

基于小波特征的单字符汉字字体识别

陈 力,丁晓青

(清华大学电子工程系智能技术与系统国家重点实验室,北京 100084)

摘 要: 汉字图像不仅包含了汉字的字符信息,还包含了汉字的字体信息. 字体信息是版面分析、理解和恢复的重要依据,还有助于实现高性能字符识别系统. 目前的字体识别方法还不能对单个汉字字符的字体进行识别. 本文提出了一种新的字体识别方法,能够在不知道汉字字符的前提下,识别单个汉字的字体. 首先对单个汉字的字符图像进行小波分解,在变换图像上提取小波特征. 提取的小波特征经 Box-Cox 变换整形后,用线性鉴别分析技术(LDA)进行特征选择,得到字体识别特征. 所使用的分类器是 MQDF 分类器. 在包含 7 种字体的样本集上进行的实验表明,本文提出的方法能够在不知道汉字字符的前提下,对单个汉字的字体进行有效识别,基于单字的字体识别率达到 97.35%.

关键词: 字体识别; 单字符; 小波特征; LDA; MQDF

中图分类号: TP391.43 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112(2004)02-0177-04

Font Recognition of Single Chinese Character Based on Wavelet Feature

CHEN Li, DING Xiao-qing

(Dept. of E&E, Tsinghua Univ., Beijing 100084, China)

Abstract: Printed character image contains the information of characters and the information of fonts. Font information is essential in layout analysis and reconstruction, and is helpful to improve the performance of character recognition system. An algorithm for font recognition of single Chinese character is proposed, which needs no prior knowledge of characters. The new algorithm can recognize the font of a single Chinese character while existing methods are all based on a block of text. We extracted wavelet feature from a single character image and employed Box-Cox transformation and LDA technique to get the final feature for font recognition, which was used by a MQDF classifier. Experiment shows that our method can recognize the font of a single Chinese character effectively and a recognition rate of 97.35% is achieved.

Key words: font recognition; single character; wavelet feature; LDA; MQDF

1 引言

文档电子化对于文档的自动处理具有非常重要的意义. 在文档电子化过程中,字体信息是版面分析、理解和恢复的重要依据,还有助于实现高性能字符识别系统. 首先,汉字识别系统不仅要能准确识别汉字的字符,还要能恢复原有的版面格式,而版面格式的恢复包含了字体信息的恢复. 其次,由于版面中不同部分的文本往往使用不同的字体(如标题、摘要和正文一般使用不同的字体),字体信息可以用来辅助版面分析和理解. 第三,由于单体字符识别相对于多体字符识别的简单性,单体字符识别系统比多体字符识别系统有更高的识别率和更好的鲁棒性. 如果能够得到待识别汉字的字体信息,就能够用单体字符识别系统进行识别,获得更好的识别性能. 由于以上这些原因,对汉字字体进行识别的需求越来越强烈. 相对于字符识别,对字体识别的研究还处于初始阶段. Zramdini、Mir-Chul Jung 等人分别对英文的字体识别进行了研究^[1~3],他们使用 typographical 特征对英文字体进行识别,由于利用了

西方文字的一些固有属性(如基线的位置、字母间空白比例等),这些方法难以应用于汉字的字体识别,同时也不可能对单个字符进行字体识别. Yong Zhu 等人使用全局纹理特征对汉字进行字体识别^[4],他们首先通过预处理形成一定大小的汉字图像块,然后用 Gabor 滤波器提取全局纹理特征,最后使用加权欧式距离分类器进行分类. 这种方法处理的对象是由同种字体字符组成的字符块,对于单个字符,无法进行字体识别. 事实上,目前还没有针对单个汉字进行的字体识别研究. 而在实际应用中,至少有两种情况需要对单个汉字的字体进行识别:第一,为了强调某些内容,一个句子中的某几个字往往用不同的字体进行表示. 第二,在某些情况下,无法得到较多的字符用来组成一个字符块(例如某些只有几个字的标题;以及在表格识别中,某些表格项常常只有几个汉字,甚至只有一个汉字). 在这种情况下,需要发展基于单个字符的字体识别方法.

字体识别可以分为两类:文本相关的字体识别和文本无关的字体识别. 文本相关的字体识别是指在进行字体识别时,

已经知道待处理汉字的字符信息,并且在字体识别过程中使用了这些信息.文本无关的字体识别是指在进行字体识别时,并不知道待处理汉字的字符信息.对于一个汉字字符图像,字体信息体现在笔画本身的属性以及各个笔画之间的相互关系上.进行单个汉字字符的字体识别时,如果知道汉字的字符,就意味着知道该汉字中有哪些笔画以及这些笔画的基本分布和相互关系,这时的研究对象是不同字体表示下的相同汉字,其差异只体现在字体上,因此字体识别相对容易.如果不知道汉字的字符信息,则对汉字中某些笔画的存在与否以及相互关系毫无先验知识,这时的研究对象是不同字体表示下的不同汉字.在这种情况下,首要的差异是不同字符之间的差异,字体之间的差异处于次要地位.在这种条件下,进行字体识别的难度非常大.

本文提出的算法能够在对字符没有先验知识的前提下,对单个汉字的字符图像进行分析,得到该字符的字体信息.我们首先利用小波变换得到小波特征,然后使用线性鉴别分析技术(LDA)进行特征选择,并用 MQDF 分类器进行字体识别.

2 字体识别特征

对于单个汉字字符,字体信息体现在笔画本身的属性以及各个笔画之间的相互关系上.首先,这种信息是一种局部信息,和该局部以外其他位置的笔画没有直接关系.其次,对于不同的汉字结构,该局部的大小是非固定的,某些局部在整个汉字中所占的比例较大,另外一些局部在整个汉字中所占的比例则较小(这里所说的“局部”,是指能够体现字体差别的笔画(或笔画的某部分)以及笔画(或笔画的某部分)组合).

小波变换^[5]是信号处理的一种研究方法,能够对信号进行局域分析.而且,小波变换能够很自然地导入多分辨率分析,在不同的分辨率下对信号进行处理.由于以上这些特点,使得小波变换很适于应用在字体识别领域中.为提取有效的字体识别特征,我们首先对字符图像进行小波变换,然后在变换图像上提取字体识别特征.

2.1 字符图像的小波变换

我们从多分辨率分析(MRA)开始引入小波变换.令 ϕ 是 $L_2(R)$ 上的函数,且满足集合 $\{ \phi_{0,k}, k \in Z \}$ 为正交集(即该集合中每两个函数彼此正交),其中 $\phi_{0,k}(x) = \phi(x - k)$, Z 为整数集.定义如下的线性空间序列:

$$\begin{aligned} V_0 &= \left\{ f(x) = \sum_k c_k \cdot \phi(x - k) \mid \sum_k |c_k|^2 < \infty \right\}, \\ V_1 &= \{ h(x) = f(2x) \mid f \in V_0 \}, \\ &\dots \\ V_j &= \{ h(x) = f(2^j x) \mid f \in V_0 \}, j \in Z \end{aligned} \quad (1)$$

如果满足以下条件:

$$V_j \subset V_{j+1}, \quad j \in Z \quad (2)$$

$$\bigcup_{j=0}^{\infty} V_j \text{ 是 } L_2(R) \text{ 的紧子集} \quad (3)$$

则 $\{ V_j, j \in Z \}$ 称为 $L_2(R)$ 的一个多分辨率分析(MRA).

由于图像是二维数据,需要把上面的分析从 $L_2(R)$ 扩展到 $L_2(R^2)$. 设 ϕ 为一维尺度函数,满足 $\{ \phi(x - k), k \in Z \}$ 为标

准正交集.定义:

$$(x, y) = \phi(x) \cdot \phi(y) \quad (4)$$

$$2_j^j(x, y) = 2^{2j} \phi(2^j x, 2^j y) \quad (5)$$

令子空间 V_j 由标准正交集 $\{ 2^{-j} \cdot 2^j(x - 2^{-j}n, y - 2^{-j}m) \mid (n, m) \in Z^2 \}$ 张成.如果子空间序列 $\{ V_j, j \in Z \}$ 满足式(2)和式(3)(注意式(3)中的 $L_2(R)$ 此时应为 $L_2(R^2)$),则称 $\{ V_j, j \in Z \}$ 是 $L_2(R^2)$ 的一个多分辨率分析(MRA).

令 $\{ O_j, j \in Z \}$ 为 $L_2(R^2)$ 上的子空间序列,而且满足 O_j 是 V_j 在 V_{j+1} 中的正交补空间,即 $V_{j+1} = V_j \oplus O_j$. 令 ϕ 为对应尺度函数 ϕ 的一维小波函数,定义如下三个函数:

$$\begin{aligned} (1) \quad \phi^{(1)}(x, y) &= \phi(x) \cdot \phi(y) \\ (2) \quad \phi^{(2)}(x, y) &= \phi(x) \cdot \phi(y) \\ (3) \quad \phi^{(3)}(x, y) &= \phi(x) \cdot \phi(y) \end{aligned} \quad (6)$$

并且定义 $2^{(i)} = 2^{2j} \phi^{(i)}(2^j x, 2^j y)$, 则子空间 O_j 由如下的标准正交集张成:

$$\{ 2^{-j} \cdot 2^{(k)}(x - 2^{-j}n, y - 2^{-j}m) \mid (n, m) \in Z^2, k = 1, 2, 3 \} \quad (7)$$

对二维图像进行 MRA 时,在分辨率 $2^j (j \geq 0)$ 下,图像被投影到空间 V_j 和 O_j 中,这时图像被分解为如下四个子图像:

$$\begin{aligned} A_2^j f &= \{ f(x, y), \phi_2^j(x - 2^{-j}n) \phi_2^j(y - 2^{-j}m) \} \\ D_2^{(1)j} f &= \{ f(x, y), \phi_2^j(x - 2^{-j}n) \cdot 2^j(y - 2^{-j}m) \} \\ D_2^{(2)j} f &= \{ f(x, y), 2^j(x - 2^{-j}n) \phi_2^j(y - 2^{-j}m) \} \\ D_2^{(3)j} f &= \{ f(x, y), 2^j(x - 2^{-j}n) \cdot 2^j(y - 2^{-j}m) \} \end{aligned} \quad (8)$$

上式中, n 和 m 为整数, \cdot 表示标量积运算, $\phi_2^j(x) = 2^{2j} \phi(2^j x)$, $2^j(x) = 2^j \phi(2^j x)$. 尺度函数 ϕ 可以看作一个低通滤波器,小波函数 ϕ 可以看作一个高通滤波器,则 $A_2^j f$ 是图像在分辨率 $2^j (j \geq 0)$ 下的一个估计, $D_2^{(1)j} f$, $D_2^{(2)j} f$ 和 $D_2^{(3)j} f$ 是图像在分辨率 $2^j (j \geq 0)$ 下的细节.

由于实际处理的图像并不是理想图像,其分辨率是有限的,把实际图像看作是理想图像(有无穷分辨率)在分辨率 2^0 下的估计,即把原始图像视为 $A_2^0 f$. 设原始图像的大小为 $N \times N$,则在分辨率 $2^j (j \geq 0)$ 下每个子图像的大小为 $2^j N \times 2^j N$.

对图像进行分析时,首先在最高分辨率 2^0 下对图像进行分解,得到 2^{-1} 分辨率下的 4 个子图像 $A_2^{-1} f$, $D_2^{(1)-1} f$, $D_2^{(2)-1} f$ 和 $D_2^{(3)-1} f$. 然后进一步分解子图像 $A_2^{-1} f$, 得到 2^{-2} 分辨率下的 4 个子图像,我们可以继续分解 $A_2^{-2} f$ 并持续这个过程.通过上述分解方法,对于任意正整数 J ,原始图像由以下 $3J + 1$ 个子图像表示:

$$A_2^{-J} f, \{ D_2^{(1)-j} f, D_2^{(2)-j} f, D_2^{(3)-j} f \}_{j=1,2,\dots,J} \quad (9)$$

上式就是二维图像的小波变换(也称小波分解).通过选取不同的尺度函数和小波函数,就可以实现不同的小波变换.

2.2 初始小波特征的提取

二维图像的 J 级小波分解可以用式(9)的 $3J + 1$ 个子图像表示.式(9)中, $A_2^{-J} f$ 是原始图像在分辨率 2^{-J} 下的一个估计, $D_2^{(1)-j} f$, $D_2^{(2)-j} f$ 和 $D_2^{(3)-j} f$ 是原始图像在分辨率 2^{-j} 下的细节.设原始图像的大小为 $n \times n$,则 $A_2^{-J} f$ 大小为 $(2^{-J} \cdot n) \times (2^{-J} \cdot n)$, $D_2^{(1)-j} f$, $D_2^{(2)-j} f$ 和 $D_2^{(3)-j} f$ 的大小为 $(2^{-j} \cdot n) \times (2^{-j} \cdot n)$.

我们对单个汉字字符的图像进行三级小波分解,使用的

小波为 Spline2 小波^[6], 得到 10 个子图像: $A_2^{-3}f, \{D_2^j f, D_2^{j-1} f, D_2^{j-2} f\}_{j=-1, -2, -3}$. 我们把单个汉字的字符图像归一化为 48×48 大小, 则 $A_2^{-3}f, D_2^{-3}f, D_2^{-2}f, D_2^{-1}f$ 为 6×6 大小, $D_2^{-2}f, D_2^{-1}f, D_2^0f, D_2^1f, D_2^2f, D_2^3f$ 为 12×12 大小, D_2^1f, D_2^2f, D_2^3f 为 24×24 大小.

$D_2^{-1}f, D_2^{-2}f, D_2^{-3}f$ 这三个子图像的大小为 24×24 . 我们把每个子图像等分为 6×6 个子块, 每个子块为 4×4 大小. 为使特征更稳定, 把每个子块扩展为 6×6 大小, 中心不变, 即相邻子块间有两行(或列)像素的交叠. 用下式统计一个子块中小波系数绝对值的加权和, 得到一维特征:

$$z = \sum_{(x,y) \in B} |f(x,y)| \cdot w(x,y) \quad (10)$$

上式中, B 指某个子块区域, $f(x,y)$ 为子图像在 (x,y) 点的像素值, 即小波系数的值. 加权函数 $w(x,y)$ 取如下的函数形式:

$$w(x,y) = \exp(-\alpha((x-x_{center})^2 + (y-y_{center})^2)) \quad (11)$$

上式中, x_{center} 和 y_{center} 为子块的几何中心坐标, α 为常数, 这里取 $\alpha=1$ 和 $\alpha=0.15$.

计算图像最外围的子块时, 我们用图 1 所示的方式扩展图像最外圈像素, 以保证每个子块都是 6×6 大小. 图 1 是一个 8×8 图像的扩展示例, 虚线所示为扩展的新像素.

对每个子块都用式(10)得到一维特征, 子图像 $D_2^{-1}f, D_2^{-2}f, D_2^{-3}f$ 分别得到 36 维特征, 三个子图像共得到 $36 \times 3 = 108$ 维特征.

$D_2^{-2}f, D_2^{-1}f, D_2^0f, D_2^1f, D_2^2f, D_2^3f$ 这三个子图像的大小为 12×12 . 把每个子图像等分为 4×4 个子块, 每个子块为 3×3 大小. 为使特征更稳定, 把每个子块扩展为 5×5 大小, 中心不变. 为保证每个子块都为 5×5 大小, 我们用前面介绍的方法扩展图像最外围像素. 对每个子块, 用式(10)计算小波系数的加权和得到一维特征, 但这里令式(11)中的 $\alpha=1, \alpha=0.30$. 每个子图像有 16 个子块, 可以得到 16 维特征, 三个子图像共 $16 \times 3 = 48$ 维特征.

$A_2^{-3}f, D_2^{-3}f, D_2^{-2}f, D_2^{-1}f$ 这四个子图像为 6×6 大小, 我们直接用小波系数的绝对值作为特征, 每个子图像得到 36 维特征, 四个子图像共 144 维特征.

综合以上三部分特征, 得到 $108 + 48 + 144 = 300$ 维特征. 由于后续的特征选择和 MQDF 分类器都假设特征为高斯分布, 使得实际特征越接近高斯分布, 模型误差就越小, 系统性能就越高. 为改善特征分布, 使之更接近高斯分布, 我们用 Box-Cox 变换^[7]对每维特征进行整形. 公式如下:

$$y = \begin{cases} (x-1)/\lambda, & \text{if } \lambda \neq 0 \\ \ln(x), & \text{if } \lambda = 0 \end{cases} \quad (12)$$

在系统中, λ 取值为 0.7. 用式(12)进行特征整形后, 提取

到的特征称为初始小波特征.

2.3 特征选择

前面提取的特征虽然能够反映不同字体间的差异, 但也包含很多与字体识别无关的信息. 这些干扰信息会影响字体识别的结果, 降低字体识别的性能, 因此需要进行特征变换, 尽可能去除这部分信息. 我们使用线性鉴别分析技术(LDA)进行特征选择, 目的是对原始特征进行变换, 有效提取对字体识别最有利的信息, 尽可能去除与字体识别无关的信息, 同时改善特征的分布, 提高系统的速度.

设 $\{V_i^{(j)}, 1 \leq i \leq N_j, 1 \leq j \leq C\}$ 为小波特征向量集合, 式中 $V_i^{(j)}$ 表示属于第 j 个类别的第 i 个样本提取的小波特征向量, N_j 表示第 j 个类别的样本个数, C 表示类别数目. 以下计算假设所有类别有相同的先验概率. 用下式计算每个类别的均值以及所有类别的均值:

$$\mu_j = \frac{1}{N_j} \sum_{i=1}^{N_j} V_i^{(j)} \quad (13)$$

$$\mu = \frac{1}{C} \sum_{j=1}^C \mu_j \quad (14)$$

然后计算类内散度矩阵 S_w 和类间散度矩阵 S_b :

$$S_w = \frac{1}{C} \sum_{j=1}^C \left[\frac{1}{N_j} \sum_{i=1}^{N_j} (V_i^{(j)} - \mu_j)(V_i^{(j)} - \mu_j)^T \right] \quad (15)$$

$$S_b = \frac{1}{C} \sum_{j=1}^C (\mu_j - \mu)(\mu_j - \mu)^T \quad (16)$$

我们选取 $|S_w^{-1}(S_b + S_w)|$ 作为 LDA 的优化准则, 即求取线性变换 W , 使得 $\frac{|W^T(S_w + S_b)W|}{|W^T S_w W|}$ 最大. 变换矩阵 W 为 $n \times m$ 维矩阵, 其中 n 为原始特征维数, m 为变换后的特征维数.

我们对矩阵 $S_w^{-1}(S_b + S_w)$ 进行特征值和特征向量分解, 得到特征值 $\{\lambda_i, i=1, 2, \dots, n\}$ (特征值按值的大小降序排列) 和对应的特征向量 $\{v_i, i=1, 2, \dots, n\}$. 用前 m 个特征向量组成矩阵 $W = [v_1, v_2, \dots, v_m]$, 则 W 就是符合前面要求的线性变换矩阵. 特征选择的公式如下:

$$Y = W^T \cdot X \quad (17)$$

上式中, X 为初始小波特征向量, Y 是经过变换后的特征向量. 本文中取 $m=256$ 个特征向量组成矩阵 W , 经上式处理后, 300 维小波特征被变换为 256 维字体识别特征.

3 分类器设计

我们使用 MQDF 分类器^[8]对单个汉字的字体进行分类. 这里先介绍标准二次分类器(QDF), QDF 的判决函数为:

$$g_i(x) = \sum_{j=1}^m \frac{((x - \mu_i)^T v_j^{(i)})^2}{\lambda_j^{(i)}} + \sum_{j=1}^m \log \lambda_j^{(i)} \quad (18)$$

上式中, x 是输入的特征向量, m 为特征维数, μ_i 代表第 i 个类别的均值向量, $v_j^{(i)}$ 是第 i 个类别的协方差阵的第 j 个特征向量, $\lambda_j^{(i)}$ 是第 i 个类别的协方差阵的第 j 个特征值(特征值按从大到小的顺序排列). 对输入 x 进行识别时, 用如下准则进行分类:

把 x 归为第 i 个类别, 如果 $g_i(x) = \min_j g_j(x)$. (式中 C 为类别数目)

在实际应用中, 由于对小特征值的估计不准确, 造成 QDF 的性能下降. 为降低小特征值估计不准对分类性能的不利影响, 我们使用改进的二次分类器 (MQDF). MQDF 对过小的特征值用事先确定的常数代替, 其判别函数如下:

$$g_i(x) = \sum_{j=1}^k \frac{((x - \mu_j)^T \mu_j^{(i)})^2}{\log^{(i)} j} + \sum_{j=k+1}^m \frac{((x - \mu_j)^T \mu_j^{(i)})^2}{\log^{(i)} j} + \sum_{j=1}^k \log^{(i)} j + \sum_{j=k+1}^m \log^{(i)} j \quad (19)$$

上式中, x 、 m 、 μ_j 、 $\mu_j^{(i)}$ 和式 (18) 中的含义相同, k 为小于 m 的正整数, $\log^{(i)}$ 是属于第 i 个类别的常数. k 和 $\log^{(i)}$ 为经验参数, 由实验确定. 在分类时, 输入 x 被划分为使式 (19) 取最小值的类别.

在我们的字体识别系统中, k 取值为 224, 各个类别的 $\log^{(i)}$ 取相同值:

$$= \frac{1}{C} \sum_{i=1}^C \log^{(i)}_{225} \quad (20)$$

上式中, C 是类别数目, $\log^{(i)}_{225}$ 表示第 i 个类别的协方差矩阵的第 225 个特征值.

4 实验结果

我们在包含 7 种字体的样本集上进行了实验. 这 7 种字体是宋体、仿宋、黑体、楷体、隶书、魏碑和幼圆. 每种字体包含 3755 个不同的汉字字符 (国标一级汉字集), 共 $3755 \times 7 = 26285$ 个汉字字符. 用每种字体的前 3000 个字符训练, 后 755 个字符测试, 实验结果见表 1.

表 1 在测试集上的识别结果

	宋体	仿宋	黑体	楷体	隶书	魏碑	幼圆
宋体	97.88 %	1.32 %	0.00 %	0.26 %	0.00 %	0.13 %	0.40 %
仿宋	2.12 %	95.63 %	0.00 %	1.32 %	0.00 %	0.13 %	0.79 %
黑体	0.13 %	0.00 %	99.21 %	0.13 %	0.00 %	0.26 %	0.26 %
楷体	1.06 %	3.31 %	0.40 %	94.04 %	0.00 %	0.66 %	0.53 %
隶书	0.00 %	0.00 %	1.46 %	0.00 %	97.88 %	0.66 %	0.00 %
魏碑	0.00 %	0.00 %	0.26 %	0.00 %	1.32 %	98.41 %	0.00 %
幼圆	1.06 %	0.00 %	0.40 %	0.00 %	0.00 %	0.13 %	98.41 %
平均	97.35 %						

考虑到我们的处理对象是不知道字符信息的单个汉字, 以上识别率是非常令人满意的. 这也验证了本文方法的有效性.

5 结论

文本无关情况下的单字符汉字的字体识别是一项非常有意义但也是非常困难的工作. 本文对这个问题进行了研究,

我们对单个汉字的字符图像进行小波分解, 在小波图像上提取小波特征, 经 Box-Cox 变换和 LDA 后, 得到字体识别特征. 用 MQDF 分类器对输入字符的字体进行识别. 实验表明, 我们的方法能够有效识别单个汉字字符的字体信息, 平均识别率达到 97.35 %.

参考文献:

- [1] H Shi, T Pavlidis. Font recognition and contextual processing for more accurate text recognition [A]. ICDAR '97 [C]. Ulm, Germany: IEEE Computer Society Press, 1997. 39 - 44.
- [2] A Zramdini, R Ingold. Optical font recognition using typographical features [J]. IEEE Trans, 1998, PAMI-20(8): 877 - 882.
- [3] Min-Chul Jung, Yong-Chul Shin, S N Srihari. Multifont classification using typographical attributes [A]. ICDAR99 [C]. Bangalore, India: IEEE Computer Society Press, 1999. 353 - 356.
- [4] Y Zhu, T Tan. Font recognition based on global texture analysis [J]. IEEE Trans, 2001, PAMI-23(10): 1192 - 1200.
- [5] S Mallat. A theory for multiresolution signal decomposition: The wavelet representation [J]. IEEE Trans, 1989, PAMI-11(7): 674 - 693.
- [6] K R Castleman. Digital Image Processing [M]. Englewood Cliffs, N J, Prentice Hall, 1996.
- [7] R M Sakia. The Box-Cox transformation technique: a review [J]. The Statistician-41: 169 - 178.
- [8] F Kimura, K Takashina, et al. Modified quadratic discriminant functions and the application to Chinese character recognition [J]. IEEE Trans, 1987, PAMI-9(1): 149 - 153.

作者简介:



陈 力 男, 1972 年生于山西, 1991 年进入清华大学电子工程系无线电技术与信息系统专业学习, 1996 年获工学学士学位, 现在清华大学电子工程系信号与信息处理系统专业攻读博士, 研究方向为图像处理、模式识别等.



丁晓青 女, 1939 年 7 月生于贵州清镇, 1962 年毕业于清华大学无线电电子学系. 现为清华大学电子工程系教授、博士生导师, 智能图文信息处理责任教授, 电子学会高级会员, 中国通信学会会士, 主要研究方向为模式识别、图像处理、汉字识别、生物特征身份鉴别、多媒体信息处理以及视频智能监测等.