

队伍编号	200671
题号	D

对新零售目标产品精准需求的预测模型

摘 要

随着我国消费市场的不断发展，人们对于新零售产品的需求也不再单一化，新零售行业如何根据历史销售数据预测出人们对于新零售产品的精准需求就显得格外重要。

本文针对预测新零售目标产品的精准需求的问题，运用了多元回归分析法、层次分析法、灰色预测理论、BP 神经网络基本理论等理论和方法，构建了多元线性回归方程模型、灰色预测模型、基于双隐含层的 BP 神经网络预测模型。综合运用了 MATLAB、EXCEL、SPSS 等软件编程求解，得出各个因素对目标产品销售量影响的程度，且预测出了目标产品的月销量以及周销量。

针对问题一，要求分析不同节假日内各种相关因素对目标 skc 的销售量的影响。首先，运用了 EXCEL 以及 SPSS 对原始数据进行处理，筛选出目标 skc 的信息，同时剔除异常数据。其次，运用多元回归分析法，构建了多元线性回归方程模型，运用 MATLAB 软件编程求解，得出了节假日内各因素与目标 skc 销售量的关系。最后应用层次分析法，得出节假日内各因素对目标 skc 销售量的影响程度大小分别为：节假日折扣>标签价格>库存信息>小类编号。

针对问题二，预测目标小类的指定月销量以及求出每月对应的 MAPE。首先，由于样本数据较少，故运用灰色预测理论，构建了灰色预测模型 GM (1, 1)，运用 MATLAB 软件进行编程求解，得到预测的月销量数据，每月对应的 MAPE 分别为 0.473327652、1.099137302、0.890544582。

针对问题三，预测目标小类的指定周销量以及相应的 MAPE。首先，由于样本数据较多，故运用 BP 神经网络基本理论，构建了基于双隐含层的 BP 神经网络预测模型，运用 MATLAB 软件进行编程求解，得到预测的周销量数据，且每周对应的 MAPE 分别为 0.449878094、0.13670653、0.145773352、0.173651805、0.173651805、0.182235558、0.13290254、0.146785558、0.191995798、0.086879118、0.106512403、0.167677446。

针对问题四，给企业写一封建议信，介绍自己的模型以及模型优化方向。首先，向企业介绍了本文所采用的模型以及思想，同时也介绍了模型最终得到的结果，最后提出模型优化的关键在于样本数据的预处理，对异常数据的剔除十分必要。

本文最后对模型的优点和缺点进行了客观评价。最后还将模型进行了横向和纵向的推广。

关键词：多元线性回归方程模型 层次分析法 灰色预测模型 MATLAB
基于双隐含层的 BP 神经网络预测模型 SPSS GM (1, 1)

目录

一、问题的重述.....	1
二、模型假设.....	1
三、符号说明.....	1
四、问题分析.....	2
五、模型的建立与求解.....	3
5.1 问题一模型的建立与求解.....	3
5.1.1 国庆节内各因素与 skc 销售量之间的关系函数.....	3
5.1.2 双十一内各因素与 skc 销售量之间的关系函数.....	6
5.1.3 双十二内各因素与 skc 销售量之间的关系函数.....	9
5.1.4 元旦内各因素与 skc 销售量之间的关系函数.....	11
5.1.5 影响因子的分析.....	14
5.2 问题二模型的建立与求解.....	15
5.2.1 模型的建立.....	15
5.2.2 模型的求解.....	17
5.3 问题三模型的建立与求解.....	19
5.3.1 模型的建立.....	19
5.3.2 模型的求解.....	19
5.4 写给企业的一封信.....	24
六、模型的评价及推广.....	25
6.1 多元线性回归方程模型的评价.....	25
6.1.1 优点.....	25
6.1.2 缺点.....	25
6.2 灰色预测模型的评价.....	25
6.2.1 优点.....	25
6.2.2 缺点.....	25
6.3 基于双隐含层的 BP 神经网络预测模型的评价.....	26
6.3.1 优点.....	26
6.3.2 缺点.....	26
6.4 模型的推广.....	26
七、参考文献.....	27

一、问题的重述

随着消费模式的不断改变,性价比已经不再是顾客追求的唯一标准,人们开始关注“个性化,美观,时尚”等方面。如何根据顾客需要进行库存管理,以及如何根据层级复杂、历史销售数据进行精准的需求预测,是目前绝大部门零售企业关心的主要问题。本课题需要解决的问题如下:

- 从给定的数据中,分析 2018 年国庆节、双十一、双十二、元旦这四个节假日内各种相关因素对目标 skc 的销售量的影响。
- 预测给定区域内目标小类在 2019 年 10 月 1 日后 3 个月中每个月的销售量,给出每个月预测值的 MAPE。
- 建立相关数学模型,在考虑小类预测结果的同时,预测目标小类内所有 skc 在 2019 年 10 月 1 日后 12 周内每周的周销量,并给出每周预测值的 MAPE。
- 给企业写一封推荐信,介绍预测结果和方法,并说明方案的合理性以及后续优化方向。

二、模型假设

- (1) 假设在神经网络预测中,输入变量作为第一层合理有效。
- (2) 假设缺失数据均为异常数据。
- (3) 假设影响目标产品销售量的 4 个因素直接相互独立。
- (4) 假设计算过程中收集的数据真实可靠有效。

三、符号说明

符号	说明	符号	说明
S	销售量	b	回归系数
R	节假日折扣	bint	回归系数的置信区间
G	标签价格	r	残差
B	小类编号	rint	残差的置信区间
H	库存信息	alpha	显著性水平

四、问题分析

问题一的分析：在问题一中，题目要求我们从给定的数据中分析四个节假日内各种因素对目标 skc 的销售量的影响。首先运用 EXCEL 对数据进行整理，根据题目要求筛选出目标 skc，其次分别筛选出四个节假日中目标 skc 的销售量 S，同时结合 4 个节假日内的 4 个因素：库存信息 H、节假日折扣 R、标签价格 G、小类编号 B。构建多元线性回归方程，找出 S 与 4 个因素直接的关系，最后运用层次分析法，求出 4 个因素对于 S 的影响因子，即可得到 4 个因素对 S 的影响程度大小。

问题二的分析：在问题二中，题目要求我们结合上述分析结果，预测给定区域内目标小类在 2019 年 10 月 1 日后 3 个月中每个月的销售量以及相应的 MAPE。首先根据所给数据筛选出目标小类，提取出目标小类已有的销售记录，对目标小类在 2019 年 10 月 1 日后三个月的销售量进行灰色预测。

问题三的分析：在问题三中，题目要求我们建立相关数学模型，在考虑小类预测结果的同时，预测目标小类内所有 skc 在 2019 年 10 月 1 日后 12 周内每周的周销量以及相应的 MAPE。首先建立基于双隐含层的 BP 神经网络预测模型，通过上述目标小类的样本，对神经网络进行训练，最后通过训练后的神经网络预测出所需结果。难点在于正确运用所给样本对神经网络进行训练。

问题四的分析：在问题四中，题目要求我们给企业写一封推荐信，首先我们对上述问题的解决方案进行整理归纳，给出模型的优点以及缺陷，最后提出模型优化的建议和方向。

五、模型的建立与求解

5.1 问题一模型的建立与求解

基于对所给数据的分析与筛选，本文认为节假日中共有 4 种因素对目标 skc 的销售量有影响，即标签价格、小类编号、节假日折扣以及库存情况。我们认为这 4 种因素与 skc 销售量存在关系，并建立了多元线性回归模型（具体代码见附件一）：

$$Y = \varepsilon + C_1R + C_2G + C_3B + C_4H \quad (\text{I})$$

（I）式中 C_1, C_2, C_3, C_4 表示方程的回归系数。

利用 MATLAB 统计工具箱建立多元线性回归方程：

$$[b, \text{bint}, r, \text{rint}, \text{stats}] = \text{regress}(Y, X, \alpha) \quad (\text{II})$$

式（II）中 b 为回归系数， bint 为回归系数的置信区间， r 为残差， rint 为残差的置信区间， α 为显著性水平。 stats 包含四个统计量，相关系数 R^2 、F 值、与 F 对应的概率 p ，估计误差方差。相关系数 R^2 越接近 1，说明回归方程越显著；

$F > F_{1-\alpha}(k, n-k-1)$ 时拒绝 H_0 ，F 越大，说明回归方程越显著；与 F 对应的概率 $P < \alpha$ 时

拒绝 H_0 ，回归模型成立。估计误差方差越小，回归方程越显著。

5.1.1 国庆节内各因素与 skc 销售量之间的关系函数

根据所给的样本数据，我们运用 EXCEL 进行剔除异常数据后筛选出目标 skc 样本信息（表 1），使用 MATLAB 对数据进行多元线性回归，得到残差图（图 1）并给出具体的残差值（表 3）和其置信区间（表 4）。

销售量 (S)	节假日折扣 (R)	标签价格 (G)	小类编号 (B)	库存情况 (H)
18	0.87	173.75	27196225	668
14.71	0.87	198.75	27217089	609
11.7	0.89	198.75	27217089	501
9.57	0.87	123.75	27071209	38.42
7.28	0.84	248.75	27196225	294.85
4.71	0.87	123.75	27071209	278
10.42	0.89	73.75	27112849	622.42
8.14	0.89	98.75	27071209	540

5.71	0.89	123.75	27217089	345.25
14	0.91	98.75	27050401	597
5.71	0.86	173.75	27196225	393.57
5.71	0.9	123.75	27050401	183.14
8.57	0.89	123.75	27050401	432.43
4.57	0.84	248.75	27050401	300.43
8.43	0.87	98.75	27050401	256.71
4	0.91	161.25	27217089	266.57
3.57	0.86	198.75	27092025	293.14
6	0.85	223.75	27050401	312.29
6.29	0.86	223.75	27050401	267.29
8	0.88	161.25	27196225	259.29
5	0.88	123.75	27196225	199.71
11.29	0.88	73.75	27112849	717.86
5.57	0.89	98.75	27092025	167.86
8.71	0.88	98.75	27050401	389.73
2.5	0.87	223.75	27050401	253.43
7.57	0.92	123.75	27164944	251.71
3.8	0.89	98.75	27050401	104.29
2.67	0.84	161.25	27217089	236.29
7.14	0.89	123.75	27050401	291.86
5.71	0.90	123.75	27196225	194.29
8.29	0.91	73.75	27050401	394.86
8	0.91	73.75	27164944	459.71
6.43	0.88	173.75	27217089	381
9.43	0.88	123.75	27196225	274.14
4.43	0.89	161.25	27217089	412
11.43	0.88	73.75	27060804	538
2.29	0.9	161.25	27196225	124.57
3.86	0.87	123.75	27050401	186.86
3.2	0.83	248.75	27196225	81.86
3.71	0.88	161.25	27217089	188.43
3.33	0.85	173.75	27050401	276.14

表 1 国庆节内各因素数据

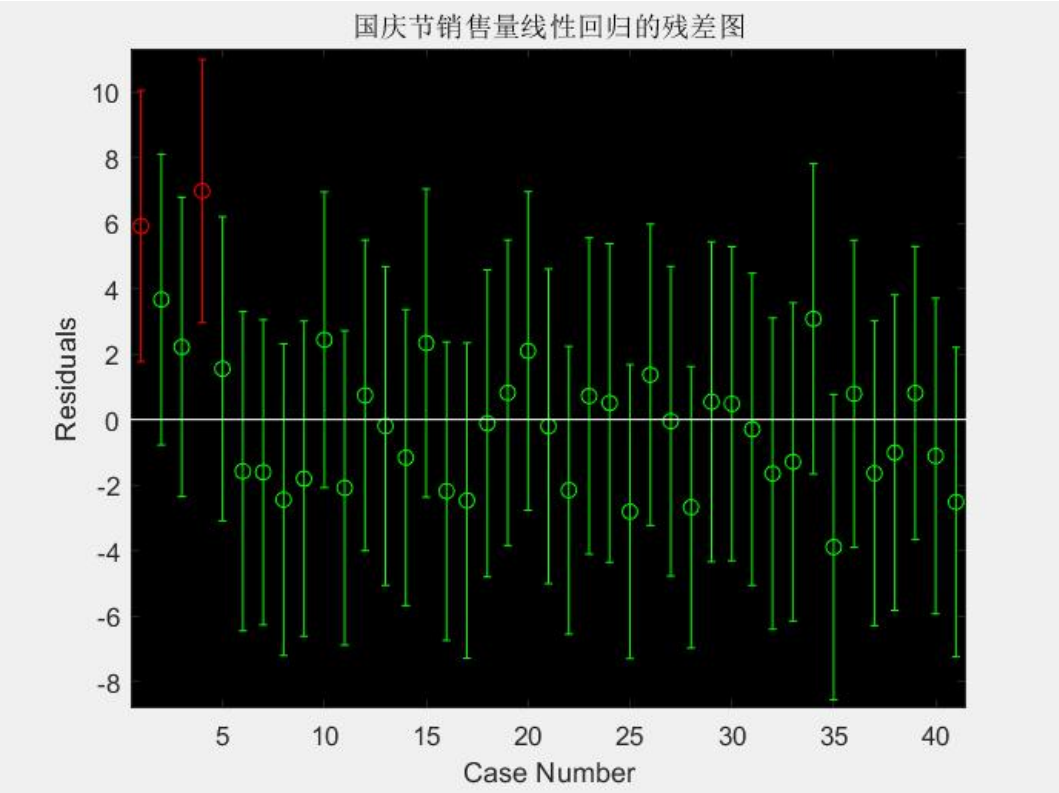


图 1 国庆节销售量线性回归图

销售量	残差	销售量	残差
18	5.910411826	5.57	0.715531101
14.71	3.66574998	8.71	0.507057287
11.7	2.2166325	2.5	-2.813900911
9.57	6.978475962	7.57	1.366241737
7.28	1.549902647	3.8	-0.049426329
4.71	-1.580268154	2.67	-2.679943352
10.42	-1.610297324	7.14	0.54109256
8.14	-2.447921708	5.71	0.481436875
5.71	-1.807756229	8.29	-0.298156431
14	2.437424226	8	-1.65433932
5.71	-2.089578936	6.43	-1.29382743
5.71	0.736325864	9.43	3.075146753
8.57	-0.199090512	4.43	-3.898809096
4.57	-1.16349365	11.43	0.785785622
8.43	2.333915153	2.29	-1.642730569
4	-2.190065351	3.86	-1.011399874
3.57	-2.473656101	3.2	0.811373448
6	-0.116137944	8	2.093871497
6.29	0.815357256	5	-0.205769331
		11.29	-2.160507997

表 2 国庆节内各因素与销售量线性回归残差值

相关系数 R^2	F 值	与 F 值对应的概率 P	估计误差方差
0.565320286433931	11.704899996746786	0.000003430254531	6.031278799214919

表 3

由表 3：相关系数 $R^2 = 0.565320286433931$ ，说明回归方程不够显著，F 对应的概率 $P < \alpha$ ，拒绝 H_0 ，根据 F 检验，回归模型（I）成立。

$$S = -17.270853487862155 + 5.323509995310494R - 0.005852366527824G + 0.000000567466673B + 0.015438451108271H \quad (I)$$

5.1.2 双十一内各因素与 skc 销售量之间的关系函数

通过 EXCEL 对所给数据进行筛选，得到双十一各因素的实验数据（见表 4），使用 MATLAB 对数据进行多元线性回归，画出残差图（图 2）并给出具体的残差值（表 5）和其置信区间（表 6）。

销售量 (S)	节假日折扣 (R)	标签价格 (G)	小类编号 (B)	库存情况 (H)
16	0.896133094	173.75	27196225	474
4	0.875786164	198.75	27217089	413
6	0.894129979	198.75	27217089	425
2	0.848484848	123.75	27071209	532
2	0.972361809	248.75	27196225	241
1	0.939393939	123.75	27071209	244
10	0.876271186	73.75	27112849	561
1	0.848101266	98.75	27071209	413
4	0.891414141	123.75	27217089	265
10	0.85443038	98.75	27050401	482
5	0.883453237	173.75	27196225	319
7	0.867243867	123.75	27050401	256
12	0.422558923	123.75	27050401	258
2	0.894472362	248.75	27050401	282

4	0.958860759	98.75	27050401	203
2	0.889937107	198.75	27092025	278
2	0.851955307	223.75	27050401	231
1	0.865921788	223.75	27050401	200
5	0.879069767	161.25	27196225	255
1	0.919191919	123.75	27196225	122
4	0.872881356	73.75	27112849	585
8	0.879746835	98.75	27050401	250
2	0.572625698	223.75	27050401	242
6	0.934343434	123.75	27164944	206
6	0.869198312	98.75	27050401	187
1	0.294573643	161.25	27217089	204
3	0.69023569	123.75	27050401	221
2	0.843434343	123.75	27196225	242
7	0.837772397	73.75	27050401	265
12	0.915254237	73.75	27164944	373
1	0.848920863	173.75	27217089	348
3	0.865319865	123.75	27196225	321
6	0.936692506	161.25	27217089	355
9	0.939736347	73.75	27060804	355
3	0.599483204	161.25	27196225	87
1	0.848484848	123.75	27050401	128
8	0.874371859	248.75	27196225	140
1	0.860465116	161.25	27217089	137
1	0.848920863	173.75	27050401	258

表 4 双十一内各因素数据

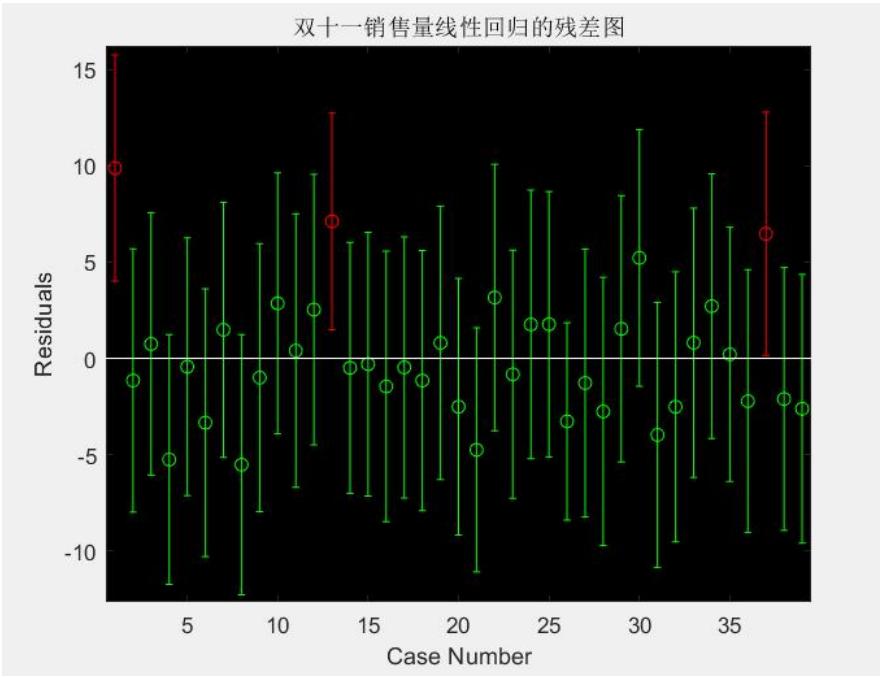


图 2 双十一销售量线性回归图

销售量 (S)	残差	销售量 (S)	残差
16	9.884998993	8	3.161508376
4	-1.15098006	2	-0.829746958
6	0.747365966	6	1.761620035
2	-5.258022845	6	1.771792942
2	-0.432347514	1	-3.27560503
1	-3.343873147	3	-1.281631808
10	1.482598812	2	-2.761732223
1	-5.528684895	7	1.535588862
4	-1.003831941	12	5.220099642
10	2.856799301	1	-3.976474034
5	0.398348625	3	-2.519276009
7	2.532197473	6	0.812632363
12	7.115313536	9	2.712095696
2	-0.494848168	3	0.20635193
4	-0.305502798	1	-2.225471737
2	-1.458444052	8	6.473622294
2	-0.472035578	1	-2.111074313
1	-1.154624989	1	-2.622088685
5	0.803538203	1	-2.513668306
		4	-4.756507955

表 5 双十一内各因素与销售量线性回归残差值

相关系数 R²	F 值	与 F 值对应的概率 P	估计误差方差
0.200155972953930	2.127071919748603	0.098810822716920	12.538128164539675

表 6

由表 6：相关系数 $R^2=0.200155972953930$, 说明回归方程并不显著，F 对应的
 概率 $P>\alpha$ ，接受 H_0 ，根据 F 检验，回归模型（II）不成立。

$$S=-71.218020165115689R-0.893240722053910G-0.017635078622367B+0.00002814178133+0.009836618042026H \qquad (II)$$

5.1.3 双十二内各因素与 skc 销售量之间的关系函数

通过 EXCEL 对所给数据进行筛选，得到双十二各因素的实验数据（见表 7），使用 MATLAB 对数据进行多元线性回归，画出残差图（图 3）并给出具体的残差值（表 8）和其置信区间（表 9）。

销售量 (S)	节假日折扣 (R)	标签价格 (G)	小类编号 (B)	库存情况 (H)
12	0.762589928	173.75	27196225	495
3	0.735849057	198.75	27217089	419
8	0.698113208	198.75	27217089	396
1	0.696969697	123.75	27071209	502
3	0.698492462	248.75	27196225	244
3	0.757575758	123.75	27071209	218
8	0.733050847	73.75	27112849	413
5	0.797468354	98.75	27071209	426
3	0.696969697	123.75	27217089	226
7	0.725135624	98.75	27050401	367
2	0.697841727	173.75	27196225	266
5	0.696969697	123.75	27050401	275
9	0.719416386	123.75	27050401	162
9	0.696202532	98.75	27050401	226
1	0.698113208	198.75	27092025	235
6	0.715083799	223.75	27050401	258
7	0.727055068	223.75	27050401	251
1	0.093023256	161.25	27196225	254
3	0.764309764	123.75	27196225	166
12	0.781073446	73.75	27112849	578
3	0.696202532	98.75	27050401	178
1	0.87150838	223.75	27050401	277
6	0.848484848	123.75	27164944	263
8	0.780063291	98.75	27050401	218
1	0.697674419	161.25	27217089	186
3	0.797979798	123.75	27050401	226
2	0.696969697	123.75	27196225	229
4	0.771186441	73.75	27164944	336
2	0.741007194	173.75	27217089	332
7	0.696969697	123.75	27196225	321
1	0.612403101	161.25	27217089	353
9	0.740112994	73.75	27060804	241
2	0.848837209	161.25	27196225	58
5	0.737373737	123.75	27050401	91
2	0.773869347	248.75	27196225	161
2	0.848920863	173.75	27050401	251

表 7 双十二内各因素数据

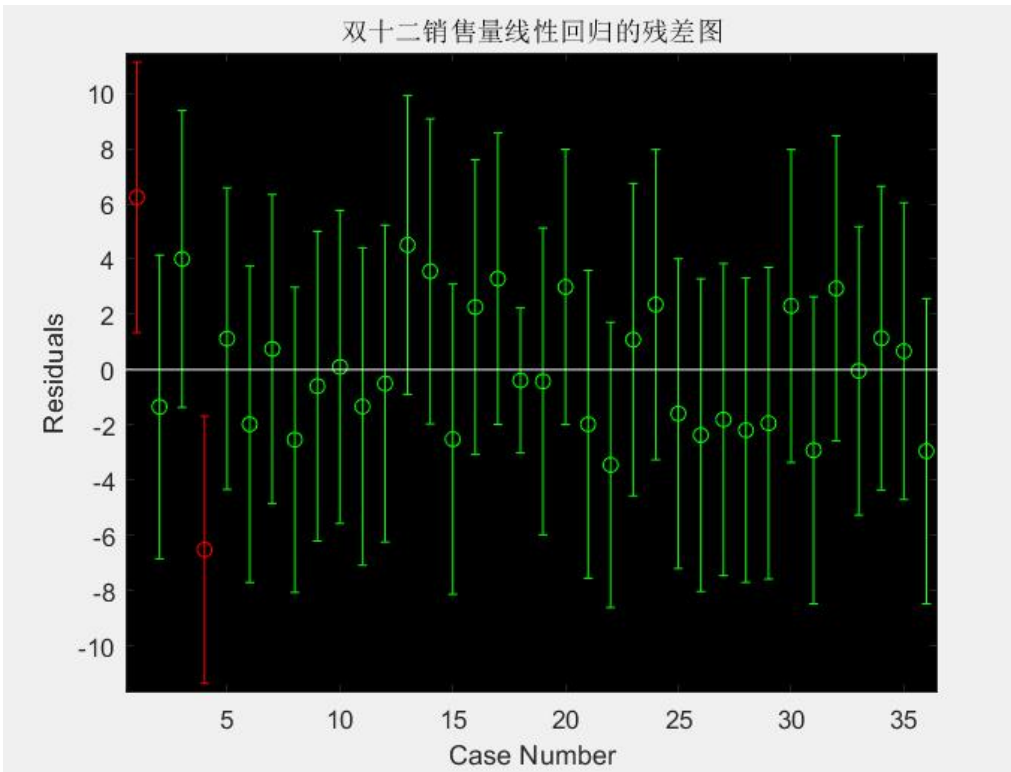


图 3 双十二销售量线性回归图

销售量 (S)	残差	销售量 (S)	残差
12	6.236705726	3	-1.977083512
3	-1.344508565	1	-3.445260651
8	4.004744252	6	1.087775482
1	-6.514164008	8	2.354085155
3	1.123631585	1	-1.589415492
3	-1.97585395	3	-2.367833217
8	0.749687953	2	-1.804904842
5	-2.534576042	4	-2.188124506
3	-0.59686651	2	-1.937454962
7	0.100303402	7	2.306674227
2	-1.333735397	1	-2.9147785
5	-0.500669386	9	2.94017034
9	4.514911158	2	-0.041749239
9	3.559392524	7	3.292537406
1	-2.513897708	1	-0.387824252
6	2.265276287	3	-0.423426001
		12	2.994516454

表 8 双十二内各因素与销售量线性回归残差值

相关系数 R^2	F 值	与 F 值对应的概率 P	估计误差方差
0.296319411589746	3.263519667366120	0.0249696534343454	8.184385338319986

表 9

由表 9：相关系数 $R^2 = 0.296319411589746$ ，说明回归方程不够显著，F 对应的概率 $P < \alpha$ ，拒绝 H_0 ，根据 F 检验，回归模型（III）成立。

$$S = 234.718121381533 + 3.36941098946139R - 0.0166281478995063G - 0.0000085826343976B + 0.00965674924657619H \quad (\text{III})$$

5.1.4 元旦内各因素与 skc 销售量之间的关系函数

通过 EXCEL 对所给数据进行筛选，得到元旦各因素的实验数据（见表 10），使用 MATLAB 对数据进行多元线性回归，画出残差图（图 4）并给出具体的残差值（表 11）和其置信区间（表 12）。

销售量 (S)	节假日折扣 (R)	标签价格 (G)	小类编号 (B)	库存情况 (H)
15	0.884730935	173.75	27196225	550.33
3.67	0.873991054	198.75	27217089	410
5.33	0.881447131	198.75	27217089	400
4.33	0.869349383	123.75	27071209	476
5.67	0.893944148	248.75	27196225	211
1.5	0.757602694	123.75	27071209	192.67
13.33	0.864622935	73.75	27112849	413.33

2	0.873417722	98.75	27071209	437
1	0.898989899	123.75	27217089	213.33
10	0.89324557	98.75	27050401	356.33
2.67	0.940371298	173.75	27196225	222
8.33	0.896523458	123.75	27050401	274
2.5	0.909090909	123.75	27050401	85.67
2.5	0.899505528	248.75	27050401	204.33
3.67	0.832394026	98.75	27050401	204
1	0.88372093	161.25	27217089	155.33
2.33	0.856576781	198.75	27092025	207
5.33	0.866812708	223.75	27050401	249
3	0.883307263	223.75	27050401	259.67
4.67	0.8952675	161.25	27196225	215.67
5	0.923232323	123.75	27196225	199.67
15	0.884745763	73.75	27112849	591.67
7	0.874618445	98.75	27092025	300
5.67	0.88331659	98.75	27050401	213.67
2.5	0.765372067	223.75	27050401	269.67
6.67	0.843517635	123.75	27164944	304
4.67	0.873705039	98.75	27050401	169.33
2	0.854666667	161.25	27217089	170.67
4	0.912464646	123.75	27050401	271.33
6	0.891138047	123.75	27196225	189.33
5.33	0.891455465	73.75	27050401	184
8.67	0.817156374	73.75	27164944	325
1	0.820143885	173.75	27217089	296.67
9.67	0.891713411	123.75	27196225	323.33
2.33	0.942662275	161.25	27217089	351.33
9	0.912120527	73.75	27060804	335.33
1	0.899224806	161.25	27196225	47.67
2.33	0.884380284	123.75	27050401	71.33
4.33	0.855705781	248.75	27196225	196.67
1	0.937984496	161.25	27217089	105
3.33	0.888664204	173.75	27050401	225.67

表 10 元旦内各因素数据

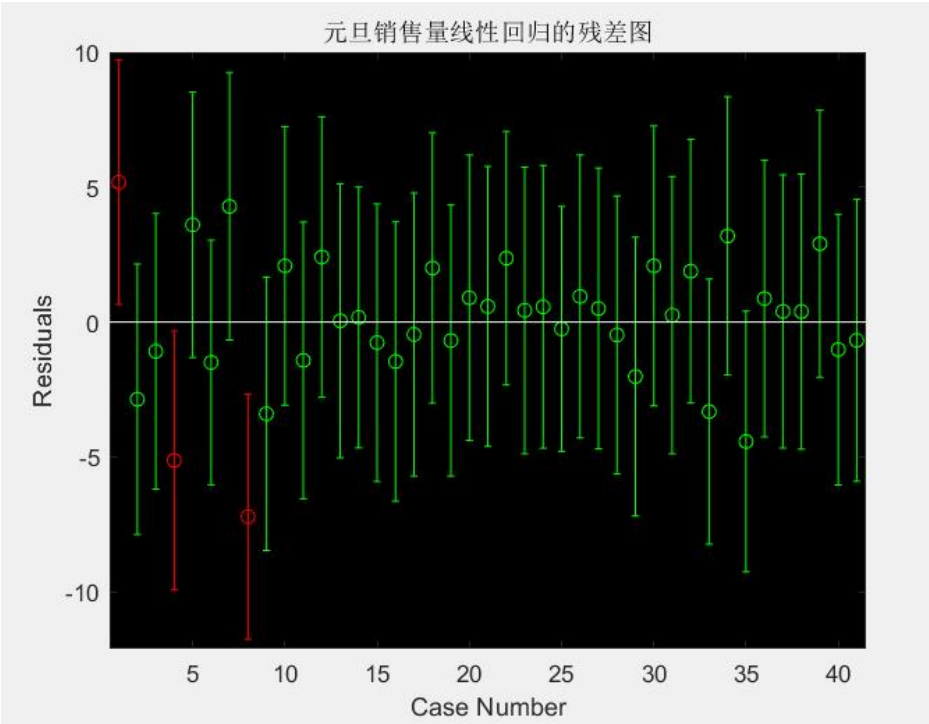


图 4 元旦销售量线性回归图

销售量 (S)	残差	销售量 (S)	残差
15	5.185660422	5	0.583350954
3.67	-2.86105044	15	2.370023471
5.33	-1.081564319	7	0.434400481
4.33	-5.128802996	5.67	0.569832819
5.67	3.609294428	2.5	-0.250451346
1.5	-1.495035289	6.67	0.952462126
13.33	4.29001496	4.67	0.506320296
2	-7.212984481	2	-0.47433433
1	-3.39744171	4	-2.018116592
10	2.086864985	6	2.086252582
2.67	-1.418403706	5.33	0.259076792
8.33	2.412935853	8.67	1.886471495
2.5	0.051726899	1	-3.31693127
2.5	0.174754106	9.67	3.197443361
3.67	-0.760588096	2.33	-4.425398096
1	-1.458939033	9	0.872741932
2.33	-0.457407969	1	0.396275779
5.33	2.006622789	3	-0.683892839
		4.67	0.902806675

表 11 元旦内各因素与销售量线性回归残差值

相关系数 R^2	F 值	与 F 值对应的概率 P	估计误差方差
0.528052405465975	10.0699139146712	0.00001417364974564	7.00076510057912

表 12

由表 12：相关系数 $R^2 = 0.528052405465975$ ，说明回归方程不够显著，F 对应的概率 $P < \alpha$ ，拒绝 H_0 ，根据 F 检验，回归模型（IV）成立。

$$S = 57.2378231179992 + 9.53055766136556R - 0.0183416018887466G - 0.000002322196023169B + 0.0190546692671586H \quad (IV)$$

5.1.5 影响因子的分析

从表 1-表 12 的数据发现：节假日内的 4 种因素对目标 skc 销售量的影响程度各不相同。虽然模型的四个指标都有所变化，但是模型仍然是成立的。进一步对比发现：节假日折扣比其余 3 个因素对目标 skc 销售量的影响更大。

最后我们通过建立一个层次分析模型来分析节假日折扣、标签价格、小类编号、库存信息对模型的影响因子：

第一步，构建层次结构模型，具体见图 5。

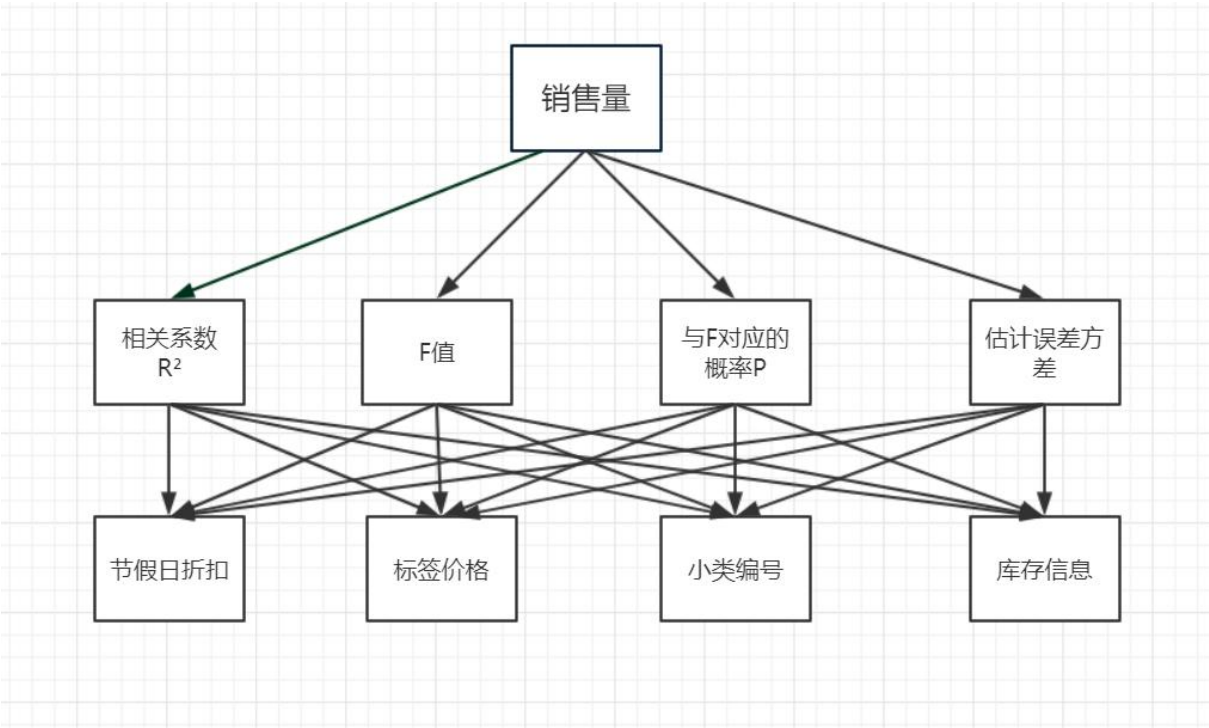


图 5

第二步，利用层次分析法对销售特征和库存信息以及节假日折扣对模型的影响因子进行求解：首先根据相对权重标度值构造图 5 中两层的成对比较矩阵，并对其一致性进行检验，然后借助于 MATLAB 的命令 $[v,d]=\text{eig}(A)$ 进行求解成对比较矩阵的最大特征值对应的特征向量，确定每个因素对上一层次该因素的权重，将两层的权重矩阵进行相乘即可得到销售特征和库存信息以及节假日折扣对模型的影响权重。

第三步，给出结果：节假日折扣、标签价格、小类编号、库存信息对模型的影响因子分别为 0.564、0.263、0.055、0.118。即节假日内各因素对目标 skc 销售量的影响程度大小为：节假日折扣>标签价格>库存信息>小类编号。

5.2 问题二模型的建立与求解

问题二我们需要对目标小类在 2019 年 10 月 1 日后 3 个月的销售量进行预测。由于数据量并不大，进行小样本分析，故建立灰色预测模型。

5.2.1 模型的建立

利用灰色预测理论建立 GM (1,1) 模型，记 2018 年 1 月为第一月，第 K 月的销售量为 $\hat{X}^{(0)}(k)$ ，其中 $(k=1, 2, \dots, n)$ ，对 21 个历史数据进行模拟并对最后 3 个月的销售量进行预测，利用该数据列建立预测模型的步骤如下：

Step1: 做一阶累加，形成生成数列序列

$$X^{(1)}(K) = \sum_{m=1}^K X^{(0)}(m), (k=1, 2, \dots, 10)$$

则相应的微分方程：

$$\frac{dX^{(1)}}{dt} + aX^{(1)} = u$$

，此方程即为 GM (1.1) 的数值模型，式中 a, u 为待定系数，其中

a 为发展灰数，u 为内控制灰数。

Step2: 求参数 a 和 u

对微分方程进行离散化得关于 a 和 u 的超定方程组：

$$X^{(1)}(k+1) = (1-a)X^{(1)}(k) - u, (k=2, 3, \dots, 10)$$

利用最小二乘法求超定方程得：

$$[a, u]^T = (B^T B)^{-1} B Y_n,$$

$$B = \begin{bmatrix} -\frac{1}{2}[X^{(1)}(1) + X^{(1)}(2)] & 1 \\ -\frac{1}{2}[X^{(1)}(2) + X^{(1)}(3)] & 1 \\ \vdots & \vdots \\ -\frac{1}{2}[X^{(1)}(9) + X^{(1)}(10)] & 1 \end{bmatrix} \quad Y_n = \begin{bmatrix} X^{(0)}(2) \\ X^{(0)}(3) \\ \vdots \\ X^{(0)}(10) \end{bmatrix}$$

其中

Step3: 建立生成数据序列模型

将上面求得的参数代入上述的灰微分方程，求解微分方程得到 GM(1,1) 的灰色预测模型为：

$$\hat{X}^{(1)}(k+1) = [X^{(0)} - \frac{u}{a}]e^{-ak} + \frac{u}{a}, (k=1,2,3 \cdots n)$$

Step4: 建立原始数据序列模型，即由累减生成原始序列 $X^{(0)}$ 的模拟序列值：

$$\hat{X}^{(0)}(k) = X^{(0)}(1)$$

$$\hat{X}^{(0)}(k) = \hat{X}^{(1)}(k) - \hat{X}^{(1)}(k-1)$$

$$= (1 - e^a) \left(X^{(0)}(1) - \frac{u}{a} \right) e^{-a(k-1)} \quad (k=2,3 \cdots n)$$

这里 $\hat{X}^{(0)}(k) \quad (k=1,2, \cdots 10)$ 是原始销售量数据序列 $\hat{X}^{(0)}(k) \quad (k=1,2, \cdots 10)$ 的拟合值， $X^{(0)}(k) \quad (k > 10)$ 是原始销售量数据序列的预测值。

根据上述的方法用 MATLAB 软件求得参数 a 以及参数 u，再将其带回灰色预测模型，即可得到对目标小类最后 3 个月的销售量的模拟模型（具体代码见附件二）。

5.2.2 模型的求解

从所给的数据中，我们运用 EXCEL 提取出所需目标小类的信息。运用灰色预测模型对 10 个目标小类在 2019 年 10 月、11 月、12 月的销售量进行了预测，并求出了每个月的 MAPE。所得灰色预测模型如图 6-图 15 所示，所预测的销售量以及 MAPE 如表 13 所示：

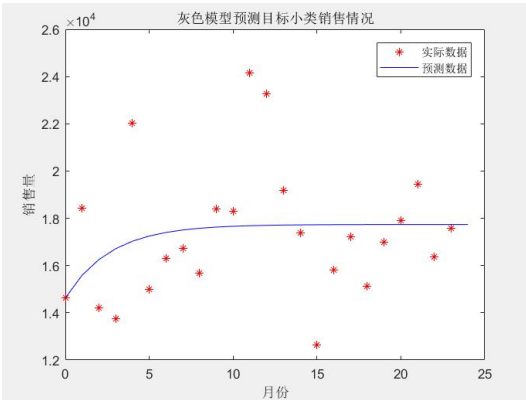


图 6 目标小类 1 的月销量预测图

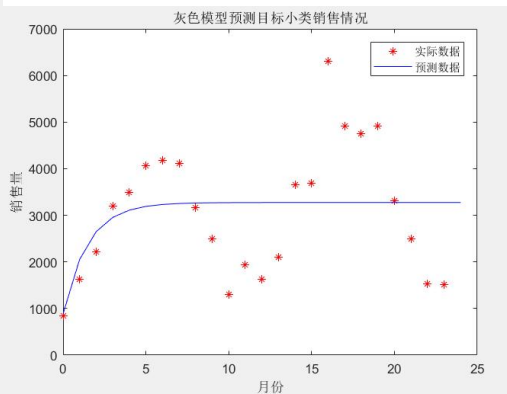


图 7 目标小类 2 的月销量预测图

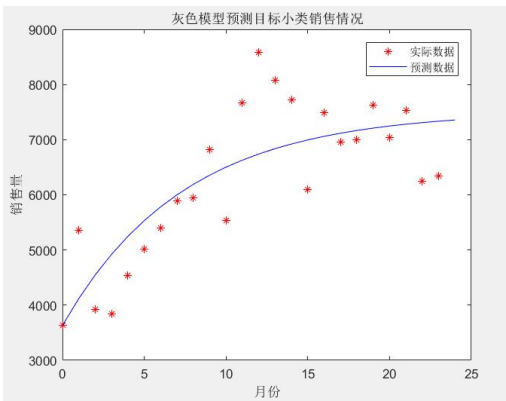


图 8 目标小类 3 的月销量预测图

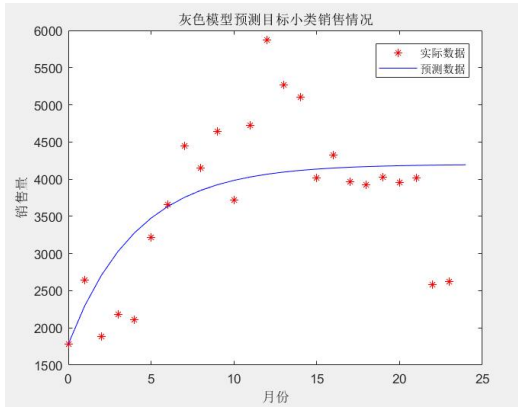


图 9 目标小类 4 的月销量预测图

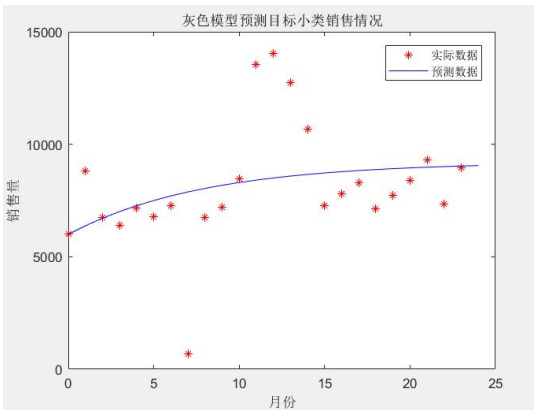


图 10 目标小类 5 的月销量预测图

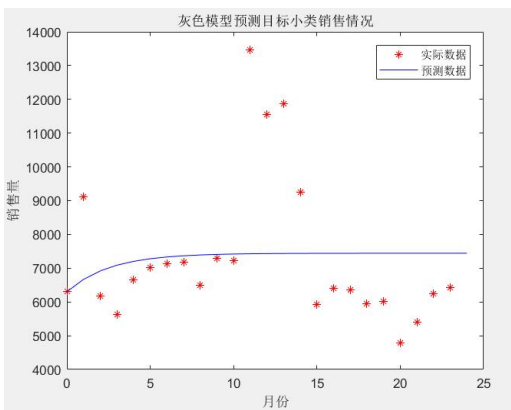


图 11 目标小类 6 的月销量预测图

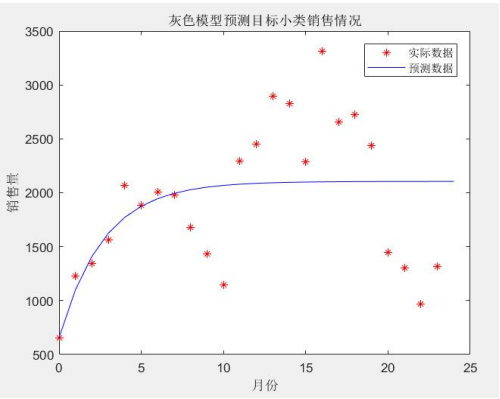


图 12 目标小类 7 的月销量预测图

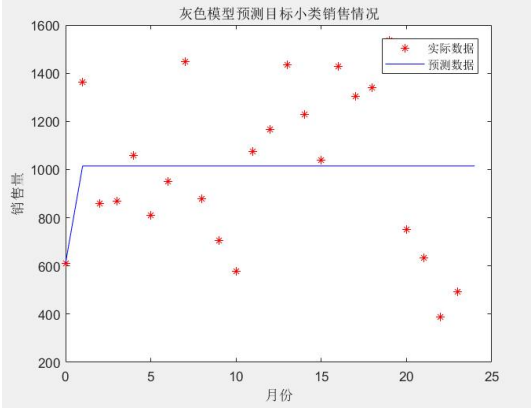


图 13 目标小类 8 的月销量预测图

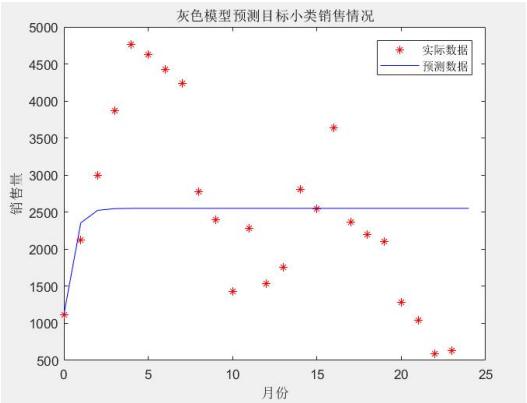


图 14 目标小类 9 的月销量预测图

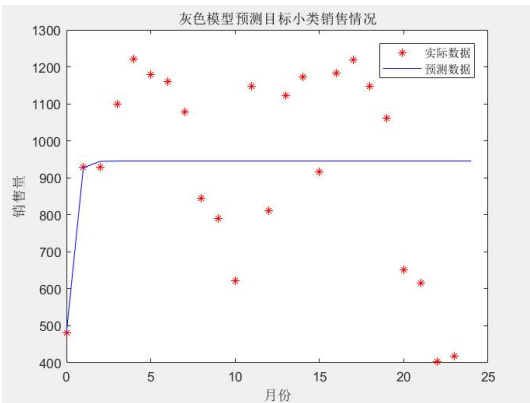


图 15 目标小类 10 的月销量预测图

	目标小类 1	目标小类 2	目标小类 3	目标小类 4	目标小类 5	目标小类 6	目标小类 7	目标小类 8	目标小类 9	目标小类 10
10 月	17519	3359	8273	4958	9505	7294	2753	1269	1929	1000
11 月	17529	3377	8495	5077	9643	7268	2830	1288	1865	999
12 月	17538	3395	8722	5198	9783	7242	2908	1307	1802	998

表 13 目标小类销售量每月预测值

根据题中所给计算公式，可算出每月销量预测值的 MAPE：

	MAPE
10 月	0.473327652
11 月	1.099137302
12 月	0.890544582

表 14 目标小类每月销售量预测值的 MAPE

5.3 问题三模型的建立与求解

5.3.1 模型的建立

和问题二类似，问题三我们需要建立相关数学模型，并预测目标小类在 2019 年 10 月 1 日后 12 周每周的周销量。但是问题三与问题二不同的地方在于，问题三属于大样本分析，且数据庞大，所以我们采取建立基于双隐含层的 BP 神经网络预测模型的方法来对所需数据进行预测。

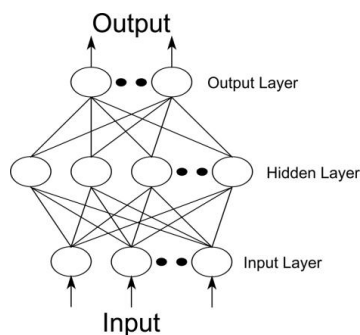


图 16 神经网络示意图

基于双隐含层的 BP 神经网络预测模型相对灰色预测模型的优越性：

灰色模型适合对小样本数据进行预测，而基于双隐含层的 BP 神经网络预测模型适用于大数据预测，且基于双隐含层的 BP 神经网络预测模型可以通过一定数据的训练，能够通过学习自动寻找出输入，输出数据间的合理规则。并自适应的将学习内容记忆于网络的权值中，即基于双隐含层的 BP 神经网络具有高度自学习和自适应的能力。

5.3.2 模型的求解

建立含有双隐含层的 BP 神经网络模型，并导入目标小类历史每周销量数据，根据所给样本数据，我们一共提取出了 104 周的周销量数据。将前 92 的周销量数据用来训练含有双隐含层的 BP 神经网络，并用训练后的神经网络来预测最后 12 周的数据，将预测数据于实际数据进行对比，若误差在所接受范围内，则表示训练的 BP 神经网络已有较好的模拟性。通过 MATLAB 进行相关操作（具体代码见附件三），得到结果如下：

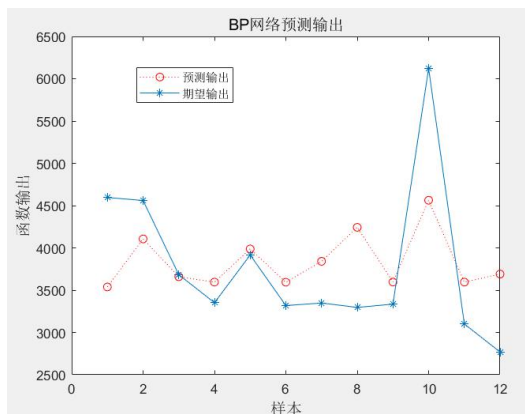


图 17 目标小类 1 预测训练图

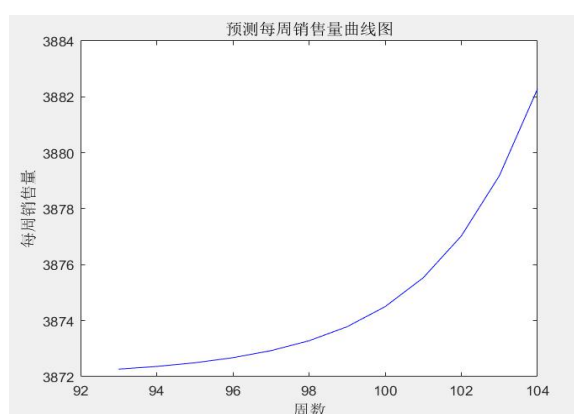


图 18 目标小类 1 的周销量预测图

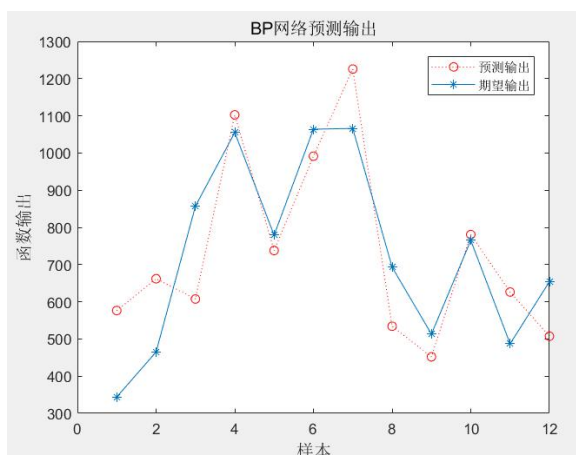


图 18 目标小类 2 预测训练图

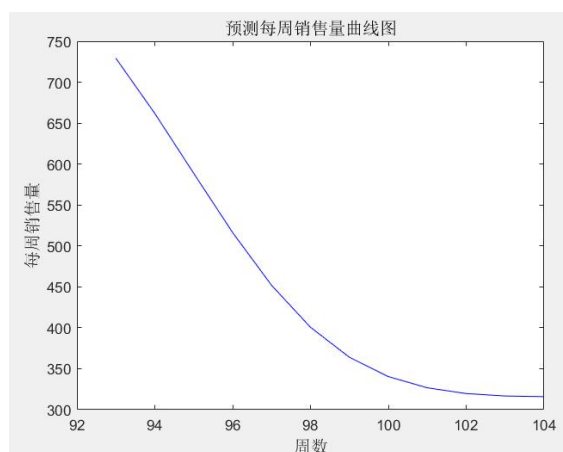


图 19 目标小类 2 的周销量预测图

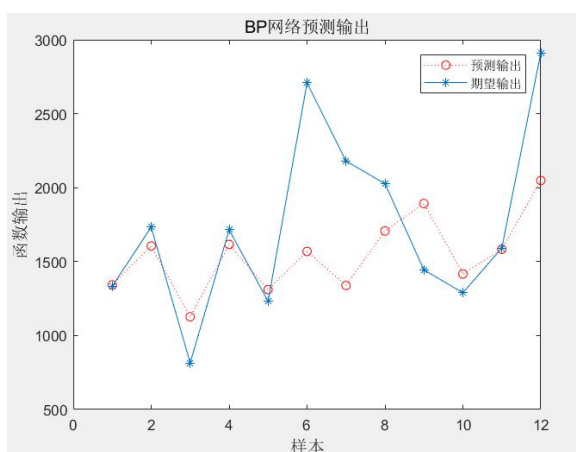


图 20 目标小类 3 预测训练图

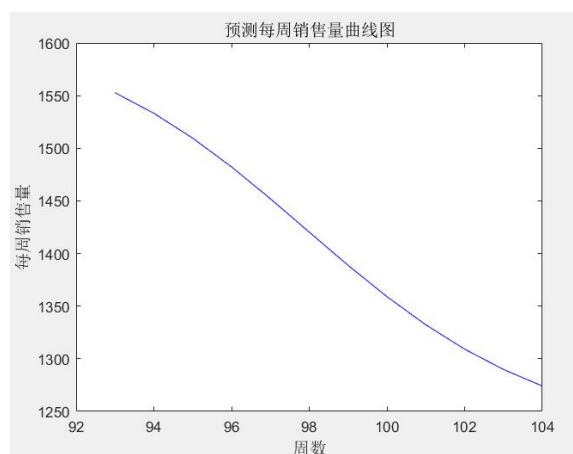


图 21 目标小类 3 的周销量预测图

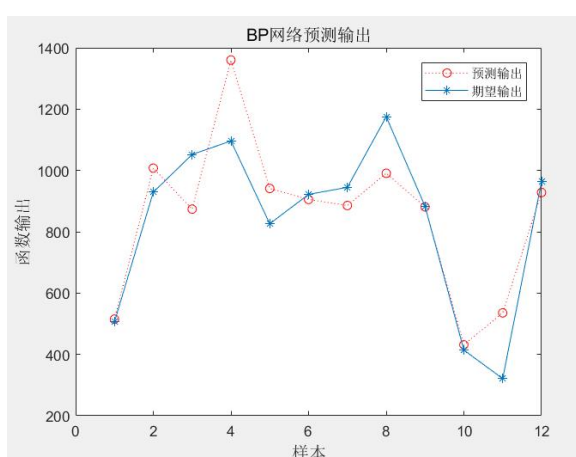


图 22 目标小类 4 预测训练图

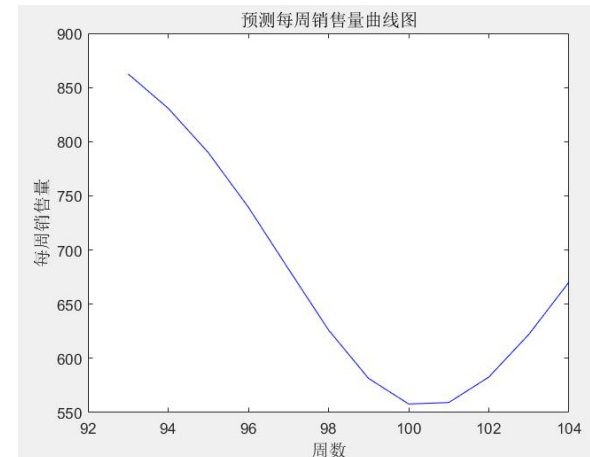


图 23 目标小类 4 的周销量预测图

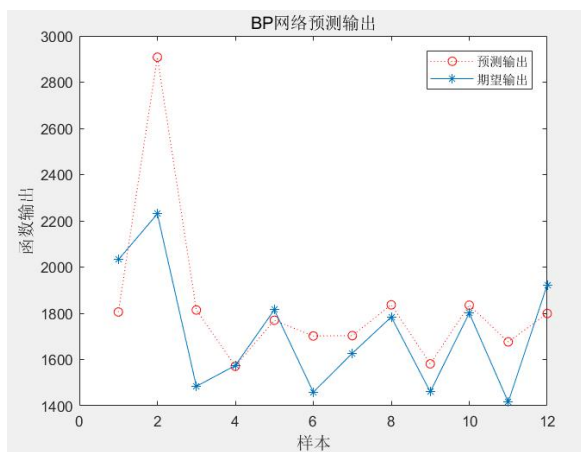


图 24 目标小类 5 预测训练图

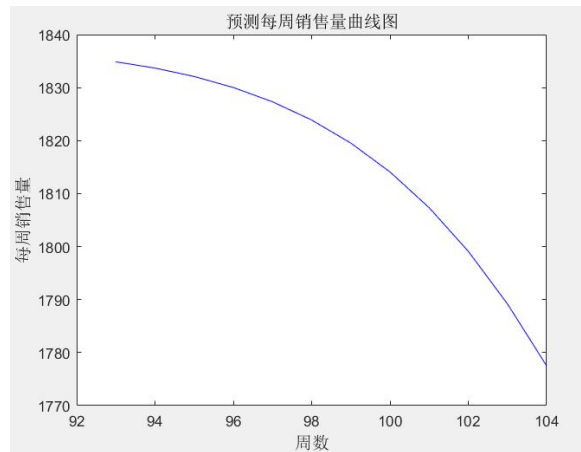


图 25 目标小类 5 的周销量预测图

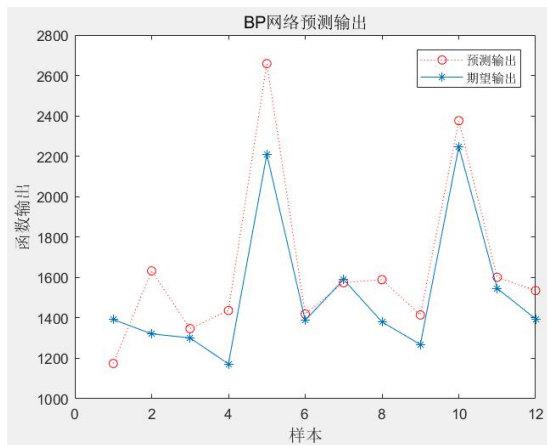


图 26 目标小类 6 预测训练图

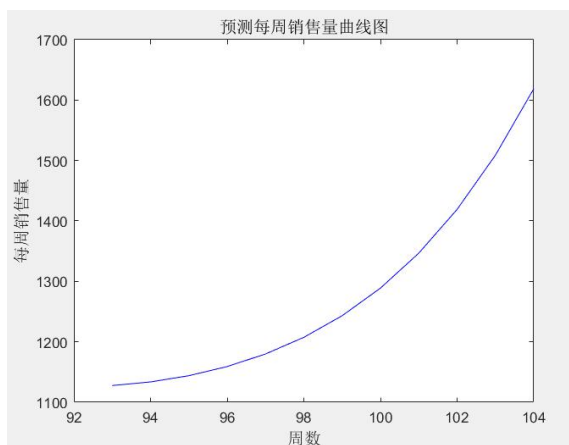


图 27 目标小类 6 的周销量预测图

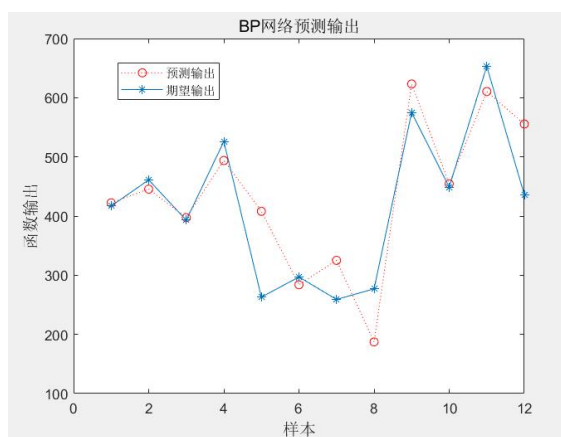


图 28 目标小类 7 预测训练图

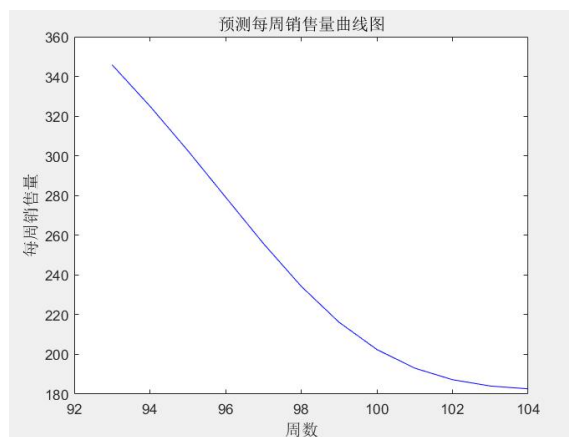


图 29 目标小类 7 的周销量预测图

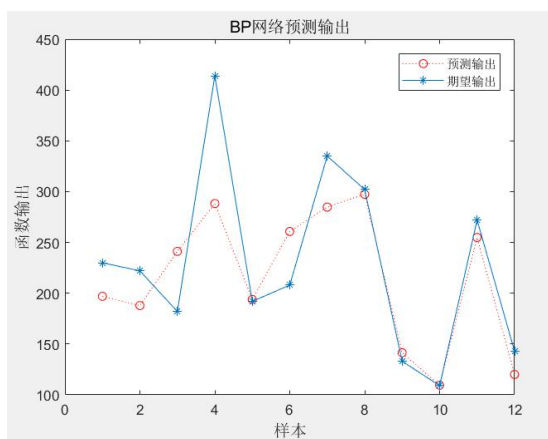


图 30 目标小类 8 预测训练图

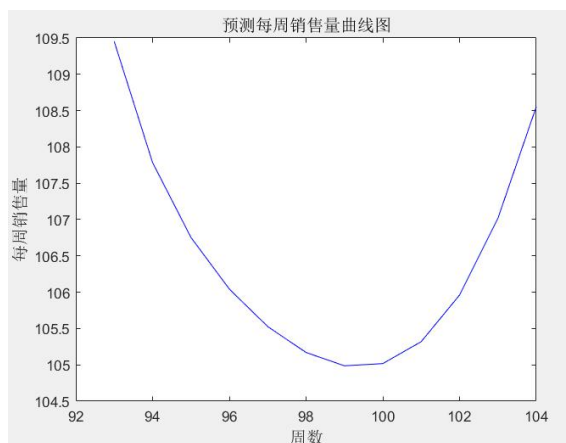


图 31 目标小类 8 的周销量预测图

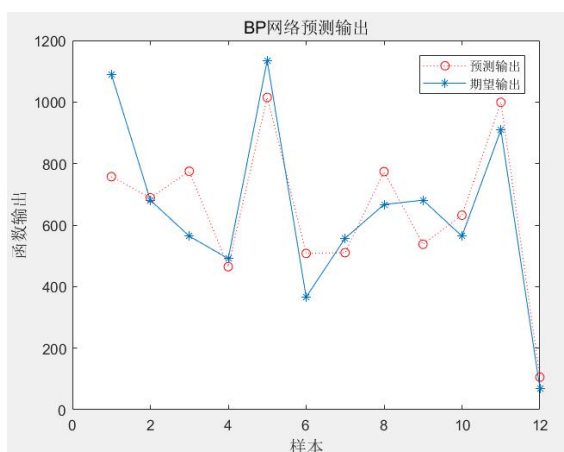


图 32 目标小类 9 预测训练图

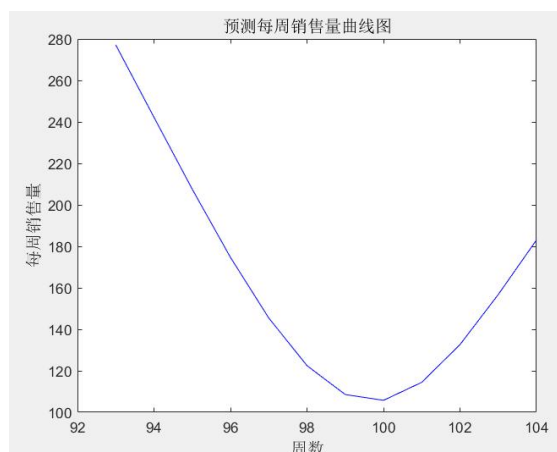


图 33 目标小类 9 的周销量预测图

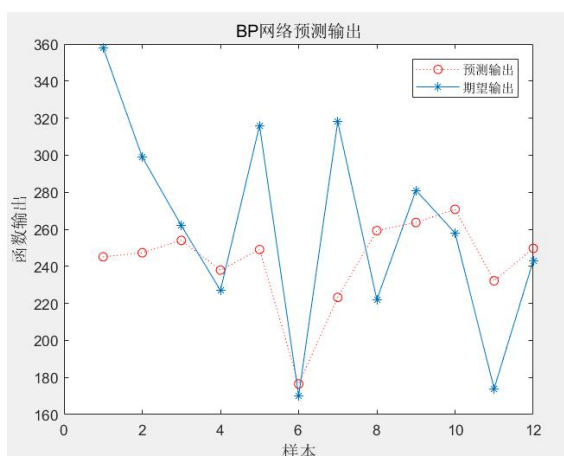


图 34 目标小类 10 预测训练图

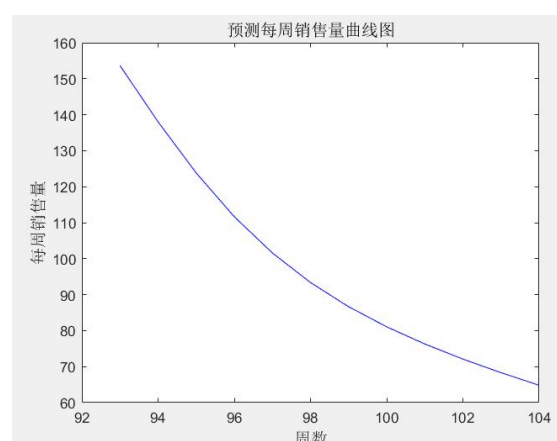


图 35 目标小类 10 的周销量预测图

	目标小类 1	目标小类 2	目标小类 3	目标小类 4	目标小类 5	目标小类 6	目标小类 7	目标小类 8	目标小类 9	目标小类 10
第 1 周	3872	729	1553	863	1891	1128	346	109	277	154
第 2 周	3872	662	1533	831	1895	1134	325	108	242	138
第 3 周	3872	589	1510	790	1899	1144	303	107	208	124
第 4 周	3873	516	1482	740	1905	1159	279	106	175	112
第 5 周	3873	452	1452	683	1912	1180	256	106	145	102
第 6 周	3873	401	1420	626	1922	1207	234	105	122	93
第 7 周	3874	364	1389	581	1935	1243	216	105	109	87
第 8 周	3875	340	1359	558	1952	1289	202	105	106	81
第 9 周	3876	327	1332	559	1974	1347	193	105	114	76
第 10 周	3877	320	1309	583	2002	1419	187	106	133	72
第 11 周	3879	317	1290	622	2038	1509	184	107	157	68
第 12 周	3882	316	1274	670	2083	1619	183	109	183	65

表 15 目标小类周销量预测值

根据题中所给计算公式，可算出每周销量预测值的 MAPE：

	MAPE
第 1 周	0.449878094
第 2 周	0.13670653
第 3 周	0.145773352
第 4 周	0.173651805
第 5 周	0.173651805
第 6 周	0.182235558
第 7 周	0.13290254
第 8 周	0.146785558
第 9 周	0.191995798
第 10 周	0.086879118
第 11 周	0.106512403
第 12 周	0.167677446

表 16 目标小类周销量预测值的 MAPE

5.4 写给企业的一封推荐信

尊敬的各位领导：

您好！

我们是数学建模爱好者，在此向您推荐我们小组在新零售目标产品的精准预测方面取得的一些成果，请您斧正！

首先，感谢您能在百忙之中抽出时间浏览我们小组的方案，在此表示感谢！下面谈谈我们小组在对新零售目标产品的精准需求预测过程中运用的一些模型和方法以及最终预测的结果情况。

第一，对于节假日内不同因素对目标产品销售量的影响情况，我们一开始运用多元线性回归方程探求多个因素与目标产品销售量之间的关系，虽然回归方程成立，但是并不显著，随后我们运用层次分析法，利用多元线性回归方程所得的数据求出各个因素对于目标产品销售量的影响因子。通过各个影响因子我们发现，各个因素对目标产品销售量影响的程度大小为：节假日折扣>标签价格>库存信息>小类编号。

第二，对于目标产品的销售量的预测，不同情况下我们采取了不同的方法。在问题二样本数据较少的情况下，我们采用了灰色预测模型，对目标产品的每月销售量进行了预测，由于灰色预测模型精确度有限，但是预测误差在可接受范围内，故该模型成立。在问题三样本数据较多的情况下，我们采用了基于双隐含层的 BP 神经网络预测模型对目标产品的周销量进行预测，最后预测结果的精度远高于灰色模型，这也体现了神经网络预测模型的学习性以及准确性，当然这也建立在拥有足够的训练样本的前提下。

第三，对于模型的优化，我们小组认为主要在于对于样本数据的筛选以及剔除异常数据，由于本次预测模型所包含的原始数据过于庞大，我们小组仅仅做了简单的筛选以及明显异常值的剔除。由于原始数据的基数庞大，故实验数据中存在的异常值的数量高于平均情况，这对预测模型的精度影响极大，同样对线性回归方程的拟合程度影响巨大。

再次感谢您能抽出宝贵的时间浏览我们的方案！

此致

敬礼！

数模爱好者

2020 年 5 月 22 日

六、模型的评价及推广

6.1 多元线性回归方程模型的评价

6.1.1 优点

- 本模型通过多个自变量的最优组合共同来预测或估计因变量，比只用一个自变量进行预测或估计更有效，而事实上，一种现象常常是与多个因素相联系的，故本模型更符合实际。
- 本模型是多元回归分析中较为简单、基础的一种，更便于操作。

6.1.2 缺点

- 本文的实验数据是通过对原始数据进行筛选后得到的，但是由于原始数据量过于庞大，实验数据中存在较多的异常数据，对多元线性回归拟合的准确度影响较大。
- 本文中目标产品的销售量与其影响因素用何种表达式只是一种推测，这影响了用电因子的多样性和某些因子的不可测型，使得回归分析在某些情况下收到限制。

6.2 灰色预测模型的评价

6.2.1 优点

- 本模型不需要很多的数据，在问题二的样本数据较少的情况下，对目标产品的每月销售进行预测，并且误差在可接受范围内。
- 本模型可以很好的解决序列的完整性和可靠性低的问题。

6.2.2 缺点

- 本模型只适用于中短期的预测和指数增长的预测。

6.3 基于双隐含层的 BP 神经网络预测模型的评价

6.3.1 优点

- 本模型在问题三样本数据较多的情况下，对目标产品的周销量进行了较为准确的预测，体现了本模型较强的非线性映射能力。
- 本模型在问题三的解决过程中，通过样本数据 BP 神经网络进行训练，能够通过学习自动提取输入、输出数据间的“合理规则”，并自适应的将学习内容记忆于网络的权值中。即本模型具有高度自学习和自适应的能力。
- 本模型的预测数据比灰色预测模型更为准确，说明本模型受原始数据中的异常数据的影响较小，这同时也体现了本模型拥有较强的容错能力。

6.3.2 缺点

- 本模型由于受到局部最小化问题的影响，每次初始化网络的权值都不相同，这也导致了每次收敛于不同的局部极小，最终导致了每次训练得到的结果都不相同，这对我们选择预测结果影响较大。

6.4 模型的推广

本模型可以应用于机器视觉技术在物质内部特性分析方面的研究，即机器学习领域。

七、参考文献

- [1]王岩, 隋思莲, 王爱青. 数理统计与 MATLAB 工程数据分析[M]. 北京: 清华大学出版社. 2006:126-177.
- [2]姜启源, 谢金星, 等. 数学模型 (第 3 版) [M]. 北京: 高等教育出版社. 2003.
- [3]王雷震. 物流运筹学[M]. 上海: 上海交通大学出版社. 2008:186-210.
- [4]熊欣. 基于改进的粒子群 BP 神经网络的高炉热状态预报模型的研究[D]. 重庆大学, 2008.
- [5]乔珠峰, 田凤占, 黄厚宽. 趋势数据处理方法的比较研究[J]. 计算机研究与发展, 2006, 43 (1) : 171-175.
- [6]高媛媛, 魏勇. 灰色模型背景值优化的一种新方法[J/OL]. 统计与决策, 2020(07):21-26[2020-05-22].
- [7]于双元, 徐金安, 丁丁, 陈钰枫. 基于层次递进模式的“编译原理”课程教学研究与实践[J]. 工业和信息化教育, 2019(03):51-55.
- [8]殷冬琴. 物质浓度与颜色读数的回归分析[J]. 甘肃科技纵横, 2019, 48(09):68-70.
- [9]邓聚龙, 灰色控制理论, 武汉: 华中理工大学出版社, 1993. 9
- [10]耿继进, 灰色预测理论若干问题研究, 武汉测绘科技大学学报, 第 19 卷第 1 期, 第 57 页, 1994
- [11]李涛, 贺勇军等, Matlab 工具箱应用指南, 北京, 电子工业出版社
- [12]王沫然, Matlab 与科学计算, 北京, 电子工业出版社, 2003

附录：

附件一：多元线性回归模型程序（在软件 MATLAB 上运行）：

%所有数据均存在 `data.txt` 文件中，*.m 文件请参见附件

```
%国庆节
load data1.txt
y=data1(:,1);
x1=data1(:,2);
x2=data1(:,3);
x3=data1(:,4);
x4=data1(:,5);
X=[ones(length(y),1),x1,x2,x3,x4];
Y=y;
[b,bint,r,rint,stats]=regress(Y,X)
figure(1);
rcoplot(r,rint)
title('国庆节销售量线性回归的残差图')
```

```
%双十一
load data2.txt
y=data2(:,1);
x1=data2(:,2);
x2=data2(:,3);
x3=data2(:,4);
x4=data2(:,5);
X=[ones(length(y),1),x1,x2,x3,x4];
Y=y;
[b,bint,r,rint,stats]=regress(Y,X)
figure(1);
rcoplot(r,rint)
title('双十一销售量线性回归的残差图')
```

```
%双十二
load data3.txt
y=data3(:,1);
x1=data3(:,2);
```

```

x2=data3(:, 3);
x3=data3(:, 4);
x4=data3(:, 5);
X=[ones(length(y), 1), x1, x2, x3, x4];
Y=y;
[b, bint, r, rint, stats]=regress(Y, X)
figure(1);
rcoplot(r, rint)
title('双十二销售量线性回归的残差图')

```

```

%元旦
load data4.txt
y=data4(:, 1);
x1=data4(:, 2);
x2=data4(:, 3);
x3=data4(:, 4);
x4=data4(:, 5);
X=[ones(length(y), 1), x1, x2, x3, x4];
Y=y;
[b, bint, r, rint, stats]=regress(Y, X)
figure(1);
rcoplot(r, rint)
title('元旦销售量线性回归的残差图')

```

附件二：灰色预测模型程序（在软件 MATLAB 上运行）：

%所有数据均存在 `datamonth.txt` 文件中，*.m 文件请参见附件

%目标小类 1

```
clear
clc
load datamonth.txt
x=[0;1;2;3;4;5;6;7;8;9;10;11;12;13;14;15;16;17;18;19;20;21;22;23];
y=datamonth(:,1);
f=fitttype(' (14629-k./r).*exp(-r.*t)+k./r','independent','t','coefficients',{
'k','r'});
cfun=fit(x,y,f)
xi=0:1:24;
yi=cfun(xi);
plot(x,y,'r*',xi,yi,'b-');
xlabel('月份');
ylabel('销售量');
title('灰色模型预测目标小类销售情况');
legend('实际数据','预测数据');
```

%目标小类 2

```
clear
clc
load datamonth.txt
x=[0;1;2;3;4;5;6;7;8;9;10;11;12;13;14;15;16;17;18;19;20;21;22;23];
y=datamonth(:,2);
f=fitttype(' (844-k./r).*exp(-r.*t)+k./r','independent','t','coefficients',{
'k','r'});
cfun=fit(x,y,f)
xi=0:1:24;
yi=cfun(xi);
plot(x,y,'r*',xi,yi,'b-');
xlabel('月份');
ylabel('销售量');
title('灰色模型预测目标小类销售情况');
legend('实际数据','预测数据');
```



```

%目标小类 3
clear
clc
load datamonth.txt
x=[0;1;2;3;4;5;6;7;8;9;10;11;12;13;14;15;16;17;18;19;20;21;22;23];
y=datamonth(:,3);
f=fitttype(' (3632-k./r).*exp(-r.*t)+k./r','independent','t','coefficients',{
'k','r'});
cfun=fit(x,y,f)
xi=0:1:24;
yi=cfun(xi);
plot(x,y,'r*',xi,yi,'b-');
xlabel('月份');
ylabel('销售量');
title('灰色模型预测目标小类销售情况');
legend('实际数据','预测数据');

```

```

%目标小类 4
clear
clc
load datamonth.txt
x=[0;1;2;3;4;5;6;7;8;9;10;11;12;13;14;15;16;17;18;19;20;21;22;23];
y=datamonth(:,4);
f=fitttype(' (1783-k./r).*exp(-r.*t)+k./r','independent','t','coefficients',{
'k','r'});
cfun=fit(x,y,f)
xi=0:1:24;
yi=cfun(xi);
plot(x,y,'r*',xi,yi,'b-');
xlabel('月份');
ylabel('销售量');
title('灰色模型预测目标小类销售情况');
legend('实际数据','预测数据');

```

```

%目标小类 5
clear
clc
load datamonth.txt
x=[0;1;2;3;4;5;6;7;8;9;10;11;12;13;14;15;16;17;18;19;20;21;22;23];
y=datamonth(:,5);

```

```

f=fitttype(' (5994-k./r).*exp(-r.*t)+k./r','independent','t','coefficients',{
'k','r'});
cfun=fit(x,y,f)
xi=0:1:24;
yi=cfun(xi);
plot(x,y,'r*',xi,yi,'b-');
xlabel('月份');
ylabel('销售量');
title('灰色模型预测目标小类销售情况');
legend('实际数据','预测数据');

```

%目标小类 6

```

clear
clc
load datamonth.txt
x=[0;1;2;3;4;5;6;7;8;9;10;11;12;13;14;15;16;17;18;19;20;21;22;23];
y=datamonth(:,6);
f=fitttype(' (6303-k./r).*exp(-r.*t)+k./r','independent','t','coefficients',{
'k','r'});
cfun=fit(x,y,f)
xi=0:1:24;
yi=cfun(xi);
plot(x,y,'r*',xi,yi,'b-');
xlabel('月份');
ylabel('销售量');
title('灰色模型预测目标小类销售情况');
legend('实际数据','预测数据');

```

%目标小类 7

```

clear
clc
load datamonth.txt
x=[0;1;2;3;4;5;6;7;8;9;10;11;12;13;14;15;16;17;18;19;20;21;22;23];
y=datamonth(:,7);
f=fitttype(' (656-k./r).*exp(-r.*t)+k./r','independent','t','coefficients',{
'k','r'});
cfun=fit(x,y,f)
xi=0:1:24;
yi=cfun(xi);
plot(x,y,'r*',xi,yi,'b-');

```

```

xlabel('月份');
ylabel('销售量');
title('灰色模型预测目标小类销售情况');
legend('实际数据','预测数据');

```

%目标小类 8

```

clear
clc
load datamonth.txt
x=[0;1;2;3;4;5;6;7;8;9;10;11;12;13;14;15;16;17;18;19;20;21;22;23];
y=datamonth(:,8);
f=fitttype(' (612-k./r).*exp(-r.*t)+k./r','independent','t','coefficients',{'k','r'});
cfun=fit(x,y,f)
xi=0:1:24;
yi=cfun(xi);
plot(x,y,'r*',xi,yi,'b-');
xlabel('月份');
ylabel('销售量');
title('灰色模型预测目标小类销售情况');
legend('实际数据','预测数据');

```

%目标小类 9

```

clear
clc
load datamonth.txt
x=[0;1;2;3;4;5;6;7;8;9;10;11;12;13;14;15;16;17;18;19;20;21;22;23];
y=datamonth(:,9);
f=fitttype(' (1119-k./r).*exp(-r.*t)+k./r','independent','t','coefficients',{'k','r'});
cfun=fit(x,y,f)
xi=0:1:24;
yi=cfun(xi);
plot(x,y,'r*',xi,yi,'b-');
xlabel('月份');
ylabel('销售量');
title('灰色模型预测目标小类销售情况');
legend('实际数据','预测数据');

```

```

%目标小类 10
clear
clc
load datamonth.txt
x=[0;1;2;3;4;5;6;7;8;9;10;11;12;13;14;15;16;17;18;19;20;21;22;23];
y=datamonth(:,10);
f=fitttype(' (480-k./r).*exp(-r.*t)+k./r','independent','t','coefficients',{'
k','r'});
cfun=fit(x,y,f)
xi=0:1:24;
yi=cfun(xi);
plot(x,y,'r*',xi,yi,'b-');
xlabel('月份');
ylabel('销售量');
title('灰色模型预测目标小类销售情况');
legend('实际数据','预测数据');

```

附件三：基于双隐含层的 BP 神经网络预测模型程序（在软件 MATLAB 上运行）：

%所有数据均存在 dataweek.txt 文件中，*.m 文件请参见附件

```
%目标小类 1
load dataweek.txt
input=1:104;
input=input()';
output=dataweek(:,1)';
k=rand(1,104);
[m,n]=sort(k);

input_train=input(n(1:92),:)' ;
output_train=output(n(1:92));
input_test=input(n(93:104),:)' ;
output_test=output(n(93:104));

[inputn,inputps]=mapminmax(input_train);
[outputn,outputps]=mapminmax(output_train);

net=newff(inputn,outputn,[5 5]);

net.trainParam.epochs=100;
net.trainParam.lr=0.1;
net.trainParam.goal=0.00004;

net=train(net,inputn,outputn);

inputn_test=mapminmax('apply',input_test,inputps);

an=sim(net,inputn_test);

BPoutput=mapminmax('reverse',an,outputps);

figure(1)
plot(BPoutput,'or')
hold on
plot(output_test,'-*');
legend('预测输出','期望输出')
title('BP 网络预测输出','fontsize',12)
ylabel('函数输出','fontsize',12)
xlabel('样本','fontsize',12)
```

```

%预测误差
error=BPoutput-output_test;

figure(2)
plot(error,'-*');
title('BP 网络预测误差','fontsize',12)
ylabel(' 误差','fontsize',12)
xlabel(' 样本','fontsize',12)

figure(3)
plot((output_test-BPoutput)./BPoutput,'-*');
title('神经网络预测误差百分比')

errorsun=sum(abs(error))

save net
load net
x=93:1:104;
input1=mapminmax('apply',x,inputps);
output1=net(input1);
prediction1=mapminmax('reverse',output1,outputps);
figure(4)
plot(x,prediction1,'b');
title(' 预测每周销售量曲线图','fontsize',12)
ylabel(' 每周销售量','fontsize',12)
xlabel(' 周数','fontsize',12)

%目标小类 2
load dataweek.txt
input=1:104;
input=input(' ');
output=dataweek(:,2)';
k=rand(1,104);
[m,n]=sort(k);

input_train=input(n(1:92),:);
output_train=output(n(1:92));
input_test=input(n(93:104),:);
output_test=output(n(93:104));

[inputn,inputps]=mapminmax(input_train);
[outputn,outputps]=mapminmax(output_train);

```

```

net=newff(inputn,outputn,[5 5]);

net.trainParam.epochs=100;
net.trainParam.lr=0.1;
net.trainParam.goal=0.00004;

net=train(net,inputn,outputn);

inputn_test=mapminmax('apply',input_test,inputps);

an=sim(net,inputn_test);

BPoutput=mapminmax('reverse',an,outputps);


figure(1)
plot(BPoutput,':or')
hold on
plot(output_test,'-*');
legend('预测输出','期望输出')
title('BP 网络预测输出','fontsize',12)
ylabel('函数输出','fontsize',12)
xlabel('样本','fontsize',12)
%预测误差
error=BPoutput-output_test;


figure(2)
plot(error,'-*');
title('BP 网络预测误差','fontsize',12)
ylabel('误差','fontsize',12)
xlabel('样本','fontsize',12)


figure(3)
plot((output_test-BPoutput)./BPoutput,'-*');
title('神经网络预测误差百分比')


errorsum=sum(abs(error))


save net
load net
x=93:1:104;
input1=mapminmax('apply',x,inputps);
output1=net(input1);
prediction1=mapminmax('reverse',output1,outputps);

```

```

figure(4)
plot(x,prediction1,'b');
title('预测每周销售量曲线图','fontsize',12)
ylabel('每周销售量','fontsize',12)
xlabel('周数','fontsize',12)

%目标小类3
load dataweek.txt
input=1:104;
input=input();
output=dataweek(:,3)';
k=rand(1,104);
[m,n]=sort(k);

input_train=input(n(1:92),:);
output_train=output(n(1:92));
input_test=input(n(93:104),:);
output_test=output(n(93:104));

[inputn,inputps]=mapminmax(input_train);
[outputn,outputps]=mapminmax(output_train);

net=newff(inputn,outputn,[5 5]);

net.trainParam.epochs=100;
net.trainParam.lr=0.1;
net.trainParam.goal=0.00004;

net=train(net,inputn,outputn);

inputn_test=mapminmax('apply',input_test,inputps);

an=sim(net,inputn_test);

BPoutput=mapminmax('reverse',an,outputps);

figure(1)
plot(BPoutput,':or')
hold on
plot(output_test,'-*');
legend('预测输出','期望输出')
title('BP 网络预测输出','fontsize',12)

```



```

ylabel('函数输出','fontsize',12)
xlabel('样本','fontsize',12)
%预测误差
error=BPoutput-output_test;

figure(2)
plot(error,'-*');
title('BP 网络预测误差','fontsize',12)
ylabel('误差','fontsize',12)
xlabel('样本','fontsize',12)

figure(3)
plot((output_test-BPoutput)./BPoutput,'-*');
title('神经网络预测误差百分比')

errorsun=sum(abs(error))

save net
load net
x=93:1:104;
input1=mapminmax('apply',x,inputps);
output1=net(input1);
prediction1=mapminmax('reverse',output1,outputps);
figure(4)
plot(x,prediction1,'b');
title('预测每周销售量曲线图','fontsize',12)
ylabel('每周销售量','fontsize',12)
xlabel('周数','fontsize',12)

%目标小类 4
load dataweek.txt
input=1:104;
input=input();
output=dataweek(:,4)';
k=rand(1,104);
[m,n]=sort(k);

input_train=input(n(1:92),:);
output_train=output(n(1:92));
input_test=input(n(93:104),:);
output_test=output(n(93:104));

```

```

[inputn, inputps]=mapminmax(input_train);
[outputn, outputps]=mapminmax(output_train);

net=newff(inputn, outputn, [5 5]);

net.trainParam.epochs=100;
net.trainParam.lr=0.1;
net.trainParam.goal=0.00004;

net=train(net, inputn, outputn);

inputn_test=mapminmax('apply', input_test, inputps);

an=sim(net, inputn_test);

BPoutput=mapminmax('reverse', an, outputps);

figure(1)
plot(BPoutput, 'or')
hold on
plot(output_test, '-*');
legend('预测输出', '期望输出')
title('BP 网络预测输出', 'fontsize', 12)
ylabel('函数输出', 'fontsize', 12)
xlabel('样本', 'fontsize', 12)
%预测误差
error=BPoutput-output_test;

figure(2)
plot(error, '-*');
title('BP 网络预测误差', 'fontsize', 12)
ylabel('误差', 'fontsize', 12)
xlabel('样本', 'fontsize', 12)

figure(3)
plot((output_test-BPoutput)./BPoutput, '-*');
title('神经网络预测误差百分比')

errorsun=sum(abs(error))

save net
load net
x=93:1:104;
input1=mapminmax('apply', x, inputps);

```

```

output1=net(input1);
prediction1=mapminmax('reverse',output1,outputps);
figure(4)
plot(x,prediction1,'b');
title('预测每周销售量曲线图','fontsize',12)
ylabel('每周销售量','fontsize',12)
xlabel('周数','fontsize',12)

```

%目标小类 5

```

load dataweek.txt
input=1:104;
input=input();
output=dataweek(:,5)';
k=rand(1,104);
[m,n]=sort(k);

input_train=input(n(1:92),:);
output_train=output(n(1:92));
input_test=input(n(93:104),:);
output_test=output(n(93:104));

[inputn,inputps]=mapminmax(input_train);
[outputn,outputps]=mapminmax(output_train);

net=newff(inputn,outputn,[5 5]);

net.trainParam.epochs=100;
net.trainParam.lr=0.1;
net.trainParam.goal=0.00004;

net=train(net,inputn,outputn);

inputn_test=mapminmax('apply',input_test,inputps);

an=sim(net,inputn_test);

BPoutput=mapminmax('reverse',an,outputps);

figure(1)
plot(BPoutput,'or')
hold on
plot(output_test,'-*');

```

```

legend('预测输出','期望输出')
title('BP 网络预测输出','fontsize',12)
ylabel('函数输出','fontsize',12)
xlabel('样本','fontsize',12)
%预测误差
error=BPoutput-output_test;

figure(2)
plot(error,'-*');
title('BP 网络预测误差','fontsize',12)
ylabel('误差','fontsize',12)
xlabel('样本','fontsize',12)

figure(3)
plot((output_test-BPoutput)./BPoutput,'-*');
title('神经网络预测误差百分比')

errorsum=sum(abs(error))

save net
load net
x=93:1:104;
input1=mapminmax('apply',x,inputps);
output1=net(input1);
prediction1=mapminmax('reverse',output1,outputps);
figure(4)
plot(x,prediction1,'b');
title('预测每周销售量曲线图','fontsize',12)
ylabel('每周销售量','fontsize',12)
xlabel('周数','fontsize',12)

%目标小类 6
load dataweek.txt
input=1:104;
input=input()';
output=dataweek(:,6)';
k=rand(1,104);
[m,n]=sort(k);

input_train=input(n(1:92),:)' ;
output_train=output(n(1:92));
input_test=input(n(93:104),:)' ;

```

```

output_test=output(n(93:104));

[inputn,inputps]=mapminmax(input_train);
[outputn,outputps]=mapminmax(output_train);

net=newff(inputn,outputn,[5 5]);

net.trainParam.epochs=100;
net.trainParam.lr=0.1;
net.trainParam.goal=0.00004;

net=train(net,inputn,outputn);

inputn_test=mapminmax('apply',input_test,inputps);

an=sim(net,inputn_test);

BPoutput=mapminmax('reverse',an,outputps);

figure(1)
plot(BPoutput,':or')
hold on
plot(output_test,'-*');
legend('预测输出','期望输出')
title('BP 网络预测输出','fontsize',12)
ylabel('函数输出','fontsize',12)
xlabel('样本','fontsize',12)
%预测误差
error=BPoutput-output_test;

figure(2)
plot(error,'-*');
title('BP 网络预测误差','fontsize',12)
ylabel('误差','fontsize',12)
xlabel('样本','fontsize',12)

figure(3)
plot((output_test-BPoutput)./BPoutput,'-*');
title('神经网络预测误差百分比')

errorsum=sum(abs(error))

save net
load net

```

```

x=93:1:104;
input1=mapminmax('apply',x,inputps);
output1=net(input1);
prediction1=mapminmax('reverse',output1,outputps);
figure(4)
plot(x,prediction1,'b');
title('预测每周销售量曲线图','fontsize',12)
ylabel('每周销售量','fontsize',12)
xlabel('周数','fontsize',12)

```

%目标小类 7

```

load dataweek.txt
input=1:104;
input=input(' ');
output=dataweek(:,7)';
k=rand(1,104);
[m,n]=sort(k);

input_train=input(n(1:92),:)' ;
output_train=output(n(1:92));
input_test=input(n(93:104),:)' ;
output_test=output(n(93:104));

[inputn,inputps]=mapminmax(input_train);
[outputn,outputps]=mapminmax(output_train);

net=newff(inputn,outputn,[5 5]);

net.trainParam.epochs=100;
net.trainParam.lr=0.1;
net.trainParam.goal=0.00004;

net=train(net,inputn,outputn);

inputn_test=mapminmax('apply',input_test,inputps);

an=sim(net,inputn_test);

```

```

BPoutput=mapminmax('reverse',an,outputps);

figure(1)
plot(BPoutput,':or')
hold on
plot(output_test,'-*');
legend('预测输出','期望输出')
title('BP 网络预测输出','fontsize',12)
ylabel('函数输出','fontsize',12)
xlabel('样本','fontsize',12)
%预测误差
error=BPoutput-output_test;

figure(2)
plot(error,'-*');
title('BP 网络预测误差','fontsize',12)
ylabel('误差','fontsize',12)
xlabel('样本','fontsize',12)

figure(3)
plot((output_test-BPoutput)./BPoutput,'-*');
title('神经网络预测误差百分比')

errorsum=sum(abs(error))

save net
load net
x=93:1:104;
input1=mapminmax('apply',x,inputps);
output1=net(input1);
prediction1=mapminmax('reverse',output1,outputps);
figure(4)
plot(x,prediction1,'b');
title('预测每周销售量曲线图','fontsize',12)
ylabel('每周销售量','fontsize',12)
xlabel('周数','fontsize',12)

%目标小类 8
load dataweek.txt
input=1:104;

```

```

input=input()';
output=dataweek(:,8)';
k=rand(1,104);
[m,n]=sort(k);

input_train=input(n(1:92),:)' ;
output_train=output(n(1:92));
input_test=input(n(93:104),:)' ;
output_test=output(n(93:104));

[inputn,inputnps]=mapminmax(input_train);
[outputn,outputnps]=mapminmax(output_train);

net=newff(inputn,outputn,[5 5]);

net.trainParam.epochs=100;
net.trainParam.lr=0.1;
net.trainParam.goal=0.00004;

net=train(net,inputn,outputn);

inputn_test=mapminmax('apply',input_test,inputnps);

an=sim(net,inputn_test);

BPoutput=mapminmax('reverse',an,outputnps);

figure(1)
plot(BPoutput,':or')
hold on
plot(output_test,'-*');
legend('预测输出','期望输出')
title('BP 网络预测输出','fontsize',12)
ylabel('函数输出','fontsize',12)
xlabel('样本','fontsize',12)
%预测误差
error=BPoutput-output_test;

figure(2)
plot(error,'-*');
title('BP 网络预测误差','fontsize',12)
ylabel('误差','fontsize',12)
xlabel('样本','fontsize',12)

```



```

figure(3)
plot((output_test-BPoutput)./BPoutput,'-*');
title('神经网络预测误差百分比')

errorsun=sum(abs(error))

save net
load net
x=93:1:104;
input1=mapminmax('apply',x,inputps);
output1=net(input1);
prediction1=mapminmax('reverse',output1,outputps);
figure(4)
plot(x,prediction1,'b');
title('预测每周销售量曲线图','fontsize',12)
ylabel('每周销售量','fontsize',12)
xlabel('周数','fontsize',12)

%目标小类 9
load dataweek.txt
input=1:104;
input=input(' ');
output=dataweek(:,9)';
k=rand(1,104);
[m,n]=sort(k);

input_train=input(n(1:92),:);
output_train=output(n(1:92));
input_test=input(n(93:104),:);
output_test=output(n(93:104));

[inputn,inputps]=mapminmax(input_train);
[outputn,outputps]=mapminmax(output_train);

net=newff(inputn,outputn,[5 5]);

net.trainParam.epochs=100;
net.trainParam.lr=0.1;
net.trainParam.goal=0.00004;

net=train(net,inputn,outputn);

inputn_test=mapminmax('apply',input_test,inputps);

an=sim(net,inputn_test);

```

```

BPoutput=mapminmax('reverse',an,outputps);

figure(1)
plot(BPoutput,':or')
hold on
plot(output_test,'-*');
legend('预测输出','期望输出')
title('BP 网络预测输出','fontsize',12)
ylabel('函数输出','fontsize',12)
xlabel('样本','fontsize',12)
%预测误差
error=BPoutput-output_test;

figure(2)
plot(error,'-*');
title('BP 网络预测误差','fontsize',12)
ylabel('误差','fontsize',12)
xlabel('样本','fontsize',12)

figure(3)
plot((output_test-BPoutput)./BPoutput,'-*');
title('神经网络预测误差百分比')

errorsum=sum(abs(error))

save net
load net
x=93:1:104;
input1=mapminmax('apply',x,inputps);
output1=net(input1);
prediction1=mapminmax('reverse',output1,outputps);
figure(4)
plot(x,prediction1,'b');
title('预测每周销售量曲线图','fontsize',12)
ylabel('每周销售量','fontsize',12)
xlabel('周数','fontsize',12)

%目标小类 10
load dataweek.txt
input=1:104;

```

```

input=input()';
output=dataweek(:,10)';
k=rand(1,104);
[m,n]=sort(k);

input_train=input(n(1:92),:)' ;
output_train=output(n(1:92));
input_test=input(n(93:104),:)' ;
output_test=output(n(93:104));

[inputn,inputps]=mapminmax(input_train);
[outputn,outputps]=mapminmax(output_train);

net=newff(inputn,outputn,[5 5]);

net.trainParam.epochs=100;
net.trainParam.lr=0.1;
net.trainParam.goal=0.00004;

net=train(net,inputn,outputn);

inputn_test=mapminmax('apply',input_test,inputps);

an=sim(net,inputn_test);

BPoutput=mapminmax('reverse',an,outputps);

figure(1)
plot(BPoutput,':or')
hold on
plot(output_test,'-*');
legend('预测输出','期望输出')
title('BP 网络预测输出','fontsize',12)
ylabel('函数输出','fontsize',12)
xlabel('样本','fontsize',12)
%预测误差
error=BPoutput-output_test;

figure(2)
plot(error,'-*');
title('BP 网络预测误差','fontsize',12)
ylabel('误差','fontsize',12)
xlabel('样本','fontsize',12)

```

```

figure(3)
plot((output_test-BPoutput)./BPoutput,'-*');
title('神经网络预测误差百分比')

errorsun=sum(abs(error))

save net
load net
x=93:1:104;
input1=mapminmax('apply',x,inputps);
output1=net(input1);
prediction1=mapminmax('reverse',output1,outputps);
figure(4)
plot(x,prediction1,'b');
title('预测每周销售量曲线图','fontsize',12)
ylabel('每周销售量','fontsize',12)
xlabel('周数','fontsize',12)

```