粒子群算法的航天器初始轨道优化模型

杜小宁[1]，李 瑛[1]，耶刚强[2]，樊恒海[1]，黄永宣[1]，李济生[1]

（1. 西安交通大学 电子与信息工程学院，710049 西安，xajddxn@163.com；2. 西安卫星测控中心，710043 西安）

摘 要：为提高航天器发射段的初始轨道确定精度，及时精确地进行早期轨道段的测控，满足航天器用户的需求，提出一种基于粒子群优化算法的航天器初始轨道确定方法，将各种冗余备份设备的测量数据及测量精度等作为航天器初始轨道确定的输入元素，建立优化算法模型，以粒子群算法确定最优轨道. 实验结果表明：大量实时冗余备份的不同测量精度、不同测量体制的测量设备数据对于提高初始轨道精度具有重要意义，以此算法进行轨道确定将大大提高定轨精度. 此算法实时、准确，不仅可以用于初始轨道确定，还可广泛用于航天器运行段的轨道改进.

关键词：航天器；轨道确定；测量误差；粒子群优化算法

中图分类号：TP391.41　　**文献标志码**：A　　**文章编号**：0367－6234(2011)03－0144－05

An optimizing model of initial orbit of spacecraft using PSO

DU Xiao-ning[1], LI Ying[1], YE Gang-qiang[2], FAN Heng-hai[1], HUANG Yong-xuan[1], LI Ji-sheng[1]

(1. School of Electronics and Information Engineering, Xi'an Jiaotong University, 710049 Xi'an, China, xajddxn@163.com;
2. Xi'an Satellite Control Center, 710043 Xi'an, China)

Abstract: To improve the precision of initial orbit of spacecraft in launching phase, to execute timely and accurate TT&C in early orbit phase, and to meet the need of the users, this paper puts forward an initial orbit determination method which regards measurement datum and precision of all kinds of redundant and backup equipments as the input parameters of the optimization model and determines the optimized orbit based on Particle Swarm Optimization (PSO) method. The result indicates that it is significant to improve the precision of initial orbit of spacecraft by using a number of measurement data and the precision of different redundant and backup equipments. This algorithm is proved to be accurate and effective, and can be used both in the initial orbit determination and in the spacecraft orbit optimization in operational phase.

Key words: spacecraft; orbit determination; measuring errors; particle swarm optimization

航天器在主动段飞行结束后，地面控制中心需要根据测量数据进行初始轨道确定. 一般可用于进行初始轨道确定的信息源有：运载内测弹道数据、运载和航天器的GPS弹道数据与外测弹道数据等. 这些信息来自航区相互备份的不同测控设备. 由于测控覆盖范围和测控体制的不同，使各种不同系统差和随机差的原始测量数据实时地送往了地面控制中心. 控制中心通常根据数据源分别进行处理（野值剔除和平滑等）. 常见的处理方法有：最小二乘[1]和Kalman滤波[2-3]等. 通过处理计算，产生出N站箭遥、N站雷达、M站GPS、M站微波等多组轨道根数，选优后供控制使用. 文献[4－5]对多组轨道根数的选优进行了研究，并提出了选优算法. 然而，能否将多组轨道融合为一组最优轨道，将是初始轨道确定的另一研究方向和技术挑战. 本文提出一种粒子群算法的航天器初始轨道优化模型. 该模型是面向测控设备的测控精度、多组轨道根数、系统目标方程和粒子群算法，为初始轨道的优化确定提供了理论支持.

1 初始轨道及其优化要求

控制中心对收到的各个测控设备的原始测量数据进行处理，产生出多组初始轨道根数. 对于每

收稿日期：2009－10－26.
作者简介：杜小宁（1962—），男，博士研究生；
李济生（1943—），男，博士生导师，院士.

组轨道根数，通常用开普勒轨道根数来描述，具体参数描述形式如下：a 为半长轴；e 为偏心率；i 为轨道倾角；Ω 为升交点赤经；ω 为偏近点角；M 为近地点幅角.

另一种描述航天器轨道特性的形式为某时刻的速度和位置[6]. 这两种描述轨道特性的表述形式实质上是统一的，相互间可以转换[7].

假设在入轨段测量结束后，控制中心根据数据源(n 组信息源) 确定出 n 组初始轨道根数，那么，如何建立 1 个数学模型，利用 n 组初始轨道根数确定一个最优的轨道根数? 本文对 n 组初始轨道根数分别进行转换计算，将 6 个轨道元素(a、e、i、Ω、ω、M) 转换成惯性坐标系的位置分量(X, Y, Z) 和速度分量($\dot{X}$, $\dot{Y}$, $\dot{Z}$). 在三维空间中，分别对惯性坐标系中的位置分量(X, Y, Z) 和速度分量($\dot{X}$, $\dot{Y}$, $\dot{Z}$) 建立带约束条件(设备的测量误差范围) 的方差最小数学模型，然后用系统最优化方法获取最优解.

2　初始轨道优化解的数学模型建立

2.1　初始条件假设

假设 n 套设备参加主动段的轨道测量任务，各套设备的测量误差为：($\pm\varepsilon_1$, $\pm\delta_1$)、($\pm\varepsilon_2$, $\pm\delta_2$)、…、($\pm\varepsilon_n$, $\pm\delta_n$). 其中 $\pm\varepsilon_i$ 表示第 i 套设备的位置测量误差，$\pm\delta_i$ 表示第 i 套设备的速度测量误差. 各套设备的测量数据经轨道确定和历元时间统一后，其各组轨道根数为 T、a_k、e_k、i_k、Ω_k、ω_k、M_k，($k=1,2,\cdots,n$). 经过文献[7] 中的转化方法处理后，得到惯性坐标系的位置分量和速度分量为 T、X_k、Y_k、Z_k、$\dot{X}_k$、$\dot{Y}_k$、$\dot{Z}_k$，($k=1,2,\cdots,n$). 同时，将位置分量(X,Y,Z) 用矢量 $\boldsymbol{r}$ 表示，速度分量($\dot{X},\dot{Y},\dot{Z}$) 用 $\dot{\boldsymbol{r}}$ 表示.

2.2　位置分量(X,Y,Z)最优化模型

假设获得的 T 时刻的 n 个点为 P_1、P_2、…、P_n，其对应的位置分量分别为 r_1、r_2、…、r_n，再假设 P 点为最优点，则各点到 P 点的方差为

$$\sigma_{\mathrm{p}}^2=\sum_{i=1}^{n}(r_{\mathrm{p}}-r_i)^2. \tag{1}$$

综合设备测量误差的影响，则最优点 P 应该在 $X_{\min}\sim X_{\max}$、$Y_{\min}\sim Y_{\max}$、$Z_{\min}\sim Z_{\max}$ 的范围中，其中：

$$(X_{\min},X_{\max})=(\max(X_1-\varepsilon_1,X_2-\varepsilon_2,\cdots,X_n-\varepsilon_n),\min(X_1+\varepsilon_1,X_2+\varepsilon_2,\cdots,X_n+\varepsilon_n)), \tag{2}$$

$$(Y_{\min},Y_{\max})=(\max(Y_1-\varepsilon_1,Y_2-\varepsilon_2,\cdots,Y_n-\varepsilon_n),\min(Y_1+\varepsilon_1,Y_2+\varepsilon_2,\cdots,Y_n+\varepsilon_n)), \tag{3}$$

$$(Z_{\min},Z_{\max})=(\max(Z_1-\varepsilon_1,Z_2-\varepsilon_2,\cdots,Z_n-\varepsilon_n),\min(Z_1+\varepsilon_1,Z_2+\varepsilon_2,\cdots,Z_n+\varepsilon_n)). \tag{4}$$

综合式(2)~(4)，可以得到如下位置分量最优化求解模型：

$$\sigma_{\mathrm{p}}^2=\sum_{i=1}^{n}((x-x_i)^2+(y-y_i)^2+(z-z_i)^2). \tag{5}$$

其中 $x\in[X_{\min},X_{\max}]$；$y\in[Y_{\min},Y_{\max}]$；$z\in[Z_{\min},Z_{\max}]$.

2.3　速度分量($\dot{X},\dot{Y},\dot{Z}$)最优化模型

与位置分量(X,Y,Z) 最优化模型的建立过程相似. 假设获得的 T 时刻的 n 个点的速度分量分别为 $\dot{r}_1$、$\dot{r}_2$、…、$\dot{r}_{n-1}$、$\dot{r}_n$，P 点为最优点，对应的速度为 $\dot{r}_{\mathrm{p}}$，P 点速度到各点速度的方差为

$$\sigma_v^2=\sum_{i=1}^{n}(\dot{r}_{\mathrm{p}}-\dot{r}_i)^2. \tag{6}$$

同理. 最优点 P 点的速度范围选取在 $\dot{X}_{\min}\sim\dot{X}_{\max}$、$\dot{Y}_{\min}\sim\dot{Y}_{\max}$、$\dot{Z}_{\min}\sim\dot{Z}_{\max}$ 中，其中：

$$(\dot{X}_{\min},\dot{X}_{\max})=(\max(\dot{X}_1-\delta_1,\dot{X}_2-\delta_2,\cdots,\dot{X}_n-\delta_n),\min(\dot{X}_1+\delta_1,\dot{X}_2+\delta_2,\cdots,\dot{X}_n+\delta_n)), \tag{7}$$

$$(\dot{Y}_{\min},\dot{Y}_{\max})=(\max(\dot{Y}_1-\delta_1,\dot{Y}_2-\delta_2,\cdots,\dot{Y}_n-\delta_n),\min(\dot{Y}_1+\delta_1,\dot{Y}_2+\delta_2,\cdots,\dot{Y}_n+\delta_n)), \tag{8}$$

$$(\dot{Z}_{\min},\dot{Z}_{\max})=(\max(\dot{Z}_1-\delta_1,\dot{Z}_2-\delta_2,\cdots,\dot{Z}_n-\delta_n),\min(\dot{Z}_1+\delta_1,\dot{Z}_2+\delta_2,\cdots,\dot{Z}_n+\delta_n)). \tag{9}$$

综合式(7) ~ 式(9)，可以得到如下速度分量最优化求解模型：

$$\sigma_v^2=\sum_{i=1}^{n}((\dot{x}-\dot{x}_i)^2+(\dot{y}-\dot{y}_i)^2+(\dot{z}-\dot{z}_i)^2). \tag{10}$$

其中 $\dot{x}\in[\dot{X}_{\min},\dot{X}_{\max}]$；$\dot{y}\in[\dot{Y}_{\min},\dot{Y}_{\max}]$；$\dot{z}\in[\dot{Z}_{\min},\dot{Z}_{\max}]$.

式(5)和式(10)是优化求解模型，本文以改进粒子群算法对其求解.

3　改进粒子群算法及数学模型

3.1　改进粒子群算法

粒子群优化算法(Particle Swarm Optimization, PSO)[8-10]是一种群体智能算法，是在其解空间里随机初始化一些粒子构成初始种群，并为每个粒子随机初始化 1 个速度，每个粒子都对应

优化问题的 1 个解,并由目标函数为之确定 1 个适应度值. 而速度用来决定粒子在解空间中的运动,在算法的每次迭代中,粒子将跟踪自身当前找到的最优解和种群当前找到的最优解,不断搜索,直到最后得到最优结果. 设粒子群体规模为 N,每个粒子在 D 维搜索空间中,记粒子 $i(i=1,2,\cdots,N)$ 的当前位置是 $x_i=(x_{i1},x_{i2},\cdots,x_{iD})$,飞行的速度为 $v_i=(v_{i1},v_{i2},\cdots,v_{iD})$,每个粒子当前找到的最优解为 p_{id},种群当前找到的全局最优点为 p_{gd},下一代粒子的位置和速度为

$$v_{id}(t+1)=wv_{id}(t)+c_1R_1(t)[p_{id}(t)-x_{id}(t)]+c_2R_2(t)[p_{gd}(t)-x_{id}(t)],\tag{11}$$

$$x_{id}(t+1)=x_{id}(t)+v_{id}(t+1).\tag{12}$$

其中 c_1 和 c_2 为加速度因子,R_1、R_2 为均匀分布在 $[0,1]$ 上的随机数且相互独立. 式(11)、(12)构成了基本的 PSO 算法. 然而标准 PSO 算法容易早熟而陷入局部最优.

为了解决 PSO 算法早熟且搜索能力随时间增加而逐渐下降的不足,本文在文献[11]提出的动态粒子数的粒子群算法基础上对算法进行改进,以适合轨道优化的要求.

文献[11]分析表明,粒子数较少,会使计算量显著降低,但陷入局部最优点的概率增大. 粒子数过多则使计算量大幅提高,而优化性能却没有明显提高. 因此粒子群根据探索情况动态地改变粒子数,使种群大小在不断收敛时逐渐减少探索性能差的粒子,在陷入局部最优点时逐渐增加新粒子以扩大全局探索能力,这就是改进粒子群算法的核心思想.

算法中的关键部分是要对粒子数做出合理的变化. 本文给出了以下粒子数变化函数:

$$N(t)=f_N(t,f'_{\mathrm{Gbest}}(t)).\tag{13}$$

其中 $N(t)$ 表示 t 时刻的粒子总数,$f'_{\mathrm{Gbest}}(t)$ 表示最优粒子适应度的变化情况.

式(13)表明粒子数随时间和最优粒子适应度值的变化而改变. 随着时间的增加,粒子群不断集中,逐渐减少一些探索性能差的粒子,在不影响算法性能的前提下,减少计算量;当种群的集中,即参数 $f'_{\mathrm{Gbest}}(t)$ 变化很小或者为零时,会导致种群陷入局部最优点,种群的多样性遭到破坏,此时随机添加新的粒子以保持种群的多样性. 这样粒子总数的变化不仅和时间相关联,而且随最优粒子适应度的变化情况而改变. 这样就避免了文献[11]中粒子总数只随时间改变而变化的不足.

本文根据以上思想设计了 1 个简单的粒子数动态变化函数 $N(t)$ 表示 t 时刻的粒子数,即

$$N(t)=\max(\min(f_N(t,f'_{\mathrm{Gbest}}(t)),N_{\max}),N_{\min}).\tag{14}$$

其中 $N_{\max}$ 为最大粒子数,$N_{\min}$ 为最小粒子数.

3.2 基于粒子群算法的数学模型

PSO 算法适应度值函数采用如下偏差平方和形式:

$$f_{\mathrm{fitness}}(r,\dot{r})=\sum_{i=1}^{n}((r_i-r_i')^2,(\dot{r}_i-\dot{r}_i')^2).\tag{15}$$

其中

$$r=\max(\min(r,r_{\max}),\ r_{\min}),$$

$$\dot{r}=\max(\min(\dot{r},\dot{r}_{\max}),\dot{r}_{\min})).$$

而 r_i' 和 $\dot{r}_i'$ 分别表示 t 时刻优化取得的位置分量和速度分量最优值.

利用粒子群算法便可以得到位置分量 r 和速度分量 $\dot{r}$ 的最优解. 在得到最优解位置分量 r 和速度分量 $\dot{r}$ 后,利用文献[7]描述的方法可以进一步转换为 t 时刻的6 个轨道元素(a,e,i,Ω,ω,M_0)的最优值.

4 实例计算及分析

为了验证利用改进 PSO 算法进行轨道优化的有效性,本文以某地球资源勘察卫星为例,进行所述方法的模型验证.

4.1 初始轨道根数确定

卫星在主动段和入轨段的测量过程中,控制中心接收航区火箭内测数据、火箭外测数据、火箭 GPS 数据、卫星外测数据和卫星 GPS 数据等 12 种信息源数据,由于跟踪弧段(测控覆盖)、测站坐标(测控站的地理位置)、测控体制等不同,对信息源数据进行了野值剔除、平滑、滤波等处理后进行定轨. 经计算确定的初始轨道根数如表 1 所示.

4.2 轨道数据的转换

根据文献[7]中的方法进行初始轨道数据转换,转换成 J2000.0 惯性直角坐标系. 具体数据如表 2.

4.3 优化过程

根据式(15)进行约束条件下的位置分量(X,Y,Z)和速度分量($\dot{X},\dot{Y},\dot{Z}$)的最优化确定,然后根据文献[7]进行轨道根数的转换,结果如下:$a=7\ 015.055\ 3$ km,$e=0.001\ 86$,$i=98.494\ 78°$,$\Omega=4.216\ 21°$,$\omega=26.678\ 39°$,$M=109.993\ 75°$.

4.4 结果数据的精度分析

对所有初始轨道根数(表 1)和本文模型确定

的最优轨道根数与跟踪 2 天后的实测精确轨道根数进行比较,6 个轨道元素的比较结果见表 3(其中:序号 13 的一组为本文模型确定的优化轨道根数的偏差).

表 1　入轨后确定的初始轨道根数

序号	数据类型	a/ km	e	i/ (°)	Ω/ (°)	ω/ (°)	M/ (°)
1	N 站箭遥	6 992. 770 25	0. 004 33	98. 508 81	4. 210 70	1. 571 26	135. 118 98
2	N 站雷达	6 997. 293 35	0. 003 98	98. 495 38	4. 240 90	2. 091 15	133. 256 76
3	N 站 GPS	7 018. 292 85	0. 001 71	98. 510 53	4. 210 06	35. 350 00	101. 356 12
4	M 站 GPS	7 017. 794 27	0. 001 94	98. 508 76	4. 222 53	35. 498 80	100. 959 62
5	M 站微波	7 017. 190 78	0. 001 87	98. 501 66	4. 207 80	36. 818 42	99. 865 24
6	M 站雷达	7 008. 989 07	0. 002 11	98. 512 00	4. 208 38	25. 677 32	111. 035 27
7	Y 站箭遥	7 018. 827 68	0. 000 12	98. 458 58	4. 248 37	28. 874 10	108. 012 44
8	Y 站雷达	7 017. 080 03	0. 001 46	98. 444 17	4. 256 50	35. 759 54	100. 966 18
9	X 站箭遥	7 032. 065 73	0. 000 46	98. 487 75	4. 234 63	103. 789 10	33. 085 02
10	X 站雷达	7 126. 902 20	0. 012 83	98. 456 95	4. 186 40	90. 641 51	44. 141 93
11	P 站微波	6 825. 626 70	0. 023 82	98. 511 48	4. 130 54	304. 192 87	192. 243 84
12	P 站箭遥	7 029. 424 57	0. 000 94	98. 476 75	4. 240 01	99. 967 13	35. 843 11

表 2　转换的 J2000. 0 惯性坐标系数据

序号	X/km	Y/km	Z/ km	$\dot{X}$/ (m · s^{-1})	$\dot{Y}$/(m · s^{-1})	$\dot{Z}$/(m · s^{-1})
1	−5 067. 396	−1 082. 283	4 727. 624	−5 192. 019	432. 635	−5 432. 109
2	−4 952. 511	−1 093. 438	4 848. 444	−5 318. 643	401. 060	−5 310. 867
3	−5 060. 126	−1 084. 351	4 744. 385	−5 202. 690	431. 985	−5 431. 516
4	−5 040. 953	−1 086. 816	4 763. 796	−5 224. 942	425. 910	−5 410. 623
5	−5 059. 057	−1 083. 256	4 743. 982	−5 204. 328	431. 129	−5 430. 999
6	−5 058. 938	−1 083. 061	4 736. 547	−5 201. 751	432. 852	−5 434. 869
7	−5 058. 698	−1 083. 189	4 743. 825	−5 195. 375	425. 553	−5 441. 778
8	−5 057. 781	−1 082. 777	4 744. 830	−5 202. 794	421. 671	−5 433. 753
9	−5 066. 458	−1 085. 948	4 750. 112	−5 193. 210	429. 246	−5 438. 133
10	−4 998. 023	−1 091. 575	4 868. 072	−5 351. 813	399. 346	−5 306. 397
11	−4 948. 832	−1 079. 021	4 809. 426	−5 215. 392	422. 405	−5 325. 337
12	−4 974. 799	−1 091. 694	4 837. 059	−5 294. 433	406. 627	−5 347. 396

表 3　比较结果

序号	Δa	Δe	Δi	$\Delta\Omega$	$\Delta\omega$	ΔM
1	−22. 160 0	0. 002 67	0. 037 3	−0. 015 3	−21. 935 0	22. 952 60
2	−17. 637 9	0. 002 32	0. 023 9	0. 014 0	−21. 415 0	21. 090 41
3	3. 361 7	0. 000 05	0. 039 1	−0. 014 0	11. 843 0	−10. 810 20
4	2. 863 1	0. 000 28	0. 037 3	−0. 003 0	11. 992 0	−11. 206 70
5	2. 259 6	0. 000 21	0. 030 2	−0. 018 0	13. 312 0	−12. 301 10
6	−5. 942 1	0. 000 45	0. 040 5	−0. 017 0	2. 170 9	−1. 131 10
7	3. 896 0	−0. 001 50	−0. 012 9	0. 022 0	5. 367 7	−4. 153 90
8	2. 148 0	−0. 000 20	−0. 027 3	0. 030 0	12. 253 0	−11. 200 20
9	17. 130 0	−0. 001 20	0. 016 3	0. 008 0	80. 282 0	−79. 081 30
10	111. 900 0	0. 011 17	−0. 014 5	−0. 039 0	67. 135 0	−68. 024 40
11	−189. 300 0	0. 022 16	0. 040 0	−0. 095 0	280. 680 0	80. 077 50
12	14. 490 0	−0. 000 10	0. 005 3	0. 0140 0	76. 460 0	−76. 323 20
13	0. 124 0	0. 000 20	0. 023 3	−0. 009 0	3. 172 0	−2. 172 60

从表中可以看出,不论采用文献[4]的模糊综合评价选优方法,还是文献[5]的灰色关联分析方法,其选优结果只能是序号 1 ~12 中的一组,其误差均大于本文的方法(序号 13).

5 结 论

本文提出的基于粒子群优化算法的航天器初始轨道确定方法,将测控设备的测控精度、多组轨道根数纳入系统目标方程中,由粒子群算法进行最优轨道计算,保证了初始轨道根数的确定精度和实时性要求. 特殊贡献是:建立了优化的初始轨道根数计算模型,并将粒子群算法成功地应用在模型的解算中,使得函数解算迅速和方便. 需要说明的是,本方法的模型建立和案例计算是基于航天器的主动段及早期轨道段的测控. 然而,对于航天器长期管理期间的轨道改进,本方法仍有广阔的应用价值.

参考文献:

[1] SORENSON H W. Least squares estimation: from Gauss to Kalman[J]. IEEE Spectrum,1970,7(7):63 -68.

[2] KALMAN R E. A new approach to linear filtering and prediction theory[J]. J Basic Eng(Series B), 1960, 82(1):35 -45.

[3] KALMAN R E, BUCK R S. New results in linear filtering and prediction theory[J]. J Basic Eng(Series), 1961,83(1):95 -108.

[4] YANG Yongan, ZHANG Hongwei, FENG Zuren, *et al*. Selection of the best initial orbital elements of satellite Based on fuzzy integration evaluation method[J]. Journal of Systems Engineering and Electronics, 2006,17(3):566 -570.

[5] 杨永安, 魏峻, 冯祖仁,等, 灰色关联分析法在卫星初轨选优中的应用[J]. 系统工程与电子应用, 2008,30(2):308 -311.

[6] 李济生. 人造卫星精密轨道确定[M]. 北京:解放军出版社, 1995:220 -228.

[7] TAPLEY B D, SCHUTZ B E, BORN G H. Statistical Orbit Determination[M]. Burlington: Elsevier Academic Press,2004:17 -44.

[8] KENNEDY J,EBERHART R C. Particle swarm optimization [C]//Proceedings of the IEEE International Conference on Neural Networks. Piscataway, NJ,: IEEE, 1995:1942 -1948.

[9] KENNEDY J. Small worlds and mega-minds: effects of neighborhood topology on particle swarm performance [C]//Proc IEEE Congr Evol Comput. Piscataway: IEEE, 1999, 3:1931 -1938.

[10] KENNEDY J, MENDES R. Population structure and particle swarm performance[C]//Proc IEEE Congr Evol Comput. Piscataway:IEEE, 2002, 2:1671 -1676.

[11] 耶刚强, 孙世宇. 基于动态粒子数的微粒群优化算法[J]. 信息与控制, 2008, 1(2): 136 -140.

(编辑　张　宏)

(上接第 83 页)

[4] PFEIFER P E, CARRAWAY R L. Modeling customer relationships as markov chains [J]. Journal of Interactive Marketing, 2000, 14(2): 43 -55.

[5] TOMAS B, JENS G, HANS B. Customer equity marketing: Touching the intangible [J]. European Management Journal, 2002, 20(3): 213 -222.

[6] RUST R T, LEMON K N, ZEITHAML V A. Return on marketing: Using customer equity to focus marketing strategy[J]. Journal of Marketing, 2004, 68: 109 -127.

[7] 范德成, 贾爱梅. 企业顾客资产的综合评价体系研究[J]. 商业研究, 2004, (8): 105 -107.

[8] 马杰, 温小霓. 顾客资产价值综合评价[J]. 价值工程, 2004, 24(2): 31 -34.

[9] 刘向阳. 顾客资产价值预测模型及其在营销决策中的应用[J]. 数量经济技术经济研究, 2003, 20(5): 158 -161.

[10] 邵景波, 张明立. 基于品牌效用的多品牌企业顾客资产测量模型研究[J]. 预测, 2009, 28(1): 23 -29.

[11] 张德华. 黑龙江省城镇居民消费额影响因素分析. 商业现代化. 2008, (34): 299 -300.

(编辑　张　红)