黑龙江农业科学 2020(2):107-112
Heilongjiang Agricultural Sciences
http://hljnykx.haasep.cn
DOI:10.11942/j.issn1002-2767.2020.02.0107

常小燕,刁海亭,邓琦,等.基于灰色马尔可夫模型的耕地需求量预测[J].黑龙江农业科学,2020(2):107-112.

基于灰色马尔可夫模型的耕地需求量预测

常小燕[1],刁海亭[1],邓　琦[2],孟艳丽[3]
(1.山东农业大学 信息科学与工程学院,山东 泰安 271018;2.临沂市国土资源局,山东 临沂 276001;3.山东省地质科学研究院,山东 济南 250013)

摘要:我国目前正在开展第三次全国土地调查工作,对各种土地利用类型尤其是耕地数量的科学合理预测显得尤为重要,同时耕地需求量预测也是土地利用总体规划的重要环节。本文以临沂市2011-2017年耕地总量数据为例,基于灰色系统及马尔可夫理论,构建灰色马尔可夫模型,进行临沂市未来年份的耕地需求量预测。结果表明:经过马尔可夫链改进后的灰色模型预测值,比单纯用GM(1,1)模型的预测值精度要高,且无需考虑自然、社会经济因素对预测结果的影响,计算过程简便;该方法可为正在开展的第三次全国土地调查工作中其他地类的需求量预测提供较好的借鉴作用,同时也为当地政府制定科学合理的耕地保护政策提供理论依据。

关键词:灰色系统;马尔可夫链;模型;土地调查;需求量预测

在我国社会经济飞速发展的今天,建设用地的需求量越来越大,而土地资源面积有限性的特点,决定了建设用地面积的增加势必会引起其他土地利用类型尤其是耕地数量的减少,如何保证人地比例的协调,直接关系到我国人口、资源环境和社会经济的可持续发展。我国目前正在开展第三次全国土地调查工作,对耕地等各种土地利用类型的需求量进行科学合理的预测显得尤为重要,同时耕地需求量预测也是土地利用总体规划的重要环节[1-2],是确定耕地保有量指标的基本依据。

耕地需求量预测的方法目前主要有两大类,一类是考虑影响耕地数量的人口、粮食作物播种面积等各种自然、社会经济因素[3-9],通过对这些影响因素的综合分析,进行耕地需求量的多目标预测分析,另一类是采用回归分析法、指数平滑法和模糊预测法等方法进行数学处理,不考虑自然、社会经济因素对耕地总量的影响[10]。

本文采用灰色系统中的GM(1,1)模型并用马尔可夫链模型进行改进[11-16],预测临沂市未来年份的耕地需求量,以期为正在进行的第三次全国土地调查工作及当地政府制定科学合理的耕地保护政策提供借鉴作用和理论依据。

收稿日期:2019-09-23
基金项目:山东农业大学“十三五”第一批教学改革研究项目(X2017114)。
第一作者:常小燕(1980-),女,博士,讲师,从事土地管理、景观生态学等研究。E-mail:xychang@sdau.edu.cn。

1　研究区概况与研究方法

1.1　研究区概况

临沂市位于山东省东南部,地跨34°22′～36°13′N,117°24′～119°11′E,南北最大相距228 km,东西最大相距161 km,总面积17 191.2 km^2,人口1 124万人(2016年数据),是山东省面积最大、人口最多的城市;临沂因临沂河而得名,区内辖3个区和9个县。

1.2　GM(1,1)模型

灰色系统,简言之即信息不完全的系统,灰色系统理论研究的是贫信息建模,它提供了贫信息情况下解决系统问题的新途径,灰色系统理论将随机变量当作是在一定范围内变化的灰色变量,将随机过程当作是在一定时段上变化的灰色过程[17]。

灰色系统的GM(1,1)模型作为一种预测模型,是以灰色系统理论为基础,其核心思想是对无规律的原始数据经过一定的数据处理后使其成为较有规律的时间序列数据,从而用某种函数去进行逼近拟合,然后用逼近的函数曲线作为模型,最后将模型预测值作逆生成还原,用以对系统变化趋势进行预测[18]。

GM(1,1)模型所要求数据资料无需很多,适用于预测时间短,数据波动不大的动态系统,其函数逼近曲线呈单调递增或单调递减的趋势,对于长期预测且随机波动性较大的数据序列拟合较差,预测精度较低。

其预测过程如下：

设原始数据序列为

$$X^{(0)} = \{x^{(0)}(1), x^{(0)}(2), \cdots, x^{(0)}(n)\} \quad (1)$$

其中，$x^{(0)}(k) \geq 0, k = 1,2,\cdots,n$ 。

将 $X^{(0)}$ 进行一次累加，得到一次累加序列

$$X^{(1)} = x^{(1)}(k) = \sum_{i=1}^{k} x^{(0)}(i) = \{x^{(1)}(1), x^{(1)}(2), \cdots, x^{(1)}(n)\} \quad (2)$$

其中，$k = 1,2,\cdots,n$ 。

作 $X^{(1)}$ 的紧邻均值，生成紧邻均值序列

$$Z^{(1)} = z^{(1)}(k) = \frac{1}{2}(x^{(1)}(k) + x^{(1)}(k-1)) = \{z^{(1)}(2), x^{(1)}(3), \cdots, z^{(1)}(n)\} \quad (3)$$

其中，$k=1,2,\cdots,n$。

得到 GM(1,1)模型

$$x^{(0)}(k) + az^{(1)}(k) = b \quad (4)$$

式中，a、b 为待定参数，a 称为发展系数，b 为灰色作用量。

引入矩阵向量

$$u = \begin{bmatrix} a \\ b \end{bmatrix}, Y = \begin{bmatrix} x^{(0)}(2) \\ x^{(0)}(3) \\ \vdots \\ x^{(0)}(n) \end{bmatrix},$$

$$B = \begin{bmatrix} -z^{(1)}(2) & 1 \\ -z^{(1)}(3) & 1 \\ \vdots & \vdots \\ -z^{(1)}(n) & 1 \end{bmatrix}$$

则 GM(1,1)模型可表示为：$Y = Bu$ 。

对 u 进行最小二乘估计，得 $\hat{u} = (B^T B)^{-1} B^T Y$，可得 GM(1,1)模型的白化方程为

$$\frac{dx^{(1)}}{dt} + ax^{(1)} = b \quad (5)$$

对该方程求解，得 GM(1,1)模型的时间响应序列为

$$\hat{x}^{(1)}(k+1) = \left(x^{(0)}(1) - \frac{b}{a}\right)e^{-ak} + \frac{b}{a} \quad (6)$$

其中，$k = 1,2,\cdots,n-1$ 。

还原值为

$$\hat{x}^{(0)}(k+1) = \hat{x}^{(1)}(k+1) - \hat{x}^{(1)}(k) = (1 - e^{a})\left(x^{(0)}(1) - \frac{b}{a}\right)e^{-ak} \quad (7)$$

其中，$k = 1,2,\cdots,n-1$ 。

对 GM(1,1)模型进行精度验证，通常使用后验差的方法进行检验，后验差检验的两个重要指标是后验差比值 C 和小误差概率 P。C 越小，预测结果越理想，一般要求 C<0.35，最大不超过 0.65，小误差概率 P>0.95，不得小于 0.7，预测精度等级见表 1。

表 1　预测精度等级

Table 1　Prediction accuracy level

精度等级 Accuracy level	C	P
好	<0.35	>0.95
合格	<0.45	>0.80
勉强	<0.50	>0.70
不合格	≥0.65	≤0.70

1.3　马尔可夫链(Markov Chain)

马尔可夫链是由俄国数学家 A. A. Markov 创建的，是指数学中具有马尔可夫性质的离散事件随机过程，所谓马尔可夫性是指：一个 n 阶马尔可夫链由 n 个状态的集合$\{E_1, E_2, \cdots, E_n\}$和一组转移概率 $P_{ij}(i、j=1,2,\cdots,n)$所确定，该过程在任一时刻只能处于一个状态，如果在时刻 t 过程处在 E_i 状态，则在时刻 $t+1$，它将以概率 P_{ij} 处于状态 E_j，与时刻 t 之前所处的状态无关。若随机过程满足马尔可夫性，则称为马尔可夫过程。该过程通过对系统不同状态的初始概率和状态之间转移概率的研究，确定系统未来不同时刻的状态变化趋势，是时间和状态都离散的随机运动过程。

运用马尔可夫链预测的关键在于确定系统状态之间相互转化的转移概率 P_{ij}，其表达式为

$$\begin{vmatrix} P_{11} & P_{12} & P_{13} & \ldots & P_{1n} \\ P_{21} & P_{22} & P_{23} & \ldots & P_{2n} \\ P_{31} & P_{32} & P_{33} & \ldots & P_{3n} \\ \ldots & \ldots & \ldots & \ldots & \ldots \\ P_{n1} & P_{n2} & P_{n3} & \ldots & P_{nn} \end{vmatrix}$$

式中，P_{ij} 表示某一时段内系统由状态 i 转变为状态 j 的概率，且满足 $0 \leqslant P_{ij} \leqslant 1$ ，$\sum_{i=1}^{n} P_{ij} = 1(i, j = 1,2,\cdots,n)$ ，n 代表状态数。

利用此概率建立的马尔可夫模型为

$$E_{t+1} = P_{ij} \times E_t \quad (8)$$

式中，E_{t+1}、E_t 为系统在 $t+1$ 时刻、t 时刻的状态，P_{ij} 为转移概率。转移概率 P_{ij} 反映了各种随机因素的影响程度，因而马尔可夫链适合于随机波动性较大的数据预测问题，这一点恰好可以

弥补 GM(1,1)模型预测的局限。但是马尔可夫链预测对象还要求具有平稳过程等均值，耕地需求量预测问题是随时间变化呈现某种变化趋势的非平稳随机过程[19]。因此，可采用 GM(1,1)模型对耕地数量的时间序列数据进行拟合，找出其变化趋势，以弥补马尔可夫链预测的局限性[20]。

运用灰色马尔可夫模型进行预测的基本思路：首先，建立 GM(1,1)模型，求出其预测函数曲线；其次，以预测值与原始值的相对误差为基准，划分若干状态区间；再次，根据各年份落入各状态区间的具体情况，对已有年份的 GM(1,1)模型预测数据进行马尔可夫改进。然后，根据状态划分情况，计算马尔可夫一步转移概率矩阵，利用末年所处状态及一步状态转移概率矩阵，计算未来年份的状态转移概率向量；最后，根据未来各年份的状态转移概率向量，计算马尔可夫修正系数，最终得到精度较高的灰色马尔可夫模型预测值。

2　结果与分析

2.1　原始数据检验

原始数据序列为

$X^{(0)}=\{844\ 659.66, 843\ 763.42, 843\ 296.36, 841\ 547.11, 840\ 484.83, 838\ 934.62, 836\ 948.07\}$

为保证 GM(1,1)建模方法的可行性，首先对原始数据序列进行必要的检验处理，计算数列的级比 $\lambda(k)$，$\lambda(k)=\dfrac{\lambda(k-1)}{\lambda(k)}, k=2,3,\cdots,7$，如果所有的级比都落在可容覆盖区间 $X=(e^{\frac{-2}{n+1}}, e^{\frac{2}{n+1}})$ 内（n 为原始数据个数），则可对原始数据序列建立 GM(1,1)模型且可以进行灰色预测。

求得级比 $\lambda(k)=\{1.001\ 1, 1.000\ 6, 1.002\ 1, 1.001\ 3, 1.001\ 8, 1.002\ 4\}$，所有的 $\lambda(k)\in[0.778\ 8, 1.284\ 0]$，故可以对 $X^{(0)}$ 原始数据进行 GM(1,1)建模。

2.2　建立 GM(1,1)模型

对原始数据序列作一次累加，得：

$X^{(0)}=\{844\ 659.66, 1\ 688\ 423.08, 2\ 531\ 719.44, 3\ 373\ 266.55, 4\ 213\ 751.38, 5\ 052\ 686, 5\ 889\ 634.07\}$

构造数据矩阵 B 及数据向量 Y：

$$B=\begin{bmatrix} 1\ 266\ 541.37 & 1 \\ 2\ 110\ 071.26 & 1 \\ 2\ 952\ 492.995 & 1 \\ 3\ 793\ 508.965 & 1 \\ 4\ 633\ 218.69 & 1 \\ 5\ 471\ 160.035 & 1 \end{bmatrix}$$

$$Y=\begin{bmatrix} 843\ 763.42 \\ 843\ 296.36 \\ 841\ 547.11 \\ 840\ 484.83 \\ 838\ 934.62 \\ 836\ 948.07 \end{bmatrix}$$

计算 $\hat{u}=(\hat{a},\hat{b})^T=(B^TB)^{-1}B^TY=\begin{pmatrix} 0.001\ 638 \\ 846\ 351.563\ 6 \end{pmatrix}$，得 $a=0.001\ 638, b=846\ 351.563\ 6$

建立模型：

$$\frac{dx^{(1)}}{dt}+0.001\ 638x^{(1)}=846\ 351.563\ 6$$

求解得时间响应序列为：

$\hat{x}^{(1)}(k+1)=-515\ 804\ 260.59e^{-0.001\ 638k}+516\ 648\ 920.25$，其中 $k=1,2,3,4,5,6$。

还原值为：

$\hat{x}^{(0)}(k+1)=845\ 660.42e^{-0.001\ 638k}$，其中 $k=1,2,3,4,5,6$。

GM(1,1)模型预测值及相对误差见表 2。

表 2　2012-2017 年耕地总量 GM(1,1)预测值及所处状态

Table 2　Forecast value and status of GM (1,1) of total cultivated land in 2012-2017

年份 Years	原始值 Original value/hm²	预测值 Predicted value/hm²	误差 Error/hm²	相对误差/% Relative error	所处状态 The State
2012	843763.42	844276.16	−512.74	−0.0608	1
2013	843296.36	842894.24	402.12	0.0477	3
2014	841547.11	841514.58	32.53	0.0039	2
2015	840484.83	840137.17	347.66	0.0414	3
2016	838934.62	838762.02	172.60	0.0206	2
2017	836948.07	837389.13	−441.06	−0.0527	1

2.3 模型精度验证

对模型进行精度验证，得后验差比值 C 和小误差概率 P 分别为 0.139 0 和 1.0，说明该预测模型精度较高，可以用此方法进行临沂市未来年份的耕地需求量预测。

2.4 基于 GM(1,1)模型的马尔可夫链改进

2.4.1 状态划分　根据灰色模型的预测结果，计算 2012-2017 年的相对误差，将相对误差按从小到大进行排列，找到区间临界值，划分状态，且尽量保证处于每个状态的数据一样多。状态划分如表 3。

表 3　状态区间划分

Table 3　State interval division

状态 State	级别 Level	区间 Interval/%	状态个数 Number of states
1	高估	(−0.07,−0.03]	2
2	正常	(−0.03,0.03]	2
3	低估	(0.03,0.05]	2

根据表 2 状态划分情况，可得 2012-2017 年耕地总量数据所处的状态。

2.4.2 已有年份 GM(1,1)模型预测结果的马尔可夫链改进　根据 2012-2017 年各自所处的状态，可求出各年耕地需求量的灰色马尔可夫模型预测值。

以 2012 年数据为例，2012 年的耕地需求量 GM(1,1)模型预测数据处于状态 1，其预测数据的变动区间范围为(−0.07,−0.03]，则灰色马尔可夫模型预测区间值为：Q_1 ：$Q_{11}=Y(k)-0.000\ 7\bar{y}$，$Q_{21}=Y(k)-0.000\ 3\bar{y}$，其中 $Y(k)$为 GM(1,1)模型预测值，$\bar{y}$ 为原始数据的均值。

确定了未来序列变动的灰区间后，可用区间中位数来表示最终的预测值：$G(k)=\frac{1}{2}(Q_{11}+Q_{21})=843\ 855.47$ 。

同理计算 2013-2017 年的灰色马尔可夫模型预测值，并计算其相对误差。由表 4 可知，经过马尔可夫链改进之后的预测值，其相对误差都小于或等于 GM(1,1)模型的预测值，且更接近于实际耕地总量。

表 4　2012-2017 年 GM(1,1)预测结果的马尔可夫链改进值及精度

Table 4　Improved value and accuracy of Markov chain of GM (1,1) prediction results from 2012 to 2017

年份 Years	实际耕地总量 Total cultivated land/hm²	GM(1,1)模型 GM(1,1)model		灰色马尔可夫模型 Grey-Markov model			
		预测值 Predicted value/hm²	相对误差 Relative error/%	预测值变动区间 Range of predicted value/hm²		预测值 Predicted value/hm²	相对误差 Relative error/%
2012	843763.42	844276.16	−0.0608	843687.20	844023.75	843855.47	−0.0109
2013	843296.36	842894.24	0.0477	843146.65	843314.93	843230.79	0.0078
2014	841547.11	841514.58	0.0039	841262.16	841766.99	841514.58	0.0039
2015	840484.83	840137.17	0.0414	840389.59	840557.86	840473.72	0.0013
2016	838934.62	838762.02	0.0206	838509.61	839014.44	838762.02	0.0206
2017	836948.07	837389.13	−0.0527	836800.16	837136.71	836968.44	−0.0024

2.4.3 计算状态转移概率　根据状态划分的实际情况，得到一步状态转移概率矩阵：

$$P^{(1)}=\begin{bmatrix}0 & 0 & 1\\0.5 & 0 & 0.5\\0 & 1 & 0\end{bmatrix}。$$

2017 年处于状态 1，因而 2018 年的状态转移概率向量为：

$$P(1)=(p_0(1),p_0(2),p_0(3))P^{(1)}=(1,0,0)\begin{bmatrix}0 & 0 & 1\\0.5 & 0 & 0.5\\0 & 1 & 0\end{bmatrix}=(0,0,1)。$$

根据 2017 年所处的状态及一步转移概率矩阵，利用 MATLAB 编程计算 2018-2030 年的状态转移概率向量(表 5)。

表 5　2018-2030 年状态转移概率向量

Table 5　State transition probability vector from 2018 to 2030

状态 State	状态转移概率向量 State transition probability vector								
	2018	2019	2020	2021	2022	2023	2024	2025	2030
1	0	0	0.5	0	0.25	0.25	0.125	0.25	0.2031
2	0	1	0	0.5	0.50	0.25	0.500	0.375	0.4063
3	1	0	0.5	0.5	0.25	0.50	0.375	0.375	0.3906

2.4.4　远景预测　根据表 5 中的未来各年份的状态转移概率向量，计算马尔可夫修正系数，以进行 GM(1,1)模型的马尔可夫残差修正[21]，从而得到未来年份灰色马尔可夫模型预测值(表 6)。

表 6　未来年份耕地需求量灰色马尔可夫模型预测数据

Table 6　Prediction data of Grey Markov model for cultivated land demand in future years

年份 Years	GM(1,1)模型预测值 Predicted Value of GM(1,1) Model/hm^2	马尔可夫修正系数 Markov correction coefficient	修正后数据 Corrected value/hm^2
2018	836018.47	0.00040	836355.02
2019	834650.07	0	834650.07
2020	833283.90	−0.00005	833242.23
2021	831919.97	0.00020	832086.35
2022	830558.27	−0.00003	830537.50
2023	829198.80	0.00008	829260.99
2024	827841.55	0.00009	827913.99
2025	826486.53	0.00003	826507.19
2030	819744.61	0.00005	819789.44

2018 年的状态向量为(0,0,1)，表示 2018 年处于状态 3，其预测数据的变动区间范围为(0.03,0.05]，则灰色马尔可夫模型预测区间值为：Q_3 ∶ $Q_{13} = Y(k) + 0.000\ 3\ \bar{y}$，$Q_{23} = Y(k) + 0.000\ 5\ \bar{y}$，其中 $Y(k)$、$\bar{y}$ 意义同上。用区间中位数来表示最终的预测值，$G(k) = \frac{1}{2}(Q_{13} + Q_{23}) = 836\ 355.02$。同理计算 2019 年的灰色马尔可夫模型预测值。

2020 年的状态向量为(0.5,0,0.5)，表示 2020 年处于状态 1 或状态 3，将各状态区间进行加权平均求和[22]，得马尔可夫残差修正系数，进而得到马尔可夫修正后的数据，即为最终的预测值。

3　结论

GM(1,1)对于长期预测且随机波动性较大的数据序列拟合较差，马尔可夫链适合于随机波动性较大的数据预测问题，应用灰色马尔可夫模型预测耕地需求量，可充分利用 GM(1,1)模型和马尔可夫链预测的优势，能较精确地预测未来年份的耕地总量，计算过程较简便，具有很强的科学性和实用性。

本文仅从数量上讨论用灰色马尔可夫模型进行耕地需求量预测，只需考虑耕地总量在不同年份的状态和数量，不需考虑自然环境因素、人口增长、经济发展等社会因素对耕地数量的影响。该方法可为正在开展的第三次全国土地调查工作中其他地类的需求量预测提供较好的借鉴作用，同时也为当地土地利用总体规划修编工作中耕地保有量指标的制定提供理论依据，以供当地政府制定科学合理的耕地保护政策。

参考文献：

[1]　刘作良，邓颖林. 国家粮食安全战略下湖北省耕地需求量预测[J]. 国土资源科技管理，2010，27(2)：94-97.

[2]　朱小利，周维禄. 土地利用规划中耕地需求量预测方法探讨[J]. 西南农业大学学报(社会科学版)，2010，8(2)：5-10.

[3]　苗作华，黄志平，陈勇，等. 基于粮食安全策略的耕地需求量预测[J]. 江苏农业科学，2015，43(3)：284-287.

[4]　蔡玉梅，张文新，刘彦随. 中国耕地需求量的多目标预测与分析[J]. 资源科学，2007(4)：134-138.

[5]　覃事娅，尹惠斌. 基于多目标的湖南省耕地需求量预测研究[J]. 水土保持通报，2009，29(5)：174-179.

[6] 覃事娅，陈建宏，熊鹰. 湖南省耕地利用现状与需求量预测[J]. 农业现代化研究，2009，30(3)：310-313，321.

[7] 谢树春，朱建军，宋永永. 基于粮食安全的宁夏耕地需求量预测[J]. 农业现代化研究，2016，37(4)：663-670.

[8] 李希灿，刁海亭，王静，等. 中国区域土地利用需求量预测方法研究进展[J]. 山东农业大学学报(自然科学版)，2009，40(4)：655-658.

[9] 马林兵，曹小曙，牟少杰. 一种融合地理空间指标的土地需求量预测方法——以佛山市南海区为例[J]. 地理研究，2011，30(5)：854-860.

[10] 刘春平，黄宝燕，徐琼花. 基于灰色预测模型的海南卫生总费用预测[J]. 统计与决策，2018，34(24)：88-90.

[11] 刘璞，王萌，马苓，等. 灰色马尔可夫预测模型和加权加增长率移动平均法预测精度的比较[J]. 统计与决策，2018，34(22)：11-15.

[12] 孙仪阳，李贻学，姜怀龙，等. 基于 Markov 和 GM(1，1)模型的土地利用变化预测[J]. 农业资源与环境学报，2016，33(3)：289-296.

[13] 马艳，钟春兰. 灰色预测模型在土地生态安全预警中的应用[J]. 统计与决策，2018，34(12)：82-85.

[14] 田梓辰，刘淼. 基于改进灰色 GM(1，1)模型的 GDP 预测实证[J]. 统计与决策，2018，34(11)：83-85.

[15] 杨银峰，石培基，吴燕芳. 灰色系统理论模型在耕地需求量预测中的应用[J]. 统计与决策，2011(9)：159-161.

[16] 郭雪峰，黄健元，王欢. 改进的灰色模型在流动人口预测中的应用[J]. 统计与决策，2018，34(8)：76-79.

[17] 唐启义，冯明光. 实用统计分析及其 DPS 数据处理系统[M]. 北京：科学出版社，2002，8.

[18] 韦师. 基于灰色预测模型的我国就业发展趋势分析[J]. 统计与决策，2018，34(4)：109-111.

[19] 刘耀林，刘艳芳，张玉梅. 基于灰色-马尔柯夫链预测模型的耕地需求量预测研究[J]. 武汉大学学报(信息科学版)，2004(7)：575-579，596.

[20] 孙新新，莫淑红，沈冰，等. 基于改进马尔可夫链的径流预测模型[J]. 沈阳农业大学学报，2006(6)：872-877.

[21] 刘庆昌，王有志，安俊江，等. 马尔科夫残差修正灰色理论模型在连续梁桥施工监控中的应用[J]. 中外公路，2017，37(5)：170-173.

[22] 胡志强. 基于灰色马尔科夫模型与支持向量机的家纺流行色趋势预测应用研究[D]. 武汉：武汉纺织大学，2018.

Prediction of Cultivated Land Demand Based on Grey-Markov Model

CHANG Xiao-yan[1], DIAO Hai-ting[1], DENG Qi[2], MENG Yan-li[3]

(1. College of Information Science and Engineering, Shandong Agricultural University, Tai'an 271018, China; 2. Linyi Land Resources Bureau, Linyi 276001, China; 3. Shandong Institute of Geological Science, Jinan 250013, China)

Abstract: The Third National Land Survey is in progress in China. It is particularly important to scientifically and reasonably predict the area of cultivated land and other land types. Meanwhile, the prediction of cultivated land demand is also a vital part in the overall land use planning. In this paper, total amount of cultivated land in Linyi from 2011 to 2017 was taken as an example. Based on grey system and Markov theory, a grey Markov model was constructed. The demand for cultivated land in Linyi in future years was predicted. It was concluded that the accuracy of the predicted value improved by Markov chain was higher than that of GM (1,1) model alone. This prediction method did not need to consider the impact of natural and socio-economic factors on the prediction results, and the calculation process was simple. This method could provided a good reference for predicting the demand of other land types in the Third National Land Survey. It also provides a theoretical basis for the local government to formulate a scientific and reasonable policy for cultivated land protection.

Keywords: grey system; Markov chain; model; land survey; demand prediction