

用改进的竞争 Hopfield 神经网络求解多边形近似问题

旷章辉¹ 王甲海¹ 周雅兰²

(中山大学信息科学与技术学院 广州 510006)¹ (广东商学院信息学院 广州 510320)²

摘要 多边形近似是提取曲线特征点和简化曲线描述的一种重要方法。提出一种改进的 Hopfield 神经网络多边形近似算法,该算法利用选择拐点策略减少了搜索空间,重新定义了神经网络的能量函数,使其更能反映优化目标;引入合并拆分搜索策略,有效帮助神经网络脱离局部最小值。实验结果表明,提出的改进算法是有效的,比其它算法如关键点检测法、竞争 Hopfield 神经网络、混沌 Hopfield 神经网络、遗传算法等具有更优的性能。

关键词 竞争 Hopfield 神经网络,合并拆分,多边形近似

Improved Competitive Hopfield Neural Network for Polygonal Approximation Problem

KUANG Zhang-hui¹ WANG Jia-hai¹ ZHOU Ya-lan²

(School of Information Science and Technology, Sun Yat-Sen University, Guangzhou 510006, China)¹

(Information Science School, Guangdong University of Business Studies, Guangzhou 510320, China)²

Abstract Polygonal approximation is an important method to detect dominant points and represent curves. An Improved Competitive Hopfield Neural Network (ICHNN) was proposed for polygonal approximation problem. The proposed algorithm reduces research spaces by deleting the collinear points, redefines energy function of the network to represent the aim more efficiently, and combines with a merge-split method to help the network escape from the local minima. The experimental results show that ICHNN is robuster and better than other algorithms such as dominant point detection, competitive Hopfield neural network, and chaotic Hopfield network, genetic algorithm.

Keywords Improved competitive Hopfield neural network, Merge and split, Polygonal approximation

1 引言

在图像处理中,图像一般有两种表示方式^[1],轮廓曲线表示法^[2]、内部区域表示法^[3]。图像的轮廓曲线表示是模式识别领域一个重要的课题,研究者提出各种编码方案,其中曲线的多边形近似是一种常见编码方案^[4,5]。该方法用较少的点代表曲线的特征点,在一定误差范围内能有效表示曲线的特征,因此多边形近似在模式识别^[6]、图像处理^[7]等领域具有广泛的应用。

多边形近似有两种求解途径^[8]:1)在给定误差范围内,求一个曲线的近似多边形,使多边形的顶点数最小(简称 min-vertex);2)给定近似多边形的顶点数,求一个曲线的近似多边形,使其近似误差最小(简称 min-error)。这两类问题都是组合优化问题。本文着重研究 min-error 问题。针对该问题,假定曲线的顶点数为 N ,给定近似多边形的顶点数为 M ,则近似多边形有 C_N^M 种可能,因此求曲线的近似多边形是一个 NP 难问题。前人提出大量的算法以求更好地逼近最优解,这些算法可分为两类^[9]:1)局部搜索算法;2)全局搜索算法。局部搜索算法有顺序跟踪法^[10]、拆分合并法^[11]以及关键点检测法^[12]。这些算法具有速度快的优点,但是其求解结果对

初始值的依赖性很大^[13]。全局搜索算法有遗传算法^[14]、禁忌搜索算法^[13]、蚁群算法^[15]、粒子群算法^[16]等。这些算法都有局部搜索能力差和收敛速度慢的缺点^[9],因此难以应用在对近似精度要求较高和实时处理领域中。

人工神经网络(Artificial Neural Network)具有高度并行、分布式存储、强容错能力、自适应自学习等显著特点。自 Hopfield 和 Tank 提出用神经网络解旅行商问题以来^[17],用神经网络解组合优化问题是工程领域的一个重要方向^[18]。近来,也出现用竞争 Hopfield 神经网络(CHNN)^[19]和混沌 Hopfield 神经网络(ACHN)^[20]解多边形近似问题,但它们分别具有容易陷入局部最优和参数难以设置的缺点。

针对以上问题,本文提出一种改进的竞争 Hopfield 神经网络算法(Improved Competitive Hopfield Neural Network,简称 ICHNN)以求解多边形近似的 min-error 问题,ICHNN 算法通过选择拐点减少了搜索状态空间;重新定义了能量函数,使其更接近优化的目标;加入合并拆分搜索策略,使神经网络在启发式信息的引导下,发生能量跳变,跳出局部最优,从而有利于搜索到更好的解。仿真实验表明 ICHNN 解多边形近似问题效果明显优于关键点检测法、CHNN、ACHN、遗传算法以及其它常见局部或者全局搜索算法。

到稿日期:2008-04-10 本文受广东省自然科学基金(07300630),高等学校博士学科点专项科研基金(20070558052),教育部留学回国人员科研启动基金资助项目(2007-1108)资助。

旷章辉 研究方向为人工神经网络,E-mail:kuangzhanghui0814@163.com;王甲海 博士,讲师,研究方向为人工智能及其应用;周雅兰 博士,讲师,研究方向为人工智能。

2 问题描述

定义 1 设一个平面数字闭合曲线由 N 个点组成,沿顺时针方向分别是 $p_0, p_1, p_2, \dots, p_{M-1}$, 则曲线可记为 $C = \{p_0, p_1, p_2, \dots, p_{N-1}\}$ 。

定义 2 $\overline{p_i p_j} = \{p_i, p_{i+1}, \dots, p_j\}$, 表示从平面数字曲线 C 的点 p_i 到点 p_j 构成的顺时针弧。

定义 3 $\overline{p_i p_j}$ 表示从平面数字曲线 C 的点 p_i 到点 p_j 构成的弦。

定义 4 曲线 C 的由 M 个顶点构成的近似多边形, 可以表示为 $V = \{\overline{p_0 p_1}, \overline{p_1 p_2}, \dots, \overline{p_{M-2} p_{M-1}}, \overline{p_{M-1} p_0}\}$, 其中下标 $t_0, t_1, \dots, t_{M-1} \in \{0, 1, 2, \dots, N-1\}$, 且 $\{p_{t_0}, p_{t_1}, \dots, p_{t_{M-1}}\}$ 是顺时针方向。

定义 5 定义弦与弧之间的垂直距离平方的累积和为 $e_{ISE}(\overline{p_i p_j}, \overline{p_i p_j}) = \sum_{p_k \in \overline{p_i p_j}} d^2(p_k, \overline{p_i p_j})$, 定义弦与其对应弧之间的最大距离为 $e_{\max}(\overline{p_i p_j}, \overline{p_i p_j}) = \max_{p_k \in \overline{p_i p_j}} (d(p_k, \overline{p_i p_j}))$, 其中 $d(p_k, \overline{p_i p_j})$ 是点 p_k 到弦 $\overline{p_i p_j}$ 的垂直距离。

定义 6 定义近似多边形 V 与数字曲线 C 的积累误差为 $E_{ISE}(C, V) = \sum_{\overline{p_i p_j} \in V} e_{ISE}(\overline{p_i p_j}, \overline{p_i p_j})$, 定义近似多边形 V 与平面数字曲线 C 的最大误差为 $E_{\max}(C, V) = \max(\overline{p_i p_j}, \overline{p_i p_j})$ 。

定义 7 如果 $p_{(i-1+N) \bmod N}, p_i, p_{(i+1) \bmod N} \in C$, 不在同一直线上, 则 p_i 是曲线 C 的拐点。

多边形近似 min-error 问题可以描述为: 求平面数字曲线 $C = \{p_0, p_1, p_2, \dots, p_{N-1}\}$ 的顶点数为 M 的近似多边形 V , 使得 $E_{ISE}(C, V)$ 或者 $E_{\max}(C, V)$ 最小。

3 竞争 Hopfield 神经网络用于多边形近似问题

文献[19]中首先提出的用于解上述多边形近似问题的竞争 Hopfield 神经网络模型, 是一个 $N \times M$ 的二维神经网络, 且每个神经元只与其前一行和后一行的神经元有连接。设 $neuron(x, i), x=0, 1, \dots, N-1, i=0, 1, \dots, M-1$, 表示该神经网络模型中第 x 行第 i 列的神经元, $U_{x,i}$ 表示 $neuron(x, i)$ 的输入, $V_{x,i}$ 表示 $neuron(x, i)$ 的输出。神经元的输出只有兴奋和抑制两种状态, 分别用 1 和 0 表示, 当 $V_{x,i}=1$ 时, 表示曲线 C 的第 x 个点是近似多边形 V 的第 i 点。在多边形近似问题中, 曲线 C 的一个点不能同时为其近似多边形 V 的多个顶点, 同时 C 的不同点不能为其近似多边形 V 的同一个顶点, 即满足约束条件 $\sum_{i=0}^{M-1} V_{x,i} = 1$ 和 $\sum_{x=0}^{N-1} V_{x,i} = 1$ 。神经元的输入表示为

$$U_{x,i} = \sum_{y=1}^M -(h_{y,x} V_{y,i-1} + h_{x,y} V_{y,i+1}) \quad (1)$$

能量函数定义为

$$E = \sum_{x=0}^{N-1} \sum_{y=0}^{M-1} (h_{y,x} V_{x,i} V_{y,i-1} + h_{x,y} V_{x,i} V_{y,i+1}) \quad (2)$$

其中 $h_{x,y} = e_{\max}(\overline{p_x p_y}, \overline{p_x p_y})$, 当 $x=y$ 时, $h_{x,y} = +\infty$ 。能量函数的下标是循环的, 也即 $i+1 \Leftrightarrow (i+1) \bmod M, i-1 \Leftrightarrow (i-1+M) \bmod M$ 。当神经网络到达稳定点时, 能保证近似多边形的两个相邻顶点不会重合。如果存在一个点 p_x (也表示为 $p_y, x=y$) 同时为多边形的两个顶点, 则有 $V_{x,i} V_{y,i-1}$ 或

者 $V_{x,i} V_{y,i+1}$ 为 1, 从而有 $E \rightarrow +\infty$, 此时神经网络不可能已经到达了稳定点, 其能量会继续减少。因此神经网络的输出定义为

$$V_{i,j} = \begin{cases} 1, U_{i,j} = \max\{U_{0,j}, U_{1,j}, \dots, U_{N-1,j}\} \\ 0, \text{其它} \end{cases} \quad (3)$$

在一列神经元中, 只有输入最大的神经元的输出为 1, 其它为 0, 这是一种竞争机制, 保证了曲线 C 中不会有多于一个点是其近似多边形的同一个顶点。同时网络模型中 M 列共有 M 个神经元输出为 1, 保证了近似多边形有 M 个顶点, 从而满足了问题的约束条件。

4 改进的 Hopfield 神经网络用于多边形近似问题

4.1 选择拐点策略

曲线的拐点反映了曲线的几何特征, 因此近似多边形的顶点可以从拐点集合中选择。设曲线 C 的拐点有序集为 $G = \{p_{k_0}, p_{k_1}, \dots, p_{k_{Q-1}}\}, Q = |G|, Q \leq N$ 。求解顶点数为 M 的近似多边形的问题的搜索状态空间数从 C_N^M 减少到 C_Q^M 。因此该策略缩小了搜索空间, 提高了效率。原来的求解此问题的 Hopfield 神经网络需要 $N \times M$ 个神经元, 加入选择拐点策略后只需要 $Q \times M$ 个神经元, 从而简化了网络模型结构。

4.2 重新定义能量函数

文献[19]中竞争 Hopfield 神经网络的能量函数为式 (2), 即 $E = \sum_{x=0}^{N-1} \sum_{y=0}^{M-1} (h_{y,x} V_{x,i} V_{y,i-1} + h_{x,y} V_{x,i} V_{y,i+1})$, 其中 $h_{x,y}$ 定义为 $e_{\max}(\overline{p_x p_y}, \overline{p_x p_y})$, 则能量函数表示近似多边形的所有边与其对应弧的最大距离之和。而误差评价指标 $E_{ISE}(C, V)$ 和 $E_{\max}(C, V)$ 分别表示曲线 C 上的点到对应的弦的距离平方和以及距离的最大值。此种能量函数定义不能很好地反映神经网络优化的方向。有时甚至出现当能量函数减小时, $E_{ISE}(C, V)$ 和 $E_{\max}(C, V)$ 反而都增加的情况。在 ICHNN 算法中, 能量函数定义为

$$E = \sum_{x=0}^{N-1} \sum_{y=0}^{M-1} (d_{y,x} V_{x,i} V_{y,i-1} + d_{x,y} V_{x,i} V_{y,i+1}) \quad (4)$$

同时神经元的输入函数重新定义为

$$U_{x,i} = \sum_{y=1}^M -(d_{y,x} V_{y,i-1} + d_{x,y} V_{y,i+1}) \quad (5)$$

其中 $d_{x,y} = e_{ISE}(\overline{p_i p_j}, \overline{p_i p_j})$, 当 $x=y$ 时, $d_{x,y} \rightarrow +\infty$ 。此时能量函数 $E = 2E_{ISE}(C, V)$, 保证了神经网络能量下降时误差评价指标 $E_{ISE}(C, V)$ 也下降, 也即求得了更好的近似多边形。

4.3 合并拆分策略

近似多边形的合并和拆分, 分别通过调整多边形顶点比较密集的片段和消除弦与弧误差较大的片段, 来达到近似优化的目的。设平面数字曲线 $C = \{p_0, p_1, p_2, \dots, p_{N-1}\}$ 的当前顶点数为 M 的近似多边形为 $V = \{\overline{p_0 p_1}, \overline{p_1 p_2}, \dots, \overline{p_{M-2} p_{M-1}}, \overline{p_{M-1} p_0}\}$ 。合并过程: 在当前近似多边形的顶点中找到距相邻两顶点为端点的直线的距离最小的顶点 p_i , 也即 $d(p_i, \overline{p_{i-1} p_{i+1}}) \leq d(p_k, \overline{p_{k-1} p_{k+1}}), k=0, 1, \dots, M-1$, 去掉顶点 p_i , 此时近似多边形只有 $M-1$ 个顶点。 $M-1$ 个顶点的多边形不是一个合法的多边形, 因此需要添加一个顶点。拆分过程: 在当前不属于近似多边形 V 的顶点但属于曲线 C 的点集中, 找出与其对应弦的距离最大的点, 记作 p_i , 然后添加 p_i 为近似多边形的一个顶点, 此时近似多边形有 M 个顶点, 是 C 的一个合法近似多边形。图 1 显示顶点数为 4

的近似多边形的合并拆分过程。

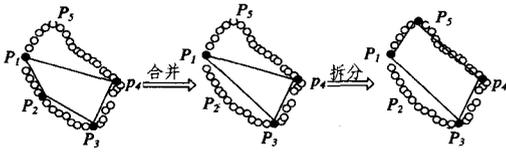


图1 合并拆分过程

如图1所示,当前近似多边形的顶点是4,因为集合 $\{d(p_1, p_2 p_4), d(p_2, p_1 p_3), d(p_3, p_2 p_4), d(p_4, p_3 p_1)\}$ 中, $d(p_2, p_1 p_3)$ 最小,所以在合并过程中,去掉 p_2 点,从而得到顶点数为3的非法近似多边形,此时 $d(p_5, p_1 p_4)$ 是闭合曲线中非顶点到对应的弦的最大距离,所以添加 p_5 为近似多边形的一个顶点。可以看出近似多边形经过合并拆分的过程后,能更好地逼近闭合曲线。

4.4 ICHNN 算法框架

ICHNN算法,首先从曲线 C 选出拐点有序集合 $G, Q=|G|$,然后对 $Q \times M$ 的二维Hopfield神经网络迭代 T 次至稳定状态,再通过一次对近似多边形合并拆分使神经网络的能量发生跳变。神经网络迭代和合并拆分过程如此反复 T_{max} 次。ICHNN算法求解多边形近似问题的完整框架可描述如下:

Step 1 从曲线 C 选出拐点有序集合 G ;

Step 2 从 G 中等间距选出 M 个点作为近似多边形的初始顶点,迭代次数 t 和神经网络能量跳变次数 i 分别初始化为0;

Step 3 根据式(5)计算神经网络一系列神经元的输入;

Step 4 根据式(3)计算一系列神经元的输出;

Step 5 重复Step3,Step4直到遍历所有列;

Step 6 t 加1,如果 $t < T$,则重复Step3—Step6;

Step 7 对当前近似多边形进行合并拆分, i 加1,如果 $i < T_{max}$,则重复Step3—Step7。

5 实验结果与分析

5.1 验证改进的有效性

为了验证改进的有效性,本文设计了一组对比实验。该实验在文献[19]中提出的CHNN算法的基础上逐个加入改进策略,CHNN中加入选择拐点的策略后简称CHNN_C算法,CHNN_C中重新定义能量函数后简称CHNN_CI算法,CHNN_CI中加入拆分合并策略后简称ICHNN算法,也即本文提出的改进的竞争Hopfield神经网络算法。该对比试验采用 $N=60$ 的benchmark染色体曲线作为测试数据。参数 T 和 T_{max} 分别设置为4和3。实验结果如表1、图2所示,可以看出随着改进策略的加入,求解近似多边形的效果越来越好。

表1中CHNN的求解误差直接引用文献[19]的数据,经对比从表中可以看出以下几点。

1)CHNN_C的求解效果要稳定优于CHNN。加入选择拐点策略,不但减少了搜索状态空间,减少了神经元的规模,而且引入了曲线特征的启发式信息,提高了求解质量。特别值得注意的是当 M 大于等于拐点数(染色体曲线的拐点数为37)时,加入选择拐点策略后, $E_{max}(C, V)$ 和 $E_{ISE}(C, V)$ 均为0。

2)除 $M=8$ 时,CHNN_CI的求解的最大误差较CHNN_C稍大外,其余情况CHNN_CI的求解效果要远优于CHNN_C。重新定义能量函数,保证了在合法解的情况下能量函数减少时, $E_{ISE}(C, V)$ 一定减少,而CHNN和CHNN_C中的能量函数的定义是不能保证的。

3)ICHNN的求解效果远优于CHNN_CI。ICHNN在CHNN_CI的基础上加入合并差分策略,使得算法在求得较好解的基础上再次进行启发式搜索,使神经网络的能量以及求解误差 $E_{max}(C, V), E_{ISE}(C, V)$ 发生跳变,跳出局部最优,进一步求得更好解。

表1 CHNN, CHNN_C, CHNN_CI, ICHNN 求解染色体曲线近似多边形误差对比表

算法	M	$E_{max}(C, V)$	$E_{ISE}(C, V)$
CHNN	8	1.41	25.39
CHNN_C	8	1.41	19.16
CHNN_CI	8	1.48	18.56
ICHNN	8	1.41	13.43
CHNN	16	1.15	7.71
CHNN_C	16	0.89	7.61
CHNN_CI	16	0.51	3.84
ICHNN	16	0.51	3.78
CHNN	28	0.71	2.44
CHNN_C	28	0.60	1.76
CHNN_CI	28	0.60	1.71
ICHNN	28	0.45	1.28
CHNN	39	0.71	1.91
CHNN_C	39	0	0
CHNN_CI	39	0	0
ICHNN	39	0	0

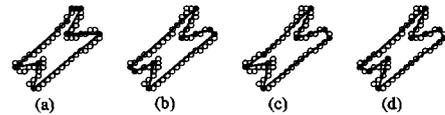


图2 当 $M=8$ 时,CHNN, CHNN_C, CHNN_CI, ICHNN 求得的染色体近似多边形

图2中,(a),(b),(c),(d)分别表示算法CHNN, CHNN_C, CHNN_CI, ICHNN求得的染色体曲线顶点数为8的近似多边形。4个算法求解的误差 $E_{max}(C, V)$ 分别为:1.41, 1.41, 1.48, 1.41, 求解的误差 $E_{ISE}(C, V)$ 分别为25.39, 19.16, 18.56, 13.43。随着改进策略的加入,CHNN, CHNN_C, CHNN_CI, ICHNN求解误差 $E_{ISE}(C, V)$ 依次减少,而 $E_{max}(C, V)$ 变化不大。

通过不断加入改进策略的对比试验可以看出,三个改进都有效。最后得到的ICHNN具有较好的搜索能力,加之ICHNN加入了问题的启发式信息,因此求得的近似多边形更能反应曲线的特征。

5.2 ICHNN的性能对比分析

为进一步测试ICHNN的性能,分别用ICHNN求解染色体、半圆两种标准测试数据的近似多边形,并与其它算法做比较。这些算法包括Rosenfeld和Weszka提出的角度检测算法[21], Tech-Chin提出的K-Cos和K-Curvature算法[22], Ansari和Huang提出的关键点检测算法[23], Tsai提出的混沌Hopfield神经网络算法(ACHN)[20], Ho提出的EEA算法[24],以及Wang提出的RSM算法[9]。值得指出的是文献[24]提出EEA算法是用遗传算法求解多边形近似问题具有

代表性的算法,在求解质量上要优于其它遗传算法^[25]。现有的遗传算法解多边形问题都要优于局部搜索算法^[14]。RSM是混合局部搜索和全局搜索的经典算法。由于ICHNN在求解过程中没有随机性,因而运行多次,求解结果不变,结果方差为0。为公平对比,针对EEA,RSM等随机算法采用平均值为其对比值。与ICHNN对比的算法的实验结果直接引用文献中的值。对比实验中,参数 $T=4, T_{max}=3$ 。

从表2可以看出,除了当 $M=12$ 时,ICHNN的近似误差稍大于EEA和RSM外,求解其余顶点数的近似多边形时ICHNN的误差两项指标均比与其它的要小。

表2 各种算法求解染色体曲线近似多边形误差对比表

算法	输入曲线的顶点数 $N=60$		
	M	$E_{max}(C, V)$	$E_{ISE}(C, V)$
CHNN	8	1.41	25.39
EEA	8	—	15.5
RSM	8	—	14.4
ICHNN	8	1.41	13.43
R. Wieszka	12	1.58	22.61
CHNN	12	1.32	12.81
ACHN	12	1.15	15.11
EEA	12	—	6.8
RSM	12	—	5.9
ICHNN	12	1.24	7.62
K-Curvature	16	0.71	5.91
A. Huang	16	2.00	20.25
CHNN	16	1.15	7.71
ICHNN	16	0.51	3.84
CHNN	28	0.71	2.44
ICHNN	28	0.55	1.58

如表3所示,ICHNN在求解 $N=102$ 的半圆标准测试数据时,也表现出其优越性,ICHNN的求解近似多边形的两项指标远好于与之对比的算法。可见ICHNN对于较大数据规模也是有效的。图3中显示了使用ICHNN算法分别求得的半圆曲线顶点数 $M=10, 12, 18, 29$ 的近似多边形。

表3 各种算法求解半圆曲线近似多边形误差对比表

算法	输入曲线的顶点数 $N=102$		
	M	$E_{max}(C, V)$	$E_{ISE}(C, V)$
EEA	10	—	44.1
RSM	10	—	47.6
ICHNN	10	1.36	38.92
EEA	12	—	29.5
RSM	12	—	28.5
ICHNN	12	1.40	27.03
R. Wieszka	18	1.53	30.57
EEA	18	—	12.9
ICHNN	18	1.40	11.48
K-Cos	29	0.99	14.96
CHNN	29	0.74	7.45
ICHNN	29	0.72	5.65

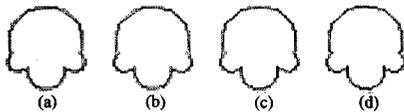


图3 半圆原始曲线 $M=10, 12, 18, 29$ 时分别求得的近似多边形

ICHNN算法一般经过1~3次能量跳变后就能达到较好效果,每次能量跳变后3~5次迭代神经网络就能达到平衡点,此时能量函数、误差评价指标不再改变。可见ICHNN具有求解效率较高的优点。

结束语 针对现有求解多边形近似问题的算法依赖初始值、容易陷入局部或者求解效率不高的缺点,本文提出一种改进的竞争Hopfield神经网络算法。该算法加入了选择拐点

策略,减少了搜索空间和神经网络神经元的规模,重新定义了神经网络能量函数,使其更能反应问题优化的目标;加入了合并拆分算法,使神经网络的能量发生跳变,跳出局部最优。经标准的测试数据做对比试验,验证了改进的有效性,表明了该算法较关键点检测法、CHNN、ACHN、遗传算法以及其它常见局部或者全局搜索算法更具有优越性。并且该算法的神经网络结构简单,便于硬件实现,可以应用在实时计算和控制领域。

参考文献

- [1] Masood A. Optimized polygonal approximation by dominant point deletion. *Pattern Recognition*, 2008, 41: 227-239
- [2] Kartikeyan B, Sarkar A. Shape description by time series. *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, 1989, 11: 977-984
- [3] Chau C-P, Siu W C. New-nonparametric dominant point detection algorithm. *Vision Image Signal Process*, 2001, 148(5): 363-374
- [4] Marji M, Siy P. A new algorithm for dominant points detection and polygonization of digital curves. *Pattern Recognition*, 2003, 36: 2239-2251
- [5] Park H, Lee J H. Error-bounded B-spline curve approximation based on dominant point selection // *IEEE International Conference on Computer Imaging and Vision: New Trends*, 2005
- [6] Neumann R, Teisseron G. Extraction of dominant points by estimate of the contour fluctuations. *Pattern Recognition*, 2002, 35: 1447-1462
- [7] Hu X, Ahuja N. Matching point features with ordered geometric, rigidity, and disparity constraints. *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.* 1994, 16: 1041-1049
- [8] Wang B, Shi C. A hybrid Genetic Algorithm for Two Types of Polygonal Approximation Problems // *ICIC2006, LNCIS. 2006*
- [9] 王斌, 施朝健. 用混合遗传算法求解两类多边形近似问题. *电子学报*, 2007, 35(8): 1528-1532
- [10] Sklansky J, Gonzalez V. Fast Polygonal approximation of digitized curves. *Pattern Recognition*, 1980, 12(2): 327-331
- [11] Ray B K, Ray K S. A new split-and-merge technique for polygonal approximation of chain coded curves. *Pattern Recognition Letter*, 1995, 16(2): 161-169
- [12] Teh H C, Chin R T. On detection of dominant points on digital curves. *IEEE Trans Pattern Anal. Mach. Intell.* , 1989, 11(8): 859-872
- [13] Yin P Y. A tabu search approach to the polygonal approximation of digital curves. *Int. J. Pattern Recognition Artif Intell.* , 2000, 14(2): 243-255
- [14] Yin P Y. Genetic algorithms for polygonal approximation of digital curves. *International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence*, 1999, 13(7): 1061-1082
- [15] Yin P Y. An ant colony search algorithms for optimal polygonal approximation of plane curves. *Pattern Recognition*, 2001, 34(12): 2305-2317
- [16] Yin P Y. A discrete particle swarm algorithm for optimal polygonal approximation of digital curves. *Journal of visual communication and image representation*, 2004, 15(2): 241-260
- [17] Smith K A. Neural networks for combinatorial optimization. A review of more than a decade of research. *INFOR-MS Journal on computing*, 1999, 11(1): 15-34
- [18] 李绍荣, 覃朝玲, 李春光, 等. 求解分配问题的一种杂交算法. *计算机科学*, 2001, 28(5): 93-95
- [19] Chuang P C, Tsai C T, Chen E L. Polygonal approximation using

a competitive hopfield neural network. Pattern Recognition, 1994, 27(11):1505-1512

- [20] Tsai C T, Liaw C, Chen M P, et al. Polygonal approximation using an annealed chaotic hopfield network // Proceeding of 9th International Workshop on Cellular Neural Networks and Their Applications, 2005;122-125
- [21] Rosenfeld A, Weszka J S. An improved method of angle detection on digital curves. IEEE Trans. Comput., 1973, 22: 875-878

- [22] Teh C H, Chin R T. On the detection of dominant points on digital curves, IEEE Trans. Anal. Mach. Intell., 1989, 8: 859-872
- [23] Ansari N, Huang K W. Nonparametric dominant point detection. Pattern Recognition, 1991, 24: 849-862
- [24] Ho S Y, Chen Y C. An efficient evolutionary algorithm for accurate polygonal approximation. J. Pattern Recognition, 2001, 34 (12): 2305-2317
- [25] 王斌, 施朝键. 多边形近似曲线的基于排序选择的拆分合并算法. 计算机辅助设计与图形学学报, 2006, 18(8): 1150-1154

(上接第 157 页)

①输入初始样本数据集 $\Theta = \{x_1, x_2, \dots, x_N\}$;

②采用 SVDD 算法, 由式(12)和式(13)构造初始正类区域, 并获得支持向量集 U 。

(2)输入新样本点 z , 由式(14)计算 $f(z)$ 。

(3)判断 $f(z) \leq R^2$ 是否成立:

①如果不成立, 则为非正类点, 不执行步骤(4), 输入新样本检测;

②如果成立, 则 z 是正类对象数据, 转到下一步。

(4)令 $U = U \cup \{z\}$, 则采用 SVDD 算法, 由式(12)和式(13)来构造新的正类区域。

从上面的讨论不难发现, DSVDD 算法可以仅对较少的样本进行优化操作, 大大减小了优化规模。这对于实时检测工作是非常重要的, 可以大大提高系统的工作效率, 否则实时检测将不可行。

3 在人脸识别中的应用

3.1 基于 DSVDD 人脸识别算法的设计

SVDD 是一种单值分类法, 而一般对于识别问题往往是对目标进行多类估计, 即判断目标属于多类身份中的哪一类。结合到实际中, 目前一家的家庭成员一般也都是等于和略大于 3 个, 因此必须将多类问题划为多个单值分类问题。假设目标对应 N 种可能身份, 则构造 N 个 SVDD 单值分类器对应 N 类目标, 解 N 个最优问题:

$$\max L_k = \sum_i \alpha_{ki} K(x_{ki}, x_{ki}) - \sum_{i,j} \alpha_{ki} \alpha_{kj} K(x_{ki}, x_{kj})$$

$$k = 1, \dots, N \quad (18)$$

约束条件为

$$\sum_i \alpha_{ki} = 1, a = \sum_i \alpha_{ki} x_{ki}, 0 \leq \alpha_{ki} \leq C_k$$

其中 L_k, α_{ki}, x_{ki} 及 C_k 分别为第 k 类目标函数、拉格朗日乘子、训练样本及惩罚因子。

由最优问题解得 α_i 的最优解 α_{ki}^* , 以及每类描述的球心 a_k 和半径 R_k 。

当测试点 z 到球心的距离 D 满足

$$D_k = K(z, z) - 2 \sum_i \alpha_{ki} K(z, x_{ki}) + \sum_{i,j} \alpha_{ki} \alpha_{kj} K(x_{ki}, x_{kj}) \leq R_k^2 \quad (19)$$

时, 则判 z 为第 k 类身份。

考虑到人脸图像的动态性, 结合动态识别的思想, 基于 DSVDD 的人脸识别技术可用图 4 表示。

算法流程简述如下:

(1)取得 N 类目标样本 $x_{ki} (k=1, \dots, N; i=1, \dots, n_k), n_k$ 为第 k 类样本个数。初始化 α_{ki} , 构成 N 类 SVDD 描述;

(2)设置核函数参数 s_k 以及惩罚因子 C_k , 通过式(17)和式(18)得到最优解 α_{ki}^* , 以及各类描述的球心 a_k 和半径 R_k ;

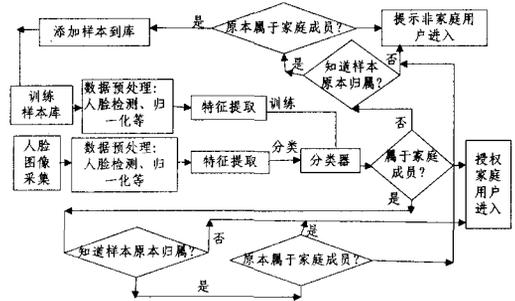


图 4 基于 DSVDD 的人脸识别流程

(3)计算测试点 z 到各类描述球心的距离, 若满足式(19), 则判 z 为第 k 类身份, 否则认为非家庭成员。

(4)如果采用式(19)将本属于第 k 个家庭成员的人脸数据判为非家庭成员, 则将此样本加入到第 k 个家庭成员训练样本中, 用 DSVDD 重新训练。

3.2 实验结果

实验中一共选取了视频镜头拍摄的 5 个人的图像, 其中 3 个家庭成员、2 个非家庭成员。每个人采集 250 幅图像, 共 $250 \times 5 = 1250$ 幅。剔除掉干扰很多、背景十分暗的图像 50 张, 余下 1200 张用于人脸识别。通过人脸检测与定位算法^[6,7], 在能提取到数据的 1102 幅图像中, 为每位家庭成员选取 150 幅作为训练样本, 50 幅作为测试样本, 非家庭成员每人 150 幅作为测试样本。

结束语 本文针对 SVDD 方法在处理动态、实时野点检测问题中存在的不足, 提出了动态 SVDD 算法。这种算法可大大降低检测过程中对运行时间和内存的需求。在人脸识别中的成功应用表明了所提出算法的有效性。

参考文献

- [1] Tax D J, Ypma A, Duin R W. Support vector data description applied to machine vibration [A] // Proceedings of 5th Annual Conference of the Advanced School for Computing and Imaging [C]. Heijen, NL, USA, 1999: 398-405
- [2] 肖健华. 机械设备运行状态特征提取与模式分类中的智能方法研究 [D]. 武汉: 华中科技大学, 2002
- [3] Lin J, Peng M J. Interactive early warning technique based on SVDD [J]. Journal of Systems Engineering and Electronics, 2007, 18(03): 527-533
- [4] 罗隽, 潘志松, 胡谷雨. 基于 SVDD 的网络安全审计模型研究 [J]. 智能系统学报, 2007, 2(4): 69-73
- [5] Vilaplana V, Marques F. Support vector data description based on PCA features for face detection [EB/OL]. <http://www.ee.bilkent.edu.tr/~signal/defevent/papers/cr1446.pdf>
- [6] 陈伏兵, 杨静宇. 分块 PCA 及其在人脸识别中的应用 [J]. 计算机工程与设计, 2007, 28(8): 1889-1892
- [7] 王文豪, 严云洋. 基于图像分块的 LDA 人脸识别 [J]. 计算机工程与设计, 2007, 28(12): 2889-2891