

文章编号:1001-9014(2009)03-0207-05

基于花期果树冠层光谱反射率的果树树种辨识研究

邢东兴^{1,2}, 常庆瑞¹

(1. 西北农林科技大学 资源环境学院, 陕西 杨陵 712100;

2. 咸阳师范学院 资源环境系, 陕西 咸阳 712000)

摘要: 利用冠层光谱反射率数据(R_λ), 对处于开花期的 7 种果树的树种进行了辨识研究. 通过光谱数据重采样、植被指数求算等相关数据处理, 比较了 6 种卫星传感器与 4 种植被指数对果树树种的辨识效能, 并在优选数据形式、优化模型参数的基础上, 建立了辨识果树树种的 BP 神经网络模型. 主要结论为: (1) 6 种卫星传感器辨识果树树种的效能由强到弱的排列顺序为: MODIS、ETM+、QUICKBIRD、IKONOS、HRG、ASTER; (2) 在 4 种植被指数中, RVI 对果树树种的辨识效能最强, 其次是 NDVI, SAVI 与 DVI 的辨识效能相对较弱; (3) 用 MODIS 或 ETM+ 传感器的近红外通道与蓝光通道上的反射率数据, 求算的 RVI 与 NDVI 对果树树种的辨识效能相对较强; (4) 在 R_λ 及其 22 种变换数据中, 波长间隔设为 9nm 的 $d^1[\log(1/R_\lambda)]$, 是建立 BP 神经网络模型的首选数据形式.

关键词: 高光谱遥感; 光谱分析; 植被指数; BP 神经网络模型; 果树树种辨识

中图分类号: TP79 **文献标识码:** A

IDENTIFICATION OF SPECIES OF FRUIT TREES BASED ON THE SPECTRAL REFLECTANCE OF CANOPIES OF FRUIT TREES DURING FLOWERING PERIOD

XING Dong-Xing^{1,2}, CHANG Qing-Rui¹

(1. College of Environment and Resources, Northwest A& F University; Yangling 712100, China;

2. Department of Resources and Environment, Xianyang Normal College, Xianyang 712000, China)

Abstract: By using the spectral reflectance data (R_λ) of canopies, seven species of fruit trees were identified during flowering period. Firstly, the identification capacity of six kinds of satellite sensors and four kinds of vegetation index was compared on the basis of resampling the spectral data for six kinds of pre-defined filter function and calculating vegetation index. Then, a BP neural network model for identifying seven species of fruit trees was established on the basis of choosing the best transformation of R_λ and optimizing the model parameters. The main conclusions are as follows: (1) the order of the identification capacity of six kinds of satellite sensors from power to weak is: MODIS, ETM+, QUICKBIRD, IKONOS, HRG, ASTER, (2) among four kinds of vegetation index, the identification capacity of RVI is the most powerful, next is NDVI, and the identification capacity of SAVI or DVI is relatively weak, (3) the identification capacities of RVI and NDVI that are calculated with the reflectances of near-infrared and blue channels of ETM+ or MODIS sensor are relatively powerful, (4) among R_λ and its 22 kinds of transformation data, $d^1[\log(1/R_\lambda)]$ (derivative gap is set as 9 nm) is the best transformation for setting up BP neural network model.

Key words: hyperspectral remote sensing; spectral analysis; vegetation index; BP neural network model; identification of species of fruit trees

引言

由于评判果树的生物理化性状的优劣、盈缺等属性与果树的树种密不可分^[1], 因而, 在未来的精准果业生产中, 遥感技术必先要准确地提供大面积

果区内的树种组成信息, 在此基础上, 才能有效地开展各种后续工作, 否则, 将会导致张冠李戴、盈缺误判等一系列的不良后果.

利用遥感技术如何对多种果树树种进行准确辨识? 直到目前, 在遥感应用研究领域, 仍较少有人对

收稿日期: 2008-11-15, 修回日期: 2009-01-15

基金项目: 国家自然科学基金项目(30571527)

作者简介: 邢东兴(1969-), 男, 陕西礼泉人, 咸阳师范学院资城系讲师, 在读博士生, 主要从事精准农业与高光谱遥感技术应用研究.

Received date: 2008-11-15, revised date: 2009-01-15

此问题进行过专门的研究. 鉴于这一问题尚待答复, 并考虑到开花期可能是遥感辨识果树树种的最佳时段, 于是笔者开展了此项研究, 以期探寻利用地面光谱测试数据对多种果树树种进行有效辨识的方法与途径, 并为我国今后利用机载、星载高(超)光谱传感器技术开展精准果业生产做理论准备.

1 数据获取

1.1 测试样本

研究将光谱测试地点选择在礼泉县的石潭镇. 该镇果业发展较早, 果树栽植面积较大, 果树树种多样. 在进行光谱测试之前, 通过走访调查与对比筛选, 最终确定了分属于 7 种果树与 70 处果园的 350 株(即: 7 种 \times 10 处/种 \times 5 株/处 = 350 株)开花果树做为测试对象. 这 7 种果树分别是: 秦冠苹果、红嘎那苹果、黄元帅苹果、红富士苹果、砂红桃、酥梨、金太阳杏(对它们的编码依次为 1~7). 它们的树龄为 8~10 年, 树型是在同一种类的果树中面积占优的树型.

在确定了测试对象之后, 又利用直尺、圆规等工具, 分别对 350 株果树中的每一株果树, 在其不同方位的主枝上, 选取直径、花束倾角、花面积指数、距离主杆长度等相同或相近的 3~4 处圆形区域, 并用黑色细线标示其中心位置, 以供随后的测试之用.

1.2 测试方法

光谱测试仪器为美国 ASD 公司出产的 Field-Spec HandHeld(325~1075nm)型光谱辐射计, 其光谱采样间隔约为 1.5nm, 波长范围为 325~1075nm, 光谱分辨率为 3.5nm@700nm. 光谱测试的环境条件为: 晴天无云、空气湿度小、微风. 光谱测试时间为每天的 11~13h. 在测试时, 采用视场角为 10° 的探头, 探头向下垂直照射, 探头与测试目标的垂直距离控制在 1.3m 左右, 光谱采样以 10 个光谱为一采样光谱, 每次记录 10 个光谱, 然后取其平均值. 在测试过程中, 每隔 10min 对仪器进行一次优化与校正.

2 数据处理

2.1 光谱数据预处理

在剔除异常光谱曲线的的基础上, 对其它光谱曲线进行了平均、平滑处理, 并考虑到因系统误差致使光谱曲线首尾两端噪音较大, 而截取 400~900nm 的波长范围用于随后的处理分析^[2,3].

2.2 光谱数据重采样与 6 种卫星传感器辨识果树树种的效能比较

为了比较 ETM+、MODIS、ASTER、QUICK-BIRD、IKONOS、HRG 6 种卫星传感器对果树树种的辨识效能, 利用 ENVI 软件以 6 种不同的预定义滤波函数, 分别对光谱数据进行了重采样. 随后, 对 7 种果树在每一种卫星传感器的每一相关通道上的反射率数值求算了标准差, 并用其求算结果对 6 种卫星传感器的辨识效能进行了对比分析.

2.3 植被指数求算及其辨识果树树种的效能比较

为了比较常用的比值植被指数(RVI)、归一化植被指数(NDVI)、差值植被指数(DVI)以及土壤调节植被指数(SAVI)对果树树种的辨识效能, 在光谱数据重采样的基础上, 利用各传感器的有关通道上的反射率数据, 分别对每一种果树的 4 种植被指数进行了求算(在求算每一种植被指数时, 分两种方式进行, 一种方式是利用近红外通道与红光通道上的反射率数据(简记: R_{NIR} 与 R_{Red})进行求算, 另一种方式是利用近红外通道与蓝光或绿光通道上的反射率(简记: R_{NIR} 与 R_{Blue} 或 R_{Green})进行求算(具体计算方式见表 2), 并对每一求算方式的每一种植被指数内的 7 个数值(对应于 7 种果树)的标准差进行了计算. 在此基础上, 对比分析了两种植被指数求算方式及其所求得的各种植被指数的辨识效能.

2.4 光谱数据形式优选与 BP 神经网络模型建立

为了在 R_λ 及其变式数据中, 优选出一种辨识精度相对较高的数据形式, 来建立更为有效的 BP 神经网络模型, 以用于辨识上述 7 种果树, 利用 ASD ViewSpec Pro 等软件, 对 R_λ 进行了如下 22 种的数据变换: 倒数($1/R_\lambda$)、倒数的对数($\log(1/R_\lambda)$)、一阶微分($d^1 R_\lambda$, 波长间隔分别取 3、5、7、9、11、15、17、19、25nm)、倒数的对数的一阶微分($d^1[\log(1/R_\lambda)]$, 所取波长间隔同上)、归一化变换($N(R_\lambda)$)、归一化变换后的倒数的对数变化($\log(1/N(R_\lambda))$)^[4]. 随后, 利用 BP 神经网络模型分别对各种数据形式的辨识精度进行了测试并予以对比分析. 在测试每一种数据形式的辨识精度时, 对网络中的各个变量与相关参数的选设情况如下: 在对应于每一种果树的波谱中, 先随机抽取 25 条做为建模集, 后随机抽取 5 条做为预测集, 并在它们的波谱中, 通过对比分析, 选出对应于 20 个特征波长的 20 组数据(每组内的 7 个数据相互间差异较大)做为 BP 神经网络的输入变量, 以 7 种果树的编码(1~7 的 7 个整数)做为 BP 神经网络的输出变量, 各模型参数分别设为某一定值. 最后, 选出了辨识精度最高的数据形式, 并用其建立了辨识果树树种的 BP 神经网络.

络模型.

3 结果与分析

3.1 7 种果树的反射光谱特征

7 种果树的反射波谱见图 1. 从图 1 可见,在整个波段区间,7 种果树的反射波谱形态相互间存在着较大的差异,酥梨的反射波谱略显平直,秦冠苹果、黄元帅苹果、砂红桃与金太阳杏的反射波谱形态各具特点,差异明显,红嘎那与红富士苹果的反射波谱形态略为相似,但反射率的大小有别. 形成上述差异的主要原因是由于各种果树花朵的颜色不同.

3.2 6 种卫星传感器辨识果树树种的效能比较

通过相关数据处理,分别求出了 7 种果树在每一种传感器的每一相关通道(其各自对应的光谱区间见表 1)上的反射率的标准差(见表 2). 从表 2 可见,同种传感器的不同通道,各自对应的反射率的标准差大小不同,近红外通道对应的数值最大,其次是蓝光或绿光通道,红光通道对应的数值最小;6 种传感器波段设置相近的通道,各自对应的反射率的标准差大小也不相同. 这表明不同卫星传感器对果树树种的辨识效能强弱有别,从综合分析各传感器的各通道的辨识效能来看,6 种卫星传感器的辨识效能由强到弱的排列顺序为:MODIS、ETM +、QUICK-BIRD、IKONOS、HRG、ASTER.

3.3 4 种植被指数辨识果树树种的效能比较

通过相关数据处理,分别求出了对应于每一种卫星传感器的用两种求算方式求算的每一种植被指数的标准差(见表 3). 从表 3 可见,对应于每种传感

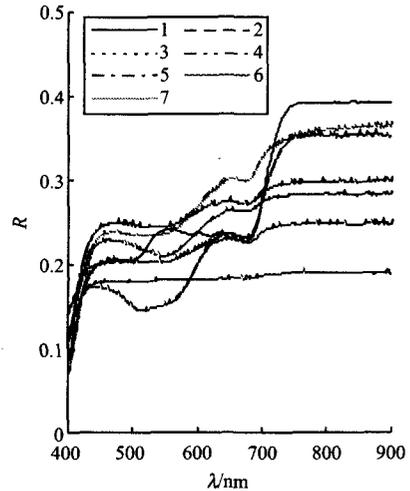


图 1 7 种果树的反射波谱
Fig1 The reflectance spectra of seven species of fruit trees

器的用两种求算方式求算的同一种植被指数的标准差大小都不相等,而且总是用 R_{NIR} 与 R_{Red} 求算的标准差小于用 R_{NIR} 与 R_{Blue} 或 R_{Green} 所求算的标准差,这表明用 R_{NIR} 与 R_{Blue} 或 R_{Green} 所求算的植被指数对果树树种的辨识效能强于用 R_{NIR} 与 R_{Red} 所求算的植被指数;在对应于每一种卫星传感器的用 R_{NIR} 与 R_{Blue} 或 R_{Green} 所求算的植被指数的标准差中,RVI 的标准差均为最大值,NDVI 的标准差居于第二,SAVI 与 DVI 的标准差相对较小. 这表明在 4 种植被指数中,RVI 对果树树种的辨识效能最强,其次是 NDVI,SAVI 与 DVI 的辨识效能相对较弱;从表 3 还可以看出,在用 R_{NIR} 与 R_{Blue} 或 R_{Green} 所求算的 6 个 RVI 的标

表 1 6 种传感器相应通道对应的光谱范围

Table 1 The spectral range of the corresponding channels of six kinds of satellite sensors

	CH1 (μm)	CH2 (μm)	CH3 (μm)	CH4 (μm)	CH16 (μm)	CH15 (μm)
HRG	0.49 ~ 0.61	0.61 ~ 0.68	0.78 ~ 0.89			
ASTER	0.52 ~ 0.60	0.63 ~ 0.69	0.76 ~ 0.86			
ETM +	0.45 ~ 0.52	0.52 ~ 0.60	0.63 ~ 0.69	0.76 ~ 0.90		
QUICKBIRD	0.45 ~ 0.52	0.52 ~ 0.60	0.63 ~ 0.69	0.76 ~ 0.90		
IKONOS	0.45 ~ 0.52	0.52 ~ 0.60	0.63 ~ 0.69	0.76 ~ 0.90		
MODIS	0.62 ~ 0.67	0.841 ~ 0.876	0.459 ~ 0.479	0.545 ~ 0.565	0.862 ~ 0.877	0.743 ~ 0.753

表 2 7 种果树在 6 种传感器相应通道上的反射率的标准差

Table 2 The standard deviations of reflectance of seven species of fruit trees on the corresponding channels of six kinds of satellite sensors

	CH1	CH2	CH3	CH4	CH16	CH15
HRG	0.02693	0.021762	0.057641			
ASTER	0.026423	0.022177	0.056232			
ETM +	0.051756	0.026432	0.022852	0.057388		
QUICKBIRD	0.049325	0.026296	0.021404	0.05456		
IKONOS	0.046055	0.025743	0.021881	0.054434		
MODIS	0.021616	0.058199	0.05809	0.030273	0.058183	0.050275

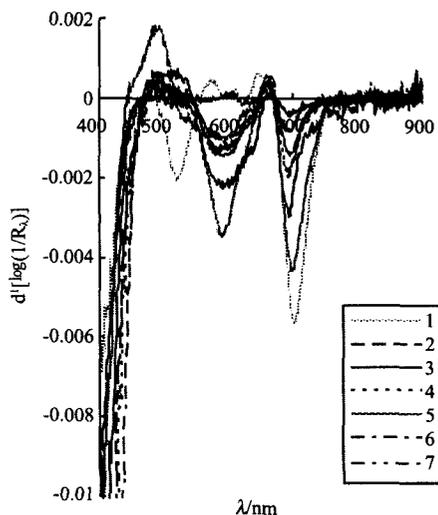


图2 7种果树的 $d^1[\log(1/R_\lambda)]$ (波长间隔设为9nm) 变换波谱

Fig.2 The spectra of $d^1[\log(1/R_\lambda)]$ (derivative gap is set as 9 nm) of seven species of fruit trees

准差中,对应于 MODIS (CH2, CH3) 的数值最大,在用 R_{NIR} 与 R_{Blue} 或 R_{Green} 所求算的6个 NDVI 的标准差中,对应于 ETM+ 的数值最大. 这表明用 MODIS 或 ETM+ 传感器的 R_{NIR} 与 R_{Blue} 所求算的 RVI 与 NDVI 对果树树种的辨识效能相对较强.

3.4 辨识果树树种的 BP 神经网络模型建立^[5-7]

通过相关数据处理,分别求出了 R_λ 及其 22 种变换数据形式对果树树种辨识的精度. 在表 4 中,仅列出了几个代表性的数据形式 (其中包含辨识精度最高与次高的数据形式) 以及它们各自的辨识精度. 从表 4 可见,对果树树种辨识精度最高的数据形式是波长间隔设为 9nm 的 $d^1[\log(1/R_\lambda)]$ (波型特征见图 2),

其辨识精度高达 85.6%, 波长间隔设为 9nm 的 $d^1(R_\lambda)$ 的辨识精度居于第二位,而 R_λ 的辨识精度相对较低,其值仅为 74.8%. 由此可见,一阶微分波谱对果树树种的辨识精度相对较高,而其中的 $d^1[\log(1/R_\lambda)]$ 数据形式对果树树种的辨识精度更高,在建立辨识果树树种的 BP 神经网络模型时,首选的数据形式是波长间隔设为 9nm 的 $d^1[\log(1/R_\lambda)]$.

在建模时,采用的数据形式、网络中的各个变量以及相关参数的选设情况如下,采用的数据形式:波长间隔设为 9nm 的 $d^1[\log(1/R_\lambda)]$; 建模集与预测集:在对应于每一种果树的 50 条变换波谱中,先随机抽取 25 条做为建模集,后随机抽取 5 条做为预测集;网络中的输入变量:将 420 ~ 430nm、580 ~ 590nm、690 ~ 705nm 三个波段区间做为采样区间,对所有建模集与预测集进行采样,所采数据做为 BP 神经网络的输入变量 (这 3 个采样区间是通过对比分析而筛选的,其内共有 38 处采样点);网络中的输出变量:7 种果树的编码,1 ~ 7 的 7 个整数;网络输入层节点数:38,输出层节点数:1,允许误差:0.00001,最小训练速率:0.1,动态参数:0.6,参数 SIGMOID:0.9,训练迭代次数:1000.

在建模过程中,主要是通过不断地调整隐含层的节点数来优化模型结构,直到建模集的拟合残差为最小值. 在重复上述建模过程三次的基础上,最后得出最优的网络结构为 38 (输入) - 27 (隐含) - 1 (输出) 3 层 BP 神经网络模型. 该模型对 7 种果树辨识的准确率 (即预测值偏差在某一值域内的样本个数占样本总数的百分比,预测值偏差的值域分别设为 ± 0.15 、 ± 0.3 、 ± 0.45 .) 见表 5. 从表 5 可见,该模型对果树树种的辨识准确率较高,当预测值偏差

表3 利用不同传感器的有关通道上的反射率数据求得的 7 种果树的每一种植被指数的标准差

Table 3 The standard deviations of each kind of vegetation index of seven species of fruit trees calculated with reflectances of related channels of different satellite sensors

		DVI	RVI	NDVI	SAVI
HRG	(CH3, CH2)	0.054394	0.233101	0.087711	0.068069
	(CH3, CH1)	0.060039	0.358294*	0.106973	0.084343
ASTER	(CH3, CH2)	0.053220	0.228687	0.086414	0.071462
	(CH3, CH1)	0.058416	0.341056	0.103715	0.081970
ETM+	(CH4, CH3)	0.055036	0.239414	0.089615	0.073982
	(CH4, CH1)	0.077276	0.897214	0.177686	0.121728
QUICKBIRD	(CH4, CH3)	0.051290	0.220678	0.083823	0.065110
	(CH4, CH1)	0.073370	0.770765	0.167125	0.073731
IKONOS	(CH4, CH3)	0.048531	0.202414	0.079417	0.065396
	(CH4, CH1)	0.063398	0.616058	0.143844	0.078416
MODIS	(CH2, CH1)	0.050887	0.468273	0.128469	0.066640
	(CH2, CH15)	0.015218	0.060718	0.028029	0.018908
	(CH2, CH3)	0.080994	1.281201	0.137731	0.130171

表 4 不同数据形式的辨识精度

Table 4 Identification accuracy of different transformations of R_λ

数据形式 transformations of R_λ	R_λ	$\log(1/R_\lambda)$	$d^1[\log(1/R_\lambda)]$ (波长间隔为 9nm)	
辨识精度 Identification accuracy	74.8%	60.5%	85.6%	
数据形式 transformations of R_λ	$1/R_\lambda$	$N(R_\lambda)$	$\log[1/N(R_\lambda)]$	$d^1(R_\lambda)$ (波长间隔为 9nm)
辨识精度 Identification accuracy	73.5%	78.7%	70.1%	82.3%

表 5 7 种果树的辨识准确率

Table 5 Identification results for unknown samples by BP model

树种编码	1	2	3	4	5	6	7
辨识准确率(±0.15) (Accuracy rate)	100%	60%	80%	80%	100%	100%	100%
辨识准确率(±0.30) (Accuracy rate)	100%	80%	80%	100%	100%	100%	100%
辨识准确率(±0.45) (Accuracy rate)	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%

的值域设为 ±0.15 时,有 6 种果树的辨识准确率均在 80% 以上,仅有红嘎那苹果树(编码为 2)的辨识准确率较低,为 60%,7 种果树总的辨识准确率为 88.5%。当预测值偏差的值域设为 ±0.3 或 ±0.45 时,7 种果树总的辨识准确率为 94.3% 或 100%。

4 结论

通过上述分析,得出了以下结论:(1)6 种卫星传感器辨识果树树种的效能由强到弱的排列顺序为:MODIS、ETM+、QUICKBIRD、IKONOS、HRG、ASTER;(2)在 4 种植被指数中,RVI 对果树树种的辨识效能最强,其次是 NDVI,SAVI 与 DVI 的辨识效能相对较弱;(3)用 MODIS 或 ETM+ 传感器的近红外通道与蓝光通道上的反射率数据,求算的 RVI 与

NDVI 对果树树种的辨识效能相对较强;(4)在 R_λ 及其 22 种变换数据中,波长间隔设为 9nm 的 $d^1[\log(1/R_\lambda)]$,是建立 BP 神经网络模型的首选数据形式;(5)网络结构为 38(输入)-27(隐含)-1(输出)的 3 层 BP 神经网络模型对果树树种的辨识精度较高。

REFERENCES

[1] AN Gui-Yang. Apple leaf nutrient content of the standard and its impact factors [D]. Shaanxi yangling: Northwest Agriculture and Forestry University(安贵阳. 苹果叶营养元素含量的标准值及其影响因素研究. 陕西 杨凌:西北农林科技大学),2004.

[2] SHAO Yong-Ni, HE Yong. Method for predicting acidity of bayberry juice by using vis/near infrared spectra[J]. *J. Infrared Millim. Waves*(邵咏妮,何勇. 可见/近红外光谱预测杨梅汁酸度的方法研究. *红外与毫米波学报*), 2006, **25**(6):478—480.

[3] Malthus T J, Maderia A C. spectral reflectance of field bean leaves infected by botrytis fabae [J]. *Remote Sens. Environ*, 1993, **45**:107—116.

[4] GONG Peng, PU Rui-Liang, YU Bin. Conifer species recognition with seasonal hyperspectral data [J]. *Journal of Remote Sensing*(宫鹏,浦瑞良,郁彬. 不同季相针叶树种高光谱数据识别分析. *遥感学报*), 1998, **2**(3):211—217.

[5] ZHAO Chen, QU Hai-Bin, CHENG Yi-Yu. A new approach to the fast measurement of content of amino acids in cordyceps sinensis by ANN-NIR [J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*(赵琛,瞿海斌,程翼宇. 虫草氨基酸的人工神经网络-近红外光谱快速测定方法. *光谱学与光谱分析*), 2004, **24**(1):50—53.

[6] WU Yan, WAN Wei. Method on designing and training of artificial neural network based on genetic algorithm [J]. *J. Infrared Millim Waves*(武妍,王伟. 基于遗传算法设计和训练人工神经网络的方法. *红外与毫米波学报*), 2007, **26**(1):65—68.

[7] SHAO Yong-Ni, CAO Fang, HE Yong. Discrimination years of rough rice by using visible/near infrared spectroscopy based on independent component analysis and BP neural network [J]. *J. Infrared Millim. Waves*(邵咏妮,曹芳,何勇. 基于独立组分分析和 BP 神经网络的可见/近红外光谱稻谷年份的鉴别. *红外与毫米波学报*), 2007, **26**(6):433—436.

(上接 203 页)

[3] SHEN Tao, SONG Jian-She. Research on test and effectiveness evaluation of smoke interference [J]. *J. Infrared Millim. Waves*(沈涛,宋建社. 烟雾干扰的效果评价方法与测试研究. *红外与毫米波学报*), 2007, **26**(2):157—160.

[4] ZHAO Xun-jie, CHEN Jing. Spectral and polarization characteristics of random orientation of dipole scatters [J]. *ACTA electronica sinica*(赵勋杰,陈静. 随机取向偶极子云的频谱和极化特性. *电子学报*), 1991, **19**(2):113—116.

[5] Ioannidis C A. Model for spectral and polarization characteristics of chaff [J]. *IEEE Trans on AES*, 1979, **5**(5):723—726.

[6] Wong J L, Reed I S, Kaprielian Z A. A model for the radar

echo from a random collection of rotating dipole scatterers [J]. *IEEE on AES*, 1967, **3**(2):171—178.

[7] Marcus S W. Dynamics and radar cross section density of chaff clouds [J]. *IEEE Trans on AES*, 2004, **40**(1):93—102.

[8] Chaff aerodynamics. ADA019 525

[9] LI Jin-Liang, WANG Xue-Song, LI Yong-Zhen. Polarization characteristics of Gaussian oriented chaff clouds [J]. *Chinese journal of radio science*(李金梁,王雪松,李永祯. 正态空间取向箔条云的极化特性. *电波科学学报*), 2008, **23**(3):389—395.