

液压制动管路中气液两相流流型聚类分析识别

李孝禄 王文越 张远辉 吴善强 李运堂

(中国计量学院机电工程学院, 杭州 310018)

摘要: 利用汽车液压制动系统设计了一套用于检测液压制动管路中气液两相流的实验系统,提出了一种基于图像的灰度共生矩阵与系统聚类分析的气液两相流流型识别方法。该方法使用高速摄像机采集液压制动管路中的气液两相流流型图像,然后利用数字图像处理技术提取流型图像的灰度共生矩阵纹理特征参数,并将这些特征参数作为系统聚类分析的数据,进行系统聚类分析,最终实现流型的识别分类。实验结果表明,选用合适的样品间距和类间距的系统聚类分析模型,能够快速准确地对汽车液压制动系统管路中的4种典型流型进行识别分类,总体识别率达95.625%。该方法为液压制动管路中气液两相流流型参数的研究提供了一种新途径。

关键词: 液压制动管路; 气液两相流; 流型识别; 灰度共生矩阵; 系统聚类分析

中图分类号: U463.52 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2016)02-0377-07

Identification of Gas-liquid Two-phase Flow Patterns in Hydraulic Braking Pipeline Based on Cluster Analysis

Li Xiaolu Wang Wenyue Zhang Yuanhui Wu Shanqiang Li Yuntang

(College of Electrical and Mechanical Engineering, China Jiliang University, Hangzhou 310018, China)

Abstract: The automobile braking liquid is in a gas-liquid two-phase state. The gas-liquid two-phase flow in hydraulic braking pipeline is complicated and difficult to be detected. To detect the flow patterns in hydraulic braking pipeline effectively, an experimental bench was built up by mounting a transparent quartz pipe in a hydraulic braking system of automobile, and a flow pattern identification method was proposed based on the gray level co-occurrence matrix and hierarchical cluster analysis. Totally 160 images of gas-liquid two-phase flow patterns in the hydraulic braking pipeline were captured by a digital high speed camera, the feature parameters of gray level co-occurrence matrix of images were extracted by using image processing techniques, and then these feature parameters were used as source data, which were analyzed by the hierarchical cluster analysis method. In order to improve the accuracy of cluster analysis, different sample spaces and class spaces were compared to find the best combination of sample space and class space. Finally, the flow pattern intelligent identification was realized. The test results indicated that the brake fluid was a gas-liquid two-phase flow in hydraulic braking pipeline of automobile, whose flow patterns were recognized as bubbly flow, plug flow, slug flow and annular flow. The cluster analysis results also proved that the method was successful to identify the four typical flow patterns in hydraulic braking pipeline of automobile, and the whole identification accuracy was up to 95.625%. Especially for bubble flow and slug flow, their identification accuracies were 100%. Due to its high speed and high accuracy, the method provided an effective way for researching the flow patterns of gas-liquid two-phase flow in the hydraulic braking system.

Key words: hydraulic braking pipeline; gas-liquid two phase flow; flow pattern identification; gray level co-occurrence matrix; hierarchical cluster analysis

收稿日期: 2015-06-19 修回日期: 2015-08-15

基金项目: 浙江省自然科学基金项目(LY14E050023)和国家自然科学基金项目(61302191)

作者简介: 李孝禄(1968—),男,副教授,博士,主要从事动力装置测试技术研究,E-mail: lx2006@cjlu.edu.cn

引言

液压制动系统依靠制动液传递制动压力,制动液的状态直接影响制动性能。在正常工况下,汽车制动管路中的制动液处于气液两相流动状态^[1-2]。受环境温度变化、振动等因素的影响,制动液中的气液两相流会影响制动效能,严重时甚至威胁行车安全^[3-4]。

流型是气液两相流中的重要参数,流型可以反映气液两相流中气体和液体成分分别所占的比例,以及气液两相流的流动速度等参数^[5]。因此,对流型的研究可以直观快速地了解气液两相流的状态,并为其他参数的检测找到途径。高速摄影法,是流型识别的直接方法中的一种^[6],由于该方法是一种非侵入式的气液两相流检测方法,流型识别的原始数据可以利用数字图像处理技术从采集的图像中提取,因此该方法直观、便捷^[7]。目前,已有部分专家学者在此方法的基础上展开对气液两相流的研究^[8-12]。从目前的研究来看,数字图像处理技术虽然已经用于流型识别,但方法还不够丰富,工程应用范围较窄,尤其是适用于检测液压制动系统制动管路中气液两相流的方法还很少。

本文提出一种用于识别液压制动系统制动管路中气液两相流流型的方法,该方法使用高速摄像机采集液压制动管路中的气液两相流流型图像,然后利用数字图像处理技术提取流型图像的灰度共生矩阵纹理特征,结合系统聚类分析,最终实现流型的识别分类。

1 灰度共生矩阵

灰度共生矩阵(Gray level co-occurrence matrix)是一种用于描述图像中两个位置的像素空间相关特性的常用方法,常用两个像素之间的联合概率定义,它反映了具有同样亮度或近似亮度的像素之间的位置分布特性和图像的亮度特性^[13]。

灰度共生矩阵不能直接用于描述图像纹理特征,所以常用以下统计量来反映矩阵状况^[14-16]:

(1) 能量 *ASM*:也称为角二阶矩,由灰度共生矩阵元素值的平方和计算得到,是图像灰度分布均匀程度和纹理粗细程度的反映。其计算公式为

$$ASM = \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} P^2(i, j) \quad (1)$$

式中 i, j ——像素灰度

L ——图像灰度级别

$P(i, j)$ ——归一化后各像素点频度

(2) 对比度 *CON*:也称为惯性矩,它是图像清

晰度和纹理沟纹深浅程度的反映。其计算公式为

$$CON = \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} (i-j)^2 P(i, j) \quad (2)$$

(3) 相关性 *COR*:它是空间灰度共生矩阵元素在行或列方向上相似程度的度量,是图像中局部灰度相关性的反映。其计算公式为

$$COR = \frac{\sum_i \sum_j ijP(i, j) - \mu_x \mu_y}{\sigma_x^2 \sigma_y^2} \quad (3)$$

其中

$$\mu_x = \sum_i i \sum_j p(i, j | d, \theta)$$

$$\mu_y = \sum_j j \sum_i p(i, j | d, \theta)$$

$$\sigma_x^2 = \sum_i (i - \mu_x)^2 \sum_j p(i, j | d, \theta)$$

$$\sigma_y^2 = \sum_j (j - \mu_y)^2 \sum_i p(i, j | d, \theta)$$

式中 d ——两个像素间的距离

θ ——灰度共生矩阵生长方向,一般取 0° 、 45° 、 90° 、 135°

$p(i, j | d, \theta)$ —— θ 方向上距离为 d 的一对像素灰度分别为 i 和 j 的概率

式中 i, j 为整数,取值范围为 $[0, 255]$ 。

(4) 熵 *H*:它是图像中所具有的信息量的度量,具有随机性。其计算公式为

$$H = - \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} P(i, j) \lg P(i, j) \quad (4)$$

(5) 逆差矩 *E*:也称局部均匀性,它是图像纹理局部变化的度量,也是图像纹理同质性的反映。其计算公式为

$$E = \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} \frac{P(i, j)}{1 + (i-j)^2} \quad (5)$$

2 系统聚类分析

聚类分析是一种多元分析统计方法,它将样品或变量按照它们在性质上的亲疏程度进行分析,然后用距离尺度或相似系数来描述样品或变量之间的亲疏程度^[17]。与神经网络等模式识别方法不同,聚类分析是一种数据驱动的无监督式学习分类方法^[18]。在进行聚类分析之前不需要知道样本数据的先验知识,而由分类系统本身通过一种有效的方法去发现样本的内在相似性,然后将数据的特征向量以聚类的形式分组。

系统聚类是一种常用的聚类分析方法。系统聚类首先将待识别的 n 类样品或指标各自看成一类,计算样品或指标的亲疏程度,将亲疏程度最高的两类合并,然后计算合并后的类与其他类之间的亲疏程度,再进行合并。重复这一过程直到所有样品或指标合并为一类。

在系统聚类过程中,样本间距最小的样本数据首先被聚为同一类,然后计算类间距,类间距最小的两类将被继续合并为新类,因此计算样本之间的距离以及类之间的距离是决定聚类效果的关键步骤。相同的数据经过不同距离公式的计算分类结果不尽相同,因此要考虑计算距离公式的合理性。常用的几种用于计算样本之间距离的方法有:欧氏距离、方差加权距离、绝对距离、闵氏距离、切氏距离、夹角余弦距离和相关距离。常用的几种用于计算类之间距离的方法有:最短距离、最长距离、中间距离、重心距离、离差平方和距离^[19]。

3 实验

3.1 实验设备

该实验是在一套改造过的汽车液压制动系统上进行的,实验系统由汽车液压制动系统和图像采集系统组成,如图 1 所示。汽车液压制动系统主要由汽车液压制动系统实验台架、流型观察台架组成,汽车液压制动系统使用桑塔纳 2000 型专用制动液。该汽车液压制动系统实验台架可控制车速在 0 ~ 80 km/h 范围内变化,实验平台运转平稳,噪声和振动小。流型观察台架包括一段内径为 4 mm,长度为 15 cm 的透明石英管道,该管道安装在实验台架右前轮液压制动管路中间,用于观察并拍摄制动管路中制动液的流型。为便于观察及减小实验台架运行时所带来的振动影响,该透明石英管道被水平放置在观察台架上并固定。

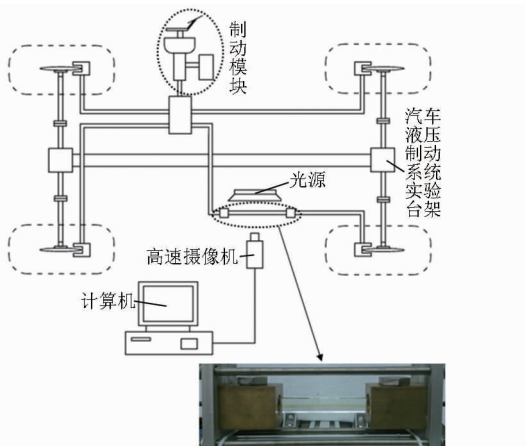


图 1 液压制动系统气液两相流实验系统

Fig. 1 Experimental system of gas-liquid two-phase flow of hydraulic braking system

图像采集系统主要包括高速摄影机和照明光源。高速摄影系统采用德国 Basler acA2000 - 165um 型高速摄像机,摄像机镜头为日本 SCHOTT - MORITEX 显微镜头,该高速摄影系统最大分辨率为 2 048 像素 × 1 024 像素,最大帧率为 200 帧/s,能够

清晰抓拍汽车液压制动系统制动管道中的流型图像。为了使拍摄的图像光亮度分布均匀,照明光源采用 3 200 ~ 5 500 K 的双色温平板式 LED 聚光灯,光线明亮照射面均匀。由于汽车制动液和空气都是透明的,与透明石英管道的区分度较低,为了增强图片中气泡和透明石英管的对比度,可在透明石英管的后侧粘上一层硫酸纸,并将光源放置在透明石英管道后侧,采用逆光照明,可以明显改善照片质量。

3.2 流型图像采集与处理

在水平透明石英管道中采集的流型图像尺寸为 1 500 × 400 像素,帧率为 140 帧/s。实验系统启动并保持稳定后,调整系统时速分别为 5、20、35、50 km/h,在每种时速下分别采集 40 幅流型图像,共 160 幅流型图像。根据文献[5]中流型的分类标准,这 160 幅图片分为 4 种流型,分别为泡状流、塞状流、弹状流、环状流,每种流型对应 40 幅图片。

原始的流型图像(图 2)受实验台架震动和电器设备电磁干扰的影响,会包含很多噪声,图像质量受到很大影响,为此应选择合适的预处理方法滤除图像噪声,并增强图像中的流型特征。双边滤波是一种常用的图像滤波方法,该方法会在有效滤除图片噪声的同时很好地保留图像的高频信号。因此,先对拍摄的流型图像进行双边滤波,再去掉图像中的干扰信号,同时强化流型边缘细节,然后调整图像的对比度和亮度,解决由于照明不足或不均、以及透镜光圈设置误差所引起的图像对比度较低的问题。经过预处理后流型图像如图 3 所示,与原图像(图 2)对比可以看出,图像质量得到明显提高,图像噪声被消除,图像背景灰度降低并均匀化,气泡区域的图像

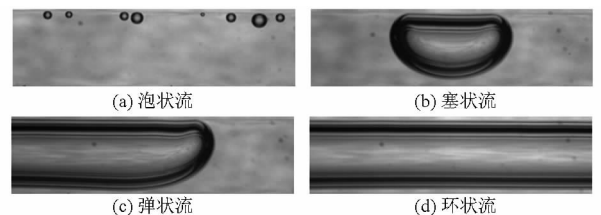


图 2 预处理前的流型图像

Fig. 2 Images of flow patterns before processing

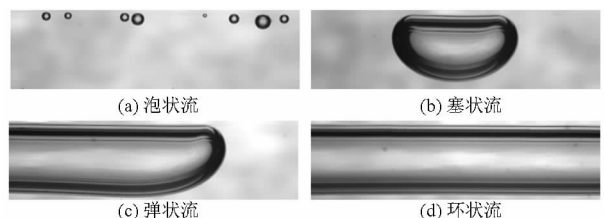


图 3 预处理后的流型图像

Fig. 3 Images of flow patterns after processing

灰度提高,流型区域的形状和细节更加明显,纹理信息被加强。提取使用处理后的流型图像的灰度共生矩阵特征时,由于流型区域的图像纹理信息被加强,而流型区域之外的图像纹理信息被减弱,不同种类流型的图像灰度共生矩阵特征值差异更加明显,使用这些灰度共生矩阵特征值进行聚类分析时,将会缩短分类识别时间,提高识别准确率。

4 实验结果与分析

4.1 聚类分析样品间距和类间距

对采集的流型图像,提取经预处理后的样本图像的灰度共生矩阵,然后根据灰度共生矩阵特征参数的计算公式,计算样本数据的灰度矩阵特征参数,部分结果数据如表1所示。

将160组灰度共生矩阵特征参数进行标准化处理,再将标准化处理后的160组数据作为系统聚类的初始样品数据,然后选择聚类分析所采用的样品间距与类间距。为选择最适合的聚类距离计算方法,可以计算样品间距和类间距的复合相关系数,复合相关系数可以描述样品间距和类间距之间的相关性,复合相关系数越接近1,则该聚类方法越理想^[20]。表2为各种样品间距和类间距组合的复合相关系数计算结果,由表2可以看出不同样品间距和类间距之间的相关性,当样品间距采用绝对距离,类间距采用离差平方和距离时,样品间距与类间距

的复合相关系数为0.8757,为所有复合相关系数中的最大值,故认为样品间距采用绝对距离,类间距采用离差平方和距离最好。

表1 灰度共生矩阵特征参数

Tab.1 Feature parameters of gray level co-occurrence matrix

序号	特征参数				
	能量	熵	惯性矩	相关性	逆差矩
1	0.3539	1.3262	0.1379	0.8945	0.3538
2	0.4075	1.2342	0.1455	0.8446	0.4074
3	0.3176	1.3824	0.1192	0.7963	0.3176
4	0.3451	1.4016	0.1838	0.6498	0.3451
5	0.3096	1.4551	0.1621	0.6292	0.3095
6	0.2787	1.9475	0.2308	0.1478	0.2785
7	0.1908	2.3021	0.2734	0.1389	0.1905
8	0.2457	1.9705	0.1720	0.1783	0.2455
9	0.2099	2.1434	0.1999	0.1602	0.2097
10	0.1943	2.2436	0.2397	0.1536	0.1940
11	0.1395	2.7244	0.5146	0.1217	0.1388
12	0.1475	2.7313	0.4223	0.1102	0.1468
13	0.1561	2.6121	0.4250	0.1447	0.1554
14	0.1664	2.5043	0.3852	0.1322	0.1660
15	0.1106	2.8994	0.5542	0.1147	0.1097
16	0.0829	3.0168	0.6448	0.1426	0.0812
17	0.0735	3.1842	0.7531	0.1142	0.0719
18	0.0682	3.1860	0.6259	0.1159	0.0667
19	0.0753	3.0910	0.6480	0.1354	0.0736
20	0.0791	3.0744	0.5756	0.1208	0.0777

表2 复合相关系数计算结果

Tab.2 Calculation result of complex correlation coefficient

类间距	样品间距						
	欧氏距离	绝对距离	闵氏距离	方差加权距离	切氏距离	夹角余弦距离	相关距离
最短距离	0.8165	0.8281	0.8331	0.7910	0.7858	0.8616	0.8501
最长距离	0.8754	0.8677	0.8594	0.8366	0.8344	0.8603	0.8462
重心距离	0.8678	0.8747	0.8734	0.8593	0.8079	0.8646	0.8673
中间距离	0.8729	0.8746	0.8749	0.8587	0.8079	0.8645	0.8687
离差平方和距离	0.8726	0.8757	0.8754	0.8577	0.8561	0.8638	0.8034

4.2 液压制动管路气液两相流流型聚类分析

根据流型图像的分类,将数据分类结果设定为4类进行系统聚类分析,聚类谱系总图如图4所示。图5为聚类分析分类结果,由图5可以看出,当类间距离为5时,数据被分为 G_1 、 G_2 、 G_3 、 G_4 4种类型,其中 G_1 类包含37个数据, G_2 类包含47个数据, G_3 类包含36个数据, G_4 类包含40个数据,如图6所示。将聚类分析后每一类的数据与4种流型的数据进行对比可知, G_1 类为环状流, G_2 类为弹状流, G_3 类为塞状流, G_4 类为泡状流。此外,由聚类谱系总图4可知,采用流型图像的灰度共生矩阵特征参数作为流型特征时, G_4 类与其他3类的类间距最大,因此 G_4

类的数据最先被分为1类,所以泡状流的流型特征与其他的3种流型特征差别最大。 G_2 类和 G_3 类的数据最后被分别分为2类,可知弹状流和塞状流的特征差异最小。

经过系统聚类分析得知,如表3所示,实际属于环状流的40组数据中,有3组被识别为弹状流,分别为第18组、第26组、第39组数据,识别率为92.5%,如表4所示,实际属于塞状流的40组数据中,有4组被识别为弹状流,分别为第1组、第13组、第15组、第16组数据,识别率为90%,实际属于弹状流的40组数据全部被识别为弹状流,识别率为100%,实际属于泡状流的40组数据全部被识别

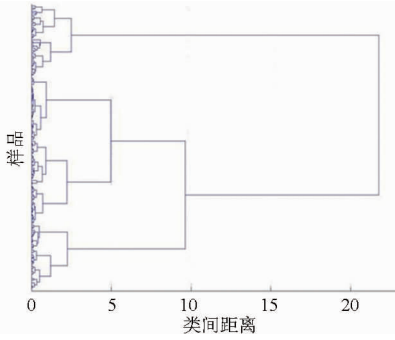


图 4 聚类谱系总图

Fig. 4 Dendrogram of cluster analysis

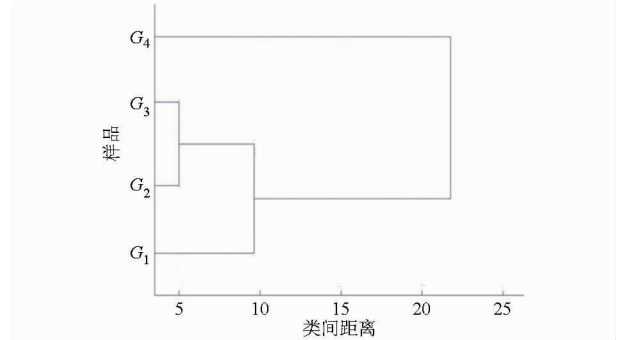


图 5 聚类分析分类结果

Fig. 5 Classification result of cluster analysis

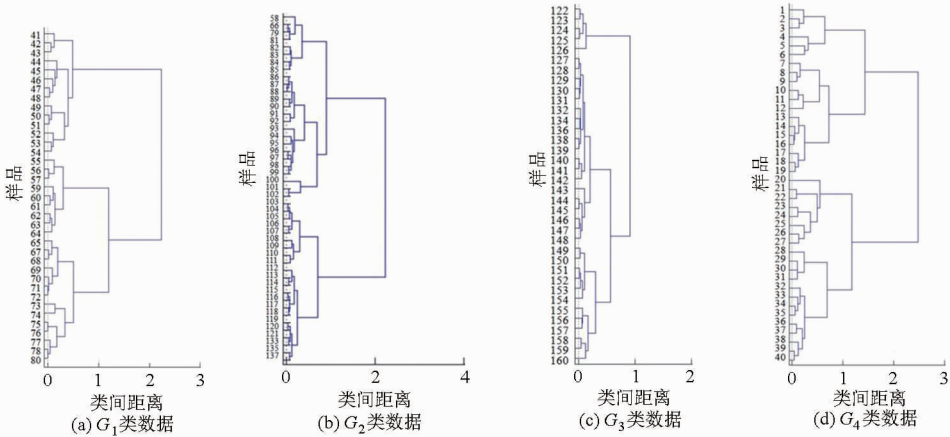


图 6 数据分类结果

Fig. 6 Classification result of data

表 3 环状流识别结果

Tab. 3 Identification result of annular flow

序号	特征参数					识别结果	序号	特征参数					识别结果
	能量	熵	惯性矩	相关性	逆差矩			能量	熵	惯性矩	相关性	逆差矩	
1	0.278 7	1.947 5	0.230 8	0.147 8	0.278 5	环状流	21	0.243 1	2.055 2	0.215 3	0.130 1	0.243 0	环状流
2	0.190 8	2.302 1	0.273 4	0.138 9	0.190 5	环状流	22	0.227 2	2.156 0	0.249 7	0.119 3	0.227 0	环状流
3	0.245 7	1.970 5	0.172 0	0.178 3	0.245 5	环状流	23	0.237 1	2.048 7	0.214 2	0.122 4	0.237 0	环状流
4	0.209 9	2.143 4	0.199 9	0.160 2	0.209 7	环状流	24	0.273 6	1.850 4	0.170 9	0.162 8	0.273 5	环状流
5	0.194 3	2.243 6	0.239 7	0.153 6	0.194 0	环状流	25	0.215 9	2.360 7	0.310 5	0.104 6	0.215 5	环状流
6	0.176 2	2.463 4	0.355 3	0.104 0	0.175 8	环状流	26	0.184 3	2.562 7	0.424 9	0.101 2	0.173 8	弹状流
7	0.215 4	2.143 9	0.204 9	0.157 4	0.215 2	环状流	27	0.241 8	2.007 3	0.208 0	0.131 8	0.241 6	环状流
8	0.219 2	2.171 4	0.225 6	0.151 8	0.219 0	环状流	28	0.186 1	2.440 7	0.352 6	0.108 7	0.185 7	环状流
9	0.187 2	2.246 2	0.220 1	0.148 5	0.187 0	环状流	29	0.197 1	2.387 8	0.343 0	0.111 6	0.196 8	环状流
10	0.190 8	2.302 1	0.273 4	0.138 9	0.190 5	环状流	30	0.231 3	2.115 9	0.229 5	0.126 7	0.231 1	环状流
11	0.209 9	2.143 4	0.199 9	0.160 2	0.209 7	环状流	31	0.223 2	2.252 4	0.273 8	0.116 8	0.222 9	环状流
12	0.194 3	2.243 6	0.239 7	0.153 6	0.194 0	环状流	32	0.273 5	1.997 5	0.232 3	0.135 4	0.273 4	环状流
13	0.238 1	1.967 8	0.156 8	0.177 7	0.238 0	环状流	33	0.201 5	2.409 2	0.354 8	0.113 1	0.201 1	环状流
14	0.219 2	2.023 7	0.165 2	0.171 4	0.219 1	环状流	34	0.188 5	2.378 5	0.284 1	0.117 4	0.188 3	环状流
15	0.255 7	1.982 4	0.190 2	0.160 4	0.255 6	环状流	35	0.294 0	1.896 5	0.184 9	0.142 4	0.293 8	环状流
16	0.247 3	1.891 4	0.160 1	0.185 5	0.247 2	环状流	36	0.293 8	1.839 5	0.162 3	0.168 5	0.293 7	环状流
17	0.191 8	2.439 2	0.384 4	0.108 2	0.191 3	环状流	37	0.225 9	2.158 9	0.236 2	0.121 9	0.225 7	环状流
18	0.180 5	2.537 7	0.352 1	0.102 4	0.170 1	弹状流	38	0.216 3	2.354 7	0.314 5	0.115 7	0.216 0	环状流
19	0.298 9	1.948 1	0.242 9	0.124 9	0.298 8	环状流	39	0.188 7	2.589 3	0.426 8	0.111 5	0.178 1	弹状流
20	0.248 8	2.203 1	0.301 7	0.105 6	0.248 5	环状流	40	0.220 2	2.439 5	0.354 5	0.114 8	0.219 7	环状流

表4 塞状流识别结果

Tab.4 Identification result of plug flow

序号	特征参数					识别结果
	能量	熵	惯性矩	相关性	逆差矩	
1	0.087 7	2.984 1	0.565 2	0.139 9	0.086 0	弹状流
2	0.082 9	3.016 8	0.644 8	0.142 6	0.081 2	塞状流
3	0.073 5	3.184 2	0.753 1	0.114 2	0.071 9	塞状流
4	0.068 2	3.186 0	0.625 9	0.115 9	0.066 7	塞状流
5	0.075 3	3.091 0	0.648 0	0.135 4	0.073 6	塞状流
6	0.079 1	3.074 4	0.575 6	0.120 8	0.077 7	塞状流
7	0.078 0	3.048 9	0.603 5	0.134 2	0.076 5	塞状流
8	0.071 2	3.175 6	0.677 0	0.119 0	0.069 6	塞状流
9	0.070 9	3.184 5	0.723 2	0.113 2	0.069 4	塞状流
10	0.069 0	3.149 6	0.629 7	0.115 2	0.067 6	塞状流
11	0.071 1	3.179 1	0.717 5	0.112 6	0.069 5	塞状流
12	0.071 8	3.159 9	0.715 3	0.120 0	0.070 2	塞状流
13	0.080 5	2.994 5	0.581 2	0.155 0	0.078 8	弹状流
14	0.072 9	3.147 6	0.716 9	0.120 6	0.071 3	塞状流
15	0.082 3	2.978 8	0.580 7	0.160 3	0.080 7	弹状流
16	0.072 3	3.137 4	0.706 0	0.123 4	0.070 8	弹状流
17	0.088 2	2.931 3	0.484 8	0.152 7	0.086 7	塞状流
18	0.070 7	3.154 0	0.708 8	0.124 7	0.068 9	塞状流
19	0.069 2	3.168 5	0.702 8	0.125 5	0.067 6	塞状流
20	0.072 8	3.143 6	0.725 2	0.122 3	0.071 3	塞状流
21	0.068 7	3.181 8	0.743 9	0.126 6	0.067 0	塞状流
22	0.066 2	3.266 6	0.922 7	0.103 0	0.064 9	塞状流
23	0.068 0	3.225 9	0.833 7	0.105 2	0.066 6	塞状流
24	0.067 3	3.260 5	0.862 7	0.104 3	0.065 8	塞状流
25	0.067 7	3.235 1	0.826 7	0.106 2	0.066 1	塞状流
26	0.077 9	3.165 5	0.779 1	0.106 0	0.076 3	塞状流
27	0.066 3	3.243 9	0.859 1	0.105 5	0.064 8	塞状流
28	0.070 7	3.173 7	0.742 3	0.120 0	0.069 1	塞状流
29	0.072 5	3.157 8	0.716 3	0.118 6	0.070 8	塞状流
30	0.073 9	3.134 6	0.733 7	0.121 5	0.072 3	塞状流
31	0.073 2	3.135 8	0.711 0	0.122 9	0.071 8	塞状流
32	0.078 1	3.082 3	0.675 5	0.133 1	0.076 5	塞状流
33	0.071 6	3.151 7	0.656 6	0.122 0	0.070 0	塞状流
34	0.076 5	3.101 4	0.604 1	0.118 4	0.074 9	塞状流
35	0.076 7	3.133 1	0.631 8	0.113 2	0.075 1	塞状流
36	0.079 5	3.116 3	0.631 6	0.112 4	0.077 9	塞状流
37	0.071 6	3.154 1	0.691 2	0.121 5	0.070 0	塞状流
38	0.071 5	3.156 2	0.643 6	0.119 3	0.069 9	塞状流
39	0.072 1	3.140 6	0.678 7	0.122 4	0.070 5	塞状流
40	0.073 3	3.137 5	0.680 1	0.122 9	0.071 7	塞状流

为泡状流,识别率为 100%,总识别结果如表 5 所示。在 160 组原数据中,共有 153 组数据被正确分类,有 7 组数据分类错误,总识别率为 95.625%。为了对分类结果的有效性进行公正客观评价,使用外部评价法中 F-measure 综合指标对分类结果进行评价。经计算,环状流、弹状流、塞状流、泡状流的 F 值分别为 96.10%、91.96%、94.74%、100%,对这 4 种流型的 F 值进行加权平均计算,得到总 F 值为 95.55%。因为 F 值越大表示分类误差越低,可知本方法分类效果好,能满足液压制动系统中对两相流在线识别系统的要求。

表5 系统聚类分析结果

Tab.5 Results of hierarchical cluster analysis

流型	聚类结果				识别率/%
	G_1	G_2	G_3	G_4	
环状流	37	3	0	0	92.5
弹状流	0	40	0	0	100
塞状流	0	4	36	0	90.0
泡状流	0	0	0	40	100

5 结论

(1)在液压制动管路中,处于气液两相流状态的制动液主要存在 4 种流型分别为泡状流、塞状流、弹状流、环状流。

(2)从图像的灰度共生矩阵提取的特征值,对液压制动管路中气液两相流的流型有着很好的分辨能力。从结果来看,这些特征参数是一种非常有效的图像聚类分析的度量标准。

(3)系统聚类分析不需依赖于预先定义的训练实例,聚类算法可自动寻找最合适的分类效果,将该方法用于液压制动管路中气液两相流流型的识别,在数据量较大时可提高流型的在线识别速度,其外部评价指标总 F 值为 95.55%,也表明该方法可靠性高,分类效果好。

(4)实验证明,流型图像提取的灰度共生矩阵特征参数和系统聚类分析结合的方法是可靠的,能够快速准确地识别出液压制动管路中的 4 种典型流型,总识别率为 95.625%,特别对于弹状流和泡状流,识别率可达到 100%。

参 考 文 献

- 1 邓红星,王宪彬. 汽车制动管路压力波动响应特性仿真[J]. 武汉理工大学学报: 信息与管理工程版, 2010, 32(4): 573-575.
Deng Hongxing, Wang Xianbin. Simulation on fluctuation response of automobile brake line[J]. Journal of Wuhan University of Technology: Information & Management Engineering, 2010, 32(4): 573-575. (in Chinese)
- 2 丁问司. 车辆制动油管液体压力传递特性分析[J]. 应用基础与工程科学学报, 2011, 19(3): 466-472
Ding Wensi. Analysis of transmission characteristics for fluid pressure inside vehicle brake pipeline[J]. Journal of Basic Science

- and Engineering, 2011, 19(3): 466 – 472. (in Chinese)
- 3 Kawakami A, Shikada A, Miyao K. Control method for brake vapor lock in automobiles[J]. JSAE Review, 2000, 21(1): 73 – 78.
- 4 李孝禄, 孙毕. 汽车 ABS 中气液两相流对制动压力的影响[J]. 汽车安全与节能学报, 2012, 3(3): 218 – 224.
Li Xiaolu, Sun Bi. Influence of gas-liquid two-phase flow on brake pressure in the anti-locked braking system of a vehicle[J]. Journal of Automotive Safety and Energy, 2012, 3(3): 218 – 224. (in Chinese)
- 5 Ali S F, Yeung H. Two-phase flow patterns in large diameter vertical pipes[J]. Asia-Pacific Journal of Chemical Engineering, 2014, 9(1): 105 – 116.
- 6 李海青. 两相流参数检测及其应用[M]. 杭州: 浙江大学出版社, 1991.
- 7 Lü Jizu, Wang Peng, Bai Minli, et al. Experimental visualization of gas-liquid two-phase flow during reciprocating motion[J]. Applied Thermal Engineering, 2015, 79: 63 – 73.
- 8 施丽莲, 蔡晋辉, 周泽魁. 基于图像处理的气液两相流流型识别[J]. 浙江大学学报: 工学版, 2005, 39(8): 1128 – 1131.
Shi Lilian, Cai Jinhui, Zhou Zekui. Gas-liquid two-phase flow pattern identification based on image processing[J]. Journal of Zhejiang University: Engineering Science, 2005, 39(8): 1128 – 1131. (in Chinese)
- 9 周云龙, 陈飞, 刘川. 基于图像处理和 Elman 神经网络的气液两相流流型识别[J]. 中国机电工程学报, 2007, 27(29): 108 – 112.
Zhou Yunlong, Chen Fei, Liu Chuan. Identification method of gas-liquid two-phase flow regime based on images processing and Elman neural network[J]. Proceedings of the CSEE, 2007, 27(29): 108 – 112. (in Chinese)
- 10 黄刚. 基于高速摄像系统的小管道气液两相流参数测量方法研究[D]. 杭州: 浙江大学, 2012.
Huang Gang. Research of two-phase flow parameters measurement in mini-pipe gas-liquid based on high-speed photographic system[D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2012. (in Chinese)
- 11 Chen F, Zhou Y L, Li H W. Identification method of gas-liquid two-phase flow regime based on image moment invariants and SVM[C]//7th International Symposium on Test and Measurement, 2007, 2: 1318 – 1321.
- 12 Zhou Y L, Chen F, Sun B. Identification method of gas-liquid two-phase flow regime based on image multi-feature fusion and support vector machine[J]. Chinese Journal of Chemical Engineering, 2008, 16(6): 1 – 9.
- 13 Haralick R M. Statistical and structural approaches to texture[J]. Proceedings of IEEE, 1979, 67(5): 786 – 804.
- 14 Baraldia, Parm I F. An investigation of texture characteristics associated with gray level co-occurrence matrix statistical parameters [J]. IEEE Transactions on Geo-science and Remote Sensing, 1995, 33(2): 293 – 303.
- 15 刘俊, 毕华兴, 朱沛林, 等. 基于 ALOS 遥感数据纹理及纹理指数的柞树蓄积量估算[J]. 农业机械学报, 2014, 45(7): 245 – 254.
Liu Jun, Bi Huaxing, Zhu Peilin, et al. Estimating stand volume of xylosma racemosum forest based on texture parameters and derivative texture indices of ALOS imagery[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2014, 45(7): 245 – 254. (in Chinese)
- 16 魏春阳, 张云鹤, 宋瑜冰, 等. 基于颜色分形的不同产地烟叶聚类分析[J]. 农业机械学报, 2010, 41(8): 178 – 183.
Wei Chunyang, Zhang Yunhe, Song Yubing, et al. Hierarchical cluster analysis of tobacco leaves from different areas based on fractal color[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2010, 41(8): 178 – 183. (in Chinese)
- 17 Marquesdesa J P. 模式识别原理、方法及应用[M]. 吴逸飞, 译. 北京: 清华大学出版社, 2002.
- 18 杜运成, 王化祥. 基于电容层析成像的气液两相流流型聚类分析[J]. 中国电机工程学报, 2009, 29(29): 72 – 76.
Du Yuncheng, Wang Huaxiang. Cluster analysis of gas/liquid two phase flow regime based on electrical capacitance tomography [J]. Proceedings of the CSEE, 2009, 29(29): 72 – 76. (in Chinese)
- 19 李亚伟, 陈守煜, 聂相田. 基于 PCA 和聚类分析的相似流域选择方法[J]. 东北水利水电, 2004, 22(7): 1 – 3.
Li Yawei, Chen Shouyu, Nie Xiangtian. Method of selecting simulation watershed based on PCA and cluster analysis[J]. Water Resources & Hydropower of Northeast, 2004, 22(7): 1 – 3. (in Chinese)
- 20 Stenbach M, Karypis G, Kumar V. A comparison of document clustering techniques[C]//Proceedings of KDD – 2000 Workshop on Text Mining, 2000: 1 – 20.