

一种基于三维最大类间方差的图像分割算法

景晓军¹,李剑峰¹,刘郁林²

(1. 北京邮电大学,北京 100876;2. 重庆通信学院,重庆 400035)

摘 要: 本文提出了一种基于三维最大类间方差的图像分割算法.该方法不仅利用了图像元点的灰度分布信息,而且充分考虑了像元点之间的灰度相关信息,构造出三维观测空间,根据各信息间的竞争性、冗余性和互补性,进行有效的融合,得到比(一维)最大类间方差法更真实、准确的处理效果.理论分析和实验表明,对于低对比度、低信噪比的目标,该方法具有良好的分割性能.在该算法的基础上,又提出了一种快速递推三维最大类间方差法,减少了计算量,节约存储空间,具有较强的实用价值.

关键词: 图像分割; 三维最大类间方差; 数据融合; 距离测度函数; 快速实现

中图分类号: TN911.73 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2003) 09-1281-05

Image Segmentation Based on 3-D Maximum Between-Cluster Variance

JING Xiao-jun¹, LI Jian-feng¹, LIU Yu-lin²

(1. Beijing University of Posts & Telecommunications, Beijing 100876; 2. Chongqing Communication Institute, Chongqing 400035)

Abstract: A method for image segmentation based on 3-D maximum between-cluster variance (3-DMBV) is proposed. It constructs 3D observation space using not only gray distribution information of pixels, but also relevant information of neighboring pixels. Based on the competition, redundancy and complementation of all information, it can obtain better performance than 1-DMBV methods through efficient fusion. Theoretical analysis and experiments prove that it performs well even on ground target image with low SNR and low contrast. We also propose a recursive algorithm to implement the 3-DMBV method, which can reduce the computation time and necessary storage space.

Keywords: image segmentation; 3-DMBV; data fusion; distance measure function; fast implementation

1 引言

图像分割技术是计算机视觉和人工智能领域中一项意义重要而又颇为艰巨的研究工作,此项技术既涉及到图像信息的下层数据处理,又牵扯到上层知识表达,与目前自下而上的单向模块化的视觉系统框架不相容,属图像信息工程的一大经典难题^[1,2].长期以来一直是困扰和制约模式识别发展的瓶颈问题和技术难点^[3].众多国内外学者对此进行了深入、广泛的研究,推出了不少应用算法.如:门限法^[4]、匹配法^[5]、区域生长法^[6]、分裂-融合法^[7]、水线法^[8]、马尔可夫随机场模型法^[9,10]、多尺度法^[11]、小波分析法^[12]、数学形态学^[13]等.

在上述诸多分割方法中,门限法是广泛使用的一类算法,目前已提出五十多种.常用的有:最大熵法^[14];共生矩阵法^[15];四元树法^[16];变分法^[17];松弛法^[18];模糊集法^[19];矩不变法^[20];最大类间方差法^[21](为区别于本文后面提到的三维最大类间方差法,此最大类间方差法定义为:一维最大类间方差法).

各种门限方法的性能受目标大小、均值差、对比度、目标

方差、背景方差以及随机噪声等因素的影响,与处理的特定图像有关.一般定量性能比较取决于所用的性能准则.例如,一维最大类间方差法是一种面向均匀性的算法,依据均匀性度量能得到最佳性能.一维最大类间方差法与模糊集法对于面积不太小的目标分割效果较好;共生矩阵法用于有噪图像性能较差;最大熵法和四元树法对诸如对比度和直方图分布这类图像特征敏感,而且最大熵法涉及到对数函数运算,计算量大.总之,当前没有一种方法对所有测试图像分割效果均为最佳^[22].因此,在实际应用时,应针对具体的应用背景和给定的图像类别,综合考虑时间和存储空间的要求,选择适当的分割方法.

对于实时应用来说,图像分割通常选用一维最大类间方差法.但此分割方法当图像的信噪比较低时,该方法的分割效果就不太令人满意.为此,本文提出了一种基于三维最大类间方差的门限分割算法.该算法既利用了像点的灰度分布信息,也利用了像点的邻域空间相关信息,考虑范围由一个点扩展到一个点和一个面结合,分割效果有较大改善.

2 三维最大类间方差分割方法

2.1 图像灰度、邻域均值和中值信息的三维向量表示及三维直方图的定义

设图像的尺寸为 $M \times M$, 图像灰度变化范围为 0 到 $L - 1$. 如果用集合 Z 表示这 L 个灰度值, 则 $Z = \{z_0 | z_0 \in (0, L - 1)\}$. 显然, 图像中坐标 (m, n) 的像元点的灰度值 $f(m, n)$ 为集合中的某一值, 即 $f(m, n) \in Z$. 定义坐标 (m, n) 的像元点的邻域均值灰度 $g(m, n)$ 如下

$$g(m, n) = \frac{1}{N \times N} \sum_{i=-\frac{N-1}{2}}^{\frac{N-1}{2}} \sum_{j=-\frac{N-1}{2}}^{\frac{N-1}{2}} f(m+i, n+j) \quad (1)$$

这里 N 为像元点 $f(m, n)$ 的正方形邻域窗口的宽度, N 一般取奇数.

对于 $g(m, n)$, 由于 $f(m, n) \in Z$, 下述等式成立

$$g(m, n) = \frac{1}{N \times N} \sum_{i=-\frac{N-1}{2}}^{\frac{N-1}{2}} \sum_{j=-\frac{N-1}{2}}^{\frac{N-1}{2}} f(m+i, n+j) < \frac{1}{N \times N} \sum_{i=-\frac{N-1}{2}}^{\frac{N-1}{2}} \sum_{j=-\frac{N-1}{2}}^{\frac{N-1}{2}} L = L \quad (2)$$

$$0 < g(m, n) < L \quad (3)$$

因此邻域平均灰度 $g(m, n)$ 与图像 $f(m, n)$ 具有同样的灰度变化范围, 即: $g(m, n) \in Z$.

同理, 我们定义坐标 (m, n) 的像元点的邻域中值灰度 $h(m, n)$ 为

$$h(m, n) = \text{Med} \left\{ \sum_{i=-\frac{N-1}{2}}^{\frac{N-1}{2}} \sum_{j=-\frac{N-1}{2}}^{\frac{N-1}{2}} f(m+i, n+j) \right\} \quad (4)$$

对于 $h(m, n)$, 同样由于 $f(m, n) \in Z$, 下述等式成立

$$h(m, n) = \text{Med} \left\{ \sum_{i=-\frac{N-1}{2}}^{\frac{N-1}{2}} \sum_{j=-\frac{N-1}{2}}^{\frac{N-1}{2}} f(m+i, n+j) \right\} < \text{Med} \left\{ \sum_{i=-\frac{N-1}{2}}^{\frac{N-1}{2}} \sum_{j=-\frac{N-1}{2}}^{\frac{N-1}{2}} L \right\} = L \quad (5)$$

$$0 < h(m, n) < L \quad (6)$$

因此邻域中值灰度 $h(m, n)$ 也具有与图像 $f(m, n)$ 同样的灰度变化范围, 即: $h(m, n) \in Z$. 对于任意一帧图像 $f(m, n)$, 可以用矩阵 $[f(m, n)]_{N^2 \times 3} = [f(m, n), g(m, n), h(m, n)]$ 表示, 即

$$[f(m, n)]_{N^2 \times 3} = [f(m, n), g(m, n), h(m, n)] = \begin{bmatrix} f(0,0) & g(0,0) & h(0,0) \\ \dots & \dots & \dots \\ f(0,N-1) & g(0,N-1) & h(0,N-1) \\ f(1,0) & g(1,0) & h(1,0) \\ \dots & \dots & \dots \\ f(1,N-1) & g(1,N-1) & h(1,N-1) \\ \dots & \dots & \dots \\ f(N-1,N-1) & g(N-1,N-1) & h(N-1,N-1) \end{bmatrix} \quad (7)$$

对于一 $M \times M$ 的图像 $f(m, n)$, 当采用 $(f(m, n), g(m, n), h(m, n))$ 的向量表示方式时, 我们定义并计算它的三维直方图. 该三维直方图定义在一个 $L \times L \times L$ 大小的正方体区域, 其三个坐标分别表示图像像元的灰度值、邻域均值灰度、邻域中值灰度. 直方图任意一点的值定义为 p_{ijk} , 它表示向量 (i, j, k) 发生的频率, 这里 (i, j, k) 表示 $(f(m, n), g(m, n), h(m, n))$, 且 $0 \leq i, j, k < L$. 我们用 c_{ijk} 表示向量 (i, j, k) 发生的

频率, 那么向量 (i, j, k) 发生的频率 p_{ijk} 由下式确定

$$p_{ijk} = \frac{c_{ijk}}{M \times M} \quad (8)$$

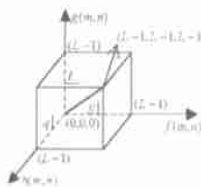
式(8)中, $0 \leq i, j, k < L$, 并且 $\sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} \sum_{k=0}^{L-1} p_{ijk} = 1$.

图 1 给出了图像的三维直方图. 图 1(b) 中的三维直方图定义域, 通过门限向量 (s, t, q) , 可以分割成图 1(c) 所示的八个立方体区域, 具体区域划分见图 1(d) ~ (e). 由于目标内部或背景内部的像点之间相关性很强, 像点的灰度值和其邻域均值灰度及邻域中值灰度三者之间非常接近; 而在目标和背景的边界附近像点, 以上三个数值差异明显. 基于以上认识, 在三维直方图中, 区域 0 和背景对应, 区域 1 和目标对应, 而区域 2 - 7 则表示边界附近像点和噪声点分布. 多数情况下, 区域边界附近的像点数与整幅图像的像点数比较, 数量很少, 因此可以假设在区域 2 - 7 上, 所有的 $p_{ijk} = 0$, 即

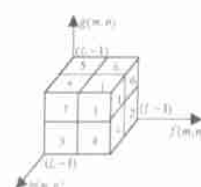
$$p_{ijk} = 0, 0 \leq i, j, k < L; B = 2, 3, 4, 5, 6, 7 \quad (9)$$



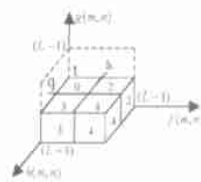
(a) 原始图像



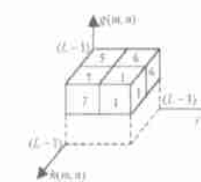
(b) 三维直方图的定义域



(c) 三维直方图区域划分



(d) 区域 0、2、3、4 的划分



(e) 区域 1、5、6 的划分

图 1 图像的三维直方图

2.2 三维最大类间方差分割法

由图 1 知, 三维直方图中存在与图像背景和目标对应的两类区域 (分别用 C_0 和 C_1 表示), 它们有不同的概率分布. 如利用三维直方图中任意门限向量 (s, t, q) 对图像进行分

割(其中 $0 \leq s, t, q < L$),那么这两类区域发生的概率分别为

$$p_0 = P_r(C_0) = \sum_{i=0}^s \sum_{j=0}^t \sum_{k=0}^q p_{ijk} = p_0(s, t, q) \quad (10)$$

$$p_1 = P_r(C_1) = \sum_{i=s+1}^{L-1} \sum_{j=t+1}^{L-1} \sum_{k=q+1}^{L-1} p_{ijk} = p_1(s, t, q) \quad (11)$$

其中 p_0 表示背景发生的概率, p_1 表示目标发生的概率. 背景和目标类相应的均值为

$$\begin{aligned} \mu_0 &= (\mu_{0i} \mu_{0j} \mu_{0k})^T \\ &= \left(\sum_{i=0}^s i P_r(i/C_0) \quad \sum_{j=0}^t j P_r(j/C_0) \quad \sum_{k=0}^q k P_r(k/C_0) \right)^T \\ &= \left(\sum_{i=0}^s \sum_{j=0}^t \sum_{k=0}^q i p_{ijk}/p_0(s, t, q) \quad \sum_{i=0}^s \sum_{j=0}^t \sum_{k=0}^q j p_{ijk}/p_0(s, t, q) \right. \\ &\quad \left. \cdot \sum_{i=0}^s \sum_{j=0}^t \sum_{k=0}^q k p_{ijk}/p_0(s, t, q) \right)^T \end{aligned} \quad (12)$$

$$\begin{aligned} \mu_1 &= (\mu_{1i} \mu_{1j} \mu_{1k})^T \\ &= \left(\sum_{i=s+1}^{L-1} i P_r(i/C_1) \quad \sum_{j=t+1}^{L-1} j P_r(j/C_1) \quad \sum_{k=q+1}^{L-1} k P_r(k/C_1) \right)^T \\ &= \left(\sum_{i=s+1}^{L-1} \sum_{j=t+1}^{L-1} \sum_{k=q+1}^{L-1} i p_{ijk}/p_1(s, t, q) \quad \sum_{i=s+1}^{L-1} \sum_{j=t+1}^{L-1} \sum_{k=q+1}^{L-1} j p_{ijk}/p_1(s, t, q) \right. \\ &\quad \left. \cdot \sum_{i=s+1}^{L-1} \sum_{j=t+1}^{L-1} \sum_{k=q+1}^{L-1} k p_{ijk}/p_1(s, t, q) \right)^T \end{aligned} \quad (13)$$

三维直方图总体均值向量为

$$\begin{aligned} \mu_T &= (\mu_{Ti} \quad \mu_{Tj} \quad \mu_{Tk})^T \\ &= \left(\sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} \sum_{k=0}^{L-1} i p_{ijk} \quad \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} \sum_{k=0}^{L-1} j p_{ijk} \quad \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} \sum_{k=0}^{L-1} k p_{ijk} \right)^T \end{aligned} \quad (14)$$

对于三维直方图中所有的 p_{ijk} , 有如下关系成立

$$\sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} \sum_{k=0}^{L-1} p_{ijk} = p_{ijk} = 1, A = 0, 1, 2, 3, 4, 5, 6, 7 \quad (15)$$

将式(9)~(11)代入式(15),得

$$\begin{aligned} \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} \sum_{k=0}^{L-1} p_{ijk} &= \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} \sum_{k=0}^{L-1} p_{ijk} + \sum_{i=s+1}^{L-1} \sum_{j=t+1}^{L-1} \sum_{k=q+1}^{L-1} p_{ijk} + \sum_{i \in \text{区域B}} p_{ijk} \\ p_0 + p_1 &= p_0(s, t, q) + p_1(s, t, q) = 1, \\ B &= 2, 3, 4, 5, 6, 7 \end{aligned} \quad (16)$$

因为有式(9)的近似,所以在总体均值 μ_T 和两个类内均值 μ_0 和 μ_1 之间也存在一种简单的对应关系,首先对总体均值向量的第一个分量 μ_{Ti} 作如下分解

$$\begin{aligned} \mu_{Ti} &= \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} \sum_{k=0}^{L-1} i p_{ijk} \\ &= \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} \sum_{k=0}^{L-1} i p_{ijk} + \sum_{i=s+1}^{L-1} \sum_{j=t+1}^{L-1} \sum_{k=q+1}^{L-1} i p_{ijk} + \sum_{i \in \text{区域B}} i p_{ijk}, B = 2, 3, 4, 5, 6, 7 \end{aligned} \quad (17)$$

同理

$$\mu_{Tj} = \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} \sum_{k=0}^{L-1} j p_{ijk} + \sum_{i=s+1}^{L-1} \sum_{j=t+1}^{L-1} \sum_{k=q+1}^{L-1} j p_{ijk} \quad (18)$$

$$\mu_{Tk} = \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} \sum_{k=0}^{L-1} k p_{ijk} + \sum_{i=s+1}^{L-1} \sum_{j=t+1}^{L-1} \sum_{k=q+1}^{L-1} k p_{ijk} \quad (19)$$

结合式(14)、式(17)~(19),总体均值 μ_T 可表示为

$$\begin{aligned} \mu_T &= \begin{pmatrix} \sum_{i=0}^s \sum_{j=0}^t \sum_{k=0}^q i p_{ijk} + \sum_{i=s+1}^{L-1} \sum_{j=t+1}^{L-1} \sum_{k=q+1}^{L-1} i p_{ijk} \\ \sum_{i=0}^s \sum_{j=0}^t \sum_{k=0}^q j p_{ijk} + \sum_{i=s+1}^{L-1} \sum_{j=t+1}^{L-1} \sum_{k=q+1}^{L-1} j p_{ijk} \\ \sum_{i=0}^s \sum_{j=0}^t \sum_{k=0}^q k p_{ijk} + \sum_{i=s+1}^{L-1} \sum_{j=t+1}^{L-1} \sum_{k=q+1}^{L-1} k p_{ijk} \end{pmatrix} \\ &= \begin{pmatrix} \sum_{i=0}^s \sum_{j=0}^t \sum_{k=0}^q i p_{ijk} \\ \sum_{i=0}^s \sum_{j=0}^t \sum_{k=0}^q j p_{ijk} \\ \sum_{i=0}^s \sum_{j=0}^t \sum_{k=0}^q k p_{ijk} \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \sum_{i=s+1}^{L-1} \sum_{j=t+1}^{L-1} \sum_{k=q+1}^{L-1} i p_{ijk} \\ \sum_{i=s+1}^{L-1} \sum_{j=t+1}^{L-1} \sum_{k=q+1}^{L-1} j p_{ijk} \\ \sum_{i=s+1}^{L-1} \sum_{j=t+1}^{L-1} \sum_{k=q+1}^{L-1} k p_{ijk} \end{pmatrix} \end{aligned} \quad (20)$$

对式(12)和式(13)的等式两边作变换,得到

$$p_0 \mu_0 = \begin{pmatrix} \sum_{i=0}^s \sum_{j=0}^t \sum_{k=0}^q i p_{ijk} & \sum_{i=0}^s \sum_{j=0}^t \sum_{k=0}^q j p_{ijk} & \sum_{i=0}^s \sum_{j=0}^t \sum_{k=0}^q k p_{ijk} \end{pmatrix}^T \quad (21)$$

$$p_1 \mu_1 = \begin{pmatrix} \sum_{i=s+1}^{L-1} \sum_{j=t+1}^{L-1} \sum_{k=q+1}^{L-1} i p_{ijk} & \sum_{i=s+1}^{L-1} \sum_{j=t+1}^{L-1} \sum_{k=q+1}^{L-1} j p_{ijk} & \sum_{i=s+1}^{L-1} \sum_{j=t+1}^{L-1} \sum_{k=q+1}^{L-1} k p_{ijk} \end{pmatrix}^T \quad (22)$$

将式(21)和式(22)代入式(20),则总体均值 μ 变为

$$\mu_T = \begin{pmatrix} \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} \sum_{k=0}^{L-1} i p_{ijk} & \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} \sum_{k=0}^{L-1} j p_{ijk} & \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} \sum_{k=0}^{L-1} k p_{ijk} \end{pmatrix}^T = p_0 \mu_0 + p_1 \mu_1 \quad (23)$$

我们在三维直方图的基础上,进行数据融合,定义一个目标和背景类间的离散测度矩阵

$$\begin{aligned} B &= \sum_{d=0}^1 P_r(C_d) [(\mu_d - \mu_T)(\mu_d - \mu_T)^T] \\ &= p_0 [(\mu_0 - \mu_T)(\mu_0 - \mu_T)^T] + p_1 [(\mu_1 - \mu_T)(\mu_1 - \mu_T)^T] \\ &= \begin{bmatrix} a_{00} & a_{01} & a_{02} \\ a_{10} & a_{11} & a_{12} \\ a_{20} & a_{21} & a_{22} \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (24)$$

式(24)中

$$\begin{aligned} a_{00} &= p_0 (\mu_{0i} - \mu_{Ti})^2 + p_1 (\mu_{1i} - \mu_{Ti})^2 \\ a_{01} &= p_0 (\mu_{0i} - \mu_{Ti})(\mu_{0j} - \mu_{Tj}) + p_1 (\mu_{1i} - \mu_{Ti})(\mu_{1j} - \mu_{Tj}) \\ a_{02} &= p_0 (\mu_{0i} - \mu_{Ti})(\mu_{0k} - \mu_{Tk}) + p_1 (\mu_{1i} - \mu_{Ti})(\mu_{1k} - \mu_{Tk}) \\ a_{10} &= p_0 (\mu_{0j} - \mu_{Tj})(\mu_{0i} - \mu_{Ti}) + p_1 (\mu_{1j} - \mu_{Tj})(\mu_{1i} - \mu_{Ti}) \\ a_{11} &= p_0 (\mu_{0j} - \mu_{Tj})^2 + p_1 (\mu_{1j} - \mu_{Tj})^2 \\ a_{12} &= p_0 (\mu_{0j} - \mu_{Tj})(\mu_{0k} - \mu_{Tk}) + p_1 (\mu_{1j} - \mu_{Tj})(\mu_{1k} - \mu_{Tk}) \\ a_{20} &= p_0 (\mu_{0k} - \mu_{Tk})(\mu_{0i} - \mu_{Ti}) + p_1 (\mu_{1k} - \mu_{Tk})(\mu_{1i} - \mu_{Ti}) \\ a_{21} &= p_0 (\mu_{0k} - \mu_{Tk})(\mu_{0j} - \mu_{Tj}) + p_1 (\mu_{1k} - \mu_{Tk})(\mu_{1j} - \mu_{Tj}) \\ a_{22} &= p_0 (\mu_{0k} - \mu_{Tk})^2 + p_1 (\mu_{1k} - \mu_{Tk})^2 \end{aligned}$$

在三维最大类间方差法中,采用矩阵 B 的迹 $t_r B$ 作为背景和类间的距离测度函数,于是

$$\begin{aligned} t_r B(s, t, q) &= p_0 [(\mu_{0i} - \mu_{Ti})^2 + (\mu_{0j} - \mu_{Tj})^2 + (\mu_{0k} - \mu_{Tk})^2] \\ &\quad + p_1 [(\mu_{1i} - \mu_{Ti})^2 + (\mu_{1j} - \mu_{Tj})^2 + (\mu_{1k} - \mu_{Tk})^2] \\ &= \frac{[p_0(s, t, q) \mu_{Ti} - \mu_i(s, t, q)]^2}{p_0(s, t, q)(1 - p_0(s, t, q))} \\ &\quad + \frac{[p_1(s, t, q) \mu_{Ti} - \mu_i(s, t, q)]^2}{p_1(s, t, q)(1 - p_1(s, t, q))} \end{aligned}$$

$$+ \frac{(\mu_0(s, t, q) - \mu_k(s, t, q))^2}{\mu_0(s, t, q) (1 - \mu_0(s, t, q))} \quad (25)$$

式(25)中

$$\mu_0(s, t, q) = \sum_{i=0}^s \sum_{j=0}^t \sum_{k=0}^q p_{ijk}; \mu_i(s, t, q) = \sum_{i=0}^s \sum_{j=0}^t \sum_{k=0}^q i p_{ijk};$$

$$\mu_j(s, t, q) = \sum_{i=0}^s \sum_{j=0}^t \sum_{k=0}^q j p_{ijk}; \mu_k(s, t, q) = \sum_{i=0}^s \sum_{j=0}^t \sum_{k=0}^q k p_{ijk}.$$

从式(25)可以看出,距离测度函数的计算只和 $\mu_0(s, t, q)$, $\mu_i(s, t, q)$, $\mu_j(s, t, q)$, $\mu_k(s, t, q)$ 这四个量有关.

我们选择距离测度函数 $t_{r, B}$ 的最大值作为三维最大类间方差门限法的最佳门限向量 (s_0, t_0, q_0)

$$t_{r, B}(s_0, t_0, q_0) = \max_{0 \leq s, t, q < L} \{t_{r, B}(s, t, q)\} \quad (26)$$

图像经三维最大类间方差法分割后,与一维最大类间方差法比,效果相当好,但是计算量却以指数形式增长.这是因为,根据式(26),在任意 s, t 和 q 处,测度函数中四个变量 $\mu_0(s, t, q)$, $\mu_i(s, t, q)$, $\mu_j(s, t, q)$, $\mu_k(s, t, q)$ 都要对 $0 \leq s < L - 1, 0 \leq t < L - 1, 0 \leq q < L - 1$ 范围内的相应项累积求和,测度函数每次计算本身也需要 8 次乘(除法),因此计算测度函数 $t_{r, B}(s, t, q)$ 需要的乘(除法)次数为

$$2 \left\{ \sum_{i=0}^s \sum_{j=0}^t \sum_{k=0}^q 1 \right\} + 8 = 2(stq + st + sq + tq + s + t + q) + 10 \quad (27)$$

最佳门限的选择是遍历全部的 s, t 和 q ,其中 $0 \leq s, t, q < L$, 算法所要执行的乘(除法)总数为

$$\sum_{s=0}^{L-1} \sum_{t=0}^{L-1} \sum_{q=0}^{L-1} [2(stq + st + sq + tq + s + t + q) + 10]$$

$$= 2 \frac{(L(L+1))^3}{8} + 6 \frac{(L(L+1))^2}{4} + 6 \frac{L(L+1)}{2} + 10L^3$$

$$= \frac{L^6}{4} + 2 \frac{3}{4} L^5 + 3 \frac{3}{4} L^4 + 14 \frac{3}{4} L^3 + 3L^2 \quad O(L^6) \quad (28)$$

所以对于任意的图像,计算复杂度大约是 $O(L^6)$,计算时间较长.为解决这个问题,我们提出了一种基于三维最大类间方差法的快速实现算法.

2.3 三维最大类间方差算法的快速实现

为避免 $\mu_i(s, t, q)$, $\mu_j(s, t, q)$, $\mu_k(s, t, q)$ 和 $\mu_0(s, t, q)$ 每次都从 0 开始的重复计算,导出以下快速递推公式.

为分析方便,我们以 $g(m, n) - t$ 平面为例进行讨论.图 2 中,设 $g(m, n)$ 轴 0 到 t 部分已计算完毕, $\mu_0(s, t, q)$ 的计算顺序是: $f(m, n)$ 轴从 $(0, t, 0)$ 经 $(s-1, t, 0)$ 到 $(s, t, 0)$; $h(m, n)$ 轴从 $(0, t, 0)$ 经 $(0, t, q-1)$ 到 $(0, t, q)$. 对应关系如下: $\mu_0(s, t, q-1)$ 对应于左斜线区域和实心圆区域内

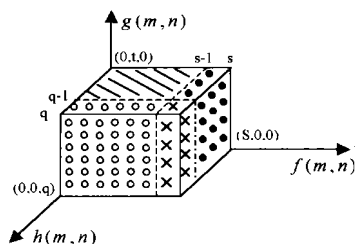


图 2 三维最大类间方差法的快速递推算法示意图

所有 p_{ijk} 的总和, $\mu_0(s-1, t, q)$ 对应于左斜线区域和空心圆区域内的所有 p_{ijk} 的总和, $\mu_0(s-1, t, q-1)$ 对应于左斜线区域内所有 p_{ijk} 的总和, μ_{stq} 对应于交叉线区域内所有 p_{ijk} 的总和. 计算

$\mu_0(s, t, q)$ 则要对左斜线、实心圆、空心圆和交叉线这四个区域内的所有 p_{ijk} 求和.

当 $\mu_0(s-1, t, q-1)$, $\mu_0(s, t, q-1)$ 和 $\mu_0(s-1, t, q)$ 已计算完毕后,可得出计算 $\mu_0(s, t, q)$ 的递推公式

$$\mu_0(s, t, 0) = \mu_0(s-1, t, 0) + \mu_{st0} \quad (29)$$

$$\mu_0(s, t, 0) = \mu_0(s, t, q-1) + \mu_0(s-1, t, q) - \mu_0(s-1, t, q-1) + \mu_{stq} \quad (30)$$

式(30)的等号右边,只有一个未知量 μ_{stq} ,因此采用这种递推公式计算 $\mu_0(s, t, q)$,最多只需三次加(减)法.和式(27)中原来需要计算的 $2(stq + st + sq + tq + s + t + q) + 10$ 次乘(除)法相比,计算量明显减少.同理,有如下递推形式

$$\mu_i(s, t, q) = \mu_i(s, t, q-1) + \mu_i(s-1, t, q) - \mu_i(s-1, t, q-1) + \mu_{istq} \quad (31)$$

$$\mu_j(s, t, q) = \mu_j(s, t, q-1) + \mu_j(s-1, t, q) - \mu_j(s-1, t, q-1) + \mu_{jstq} \quad (32)$$

$$\mu_k(s, t, q) = \mu_k(s, t, q-1) + \mu_k(s-1, t, q) - \mu_k(s-1, t, q-1) + \mu_{kstq} \quad (33)$$

采用以上快速递推的计算过程,将计算复杂度从 $O(L^6)$ 降低到 $O(L^3)$,节省了大量的计算时间.

3 实验结果

在仿真实验中,分别使用两种传统的门限分割方法(最大熵法、一维最大类间方差法)和三维最大类间方差算法对预处理后的图像进行自动分割.实验中所选取的帧地面背景图像,尺寸为 180×180 . 各种门限分割方法的仿真实验结果如图 3 所示.

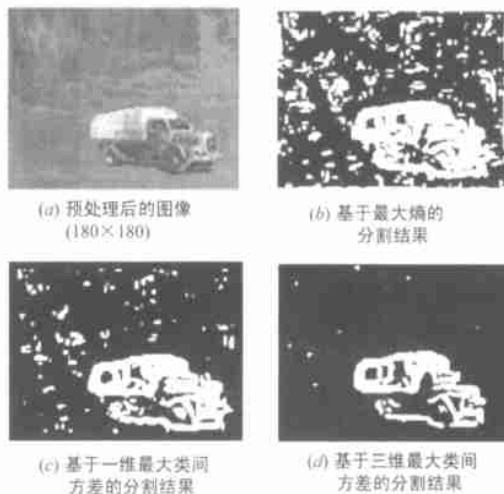


图 3 地面目标图像的分割结果

从实验结果可以看出,对于复杂的地面目标图像,图 3 中基于最大熵的分割算法的噪声颗粒粗、面积大,效果明显不如后两种算法.在后两种算法中,因为一维最大类间方差算法不能完全地反映图像的局部空间信息,当图像的信噪比减少时,因门限值对噪声很敏感,所以门限值不好确定,造成图像分割的稳定性和可靠性下降.三维最大类间方差算法因考虑了图像的局部空间信息,可以排除一些噪声的干扰,分割的稳定性

要好一些.图 3(c)不如图 3(d)干净较地说明了此点.由此可见,三维最大类间方差算法的分割结果要好于其他两种分割方法.且三维最大类间方差的快速递推算法,计算量小,容易满足实时要求.

4 结束语

图像分割是自动目标识别的重要组成部分,图像分割的正确性和自适应性在一定程度上反映了目标检测、识别的智能化程度.因此这个问题的研究成果具有重要的理论和实际价值.本文提出了一种基于三维最大类间方差的自动门限分割及其快速实现算法.该算法不仅利用了图像像元的灰度分布信息,而且也利用了像元的邻域空间相关信息.实验证明,对于低对比度、低信噪比的地面目标,三维最大类间方差算法具有良好的分割效果.

参考文献:

- [1] 马颂德,张正友.计算机视觉——计算理论与算法基础[M].北京:科学出版社,1998.
- [2] 郑南宁.计算机视觉与模式识别[M].北京:国防工业出版社,1998.
- [3] Pavlids T. Why progress in machine vision is so slow [J]. Pattern Recognition Letters, 1991, 13(4) :221 - 225.
- [4] Sahoo P K, Soltani S, Wang A K C. A survey of thresholding techniques [J]. Computer Vision, Graphics and Image Processing, 1988, 41(2) : 233 - 260.
- [5] 宋立锋,韦岗,王群生.基于模块匹配的视频对象分割[J].电子学报,2002,30(7):1074 - 1078.
- [6] Pong T C, Shapiro L G, Watson L T. Experiments in segmentation using face model region grower [J]. Computer Vision, Graphics and Image Processing, 1984, 25(1) :1 - 23.
- [7] Monga O. An optimal region growing algorithm for image segmentation [J]. Int. J. Pattern Recog. Artif. Intell., 1987, 1(4) :351 - 375.
- [8] 李毅,廖明,马颂德,等.梯度水线的尺度空间[J].中国图象图形学报,1999,4(4):265 - 269.
- [9] Gordana N, Peczynski W. Estimation of generalized multisensor hidden markov chains and unsupervised image segmentation [J]. IEEE Trans on PAMI, 1997, 19(5) :465 - 475.
- [10] 詹劲峰,戚飞虎,王海龙.基于时空马尔可夫随机场的运动目标分割技术[J].通信学报,2000,21(11):63 - 68.
- [11] Tabb M, Ahuja M. Multiscale image segmentation by integrated edge and region detection [J]. IEEE Trans on IP, 1997, 6(5) :642 - 654.
- [12] 汪祖媛,庄镇泉,汪炳权.红外热图像分割中的二维灰度直方图小波变换方法[J].红外技术,2000,22(4):1 - 3.
- [13] 龚炜,石青云,程民德.数字空间中的数学形态学[M].北京:科学出版社,1997.
- [14] Wong A K C, Sahoo P K. A gray-level threshold selection method based on maximum entropy principle [J]. IEEE Trans. on SMC, 1989, 19(4) :866 - 871.
- [15] Chanda B, Majumder D, Dutta R. A note on the use of gray-level co-occurrence matrix in threshold selection [J]. Signal Processing, 1988, 15: 149 - 167.
- [16] Kawaguchi E, Taniguchi R I. The depth first picture expression as an image thresholding strategy [J]. IEEE Trans on SMC, 1989, 19(5) : 1321 - 1328.
- [17] 张永平,郑南宁,赵荣椿.基于变分的图像分割算法[J].中国科学(E辑),2002,32(1):133 - 144.
- [18] 桑农,张天序,曹治国.基于边缘约束的红外目标图像松弛分割技术[J].电子学报,2002,30(7):1027 - 1030.
- [19] Pal S K, King R A, Hashim A A. Automatic gray-level thresholding through index of fuzziness and entropy [J]. Pattern Recognition Letters, 1983, 1:141 - 146.
- [20] Tsai W. Moment-preserving thresholding: A new approach [J]. Computer Vision, Graphics and Image Processing, 1985, 29:377 - 393.
- [21] Otsu N. A threshold selection method from gray-level histogram [J]. IEEE Trans on SMC, 1979, 9:62 - 69.
- [22] 罗西平,田捷,诸葛英,等.图像分割方法综述[J].模式识别与人工智能,1999,12(3):300 - 312.

作者简介:



景晓军 男,1965年生于北京,1995年获通信与信息系统专业硕士学位,1999年获通信与信息系统专业博士学位,2000年至2002年在北京邮电大学从事博士后,现为北京邮电大学副教授,硕士生导师,在国内外学术刊物和会议上发表学术论文30多篇,合作出版著作1部,主要研究方向为信息融合、模式识别、图像处理. E-mail

地址:jing.xiao.jun@263.net



李剑峰 男,1960年生于内蒙古,北京邮电大学高级工程师,硕士生导师,1983年7月毕业于北京邮电学院通信工程专业,1996年12月—1997年12月在英国 Surrey 大学作访问学者,2002年4月攻读北京邮电大学通信与信息系统专业的博士学位,近年来参加和承接9个科研项目,在核心刊物上发表12篇学术论文,主要研究方向:移动通信、高速信息传输和信息网络. E-mail 地址:lijf@bupt.edu.cn

刘郁林 男,1971年生于四川省简阳市,1999年获通信与信息系统专业硕士学位,2002年获通信与信息系统专业博士学位,现为重庆通信学院讲师,在国内外学术刊物和会议上发表学术论文10余篇,合作翻译著作2部,主要研究方向为信号处理、模式识别、图像处理.