

MRF和GM模型高光谱图像地物标记

黄廷祝, 黄秀琴, 蒋泽云

(电子科技大学应用数学学院 成都 610054)

【摘要】利用马尔可夫随机场和高斯混合模型构造了一种对高光谱图像进行地物标记的新方法。该方法利用PCA降维后的高光谱图像及其差分图像的先验信息建立高光谱图像的随机模型,并把最大后验估计作为地物标记优化的评判标准,用模拟退火算法实现地物标记。实验结果显示该算法是一种精确、高效、稳定的图形标记算法。

关键词 高斯混合模型; 高光谱图像; 标记; 马尔可夫随机场
中图分类号 TP391 文献标识码 A

Hyperspectral Image Labeling Using MRF and GM Models

HUANG Ting-zhu, HUANG Xiu-qin, and JIANG Ze-yun

(School of Applied Mathematics, University of Electronic Science and Technology of China Chengdu 610054)

Abstract Based on Markov Random Fields (MRF) and Gaussian Mixture (GM) models, a new method to label surface features using hyperspectral imaging is presented. The dimension of the hyperspectral image is reduced by PCA, and the stochastic model is built based on prior of the dimension-reduced images and its difference images. Then the maximum posteriori is designed as the optimal criterion and the final labels are obtained by the simulated annealing algorithm. Experimental results show that this method is accurate, efficient and robust for surface features labeling.

Key words Gaussian mixture model (GMM); hyperspectral image; labeling; Markov random field

高光谱图像的精细光谱在目标的分类、识别、跟踪等方面都具有重要的研究和应用价值。本文讨论高光谱图像的有监督的地物标记问题,即给出图像中每一个像素的标记。这个标记是一个事先确定的类,如森林、河流、街道、建筑、农作物等。标记的结果就得到一个地物分类图。分类和标记在此含义相同。

马尔可夫随机场(Markov Random Field, MRF)的引入,使像素的空间相关性得到简单而有效地表达,从而形成一些重要的图像分类算法^[1-4],提高以往的分类效果。但这些算法认为高光谱图像是高斯分布的。这种假设不符合图像的统计性质。近年来的研究已表明高光谱图像拥有尖顶和重尾的非高斯特点^[1-4]。如何更好的刻画图像的非高斯性成为近年来关注的热点之一。文献[5]说明差分图像的引入可提高分类的性能,并用广义拉普拉斯密度(Generalized Laplacian density, GL density)函数刻画差分图像的非高斯性,得到较好的处理结果。然而在遥感图像中准确的选取一块具有完全同质的点的

区域是很困难的,且GL参数的求取需要较多的人工参与^[6-7],故算法适用性有限。

本文给出一种基于MRF和GM上的高光谱图像地物标记法。它采用高斯混合模型(Gaussian mixture model, GMM)拟合差分图像的非高斯性,并利用混合高斯的一个分量来刻画差分图像的能量,以提高系统的鲁棒性。

1 MRF中的标记问题

给图像中每个像素 s 分配一个标签的过程是从图像像素集 S 到标签集 L 的映射:

$$f: S \rightarrow L \quad (1)$$

标记结果 f 就是一个MRF的一次现实,由MRF性质^[8]有 $f(s)$ 的概率:

$$p(f(s) | f(r), r \neq s) = p(f(s) | f(r), r \in N_s) \quad (2)$$

式中 $s \in S, f(s) \in L, f(r) \in L; N_s$ 是像素 s 的邻域。如位于图像中第 i 行 j 列的像素 $s = (i, j)$ 的四邻域 N_s 定义为:

$$N_s = \{(i+1, j), (i-1, j), (i, j+1), (i, j-1)\}$$

收稿日期: 2007-04-22; 修回日期: 2008-01-25

基金项目: 国家自然科学基金(60375012)

作者简介: 黄廷祝(1964-), 男, 博士, 教授, 主要从事数值代数、矩阵分析及应用方面的研究。

给定图像 I ，相邻像素的光谱向量沿一定方向作差，得差分图像 dI 。利用图像及其差分图像提供的不同信息，采用下面的后验分布作为目标函数来优化标签：

$$\begin{aligned} \bar{f} &= \arg \max_f p(f|I, dI) = \\ & \arg \max_f \prod_{s \in S} p(f(s)|I_s, dI_s, f_r, r \in N_s) \end{aligned} \quad (3)$$

根据贝叶斯公式可导出：

$$\begin{aligned} p(f(s)|I_s, dI_s, f_r, r \in N_s) &\propto \\ p(I_s|f(s))p(dI_s|f(s))p(f(s)|f(r), r \in N_s) \end{aligned} \quad (4)$$

式中 $p(f(s)|f(r), r \in N_s)$ 是先验分布。

带有相同邻域结构的MRF和Gibbs随机场(GRF)是等价的^[9]，MRF的概率可以由Gibbs分布来描述：

$$p(f(s)|I_s, dI_s, f_r, r \in N_s) = \frac{1}{Z_s} \exp(-U_s(f(s))/T) \quad (5)$$

式中 $Z = \sum_{f \in F} \exp(-U(f)/T)$ 为配分函数； T 为温度控制参数； $U(f)$ 为能量函数。

式(3)可转化为：

$$\bar{f} = \arg \min_f (U_s(f)) \quad (6)$$

同时存在3个Gibbs能量 U_s^1 、 U_s^2 和 U_s^3 与式(4)中的 $p(I_s|f(s))$ 、 $p(dI_s|f(s))$ 和 $p(f(s)|f(r), r \in N_s)$ 相对应，有：

$$U_s(f) = U_s^1 + U_s^2 + U_s^3 \quad (7)$$

通过3个能量的相互平衡和互相制约，使总能量最小化，得到优化的标记结果。

2 图像统计模型

高光谱图像光谱波段数目众多，相关性强，首先用主成分分析方法(PCA)降低光谱向量的维数，然后对图像建立统计模型。

2.1 先验模型

根据地物自然属性，相邻点以高概率来自同一类，定义一个先验分布使空间相邻点倾向于有相同的标记。这个先验通常定义为^[5]：

$$U_s^1(a) = (4 - \sum_{r \in N_s} 1(a = f(r))) \quad a \in L \quad (8)$$

式中 $1(\cdot)$ 为指示函数； a 为点 s 的当前标签。

2.2 光谱向量模型

非参数核密度模型是一种常用的非高斯模型。它最大的优点是可以直接从训练样本数据对每类数据建立统计模型^[8]。设给定 d 维的样本为 $\{y_i | y_i = (y_{i1}, y_{i2}, \dots, y_{id})\}_{i=1,2,\dots,N}$ ，每一维取相同的核函数。本文取高斯核 $k(x) = (2\pi)^{-1/2} \exp(-x^2/2)$ 和一个适

当的窗宽 σ_j ，则光谱向量 $x = (x_1, x_2, \dots, x_d)$ 密度函数 $p(x)$ 的估计量为：

$$p(\hat{x}) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \prod_{j=1}^d \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_j} \exp(-(x_j - y_{ij})^2 / (2\sigma_j^2)) \quad (9)$$

式中 $\sigma_j = 1.06S_j N^{-1/5}$ ； S_j 是样本第 j 维数据的标准差^[10]。

如果用核密度估计出密度函数 $p(I_s|f(s))$ ，当点 s 的标签为 a 时，对应的Gibbs能量可写为：

$$U_s^3(a) = -\lg(p(I_s|f(s) = a)) \quad (10)$$

2.3 差分图像模型

一个波段下同属一个类的差分图像分量的灰度直方图具有重尾和显著的尖点。与该直方图相匹配的概率模型有Bessel和GL模型^[5]等。本文选用二分量的GM模型，原因将在试验结果分析部分阐述。

二分量GM概率密度函数为：

$$g(x) = w_1 p(x|\mu_1, \sigma_1) + w_2 p(x|\mu_2, \sigma_2) \quad (11)$$

式中 x 是某一类的一个像素在某一个波段的灰度值； $p(x|\mu_m, \sigma_m) = (\sqrt{2\pi}\sigma_m)^{-1} \exp(-(x - \mu_m)^2 / 2\sigma_m^2)$ 是高斯分量；参数 μ_m 、 σ_m 分别可看成是为高斯分量均值和标准差； $m=1,2$ ；分量权系数为 w_1 、 w_2 ， $w_1 + w_2 = 1$ 。用EM算法^[11]对参数 $\{w_1, w_2, \mu_1, \mu_2, \sigma_1, \sigma_2\}$ 进行估计，算法如下。

(1) 初始化参数 $\{w_m, \mu_m, \sigma_m\}_{m=1,2}$ ： μ_m 随机取两个样本值 x_i ； $w_m = 0.5$ ； σ_m 取样本方差为 $\sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^2 / (N - 1)$ ，其中， N 为样本数目。

(2) E-步：计算每个样本的响应度：

$$Q_{m,i} = w_m p(x_m | \mu_m, \sigma_m)$$

标准化后为：

$$R_{m,i}^{(t)} = \frac{Q_{m,i}^{(t)}}{Q_i^{(t)}} = \frac{w_m^{(t)} p(x_i | \mu_m^{(t)}, \sigma_m^{(t)})}{\sum_{m=1}^2 w_m^{(t)} p(x_i | \mu_m^{(t)}, \sigma_m^{(t)})}$$

(3) M-步：通过最大化 $R_{m,i}$ 获得新的参数为：

$$\{w_m, \mu_m, \sigma_m\}_{m=1,2}, \mu_m^{(t+1)} = \frac{1}{N w_m^{(t)}} \sum_{i=1}^N R_{m,i}^{(t)} x_i$$

$$\sigma_m^{(t+1)} = \frac{1}{N w_m^{(t)}} \sum_{i=1}^N R_{m,i}^{(t)} (x_i - \mu_m^{(t)})^2$$

图1是GM概率密度函数分别拟合水平与垂直差分数据的一个例子，图1a参数为 $w_1=0.9470$ 、 $\mu=0$ 、 $\sigma_1^2=2022$ 、 $\sigma_2^2=48$ ；图1b参数为 $w_1=0.7536$ 、 $\mu=0$ 、 $\sigma_1^2=19805$ 、 $\sigma_2^2=1966$ 。

下面定义 $p(dI_s|f(s))$ 所对应的Gibbs能量 U_s^2 。令 $w = \max\{w_1, w_2\}$ ，若像素点 s 的标签为 a 时，它的

能量可写为:

$$U_s^2(a) = \sum_{\lambda} \sum_{r \in N_s} [(w_{a,\lambda}(x_{r,s,\lambda} - \mu_{j,a,\lambda})^2 / (2\sigma_{j,a,\lambda}^2)) \times \mathbb{1}(a = f(r)) - \lg(\varepsilon) \mathbb{1}(a \neq f(r))] \quad (12)$$

式中 $w_{a,\lambda} = \max\{w_{1,a,\lambda}, w_{2,a,\lambda}\}$, 如果 $w_{a,\lambda} = w_{1,a,\lambda}$, 则 $j=1$, 否则, $j=2$; $\mathbb{1}(\cdot)$ 是指示函数; $x_{r,s,\lambda}$ 是波段 λ 下像素 r 与 s 的差分值; ε 是个很小的概率值。因为当用来计算差分的两相邻点的标签不同时, GM 密度不适用, 又由于它在整幅图像中出现的很少, 故根据经验取适当的 ε 代替 GM 密度。

现在, 与像素点 s 的标签为 a 的条件后验概率相联系的总能量为:

$$U_s(a) = U_s^1(a) + U_s^2(a) + U_s^3(a) \quad (13)$$

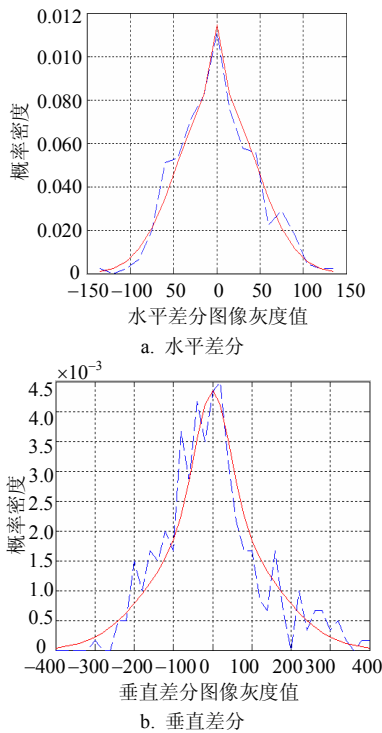


图1 两分量GM密度曲线(实线)拟合直方图(虚线)

3 地物标记

式(6)已说明, 地物标记问题为:

$$\bar{f} = \arg \min_f (U_s(f))$$

下面采用模拟退火算法解决这个优化问题, 它是常用的一个求解全局最优的方法。地物标记算法流程如图2所示。

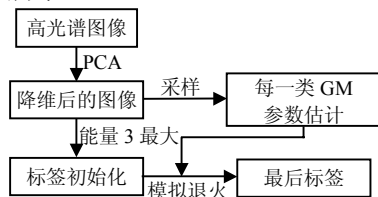


图2 算法流程图

算法步骤如下:

1) 初始化。(1) 用最大似然估计(MLE)初始化标签空间 $f(s) = \arg \min_{a \in L} U_s^3(a)$, 这样每一点都有了一个初始标签; (2) 选择初始温度参数 T 和迭代次数 K , 所选择的 K 要能使系统在迭代 K 次后处于平衡状态。

2) 从图像左上方到右下方估计点标签。对每个点 s 随机产生不同于它当前标签 q 的候选标签 l , 分别计算两者的总能量:

$$U_s(q) = U_s^1(q) + U_s^2(q) + U_s^3(q) \quad (14)$$

$$U_s(l) = U_s^1(l) + U_s^2(l) + U_s^3(l) \quad (15)$$

若 $U_s(l) < U_s(q)$, 则该点标签换成 l , 否则随机产生 $\eta \in (0,1)$; 若 $\exp((U_s(q) - U_s(l))/T_k) > \eta$, 则更换标签, 其中 $k \leq K$ 。

3) 降温。使 $T_{k+1} = 0.99T_k$, 重复步骤2), 直至 K 次, 总系统趋于平衡。

迭代中候选标签随机产生, 是否更换标签均取决于两个状态下能量的大小和随机产生的概率 η , 这样既可加快收敛速度又可避免陷入局部最优。

4 实验结果分析

某地块的10波段高光谱图片, 经PCA降维, 得3个主成分图像。其合成的伪彩色图包含森林、沙滩、河水、菜地、道路5类数据, 如图3a所示。初始化标签空间如图3b所示, 最后的标记结果如图4a所示, 它所用的第二能量 $U_s^2(a)$ 的表达式为式(12)。

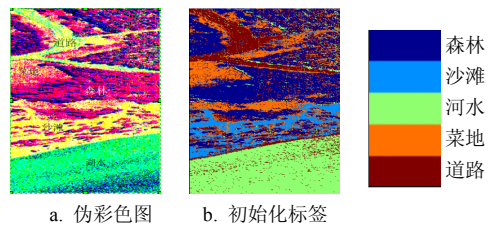


图3 预处理图与初始化的标签空间图

若第二能量 $U_s^2(a)$ 由两个高斯分量构造, 其表达式为:

$$U_s^2(a) = \sum_{\lambda} \sum_{r \in N_s} \left(\left(w_{1,a,\lambda} \left(\frac{x_{r,s,\lambda} - \mu_{1,a,\lambda}}{\sigma_{1,a,\lambda}^2} \right)^2 + w_{2,a,\lambda} \left(\frac{x_{r,s,\lambda} - \mu_{2,a,\lambda}}{\sigma_{2,a,\lambda}^2} \right)^2 \right) \times \mathbb{1}(a = f(r)) - \lg(\varepsilon) \times \mathbb{1}(a \neq f(r)) \right) \quad (16)$$

此时, 标记结果如图4b所示。

若第二能量 $U_s^2(a)$ 由GL构造, 其表达式为:

$$U_s^2(a) = \sum_{\lambda} \sum_{r \in N_s} (c_{a,\lambda} |x_{r,s,\lambda}|^{p_{a,\lambda}} \times 1(a = f(r)) - \log(\epsilon) \times 1(a \neq f(r))) \quad (17)$$

在此模型下, 标记结果如图4c所示。

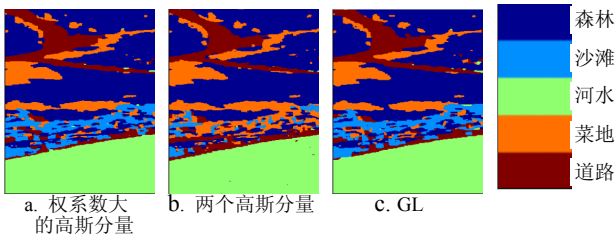


图4 在不同的能量构造下的标记结果

比较图4中的3个标记结果, 可明显看出图4b的效果最差, 很难将近似的类区分开, 特别是在沙滩区, 错误率明显增高。这是因为权系数小的高斯分量的引入相当于加入了噪声影响, 不仅增加了计算复杂度, 而且降低了分类性能。同一模型中, 能量方式与标记结果也是密切相关的。

图4a与图4c表明GL与GMM模型标记结果的差异主要在两类的边界处。在包含多类的沙滩区域差异较大, 通过观察可以看见, 这一地块主要包含沙滩和森林以及非常少量的菜地, 除了与河水接壤处, 几乎不包含道路。将该部分从原图中截取下来, 就可以用特定地块中标记为道路的块的多少和大小评判算法准确度的高低, 以利于讨论标记效果的好坏, 如图5所示。很显然, 标记为道路的块和像素在特定地块中越少, 标记结果就越准确。可以看到图5a中标记为道路的块的个数和像素点的个数都比图5b多, 尤其该在特定地块的右边, 两种方法标记结果的差别比较明显, GM比GL的效果要好些。

此外, 用GM构造的能量计算复杂度与GL的一样, 但其参数的获取比GL简单。求解GL参数需要直方图的值参与运算, 适当的直方图的组间距难于确定, 组间距不当会导致所求参数差异很大, 有时甚至无法求解, 确定恰当的间距是一个需要人工干预的费时的过程^[7], 而GM不存在这些问题。而且GL对初始点的采集要求较高, 若初始样本点采集不准确, GL分类的准确性就下降, 而采用GM模型, 其概率较大的分支可避免边缘点的影响, 提高了模型的鲁棒性。

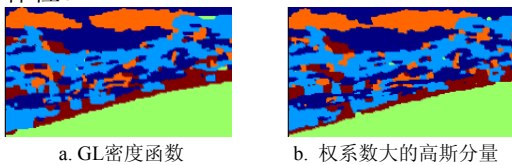


图5 用作标记效果比较的地块

由于自然图像经常无法得到其整幅图的真实标记图, 选取图像中能明显能被目视判断出其地物类

别的区域, 不改变同类像素间的相对空间位置, 重构一幅已知真实标记的图像(图6a), 对该图像标记, 将其标记精度作为衡量该算法效果的一个参考, 精度越高, 算法的可靠性越高。标记结果如图6b所示。误差如图6c所示, 图中白色是标记错误的点, 黑色是标记正确的部分。总体分类精度很高, 为99.66%。各地物类别中, 沙滩的生产者精度最低, 道路的使用者精度最低, 但也分别达到了98.33%和99.32%。

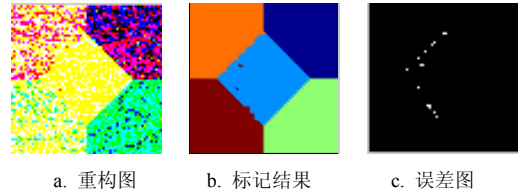


图6 标记重构图的试验结果

5 结论

本文的讨论和试验结果表明, 基于MRF和GMM模型融合了高光谱图像及其差分图像信息的地物标记方法是一种精确度高、简单、稳定的算法。

参 考 文 献

- [1] ZHANG Ming-Chuan, HARALIK R M. Multispectral image context classification using stochastic relaxation[J]. IEEE Trans SMC, 1990, 2(1): 128-140.
- [2] RELLER G, DESCOMBES X, FALZON F, et al. Texture feature analysis using a Gauss-Markov model in hyperspectral image classification[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2004, 42(7): 1543-1551.
- [3] TRAN T N, WEHRENS R, HOEKMAN D H, et al. Initialization of Markov random field clustering of large remote sensing images[J]. IEEE Trans on Geoscience and Remote Sensing, 2005, 43(8): 43, 1912-1919.
- [4] MARDEN D, MANOLAKIS D. Modeling hyperspectral imaging data[C]//Proceeding of SPIE. [S.l.]: SPIE Press, 2003, 5425: 558-572.
- [5] NEHER R, SRIVASTAVA A. A bayesian MRF framework for labeling terrain using hyperspectral imaging[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2005, 43(6): 1363-1374.
- [6] BUCCIGROSSI R W, SIMONCELLI E P. Image compression via joint statistical characterization in the wavelet domain[J]. IEEE Trans on Image Processing, Beijing: 1999, 8(12): 1688-1701.
- [7] SIMONCELLI E P, ADELSON E H. Noise removal via Bayesian wavelet coring[C]// IEEE International Conference on Image Processing. Switzerland: [s.n], 1996: 379-382.
- [8] ELGAMMAL A, DURAISWAMI R, HARWOOD D, et al. Background and fore ground modeling using nonparametric kernel density estimation for visual surveillance[J]. Proceedings of the IEEE, 2002, 90(7): 1151-1164.
- [9] LI S Z. Markov random field modeling in image analysis[M]. 2nd, Tokyo: Springer, 2001: 8-16.

(下转第781页)

- Engineering, 1999, 15(20): 168-173.
- [7] 杜慷慨, 林志勇, 吴季怀. 苯乙烯与蒙脱土的接枝反应[J]. 塑料工业, 2001, 29(1): 21-22.
Du Kang-kai, Lin Zhi-yong, WU Ji-huai. Study of styrene graft polymerized on montmorillonite[J]. China Plastics Industry, 2001, 29(1): 21-22.
- [8] 施 凯. 短切碳纤维表面改性及其增强聚四氟乙烯复合材料性能的研究[J]. 新型炭材料, 1999, 14(1): 26-31.
SHI Kai. Research on the modification of chopped carbon fibre and preparation of CF₄ reinforced PTFE composite[J]. New Carbon Materials, 1999, 14(1): 26-31.
- [9] 耿秀娟, 封禄田, 杨海霞. 石蜡熔融接枝苯乙烯的研究[J]. 沈阳化工学院学报, 2003, 17(2): 102-105.
GENG Xiu-juan, FENG Lu-tian, YANG Hai-xia. Study on melt grafting of styrene onto paraffin waxes[J]. Journal of Shenyang Institute of Chemical Technology, 2003, 17(2): 102-105.
- [10] WU L Z, DING J, JIANG H B, et al. Particle size influence to the microwave properties of iron based magnetic particulate composites[J]. Magn Magn Mater, 2005, 285: 233-236.

编辑 张俊

(上接第723页)

- [8] 郑立岗, 吕幼新, 向敬成, 等. PCM/FM遥测系统中用于去除多普勒频率和载波频偏的新方法[J]. 信号处理, 2004, 20(3): 236-240.
ZHENG Li-gang, LÜ You-xin, XIANG Jin-cheng, et al. A new technique to remove Doppler frequency and carrier frequency bias in PCM/FM telemetry system[J]. Signal Processing, 2004, 20(3): 236-240.
- [9] 李 政, 杨建宇, 郑立岗. 高效数字检波的自动增益控制环路研究[J]. 电子科技大学学报, 2005, 34(6): 316-318.
LI Zheng, YANG Jian-yu, ZHENG Li-gang. Research on automatic gain control loop based on digital demodulation[J]. Journal of University of Electronic Science and Technology of China, 2005, 34(6): 316-318.
- [10] SHAYAN Y R, LE-NGOC T. All digital phase-locked loop: concepts, design and applications[J]. IEE Proceedings, 1989, 136(1): 53-56.

编辑 黄莘

(上接第745页)

- [10] 方积乾, 陆 盈. 现代医学统计学[M]. 北京: 人民卫生出版社, 2002: 577-602.
FANG Ji-qian, LU Ying. Modern medical statistic[M]. Beijing: Peoples Medical Publishing House, 2002.
- [11] 余 鹏, 封举富. 基于高斯混合模型的纹理图像分割[J]. 中国图象图形学报, 2005, 10(3): 281-285.
YU Peng, Feng Ju-fu. Texture image segmentation based on Gaussian mixture models[J]. Journal of Image and Graphics, 2005, 10(3): 281-285.

编辑 熊思亮

• 科研成果专利介绍 •

双倒筒靶结合基片双轴旋转的镀膜装置

双倒筒靶结合基片双轴旋转的镀膜装置由转动驱动轴、基片导轨以及基片构成, 还包括: 圆筒形靶材、圆筒形热屏蔽层和由多根加热丝围成的圆筒形加热器。装置制备大面积双面薄膜, 在保证大面积双面薄膜的均匀性和两面一致性的同时, 提高了溅射镀膜的沉积速率, 从而提高了大面积双面薄膜的生产效率, 而且随着成膜时间的缩短, 基片与薄膜间的互扩散问题也得到缓解。