

特征矩阵构造方法在高速列车故障诊断中的应用

赵莹莹, 谭献海

(西南交通大学 信息科学与技术学院, 成都 610031)

摘 要: 基于二维特征矩阵的二维特征融合(2DFF)方法——二维主成分分析法能够降低特征矩阵的维数, 达到特征融合的目的, 但该方法仅在特征向量维数相近的情况下效果较好。传统 2DFF 特征矩阵构造方法需要在每个特征向量后补 0 以形成二维特征矩阵, 在特征向量维数相差较大时补 0 个数较多, 破坏原始特征向量属性, 使最终识别率降低。针对该问题, 提出一种基于奇异值分解(SVD)的二维特征矩阵构造方法, 该方法将所有特征向量首尾相接组合成一维特征向量, 利用 SVD 的分解特性, 在保持特征信号相位不变的情况下, 将一维综合特征向量分解成二维特征矩阵, 避免大量补 0 导致信号特性的改变。实验结果表明, 该方法在各特征向量维数相差较大的情况下, 可获得比在向量后直接补 0 的特征矩阵构造方法更高的识别率。

关键词: 状态识别; 高速列车故障诊断; 特征融合; 二维特征矩阵; 主成分分析

中文引用格式: 赵莹莹, 谭献海. 特征矩阵构造方法在高速列车故障诊断中的应用[J]. 计算机工程, 2017, 43(2): 21-25, 32.

英文引用格式: Zhao Yingying, Tan Xianhai. Applications of Feature Matrix Construction Method in Fault Diagnose of High-speed Train[J]. Computer Engineering, 2017, 43(2): 21-25, 32.

Applications of Feature Matrix Construction Method in Fault Diagnose of High-speed Train

ZHAO Yingying, TAN Xianhai

(School of Information Science and Technology, Southwest Jiaotong University, Chengdu 610031, China)

【Abstract】 The Two-dimensional Feature Fusion(2DFF) method based on two-dimensional feature matrix, i. e., two-dimensional principal component analysis can the goal of feature fusion by decreasing the dimensions of the feature matrix, but it performs well got only when the difference in the dimensions of feature vectors is small. Some zeros after every single feature vector to get a two-dimensional feature matrix in the construction method of feature matrix of traditional 2DFF, which may change attributes of original feature vector at the condition that the difference in dimension of each feature vectors is huge and decreases the identification rate. Since the disadvantage above, a new construction method of feature matrix based on Singular Value Decomposition(SVD) is proposed. The new method groups all feature vectors end to end as a new one-dimensional feature vector which is decomposed into a two-dimensional feature matrix by keeping the phase of the signal unchanged based on the decomposition feature of SVD. Experimental result shows that the new method has a higher identification rate than traditional 2DFF feature construction method difference in the dimensions of feature vectors.

【Key words】 state identification; fault diagnosis of high-speed train; feature fusion; two-dimensional feature matrix; Principal Component Analysis(PCA)

DOI: 10. 3969/j. issn. 1000-3428. 2017. 02. 004

0 概述

信息融合技术是模式识别的一项重要技术。根据融合数据的类型, 信息融合可分为 3 个层次: 数据层信息融合, 特征层信息融合和决策层信息融合。

其中, 特征层融合属于中间层次, 它对来自传感器的原始信息进行特征提取, 然后再对特征信息进行综合分析和处理, 最后将融合后的特征向量输入分类器进行分类识别。特征层融合的优点在于实现了可观的数据压缩, 有利于实时处理, 并且融合产生的新

基金项目: 国家自然科学基金重点项目“高速列车服役安全性态特征分析与评估”(61134002)。

作者简介: 赵莹莹(1989—), 女, 硕士研究生, 主研究方向为列车故障诊断、网络通信、智能信息处理; 谭献海, 副教授、博士。

收稿日期: 2016-01-04 **修回日期:** 2016-02-29 **E-mail:** 635795602@qq.com

特征保留了参与融合的单特征对系统的有效辨别信息,一定程度上消除了多个特征之间的冗余信息^[1],并且由于所提出的特征直接与决策分析有关,融合结果最大限度地给出了决策分析所需要的特征信息^[2]。

因此,特征融合技术在信息融合过程中具有十分重要的地位。在模式识别领域,特征融合技术已经取得了很大的发展,文献[1,3-4]都是通过函数映射的方法改变原始特征向量的维数,达到特征融合的目的,使融合特征更好分类;文献[5]利用单个特征分类模型的加权融合模型进行综合分类。先将单个特征通过 SVM 训练获得模型,然后对获得的多个模型进行加权融合得到融合模型,最后利用融合的模型对特征进行训练检测;文献[6-10]提出的是基于 D-S 证据理论的特征融合方法。特征融合的方法有很多,适用的场合也各不相同,其中通过降维的方法进行特征融合由于其科学合理,且适用场合较多的特性被广泛的应用。常用的通过降维达到特征融合的技术是将已有的特征向量按照一定的方式或规则组合在一起,然后对组合特征使用合适的降维方法进行融合^[11-13]。传统的组合方法是将多个特征向量首尾拼接成一个一维的特征向量,将该融合后的特征向量输入到分类器中识别,可获得比单个特征识别效果更好的分辨率。该方法在特征维数较少时效果很好,但是当特征维数较多时,增加计算的复杂度,降低融合效率^[3]。基于此,文献[3]提出二维特征融合(Two-dimension Feature Fusion, 2DFF)策略,即将多个特征向量按行组合,得到一个二维特征向量矩阵,通过特征矩阵化,简化了所需要计算的相关矩阵,降低了计算的复杂度。但是该方法只适用于各个特征向量维数相近的情况,如果各个特征向量维数相差较大,该方法的劣势将明显下降。

针对基于二维特征矩阵特征融合(2DFF)方法中的不足,本文提出一种新的特征矩阵组合方法。利用该方法无论各个特征向量的维数相差多大,都可以发挥 2DFF 的优势。

1 二维特征矩阵融合算法

1.1 传统二维特征组合策略

对于传感器采集到的信号,经过降噪预处理之后,对每一个样本信号提取 m 个不同的特征向量,记为 $\{a_1, a_2, \dots, a_i, \dots, a_m\}$,第 i 个特征向量 a_i 的维数记为 n_i ,其中, $i = 1, 2, \dots, m$ 。将 m 个特征向量依次排列组成 $m \times n$ 的二维矩阵,其中 $n = \max(n_1, n_2, \dots, n_m)$,若 $n_i < n$,则向量维数后补 0 使其维数扩展为 n ,得到二维特征向量矩阵 T ^[11-13]:

$$T = \begin{bmatrix} a_1 \\ a_2 \\ \vdots \\ a_m \end{bmatrix} = \begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} & \cdots & a_{1n} \\ a_{21} & a_{22} & \cdots & a_{2n} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ a_{m1} & a_{m2} & \cdots & a_{mn} \end{pmatrix}$$

组合后的特征向量 T 为 $m \times n$ 的二维矩阵。对上述获得的二维特征矩阵 T 进行一定的处理得到的融合特征即为所需要的融合特征。

1.2 基于 2DPCA 的特征融合方法

二维主成分分析(2DPCA)最早由 Yang 等在研究图像重构时提出,从统计不相关的角度改进了 Liu 提出的利用图像矩阵直接构造图像三步矩阵的方法,并取得了较好的效果^[12-13]。2DPCA 是通过降维的方式,将特征矩阵投影到较低维数的平面上^[3]。

假设 X 为一个 n 维归一化列向量,将二维特征矩阵 T 按照下面的公式投影到 X 上:

$$Y = TX \quad (1)$$

得到的 Y 为一个 m 维的投影列向量,将所有样本都投影到 X 向量上,就得到所有样本的投影向量,这些投影向量之间的分散程度代表了向量 X 区分样本的能力。可以用投影后向量的协方差迹来表示样本投影后的分散程度^[3],即:

$$J(X) = \text{tr}(S_x) \quad (2)$$

其中, S_x 表示样本投影后的向量的协方差; $\text{tr}(S_x)$ 表示 S_x 的迹,代表了各投影向量的分散程度。 S_x 可表示为:

$$\begin{aligned} S_x &= E(Y - EY)(Y - EY)^T \\ &= E[(T - EX)X][(T - EX)X]^T \end{aligned} \quad (3)$$

则:

$$\text{tr}(S_x) = X^T [E(T - EX)^T(T - EX)]X \quad (4)$$

其中, $E(T - EX)^T(T - EX)$ 为二维特征矩阵的相关矩阵。当样本数据经过标准化后,相关矩阵也就是协方差矩阵。对于 M 个样本数据,用 G_i 表示其平均协方差矩阵,则:

$$J(X) = X^T G_i X \quad (5)$$

投影向量最分散,也就是 $J(X)$ 的值取最大。使得 $J(X)$ 最大化的归一化向量 X_{opt} 是与 G_i 的最大特征值对应的特征向量。 X_{opt} 是将二维特征向量矩阵降维到 X 上之后分散最大的投影向量。找出一系列的投影方向,这些投影方向都代表了一定的且不重复的原始信息,满足以上条件的投影方向集 $\{X_1, X_2, \dots, X_d\}$ 是 G_i 的前 d 个最大特征值对应的彼此正交的特征向量。具体 d 的选择由以下方法确定:

假设 $\{\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n \mid \lambda_1 > \lambda_2 > \dots > \lambda_n\}$ 是 G_i 的 n 个特征值,则定义特征值的贡献度因子为:

$$\sigma_i = \lambda_i / \sum_{i=1}^n \lambda_i, i = 1, 2, \dots, n \quad (6)$$

则 d 需要满足:

$$\sigma_{\text{cum}} = \sum_{i=1}^d \sigma_i > \theta \quad (7)$$

其中, σ_{cum} 称为前 d 个特征值的累计贡献度。

将经过 2DPCA 得到的最佳投影向量集应用到二维特征矩阵中, 把二维特征矩阵投影到这些向量集上即可得到融合后的特征向量:

$$Y_k = TX_k, k = 1, 2, \dots, d \quad (8)$$

投影特征向量 $\{Y_1, Y_2, \dots, Y_d\}$ 称为二维特征向量矩阵的主成分向量。主成分向量形成 $m \times d$ 的矩阵 $Z = [Y_1, Y_2, \dots, Y_d]$ 称为二维特征向量矩阵 T 的融合特征矩阵。

但是该方法只适用于各个特征向量维数相近的情况, 如果各个特征向量维数相差较大, 那么该方法的优势将明显下降^[3]。

2 本文改进算法

2.1 算法的设计思路

利用上述方法进行高速列车故障识别时, 需要对每个特征向量后面添加 0 达到各个不同特征向量的维数匹配。单个特征的维数不同, 要组成特征矩阵, 则需要对低维向量后补 0。由于提取的特征向量维数相差较大, 有些低维的特征向量末尾需要添加较多的 0 才能达到各特征向量的维数匹配, 这在计算过程中会出现差错, 使得获得的融合特征在状态识别中效果很差, 甚至无法识别状态, 产生很大的误差, 如图 1 所示。

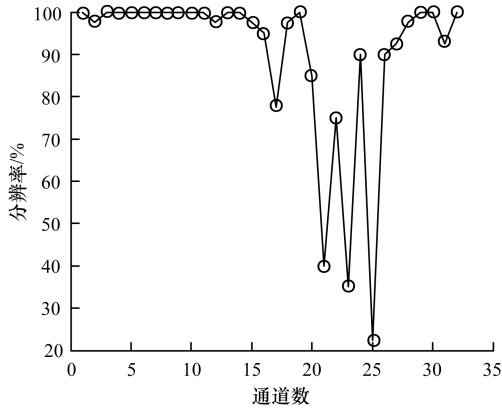


图1 220 km/h 时补 0 方法融合特征的分辨率

由图 1 可知, 在通道 16 ~ 27 中, 利用传统补 0 的特征矩阵构造方法获得二维特征矩阵进行特征融合, 得到的融合特征分辨率很低, 通道 25 甚至达到了 20% 的分辨率, 根本无法正确分辨高速列车的 4 种工况。这个问题的产生主要是由于构造二维特征矩阵时简单地将特征向量补 0 堆叠, 由于各个特征向量之间的维数相差较大, 维数较小的特征大量地补 0, 破坏了原始数据的特性, 进行 2DPCA 降维融合处理后获得的特征向量, 损失了数据的信息, 改变了特征向量的属性。

针对这种情况, 本文提出了一种新的二维特征矩阵构造方法。

2.2 改进的二维特征矩阵构造方法

对于 2.1 节提出的矩阵组合方法不适用于特征向量维数差别较大的情况, 本文提出的改进的二维特征矩阵构造方法是先将提取到的多个特征向量首尾相接构造一个一维向量, 该一维向量包含了所有特征向量的值。通过该向量连续截断来构造矩阵^[14], 当最后一行列数不足时可通过补 0 来凑齐, 该方法只需要在最后一行补 0, 且补 0 个数较少, 不影响矩阵的性质。

由奇异值分解的定义, 对一维信号 $X = (x(1), x(2), \dots, x(N))$, 取 2 个正整数 m 和 n , 对此信号按每次 n 个点连续截取 m 段, 构造一个 $m \times n$ 的矩阵 A 如下:

$$A = \begin{pmatrix} x(1) & x(2) & \dots & x(n) \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ x((m-1)n+1) & x((m-1)n+2) & \dots & x(mn) \end{pmatrix}$$

其中, $m, n \geq 2$ 。利用 SVD 实现信号的分离, 上式可写为:

$$A = \sigma_1 u_1 v_1^T + \sigma_2 u_2 v_2^T + \dots + \sigma_p u_p v_p^T \quad (9)$$

由 SVD 理论可知^[14], u_i 之间是两两正交的, v_i 之间也是两两正交的, 令 $A_i = \sigma_i u_i v_i^T$, 从 A 的构造过程可知, 只要将 A_i 的各行首尾相接, 就可以构造一个分量信号 S_i , 而所有 $S_i (i = 1, 2, \dots, p)$ 则形成了对原始信号 X 的一个分解。原始信号是所有分量信号 S_i 的简单线性叠加, 从原信号中分离一个分量信号的过程就是从原信号中减去该分量信号, 从而使得分离出来的各分量信号保持它们在原信号中的相位不变, 即具有零相位偏移特性^[14]。

二维特征矩阵的行数和列数对特征融合处理有着重要的影响, 因此, 将一维向量截断成多少行和多少列的二维特征矩阵是一个关键问题^[14]。奇异值的大小代表了该奇异值对应的奇异值向量包含的信息量大小, 奇异值越大包含的信息量越多, 因此, 可以通过奇异值的大小来选择尽可能多的包含信息量的最佳行列数:

$$\eta_i = \frac{\sigma_i}{\sigma_1 + \sigma_2 + \dots + \sigma_p}, i = 1, 2, \dots, p \quad (10)$$

包含信息量过小的信号分量实际上没有多大意义, 且如果行数过大, 还会影响计算速度。取一系列不同的行数 m 构造矩阵, 利用相应矩阵的奇异值计算各分量信号的信息量, 并观察它们的变化趋势, 如果不论 m 取何值, 从某一信息量 η_i 开始的后续信息量都趋向于零, 则表明第 i 个分量之后的其他分量没有多大意义, 此时可以确定矩阵行数 $m = i$, 文献^[14]中行数的确定利用了 $n = \text{int}(N/m)$, 该方法当 N/m 非整数时会舍弃一维行向量的部分值。为

了充分包含提取的所有特征向量,本文列数的确定利用 $n = \text{int}(N/m + 1)$,当最后一行列数小于 n 时,可利用补0的方法凑齐,该方法只需要在最后一行补0,且补0个数较少,不影响矩阵的性质。由此,二维特征向量矩阵已经构造完毕。

本文方法构造的二维特征向量矩阵和原有的特征向量组合构成的矩阵,运用1.2节介绍的2DPCA融合方法分别进行相同的实验,结果证明该组合方法在高速列车状态识别中具有更高的识别率。

3 实验结果与分析

本文实验所用的数据是来自西南交通大学牵引动力国家重点实验室研制的机车车辆整车滚动振动试验台。在机车走行部各关键部位装设传感器,采集车体和转向架各个部位的横向、纵向和垂向3个方向的位移或振动加速度。共有正常工况、抗蛇行减震器失效、横向减震器全拆、空气弹簧全拆4种工况。每种工况下运行速度为40 km/h, 80 km/h, ..., 160 km/h, 200 km/h等,直至失稳后停机。每种速度下运行1 min并记录传感器数据,采样频率为243 Hz,因此1 min每个传感器采样数据为14 616个,在进行实验时,将数据分为50组样本,4种工况共有200组数据。4种工况每种工况选取10组作为训练样本,剩余40组作为测试样本。

本文实验先对每组数据提取数据的小波信息熵特征、小波能谱特征、奇异值特征、频谱特征、盒维数特征共5种特征进行融合。

5种特征的维数分别为6维、6维、117维、243维、1维,维数相差很大。利用传统补0的融合方法和本文提出的基于SVD的融合方法计算融合特征,将融合特征用SVM分类器进行分类。利用本文算法得到的融合特征分辨率与利用传统补0方法得到的融合特征分辨率在列车运行速度为40 km/h时的情况如图2所示。

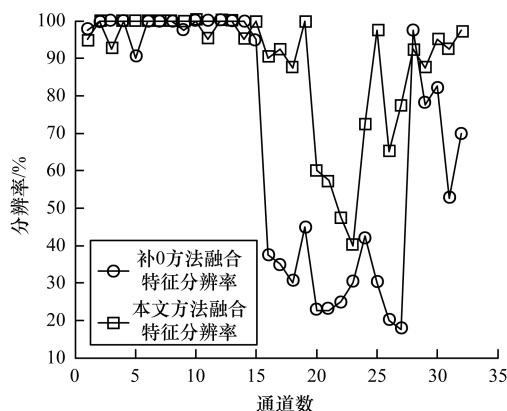


图2 40 km/h时2种不同融合方法的分辨率对比

从图2中可以看出,利用补0的融合方法,在通道16~27中识别率迅速下降,造成无法识别的现象,无法使用,而利用本文的方法,其他通道中识别率与补0的方法大致一样,都达到95%以上甚至是100%,但是在16~27通道中,本文方法的识别率明显比补0的要高出很多,弥补了补0方法的缺陷,因此,本文的特征融合方法能够适用于特征向量维数相差较大的情况,提高了状态识别率。

由于篇幅限制,本文选取部分速度下的识别结果,其他速度下效果相同。在速度120 km/h, 220 km/h下得到的识别率如图3、图4所示。

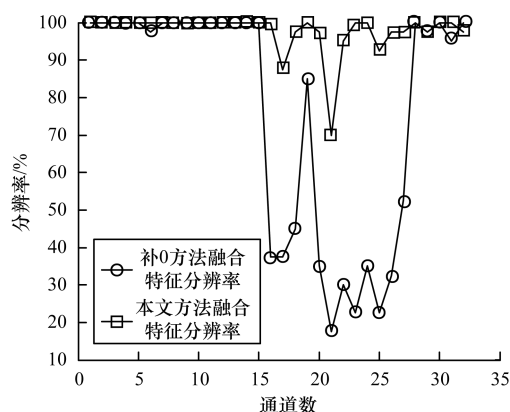


图3 120 km/h时2种方法融合特征的分辨率

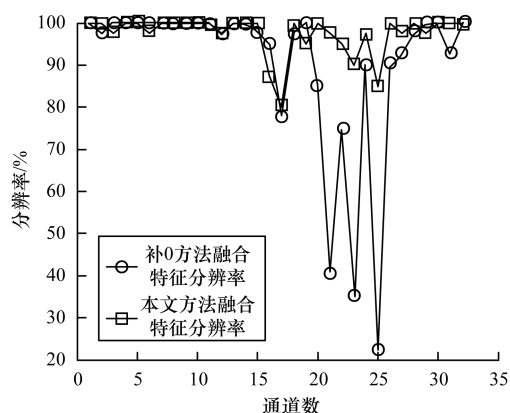


图4 220 km/h时2种方法融合特征的分辨率

对比图2~图4可以看出,列车处于不同的速度下,本文方法的分类准确率都要高于补0的方法,尤其是在通道16~27之间,识别率明显提高。

当然,2种融合方法相对于单特征故障识别率要明显高很多。2种方法与单特征在220 km/h的速度下的识别率如图5~图7所示,其他速度下具有相似的效果,限于篇幅不再显示。

图5~图7是速度在220 km/h的情况下,融合特征与小波信息熵特征、小波能谱特征、盒维数特征3个单一特征对列车运行状态的分辨识别结果对比。3个单一特征分别从3个不同的侧面描述了列车的运行状态。

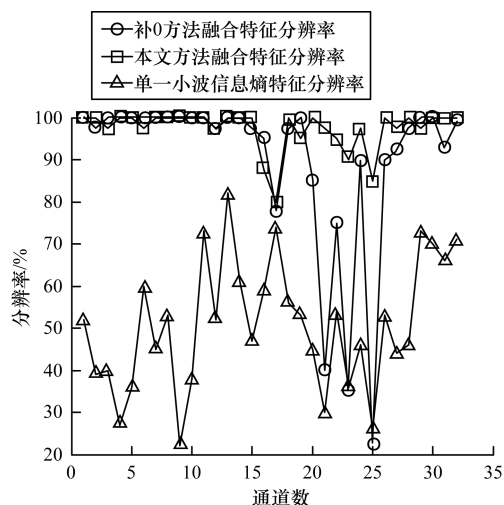


图 5 220 km/h 时融合特征与单特征小波信息熵的分辨率对比

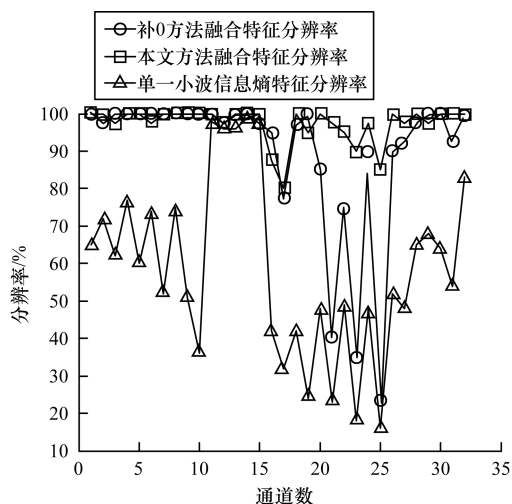


图 6 220 km/h 时融合特征与单特征小波能谱的分辨率对比

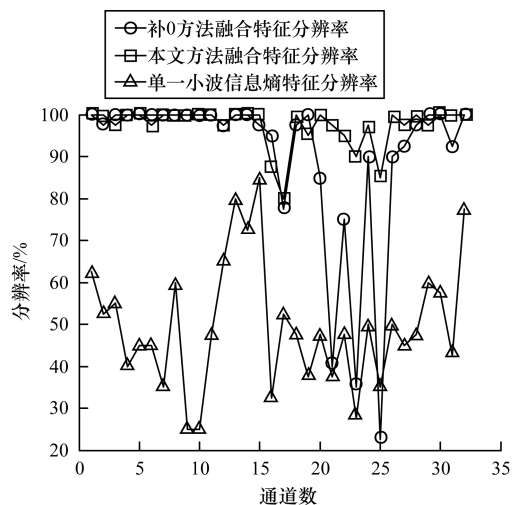


图 7 220 km/h 时融合特征与单特征盒维数的分辨率对比

由图 5 ~ 图 7 可知, 融合特征的分辨率高于单个特征的分辨率, 这是因为单个特征只是利用信号的某一个特性来表征列车的运行状态, 而信号的某一个特性可能会在列车的不同状态下都会出现, 例如, 在列车蛇形失稳和横向减震器失效 2 种工况下, 列车转向架内的横向加速度都会增大^[15], 导致信号的频谱产生低频信号, 但是不能仅依据信号的频谱出现低频信号就判断列车出现蛇形失稳或者是横向减震器失效, 这时就需要通过采集多个特征, 综合考虑分析列车的运行状态。利用数据的多类特征识别高速列车走行部的故障, 可以避免单一特征的局限性, 综合考虑各传感器的多个特征的情况, 从不同角度获取了更多表征其运作状态的信息, 可以减小传感器不确定性误差带来的影响^[16-17], 能更加全面准确地代表系统的运行状态。

4 结束语

本文提出一种利用奇异值分解的特性来构造二维特征矩阵的方法, 解决了由于各个特征向量维数相差较大而导致 2DFF 结果不理想的问题, 该方法避免了特征向量大量补 0 的情况, 因为大量补 0 后融合会影响模糊特征向量的属性, 使特征向量对高速列车的振动情况表述不清, 不能很好地代表当前列车振动的情况, 最终导致错误判决。在高速列车故障诊断中, 提取的特征多种多样且维数相差较大, 很多情况下不能用传统的通过在向量后补 0 的二维特征矩阵方法来进行融合。而本文的方法将各个特征向量先组合再分组, 只是在分组最后一行的时候少量补 0, 保留了特征向量的原有属性, 比传统方法在识别率上有较大的提升。特征融合除了融合方法的设计外, 所融合的特征选择也是提高识别率的重要部分, 如何将两者很好地结合起来提高故障的识别率是下一步要研究的方向。

参考文献

- [1] 王正群, 孙兴华, 郭丽等. 基于 Fisher 准则的多特征融合[J]. 计算机工程, 2002, 28(3): 41-42.
- [2] 胡玉峰, 尹项根, 陈德树, 等. 信息融合技术在电力系统中的应用研究(一)——基本原理与方法[J]. 继电器, 2002, 30(12): 1-5.
- [3] 鲍必赛, 伍健荣, 楼晓俊, 等. 基于二维特征矩阵的特征融合算法[J]. 浙江大学学报, 2012, 46(11): 2081-2088.
- [4] 巫茜, 蔡海尼, 黄丽丰. 基于主成分分析的多源特征融合故障诊断方法[J]. 计算机科学, 2011, 38(1): 268-270.
- [5] 朱国康, 王运锋. 基于多特征融合的道路交通标志检测[J]. 信号处理, 2011, 27(10): 1616-1620.
- [6] Chen Xuhui, Yang Yongxu. Conflict Problems of D-S Evidence in Multi-sensor Information Fusion Technology[C]//Proceedings of 2010 International Conference on Computer Application and System Modeling. Taiyuan, China: [s. n.], 2010: 314-318.

(下转第 32 页)

处理时间为 72 ms。

5 结束语

本文基于单目视觉,提出利用机器学习进行车辆初检,根据初检结果的水平边缘与灰度信息进行车辆验证,解决了车辆检测中环境适应性差、鲁棒性低、产生过多误检的问题。在运用改进的车辆底部阴影检测方法准确定位车辆位置的基础上,利用基于位置信息的成像模型方法进行车距测量,保证了测距精度。实验结果表明,本文方法在不同天气情况下具有较高的车辆检测率和车距测量精度,并且能够满足实时性要求。下一步将改善算法对恶劣天气环境的适应性,提高系统鲁棒性。

参考文献

- [1] Zehang S, George B, Ronald M. On-road Vehicle Detection: A Review [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2006, 28(5): 694-711.
- [2] Kuo Y C, Pai N S, Li Y F. Vision-based Vehicle Detection for a Driver Assistance System [J]. Computers and Mathematics with Applications, 2011, 61(8): 2096-2100.
- [3] 李 星, 郭晓松, 郭君斌. 基于多特征融合的前向车辆检测方法[J]. 计算机工程, 2014, 40(2): 203-207.
- [4] Fang C Y, Liang J H, Lo C S. A Real-time Visual-based Front-mounted Vehicle Collision Warning System [C]// Proceedings of IEEE Symposium on Computational Intelligence in Vehicles and Transportation Systems. Singapore: IEEE Press, 2013: 215-223.
- [5] Kim J H. Improved Vehicle Detection Method Using Feedback Adaboost Learning [J]. International Journal of Computer Theory and Engineering, 2013, 5(1): 77-80.
- [6] Wang H, Zhang W G, Cai Y F. Design of a Road Vehicle Detection System Based on Monocular Vision [J]. Journal of Southeast University (English Edition), 2011, 27(2): 169-173.
- [7] 杨先凤, 杨 燕. 一种基于 HOG-LBP 的高效车辆检测方法[J]. 计算机工程, 2014, 40(9): 210-214.
- [8] Chen Y, Das M, Bajpai D. Vehicle Tracking and Distance Estimation Based on Multiple Image Features [C]// Proceedings of the 4th Canadian Conference on Computer and Robot Vision. Montreal, Canada: IEEE Press, 2007: 371-378.
- [9] Park K Y, Hwang S Y. Robust Range Estimation with a Monocular Camera for Vision-based Forward Collision Warning System [J]. The Scientific World Journal, 2014, 2014(2): 983-990.
- [10] 郭 磊, 徐友春, 李志强. 基于单目视觉的实时测距方法研究[J]. 中国图象图形学报, 2006, 11(1): 74-81.
- [11] 沈志熙, 黄席樾. 基于数据回归建模的单目视觉测距算法[J]. 计算机工程与应用, 2007, 43(24): 15-18.
- [12] Khammari A, Nashashibi F, Abramson Y, et al. Vehicle Detection Combining Gradient Analysis and Adaboost Classification [C]// Proceedings of 2005 IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems. Vienna, Austria: IEEE Press, 2005: 66-71.
- [13] 梁 鹏, 何俊诗, 黎绍发. 基于多尺度 LBP 金字塔特征的分类算法[J]. 计算机工程, 2011, 37(8): 166-168.
- [14] Aytekin B, Altug E. Increasing Driving Safety with a Multiple Vehicle Detection and Tracking System Using Ongoing Vehicle Shadow Information [C]// Proceedings of 2010 IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics. Istanbul, Turkey: IEEE Press, 2010: 3650-3656.
- [15] Meher S K, Murty M N. Efficient Method of Moving Shadow Detection and Vehicle Classification [J]. AEU International Journal of Electronics and Communications, 2013, 67(8): 665-670.
- [16] Stein G P, Mano O, Shashua A. Vision-based ACC with a Single Camera: Bounds on Range and Range Rate Accuracy [C]// Proceedings of 2003 IEEE Conference on Intelligent Vehicles Symposium. Columbus, USA: IEEE Press, 2003: 120-125.
- [17] 肖志涛, 方胜宇, 耿 磊. 基于车道线宽度滤波和抽样行扫描的车道线检测[J]. 河北工业大学学报, 2013, 42(2): 34-40.

编辑 索书志

(上接第 25 页)

- [7] Gao Lipeng, Jia Juan, Dong Laibin. An Improved Fusion Algorithm of Evidence Theory [C]// Proceedings of 2011 Cross Strait Quad-regional Radio Science and Wireless Technology Conference. Harbin, China: [s. n.], 2011: 1495-1498.
- [8] Wei Yongchao. An Improved DS Evidence Combination Method Based on KL Distance [J]. Telecommunications Engineering, 2011, 51(1): 27-30.
- [9] Murphy C K. Combining Belief Functions when Evidence Conflicts [J]. Decision Support Systems, 1999, 29: 1-9.
- [10] 周 哲, 徐晓滨, 文成林, 等. 冲突证据融合的优化方法[J]. 自动化学报, 2012, 38(6): 976-985.
- [11] 魏 旭. 基于 2DPCA 的特征融合方法及其应用[J]. 计算机工程与应用, 2008, 44(5): 70-72.
- [12] 吴敬华. 主成分分析与二维主成分分析之比较研究[D]. 昆明: 云南财经大学, 2014.
- [13] 于建江, 王 琪, 徐春明, 等. 基于特征选择的二维主分量分析[J]. 计算机应用与软件, 2008, 25(2): 71-73.
- [14] 赵学智, 叶邦彦, 陈统坚. 矩阵构造对奇异值分解信号处理效果的影响[J]. 华南理工大学学报, 2008, 36(9): 86-92.
- [15] 秦 娜, 金伟东, 黄 进, 等. 基于 EEMD 样本熵的高速列车转向架故障特征提取[J]. 西南交通大学学报, 2014, 49(1): 27-32.
- [16] 朱建渠, 金伟东, 郑 高, 等. 基于多源信息的高速列车走行部故障识别方法[J]. 振动与冲击, 2013, 33(21): 183-188.
- [17] 古莹奎, 杨子茜, 朱繁龙. 基于主成分分析的滚动轴承故障特征融合分析 [C]// 全国机械行业可靠性技术学术交流会议论文集. 成都: 中国机械工程学会, 2014: 189-193.

编辑 索书志