

缓解奶牛热应激的喷淋水滴特性试验

丁涛¹ 宏帅^{1,2} 施正香^{1,3} 方露梦^{1,2} 孙宝玺^{1,2} 张弛也^{1,2}

(1. 中国农业大学水利与土木工程学院, 北京 100083; 2. 北京市供水管网与安全节能中心, 北京 100083;
3. 农业部设施农业工程重点实验室, 北京 100083)

摘要: 夏季高温造成奶牛热应激, 物理降温以蒸发散热缓解奶牛高温, 其中喷淋降温系统是我国常用的降温方法。利用激光雨滴谱仪(LPM)对6种不同标准扇形喷嘴(9010、9030、9060、9080、90100、90120)在0.15、0.20、0.25 MPa工作压力下进行了测试, 计算分析了6种喷嘴在不同工作压力下水滴粒径的分布, 研究了水滴粒径与喷淋流量、单个水滴动能、喷淋强度的关系。结果表明: 水滴粒径分布呈正态分布模型, 不同工作压力(0.15、0.20、0.25 MPa), 所测6种不同型号的喷嘴水滴平均粒径为0.475~1.210 mm; 水滴粒径与喷淋流量呈线性关系($R^2 > 0.96$); 9010、9030型号喷嘴在小水滴粒径0.125~0.250 mm范围内占有10%~20%的比例, 易雾化飘移, 不适合奶牛蒸发降温; 不同工作压力下单个水滴动能随水滴粒径的增大而增大, 呈幂函数关系($R^2 > 0.96$); 喷嘴的平均喷淋强度和平均水滴粒径呈指数关系($R^2 > 0.96$), 平均喷淋强度均大于72 mm/h。试验得出水滴平均粒径0.801 mm(9060)、0.914 mm(9080)、1.047 mm(90100)、1.210 mm(90120)将仿真奶牛从39.3℃降温至37℃所用时间平均值为85、75、48、30 s。

关键词: 奶牛; 热应激; 喷淋降温; 水滴分布; 水滴动能; 喷淋强度

中图分类号: S817.3; S852.2 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2016)07-0323-09

Experiment on Droplet Characteristics of Spray Cooling to
Relieve Cows Heat-stress

Ding Tao¹ Hong Shuai^{1,2} Shi Zhengxiang^{1,3} Fang Lumeng^{1,2} Sun Baoxi^{1,2} Zhang Chiye^{1,2}

(1. College of Water Resources and Civil Engineering, China Agricultural University, Beijing 100083, China
2. Beijing Engineering Research Center of Safety and Energy Saving Technology for Water Supply Network System, Beijing 100083, China
3. Key Laboratory of Agricultural Engineering in Structure and Environment, Beijing 100083, China)

Abstract: The high temperature in summer causes heat stress in dairy cows, spray cooling system is one of the most effective physical cooling technologies that is widely used in practice. The laser precipitation monitor (LPM) was used to measure droplet size, droplet velocity and intensity. Six kinds of standard fan-shaped nozzles (9010, 9030, 9060, 9080, 90100, 90120) were measured with LPM under 0.15 MPa, 0.20 MPa, 0.25 MPa pressures, the droplet distribution, the relationship of droplet diameter and spray flow, single droplet kinetic energy, spray intensity was analyzed. The results show that: the droplet distribution normally distributed model and average droplet diameter are ranged from 0.475 mm to 1.210 mm under 0.15 MPa, 0.20 MPa, 0.25 MPa pressures of six different nozzles. Droplet diameter has a linear relation with spray flow ($R^2 > 0.96$). 15%~20% of droplet diameters within 0.125~0.250 mm were sprayed by nozzles of 9010 and 9030 type, which make it easy to drift but not suitable for cows evaporative cooling. The single droplet kinetic energy along with the water droplets was increased with the increase of droplet diameter under three different working pressures, showing a power relationship ($R^2 > 0.96$). The mean nozzle spray intensity and mean droplet diameter show an

收稿日期: 2016-03-07 修回日期: 2016-05-12

基金项目: 国家自然科学基金项目(31402115)、国家奶牛产业技术体系项目(CARS-37)、中央高校基本科研业务费专项(92015SYL001)和国家级大学生创新计划项目(2014610019072)

作者简介: 丁涛(1974—), 女, 副教授, 博士, 主要从事流体动力学和农业生物环境研究, E-mail: dingtao@cau.edu.cn

exponential relationship ($R^2 > 0.96$). The average intensities of spray were all greater than 72 mm/h, which satisfied the purpose of cows spray cooling system. The experiment concluded that the average drop particle diameter are 0.801 mm (9060), 0.914 mm (9080), 1.047 mm (90100) and 1.210 mm (90120), which could cool cow from 39.3℃ to 37℃, using 85 s, 75 s, 48 s and 30 s, respectively.

Key words: dairy cow; heat stress; spray cooling; droplet distribution; droplet kinetic energy; spray intensity

引言

夏季造成的奶牛热应激会导致奶牛采食量、产奶量下降,进而影响奶牛的生理健康以及生育能力^[1-3]。蒸发降温系统中喷淋系统降温是我国常用且被认为是最经济有效的物理降温缓解奶牛热应激方法^[4-5],但是喷嘴的选择一直是喷淋降温系统的一大难题。喷淋水滴粒径过大或者过小都不利于奶牛蒸发散热,喷淋水滴速度、水滴动能、喷淋强度与奶牛蒸发散热量有关。因此测量喷淋水滴粒径的性能参数,对于喷淋系统中喷嘴的选择有重要意义。

水滴测试试验可直接得到水滴特性,也是喷嘴水力性能的重要指标,国内外学者常用的测试方法包括面粉法^[6]、滤纸色斑法^[7]、照相法^[8-11]、光学雨量计法^[12]、激光法^[13]、粒子法^[14]和浸入法^[15]。面粉法、滤纸色斑法应用最多,试验成本低,但操作繁琐,不能测试水滴速度。基于激光原理的LPM激光雨滴谱仪(德国THIES公司)可以对高速运动物体进行测定,包括水滴的总量、喷淋强度、水滴速度以及水滴直径^[16-19]。

以上研究多是对灌溉领域水滴特性研究,在奶牛

喷淋降温方面,还没有进行系统研究,奶牛喷淋水滴特性规律尚不明确。据调研,奶牛场内多用标准扇形喷嘴,在满足奶牛所需喷淋流量、喷淋范围的条件下,笔者在试验初期选取了国内外相关喷嘴进行试验,发现日本池内喷嘴较国内喷嘴喷淋水滴粒径更均匀,故选用日本池内喷嘴作为喷淋水滴特性研究对象。池内喷嘴喷淋角度范围为90°,选取不同孔径的6种喷嘴进行测试。在试验条件0.15、0.20、0.25 MPa工作压力下,应用LPM激光雨滴谱仪对水滴直径、水滴速度进行试验测试,研究奶牛喷淋水滴粒径分布、单个水滴动能、喷淋强度与工作压力之间的变化规律。

1 材料和方法

1.1 试验方法

本试验在中国农业大学水利与土木工程学院实验室完成,试验选用日本池内标准扇形喷嘴,按照喷淋流量和喷淋压力最终选择9010、9030、9060、9080、90100、90120共6种型号的喷嘴,如图1c所示(图中红色圆圈内是9010型号的白色塑料喷嘴),性能参数如表1所示。本文利用1:1的仿真奶牛模

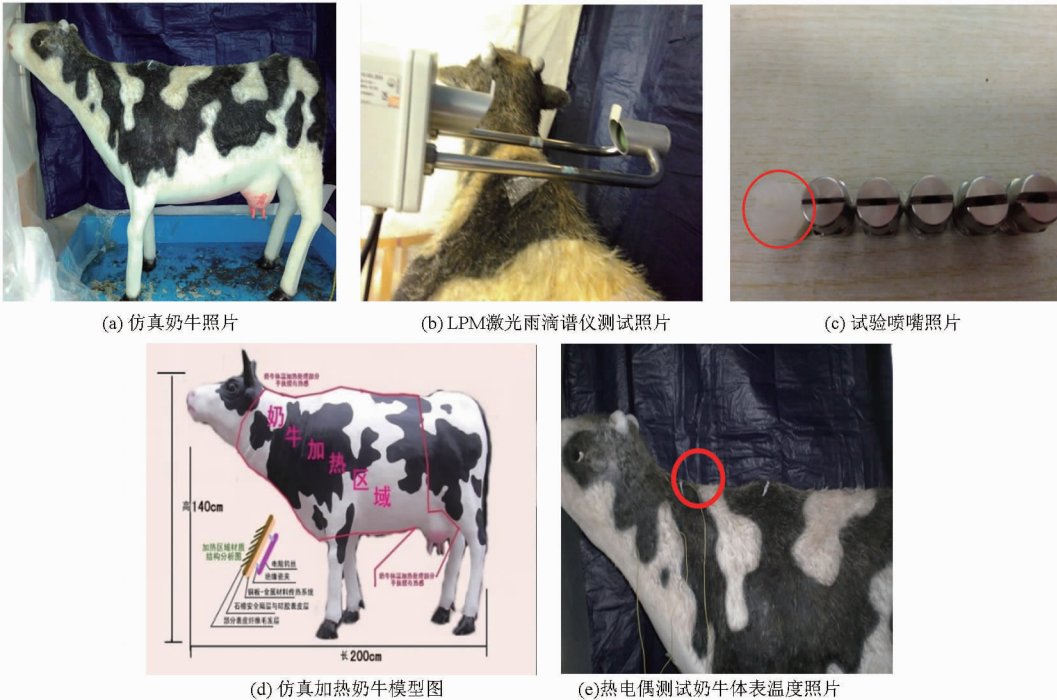


图1 试验现场照片

Fig.1 Photos of experiment

型作为研究对象,仿真奶牛的内部具有加热钨丝(温度量程 0 ~ 100℃,分辨率为 0.1℃),通过温度调控可保证奶牛体表温度升高达到热应激状态(大于等于 39.3℃),硅胶作为表皮,并附有牛毛,如图 1a、1d 所示。利用 4 通道热电偶温度计(AZ88598 K 型热电偶温度计,温度量程 200 ~ 1 370℃,分辨率 0.1℃,准确度 ± (0.3% + 1℃))在奶牛脖颈处均匀选取 4 个点实时监测奶牛体表温度的变化,采样率设置为 1 s,如图 1e(红圈)所示。参照国内牛场设计,喷头测试高度选为 2.2 m,距离牛背高度为 70 cm,喷头工作压力分别为 0.15、0.20、0.25 MPa,喷头工作压力由精密压力表读出,流量计采用涡轮流量计(LWGY9012 型液体涡轮流量计,量程 0.15 ~ 15 m³/h,精度等级为 ±0.5%)。

表 1 喷嘴参数
Tab.1 Nozzle parameters

喷嘴 型号	喷角/(°)		额定喷淋流量/(m ³ ·h ⁻¹)		
	0.15 MPa	0.30 MPa	0.15 MPa	0.20 MPa	0.25 MPa
9010	78	90	0.043	0.049	0.059
9030	80	90	0.127	0.147	0.178
9060	82	90	0.254	0.294	0.356
9080	82	90	0.334	0.392	0.475
90100	82	90	0.424	0.490	0.593
90120	83	90	0.509	0.588	0.712

应用德国 THIES 公司 LPM 激光雨滴谱仪对喷淋水滴粒径和速度进行测试。所测粒径范围为 0.1 ~ 8 mm,粒子速度范围为 0.2 ~ 20 m/s,可以直接测量水滴粒径分布和水滴的速度、单个水滴直径、个数以及喷淋强度和降水量。喷淋降温系统一般是通过喷嘴将水滴喷洒到奶牛脖颈部位至乳房前侧,同时避免水流过奶牛乳房而引起奶牛乳房炎。夏季奶牛热应激会导致奶牛呼吸频率加快,进而影响奶牛食欲,采食量下降,奶牛呼吸道和进食食管均位于脖颈区域,因此奶牛的脖颈区域是其缓解热应激的敏感部分,本文着重研究奶牛脖颈区域的喷淋水滴特性。将激光雨滴谱仪放在距奶牛脖颈 5 cm 位置,测试时通过激光雨滴谱仪对原始数据实时监控,在喷嘴稳定运转 10 min 之后用激光雨滴谱仪测试奶牛脖颈处的喷淋水滴粒径与速度,测量时间为 1 h。为减小水滴碰撞、反弹、融合等原因造成的误差,每测点采集数据不少于 10 000 滴,工作压力 0.15、0.2、0.25 MPa 下试验重复 3 次。由此得喷淋水滴粒径和速度大小以及喷淋强度、降水量等试验数据。

1.2 计算方法

1.2.1 水滴粒径

扇形喷嘴水射流分 3 个射流段,从喷嘴出口开

始依次为水射流起始段、射流基本段、水射流消散段。水射流消散段主要用来除尘降温,本文中所测位置距喷嘴 65 cm,属于水射流消散段。由于试验测试的位置处于喷嘴水滴粒径变化较大的范围,通常采用平均水滴直径表示所测位置处的水滴粒径^[17]。国内外一般采用个数加权平均法、体积加权平均法、中数直径法等来计算平均水滴直径。李久生^[20]在喷洒水滴分布规律的研究中说明,对于平均水滴直径小于 3 mm 的水滴采用个数加权平均法较适宜,因此本文采用个数加权平均法来计算喷淋水滴粒径。个数加权平均法是以各级直径水滴的个数占取样水滴总个数的比例为权重计算的平均水滴直径,计算公式为

$$d = \frac{\sum_{i=1}^m n_i d_i}{\sum_{i=1}^m n_i}$$

(1)

式中 d ——取样点的平均水滴直径,mm
 n_i ——直径为 d_i 的水滴个数
 m ——水滴直径的分级数

1.2.2 单个水滴动能

通过 LPM 测试得到测点处的水滴直径及速度,可计算出单个水滴的动能。由于同一测点处的喷淋水滴数量很多,水滴之间速度差异性较大,因此,此处单个水滴动能是指测点处某一直径级水滴的水滴动能平均值^[15],计算公式为

$$E_{sd} = \frac{\sum_{i=1}^k \frac{1}{12} \pi \rho_w d^3 n_i v_{di}^3}{\sum_{i=1}^k n_i}$$

(2)

式中 E_{sd} ——直径为 d 的单个水滴动能,J
 ρ_w ——水的密度,kg/m³
 v_{di} ——直径为 d 的水滴速度,m/s
 k ——激光雨滴谱仪测量的粒子速度级数

2 结果与分析

2.1 水滴粒径分布

喷淋水滴粒径的分布直接影响到奶牛蒸发降温过程,水滴粒径小于 100 μm 则属于雾化水滴,雾化水滴易悬于奶牛的毛发表层而无法渗入到奶牛的皮肤层,从而导致奶牛皮肤外侧与毛发表层之间形成一个空气绝热层,影响奶牛散热,加重奶牛热应激过程^[21];如果喷淋降温系统喷淋水滴直径过大,水滴不易直接蒸发降温,会通过奶牛体表集结滑落到地面上造成积水,增加环境湿度,在高温高湿的南方会导致肢蹄病发病率增加^[22]。喷淋水滴直径与喷嘴直径、喷淋压力、喷淋流量密切相关。图 2 为不同孔

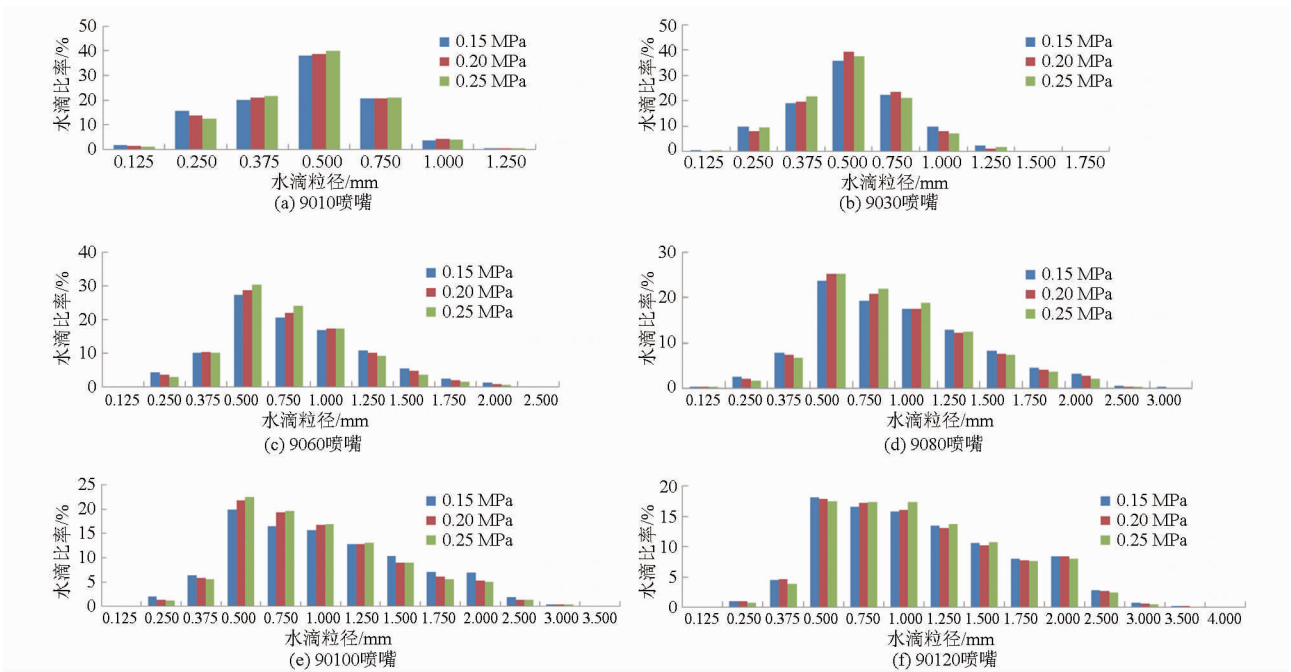


图 2 不同工作压力下水滴粒径分布

Fig. 2 Droplet diameter distribution at different working pressures

径的喷嘴 9010、9030、9060、9080、90100、90120,在不同工作压力 0.15、0.20、0.25 MPa 下水滴粒径分布图。

从图 2 可以看出,在测试位置处,水滴粒径分布在 0.125 ~ 4.000 mm 范围内,且分布趋于正态分布模型。为了检验水滴粒径分布是否属于正态分布模型,应用 SPSS 软件,对每个喷嘴 3 个工作压力(0.15、0.20、0.25 MPa)下水滴粒径分布作了统计分析,样本数量为 2 000,使用正态性检验 Shapiro – Wilk 得到解(Sig.)值均大于 0.05,因此水滴粒径数据符合正态分布。

随着喷嘴孔径的增大,水滴粒径范围呈增大趋势,最大水滴粒径从 1.250 mm 增大到 4.000 mm。可以直观得出结论:随着喷嘴孔径的增大,水滴粒径分布范围增大。同时随着喷嘴孔径增大,小粒径水滴所占比例逐渐降低,小于 0.250 mm 水滴所占比例由 20% 减至 2% 左右,同理大于 0.375 mm 水滴所占比例由 80% 增到 98% 左右,大粒径水滴所占比例逐渐升高;从图 2 可以看出,每个喷嘴的水滴粒径在 0.500 mm 处所占比例最高,但随着喷嘴孔径的增大,0.500 mm 水滴所占比例由 40% 降到 18% 左右。

2.2 平均水滴粒径与压强、流量关系

不同孔径的喷嘴,在工作压力 0.15、0.20、0.25 MPa 下,对 6 种不同型号的喷嘴利用激光雨滴谱仪进行测试。每种工况测量 1 h,激光雨滴谱仪采样率为 1 min,重复 3 次以保证试验的可靠性,经过大量的数据分析得到不同工作压力下,喷淋流量、平均水滴粒径以及各喷嘴平均粒径,并应用 SPSS 软

件,在 0.01 显著性水平下对同一喷嘴不同工作压力水滴粒径作单因素分析,如表 2 所示。

表 2 不同工作压力下喷淋流量和平均水滴粒径

Tab. 2 Average droplet diameter and spray flow at different pressures

喷嘴型号	工作压力/ MPa	喷淋流量/ ($\text{m}^3 \cdot \text{h}^{-1}$)	平均水滴粒径/ mm
9010	0.15	0.021	0.508 ^A
	0.20	0.026	0.486 ^B
	0.25	0.034	0.475 ^C
9030	0.15	0.165	0.576 ^A
	0.20	0.191	0.566 ^{AB}
	0.25	0.213	0.555 ^B
9060	0.15	0.250	0.801 ^A
	0.20	0.292	0.778 ^{AB}
	0.25	0.327	0.760 ^B
9080	0.15	0.323	0.914 ^A
	0.20	0.377	0.893 ^{AB}
	0.25	0.423	0.884 ^B
90100	0.15	0.417	1.047 ^A
	0.20	0.492	1.003 ^{AB}
	0.25	0.543	0.995 ^B
90120	0.15	0.513	1.210 ^A
	0.20	0.603	1.201 ^A
	0.25	0.676	1.197 ^A

注:表中平均水滴粒径为平均值,A、B、C 表示同一型号喷嘴在不同工作压力下 $P < 0.01$ 水平上差异显著。

从表 2 可以看出,在 0.01 显著性水平下,9010 型号喷嘴在 0.15、0.20、0.25 MPa 下水滴粒径间均有显著性差异,随着喷嘴孔径的增大,0.20 MPa 下

水滴粒径与 0.15、0.25 MPa 下水滴粒径没有显著性差异,仅有 0.15 MPa 下水滴粒径与 0.25 MPa 下水滴粒径存在显著性差异,90120 型号喷嘴在 3 个工作压力下水滴粒径均没有显著性差异,说明压强对于水滴粒径的影响随着孔径增大而减小,但是随着压强的增大,水滴粒径依然减小,只是差异不显著了。在工作压力 0.15、0.20、0.25 MPa 下,所测喷嘴水滴粒径范围在 0.475 ~ 1.210 mm 之间,随着喷嘴孔径的增大,喷淋水滴粒径随之增大,每个喷嘴的平均粒径范围为 0.490 ~ 1.203 mm。在不同工作压力下得到的喷淋流量与喷嘴额定流量相比较,正负误差在 3% 以内,符合试验要求。利用喷淋流量与水滴粒径得到的数据进行数据拟合分析,如图 3 所示。

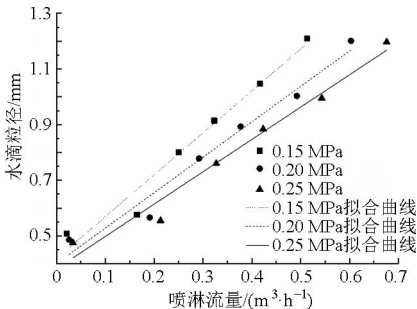


图 3 平均水滴粒径与喷淋流量关系曲线

Fig.3 Relationship between average droplet diameter and spray flow

从图 3 可看出,水滴粒径随喷淋流量增大而增大,两者呈线性关系,回归得 0.15、0.20、0.25 MPa 下水滴平均粒径与喷淋流量之间的关系式:

0.15 MPa 工作压力下

$$y = 1.507x + 0.4184 \quad (R^2 = 0.9670) \quad (3)$$

0.20 MPa 工作压力下

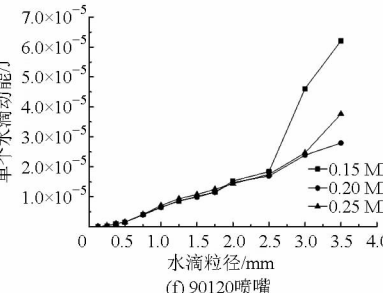
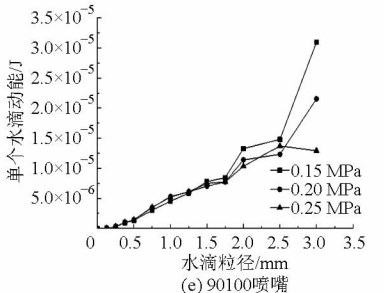
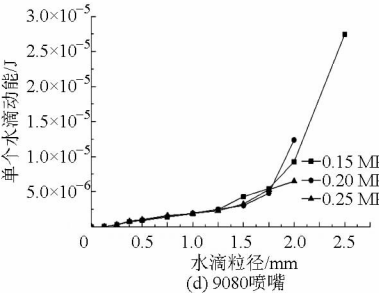
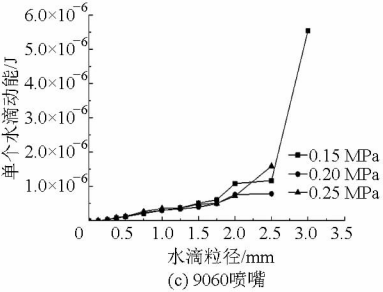
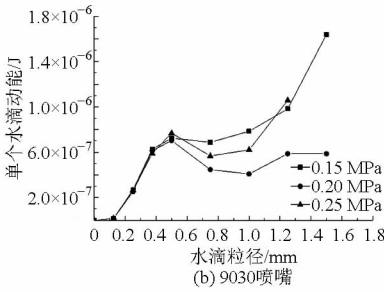
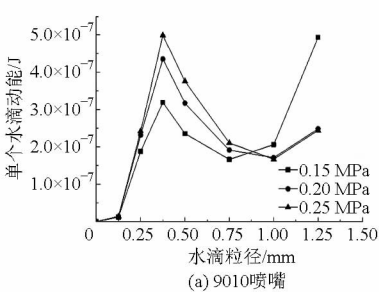


图 4 不同型号的喷嘴单个水滴动能与水滴粒径关系曲线

Fig.4 Relationship curves between droplet diameter and single droplet kinetic energy from different sprinklers

0.25 MPa 工作压力下

$$y = 1.2764x + 0.4003 \quad (R^2 = 0.9707) \quad (4)$$

式中 y ——水滴粒径,mm

$$x \text{——喷淋流量,} \text{m}^3/\text{h} \quad (5)$$

经回归分析发现,不同工作压力下,决定系数均在 0.96 以上。得到水滴粒径与喷淋流量关系式后,可根据喷淋流量推测水滴粒径,从而选择喷嘴型号。

2.3 单个水滴动能与水滴粒径的关系

水滴动能取决于水滴粒径、水滴速度和水滴密度,水的密度相同,所以水滴粒径、速度是决定性因素。由于所测水滴个数较多,故取不同水滴粒径范围的水滴动能平均值,即单个水滴动能。在处理分析水滴数据时,根据文献[13]中 3σ 准则,每一直径级水滴个数小于 15 的直接舍去,所以不同工作压力下喷淋水滴粒径范围会不同,图表中 0.20、0.25 MPa 相比 0.15 MPa 下省去了个数较少的粒径级水滴数据。根据前述公式可计算出不同水滴直径的单个水滴动能,在 0.15、0.20、0.25 MPa 下,不同孔径喷嘴 9010、9030、9060、9080、90100、90120 单个水滴动能分布规律如图 4 所示。

由图 4 可以看出,9010 和 9030 型号喷嘴有 2 个单个水滴动能峰值,单个水滴动能与水滴粒径、水滴速度相关,9010、9030 型号喷嘴孔径较小,平均喷淋粒径较小,但由试验数据得知该类型的喷嘴在小粒径范围内的水滴速度大,大粒径范围的水滴速度较小,故在水滴粒径为 0.375 mm 附近达到单个水滴动能峰值;随着水滴粒径的增大,水滴质量增加,单个水滴动能也增大,水滴粒径最大值处又达到

一个单个水滴动能峰值,所以 9010、9030 型号喷嘴存在 2 个单水滴动能峰值。

随着喷嘴孔径的增大,平均水滴粒径增大,虽然还存在小水滴粒径水滴速度较大、大水滴粒径水滴速度较小问题,但水滴粒径影响因子大于水滴速度对单个水滴动能的影响,9060、9080、90100、90120 型号喷嘴,就不存在 2 个水滴动能峰值现象,而是单个水滴动能随水滴粒径的增大而增大。而且,随着水滴粒径级增加,大速度水滴个数所占比例增大,水滴质量随水滴粒径增大而增大,故在最大粒径级水滴处单个水滴动能急剧增大。

由图 4c ~ 4f 可看出,在不同工作压力 0.15、0.20、0.25 MPa 下,单个水滴动能几乎重合,但随着水滴粒径的增大,单个水滴动能差值逐渐增大;由于水滴粒径随压强的增大而减小,因此不同喷嘴下单个水滴动能的最大值出现在工作压力 0.15 MPa 下。由试验数据以及图 2 得知,9010、9030 型号喷嘴的粒径分布中包含 15% ~ 20% 的小于 0.25 mm 粒径的水滴。小于 0.25 mm 水滴已非常接近雾化水滴,

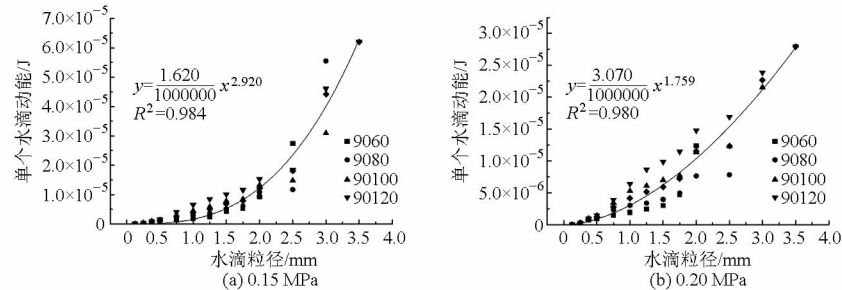


图 5 不同工作压力下单个水滴动能与水滴粒径的关系曲线

Fig. 5 Relationship curves between droplet diameter and single droplet kinetic energy at different pressures

表 3 单个水滴动能模型拟合系数

Tab.3 Fitting coefficients of droplet kinetic energy model

喷嘴型号	工作压力/ MPa	数学模型参数		
		a_1	b_1	R^2
9060	0.15	5.458	4.263	0.984
	0.20	4.870	4.587	0.909
	0.25	1.909	1.718	0.963
9080	0.15	6.305	6.152	0.940
	0.20	2.814	1.178	0.959
	0.25	1.947	2.203	0.922
90100	0.15	3.039	2.033	0.951
	0.20	3.945	1.463	0.960
	0.25	4.699	1.029	0.961
90120	0.15	2.847	2.455	0.967
	0.20	5.840	1.254	0.992
	0.25	5.289	1.495	0.971

2.4 平均喷淋强度与水滴粒径的关系

喷淋强度是指单位时间内喷淋在单位面积上的水量,通过激光雨滴谱仪可以得到每个测点位置的

小水滴容易飘移,且雾化水滴不利于奶牛蒸发散热,可能会加重奶牛热应激,所以不建议选择 9010、9030 这两个型号的喷嘴作为奶牛喷淋降温用。

采用最小二乘法对 9060、9080、90100、90120 喷嘴在 3 个工作压力(0.15、0.20、0.25 MPa)下的单个水滴动能与水滴粒径之间的关系进行回归分析,建立属于池内喷嘴的水滴动能 E_{sd} 的分布模型为

$$E_{sd} = \frac{a_1 d^{b_1}}{1\,000\,000}$$
 (6)

式中 a_1 ——系数 b_1 ——指数

单个水滴动能与水滴粒径呈幂函数关系,与文献[17]中利用 LPM 得到的全射流喷头动能与水滴粒径关系基本一致。

图 5 绘制了不同工作压力 0.15、0.20、0.25 MPa 下 9060、9080、90100、90120 喷嘴单个水滴动能与水滴直径的关系,根据回归分析得到了不同工作压力下水滴动能和水滴粒径的幂函数关系式,且决定系数均在 0.98 以上。表 3 为不同工作压力下,所有孔径喷嘴单个水滴动能幂函数拟合系数。

喷淋强度,从而得知测点位置的降水量分布。据 WORLEY^[23] 研究,一个喷淋周期内,奶牛水量累计应达到 1.2 mm,调研发现,国内牛场一般采取单次喷淋时间 1 min,所以喷嘴喷淋强度要求大于 72 mm/h。试验数据表明,9010 和 9030 这 2 种型号喷嘴在 0.15、0.20、0.25 MPa 3 个工作压力下,平均喷淋强度均小于 72 mm/h,不满足喷淋要求,故 9010、9030 这两种喷嘴不适合应用在喷淋降温系统中。

图 6 为 9060、9080、90100、90120 喷嘴在 0.15、0.20、0.25 MPa 工作压力下平均喷淋强度与水滴平均喷淋粒径的分布规律。平均喷淋强度范围为 83.69 ~ 281.82 mm/h,均满足奶牛场喷淋要求。可以看到,在同一水滴粒径范围内,随着工作压力增大,平均喷淋强度也增大;在同一压力范围内,平均喷淋强度随着水滴粒径的增大而增大。通过回归分析,对 4 种喷嘴在 3 个工作压力下平均喷淋强度与水滴平均粒径的分布规律建立数学模型。

$$y_2 = a_2 e^{b_2 x_2} \tag{7}$$

式中 x_2 ——水滴平均粒径,mm
 y_2 ——平均喷淋强度,mm/h
 a_2, b_2 ——回归系数

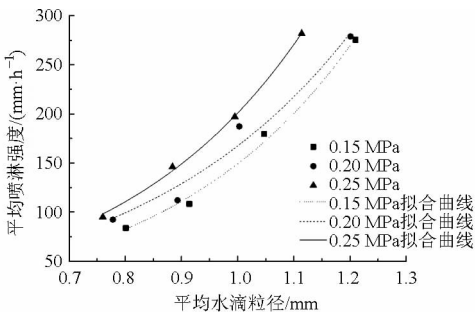


图6 平均喷淋强度与平均水滴粒径关系曲线

Fig.6 Relationship curves between average spray intensity and average droplet diameter

对 0.15、0.20、0.25 MPa 3 个工况下的实测数据进行拟合分析,平均喷淋强度和水滴平均粒径呈指数关系,决定系数 R^2 大于 0.96,表 4 为不同工况下公式(7)拟合系数。

表 4 平均喷淋强度模型拟合系数

工作压力/MPa	数学模型参数		
	a_2	b_2	R^2
0.15	7.769	2.955	0.992
0.20	12.304	2.610	0.960
0.25	10.180	2.982	0.998

3 水滴粒径对喷淋降温影响

奶牛适宜生活环境温度为 15 ~ 25℃,奶牛场夏季环境温度均在 35℃左右,因此实验室内利用红外线加热器使周围环境温度达到 35℃,加湿器将室内

湿度控制在 75% ~ 80%,将仿真奶牛加热至体表温度为 39.3℃(奶牛处于热应激状态)^[24],由前面数据分析可知,9060、9080、90100、90120 型号喷嘴平均水滴粒径在 0.15、0.20、0.25 MPa 工作压力下不显著,而且随着工作压力增大,喷淋强度增大,对奶牛体表易造成损害,故选择在 0.15 MPa 工作压力下对奶牛进行喷淋降温,喷淋时间取 1 min。测量不同水滴粒径的 9060、9080、90100、90120 喷嘴对处于热应激状态的仿真奶牛降温效果。由于仿真奶牛不同于真正的奶牛,试验中取奶牛体表温度从 39.3℃降至 37℃所用时间来衡量不同水滴粒径的降温效果。经多次试验取平均值,得到平均粒径为 0.801 mm(9060)、0.914 mm(9080)、1.047 mm(90100)、1.210 mm(90120)对仿真奶牛降温所用时间平均值为 85、75、48、30 s,如图 7 所示。

奶牛喷淋降温是以水滴蒸发散热来缓解奶牛热应激,环境温度和奶牛温度远高于水滴温度,水滴受热吸收热量达到蒸发温度,根据能量守恒,奶牛自身温度降低,缓解热应激。水滴粒径对水滴蒸发散热影响很大,随着水滴粒径的增大,液滴流量增大,液滴传热影响系数减小,冷却速度加快,喷淋时间减小^[25]。本文试验所得结果符合理论研究,在相同的外界环境条件下,随着喷嘴孔径增大,水滴平均粒径增大,喷淋流量增大,蒸发降温时间加快。因此,在奶牛喷淋降温过程,通过控制喷嘴的流量和水滴粒径,就可控制相应的喷淋时间以达到缓解奶牛热应激目的。由于试验测试中需要激光雨滴谱仪测试水滴粒径,激光会在不同程度上损伤现场奶牛的体表,同时考虑试验测试组奶牛体表温度控制的精度,以上试验在实验室内完成比较合适。经过试验测试

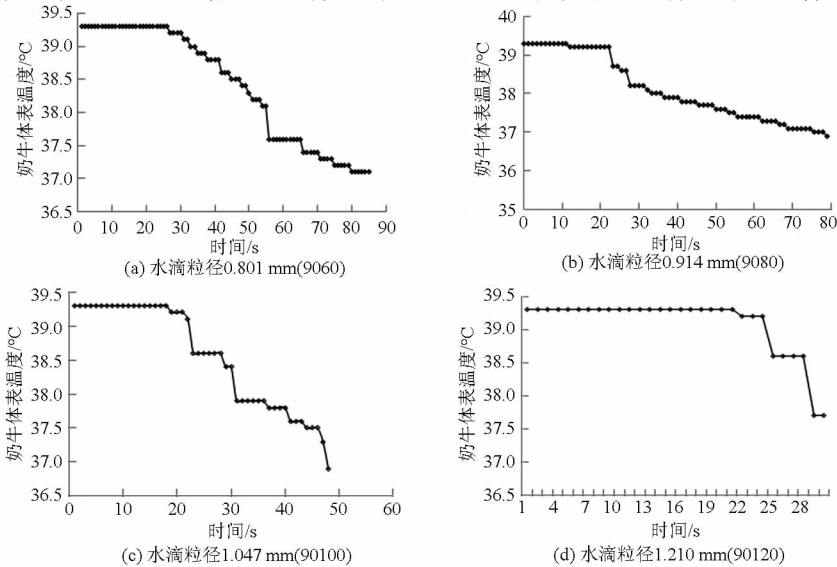


图 7 奶牛在不同喷嘴水滴粒径下体表降温效果图

Fig.7 Cows cooling effect at different average droplet diameters of nozzles

后,课题组得到不同喷淋水滴粒径对奶牛降温的效果,后期会将不同水滴粒径对应的喷嘴在现场进行试验测试,以验证实验室的数据结果。

4 结 论

(1)试验测试选取6种喷嘴在奶牛脖颈位置处喷淋水滴,粒径分布范围为0.125~4.000 mm,且趋于正态分布模型。每个喷嘴水滴粒径在0.500 mm处所占比例较多,但随着喷嘴孔径增大,0.500 mm水滴所占比例由40%降到18%附近。所测6种不同型号喷嘴水滴平均粒径为0.475~1.210 mm,水滴粒径与喷淋流量呈线性关系,决定系数均在0.96以上,可根据喷淋流量来确定水滴平均粒径。

(2)9010、9030型号喷嘴水滴粒径在0.375 mm附近达到单个水滴动能峰值,在水滴粒径最大处达到第2个峰值,但这两种喷嘴在0.125~0.250 mm范围内水滴所占比例为15%~20%,易雾化飘移,

不适合奶牛蒸发降温,故不建议作为喷淋降温系统使用;单个水滴动能随水滴粒径的增大而增大,呈幂函数关系,且决定系数均在0.96以上。

(3)在3个工况0.15、0.20、0.25 MPa下,不同型号喷嘴9060、9080、90100、90120的平均喷淋强度和水滴平均粒径呈指数关系式,决定系数大于0.96,且这4种型号喷嘴平均喷淋强度均大于72 mm/h,满足奶牛喷淋降温要求。

(4)在奶牛喷淋降温过程中,水滴蒸发散热缓解奶牛热应激,水滴粒径与喷淋时间关系密切。试验得出平均粒径为0.801 mm(9060)、0.914 mm(9080)、1.047 mm(90100)、1.210 mm(90120)对仿真奶牛降温所用时间平均值为85、75、48、30 s。随着喷嘴孔径增大,水滴平均粒径增大,喷淋流量增大,蒸发降温时间加快。因此,在奶牛喷淋降温过程,通过控制喷嘴的流量和水滴粒径,就可控制相应的喷淋时间以达到缓解奶牛热应激的目的。

参 考 文 献

- 张健,蒋永清,邵涛. 奶牛热应激机理及其营养调控研究进展[J]. 畜牧与兽医,2009(2):88-92.
- KADZERE C T, MURPHY M R, SILANIKOVE N, et al. Heat stress in lactating dairy cows: a review[J]. Livestock Production Science, 2002, 77(1):59-91.
- 温雅俐. 热应激对奶牛生产性能及生理机能的影响[D]. 呼和浩特:内蒙古农业大学,2011.
- 张凡建,关文怡,岳圆,等. 物理性降温措施缓解奶牛热应激的研究进展[J]. 中国畜牧兽医,2012,39(6):236-239. ZHANG Fanjian, GUAN Wenyi, YUE Yuan, et al. Taking physical cooling measures to protect dairy cows from heat stress[J]. China Animal Husbandry & Veterinary Medicine, 2012, 39(6):236-239. (in Chinese)
- 马承伟,黄之栋,李保明,等. 农业建筑蒸发降温技术研究与应用现状及展望[J]. 农业工程学报,1995,11(3):95-100. MA Chengwei, HUANG Zhidong, LI Baoming, et al. The development of evaporative cooling technology for farm buildings[J]. Transactions of The CSAE, 1995, 11(3):95-100. (in Chinese)
- 严海军,肖建伟,李文颖,等. 圆形喷灌机低压阻尼喷头水滴直径分布规律的试验研究[J]. 水利学报,2014,45(4):467-473. YAN Haijun, XIAO Jianwei, LI Wenyi, et al. Droplet size distributions of low-pressure damping sprinklers used in center-pivot irrigation systems[J]. Journal of Hydraulic Engineering, 2014, 45(4):467-473. (in Chinese)
- 廖伟,卫苗苗,黄煜煜. 采用滤纸色斑法对雨滴直径的研究[J]. 武汉理工大学学报:交通科学与工程版,2008,32(6):1165-1168. LIAO Wei, WEI Miaomiao, HUANG Yuyu. Research on raindrop diameter based on filter paper splash procedure[J]. Journal of Wuhan University of Technology:Transportation Science & Engineering, 2008, 32(6):1165-1168. (in Chinese)
- 梁伟,程复,赵廷宁,等. 摄影法在人工降雨装置水滴终点速度中的应用研究[J]. 水土保持研究,2006,13(2):14-16. LIANG Wei, CHENG Fu, ZHAO Tingning, et al. Study on the method of photograph application of the rainfall terminal speed in the artificial simulating rainfall equipment[J]. Research of Soil and Water Conservation, 2006, 13(2):14-16. (in Chinese)
- 张以升,朱德兰,张林,等. 基于弹道轨迹方程的折射式喷头水量分布计算模型[J]. 农业机械学报,2015,46(12):55-61. ZHANG Yisheng, ZHU Delan, ZHANG Lin, et al. Water distribution model of fixed spray plate sprinkler based on ballistic trajectory equation[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2015, 46(12):55-61. (in Chinese)
- LIU Q, COOPER S E, QI L, et al. Experimental study of droplet transport time between nozzles and target[J]. Biosystems Engineering, 2006, 95(2):151-157.
- 蒋跃,李红,向清江,等. 低压射流不同喷嘴参数及压力下破碎过程实验[J]. 农业机械学报,2015,46(3):78-82,72. JIANG Yue, LI Hong, XIANG Qingjiang, et al. Experiment on breakup process of low-pressure jets with different nozzles parameters and pressure [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2015, 46(3):78-82,72. (in Chinese)
- MONTERO J, TARJUELO J M, CARRIÓN P. Sprinkler droplet size distribution measured with an optical spectrophluviometer[J]. Irrigation Science, 2003, 22(2):47-56.
- 朱兴业,刘兴发,刘俊萍,等. 基于LPM的摇臂式喷头水滴分布试验研究[J]. 排灌机械工程学报,2015,33(10):908-914. ZHU Xingye, LIU Xingfa, LIU Junping, et al. Droplets distribution research of impact sprinkler based on laser precipitation

monitor[J]. Journal of Drainage and Irrigation Machinery Engineering, 2015,33(10):908 – 914. (in Chinese)

14 郭明航,展小云,赵军,等. 雨滴物理特性的粒子成像测量技术研究[J]. 农业机械学报,2015,46(9):144 – 150.
GUO Minghang, ZHAN Xiaoyun, ZHAO Jun, et al. Measurement of raindrop physical properties with particle imaging measurement technology [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2015,46(9):144 – 150. (in Chinese)

15 EIGEL J D, MOORE I D. A simplified technique for measuring raindrop size and distribution[J]. Transactions of the ASABE, 1983,26(4):1079 – 1084.

16 周黎明,王俊,张洪生,等. 激光雨滴谱仪与自动气象站观测雨量对比分析[J]. 气象科技,2010,38(增刊):113 – 117.
ZHOU Liming, WANG Jun, ZHANG Hongsheng, et al. Comparison of rainfall measurement between laser raindrop spectrometer and automatic meteorological sation [J]. Meteorological Science and Technology, 2010,38(Supp.):113 – 117. (in Chinese)

17 朱兴业,刘兴发,刘俊萍,等. 全射流喷头喷洒水滴动能分布规律[J]. 农业工程学报,2015,31(15):26 – 31.
ZHU Xingye, LIU Xingfa, LIU Junping, et al. Droplet kinetic energy distribution regulation of complete fluidic sprinkler[J]. Transactions of the CSAE, 2015,31(15):26 – 31. (in Chinese)

18 巩兴晖,朱德兰,张林,等. 基于 2DVD 的非旋转折射式喷头水滴直径分布规律[J]. 农业机械学报,2014,45(8):128 – 133,148.
GONG Xinghui,ZHU Delan,ZHANG Lin,et al. Drop size distribution of fixed spray-plate sprinklers with two-dimensional video disdrometer[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2014,45(8):128 – 133,148. (in Chinese)

19 巩兴晖,朱德兰,张林,等. 旋转折射式喷头动能分布规律试验[J]. 农业机械学报,2014,45(12):43 – 49.
GONG Xinghui, ZHU Delan, ZHANG Lin, et al. Droplet kinetic energy of rotating spray-plate sprinkler[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2014,45(12):43 – 49. (in Chinese)

20 李久生. 喷洒水滴分布规律的研究[J]. 水利学报,1988(10):38 – 45.

21 李浩. 开放式奶牛舍喷淋降温系统与降温效果评估[D]. 北京:中国农业大学,2013.

22 曹志,何生虎. 奶牛乳房炎防治技术研究进展[J]. 农业科学研究,2011,32(1):76 – 82.
CAO Zhi,HE Shenghu. Advance of the prevention and cure of dairy cow dastitis[J]. Journal of Agricultural Sciences,2011,32(1):76 – 82. (in Chinese)

23 WORLEY J W. Cooling systems for Georgia dairy cattle[R]. The University of Georgia, 2009:1 – 8.

24 ROENFELDT S. You can't afford to ignore heat stress [J]. Dairy Manage, 1998,35(5):6 – 12.

25 熊建敏,邹光明,李萍,等. 扇形雾化喷嘴的射流传热实验研究[J]. 机床与液压, 2015, 43(15):121 – 125.
XIONG Jianmin, ZOU Guangming, LI Ping, et al. Experimental study on heat transfer of fan-shaped spray atomizer[J]. Machine Tool & Hydraulics,2015, 43(15):121 – 125. (in Chinese)

基于稀疏非负最小二乘编码的高光谱遥感数据分类方法

齐永锋¹ 杨 乐¹ 火元莲²

(1. 西北师范大学计算机科学与工程学院, 兰州 730070; 2. 西北师范大学物理与电子工程学院, 兰州 730070)

摘要: 为了提高高光谱遥感影像的分类精度,提出了一种基于稀疏非负最小二乘编码的高光谱数据分类方法。采用非负最小二乘方法,将待测样本表示为训练样本的线性组合,并将得到的系数作为待测样本的特征向量,通过最小误差方法对待测样本进行分类。提出的方法在 AVIRIS Indian Pines 和萨利纳斯山谷高光谱遥感数据集上进行分类实验,并和主成分分析(PCA)、支持向量机(SVM)和基于稀疏表示分类器(SRC)方法进行比较,在2个数据集上本文方法的总体识别精度分别达到85.31%和99.56%,Kappa系数分别为0.8163和0.9867。实验结果表明本文方法的总体识别精度和Kappa系数都优于另外3种方法,是一种较好的高光谱遥感数据分类方法。

关键词: 稀疏非负最小二乘; 高光谱遥感; 数据分类

中图分类号: TP751.1 文献标识码: A 文章编号: 1000-1298(2016)07-0332-06

Hyperspectral Remote Sensing Data Classification Method
Based on Sparse Non-negative Least-squares Coding

Qi Yongfeng¹ Yang Le¹ Huo Yuanlian²

(1. College of Computer Science and Engineering, Northwest Normal University, Lanzhou 730070, China

2. College of Physics and Electronic Engineering, Northwest Normal University, Lanzhou 730070, China)

Abstract: In order to improve the classification accuracy and reduce computation complexity, a hyperspectral remote sensing data classification method based on sparse non-negative least-squares coding was proposed. By adopting non-negative least-squares, the test samples were expressed as a linear combination of training samples, and the obtained coefficients were used as its feature vector. As a result of the non-negative constraint, the feature vectors were sparse, which can not only improve the efficiency of the proposed algorithm, but also enhance the discrimination performance of algorithm. At last, the minimizing residual was used to classify the test samples. The experimental verifications of the proposed method were carried out on AVIRIS Indian Pines and Salinas Valley hyperspectral remote sensing data, the classification accuracies of the proposed method were 85.31% and 99.56%, and the Kappa coefficients were 0.8163 and 0.9867, respectively. The proposed method was compared with PCA, SVM and SRC in terms of classification accuracy and Kappa coefficients on two databases, experiment results showed that the proposed method was superior to PCA, SVM and SRC. The proposed approach was valuable for hyperspectral data classification with low computational cost and high classification accuracy, it was a better method of hyperspectral remote sensing data classification.

Key words: sparse non-negative least-squares; hyperspectral remote sensing; data classification

引言

高光谱遥感图像具有图谱合一的特征,光谱分

辨率较高。高光谱图像中每个像元的光谱特征都以向量的形式存在,不同的数值对应不同波段下的光谱响应值。高光谱图像往往有数十个甚至数百个波

段,覆盖范围从可见光到近红外。高光谱图像包含的地物信息量大,对地表覆盖的识别能力强,在军事监视、环境监测、矿物识别等领域得到了广泛的应用,其中高光谱图像分类是最重要的应用之一^[1]。高光谱遥感图像为地物分类和识别提供了细致丰富的光谱特征信息,但其谱间的大量冗余信息也给分类带来了困难。如果直接使用高光谱数据对地物进行分类,容易产生 Hughes 现象^[2],且计算量大、耗时长。另外,传感器和环境变化也给高光谱数据增加了噪声,这些噪声会给地物的分类带来不利影响。

为了克服这些困难,数据降维是被广泛采用的一种策略,即在尽可能保留像元本质光谱的同时对波段进行压缩。高光谱数据的降维方法大体可分为特征选择与特征提取 2 种方法^[3]。特征选择是从所有波段中选择一个波段子集,在该子集构成的特征空间中,各类像元的光谱可分性在某一准则下达到最优^[4-8]。波段选择方法能够寻找和强化具有可分性的波段,在减少与优化特征空间的同时比较完整地保留了光谱信息。特征提取方法是通过线性或者非线性方法将高维的数据转换到低维的特征空间,同时尽可能保留不同类的鉴别信息^[9-10]。在特征提取方法中,比较经典的方法有基于主成分分析 (Principal component analysis, PCA)^[11] 和独立分量分析 (Independent component analysis, ICA)^[12]。基于流形学习方法也被广泛应用于高光谱数据特征的提取^[13-15],流形学习方法通过嵌入原始空间中光谱间的近邻关系,将高维的数据映射到低维的特征空间,与 PCA 和 ICA 方法相比,该方法在低维的特征空间保留了高维空间中光谱的近邻关系。近年来稀疏表示 (Sparse representation, SR) 受到了越来越多研究者的关注。自 2009 年 WRIGHT 等^[16]提出一种基于稀疏表示的分类器 (Sparse representation classification, SRC) 以来,稀疏表示分类器在高光谱遥感图像分类方面也被广泛应用^[17-19]。SRC 将所有训练样本组成一个字典,并通过稀疏最小化重构误差实现对测试样本的分类识别。基于稀疏表示的分类方法通常将测试样本表示为训练样本的线性组合,然后用 L1 范数最小化求解得到稀疏系数。与上述方法不同,文献[20]使用非负最小均方代替了 L1 范数最小化规则对测试样本进行稀疏编码,提出了非负最小二乘 (Non-negative least-squares, NNLS) 分类器。本文采用与文献[20]相似的策略,提出一种稀疏非负最小均方分类器 (Sparse non-negative least-squares classifier, SNNLSC) 对高光谱遥感图像进行分类。

1 稀疏非负最小二乘分类器

1.1 非负最小二乘原理

非负最小二乘问题可表述为:给定一个 $m \times n$ 的矩阵 $A \in \mathbf{R}^{m \times n}$, 找到一个 $n \times 1$ 维的非负向量 $x \in \mathbf{R}^n$ 使得函数 $f(x) = \frac{1}{2} \|Ax - b\|^2$ 最小化,即

$$\arg \min_x \frac{1}{2} \|Ax - b\|^2 \quad (x \geq 0) \quad (1)$$

式(1)是一个凸优化问题,其达到最优解的充分必要条件为

$$\begin{cases} x^T (A^T Ax - A^T b) = 0 \\ A^T Ax - A^T b \geq 0 \\ x \geq 0 \end{cases} \quad (2)$$

令 $Q = A^T A$, $c = -A^T b$, 上述非负最小二乘问题等价于二次规划问题

$$\arg \min_{x \geq 0} \frac{1}{2} x^T Q x + c^T x \quad (3)$$

由于 Q 是半正定矩阵,因此式(3)是一个凸优化问题,其非负约束条件形成一个凸可行集合。

对于式(3)求解的问题,已有许多算法,总体上可规划为基于 active set 的方法与基于 iterative 的方法^[21],本文采用由 LAWSON 等^[22]提出的方法进行最优解的计算,输入为矩阵 $A \in \mathbf{R}^{m \times n}$, 向量 $b \in \mathbf{R}^m$; 输出为 $x = \arg \min \frac{1}{2} \|Ax - b\|^2, x \geq 0$ 。其计算步骤如下:

- (1) 令 $x = 0, R = \{1, 2, \dots, n\}, P = \emptyset$ 。
- (2) 计算 $w = A^T (b - Ax)$ 。
- (3) 如果 R 是空集,或者 $w_i \leq 0 (i \in R)$, 执行步骤(12)。
- (4) $j = \arg \max_{i \in R} w_i$ 。
- (5) $P = P \cup \{j\}, R = R / \{j\}$ 。
- (6) $s^P = [(A^P)^T A^P]^{-1} (A^P)^T b, s^R = 0$ 。
- (7) 如果 $s^P > 0, x = s$, 执行步骤(2)。
- (8) $K = \arg \min_{i \in P, s_i \leq 0} \frac{x_i}{x_i - s_i}$ 。
- (9) $\alpha = \min_{i \in P, s_i \leq 0} \frac{x_q}{x_q - s_q}$ 。
- (10) $x = x + \alpha(s - x)$ 。
- (11) $P = P / K, R = R \cup K$, 执行步骤(6)。
- (12) 结束。

在高光谱数据分类中,令矩阵 A 为已知类别样本构成的矩阵,矩阵的每一列代表一个像元的光谱特征,向量 b 为一个未知类别的测试样本。通过上述算法, b 能够表示为矩阵 A 的线性组合, x 为系数

组成的向量, $\mathbf{b} \approx \mathbf{A}\mathbf{x}$ 。由于 $\mathbf{x}$ 约定为非负的, 所以 $\mathbf{x}$ 中存在许多零或者接近零的元素, 因此, 将 $\mathbf{x}$ 称为向量 $\mathbf{b}$ 对于矩阵 $\mathbf{A}$ 的稀疏编码。

1.2 测试样本的分类

对于一个待分类的测试样本 $\hat{\mathbf{b}}$, 通过上面给出的算法计算其在训练样本集上的稀疏编码 $\hat{\mathbf{x}}$ 。在训练样本集中, 与 $\hat{\mathbf{b}}$ 属于同一类样本的光谱特征与 $\hat{\mathbf{b}}$ 具有更大的相似性, 因此, 在进行编码时, $\hat{\mathbf{x}}$ 中对应的元素具有相对较大的值, 而与 $\hat{\mathbf{b}}$ 不属于同一类的样本, 其在 $\hat{\mathbf{x}}$ 中对应的值也相对较小甚至为零。

理想情况下, $\hat{\mathbf{x}}$ 中非零元素的位置应与训练集中与 $\hat{\mathbf{b}}$ 同类的样本对应, 这样对测试样本的分类就非常简单。但是由于噪声、算法的误差等原因, $\hat{\mathbf{x}}$ 中非零元素的位置不一定与所有 $\hat{\mathbf{b}}$ 的同类样本对应, 因此, 待测样本的类别归属就不能简单地依据 $\hat{\mathbf{x}}$ 中非零元素的位置来决定。通常, $\hat{\mathbf{x}}$ 中数值较大的元素的位置与 $\hat{\mathbf{b}}$ 同类的样本对应, 因此可采用多数投票策略进行分类。选择前 n 个最大的 $\hat{\mathbf{x}}$ 元素, 这些元素对应位置的训练样本来自于哪一类的最多, 就将 $\hat{\mathbf{b}}$ 归属于该类。

最小误差方法也常被用来进行分类。 $\delta_i \in \mathbf{R}^n$ 是一个 n 维向量, 其非零元素来自 $\hat{\mathbf{x}}$ 中与 i 类对应的元素, 其余元素为零。这样待测样本 $\hat{\mathbf{b}}$ 可近似地表示为: $\hat{\mathbf{b}}_i = \mathbf{A}\delta_i$ 。计算 $\hat{\mathbf{b}}$ 与 $\hat{\mathbf{b}}_i$ 之间差值, 将测试样本 $\hat{\mathbf{b}}$ 归于差值最小的那类, 即

$$\min_i r_i(\hat{\mathbf{b}}) = \| \hat{\mathbf{b}} - \mathbf{A}\delta_i \|_2 \tag{4}$$

本文选择最小误差方法进行测试样本的分类。

2 实验结果与分析

2.1 实验 1

实验数据是由美国喷气实验室 (JPL) 研制的 AVIRIS (Airborne visible infrared imaging spectrometer) 成像光谱仪获取的美国印第安纳西北地区的 Indian Pines 高光谱影像^[23]。图像大小为 145 像素 × 145 像素, 波长范围为 400 ~ 2 500 nm, 光谱分辨率为 10 nm。原始波段数为 224 个, 去掉 4 个 DN 值为零的波段 (波段 1、33、97、161 nm) 和水吸收波段 (波段 104 ~ 108 nm、150 ~ 163 nm 和 220 nm), 用剩余的 200 个波段进行分类实验。用该数据的第 45、25、15 波段分别作为红、绿、蓝成分合成的假彩色图像和地面真实数据, 如图 1 所示, 其类别信息及样本数据分布如表 1 所示。真实场景中的地物共有 16 种, 由于部分地物样本数量较小, 训练样本不足而不被采用^[24], 即在表 1 中样本数少于 400 的 7 种地物没有被采用。

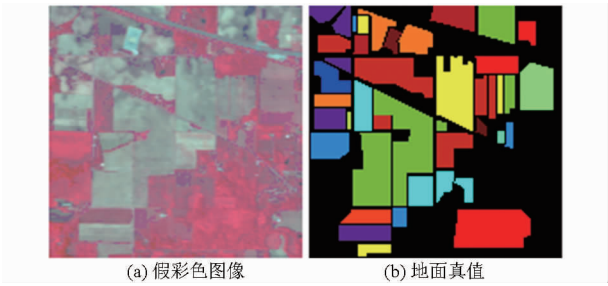


图 1 Indian Pines 数据及其地面真值
Fig.1 Indian Pines data and ground truth value

表 1 Indian Pines 高光谱影像样本分布
Tab.1 Sample distribution of Indian Pines hyperspectral imaging

类别	名称	样本总数
1	Alfalfa	46
2	Corn-notill	1 428
3	Corn-mintill	830
4	Corn	237
5	Grass-pasture	483
6	Grass-trees	730
7	Grass-pasture-mowed	28
8	Hay-windrowed	478
9	Oats	20
10	Soybean-notill	972
11	Soybean-mintill	2 455
12	Soybean-clean	593
13	Wheat	205
14	Woods	1 265
15	Buildings-grass-trees-drives	386
16	Stone-steel-towers	93

2.1.1 编码的稀疏性验证

为了验证本文算法得到编码的稀疏性, 在每类样本选择 10% 构成训练样本集, 训练样本集中共有 920 个样本, 然后将剩余的 8 314 个样本作为测试样本进行编码。由式 (1) 可知, 矩阵 $\mathbf{A}$ 的大小为 200 × 920, 每个测试样本的编码是一个 920 维的向量。图 2 给出了样本编码中非零元素数量的统计图, 从图中能够发现, 测试样本编码中非零元素最少时只有 3 个, 最多时是 36。即便是最大数 36, 与编码中的 920 个总元素数相比较也是非常稀疏的。从图中也能够看到, 编码的非零元素数量大部分集中在 7 ~ 20 之间, 说明本文方法对测试样本的编码是稀疏的。从编码的稀疏性可以知道, 经过 SNNLSC 编码后, 测试样本都表示成训练集很少的几个样本的线性组合, 其主要原因是这些样本与测试样本具有很高的相似性, 与测试样本来自同一类的概率很高。

2.1.2 分类结果

测试样本经过编码后, 测试样本集中每个样本对应一个稀疏编码, 这个编码可看作是一个 920 维

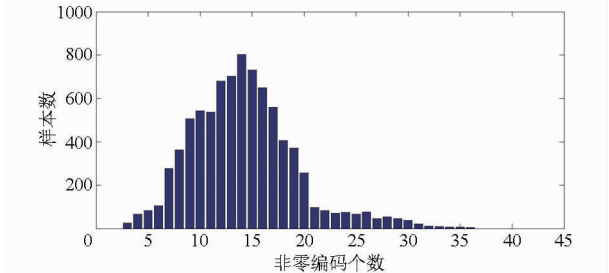


图 2 测试样本非零编码个数统计结果

Fig.2 Statistics number of non-zero coding for testing samples

空间中的一个向量。其中,向量的每个元素对应训练样本集中的一个样本,如果该样本与测试样本相似度较高,则这个元素的值也相对较大,否则该元素的值很小,甚至为零。从这个角度而言,每个样本的稀疏编码具有很好的鉴别性能。

将总体识别精度和 Kappa 系数作为算法性能的评价指标(总体精度越高,Kappa 系数越大,算法分类性能越好),并和主成分分析(PCA)、支持向量机(Support vector machine,SVM)以及文献[16]提出的基于稀疏表示的分类器(SRC)方法进行性能比较。表 2 为各种方法的测试结果。从实验结果能够看到,相对于其余 3 种方法,本文方法无论是总体识别精度还是 Kappa 系数,都具有一定的优势。

表 2 算法在 Indian Pines 高光谱影像上的分类性能比较
Tab.2 Classification performance comparison of algorithms in Indian Pines hyperspectral imaging

指标	PCA	SVM	SRC	本文算法
总体识别精度/%	68.63	84.72	81.53	85.31
Kappa 系数	0.631 5	0.832 1	0.786 2	0.816 3

2.2 实验 2

实验数据来自 AVIRIS 成像光谱仪获取的美国加利福尼亚州萨利纳斯山谷的高光谱影像,图像大小为 512 像素 × 217 像素,空间分辨率为 3.7 m,原始数据有 224 个波段,去掉 20 个水吸收波段(波段 108 ~ 112 nm, 154 ~ 167 nm, 224 nm),用剩余的 204 个波段进行分类实验。实验采用了该影像中一个大小为 86 像素 × 83 像素的子影像,用该数据的第 68、78、38 波段分别作为红、绿、蓝成分合成的假彩色图像和地面真实数据,如图 3 所示,其类别信息及样本数据分布如表 3 所示。

与实验 1 相同,每类样本选取 10% 构成训练样本集,剩余的作为测试样本。表 4 给出了算法的总体识别精度与 Kappa 系数,并和 PCA、SVM、SRC 进行了比较。从表 4 的数据可以看到,4 种方法的分类效果都是比较满意的,但本文方法具有更好的识别性能。

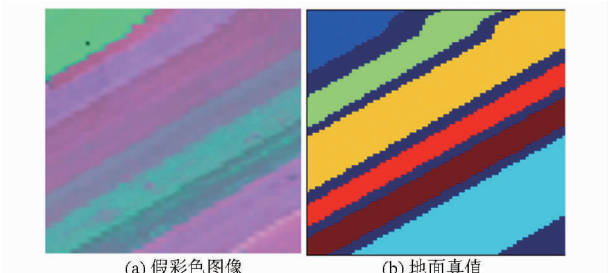


图 3 萨利纳斯山谷数据及其地面真值

Fig.3 Salinas Valley data and ground truth value

表 3 萨利纳斯山谷高光谱影像样本分布
Tab.3 Sample distribution of Salinas Valley hyperspectral imaging

类别	名称	样本总数
1	Brocoli_green_weeds_1	391
2	Corn_senesced_green_weeds	1 343
3	Lettuce_romaine_4wk	616
4	Lettuce_romaine_5wk	1 525
5	Lettuce_romaine_6wk	674
6	Lettuce_romaine_7wk	799

表 4 算法在萨利纳斯山谷高光谱影像上的分类性能比较

Tab.4 Classification performance comparison of algorithms in Salinas Valley hyperspectral imaging

指标	PCA	SVM	SRC	本文算法
总体识别精度/%	95.12	99.37	98.85	99.56
Kappa 系数	0.943 1	0.982 5	0.980 6	0.986 7

在 2 个高光谱遥感影像数据集上的实验结果表明,当样本类别较多时,各类算法的识别精度都有所下降。但是,本文算法无论是总体识别精度还是 Kappa 系数,都优于其余 3 种方法,其主要原因是在编码非负性约束下,得到的特征编码具有较大的稀疏性,增强了提取特征的可鉴别性。

3 结束语

通过采用非负最小二乘方法,提出了一种基于稀疏非负最小二乘算法的高光谱遥感影像分类方法。与经典的稀疏表示方法相比较,采用的非负最小二乘方法不需要通过 L1 范数优化算法,具有较快的计算速度;通过增加非负性约束,使得用最小二乘方法得到的解具有很好的稀疏性,并用其稀疏系数作为样本的特征向量进行分类,由于得到样本的特征向量的稀疏性较高,大大提高了特征向量的可鉴别性,并进一步提升了算法的计算效率。在 Indian Pines 和萨利纳斯山谷 2 个高光谱影像数据集上的分类结果表明,本文算法分类精度较高,是一种较好的高光谱遥感影像分类方法。

参 考 文 献

- 1 PLAZA A, BENEDIKTSSON J A, BOARDMAN J, et al. Recent advances in techniques for hyperspectral image processing [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2009, 113(9): 110 – 120.
- 2 SHAHSHAHANI B, LANDGREBE D. The effect of unlabeled samples in reducing the small sample size problem and mitigating the Hughes phenomenon [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 1994, 32(5): 1087 – 1095.
- 3 PAL M, FOODY G M. Feature selection for classification of hyperspectral data by SVM [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2010, 48(5): 2297 – 2307.
- 4 GUO B, GUNN S R, DAMPER R I, et al. Band selection for hyperspectral image classification using mutual information [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2006, 3(4): 522 – 526.
- 5 秦方普, 张爱武, 王书民, 等. 基于谱聚类与类间可分性因子的高光谱波段选择 [J]. *光谱学与光谱分析*, 2015, 35(5): 1357 – 1364.
QIN Fangpu, ZHANG Aiwu, WANG Shumin, et al. Hyperspectral band selection based on spectral clustering and inter-class separability factor [J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2015, 35(5): 1357 – 1364. (in Chinese)
- 6 YANG C, LEE W S, GADER P. Hyperspectral band selection for detecting different blueberry fruit maturity stages [J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2014, 109(23 – 31): 23 – 31.
- 7 LI S, WU H, WAN D S, et al. An effective feature selection method for hyperspectral image classification based on genetic algorithm and support vector machine [J]. *Knowledge-based Systems*, 2011, 24(1): 40 – 48.
- 8 苏红军, 杜培军. 高光谱数据特征选择与特征提取研究 [J]. *遥感技术与应用*, 2006, 21(4): 288 – 293.
SU Hongjun, DU Peijun. Study on feature selection and extraction of hyperspectral data [J]. *Remote Sensing Technology and Application*, 2006, 21(4): 288 – 293. (in Chinese)
- 9 王俊淑, 江南, 张国明, 等. 高光谱遥感图像 DE-self-training 半监督分类算法 [J]. *农业机械学报*, 2015, 46(5): 239 – 244.
WANG Junshu, JIANG Nan, ZHANG Guoming, et al. Semi-supervised classification algorithm for hyperspectral remote sensing image based on DE-self-training [J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2015, 46(5): 239 – 244. (in Chinese)
- 10 蔡悦, 苏红军, 李茜楠. 萤火虫算法优化的高光谱遥感影像极限学习机分类方法 [J]. *地球信息科学*, 2015, 17(8): 986 – 994.
CAI Yue, SU Hongjun, LI Qiannan. An extreme learning machine optimized by firefly algorithm for hyperspectral image classification [J]. *Journal of Geo-information Science*, 2015, 17(8): 986 – 994. (in Chinese)
- 11 PRASAD S, BRUCE L M. Limitations of principal components analysis for hyperspectral target recognition [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2008, 5(4): 625 – 629.
- 12 VILLA A, BENEDIKTSSON J A, CHANUSSOT J, et al. Hyperspectral image classification with independent component discriminant analysis [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2011, 49(12): 4865 – 4876.
- 13 孙伟伟, 刘春, 施蓓琦, 等. 面向高光谱影像分类的改进局部切空间排列降维 [J]. *同济大学学报: 自然科学版*, 2014, 42(1): 124 – 130.
SUN Weiwei, LIU Chun, SHI Beiqi, et al. Dimensionality reduction with improved local tangent space alignment for hyperspectral image classification [J]. *Journal of Tongji University: Nature Science*, 2014, 42(1): 124 – 130. (in Chinese)
- 14 袁宗泽, 孙浩, 计科峰, 等. 基于 Fisher 字典学习稀疏表示的高光谱图像分类 [J]. *遥感技术与应用*, 2014, 29(4): 646 – 652.
YUAN Zongze, SUN Hao, JI Kefeng, et al. Hyperspectral image classification using Fisher dictionary learning based sparse representation [J]. *Remote Sensing Technology and Application*, 2014, 29(4): 646 – 652. (in Chinese)
- 15 刘嘉敏, 罗甫林, 黄鸿, 等. 应用相关近邻局部线性嵌入算法的高光谱遥感影像分类 [J]. *光学精密工程*, 2014, 22(6): 1668 – 1676.
LIU Jiamin, LUO Fulin, HUANG Hong, et al. Classification of hyperspectral remote sensing image using correlation neighbor LLE [J]. *Optics and Precision Engineering*, 2014, 22(6): 1668 – 1676. (in Chinese)
- 16 WRIGHT J, YANG A Y, GANESH A, et al. Robust face recognition via sparse representation [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2009, 31(2): 210 – 227.
- 17 CHEN Y, NASRABADI N M, TRAN T D. Hyperspectral image classification using dictionary-based sparse representation [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2011, 49(10): 3973 – 3985.
- 18 CHEN Y, NASRABADI N M, TRAN T D. Hyperspectral image classification via kernel sparse representation [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2013, 51(1): 217 – 231.
- 19 ZHANG H Y, LI J Y, HUANG Y C, et al. A nonlocal weighted joint sparse representation classification method for hyperspectral

imagery[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing,2014, 7(6):2056 – 2065.

20 LI Y, NGOM A. Classification approach based on non-negative least squares[J]. Neurocomputing,2013, 118(1): 41 – 57.

21 CHEN D, PLEMMONS R J. Nonnegativity constraints in numerical analysis [C] // BULTHEEL A, COOLS R. Conference Proceedings of Symposium on the Birth of Numerical Analysis, Leuven Belgium, 2009:109 – 139.

22 LAWSON C L, HANSON R J. Solving least squares problems[M]. Upper Saddle River: Prentice Hall, 1987.

23 PLAZA A, BENEDIKTSSON J A, BOARDMAN J W, et al. Recent advance in techniques for hyperspectral image processing [J]. Remote Sensing of Environment, 2009,113(9):110 – 122.

24 HAQ Q S, SHI L, TAO L, et al. A L1-minimization based approach for hyperspectral data classification [C] // Proceedings of 2010 International Conference on Remote Sensing(ICRS),2010,2:139 – 142.