

# 组合模型在酿酒葡萄品质综合评价中的应用

郝淑双<sup>1</sup>, 徐长伟<sup>2</sup>

(1. 黄河科技学院信息工程学院, 郑州 450063; 2. 中原工学院理学院, 郑州 450006)

**摘 要:**利用主成分分析法、综合评价法、加权灰色关联度分析和 TOPSIS 方法, 针对 27 个酿酒葡萄样品建立组合模型, 对酿酒葡萄的品质进行综合评价, 得到样品 2、9 和 23 质量很好, 样品 7、11、12 和 18 质量很差, 其它样品质量在二级与三级范围内。

**关键词:**酿酒葡萄; 主成分分析; 加权灰色关联度分析; 模糊 Borda 数

**中图分类号:** O129

**文献标志码:** A

## 引 言

酿酒葡萄, 是指以酿造葡萄酒为主要生产目的的葡萄品种。食品行业常用的感官品评方法受专家的嗜好、习惯、年龄、经验等因素的影响较大, 评定结果常有一定的主观性和片面性, 容易引起打分不一致和数据分析产生偏差, 使品评结果不够准确。因此, 国内外研究者不断尝试利用酿酒葡萄的理化指标进行处理分析, 常用的评价方法有综合评价法、灰色关联度分析法、主成分分析法等<sup>[1-6]</sup>, 但由于单一模型的适用范围有一定的局限性, 如果仅仅用一种方法进行评价, 其结果的可信度较低。若对单一模型进行适当的组合建立综合评价方法, 就可以利用更多的信息, 有效地发挥单一模型的优点, 弥补单一模型的不足, 使评价结果更加科学合理<sup>[7]</sup>。

本文根据 2012 年全国大学生数学建模竞赛 A 题“葡萄酒的评价<sup>[8]</sup>”中的部分数据建立组合评价模型对这些酿酒葡萄进行综合评价和分级。首先, 用主成分分析法从酿酒葡萄的 30 个理化指标选 5 个指标建立评价指标体系。其次, 分别用综合评价法、加权灰色关联度分析和 TOPSIS 方法对酿酒葡萄样品进行综合评价。最后, 建立基于模糊 Borda 法的组合评价模型, 对样品进行

重新排序和分级。

## 1 主成分分析法对酿酒葡萄理化指标的遴选

对于酿酒葡萄而言, 虽然每种指标在成因上互不相同, 但是不同的指标之间往往具有相关性, 其产生的原因是有潜在的因素对酿酒葡萄的各指标起支配作用。如果直接用这些指标对酿酒葡萄质量进行分级, 不仅会使得运算量过大, 同时还会造成信息的重叠, 影响分级的客观性。主成分分析可以把多个指标转化成少数几个不相关的综合指标<sup>[9-10]</sup>。所以, 首先用主成分分析法对酿酒葡萄的 30 个理化指标进行遴选。

(1) 数据预处理。对异常数据采取“先剔除后替换”的策略进行修正。对缺失数据采用均值替换法处理。

(2) 对预处理后的数据进行标准化变换。

(3) 计算标准化数据的相关系数阵, 求出相关系数矩阵的特征值和特征向量。

(4) 确定主成分个数。

根据以上步骤, 利用 SPSS 软件求 27 个红葡萄样本的 30 个理化指标的相关系数矩阵, 得到相应主成分的特征值和累计贡献率见表 1。

收稿日期: 2014-02-12

基金项目: 河南省教育厅项目(12B110016); 郑州市科技局计划项目(20120412)

作者简介: 郝淑双(1978-), 女, 河南南阳人, 讲师, 硕士, 主要从事随机过程方面的研究, (E-mail)1479248614@qq.com

表 1 解释的总方差

成份	初始特征值			提取平方和载入		
	合计	方差%	累积%	合计	方差%	累积%
1	6.956	23.187	23.187	6.956	23.187	23.187
2	4.917	16.389	39.576	4.917	16.389	39.576
3	3.891	12.968	52.544	3.891	12.968	52.544
4	2.368	7.894	60.438	2.368	7.894	60.438
5	1.876	6.252	66.691	1.876	6.252	66.691
6	1.760	5.866	72.556	1.760	5.866	72.556
7	1.515	5.048	77.605	1.515	5.048	77.605
8	1.261	4.205	81.810	1.261	4.205	81.810

由成分矩阵可得到第一主成分 Z1 和酿酒葡萄 30 个理化指标的标准化变量的关系式:

$$Z1 = 0.771 \times \text{葡萄总黄酮} + 0.875 \times \text{总酚} + 0.752 \times \text{单宁} + 0.840 \times \text{DPPH 自由基} + 0.855 \times \text{花色苷} + 0.737 \times \text{蛋白质} + 0.553 \times \text{褐变度} + 0.547 \times \text{黄酮醇} + 0.606 \times \text{果梗比} + 0.587 \times \text{出汁率} - 0.399 \times \text{可滴定酸} \quad (1)$$

由式(1)可看出, Z1 与原始变量中的葡萄总黄酮、总酚、DPPH 自由基、单宁、花色苷、蛋白质、黄酮醇、果梗比、出汁率等指标的正相关程度较大,与可滴定酸有较弱的负相关,与其它指标几乎不相关。第一主成分主要是酚类物质,酚类物质是葡萄果实的重要品质成分之一,决定着葡萄及其加工的颜色、涩味、苦味、氧化性能等;另一方面它也作为一种补充体内被消耗掉的抗氧化剂而成为对健康有益的成分。长期以来,酚类物质一直被认为是葡萄酒中的功能性物质<sup>[11]</sup>,如红葡萄酒中的呈色物质主要是花色苷,它是决定红葡萄酒品质和感官质量的重要因素之一。

由主成分性质知,第一主成分与 30 个指标的标准化变量的综合相关程度最强,且第一主成分的方差贡献率为 23.187%,对应于数据变异最大的方向,说明 Z1 是使数据信息损失最小,精度最高的一维综合变量。因此它可用于构造系统排序评估指数。但是 Z1 的系数既有正又有负或近似为零。说明 Z1 与原始变量中有一部分为正相关,而另一部分为负相关或不相关。另一方面,由文献[2]第一组评酒员对所酿葡萄酒的评分可得到 27 个酿酒葡萄样品所酿葡萄酒的质量数据(表 2)。求各酿酒葡萄样品的理化指标与其葡萄酒质量的相关系数矩阵,发现葡萄总黄酮、总酚、DPPH 自由基、单宁、花色苷五个指标与葡萄酒的正相关程度较大,分别为 0.6083、0.4761、0.5786、0.2776 和 0.4768,所以将品酒员对葡萄酒的评价信息与第一主成分分析法结合对主成分分析法进行修正,由葡萄总黄酮、总酚、DPPH 自由基、单宁、花色苷五项指标构建综合评价指标体系。

## 2 单一模型

### 2.1 综合评价法

根据多指标综合决策的原理,运用加权平均法和最大原则对 27 个样品进行综合评价,并按综合评分值排序<sup>[9]</sup>。具体步骤如下:

(1) 设葡萄总黄酮、总酚、DPPH 自由基、单宁和花色苷构成评价指标集  $U = \{u_1, u_2, \dots, u_5\}$ , 27 个葡萄样品构成样品集  $X = \{X_1, X_2, \dots, X_{27}\}$ , 因素权重集为  $W = \{w_1, w_2, \dots, w_5\}$ 。

(2) 由酿酒葡萄的五种理化指标与葡萄酒质量的相关程度确定权重系数。由表 2 数据可计算葡萄总黄酮、总酚、DPPH 自由基、单宁和花色苷五项指标与葡萄酒质量的相关系数分别为 0.6083、0.4761、0.5786、0.2776 和 0.4768;将其相关系数归一化处理得到权重向量:

$$W = \{0.2516, 0.1969, 0.2393, 0.1148, 0.1972\} \quad (2)$$

表 2 红酿酒葡萄的五种理化指标和葡萄酒质量原始数据

葡萄样品	葡萄总黄酮	总酚	DPPH 自由基	单宁	花色苷	葡萄酒的质量
0	24.29	30.114	0.668	25.417	241.397	—
1	9.480	23.604	0.4301	22.019	93.737	62.7
2	13.80	26.875	0.4644	23.361	224.367	80.3
3	10.79	21.685	0.4090	20.373	157.939	80.4
4	4.482	10.698	0.2655	8.638	79.685	68.6
5	10.27	17.618	0.3961	14.486	120.606	73.3
6	6.838	10.671	0.2750	15.173	46.186	72.2
7	3.468	9.214	0.1756	5.619	60.767	71.5
8	8.483	15.241	0.4148	22.489	241.397	72.3
9	20.49	30.114	0.6658	24.362	240.843	81.5
10	4.631	9.476	0.3255	16.688	44.203	74.2
11	2.517	6.075	0.2790	4.543	7.787	70.1
12	3.897	12.059	0.1973	7.169	32.343	53.9
13	7.330	14.385	0.4406	9.822	65.324	74.6
14	7.809	14.657	0.3597	13.941	140.257	73
15	5.511	11.901	0.2189	25.417	52.792	58.7
16	9.157	11.214	0.2367	10.086	60.660	74.9
17	8.701	15.336	0.3585	15.730	59.424	79.3
18	5.245	7.381	0.2256	5.388	40.228	60.1
19	9.454	17.426	0.3796	13.700	115.704	78.6
20	8.155	12.677	0.2819	8.115	23.523	79.2
21	7.515	16.192	0.3793	13.613	89.282	77.1
22	7.846	16.442	0.2837	12.155	74.027	77.2
23	24.29	29.704	0.5725	24.257	172.626	85.6
24	8.206	8.751	0.2830	14.417	144.881	78
25	5.373	11.502	0.3509	9.324	49.643	69.2
26	3.383	7.348	0.3172	3.778	58.469	73.8
27	4.711	8.897	0.2649	10.310	34.190	73

(3) 对五种指标原始数据进行极差化处理,

$$x_{ik}^* = \frac{x_{ik} - \min_k X_{ik}}{\max_k X_{ik}}$$

(4)计算综合评价,  $B(k) = \sum_{i=1}^5 w_i x_{ik}^*$ , 评价结果见表3, 综合评价的大小与酿酒葡萄的等级高低呈正相关关系, 即综合评价越大, 酿酒葡萄质量越好, 等级越高。

## 2.2 灰色关联度分析法

### 2.2.1 灰色关联分析理论

灰色系统理论是针对“部分信息已知, 部分信息未知”的不确定性系统问题提出的。灰色关联度和关联分析, 是灰色系统理论研究和应用的主要内容之一。对于系统中两个因素随时间或不同对象而变化的关联性大小的量度, 称为关联度。在系统发展过程中, 若两个因素变化的趋势具有一致性, 即同步变化程度较高, 即可谓二者关联程度较高; 反之, 则较低。灰色关联度即指因素之间发展趋势的相似或相异程度。灰色关联分析方法就是将灰色关联度作为衡量因素间关联程度的一种方法。随着灰色理论不断发展, 目前灰色关联分析方法运用最多最广泛的关联度有: 邓氏关联度、绝对关联度和T型关联度等。针对红酿酒葡萄的5种指标选择邓氏关联度对葡萄品质进行分析<sup>[9]</sup>。

设  $X_0 = (x_0(1), x_0(2), \dots, x_0(n))$  为参考序列,  $X_i = (x_i(1), x_i(2), \dots, x_i(n))$  为被比较序列, 则  $X_0$  与  $X_i$  在第  $k$  点的关联系数为:

$$\xi_1(k) = \frac{\min_i \min_k |X_0(k) - X_i(k)| + \rho \max_i \max_k |X_0(k) - X_i(k)|}{|X_0(k) - X_i(k)| + \rho \max_i \max_k |X_0(k) - X_i(k)|} \quad (3)$$

式中,  $|X_0(k) - X_i(k)|$  为第  $k$  点  $X_0$  与  $X_i$  的绝对差,  $\rho$  为分辨系数, 是0与1之间的数, 一般  $\rho = 0.5$ 。被比较序列  $X_i$  与参考序列  $X_0$  的关联度为:

$$\gamma(X_0, X_i) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \xi_i$$

式中, 关联度  $\gamma_i$  是关联系数的平均值。被比较序列  $X_i$  与参考序列  $X_0$  的加权关联度为:

$$\gamma'(X_0, X_i) = \sum_{i=1}^n w_i \xi_i(k) \quad (4)$$

式中加权关联度  $\gamma_i'$  是关联系数与权重系数乘积求和。

### 2.2.2 酿酒葡萄品质的灰色关联度分析

根据灰色系统理论, 将葡萄总黄酮、总酚、DPPH 自由基、单宁和花色苷这五项指标视为一个灰色系统, 每个形状为灰色系统中的一个因素。对于红酿酒葡萄27个样品分以下4步进行分析。

(1) 构建各理想点五个指标的数据。灰色关联分析

中理想数据选择的原则是: 正向指标根据示范目标, 形状值要求调查数值以较大为好的指标, 选择实测形状值最高数据。逆向指标根据示范目标, 形状值要求调查数值以较小为好的指标, 选择实测形状最低值数据。中间型指标根据示范目标, 形状值要求调查数值以中等为好的指标, 选实测形状值为中等数据。根据绿色食品行业标准规定酿酒葡萄: 葡萄总黄酮、总酚、DPPH 自由基、单宁和花色苷这五项指标均为正向指标。定义理想样品的五项指标数据作为参考数列:

$$X_0 = (24.295, 30.114, 0.6658, 25.417, 241.397)$$

定义红酿酒葡萄27个样品的五项指标数据为被比较序列(表3)。

表3 单一模型与综合评价得分及综合排序

葡萄样品	综合评价法		加权灰色关联度		TOPSIS法		模糊Borda组合模型	
	得分	排序	得分	排序	得分	排序	得分	排序
1	0.6346	6	0.557	6	292	5	236.02	6
2	0.7838	3	0.7118	3	272	3	300.00	3
3	0.6319	5	0.5576	5	316	4	257.04	5
4	0.2726	21	0.3856	21	246	21	21.00	21
5	0.5083	7	0.4785	8	244	6	213.78	7
6	0.3485	16	0.4079	17	312	18	55.67	16
7	0.1788	26	0.3576	25	344	24	4.74	24
8	0.6162	4	0.6272	4	251	7	258.09	4
9	0.9575	1	0.9295	1	196	2	345.47	1
10	0.3526	19	0.4137	16	300	17	49.39	18
11	0.1449	27	0.3459	27	402	27	0	27
12	0.2192	24	0.3644	24	352	25	4.45	25
13	0.3976	12	0.4307	14	249	12	115.08	12
14	0.4515	9	0.4602	10	255	9	167.32	9
15	0.4387	15	0.5002	7	313	15	58.50	15
16	0.312	18	0.3954	18	311	16	54.46	17
17	0.4473	11	0.4444	12	270	10	139.58	11
18	0.1832	25	0.3571	26	343	26	0.64	26
19	0.4836	8	0.4666	9	204	8	186.56	8
20	0.296	20	0.3869	20	272	20	28.00	20
21	0.4438	10	0.4461	11	291	11	143.53	10
22	0.3926	14	0.4234	15	303	13	93.59	14
23	0.9203	2	0.8448	2	20	1	334.25	2
24	0.3812	13	0.4395	13	269	14	98.90	13
25	0.3114	17	0.3952	19	296	19	42.86	19
26	0.1916	23	0.3648	23	336	23	10.00	23
27	0.2553	22	0.3752	22	301	22	15.00	22

$$X_i = (x_i(1), x_i(2), \dots, x_i(5)) \quad (i = 1, 2, 3, \dots, 27)$$

(2) 分别对参考序列和被比较序列进行极差化处理。为叙述方便下面仍将  $X_i^*(k)$  记为  $X_i(k)$ 。

(3) 求绝对差序列  $\Delta_i(k) = |X_0(k) - X_i(k)|$ 。式中,  $\Delta_i(k)$  为理想点23号样品各指标数据与其它样品各指标数据的绝对差值;  $X_0(k)$  和  $X_i(k)$  分别为第  $i$  列

理想点各指标数据与其他样品数据的无量纲化值。

(4) 关联系数及关联度的计算。利用式(3)计算得出 27 个样品与理想值之间的关联系数,将权重向量(2)式及关联系数代入(4)式求得 27 个样品与理想点的加权灰色关联度(表 3)。

### 2.3 TOPSIS 秩和排序

将葡萄酒质量最高的样品作为理想点,对酿酒葡萄的 5 个理化指标用 TOPSIS 法进行秩和排序<sup>[9]</sup>。

(1) 对于红酿酒葡萄选择其葡萄酒质量最高的 23 号葡萄样本设为“理想点”,以该理想点的各项指标作为最理想的指标值。其各项指标值组成的向量为:  $\bar{w} = (\bar{r}_1, \bar{r}_2, \dots, \bar{r}_{30})$ , 其它样本的指标向量为:  $X(i) = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{i5})$ 。

(2) 计算各样本逼近理想点的接近度  $\delta_{ik} = |x_{ik} - \bar{x}_i|$ , 对红葡萄的 27 种酒样可得到  $27 \times 5$  的接近度矩阵:

$$\delta_i = \begin{pmatrix} \delta_{11} & \delta_{12} & \dots & \delta_{1,30} \\ \delta_{21} & \delta_{22} & \dots & \delta_{2,30} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ \delta_{27,1} & \delta_{27,2} & \dots & \delta_{27 \times 30} \end{pmatrix}$$

(3) 秩次排序。求得接近度矩阵后,对于每一个指标,对接近度进行排序。对于理化指标  $k$ ,将其对 27 种样品的接近度得分进行排序,理想点的酒样秩次为 1,接近度越好秩次越低,当多个样品有相同秩次时,则取平均秩次。记在理化指标  $k$  的评价排序中,酒样  $i$  的秩次为  $y_{ik}$ ,可得到秩次矩阵为:  $A = (y_{ik})_{27 \times 5}$ , 第  $j$  个样品的总秩和为:  $R_i = \sum_{k=1}^5 y_{ik}$ 。根据样品的总秩和对 27 个样本进行排序(表 3),秩和越小代表该葡萄样品的得分越高,排名越好

### 2.4 三种评价模型的一致性分析

从表 3 可知,三种方法对酿酒葡萄品质的评价结果有一定的差异,但是对于同一葡萄样本,这几种评价结果不应该有太大差别。采用 Spearman 等级相关系数检验法检验这三种评价方法的一致性<sup>[7]</sup>。Spearman 等级相关系数公式为:

$$r_s(R, Q) = \frac{\sum (R_i - \frac{1}{n} \sum R_i)(Q_i - \frac{1}{n} \sum Q_i)}{\sqrt{(\sum (R_i - \frac{1}{n} \sum R_i)^2)(\sum (Q_i - \frac{1}{n} \sum Q_i)^2)}} \quad (5)$$

其中,  $R_i$  和  $Q_i$  分别为葡萄样本  $X_i$  在各自排序方案中的排名。将表 3 数据代入(5)式可得出三种评价结果的等级相关系数为:  $r_{12} = 0.966, r_{13} = 0.8346, r_{23} = 0.9409$ 。

由计算结果可知,模糊综合评价结果与加权灰色关联度分析结果的等级相关系数为 0.9666,模糊综合评价结果与 TOPSIS 法排序结果的等级相关系数为 0.8346;加权灰色关联度分析与 TOPSIS 法排序结果的等级相关系数为 0.9404。数据表明这三种评价方法具有较强的正相关性,这三种评价方法具有很好的一致性。

## 3 三种评价结果的模糊 Borda 法综合排序

综合上述三种排序方案的评价结果,采用模糊 Borda 法建立组合评价模型确定葡萄样品总的排序方案<sup>[7]</sup>。模糊 Borda 法既考虑到得分的差异,又考虑到排序名次的差异。具体步骤为:

(1) 计算隶属度:

$$\mu_{ij} = \begin{cases} \frac{z_{ij} - \min_i \{z_{ij}\}}{\max_i \{z_{ij}\} - \min_i \{z_{ij}\}}, j = 1, 2 \\ \frac{\max_i \{z_{ij}\} - z_{ij}}{\max_i \{z_{ij}\} - \min_i \{z_{ij}\}}, j = 3 \end{cases}$$

其中,  $Z_{ij}$  为第  $i$  个样品第  $j$  种方法的得分,  $\mu_{ij}$  为第  $i$  个样品第  $j$  种方法下属于“优”的隶属度。

(2) 计算模糊频数:

$$p_{hi} = \sum_{j=1}^3 \delta_{hi} \mu_{ij}, \quad h = 1, 2, \dots, 27$$

其中,

$$\delta_{hi} = \begin{cases} 1, & \text{样品 } i \text{ 排在第 } h \text{ 位} \\ 0 & \text{其它} \end{cases}$$

(3) 计算模糊频率:

$$W_{hi} = \frac{p_{hi}}{\sum_h p_{hi}}$$

(4) 将排序转化为得分,

$$Q_{hi} = \frac{1}{2}(27 - h)(27 - h + 1)$$

其中  $Q_{hi}$  为样品  $i$  在  $h$  位的得分。

(5) 计算模糊 Borda 数得分,

$$B_i = \sum W_{hi} Q_{hi}$$

按得分大小排序,值越大,名次越靠前,27 个葡萄样品的综合评价结果见表 3。

## 4 酿酒葡萄的分级

根据法国葡萄划分标准,将酿酒葡萄的质量分为四个等级,A 级:葡萄质量很好;B 级:葡萄质量较好;C 级:葡萄质量较差;D 级:葡萄质量很差。由各葡萄样品在模糊 Borda 组合模型中的得分得到各样品的分级情况见表 4。

表4 酿酒葡萄分级结果

等级	模糊 Borda 数得分	酿酒葡萄样品
A 级	[300,345]	2,9,23
B 级	[115,259)	1,3,5,8,13,14,17,19,21
C 级	[10,98)	4,6,10,15,16,20,22,24,25,26,27
D 级	[0,4.6]	7,11,12,18

## 5 结 论

(1)若实际中采用30个理化指标评价酿酒葡萄质量,其效率不高,用主成分分析法可以遴选出对葡萄酒有显著影响作用的理化指标,以此为据构建合理的评价指标体系。

(2)综合评价法的优点是模型简单,便于采用。灰色关联度分析结果的区分度不太理想。TOPSIS方法只注重秩次忽略了样本的具体差异性信息。模糊 borda 数方法在组合时既考虑到得分的差异,又考虑到排序名次的差异,评价结果的区分度很好,弥补了三种单一评价模型的不足,使得评价的结果更科学合理<sup>[5]</sup>。

(3)由表4可以得到结论:27个红酿酒葡萄样品中品质最优的为样品2,9和23,品质最劣的为样品7,11,12和18;其它样品主要集中在二级与三级范围内。越高级别的酿酒葡萄对各项指标趋于最优的要求相对较高,达到标准的样本数越少。

## 参 考 文 献:

- [1] 惠小静.模糊数学方法对葡萄酒的分类及评价[J].数学的实践与认识,2013,43(16):40-45.
- [2] 高媛媛,刘强国.基于LIBSVM的葡萄酒品质评判模型[J].四川理工学院学报:自然科学版,2010,23(5):530-532.
- [3] 吕永志.葡萄酒评分优化模型[J].四川理工学院学报:自然科学版,2013,26(1):90-94.
- [4] 马键,袁建华.基于理化指标的葡萄酒质量评价研究[J].食品工业科技,2013,34(8):137-140.
- [5] 唐也然.基于数学模型的葡萄酒质量评价方法研究[J].山西财经大学学报,2013,35(1):174-175.
- [6] 李橙,杨志新,刘树庆,等.河北省主产区葡萄品质综合评方法的比较分析[J].安徽农业科学,2011,39(17):10229-10234.
- [7] 张荣艳,孙贵玲,王爱革.组合评价模型在河南省主要城市综合经济实力评价中的应用[J].数学的实践与认识,2013,43(4):60-67.
- [8] 中国工业与应用数学学会.2012年全国大学生数学建模竞赛A题.[EB/OL].<http://www.mcm.edu.cn/prd-den/2012/2012.html>,2012-09-07.
- [9] 韩中庚.数学建模方法及其应用[M].北京:高等教育出版社,2009.
- [10] 韩伟,李刚.主成分分析在地区科技竞争力中的应用[J].数理统计与管理,2006,25(5):512-517.
- [11] 李记明.关于葡萄品质的评价指标[J].中外葡萄与葡萄酒,1999(1):54-57.

## Application of Combination Model in the Comprehensive Evaluation of Wine Grapes' Quality

HAO Shushuang<sup>1</sup>, XU Changwei<sup>2</sup>

(1. College of Information Engineering, Huanghe Science and Technology College, Zhengzhou 450063, China;

2. College of Science, Zhongyuan University of Technology, Zhengzhou 450006, China)

**Abstract:** The combination model is established for 27 wine grape samples by means of Principal Component Analysis, Comprehensive Evaluation, Weighted Grey Relevancy Analysis and TOPSIS. The quality of wine grape is evaluated synthetically, and the result shows that the qualities of sample 2,9 and 23 are very good; the qualities of sample 7,11,12 and 18 are very bad, while the qualities of other samples are in the range of second level and third level.

**Key words:** wine grape; Principal Component Analysis; Weighted Grey Relevancy Analysis; fuzzy Borda