

基于简化脉冲耦合神经网络的人脸识别

聂仁灿¹ 姚绍文² 周冬明¹

(云南大学信息学院 昆明 650091)¹ (云南大学研究生院 昆明 650091)²

摘要 基于简化脉冲耦合神经网络(S-PCNN),提出了一种新颖的人脸识别方法。首先通过对神经元振荡特性的分析,将神经元振荡时间序列(OTS)分解为捕获性振荡时间序列(C-OTS)和自激性振荡时间序列(S-OTS)。然后通过图像几何变换和振荡频图,分析了 X-OTS(OTS、C-OTS 和 S-OTS)的鉴别特性。最后利用 C-OTS+S-OTS 和余弦距离测度给出了人脸识别的系统结构。人脸库中的实验结果验证了所提方法的有效性,显示了它比其它传统算法具有更好的识别性能。

关键词 简化脉冲耦合神经网络,振荡时间序列,人脸识别

中图分类号 TP183 **文献标识码** A

Face Recognition Using Simplified Pulse Coupled Neural Network

NIE Ren-can¹ YAO Shao-wen² ZHOU Dong-ming¹

(Information College, Yunnan University, Kunming 650091, China)¹ (Graduate College, Yunnan University, Kunming 650091, China)²

Abstract A novel face recognition method using Simplified Pulse Coupled Neural Network was proposed. First by the analysis of the oscillation characteristics for neurons, the neuronal Oscillation Time sequences (OTS) were decomposed to captured-OTS(C-OTS) and self-OTS(S-OTS). Then the identification characteristics for X-OTS(OTS, C-OTS and S-OTS) were analyzed by image geometric transformation and oscillation frequency map. Finally, a face recognition system structure was given with C-OTS+S-OTS and cosine distance. Experimental results on face database verify the effectiveness of the proposed method, and it shows better recognition performance than other traditional methods.

Keywords Simplified pulse coupled neural network, Oscillation time sequence, Face recognition

1 引言

人脸识别技术是图像处理中的一个热点研究领域,它在生物识别技术、安全系统和人机交互等方面具有较好的潜在应用价值。许多研究人员在人脸识别方面做了大量的工作,并提出了许多有意义的方法,主要有基于几何特征的方法、基于子空间分析的方法^[1-4]和基于神经网络的方法等。

几何特征的方法^[1]通过计算人脸的几何分布参数来实现分类,该方法在人脸具有较明显的表情、姿态和旋转等变化时,难以提取稳定的几何特征。子空间分析法作为一类流行的人脸识别方法,它采用一个线性或非线性的空间变换,使数据在映射子空间内实现更好的模式分类,如基于线性变换的 PCA^[1]、LDA^[2]和 ICA^[3]等,和基于非线性变换的 KPCA^[4]、KFDA^[5]和 KICA 等,但这些方法对图像旋转和畸变的适应性较差。神经网络的方法利用神经网络具有学习和非线性分类的能力来实现人脸识别,如使用 SOM 神经网络和模糊 RBF 神经网络^[6]等,但这些传统的神经网络模型在经验风险最小化原则的样本学习过程中,容易出现过拟合的现象,而且需要较长的网络训练时间。

1990 年, Eckhorn 等在对猫的视觉皮层研究中发现了视

觉皮层神经元发放同步脉冲的现象;1993 年, Johnson 在 Eckhorn 模型基础上提出了脉冲耦合神经网络^[7](PCNN, Pulse Coupled Neural Network),它已被广泛应用于图像分割^[8]、图像融合^[9]、目标检测和路由优化计算等方面。在 PCNN 网络中,相似群神经元在相互的脉冲耦合作用下会通过捕获机制而同步发放性的脉冲,这些脉冲信息有效地描述了图像的边缘和区域分布等信息。依照迭代计算进行脉冲统计后得到的振荡时间序列^[10](OTS, Oscillation Time Sequences)在实现图像特征提取的同时也将二维图像特征降维成了一维的时间序列,而且对图像具有旋转、平移和缩放的良好不变性,并已在图像检索^[8]和掌纹识别等方面得到了初步运用。然而, PCNN 神经元发放的脉冲有自我激励发放的脉冲和由于领域神经元捕获作用发放的脉冲两种,实验表明,这两种脉冲之间的差异包含着重要的特征鉴别信息,因此对这两种脉冲不加区分得到的图像 OTS 也就损失了这部分特征鉴别信息。

鉴于以上分析,本文首先基于神经元脉冲产生的机制,将 PCNN 产生的图像 OTS 分解为捕获性振荡时间序列(C-OTS, Captured-OTS)和自激性振荡时间序列(S-OTS, Self-OTS),以提取 C-OTS 和 S-OTS 之间的图像差别性鉴别信息;然后为了解释 C-OTS 和 S-OTS 用于模式分类的可行性,

到稿日期:2013-04-22 返修日期:2013-11-01 本文受国家自然科学基金(61065008),云南省应用基础研究计划项目(2012FD003)资助。

聂仁灿(1982-),男,博士生,主要研究方向为神经网络和图像处理, E-mail: huomu_ren@163.com;姚绍文(1960-),男,教授,博士生导师,主要研究方向为视感知智能信息处理。

对 X-OTS(OTS、C-OTS 和 S-OTS)的鉴别特性进行了分析;最后基于 C-OTS+S-OTS 和余弦距离测度提出了一种有效的人脸识别方法。在 ORL 人脸库中进行的实验结果表明,本文方法得到人脸识别率要好于目前流行的子空间分析方法,体现了良好的性能。

2 S-PCNN 模型

出于对模型参数减少的考虑,在保留 PCNN 主要视觉信息处理机制的基础上,许多研究工作对 PCNN 模型进行了简化,由式(1)~式(5)描述的模型即为一种流行的简化 PCNN 模型(S-PCNN, Simplified PCNN)。

$$F_{ij}(n) = S_{ij} \quad (1)$$

$$L_{ij}(n) = V^L \sum_k W_{kij} Y_{ijkt}(n-1) \quad (2)$$

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

$$\theta_{ij}(n) = e^{-\alpha} \theta_{ij}(n-1) + V^{\theta} Y_{ij}(n-1) \quad (4)$$

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

S-PCNN 的接收域由接受域、调制域和脉冲产生器 3 部分组成。式(1)、式(2)描述了神经元的接受域,神经元 (i, j) 接收邻域神经元的耦合性输入脉冲,这些脉冲经突触链接矩阵 W 加权求和积累后形成反馈输入通道 L 的输出;式(2)中的 W_{kij} 为邻域神经元 (k, l) 与神经元 (i, j) 在 L 通道上的突触链接权, V^L 为 L 通道的幅值。另外, S-PCNN 和 PCNN 模型相比,它的链接输入通道 F 不接受外部耦合脉冲,其输出值为恒定的外部激励 S_{ij} (图像处理中为像素灰度值)。在式(3)描述的调制域中,神经元的双通道 F 和 L 的输出经非线性调制后得到它的内部状态 $U_{ij}(n)$, 通道 L 的偏移量被规整为 1, β 表示了该通道的连接强度。在式(4)、式(5)描述的脉冲产生器中,阈值 $\theta_{ij}(n)$ 以指数方式衰减, α 和 V^{θ} 分别为它的衰减指数和幅度。当神经元的内部状态 $U_{ij}(n)$ 大于阈值 $\theta_{ij}(n)$ 时,神经元将发出一个脉冲,即 $Y_{ij}(n) = 1$, 然后阈值在以指数衰减的同时将叠加一个幅度量 V^{θ} , 从而使得神经元在下次迭代中不能再发出脉冲。所以总的来说, S-PCNN 具有非线性的双通道调制和变阈值特性,在这点上它和 PCNN 是一致的,也是和传统神经网络的重要区别。

3 S-PCNN 的人脸图像特征提取

3.1 S-PCNN 神经元的振荡时间序列

依照每个像素对应一个神经元的原则建立一个和图像大小等同的 S-PCNN 网络,像素的灰度值送入神经元的 F 通道。由式(5)可知,在 S-PCNN 的 N 次迭代计算中,神经元的脉冲发放过程中将依次输出 N 幅二值图像,这些图像序列有效地表达了图像区域变化的特征信息,但它们的数据量较大,不适宜直接用于模式分类。如果对这些二值图像依照迭代顺序进行求和运算,则可将这些二值图像信息转化为一个一维的时间序列 $G(n)$, 称为振荡时间序列(OTS, Oscillation Time Sequences)。

$$G(n) = \sum_{ij} Y_{ij}(n) \quad (6)$$

OTS 将大数据空间的二维图像信息转化为了长度为 N 的一维向量信息,在实现图像特征提取的同时也实现了数据降维。Johnson^[10] 在实验中证明了每一幅图像具有自己唯一的 OTS, 这为基于图像的 OTS 进行人脸识别提供了可能。

图 1 中的人脸图像 S1_1 和 S1_2 属于同一个人,而人脸 S4_4 为另一个人;在图 2 中,人脸 S1_1 和 S1_2 的 OTS 较为相像,而它们和 S4_4 的 OTS 则大不同,这说明将图像的 OTS 作为鉴别特征是有效的。另外,由于图像 OTS 是神经元全局意义上的脉冲时间序列统计,因此它对于图像还具有极小误差意义下的旋转、平移和缩放的不变性。

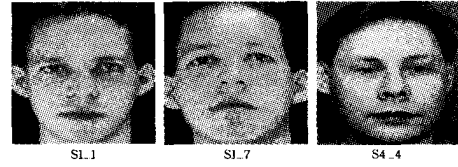


图 1 人脸图

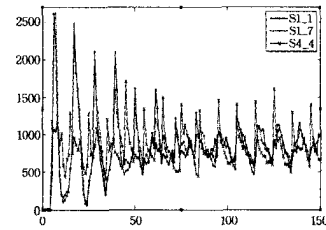


图 2 图 1 所示 3 个人脸的 OTS

从式(1)~式(3)知,当神经元接受邻域神经元的脉冲输入时,神经元将提前发出脉冲,也即神经元被邻域神经元的耦合脉冲所捕获,此时得到的 OTS 不妨称为捕获性振荡时间序列(C-OTS, Captured-OTS),即神经元此时满足式(3)和式(5)。另外,由于神经元的阈值按照式(4)作指数性的衰减变化,因此神经元即使不接受邻域神经元脉冲,也会发出脉冲,而且这种脉冲发放会体现为一种周期性,当有外部脉冲输入时就有可能破坏这种周期性而被捕获提前发出脉冲。所以,对于那些不是通过邻域神经元的耦合脉冲输入发生捕获,而是由于自身激励振荡形成的 OTS 不妨叫做自激性振荡时间序列(S-OTS, Self-OTS),此时神经元满足 $F(n) > \theta(n)$ 。

如图 3 和图 4 所示, S1_1 和 S1_2 的 C-OTS 和 S-OTS 较为相像,而它们和 S4_4 的 C-OTS 与 S-OTS 则大不同,这说明,同 OTS 一样, C-OTS 和 S-OTS 同样具有人脸的分类鉴别能力。若记 C-OTS 为 $G_c(n)$, 而 S-OTS 为 $G_s(n)$, 显然有:

$$G(n) = G_c(n) + G_s(n) \quad (7)$$

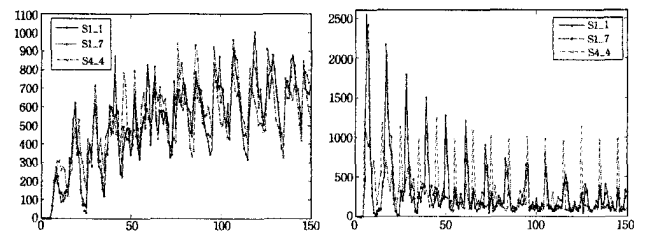


图 3 图 1 所示 3 个人脸的 C-OTS 图 4 图 1 所示 3 个人脸的 S-OTS

图 2 所示的人脸在姿态上变化较小,为了说明 OTS 对图像姿态变化的适应能力,图 6 显示了图 5 所示人脸(具有较大的姿态变化)的 S-OTS。显然,图 5 所示 3 幅人脸 P1-P3 的 S-OTS 的走势非常相像,只是在幅度上有明显变化,而这种变化对于鉴别性的影响可通过距离测度的选择减小。图 P1 和 P3 具有很大程度上的旋转对称性,所以在图 6 中,二者的 S-OTS 更为相似,有关 OTS 这方面的鉴别特性,下面的章节将详细讨论。实际上, P1-P3 这 3 幅图的 OTS 或 C-OTS 的相似性结论和 S-OTS 也是一致的。



图5 姿态变化较大的3幅人脸

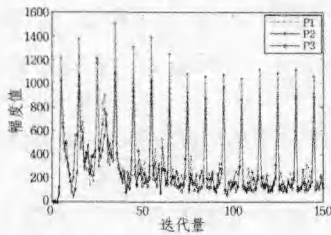


图6 图5人脸的S-OTS

另外,图像 P1-P3 的大小为 115×115 ,在配置为双核 2.4G,DDR 2G 的 64 位 windows 7 计算机上,利用 Matlab 2012b 计算一幅图像的 OTS 的时间为 0.054s。由于 S-PCNN 的参数不需要训练,也就不消耗时间,而且图像 OTS 特征具有一次计算、多次使用的特点,因此在计算效率方面,图像 OTS 特征在用于人脸识别中具有很好的实用性。

3.2 X-OTS 的鉴别特性分析

将人脸 S1_1 分别进行旋转、缩放和平移的几何变换,它们分别对应的 OTS、C-OTS 和 S-OTS(X-OTS)如图 7 所示。显然,这些变换图像的 X-OTS 和 S1_1 图像的 X-OTS 是相同或相似的,所以图像的 X-OTS 有着很好的几何不变性。然而,由于 X-OTS 是一种脉冲数统计,它的量值也就与图像大小相关,因此具有一定畸变作用的旋转和缩放图像的 X-OTS 和原图的 X-OTS 相比,在幅度上体现了一定的变化,也即图像 X-OTS 的幅度和特征区域大小密切相关。所以,为了避免特征区域大小对 X-OTS 鉴别特性的影响,在实际的人脸识别中,考虑使用和个体特征维度的数值无关的余弦距离来度量 X-OTS 的相似性。

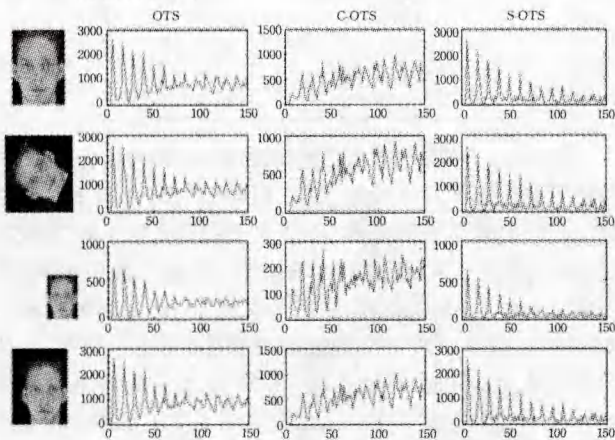


图7 几何变换人脸的X-OTS

对于 n 维的向量 X 和 Y ,它们之间的余弦距离由式(8)定义,距离值越接近 1 表示向量 X 和 Y 越相似。

$$\text{sim}(X, Y) = \frac{\sum_{i=1}^n x_i y_i}{\sqrt{x_i^2} \sqrt{y_i^2}} \quad (8)$$

若对每个神经元的振荡情况进行分类统计,即可得到 X-OTS 对应脉冲振荡矩阵的统计频图,如图 8 所示。从图 8 可看出有关 C-OTS 的两个特点:

(1)由于 C-OTS 表征的是神经元在邻域神经元输入脉冲的捕获情况,而在较小迭代次数时,只有图像边缘更可能被周围神经元捕获,因此此时的 C-OTS 更多地表示了图像特征区域的边缘信息。

(2)而随着迭代的增加,由于神经元脉冲向四周扩散,神经元间的捕获作用将越来越强,越来越多的神经元也将会被捕获而发出脉冲,此时的 C-OTS 则不能描述图像特征区域边缘,描述的是特征区域的扩散变化。

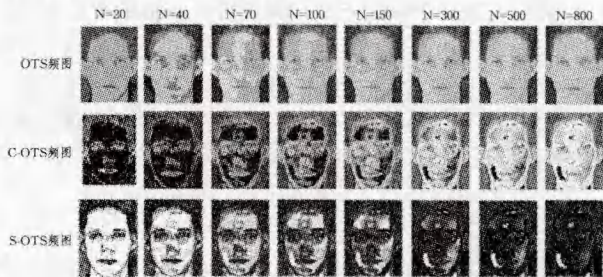


图8 S1_1人脸的X-OTS频图

所以在较小迭代时,图 8 中的 C-OTS 频图在人脸的眼睛和嘴唇等区域边缘体现了高亮度值,而随迭代次数的增加,特征区域以扩散的方式体现了更高的亮度值。

相反,S-OTS 表征的是神经元的自激励情况,在较小迭代次数时,神经元缺乏邻域神经元的脉冲输入,所以它更可能以自激励的方式发放脉冲,而随迭代次数的增加,神经元将越来越可能接受更多的外部脉冲,也即越来越缺乏自激励的脉冲发放条件,所以 S-OTS 频图表现了特征区域分布的内敛收缩过程。

从图 8 还可看到,C-OTS 和 S-OTS 对应频图比 OTS 频图反映了更多的图像特征细节,从这点来说,C-OTS 结合 S-OTS 的鉴别特性应当比单独的 OTS 更强。另外,由于 C-OTS 频图和 S-OTS 频图分别表征了特征区域扩散和收敛的两个不同过程,它们之间也就包含了重要的鉴别信息,因此,C-OTS 结合 S-OTS 的鉴别特性应当比单独的 C-OTS 或 S-OTS 更强。

4 S-PCNN 的人脸识别

从第 3 节的分析可知,人脸图像由 PCNN 得到的 X-OTS (OTS、C-OTS 和 S-OTS)是人脸的一种有效鉴别特征,它实现了人脸图像的数据降维和特征提取。同时,C-OTS 和 S-OTS 结合(C-OTS+S-OTS)时,它包含了 OTS 所表达的图像特征信息,而且它比单独使用 C-OTS 或 S-OTS 具有更好的鉴别特性。因此,这里提出图 9 所示的基于 S-PCNN 的人脸识别的系统结构。

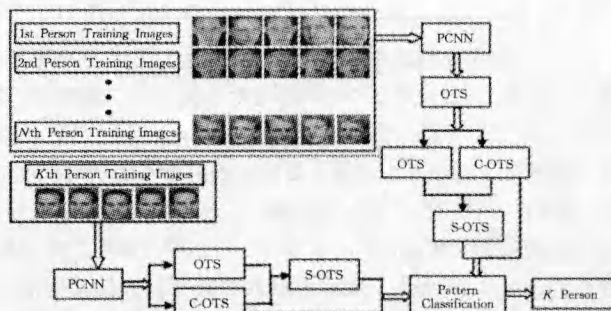


图9 人脸识别系统结构图

在图 9 的系统结构中,首先将训练集人脸图像和测试图像分别送入 S-PCNN 网络得到对应的 OTS 和 S-OTS,并依照式(7)得到它们的 C-OTS。然后分别在 C-OTS 特征空间和 S-OTS 特征空间中,计算测试图像的 C-OTS/S-OTS 与训练图像的 C-OTS/S-OTS 之间的余弦距离。最后得到 C-OTS 和 S-OTS 余弦距离最大的训练图像的 C-OTS 或 S-OTS 所属类,该类即为测试图像的所属类。

显然,S-PCNN 神经元的参数不需要通过训练集人脸图像来训练;其次,S-PCNN 起到的是图像特征提取与数据降维的作用,而没有学习分类的特性;另外,S-PCNN 神经元的数目和图像像素个数相等,所以在图像大小变化时,神经元数目也是变化的。这 3 点也是 S-PCNN 和其它传统神经网络用于人脸识别时的主要区别。

5 实验仿真及分析

在 ORL 人脸库(包括 40 个人共 200 幅的 256 级灰度图像,这些图像具有不同的位置、缩放、旋转和面部表情变化)中选择每个人的前 n 幅图像组成训练集,而后 $10-n$ 幅作为测试图像进行实验,S-PCNN 神经元的参数设置为: $W=[0.5, 10.5; 1, 0, 1; 0.5, 10.5]$, $V^L=1$, $\beta=0.2$, $\alpha^d=0.101$, $V^d=1.1847$, $\theta(0)=1.1$,迭代次数 $N=150$ 。

首先考察本文算法(C-OTS+S-OTS)与仅使用 OTS、C-OTS 或 S-OTS 时在识别率上的差异,结果如表 1 所列。显然,从表 1 可看出几点结论:(1)随着训练集的增大,基于 X-OTS 的各种方法的识别率都在增大,这和现有各种人脸识别算法对训练集的依赖性是一致的。(2)在小于等于 4 时的较小训练样本情况下,C-OTS 的识别率要比 S-OTS 或 OTS 高,但随着训练样本数的增加,这三者之间的识别率则相差无几,所以说,较小样本时的 C-OTS 鉴别特性最好,而大训练样本时三者鉴别则差不多。(3)在相同训练样本大小的情况下,本文算法(C-OTS+S-OTS)的识别率要明显优于 OTS、C-OTS 或 S-OTS,这说明 C-OTS+S-OTS 包含了 OTS 的特征鉴别信息的同时,也表达了 C-OTS 和 S-OTS 之间的差异鉴别信息,这有效地验证了 3.2 节的有关分析结论。

表 1 各种 X-OTS 的人脸识别率(%)

训练集 n	C-OTS+S-OTS	C-OTS	S-OTS	OTS
1	63.06	59.44	50.83	53.33
2	69.69	66.25	60.94	63.12
3	69.64	66.07	63.93	62.86
4	82.08	77.08	75.83	74.17
5	94	86	88.5	89
6	98.75	93.75	94.37	94.37
7	98.33	94.17	95	94.17
8	97.5	93.75	95	95
9	100	97.5	97.5	97.5

另外,将本文算法中的余弦距离测度改为欧式距离测度,然后比较 C-OTS+S-OTS 在两种测度下的人脸识别率,结果如图 10 所示。从图示结果可看出,C-OTS+S-OTS 特征在余弦距离测度下的识别率总体上要比欧式距离测度下的识别率高,只是在 $n=2$ 时,余弦距离测度下的识别率要比欧式距离测度下的识别率低,而在 $n=8$ 或 $n=9$ 时,两种测度下的识别率相等。实际上,如果人脸库中的人脸具有较大的几何面积变化,则余弦距离要比欧式距离有着更好的识别率。所以说,本文算法使用余弦距离测度是一种合适的选择。

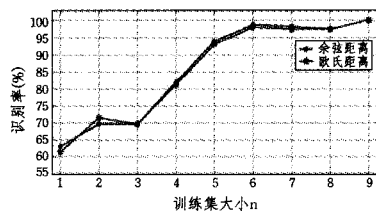


图 10 欧氏距离和余弦距离测度下的识别率比较

其次,将本文算法和传统的子空间人脸识别基本算法 PCA、LDA、ICA 和 NMF 进行比较,结果如图 11 所示。显然,各种算法的识别率均随着训练集的增大而总体上增大;在训练集 $n \geq 5$ 时,本文算法的识别率要明显优于其它方法,在 $n=5$ 时为 94%,在 $n=6$ 时为 98.33%,而在 $n=9$ 时已达到 100%;然而在 $n \leq 4$ 时,本文算法的识别率要差于 PCA 和 LDA(只在 $n=1$ 时高于 LDA),但仍然比 ICA 和 NMF 的识别率要高。所以总体上来看,本文的人脸识别方法要优于传统的 PCA、LDA、ICA 和 NMF 方法。

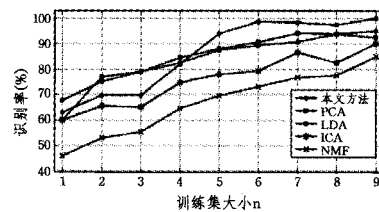


图 11 各种方法的识别率比较

再之,在训练样本空间 $n=5$ 时,将本文算法和基于人脸局部 LBP 特征^[13]和 Gabor 特征^[14]的算法在识别率上进行比较,LBP 方法括号中的数值表示图像分块方式,其结果如表 2 所列。显然,本文算法要优于表中所列基于 LBP 特征和 Gabor 特征的人脸识别方法。

表 2 本文方法与基于 LBP 特征和 Gabor 特征人脸识别方法比较

人脸识别方法	识别率(%)
LBP(3×3) ^[13]	90.5
LBP(4×4) ^[13]	93.0
Gabor-2DPCA ^[14]	89.0
Gabor-LDA ^[14]	94.0
本文算法	94.0

最后,为了在更大数据空间来测试本文算法的有效性,这里使用 MIT-CBCL 人脸数据库(包含 10 人,每人 200 幅图像,共 2000 幅,人脸图像具有较大的姿态和光照变化,其旋转变化最大达到了 90 度)进行仿真实验。实验中的训练集按照一定的比率大小随机选择,并重复实验 30 次,最终的实验结果如图 12 所示。识别率随训练集比率增大总体在增大,在训练集比率为 10% 时,识别率为 93.39%,而当训练集比率为 80% 时,识别率达到了 99.24%,这说明本文提出的人脸识别方法在较大的数据测试空间里也能体现较好的识别性能。

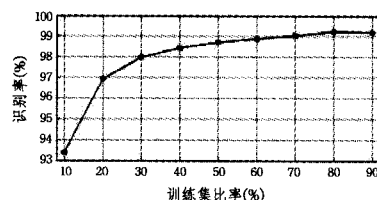


图 12 MIT-CBCL 人脸库的识别率

结束语 本文基于 S-PCNN 神经网络提出了一种新颖

的人脸识别算法。通过对 PCNN 神经元振荡特性的分析,将 PCNN 网络神经元的振荡时间序列(OTS)分解为捕获性振荡时间序列(C-OTS)和自激性振荡时间序列(S-OTS)。然后在 X-OTS 鉴别特性分析的基础上,利用 C-OTS+S-OTS 和余弦距离测度给出了人脸识别的系统结构。实验结果表明,本文提出的人脸识别算法比单独使用 OTS、C-OTS 或 S-OTS 有着更高的识别率,也比传统的基于子空间分析的人脸识别方法 PCA、LDA、ICA 和 NMF 以及基于人脸局部 LBP 特征和 Gabor 特征的方法体现了更好的识别性能。

本文讨论了 S-PCNN 利用图像的 C-OTS+S-OTS 特征进行人脸识别,实验验证了它的有效性。由于 S-PCNN 进行 X-OTS 的特征提取并不是只针对人脸图像设计的,可以预见它在纹理图像等其它图像种类分类方面也是可行的,而具体的有效性则是今后一个重要的研究内容。

参考文献

[1] Lu Guan-chun, Lin Chun-yi. PCA based immune networks for human face recognition[J]. Applied Soft Computing, 2011, 11(2):1743-1752

[2] Lu Gui-fu, Zou Jian, Wang Yong. Incremental complete LDA for face recognition [J]. Pattern Recognition, 2012, 45(7): 2501-2521

[3] 郭恺,付永生,冷严,等.应用小指数多项式的 KPCA+零空间人脸识别[J].计算机工程,2006,32(22):203-205

[3] 王卫东,韩斌,杨静宇.基于 PCA 及 ICA 的双空间特征提取算法[J].中国图象图形学报,2008,13(11):2163-2169

[4] 刘嵩.结合 DCT 与 KPCA 的人脸识别[J].计算机工程与应用,2012,48(27):186-188,205

[5] 黄诚,王福龙,刘晓亮.指数衰减下的 KFDA 方法及其人脸识别[J].广东工业大学学报,2009,26(4):62-64,87

[6] Javad H, Karim F, Majid A. A fuzzy hybrid learning algorithm for radial basis function neural network with application in human face recognition [J]. Pattern Recognition, 2003, 36(5): 1187-1202

[4] Johnson J L, Ritter D. Observation of periodic waves in a Pulse-coupled neural network[J]. Opt Lett, 1993, 18(15):1253-1255

[7] Johnson J L, Ritter D. Observation of periodic waves in a Pulse-coupled neural network [J]. Opt Lett, 1993, 18(15):1253-1255

[8] 陈粟宋.一种融合 PCNN 和 Watershed 变换的图像分割方法[J].武汉大学学报,2011,44(2):269-272

[9] 严春满,郭宝龙,易盟.基于改进 LP 变换及自适应 PCNN 的多聚焦图像融合方法[J].控制与决策,2012,27(5):703-707,712

[10] Johnson J L. Pulse-coupled neural nets: translation, rotation, scale, distortion, and intensity signal invariance for images[J]. Applied Optics, 1994, 33(26):6239-6253

[11] 朱红伟,周冬明,聂仁灿,等.利用 PCNN 实现商标图像检索新方法[J].云南大学学报,2012(3):276-284

[12] 许敏丰,韩力群.基于脉冲耦合神经网络的手掌纹理识别[J].现代科学仪器,2010(6):71-74

[13] 王玮,黄非非,李见为,等.使用多尺度 LBP 特征与识别人脸[J].光学精密工程,2009,16(4):696-705

[14] 程万里,李伟生.基于 Gabor-2DLDA 方法的人脸识别研究[J].计算机工程与应用,2008,44(35):179-181

(上接第 269 页)

程,提高了工作效率,而且也产生了较小的医药配送总成本,使新的配送规划更加有效合理。

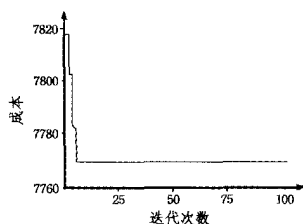


图 2 本文算法进行医药配送线路寻优运行结果

结束语 本文结合医药配送物流的特点,提出一种基于人工萤火虫的混合算法,把萤火虫算法拓展到一个新的应用领域,有效合理地解决了医药配送问题中的最优规划问题。文中对医药配送的车辆路径问题建立了数学模型,然后运用本文提出的混合算法对某医药配送公司的配送方案进行了仿真寻优。数值仿真结果显示,优化过的新规划得到明显的效果,不仅有效地缩短配送运输路程,而且节约成本,提高了药物配送的运作效率。本文结果表明,用此方法解决医药配送问题有一定的实际意义,为今后的医药配送问题提供了有价值的参考。

参考文献

[1] 翟运开.第三方医药物流企业的创新动力与路径研究[J].当代经济管理,2009,31(10):28-32

[2] 马江涛.基于遗传算法的医药配送路径规划[J].电脑知识与技术,2010,6(11):2717-2720

[3] 唐坤.车辆路径问题中的遗传算法设计[J].东北大学学报自然科学版:自然科学版,2002,28(1):66-70

[4] 周菁,戴冠中,蔡晓妍.基于蚁群系统的机器人全局最优路径规

划的研究与仿真[J].计算机科学,2010,37(5):171-174

[5] 马建华,房勇,袁杰.多车场多车型最快完成车辆路径问题的变异蚁群算法[J].系统工程理论与实践,2011,31(8):1508-1516

[6] 刘传领,雷燕,杨静宇.基于量子遗传算法的移动机器人的一种路径规划方法[J].计算机科学,2011,38(8):208-211

[7] 王征,胡祥培,王旭坪.带二维装箱约束的物流配送车辆路径问题[J].系统工程理论与实践,2011,31(12):2328-2341

[8] 陈森,李孟军,李本先,等.变路网情况下车辆路径问题建模及应用[J].计算机科学,2012,39(2):14-17

[9] 田贵超,黎明.旅行商问题(TSP)的几种求解方法[J].计算机仿真,2006,23(8):153-157

[10] 王俊伟,汪定伟.粒子群算法中惯性权重的实验与分析[J].系统工程学报,2005,20(2),194-198

[11] 余有明,刘玉树.遗传算法的编码理论与应用[J].计算机工程与应用,2006,42(3):86-89

[12] Krishnand K N, Ghose D. Detection of Multiple Source Locations Using a Glowworm Metaphor with Applications to Collective Robotics[C]//Proceeding of IEEE swarm intelligence symposium. Piscataway, IEEE Press, 2005: 84-91

[13] Krishnand K N, Ghose D. Glowworm Swarm Based Optimization Algorithm for Multimodal Functions with Collective Robotics Applications[J]. Multiagent and Grid System, 2006, 2(3): 209-222

[14] Krishnand K N, Ghose D. Glowworm Swarm Optimization: A New Method for Optimizing Multi-Modal Functions[J]. Int. J. Computational Intelligence Studies, 2009, 1(1):93-119

[15] Krishnand K N, Ghose D. Glowworm Swarm Optimization for Simultaneous Capture of Multiple Local Optima of Multimodal Functions[J]. Swarm Intelligence, 2009, 3:87-124

[16] 杨辉,康立山,陈毓屏.一种基于构建基因库求解 TSP 问题的遗传算法[J].计算机学报,2003,26(12):1753-1758

[17] 胡庆,邹然,刘鹏.MPTCP 动态预留数据调度策略研究[J].重庆邮电大学学报:自然科学版,2013,25(6):820-823