



(12) 发明专利申请

(10) 申请公布号 CN 105320920 A

(43) 申请公布日 2016. 02. 10

(21) 申请号 201410366376. 4

(51) Int. Cl.

(22) 申请日 2014. 07. 29

G06K 9/00(2006. 01)

(71) 申请人 国网山西省电力公司信息通信分公司

地址 030001 山西省太原市杏花岭区府东街169号山西省电力公司

(72) 发明人 马军伟 阎立 郝晓伟 赵敏 罗红波 哈兰

(74) 专利代理机构 北京路浩知识产权代理有限公司 11002

代理人 李相雨

权利要求书1页 说明书5页 附图1页

(54) 发明名称

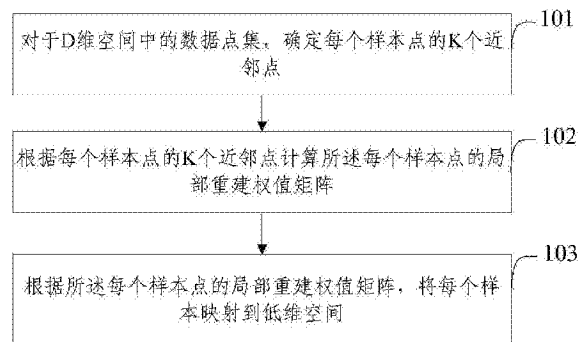
数据降维方法及基于数据降维方法的人脸识别方法

(57) 摘要

数据降维方法及基于数据降维方法的人脸识别方法。本发明提供了一种数据降维方法，包括：S1. 对于D维空间R^D中的数据点集X = {x\_1, x\_2, ..., x\_N}，确定每个样本点x\_i的K个近邻点x\_{i1}, x\_{i2}, ..., x\_{iK}；S2. 根据每个样本点x\_i的K个近邻点x\_{i1}, x\_{i2}, ..., x\_{iK}计算所述每个样本点x\_i的局部重建权值矩阵W\_i = {w\_{i1}, w\_{i2}, ..., w\_{iK}}；S3. 根据所述每个样本点x\_i的局部重建权值矩阵W\_i = {w\_{i1}, w\_{i2}, ..., w\_{iK}}，将每个样本点映射到低维空间，

映射条件为：
$$\min \varepsilon(Y) = \sum_{i=1}^N \left\| y_i - \sum_{j=1}^K w_{ij} y_{ij} \right\|^2$$

ε(Y)为损失函数值，y\_i是x\_i的输出向量，y\_{i1}, y\_{i2}, ..., y\_{iK}是y\_i的K个近邻点，得到D维空间R^D中的数据点集X = {x\_1, x\_2, ..., x\_N}对应的d维空间R^d中的数据点集Y = {y\_1, y\_2, ..., y\_N}，d < D。



1. 一种数据降维方法,其特征在于,包括:

S1. 对于D维空间 $R^D$ 中的数据点集 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_N\}$ ,确定每个样本点 $x_i$ 的K个近邻点 $x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iK}$ ;

S2. 根据每个样本点 $x_i$ 的K个近邻点 $x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iK}$ 计算所述每个样本点 $x_i$ 的局部重建权值矩阵 $W_i = \{w_{i1}, w_{i2}, \dots, w_{iK}\}$ ;

S3. 根据所述每个样本点 $x_i$ 的局部重建权值矩阵 $W_i = \{w_{i1}, w_{i2}, \dots, w_{iK}\}$ ,将每个样本点映射到低维空间,映射条件为: $\min \varepsilon(Y) = \sum_{i=1}^N \left\| y_i - \sum_{j=1}^K w_{ij} y_{ij} \right\|^2$ ,  $\varepsilon(Y)$ 为损失函数值, $y_i$

是 $x_i$ 的输出向量, $y_{i1}, y_{i2}, \dots, y_{iK}$ 是 $y_i$ 的K个近邻点,得到D维空间 $R^D$ 中的数据点集 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_N\}$ 对应的d维空间 $R^d$ 中的数据点集 $Y = \{y_1, y_2, \dots, y_N\}$ , $d < D$ 。

2. 根据权利要求1所述的方法,其特征在于,所述步骤S2包括:

S21. 最优化式子 $\min \left\| x_i - \sum_{j=1}^K w_{ij} x_{ij} \right\|$ ,求解 $W_i = \{w_{i1}, w_{i2}, \dots, w_{iK}\}$ ,其中 $\sum_{j=1}^K w_{ij} = 1$ ;

将其转化为最优化式子 $\min f(W_i) = c + b^T W_i + \frac{1}{2} W_i^T H W_i$ ,求解 $W_i = \{w_{i1}, w_{i2}, \dots, w_{iK}\}$ ,其中, $H = 20^T 0$ , $b = -20^T I$ , $c = I^T I$ , $0$ 为 $0 = (X-B)^T (X-B)$ , $X = (x_1, x_2, \dots, x_N)$ , $B = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iK})$ , $I$ 为单位矩阵, $0^T$ 为 $0$ 的转置矩阵;

S22. 预先设定初始值 $W^0$ 和计算精度 $\varepsilon$ , $\varepsilon > 0$ ;

S23. 计算 $g_0 = \nabla f(W^0)$ ,若 $\|g_0\| < \varepsilon$ ,则 $W_i = W^0$ ;否则,令 $s^0 = -g_0$ , $k = 0$ ;

S24. 最优化下式,求解 $\tau^0$ ,

$\min_{\tau^0 > 0} f(W^k + \tau^0 s^k)$ ;令 $W^{k+1} = W^k + \tau^k s^k$ , $g_{k+1} = \nabla f(W^{k+1})$ ;

S25. 若 $\|g_{k+1}\| < \varepsilon$ ,结束迭代,否则,执行步骤S26;

S26. 若 $k < K-1$ ,令 $\mu_{k+1} = \frac{g_{k+1}^T (g_{k+1} - g_k)}{\|g_k\|^2}$ , $s^{k+1} = -g_{k+1} + \mu_{k+1} s^k$ ;

$k = k+1$ ,执行步骤S24;

若 $k = K-1$ ,则 $W^0 = W^n$ ,执行步骤S23。

3. 一种基于权利要求1或2所述数据降维方法的人脸识别方法,其特征在于,包括:

提取脸部信息,转化为数据信息;

对所述数据信息进行数据降维处理;

对降维后的数据进行最近邻分类器匹配,若匹配成功,不报警;否则,报警。

## 数据降维方法及基于数据降维方法的人脸识别方法

### 技术领域

[0001] 本发明涉及信息处理领域，具体涉及一种数据降维方法及基于数据降维方法的人脸识别方法。

### 背景技术

[0002] 数据降维是指将高维空间中的数据降低到低维的空间中，以消除原有的数据冗余性，提高数据的后续处理能力。传统数据降维主要是应用线性法。主分量分析和线性判定分析是目前应用最为广泛的两种线性降维方法。尽管这两种方法理论成熟、计算快速，但仅仅能够对具备线性结构的数据进行降维，难以直接用来处理大规模、高维且非线性的数据。

[0003] 经科学验证，高维数据的属性之间常常存在着一定的规律性和相关性，这种现象直观上表现为高维空间中的样本点散布在低维空间中的一个流形上，这个流形揭示了数据集的特性，并且由较低的固有维数。

[0004] 基于上述观点，理论上只要针对有限的、离散的数据样本进行学习，展开高维空间中呈折叠状的弯曲面，发现并揭示数据潜在的拓扑结构，便能挖掘出隐含在低维流形中的有用信息。对于图像、视频等数据都是高维的，导致后续处理能力下降，如何在确保不丢失主要特性的前提下，尽可能地减缩维数成为一个研究热点。

[0005] 因此，如何提供一种数据降维方法，成为亟待解决的问题。

### 发明内容

[0006] 针对现有技术中的缺陷，本发明提供一种数据降维方法及基于数据降维方法的人脸识别方法，解决了数据维数过高引起的后续处理能力下降的问题。

[0007] 第一方面，本发明提供一种数据降维方法，所述方法包括：

[0008] S1. 对于D维空间  $R^D$  中的数据点集  $X = \{x_1, x_2, \dots, x_N\}$ ，确定每个样本点  $x_i$  的K个近邻点  $x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iK}$ ；

[0009] S2. 根据每个样本点  $x_i$  的K个近邻点  $x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iK}$  计算所述每个样本点  $x_i$  的局部重建权值矩阵  $W_i = \{w_{i1}, w_{i2}, \dots, w_{iK}\}$ ；

[0010] S3. 根据所述每个样本点  $x_i$  的局部重建权值矩阵  $W_i = \{w_{i1}, w_{i2}, \dots, w_{iK}\}$ ，将每个

样本映射到低维空间，映射条件为：
$$\min \varepsilon(Y) = \sum_{i=1}^N \left\| y_i - \sum_{j=1}^K w_{ij} y_{ij} \right\|^2$$
， $\varepsilon(Y)$  为损失函数值， $y_i$

是  $x_i$  的输出向量， $y_{i1}, y_{i2}, \dots, y_{iK}$  是  $y_i$  的K个近邻点，得到D维空间  $R^D$  中的数据点集  $X = \{x_1, x_2, \dots, x_N\}$  对应的d维空间  $R^d$  中的数据点集  $Y = \{y_1, y_2, \dots, y_N\}$ ， $d < D$ 。

[0011] 优选地，所述步骤S2包括：

[0012] S21. 最优化式子  $\min \left\| x_i - \sum_{j=1}^K w_{ij} x_{ij} \right\|^2$ ，求解  $W_i = \{w_{i1}, w_{i2}, \dots, w_{iK}\}$ ，其中  $\sum_{j=1}^K w_{ij} = 1$ ；

[0013] 将其转化为最优化式子  $\min f(W_i) = c + b^T W_i + \frac{1}{2} W_i^T H W_i$ , 求解  $W_i = \{w_{i1}, w_{i2}, \dots, w_{iK}\}$ , 其中,  $H = 20^T 0$ ,  $b = -20^T I$ ,  $c = I^T I$ ,  $0$  为  $0 = (X-B)^T (X-B)$ ,  $X = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iK})$ ,  $B = (x_{11}, x_{12}, \dots, x_{1K})$ ,  $I$  为单位矩阵,  $0^T$  为  $0$  的转置矩阵;

[0014] S22. 预先设定初始值  $W^0$  和计算精度  $\varepsilon$ ,  $\varepsilon > 0$ ;

[0015] S23. 计算  $g_0 = \nabla f(W^0)$ , 若  $\|g_0\| < \varepsilon$ , 则  $W_i = W^0$ ; 否则, 令  $s^0 = -g_0$ ,  $k = 0$ ;

[0016] S24. 最优化下式, 求解  $\tau^0$ ,

[0017]  $\min_{\tau \geq 0} f(W^k + \tau s^k)$ ; 令  $W^{k+1} = W^k + \tau_k s^k$ ,  $g_{k+1} = \nabla f(W^{k+1})$ ;

[0018] S25. 若  $\|g_{k+1}\| < \varepsilon$ , 结束迭代, 否则, 执行步骤 S26;

[0019] S26. 若  $k < K-1$ , 令  $\mu_{k+1} = \frac{g_{k+1}^T (g_{k+1} - g_k)}{\|g_k\|^2}$ ,  $s^{k+1} = -g_{k+1} + \mu_{k+1} s^k$ ;

[0020]  $k = k+1$ , 执行步骤 S24;

[0021] 若  $k = K-1$ , 则  $W^0 = W^n$ , 执行步骤 S23。

[0022] 第二方面, 本发明提供基于数据降维方法的人脸识别方法, 所述方法包括:

[0023] 提取脸部信息, 转化为数据信息;

[0024] 对所述数据信息进行数据降维处理;

[0025] 对降维后的数据进行最近邻分类器匹配, 若匹配成功, 不报警; 否则, 报警。

[0026] 由上述技术方案可知, 本发明的数据降维方法解决了数据维数过高引起的后续处理能力下降的问题, 本发明所述数据降维方法采用保形映射思想, 能够很好地保留数据结构信息。另外, 本发明所述的数据降维方法, 不需要矩阵的逆运算, 简化了计算, 且扩大了应用范围。本发明的基于数据降维方法的人脸识别方法, 为图像后期的匹配处理提供了较大的帮助, 缩短了匹配时间、降低了匹配难度, 使得人脸识别过程在较短的时间内准确实现。

## 附图说明

[0027] 为了更清楚地说明本发明实施例或现有技术中的技术方案, 下面将对实施例或现有技术描述中所需要使用的附图作简单地介绍, 显而易见地, 下面描述中的附图是本发明的一些实施例, 对于本领域普通技术人员来讲, 在不付出创造性劳动的前提下, 还可以根据这些附图获得其他的附图。

[0028] 图 1 是本发明实施例一提供的数据降维方法的流程图;

[0029] 图 2 是本发明实施例三提供的基于数据降维方法的人脸识别方法的流程图。

## 具体实施方式

[0030] 为使本发明实施例的目的、技术方案和优点更加清楚, 下面将结合本发明实施例中的附图, 对本发明实施例中的技术方案进行清楚、完整的描述, 显然, 所描述的实施例是本发明一部分实施例, 而不是全部的实施例。基于本发明中的实施例, 本领域普通技术人员在没有作出创造性劳动前提下所获得的所有其他实施例, 都属于本发明保护的范围。

[0031] 本发明提出的数据降维方法, 能够应用于图像、视频、音频等需要进行数据降维的

场合。

[0032] 图 1 示出了本发明实施例一提供的数据降维方法的流程图,如图 1 所示,本实施例的数据降维方法如下所述。

[0033] 步骤 101:对于 D 维空间  $R^D$  中的数据点集  $X = \{x_1, x_2, \dots, x_N\}$ , 确定每个样本点  $x_i$  的 K 个近邻点  $x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iK}$ 。

[0034] 步骤 102:根据每个样本点  $x_i$  的 K 个近邻点  $x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iK}$  计算所述每个样本点  $x_i$  的局部重建权值矩阵  $W_i = \{w_{i1}, w_{i2}, \dots, w_{iK}\}$ 。

[0035] 步骤 103:根据所述每个样本点  $x_i$  的局部重建权值矩阵  $W_i = \{w_{i1}, w_{i2}, \dots, w_{iK}\}$ , 将

每个样本点映射到低维空间,映射条件为:  $\min \varepsilon(Y) = \sum_{i=1}^N \left\| y_i - \sum_{j=1}^K w_{ij} y_{ij} \right\|^2$ ,  $\varepsilon(Y)$  为损失函

数值,  $y_i$  是  $x_i$  的输出向量,  $y_{i1}, y_{i2}, \dots, y_{iK}$  是  $y_i$  的 K 个近邻点,得到 D 维空间  $R^D$  中的数据点集  $X = \{x_1, x_2, \dots, x_N\}$  对应的 d 维空间  $R^d$  中的数据点集  $Y = \{y_1, y_2, \dots, y_N\}$ ,  $d < D$ 。

[0036] 由此,本实施例的数据降维方法,解决了数据维数过高引起的后续处理能力下降的问题,本实施例所述数据降维方法采用保形映射思想,很好地保留了数据结构信息,且具有良好的聚合性能。

[0037] 本发明实施例二提供了一种数据降维方法,如下所述:

[0038] 步骤 201:对于 D 维空间  $R^D$  中的数据点集  $X = \{x_1, x_2, \dots, x_N\}$ , 确定每个样本点  $x_i$  的 K 个近邻点  $x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iK}$ 。

[0039] 步骤 202:根据每个样本点  $x_i$  的 K 个近邻点  $x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iK}$  计算所述每个样本点  $x_i$  的局部重建权值矩阵  $W_i = \{w_{i1}, w_{i2}, \dots, w_{iK}\}$ 。

[0040] 在本步骤中,按照以下方式计算每个样本点  $x_i$  的局部重建权值矩阵  $W_i = \{w_{i1}, w_{i2}, \dots, w_{iK}\}$ :

[0041] 1. 最优化式子  $\min \left\| x_i - \sum_{j=1}^K w_{ij} x_{ij} \right\|^2$ , 求解  $W_i = \{w_{i1}, w_{i2}, \dots, w_{iK}\}$ , 其中

[0042]  $\sum_{j=1}^K w_{ij} = 1$ ;

[0043] 设  $X = (x_1, x_2, \dots, x_i)$ ,  $B = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iK})$ , 则式子  $\left\| x_i - \sum_{j=1}^K w_{ij} x_{ij} \right\|^2$  可表示为:

[0044] 
$$\begin{aligned} & \left\| x_i - \sum_{j=1}^K w_{ij} x_{ij} \right\|^2 \\ &= \left\| x_i - B W_i \right\|^2 \\ &= \left\| X W_i - B W_i \right\|^2 \\ &= \left\| (X - B) W_i \right\|^2 \\ &= ((X - B) W_i)^T ((X - B) W_i) \\ &= W_i^T (X - B)^T (X - B) W_i \end{aligned}$$

[0045] 令  $0 = (X-B)^T(X-B)$ , 式子  $\left\|x_i - \sum_{j=1}^K w_{ij}x_{ij}\right\|^2$  可写成  $W_i^T 0 W_i$ ; 为求最小值, 采用拉格朗日

函数法, 令  $L(W_i) = W_i^T 0 W_i + \lambda (1 - W_i^T I)$ , 则是其最小的必要条件是:  $\frac{\partial L(W_i)}{\partial W_i} = 20W_i - \lambda I = 0$ ,

若矩阵  $0$  非奇异, 则有  $W_i = \frac{O^{-1}\lambda I}{2}$ , 结合约束条件  $1 - W_i^T I = 0$ , 可得  $1 - \left(\frac{O^{-1}\lambda I}{2}\right)^T I = 0$ , 即

$\frac{\lambda I^T O^{-1} I}{2} = 1$ , 从而  $\lambda = \frac{2}{I^T O^{-1} I}$ . 将  $\lambda = \frac{2}{I^T O^{-1} I}$  代入  $W_i = \frac{O^{-1}\lambda I}{2}$ , 得  $W_i = \frac{O^{-1} I}{I^T O^{-1} I}$ ,  $I$  为单位矩阵,

$O^T$  为  $0$  的转置矩阵,  $I^T$  为  $I$  的转置矩阵。

[0046] 可见, 上面的求解需要逆矩阵运算, 但是对于数据量较大的数据, 对其求解逆运算变得几乎不可行。

[0047] 将式子  $W_i = \frac{O^{-1} I}{I^T O^{-1} I}$  转化为  $OW_i = \frac{\lambda}{2} I$ , 令  $\frac{\lambda}{2} = 1$ , 则  $OW_i = I$ , 将最优化式子

$\min \left\|x_i - \sum_{j=1}^K w_{ij}x_{ij}\right\|^2$  转化为最优化问题  $\min f(x) = \min |OW_i - I|^2$

[0048] 由于,  $|OW_i - I|^2 = (OW_i - I)^T (OW_i - I)$   
 $= (W_i^T O^T - I^T)(OW_i - I)$   
 $= W_i^T O^T OW_i - 2I^T OW_i + I^T I$

[0049] 则  $\min f(W_i) = c + b^T W_i + \frac{1}{2} W_i^T H W_i$ , 其中,  $H = 2O^T O$ ,  $b = -2O^T I$ ,  $c = I^T I$ ;

[0050] 2. 预先设定初始值  $W^0$  和计算精度  $\varepsilon$ ,  $\varepsilon > 0$ ;

[0051] 3. 计算  $g_0 = \nabla f(W^0)$ , 若  $\|g_0\| < \varepsilon$ , 则  $W_i = W^0$ ; 否则, 令  $s^0 = -g_0$ ,  $k = 0$ ;

[0052] 4. 最优化下式, 求解  $\tau^0$ ,

[0053]  $\min_{\tau^k > 0} f(W^k + \tau^k s^k)$ ; 令  $W^{k+1} = W^k + \tau^k s^k$ ,  $g_{k+1} = \nabla f(W^{k+1})$ ;

[0054] 5. 若  $\|g_{k+1}\| < \varepsilon$ , 结束迭代, 否则, 执行步骤 6;

[0055] 6. 若  $k < K-1$ , 令  $\mu_{k+1} = \frac{g_{k+1}^T (g_{k+1} - g_k)}{\|g_k\|^2}$ ,  $s^{k+1} = -g_{k+1} + \mu_{k+1} s^k$ ;

[0056]  $k = k+1$ , 执行步骤 4;

[0057] 若  $k = K-1$ , 则  $W^0 = W^n$ , 执行步骤 3。

[0058] 步骤 203: 根据所述每个样本点  $x_i$  的局部重建权值矩阵  $W_i = \{w_{i1}, w_{i2}, \dots, w_{iK}\}$ , 将

每个样本点映射到低维空间, 映射条件为:  $\min \varepsilon(Y) = \sum_{i=1}^N \left\|y_i - \sum_{j=1}^K w_{ij} y_{ij}\right\|^2$ ,  $\varepsilon(Y)$  为损失函

数值,  $y_i$  是  $x_i$  的输出向量,  $y_{i1}, y_{i2}, \dots, y_{iK}$  是  $y_i$  的  $K$  个近邻点, 得到  $D$  维空间  $R^D$  中的数据点

集  $X = \{x_1, x_2, \dots, x_N\}$  对应的  $d$  维空间  $R^d$  中的数据点集  $Y = \{y_1, y_2, \dots, y_N\}$ ,  $d < D$ 。

[0059] 本实施例所述数据降维方法,采用保形映射思想,很好地保留了数据结构信息,且具有良好的聚合性能。另外,本发明实施例所述的数据降维方法,不需要矩阵的逆运算,简化了计算,且扩大了应用范围。

[0060] 随着智能电网建设的持续推进,电力信息通信网络飞速发展,承担着电力继电保护通道、安全稳定控制装置通道、电量信息采集主站、变电站视频监控系统、电力数据通信网等重要业务。一般情况下,在核心交换机、核心路由器、服务器主站和重要电源设备区等会设置警戒线,防止外来人员进入。但是,并不能保证外来人员有意进入警戒区进行非法操作,获取或篡改相关数据。因此,鉴于信息通信设备在电网中的作用越来越重要,必须加大对机房重要设备的保护力度,防止意外事故发生,影响电网的安全稳定运行。

[0061] 在电力信息通信机房重要设备保护区安装人脸鉴别系统,预先输入机房管理人员的照片,当有外来人员非法进入时,连接到信息通信调度室的报警装置会自动报警,提示调度人员有外人进入。

[0062] 但是在上述应用过程中,由于人脸图像信息量过于庞大,数据维度较高,给后期的图像匹配工作带来了很大的麻烦,匹配难度和匹配时间都大大加高和加难。

[0063] 基于本发明实施例二提供的的数据降维方法,本发明实施例三提供了基于数据降维方法的人脸识别方法,如图 2 所示,包括:

[0064] 步骤 301:提取脸部信息,转化为数据信息。

[0065] 步骤 302:对所述数据信息进行数据降维处理。

[0066] 在本步骤中,利用上述实施例二所述的数据降维方法进行处理。具体处理过程在此不再赘述。

[0067] 步骤 303:对降维后的数据,利用最近邻分类器匹配。

[0068] 步骤 304:判断匹配是否成功,若匹配成功,不报警;否则,报警。

[0069] 本发明实施例提供的基于数据降维方法的人脸识别方法,为图像后期的匹配处理提供了较大的帮助,缩短了匹配时间、降低了匹配难度,使得人脸识别过程在较短的时间内准确实现。

[0070] 以上实施例仅用于说明本发明的技术方案,而非对其限制;尽管参照前述实施例对本发明进行了详细的说明,本领域的普通技术人员应当理解:其依然可以对前述各实施例所记载的技术方案进行修改,或者对其中部分技术特征进行等同替换;而这些修改或替换,并不使相应技术方案的本质脱离本发明各实施例技术方案的精神和范围。

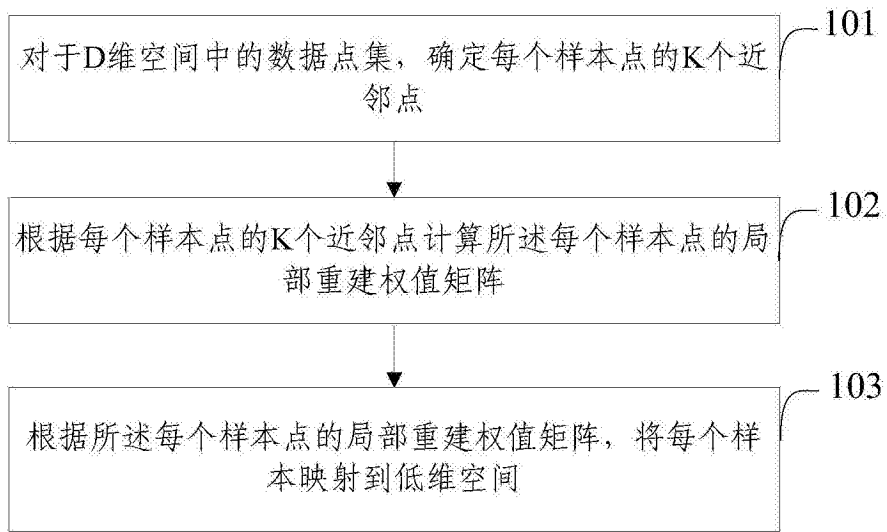


图 1

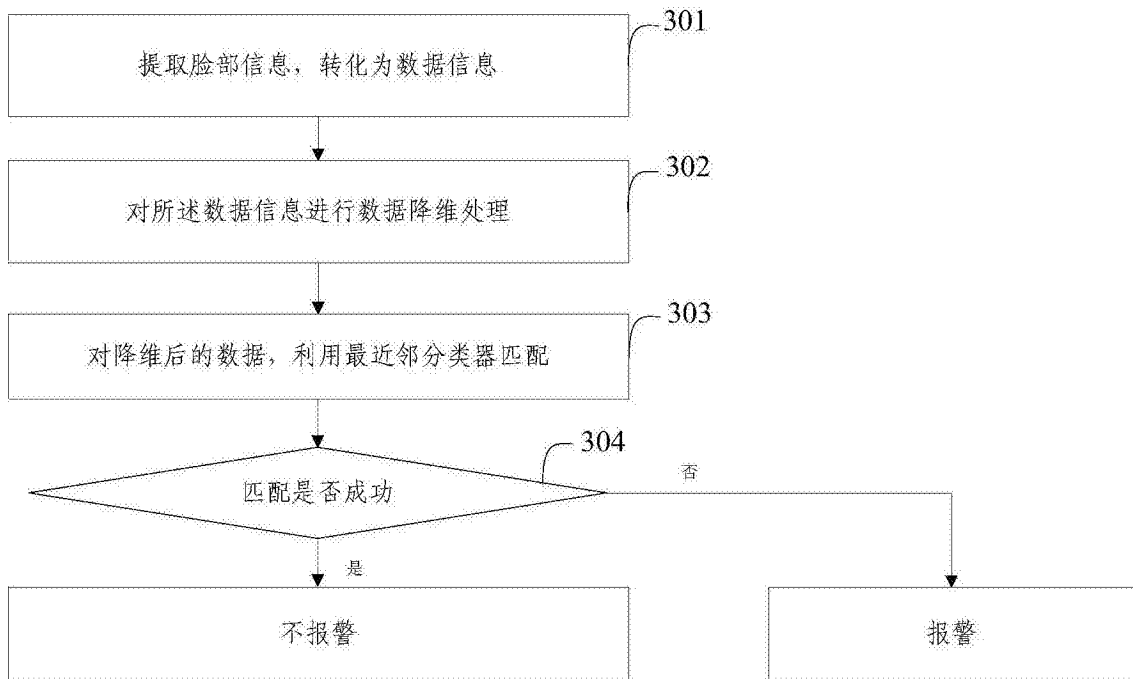


图 2