sensing technology, a method of mangrove image recognition based on synergetic neural network algorithm was proposed. Firstly, the synergetic neural network algorithm was used to recognize mangrove images by balancing the network parameters. Secondly, the method of particle swarm optimization algorithm was used to improve the balance parameter method. The result shows that the recognition efficiency of the method reaches 88.0%, which is significantly better than the recognition efficiency (78.0%) of the traditional synergetic neural network algorithm. So the method has good application value.

Keywords: mangrove; synergetic neural network; balancing the parameters; particle swarm optimization

0 引言

红树林是热带、亚热带海湾、河口泥滩上的木本植物群落,它不仅可为许多海洋动物提供理想的栖息地,而且还在维护海岸生态平衡以及防风减灾、固岸护堤、净化海洋、保护耕地等方面具有重要作用^[1]. 我国的红树林主要分布在浙江等东南沿海地区,据统计共有 37 种,分属 20 科、25 属^[2]. 近些年,因为地产开发、海水养殖等原因我国的红树林湿地面积呈大幅度减少趋势,因此急需加强对红树林湿地的监测和保护. 由于红树林的生长地域较为特殊,难以对其进行常规的野外调查,因此目前广泛应用遥感技术对其进行监测. 但因遥感技术覆盖范围较大,空间分辨率低,且红树林遥感数据光谱特征和其他植物存在着大量的同物异谱和异物同谱的现象^[3],因此需要借助其他的图像识别方法对其进行识别. 目

收稿日期: 2020-10-26

作者简介: 孙静(1979—),女,副教授,研究方向为机器视觉、智能装备.

基金项目: 泉州市科技局科技计划项目(2018C102R);福建省教育厅中青年教师教育科研项目(JAT191465);黎明职业大学科研团队项目(LMTD202001)

前,常见的图像识别方法有统计模式识别、结构模式识别、基于神经网络的人工智能模式识别等^[4]. 基于神经网络的人工智能模式识别法是一种能够模拟人脑神经元细胞的网络结构对信息进行加工、处理、存储和搜索的模式识别,其不仅具有很好的鲁棒性和容错性,而且对噪声和信息损失也具有良好的适应性,因此近年来被广泛应用到文字识别、语音识别、指纹识别、人脸识别等领域. 但传统神经网络存在训练时间较长、算法容易陷入局部极值、不能完全训练等问题. 为此,本文提出了一种使用协同神经网络^[5]算法的红树林图像识别方法,并通过实验验证了该方法的有效性.

1 协同神经网络算法

1973 年, H. Haken^[6]首次提出了将协同理论应用到模式识别的协同神经网络算法. 该算法的实现方法是:首先利用待测试模式 \mathbf{q} 和原型模式构造一定数目的序参量,然后根据序参量动力学方程对系统进行演化,以此驱使待测试模式 \mathbf{q} 从中间状态 $\mathbf{q}(t)$ 进入某个原型模式 \mathbf{v}_k 中,进而实现对 \mathbf{q} 的识别^[7]. 该理论假设原型模式的数量为 M , 满足图像模式识别的动力学方程为:

$$\dot{\mathbf{q}} = \sum_{k=1}^M \lambda_k (\mathbf{v}_k^+ \mathbf{q}) \mathbf{v}_k - B \sum_{k \neq k'} \mathbf{v}_k (\mathbf{v}_{k'}^+ \mathbf{q})^2 (\mathbf{v}_k^+ \mathbf{q}) - C \mathbf{q} (\mathbf{q}^+ \mathbf{q}) + F(t). \quad (1)$$

其中: \mathbf{q} 是状态向量; λ_k 为注意参数,其值为正数时模式才能被识别; \mathbf{v}_k 为原型模式向量,满足归一化和零均值条件,即满足 $\|\mathbf{v}_k\| = \bar{\mathbf{v}}_k \mathbf{v}_k = \left(\sum_{l=1}^N \mathbf{v}_{kl}^2 \right)^{\frac{1}{2}} = 1$ 和 $\sum_{l=1}^N \mathbf{v}_{kl} = 0$; \mathbf{v}_k^+ 是 \mathbf{v}_k 的伴随向量; $\bar{\mathbf{v}}_k$ 是 \mathbf{v}_k 的转置向量; B 和 C 为指定系数; $F(t)$ 为涨落力. 上述中的伴随向量满足:

$$(\mathbf{v}_k^+, \mathbf{v}_{k'}) = \mathbf{v}_k^+ \mathbf{v}_{k'} = \delta_{kk'}. \quad (2)$$

可将状态向量 \mathbf{q} 分解为原型向量 \mathbf{v}_k 和剩余向量 \mathbf{w} , 如式(3)所示:

$$\mathbf{q} = \sum_{k=1}^M \zeta_k \mathbf{v}_k + \mathbf{w}, (\mathbf{v}_k^+ \mathbf{w}) = 0, k = 1, 2, \dots, M. \quad (3)$$

定义 \mathbf{q} 的伴随向量为 $\mathbf{q}^+ = \sum_{k=1}^M \zeta_k \mathbf{v}_k^+ + \mathbf{w}^+$, $(\mathbf{w}^+ \mathbf{v}_k) = 0, k = 1, 2, \dots, M$, ζ_k 为序参量. 其中 ζ_k 可由式(2)和式(3)得到,即 $\zeta_k = (\mathbf{v}_k^+, \mathbf{q}) = \mathbf{v}_k^+ \mathbf{q}$.

可将式(1)描述成为一个求势函数极值的过程,若忽略动力学方程(1)中的 $F(t)$ 和暂态量,则可得该方程式的协同势函数:

$$V = -\frac{1}{2} \sum_{k=1}^M \lambda_k (\mathbf{v}_k^+ \mathbf{q})^2 + \frac{1}{4} B \sum_{k \neq k'} (\mathbf{v}_k^+ \mathbf{q})^2 (\mathbf{v}_{k'}^+ \mathbf{q})^2 + \frac{1}{4} C \left(\sum_{k=1}^M (\mathbf{v}_k^+ \mathbf{q})^2 \right)^2. \quad (4)$$

将序参量代入式(4)可得到与协同势函数相应的序参量动力学方程式和势函数:

$$\dot{\zeta}_k = \lambda_k \zeta_k - B \sum_{k' \neq k} \zeta_{k'}^2 \zeta_k - C \left(\sum_{k'=1}^M \zeta_{k'}^2 \right) \zeta_k, \quad (5)$$

$$V = -\frac{1}{2} \sum_{k=1}^M \lambda_k \zeta_k^2 + \frac{1}{4} B \sum_{k' \neq k} \zeta_{k'}^2 \zeta_k^2 + \frac{1}{4} C \left(\sum_{k'=1}^M \zeta_{k'}^2 \right)^2. \quad (6)$$

当系统演化至序参量的动力学能量耗尽时, $\dot{\zeta}_k = 0, 1 \leq k \leq M$. 此时系统处于稳定状态,即:

$$\lambda_k \zeta_k - B \sum_{k' \neq k} \zeta_{k'}^2 \zeta_k - C \left(\sum_{k'=1}^M \zeta_{k'}^2 \right) \zeta_k = \zeta_k (\lambda_k - D + B \zeta_k^2) = 0, \quad (7)$$

其中 $D = (B + C) \sum_{j=1}^M \zeta_j^2$. 可将序参量的动力学方程离散化为:

$$\zeta_k(n+1) - \zeta_k(n) = r(\lambda_k - D + B \zeta_k^2(n)) \zeta_k(n), \quad (8)$$

其中 r 为迭代步长, $r = \frac{1}{D}$. 离散系统神经网络的稳定性主要取决于 r 的大小^[7-9].

2 基于协同神经网络的红树林识别模型

2.1 协同神经网络识别步骤

根据上述算法,本文选取不同的红树林图像进行网络识别,识别步骤如下:

Step1 选择红树林图像的网络训练模式,设置图片像素,并对图像进行灰度化预处理(用像素灰度值表示向量 \bar{v}_k),以此获取特征向量.

Step2 构造满足归一化和零均值条件的红树林图像原型模式向量 v_k ,并计算伴随向量 v_k^+ ,其中 $v_k = (v_{k1}, v_{k2}, \dots, v_{kN})'$, N 为原型模式向量的维数.

Step3 输入选取的红树林待识别模式样本的特征向量 $q(0)$,利用公式 $\zeta_k(0) = v_k^+ q(0)$ 求出序参量的初始值.

Step4 利用序参量 ζ_k 动力学方程对系统进行演化.

Step5 判断序参量 $\zeta_k(t)$ 演化过程是否稳定,若演化过程稳定,则执行 Step6;否则,跳转至 Step4.

Step6 将演化稳定的序参量按式(9)进行投影,以此最终完成红树林图像的识别过程.

$$q(t) = \sum_{k=1}^M \zeta_k(t) v_{lk}, l=1,2,\dots,N. \quad (9)$$

2.2 实验与分析

实验选取 8 种红树林的图像作为训练样本,利用协同神经网络对红树林进行分类试验,图像大小均为 320×320 ,即每个图像用一个 102 400 维向量来描述.训练样本的原型模式 v_k 如图 1 所示.

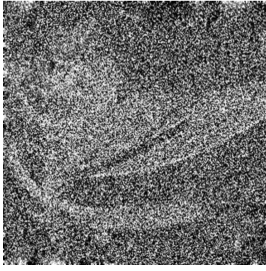
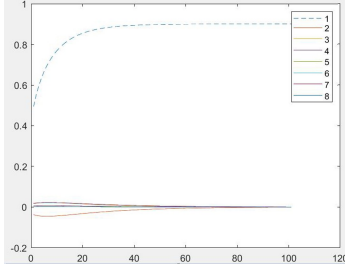


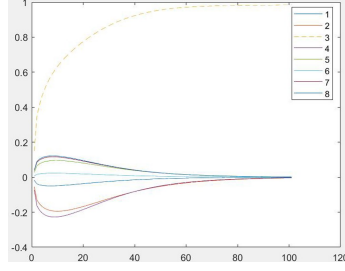

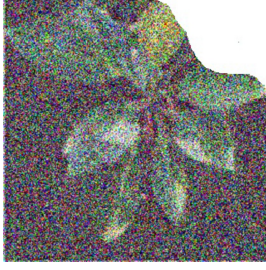
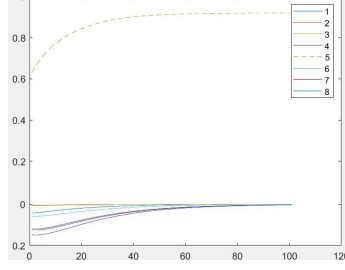



图 1 红树林训练样本原型

针对识别红树林图像过程中存在的噪声干扰、角度变换、图像残缺等问题,本文在这 3 种情况中各选出 1 张图像作为训练样本并输入到协同神经网络中进行识别.协同神经网络的分类识别性能由动力学方程式中的参数 λ_k 、 B 、 C 共同决定.当 $\lambda_k = B = C > 0$ 时, H. Haken 证明了动力学方程(5)具有如下性质:①网络最终能收敛到某个原型目标模式;②系统的终态取决于原始输入向量的序参量值,最终只有一个序参量 ζ_k 趋向于 1,而其他序参量趋向于 0,即系统最终只能识别出一个模式^[10].根据上述动力学方程(5)的性质和协同神经网络的识别步骤,本文首先采用平衡参数法进行识别实验,即取 $\lambda_k = B = C = 1$ 对图像进行识别.实验利用 Matlab 软件进行.实验的识别结果如表 1 所示,其中:第 1 列为输入的待识别样本;第 2 列为输入对应识别样本后通过协同神经网络算法得到的序参量演化曲线;横轴为系统的迭代次数,这里选取迭代次数为 100;纵轴为序参量 ζ_k ;第 3 列为输出的识别结果.从表 1 中的序参量演化曲线可以看出,随着迭代次数的增加,最终只有一个序参量趋向于 1,其对应的 v_k 是识别出的原型

模式,而其他序参量则衰减为 0. 该识别实验结果表明,利用协同神经网络算法能够实现对加噪、旋转、残缺的红树林图像进行快速的识别.

表 1 采用协同神经网络识别红树林图像的实验结果

| 待识别样本 | 序参量演化曲线 | 识别结果图 |
|---|---|---|
|  加噪图像样本 |  |  海茄冬属 |
|  旋转加噪图像样本 |  |  假红树属 |
|  加噪缺失图像样本 |  |  红茄冬属 |

3 基于微粒群算法(PSO) 的网络参数优化

对上述实验样本进行网络测试时,由于网络参数均采用了 $\lambda_k=B=C=1$,因此系统失去了对网络进一步识别的能力. 为了进一步增强系统的识别能力,本文采用基于微粒群算法(PSO) 的参数优化方法对协同神经网络参数进行优化. PSO 参数优化方法具有操作简单、耗时短、收敛速度快等优点,目前被广泛应用在函数优化、图像处理等方面^[11].

PSO 算法将每个个体看作是 D 维搜索空间中的一个微粒,这些微粒在搜索空间中以一定的速度飞行. 假设:第 i 个粒子在 D 维空间中的位置为 $X_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iD})$, $i=1, 2, \dots, N$; 第 i 个粒子的飞行速度是一个 D 维的向量,记为 $V_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{iD})$, $i=1, 2, \dots, N$. 第 i 个粒子搜索到的最优位置称为个体极值,记为 $p_{\text{best}} = (p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{iD})$, $i=1, 2, \dots, N$; 整个粒子群当前搜索到的最优位置为全局极值,记为 $g_{\text{best}} = (p_{g1}, p_{g2}, \dots, p_{gD})$. 粒子通过跟踪两个极值($p_{\text{best}}, g_{\text{best}}$) 来更新自己. 粒子更新自己的速度和位置的公式为:

$$v_{id} = v_{id} + c_1 r_1 (p_{id} - x_{id}) + c_2 r_2 (p_{gd} - x_{id}), \quad (10)$$

$$x_{id} = x_{id} + v_{id}. \quad (11)$$

其中: c_1 和 c_2 为学习因子, r_1 和 r_2 为 $[0, 1]$ 范围内的均匀随机数^[12-13].

采用 PSO 算法的网络参数优化步骤如下:

Step1 初始化一群微粒(群体规模为 N). 随机的初始位置为 x_i , 速度为 v_i , 且每个个体表示一个 (λ_k, B, C) 的集合.

Step2 评价每个微粒的适应度. 将每个微粒当前位置的适应值与其所经历过的最好位置 p_{best} 进行比较, 如果当前位置的适应值更高, 则用适应值替换 p_{best} .

Step3 将每个微粒当前位置的适应值与其在全局所经历过的最好位置 g_{best} 进行比较, 如果当前位置的适应值更高, 则用适应值替换全局极值 g_{best} .

Step4 根据公式(10)、(11) 调整微粒的速度和位置.

Step5 如未达到结束条件(通常为足够好的适应值或达到一个预设的最大代数 G_{max}), 则返回到 Step2.

4 实验对比分析

1) 选取红树林训练样本图片中的图 1(b) 进行识别实验. 首先对图片进行旋转、加噪, 得到的待识别样本如图 2 所示. 然后对待识别图像(图 2) 分别采用平衡参数和 PSO 参数优化方法进行分类识别实验.

首先利用平衡参数算法将待识别的样本输入到协同神经网络中, 参数取 $B=C=\lambda_k=1$. 图像识别的过程和结果如图 3 所示. 由图 3 可以看出, 识别结果为红树林图片中的图 1(g) 角果木属, 并非图 1(b) 榄李属, 即识别错误.

其次使用 PSO 算法优化网络参数对图像进行识别, 结果如图 4. 由图 4 可以看出, 识别结果为红树林图 1(b) 榄李属, 识别正确.



图 2 待识别样本 b(榄李属)

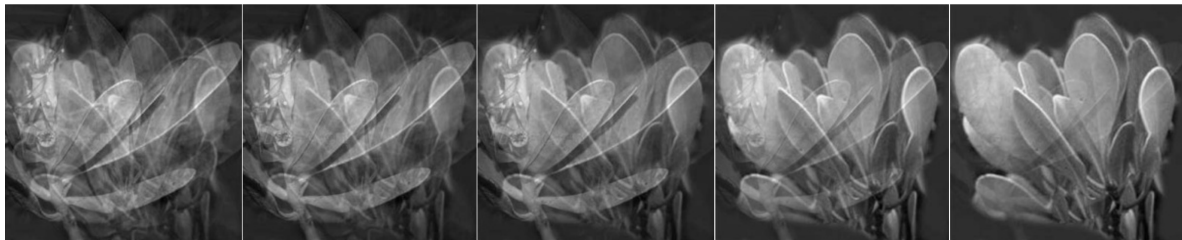


图 3 采用协同神经网络算法识别图像的过程和结果



图 4 采用基于 PSO 的协同神经网络参数优化方法识别图像的过程和结果

2) 取 8 张红树林图像作为训练样本进行图像识别实验. 首先对 8 张训练样本进行加噪、旋转、伸缩、裁剪等处理, 得到 50 张待识别图像; 然后分别采用上述两种方式进行识别, 并计算各自的图像识别率.

采用平衡参数方法计算图像识别率时, 设定参数 $B=C=\lambda_k=1$, $r=\frac{1}{D}$. 实验结果显示, 在 50 张识

别样本中有 39 个实现了正确分类, 即识别正确率为 78.0%。

采用基于 PSO 的协同神经网络参数优化方法计算图像识别率时, 设定初始群体个数为 20, 群体最多迭代次数为 20, 惯性权重 w 取 0.5, 学习因子取 $c_1 = c_2 = 2$, 由此得到的收敛曲线如图 5 所示。图 5 中横坐标为迭代次数, 纵坐标为识别率。从图 5 中可以看出, 基于 PSO 的协同神经网络参数优化方法对图像的最优识别率可达到 88.0%, 显著优于传统的协同神经网络算法的识别率。

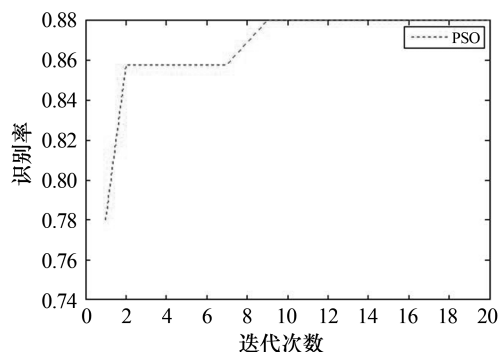


图 5 采用基于 PSO 的协同神经网络参数优化方法的图像识别收敛曲线

5 结论

本文根据红树林物种的特性, 在协同神经网络算法的基础上提出了一种基于 PSO 的协同神经网络参数优化方法。通过 Matlab 软件实验证明, 本文提出的算法对红树林的识别精度达到 88.0%, 显著优于平衡参数条件下的算法 (78.0%), 因此本文算法具有较好的实用价值。在今后的研究中, 我们将结合其他算法 (如遗传算法) 对网络参数进行优化, 以进一步提高本文方法的识别率。

参考文献:

- [1] 周振超. 基于多源遥感数据的红树林遥感信息识别研究[D]. 长春: 吉林大学, 2019.
- [2] 廖宝文, 张乔民. 中国红树林的分布、面积和树种组成[J]. 湿地科学, 2014(4): 435-440.
- [3] 欧阳怡, 骆炎民, 徐志通. 基于邻域平滑稀疏模型的遥感图像红树林识别算法[J]. 海峡科学, 2016(7): 38-41.
- [4] 卜富清. 基于人工神经网络的图像识别和分类[D]. 成都: 成都理工大学, 2010.
- [5] HAKEN H. Information and Self-Organization: A Macroscopic Approach to Complex Systems[M]. Springer: Berlin, 1988.
- [6] HAKEN H. 协同计算机和认知[M]. 杨家本, 译. 北京: 清华大学出版社, 1994.
- [7] 黄哲煌. 基于协同学原理的语义分析方法研究[D]. 厦门: 厦门大学, 2016.
- [8] 饶智勇. 协同神经网络立体图像识别方法[J]. 科技广场, 2006(11): 40-41.
- [9] 张智霞. 基于量子协同神经网络图像的识别[D]. 西安: 西安电子科技大学, 2010.
- [10] 石贵民, 余文森, 肖钟捷. 基于 Gabor 特征和协同神经网络的车牌识别方法[J]. 河北大学学报(自然科学版), 2016, 36(2): 210-217.
- [11] 周建玉. 基于粒子群算法的迷宫电脑鼠应用研究[D]. 赣州: 江西理工大学, 2009.
- [12] 王小会, 薛延刚, 李晓青. 基于改进粒子群算法优化神经网络结构和权值[J]. 青海师范大学学报(自然科学版), 2020, 36(1): 16-21.
- [13] LANGDON W B, POLI R. Evolving problems to learn about particle swarm optimizers and other search algorithms[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2007, 11(5): 561-578.