

土壤水分特征曲线模型参数识别的多邻域粒子群算法

高雄飞¹, 刘元会¹, 郭建青², 王媛英¹, 郝立瑛³

(1. 长安大学理学院, 陕西 西安 710064; 2. 长安大学环境科学与工程学院, 陕西 西安 710051

3. 西安理工大学理学院, 陕西 西安 710054)

摘要: Van Genuchten 模型(简称 VG 模型)是目前运用最为广泛的土壤水分特征曲线模型, 提出适宜的优化算法进行模型参数识别也是一个非常重要的研究方向。针对标准的粒子群算法易陷入局部最优的缺点, 给出了一种多邻域粒子群算法, 可以有效地克服粒子群算法易陷入局部最优的缺点, 并利用该算法对 VG 模型参数进行识别, 最后用所求解的参数对不同类型土壤持水性能进行了试验。数值实验结果表明, 多邻域粒子群算法能够有效应用于 VG 模型的参数识别, 与其它算法相比在性能和精度上都有所提高, 而且对参数的取值范围也可以较大地放宽。因此, 多邻域粒子群算法可以作为 VG 模型参数识别的一种新方法。

关键词: 土壤水分特征曲线; VG 模型; 参数识别; 粒子群算法; 多邻域粒子群算法

中图分类号: S152.7; O231.3 **文献标志码:** A **文章编号:** 1000-7601(2014)06-0048-05

Multiple neighborhood particle swarm algorithm for model parameter identification of soil water characteristic curve

GAO Xiong-fei¹, LIU Yuan-hui¹, GUO Jian-qing², WANG Yuan-ying¹, HAO Li-ying³

(1. College of Science, Chang'an University, Xi'an, Shaanxi 710064, China;

2. School of Environmental Science & Engineering, Changan University, Xi'an, Shaanxi 710051, China;

3. College of Science, Xi'an University of Technology, Xi'an, Shaanxi 710054, China)

Abstract: The Van Genuchten model (hereinafter refer to as VG model) is the most wide use model for soil water characteristic curve at present, put forward the feasible optimization algorithm to identify the model parameters is also a very important research direction. In this paper, pointed to the disadvantage of the standard particle swarm algorithm was easy to fall into local optimum, presented a multiple neighborhood particle swarm algorithm which can be effectively overcome the shortcoming of local optimum, also can use this algorithm to identify the parameters of the VG model, finally different type of soil moisture performances are tested by these parameters. The numerical experiment results showed that: The multiple neighborhood particle swarm algorithm can be effectively applied to identify the parameters of the VG model, compared with other algorithms in terms of performance and precision are improved, also the scope of parameters can be larger. As a result, The multiple neighborhood particle swarm algorithm can be used as a new kind of method for identification of the VG model parameters.

Keywords: soil water characteristics curve; Van Genuchten model; parameter identification; particle swarm algorithm; multiple neighborhood particle swarm algorithm

土壤水分特征曲线是表示土壤基质吸力与土壤含水率的关系曲线, 是定量研究土壤水分运动和溶质运移的重要参数。对于描述土壤基质吸力与含水率的土壤水分特征曲线问题, 国外学者先后提出了许多数学模型和计算方法, 其中 VG 模型较为典型^[1-2], VG 模型的函数表达式是一个较为复杂的非

线性模型, 含有的未知参数较多, 采用传统的非线性最小二乘法进行参数识别, 不仅计算过程较为复杂, 而且在选取计算初值时, 人为因素的影响较大, 往往使估计结果带有较大的误差, 有时迭代过程会陷入局部极值, 而不易得到全局最优解。

近年来, 随着数学和计算机技术的飞速发展, 人

们已经将属于智能优化算法的混合遗传算法^[3]、混合粒子群优化算法^[4]和单纯形^[5]等方法应用于 VG 模型的参数识别。粒子群 (particle swarm optimization, PSO) 算法^[6]是一种新的随机全局优化算法, 在许多工程领域得到了广泛的应用。PSO 算法的优势在于算法简单, 易于实现, 不要求解问题的梯度信息, 算法控制参数少等优点。但其进化后期收敛速度比较慢, 且常常易于陷入局部极值点。倪庆剑^[7]提出一种基于可变多簇结构的动态概率粒子群优化算法, 对粒子邻域给出了动态可变拓扑策略, 较为明显地提高了算法的优化性能, 但动态拓扑增加了算法的计算量。本文基于标准的 PSO 算法, 给出一种综合改进的多邻域粒子群算法 (multiple neighborhood improved particle swarm optimization algorithm, MNI - PSO), 并将其应用于 VG 模型的参数识别。

1 VG 模型

VG 模型是由美国学者 Van Genuchten 于 1980 年提出的描述土壤水力特性的, 其具体表达式如下:

$$\theta(h) = \theta_r + \frac{\theta_s - \theta_r}{[1 + |ah|^n]^m} \tag{1}$$

其中, θ 为土壤含水率 ($\text{cm}^3 \cdot \text{cm}^{-3}$); h 为土壤基质势 (cm^3); θ_s 为土壤饱和含水量 ($\text{cm}^3 \cdot \text{cm}^{-3}$); θ_r 土壤残余含水量 ($\text{cm}^3 \cdot \text{cm}^{-3}$); a, m, n 为土壤水分特征曲线形状参数, $m = 1 - \frac{1}{n}$ ($n > 1$), 方程(1)中参数求解问题实质是根据土壤含水率和土壤基质势的实测数据构成的一个序列 $\{h_i, \theta(h_i)\}$ 来确定 $\theta_s, \theta_r, a, n, m$ 这 5 个参数的问题。考虑到实测数据序列 $\{h_i, \theta(h_i)\}$ 样本容量少, 故本文采用稳健性好的误差绝对值之和最小准则来构造目标函数:

$$\min f(\theta_r, \theta_s, a, n, m) = \sum_{i=1}^N |\theta^o(h_i) - \theta(h_i)| \tag{2}$$

式中, $\theta^o(h_i)$ 为实测土壤含水率 ($\text{cm}^3 \cdot \text{cm}^{-3}$); $\theta(h_i)$ 为计算所得含水率 ($\text{cm}^3 \cdot \text{cm}^{-3}$); h_i 为实测土壤基质势; N 为实测数据组数。

2 MNI - PSO 算法原理

设种群的粒子个数为 m , 搜索维数为 n , 在粒子群的初始化和搜索空间的处理上依据文献[8]中的原理, 粒子的速度和位置按式(3)和(4)进行更新:

$$v_{id}^{k+1} = w^k v_{id}^k + c_1 \xi (p_{id}^k - x_{id}^k) + c_2 \mu (p_{gd}^k - x_{id}^k) (1 - T_i) + c_3 \eta (p_{ld}^k - x_{id}^k) T_i \tag{3}$$

$$x_{id}^{k+1} = x_{id}^k + v_{id}^{k+1} \tag{4}$$

式中, k 代表第 k 代粒子, w 表示速度的惯性权重, c_1, c_2, c_3 分别表示自学因子、全局学习因子, 邻域学

习因子, ξ, μ, η 是在区间 $[0, 1]$ 上均匀分布的三个伪随机数, $p_{id}^k, p_{gd}^k, p_{ld}^k$ 分别表示粒子经历的历史最好点、全局最好点、邻域最好点, T_i 为邻域学习能力函数, 用于区别粒子获取全局或邻域知识的能力, 其表示为:

$$T_i = \begin{cases} 0 & i \in H \\ 1 & i \notin H \end{cases} \tag{5}$$

其中, H 表示邻域内有权限获取全局知识的粒子集合。

2.1 邻域的划分及惯性权重的确定

在粒子群中加入邻域拓扑结构, 即将粒子群中的粒子按照某种拓扑结构划分为若干个邻域, 在邻域内的粒子可以共享邻域内的知识, 这样虽然收敛速度变慢了, 但是可以弥补原算法易于陷入局部最优的缺点。

为了能够有效传递全局信息, 又能够较好地保持邻域内的独立搜索能力, 文中设计了一种简单的邻域划分方案, 将 m 个粒子按照索引号划分为 L 个邻域, 前 $L - 1$ 个邻域的每个邻域的粒子数目为 $n = (m/L) + 1$, 最后一个邻域粒子个数为 $\text{mod}(m, n)$, 第 j 个邻域 N_j 表示为:

$$N_j = \begin{cases} \{i \mid (j - 1)h + 1 \leq i \leq jh\}, & 1 \leq j < L \\ \{i \mid (L - 1)h + 1 \leq i \leq m\}, & j = L \end{cases} \tag{6}$$

邻域信息传递方案是, 每个邻域的第一个粒子接受全局知识, 其它粒子只接受邻域内知识, 这样全局搜索的知识通过每个邻域的第一个粒子传递到各个邻域, 但不直接传递给全部粒子, 增加了邻域内粒子搜索的独立性。于是邻域学习能力函数可表示为:

$$T_i = \begin{cases} 0, & i = (j - 1)h + 1 \\ 1, & i \neq (j - 1)h + 1 \end{cases}, j = 1, 2, \dots, L \tag{7}$$

由于上述邻域划分方案具有较强的独立性, 所以在确定粒子惯性权重 w 时, 在基于文献[10]采用的线性衰减即(8)式的基础上, 通过式(9)进一步判断

$$w^k = w_{\max} - k \frac{w_{\max} - w_{\min}}{N} \tag{8}$$

$$\tilde{w}^k = \begin{cases} w^k, & f(x^k) \leq f(x^{k-1}) \\ vw^k, & f(x^k) > f(x^{k-1}) \end{cases} \tag{9}$$

其中, $w_{\max}, w_{\min}$ 分别为最大、最小惯性权重系数, k 为实际循环次数, N 为最大迭代次数。 v 是 $(0, 1)$ 上的一个均匀分布的伪随机数。

由于式(9)使部分粒子丧失搜索能力, 基于速度的欧几里德范数 (Euclidean norm) 速度判别函数, 文中设计如下的速度判别函数, 用于使得失去能量的粒子重新获得搜索能量。

$$\|v_i\|_2 = \sqrt{\sum_{d=1}^D v_{id}^2} \tag{10}$$

$$\tilde{x}_{id}^{k+1} = \begin{cases} x_{id}^{k+1} + v_{\max d} \times Mut \times (v - 0.5), & \|v_i\|_2 < \tau \\ x_{id}^{k+1}, & \|v_i\|_2 \geq \tau \end{cases} \tag{11}$$

式中, v 是(0,1)上的一个均匀分布的伪随机数, τ 为最小速度限制, Mut 为当前状态变异率。

2.2 算法流程

综上所述,MNI-PSO 算法的具体步骤如下:

步骤 1:对粒子进行初始化^[8],并将初始最优值赋为精度范围的最大值。

步骤 2:计算每个粒子的适应值 $f_i(x_i^k)$,并更新 p_i, p_j 和 pl_j 。

步骤 3:判断 $k < N$ 是否成立,成立则终止算法,否则进行第(4)步。

步骤 4:按照(9)式计算惯性权重。

步骤 5:按照式(3)对粒子的速度进行更新,按照式(4)对位置进行更新,并对粒子的搜索空间进行处理^[8]。

步骤 6:计算(10)式,并依据结果按照式(11)式对位置进行更新,最后返回步骤 2。

图 1 给出了以上算法过程的流程图。

3 仿真实例与结果分析

3.1 实验验证设计

引用文献[9]的实测数据来验证 MNI-PSO 算法的优化性能和优化精度,表 1 给出了西北某干旱区不同土壤类型包气带脱湿与吸湿条件下试验数据。验证实验分两部分,第一部分是比較 MNI-PSO 算法与基本粒子群算法和混合粒子群算法的优化性能;第二部分为 MNI-PSO 算法与文献[4]中所列出的算法优化精度的比较。在第一部分实验中,将三

表 1 西北某干旱区包气带脱湿与吸湿条件下 $h \sim \theta$ 试验^[9]

类型 Type		h/kpa							
		1	5	10	20	40	80	100	130
细沙 Fine sand θ	脱湿 Dewatering	0.377	0.330	0.146	0.106	0.092	0.083	0.079	0.076
	吸湿 Sorption water	0.374	0.326	0.131	0.092	0.089	0.081	0.078	0.074
砾沙 Gravel sand θ	脱湿 Dewatering	0.272	0.173	0.093	0.074	0.066	0.061	0.059	0.057
	吸湿 Sorption water	0.268	0.167	0.081	0.069	0.062	0.056	0.054	0.052

表 3 给出了 MNI-PSO 算法与文献[4]中列出的非线性单纯形算法(SM)、阻尼最小二乘法(DLSM)、遗传算法(GA)、混合遗传算法(HGA)和随机粒子群算法(SPSO)参数估计值和目标函数值的

种算法分别进行 40 次求解 VG 模型参数的数值实验,然后分析其收敛次数、寻优率和收敛时的迭代次数来比较这些算法的优缺点。MNI-PSO 算法中参数 $Mut = 0.01, \tau = 0.01, a = 0.9$,邻域个数 $L = 3$ 。在第二部分数值试验中,利用 MNI-PSO 算法求解式(2)及相应的参数,并列出文献[4]中其它算法计算所得式(2)的结果,然后通过比较实测与计算含水率之间的均方根误差来比较各自的优化精度。

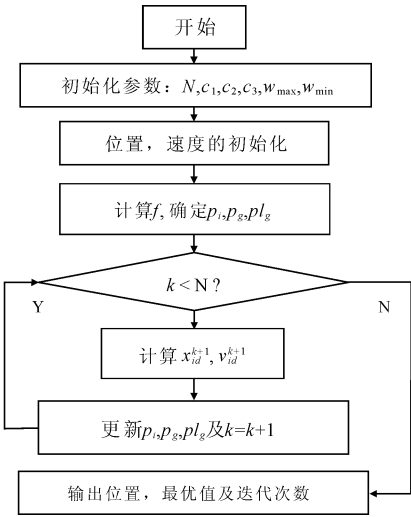


图 1 MNI-SPO 算法流程图

Fig.1 Flow charter of MNI-SPO algorithm

文中为验证算法的通用性,将文献[3]参数取值范围适当放大,即 θ_r 取值范围为 $0 \sim 0.2$, θ_s 取值范围为 $0.2 \sim 0.7$, a 取值范围为 $0 \sim 1$, n 取值范围为 $1 \sim 10$ 。

3.2 计算结果分析

表 2 给出了三种算法优化性能的比较。从表 2 可以看出 PSO、HPSO 的寻优率分别为 10%, 85%, 而 MNI-PSO 的寻优率为 97%,由此可以看出 MNI-PSO 相比其它两种算法在优化性能上有了很大的提高。

结果。从表 3 不同算法的结果比较可以看出,MNI-PSO 算法和其它算法所计算的待估参数比较接近,由此可知,MNI-SPO 算法的计算结果是可靠的。另一方面,MNI-PSO 算法所求的目标函数值

比其它算法的目标函数值都要小,从参数的范围可以看出,MNI – PSO 算法与其它算法相比在参数范围放宽了许多。因此,多邻域粒子群算法参数优化的结果优于其它优化算法。

表 4 给出了文献[9]中粉壤土、细沙和砾沙脱湿和吸湿的土壤水分特征曲线 VG 模型参数值和优化目标函数值,从优化目标函数值可以看出,MNI – PSO 算法对 VG 模型的参数识别具有较高的精度。由此可知,MNI – PSO 算法可以用于不同类型土壤水分特征曲线 VG 模型参数识别。

表 3 不同方法得到的粉壤土 VG 模型的参数

Table 3 The parameters of VG model forsilt loam obtained by different methods

优化方法 Optimization method	θ_r	θ_s	a	n	目标函数值 Objective function value
SM	0.0530	0.3630	0.0130	4.2410	0.1080
DLSM	0.0530	0.3630	0.0140	4.1970	0.1473
GA	0.0570	0.3630	0.0140	2.9450	0.0697
HGA	0.0660	0.3580	0.0140	4.0730	0.0779
SPSO	0.0660	0.3590	0.0130	4.0440	0.0774
MNI – PSO	0.0599	0.3626	0.0138	3.0857	0.0647

表 4 MNI – PSO 算法得到的三种土壤 VG 模型参数

Table 4 The VG model parameters of three kinds of soil obtained by MNI – PSO algorithm

土壤类型 Soil type	θ_r	θ_s	a	n	目标函数值 Objective function value
粉壤土脱湿 Silt loam dewatering	0.0599	0.3626	0.0137	3.0857	0.0647
粉壤土吸湿 Silt loam sorption water	0.0514	0.3613	0.0129	5.2284	0.0834
细沙脱湿 Fine sanddewatering	0.0838	0.3773	0.0146	4.6860	0.0415
细沙吸湿 Fine sand sorption water	0.0835	0.3742	0.0151	5.2231	0.0330
砾沙脱湿 Gravel sand desorption	0.0606	0.2746	0.0236	2.9607	0.0191
砾沙吸湿 Gravel sand sorption	0.0556	0.2695	0.0219	3.5685	0.0253

3.3 土壤持水性试验

土壤的持水性是指土壤吸持水分的能力。对土壤持水性能的研究,往往通过土壤水分特征曲线来研究,土壤水分特征曲线的高低反映了土壤持水能力的强弱,即曲线越高,持水能力越强;曲线越低,持水能力越弱。根据表 4 中所计算的参数,利用 Matlab 拟合出粉壤土、细沙、砾沙吸湿和脱湿过程水分特征曲线如图 2。从图 2 可以看出,这三种类型土壤的含水量在基质势约大于 40 kPa 以后,随着基质势的增加,呈现不断下降的趋势,在低基质时,土壤所能保持或释放出来的水量取决于较粗孔隙的分布,当基质势达到一定值时,大孔隙中的水即被排出,所以特征曲线在约大于 40 kPa 开始比较陡直;随着基质势的增加,保持在中小孔隙中的水分才缓慢释出,所以此时特征曲线在约大于 120 kPa 开始逐渐趋于平缓。另一方面,从图 2 可以看出砾沙相对于粉壤土和细沙持水能力比较弱,与实

表 2 不同算法优化性能的比较

Table 2 The comparison of optimized performance for different algorithm

算法 Algorithm	实验次数 Experiment	最大迭代次数 Max iterations	收敛次数 Number of convergence	寻优率 Optimal rate
PSO	40	1000	4	0.10
HPSO	40	1000	36	0.85
MNI – PSO	40	1000	39	0.97

际相符。

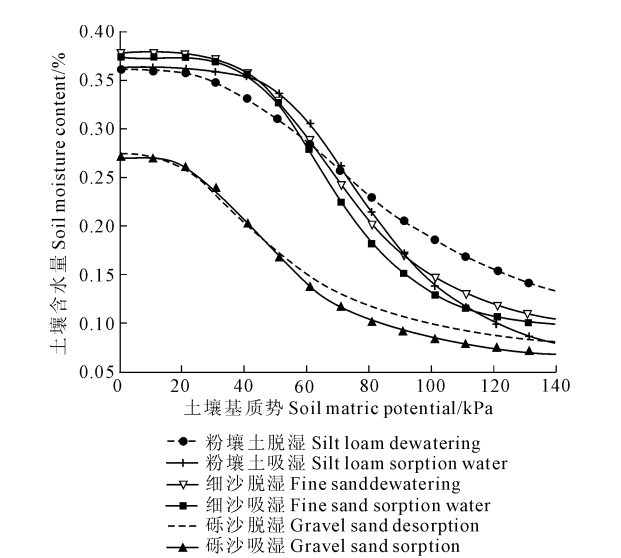


图 2 土壤水分特征曲线

Fig.2 Soil moisture characteristic curves

4 结 论

本文以基本的粒子群算法为基础,给出了一种多邻域粒子群算法,并将其有效地应用于土壤水分特征曲线的 VG 模型参数识别.数值实验结果表明,多邻域粒子群算法相比基本的粒子群算法以及文中所提及到的其它智能优化算法在优化性能和精度上都有所提高,弥补了基本粒子群算法易于陷入局部最优的缺点,所求的 VG 模型参数与其它算法所求非常接近,而且对参数的取值范围相比其它算法也得到了很大的放宽.最后,根据算法所求的参数对这三种土壤脱湿和吸湿过程的持水性能进行了分析,可以看出砾沙相对于粉壤土和细沙持水能力都比较弱,这也与实际相符.因此,多邻域粒子群算法对 VG 模型参数的识别是可行的.

参 考 文 献:

[1] Van Genuchten M. Th. A closed form equation for predicting the hy-

draulic conductivity of unsaturated soils[J]. Soil Sci. Soc. Am. J. 1980,44(5):892-898.

[2] 刘建立,徐绍辉,刘 慧.几种土壤累积粒径分布模型的对比研究[J].水科学进展,2003,14(5):588-592.

[3] 郭向红,孙西欢,马娟娟.基于混合遗传算法估计 Van Genuchten 方程参数[J].水科学进展,2009,20(5):678-672.

[4] 刘利斌,欧阳艾嘉,乐光学,等.基于混合粒子群的土壤水分特征曲线参数优化[J].计算工程与应用,2011,47(35):218-220.

[5] 李春友,任 理,李保国.利用优化方法求算 Van Genuchten 方程参数[J].水科学进展,2001,12(4):473-478.

[6] Kennedy J, Eberhart R. Particle swarm optimization [C]//Proc. of IEEE International Conference on Neural Networks,1995:1942-1948.

[7] 倪庆剑.一种基于可变多簇结构的动态概率粒子群优化算法 [J].软件学报,2009,20(2):339-349.

[8] 杨雪榕,梁加红,等.多邻域改进粒子群算法[J].系统工程与电子技术,2010,32(11):2454-2458.

[9] 王金生,杨志峰,陈家军,等.包气带土壤水分滞留特征研究 [J].水利学报,2000,(2):1-6.

[10] 孟令群,郭建青.利用混沌粒子群算法确定河流水质模型参数 [J].地球科学与环境学报,2009,31(2):170-172.



通过本刊进入“领跑者 5000”平台的优秀论文

“领跑者 5000”(简称 F5000)是中国科学技术信息研究所自 2000 年开始立项的国家级研究课题,是在“中国精品科技期刊”评价成果的基础上构建的展示精品期刊最高学术水准的平台。它从 300 种精品期刊中遴选高被引论文推向国内外高端学术平台,面向世界更大范围展示和推广我国重要的科研成果,扩大我国精品期刊和作者的学术影响力。自 F5000 项目启动后,本刊已有 20 篇论文被遴选进入展示平台,本刊将论文作者的信息予以公示,祝贺以下作者获此殊荣。

作者	论文标题	作者单位	发表年(期)
山 仑	植物抗旱生理研究与发展半旱地农业	西北农林科技大学	2007(1)
姚玉璧	气象、农业干旱指标综述	中国气象局兰州干旱气象研究所	2007(1)
李 茜	燃煤烟气脱硫废弃物和糠醛渣对盐碱土的改良效应	宁夏大学	2008(4)
金胜利	黄土高原地区玉米双垄全膜覆盖沟播栽培技术土壤水温条件及其产量效应	甘肃省榆中县农业技术推广中心	2010(2)
王春霞	干旱区膜下滴灌条件下膜孔蒸发特征研究	西安理工大学	2011(1)
王界平	氮肥对盐角草生长及矿质灰分累积的影响	中国科学院新疆生态与地理研究所	2011(1)
冯良山	半干旱区坐水播种条件下玉米高产栽培措施研究	沈阳农业大学	2009(1)
张 扬	保水剂对宁南山区马铃薯产量及土壤水分利用的影响	中国科学院水利部水土保持研究所	2009(3)
李小涵	农田土壤有机碳的影响因素及其研究	西北农林科技大学	2008(3)
陈秀龙	膜下滴灌条件下不同矿化度水对土壤水盐动态及棉花产量的影响	中国科学院新疆生态与地理研究所	2010(3)
吴普特	陕北山地红枣集雨微灌技术集成与示范	西北农林科技大学	2008(4)
张俊鹏	不同麦秸覆盖量对夏玉米田棵间土壤蒸发和地温的影响	中国农业科学院农田灌溉研究所	2009(1)
李来祥	甘肃省旱地全膜双垄沟播技术研究与进展	天水市农业技术推广站	2009(1)
杨永辉	保水剂用量对冬小麦光合特性及水分利用的影响	河南省农业科学院	2009(4)
王 昕	半干旱区秸秆覆盖量对土壤水分保蓄及作物水分利用效率的影响	西北农林科技大学	2009(4)
刘广才	旱地玉米全膜双垄沟播技术土壤水分效应研究	甘肃省农业技术推广站	2008(6)
韩海涛	三种气象干旱指标的应用比较研究	甘肃省气象信息与技术装备保障中心	2009(1)
高丽娜	华北平原冬小麦麦田覆盖对土壤温度和生育进程的影响	中国科学院遗传与发育生物学研究所	2009(1)
方文松	秸秆覆盖农田的小气候特征和增产机理研究	河南省气象科学研究所	2009(6)
程裕伟	滴灌条件下春小麦耗水规律研究	石河子大学	2012(2)