

洪水灾情评价的脉冲耦合神经网络模型^{*}

杨聪辉¹, 王宝华¹, 付强², 谢永刚³

(1. 广州市水利水电勘测设计研究院, 广东 广州 510640; 2. 东北农业大学 水利与建筑学院, 黑龙江 哈尔滨 150030; 3. 黑龙江大学 生产力研究中心 经济与工商管理学院, 黑龙江 哈尔滨 150080)

摘 要: 洪水灾情的评价工作对洪水灾害的分类管理具有重要的指导意义。脉冲耦合神经网络模型应用到洪水灾情评价中是一次新尝试, 该方法通过脉冲输出从而调节阈值, 并且应用动态阈值来确定洪水灾情的等级。这个方法比传统的 BP 模型简化了权值的训练, 模型更加简便、直观。采用脉冲耦合神经网络模型得出的评价结果同灰色关联法、灰色聚类法、灰色模糊综合法的评价结果进行了比较, 表明其用于洪水损失评价具有科学性和实用性。

关键词: 脉冲耦合神经网络模型; 洪水灾情评价; BP 模型

中图分类号: P333.2 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-811X(2010)03-0012-04

洪水灾情评价, 就是根据洪水灾情评价标准和各评价指标值, 对因洪水灾害造成的破坏程度进行综合评估, 灾情评价的结果(灾情等级)对洪水灾害的分类管理具有重要的指导意义^[1-2]。洪水灾情评价涉及自然环境与社会经济等众多因素, 目前国内外尚没有统一的洪水灾情评价指标体系和对各指标的灾情等级评价标准, 因此, 这至今仍是洪灾研究的难点和热点之一^[1]。在洪水灾害损失评价方面相继提出了灾度判别法、模糊综合评判、物元分析、传统的 BP 模型等灾情等级模型^[2-11]。但是, 灾度判别法、模糊综合评判、物元分析法在确定权重时或多或少地存在着主观人为因素的影响和函数模式类评价方法构造评价指标集与评价等级之间函数关系的困难; 传统的 BP 模型虽然克服了权重的主观因素, 但传统的 BP 模型等灾情等级模型要构建训练网络, 经过不断的学习训练权值、阈值, 直至网络全局误差函数小于预先设定的一个极小值, 然而权值、阈值同时训练网络还存在着训练次数大, 易陷入局部最优, 网络不宜收敛的缺点^[12]。上述方法在解决洪水灾情评价这一类评价指标与洪水灾害等级之间复杂的非线性关系的问题中都不是十分理想。

近年来, 被国际上称为第三代人工神经网络的脉冲耦合神经网络(PCNN)以其更接近生物机制的优越性, 被广泛地应用在图像处理、决策优化和通信等方面^[13]。因该方法通过脉冲输出从而调节阈值, 并且应用动态阈值来确定洪水灾情的等

级, 比传统的 BP 模型简化了权值的训练。脉冲耦合神经网络模型更加简便、直观的特点将其应用领域推广到洪水灾情评价中是一次新尝试。

1 PCNN 模型结构

脉冲耦合神经网络(Pulse Coupled Neural Networks, PCNN)是近十余年在国内外兴起的新型神经网络, 国际上称 PCNN 为不同于传统神经网络的第三代人工神经网络。2000 年 Bressloff 和 Coombes^[14]对具有强耦合的 PCNN 的动态行为进行了研究, 指出在弱耦合情况下稳定的相位锁定状态是如何随着耦合强度的增加而进入不稳定的。并由此发展形成了 PCNN 模型。该模型是新兴起的其应用领域必将越来越广泛, 理论也越来越完善。PCNN 模型在洪水灾害评价中的应用还是空白, 本文提出了该模型在洪水灾情评价中的应用。

PCNN 的单个神经元模型^[15]由接收域、调制部分和脉冲产生部分三者组成, 大致结构见图 1。

接受域: 接受域接收来自其它神经元与外部的输入。接受域接收到输入后, 将其通过两条通道传输。其中, 一条通道称为 L 通道(式(1)), 另一通道称为通道(式(2))。

$$L_j = \sum_i L_{ij} = \sum_i [W_{ij}e^{(-\alpha_{ij}^L t)}] \otimes Y_k(t) + J_j, \quad (1)$$

• 收稿日期: 2009-11-19

基金项目: 国家自然科学基金项目(30400275)

作者简介: 杨聪辉(1976-), 男, 广东清远人, 学士, 高级工程师, 主要从事水利水电工程规划及设计工作. E-mail: 234752090@qq.com

$$F_j = \sum_k F_{kj} = \sum_k [M_{kj} e(-\alpha_{kj}^F t)] \otimes Y_k(t) + I_j, \quad (2)$$

式中: W_{kj} 与 M_{kj} 为突触联接权; α_{kj}^L 与 α_{kj}^F 为时间常数; J_j 与 I_j 为输入常量; $Y_k(t)$ 为神经元点火与否的信息。

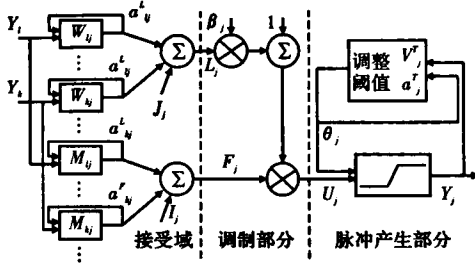


图1 PCNN 单个神经元的模型

调制部分: 调制部分将来自 L 通道的信号 L_j 加上一个正的偏移量后与来自 F 通道的信号 F_j 进行相乘调制, 见式(3), 模型中偏移量归整为 1。

$$U_j = F_j(1 + \beta_j L_j) \quad (3)$$

式中: U_j 为相乘调制得到的信号; β_j 为联结强度。

脉冲产生部分: 由阈值可变的比较器与脉冲产生器组成。当脉冲产生器打开时, 其发放脉冲的频率是衡定的。当神经元输出一个脉冲, 神经元的阈值就通过反馈迅速得到提高。当神经元的阈值 θ_j 超过 U_j 时, 脉冲产生器就被关掉, 停止发放脉冲。接着, 阈值就开始指数下降, 当阈值低于 U_j 时, 脉冲产生器被打开, 神经元就被点火, 即处于激活状态, 输出一个脉冲或脉冲序列。由此可知, 神经元输出脉冲的最大频率不能超过脉冲产生器产生脉冲的频率。

$$\frac{d\theta}{dt} = -\alpha_j^r \theta_j + V_j^r Y_j(t), \quad (4)$$

$$Y_j = \text{Step}(U_j - \theta_j), \quad (5)$$

式中: V_j^r 与 α_j^r 分别为阈值的幅度系数与时间常数; Y_j 为若神经元每次点火时, 只输出一个脉冲, 则脉冲产生部分的比较器与脉冲产生器可由一阶跃函数来代替下的输出。

从 PCNN 的结构中可以看出, 神经元的输出为脉冲, 来自其它神经元的输入亦为脉冲; 构成 PCNN 的神经元的阈值是随着时间改变的, 同时受到神经元输出的影响; PCNN 中的神经元是先分别求输入信号与 F 通道和 L 通道的脉冲响应函数的卷积和, 然后再进行相乘调制, 调制结果与阈值相比, 得到输出。PCNN 模型连接输入部分等于上一次点火时的脉冲, 直接体现了前后神经元之间的联系; 并且应用动态阈值来确定洪水灾情的等级, 这

样调节阈值更容易对样本进行分类; 省略了传统 BP 模型中权值的训练, 减少了模型的复杂度。

2 基于 PCNN 模型在洪水灾情评价中的应用

2.1 PCNN 计算步骤

PCNN 根据应用不同, 所采用计算公式不同, PCNN 在洪水灾情评价中的步骤如下。

步骤 1: 对自然灾害等级和单指标分级标准单位数量级归一化处理。设自然灾害等级和单指标分级标准为 $\{[a(i, j), b(i, j)], i=1, 2, \dots, ni, j=1, 2, \dots, pj\}$, 其中 $a(i, j)$, $b(i, j)$ 分别为第 i 级灾情第 j 个评价指标变化区间的上限值和下限值, j 为第 i 级灾情标准的等级数目, ni 、 pj 分别为洪水灾情标准的等级数目和评价指标数目。为消除各上下限值的量纲和统一各限制的变化范围, 可采用下式进行极值归一化处理, 例如对于越小越优的指标^[16]:

$$\begin{cases} a^*(i, j) = \frac{a_{\max}(j) - a(i, j)}{a_{\max}(j) - a_{\min}(j)}; \\ b^*(i, j) = \frac{b_{\max}(j) - b(i, j)}{b_{\max}(j) - b_{\min}(j)}. \end{cases} \quad (6)$$

步骤 2: 利用均匀随机数在各级指标变化区间 $[a^*(i, j), b^*(i, j)]$ 内随机产生的 25 个指标样本值 $x(k, j)$, 相应的标准等级值 $y(k) = i$ 。这样就得到了洪水灾情评价标准样本系列 $\{x(k, j), y(k), k=1, 2, \dots, nk, j=1, 2, \dots, nj\}$, 其中 nk 为样本容量。在步骤 1 中上下限值已经进行了归一化处理, 因此评价标准系列不必再进行归一化处理。

步骤 3: 设初始连接部分的连接权和阈值均为 0, V_L 为连接幅度系数, 取值 1, $Y_u(n-1)$ 为神经元 $x(k, j)$ 点火与否的信息。采用 F 通道计算:

$$\text{反馈输入 } F_{ij}(n) = x(k, j); \quad (7)$$

$$\text{连接输入 } L_{ij}(n) = V_L \sum_{k=1}^{nk} W_{ij,k} Y_u(n-1). \quad (8)$$

步骤 4: 调制部分。反馈输入和连接输入经过调制部分的作用产生神经元 $x(k, j)$ 的内部活动项:

$$U_{ij}(n) = F_{ij}(n)(1 + \beta L_{ij}(n)), \quad (9)$$

式中: β 为连接强度取值 0.01, 神经元 $x(k, j)$ 的脉冲生成器根据内部活动项 $U_{ij}(n)$ 的一个阶跃函数产生二值输出, 并根据神经元 $x(k, j)$ 点火(激活)与否的状态自动调整阈值 θ_{ij} 的大小。如果神经元 $x(k, j)$ 点火, 则对 θ_{ij} 进行调整:

$$\theta_{ij}(n) = e^{-\alpha_{\theta}} \theta_{ij}(n-1) + V_{\theta} Y_{ij}(n-1), \quad (10)$$

式中： α_{θ} 为时间衰减常量； V_{θ} 为阈值常量。

步骤 5：脉冲产生部分。

$$Y_{ij}(n) = \begin{cases} 1, & U_{ij} \geq \theta_{ij}; \\ 0, & U_{ij} < \theta_{ij}. \end{cases} \quad (11)$$

在该简化模型中，活动阈值 θ_{ij} 代表评价指标的标准，运行模型进行评价只需考虑阈值的情况，用阈值控制模型的输入等级。当 $Y_{ij}(n) = 1$ 时则神经元 $x(k, j)$ 点火(激活)，则输出评价等级值。

2.2 实例应用

(1)基本资料：以新疆“96.7”洪水灾害中 6 个城市的灾情评价为例进行实例分析(表 1)。受灾面积主要是指农作物受灾面积(包括农作物成灾面积和农作物绝收面积)和毁坏耕地面积两大部分(hm^2)；受灾人口指因洪水而受灾的人口(人)；破坏房屋包括损坏房屋和倒塌房屋两部分，以受灾面积作为分级依据(m^2)；直接经济损失指由洪水灾害造成的直接经济损失(元)。4 个评价指标将新疆“96.7”洪水灾害灾情划分为极重灾、重灾、中灾、小灾、微灾 5 个等级^[17]，评价标准见表 2。

表 1 新疆“96.7”洪水损失统计表

地区	受灾面积 /万 hm^2	受灾人口 /万人	破坏房屋 /万 m^2	直接经济 损失/万元
乌鲁木齐	0.154 3	6	20.69	3 480
塔城	1.374	5.970	6.235	1 608
博州	0.260 1	4.35	2.834	177
哈密	0.545 8	2.62	5.105	1 826
喀什	0.214	20	1.890	1 430
克州	0.341	5.6	1.556	395

表 2 自然灾害等级和单指标分级标准

指标	极重灾	重灾	中灾	轻灾	微灾
受灾面积 c_1/hm^2	$>10^5$	$10^4 \sim 10^5$	$10^3 \sim 10^4$	$10^2 \sim 10^3$	$<10^2$
受灾人口 $c_2/\text{人}$	$>10^5$	$10^4 \sim 10^5$	$10^3 \sim 10^4$	$10^2 \sim 10^3$	$<10^2$
破坏房屋 c_3/m^2	$>10^5$	$10^4 \sim 10^5$	$10^3 \sim 10^4$	$10^2 \sim 10^3$	$<10^2$
经济损失 $c_4/\text{元}$	$>10^8$	$10^7 \sim 10^8$	$10^6 \sim 10^7$	$10^5 \sim 10^6$	$<10^5$

(2)数据处理：自然灾害等级和单指标分级的归一化处理。

先将表 2 的自然灾害等级和单指标分级标准归一化处理后得到表 3，再用表 3 标准检验模型的合理性后将表 1 归一化后输入给 PCNN 模型，采用 MATLAB6.5 编程计算进而确定新疆“96.7”洪水灾害中 6 个城市的灾情等级。在表 2 中各等级取值范围内均匀随机产生各 5 个样本(表 4)，用第 2.1 节中介绍的步骤对样本逐一分类。该例中 $\beta = 0.01$ ， θ_{ij} 为表 2 中各指标相应等级的范围。

表 3 无量纲化后的指标与分类标准

指标	极重灾	重灾	中灾	轻灾	微灾
受灾面积 c_1/hm^2	>1	0.099~0.549	0.009~0.054	0.001~0.005	<0.001
受灾人口 $c_2/\text{人}$	>1	0.099~0.549	0.009~0.054	0.001~0.005	<0.001
破坏房屋 c_3/m^2	>1	0.099~0.549	0.009~0.054	0.001~0.005	<0.001
经济损失 $c_4/\text{元}$	>1	0.099~0.549	0.009~0.054	0.001~0.005	<0.001

表 4 新疆“96.7”洪水灾害灾情分类结果

序号	新疆“96.7”洪水灾害灾情指标				PCNN 输出
	c_1	c_2	c_3	c_4	
1	1.645	1.010	1.845	1.905	1
2	1.970	1.420	1.368	1.569	1
3	1.665	1.754	1.621	1.632	1
4	1.870	1.794	1.731	1.234	1
5	1.010	1.920	1.194	1.549	1
6	0.518	0.414	0.266	0.329	2
7	0.250	0.278	0.290	0.448	2
8	0.394	0.285	0.367	0.319	2
9	0.280	0.394	0.354	0.183	2
10	0.381	0.476	0.421	0.414	2
11	0.053	0.039	0.039	0.034	3
12	0.041	0.025	0.054	0.021	3
13	0.031	0.015	0.052	0.036	3
14	0.014	0.003	0.012	0.011	3
15	0.004	0.005	0.025	0.035	3
16	0.014	0.004	0.003	0.002	4
17	0.004	0.004	0.002	0.005	4
18	0.005	0.001	0.005	0.001	4
19	0.004	0.005	0.003	0.003	4
20	0.004	0.005	0.004	0.002	4
21	0.003	0.001	0.001	0.000	5
22	0.001	0.000	0.001	0.000	5
23	0.000	0.001	0.001	0.001	5
24	0.000	0.001	0.001	0.001	5
25	0.000	0.000	0.001	0.001	5

2.3 评价结果比较

样本值及分类结果见表 4。由表 4 的最后一栏看出 PCNN 模型对随机产生的 25 个样本的分类结果理想，故将表 1 的数据输入给稳定的 PCNN 模型，得到新疆“96.7”洪水灾害中 6 个城市的灾情等级，并将此结果与灰色关联法、灰色聚类法、灰色模糊综合 3 种方法的评价结果进行了比较(表 5)。

表 5 不同评价方法结果比较

	灰色关联法	灰色聚类法	灰色模糊综合	PCNN
乌鲁木齐	2	2	1	2
塔城	2	2	2	2
博州	3	3	3	3
哈密	3	3	3	3
喀什	3	3	3	3
克州	3	3	3	3

注：灰色模糊综合评价法评价的结果极重灾级别为 5、重灾为 4、中灾为 3、轻灾为 2、微灾为 1。为了便于比较将其改为和文中的级别相同，即极重灾级别为 1、重灾为 2、中灾为 3、轻灾为 4、微灾为 5。

对比的结果表明了 PCNN 在洪水灾害灾情评价中的首次尝试是科学的, 能够应用到因洪水灾害造成的破坏程度进行综合评价分类的问题中, 对洪水灾害的分类管理具有重要的指导意义^[14-17]。

3 结论

(1) PCNN 解决了洪水灾情评价这一类评价指标与洪水灾害等级之间复杂的非线性关系的问题, 评价结果简便、直观。PCNN 把洪水灾情等级取值范围内均匀随机产生的样本以脉冲形式输入, 通过脉冲输出从而调节阈值, 并且应用动态阈值来确定洪水灾情的等级。评价结果同灰色关联法、灰色聚类法、灰色模糊综合法的评价结果进行了比较, 表明其用于洪水损失评价具有科学性和实用性。

(2) PCNN 实用性强, 文章尝试性在洪水灾害灾情评价问题中应用到 PCNN 模型。实例表明: PCNN 的运行机制、模型结构均比传统的 BP 模型简单明了; PCNN 的运行时间比 BP 模型短, 避免了 BP 模型中权值的反复训练过程, 也没有陷入局部最优从而达不到网络收敛。

(3) PCNN 推广性强, 脉冲耦合神经网络模型以其更接近生物机制的优越性, 被广泛地应用在图像处理、决策优化和通信等方面。本文将 PCNN 应用于洪水灾情评价是一次新尝试, 在 PCNN 的单个神经元模型结构基础上采用不同反馈输入、连接输入公式和阈值的调整公式, 取得了满意的评价结果, 证明 PCNN 应用于灾情评价中是可行的,

既拓宽了 PCNN 的应用领域, 又为解决灾情评价问题提供了新的思路。

参考文献:

- [1] 魏一鸣, 金菊良, 杨存建, 等. 洪水灾害风险管理理论 [M]. 北京: 科学出版社, 2002.
- [2] 赵黎明, 王康, 邱佩华. 灾害综合评估研究[J]. 系统工程理论与实践, 1997, 17(3): 63-69.
- [3] 金菊良, 魏一鸣, 杨晓华. 基于遗传算法的洪水灾情评估神经网络模型探讨[J]. 灾害学, 1998, 13(2): 6-11.
- [4] 于庆东. 灾度等级判别方法的局限性及其改进[J]. 自然灾害学报, 1993, 2(2): 8-10.
- [5] 赵黎明, 王康, 邱佩华. 灾害综合评估研究[J]. 系统工程理论与实践, 1997, 17(3): 63-69.
- [6] 黄民生, 黄呈橙. 洪灾风险评价等级模型探索[J]. 灾害学, 2007, 22(1): 1-5.
- [7] 王宝华, 付强, 谢永刚, 等. 国内外洪水灾害经济评价评估方法综述[J]. 灾害学, 2007, 22(3): 95-99.
- [8] 刘合香, 徐庆娟. 区域洪涝灾害风险的模糊综合评价与预测[J]. 灾害学, 2007, 22(4): 38-42.
- [9] 蒋新守, 范久波, 张继权, 等. 基本 GIS 的松花江干流暴雨洪涝灾害风险评估[J]. 灾害学, 2009, 24(3): 51-56.
- [10] 黄惠, 温家洪, 司瑞杰, 等. 自然灾害风险评估国际计划综述 II - 评估方法[J]. 灾害学, 2008, 23(3): 96-101.
- [11] 黄惠, 温家洪, 司瑞杰, 等. 自然灾害风险评估国际计划综述 I - 指标体系[J]. 灾害学, 2008, 23(2): 112-116.
- [12] 李祚泳, 邓新民. 自然灾害的物元分析灾情评估模型初探[J]. 自然灾害学报, 1994, 3(2): 28-33.
- [13] 黄崇福. 自然灾害风险评估理论与实践 [M]. 北京: 科学出版社, 2005: 111-115.
- [14] Gray C M, Singer W. Stimulus-specific neuronal oscillations in the orientation columns of cat visual cortex [J]. Proc. Nat. Academy Sci, 1989, 86(5): 1699-1702.
- [15] Gu Xiaodong, Yu Daoheng. PCNN's Principles and Applications [J]. Journal of Circuits and Systems, 2001, 6(3): 45-50.
- [16] 付强. 数据处理方法及其农业应用 [M]. 北京: 科学出版社, 2006: 268-216.
- [17] 付意成, 魏传江, 王启猛, 等. 区域洪灾风险评价体系研究[J]. 灾害学, 2009, 24(3): 27-32.

Pulse-coupled Neural Network Model for Evaluation of Flood Disasters

Yang Conghui¹, Wang Baohua¹, Fu Jiang² and Xie Yonggan³

(1. Guangzhou Water Resources & Hydropower Investigation, Design and Research Institute, Guangdong 510640, China; 2. College of Water Conservancy and Building Engineering, Northeast Agriculture University, Harbin 150030, China; 3. School of Economic and Business Administration, Center of Productive Forces Research of Heilongjiang University, Harbin 150080, China)

Abstract: Evaluation of flood disasters is of an important guiding significance to the classified management of flood disasters. As a new attempt, the pulse-coupled neural network model is used in the evaluation of flood disasters. With this method, threshold value is adjusted by output of impulse and grade of a flood disaster is determined by using dynamic threshold. Compared to BP model, this model simplifies the training of the weight. The model is more simple, convenient and intuitive. Comparison of the results of pulse-coupled neural network model with grey association, grey clustering and synthetic grey-fuzzy shows that pulse-coupled neural network model is of scientific and practical value for evaluation of flood disaster losses.

Key words: pulse-coupled neural network model; evaluation of flood disaster; BP model