第21卷第3期 DOI:10.13203/j.whugis1996.03.006 武汉测绘科技大学学报 Vol. 21 No. 3
1996年 9月 Journal of Wuhan Technical University of Surveying and Mapping Sept. 1996

基于 MRF参数的纹理识别的线性规划法*

郑肇葆
(武汉测绘科技大学信息工程学院,武汉市珞喻路 39号, 430070)

摘　要　介绍了基于 MRF参数的线性规划法纹理识别的原理和单纯形算法。通过对 7种从航空像片上采集的典型纹理的分类实验表明,平均正确识别率为 0.94,平均正确拒绝率为 0.92

关键词　马尔可夫随机场;单纯形法;纹理识别
分类号　P231.5; TP753

利用 MRF(马尔可夫随机场)参数作为纹理特征向量进行影像纹理特征的分类,我们已经作过距离法[1]和最小二乘法[2]的研究。研究表明,这两种方法在实际影像纹理分类中均有一定的效果,也存在一些问题。距离法认为同类纹理的 MRF参数应当相同或非常接近,因此,同类纹理的 MRF参数之差的绝对值之和应当最小。这是距离法分类的准则。在实际纹理分类中采用这种方法时,确定一个合理的最小值作为阈值是困难的。最小二乘法认为同类纹理求得的残差平方和最小。因为 MRF参数是按最小二乘法原理求得的,如果是同类纹理,将其 MRF参数代入误差方程式,求得的残差平方和一定最小,否则不是最小。这些方法都是针对只有一个模型纹理作为标准进行分类的。当采用多幅纹理作为标准时,最小二乘法很难进行纹理分类,因为各幅标准纹理的 MRF参数不完全相同。本文提出的线性规划法可以解决上述问题。

1　线性规划法纹理识别的原理

由模式识别的几何分类法[3]知,若分类问题是线性可区分的,第 i 类判别函数可表示为:

$$g(x) = k_i^{\mathrm{T}} X \begin{cases} > 0, 当\ X \in k_i \\ < 0, 其它 \end{cases} \tag{1}$$

上式等式右方为矩阵表达形式, k_i 为第 i 类判别函数的权向量, X 为取样的特征向量。由文献[1]可知,这里的特征向量 X 就是取样纹理的 MRF参数。如果已知第 i 类纹理的判别函数公式(1),即已知式中的权向量 k_i,在这种情况下,若有一个待定的取样纹理,只要将它的 MRF参数代入式(1),如果 $g(x) > 0$,则该取样属于第 i 类纹理,否则拒绝接受。因此,利用判别函数公式(1)进行纹理分类的关键是确定权向量 k_i。

假定存在两种纹理 A 和 B,每种纹理分别有 5组特征向量 X_i ($i = 1, 2, \cdots, 5$),那么确定 A 种纹理的判别函数式为:

$$\begin{cases} k_A^{\mathrm{T}} X_A > 0 或 b_1 \\ -k_A^{\mathrm{T}} X_B > 0 或 b_1 \end{cases} \tag{2}$$

式(2)中第二式的负号意味着用 B 种纹理特征向量 X_B 代入式(1)必然使 $g(x) < 0$。这种情况下,欲使 $g(x)$ 仍然大于 0或 b_1,必须引入一个负号。

收稿日期, 1995-01-16. 郑肇葆,男, 59岁,教授,博士生导师,现从事影像分析研究。
*　国家自然科学基金资助项目,编号 49471062

如果 A、B 两种纹理是线性可区分的,公式(2)的求解是不成问题的。实际上,特别是航空影像上的纹理往往是线性不可区分的,在像片上很难用一根直线将两种纹理严格区分开来,这样对这组不等式方程组也难以求解。对这种情况,若采用线性规划求最优解的方法,可以得到一组近似合理的解。为了使式(2)适合线性规划问题的求解,需要引入人工变量[4],使它变成线性规划的约束条件,即

$$\left.\begin{array}{r} k_A X_1 + g_1 \geqslant b_1 \\ -k_A X_2 + g_2 \geqslant b_1 \\ \cdots\cdots\cdots\cdots \\ -k_A X_M + g_M \geqslant b_1 \end{array}\right\} \tag{3}$$

其中 $g_1, g_2, \cdots, g_M$ 为人工变量,且都大于等于零; M 为模型纹理的总数; $k_A = k_A^+ - k_A^-$,且 k_A^+,$k_A^- \geqslant 0$。

为了使式(3)求得的结果非常接近式(2)的结果,应当使引入的人工变量 g_i 满足以下条件:

$$\sum_{i=1}^{M} g_i = \min \tag{4}$$

在满足式(4)条件下,对式(3)的求解就是线性规划求最优解的问题,它的数学模型为:

$$\left.\begin{array}{l} \min z = \sum_{i=1}^{M} g_i \\ \text{s. t.} \quad (k_A^+ - k_A^-) X_1 + g_1 \geqslant b_1 \\ \quad -(k_A^+ - k_A^-) X_2 + g_2 \geqslant b_1 \\ \quad \cdots\cdots\cdots\cdots \\ \quad -(k_A^+ - k_A^-) X_M + g_M \geqslant b_1 \\ \quad k_A^+, k_A^-, g_i \geqslant 0, i = 1, \cdots, M \end{array}\right\} \tag{5}$$

式中,“s. t.”表示约束条件; X_i 表示第 i 种模型纹理的特征向量(即 MRF参数); b_1 为设定的大于零的正常数; $k_A = k_A^+ - k_A^-$ 为待定权向量; z 为目标函数值。

2　单纯形法简介

单纯形法是线性规划求最优解的主要算法之一。当我们从式(5)的约束条件中找到一组可行解(可行解的意思是指全部解均大于等于零)以后,该算法将要解决两个问题:

a. 判断这组可行解是否最优解;

b. 如果不是最优解,怎样寻找比目前更好,即使目标函数值变得更小(或更大)的可行解。

这两个问题是单纯形法的核心。下面简单介绍以矩阵形式描述的单纯形法(算法细节参见文献[2])。设有线性规划的标准形式:

$$\left.\begin{array}{ll} \min & z = CX \\ \text{s. t.} & AX = b, X \geqslant 0 \end{array}\right\} \tag{6}$$

式中 A 为 $m \times n$ 的长方阵 $(n > m)$。对上式 A、X、C 可作以下分裂:

$$A = [B \quad N], X^{\mathrm{T}} = [X_B \quad X_N] \quad C = [C_B \quad C_N] \tag{7}$$

其中 B 为 $m \times m$ 阶基矩阵; X_B 为基变量; X_N 为非基变量。考虑到式(7),式(6)变成:

$$\left.\begin{array}{ll} \min & z = C_B X_B + C_N X_N \\ \text{s. t.} & B X_B + N X_N = b, \quad X_B, X_N \geqslant 0 \end{array}\right\} \tag{8}$$

由式(8)第 2式得:
$$X_B = B^{-1}b - B^{-1}NX_N \tag{9}$$
将式(9)代入式(8)的第 1式,得:
$$z = C_B B^{-1}b + (C_N - C_B B^{-1}N)X_N \tag{10}$$
现在,我们对式(10)作以下分析:公式(6)给出的标准形式中,只有 m 个约束条件,而有 n 个未知数,且 $n > m$ 由线性代数可知,由 m 个约束条件,可以得到 m 个非零解,即 X_B,其余 $(n-m)$ 个为零解,即 X_N。根据这一分析,再回到式(10),对于当前一组可行解,它的右方第二项实际为零,z 的大小由 $C_B B^{-1}b$ 决定。这时的 z 是否最小,关键是在非基变量 X_N 中是否存在一个非零解,将它引入后会使 z 值有所下降。要达到这个目的,只有 X_N 的系数满足以下条件:
$$C_N - C_B B^{-1}N < 0 \tag{11}$$
假若 X_N 中第 j 个分量的系数满足这个条件,则
$$r_j = (C_j - C_B B^{-1}p_j) < 0 \tag{12}$$
我们把 X_N 中 X_j 变为基变量,在单纯形法中把 X_j 称为调入变量。

如果 X_N 中再没有一个分量的系数满足式(12),则表明当前的可行解就是最优解。因此 $r > 0$ 成为达到最优解的标志,在算法中把它称为判别数,这就解决了前面提出的第一个问题

将前面求得的调入变量 X_j 代入式(9),有:
$$X_B = B^{-1}b - (B^{-1}p_j)X_j$$
根据可行性要求 $(X_B)_i = (B^{-1}b)_i - (B^{-1}p_j)_i X_j \geqslant 0$ (对于一切 i),则
$$0 \leqslant X_j \leqslant \frac{(B^{-1}b)_i}{(B^{-1}p_j)_i}$$
当将 X_j 调入基变量中,原来的 X_B 中必有一个变量调出来成为非基变量。对于所有使得 $(B^{-1}p_j)_i > 0$ 的 i,欲使调出变量为零,而在 X_B 中的其余变量 $\geqslant 0$,须按下式来确定调出变量:
$$\theta = \min_i \left\{ \frac{(B^{-1}b)_i}{(B^{-1}p_j)_i} \,\middle|\, (B^{-1}p_j)_i > 0 \right\} \tag{13}$$
由 θ 可以定出调出变量,从而得到一组比原来更优的可行解,这就解决了前面提出的第二个问题,也就完成了单纯形算法的一次迭代。如此重复,直至求得最优解为止。

3 实验与分析

为了验证方法的正确性,我们直接从航空像片上选用 7种纹理影像作为模型纹理影像,每种纹理中选用 5幅(100像元× 100像元)计算权系数向量 k。然后利用这些权系数 k,进行纹理的识别。在识别过程中,我们作了两种情况的统计:一是正确的识别率;二是正确的拒绝率。

7种纹理的代号分别是 rex、ric, rix, zbu, vx, hiy, shi,它们的影像如图 1所示。

图 1

表 1

正确识别率	纹理	rex	ric	rix	zbu	vx	hiy	shi
0. 87	rex	20/23	23/24	40/42	28/28	23/23	74/74	29/29
0. 92	ric	18/23	22/24	41/42	28/28	23/23	74/74	29/29
0. 90	rix	23/23	24/24	38/42	28/28	22/23	73/74	29/29
1. 00	zbu	23/23	24/24	40/42	28/28	23/23	74/74	29/29
0. 96	vx	22/23	21/24	38/42	28/28	22/23	74/74	29/29
0. 90	hiy	23/23	24/24	37/42	28/28	23/23	67/74	29/29
1. 00	shi	23/23	24/24	42/42	26/28	23/23	74/74	29/29
正确拒绝率		0. 78~ 1. 0	0. 88~ 1. 0	0. 88~ 1. 0	0. 93~ 1. 0	0. 96~ 1. 0	0. 99~ 1. 0	1. 0~ 1. 0

表 1列出用线性规划法进行纹理识别的结果,主对角线上数据为正确识别率,分母表示待识别取样总数,分子为正确识别的个数。表中每一列(行),除主对角线上数据外,分子为正确拒绝的个数。例如采用 ric的权系数去识别 rex和 rix,它们的正确拒绝率分别为 18/23和 41/42。从表 1中数据可以得到平均正确识别率为 0. 94,平均正确拒绝率为 0. 92。实验数据表明,基于 MRF参数的纹理分类的线性规划法对航空影像纹理分类是有效果的,是一种切实可行的算法。

参 考 文 献

1 郑肇葆,周月琴.马尔可夫随机场的参数估计与影像纹理分类.测绘学报,1995, 24(1): 45~ 51

2 郑肇葆,黄桂兰.航空影像纹理分类的最小二乘法和问题的分析.测绘学报,25(2): 121~ 126

3 沈 清,汤 霖.模式识别导论.长沙: 国防科技大学出版社,1991.

4 郑肇葆.数学规划在测绘学中的应用.北京: 测绘出版社,1993.

A New Texture Recognition Method Based on MRF Parameters and Linear Programming

Zheng Zhaobao

(School of Information Engineering, WTUSM, 39 Luoyu Road, Wuhan, China, 430070)

Abstract In this paper, a new method based on MRF parameters and linear programming is proposed for airphoto texture recognition. The principle of this method and the main idea of Simplex Algorithm are introduced. The proposed method is used for seven kinds of typical texture images from airphotos. The experimetal results show that the mean ratio of correct recognition can be up to 94% and that of correct rejection can be up to 92%

Key words Markov random field; simplex algorithm; texture recognition