

手写汉字识别的非线性动态部件模板

石大明^{1,2} 刘家锋² 唐降龙² 舒文豪²

¹(南洋理工大学计算机工程学院 新加坡 639798)

²(哈尔滨工业大学计算机科学与工程系 哈尔滨 150001)

(E-mail: asdmshi@ntu.edu.sg; jeffery@public.hr.hl.cn)

摘要 对以前提出的非线性动态手写模板加以改进并用于手写汉字的部件识别. 在训练阶段,核-主元分析用来捕捉非线性的手写变化. 于是,只需改变少量的形状参数就可获得动态变形的模板. 在识别阶段,遗传算法取代了原始的动态通道算法去寻找最优的形状参数. 我们对覆盖2154个汉字类别的200个部件进行了实验,对不同的人书写的430,800个测试样本的部件识别率达97.4%. 与现有的代表性部件方法比较也显示本文的方法效果最好.

关键词 手写汉字识别,动态手写模板,核-主元分析,遗传算法

中图分类号 TP391.43

Nonlinear Active Radical Modeling for Handwritten Chinese Character Recognition

SHI Da-Ming^{1,2} LIU Jia-Feng² TANG Xiang-Long² SHU Wen-Hao²

¹(*Department of Computer Engineering, Nanyang Technological University, Singapore 639798*)

²(*Department of Computer Science, Harbin Institute of Technology, Harbin 150001*)

(E-mail: asdmshi@ntu.edu.sg; jeffery@public.hr.hl.cn)

Abstract This paper improves the authors' previously proposed nonlinear active handwriting models and applies them into radical extraction for handwritten Chinese character recognition. In the training phase, kernel principal component analysis is used to capture nonlinear handwriting variations. Then deformable models can be generated by varying a small number of shape parameters. In the recognition phase, genetic algorithms, rather than dynamic tunneling algorithm in the original version, are employed to search for the optimal shape parameters. Experiments are conducted on 200 radicals covering 2154 character categories. The correct matching rate is 97.4% on 430,800 loosely-constrained characters. Comparison with existing representative radical approaches shows that our method achieves superior performance.

Key words Handwritten Chinese character recognition, active handwriting models, kernel principal component analysis, genetic algorithms

1 引言

我们在最近的研究中提出了(线性)动态手写模板(active handwriting model, AHM)^[1], 及非线性动态手写模板结合动态规划算法应用到汉字识别^[2]. 本文旨在对原非线性动态手写模板加以改进并应用于手写汉字部件识别.

众所周知, 汉字遵循层次性的构造方式. 由于成千上万的汉字由一些基本部件组成, 庞大字符集的汉字识别问题可转化为抽取相对少的基本部件并找出他们的最优组合. 手写汉字识别是模式识别领域最困难的问题之一, 因为它要处理复杂的结构, 严重的粘连, 众多的模式变形及庞大的字符集. 部件抽取方法可分为基于细化骨架和基于笔段两大类. 基于细化骨架法, 如文献[3, 4], 将部件视为字符骨架图像的一个子图, 目标在于发现各子图的层次结构关系及它们的变化形. 基于笔段的部件抽取, 如文献[5, 6], 将部件进一步分解为笔段的结构组合, 然后通过结构分析而识别出部件和整字. 这种方法较细化骨架法要节省计算开销, 但在笔段交叉处会有许多伪笔段被提取出来而影响识别率.

Chung and Ip^[3]将蛇拟合(蛇, snake, 是动态轮廓模板 active contour model 的俗称^[7]). 在他们的研究中, 外部能量由位移函数及交叉函数组成. 位移函数作为一种惩罚机制, 以防蛇的游动过份偏离原始位置. 交叉函数用来补偿笔段粘连, 这种机制是由以蛇各点为中心的 7×7 窗口完成. 离蛇愈近的点, 其交叉能量愈高. 他们将这种方法在 10 个人书写的 100 个类别的汉字库上做了实验, 并得到了较理想的结果. 但是, 蛇完全是保持自身的光滑性去拟合目标图像, 并容易被目标图像的突变部位所吸引, 该文并未对笔段断裂或细化带来的突变部位作充分讨论, 很难应用于大规模的实用阶段.

Fukushima^[4]亦曾将他的神经认知机(neocognitron)^[8]应用于部件法识别日本汉字. 神经认知机能够识别变形或位移的模式. 当含有两个模式以上的混合激励出现时, 神经认知机能够选择性地注意并识别其中一个. 神经认知机的最大缺点是过份要求领域专家去设计训练模式. 虽然有研究将进化算法结合进来去自动寻找最优参数与训练模式^[9, 10], 但无法应用于汉字识别, 因为在此情形下, 巨额数目的训练模式使得搜索空间过大.

在 Wang and Fan^[5]的部件法手写汉字识别系统中包含 3 个抽取部件的递进层. 第一层为字形检测, 如左右结构、上下结构等; 第二层试图利用部件间的空隙进行分割; 在第三层则设计一个笔段聚类技术将汉字分解为左右结构或上下结构. 该系统的部件匹配也包含三层, 即松弛匹配、基于知识库的匹配及基于整字的匹配. 这种方法能有效降低手写汉字识别的复杂性, 并且能缩小部件数据库的规模.

Liao and Huang^[6]所描述的部件抽取法能够克服笔段粘连及细化引起的伪笔段. 该方法由三个匹配算法组成. 第一个算法为基于笔段分割的部件提取; 第二个算法将细化图像中的端点和交叉点考虑进来, 从而匹配所有线段的可能组合; 第三个算法则用少量点来代表一个笔段, 使得某些在笔段分割中未利用的点亦被考虑用于部件抽取. 然而, 这种方法太费时, 且在得到三种算法的结果后面临决策上的困难.

由于手写汉字的复杂多变, 固定性的模板难以胜任这种识别难题. 基于可变的动态模板的图像分割或识别越来越受到重视^[11]. 在捕获待识别形状的变化规律后, 动态模板的实质是通过调节有限的参数去逼近目标图像. 这方面的标志性研究成果当属蛇^[7]. 蛇的能量度量

来源于自身曲线的光滑度及与待识物体吻合程度,蛇于是朝着能量最小化的方向调整自己的形状去拟合待识物体.

Cootes 等提出了动态形状模板 ASM^[12] (active shape models, 他们亦称之为精明蛇 smart snake, 但不常用). ASM 在训练中用一些关键点来表示待学样本, 而捕捉这些点的变化分布规律. ASM 在匹配过程中不考虑自身的光滑性, 其形状完全通过主动地调节参数而变化. ASM 能够检测出有噪声或模式交叠情况下的图像, 其较蛇的最大优点在于能够更多地利用领域的先验知识. 比如, 在汉字的部件识别中, 笔段的分割及笔段的断裂情形、粘连情形, 均通过训练样本的关键点标识而植入学习过程.

本文的第 2 节粗略地描述线性动态手写模板 AHM 的相关概念与过程, 第 3 节则详细介绍改进的非线性 AHM, 包括训练阶段的核-主元分析和识别阶段的遗传算法应用. 在第 4 节, 这种改进的非线性 AHM 被应用于手写汉字识别的动态部件模板. 第 5 节为本文的总结.

2 线性动态手写模板

基于动态形状模板^[12]的思想, 线性 AHM 利用主元分析 PCA (principal component analysis)^[13]来捕捉手写字符的变化. PCA 的主要动机是降低优化空间的维数. 在识别(匹配)阶段, AHM 调节少量的形状参数而获得可变的模板去拟合目标字符.

对于某类别字符的 M 个训练样本 $\{e_1, e_2, \dots, e_M\}$, 其中 $e_k = \{x_{k0}, y_{k0}, \dots, x_{k(N-1)}, y_{k(N-1)}\}^T$, 即每个样本由 N 个关键点来表示而形成一个 $2N$ 维向量. 均值向量 $\Psi = \frac{1}{M} \sum_{k=1}^M e_k$. 样本 e_k 与 Ψ 的差可表示为 $S_k = e_k - \Psi$. 所有这些均差向量形成一个 $2N \times M$ 维矩阵 $A = [S_1 S_2 \dots S_M]$. 协方差矩阵 $AA^T = \frac{1}{M} \sum_{k=1}^M S_k S_k^T$ 的特征向量 u_i 和特征值 λ_i 可由下式求得

$$(AA^T)u_i = \lambda_i u_i \quad (1)$$

各维特征向量的变化大小由相应的特征值刻画. 大多数变化集中在 M' 个特征向量上, 一般地, $M' \ll M$. 于是, 我们可用均值向量 Ψ 及特征向量 U 来生成一个模板:

$$\Gamma = \Psi + Ub \quad (2)$$

这里, $U = (u_1, \dots, u_{M'})$ 是由前 M' 个特征向量组成, $b = (b_1, \dots, b_{M'})^T$ 称作形状参数, 它控制模板的形状变化.

在识别一个细化后的字符或部件时, AHM 改变形状参数来拟合目标骨架图像. 鉴于模板在一个二值化骨架图像上定位与匹配的困难, AHM 采用 Chamfer 距离变换^[14]使得待识骨架成为一个连续值图像, 变换后的图像的像素是原骨架点的全局加权距离. Chamfer 距离变换的一个重要特点是有效地处理了噪声与扭曲, 因为图像边缘上的变换描述了几何位置上的相互影响关系. 原图像点的全局距离是由加权迭代求得. 对于一个骨架文字图像, 先将所有骨架点设为 0, 其余点设为 ∞ . 用一个 3×3 窗口扫描图像的各像素 $I(x, y)$, 在本次迭代中其新值 $I_{\text{new}}(x, y)$ 为

$$I_{\text{new}}(x, y) = \min(I(x, y), I_{4\text{-neighbor}}(x, y) + C_1, I_{4\text{-diagonal}}(x, y) + C_2) \quad (3)$$

其中, $I_{4\text{-neighbor}}(x, y)$ 指其任一 4-邻域点, $I_{4\text{-diagonal}}(x, y)$ 指其任一对角点. $C_1 = 3, C_2 = 4$.

由式(2)可知, 寻找相对于目标图像的最优模板等价于寻找最优形状参数. AHM 采用

梯度下降法寻找最优形状参数 b , 使得模板与目标间的 Chamfer 距离最小^[1]. 由于梯度下降法只能获得局部最优, AHM 则结合动态通道算法 DTA (dynamic tunneling algorithm)^[15] 来寻求全局最优. DTA 借用了量子力学中粒子穿越通道的概念, 使搜索过程跳出当前的局部最优. 由于各维特征向量正交, 我们可以独立地在每维特征向量上寻找其最优形状参数. 图 1 示出寻找某维最优形状参数 b_k 的过程. 梯度下降法从 $b_k = 0$ 处正轴方向搜索到局部最优, 然后 DTA 跳出当前最优 b_k^* , 找到一个新的低于 b_k^* 的起始点. 梯度下降法与 DTA 总是这样交替作用, 正轴方向搜索完毕转向负轴方向.

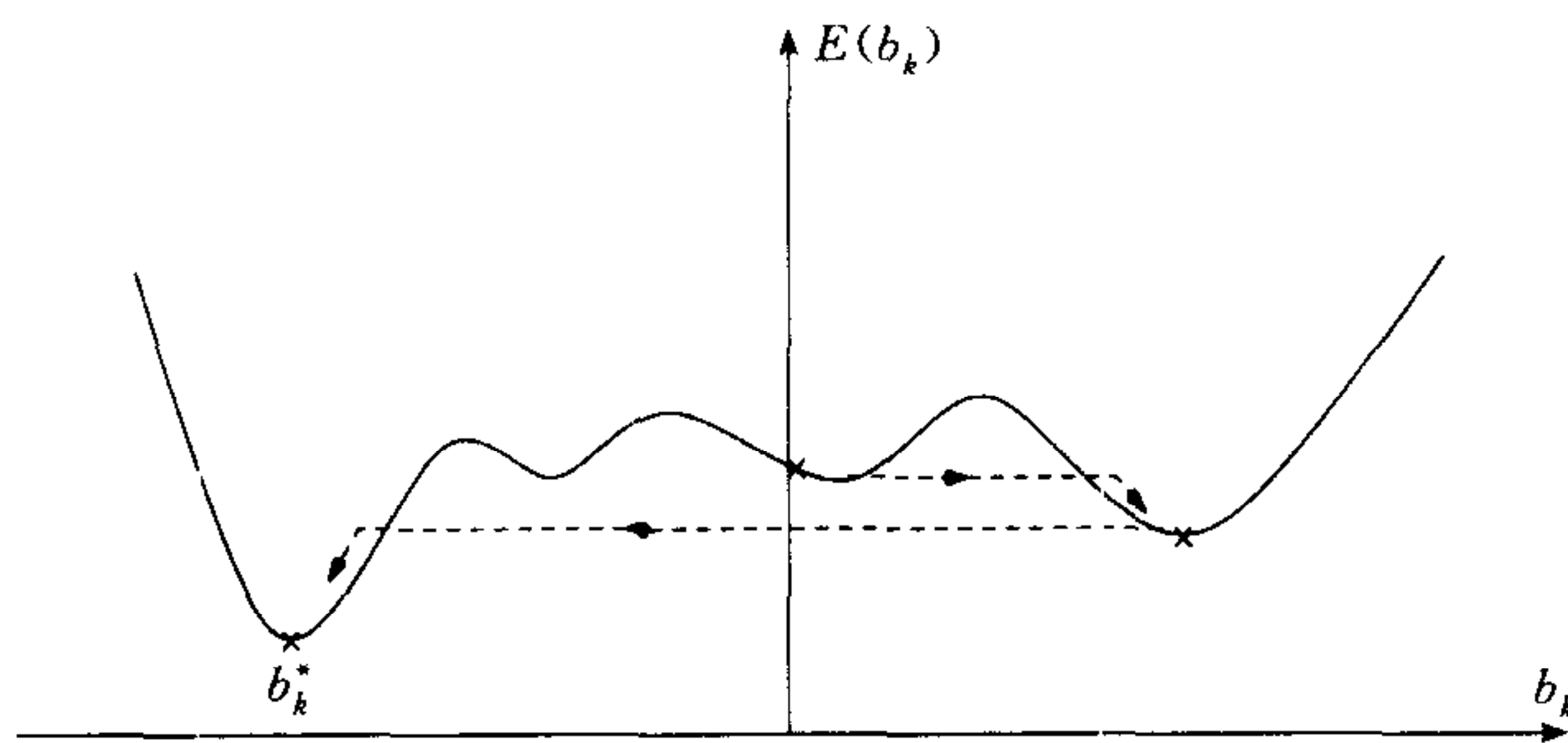


图 1 梯度下降结合动态通道算法图解

Fig. 1 Illustration of gradient descent with dynamic tunneling algorithm

3 改进的非线性动态手写模板

线性 AHM 只适合关键点分布的线性变化. 然而, 手写字符应该普遍存在非线性形状变化, 比如不同人之间的不同书写习惯, 因时而异的局部图像变形等.

3.1 基于核-主元分析的模板训练

一般地, PCA 仅对线性变化的观察数据呈有效性. 核-主元分析 KPCA (kernel principal component analysis^[17]) 提供了一条途径将线性 PCA 扩展到观察数据的非线性子空间. KPCA 先通过一个函数 $\Phi(\cdot)$ 将原观察数据空间, 或称输入空间, 映射到一个高维的线性空间, 称为特征空间 F , 然后 PCA 在这个高维的特征空间进行. 由于特征空间 F 的维数取决于训练样本的数目, 经 KPCA 获得的非线性特征向量个数甚至可以大于原观察数据空间维数. 值得指出的是, 如果原观察数据确实存在于一个线性的子空间, KPCA 不会带来任何优势. 以下的叙述还将指出我们无须显式地知道映射函数 $\Phi(\cdot)$, 而在计算中利用输入空间的一种核函数得到两个向量在特征空间上的点积. KPCA 的一个最大困难是如何找到适当的核函数.

呈上节对训练样本及均值向量等的定义, 特征空间 F 下的协方差矩阵为

$$C = \frac{1}{M} \sum_{j=1}^M \Phi(e_j) \Phi(e_j)^T \quad (4)$$

协方差矩阵 C 的第 k 维特征向量 V^k 及其特征值 λ_k 是 $\lambda_k V^k = CV^k$ 的一组解. 因为所有非零特征值的特征向量必在由 $\Phi(e_1), \dots, \Phi(e_M)$ 所张的空间内, 必然存在这样一组系数 $\alpha_i^k (i=1, \dots, M)$, 使得

$$\mathbf{V}^k = \sum_{i=1}^M \alpha_i^k \Phi(\mathbf{e}_i) \quad (5)$$

我们于是可转而求解下面的特征值问题(详见文献[16]):

$$M\lambda\alpha = K\alpha \quad (6)$$

其中, K 和 α 均为 $M \times M$ 维矩阵, K 的元素 $K_{ij} = K(\mathbf{e}_i, \mathbf{e}_j) = \Phi(\mathbf{e}_i) \cdot \Phi(\mathbf{e}_j)$. 注意到 $K(\mathbf{x}, \mathbf{y})$ 称为核函数, 由于存在很多核函数作用于输入空间的两个向量而产生它们在特征空间上的点积, 我们无须寻找映射 $\Phi(\cdot)$. 最常见的有高斯核函数 $K(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = \exp\left(-\frac{\|\mathbf{x}-\mathbf{y}\|^2}{2\sigma^2}\right)$.

对于每个非零的特征值 λ_k , 其特征系数 α^k 的归一化, 即 $\lambda_k(\alpha^k \cdot \alpha^k) = 1$, 就使得相应的在 F 空间的特征向量也得到归一化: $\mathbf{V}^k \cdot \mathbf{V}^k = 1$. 输入空间上的一数据 e 在 F 上特征向量的投影可定义为

$$\beta_k(\mathbf{e}) = \mathbf{V}^k \cdot \Phi(\mathbf{e}) = \sum_{i=1}^{M'} \alpha_i^k K(\mathbf{e}_i, \mathbf{e}) \quad (7)$$

我们的目的是为每个手写字符类别创建模板, 这要求我们要获得在输入空间而非特征空间上的表示. 为此, 我们可以采用以下两个步骤生成输入空间上的动态形状模板.

第一, 在特征空间生成动态形状模板. 训练样本的均值向量 Ψ 在 F 上的映射 $\Phi(\Psi)$ 在降维 ($M' \rightarrow M$) 及调节形状参数 b 这两种操作作用下而生成 F 上的动态模板. 为方便描述, 我们将此操作定义为 $P_{M', b}$:

$$P_{M', b}\Phi(\Psi) = \sum_{k=1}^{M'} \beta_k(\Psi) b_k \mathbf{V}^k \quad (8)$$

第二, 在输入空间找到其相应的前身图像^[17], 即通过最小化

$$\rho(\Gamma) = \|\mathbf{P}_{M', b}\Phi(\Psi) - \Phi(\Gamma)\|^2 = K(\Gamma, \Gamma) - 2 \sum_{k=1}^{M'} b_k \beta_k(\Psi) \sum_{i=1}^M \alpha_i^k K(\mathbf{e}_i, \Gamma) + K(\Psi, \Psi) \quad (9)$$

而得到 Γ .

借助图 2 可以更好地理解上式. 在输入空间上的所有样本点可以映射到特征空间的一个超平面上. 同样, 在此特征空间超平面上的点总能在输入空间找到其相应的点, 即其前身图像. 但是, 由于 $P_{M', b}$ 这一线性操作使得生成的动态形状模板并未落在特征空间的超平面上. 于是, 我们须在此超平面上找到一个最临近的点, 再利用该点获得其相应的前身图像.

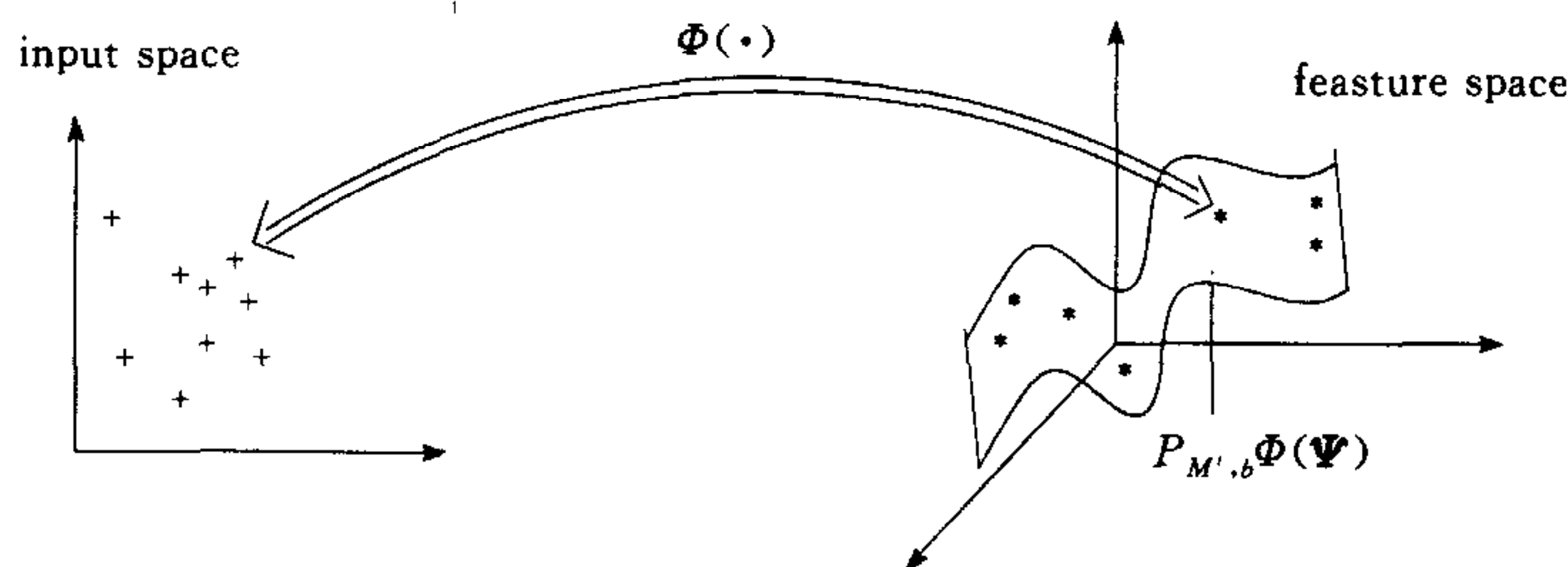


图 2 $P_{M', b}\Phi(\Psi)$ 在输入空间上的前身图像

Fig. 2 Pre-image of $P_{M', b}\Phi(\Psi)$ in input space

3.2 基于遗传算法的最优模板搜索

在 AHM 中, 改变形状参数 b 就可改变模板的形状. 对于一个给定的目标物体, 我们最终的目的是能找到一个最优拟合该物体的模板, 这就需要有一个能量函数来刻画一个模板的好坏, 从而朝着能量最小化的方向获得最优形状参数. 令 $I'(x, y)$ 为待识字符的 Chamfer 变换图像, AHM 的能量函数可表示如下:

$$E(b) = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N I'(x_j, y_j) + \frac{\|b\|^2}{M'} \quad (10)$$

式(10)右边的第一项为模板与目标的 Chamfer 距离, 第二项用来对 b 偏离初始位置的惩罚. 由于在实际运行中, 第二项未起到积极作用, 故略去而不参与计算.

对于线性 AHM, 我们可以利用图像的梯度信息找到最小能量:

$$\frac{\partial E}{\partial b} = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N \left(\frac{\partial I'}{\partial x_j} \frac{\partial x_j}{\partial b} + \frac{\partial I'}{\partial y_j} \frac{\partial y_j}{\partial b} \right) = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N \left(\frac{\partial I'}{\partial x_j} u_{2j-1} + \frac{\partial I'}{\partial y_j} u_{2j} \right) = 0 \quad (11)$$

这样, 梯度下降结合 DTA 在线性 AHM 情形下极为有效^[1]. 但是, 对于非线性 AHM, 形状参数 b 作用于特征空间, 我们无法根据式(11)从输入空间的图像变化得到梯度信息. 于是, 原始的非线性 AHM 仅将 DTA 用作多点采样. 这种处理方式显然太粗糙.

遗传算法(genetic algorithm, GA)^[18] 为全局最优解的搜索提供了一条途径, 并对目标函数无可微性要求. 遗传算法对目标问题进行编码后而形成一组基因串, 通过对种群中某些个体基因串的操作, 如交换, 变异, 选择交配等, 去搜索到新的更优的个体. 遗传算法模拟自然的进化过程, 利用短的优化的基因子串逐渐得到更长更好的基因子串.

基于遗传算法的搜索最优非线性动态手写模板的步骤如下:

- 1) 种群尺寸 $100 \times M'$
- 2) 任一形状参数 b_k 的搜索范围 $-3 \sqrt{\lambda_k} < b_k < 3 \sqrt{\lambda_k}$, 精确至 0.001
- 3) 利用式(9)求出输入空间的模板 Γ , 计算适应度函数 $E(b) = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N I'(x_j, y_j)$
- 4) 交换概率 0.8, 变异概率 0.05
- 5) 出现 $1000 \times M'$ 个不同个体时, 终止搜索过程.

4 非线性动态手写模板应用于汉字部件识别

本节介绍手写汉字识别的非线性动态部件模板. 实验中, 我们采用由哈尔滨工业大学与香港理工大学手写字符样本集^[2]. 该字符集收集了 3755 个汉字类别的 200 个不同人书写的手写字符. 我们并将汉字的周边部件按位置分为 9 大类, 即: 左、上、右、下、左上、右上、右下、左下及包围. 我们根据简单及常用的原则, 选出了 200 个周边部件做实验, 这些部件出现在 (而非精确表达) 2154 个汉字里. 表 1 列出了所有这些部件.

每类部件有 60 个训练样本. 在训练前, 由人工辅助标识关键点. 具体做法是, 人工连线每个笔段的起始点, 再由计算机自动找出其余 8 点, 即每个笔段由 10 个关键点表示. 图 3 显示了部件“木”的部分训练样本及第一个样本的骨架与关键点表示.

经过 3.1 节介绍的 KPCA(选择高斯核函数), 我们得到每类部件的特征向量及特征值. 在识别一个未知样本时, 先将待识样本进行 Chamfer 变换. 主元个数的 M' 取值使得

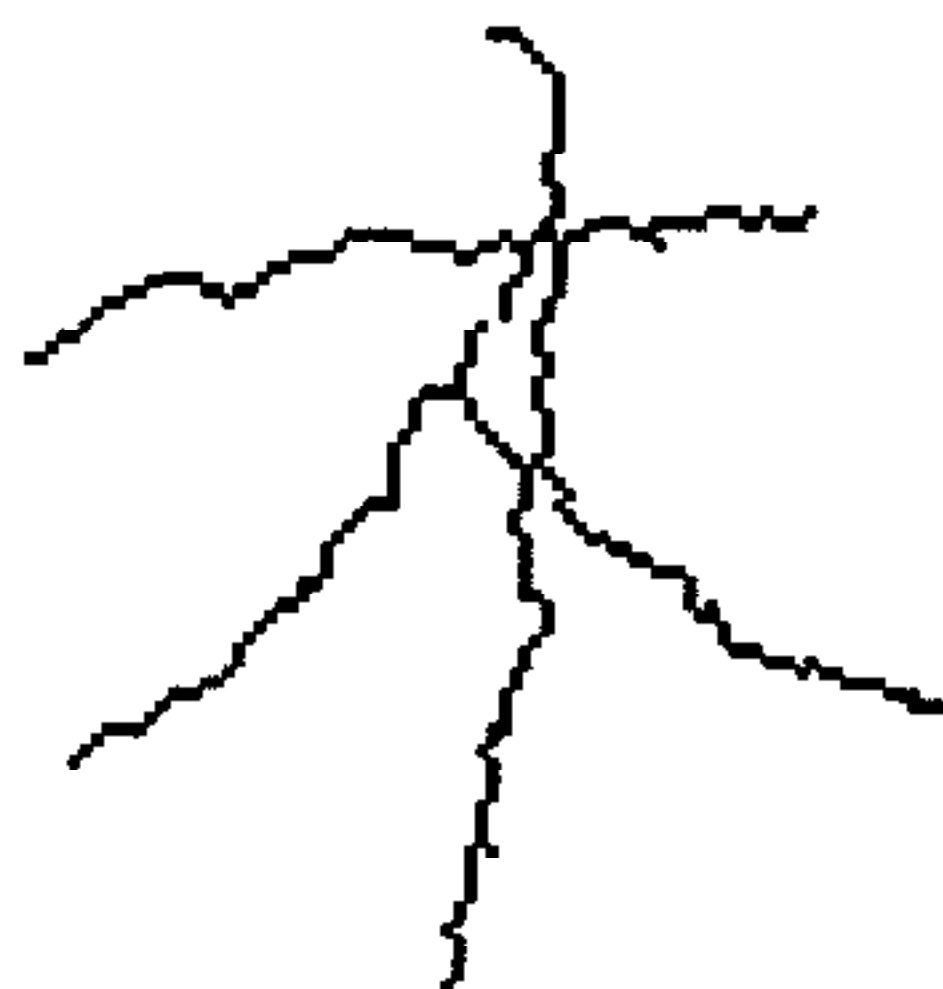
$\sum_{i=1}^{M'} \lambda_i / \sum_{j=1}^M \lambda_j > 90\%$: 调节形状参数产生动态部件模板, 通过 Chamfer 距离最小化确定每类部件相对于待识样本的最优模板. 上述识别过程可用图 4 表示.

表 1 200 个周边部件
Table 1 200 Chinese radicals

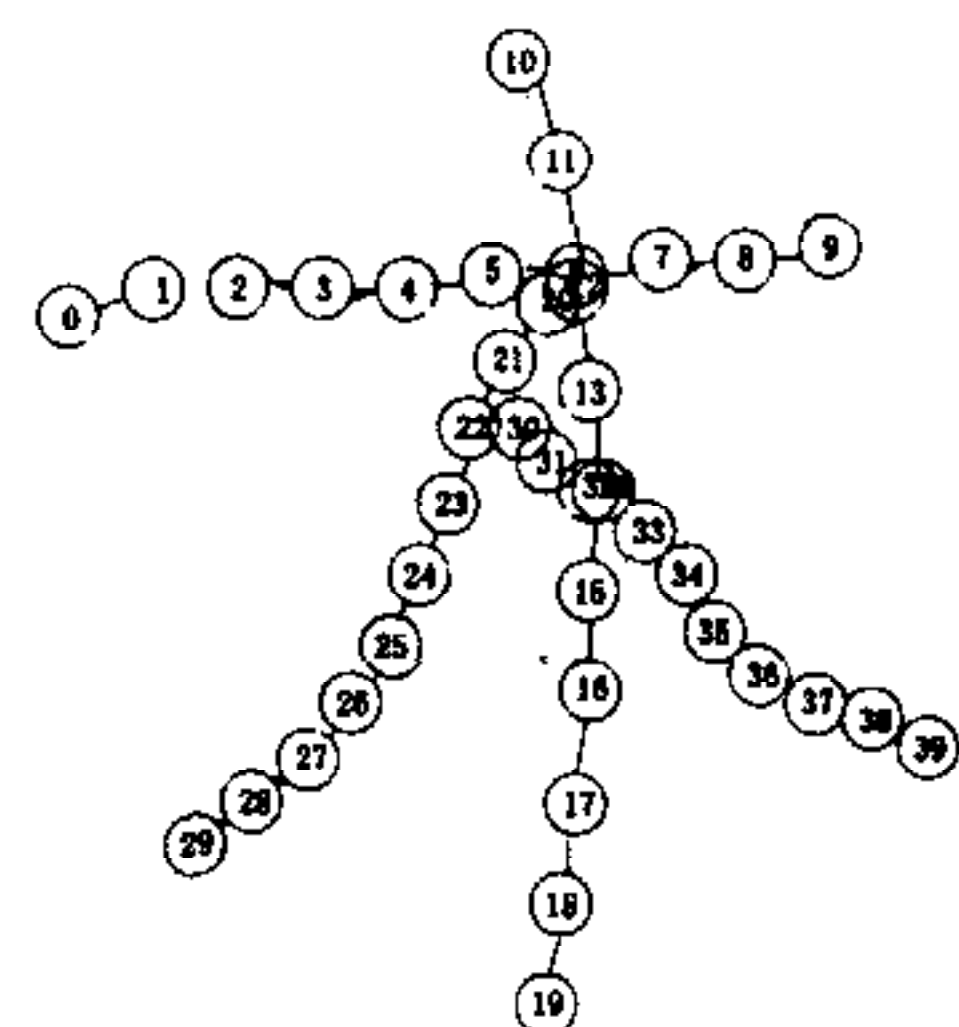
左	口	阝	土	扌	自	禾	矢	石	革	亻
	日	月	青	衤	亻	彳	足	耒	耂	豸
	木	玉	纟	虫	金	讠	彳	牙	鱼	火
	衤	彳	目	又	女	辛	彳	牛	贝	立
上	一	艹	雨	木	山	宀	日	禾	人	竹
	此	田	田	父	欠	大	北	人	天	人
	分	山	彳	口	艹	艹	西	田	田	亦
	巳	死	又	圭	几	亚	夫	干	四	代
右	可	安	女	王	页	阝	易	白	刂	勺
	包	斤	才	贝	月	刀	卜	力	专	圭
	且	寸	丁	斗	殳	戈	反	方	分	犬
	当	火	也	田	殳	同	土	户	耳	亢
下	心	义	友	木	血	心	大	心	土	心
	月	田	井	本	水	宀	石	十	车	又
	子	虫	目	山	儿	云	巾	力	疋	口
左上	亻	口	王	后	艹	立	土	习	丰	
右上	人	艹	山	禾	日	大	几	彳	女	
右下	矢	义	己	山	女	寸	血	巴	目	
左下	讠	申	刀	彳	早	口	土	亻	白	
包围	疒	走	辶	广	门	户	气	厂	尸	



(a) 16个不同人书写的部件
(a) Handwritten radicals of 16 different persons



(b) 第一个样本的细化骨架
(b) Thinning skeleton of the first sample



(c) 第一个样本的关键点表示
(c) The description of the first sample's key points

图 3 训练样本的关键点标识

Fig. 3 Marking key points of training sample

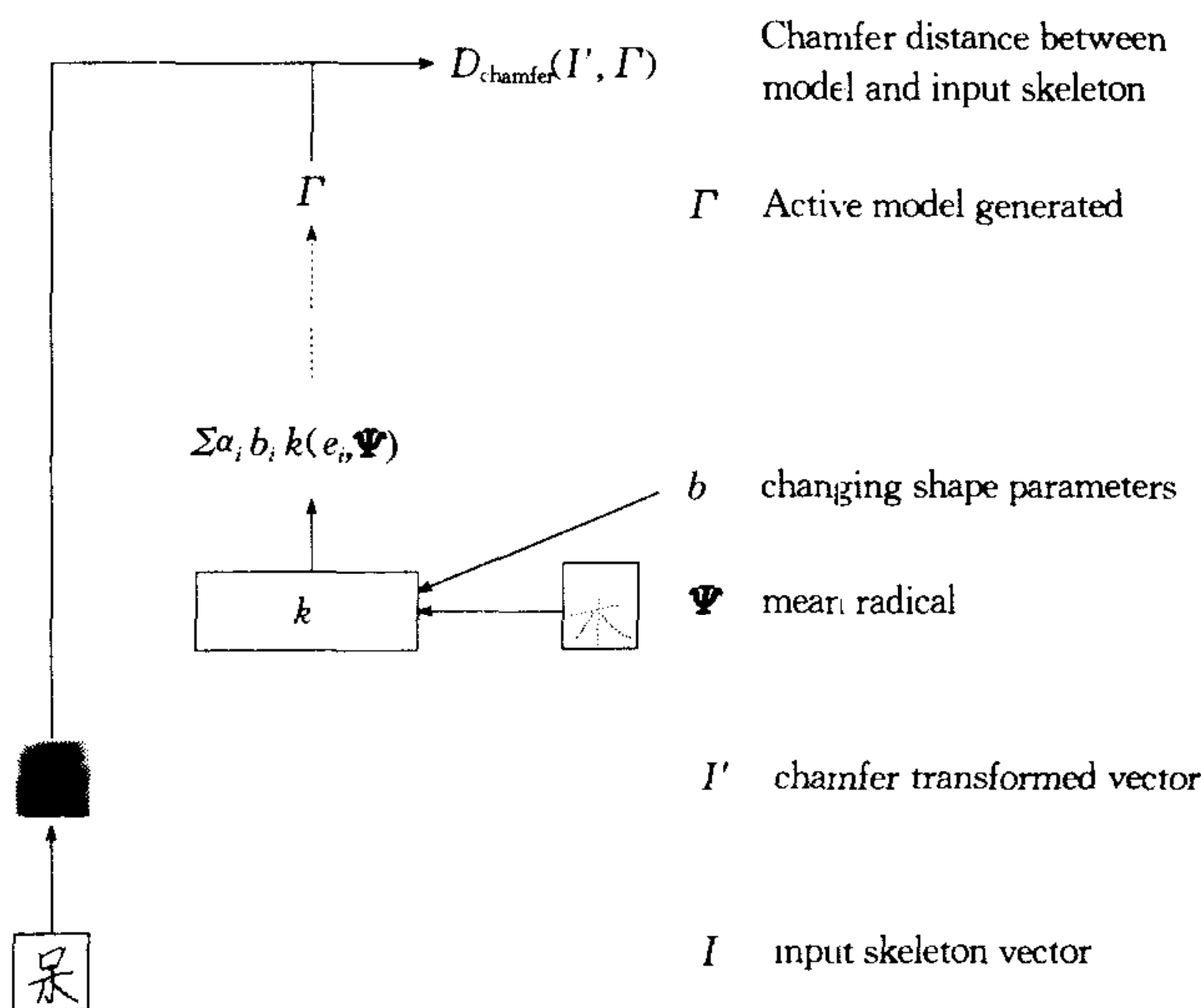


图 4 基于非线性动态部件模板的部件识别过程

Fig. 4 Procedure of radical recognition based on nonlinear active shape models

所有类别的模板针对待识样本均有其 Chamfer 距离. 根据 Chamfer 距离从小到大排队, 便得到部件的识别候选. 整字识别可通过寻找这些部件候选集的最优组合来实现^[2].

为统计部件识别阶段的正识率, 我们考察字典知识库中的所有 9 个位置的部件类别. 若其中某部件相对于该位置的其它类别有最小的 Chamfer 距离, 则认为该部件被正确识别. 表 2 中的方法 1 即为本文非线性 AHM 结合 GA 搜索的识别效果. 表 2 亦同时列出以下方法以作比较: 方法 2——非线性 AHM 结合 DTA 搜索^[2]; 方法 3——线性 AHM^[1]; 方法 4——蛇拟合法^[3]; 方法 5——笔段分析法^[5].

表 2 几种部件识别方法的效果比较

Table 2 Performance of different approaches to Chinese radical recognition

	测试字符数目	训练部件类别数	部件正识率(%)
方法 1(非线性 AHM+GA)	2154×200	200	97.4
方法 2(非线性 AHM+DTA)	2154×200	200	96.5
方法 3(线性 AHM)	1400×200	98	94.2
方法 4(蛇拟合)	1000	20	85.8
方法 5(笔段分析)	1856	32	92.5

从表 2 看出, 非线性 AHM(方法 1, 2)较线性 AHM(方法 3)较大地提高了部件识别率, 这说明手写字符存在大量的非线性变化, 而 KPCA 能很好地捕获到这些变化. 方法 1 较方法 2 更好的原因是基于 GA 的搜索比基于 DTA 的多点采样更为有效. 本文方法与蛇拟合(方法 4)及笔段分析法(方法 5)的比较表明, 我们训练的部件类别数及测试样本数目远多于这两种方法, 部件识别率却远高于它们. 这种绝对优势是因为我们避免了笔段抽取, 并且只利用极少量的参数来获得最优的模板形状. 事实上, 手写汉字的笔段粘连与断裂, 使得笔段抽取与笔段分析变得极为困难.

本文非线性 AHM 的缺点在于搜索过程缓慢, 这是由于: 1) 能量计算是在像素级进行的; 2) GA 本身的进化过程缓慢, 尤其是在算法后期, 种群多样性越来越少. 但值得注意的是, 每个部件的识别完全可以独立进行, 这就使得在实际应用中利用并行计算来弥补速度的不足.

5 总结

本文提出了改进的非线性动态手写模板,并将其成功地应用到手写汉字的部件识别.非线性的手写变化由核-主元分析捕捉到,然后通过改变少量的形状参数生成可动态变形的模板去拟合待识部件,最优模板是通过遗传算法搜索到的.实验证明这种方法极为有效,较现有部件识别法,如蛇拟合、笔段分析等,效果更好.

References

- 1 Shi D, Gunn S R, Damper R I. A radical approach to handwritten Chinese character recognition using active handwriting models. In: Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, CVPR'01, Hawaii, 2001. 670~675
- 2 Shi D, Gunn S R, Damper R I. Handwritten Chinese character recognition using nonlinear active shape models and Viterbi algorithm. *Pattern Recognition Letters*, 2002, **23**(14): 1853~1862
- 3 Chung F L, Ip W W S. Complex character decomposition using deformable model. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics—Part C: Applications and Reviews*, 2001, **31**(1):126~132
- 4 Fukushima K, Imagawa T, Ashida E. Character recognition with selective attention. In: Proceedings of International Joint Conference on Neural Networks, IJCNN'91, Seattle, 1991. 593~598
- 5 Wang A B, Fan K C. Optical recognition of handwritten Chinese characters by hierarchical radical matching method. *Pattern Recognition*, 2001, **34**(1):15~35
- 6 Liao C W, Huang J S. A transformation invariant matching algorithm for handwritten Chinese character recognition. *Pattern Recognition*, 1990, **23**(11):1167~1188
- 7 Kass M, Witkin A, Terzopoulos D. Snakes: Active contour models. *International Journal of Computer Vision*, 1988, **4**(1):321~331
- 8 Fukushima K. Neocognitron: A new algorithm for pattern recognition tolerant of deformations and shifts in position. *Pattern Recognition*, 1982, **15**(6):455~469
- 9 Shi D, Dong C, Yeung D S. Neocognitron's parameter tuning by genetic algorithms. *International Journal of Neural Systems*, 1999, **9**(6):497~509
- 10 Shi D, Liu H T, Shu W H. Neocognitron incorporated with evolutionary computation. *Chinese Journal of Computers*, 2001, **24**(5): 468~473 (in Chinese)
- 11 Jain A K, Zhong Y, Lakshmanan S. Object matching using deformable templates. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1996, **18**(3):267~278
- 12 Cootes T F, Taylor C J, Cooper D H, Garaham J. Active shape models—their training and application. *Computer Vision and Image Understanding*, 1995, **61**(1):38~59
- 13 Jolliffe I T. Principal Component Analysis. New York: Springer-Verlag, 1986. 210~233
- 14 Borgefors G. Distance transformations in digital images. *Computer Vision, Graphics, Image Processing*, 1986, **34**(3):344~371
- 15 Yao Y. Dynamic tunneling algorithm for global optimization. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, 1989, **19**(5):1222~1230
- 16 Scholkopf B, Smola A J, Muller K. Kernel Principal Component Analysis, *Advances in Kernel Methods*. Cambridge: MIT Press, 1998. 327~352
- 17 Scholkopf B, Mika S, Smola A, Ratsch G, Muller K. Kernel PCA pattern reconstruction via approximate pre-images. In: Proceedings of the 8th International Conference on Artificial Neural Networks, Berlin, 1998. 147~152
- 18 Goldberg D E. Genetic Algorithms in Search, Optimization and Machine Learning. Boston: Addison-Wesley, 1989. 233~240

石大明 新加坡南洋理工大学副教授, 分别于 1991, 1994, 1997 年获哈尔滨工业大学学士、硕士和博士学位, 2002 年获英国南安普敦大学博士学位. 研究兴趣为模式识别、人工智能和图像处理.

(**SHI Da-Ming** Received his bachelor, master, Ph. D. degrees from Harbin Institute of Technology in 1991, 1994 and 1997, respectively, received another Ph. D. degree from the University of Southampton. Now he is an associate professor in Nanyang Technological University, Singapore. His research interests include pattern recognition, artificial intelligence, and image processing.)

刘家锋 哈尔滨工业大学副教授, 分别于 1990, 1996 年获哈尔滨工业大学学士、博士学位. 研究兴趣为汉字识别、图像处理等.

(**LIU Jia-Feng** Received his bachelor and Ph. D. degrees from Harbin Institute of Technology in 1990 and 1996, respectively. Now he is an associate professor in Harbin Institute of Technology. His research interests includes Chinese character recognition and image processing.)

唐降龙 哈尔滨工业大学教授, 博士生导师, 分别于 1982, 1986, 1995 年获哈尔滨工业大学学士、硕士和博士学位, 主要研究兴趣有模式识别、人工智能、中文信息处理、智能人机接口、穿戴式计算机、人体生物特征身份鉴别等.

(**TANG Xiang-Long** Received his bachelor, master and Ph. D. degrees from Harbin Institute of Technology in 1982, 1986 and 1995, respectively. Now he is a professor at Harbin Institute of Technology. His research interests include pattern recognition, artificial intelligence, Chinese information processing, intelligent human-computer interface, wearable computer, and biometrics.)

舒文豪 哈尔滨工业大学教授, 博士生导师. 主要研究兴趣有模式识别、人工智能、中文信息处理、智能人机接口等.

(**SHU Wen-Hao** Received his bachelor degree from Harbin Institute of Technology in 1956. Now he is a professor at Harbin Institute of Technology. His research interests include pattern recognition, artificial intelligence, Chinese information processing, and intelligent human-computer interface.)