



(12) 发明专利

(10) 授权公告号 CN 102039277 B

(45) 授权公告日 2013.03.13

(21) 申请号 200910197671.0

(22) 申请日 2009.10.23

(73) 专利权人 中芯国际集成电路制造(上海)有限公司

地址 201203 上海市浦东新区张江路 18 号

专利权人 中芯国际集成电路制造(北京)有限公司

(72) 发明人 林光启 刘伟

(74) 专利代理机构 北京德琦知识产权代理有限公司 11018

代理人 牛峰 王丽琴

(51) Int. Cl.

B07C 5/344 (2006.01)

B07C 5/38 (2006.01)

(56) 对比文件

JP 特开 2001-230293 A, 2001.08.24, 全文.

US 5915231 A, 1999.06.22, 全文.

JP 特开平 10-242224 A, 1998.09.11, 全文.

CN 2463956 Y, 2001.12.05, 全文.

US 1610085 A, 2005.04.27, 全文.

CN 101311730 A, 2008.11.26, 全文.

CN 101251571 A, 2008.08.27, 全文.

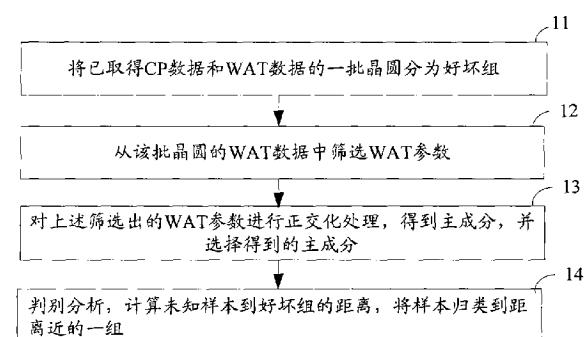
审查员 李静

(54) 发明名称

晶圆分类方法

(57) 摘要

本发明公开了一种晶圆分类方法，提供一批已知晶圆，所述已知晶圆为已取得 WAT 数据和 CP 数据的晶圆，将所述已知晶圆分为好坏组；从该批晶圆的 WAT 数据中筛选 WAT 参数；对所述筛选出的 WAT 参数进行正交化分析，得到主成分，并选择得到的主成分；提供一未知晶圆，所述未知晶圆为已取得 WAT 数据，未取得 CP 数据的一晶圆，所述未知晶圆利用所述选择得到的主成分表示；所述好组和坏组晶圆分别利用所述选择得到的主成分表示；将利用所述选择得到的主成分表示的未知晶圆、好组和坏组晶圆代入判别分析式，计算未知晶圆到好坏组的距离，将所述未知晶圆归类到距离近的一组。采用该方法不需要进行 CP 测试，就可以对未知晶圆进行准确的分组。



1. 一种晶圆分类方法，

提供一批已知晶圆，所述已知晶圆为已取得晶圆允收测试 WAT 数据和晶圆针测 CP 数据的晶圆，根据所述已知晶圆的 CP 数据，将所述已知晶圆分为好坏组；

从该批晶圆的 WAT 数据中筛选 WAT 参数；

对所述筛选出的 WAT 参数进行正交化分析，得到主成分，并选择得到的主成分；其中，正交化分析的具体方法为，将所述筛选出的 WAT 参数投影到反映变量信息的方向上；选择主成分的方法为，选出累积贡献率在 80% ~ 85% 的主成分；

该方法还包括：

提供一未知晶圆，所述未知晶圆为已取得 WAT 数据，未取得 CP 数据的一晶圆，所述未知晶圆利用所述选择得到的主成分表示；

所述好组和坏组晶圆分别利用所述选择得到的主成分表示；

将利用所述选择得到的主成分表示的未知晶圆、好组和坏组晶圆代入判别分析式，计算未知晶圆到好坏组的距离，将所述未知晶圆归类到距离近的一组；

其中，所述筛选出的 WAT 参数与所述 CP 数据的相关性系数不小于 0.4，且当分为好坏组的晶圆，用 WAT 参数盒子图表示时，坏晶圆盒子图的 25% 至 75% 部分与好晶圆盒子图的 25% 至 75% 部分都不重合。

2. 如权利要求 1 所述的方法，其特征在于，所述 CP 数据为不合格项目 bin 值。

3. 如权利要求 1 所述的方法，其特征在于，所述判别分析式为马式判别分析式，其中，马式 Mahalanobis 距离为 $d(x, X) = \sqrt{(x-u)^T \Sigma^{-1} (x-u)}$ ， x 为利用选择得到的主成分表示的未知晶圆， X 为利用选择得到的主成分表示的好组晶圆的总体或者坏组晶圆的总体，等式左边代表未知晶圆 x 到总体 X 的距离， u 和 Σ 分别表示总体 X 的均值和方差；

将分别代表未知晶圆到好、坏晶圆组的 Mahalanobis 距离： $d(x, X_1)$ 和 $d(x, X_2)$ 代入判别函数式：

$$W(x) = d(x, X_1) - d(x, X_2),$$

当 $W(x) < -\varepsilon$ ，将未知晶圆分到好晶圆组；

当 $W(x) > \varepsilon$ ，将未知晶圆分到坏晶圆组，其中， ε 为无限趋近于 0 的数。

4. 如权利要求 3 所述的方法，其特征在于，所述 x 、 X 分别为所述主成分的线性表示的矩阵。

晶圆分类方法

技术领域

[0001] 本发明涉及半导体测试领域,特别涉及一种晶圆分类方法。

背景技术

[0002] 目前,在硅片制造过程中有两种类型的电学测试,之所以称为硅片测试因为它们是在硅片(而不是封装的芯片)上进行的。硅片测试分为晶圆允收测试(WAT, Wafer Acceptance Test)和晶圆针测(CP, Circuit Probe)。

[0003] WAT 在硅片制造完成后进行,是对硅片上的测试图形结构进行的电学测试,通过电参数来监控各步工艺是否正常和稳定。

[0004] CP 也在硅片制造完成后进行,但是 CP 测试在 WAT 测试之后进行。对整片硅片的每个晶粒进行测试,以确定硅片上的哪些晶粒符合规格可以送到装配和封装部门。也就是说主要目的是测试硅片(晶圆)中每一颗晶粒的电气特性,线路的连接,检查其是否为不良品,若为不良品,则点上一点红墨水,作为识别之用。除此之外,另一个目的是测试产品的良率(yield),依良率的高低来判断晶圆制造的过程是否有误。良率高时表示晶圆制造过程一切正常,若良率过低,表示在晶圆制造的过程中,有某些步骤出现问题,必须尽快通知工程师检查。

[0005] 由于 WAT 是对硅片上的测试图形结构进行的电学测试,所以比 CP 更容易得到问题的器件信息,而 CP 是衡量所生产的晶圆性能的一个较重要的指标,可以减少封装和测试的成本。但是很多产品要在 WAT 测试之后,等待测试机台进行 CP 测试,这个时间至少需要 2~3 天,不但延长了整个产出周期,而且为了节省 CP 测试的成本,有的公司则省略该步骤,一旦发生问题,则损失无法弥补。

发明内容

[0006] 有鉴于此,本发明解决的技术问题是:等待进行 CP 测试的时间比较长,产出效率比较低。

[0007] 为解决上述技术问题,本发明的技术方案具体是这样实现的:

[0008] 本发明公开了一种晶圆分类方法,包括:

[0009] 提供一批已知晶圆,所述已知晶圆为已取得晶圆允收测试 WAT 数据和晶圆针测 CP 数据的晶圆,将所述已知晶圆分为好坏组;

[0010] 从该批晶圆的 WAT 数据中筛选 WAT 参数;

[0011] 对所述筛选出的 WAT 参数进行正交化分析,得到主成分,并选择得到的主成分;

[0012] 该方法还包括:

[0013] 提供一未知晶圆,所述未知晶圆为已取得 WAT 数据,未取得 CP 数据的一晶圆,所述未知晶圆利用所述选择得到的主成分表示;

[0014] 所述好组和坏组晶圆分别利用所述选择得到的主成分表示;

[0015] 将利用所述选择得到的主成分表示的未知晶圆、好组和坏组晶圆代入判别分析

式,计算未知晶圆到好坏组的距离,将所述未知晶圆归类到距离近的一组。

[0016] 所述将已知晶圆分为好坏组的方法为,根据所述已知晶圆的 CP 数据,将所述已知晶圆分为好坏组。

[0017] 所述 CP 数据为不合格项目 bin 值。

[0018] 所述筛选出的 WAT 参数与所述 CP 数据相关,且当分为好坏组的晶圆,用 WAT 参数盒子图表示时,坏晶圆盒子图的 25% 至 75% 部分与好晶圆盒子图的 25% 至 75% 部分都不重合。

[0019] 所述筛选出的 WAT 参数与 CP 数据的相关性系数不小于 0.4。

[0020] 所述正交化分析的具体方法为:将所述筛选出的 WAT 参数投影到反映变量信息的方向上。

[0021] 所述选择主成分的方法为,选出累积贡献率在 80%~85% 的主成分。

[0022] 所述判别分析式为马式判别分析式,其中,马式 Mahalanobis 距离为 $d(x, X) = \sqrt{(x-u)^T \Sigma^{-1} (x - u)}$, x 为利用选择得到的主成分表示的未知晶圆, X 为利用选择得到的主成分表示的好组晶圆的总体或者坏组晶圆的总体,等式左边代表未知晶圆 x 到总体 X 的距离, u 和 Σ 分别表示总体 X 的均值和方差;

[0023] 将分别代表未知晶圆到好、坏晶圆组的 Mahalanobis 距离 : $d(x, X_1)$ 和 $d(x, X_2)$ 代入判别函数式:

[0024] $W(x) = d(x, X_1) - d(x, X_2)$,

[0025] 当 $W(x) < -\varepsilon$, 将未知晶圆分到好晶圆组;

[0026] 当 $W(x) > \varepsilon$, 将未知晶圆分到坏晶圆组, 其中, ε 为无限趋近于 0 的数。

[0027] 所述 x, X 分别为所述主成分的线性表示的矩阵。

[0028] 由上述的技术方案可见,本发明基于 CP 数据和 WAT 数据通常有较强的相关性,运用统计和数据库挖掘的方法从历史 CP 数据和 WAT 数据出发,利用未知样本的 WAT 数据,对该未知样本的 CP 数据进行预测,达到将未知样本分类为好坏晶圆组的目的。采用本发明的技术方案,不需要进行 CP 测试,就可以对已知 WAT 数据的未知样本进行准确的分组,不但提高了生产效率,而且可以及时地对晶圆制程进行管控和调整。

附图说明

[0029] 图 1 为本发明对晶圆进行分类的方法流程示意图。

[0030] 图 2 为本发明实施例中筛选出的 28 个好坏组之间有明显差异的 WAT 参数盒子图。

[0031] 图 3 为本发明实施例中贡献率逐渐减小的 10 个主成分,在好坏组之间的差异的盒子图。

[0032] 图 4 为本发明实施例中,采用本发明的方法得到的晶圆分组,以及经过 CP 测试之后得到的晶圆分组。

具体实施方式

[0033] 本发明的核心思想是:基于 CP 数据和 WAT 数据通常有较强的相关性,运用统计和数据库挖掘的方法从历史 CP 数据和 WAT 数据出发,利用未知样本的 WAT 数据,对该未知样本的 CP 数据进行预测,达到将未知样本分类为好坏晶圆组的目的。采用本发明的技术方

案,不需要进行 CP 测试,就可以对已知 WAT 数据的未知样本进行准确的分组,不但提高了生产效率,而且可以及时地对晶圆制程进行管控和调整。

[0034] 为使本发明的目的、技术方案、及优点更加清楚明白,以下参照附图并举实施例,对本发明进一步详细说明。

[0035] 本发明对晶圆进行分类的方法流程示意图,如图 1 所示。其包括以下步骤:

[0036] 步骤 11、将已取得 WAT 数据和 CP 数据的晶圆分为好坏组。

[0037] 将已取得 WAT 数据和 CP 数据的晶圆称为已知晶圆。产品的好坏由良率决定,而且良率由众多的测试项目(bin)值计算得来,而 WAT 数据中某个 WAT 参数的变化往往只引起某个 bin 值的高低,为了使好坏组的意义更加明确,使 WAT 参数在组间的差异达到最大化,本发明只选用某个具体的 bin 值来进行分组。并且好坏组的 bin 值范围需要由工程师提供。

[0038] 本发明具体实施例提供已取得 CP 数据和 WAT 数据的晶圆 700 片,选用代表漏电流(leakage)的测试项目 bin40 对 700 片晶圆进行分组。通过分组发现:

[0039] Bin40 < 5% 的好晶圆数量为 370 片;

[0040] Bin40 > 20% 的坏晶圆数量为 140 片。

[0041] 5% 和 20% 的分组标准,由工程师根据客户的需要提供。该项目不合格的晶粒数量占整片晶圆所有晶粒的百分比即为 bin 值,经过筛选将好坏晶圆挑选出来,bin 值在 5% 和 20% 之间的晶圆视为放弃。

[0042] 需要说明的是,本发明实施例是以 CP 数据的 bin 值对晶圆进行分组,而且任意不合格的项目都可以作为分组的标准。实际上根据需要,有多种根据 CP 数据进行分组的方法,其中可以根据良率进行分组,良率是通过所有测试项目的晶粒占整片晶圆所有晶粒的百分比,根据良率进行分组的标准也由工程师提供,从而将晶圆分为好坏组。

[0043] 步骤 12、筛选 WAT 参数;

[0044] 基于历史 WAT 数据,做相关性分析,选出和某固定 bin 值有相关性的 WAT 参数集合。WAT 参数很多,影响到 bin 的种类也很多。对所述 WAT 数据和 CP 数据进行相关性分析,如果相关性系数大于某设定值,则认为所评价的该 WAT 参数与 CP 数据,这里指的就是 WAT 参数与 bin 值相关性较高,然后就将该 WAT 参数筛选到和某固定 bin 值有相关性的 WAT 参数集合中去。这里相关性系数是在 -1 至 1 之间的,一般相关性系数的绝对值小于 0.4 时,则认为 WAT 参数与 bin 值的相关性较小,对该 WAT 参数不予考虑。而相关性系数的绝对值越接近 1,则认为相关性越强。

[0045] 为了进一步确定筛选出的 WAT 参数具有组与组之间的可分辨性,使模型更加合理,在上述 WAT 参数集合中再选出好坏组之间有明显差异的 WAT 参数。有明显差异的标准是每个 WAT 参数在好坏组中的盒子图的 25% 至 75% 部分不重合。这样可以确保好坏组的 WAT 参数的主体分布有较大的差别。

[0046] 对于本发明具体实施例中的产品,每片晶圆共有 271 个 WAT 参数,不同晶圆的同一个 WAT 参数的值不同。通过相关性分析筛选出 30 个与 bin40 统计相关的 WAT 参数,要求相关性系数不小于 0.5;在上述 30 个 WAT 参数中,本发明实施例中再选出 28 个好坏组之间有明显差异的 WAT 参数。图 2 为本发明实施例中筛选出的 28 个好坏组之间有明显差异的 WAT 参数盒子图。其中,每个小图的横坐标表示分类为好坏晶圆的片数,坏代表 140 片分类到坏组的晶圆,好代表 370 片分类到好组的晶圆;纵坐标表示 WAT 参数值。28 个小图代表筛选

出每片晶圆的 28 个 WAT 参数,对于每个小图来说,每片晶圆的同一个 WAT 参数的值不同,在盒子的高度范围内波动。从图 2 中可以看出 28 幅小图中坏晶圆盒子图的 25% 至 75% 部分与好晶圆盒子图的 25% 至 75% 部分都不重合,说明所选 28 个 WAT 参数的好坏组差异是非常明显的。

[0047] 步骤 13、对上述筛选出的好坏组之间有明显差异的 WAT 参数进行正交化处理,即进行主成分分析,使得主成分之间两两垂直,消除了 WAT 参数之间的交互作用。每个主成分均为有明显差异的 WAT 参数的线性组合函数。

[0048] WAT 参数数目众多且彼此相关,将多个 WAT 参数综合考察,涉及到应用多元分析。多元分析处理的是多变量(多指标)问题,由于变量较多,增加了分析问题的复杂性。在大部分实际问题中,变量之间是有一定的相关性的,使得所观测的数据在一定程度上反映的信息有所重叠。人们自然希望用较少的变量来代替原来较多的变量,而且这些较少的变量尽可能的反映原来变量的信息。利用这种降维的思想,产生了主成分分析,即通过降维,找到几个综合因子(主成分)来代表众多的变量,使这些综合因子能尽可能反映原来变量的信息量,而且因子之间彼此互不相关。在这个问题中,运用主成分分析,用众多相关的 WAT 参数计算主成分,并提取累积贡献率达到 80%~85% 的前几个主成分,由此达到降维的目的,同时对原来变量信息的损失也不多。

[0049] 本发明实施例中将 28 个相关 WAT 参数进行正交化处理,即将所述 28 个相关 WAT 参数投影到最能反映原来变量信息的方向上,得到 28 个主成分,每个主成分为 28 个 WAT 参数的线性组合函数;同时为了达到排除噪声的目的,计算每个主成分对原来整体信息的贡献率,选出累积贡献率达到 80% 的前几个主成分,如图 3 所示,图 3 中为贡献率逐渐减小的 10 个主成分,在好坏组之间的差异的盒子图。其中,每个图的横坐标表示分类为好坏晶圆的片数,坏代表 140 片分类到坏组的晶圆,好代表 370 片分类到好组的晶圆;纵坐标表示主成分值。将这 10 个主成分的贡献率相加,得到的累积贡献率已经达到 80%,其它主成分的贡献率很小,视为噪声不予计算在内。

[0050] 那么,好坏组的每片晶圆都可以用上述 10 个主成分的线性组合函数表示,每片晶圆用矩阵表示为 1 列 10 行的矩阵。

[0051] 步骤 14、判别分析,计算未知样本到好坏组的距离,将样本归类到距离近的一组,每一个未知样本都可以进行判别分析,从而达到分类的目的。

[0052] 判别分析是判别个体所属群体的一种统计方法,它利用原有的分类信息,得到体现这种分类的函数关系式,这种函数关系式称为判别函数,然后利用该函数去判断未知样本属于哪一类,这里指属于好晶圆组还是坏晶圆组。判别分析其实质是一个学习和预测的过程。本发明实施例中采用马式(Mahalanobis)距离这种判别分析的手法,进行判别。当然还有多种判别分析手法同样适用于本发明,如线性判别分析(linear discriminant analysis)、贝斯判别分析(Bayes discriminant analysis)等。

[0053] Mahalanobis 距离的定义:

$$[0054] d(x, X) = \sqrt{(x - u)^T \Sigma^{-1} (x - u)}$$

[0055] 其中, x 表示未知晶圆, X 表示好组晶圆的总体或者坏组晶圆的总体, 等式左边代表未知样本 x 到总体 X 的距离, u 和 Σ 分别表示总体 X 的均值和方差。

[0056] 未知样本即已经得到 WAT 数据,但未知 CP 数据的某一未知晶圆。由于已知未知

样本的 WAT 数据,所以将未知样本的 WAT 数据用上述 10 个主成分的线性组合函数表示,即未知晶圆 x 都可以用上述 10 个主成分的线性组合函数表示,用矩阵表示为 1 列 10 行的矩阵 : $x = (x_1, x_2, x_3, \dots, x_{10})^T$; 总体 X 分为好晶圆组的总体或者坏晶圆组的总体,如果计算未知样本到好晶圆组的距离,则总体 X 用矩阵表示为 370 列 10 行的矩阵,每行表示一片已知好晶圆,共 370 片好晶圆; 如果计算未知样本到坏晶圆组的距离,则总体 X 用矩阵表示为 140 列 10 行的矩阵,每行表示一片已知坏晶圆,共 140 片坏晶圆。也就是说好组晶圆的总体 X 或者坏组晶圆的总体 X ,也是利用步骤 13 中选择出的 10 个主成分线性表示的矩阵。

[0057] 根据 $d(x, X) = \sqrt{(x-u)^T \sum^{-1} (x-u)}$ 分别计算得到未知样本到好坏晶圆组的 Mahalanobis 距离后,代入判别函数式 :

[0058] $W(x) = d(x, X_1) - d(x, X_2)$,

[0059] 其中 $d(x, X_1)$ 和 $d(x, X_2)$ 分别代表未知样本到好、坏晶圆组的 Mahalanobis 距离,

[0060] 然后应用判别规则 :

[0061] $x \in X_1$ if $W(x) < -\varepsilon$;

[0062] $x \in X_2$ if $W(x) > \varepsilon$;

[0063] 待判 if $W(x) \in (-\varepsilon, \varepsilon)$, 其中, ε 为无限趋近于 0 的数。

[0064] 也就是说如果 $W(x) < -\varepsilon$, 说明未知样本到好晶圆组的距离相比于坏晶圆组的距离显著性地近,则该未知样本被分到好晶圆组;

[0065] 同样,如果 $W(x) > \varepsilon$, 说明未知样本到好晶圆组的距离相比于坏晶圆组的距离显著性地远,则该未知样本被分到坏晶圆组;

[0066] 如果 $W(x) \in (-\varepsilon, \varepsilon)$, 说明根据本发明的方法得到未知样本到好晶圆组的距离与到坏晶圆组的距离没有显著性的差异,则无法分辨。

[0067] 将未知样本归类到距离近的那组,这样不需要等待时间对未知样本进行 CP 测试,就可以将晶圆预测分组,给工程师以有用的资讯,让工程师能够提早意识到问题并解决问题。

[0068] 为了测试采用本发明预测分组方法的正确性,将一组已知 CP 好坏的晶圆进行测试,该组晶圆共 192 片,其中,经过 CP 测试的好晶圆的数量为 144 片,坏晶圆的数量为 48 片。

[0069] 经过采用本发明的方法,得到好晶圆的数量为 146 片,坏晶圆的数量为 46 片。其中,只有 4 个经过 CP 测试的坏晶圆被分到好晶圆组,2 个经过 CP 测试的好晶圆被分到坏晶圆组。从上述结果对比可以看出:采用本发明的方法对晶圆预测分为好组的正确率达到了 $140/142 = 98.6\%$; 对晶圆预测分为坏组的正确率达到了 $40/44 = 90.9\%$ 。图 4 为本发明实施例中,采用本发明的方法得到的晶圆分组,以及经过 CP 测试之后得到的晶圆分组。纵坐标为 Bin40 的值,横坐标为主成分的值。经过本发明的方法,得到的晶圆分组,以图中的竖线为分界线,竖线左边分组为坏晶圆的数量为 $44+2 = 46$ 片; 竖线右边分组为好晶圆的数量为 $142+4 = 146$ 片。现有技术中,必须对未知样本进行 CP 测试,那么经过 CP 测试之后得到的晶圆分组, $Bin40 < 5\%$ 的好晶圆数量为 $142+2 = 144$; $Bin40 > 20\%$ 的坏晶圆数量为 $44+4 = 48$ 。而且从图 4 中可以看出,预测发生错误的晶圆主要处于好组和坏组的相交地带,所以预测出现误差是合理的,分组之所以出现误差,是因为实际生产中会出现两种情况:即使 WAT 参数偏低,bin 值仍然正常; 虽然 WAT 参数正常,但 bin 值超出正常范围。由于这两种情形的存在,使得本发明预测分类结果难免出现误差。

[0070] 采用本发明的技术方案,不需要进行 CP 测试,就可以对已知 WAT 数据的未知样本进行准确的分组,不但提高了生产效率,而且可以及时地对晶圆制程进行管控和调整。

[0071] 以上所述,仅为本发明的较佳实施例而已,并非用于限定本发明的保护范围。凡在本发明的精神和原则之内,所作的任何修改、等同替换、改进等,均应包含在本发明的保护范围之内。

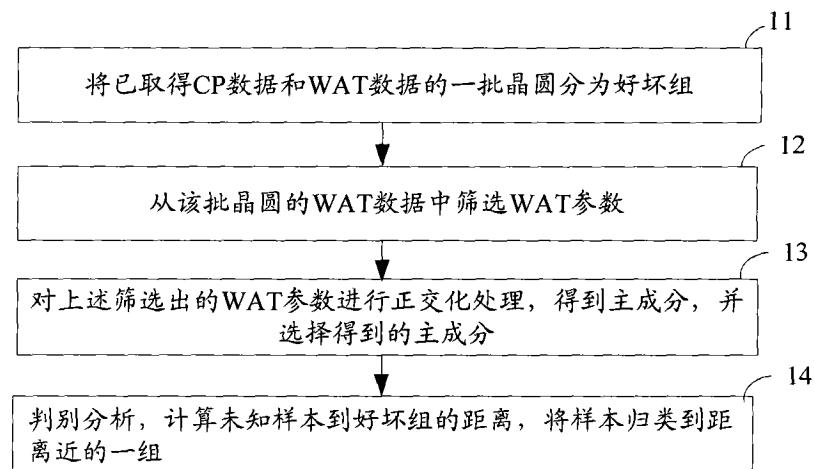


图 1

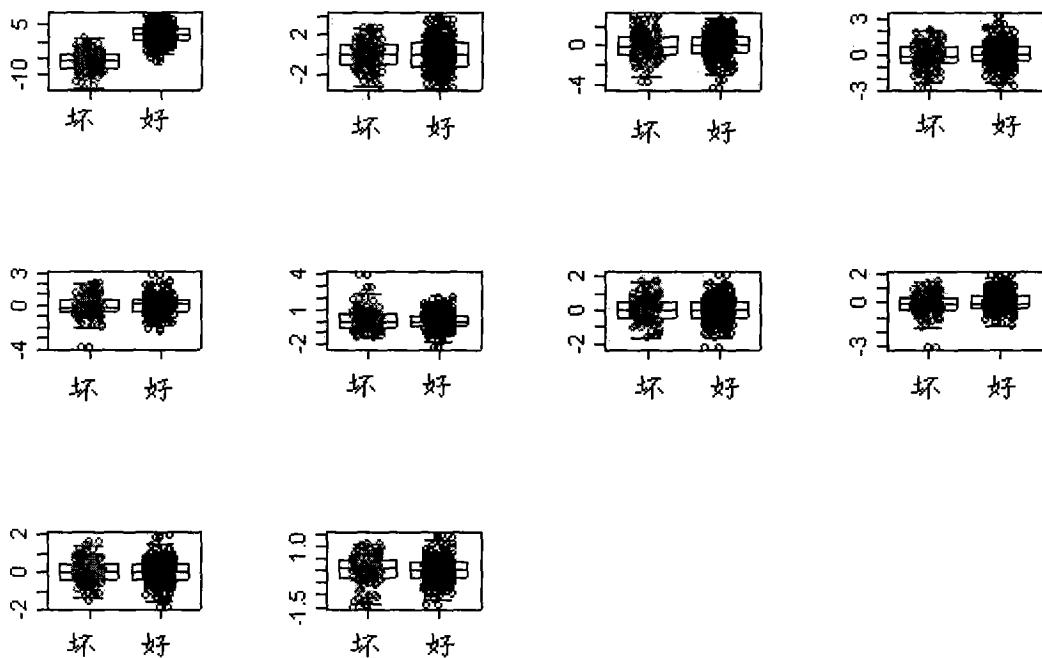


图 3

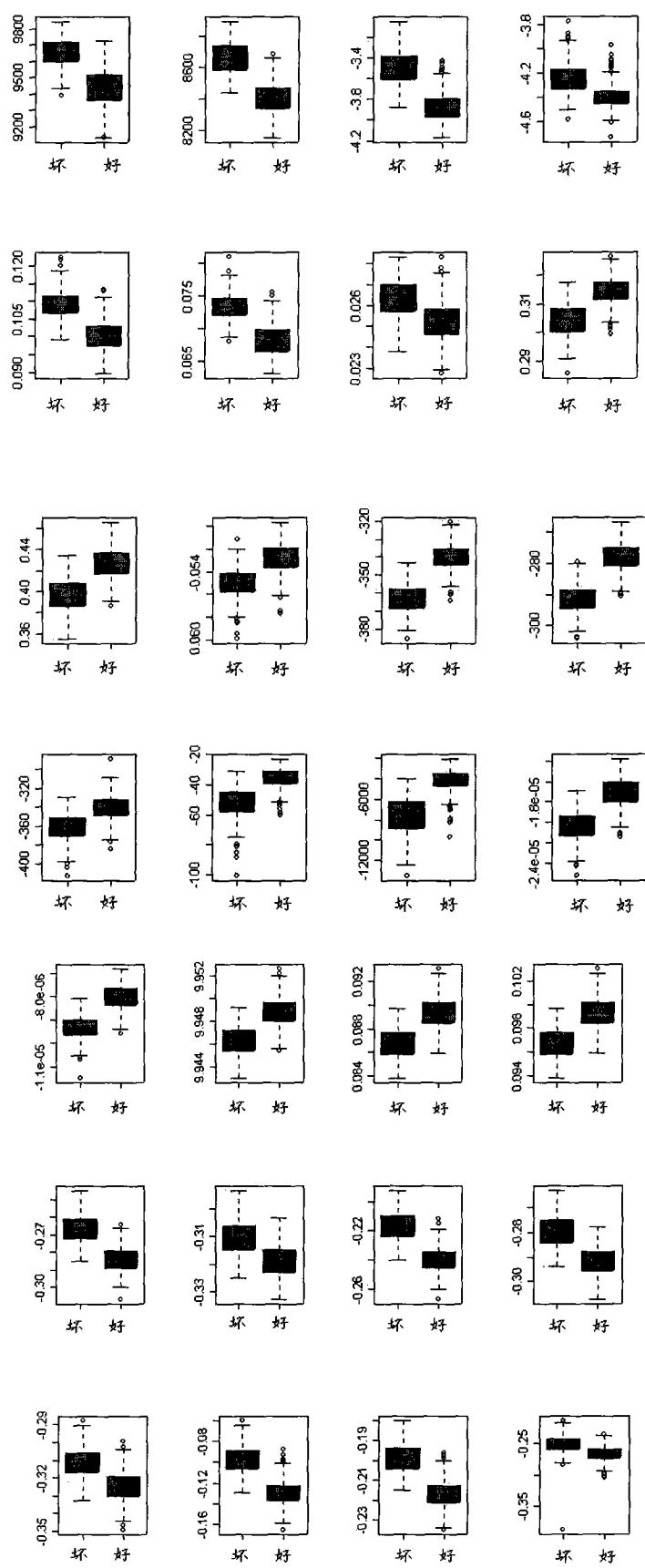


图 2

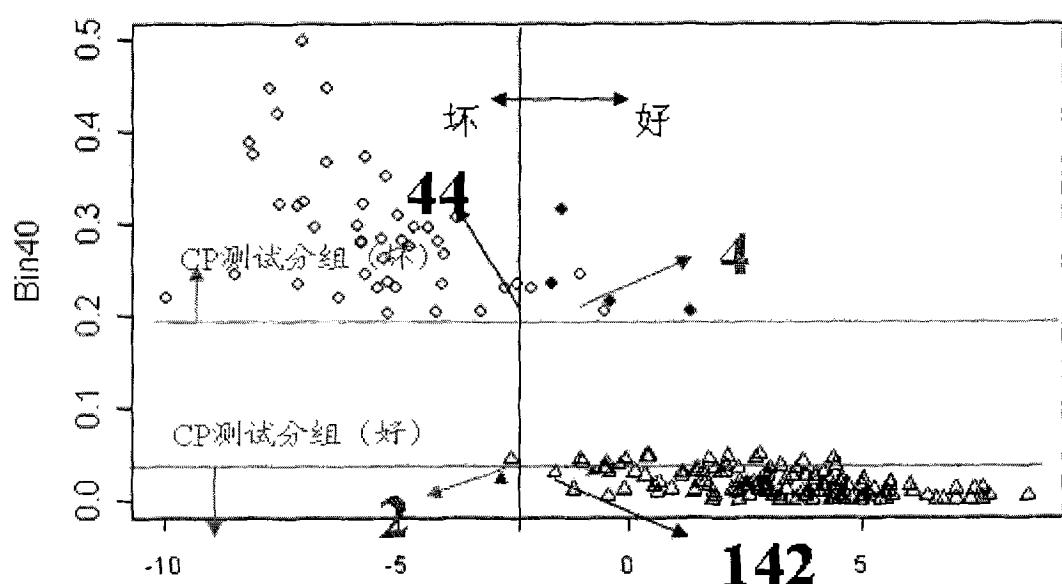


图 4