# 法律声明

- □本课件包括演示文稿、示例、代码、题库、视频和声音等内容,小象学院和主讲老师拥有完全知识产权的权利;只限于善意学习者在本课程使用,不得在课程范围外向任何第三方散播。任何其他人或机构不得盗版、复制、仿造其中的创意及内容,我们保留一切通过法律手段追究违反者的权利。
- □ 课程详情请咨询
  - 微信公众号:小象
  - 新浪微博: ChinaHadoop



# 回归实践



# 主要内容

- ☐ AUC
  - 分类器指标
- □ 代码实践
  - 调参与交叉验证

### AUC

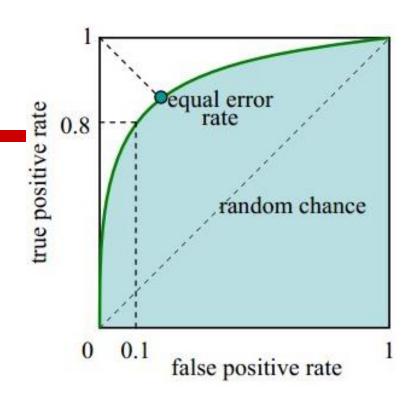
<b>新</b> ) 实值	Positive	Negtive
正	TP	FN
负	FP	TN

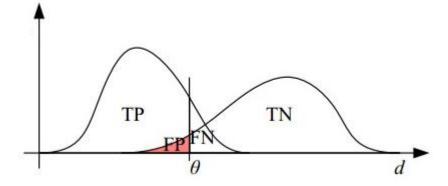
$$TPR = \frac{TP}{TP + FN}$$

$$FPR = \frac{FP}{FP + TN}$$

**Receiver Operating Characteristic** 

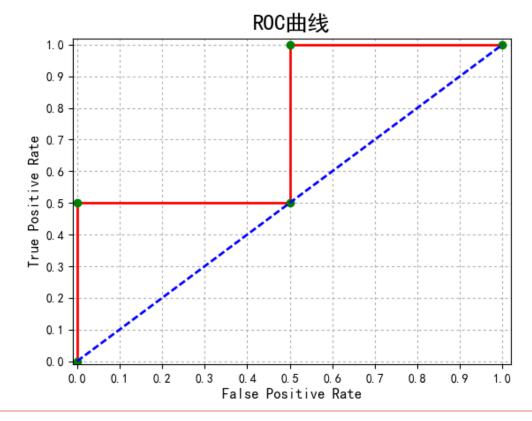
**Area Under Curve** 



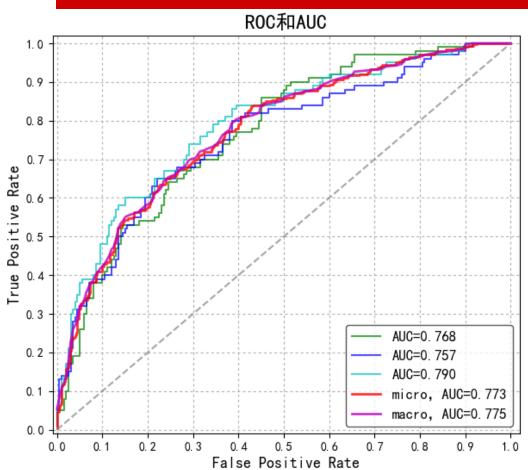


# AUC举例

$$\Box$$
 y = [0, 0, 1, 1] y\_pred = [0.1, 0.5, 0.3, 0.8]



# ROC和AUC

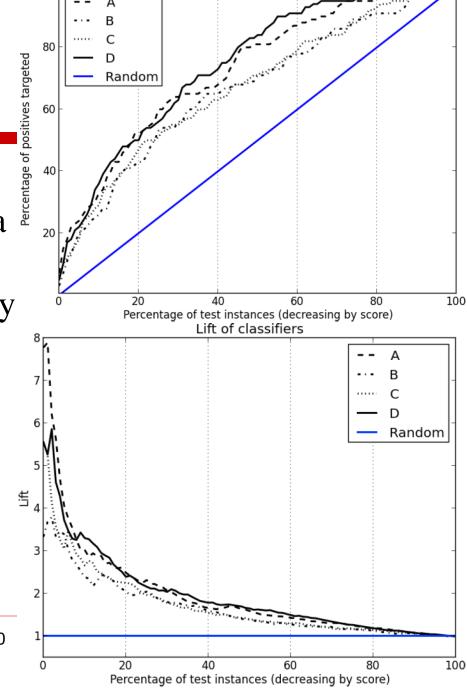


#### 鸢尾花数据不同分类器的ROC和AUC 0.9 0.8 0.7 Positive Rate Lue 0.4 0.3 KNN, AUC=0.890 0.2 LogisticRegression, AUC=0.880 0.1 SVM(Linear), AUC=0.895 SVM (RBF), AUC=0.907 0.0 0.1 0.2 0.3 0.5 0.8 0.9

False Positive Rate

### Lift Curve

☐ The cumulative response curve is sometimes called a lift curve, because one can see the increase over simply targeting randomly as how much the line representing the model performance is lifted up over the random performance diagonal.



Cumulative response of classifiers

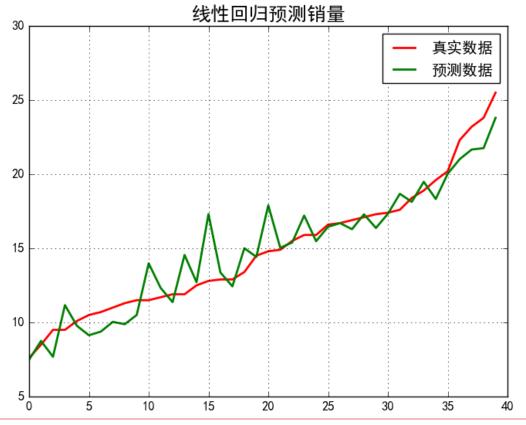
# 数据显示

Ī		TV	Radio	Newspaper	Sales			
ľ	1	230.1	37.8	69. 2	22.1			
ľ	2	44.5	39.3	45.1	10.4			
	3	17.2	45.9	69.3	9.3			
	4	151.5	41.3	58. 5	18.5			
	5	180.8	10.8	58.4	12.9			
	6	8. 7	48.9	75	7.2			
	7	57.5	32.8	23. 5	11.8			
	8	120.2	19.6	11.6	13.2			
ľ	9	8.6	2.1	1	4.8			
ľ	10	199.8	2.6	21.2	10.6			
ľ	11	66.1	5.8	24.2	8.6			
ľ	12	214.7	24	4	17.4			
ľ	13	23.8	35. 1	65. 9	9. 2			
ľ	14	97.5	7.6	7. 2	9.7			
l	15	204.1	32. 9	46	19			
ŀ	16	195.4	47.7	52. 9	22.4			
ŀ	17	67.8	36.6	114	12.5			
	18	281.4	39.6	55. 8	24. 4			
	19	69.2	20.5	18.3	11.3			
	20	147.3	23. 9	19.1	14.6			
	21	218.4	27. 7	53.4	18			
ŀ	22	237.4	5. 1	23. 5	12.5			
	23	13.2	15. 9	49.6	5.6			
ŀ	24	228.3	16.9	26. 2	15.5			
	25	62.3	12.6	18.3	9.7			
	26	262. 9	3.5	19.5	12			
	27	142.9	29.3	12.6	15			
	28	240.1	16.7	22. 9	15.9			
ŀ	29	248.8	27.1	22. 9	18.9			
	30	70.6	16	40.8	10.5			
	31	292. 9	28.3	43.2	21.4			
	32	112.9	17.4	38.6	11.9			
	33	97. 2	1.5	30.0	9.6			
ŀ	34	265. 6	20	0.3	17.4			
	35	95. 7	1.4	7.4	9.5			
ŀ	36	290. 7	4.1	8.5	12.8			
ŀ	37	266. 9	43.8	o. 5	25.4			
ŀ	38	74.7	49.4	45.7	14.7			
ŀ	39	43.1	26.7	45.7 35.1	10.1			
ŀ	40	228	26. 7 37. 7	35.1	21.5			
L	40	228	31.7	32	21.5			

互联网

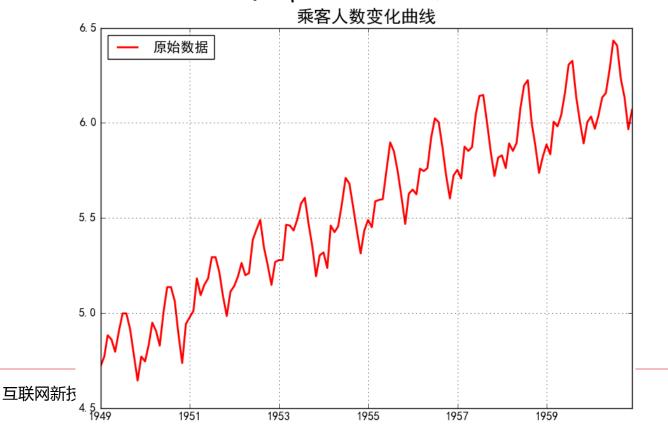
# 拟合与预测

□ y=2.877+0.046\*TV+0.179\*Radio+0.0035\*Newspaper



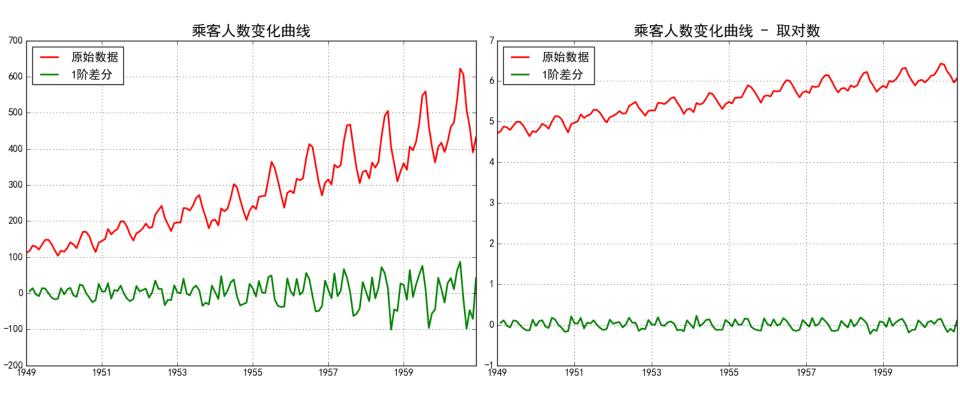
## 时间序列分析ARIMA

□ 给定某航班的乘客变化数据, 试使用ARIMA计算预测模型。

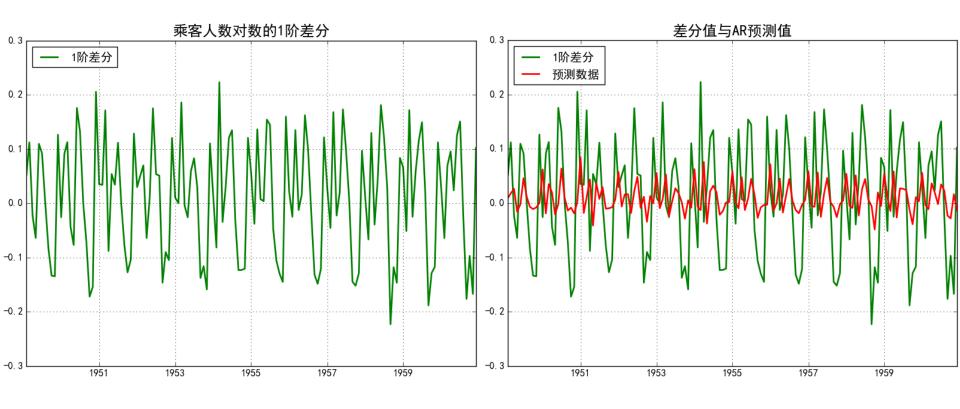


	A	В
1	Month	#Passengers
2	Jan-49	112
3	Feb-49	118
4	Mar-49	132
5	Apr-49	129
6	May-49	121
7	Jun-49	135
8	Jul-49	148
9	Aug-49	148
10	Sep-49	136
11	0ct-49	119
12	Nov-49	104
13	Dec-49	118
14	Jan-50	115
15	Feb-50	126
16	Mar-50	141
17	Apr-50	138
18	May-50	128
19	Jun-50	149
20	Jul-50	170
21	Aug-50	170
22	Sep-50	158
23	0ct-50	133
24	Nov-50	114
25	Dec-50	140
26	Jan-51	148
27	Feb-51	150
28	Mar-51	178
29	Apr-51	163
30	May-51	172
31	Jun-51	178
32	Jul-51	199
33	Aug-51	199
34	Sep-51	184

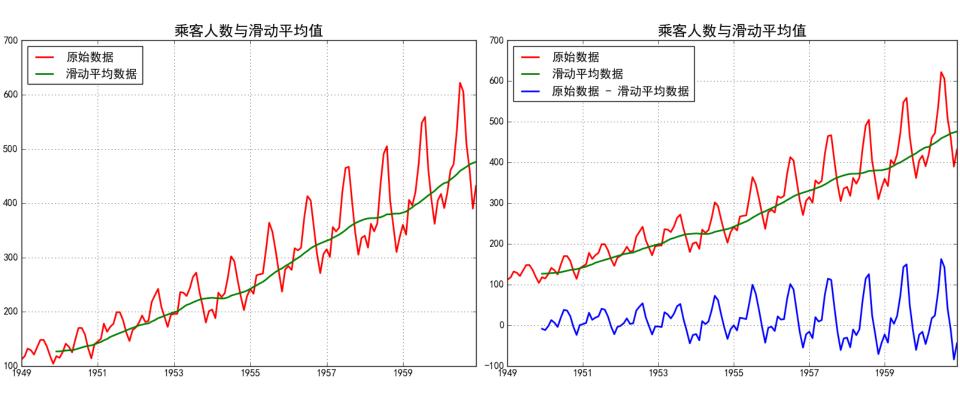
# 差分与取对数



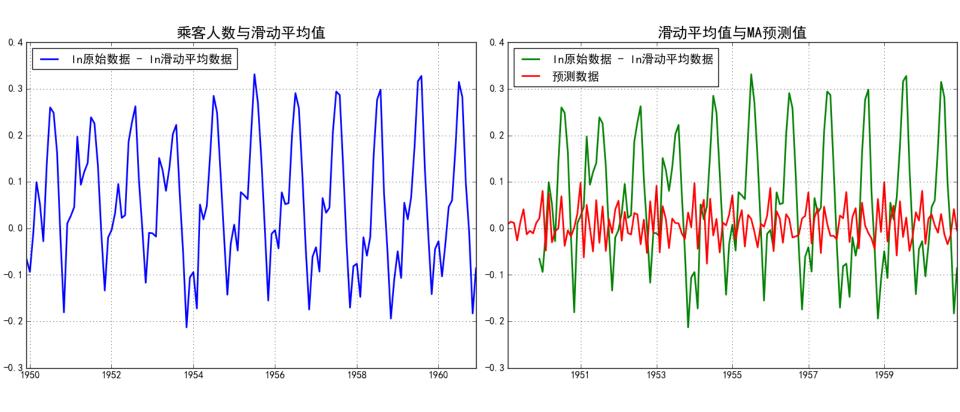
# 差分的自回归预测值



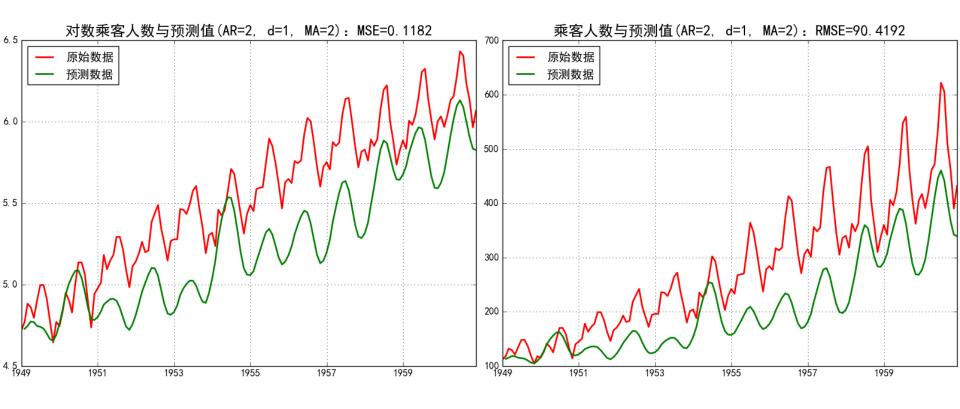
# 滑动平均值



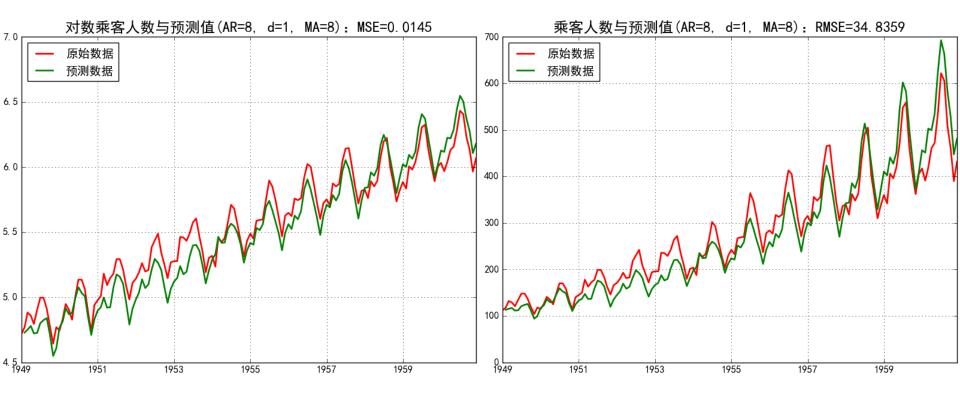
# 滑动平均值与MA预测



# ARIMA(p=2,d=1,q=2)



## ARIMA(p=8,d=1,q=8)



## 波士顿房屋价格预测

- □ 波士顿房价数据最早来自于卡耐基梅隆大学CMU的统计图书馆 (StatLib library),由Harrison D.和Rubinfeld D.L在1978年的著作 Hedonic prices and the demand for clean air中。
  - 数据下载链接: https://archive.ics.uci.edu/ml/datasets/Housing
- □ 特征描述: 1. CRIM: per capita crime rate by town
  - 2. ZN: proportion of residential land zoned for lots over 25,000 sq.ft.
  - 3. INDUS: proportion of non-retail business acres per town
  - 4. CHAS: Charles River dummy variable (= 1 if tract bounds river; 0 otherwise)
  - 5. NOX: nitric oxides concentration (parts per 10 million)
  - 6. RM: average number of rooms per dwelling
  - 7. AGE: proportion of owner-occupied units built prior to 1940
  - 8. DIS: weighted distances to five Boston employment centres
  - 9. RAD: index of accessibility to radial highways
  - 10. TAX: full-value property-tax rate per \$10,000
  - 11. PTRATIO: pupil-teacher ratio by town
  - 12. B: 1000(Bk 0.63)<sup>2</sup> where Bk is the proportion of blacks by town
  - 13. LSTAT: % lower status of the population
  - 14. MEDV: Median value of owner-occupied homes in \$1000's



## Elastic Net/LASSO的2阶特征预测

```
超参数:
                                                                        0. 16681005372
file data = pd.read csv('8.housing.data', header=None
                                                               L1 ratio: 1.0
# a = np.array([float(s) for s in str if s != ''])
data = np.empty((len(file data), 14))
                                                               R2: 0.79803070365
for i, d in enumerate(file data.values):
                                                               均方误差: 16.8170747774
    d = map(float, filter(not empty, d[0].split(' '))
                                                                    波士顿房价预测
   data[i] = d
x, y = np.split(data, (13, ), axis=1)
                                                                                           真实值
# data = sklearn.datasets.load boston()
                                                                                            估计值
\# x = np.array(data.data)
# y = np.array(data.target)
print u'样本个数: %d, 特征个数: %d' % x.shape
print y.shape
('ss', StandardScaler()),
    ('poly', PolynomialFeatures(degree=3, include bi
    ('linear', ElasticNetCV(l1 ratio=[0.1, 0.3, 0.5,
                          fit intercept=False, max
model.fit(x train, y train.ravel())
linear = model.get params('linear')['linear']
print u'超参数: ', linear.alpha
                                                         20
                                                               40
                                                                               100
                                                                                     120
                                                                                          140
                                                                                                160
print u'L1 ratio: ', linear.l1 ratio
                                                                       样本编号
```

## 小结

- □ 本模型虽然简单,但它涵盖了机器学习的相当部分的内容。
  - 使用75%的训练集和25%的测试集
  - 分析模型后,使用最为简单的方法:直接删除; 得到了更好的预测结果。
- □ 與卡姆剃刀
  - 如果能够用简单模型解决问题,则不使用更为 复杂的模型。因为复杂模型往往增加不确定性, 造成过多人力和物力成本,且容易过拟合。

## 鸢尾花数据集



- □ 鸢尾花数据集或许是最有名的模式识别测试数据。
  - 早在1936年,模式识别的先驱Fisher就在论文"The use of multiple measurements in taxonomic problems"中使用了它(直至今日该论文仍然被频繁引用)。
- □ 该数据集包括3个鸢尾花类别,每个类别有50个样本。其中一个类别是与另外两类线性可分的,而另外两类不能线性可分。
  - 由于Fisher的最原始数据集存在两个错误(35号和38号样本),实验中我们使用的是修正过的数据。
- □ 下载链接: <a href="http://archive.ics.uci.edu/ml/datasets/Iris">http://archive.ics.uci.edu/ml/datasets/Iris</a>

# 数据描述







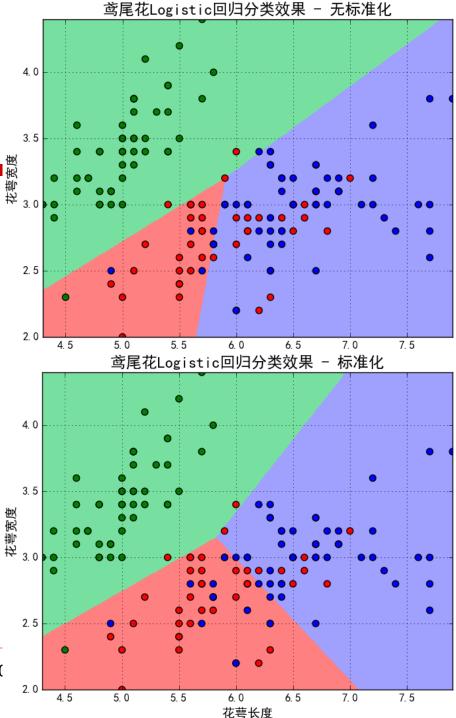
- □ 该数据集共150行,每行1个样本。 每个样本有5个字段,分别是
  - 花萼长度 (单位cm)
  - 花萼宽度(单位: cm)
  - 花瓣长度(单位: cm)
  - 花瓣宽度(单位: cm)
  - 类别(共3类)
    - ☐ Iris Setosa
    - ☐ Iris Versicolour
    - ☐ Iris Virginica



4. 6, 3. 1, 1. 5, 0. 2, Iris-setosa 5. 0, 3. 6, 1. 4, 0. 2, Iris-setosa 5. 4, 3. 9, 1. 7, 0. 4, Iris-setosa 4. 6, 3. 4, 1. 4, 0. 3, Iris-setosa 5. 0, 3. 4, 1. 5, 0. 2, Iris-setosa 4. 4, 2. 9, 1. 4, 0. 2, Iris-setosa 4.9, 3.1, 1.5, 0.1, Iris-setosa 5. 4, 3. 7, 1. 5, 0. 2, Iris-setosa 4.8, 3.4, 1.6, 0.2, Iris-setosa 4.8, 3.0, 1.4, 0.1, Iris-setosa 4.3,3.0,1.1,0.1,Iris-setosa 5. 8, 4. 0, 1. 2, 0. 2, Iris-setosa 5. 7, 4. 4, 1. 5, 0. 4, Iris-setosa 5. 4, 3. 9, 1. 3, 0. 4, Iris-setosa 5.1, 3.5, 1.4, 0.3, Iris-setosa 5. 7, 3. 8, 1. 7, 0. 3, Iris-setosa 5.1, 3.8, 1.5, 0.3, Iris-setosa 5. 4, 3. 4, 1. 7, 0. 2, Iris-setosa 5.1, 3.7, 1.5, 0.4, Iris-setosa 4. 6, 3. 6, 1. 0, 0. 2, Iris-setosa

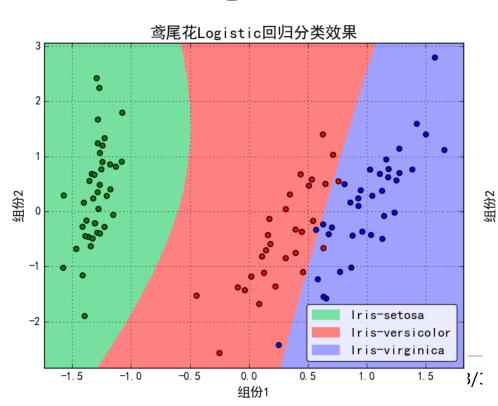
# 鸢尾花的分类

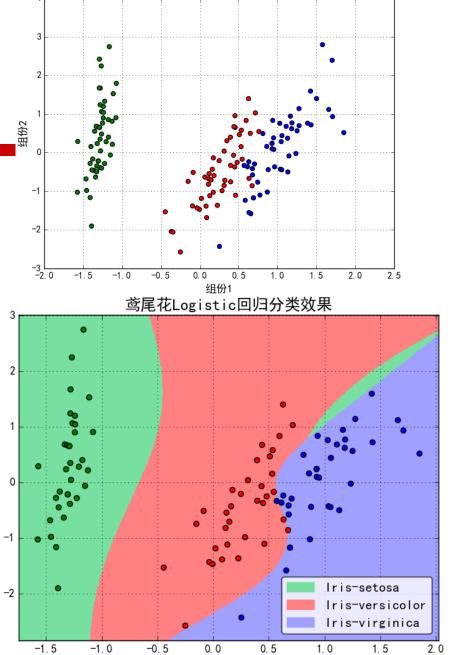
```
def iris type(s):
    it = {'Iris-setosa': 0,
          'Iris-versicolor': 1,
          'Iris-virginica': 2}
    return it[s]
# 路径,浮点型数据,逗号分隔,第4列使用函数iris type单独处理
data = np.loadtxt(path, dtype=float, delimiter=',',
                 converters={4: iris type})
x, y = np.split(data, (4,), axis=1)
print 'x = \n', x
print 'y = \n', y
# 仅使用前两列特征
x = x[:, :2]
lr = Pipeline([('sc', StandardScaler()),
              ('clf', LogisticRegression()) ])
lr.fit(x, y.ravel())
y_hat = lr.predict(x)
print u'准确度: %.2f%%' % (100*np.mean(y_hat == y.ravel())) 幽 解
N, M = 500, 500
                                                     22/30
    互联网新技术在线教育领航者
```



# 特征提取

- □ 多项式特征: 2/3
- □ 管道Pipeline

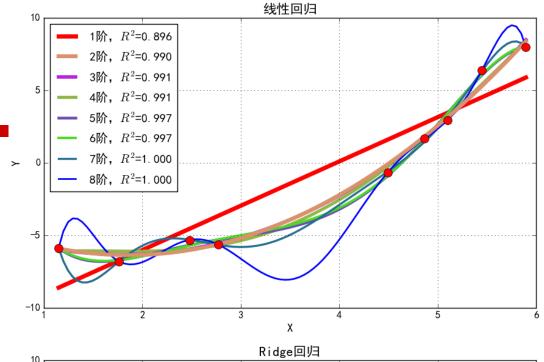


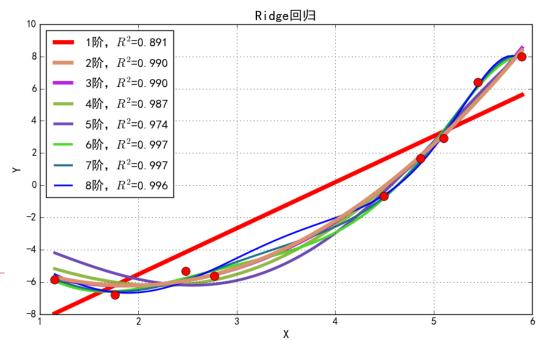


组份1

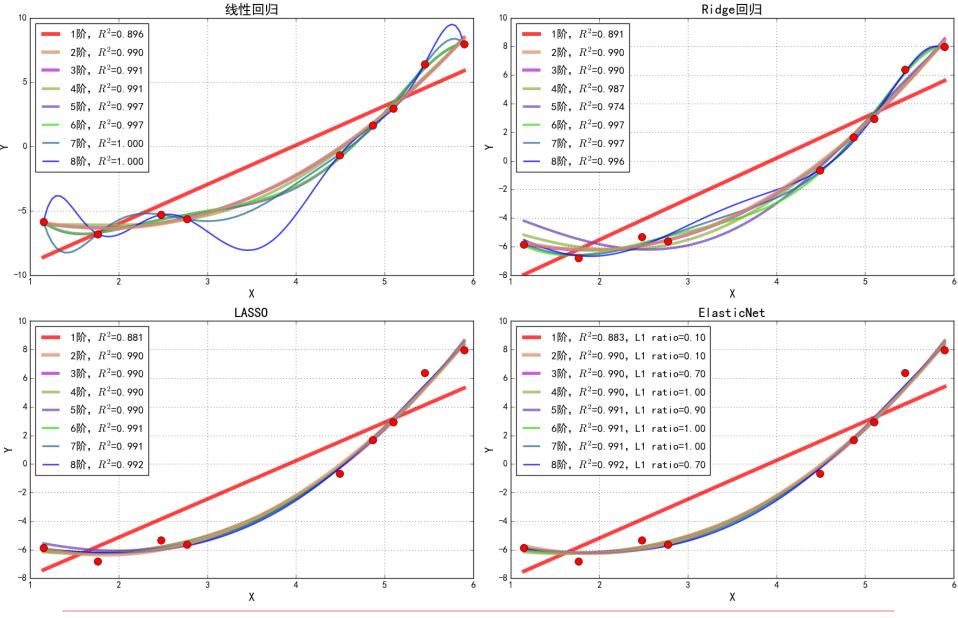
鸢尾花数据PCA降维

# 超参与过拟合





#### 多项式曲线拟合比较

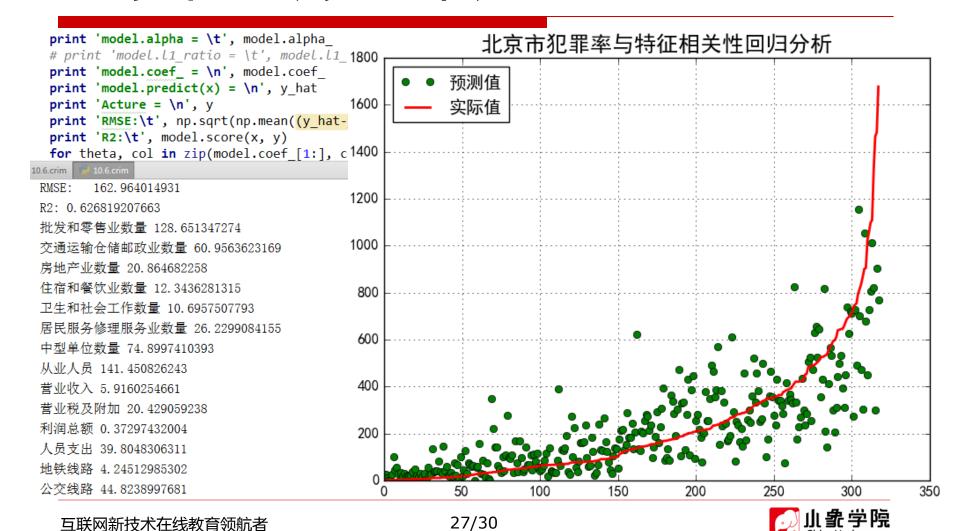




# 北京市区域犯罪率分析

	A	В	С	D	E	F	G	Н	I	J	K	L	M	N	0	P	Q	R	S	T	U
1	地区	盗窃案件数	批发和 零售业 数量	交通运输 仓储邮政 业数量	房地产 业数量	住宿和 餐饮业 数量	卫生和 社会工 作数量	居民服务 修理服务 业数量	大型单 位数量	中型单 位数量	小微单 位数量	金融业单 位数量	液化石油气	能源合计	从业人员	销售费用	营业收入	营业税及附加	总产值	利润总额	人员支出
2 2	安定门街道 小事处																				
3 =	定镇										-					SHATE	2000		575	200	862
9	安贞街道办																				
4 4	事处	24		, ,							_		200	EV.	12 622	жи	980.02			tross:	s uncon
	奥运村街道																				
5 2	<u>か事处</u> 八宝山街道					-							ben	140		10MIN'S	#Borroo	MATERIAL MATERIAL		ussure	
	/ 玉山街道 か事处																				
	\达岭镇													-		2000	1420		NO.	par	200
	八角街道办																				
7	、里庄街道 か事处(朝			3				120		36	33		200	128		Power	K73-860	is arros	3.00	ECOM	B-ACOX
,	八里庄街道 小事处 (海													100		i i i i i i i i i i i i i i i i i i i	79,000	70000		4043	3334
11 3	白纸坊街道																				
11 2	<del>小争处</del> 百泉街道办	*	-			<u> </u>					342		3000	900	d 1000	DOM: DEC.	MARKET THE PARTY OF THE PARTY O	ne nemer	-	Smaller	
12	コポドル 連介 事处											١.		20		-	1077	a seco	2000	goa	
13 E	事处 5善镇										10		_	100		MATTER	22-62	n 1340F		name	e rec
14	宝山镇												-		s n	N/W	nec.	250	ren.	-0078	
15	比房镇			, ,									***			Deco	MANUT.	DH 38F82*	59000	3800 G	, res
7	比京经济技 大开发区									_		_	_	_							
17 2	比七家镇								,		223			980	a ac	2000	2000		60073	29.0	. 16007
18 🖫													2010	100		MICH.	SCORE	no senso	200	-	s and
Į,	比太平庄街 首办事处																				
19 7	<u>即分争处</u> 比务镇	-	100					127			oe oe		213	1278	es west	30%,000738	2-MCIIII	57900		sociale	- DATE:
4	比下关街道			,							-		***	30%	340	100000	PEORS.	n uses	MODA	140000	JONATO!
	小事处						-	-			re		era.	30.0		касти	SILP	m raa		MINDO	10000
22 2	比小营镇 比新桥街道	· ·	-	-		-					-	·	Do	er.	54 LANC	;moca	None	EG EGGE	2000	crease	1000
23 3	L新竹田坦 小事处	-									278			563	s se	MARCHE.	n-ra		-	resource	2 KIDAK

## 北京市区域犯罪率分析



## 作业

- □推导Softmax回归的梯度公式。
- □ 参考给出的Logistic回归或线性回归代码,使 用其他数据集做分类或预测实验。

# 我们在这里

- http://wenda.ChinaHadoop.cm
  - 视频/课程/社区
- □ 微博
  - @ChinaHadoop
  - @邹博\_机器学习
- □ 微信公众号
  - 小象学院
  - 大数据分析挖掘



# 感谢大家!

恳请大家批评指正!