

基于改进脉冲耦合神经网络的动态人脸识别

温 荷¹ 罗频捷²

1 成都东软学院计算机科学与工程系 成都 611844

2 成都东软学院实验实训中心 成都 611844

(wenhe@nsu.edu.cn)

摘 要 动态人脸识别在实时监控和人员追踪等领域具有广泛应用前景,是目前人脸识别技术的研究热点之一。针对传统人脸识别技术在动态人脸识别应用中识别率不高的问题,提出一种基于背景差分法的改进脉冲耦合神经网络的动态人脸识别方法。利用脉冲耦合神经网络时空总和特性,将脉冲耦合神经网络神经元与人脸图像像素对应,使对不同人脸图像像素产生不同点火序列,通过对图像像素点火序列分析,可以进行不同人脸的区分。对 500 组动态人脸图像的随机抽取实验表明,改进脉冲神经网络对实际场景中的动态人脸识别性较好,可以较好地对不同人物进行区分,具有稳定鲁棒性。

关键词: 脉冲耦合神经网络;动态识别;人脸识别

中图法分类号 TP391

Dynamic Face Recognition Based on Improved Pulse Coupled Neural Network

WEN He¹ and LUO Pin-jie²

1 Department of Computer Science and Engineering, Chengdu Neusoft University, Chengdu 611844, China

2 Experimental Management Center, Chengdu Neusoft University, Chengdu 611844, China

Abstract Dynamic face recognition has wide application prospects in the field of real-time monitoring and tracking. It is one of the hot spots in the research of face recognition technology. In view of the problem that traditional face recognition technology can not be recognized well in the application of dynamic face recognition, a new method based on background difference method is proposed. The time and space of the pulse coupled neural network is used to generate different ignition sequences for different faces to distinguish different face. Using pulse coupled neural network space-time summation, the pulse coupled neural network neurons are matched with face image pixels, which produces different ignition sequence of different face image pixels. Through analyzing the image pixel ignition sequence, it can distinguish between different faces. Through the experiment on 500 randomly selected group of dynamic face images show that the improved pulse neural network for dynamic face recognition of the actual scene can be used to distinguish between different characters, with robust stability.

Keywords Pulse coupled neural network, Dynamic identification, Face recognition

进入 21 世纪后,人脸识别相关技术得到迅猛发展,并被广泛应用于社会生活的各个方面。国内外也出现了大量的商业人脸识别系统,例如 Cognitec 公司的 FaceVACS-SDK 系统、Viisage 公司的 FaceIt-SDK 系统等^[1]。目前市场上主流的人脸识别系统常常限制被监控人群要处于一定的约束状态下才能进行准确识别。例如要求被监控人群与监控设备保持较近的距离,或者要求被监控人群呈现特定的姿势,但这些系统在非约束状态下进行人脸识别的效果较差。近年来,社会安全问题较为突出,国家安全部门常常需要利用天眼等非专业监控设备采集的图像信息进行人员识别,由于监控设备离被监控的人群较远,并且被监控人群均处于动态变化中,在这种情况下目前的人脸识别技术识别的准确率较低^[2-3]。

脉冲耦合神经网络(Pulse Coupled Neural Network, PC-NN)是一种基于猫的视觉原理构建的神经网络模型,该模型被划分为第三代人工神经网络。脉冲耦合神经网络相比第二代人工神经网络,对环境的适应能力更好,信号的处理能力更

强^[4]。脉冲耦合神经网络不再需要模型训练环节,该网络可在运行过程中进行自动训练。脉冲耦合神经网络在进行图像识别时,将识别图像的每一个像素与网络中的神经元进行对应,并将相邻的神经元进行连接。脉冲耦合神经网络将像素点的亮度、强度作为外部刺激输入,经过多次迭代后,模型可得到图像的特征序列,最终利用图像序列之间的差异,即可区分出图像的不同。脉冲耦合神经网络具有良好的时空总和特性,网络中神经元不但能够保存输入信号的空间特征,而且能够存储网络漏电容积分所产生的时间特性。因此,脉冲耦合神经网络能够高质量地进行实时图像处理和运动目标识别,非常适合应用于动态人脸识别^[5-6]。

1 PCNN 图像识别模型

PCNN 为单层神经元网络模型,具有神经元的线性相加性和非线性相乘调制耦合性两种特性,是一种最新的人工神经网络。PCNN 在传统神经网络结构中引入了偏置项作为抑

基金项目:四川省教育厅科研项目(17ZB0010,17ZB0009)

This work was supported by the Scientific Research Fundation of Education Department of Sichuan Province, China(17ZB0010,17ZB0009).

通信作者:罗频捷(luopinjie@nsu.edu.cn)

制状态内部活动平衡态的等效表示。PCNN 具有自组织能力,可实现类似关联存储的功能,所以 PCNN 省略了传统神经网络的模型训练步骤,可实现对目标的自动识别和分类^[7]。

PCNN 每个神经元通常由耦合接入域、连接输入域和脉冲发生域 3 个域组成,由反馈输入和连接输入两个功能单元组成,并利用突触连接权值与其相邻的神经元相连接,每个功能单元在运行时均要进行迭代运算,并在迭代过程中以指数规律不断递减^[8-10]。

(1)耦合接入域。主要用于接收外部输入信号,以及相邻神经元传入信号。耦合接入域通过反馈通道将接收到的信号传入连接输入域。

神经元反馈通道的输出 $F_{ij}[n]$ 可表示为:

$$F_{ij}[n] = e^{\alpha_F n} F_{ij}[n-1] + S_{ij} + V_F \sum_{kl} M_{ijkl} Y_{kl}[n-1] \quad (1)$$

其中, $e^{\alpha_F n}$ 表示输入信号的衰减时间常数; V_F 表示神经元反馈通道的固有电势; M_{ijkl} 表示接入域连接加权系数; $Y_{kl}[n-1]$ 表示与当前神经元相邻的神经元的前一次输出; S_{ij} 表示外部的输入激励,在本文中为输入动态人脸图像像素点对应像素 $f(i, j)$ 的灰度。

神经元耦合接入域的输出 L_{ij} 可表示为:

$$L_{ij}[n] = e^{\alpha_L n} L_{ij}[n-1] + V_L \sum_{kl} W_{ijkl} Y_{kl}[n-1] \quad (2)$$

其中, W_{ijkl} 为耦合输入域连接加权系数, V_L 表示神经元反馈通道的固有电势。式(2)的耦合通道没有式(1)中的外部激励 S_{ij} 。

(2)连接输入域。内部活动项 $U_{ij}[n]$ 是将信号 $L_{ij}[n]$ 乘以突触连接强度系数 β , 再与正的偏移量 1 相加, 最后与信号 $F_{ij}[n]$ 相乘。 $U_{ij}[n]$ 计算公式为:

$$U_{ij}[n] = F_{ij}[n] \{1 + \beta L_{ij}[n]\} \quad (3)$$

(3)脉冲发生域。当神经元连接输入域产生的 $U_{ij}[n]$ 大于动态阈值 θ 时, 即会产生输出时序脉冲序列 $Y_{ij}[n]$ 。

θ 计算公式为:

$$\theta_{ij}[n] = e^{\alpha_\theta n} \theta_{ij}[n-1] + V_\theta Y_{ij}[n] \quad (4)$$

其中, V_θ 通常要选取比 $U_{ij}[n]$ 大一个数量级的数据。

$Y_{ij}[n]$ 计算公式为:

$$Y_{ij}[n] = \begin{cases} 1, & U_{ij}[n] > \theta_{ij}[n] \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (5)$$

在式(5)迭代过程中, θ 会按照指数规律逐渐减弱, 当减弱到 $U > \theta$ 时, 神经元将会被再次激发, 动态阈值又将增大, 随后 θ 值又开始逐渐减弱。

PCNN 的工作原理是: 首先神经元会产生一个输出脉冲信号, 使神经元的动态阈值 θ_{ij} 突然增大; 而后神经元动态阈值 θ_{ij} 开始按照指数规律逐渐减弱, 当神经元动态阈值 θ_{ij} 减弱到小于连接输入域的输出值 $U_{ij}[n]$ 时, 神经元将再次输出脉冲信号; 当神经元输出脉冲信号时, 与其连接的神经元的脉冲信号也会被激发, 迫使连接神经元改变其连接输入域的输出值 $U_{ij}[n]$ 。PCNN 不具备自动停止机制, 它将反复不停地执行整个循环过程, 除非有外界干预时才会停止整个循环过程。图 1 给出了 PCNN 神经元 3 个组成域, 以及其工作流程。

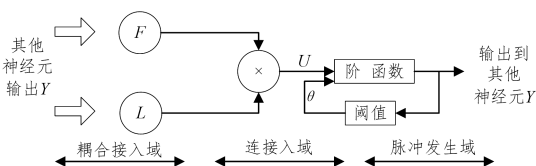


图 1 PCNN 神经元模型图

Fig. 1 Diagram of PCNN neuron model

2 PCNN 图像识别原理

PCNN 被用于图像识别时, 将被构建成为一个单层的二维神经网络, PCNN 的神经元与图像中的像素点一一对应, 图像像素点亮度的强度被作为外部刺激输入到神经元的耦合接入域。在非耦合情况下, PCNN 的神经元在像素点刺激下将产生恒定周期的脉冲序列, 并且图像像素亮度的强度越强, PCNN 的神经元的点火频率就越高, 图像像素点若具有相同亮度强度, 则对应的神经元将在同一时刻点火^[11]。在 $t=0$ 时刻, 由于阈值 $\theta(0)=0$, $U(0)=X(0)-\theta(0)>0$, 神经元输出高电压, 同时使得阈值 $\theta(t)$ 由 0 迅速增加到 V_θ , 促使神经元输出低电压, 直到 $\theta(t) < X(t)$ 时神经元将重新点火输出高电压。神经元将按上述模式不断重复震荡输出高低电压, 其对应的震荡周期记为 $T(x)$, 根据式(4)和式(5), 则有:

$$T(x) = \tau_0 \ln\left(\frac{V_\theta}{x}\right) \quad (6)$$

在耦合情况下, 存在任意两个相邻的神经元 (x, y) 和 (s, t) (假设 $x_{xy} > x_s$)。在 $t=0$ 时刻, 由式(6)可知两个神经元将同时点火产生高电压。由于 $x_{xy} > x_s$, 随后神经元 (x, y) 将在神经元 (s, t) 之前点火, 神经元 (x, y) 点火时间为 $t = T(x_{xy})$ 。神经元 (x, y) 点火后, 将通过耦合通道向神经元 (s, t) 输出信号 L_s , 从而使得神经元 (s, t) 的输入信号在 $t = T(x_{xy})$ 时刻由原来的 x_s 变为 $x_s(1 + \beta L_s t)$ 。因此, 在 $x_s(1 + \beta L_s) \geq V_\theta \exp(-\tau_0 \Delta t)$ 时, 神经元 (s, t) 在 $t' = T(x_{xy}) + \Delta t$ (其中 Δt 为采样间隔时间, 且 $\Delta t < T(x_s)$) 时刻点火。可见, PCNN 是对输入信息的一个非线性变换, 将一个无序的状态序列非线性变换为另一种有序的状态序列, 产生一幅图像像素空间中邻近和亮度强度相似的点火序列图。从而, PCNN 实现了图像像素亮度到信号输出的震荡频率的非线性变换。

3 PCNN 动态人脸识别改进算法

背景差分法是一种常见的人体运动检测方法, 适用于用固定摄像机进行运动检测^[12]。背景差分法的优点是算法实现简单, 而且可以快速检测出运动目标完整的特征信息, 缺点是对背景中的日照变化等干扰因素敏感^[13-16]。背景差分法的基本原理是在背景模型图像中, 利用当前帧的人体图像与背景帧图像进行差分, 通过阈值化差分运算检测出动态目标人脸区域。在 t 时刻, 摄像机帧图像 $I(x, y, t)$ 由动态人脸图像 $m(x, y, t)$ 和背景模型图像 $b(x, y, t)$ 组成:

$$I(x, y, t) = m(x, y, t) + b(x, y, t) \quad (7)$$

由式(7)可得到式(8)的动态人脸图像 $m(x, y, t)$:

$$m(x, y, t) = I(x, y, t) - b(x, y, t) \quad (8)$$

在实际应用中图像中将有噪音, 由动态人脸图像和实际应用中产生的噪音 $n(x, y, t)$ 组成的差分图像 $d(x, y, t)$ 为:

$$d(x, y, t) = m(x, y, t) + n(x, y, t) \quad (9)$$

可由式(8)和式(9)得到动态人脸区域阈值分割为:

$$m(x, y, t) = \begin{cases} 1, & d(x, y, t) \geq T \\ 0, & d(x, y, t) \leq T \end{cases} \quad (10)$$

其中, T 为阈值, 在 t 时刻摄像机帧图像与背景模型图像对应像素的灰度值的差分 $d(x, y, t)$ 大于或等于阈值 T 时, 判断该像素为动态人脸区域上的像素, 否则该像素为背景像素。

背景差分法检测准确率的关键因素是背景模型图像的建立, 本文引入高斯混合模型为固定摄像机建立背景模型。高

斯混合模型是一种经典的背景建模模型,它不仅能自适应地更新模型参数,而且可以很好地消除日照变化对背景差分法的影响^[17]。高斯混合模型算法对拍摄视频中的每个像素点利用高斯分布建立背景模型,依据像素点的像素值分布情况自动选择高斯分布函数的数量,并根据高斯分布函数的特征进行前景判定^[18-20]。

在高斯混合模型中,设视频图像中某个像素点各帧像素值分别为 $\{x_1, x_2, \dots, x_n\}$,其中 $1 \leq n \leq K$, K 表示高斯分布峰值个数^[21]。在 t 时刻,像素点像素值 X_t 属于背景模型的概率可描述为:

$$p(x_t) = \sum_{i=1}^K \omega_{i,t} \times \eta(x_t, \mu_{i,t}, \Sigma_{i,t}) \quad (11)$$

在 t 时刻,式(11)中的 $\eta(x_t, \mu_{i,t}, \Sigma_{i,t})$ 表示第 i 个高斯分布函数,其计算公式为:

$$\eta(x_t, \mu_{i,t}, \Sigma_{i,t}) = \frac{1}{(2\pi)^{\frac{n}{2}} |\Sigma_{i,t}|^{\frac{1}{2}}} e^{-\frac{1}{2}(x_t - \mu_{i,t})^T \Sigma_{i,t}^{-1} (x_t - \mu_{i,t})} \quad (12)$$

因此,可以采用背景差分法对 PCNN 图像识别模型进行改进。式(1)~式(5)可以此改进为式(13)~式(17):

$$F_{ij}[n] = \frac{|x_{ij(t)} - \mu_{ij}(t-1)|}{\sigma_{ij}[t-1]} \quad (13)$$

$$L_{ij}[n] = \sum \omega_{ijkl} Y_{kl}[n-1] \quad (14)$$

$$U_{ij}[n] = F_{ij}[n](1 + \beta L_{ij}[n]) \quad (15)$$

$$\theta_{ij} = T(n) = \tau_{\theta} \ln\left(\frac{V_{\theta}}{x}\right) \quad (16)$$

$$Y_{ij}[n] = \begin{cases} 1, & U_{ij}[n] > \theta_{ijk} \\ 0, & U_{ij}[n] > \theta_{ijt} \\ RP, & \theta_{ijt} \leq U_{ij}[n] \leq \theta_{ijk} \end{cases} \quad (17)$$

4 实验仿真与分析

为验证本文中推演算法的有效性,将上述算法应用于监控视频采集系统中,对采集视频进行人脸识别。实验通过高清监控采集了 500 组动态人脸图像对 20 个目标人物进行检测,每个目标人物在视频中出现的平均概率为 36.89%。对视频中原人脸图像进行处理,统一定义尺寸为 256×256 像素,灰度级为 256 的标准人脸图像。对每个人物随机抽取 100 张图像作为样本集,随机抽取 10 张图像作为测试集。

通过改进 PCNN 提取样本集中人物 1 的人脸点火序列。图 2 为从人物 1 人脸样本集中随机抽取的 2 张点火序列图。

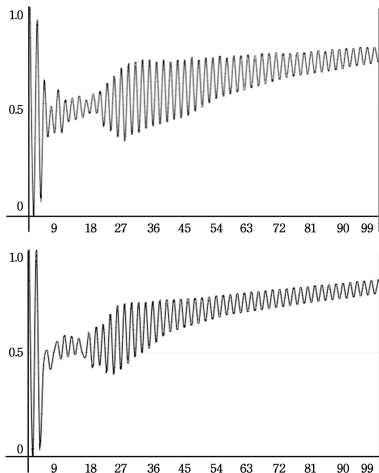
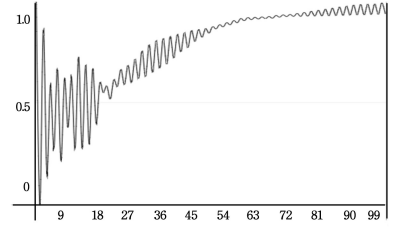


图 2 人物 1 人脸样本集的 2 张点火序列图

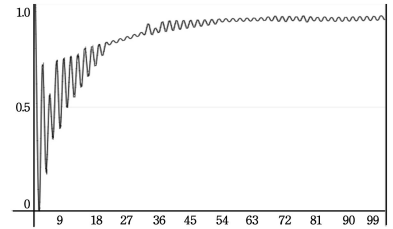
Fig. 2 Two ignition sequence diagrams of human face sample set

从图 2 可以看出,人物 1 在不同地点所采集的人脸图像,使用改进 PCNN 提取的点火序列式基本相同。

使用改进 PCNN 提取样本集 20 个目标人物的人脸点火序列,并计算其平均人脸点火序列。图 3 为从 20 个目标人物中随机抽取的 2 个目标人物的人脸平均点火序列。



(a) 人物 3 人脸样本集点火序列图



(b) 人物 5 人脸样本集点火序列图

图 3 人物 3 和 5 人脸样本集平均点火序列图

Fig. 3 Average firing sequence diagram of human faces 3 and 5

从图 3 可以看出,对于不同人物,其平均点火序列图差别非常大。因此,采用改进 PCNN 可以准确进行人脸识别,从而很容易区分不同人物。

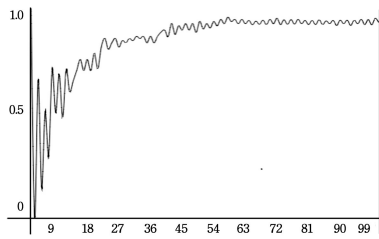
使用改进 PCNN 对测试集中 20 个目标人物进行测试,测试结果如表 1 所列。

表 1 测试集目标人物识别结果

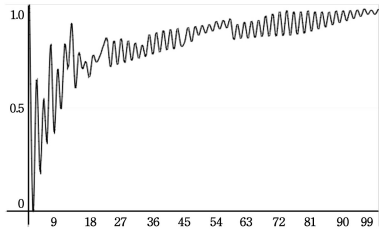
Table 1 Target person recognition results of test set

目标人物	测试集数量	正确识别数量	正确识别率
1	10	9	0.9
2	10	10	1.0
3	10	8	0.8
4	10	10	1.0
5	10	9	0.9
6	10	9	0.9
7	10	9	0.9
8	10	10	1.0
9	10	9	0.9
10	10	10	1.0
11	10	9	0.9
12	10	10	1.0
13	10	9	0.9
14	10	7	0.7
15	10	8	0.8
16	10	8	0.8
17	10	9	0.9
18	10	10	1.0
19	10	8	0.8
20	10	8	0.8

从表 1 可以看出,采用改进 PCNN 可以高效地对目标任务进行识别,平均正确识别率高达 89.5%。通过分析发现,实验中出现错误识别情况主要是由于人物在处于动态状态下,个别人脸出现在监控视频范围过小,造成人物人脸点火序列与样本集中点火序列偏差过大,从而出现模型错误识别,如图 4 所示。



(a) 人物 12 人脸样本集的点火花序列图



(b) 人物 12 采集时人脸范围过小情况下的点火花序列图

图 4 人物 12 人脸样本集的和测试集点火花序列图的对比

Fig. 4 Comparison of ignition sequence diagram between human 12 face sample set and test set

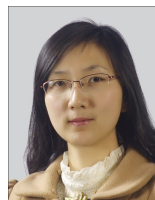
结束语 PCNN 是一种模拟动物视觉神经网络的第三代人工神经网络,与传统人工神经网络相比在图像识别领域更具优势。PCNN 具有更好的时空总和特性,所以能够高质量地进行实时图像处理和运动目标识别。本文采用高斯混合模型建立背景模型图像,并使用背景差分法对 PCNN 人脸识别进行改进,提高了 PCNN 对动态人脸的识别率。实验证明,改进 PCNN 所产生的人脸点火花序列能够充分反映人脸特征,可以较好地对不同人物进行区分,具有稳定的鲁棒性和良好的识别效果。

参 考 文 献

- [1] CHEN X, MENG Z H. A survey of object video tracking algorithms based on deep learning [J]. *Computer System Applications*, 2019, 28(1): 1-9.
- [2] WANG X, ZHANG X, NING C. Infrared human target recognition method based on multi feature dimensionality reduction and transfer learning [J]. *Computer Application*, 2019, 39(12): 3490-3495.
- [3] HU Z P, ZHANG L, LI S F, et al. Survey of abnormal target detection and location in video surveillance system [J]. *Journal of Yanshan University*, 2019, 43(1): 1-12.
- [4] WANG Y, LIU F, CHEN Z H, et al. An improved weighted image fusion algorithm based on shearlet domain and adaptive PCNN [J]. *Computer Science*, 2019, 46(4): 261-267.
- [5] DONG Z K, LAI C S, QI D L, et al. A general memristor-based pulse coupled neural network with variable linking coefficient for multi-focus image fusion [J]. *Neurocomputing*, 2018: 172-183.
- [6] NIE R C, HE M, CAO J D, et al. Pulse coupled neural network based MRI image enhancement using classical visual receptive field for smarter mobile healthcare [J]. *Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing*, 2019, 10(10): 4059-4070.
- [7] DONG J Q, XIA Z Y, YAN W W, et al. Dynamic gesture recognition by directional pulse coupled neural networks for human-

robot interaction in real time [J]. *Biological Models*, 2019, 63: 1-9.

- [8] HUANG C X, TIAN G X, LAN Y S, et al. A New Pulse Coupled Neural Network (PCNN) for Brain Medical Image Fusion Empowered by Shuffled Frog Leaping Algorithm [J]. *Frontiers in Neuroscience*, 2019, 41(8): 210-223.
- [9] LIN X H, ZHANG N, CUI W B, et al. Image segmentation method based on TTFs coding with pulse neural network [J]. *Computer Engineering*, 2015, 41(8): 227-232.
- [10] YIN Y, HUANG H, ZHANG Z X. Research on ship target detection technology based on optical remote sensing image [J]. *Computer Science*, 2019, 46(3): 82-87.
- [11] HUANG C, LUCEY S, RAMANAN D. Learning policies for adaptive tracking with deep feature cascades [C] // *Proceedings of 2017 IEEE International Conference on Computer Vision*. Venice, Italy, 2017: 105-114.
- [12] WANG Y, XU X F. Image segmentation based on saliency and pulse coupled neural network [J]. *Computer Science*, 2018, 45(7): 259-263.
- [13] LIU Z M, HE S J, HU W J, et al. Video sequence moving target detection based on background subtraction method [J]. *Computer Application*, 2017, 37(6): 1777-1781.
- [14] TIAN L F, CHEN H Q, DU Q L, et al. Pedestrian detection and tracking method based on likelihood domain background difference [J]. *Computer Engineering and Design*, 2020, 41(1): 71-77.
- [15] JIN J, DANG J W, WANG Y P, et al. A background difference method based on robust local texture characteristics [J]. *Computer Engineering and Science*, 2017, 38(8): 1513-1519.
- [16] HU Y Z, ZHOU Y L, ZHANG Q Z, et al. Pedestrian detection based on background modeling and frame difference method [J]. *Laboratory Research and Exploration*, 2018, 37(9): 12-16.
- [17] NIE Y G, DAN Z P. Target detection simulation of video image of football field [J]. *Computer Simulation*, 2017, 36(7): 404-407.
- [18] LI X Y, MA D Z, FU Y J. Moving target detection based on three frame differential Gaussian mixture background model [J]. *Journal of Jilin University (Information Science Edition)*, 2018, 36(4): 414-422.
- [19] WU C W, GUO S J, LI C Y. Research on discretization algorithm of association classification based on Gaussian mixture model [J]. *Small Microcomputer System*, 2018, 39(4): 732-737.
- [20] WANG Y N, ZHANG H. Shadow removal algorithm based on Improved Gaussian mixture model and texture [J]. *Computer Engineering and Design*, 2017, 38(7): 1879-1884.
- [21] DENG X Y, YANG Y H, QIN W J. An Improved Non-coupled PCNN Model for Image Segmentation [C] // *Proceedings of 2019 2nd International Conference on Communication, Network and Artificial Intelligence (CNAI 2019)*. 2019: 865-873.



WEN He, born in 1982, vice professor, is a member of China Computer Federation. Her main research interests include big data and artificial neural network.