

[19] 中华人民共和国国家知识产权局

[51] Int. Cl.

G08G 1/017 (2006.01)

G01S 7/02 (2006.01)



[12] 发明专利说明书

专利号 ZL 200710175796.4

[45] 授权公告日 2009年7月29日

[11] 授权公告号 CN 100520853C

[22] 申请日 2007.10.12

[21] 申请号 200710175796.4

[73] 专利权人 清华大学

地址 100084 北京市 100084-82 信箱

[72] 发明人 孟华东 张 颢 王希勤 房建新

[56] 参考文献

CN1159039A 1997.9.10

US5621412A 1997.4.15

CN2246828Y 1997.2.5

EP1022581A2 2000.7.26

CN1118096A 1996.3.6

CN1912949A 2007.2.14

CN2308125Y 1999.2.17

审查员 邓 薇

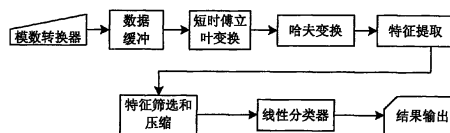
权利要求书 2 页 说明书 7 页 附图 3 页

[54] 发明名称

基于单频连续波雷达的车型分类方法

[57] 摘要

基于单频连续波雷达的车型分类方法，属于智能交通车辆检测领域。该方法以单频连续波雷达的时域雷达信号作为输入，进行时频分析得到随时间变化的雷达回波多普勒频谱图；通过哈夫变换将多普勒频谱图像映射为车辆散射中心位置参数图像；经过特征提取；Karhunen - Loeve (K - L) 筛选和压缩得到特征样本，利用 Fisher 准则进行样本分类，得到车辆的车型分类。对于多类型情况使用多个两类型分类器分别进行两两分类，根据分类器结果进行投票，得到车型分类结果。单频连续波雷达结构简单可靠、成本低廉。本发明利用单频连续波雷达实现了在车辆检测、测速的同时进行车辆分类，实际应用中将车辆分为三类的平均分类正确率达到 94.8%。



1、基于单频连续波雷达的车型分类方法，其特征在于，该方法步骤如下：

步骤一，将时域雷达信号进行时频分析得到回波信号的多普勒频谱图 $t-f_d$ 图像空间：

采用短时傅立叶变换 STFT：

$$\text{STFT}\{x\} \equiv X(m, \omega) = \sum_{n=-\infty}^{+\infty} x[n]w[n-m]e^{-j\omega n}$$

其中 $x[n]$ 是离散时间信号， $w[n]$ 是窗函数， m 是窗函数的滑动位置， ω 是角频率；

车辆散射中心产生的回波信号的多普勒频谱图 $t-f_d$ 图像空间为：

$$f_d(t) = \frac{2vf}{c} \frac{x_0 + x_v - vt}{\sqrt{(x_0 + x_v - vt)^2 + (h_0 - h_v)^2}}$$

其中， x_v 为车辆散射中心横坐标， h_v 为车辆散射中心纵坐标， x_0 为车辆入场位置， h_0 为雷达安装高度， f 为雷达工作频率， c 为光速， f_d 为车辆散射中心反射回波的多普勒频率， v 为车辆相对速度；

步骤二，利用哈夫变换将多普勒频谱图 $t-f_d$ 图像空间转换为参数 x_v-h_v 空间，得到参数 x_v-h_v 空间中车辆散射强度的分布，参数空间中的曲线为：

$$h_v(x_v) = h_0 - (x_v + x_0 - vt) \sqrt{\left(\frac{2vf}{f_d c}\right)^2 - 1}$$

在实现哈夫变换的过程中，通过映射的方法得到 x_v-h_v 平面中散射强度的分布 $R(x_v, h_v)$ ，该分布由积分得到：

$$R(x_v, h_v) = \int_0^1 X_p(t, f_d) dt = \int_0^1 X_p\left(t, \frac{2vf}{c} \frac{x_0 + x_v - vt}{\sqrt{(x_0 + x_v - vt)^2 + (h_0 - h_v)^2}}\right) dt,$$

其中， X_p 是雷达回波的功率谱：

$X_p[m, k] = |\text{FFT}\{x[m, i]w[i]\}|^2 = \left| \sum_{i=0}^{N-1} x[m, i]w[i]W_N^{nk} \right|^2$ ，其中 $x[m, i]$ 是雷达回波采样信号 $x[n]$ 按一定步长截取， $w[i]$ 是窗函数；

步骤三，特征提取：将 $R(x_v, h_v)$ 离散化得到 $R[x_v, h_v]$ ，取 $R[x_v, h_v]$ 中每一列的最大值，然后进行归一化，将强度分布图像映射为一个一维特征向量 $r[x]$ ：

$$r[x] = \frac{\max_h R[x, h]}{\max_{x, h} R[x, h]}$$

步骤四，特征筛选和压缩：采用 Karhunen-Loeve(K-L) 展开，将步骤三得到的一维特征向量 $r[x]$ 投影到按方差大小排序的新的特征空间中，从中选取并得到能够反映特征并且保持较好分类效果的前 N 个特征向量；

Karhunen-Loeve(K-L) 展开过程如下：

首先计算数据强度分布特征向量集合 $\{r\}$ 的协方差矩阵 Σ ：

$\Sigma = \text{cov}(r) = E[(r-\mu)(r-\mu)^T]$ ，其中 μ 是特征样本集的总体均值向量，

然后采用奇异值分解(SVD)的方法计算矩阵 Σ 的本征向量：

$\Sigma = U \Lambda^{\frac{1}{2}} V^T$, 其中 U 、 V 为正交矩阵, 由 Σ 矩阵的本征向量组成, Λ 为对角矩阵, 对角线上元素为从大到小排列的 Σ 矩阵的本征值;

利用本征向量 U 作为正交基, 将样本集投影到按方差大小排序的新的特征空间中:

$$X = U^T r;$$

步骤五, 由判别准则对特征量进行比较, 完成分类: 利用 Fisher 判别准则下得到归一化的最优权向量, 利用最优权向量将样本投影到一维空间并与平均的最优阈值权进行比较, 判断样本的所属类型;

两类线型分类的方法如下:

对于 N 维特征空间的样本向量 X , 找到权向量 w 和阈值权 w_0 , 使得判别函数:

$g(X) = w^T X + w_0$ 满足判别规则:

$$\left. \begin{array}{l} g(X) > 0, \quad \text{则决策 } X \in L_1 \\ g(X) < 0, \quad \text{则决策 } X \in L_2 \\ g(X) = 0, \quad \text{则可将 } X \text{ 分到任意一类或拒绝} \end{array} \right\},$$

其中 L_1 、 L_2 分别为两类的样本集合;

确定权向量 w 的过程如下:

定义 m_i 为样本均值向量, S_i 为样本类内离散度矩阵, S_L 为总类内离散度矩阵:

$$m_i = \frac{1}{N} \sum_{X \in L_i} X, \quad i = 1, 2$$

$$S_i = \sum_{X \in L_i} (X - m_i)(X - m_i)^T, \quad i = 1, 2$$

$$S_L = S_1 + S_2$$

则 Fisher 准则下归一化的最优权向量 w 为:

$$w = \frac{S_L^{-1}(m_1 - m_2)}{\|S_L^{-1}(m_1 - m_2)\|}$$

得到最优权向量 w 之后即可将样本投影到一维空间 Y , 并利用平均的方法计算最优阈值权 Y_0 :

$$Y_n = w^T X_n, \quad n = 1, 2, \dots, N_i$$

$$m_i = \frac{1}{N_i} \sum_{X \in L_i} Y, \quad i = 1, 2$$

$$Y_0 = \frac{\tilde{m}_1 + \tilde{m}_2}{2}$$

至此, 对于任意样本 X , 都可以使用最优权向量 w 计算它的投影 Y , 然后对 Y 和 Y_0 的大小进行比较, 即可对 X 的类型进行判决, 得到车型分类。

2、根据权利要求 1 所述的基于单频连续波雷达的车型分类方法, 其特征在于, 所述步骤五, 由判别准则对特征量进行比较, 完成分类: 对于样本多类型情况, 使用多个两类型分类器分别进行两两分类, 然后根据分类器的结果进行投票, 采用样本在不同分类器中投影点到分界阈值点的距离 $D_i = |Y_i - Y_{0i}|$, 选择最大的 D_i , 作为最终的分类, 得到车型分类结果。

基于单频连续波雷达的车型分类方法

技术领域

单频连续波雷达采用连续发射微波信号的工作方式，用零中频接收机，本振信号和接收信号直接混频得到多普勒信号。本发明涉及用单频连续波雷达对路上行驶车辆进行检测、测速的同时进行车型分类，属于智能交通车辆检测领域。

背景技术

本发明针对当前的车辆检测雷达只能对车辆进行测距和测速而无法进行车型详细分类的问题，提出了利用低成本单频连续波雷达提供的车辆多普勒信息进行车型分类的方法。

以下的文章和专利文献，基本覆盖了该领域主要的背景技术。为了交待出技术的发展过程，让它们时间顺序排列，并逐个介绍文献的主要贡献以及缺点。

1. Roe H, Hobson G., Improved Discrimination of Microwave Vehicle Profiles, IEEE MTT-S International Microwave Symposium Digest 1992, 1992, 2:717-720

距离和多普勒信息相结合的分类技术，采用调频连续波（FMCW）技术，作者采用一部带宽较大、波束较窄的调频连续波雷达安装在道路上方，成 45° 角倾斜观测道路上的一个特定小区域，同时测量运动目标的距离和速度，根据时间、速度、和距离信息在x-y平面上恢复出车辆的轮廓，在此基础上进行车型的分类。缺点是对雷达设备的要求较高，阻碍了此技术的应用和推广。

2. Martinez M, Casar C, Miguel VG, A Neural Network Approach to Doppler-based Target Classification, Proceeding of the International Conference on Radar 92, 1992, 450-453

基于多普勒特征的分类技术，利用神经网络的方法区分飞机/车辆（Aircraft/Vehicle），直升飞机（Helicopter），人（Persons）和杂波（Clutter）。应用于远场雷达，不是专门针对普通道路车辆的分类。

3. Jahangir M, Ponting K, JW. O., A robust Doppler Classification Technique based on Hidden Markov Models, Proceedings of the International Conference on Radar 2002, 2002, 162-166

基于多普勒特征的分类技术，利用隐马尔可夫模型（HMM）区分人员（Personnel），履带车（Tracked Vehicle）和轮式车（Wheeled Vehicle）三类目标。应用于远场雷达，不是专门针对普通道路车辆的分类。

4. Urazghildiiev I, Ragnarsson R, Wallin K, et al, A Vehicle Classification System Based on Microwave Radar Measurement of Height Profile, Proceedings of the International Conference on Radar 2002, 2002, 409-413

基于高度轮廓的分类技术。在车辆经过时，对车身进行扫描，得到车身局部的高度随时间的变化，可以得到很清晰的高度轮廓。这种方案通常采用宽带脉冲雷达，结构较为复杂，成本较高，给这种技术的推广带来了一定的难度。

5. Xuan Y, Meng H, Wang X, et al, A High-Range-Resolution Microwave Radar System for Traffic Flow Rate Measurement, Proceedings of the 8th IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems, 2005, 880-885

基于高度轮廓的分类技术，使用一部带宽大，波束窄的雷达，安装在行车道路的正上方垂直向下观测。由于它具有很高的距离分辨力（对应带宽）和空间分辨力（对应波束宽度），因而在车辆经过时，可以对车身进行扫描，得到车身局部的高度随时间（也就是随着车身的纵向位置）的变化具有很高的距离分辨力，可以得到很清晰的高度轮廓。缺点雷达垂直于地面安装，雷达的波束与车辆目标的运动方向垂直，因而不能利用多普勒信息测量车辆的速度；其次，要从上述的测量结果（高度随时间变化图）得到准确的车辆轮廓信息，必须知道车速，车速的不确定性会给车型识别带来一定的模糊；最后，这种方案通常采用宽带脉冲雷达，结构较为复杂，成本较高，给这种技术的推广带来了一定的难度。

6. Bilik I, Tabrikian J, Cohen A, Target Classification using Gaussian Mixture model for Ground Surveillance Doppler Radar, Proceedings of 2005 IEEE International Radar Conference, 2005, 910-915

基于多普勒特征的分类技术，多普勒特征的产生从根本上有两类原因：一类多普勒特征由目标的内部运动造成，其特点是多普勒信号在同一时刻具有多个频率分量。另一类原因是目标的运动规律具有随时间变化的特点，例如某些目标并不是做理想的匀速运动，而是速度随时间或者空间位置作周期性的波动，这样的特点表现在多普勒信号上就形成了多普勒频率随时间波动的特点。上述两类原因相结合，造成了不同目标类型的不同多普勒特征，可以据此对它们进行分类。不是专门针对普通道路车辆的分类。

7. Kjellgren J, Gadd S, Jonsson N, et al, Analysis of Doppler Measurements of Ground Vehicles, Proceedings of 2005 IEEE International Radar Conference, 2005, 284-289

基于多普勒特征的分类技术，通过仿真和实际雷达数据分析了地面履带车辆的多普勒特征；利用高斯混合模型（GMM）实现对地面目标的分类，类别包括行人、轮式车、履带车、动物和杂波等。应用于远场雷达，不是专门针对普通道路车辆的分类。

发明内容

通过对现有基于微波雷达的交通流检测和分类技术的总结和比较可以看出，现有分类技术都是利用雷达测得的距离、速度或多普勒特征等信息直接或间接的估计车辆轮廓信息从而实现车辆目标的分类。使用脉冲雷达或者变频连续波雷达成本较高，不利于广泛应用推广，而目前微波雷达应用于交通流分类技术仍处于研究起步阶段。

经总结实验数据发现，车辆回波信号的多普勒谱线样式是由目标车辆散射中心的空间分布决定的，而散射中心的分布又是由车身形状决定的，因此，如果可以从目标车辆回波信号的多普勒功率谱计算出车辆的散射中心分布，即可以据此估计目标车辆的形状并对其进行类型识别，可见多普勒特征可以直接用于车辆目标的分类。

本发明基于单频连续波雷达的车型分类方法，以单频连续波雷达的时域雷达信号作为输入，进行时频分析得到随时间变化的雷达回波频谱图，通过哈夫变换将多普勒频谱图像映射为车辆散射中心位置参数图像，经过特征提取和压缩得到特征样本，利用 Fisher 准则进行样本分类，得到车辆的车型分类，实现步骤如下：

步骤一，将时域雷达信号进行时频分析得到回波信号的多普勒频率随时间变化图像。采用短时傅立叶变换 STFT：

$$\text{STFT}\{x[n]\} \equiv X(m, \omega) = \sum_{n=-\infty}^{+\infty} x[n]w[n-m]e^{-j\omega n}$$

其中 $x[n]$ 是离散时间信号， $w[n]$ 是窗函数， m 是窗函数的滑动位置， ω 是角频率。STFT 的结果是一个时间与频率二维平面上的分布，取 STFT 的结果的模的平方，表示输入信号 $x[n]$ 在时间与频率平面上的功率分布，用频谱图表示。

车辆散射中心产生的回波信号的多普勒频率随时间的变化为：

$$f_d(t) = \frac{2vf}{c} \frac{x_0 + x_v - vt}{\sqrt{(x_0 + x_v - vt)^2 + (h_0 - h_v)^2}}$$

其中， x_v 为车辆散射中心横坐标， h_v 为车辆散射中心纵坐标， x_0 为车辆入场位置， h_0 为雷达安装高度， f 为雷达工作频率， c 为光速， f_d 为车辆散射中心反射回波的多普勒频率， v 为车辆相对速度。

轿车散射中心经验分布以及对应多普勒谱线如图 1 所示。图 1 为车辆散射中心及对应的多普勒曲线示意图。图 1 左图标出车辆散射中心，是参数 $x_v - h_v$ 构成的参数空间。右图曲线是对应的车辆散射中心反射回波的多普勒频谱曲线，是多普勒频谱图 $t - f_d$ 构成的图像空间。

步骤二，利用哈夫变换将多普勒频谱图 $t - f_d$ 图像空间转换为参数 $x_v - h_v$ 空间，得到参数 $x_v - h_v$ 空间中车辆散射强度的分布，参数空间中的曲线为：

$$h_v(x_v) = h_0 - (x_v + x_0 - vt) \sqrt{\left(\frac{2vf}{f_d c}\right)^2 - 1}$$

频谱图曲线上的点对应参数空间中的一条直线，频谱图上的一条曲线对应参数空间中的

一簇直线，这一簇直线的交点 (x_v, h_v) 就是多普勒谱线的参数，也就是车辆相应的散射中心坐标。图 2 为哈夫变换示意图。图 2 中左图的各条多普勒曲线经过哈夫变换成为右图的多簇直线，每簇直线的交点就是车辆散射中心。

在实现哈夫变换的过程中，通过映射的方法得到 $x_v - h_v$ 平面中散射强度的分布 $R(x_v, h_v)$ ，该分布由积分得到：

$$R(x_v, h_v) = \int_0^1 X_p(t, f_d) dt = \int_1^1 X_p(t, \frac{2vf}{c} \frac{x_0 + x_v - vt}{\sqrt{(x_0 + x_v - vt)^2 + (h_0 - h_v)^2}}) dt$$

其中， X_p 是雷达回波的功率谱：

$$X_p[m, k] = |\text{FFT}\{x[m, i]w[i]\}|^2 = \left| \sum_{i=0}^{N-1} x[m, i]w[i]W_N^{nk} \right|^2$$

其中 $x[m, i]$ 是雷达回波采样信号 $x[n]$ 按一定步长截取， $w[i]$ 是窗函数。

实际中，由于多种因素影响，哈夫变换的结果得到的参数空间图像各组直线并不像理想情况那样交于一点，而是相交形成模糊的带状区域。但结果中阴影部分的分布形状仍然能够反映出车辆散射中心分布特点以及车身的形状。

步骤三，特征提取：由于雷达安装角度等因素，车辆散射强度分布图条纹会成一定角度，首先将散射强度分布图条纹旋转相应角度调整为垂直方向，这样可以提取条纹的水平方向强度分部信息作为分类特征。图 3 为散射强度分布图调整示意图。

然后取每一竖列的最大值得到一个可以表示散射强度分布的一维特征向量空间。将 $R(x_v, h_v)$ 离散化得到 $R[x_v, h_v]$ ，取 $R[x_v, h_v]$ 中每一列的最大值，然后进行归一化，将强度分布图像映射为一个一维向量 $r[x]$ ：

$$r[x] = \frac{\max_h R[x, h]}{\max_{x, h} R[x, h]}$$

处理结果如图 4 所示。图 4 为车辆散射强度分布图处理结果。

步骤四，特征筛选和压缩：由于如上得到的特征向量空间长度较大，其中有较多无效数据会造成计算量过大和数值不稳定等问题，要对此特征向量 r 进行进一步的筛选和压缩，找出少量的对分类最有效的特征。

一般认为在无标签的样本集合中，具有较大方差的特征量其类间分离度也大，因此采用 Karhunen-Loeve (K-L) 展开，将特征向量投影到按方差大小排序的新的特征空间中，也就等同于依照类别区分能力的排序，从中选取能够反映特征并且保持较好分类效果的前 N 个特征向量。

K-L 变换过程如下：

首先计算数据强度分布特征向量集合 $\{r\}$ 的协方差矩阵 Σ ：

$$\Sigma = \text{cov}(r) = E[(r - \mu)(r - \mu)^T], \text{ 其中 } \mu \text{ 是特征样本集的总体均值向量。}$$

然后采用奇异值分解 (SVD) 的方法计算矩阵 Σ 的本征向量：

$\Sigma = U \Lambda^{\frac{1}{2}} V^T$ ，其中 U 、 V 为正交矩阵，由 Σ 矩阵的本征向量组成。 Λ 为对角矩阵，对角线上元素为从大到小排列的 Σ 矩阵的本征值。

利用本征向量 U 作为正交基，可以将样本集投影到按方差大小排序的新的特征空间中：

$$X = U^T r \quad .$$

在 SVD 过程中，已经对本征值按照从大到小的顺序进行排列，因此在新的特征空间中，各个纬度样本集的方差是递减的，即在向量 X 中，排在前面的特征方差大、信息量大，排在后面的特征方差小、信息量小。为了降低特征量的纬度、减小计算量，可以直接从 X 中选取前 N 个特征而舍掉其余的，使用 K-L 变换之后这样做法损失的特征量信息最小。

步骤五，由判别准则对特征量进行比较，完成分类。在完成了对目标样本特征的提取和特征量空间维数的压缩后，可以采用简单的 Fisher 判别准则进行两类车型的线性分类，然后用多个这样的分类方法实现多类型分类。

利用 Fisher 判别准则下得到归一化的最优权向量，利用最优权向量将样本投影到一维空间并与平均的最优阈值权进行比较，判断样本的所属类型。

两类线型分类的方法如下：

对于 N 维特征空间的样本向量 X ，找到权向量 w 和阈值权 w_0 ，使得判别函数：

$g(X) = w^T X + w_0$ 满足判别规则：

$$\left. \begin{cases} g(X) > 0, & \text{则决策 } X \in L_1 \\ g(X) < 0, & \text{则决策 } X \in L_2 \\ g(X) = 0, & \text{则可将 } X \text{ 分到任意一类或拒绝} \end{cases} \right\}$$

其中 L_1 、 L_2 分别为两类的样本集合。

确定权向量 w 的过程如下：

定义 m_i 为样本均值向量， S_i 为样本类内离散度矩阵， S_L 为总类内离散度矩阵：

$$m_i = \frac{1}{N} \sum_{X \in L_i} X, \quad i = 1, 2$$

$$S_i = \sum_{X \in L_i} (X - m_i)(X - m_i)^T, \quad i = 1, 2$$

$$S_L = S_1 + S_2$$

则 Fisher 准则下归一化的最优权向量 w 为：

$$w = \frac{S_L^{-1}(m_1 - m_2)}{\|S_L^{-1}(m_1 - m_2)\|}$$

得到最优权向量 w 之后即可将样本投影到一维空间 Y ，并利用平均的方法计算最优阈值权 Y_0 。

$$Y_n = w^T X_n, \quad n = 1, 2, \dots, N_i$$

$$m_i = \frac{1}{N_i} \sum_{X \in L_i} Y, \quad i = 1, 2$$

$$Y_0 = \frac{\tilde{m}_1 + \tilde{m}_2}{2}$$

至此，对于任意样本 X ，都可以使用最优权向量 w 计算它的投影 Y ，然后对 Y 和 Y_0 的大小进行比较，即可对 X 的类型进行判决。

对于样本多类型情况再使用多个两类型分类器分别进行两两分类，然后根据分类器的结果进行投票，采用样本在不同分类器中投影点到分界阈值点的距离 $D_i = |Y_i - Y_{0i}|$ ，选择最大的 D_i ，作为最终的分类结果。

单频连续波雷达具有结构简单可靠、成本低廉的优点，已经应用于车辆目标的检测和测速。本发明利用单频连续波雷达实现了在车辆检测、测速的同时进行车辆分类，实际应用中将车辆分为三类的平均分类正确率已经能够达到 94.8%。

附图说明

图 1 为车辆散射中心及对应的多普勒曲线示意图。

图 2 为哈夫变换示意图。

图 3 为散射强度分布图调整示意图。

图 4 为车辆散射强度分布图处理结果。

图 5 为本发明的流程图。

图 6 为短时傅立叶变换 (STFT) 结果。

图 7 为哈夫变换结果。

图 8 为特征提取结果。

具体实施方式

下面结合实施例说明本发明。

图 5 是本发明的流程图。如图 5 所示，雷达交通流检测器的软件由距离测量、车辆检测、速度估计、车型分类、场景感知、状态控制和输入输出等多个功能模块组成。图 5 中，信号预处理阶段包括上述步骤一；检测算法阶段分类算法的前级，提供车辆进出场时间、行驶速度等信息；分类算法阶段包括步骤二到步骤五；

在已有系统样机的技术上，我们在北京市海淀区成府路上进行了实地实验和数据采集，雷达俯角 45° ，安装位置距路面 6 米，经数据处理后得到了 164 个车辆样本。

图 6 为短时傅立叶变换 (STFT) 结果。图 6 中 A 图为波信号，B 图为经过短时傅立叶变换处理后得到的回波多普勒频谱，C 图为此回波相应车辆的视频画面。图 6 为短时傅立叶变

换 (STFT) 结果。将回波多普勒频谱图进行哈夫变换得到车辆散射强度分布图, 图 7 为哈夫变换结果, 图 7 中左图是不同车辆的多普勒频谱图, 右图是哈夫变换后相应的车辆散射强度分布图。

将车辆散射强度分布图进行角度调整和特征筛选得到降维后的特征图像, 相应车辆散射中心的特征向量图像如图 8。图 8 为特征提取结果。

至此得到 520 点的特征向量 r , 进一步进行压缩筛选和压缩, 用 K-L 展开后选取前 14 个保留了足够特征并且使计算量较小的效果折衷的特征向量作为分类数据。

根据车型特点和数据特征, 将样本分为 3 类: A 小型(轿车, SUV); B 中型(面包车); C 大型(大客车, 货车)。

使用 Fisher 线性判别准则实现三个独立的两类线性分类器, 分别用于判别 A/B、A/C、B/C, 结果投票产生最终的分类结果。

将 164 个车辆样本随机拆分为训练集和测试集, 对分类器进行训练和测试, 统计分类结果, 多次计算得到了 94.8% 的平均分类正确率。具体的分类结果如下表所示:

	总数	分为 1 类	分为 2 类	分为 3 类	正确率
真实 1 类	135	128.95	4.53	1.52	95.5%
真实 2 类	17	1.35	15.56	0.09	91.5%
真实 3 类	12	0.70	0.31	10.99	91.6%
合计	164	-	-	-	94.8%

实验结果证明了我们设计的微波交通流检测与分类系统以及相应的信号处理算法是有效和实用的。

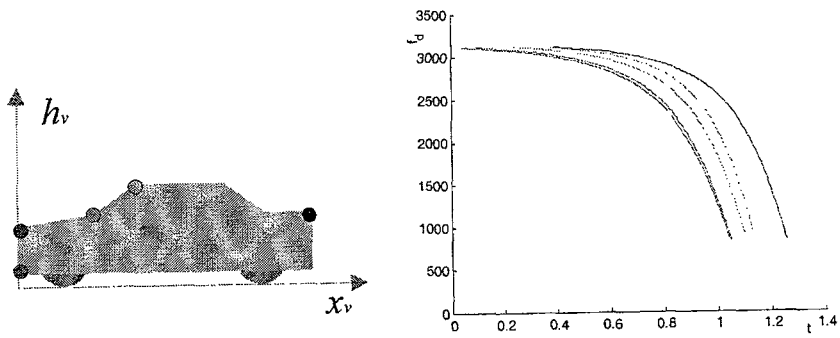


图 1

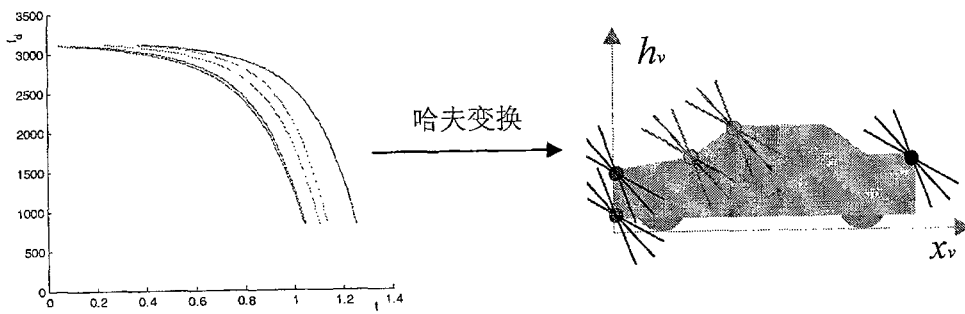


图 2

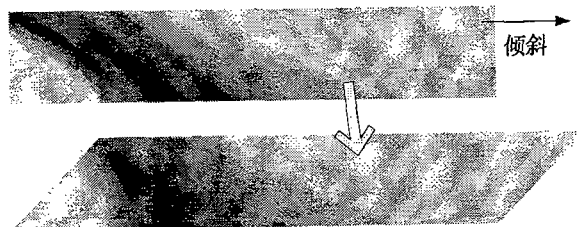


图 3

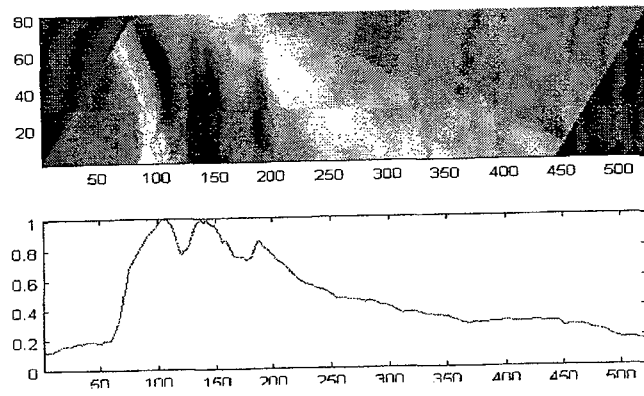


图 4

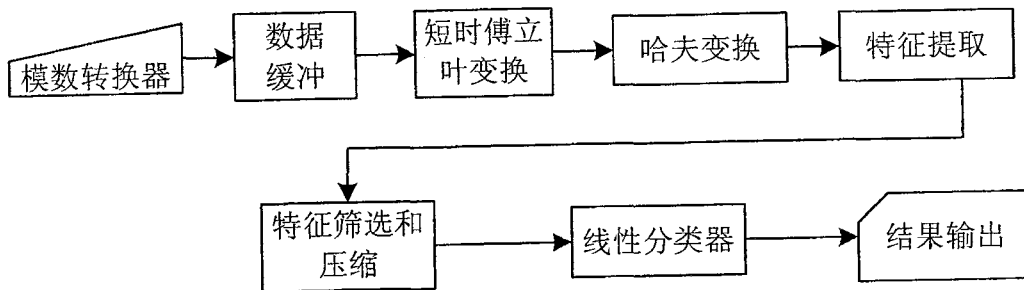


图 5

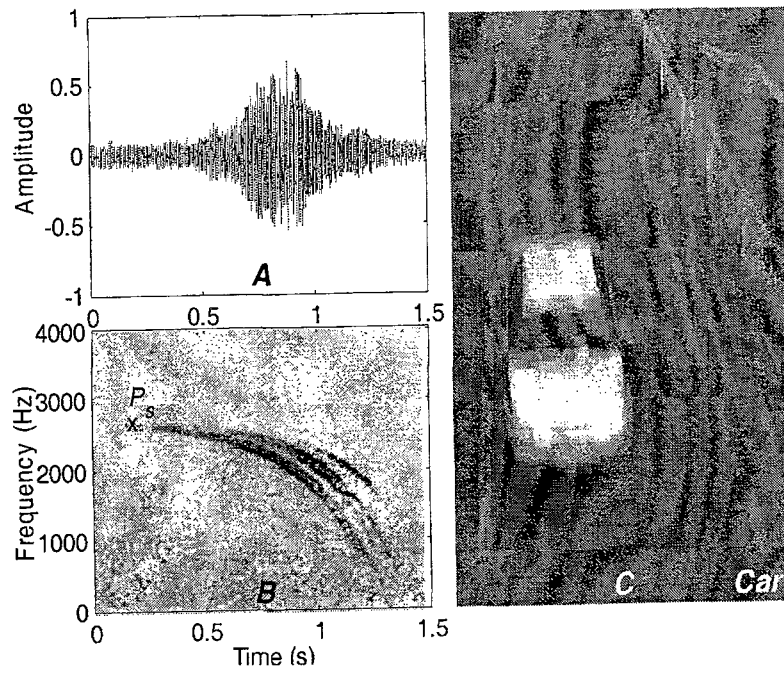


图 6

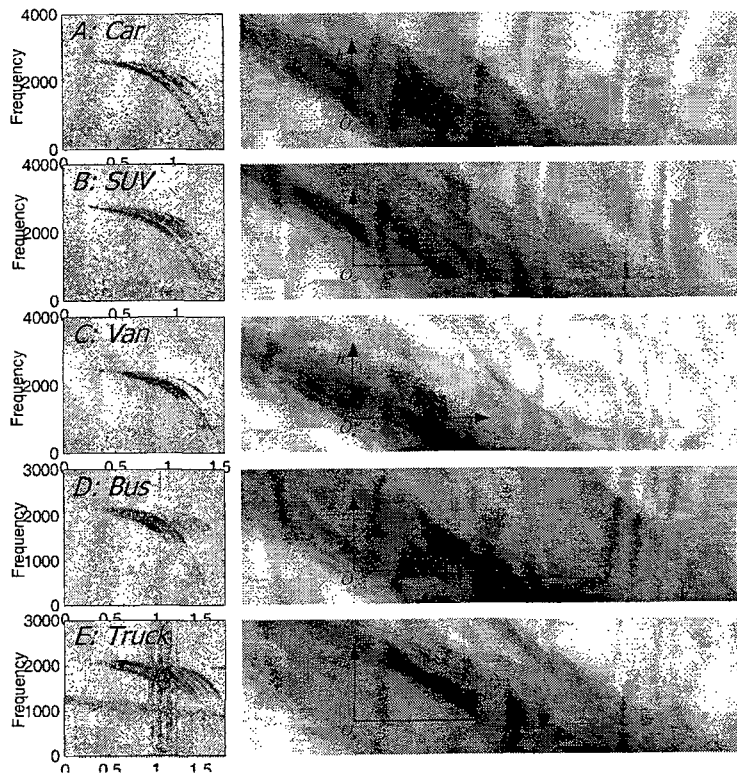


图 7

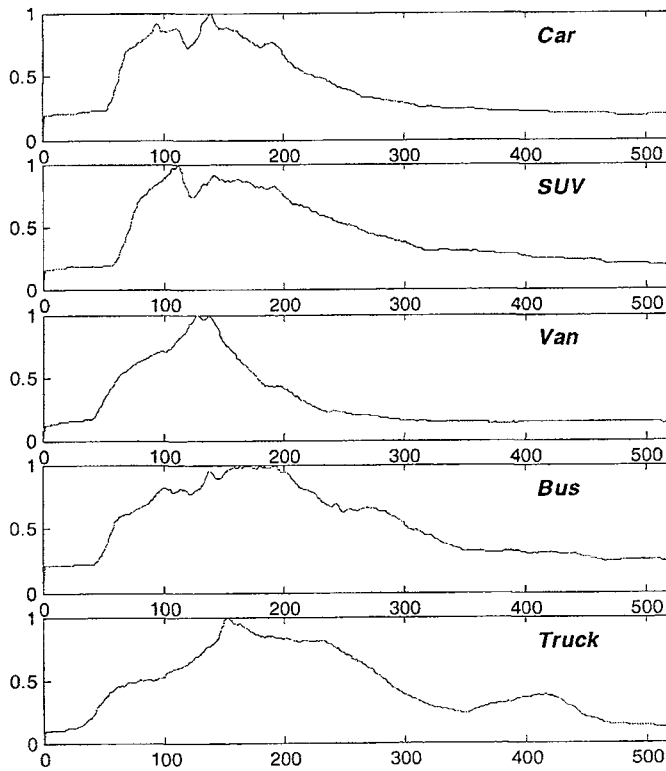


图 8