

6-4-2020

Evaluation and Analysis of Land Intensive Utilization Based on Parameters Optimization of SVM

Chen Li

1. School of Management, Anhui Jianzhu University, Hefei 230601, China;;

Jiaojiao Li

1. School of Management, Anhui Jianzhu University, Hefei 230601, China;;

Shulu Xiao

2. Anhui construction drawing review Co. , Ltd, Hefei 230022, China;

Follow this and additional works at: <https://dc-china-simulation.researchcommons.org/journal>



Part of the Artificial Intelligence and Robotics Commons, Computer Engineering Commons, Numerical Analysis and Scientific Computing Commons, Operations Research, Systems Engineering and Industrial Engineering Commons, and the Systems Science Commons

This Paper is brought to you for free and open access by Journal of System Simulation. It has been accepted for inclusion in Journal of System Simulation by an authorized editor of Journal of System Simulation.

Evaluation and Analysis of Land Intensive Utilization Based on Parameters Optimization of SVM

Abstract

Abstract: Based on relevant literature research of evaluation on intensive land-use both at home and abroad, the theory of Support Vector Machine (SVM) and Ant Colony Algorithm (ACO) was discussed. A *new method of Correlation Coefficient, the Ant Colony Algorithm and Support Vector Machine (cACO-SVM) was proposed*, which analyzed the relevant indicators to determine index set, using ACO, optimization of SVM parameters to draw a good penalty factor C and kernel function sigma and epsilon insensitive coefficient and training SVM, *the method improved the training accuracy*. Optimization of the land intensive utilization evaluation based on cACO-SVM was put forward, comparing with the ACO-SVM and GA - SVM intensive land use evaluation. Evaluation and simulation results show that analysis of cACO-SVM intensive land use evaluation is better than that of the ACO - SVM and GA - two methods of SVM. Intensive land use evaluation effect of *cACO - SVM is more ideal*.

Keywords

intensive land use, correlation coefficient, ACO, SVM, evaluation

Recommended Citation

Chen Li, Li Jiaojiao, Xiao Shulu. Evaluation and Analysis of Land Intensive Utilization Based on Parameters Optimization of SVM[J]. Journal of System Simulation, 2016, 28(7): 1651-1659.

支持向量机参数优化的土地集约利用评价与分析

陈莉¹, 李姣姣¹, 肖曙露²

(1. 安徽建筑大学管理学院, 安徽 合肥 230601; 2. 安徽省施工图审查有限公司, 安徽 合肥 230022)

摘要: 对国内外土地集约利用评价的相关文献研究, 在支持向量机、蚁群算法基础上, 提出相关系数、蚁群算法与支持向量机相结合评价方法, 对指标进行相关分析, 确定指标集, 运用蚁群算法, 优化支持向量机参数, 得出较好的惩罚因子 C , 核函数 σ 和不敏感系数 ϵ , 再对支持向量机训练, 该方法提高了训练准确度, 对土地集约利用进行 cACO-SVM 评价, 并与 ACO-SVM、GA-SVM 的土地集约利用评价进行比较, 评价与仿真结果表明, cACO-SVM 的土地集约利用评价优于 ACO-SVM、GA-SVM 两种方法, cACO-SVM 的土地集约利用评价效果比较理想。

关键词: 土地集约利用; 相关系数; 蚁群算法; 支持向量机; 评价

中图分类号: F292

文献标识码: A

文章编号: 1004-731X (2016) 07-1651-09

Evaluation and Analysis of Land Intensive Utilization Based on Parameters Optimization of SVM

Chen Li¹, Li Jiaojiao¹, Xiao Shulu²

(1. School of Management, Anhui Jianzhu University, Hefei 230601, China;

2. Anhui construction drawing review Co., Ltd, Hefei 230022, China)

Abstract: Based on relevant literature research of evaluation on intensive land-use both at home and abroad, the theory of Support Vector Machine (SVM) and Ant Colony Algorithm (ACO) was discussed. A new method of Correlation Coefficient, the Ant Colony Algorithm and Support Vector Machine (cACO-SVM) was proposed, which analyzed the relevant indicators to determine index set, using ACO, optimization of SVM parameters to draw a good penalty factor C and kernel function sigma and epsilon insensitive coefficient and training SVM, the method improved the training accuracy. Optimization of the land intensive utilization evaluation based on cACO-SVM was put forward, comparing with the ACO-SVM and GA - SVM intensive land use evaluation. Evaluation and simulation results show that analysis of cACO-SVM intensive land use evaluation is better than that of the ACO - SVM and GA - two methods of SVM. Intensive land use evaluation effect of cACO - SVM is more ideal.

Keywords: intensive land use; correlation coefficient; ACO; SVM; evaluation

引言

土地资源集约利用问题是影响新型城镇化建

设的核心问题之一。国外学者对土地集约利用内涵的研究起源于工业革命后期, 著名的土地经济学家理查德.T.伊利认为: 土地集约利用是在较小面积的土地上承载更多的人口。Thorrens^[1], Ward^[2], Geoghegan^[3]采用 CA (cellular automata)模型对城市土地利用动态的变化规律进行了模拟; Laueta^[4]选取人口、经济活动集聚度和生态环境协调度作为



收稿日期: 2015-09-22 修回日期: 2015-11-11;
基金项目: 安徽省自然科学基金(1508085MG144),
安徽高校省级自然科学基金重点项目(KJ2014A042);
作者简介: 陈莉(1966-), 女, 安徽阜阳, 教授, 博士,
硕导, 研究方向为技术经济理论与评价、计量经济学。

<http://www.china-simulation.com>

• 1651 •

土地集约利用的评价的一级指标; Taleaietal^[5]认为在区域层面和总体层面上, 土地集约利用的评价的一级指标的内涵和所包含的指标是有很大差异的。

国内在土地集约利用评价方面, 陶志红^[6]认为土地利用的结构优化、用地比例的适当等, 能使土地利用方式更集约; 王静等^[7], 赵鹏军等^[8]则更强调土地集约利用的动态性。在此基础上, 王勇, 杨小雨^[9]认为土地集约利用需要优先考虑的问题是城镇建设用地数量扩大和农业用地面积相应减少之间的博弈; 王文刚等^[10]展开了土地集约利用影响因素的文献分析; 李昌峰, 武清华等^[11], 运用全局主成分分析法, 建立长三角重心迁移模型和空间自相关模型; 李灿, 张凤荣采用 TOPSIS 模型^[12], 评价了土地利用绩效状态; 杨帆^[13]认为新型城镇化建设中土地制度改革的重点是土地集约利用; 赵姚阳, 濮励杰等^[14]应用的模糊逻辑方法, 朱天明等^[15]的因子分析、邱磊、廖和平等^[16]的熵值法、赵小凤等^[17]的 RAGA-AHP 算法, 对土地集约化利用进行了研究。

在评价方法上, 学者们大多采用模糊理论评价法、主成分分析法、层次分析法、特尔菲法和多因素综合评价法、因子分析法、专家打分法等。现有土地集约评估方法中, 专家评估法方便易用, 但主观性强; 主成分分析等数理统计方法其评价结果仅仅对综合排序有较理想的效果, 其应用时要求评估对象的各因素需有具体的数据值。信息技术的出现必将推动土地集约利用评价方法的发展, 并且在土地集约利用评价中已初步作了一些探索: 常胜, 李江风^[18]利用 BP 神经网络模型, 对土地集约利用进行评价; 高小永^[19]将多目标蚁群优化算法与 GIS 耦合相结合, 建立土地评价模型; 王华, 刘耀林^[20]等提出了基于多目标微粒群优化的土地评价模型; 王力, 牛铮, 尹君^[21]通过建立 RSS 和 ANN 的智能评价模型, 对土地集约利用潜力评价模型进行了评价。

神经网络技术的发展和普及, 使其在土地集约利用评价方面已经得到应用, 但是神经网络技术存在固有的缺陷: 网络结构难以确定, 过拟合现象;

和神经网络比较, 支持向量机方法有着公认的优越性, 它是将优化问题转化为求解一个凸二次规划的问题, 并且得到的唯一的全局最优解, 它是不存在一般神经网络的局部极值问题的。然而, 支持向量机参数选择直接影响运行结果, 而且其本身难以解决的问题。目前 SVM 参数选择的方法有网格法, 数值方法, 粒子群算法等几种, 其中网格法需要将每一个点作为分类器的参数进行测试, 该方法耗时多; 拟牛顿法、梯度下降算法等数值方法对于初始值的选择很敏感; 粒子群算法存在易陷入局部极小值点等缺陷。

本文利用蚁群算法的网格划分策略, 将支持向量机参数的范围平均分布于网格中, 利用人工蚂蚁通过觅食原理自组织寻找最优路径, 利用蚁群算法具有并行性和强大的全局搜索能力, 运用蚁群算法来选择支持向量机的参数, 将支持向量机的参数由人工选取变为智能搜索, 既节约时间, 又降低因主观选择而产生的评价结果随意性。

定义 1: cACO-SVM 的土地集约利用评价是将相关系数(correlation coefficient)分析与 ACO-SVM 结合, 构建土地集约利用 cACO-SVM 模型, 通过指标进行相关分析, 在土地集约利用指标集的相关系数和显著性水平矩阵分析的基础之上, 对备选指标合并筛选, 确定该子系统指标集; 通过蚁群算法的全局搜索能力寻找最优的支持向量机参数, 提高支持向量机的学习能力的一种新型评价模型。

本文对我国 31 个省、自治区、直辖市的土地集约利用进行评价与仿真, 并与 GA-SVM, ACO-SVM 的土地集约利用评价进行比较。

1 支持向量机、蚁群算法数学描述

1.1 支持向量机

SVM 由 V. Vapnik 与其领导的贝尔实验室的小组一起开发出来的支持向量机是通过 VC 维理论和结构的风险最小化原理, 在样本信息的复杂性和模型的学习能力之间找到最优方法。

土地集约评价的支持向量机数学描述:

对给定的土地集约评价训练样本集, $D = \{x_i, y_i | x_i \in R^d, y_i \in R\}, i = 1, 2, 3, \dots, l$, 支持向量机通过将原始变量空间 x 映射到新的高维空间 $\varphi(\cdot)$ 来解决, 并在新的高维空间 $\varphi(\cdot)$ 线性求解^[22]。

设有 n 个样本 x_i 及其所属类别 y_i 表示为: $(x_i, y_i), x_i \in R^d, y_i \in \{+1, -1\}, i = 1, 2, \dots, n$, 超平面方程 $w \cdot x + b = 0$, 能将 2 类样本正确区分, 并使类间隔最大的优化问题可表示如下:

$$\text{在式(1)} y_i[(w \cdot x_i) + b] - 1 \geq 0 \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (1)$$

约束下求 $\varphi(w) = \frac{1}{2} \|w\|^2$ 最小值。

利用 Lagrange 可以把上述最优分类面问题转化为其对偶问题

$$\begin{aligned} \text{Max} W(\alpha) &= \sum_{i=1}^n a_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^n a_i a_j y_i y_j (x_i \cdot x_j) \\ \text{s. t} \quad &\begin{cases} \sum_{i=1}^n \alpha_i y_i = 0 \\ \alpha_i \geq 0 \quad (i=1, 2, \dots, n) \end{cases} \end{aligned} \quad (2)$$

α_i 为原问题中与每个约束条件式对应的 Lagrange 乘子, 解得到最优分类函数

$$f(x) = \text{sgn} \left[\sum_{i=1}^k \alpha_i y_i (x_i \cdot x) + b^* \right] \quad (3)$$

式中: α_i^* 表示 α_i 的最优解; b^* 是分类阈值。

对给定的训练样本集, $D = \{x_i, y_i | x_i \in R^d, y_i \in R\}, i = 1, 2, 3, \dots, l$, 支持向量机通过将原始变量空间 x 映射到新的高维空间 $\varphi(\cdot)$ 来解决, 并在新的高维空间 $\varphi(\cdot)$ 线性求解, 寻找 φ 和 b , 使得回归函数 $f(x) = \omega^T \varphi(x) + b$ 的结构风险最小化, 即 $\min \frac{1}{2} \omega^T \omega$ 。引入非负松弛变量 ξ_i 和惩罚因子 C ,

待优化的问题 $\min \left(\frac{1}{2} \omega^T \omega + C \sum_{i=1}^l (\xi_i + \xi_i^*) \right)$ 表示为:

$$\text{st.} \begin{cases} y - \omega^T \varphi(x_i) - b \leq \varepsilon + \xi_i \\ \omega^T \varphi(x_i) + b - y \geq \varepsilon + \xi_i^* \\ \xi_i, \xi_i^* \geq 0 \end{cases} \quad (4)$$

这里, C 是事先给定的常数, ξ_i 和 ξ_i^* 控制输出约束的上界和下界。这是一个凸二次优化问题,

为了解决这个问题, 引入拉格朗日乘子:

$$\begin{aligned} L &= \frac{1}{2} \omega^T \omega + C \sum_{i=1}^l (\xi_i + \xi_i^*) - \\ &\sum_{i=1}^l \alpha_i (\varepsilon + \xi_i - y + (\omega^T \varphi(x_i)) + b) - \\ &\sum_{i=1}^l \alpha_i (\varepsilon + \xi_i + y - (\omega^T \varphi(x_i)) - b) - \\ &\sum_{i=1}^l (\eta_i \xi_i + \eta_i^* \xi_i^*) \end{aligned} \quad (5)$$

这里, α_i 是 Lagrange 乘子, 其中仅仅有一部分是非零的, 将非零的 Lagrange 乘积因子标记为 α_i^0 , α_i^0 是通过支持向量机训练得到的支持向量^[23]。

1.2 蚁群算法

蚁群算法是近年来提出的一种基于种群寻优的启发式搜索算法。基于网格划分策略的连续域蚁群算法思路为: 根据问题的性质估计最优解的范围以及各变量的取值范围: $X_{j1} \leq X_j \leq X_{jn} (j=1, 2, \dots, n)$ 。在变量区域内打网格, 蚂蚁在各个空间网格点之间移动, 得到各网格点的目标函数值, 比较目标函数值的大小, 较小者进入下一轮继续迭代, 直到网格距离达到预设精度。

假设各变量分成 N 等分, n 个变量变成 n 级决策问题, 每一级有 $N+1$ 个节点, 这样从第 1 级到第 n 级之间连接在一起, 构成一个空间的解, 如图 1 所示。

X_1	X_2	X_3	...	X_n
0	0	0	...	0
1	1	1	...	1
2	2	2	...	2
3	3	3	...	3
4	4	4	...	4
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
N	N	N	...	N

图 1 连续优化问题的状态空间解

状态空间所示的状态为 $(1, 4, 2, \dots, 0)$, 则该状态所对应的解为:

$$(x_1, x_2, x_3, \dots, x_n) = \left\{ \begin{array}{l} x_{1L} + \frac{x_{1M} - x_{1L}}{N} \times 1, x_{2L} + \frac{x_{2M} - x_{2L}}{N} \times 4, \\ x_{3L} + \frac{x_{3M} - x_{3L}}{N} \times 2, \dots, x_{nL} + \frac{x_{nM} - x_{nL}}{N} \times 0 \end{array} \right\} \quad (6)$$

设共有 m 只蚂蚁, $\tau_{ij}(t)$ 表示在 t 时刻第 i 级第 j 个节点的信息量, 蚂蚁 m 在运动过程中根据网点上的信息量决定下一条路径。用 $P_{ij}^m(t)$ 表示在 t 时刻蚂蚁 m 自第 1 级到第 N 级之间的状态转移概率为:

$$P_{ij}^m(t) = \begin{cases} \frac{\tau_{ij}^\alpha(t) \cdot \eta_{ij}^\beta}{\sum_{r \in T_m} \tau_{ir}^\alpha(t) \cdot \eta_{ir}^\beta(t)} & j \in T_m \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (7)$$

式中 T_m 表示蚂蚁 m 一步允许选择的各路径组合集合, 其随蚂蚁的 m 的运动过程而动态改变。信息量随着 $\tau_{ij}(t)$ 时间的推移会逐渐减少, 用 $1-\rho$ 表示每一个网格点上信息素浓度的衰减程度。经过 n 个时刻, 根据式(8)对 N 各网格点上的信息素进行更新:

$$\tau_{ij}^{\text{new}} = (1-\rho)\tau_{ij}^{\text{old}} + \frac{Q}{f} \quad (8)$$

式中: τ_{ij}^{new} 为更新后的信息素量; τ_{ij}^{old} 更新前的信息素量; f 为目标函数值; Q 为常数, 用以调节信息素增量^[24]。

2 基于相关系数-蚁群算法优化支持向量机(cACO-SVM)参数的模型算法实现

2.1 算法描述

蚁群算法的基本思想是根据蚂蚁觅食原理设计的一种集群智能算法: 蚂蚁在觅食过程中能够不断在其走过的线路上留下蚂蚁特有的信息素, 并且能够让其他蚂蚁也能感知到这种信息素, 进而指引行动方向。它们总是朝着该物质浓度高的方向移动, 因此大量蚂蚁组成的集体觅食行动就可以看成一种信息素的正反馈现象。假如在蚁巢和食物之间某一条路径越短, 则经过一段时间后该路径是经过

的蚂蚁也就越多, 其信息素遗留浓度也就越高, 蚂蚁根据信息素的浓度来判断行动方向, 选择这条路径的概率也就越大, 由此构成正反馈过程, 从而逐渐找到最优路径。

基于网格划分策略的连续域蚁群算法原理是:

(1)首先, 对指标进行相关分析。将土地投入强度内的备选指标集归一正向化数据存储至 SPSS19.0 软件的数据文件中, 利用 SPSS19.0 软件得到土地集约利用指标集的相关系数和显著性水平矩阵。在充分考虑指标全面性的基础之上, 对相关系数 0.7 及以上的备选指标加以合并筛选, 最后确定该子系统指标集。(2)算法参数初始化。根据问题的性质大概估算出参数的取值范围, $x_{j1} \leq x_{j2} \leq \dots \leq x_{jn}$ ($j=1,2,3,\dots,n$), 确定惩罚系数 C 、核函数 σ 和不敏感损失函数的范围 (C_{\min}, C_{\max}) , $(\sigma_{\min}, \sigma_{\max})$, $(\epsilon_{\min}, \epsilon_{\max})$, 设初始的信息素为 $\tau_{3 \times N}$, 最大迭代次数 NC_{\max} Iter_number=20; 蚁群规模 popsize=30; 蚁群的信息素的蒸发系数 row=0.1; 信息素增加强度 $Q=1$; 蚂蚁爬行速率 ACOv=0.1; (3)在划定的区域内均等的划分为若干个网格, 通过人工蚂蚁在各个网格点之间的觅食轨迹来得到目标函数值, 目标函数值越小越优秀, 较小者根据编程进入下一轮继续觅食, 直到网格距离达到预设精度或者逐渐趋于平稳。将各参数变量离散 N 等分, $h_C = \frac{C_{\max} - C_{\min}}{N}$, $h_\sigma = \frac{\sigma_{\max} - \sigma_{\min}}{N}$, $h_\epsilon = \frac{\epsilon_{\max} - \epsilon_{\min}}{N}$; (4)随机设置每只蚂蚁的初始位置; (5)每只蚂蚁按选择节点, 依次选择 3 个参数; (6)更新各网格点的信息量 NC , $NC+1$; (7)设定迭代次数 $NS < NC$, 当迭代 NS 次时, 根据 SVM 模型是否稳定, 若稳定则跳转到(5), 否则转(8); (8)按式 $x_{j\min} \leftarrow x_{j\min} + (m_j - \Delta)h_j$, $x_{j\max} \leftarrow x_{j\max} + (m_j - \Delta)h_j$ 缩小变量的取值范围, 其中 $x_{j\min}$ 和 $x_{j\max}$ 代表 3 个变量的最小和最大范围, $J=1,2,3$, 然后跳转到(9); (9)输出最优参数^[25]。cACO-SVM 算法流程见图 2。

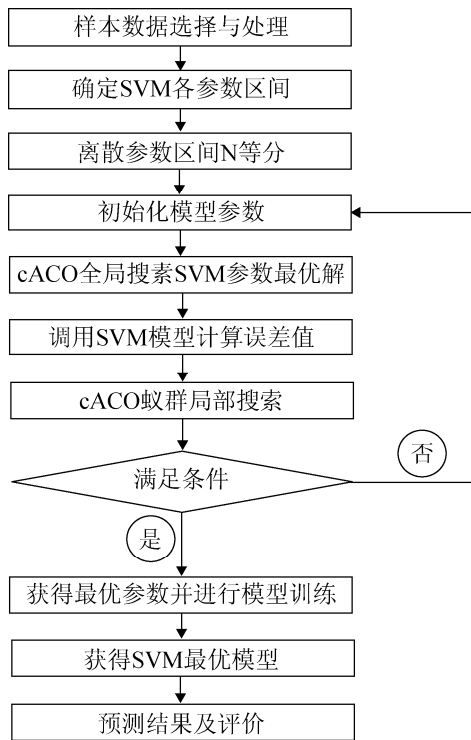


图 2 cACO-SVM 算法流程

```

x=Chromosome(:,i01);
yobjrecord(i01)=myFun(x);
.....
xlabel('time');
ylabel('y');
legend('预测值','真实值');
title('C-ACO-SVM');
figure;
plot(Trace,'b*-');
xlabel('迭代次数');
title('蚁群算法优化 SVM 误差平方和与迭代次数关系');
%% 把每一代的值取出
e1=zeros(Iter_number,1);
.....
%% 计算各种误差
.....
    
```

2.2 算法部分伪码描述

```

.....
%%蚁群算法优化 SVM 参数主程序
.....
popsize=30;%蚁群规模
rou=0.1;%蚁群的信息素的蒸发系数
Q=1;%信息素增加强度
ACOV=0.1;%蚂蚁爬行速率
H1=length(xLB);%决策变量的个数
%蚁群位置初始化
.....
%% -----初始化相关参数 end-----
wait01 = waitbar(0,'蚁群优化 SVM...', 'tag',
'TMWWaitbar');
%% ---开始蚁群主循环---
tic;
while gen01<=Iter_number
    waitbar(gen01/Iter_number,wait01);
    yobjrecord=zeros(1,popsize);
    for i01=1:popsize
    
```

2.3 算法收敛性分析

支持向量机的监督学习实际上就是一个经验风险或者结构风险函数的最优化问题, 模型预测的好坏用损失函数来度量。它从假设空间 F 中选择模型 f 作为决策函数, 对于给定的输入 X , 由 $f(X)$ 给出相应的输出 Y , 这个输出的预测值 $f(X)$ 与真实值 Y 可能一致也可能不一致。

土地集约评价问题包含多个评价属性, 其中存在着非线性性, 是属于非线性回归问题。支持向量回归解决非线性回归问题时, 通过径向基核函数 $k(x, y) = \varphi(x) \cdot \varphi(y)$ 映射到新的高维空间。为求分类模型 f , 需分解算法把乘子划分成工作集和非工作集, 假设算法在第 S 次迭代之后收敛, 则在节点上拉格朗日参数有最大值, 得到最优分类函数, 支持向量不再变化。

不同范围的径向基核函数取值, 其性质和作用不同, 当径向基核函数取较大的 γ 值, 其性能类似多项式核函数; 当径向基核函数取较小的 γ 值, 其性能类似线性核函数, 径向基核函数为:

$$k(x, y) = \exp\left(-\frac{\|x - y\|^2}{2\sigma^2}\right) = \exp(-\gamma\|x - y\|^2), \text{ 这}$$

里, $\gamma = \frac{1}{2\sigma^2}$, 式中 σ 为核参数, 代表高斯函数的均方差。 σ 值越小则径向基函数的拟合性能较好, 但 σ 过小会造成泛化能力变差。

由于 SVM 参数优化目标是选取最佳的参数组合, 使得 cACO-SVM 土地集约利用评估与土地集约利用实际值之间的均方误差最小, 因此 cACO-SVM 土地集约利用评估参数优化的目标函数为:

$$\min f(C, \sigma, \varepsilon) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2 \quad (9)$$

$$\text{s.t.} \begin{cases} C \in [C_{\min}, C_{\max}] \\ \sigma \in [\sigma_{\min}, \sigma_{\max}] \\ \varepsilon \in [\varepsilon_{\min}, \varepsilon_{\max}] \end{cases}$$

式中, y_i 和 \hat{y}_i 分别表示第 i 个已知样本的输出值和 SVM 算法预测值, n 为样本个数。

建立最优的 cACO-SVM 土地集约利用评估模型, 首先要找到蚁群优化的 SVM 参数, 蚁群参数选择与收敛性分析如下:

(1) 信息挥发度 ρ 的选择

参数 ρ 表示信息素的消逝程度, 参数 $1-\rho$ 是信息素的残留系数, 信息素残留系数大小直接关系到蚁群算法的全局搜索能力及其搜索收敛速度。 $1-\rho$ 过小, 可以提高算法的随机搜索性能, 但又会使算法的收敛速度降低。

(2) 蚂蚁数量 m 的选择

蚂蚁数量 m 数量多少影响蚁群全局寻优能力和收敛速度。蚂蚁 m 数量过多, 能提高蚁群全局寻优能力, 但会导致正反馈机制减弱, 降低收敛速度; 蚂蚁 m 数量过小, 加快了收敛速度, 但会使算法的稳定性差, 出现过早停滞现象。

(3) 信息素增加强度 Q 的选择

Q 为信息素增加强度系数, 这种更新策略增强了较优路径上的信息素量, 使得其对后来的蚂蚁更有吸引力。总信息 Q 越大, 则在蚂蚁已经走过的路径上信息素的累积加快, 可以加强蚁群搜索时的

正反馈性能, 有助于算法的快速收敛。

3 仿真实验

3.1 样本数据来源

本文的研究对象为全国 31 个省、自治区以及直辖市, 根据我国经济区域的最新划分方法, 我国分为东、中、西以及东北四大地区。在充分考虑到科学性、系统性、可操作性等原则进行评价指标的筛选, 同时参考国内已有的相关文献, 并充分考虑样本数据的可获得性。本文从土地投入强度、土地利用强度、土地经济效益、土地社会效益以及土地可持续发展效益五个方面选取土地集约利用评价指标(表略)。采用的相关数据资料来源于 2013 年《中国统计年鉴》^[26]。

土地投入强度是体现土地集约利用的直接指标, 均是正向指标。土地利用强度: 人均建设用地是反映城市人口与城市用地增长之间协调度的重要指标, 越小说明土地利用趋于集约, 是负向指标; 交通用地比例、城市建设用地比重、地均就业人数、城市绿化覆盖率, 城市人口密度是正向指标。居住用地反映了城市结构的合理程度, 居住用地比例过大或者过小都不符合土地集约利用的思想。我国从 2012-01-01 起开始实施的《城市用地分类与规划建设用地标准》(GB50137-2011)中规定, 城市居住用地占建设用地的合理比例为 20%~32%。土地经济效益 6 个指标从土地经济效益方面反映土地集约利用程度, 指标值越大, 则土地集约利用水平越高, 均为正向指标。土地社会效益是正向指标。土地可持续发展效益中人均工业污染治理投资、区年末城镇人口比重是正向指标; 人均废水排放量、人均废气排放量、地均工业固体废物产生量、万元地区生产总值能耗指标这 4 个指标反映的是土地利用过程中人类对城市生活环境造成的影响, 指标值越大表明对环境造成的负面影响越大, 进而降低了土地集约利用水平, 是负向指标。土地集约利用程度划分标准如表 1 所示。

表 1 土地集约利用程度划分标准

划分等级	集约利用	中度集约	低度利用	粗放利用
综合得分	[0.45; 1]	[0.25; 0.45)	[0.15; 0.25)	[0; 0.15)

土地集约利用水平取值范围为 $Y_i \in [0, 1]$, 当 $Y_i < 0.150$ 时, 土地集约利用水平最低, 处于粗放利用; 而当 $0.150 \leq Y_i < 0.250$ 时, 土地资源处于粗放利用; 当 $0.250 \leq Y_i < 0.450$ 时, 则土地资源处于中度利用; 当 $0.450 \leq Y_i \in$ 时, 则土地资源处于集约利用^[27]。

3.2 支持向量机参数优化的土地集约利用评价

采用 Matlab 2012a 按照 cACO-SVM 模型进行试验, 其中, 支持向量机的 3 个参数区间分别为: 惩罚系数 $C=[1.95, 2.1]$, 核宽度 $\sigma=[1.95, 2.1]$, 不敏感系数 $\varepsilon=[0.02, 0.08]$; 蚁群算法参数设置分别为: 迭代次数 $Iter_number = 20$, 蚁群规模 $popsiz=20$, 信息素的蒸发系数 $rou=0.1$, 信息素增加强度 $Q=1$, 蚂蚁爬行速率 $ACOv=0.1$ 。31 个省、自治区、直辖市指标体系中的指标数据作为训练集, 运用 Matlab2012a 进行训练, 得出较好的惩罚因子 C , 核函数 σ 和不敏感系数 ε 代入测试集中, 进行 cACO-SVM 土地集约利用评价与仿真。cACO-SVM 程序运行如图 3, 反馈结果如图 4 所示。并将 cACO-SVM 土地集约利用评价与仿真, 与 GA-SVM(遗传算法-SVM), ACO-SVM 土地集约利用评价与仿真进行比较^[28], 如图 5~8。

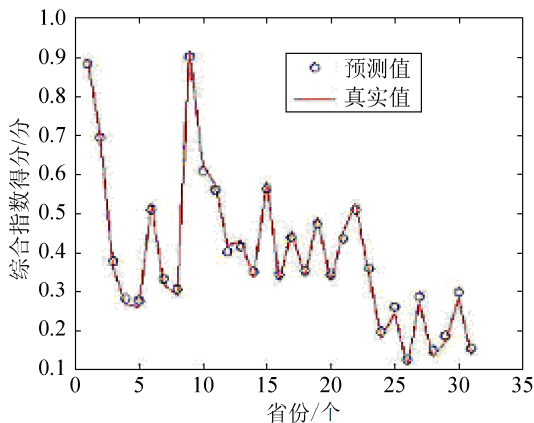


图 3 土地集约利用 cACO-SVM 评价仿真图

```

Optimization terminated
Optimization terminated
x 的最优解
ans=2.0007
      2.0629
      0.0495
函数的最优值
v1=0
Optimization terminated
Mean squared error =0.54946
Squared correlation coefficient =0.99954
Elapsed time is 234.867864 seconds.
    
```

图 4 cACO-SVM 程序运行反馈结果

```

Best c=
      32.3513
Best g=
      0.6997
bestCVmse=
      56.0142
Mean squared error = 0.0100013 (regressing)
Squared correlation coefficient =0.999954 (regressing)
Mean squared error = 2.17823 (regressing)
Squared correlation coefficient =0.980398(regressing)
均方误差 MSE=2.17823 相关系数 R=98.0398%
    
```

图 5 GA-SVM 程序运行反馈结果

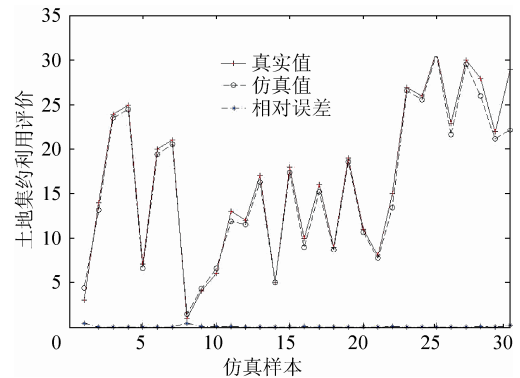


图 6 土地集约利用 GA-SVM 评价仿真图

```

Optimization terminated
Optimization terminated
x 的最优解
ans=0.6463
      2.7352
      0.0960
函数的最优值
v1=0
Optimization terminated
Mean squared error =0.10616
Squared correlation coefficient =0.99815
Elapsed time is 782.645506 seconds.
    
```

图 7 ACO-SVM 程序运行反馈结果

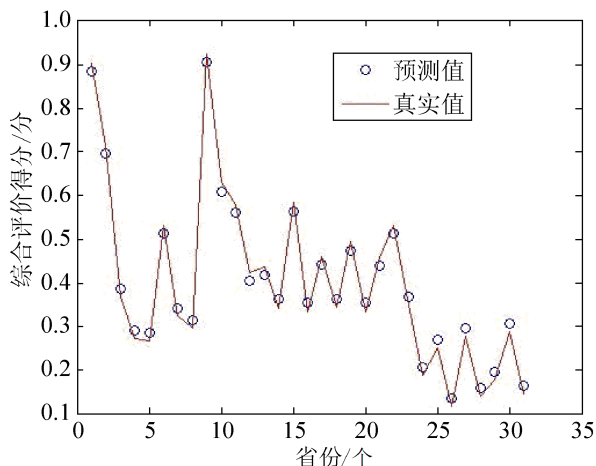


图 8 ACO-SVM 程序运行反馈结果

通过图 3 中的训练预测结果与真实值进行比较可以发现，cACO-SVM 程序获得了相对较好的

参数。通过图 4 程序运行结果可知测试集的均方误差为 0.054 946；与真实值曲线的相关系数为 99.954%，运行时间为 234.867864S，输出最佳的惩罚因子 C ，核函数 σ 和不敏感系数 ϵ 分别为 2.0007、2.0629 和 0.0495。GA-SVM 土地集约利用评价程序运行结果可知测试集的均方误差为 2.17823；与真实值曲线的相关系数为 98.398%。ACO-SVM 土地集约利用评价程序运行结果可知测试集的均方误差为 0.10616；与真实值曲线的相关系数为 99.815%，运行时间为 782.645506S。运用 cACO-SVM 进行土地集约利用评价，从运行时间、均方误差、与真实值曲线的相关系数效果比较优于其他 2 种方法。cACO-SVM 评价结果如表 2 所示。

表 2 cACO-SVM 土地集约利用评价与仿真结果

地区	省份	综合指数	综合指数排名	ACO-SVM 预测结果	ACO-SVM 排名	集约程度
东部地区	上海	0.917 813 96	1	0.902 355 455	1	集约利用
	北京	0.897 087 244	2	0.881 628 739	2	集约利用
	天津	0.710 411 598	3	0.694 953 093	3	集约利用
	江苏	0.621 169 891	4	0.605 711 28	4	集约利用
	山东	0.576 565 884	5	0.561 107 379	5	集约利用
	浙江	0.573 474 723	6	0.558 016 08	6	集约利用
	福建	0.430 477 502	12	0.415 019	12	中度集约
	广东	0.486 968 915	9	0.471 510 409	9	集约利用
	海南	0.451 919 198	11	0.436 460 693	11	集约利用
	河北	0.361 030 998	14	0.376 489 503	14	中度集约
中部地区	湖北	0.454 049 542	10	0.438 591 036	10	集约利用
	安徽	0.416 409 492	13	0.400 950 985	13	中度集约
	河南	0.328 741 835	18	0.344 200 344	18	中度集约
	江西	0.336 437 631	17	0.351 896 136	17	中度集约
	山西	0.264 082 487	24	0.279 540 992	24	中度集约
	湖南	0.338 705 722	16	0.354 164 396	16	中度集约
	陕西	0.269 286 649	23	0.284 745 154	23	中度集约
	四川	0.343 153 846	15	0.358 612 376	15	中度集约
	内蒙古	0.258 984 449	25	0.274 442 954	25	中度集约
	重庆	0.525 005 537	8	0.509 547 032	8	集约利用
西部地区	宁夏	0.280 319 757	22	0.295 778 262	22	中度集约
	云南	0.242 446 739	26	0.257 905 348	26	低度集约
	贵州	0.179 356 893	27	0.194 815 445	27	低度集约
	西藏	0.108 951 357	31	0.124 409 862	31	粗放利用
	新疆	0.137 373 758	29	0.152 832 283	29	粗放利用
	青海	0.168 981 714	28	0.184 440 219	28	低度集约
	甘肃	0.132 997 476	30	0.148 455 981	30	粗放利用
	广西	0.328 254 661	19	0.343 713 166	19	中度集约
	吉林	0.316 718 892	20	0.332 177 399	20	中度集约
	东北地区	黑龙江	0.288 449 748	21	0.303 908 307	21
辽宁		0.525 211 127	7	0.509 752 622	7	集约利用

4 土地集约利用仿真结果分析

通过表 2 中全国 31 个省、自治区、直辖市的土地集约利用评价真实值与预测值的结果相对比可以发现, 两者的相对误差均小于 0.06, 说明训练集得到了很好的惩罚因子 C , 核函数 σ 和不敏感系数 ε , 通过土地集约利用评价结果可以发现, cACO-SVM 预测的排名与真实排名没有发生变化, 说明基于 cACO-SVM 的土地集约利用评价得到了理想效果。该模型将相关系数分析与蚁群算法和支持向量机相结合, 既考虑指标体系指标的相关性, 又使其具有支持向量机的全局性泛化能力, 又有蚁群算法的正反馈并行自催化机制, 具有较强的鲁棒性、优良的分布式计算机制, 经训练后的支持向量机用于土地集约评价, 取得了良好效果。

通过土地集约利用评价结果可以看出, 东部地区作为我国经济最发达区域, 土地集约利用处于全国相对较高的水平, 其中上海、北京、天津 3 个直辖市土地集约利用指数高居全国前 3 位; 东部地区福建和河北两省城市土地集约属于中度集约, 其他几个省城市土地集约属于集约利用。东北地区辽宁省土地集约利用指数排在第 7 位, 城市土地集约属于集约利用; 而吉林、黑龙江两省土地集约利用指数分别排在第 20 位、21 位, 城市土地集约属于中度集约。中部地区湖北城市土地集约属于集约利用, 排名第 10, 安徽、江西、河南、湖北和湖南城市土地集约属于中度集约, 排名分别为 13, 18, 17, 24, 16。西部地区重庆市, 其土地集约利用水平高居全国第 8, 城市土地集约属于集约利用。四川、内蒙古、宁夏、广西城市土地集约属于中度集约, 云南、贵州、青海城市土地集约属于低度集约, 西藏、新疆、甘肃城市土地集约属于粗放利用。

5 结论

本文提出基于 cACO-SVM 的土地集约利用评价, 并与 ACO-SVM、GA-SVM 的土地集约利用评价进行比较, 评价与仿真结果表明, 从运行时间、均方误差、与真实值曲线的相关系数分析, cACO-SVM 的土地集约利用评价优于 ACO-SVM,

GA-SVM 两种方法。随着云计算、大数据等新型信息技术的快速发展, 在新型信息技术背景下, cACO-SVM 还有很多方面有待于进一步的研究。

参考文献:

- [1] Thorrens P M. Cellular Automata and Urban Simulation: Where Do We Go from Here [J]. Environment and Planning B (S0265-8135), 2001, 28(2): 163-168.
- [2] Ward D P, Murray A T. A Stochastically Constrained Cellular Model of Urban Growth [J]. Computers. Environment and Urban Systems (S0198-9715), 2000, 24(6): 539-558.
- [3] Geoghegan J. The Value of Open Spaces in Residential Land Use [J]. Land Use Policy (S0264-8377), 2002, 19(1): 91-98.
- [4] Lau S S Y, Giridharan R, Ganesan S. Multiple and intensive land use: case studies in Hong Kong [J]. Habitat International (S0197-3975), 2005, 29(3): 527-546.
- [5] Taleai M, Sharifi A, Sliuzas R, et al. Evaluating the compatibility of multi-functional and intensive urban land uses [J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation (S0303-2434), 2007, 9(4): 375-391.
- [6] 陶志红. 城市土地集约利用几个基本问题的探讨 [J]. 中国土地科学, 2000, 14(5): 1-5.
- [7] 王静, 邵晓梅. 土地节约集约利用技术方法研究现状、问题与趋势 [J]. 地理科学进展, 2008, 27(3): 68-74.
- [8] 赵鹏军, 彭建. 城市土地高效集约化利用及其评价指标体系 [J]. 资源科学, 2001, 23(5): 23-27.
- [9] 王勇, 杨小雨. 城镇化进程中的土地集约利用研究 [J]. 湖北民族学院学报(自然科学版), 2009, 27(3): 357-360.
- [10] 王文刚, 庞笑笑, 宋玉祥, 等. 土地利用的区域问题与区域间功能置换 [J]. 中国人口资源与环境, 2012, 22(9): 68-75.
- [11] 李昌峰, 武清华, 张落成. 土地集约利用与经济发展的空间差异研究——以长江三角洲地区为例 [J]. 经济地理, 2011, 31(2): 294-299.
- [12] 李灿, 张凤荣, 朱泰峰, 等. 基于熵权TOPSIS模型的土地利用绩效评价及关联分析 [J]. 农业工程学报, 2013, 29(5): 217-227.
- [13] 杨帆. 城镇化进程中土地集约利用问题研究 [J]. 企业经济, 2013, 32(1): 151-154.
- [14] 赵姚阳, 濮励杰, 卜崇峰. 基于模糊逻辑的城市土地集约化利用评价——以江苏省地级城市为例 [J]. 人文地理, 2006, 21(1): 17-20.
- [15] 朱天明, 杨桂山, 苏伟忠, 等. 长三角地区城市土地集约利用与经济社会发展协调评价 [J]. 资源科学, 2009, 31(7): 1109-1116.

- [16] 邱磊, 廖和平, 龙雨娇, 等. 成渝经济区的城市土地集约利用评价及时空特征分析 [J]. 西南师范大学学报 (自然科学版), 2010, 35(1): 208-213.
- [17] 赵小风, 黄贤金, 陈逸, 等. 城市土地集约利用研究进展 [J]. 自然资源学报, 2010, 25(11): 1979-1996.
- [18] 常胜, 李江风. 基于 BP 神经网络城市土地集约利用评价——湖北省鄂州市为例 [J]. 资源与产业, 2010, 12(2): 31-34.
- [19] 高小永. 基于多目标蚁群算法的土地利用优化配置 [D]. 武汉: 武汉大学, 2010, 5: 12-17.
- [20] 王华, 刘耀林, 姬盈利. 基于多目标微粒群优化算法的土地利用分区模型 [J]. 农业工程学报, 2012, 28(12): 237-244.
- [21] 王力, 牛铮, 尹君. 基于 RS 和 ANN 的城市土地集约利用潜力评价 [J]. 重庆建筑大学学报, 2007, 29(3): 32-35.
- [22] 张继军, 马登武, 邓力, 等. LS-SVM 参数估计与稀疏化方法研究及应用 [J]. 系统仿真学报, 2014, 26(5): 1113-1117.
- [23] 陈莉. 基于岭回归和支持向量机结合的数据挖掘新方法 [J]. 情报学报, 2008, 27(2): 229-234.
- [24] 彭武良, 王成恩. 一种求解资源受限项目调度问题的蚁群算法 [J]. 系统仿真学报, 2009, 21(7): 1974-1978.
- [25] 薛晗, 金敏, 马宏绪. 模糊机会约束规划的混沌量子蚁群算法及收敛性 [J]. 系统仿真学报, 2009, 21(20): 6462-6468.
- [26] 国家统计局. 中国统计年鉴 [M]. 北京: 中国统计出版社, 2013: 80-120.
- [27] 王中亚, 傅利平, 陈卫东. 中国城市土地集约利用评价与实证分析——以三大城市群为例 [J]. 经济问题探索, 2010, 31(11): 95-99.
- [28] 袁满, 刘耀林. 基于多智能体遗传算法的土地利用优化配置 [J]. 农业工程学报, 2014, 30(1): 191-199.

(上接第 1650 页)

- [7] Wei Qiao, Ganesh K Venayagamoorthy, Ronald G Harley. Design of Optimal PI Controllers for Doubly Fed Induction Generators Driven by Wind Turbines Using Particle Swarm Optimization [C]// 2006 International Joint Conference on Neural Networks. Vancouver BC Canada: Institute of Electrical and Electronics Engineers (IEEE), 2006: 1982-1987.
- [8] 林今, 李国杰, 孙元章, 等. 双馈风电机组的小信号分析及其控制系统的参数优化 [J]. 电力系统自动化, 2009, 33(5): 86-90.
- [9] G L Garrad Hassan. Bladed Theory Manual (Version 4.2) [M]. England: Garrad Hassan & Partners Ltd., 2011.
- [10] 郭鹏. 模糊前馈与模糊PID结合的风力发电机组变桨距控制 [J]. 中国电机工程学报, 2010, 30(8): 123-128.
- [11] 叶杭冶. 风力发电机组监测与控制 [M]. 北京: 机械工业出版社, 2013.
- [12] Zhuang M, Atherton D P. Automatic tuning of optimum PID controllers [J]. Proceedings of IEE (S0018-9219), 1993, 140: 216-224.
- [13] 薛定宇. 控制系统计算机辅助设计 [M]. 2版 北京: 清华大学出版社, 2006.
- [14] Bo Gu, Xiaodan Li, Daoyin Qiu, et al. Study on PI Parameters Dynamic Tuning Based on Ant Colony Algorithm for Doubly-fed Wind Turbines [J]. International Journal of Control and Automation (S2005-4297), 2014, 7(2): 327-340.
- [15] 王纪亮, 焦晓红. 变速恒频双馈风力发电系统RBF网络整定PID控制器设计 [J]. 太阳能学报, 2011, 32(3): 311-317.
- [16] 王爽心, 李朝霞. 变桨距风电机组自适应 PI 优化控制 [J]. 太阳能学报, 2013, 34(9): 311-317.