

基于 CS 的 Hopfield 神经网络数字识别应用^①

董亚南¹, 高晓智^{1,2}

¹(上海海事大学 信息工程学院, 上海 201306)

²(阿尔托大学 自动化与系统技术系, 赫尔辛基 FI-00076)

摘要: 介绍了布谷鸟搜索(cuckoo search, CS)和 Hopfield 神经网络的基本原理, 研究了基于 Hopfield 神经网络的数字识别应用. 针对 Hopfield 网络权值在数字识别时易陷入局部最优, 提出将 CS 引入 Hopfield 神经网络的解决方法. 利用 CS 对复杂、多峰、非线性极不可微函数的全局搜索能力, 使 Hopfield 网络在较高噪信比的情况下仍保持较高的联想成功率, 并进行了仿真. 仿真结果表明, 该方法识别数字的效果更佳.

关键词: CS; Hopfield 神经网络; 数字识别

Application of Digit Recognition Based on Hopfield Neural Network with CS

DONG Ya-Nan¹, GAO Xiao-Zhi^{1,2}

¹(Information Engineering Institute, Shanghai Maritime University, Shanghai 201306, China)

²(Department of Automation and Systems Technology, Aalto University, Helsinki FI-00076, Finland)

Abstract: The basic theories of cuckoo search (CS) and Hopfield Neural Network (HNN) are introduced, and the application of Hopfield Network in the digit recognition is researched. Aiming at the problem that Hopfield Neural Network can easily fall into local minimum, a new method that Hopfield network combines CS is presented. The method uses the global search capability of CS for complex, multimodal, nonlinear and non-differentiable functions to make Hopfield network keep a higher success rate even if noise-to-Signal ratio is high, and a simulation was carried out. Experiment results show that this method has a better performance.

Key words: CS; Hopfield neural network; digit recognition

元启发式^[1]算法如遗传算法^[2]、微粒群算法、蚁群算法等越来越成为解决复杂优化问题的有效方法. 大多数元启发式算法来源于对生物行为或物理性质或化学过程的模拟, 例如微粒群算法源于对鸟类群体运动行为的研究, 蚁群算法是模拟实际蚁群觅食的过程, 模拟退火来源于固体的冷却过程. 不同算法, 它们都有着各自的缺点, 如遗传算法易陷入“早熟”, 微粒群算法易陷入局部最优, 模拟退火对参数调整较敏感. 所以, 学者们一直致力于寻找更理想的算法. CS 是近年来新提出的一种全局搜索算法. 昆虫学家长期观察研究发现, 一部分布谷鸟以寄生的方式养育幼鸟. CS 算法正是源于模拟布谷鸟寄生育雏的行为. 由于该算

法简单、参数少、易于实现, 并成功应用与工程优化等实际问题中, CS 逐渐发展成为群智能算法领域的一个新的亮点.

数字识别是图像字符识别的一个重要分支, 在车牌号码、身份证号码、支票号码、邮政编码以及其他编码识别方面具有重要的实用价值和广阔的市场潜力. 因此吸引了大量的研究人员进行深入研究, 并提出不少的识别算法. 主要有: 概率统计识别^[3]、模糊识别^[4]、BP 神经网络识别^[5]、Hopfield 神经网络识别^[6]等. 概率统计法是模式识别中能用严格的数学计算来识别字符的方法之一. 该方法的一个重要代表是基于贝叶斯法则的分类方法, 其优点是抗干扰能力强, 缺点是较难

① 收稿时间:2014-11-05;收到修改稿时间:2014-12-17

抽取到好的特征。模糊识别法是基于模糊数学,该方法优点是允许待识别的样本有一定的干扰和变形,缺点是建立合理的隶属度函数比较困难。BP 神经网络识别法的基本原理就是利用神经网络的学习和记忆功能,可以智能地将特征向量优化去除冗余、矛盾的信息,强化类之间的分类。该方法的优点是抗干扰能力强,允许样本有较大的变化,缺点它也依赖特征向量的提取。Hopfield 神经网络因具有简单、局部搜索能力强的优点而受到广泛青睐。实际上,它的全局搜索能力很差,而 CS 具有非常强大的全局搜索能力。因此本文提出了一种 CS 和 Hopfield 神经网络相结合的数字识别方法,可以很好地解决 Hopfield 神经网络所遇到的问题,从而使网络在高噪信比情况下保持较高的联想成功率,并在最后通过仿真实验证明了该方法的有效性。

1 布谷鸟搜索

布谷鸟寄生繁衍策略,是指布谷鸟将蛋产在其他鸟的巢中,由其他鸟(义亲)代为孵化和育雏的一种特殊的繁殖行为。布谷鸟性情孤独,平时多单独活动。在生儿育女时,它不筑巢、不孵蛋、不育雏。布谷鸟多在宿主开始孵蛋之前,乘宿主离巢外出时快速寄生产蛋,把产的蛋放在黄莺、云雀等的巢窝里,让那些鸟替自己精心孵化。而且它每飞到一个巢窝里,只生产一个蛋。寄生者的蛋在颜色、大小等方面与宿主蛋没有显著差异,同时宿主对蛋的分辨模糊也是一个方面,布谷鸟常表现在产蛋前把宿主一枚蛋移走,或全部推出巢外,迫使宿主重新产蛋。而一旦巢寄生的雏鸟孵出,它有将义亲的雏鸟推出巢外的习性,从而独享义亲抚育。

YANG 和 DEB 提出的 CS 算法是一种启发式搜索算法^[7,8]。该算法正是受布谷鸟的寄生繁衍策略启发。在最基本的层面上,布谷鸟在其他寄主鸟类的巢中产蛋,可能是不同的种类。鸟巢的主人可以发现蛋是不是自己的,可以抛出蛋或者放弃鸟巢。这导致布谷鸟蛋模仿宿主巢里的鸟蛋的演变。将此作为优化工具, YANG 和 DEB 设定了三个理想规则:

- (1) 布谷鸟一次只产一个蛋,并随机选择鸟窝位置来孵化它。
- (2) 在随机选择的一组鸟窝中,最好的鸟窝将会被保留到下一代。
- (3) 可利用的鸟窝数量 n 是固定的,存在鸟窝的主人发现一个外来鸟蛋的可能 $p_a \in [0,1]$ 。在这种情况下,

宿主鸟可以抛出鸡蛋或者放弃鸟巢并建造一个完全新的巢。

在这三个理想状态的基础上, Yang 使用 D 维向量 $x=[x_1, x_2, \dots, x_D]$ 表示每个布谷鸟,寻窝的路径和位置更新公式如下:

$$x_i^{t+1} = x_i^t + \alpha \oplus Levy(\beta) \quad (1)$$

其中 x_i^{t+1} 表示第 i 个鸟窝在第 $t+1$ 代的鸟窝位置。 \oplus 为点对点乘法。 α 表示步长,取值根据问题的规模。在大部分情况下,我们 $\alpha=1$ 取。Levy 提供了随机搜索路径,并且 $Levy \sim u = t^{-1-\beta} (0 < \beta \leq 2)$ 。通过位置更新后,用随机数 $r \in [0,1]$ 与 p_a 对比,若 $r > p_a$,则对 x_i^{t+1} 进行随机改变,反之不变。最后保留测试值较好的一组鸟窝位置。

具体布谷鸟搜索的基本步骤^[9]可以概括为如下所示:

步骤 1: 初始化种群

随机产生一定数量的鸟巢,为初始种群。种群的规模为鸟巢的个数。

步骤 2: 评估种群中的个体

根据适应度函数计算出种群中每个鸟巢的适应度值,保留适应度最优的一组鸟窝位置到下一代。

步骤 3: Levy flight 随机搜索

根据公式(1)进行位置更新,计算每个鸟窝位置的适应度,较差的一部分鸟巢位置进行随机改变。仍然保留适应度最优的一组鸟窝位置到下一代。

步骤 4: 判断终止条件

判断是否满足终止条件,若满足则输出最优的一组鸟窝位置,否则转到步骤 2。

与遗传算法(GA)不同,CS 有记忆,好的解(位置)可以保留下来,而 GA 是无记忆的,以前的解会随着种群的变化而改变。在 GA 算法中,染色体之间共享信息,因此整个种群均匀地向最优区域移动。CS 算法仅通过当前最优鸟窝的位置进行信息共享,在大多情况下,CS 可能比 GA 以更快速度收敛于最优解。另外,CS 相对 GA,不需要编码,没有交叉和变异操作,因此原理更简单,操作更容易。

与 PSO 算法不同,CS 算法中参数 p_a 能够保证算法在局部搜索和全局搜索之间的平衡,而 PSO 不能保证粒子搜索到最优解。另外 CS 相比 PSO 具有更少的控制参数。

2 Hopfield神经网络

Hopfield 神经网络是目前优化计算领域应用最广

泛的神经网络. 其特点是每个神经元的输出端都有连线和其它的结点连接, 因此每个神经元结点不但接收从外部来的输入信号, 而且还会受到本网络其它结点的影响. Hopfield 网络是一种反馈型神经网络结构模式, 它的应用及设计的关键在于对其动力学特性的正确理解. Hopfield 神经网络具有两种形式: 离散时间形式和连续时间形式, 分别记作 DHNN(Discrete Hopfield Neural Network) 和 CHNN (Continuous Hopfield Neural Network). Hopfield 网络是由相同神经元构成的单层反馈网络, 是具有学习功能的自联想网络, 可以实现优化计算和联想记忆功能.

本文采用的是离散 Hopfield 网络, 也称二值 Hopfield 网络, 只有一个神经元层次, 神经元间全互连, 且具有对称连接, 即每个神经元只有两个状态, 以输出值表示为 1 或-1, 分别表示神经元处于激活和抑制状态^[10]. 结构如图 1 所示.

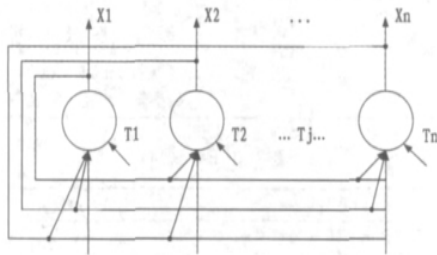


图 1 离散 Hopfield 神经网络结构图

网络中的每个神经元都有相同的功能, 其输出称为状态, 用 X_i 表示. 所有神经元状态的集合就构成了反馈网络的状态: $X=[X1, X2, \dots, Xn]$; 反馈网络的输入就是网络的初始状态值, 可以表示为:

$$X(0)=[X1(0), X2(0), \dots, Xn(0)].$$

网络在外界激发作用下从初始状态进入动态演变的过程:

$$X_j(t+1)=f[a_j(t+1)] \quad (2)$$

其中 f 为转移函数, 常用符号函数表示, a_j 为神经元 j 的净输入, 计算规则如下:

$$a_j(t+1)=\sum_{i=1}^n(w_{ij}X_i(t)-T_j), j=1,2,\dots,n \quad (3)$$

其中 T_j 是神经元 j 激活时的阈值.

Hopfield 联想记忆网络运行步骤为^[11]:

第一步: 设定记忆模式. 将欲存储的模式进行编码, 得到取值为 1 和-1 的记忆模式($m < n$):

$$X^k=[X^k_1, X^k_2, \dots, X^k_n], k=1,2,\dots,m$$

第二步: 设计网络的权值.

$$w_{ij}=\begin{cases} \frac{1}{n} \sum_{k=1}^m X_i^k X_j^k, j \neq i \\ 0, j=i \end{cases} \quad (4)$$

其中 w_{ij} 一旦计算完毕, 将保持不变.

第三步: 初始化网络状态. 将欲识别模式 $X=[X1, X2, \dots, Xn]$ 设为网络状态的初始状态, $v_j(0)=X_j$ 为网络中任意神经元 j 在 $t=0$ 时刻的状态.

第四步: 迭代收敛. 随机地更新某一神经元的状态:

$$v_j(t+1)=\text{sgn}[\sum_{i=1}^n w_{ij}X_i(t)-T_j] \quad (5)$$

反复迭代直至网络中所有神经元的状态不变为止.

第五步: 网络输出. 这时的网络状态(稳定状态)即为网络的输出 $X=[X1, X2, \dots, Xn]$, 其中 $X_j=v_j(t+p)$, p 表示网络收敛时迭代的次数.

离散 Hopfield 网络工作的过程实质上是神经元权值 W 调整的过程. 一般来说, 在进行 Hopfield 联想记忆^[12]时, 要求: (1)权值矩阵 W 为对称矩阵,

$$w_{ij}=w_{ji}, i \neq j \quad (6)$$

(2)能够记忆预先给定的 m 个模式 X^1, X^2, \dots, X^m , 即:

$$X_j^k = \text{sgn}(\sum_{i=1}^n w_{ij}X_i^k - T_j) \quad (7)$$

限制条件(1)主要保证网络在输入有误差的情况下仍能正确回忆所记模式. 条件(2)则为了使预先给定的模式, 成为网络不动点. 这些网络不动点可看作是网络的稳定吸引子, 存在着一定的吸引域. 但是网络中还存在着大量的伪吸引子^[13], 同样有着相当大的吸引域. 当待联想的模式落入伪吸引域时, 网络就会稳定在该吸引子上即陷入局部最优, 从而导致联想过程失败.

3 基于Hopfield神经网络的数字识别

根据 Hopfield 神经网络相关知识, 设计一个具有联想记忆功能的离散型 Hopfield 神经网络. 要求该网络可以正确地识别 0~9 这 10 个数字, 当数字被一定的噪声干扰后, 仍具有较好的识别效果.

假设网络由 0~9 共 10 个稳态构成, 每个稳态用 10×10 矩阵表示, 该表示方法可以直观模拟阿拉伯数字, 即将数字划分成 10×10 矩阵, 1 表示有数字的部分, -1 表示空白部分. 网络对这 10 个稳态即 10 个数字(点阵)具有联想记忆的功能, 当带噪的数字点阵输入网络时, 网

络输出最接近的目标向量,从而达到正确识别的效果^[14]. 基于 Hopfield 神经网络的数字识别流程如图 2 所示.

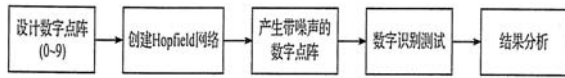


图 2 Hopfield 神经网络的数字识别流程图

将 0~9 共 10 个数字的向量构成一个训练样本,对 Hopfield 网络进行学习训练. 然后随机的方式产生噪声,即以一定概率随机将数字点阵中的某些位取反. 再将带噪声的数字点阵输入到已训练好的 Hopfield 网络中去测试,输出仿真结果.

实验发现,噪声强度为 0.1(即 10%的数字点阵位置值发生变化)时,识别效果较好. 而随着噪声强度的增加识别效果逐渐下降. 噪声强度为 0.2 的识别结果如图 3 所示.



图 3 Hopfield 在噪声强度为 0.2 下的识别结果

从图中不难看出,当噪声强度为 0.2 时, Hopfield 已经很难对数字进行准确识别了. 实际上 10×10 矩阵包含 2^{100} 种模式,而我们希望网络联想记忆的仅仅是其中的 10 种(即 0~9 共 10 个稳态).

4 基于CS的Hopfield神经网络的数字识别

由上述所述,噪声强度大于等于 0.2 时, Hopfield 已经很难对数字进行准确识别了. 针对此情况,提出 CS 和 Hopfield 神经网络相结合的联想记忆优化方法. 利用 CS 的全局搜索能力,通过 CS 优化 Hopfield 神经网络的权值和阈值,使优化后的网络具有更好的数字识别能力. CS 对 Hopfield 神经网络的权值和阈值优化的具体步骤如下所述:

步骤 1: 初始化网络

随机产生一组权值和阈值的初值(即种群,代表一组网络),采用实数编码方式对权值和阈值进行编码,构造出每个鸟窝(即个体,代表一种权值和阈值分布的网络)

步骤 2: 评估网络

利用鸟窝对应的个体构建 Hopfield 神经网络,用含噪声的数据对网络进行测试,将测试的输出和期望输出之间的误差绝对值之和作为个体适应度值 f , 个体适应度值越小,则说明该个体越优. 公式为:

$$f = \sum_{i=1}^k \text{abs}(x_i - o_i) \quad (8)$$

其中 k 表示测试数据样本数, x_i 为网络第 i 个样本的实际输出, o_i 为网络第 i 个样本的期望输出. 选择适应度函数最小值的个体(最优的一种网络),直接保留到下一代(最佳个体保留)

步骤 3: Levy flight 随机搜索

对被选择的当前一代鸟巢群体,根据公式(1)进行每个鸟巢个体更新,产生下一代,计算每个个体代表的每组权值阈值分布的的适应度,较差的一部分个体进行随机改变. 仍然保留适应度值最小的一组个体置到下一代.

步骤 4: 判断终止条件

判断是否满足终止条件,若满足则输出最佳个体的一组权值和阈值分布,否则转到步骤 2.

根据上述步骤,CS 算法将找到最优个体,即网络最优权值、阈值. 本实验利用 MATLAB 模拟仿真,设置 Hopfield 网络有 10 个神经元,种群规模为 100,鸟窝的维数为 55(对称权值矩阵用 45 个特征表示,阈值需要用 10 个特征表示), $pa=0.25$. 图 4 为 CS 在噪声强度为 0.3、最大迭代次数为 2000 次数下的最佳适应度迭代曲线. 图 5 为 CS 在噪声强度为 0.4、最大迭代次数为 4000 次数的最佳适应度迭代曲线.

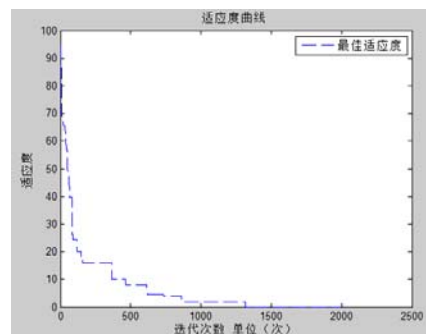


图 4 布谷鸟搜索(CS)在噪声强度为 0.3 下迭代过程

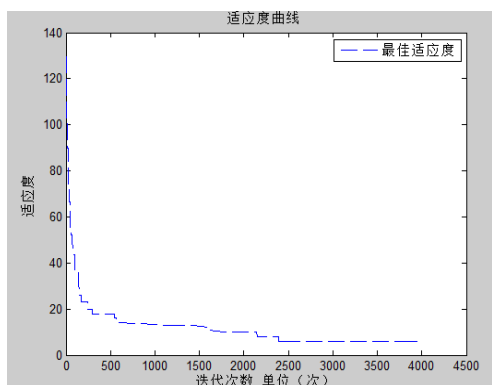


图 5 布谷鸟搜索(CS) 在噪声强度为 0.4 下迭代过程

如图 6 所示, 经 CS 优化后的 Hopfield 神经网络在试数字噪声强度为 0.3 时能正确识别出该数字. 如图 7 所示, 当测试数字噪声强度为 0.4 时仍能较好完成识别.

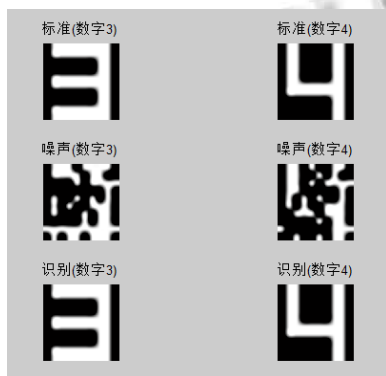


图 6 基于 CS 的 Hopfield 在噪声强度 0.3 下识别结果

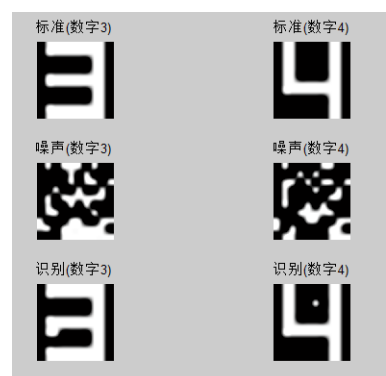


图 7 基于 CS 的 Hopfield 在噪声强度 0.4 下识别结果

5 结语

本文提出了基于 CS 和 Hopfield 神经网络的数字字符识别方法, 该方法有效解决了 Hopfield 网络联想记忆时易陷入局部最优的缺点. Hopfield 神经网络在

噪声强度 0.2 情况下, 无法对字符数字进行有效识别. 而通过 CS 先对 Hopfield 网络权值、阈值进行优化, 再识别. 除了在数字噪声强度为 0.2、0.3 下时能正确识别出该数字, 当噪声强度为 0.4 时仍能较好完成识别. 仿真结果表明该方法能正确对字符数字进行识别.

参考文献

- 1 杨新社,赵玉新,刘利强.新兴元启发式优化方法.北京:科学出版社,2013.
- 2 金晶,苏勇.一种改进的自适应遗传算法.计算机工程与应用,2005,18.
- 3 张学工.模式识别(第 3 版).北京:清华大学出版社,2010.
- 4 李希灿,解明东,许德生,段建筑.模糊聚类与模糊识别理论模型研究.模糊系统与数学,2002,16(2).
- 5 张伟,王克俭,秦臻.基于神经网络的数字识别的研究.微电子学与计算机,2006,8:206-208.
- 6 丘敏,麦汉荣,廖惜春.神经网络在汽车牌照字符识别中的应用.计算机工程与设计,2008,29(8):2041-2043.
- 7 Yang XS, Deb S. Cuckoo search via Levy flights. Proc. of world congress on nature & biologically inspired computing. Piscataway: IEEE Publications. USA. 210-214.
- 8 Yang XS, Deb S (2010) engineering optimization by cuckoo search. International Journal of Mathematical Modeling and Numerical, 2010, 1(4): 330-343.
- 9 郑洪清,周永权.一种自适应步长布谷鸟搜索算法.计算机工程与应用,2013,49(10):68-71.
- 10 MATLAB 神经网络与应用(第 2 版).北京:国防工业出版社,2007.
- 11 史峰,王小川,郁磊,李洋.MATLAB 神经网络 30 个案例分析.北京:北京航空航天大学出版社,2010.
- 12 姜惠兰,孔雅明.异联想记忆 Hopfield 神经网络的模型、算法及性能.系统工程理论与实践,2005.5:101-104.
- 13 陈文宇,吴跃.Hopfield 神经网络参数设置.计算机工程与应用,2006.31.
- 14 张云博,魏春启,孟凡丽.基于遗传算法 Hopfield 神经网络集成.辽宁工程技术大学学报(自然科学版),2009,9(28).